

基于广义判决分析的图像拼接检测最优类色度通道设计方法

赵旭东^{*①} 李生红^① 王士林^② 李建华^①

^①(上海交通大学电子信息与电气工程学院 上海 200240)

^②(上海交通大学信息安全工程学院 上海 200240)

摘要: 针对图像拼接检测问题, 该文提出一种基于广义判决分析(GDA)的最优类色度通道设计方法。将最优类色度通道的设计建模为一个以 GDA 识别力为目标函数, 以类色度通道参数范围为约束条件的最优化问题, 通过网格搜索和梯度上升法求解最优类色度通道参数。在哥伦比亚图像拼接检测评估库中的实验结果显示, 目前 4 种主流的图像拼接检测方法在最优类色度通道上的识别率均高于已有的颜色通道, 验证了该方法的通用性和有效性。

关键词: 图像拼接检测; 类色度通道; 广义判决分析; 网格搜索; 梯度上升法

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)09-2033-08

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01562

Optimal Chroma-like Channel Design for Image Splicing Detection Based on Generalized Discriminant Analysis

Zhao Xu-dong^① Li Sheng-hong^① Wang Shi-lin^② Li Jian-hua^①

^①(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

^②(School of Information Security Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: A Generalized Discriminant Analysis (GDA) based method is proposed to find the optimal chroma-like channel for image splicing detection. The channel design scheme is modeled as an optimization problem in which the objective function is the discriminative power of GDA with constraint of coefficients of the chroma-like channel. The optimization problem is resolved by grid searching combined with the gradient ascent algorithm. The results obtained from the experiment in the Columbia Image Splicing Detection Evaluation Dataset show that the detection performance of four current methods in the mainstream with regard to the rate of identification in the most optimal color designed channel is better than that in the existing color channels, which verify the versatility and effectiveness of the proposed method.

Key words: Image splicing detection; Chroma-like channel; Generalized Discriminant Analysis (GDA); Grid searching; Gradient ascent algorithm

1 引言

随着图像处理软件以及计算机硬件的快速发展, 图像篡改操作越来越容易, 大量的篡改图像充斥在人们的日常生活中。有些图像操作(对比度增强、白平衡、去噪等)不会改变图像内容(视觉意义上), 因此不会使人们对图像表达的信息产生误判。然而有些篡改操作(拼接)会改变图像内容, 导致人们产生误判。恶意的篡改图像往往会带来无法预知的社会后果, 影响社会稳定, 同时给司法取证以及新闻素材采集带来了很大的挑战。针对这种情况,

图像篡改检测技术在最近几年里快速发展起来。目前的图像篡改检测技术大致分为主动篡改检测方法^[1-3]和被动篡改检测方法^[4-18]。主动篡改检测方法通过检测图像中先验信息(数字水印或指纹)是否损坏来判断图像是否被篡改过。主动方法能够较为准确地判断图像是否被篡改过, 并定位出篡改区域, 然而目前大部分的数码相机都不具备嵌入水印或指纹的功能, 因此主动检测方法的使用范围受到了限制。相比而言, 被动图像篡改检测方法并不需要先验信息, 而是依靠图像内部某些统计特性来验证图像的真实性。因此被动图像篡改检测方法在最近几年获得了广泛的关注, 逐渐成为数字图像取证领域的一个研究热点。拼接是最为常见也是最为基础的一种图像篡改操作方式, 研究拼接图像检测对于图像篡改检测有着重要的意义, 本文针对图像拼接检

2013-10-12 收到, 2014-02-04 改回

国家 973 计划项目(2010CB731403, 2010CB731406), 国家自然科学基金(61271316, 61071152), 国家“十二五”科技支撑计划重点项目(2012BAH38B04)和信息内容分析技术国家工程实验室资助课题

*通信作者: 赵旭东 zxd_1220@163.com

测中的颜色通道选取问题进行研究。

目前的大部分数码相机是单感光元件(单 CCD 或单 CMOS)相机,为了得到全彩色 RGB 图像,相机在成像过程中会进行彩色滤波阵列(Color Filter Array, CFA)插值操作,这种插值操作会在像素之间引入特殊的相关性,而图像拼操作会破坏这种相关性,因此通过判断 CFA 插值的一致性可以达到拼接检测的目的^[5-8]。每种相机都有其对应的模式噪声,而且这些噪声都服从特定的分布,拼接操作往往会破坏原始模式噪声的分布,因此相机模式噪声也被作为一种有效特征区分正常图像和拼接图像^[9,10]。来源于不同图像的区域拼接到一起时,光照的分布/方向往往不会完全一致,因此光照分布/方向的不一致性可以作为图像拼接检测的一种依据^[11,12]。对于同一幅图像中的拼接操作(粘贴-复制),可以使用尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)方法进行检测^[13]。随着图像处理软件功能的不断强大,拼接图像越来越逼真,检测的难度也不断地增大,单一类型的特征往往不能取得很好的检测结果,因此基于高阶底层统计特征以及基于组合域特征的方法在最近几年得到了快速的发展,取得了较好的检测结果。文献[14]提取分块离散余弦变换(Block Discrete Cosine Transform, BDCT)、离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)域的二阶统计特征,将组合域的统计特征用于图像拼接检测。文献[15]提出一种自然模型用于数字图像的拼接检测,该模型包含 BDCT 域马尔科夫(Markov)转移概率提取和小波域高阶矩特征提取两个模块,最后将这两个域提取出来的特征组合到一起,输入到分类器中进行检测。文献[16,17]分别在色度域提取灰度共生概率矩阵特征(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)和游程长度游程数特征(Run-Length Run-Number, RLRN)用于拼接检测。文献[18]将相位耦合特征和高阶矩特征引入到图像拼接检测领域。

