

基于无迹点像素关联分析的图像恢复方法

房宜汕

(嘉应学院 计算机学院, 广东 梅州 514015)

摘 要: 图像的不失真恢复是图像处理领域的难点所在, 传统的图像恢复方法采用基于图像信息估计恢复的方法, 在图像估计位置采用多角度估计, 出现重叠估计问题, 造成了图像恢复后痕迹点明显, 恢复的图像质量很差. 对此提出了一种基于无迹点关联分析的图像恢复方法, 将图像中的点分为无迹点和有迹点, 对于无迹点, 通过多帧图像之间的相关关系进行预测恢复, 由于无迹点与有迹点相邻, 所以图像点之间含有一定的相关性, 通过相关度衡量评判, 最终实现图像恢复. 采用一组图像进行测试, 结果显示, 基于无迹点关联的方法, 图像可以被很好地恢复, 具有很好的应用价值.

关键词: 无迹点像素; 关联分析; 图像恢复

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)08-0177-04

An Image Recovery Method with Analysis of Unscented Pixel Association

FANG Yi-shan

(School of Computer, Jiaying College Meizhou, Meizhou 514015, China)

Abstract: No distortion of the image is the difficulty in the field of image processing, the traditional image restoration method based on image information method to estimate the recovery, in the image to estimate position estimation using various angles, overlapping estimation problems, caused the image restoration trace point obviously, after the recovery image quality is poor. Proposes a image restoration method based on no trace point correlation analysis, the points in the image is divided into no trace and tracking, for no trace point, through multiple frames predict the relationship between recovery, because no trace point and adjacent trace point, so the image contains a certain correlation between point, through the correlation measure evaluation, finally realizes the image restoration. Test using a set of images, results show that the method based on point no trace association, the image can be restored by very good, has the very good application value.

Key words: unscented pixel; association method; image recovery method

1 引言

图像是现代信息表达、传输和记录信息的一种重要方法, 例如照片、聊天表情等等, 这些均生动的记录了人们的当前信息. 所以, 对于图像的处理研究是非常重要的. 在图像处理技术中, 图像恢复技术是一种非常重要的方法, 因为在图像恢复技术中, 所处理的对象均为图像中消失的信息, 而人们进行图像的恢复技术对图像进行处理, 也是因为所失去的信息非常重要^[1-2]. 所以, 图像恢复技术对于信息的完整性作用巨大. 在图像信息恢复过程中, 由于

是一种对于未知信息的推测或预测, 所以, 其对于预测算法或者恢复算法的要求是极高的, 如果算法不够稳定或者算法的收敛性预测性不够, 那么恢复出来的图像信息很可能是失真的, 这会对图像信息造成误恢复, 从而最终影响使用着的判断.

图像信息恢复的难点在于如何建立合理的模型对图像进行分析, 在图像分析的基础上, 如何通过合理的预测方法对图像进行信息预测^[3], 恢复出不失真的图像.

在图像信息的恢复过程中, 可以采用基于像素点的线性预测方法, 但是图像信息一般是一种非线

性元素的变化组合,所以,在预测的过程中,最好使用非线性的预测模型,通过对像素点的详细分析,建立相应的分析模型,最终实现图像信息的高效恢复.

2 无迹点像素分析方法

无迹点像素分析方法是一种分析图像技术的新方法,将动态多幅图像中的像素点分为有迹点和无迹点,有迹点是指在图像的变化过程中,图像中一直存在的点迹,即使点迹在图像的变化过程中发生变化,而无迹点是指在图像的变化过程中,点迹消失的像素点^[4-5].

2.1 无迹点分离方法

无迹点分离时,首先需要根据像素点的特征对不同的图像上的点进行识别,对其中的无迹点进行分离.

无迹点分离时,对两个像素点 $p_0 p_1$,第一个像素点的位置为 $p_0(x_0, y_0)$,第二个像素点的位置为 $p_1(x_1, y_1)$. 像素点的关联的方程为

$$y = mx + B \Leftrightarrow y = \frac{\Delta y}{\Delta x}x + B \Leftrightarrow \Delta xy = \Delta yx + \Delta xB \quad (1)$$

$$\Leftrightarrow F(x, y) = \Delta xy - \Delta yx - \Delta xB = 0 \quad (2)$$

假定已求得像素点 $(x_{i,r}, y_i)$, 则可以得到

$$x_i \in (x_{i,r} - \frac{1}{2}, x_{i,r} + \frac{1}{2}] \quad (3)$$

由于像素点关联的关联度 $k \in [1, +\infty)$, 则

$$x_{i+1} \in (x_{i,r} - \frac{1}{2}, x_{i,r} + \frac{3}{2}] \quad (4)$$

在像素点关联 $y = y_i + 1$ 上, 区间 $(x_{i,r} - \frac{1}{2}, x_{i,r} + \frac{3}{2}]$ 内存在两个像素 PE1 和 PE2. 根据像素点关联原则, 当 (x_{i+1}, y_{i+1}) 在中点 $M(x_i + \frac{1}{2}, y_{i+1})$ 右方时, 取像素点 PE1, 否则为像素点 PE2, 即

