

基于 LP 融合和亮度变换的图像增强

杨凯峰¹, 金海燕¹, 石美红²

(1. 西安理工大学计算机科学与工程学院, 西安 710048; 2. 西安工程大学计算机科学学院, 西安 710048)

摘 要: 将图像融合与亮度变换结合, 提出一种图像增强的新方法。该方法利用拉普拉斯塔融合, 在亮度变换中引入克隆选择算法优化参数, 取得较好的增强效果。与 PCA 方法和小波方法相比, 图像的信息熵保持在较高水平, 平均梯度值分别提高 3.28 和 0.14 左右, 标准差平均提高 6.92 和 5.14 左右。

关键词: 图像增强; 拉普拉斯塔; 图像融合; 克隆选择; 亮度变换

Image Enhancement Based on Laplacian Pyramid Fusion and Brightness Transform

YANG Kai-feng¹, JIN Hai-yan¹, SHI Mei-hong²

(1. School of Computer Science & Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048;

2. School of Computer Science, Xi'an University of Engineering, Xi'an 710048)

【Abstract】 Combining image fusion with brightness transform, a novel method of image enhancement is proposed in this paper. Laplacian Pyramid(LP) fusion is applied on source images. In brightness transform, Clonal Selection(CS) algorithm is introduced to optimize the parameter γ . Accordingly, the better effects are obtained. Experiments clearly demonstrate the superiority of this new approach when compared with conventional PCA method and wavelets system as information entropy keeps at a high level, and average grads increase averagely about 3.28 and 0.14, respectively and standard differences increase averagely about 6.92 and 5.14, respectively.

【Key words】 image enhancement; Laplacian Pyramid(LP); image fusion; Clonal Selection(CS); brightness transform

1 概述

图像增强是图像处理领域最具吸引力的方向之一。增强的目的是为了增加图像的视觉效果, 使处理后的图像比原始图像更适合于特定应用, 让人眼或机器更易于辨识。目前, 图像增强技术已经广泛应用于红外图像、水下微光图像等方面。

图像增强的主要方法分为 2 大类: 空间域方法和频域方法。

(1)空间域方法是以对图像的像素直接处理为基础的, 主要方法包括: 灰度变换, 直方图均衡, 滤波等。但这类方法一般只应用于特定环境中, 普适性较差。

(2)频域方法是把原图像进行某种变换, 例如傅里叶变换、小波变换, 在变换域中进行处理以达到增强的目的。但这种方法的计算量较大, 并且变换参数的选取需要人工干预。

本文在融合的基础上, 将融合后的图像进行亮度变换增强。在图像融合中, 采用拉普拉斯塔(LP)变换方法, 然后进行亮度变换。在亮度变换处理中, 引入了克隆选择(Clonal Selection, CS)算法, 对其中的参数 γ 进行训练优化。

2 拉普拉斯塔(LP)融合和亮度变换

对于二维图像来说, 融合的目的就是通过多幅源图像进行信息提取与综合, 获得对同一场景或目标更准确、全面和可靠的图像描述。

图像融合通常在以下 3 个层次上进行: 像素级, 特征级和决策级。

目前, 主要研究的是像素级融合。融合方法主要有: 主

分量分析(PCA)方法, 基于塔形变换的方法, 基于小波的方法等。

(1)基于塔形变换的融合方法是将图像分解到不同分辨率和不同空间频率的一系列分解层上, 反映了相应空间频率上图像的细节信息。

(2)基于小波的融合方法考虑的是几幅图像小波系数的最大绝对值或局部区域特征。由于小波基在表示图像边缘的线奇异性时并不是最优基, 因此简单的基于小波的方法不能很好地挖掘图像的边缘性质和细节信息, 处理后的图像边缘有“振铃”现象。

本文选择拉普拉斯塔(LP)方法融合, 由于这种塔式结构每一层只产生一个带通信号, 因此只对低通信道进行下采样, 避免了频率混叠现象, 保证了融合效果。在融合处理中, 本文采用选取对应位置绝对值较大的系数的融合规则。