目前的被动图像拼接检测方法大都是在已有的亮度通道或颜色通道上进行检测。例如,文献[9~15]在亮度通道上进行拼接检测;文献[16,17]在 \mathbf{Cb} 和 \mathbf{Cr} 通道上提取有效特征进行拼接检测。以上检测方法在不同的颜色通道都取得了较好的检测结果,然而现有的这些颜色通道的设计都是面向具体应用的,并不是最有利于图像拼接检测的颜色空间。基于以上原因,本文提出一种面向图像拼接检测的最优类色度通道设计方法,该方法结合广义判决分析(Generalized Discriminant Analysis, GDA)算法,

使得现有的图像拼接检测方法在其对应的最优类色度通道上的检测性能高于已有的颜色通道。

2 类色度通道定义

颜色空间是指一个 3 维或 4 维的坐标系统,坐标系统中的每个坐标轴表示一种特定的物理属性,系统中每一个点表示一种颜色。选择一个合适的颜色空间往往能够大大简化所要解决问题的难度,并且颜色空间的选择对于特征提取、模式识别有着重要的意义^[19]。目前存在着许多颜色空间(RGB, YCbCr, HSV, CIE La^*b^* , CMYK, XYZ 等),如何选取一个面向图像拼接检测的颜色通道是一个重要并且迫切需要解决的问题。

最近几年, YCbCr 颜色空间在图像拼接检测领域取得了较好的检测结果^[16,17]。根据 Rec. ITU-RBT. 601-7^[20]标准, YCbCr 定义为 RGB 颜色空间的线性变换,具体形式如式(1)所示。

$$\begin{pmatrix} \mathbf{Y} \\ \mathbf{Cb} \\ \mathbf{Cr} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.117 \\ -0.299 & -0.587 & 0.886 \\ 0.701 & -0.587 & -0.114 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{G} \\ \mathbf{B} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中, \mathbf{Y} 通道(亮度通道)定义为 \mathbf{R} , \mathbf{G} , \mathbf{B} 三通道的加权和, \mathbf{Cb} 和 \mathbf{Cr} 通道分别是蓝色差和红色差颜色分量。 \mathbf{Y} 通道虽然保留了大量的图像信息,然而图像拼接检测实际上是在强干扰信号(图像内容)中检测弱信号(拼接痕迹)^[15,16],过多的图像内容会干扰检测结果。因此去除图像内容干扰,同时保留拼接信息是图像拼接检测的一个重要的研究内容。 \mathbf{Cb} 和 \mathbf{Cr} 通道可以看作是去相关后的颜色通道,它们保留了颜色信息而去除了大部分的图像内容信息,使得图像拼接的边缘相比于 \mathbf{Y} 通道更加明显,因此 \mathbf{Cb} 和 \mathbf{Cr} 通道能够更好地反应图像拼接痕迹^[15,16]。

受 YCbCr 颜色空间定义的启发,本文定义类色度通道为

$$\mathbf{C}_\theta = (\alpha, \beta, \gamma) \times (\mathbf{R}, \mathbf{G}, \mathbf{B})^T + 128 \quad (2)$$

其中 $\alpha, \beta \in [-1, 1]$, $\alpha + \beta + \gamma = 0$ 以得到去除图像内容后的类色度信息,常数 128 类似于式(1)中色度通道上的常数项以方便视觉上的观看。由式(2)可以看出,类色度通道 \mathbf{C}_θ 随着系数 (α, β, γ) 值的改变而改变。图 1 给出了 3 幅拼接图像在不同类色度通道上的表达。第 1 列图像中的玩具熊、飞鸟和电话亭是拼接部分,拼接图像在类色度通道(0.4, 0.1, -0.5)和(0.6, 0.1, -0.7)上的 Sobel 边缘图像分别显示在第 2, 第 3 列。由图 1 可以看出,随着类色度通道的改变,拼接图像的边缘图像也随之变化,因此可以找到一个合适的类色度通道 \mathbf{C}_θ , 该通道在去除图像内