$$x_{i+1,r} = \begin{cases} x_{i,r} \text{ (PE1 点)} & \text{当 } (x_{i+1}, y_{i+1}) \text{ 在左方时} \\ x_{i,r} + 1 \text{ (PE2 点)} & \text{当 } (x_{i+1}, y_{i+1}) \text{ 在右方时} \end{cases} \quad (5)$$

若取 $d_i = 2F(M)$, 则可以将上面的式子化简为:

$$x_{i+1,r} = \begin{cases} x_{i,r} \text{ (E 点)} & \text{当 } d_i \leq 0 \\ x_{i,r} + 1 \text{ (NE 点)} & \text{当 } d_i > 0 \end{cases} \quad (6)$$

计算 d_i 的递推公式如下:

$$d_{i+1} = 2F(x_{i+1} + \frac{1}{2}, y_i + 2) = \begin{cases} 2[\Delta x(y_i + 2) - \Delta y(x_{i,r} + \frac{1}{2} - \Delta xB)] & d_i \leq 0 \\ 2[\Delta x(y_i + 2) - \Delta y(x_{i,r} + 1 + \frac{1}{2} - \Delta xB)] & d_i > 0 \end{cases} \quad (7)$$

化简为

$$d_{i+1} = 2F(x_{i+1} + \frac{1}{2}, y_i + 2) = \begin{cases} d_i + 2\Delta x & d_i \leq 0 \\ d_i + 2(\Delta x - \Delta y) & d_i > 0 \end{cases} \quad (8)$$

通过对像素点之间相关度的衡量, 可以将图像的像素点分为无迹点和有迹点.

通过上面的分析, 点判定为无迹点的条件定义为

$$\begin{cases} (x_0, y_0, r) = (x_0, y_0) \\ d_0 = 2F(x_0, r + \frac{1}{2}, y_0 + 1) = 2\Delta x - \Delta y \end{cases} \quad (9)$$

在点迹区分后, 就可以很好的对无迹点进行后面的处理了.

2.2 无迹点像素分析方法

在无迹点分离的基础上, 对无迹点的像素点特性进行分析, 可以得到无迹点的相关特性, 这为图像的分析提供指导.

假定在无迹点分离时刻 k , 无迹点像素分离状态估计和无迹点像素分离协方差分别为 $\hat{X}(k | k)$, $P(k | k)$, 无迹点像素分离的状态方程和无迹点像素分离测量方程分别为

$$X(k+1) = f(X(k)) + v(k) \quad (10)$$

$$Z(k+1) = h(X(k+1)) + w(k+1)$$

无迹点像素分离时, 有如下公式成立

$$\hat{X}(k+1 | k) = f(\hat{X}(k | k)) \quad (11)$$

无迹点像素分离, 对 f 这个分离函数在 $X(k | k)$ 附近进行分离级数展开, 结果为

$$X(k+1) = f(\hat{X}(k | k)) + f_X(k)[X(k) - \hat{X}(k | k)] + O + V(k) \quad (12)$$

那么从无迹点像素分离 k 时刻到无迹点像素分离 $k+1$ 时刻 $X(k+1)$ 的预测值为

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1/k) &= E[X(k+1) | Z^k] = \\ &E[f(k, \hat{X}(k/k)) + f_X(k)[X(k) - \hat{X}(k/k)] + V(k)] = \\ &f(k, \hat{X}(k/k)) + E[V(k)] + \\ &f_X(k)[E[X(k) | Z^k] - \hat{X}(k/k)] = \\ &f(k, \hat{X}(k/k)) \end{aligned} \quad (13)$$

