

基于 BIRCH 聚类加速的彩色图像增强算法

齐兴斌¹, 赵丽^{1,2}, 李雪梅¹

(1. 山西大学 计算机工程系, 太原 030013; 2. 北京航空航天大学 计算机学院, 北京 100191)

摘要: 针对现存的大多图像增强算法增强的图像可见性丢失问题, 提出了一种基于 BIRCH 聚类加速的彩色图像增强算法; 首先, 通过 BIRCH 聚类加速确定数据库中与输入图像直方图相似度最高的图像来提取图像特征; 然后, 选择最小欧氏距离的特征值进行图像融合以获取目标图像; 最后, 增强图像通过目标图像直方图规范化和后期处理获得; 大量图像融合实验结果验证了算法的有效性, 该算法扩展了图像增强的类别, 解决了增强过程中可能出现的可见性丢失问题, 使图像增强的适应性更强; 另外, EM、CII 和 SSIM 评估指标的结果表明该算法明显改善了增强效果。

关键词: 彩色图像增强; BIRCH 聚类; 融合; 直方图规范化; 目标图像

A Color Image Enhancement Algorithm Based on BIRCH Cluster Acceleration

Qi Xingbin¹, Zhao Li^{1,2}, Li Xuemei¹

(1. School of Computer, Shanxi University, Taiyuan 030013, China;

2. School of Computer, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: As the loss visibility problems for most of the existing image enhancement algorithms, a color image enhancement algorithm based on BIRCH cluster acceleration is proposed. Firstly, the images in the database with highest histogram correlation with input images are identified with birch cluster acceleration. Then, the target image is obtained by fusing images based on minimum Euclidean distance between extracted features. Finally, the enhanced image is obtained by the normalization of the target image and after-processing. The verification of the proposed algorithm is testified by many experimental results. And the proposed algorithm extends the image enhancement category and solves the loss visibility problems that may occur during enhancing, making image enhancement adaptable. In addition, the results of the assessment indicators EM, CII and SSIM show that the proposed algorithm improves the enhanced effect significantly.

Keywords: color image enhancement; BIRCH cluster; fusing; histogram normalization; target image

0 引言

对比度通常指的是图像中亮度或灰度差, 是区分图像细节变化的重要属性。而对比度增强的目的是增加图像的对对比度, 一般通过转换图像来展示肉眼很难检测到的特征, 要求在保存图像的自然外观的同时, 放大细节属性^[1]。这种常用的图像处理应用十分广泛, 可在雨雾天增强视野和清晰度的视频处理器^[2], 可对病变组织的进行细微观察^[3], 增强遥感图像分辨率^[4]等。因此研究增强效果更好、适应性更佳的增强算法具有非常重要的现实意义。

已有的对比度增强算法一般可以分为变换算法^[5-6] (如对比度变换、幂指变换、分段线性变换等)、直方图处理算法^[7-8] (如直方图均衡化 (HE)、直方图规范) 以及一些混合算法^[9-11]。

如文献 [5] 主要研究将灰度图像增强方法扩展到彩色图

像, 同时避免遇到色域问题, 但该算法获得的整体增强依赖于灰度图像的对对比度增强函数。文献 [6] 是一种 Retinex 图像增强算法, 采用幂指变换压缩图像动态范围, 然而, 复杂度明显高于传统的 Retinex 增强算法。

文献 [7] 提出了一种基于精确直方图的图像增强, 输入直方图映射为目标图像直方图, 然而该算法依赖于用于产生目标直方图的方法。目标直方图的好坏直接影响最终结果。文献 [8] 提出了一种直方图规范增强, 是一种用于具有多模态直方图图像的全局对比度增强算法, 但是, 它不能直接应用于彩色图像, 因为独立应用于每个颜色信道的直方图规范会扰乱获得图像感知的颜色度。