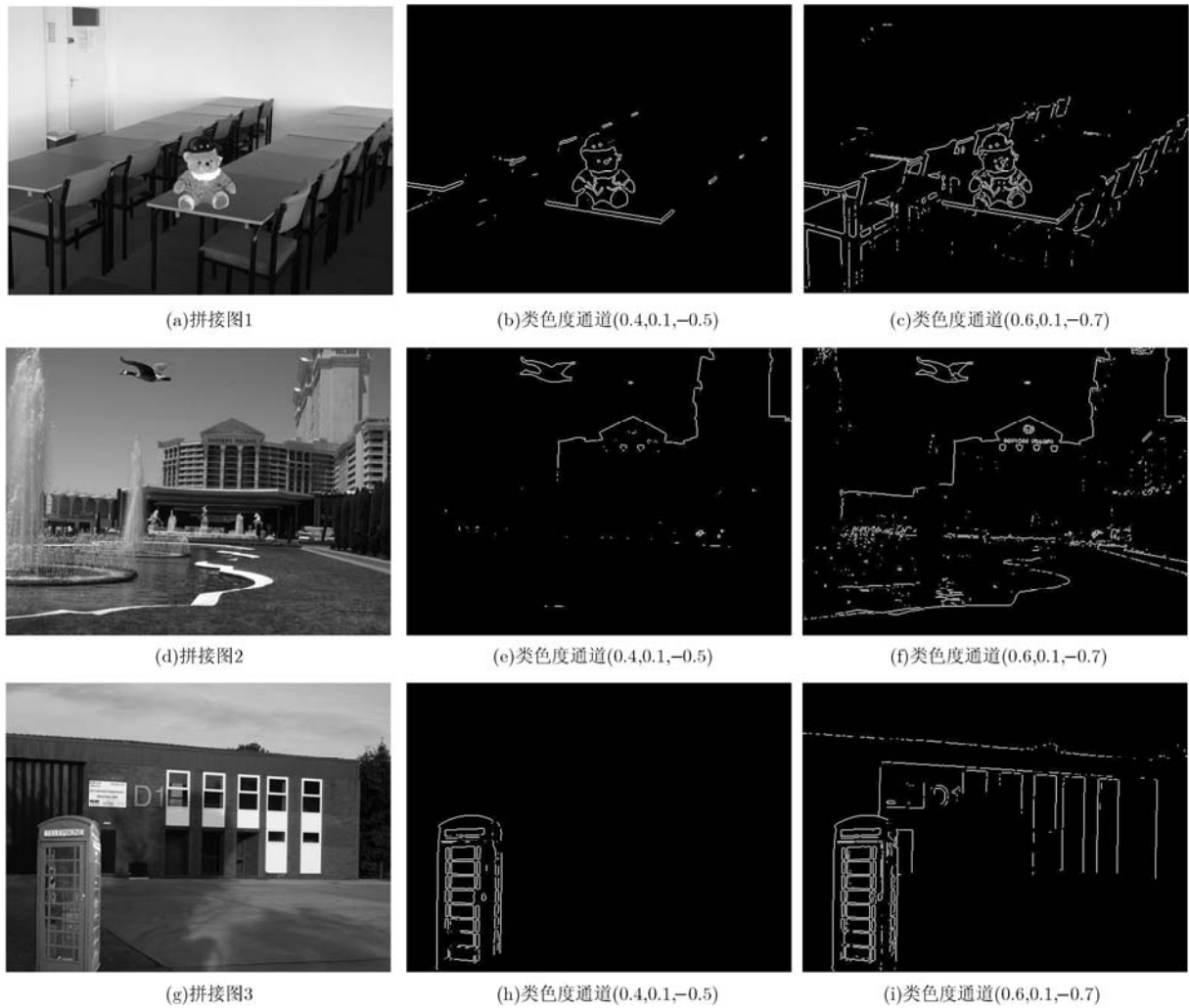


图1 拼接图像在不同类色度通道上的 Sobel 边缘图像

容干扰的同时能够尽可能多地保留拼接痕迹，这就相当于在弱干扰信号中检测弱信号，达到提升算法检测性能的目的。

3 最优类色度通道设计

由于图像拼接信息在不同的类色度通道上表现不同，因此对于某种图像拼接检测方法，其检测结果也会有区别。本文使用机器学习的方法 GDA，将最优类色度通道设计建模为一个以 GDA 输出结果作为目标函数， (α, β) (由于 $\alpha + \beta + \gamma = 0$ ，因此只需计算 (α, β)) 为待求参数的最优化问题。通过网格搜索算法和梯度上升方法找出该最优化问题的最优解，即找到图像拼接检测方法的最优颜色通道。

3.1 最优类色度通道建模

令 \mathcal{F} 为特征提取方法，则 \mathcal{F} 在类色度通道 C_θ 上提取的特征 $\mathbf{x}(\alpha, \beta, \gamma)$ 表示为

$$\mathbf{x}(\alpha, \beta, \gamma) = \mathcal{F}(C_\theta) \quad (3)$$

由于 $\alpha + \beta + \gamma = 0$ ，则 $\mathbf{x}(\alpha, \beta, \gamma)$ 可以简化为 $\mathbf{x}(\alpha, \beta)$ 。线性判决分析(LDA)是一种简单有效的分类方法，能够较好地处理线性分类问题，但是，对于非线性问题 LDA 的分类结果不够理想^[21]。由于图像拼接检测中提取的特征往往是较高维度的非线性特征^[8,14-18]，因此本文使用 GDA 方法，将原始的非线性特征通过核函数投影到高维空间，在高维空间中使用线性划分方式对特征进行分类，因此 GDA 能够较好地解决非线性问题分类。

总的训练特征集合 $\mathbf{X}(\alpha, \beta)$ 由真实图像特征集合 $\mathbf{X}_1(\alpha, \beta)$ 和拼接图像特征集合 $\mathbf{X}_2(\alpha, \beta)$ 两部分组成，即 $\mathbf{X}(\alpha, \beta) = \{\mathbf{X}_1(\alpha, \beta), \mathbf{X}_2(\alpha, \beta)\}$ ，其中

$$\mathbf{X}_i(\alpha, \beta) = [\mathbf{x}_i^1(\alpha, \beta), \mathbf{x}_i^2(\alpha, \beta), \dots, \mathbf{x}_i^{N_i}(\alpha, \beta)], \quad i \in \{1, 2\} \quad (4)$$

N_i 是 $\mathbf{X}_i(\alpha, \beta)$ 集合中的样本个数， $\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta)$ ($1 \leq j \leq N_i$) 是 $\mathbf{X}_i(\alpha, \beta)$ 中第 j 个特征向量。定义一个非线性映射 ϕ ， ϕ 将原始特征空间映射到一个 Hilbert 空间 \mathcal{H} 中去，即 $\phi: R^d \rightarrow \mathcal{H}^D$ ， $\mathbf{x}(\alpha, \beta) \rightarrow \phi(\mathbf{x}(\alpha, \beta))$ ，其