化简可得

$$\hat{X}(k+1 | k) = f(\hat{X}(k | k)) \quad (14)$$

无迹点像素分离的下一步预测为

$$\xi_i(k+1 | k) = f(\xi_i(k | k)) \quad (15)$$

利用无迹点像素分离预测的方法可以得到无迹点像素分离状态预测估计 $\hat{X}(k+1|k)$ 和无迹点像素分离下一步预测协方差 $P(k+1|k)$:

$$\begin{aligned} & \hat{X}(k+1|k) \\ &= E[X(k+1) | z^k] \\ &= E[f(k, X(k)) + v(k) | z^k] \end{aligned} \quad (16)$$

$$= E[f(k, X(k)) | z^k] + E[v(k) | z^k]$$

无迹点像素分离预测变量均值与采样点 $\xi_i(k|k)$ 的关系可得:

$$\begin{aligned} E[f(k, X(k)) | z^k] &= \sum_{i=0}^{2n_x} w_i(f(k, \xi_i(k|k))) \\ &= \sum_{i=0}^{2n_x} w_i \xi_i(k+1|k) \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} & \hat{X}(k+1|k) \\ &= E[X(k+1) | z^k] \\ &= \sum_{i=0}^{2n_x} w_i \xi_i(k+1|k) + E[v(k) | z^k] \\ &= \sum_{i=0}^{2n_x} w_i \xi_i(k+1|k) \end{aligned} \quad (18)$$

通过上面的无迹像素点分析方法,可以对图像中的点进行无迹点和有迹点的区分,通过区分后的点数据分析,可以很好的获取图像的特征信息,为后面的数据分析提供了很好的依据.

3 基于无迹点像素分析的图像恢复方法

无迹点像素在进行图像恢复时,根据图像中多帧图像之间的相互关系,首先对图像中的无迹点进行基于像素点相邻分析的像素点,在相邻像素点信息获取的基础上,通过相邻的像素点,将需要恢复的无迹点进行基于相邻点迹的处理,如果点迹的相邻点迹越多,那么恢复出来的无迹点迹的原始态就越清晰^[6-8],同时,也更加接近原来的状态.

基于无迹点像素的图像恢复方法其实就是一种基于随机点迹向量的向量恢复方法,向量的方向代表着无迹点迹的方向,向量的大小代表无迹点迹的强度.基于无迹点图像恢复随机向量概率分析时,假设 x 是 $\omega^0 = \tau_0 \setminus \tau_K$ 维无迹点图像恢复随机向量, $T-1$ 是无迹点图像恢复非线性函数 $y = g(x)$,假定 x 的图像恢复均值和图像恢复协方差分别是 $\omega^1 = \omega^1 \setminus \{\tau_k\}$ 和 $\omega^0 = \tau_0 \cup \tau_K$,计算 y 的无迹点图像恢复相关矩的步骤如下:

(1) 计算 $\tau_s(t_r)$ 个采样点:

$$\left\{ \begin{array}{l} \tau_k(t_i) : |\tau_k| \geq 4, i = 2, \dots, |\tau_k| - 2, \\ k = 1, \dots, K \end{array} \right\} \quad (19)$$

及相应的无迹点图像恢复权值 $\tau_s(t_r)$,无迹点恢复权值在图像恢复过程中起到加权的作用.

$$\tau_{sl} = \{\tau_{sl}(t_i) : i = 1, \dots, r\} \quad (20)$$

其中

$$\tau_{sl}(t_r) = \{\tau_{sl}(t_i) : i = r+1, \dots, |\tau_{sl}|\} \quad (21)$$

是无迹点图像恢复权值的微调参数.

矩阵 $\omega^0 = \omega_0$ 的无迹点图像恢复权值第 i 行或第 i 列向量定义为

$$\omega^1 = (\omega^1 \setminus \tau_s) \cup \{\tau_{sl}\} \cup \{\tau_{sl}\} \quad (22)$$

对上面的式子进行分解,得到:样本协方差 P 为

$$\begin{aligned} P &= \sum_{i=0}^{2n} w_i \{[x_i - \bar{x}][x_i - \bar{x}]^T\} \\ &= \sum_{i=1}^n w_i * 2(n+\lambda) \sqrt{(P_x)_i} \sqrt{(P_x)_i}^T \\ &= \sum_{i=1}^n \sqrt{(P_x)_i} \sqrt{(P_x)_i}^T \\ &= P_x \end{aligned} \quad (23)$$

说明对无迹点图像恢复矩阵 P 的平方根选择可以是任意的,但是一般情况下,为了高效的计算,选择相应的分解方式.

通过非线性无迹点图像恢复方程传递采样点的值,得到

$$\tau_{klk2} = [\tau_{K1}(t_f), \tau_{K2}(t_1)] \quad (24)$$

τ_{klk2} 为无迹点图像恢复时相邻的像素点之间的关系,通过相邻的像素点,可以很好的恢复出原始图像.

同时,无迹点图像恢复估算的恢复评价系数定义为

$$C_s = C_{sl}(t_f) \cup C_{sl}(t_1) \quad (25)$$

通过无迹点图像估算评价系数,就可以评价出恢复的效果,并且给出指导意见,为了后面更好的恢复提供帮助.