文献 [9] 利用小波域的多尺度性和多分辨率特性解决红外图像的低分辨率和低对比度问题, 将小波变换与直方图均衡化结合使用产生具有对比度增强的红外图像。然而小波变换较长的运行时间使之不满足实时处理要求。文献 [10] 通过拉普拉斯金字塔和融合技术进行白平衡和对比度增强, 保持色度和亮度上的良好的可视性, 然而限于去雾类的图像。文献 [11] 在 HSV 色彩空间, 提出了一种带色彩恢复的 Retinex 和饱和度校正策略的图像增强算法, HSV 各分量进行自适应调整, 由于该算法在 RGB 和 HSV 空间进行多次转换, 可能会造成数据丢失和计算误差。

本文提出了一种基于纹理的直方图规范增强算法, 利用了每幅图像的统计学参数和相关图像数据库, 当给定输入图像时, 计算统计学参数, 并与数据库中图像进行比较, 通过计算欧氏距离比较输入图像的每个计算参数与存储向量, 产生最小

收稿日期: 2015-09-26; 修回日期: 2015-12-04。

基金项目: 山西省基础研究项目计划—青年科技研究基金 (2014021039-6)。

作者简介: 齐兴斌 (1976-), 男, 硕士, 副教授, 主要从事算法设计、图像处理等方面的研究。

赵丽 (1980-), 女, 硕士, 副教授, 主要从事算法设计、图像处理等方面的研究。

李雪梅 (1962-), 女, 教授, 主要从事算法设计、图像处理等方面的研究。

欧氏距离的统计学参数作为融合图像的准则，从获得的融合图像集中，选择具有最高熵的图像作为目标图像。大多现存的算法都不会考虑图像数据库的使用，因此本文的创新点是将自动纹理直方图规范化与图像数据库结合使用，使图像增强的类别有较大扩展，同时提高了增强效果。

1 BIRCH 聚类

BIRCH 是利用层次方法的平衡迭代规约和聚类，它的最大特点是能利用有限的内存资源完成对大数据集的高质量聚类^[12]。

1.1 聚类特征

聚类特征 (Cluster Feature, CF) 是 BIRCH 增量聚类算法的核心，CF 树中的节点都是由 CF 组成，一个 CF 即为一个三元组，代表簇的所有信息。例如，给定 N 个 d 维的数据点 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，CF 的定义如下：

$$CF = (N, LS, SS) \quad (1)$$

式中， N 为子类中节点的数目， LS 为 N 个节点的线性之和， SS 是 N 个节点的平方和。CF 的特性之一是可以求和，若 $CF_1 = (n_1, LS_1, SS_1)$ ， $CF_2 = (n_2, LS_2, SS_2)$ ，则 $CF_1 + CF_2 = (n_1 + n_2, LS_1 + LS_2, SS_1 + SS_2)$ 。质心 C 和半径 R 计算如下所示：

$$C = (X_1 + X_2 + \dots + X_n) / n \quad (2)$$

$$R = (|X_1 - C|^2 + |X_2 - C|^2 + \dots + |X_n - C|^2) / n \quad (3)$$

式中， $X_1 + X_2 + \dots + X_n$ 为向量之和，簇半径表示簇中所有点到簇质心的平均距离，簇中所有数据点的特性之和存储于 CF 中，当一个数据点加入到某个簇时，该数据点的特征，如属性值，就发生丢失，因此，BIRCH 聚类很大程度上可以对数据集进行有效压缩。

1.2 CF 树

CF 树的参数有：内部节点平衡因子 B ，叶节点平衡因子 L ，簇半径阈值 T 。树中每个节点最多包含 B 个孩子节点，记为 $(CF_i, Child_i)$ ， $1 \leq i \leq B$ ， CF_i 是这个节点中的第 i 个聚类特征， $Child_i$ 指向节点的第 i 个孩子节点，对应于这个节点的第 i 个聚类特征。一棵 CF 树是数据集的压缩表示，叶子节点的每一个输入都代表一个簇，簇中包含若干个数据点，原始数据集中越密集的区域，簇中包含的数据点越多，越稀疏的区域，簇中包含的数据点越少，簇的半径小于等于 T 。