中 d 为原始特征维度, D 为 Hilbert 空间维度且 $D \gg d$ 。

GDA 在 \mathcal{H} 空间中最大化类间距离, 最小化类内距离, 这种最优化方法可以转换为以下特征值求解问题^[21]:

$$\lambda \mathbf{C} \mathbf{v} = \mathbf{B}_b \mathbf{v} \quad (5)$$

其中 \mathbf{C} 为原始特征在 \mathcal{H} 空间中的协方差矩阵, 定义为

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N_1 + N_2} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{N_i} \phi(\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta)) \times \phi^T(\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta)) \quad (6)$$

\mathbf{B}_b 为特征在 \mathcal{H} 空间的类间度量, 定义为

$$\mathbf{B}_b = \frac{1}{N_1 + N_2} \sum_{i=1}^2 N_i \cdot \bar{\phi}_i \cdot \bar{\phi}_i^T \quad (7)$$

$\bar{\phi}_i$ 是真实图像特征集合 ($i=1$) 或拼接图像特征集合 ($i=2$) 在 \mathcal{H} 空间的均值, 定义为

$$\bar{\phi}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \phi(\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta)) \quad (8)$$

由式(5)可知 \mathbf{v} 是特征向量, 则 \mathbf{v} 可以表示为空间 \mathcal{H} 中特征的线性叠加形式, 即

$$\mathbf{v} = \sum_{p=1}^2 \sum_{q=1}^{N_p} w_p^q \phi(\mathbf{x}_p^q(\alpha, \beta)) \quad (9)$$

其中 w_p^q 是 $\phi(\mathbf{x}_p^q(\alpha, \beta))$ 的权值。式(5)两边同时乘以 $\phi^T(\mathbf{x}_r^s(\alpha, \beta))$, 结合式(6), 式(7)和式(9)可以得到

$$\begin{aligned} & \frac{\lambda}{N} \sum_{p=1}^2 \sum_{q=1}^{N_p} w_p^q \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{N_i} \phi^T(\mathbf{x}_r^s(\alpha, \beta)) \phi(\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta)) \phi^T \\ & \quad \cdot (\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta)) \phi(\mathbf{x}_p^q(\alpha, \beta)) \\ & = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^2 \sum_{q=1}^{N_p} w_p^q \sum_{i=1}^2 \left(\sum_{j=1}^{N_i} \phi^T(\mathbf{x}_r^s(\alpha, \beta)) \phi(\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta)) \right) \\ & \quad \cdot \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \phi^T(\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta)) \phi(\mathbf{x}_p^q(\alpha, \beta)) \quad (10) \end{aligned}$$

定义核函数操作

$$\begin{aligned} & k(\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta), \mathbf{x}_p^q(\alpha, \beta)) \\ & = k_{i,p}^{j,q} = \phi^T(\mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta)) \phi(\mathbf{x}_p^q(\alpha, \beta)) \quad (11) \end{aligned}$$

核矩阵 \mathbf{K} 可以表示为

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} \mathbf{k}_{1,1} & \mathbf{k}_{1,2} \\ \mathbf{k}_{2,1} & \mathbf{k}_{2,2} \end{pmatrix} \quad (12)$$

其中 $\mathbf{k}_{i,p} = (k_{i,p}^{j,q}), 1 \leq j \leq N_i, 1 \leq q \leq N_p$ 。定义常数矩阵:

$$\mathbf{I} = \begin{pmatrix} \left(\frac{1}{N_1} \right)_{N_1 \times N_1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \left(\frac{1}{N_2} \right)_{N_2 \times N_2} \end{pmatrix} \quad (13)$$

结合式(11)-式(13), 式(10)可以简化为

$$\lambda \mathbf{K} \mathbf{K} \mathbf{W} = \mathbf{K} \mathbf{I} \mathbf{K} \mathbf{W} \quad (14)$$

其中 $\mathbf{W} = (w_p^q)_{p=1,2}^{q=1,2,\dots,N_p}$ 。因此求解式(5)等同于求解式(14)。由核矩阵 \mathbf{K} 的对称性质, 可以将 \mathbf{K} 分解为

$$\mathbf{K} = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T \quad (15)$$

其中 $\mathbf{\Lambda}$ 是由 \mathbf{K} 的非零特征值组成的对角矩阵, \mathbf{V} 是对应于特征值的特征向量矩阵, 且 \mathbf{V} 是正交矩阵。

将式(15)代入式(14)可以得到

$$\lambda = \frac{(\mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T \mathbf{W})^T \mathbf{V}^T \mathbf{I} \mathbf{V} (\mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T \mathbf{W})}{(\mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T \mathbf{W})^T \mathbf{V}^T \mathbf{V} (\mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T \mathbf{W})} \quad (16)$$

由于 \mathbf{V} 是正交矩阵, 则式(16)可以转换为

$$\lambda \mathbf{U} = \mathbf{V}^T \mathbf{I} \mathbf{V} \mathbf{U} \quad (17)$$

式(17)中

$$\mathbf{U} = \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T \mathbf{W} \quad (18)$$

式(17)是一个特征值分解问题, 可以计算出 $\mathbf{V}^T \mathbf{I} \mathbf{V}$ 矩阵的特征向量 \mathbf{U} , 进而可以得到系数矩阵 \mathbf{W} 。对于一个测试样本 $\phi(\mathbf{z}(\alpha, \beta))$, $\phi(\mathbf{z}(\alpha, \beta))$ 在 \mathbf{v} 上的投影可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{v}^T \phi(\mathbf{z}(\alpha, \beta)) & = \sum_{p=1}^2 \sum_{q=1}^{N_p} w_p^q \phi^T(\mathbf{x}_p^q(\alpha, \beta)) \phi(\mathbf{z}(\alpha, \beta)) \\ & = \sum_{p=1}^2 \sum_{q=1}^{N_p} w_p^q k(\mathbf{x}_p^q(\alpha, \beta), \mathbf{z}(\alpha, \beta)) \quad (19) \end{aligned}$$