2.1 拉普拉斯塔(LP)分解

LP^[1-2]是一种多尺度的数据表示方法, 它采用分层方式捕获数据, 每一层对应一次降低分辨率的信号逼近。其基本思想是: 先利用低通滤波和下采样得到一个原始信号的粗略逼近, 在这个粗略逼近的基础上, 再利用上采样和滤波, 估计出原始信号, 然后计算估计误差。

对于图像重构而言, 就是把偏差不断加回到由粗略信号

基金项目: 陕西省教育厅产业化基金资助项目(05JC13)

作者简介: 杨凯峰(1971—), 男, 讲师, 主研方向: 图像处理; 金海燕, 副教授、博士; 石美红, 教授

收稿日期: 2009-01-27 **E-mail:** kfyang@xaut.edu.cn

得到的原始信号的估计中。这个过程可以用迭代实现。

LP 的分解和重构如图 1 所示。在图 1(a)中, 输出为原始信号的粗略逼近 c 和原始信号与估计信号的偏差 d 。

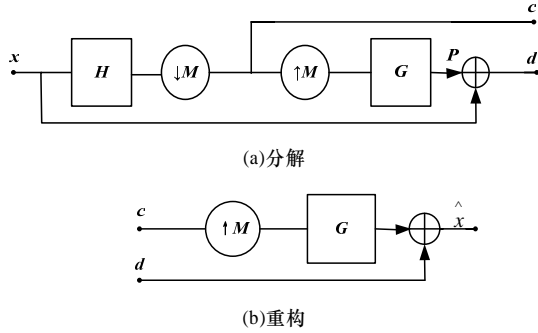


图 1 LP 信号分析与重构示意图

本文用一个大小为 $d \times d$ 的非奇异整数矩阵 M 表示采样操作, 对于 M 进行下采样, 输入 $x[n]$ 与输出 $x_d[n]$ 之间的关系为^[3]

$$x_d[n] = x[Mn] \quad (1)$$

对于 M 进行上采样, 输入 $x[n]$ 与输出 $x_u[n]$ 之间的关系为

$$x_u[n] = \begin{cases} x[k] & \text{当 } n=Mk, k \in \mathbb{Z}^d \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

由图 1(a)可以看出, 原始信号经过 LP 滤波和下采样操作后得到的粗略逼近信号为

$$c[n] = \sum_{k \in \mathbb{Z}^d} x[k] h[Mn-k] = \langle x, \tilde{h}[\cdot - Mn] \rangle \quad (3)$$

其中, $\tilde{h}[n] = h[-n]$ 。

再经过上采样和滤波操作就得到

$$p[n] = \sum_{k \in \mathbb{Z}^d} c[k] g[n-Mk] = \sum_{k \in \mathbb{Z}^d} \langle x, \tilde{h}[\cdot - Mk] \rangle g[n-Mk] \quad (4)$$

将原始信号看作列向量, 即 $x = (x[n] : n \in \mathbb{Z}^d)^T$, 用左乘一个矩阵来表示这些操作, 可以得到

$$c = Hx, p = Gc \quad (5)$$

其中, H 和 G 分别对应 $(\downarrow M)H$ 和 $G(\uparrow M)$ 。

本文以 2 进采样为例, 有

$$H = \begin{pmatrix} \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & h[2] & h[1] & h[0] & \dots \\ \dots & \dots & h[2] & h[1] & h[0] & \dots \\ \dots & \dots & \dots & h[2] & h[1] & h[0] & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & h[2] & h[1] & h[0] & \dots \end{pmatrix}$$

$$G = \begin{pmatrix} \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g[0] & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g[1] & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g[2] & g[0] & \dots & \dots & \dots \\ g[1] & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g[2] & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{pmatrix} \quad (6)$$