BIRCH 算法分为 3 个阶段：

- 1) 扫描所有数据，建立初始化的 CF 树，把稠密数据分成簇，稀疏数据作为孤立点对待；
- 2) 使用全局或者半全局算法对全部的叶子节点进行聚类；
- 3) 这个阶段可选，把阶段 2 的中心点作为种子，将数据点重新分配到最近的种子上，保证重复数据分到同一个簇中，同时为簇添加标签。

2 提出的算法

本文算法为各类输入图像自适应生成良好的目标图像，所用的图像数据库包含随机选择的不同类图像集，这使得该算法能够找到最相似图像进行融合，选择的目标图像越好，获得的增强级别越好。图 1 为图像数据库中存储的图像样本集，提出的算法使用纹理提取、匹配和图像融合自动从图像数据库中为输入图像寻找适合的目标图像。图 2 本文图像增强算法的框架图。另外本文定义增强的度量为 EM (Enhanced Measure-

ment)^[15]，比较目标图像的 EM 与输入图像的 EM，如果目标函数的 EM 低于输入图像 EM，则直方图规范化会导致可见性丢失，增加数据库中图像数，以便该算法能找到增强所用的最适合目标图像。



图 1 数据库中的图像样本集

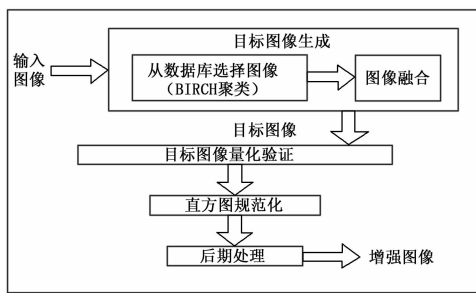


图 2 表明提出的图像增强方法的各个阶段的总体框架

2.1 目标图像生成阶段

该阶段自动生成目标直方图，包括两个阶段：1) 从数据库选择图像进行融合；2) 图像融合，获得目标图像。

2.1.1 从数据库选择图像进行融合

令 $f = (f_r, f_g, f_b)$ 为待增强的输入 RGB 图像，其中 f_r, f_g, f_b 分别为红、绿、蓝信道，大小为 $M \times N$ 。类似地，令 f_d 为数据库中 RGB 图像。令 H_1 和 H_2 分别表示大小相同的 f 和 f_d 灰度直方图，直方图 H_1 和 H_2 的相关性如下：

$$d(H_1, H_2) = \frac{\sum_i (H_1(i) - \bar{H}_1)(H_2(i) - \bar{H}_2)}{\sqrt{(\sum_i (H_1(i) - \bar{H}_1)^2)(\sum_i (H_2(i) - \bar{H}_2)^2)}} \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, 255\} \quad (4)$$

式中， $\bar{H}_k = \frac{1}{N} \sum_i H_k(i)$ ， N 为直方图 bin 总数。直方图相关性用于识别数据库中与输入图像直方图具有最高相关性的图像集，因为相关性越高，特征之间的相似度就越高。



(a) 待增强查询图像 (b) 从数据库检索出的高度相关图像

图 3 图像集

令 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ 为数据库检索到的高度相关图像集 (如图 3 所示)，从 I 和 f 中提取各种统计学参数，例如均值、熵和可见性等， $Mean(\mu)$ 表示图像的平均强度值， $Entrop(q)$ 测量图像中的信息内容， $Visibility(V)$ 为图像清晰程度的测量值。数学上，这些参数表示为：

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N f_{m,n} \quad (5)$$

式中, $f_{m,n}$ 为图像像素值, MN 表示图像中像素总数。

$$Entropy(q) = - \sum_{i=0}^{255} p(i) \log_2 p(i) \quad (6)$$

式中, $p(i)$ 是图像上定义的概率密度函数 (Probability Density Function, PDF)。

$$V = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \left| f_{m,n} - \frac{\mu}{\mu^{\alpha+1}} \right| \quad (7)$$