定义 $\mu_1(\alpha, \beta)$ 为训练集中真实图像投影到 \mathbf{v} 上的均值, $\mu_2(\alpha, \beta)$ 为训练集中拼接图像投影到 \mathbf{v} 上的均值, 则 $\mu_i(\alpha, \beta) (i \in \{1, 2\})$ 可表示为

$$\mu_i(\alpha, \beta) = \mathbf{v}^T \phi(\mathbf{X}_i(\alpha, \beta)) = \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{v}^T \mathbf{x}_i^j(\alpha, \beta) \quad (20)$$

将测试样本到 $\mu_1(\alpha, \beta)$ 和 $\mu_2(\alpha, \beta)$ 的距离作为判决依据, 因此分类器 ψ 可以表示为

$$\begin{aligned} \psi(\mathbf{z}(\alpha, \beta)) & \equiv (\mathbf{v}^T \phi(\mathbf{z}(\alpha, \beta)) - \mu_1(\alpha, \beta))^2 \\ & \quad - (\mathbf{v}^T \phi(\mathbf{z}(\alpha, \beta)) - \mu_2(\alpha, \beta))^2 \\ & \begin{cases} < 0, & \text{正常图像} \\ \geq 0, & \text{拼接图像} \end{cases} \quad (21) \end{aligned}$$

令测试集合 $\mathbf{Z}(\alpha, \beta) = [\mathbf{z}^1(\alpha, \beta), \mathbf{z}^2(\alpha, \beta), \dots, \mathbf{z}^{N_t}(\alpha, \beta)]$, 其中 N_t 为测试集中样本的个数; 测试集合对应的标识集合为 $\mathbf{Y} = [y^1, y^2, \dots, y^{N_t}]$, $y^j \in \{-1, +1\}, 1 \leq j \leq N_t$, 其中 +1 表示正常图像, -1 表示拼接图像, 则最优类色度通道的设计可以建模为以下最优化问题:

$$\begin{aligned} & \arg \min_{\alpha, \beta} \sum_{j=1}^{N_t} y^j \psi(\mathbf{z}^j(\alpha, \beta)) \\ & \text{s.t.} \quad \begin{cases} 0 \leq \alpha^2 \leq 1 \\ 0 \leq \beta^2 \leq 1 \end{cases} \quad (22) \end{aligned}$$

3.2 最优类色度通道参数求解

由于图像拼接检测中特征提取方法 \mathcal{F} 往往是非连续、启发式的，因此 \mathcal{F} 的导数往往不存在，因此式(22)一般没有固定的解析解。本文采用数值化的方法求解式(22)，该方法包括初始参数选择和局部最优值搜索两部分。

初始参数的选取对于求解式(22)起着重要的作用，一个好的初始参数能够大大提升算法性能。本文采用 2 维网格搜索的方式确定 (α, β) 初始值，即 (α_0, β_0) ，网格搜索步长设置为 0.1。类色度通道初始参数选择算法为：

(1)对于类色度通道参数 (α_i, β_i) ，根据式(5)–式(20)求解出 \mathbf{v} ， $\boldsymbol{\mu}_1(\alpha_i, \beta_i)$ 和 $\boldsymbol{\mu}_2(\alpha_i, \beta_i)$ 。

(2)将测试集合 $\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i)$ 投影到 \mathbf{v} 上，根据式(21)分类，得到分类结果 $\psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i))$ (即识别率)。

(3)令 $i = i + 1$ ，重复过程(1)和过程(2)。

(4)初始参数 $(\alpha_0, \beta_0) = \arg \max_i \psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i))$ 。

初始参数选择完后，使用梯度上升算法求解局部最优值 (α^*, β^*) 。梯度上升算法按照当前点的梯度方向搜索参数，直到收敛(达到局部最优解)。根据梯度上升算法，第 $(i + 1)$ 个参数可以表示为

$$(\alpha_{i+1}, \beta_{i+1}) = (\alpha_i, \beta_i) + \delta \frac{\nabla \psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i))}{\|\psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i))\|} \quad (23)$$

其中 δ 是最小搜索步长， $\nabla \psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i))$ 为 ψ 在 $\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i)$ 上的梯度，定义为

$$\nabla \psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i)) = \left(\frac{\partial \psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i))}{\partial \alpha_i}, \frac{\partial \psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i))}{\partial \beta_i} \right) \quad (24)$$

因此局部最优值可以通过以下算法得到：

(1)设置初始值 (α_0, β_0) 、终止条件 ε 以及令 $i = 0$ 。

(2)计算 $\nabla \psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i))$ ，由式(23)计算得到 $(\alpha_{i+1}, \beta_{i+1})$ ，令 $i = i + 1$ 。

(3)重复此过程(1)和过程(2)，直到 $\|\nabla \psi(\mathbf{Z}(\alpha_i, \beta_i))\| < \varepsilon$ ，得到最优参数 $(\alpha^*, \beta^*) = (\alpha_i, \beta_i)$ 。