其中, $\{\tilde{h}[n-Mk]\}_{n \in \mathbb{Z}^d}$ 是 H 中的行向量; $\{g[n-Mk]\}_{n \in \mathbb{Z}^d}$ 是 G 中的列向量, 它们都是无穷矩阵, 由于本文处理的是能量有限的图像, 因此可以选择一个合适的范围将它看作有限矩阵处理, 统一用 I 表示。

采用这种矩阵表示方法, 再根据式(5), 拉普拉斯塔(LP)中的信号可以写成如下形式:

$$d = x - p = x - GHx = (I - GH)x \quad (7)$$

将式(7)写成矩阵表示形式, 并结合式(5), 可以写出 LP

重构算子如下:

$$\begin{pmatrix} c \\ d \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} H \\ I - GH \end{pmatrix}}_A \underbrace{x}_y \quad (8)$$

如图 1(b)所示, LP 的重构结果为 $\hat{x} = Gc + d$, 也可以写成矩阵形式:

$$\hat{x} = \underbrace{\begin{pmatrix} G & I \end{pmatrix}}_{S_1} \begin{pmatrix} c \\ d \end{pmatrix} \quad (9)$$

对任意 H 和 G , $S_1 A = I$ 均成立, 这与大家所熟知的事实——使用任何滤波器组, 利用 LP 结构都可以完成信号的精确重构是一致的。

2.2 亮度变换

假设 $f(x, y)$ 为输入图像, $g(x, y)$ 为变换处理后的图像, T 为对图像 f 进行的变换操作, 定义在点 (x, y) 指定的邻域内。则有

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (10)$$

本文采用中心位于 (x, y) 的正方形或长方形区域来定义点 (x, y) 的空间邻近区域, 如图 2 所示。

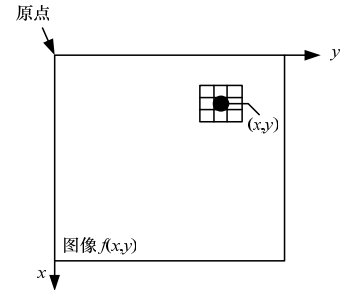


图 2 图像中点 (x, y) 的邻域, 大小为 3×3

此区域的中心从原点(左上角)开始逐像素移动, 在移动的同时, 该区域会包含不同的邻域。将 T 应用于每个位置 (x, y) , 以便在该位置得到输出图像 g 。在计算某个位置的 g 值时, 只使用该邻域的像素。

将图 2 中的邻域大小取为 1×1 时, (x, y) 处的 g 值仅由 f 在该点处的亮度决定, T 就成为一个亮度变换函数。由于亮度变换函数仅取决于亮度的值, 而与位置无关, 因此亮度变换函数可以写成如下简单形式:

$$s = T(r) \quad (11)$$

其中, r 表示图像 f 中相应点 (x, y) 的亮度; s 表示图像 g 中相应点 (x, y) 的亮度。

在亮度变换中, 输入图像 f 的亮度值在 $[low_in, high_in]$ 范围内, 设定增强后图像 g 的亮度值在 $[low_out, high_out]$ 范围内。

本文采用的策略就是将图像 f 中的亮度值映射到 g 中的新值, 也就是将 $[low_in, high_in]$ 之间的值映射到 $[low_out, high_out]$ 之间, 小于 low_in 和大于 $high_in$ 的值都被剪掉。