式中, $f_{m,n}$ 表示图像像素值, μ 表示图像平均强度值, α 是视觉常量, 其值通常保持在 0.6 到 0.7。包含输入图像 f 和 I 中数据库图像的提取特征集的向量之间的欧氏距离计算为:

$$d(x_f, x_d) = \|x_f - x_d\|^2 \quad (8)$$

式中, $x_f = [\mu_f, E_f, V_f]$ 和 $x_d = [\mu_d, E_d, V_d]$ 分别表示计算的输入图像 f 和 I 中数据库图像的均值、熵和可见性。选择 I 中具有最小距离值的五幅图像的集合进行图像融合。

2.1.2 图像融合获得目标图像

选择的用于融合的五幅图像的特征与输入图像最相似, 为了获得目标图像, 使用图像融合技术。当融合两幅图像时, 选择一幅作为前景图像, 另一幅作为背景图像, 参数 β 定义这些图像的混合率, 其中 $\beta \in (0, 1)$ 。令 $I' = \{I_1, I_2, \dots, I_5\}$ 表示为融合所选的图像集, 使 $I' \subset I, E = \{e_1, e_2, \dots, e_5\}$ 表示 I' 中所有图像的熵。通过融合 I' 中所有图像组合可以获得新图像集。令 X, Y 分别表示从 I' 选择的待融合的两幅图像, e_1 和 e_2 分别表示它们的熵。 β 的值基于下列条件设置:

$$\beta = \begin{cases} 0.25, & e_1 < e_2 \\ 0.75, & e_1 > e_2 \\ 0.5, & e_1 = e_2 \end{cases} \quad (9)$$

令 $X_{m,n}, Y_{m,n}$ 表示待融合的图像像素值, $Z_{m,n}$ 表示融合图像的像素值, 则 $Z_{m,n}$ 可计算为:

$$Z_{m,n} = \beta(X_{m,n}) + (1 - \beta)(Y_{m,n}) \quad (10)$$

令 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_{10}\}$ 为获得的融合图像集, 从该集中选择具有最高熵的图像作为目标图像 (f')。

2.2 量化验证

这一阶段量化验证选择目标图像, 以确保增强的成功, 经验表明如果所选的目标直方图不适合输入图像^[13], 输入图像相对于目标图像直方图的直方图规范化将导致可见性丢失, 而不是增强。可见性丢失问题通常发生在直方图规范化时, 一般通过测量输入图像和目标图像的 EM 确定所选目标图像的重要性。经验表明为了成功增强, 所选目标图像的 EM 必须大于输入图像的 EM , 以便直方图规范化产生有效增强。

图 4 解释了增强过程中可能出现的可见性丢失问题, 图 4 (a) 为待增强的输入图像, $EM=7.6019$, 图 4 (b) 所选目标图像的 $EM=2.6838$, 图 4 (c) 为包含可见性丢失问题的增强图像, $EM=5.4843$ 。一般通过增加数据库中图像数可以解决该问题, 本文的数据库包括不同类别的约 200 幅图像, 通过扩展数据库图像数到 350, 可以为更多类输入图像识别出合适的目标图像。图 4 (d) 为所选的新目标图像, $EM=9.1102$, 图 4 (e) 为获得的增强结果, EM 为 10.3699。由于增强数据库中图像数可能增加数据库搜索所需的计算时间, 因此本文使用第 2 节介绍的 BIRCH 聚类算法来处理大数据集, 每个节点代表数据库中一个图像。BIRCH 算法在很大程度上解决

了数据库搜索时间长的问题。

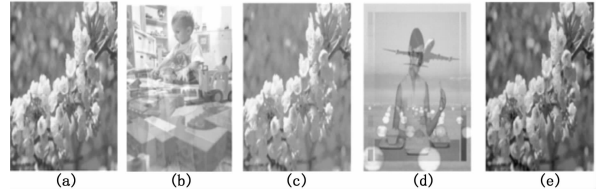


图 4 增强过程可能出现的可见性丢失问题

2.3 直方图规范化

直方图规范化的目标是生成一幅具有指定理想直方图的输出图像。令 $h_{f_c}, h_{f'_c}$ 分别表示 f_c, f'_c 的直方图, 针对特定颜色信道 c 。获得的 h_{f_c} 和 $h_{f'_c}$ 的累积分布函数 $F_{f_c}, F_{f'_c}$ 分别为:

$$F_{f_c} = \sum_{i=0}^j h_{f_c}(i) \quad j \in \{0, 1, \dots, L-1\} \quad (11)$$

$$F_{f'_c} = \sum_{i=0}^j h_{f'_c}(i)$$

通过寻找灰度匹配设计查询表, 为每个灰度 $h_{f_c}(l) \in \{0, 1, \dots, L-1\}$ 寻找对应的 $h_{f'_c}(j)$, 以便 $F_{f'_c}(j)$ 最佳匹配 $F_{f_c}(l)$, 该值在查询表中维护为 $lookup_c(l) = j$ 。接着, 通过从查询表中获得的 j 值代替 f_c 中每个像素, 如下式:

$$\hat{f}_{c(m,n)} = lookup_c(f_{c(m,n)}) \quad (12)$$

直方图规范化后, 可能无法保留 \hat{f}_c 中 r, g 和 b 信道的范围, 造成色域问题。为了检测增强图像 \hat{f} 是否存在色域问题, 针对特定颜色信道 c 寻找增强图像 \hat{f} 中的最大最小值, 如下:

$$mx_c = \max\{\hat{f}_c\} \quad mn_c = \min\{\hat{f}_c\} \quad (13)$$

然后识别增强图像 \hat{f} 的色域问题, 如果 $mx > L-1$ 或 $mn < 0$ 。这种情况下, \hat{f} 的像素值可重定义为:

$$\hat{f}_c = (\hat{f}_c - mn_c) / (mx_c - mn_c) \quad \forall c \in \{r, g, b\} \quad (14)$$

图 5 解释了如何用提出的算法处理色域问题, 图 5 (a) 表示待增强的输入图像, EM 为 1.2913, 图 5 (b) 表示选择的目标图像, EM 为 2.6838, 图 5 (c) 表示增强图像, 包含色域问题, EM 为 4.8609, 图 5 (d) 表示由规范化保留色域获得的增强图像, EM 为 5.6573。

2.4 后期处理

后期处理目的是进一步增强图像质量, 使图像从视觉上越来越清楚。使用 S 形函数完成后期处理, S 形函数是连续非线性函数, 映射自变量的整个范围到 $[0, 1]$ 。在 \hat{f} 的每个独立信道上运用 S 形函数, 具体如下:

$$\hat{f}_{c(m,n)} = \hat{f}_{c(m,n)} + k_1 \left(\frac{\hat{f}_{c(m,n)}}{1 - e^{-k_1 + \hat{f}_{c(m,n)}}} \right) \quad \forall c \in \{r, g, b\} \quad (15)$$



图 5 色域处理示意图

表 1 各算法的定量评估

图像	文献[6]			文献[7]			文献[10]			本文算法		
	EM	CII	SSIM	EM	CII	SSIM	EM	CII	SSIM	EM	CII	SSIM
Lady	8.930 3	1.252 7	0.696 7	8.530 3	1.232 7	0.691 1	7.930 3	1.212 5	0.712 0	7.567 8	1.243 5	0.901 1
Doll	7.701 3	1.142 7	0.625 9	7.106 3	1.332 7	0.625 9	8.901 3	1.828 7	0.625 9	6.930 3	2.258 6	0.821 9
Couple	9.930 3	0.865 7	0.712 5	14.930 3	0.865 7	0.712 5	18.930 4	0.873 2	0.632 0	38.930 3	1.232 7	0.851 5

式中, $\hat{f}_{c(m,n)}$ 表示 \hat{f}_c 的特定颜色信道 c 的图像像素值, k_1 按经验取为 0.75。该函数通过拉伸色阶间隔到最大可能程度, 进一步增强了图像。图 6 表示运用后期处理方法之后获得的图像增强结果。其中图 6 (a) 输入图像, EM 为 5.464 4; 图 6 (b) 为选择的目标图像, EM 为 5.653; 图 6 (c) 为后期处理前增强图像, EM 为 6.316 0; 图 6 (d) 为后期处理后的增强图像, EM 为 7.321。