4 实验结果和分析

4.1 实验设置

本文采用哥伦比亚大学彩色拼接图像库 DVMM^[22]验证算法的有效性。DVMM 包含 183 幅真实图像和 180 幅拼接图像，这些图像都是无压缩的 TIFF 格式，图像大小在 757×568 到 1152×768 的范围内。图像库中的图像来自于 4 种不同的相机：Canon G3, Nikon D70, Canon 350D Rebel XT 以及 Kodark DCS 330。图像库中的图像主要涵盖室内图像以及室外建筑，拼接图像是使用 Adobe PhotoShop 对两幅不同的真实图像进行剪切复制得

到的。本文采用 4 种不同的图像拼检测方法(特征提取方法)，验证算法的可行性。这 4 种特征分别为马尔科夫特征 (Markov)^[15]，灰度共生矩阵特征 (GLCM)^[16]，游程直方图特征 (RLRN)^[17] 以及矩特征 (Moments)^[18]。文献[15]在 8×8 分块 DCT(BDCT) 差分系数矩阵上计算不同状态之间的 Markov 转移概率，并将不同方向上的状态转移概率作为识别特征用来区分正常图像和拼接图像。文献[16]将色度域信息引入到图像拼接检测领域，即首先将图像转换到色度域(\mathbf{Cb}/\mathbf{Cr} 通道)，然后对色度通道进行 4 个方向的差分操作(水平、垂直、主对角和副对角)，接着计算不同方向上色度差分矩阵的系数联合概率分布(灰度共生矩阵)，最后将所有的联合分布概率输入到 SVM 进行分类预测。文献[17]将基于游程直方图的统计特征 (RLRN) 引入到图像拼接检测领域，同时结合色度域信息对拼接图像进行检测。小波分解具有较好的时频统计特性，能够反应出图像不同方向、不同分辨率以及不同频率的特性，是图像分析的一个有力工具。文献[18]将小波分解引入到图像拼接检测领域，首先对输入图像进行小波分解，接着计算各个小波系数的 1-D 和 2-D 特征函数，然后根据特征函数计算每个小波子带的一、二、三阶矩，最后将所有的小波系数矩特征整合成一个特征向量用于区分正常图像和拼接图像。这 4 种特征提取方法在不同的图像变换域提取不同的底层统计特征 (BDCT 域、色度域、小波域和 Fourier 频域)，是目前的主流图像拼接检测算法，具有较强的代表性，因此能够验证最优类色度通道设计方法的通用性和有效性。

实验中采用高斯函数作为 GDA 的核函数将原始特征映射到高维空间。实验过程中随机选取一半的图像作为训练集 $\mathbf{X}(\alpha, \beta)$ ，剩下的一半作为测试集 $\mathbf{Z}(\alpha, \beta)$ 。训练集用来确定高斯核函数的标准差参数，以及类色度通道的初始值 (α_0, β_0) ，然后按照 3.1 节和 3.2 节的方法计算最优参数 (α^*, β^*) 。测试集用来验证算法的有效性，即在测试集上计算拼接检测方法在其对应的最优类色度通道上的识别率。

4.2 实验结果分析

4 种特征提取方法的初始参数选择结果如图 2 所示。图 2 将不同特征提取方法在不同 (α, β) 上的识别率以等高图的形式表现出来，由图可以看出随着 (α, β) 的改变，4 种不同特征所对应的识别率也相应改变。实验结果证实了类色度通道设计方法的可行性，同时根据等高图可知，特征的识别率随着 (α, β) 的改变是渐变的、连续的，因此可以使用梯度上升算法找出局部最优解。得到特征的等高图后就可以