换言之, 小于 low_in 的均值映射为 low_out , 大于 $high_in$ 的值则映射为 $high_out$ 。

同时, 利用参数 $gamma$ 指定映射曲线的形状, 以便生成增强图像 g , 如图 3 所示。

若 $gamma$ 小于 1, 则映射被加权至更高的输出值, 如图 3(a)所示。

若 $gamma$ 等于 1, 则为线性映射, 如图 3(b)所示。

若 γ 大于 1, 则映射被加权至更低的输出值, 如图 3(c)所示。

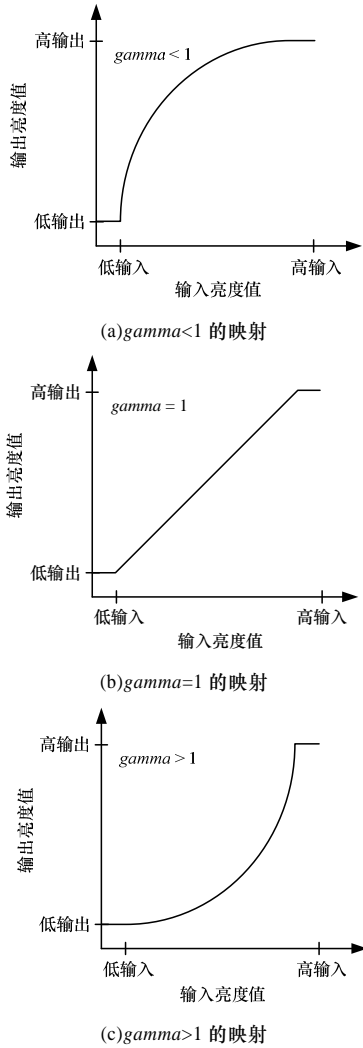


图 3 不同 γ 值确定的各种映射

3 克隆选择优化参数 γ

人工免疫系统(AIS)^[4]是模拟自然免疫系统功能的一种智能方法, 具有学习记忆功能, 为信息处理提供了新的途径。它在传统的进化算法的基础上, 引入了亲合度成熟、克隆和记忆机理, 并利用相应的算子保证了算法能快速收敛到全局最优解。克隆选择学说认为, 当抗原侵入机体时, 克隆选择机制在机体内选择出能识别和消灭相应抗原的免疫细胞, 使之激活、分化和繁殖, 进行免疫应答以最终消除抗原。在 AIS 中, 克隆选择是由亲合度诱导的抗体随机映射, 抗体群的状态转移可以表示成图 4 所示的随机过程。

$$CS: A(k) \xrightarrow{\text{clone}} A'(k) \xrightarrow[\text{mutation}]{\text{clone}} A''(k) \xrightarrow[\text{selection}]{\text{clone}} A^*(k+1)$$

图 4 抗体群状态转移随机过程

根据抗体与抗原的适应度函数 $Aff(\cdot)$, 解空间中的任意一个点 $a_i(k) \in A(k)$ 分裂成了 q_i 个相同的点 $a'_i(k) \in A'(k)$, 经过变异和选择后获得新的抗体群。上述过程包含了 3 个步骤, 即克隆、变异和选择。克隆选择的实质就是在代进化中, 在候选解的附近, 根据亲合度的大小, 产生一个变异解的群体, 扩大了搜索范围, 从而有助于防止进化早熟和搜索陷入局部极小值。

引理^[5] 简单克隆选择算法的抗体种群序列以概率 1 收敛到最优解。

为了避免人为选取参数的盲目性, 本文引入进化计算的思想, 利用克隆选择方法优化参数 γ 。该问题可以描述为: 对参数 γ 进行优化, 使亲合度最大。这里的亲合度采用下文中的 3 项评价指标之和度量, 用 $Aff(\cdot)$ 表示。寻找使总体评价指标 $Aff(\cdot)$ 最大的 γ 值作为亮度变换的参数。具体实现步骤如图 5 所示。

步骤 1 初始化参数。选取 γ 的初始值为 1, 初始代数 $k=1$, 最大迭代次数为 50。

步骤 2 停机判断。判断是否满足终止条件(是否完成设定的迭代次数), 若满足终止条件, 则终止操作, 确定当前值为最优解, 转向步骤 8, 否则, 继续步骤 3。

步骤 3 克隆。对当前第 k 代父本个体 $A(k)$ 进行克隆操作, 得到 $A'(k)$ 。

步骤 4 变异。对 $A'(k)$ 进行方差为 0.1 的高斯变异操作, 得到 $A''(k)$ 。

步骤 5 计算适应度函数。根据每次迭代的结果, 计算适应度值 $Aff(A''(k))$ 。

步骤 6 选择。若存在变异后个体 $b = \max\{Aff(a_i) \mid i = 2, 3, \dots, q-1\}$, 使得 $Aff(a_i) < Aff(b)$, $a_i \in A(k)$, 则选择个体 b 进入新的父代。