4 实验与结果分析

4.1 实验描述

为了测试基于无迹点像素分析的图像恢复方法对于图像的恢复效果,采用一组动态变化的图像进行测试实验,实验中,采用一个变化的物体和一个静止的物体作为比对,进行比对测试实验,通过动态图像的后面两帧,恢复出图像的原始一帧状态.

4.2 实验结果

原始的两帧图像状态分别如图1、图2所示.

由于无迹点迹的关联性与第2帧图像的相关性要大于与图像的第3帧之间的相关性,所以,在第2

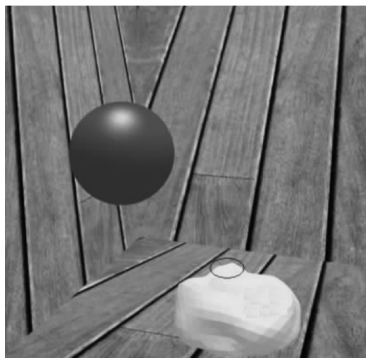


图 1 原始图像第 3 帧

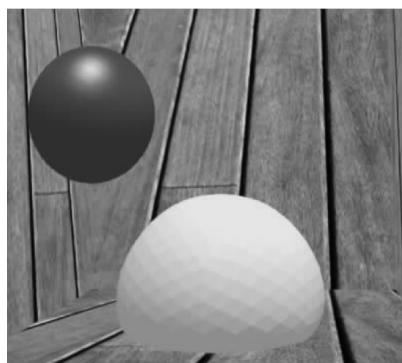


图 2 原始图像第 2 帧

帧图像的基础上,采用无迹点迹相关像素分析的方法,无迹点迹相关像素点分析模型如图 3 所示.

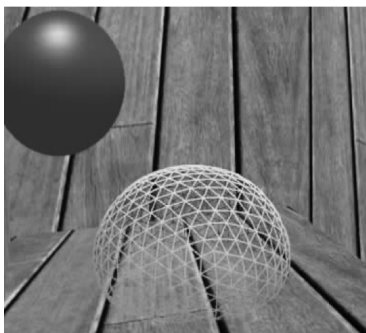


图 3 第 2 帧进行像素分析模型

通过无迹点的像素分析恢复方法,恢复出原始图像的第 1 帧图像如图 4 所示.

从图 4 可以看出,通过采用无迹点的像素分析恢复方法,原始图像中的无迹点被很好的恢复了出来,所以此方法具有很好的图像恢复效果.

5 结束语

本文提出了一种基于无迹点关联分析的图像恢复方法,将图像中的点分为无迹点和有迹点,对于无

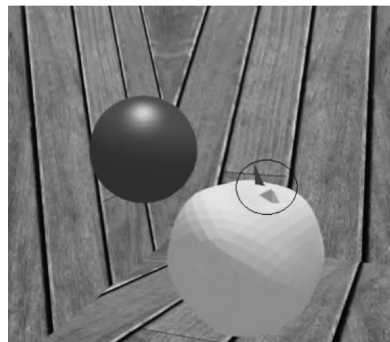


图 4 图像恢复结果

迹点,通过多帧图像之间的相关关系进行预测恢复,由于无迹点与有迹点相邻,所以图像点之间含有一定的相关性,通过相关度衡量评判,最终实现图像恢复.采用一组图像进行测试,结果显示,基于无迹点关联的方法,图像可以被很好的恢复,具有很好的应用价值.

参考文献:

- [1] 唐述, 龚卫图. 稀疏平滑特性的多正则化约束图像盲复原方法[J]. 软件学报, 2013, 24(5): 1143-1155.
- [2] 李敏, 李俊. 基于人类视觉系统特性的图像质量评价算法[J]. 科技通报, 2013, 29(2): 160-162.
- [3] 杜辉. 基于小波变换的彩色图像中快速图像边缘化参差拼接算法[J]. 科技通报, 2012, 12(28): 89-90.
- [4] 庄玲, 庄越挺. 一种基于稀疏典型性相关分析的图像检索方法[J]. 软件学报, 2012, 23(5): 1295-1305.
- [5] 李艳玲, 黄春艳, 赵娟. 基于灰色关联度的图像自适应中之滤波算法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(1): 238-240.
- [6] Gong M, Ma L, Zhang Q, et al. Community detection in networks by using multi objective evolutionary algorithm with decomposition[J]. Physica A, 2012, 391: 4050-4060.
- [7] 金勇, 吴庆标, 刘利刚. 基于自适应网格变形的图像编辑算法[J]. 软件学报, 2012, 23(5): 1325-1335.
- [8] 孙玉宝. 图像稀疏表示的结构自适应子空间匹配追踪算法研究[J]. 计算机学报, 2012, 35(8): 1751-1759.

作者简介:

房宜汕 (1979-),男,硕士,讲师.研究方向为数字图像处理及应用.