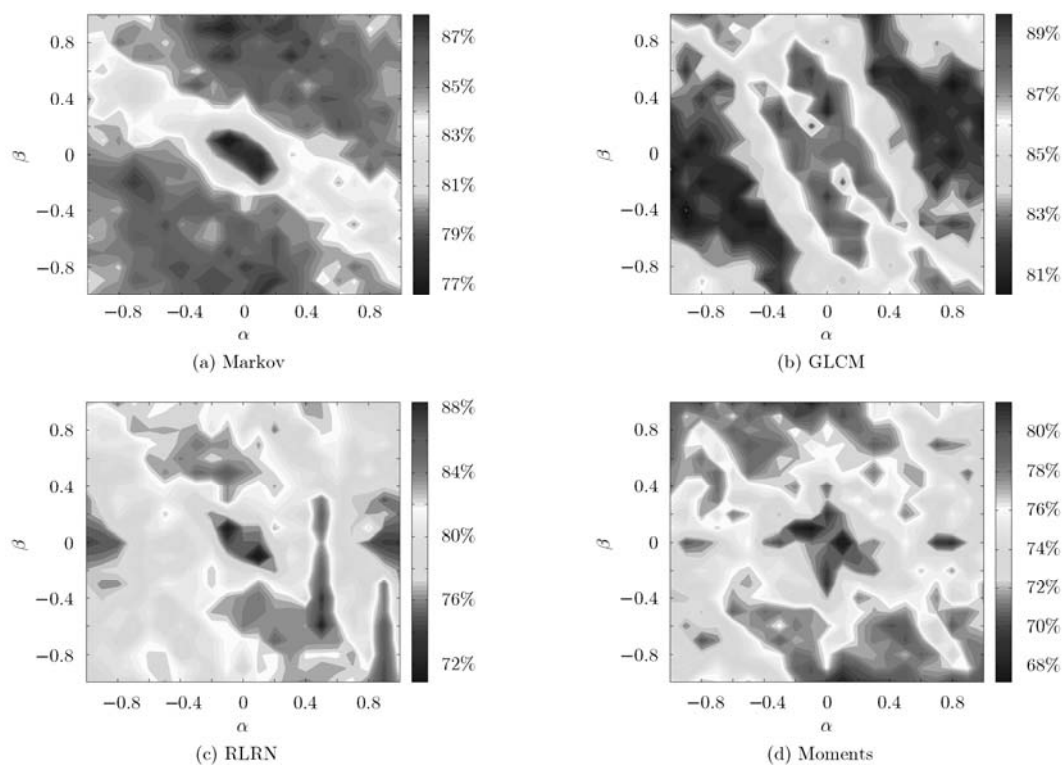


图 2 4 种特征提取方法的初始参数选择结果

确定梯度上升算法的初始点, 然后根据式(23)和式(24)得到最优类色度通道参数。表 1 给出了 4 种不同特征提取方法所对应的初始参数值和最优类色度通道参数值, 梯度上升算法从初始值 (α_0, β_0) 位置开始搜索, 按照梯度上升方向搜索下一个位置, 直到算法收敛, 最后得到最优类色度参数 (α^*, β^*) 。虽然梯度上升算法是一种局部最优化方法, 但是由图 2 可知, 检测方法的识别率随着类色度参数的改变而渐变, 且根据网格搜索的结果可以找出最优解所在的区域, 因此结合网格搜索算法的梯度上升方法可以在给定的取值范围内找到最优解。

为了综合比较最优类色度通道的性能, 表 2 和图 3 给出 4 种不同特征提取方法在 RGB 颜色空间, YCbCr 颜色空间以及最优类色度通道 C_θ 中的检测性能比较。表 2 中给出了 30 次实验的平均识别率, 对应的标准差放在括号里表示。图 3 给出了不同特征提取方法在不同颜色通道中的 ROC(Receiver Operating Characteristic)曲线。由表 2 和图 3 可以看出 4 种不同的特征在其对应的最优类色度通道上的检测性能均高于已有的常用的颜色通道, 因此实验结果验证了算法的可行性和通用性。

表 1 不同特征提取方法对应的初始参数值和最优参数值

	Markov ^[15]	GLCM ^[16]	RLRN ^[17]	Moments ^[18]
(α_0, β_0)	(-0.200, 1.000)	(-0.100, 0.300)	(0.400, -0.500)	(0.000, -0.900)
(α^*, β^*)	(-0.139, 0.921)	(-0.056, 0.324)	(0.498, -0.598)	(0.071, -0.971)

表 2 特征提取方法在不同颜色通道上的识别率比较(%)

特征	R	G	B	Y	Cb	Cr	C_θ
Markov ^[15]	79.79 (2.19)	81.27 (2.37)	79.14 (2.03)	81.50 (3.37)	85.23 (1.77)	83.05 (2.12)	88.29 (2.40)
GLCM ^[16]	76.71 (2.68)	78.04 (3.26)	76.83 (3.09)	76.32 (2.66)	87.71 (2.32)	86.08 (2.25)	90.07 (2.78)
RLRN ^[17]	70.74 (2.43)	73.33 (3.37)	71.70 (3.91)	73.41 (2.39)	82.02 (2.27)	82.98 (2.39)	89.67 (1.41)
Moments ^[18]	71.99 (3.34)	71.93 (3.21)	70.88 (2.56)	70.87 (2.59)	73.61 (2.64)	70.31 (2.54)	81.03 (3.01)