步骤 7 令 $k = k + 1$, 转向步骤 2。

步骤 8 得到最优的参数 γ 。按照该参数进行亮度变换。

步骤 9 输出最终的增强图像。

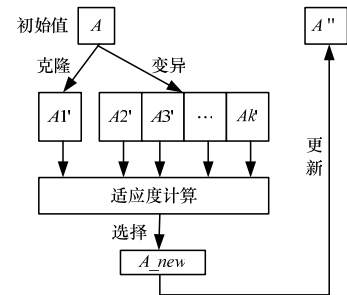


图 5 克隆选择算法操作流程

4 实验

本文选择了 2 种不同类型的图像进行仿真实验, 并将本文所采用的方法与传统的 PCA 方法和小波方法进行了比较。在各种方法中, 分解层数均为 3 层, 在小波方法中采用 “dB” 小波。

4.1 评价指标

本文采用信息熵、平均梯度和图像标准差 3 项指标来评价图像的增强效果。

(1) 信息熵(information entropy): 根据信息论的原理, 一幅 8 bit 表示的图像, 其信息熵 E 为

$$E = -\sum_{t=0}^{255} p_t \lg p_t \quad (12)$$

其中, p_t 为图像像素灰度值为 t 的概率。信息熵可以客观地评价图像在融合前后信息量的变化。一般来说, 熵越大, 表示图像所含的信息越丰富。但是该值过大, 也会损失图像的纹理信息。因此, 在使用该指标评价图像时, 要与视觉效果

结合起来。

(2)平均梯度(grads): 用 \bar{g} 表示平均梯度, 平均梯度可以敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力, 因此, 可以用来评价图像的清晰程度, 其计算公式为

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{i=1}^{(M-1)} \sum_{j=1}^{(N-1)} \sqrt{\left(\frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial x_i}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial x_j}\right)^2} / 2 \quad (13)$$

其中, $f(x, y)$ 为图像函数; M 和 N 分别为图像的行列数。一般来说, \bar{g} 越大, 图像越清晰。

(3)标准差(std): 它也是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标, 也可用来评价图像反差的大小, 其计算公式为