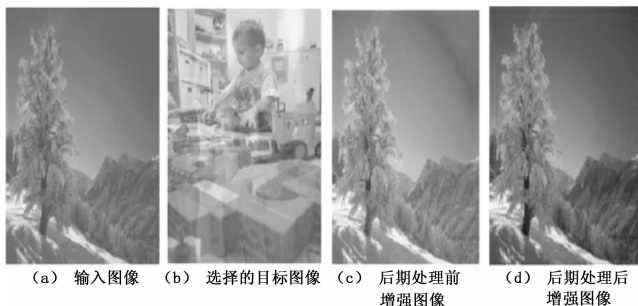


图 6 图像增强结果图

3 实验结果与分析

3.1 评估指标

本节评估提出算法的性能, 并与文献 [6] 算法、文献 [7] 算法和文献 [10] 算法进行比较, 所使用的计算机为 intel i3 双核处理器、2.93 GHz、2.0 GB 内存 Windows7 操作系统的笔记本电脑, 仿真平台为 matlab2011b。所用的数据库取自标准图像数据集的 400 幅图像, 包括低对比度图像、浓雾图像等。本文使用 3 种评估指标: EM、CII 和结构相似度量 (Structural Similarity Index Measurement, SSIM)。

EM 和 CII 的定义参考文献 [7], SSIM 的定义如下:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2u_x u_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(u_x^2 + u_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (16)$$

式中, u_x 及 u_y 、 σ_x 及 σ_y 分别为图像 x , y 的平均值和标准差, σ_{xy} 为 x, y 的共变数, C_1, C_2, C_3 都为常数, 本文范围均取 1。一般情况下, 取图像局部性视窗, 遍历整个图像, 直到整个图像的 SSIM 计算完毕, 将全部的 SSIM 平均起来为 x, y 图像的结构相似性指标, 然而本文这里进行了 3 次这样的操作, 即对 3 个通道都进行 SSIM 运算。

3.2 结果分析

图 7 是 3 个图像类的图像获得的实验结果, 这三类图像分别是具有颜色域问题、浓雾图像和低对比度图像, 实验结果文献 [6, 7, 10] 能增强特定类图像, 但当给定不同类输入图像时, 则无法增强, 从图 7 可以看出对于第一行的 lady 图像各算法都能较好地增强, 但对于 doll 图像和 couple 图像则只有本身算法能较好地增强。这是因为它们要么用于增强特殊图像类, 要么增强依赖于目标图像所用的算法。从获得的结果可以看出, 本文算法能增强各类图像, 因为该算法是基于待增强图

像的纹理自动生成目标图像。



图 7 各算法的增强效果, 每一列代表一种算法增强效果

各种评估指标的量化值如表 1 所示, 加粗为最优值, 本文提出算法的 EM 值最低, 即原始图像的亮度保留在了增强图像中, 本文算法中的 CII 值和 SSIM 值表明了增强图像对比度方面的显著增强。

表 2 为各算法运行时间比较, 输入 50 幅待增强图像后的平均运行时间, 程序中插入计时代码使之计算数据库选择图像的时间。

表 2 各算法的平均运行时间

算法	文献 [6]	文献 [7]	文献 [10]	本文算法的数据库选择时间	本文算法总运行时间
平均运行时间	1.2	4.9	5.9	0.8	5.1

从表 2 可以看出, 本文算法数据库选择图像的时间占整个时间比例非常小, BIRCH 算法在很大程度上解决了数据库搜索时间长的问题。本文算法的总体运行时间排名处于中等, 直方图规范化过程耗时较多。获得最高 EM、CII、SSIM 值的情况下, 本文算法仍能保持较短的运行时间, 体现了本文算法较好的性能。

4 结论

本文提出了一种基于纹理自动生成目标图像用于彩色图像增强的算法, 该算法基于待增强输入图像的统计学参数自适应生成目标图像, 而 BIRCH 聚类加速数据库选择特征图像。该算法性能依赖于融合的图像特征和生成的目标图像质量。另外提出的量化方法可以检测可见性丢失问题, 还能有效处理色域问题。实验分析证明本文算法能够处理各类图像增强问题。未