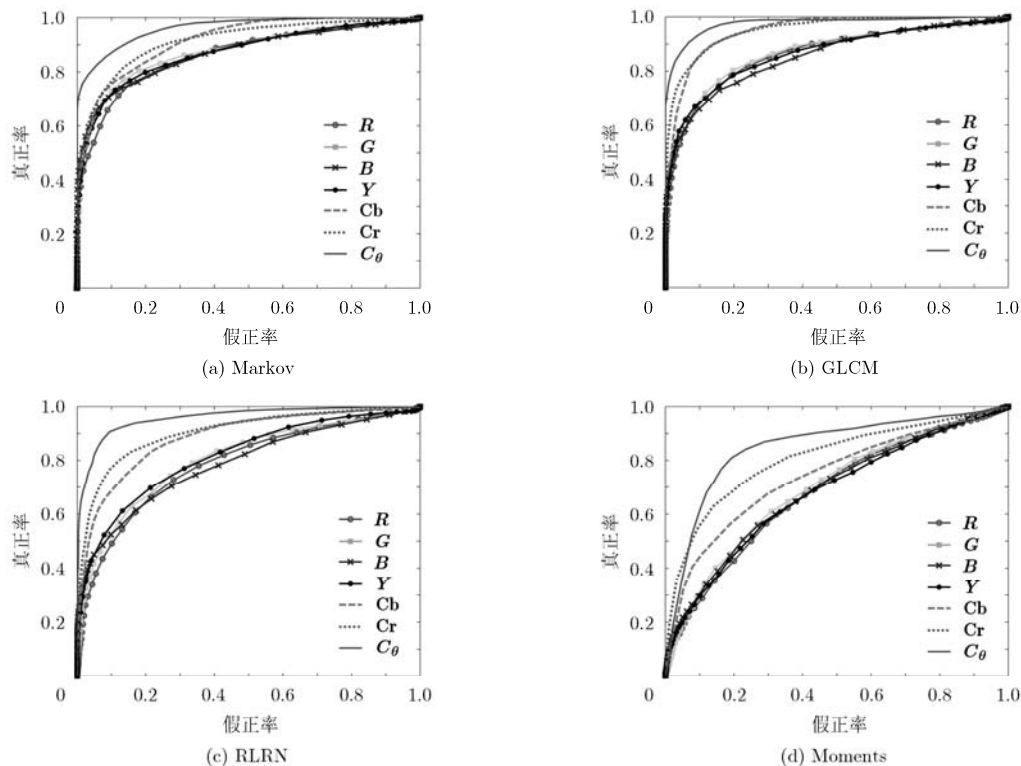


图3 4种特征提取方法在不同颜色通道上的ROC曲线

5 结束语

传统的图像拼接检测算法都是基于单通道，而没有考虑到多个颜色通道之间的联系。综合考虑多通道的颜色信息，能够捕捉到更多的拼接痕迹，从而可以提升检测算法的识别率。由于现有的颜色空间都是面向某种具体应用而设计的，因此并不是最有利于图像拼接检测的空间。本文提出了一种面向图像拼接检测的颜色通道，即类色度通道，该通道是 R 、 G 、 B 通道的线性加权表示。合理地选取权值系数可以去除图像内容干扰，同时保留图像拼接痕迹，因此可以提升拼接检测算法的识别率。本文将最优类色度通道系数(即最优权值系数)的求解，建模为一个以 GDA 识别力为目标函数，以权值系数取值范围为约束条件的最优化问题。通过在哥伦比亚大学彩色图像拼接检测评估数据库上的测试，现有的 4 种常用图像拼接检测算法在最优类色度通道上的识别率均高于已有的颜色通道。实验结果验证了算法的可行性和通用性。

参考文献

- [1] Phan R C W. Tampering with a watermarking-based image authentication scheme[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(11): 3493-3496.
- [2] Nezhadarya E, Wang Z J, and Ward R K. Robust image watermarking based on multiscale gradient direction quantization[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2011, 6(4): 1200-1213.
- [3] Chan K C, Moon Y S, and Cheng P S. Fast fingerprint verification using sub-regions of fingerprint images[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, 14(1): 95-101.
- [4] Farid H. A survey of image forgery detection[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2009, 26(2): 16-25.
- [5] 王波, 孔祥维, 尤新刚. 利用颜色滤波矩阵估计原图的拼接定位盲取证方法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(1): 200-206.
Wang Bo, Kong Xiang-wei, and You Xin-gang. A blind forensics method for image splicing based on original image estimation using color filter array interpolation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(1): 200-206.
- [6] Dirik A E and Memon N. Image tamper detection based on demosaicing artifacts[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Cairo, Egypt, 2009: 1497-1500.
- [7] Cao H and Kot A C. Accurate detection of demosaicing regularity for digital image forensics[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2009, 4(4): 899-910.
- [8] Cao H and Kot A C. Manipulation detection on image patches using fusionboost[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012, 7(3): 992-1002.
- [9] Fridrich J, Chen M, and Goljan M. Imaging sensor noise as

- digital x-ray for revealing forgeries[C]. Proceedings of 9th International Workshop on Information Hiding (IH), Saint Malo, France, 2007: 342-358.
- [10] Pan X, Zhang X, and Lyu S. Exposing image splicing with inconsistent local noise variances[C]. Proceeding of the IEEE International Conference on Computational Photography, Seattle, USA, 2012: 1-10.
- [11] Johnson M K and Farid H. Exposing digital forgeries in complex lighting environments[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2007, 2(3): 450-461.
- [12] Carvalho T J D, Riess C, Angelopoulou E, *et al.* Exposing digital image forgeries by illumination color classification[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2013, 8(7): 1182-1194.
- [13] Pan X and Lyu S. Detecting image region duplication using SIFT features[C]. Proceedings of Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), Dallas, USA, 2010: 1706-1709.
- [14] He Z, Lu W, Sun W, *et al.* Digital image splicing detection based on Markov features in DCT and DWT domain[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(12): 4292-4299.
- [15] Shi Y Q, Chen C, and Chen W. A natural image model approach to splicing detecting[C]. ACM Proceedings of the 9th Workshop on Multimedia and Security, Dallas, USA, 2007: 51-62.
- [16] Wang W, Dong J, and Tan T. Effective image splicing detection based on image chroma[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Cairo, Egypt, 2009: 1257-1260.
- [17] Zhao X D, Li J H, Li S H, *et al.* Detecting digital image splicing in chroma spaces[C]. Proceedings of International Workshop on Digital Watermarking, Seoul, Korea, 2011: 12-22.
- [18] Chen W, Shi Y Q, and Su W. Image splicing detection using 2-D phase congruency and statistical moments of characteristic function [C]. Proceedings of The Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, San Jose, USA, 2007: DOI: 10.1117/12.704321.
- [19] Stokman H and Gevers T. Selection and fusion of color models for image feature detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(3): 371-381.
- [20] International Telecommunication Union. Recommendation ITU-R BT.601-7: Studio encoding parameters of digital television for standard 4:3 and wide-screen 16:9 aspect ratios [OL]. http://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/bt/R-REC-BT.601-7-201103-I!!PDF-E.pdf, 2012.9.
- [21] Baudat G and Anouar F. Generalized discriminant analysis using a kernel approach[J]. *Neural Computation*, 2000, 12(10): 2385-2404.
- [22] Ng T T, Hsu J, and Chang S F. Columbia image splicing detection evaluation dataset[OL]. <http://www.ee.columbia.edu/ln/dvmm/downloads/AuthSplicedDataSet/AuthSplicedDataSet.htmAuthSplicedDataSet/photographer>, 2013, 8.
- 赵旭东: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为数字图像取证.
- 李生红: 男, 1971年生, 教授, 研究方向为信息内容安全.
- 王士林: 男, 1979年生, 副教授, 研究方向为图像处理和模式识别.
- 李建华: 男, 1965年生, 教授, 研究方向为信息安全和计算机通信网.