$$std = \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (14)$$

其中, \bar{x} 表示图像像素的均值; x_i 表示图像的像素值。一般来说, std 越大, 表示图像的信息量增加得越多, 也可以看出更多的信息。

4.2 仿真实验

遥感图像如图 6 所示。

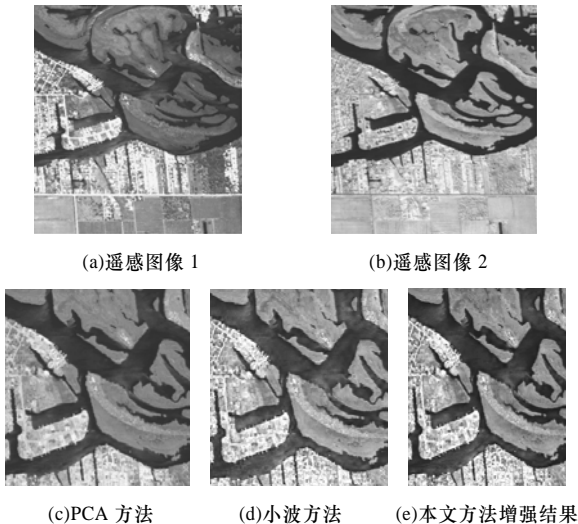


图 6 遥感图像局部放大融合增强结果

多聚焦图像如图 7 所示。

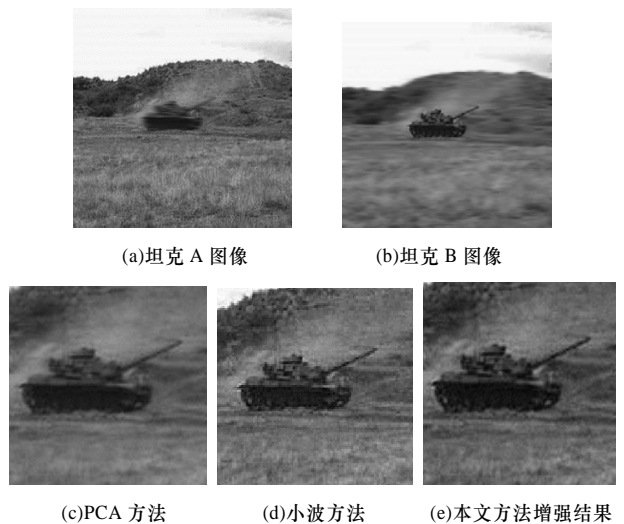


图 7 多聚焦图像局部放大融合增强结果

从图像的视觉效果可以看出, 采用 PCA 方法得到的融合增强结果(图 6(c)和图 7(c))增加了源图像信息量, 提高了图像的可视度, 但是图像的细节不够丰富, 清晰度欠佳; 小波方法得到的融合增强结果(图 6(d)和图 7(d))图像整体清晰度较差, 边缘有“振铃”现象; 而采用本文提出的方法得到的融合增强结果(图 6(e)和图 7(e))较好地重构了源图像的细节信息, 与其他几种方法相比, 视觉效果较好, 清晰度较高。

从数值结果分析, 增强图像的信息熵都普遍高于源图像, 说明处理后图像的信息量有所增加, 本文采用的方法得到的增强结果, 信息熵值保持在较高水平(表 1、表 2)。

表 1 遥感图像融合增强结果数值比较

图像	信息熵	平均梯度	标准差
遥感图像 1	3.774 1	8.968 9	65.237 5
遥感图像 2	3.780 6	8.274 0	66.416 0
PCA 方法	4.667 6	7.418 8	62.609 6
小波方法	4.896 9	11.597 7	65.606 3
本文方法	4.884 6	11.850 6	71.853 4

表 2 多聚焦图像融合增强结果数值比较

图像	信息熵	平均梯度	标准差
坦克 A 图像	4.774 6	5.764 8	67.681 7
坦克 B 图像	4.600 7	3.537 6	67.245 1
PCA 方法	4.672 6	4.035 6	67.266 1
小波方法	4.809 0	6.141 3	67.826 9
本文方法	4.781 7	6.160 1	71.853 4

增强后图像的平均梯度和标准差也都得到了提高, 这说明融合图像更好地反映了图像的细节特征, 本文方法得到的平均梯度值比 PCA 方法和小波方法平均分别提高了 3.28 和 0.14 左右, 标准差平均分别提高了 6.92 和 5.14 左右, 这对于图像的后续处理, 例如目标的自动分类和识别都是十分有利的。

5 结束语

本文在多分辨分析的基础上, 充分考虑到了图像的方向信息和细节纹理, 构造了一种拉普拉斯塔(LP)分解和亮度变换方法, 并利用克隆选择算法训练亮度变换参数 γ , 给出了一种基于 LP 融合和克隆选择亮度变换参数的图像融合增强方法。该方法克服了以往算法在选择参数时需要人工干预的缺点, 具有一定的自适应性。

参考文献

- [1] Do M N. Directional Multiresolution Image Representations[D]. Lausanne, Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology, 2001.
- [2] Do M N, Vetterli M. Framing Pyramids[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(9): 2329-2342.
- [3] Viscito E, Allebach J P. The Analysis and Design of Multidimensional FIR Perfect Reconstruction Filter Banks for Arbitrary Sampling Lattices[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1991, 38(1): 29-41.
- [4] 焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1540-1548.
- [5] 杜海峰. 免疫克隆计算与人工免疫网络研究与应用[Z]. 西安电子科技大学, 2003.

编辑 任吉慧