

一种基于 Newton-Thiele 型有理插值曲面的图像缩放方法^{*}

A Method of Image Enlargement and Reduction Based on The Newton-Thiele's Interpolation Surface

胡 敏 檀结庆

(合肥工业大学计算机信息学院 合肥230009)

Abstract A method of image resizing is presented in this paper. It is based on The Newton-Thiele's interpolation surface. First, a Newton-Thiele's interpolation surface is constructed for each color component of a digital image, and then, the surfaces with different sampling rates are resampled to generate the required resized image. The experimental results show that the method can greatly improve the quality of resized image.

Keywords Newton-Thiele's continued fractions, Interpolation surfaces, Enlargement, Reduction

1. 引言

为获得较好的视觉效果或适应某些特殊场合的需要,常要对图像进行缩放处理。图像的缩放可归结为对图像进行几何运算,它分两步进行:首先对图像进行空间变换,其次对图像进行灰度级插值。一般的方法是使用简单的比例变换,但这种方法时常会引起比较严重的图像走样,尤其是当图像中包含像素之间灰度级有变化的细微结构时,会在图像中产生人工的痕迹,图像带有大量锯齿形。双线性插值具有平滑作用,可能会使图像的细节产生退化,尤其是在进行放大处理时,会丢失重要的边缘特征信息^[1]。文[2,3]提出了一种利用 B 样条插值的图像放大方法,使放大后的图像质量得到了很大的改善,但该方法缺点是速度慢。文[4]利用 Bézier 插值曲面对图像进行放大,其计算量也大,执行速度也较慢。以上方法均采用线性插值,都是在假设图像像素和周围像素呈线性关系、色彩变化均匀的基础上进行的,但事实上图像的有些纹理之间或像素间呈突变性质,具有非线性关系,这时若采用纯线性函数进行拟合会使边缘信息模糊,或丢失重要的边缘信息。在文[5]中首次提出了一种基于 Newton-Thiele 型连分式插值的代数曲面三维重建算法,该方法具有计算简单、便于编程实现的特点。经过对比分析,这里成功地将该算法应用于图像任意比例的放大或缩小,并给出了详细的算法和实验结果。

2. Newton-Thiele 型连分式插值曲面

2.1 Newton-Thiele 型插值曲面公式及算法

记 $X_m = \{x_0, x_1, \dots, x_m\} \subset [a, b] \subset R$, $Y_n = \{y_0, y_1, \dots, y_n\} \subset [c, d] \subset R$

$$\Pi_{m,n} = X_m \times Y_n = \{(x_i, y_j) | x_i \in X_m, y_j \in Y_n, i=0,1,\dots,m; j=0,1,\dots,n\}$$

并设 $f(x, y)$ 为给定的 $[a, b] \times [c, d]$ 上有定义的二元函数。在引进二元混合差商^[5,6] $\varphi(x_0, \dots, x_i; y_0, \dots, y_1)$ 的基础上,定义二元有理插值格式^[7,8] 为

$$R_{m,n}(x, y) = T_0(y) + T_1(y)(x - x_0) + T_2(y)(x - x_0)(x - x_1) + \dots + T_m(y)(x - x_0)(x - x_1) \dots (x - x_{m-1}) \quad (1)$$

其中

$$T_i(y) = \varphi(x_0, \dots, x_i; y_0) + \frac{y - y_0}{\varphi(x_0, \dots, x_i; y_0, y_1)} + \frac{y - y_1}{\varphi(x_0, \dots, x_i; y_0, y_1, y_2)} + \dots + \frac{y - y_{n-1}}{\varphi(x_0, \dots, x_i; y_0, \dots, y_n)}, i=0,1,\dots,m \quad (2)$$

是关于变量 y 的 Thiele 型连分式^[7,8], 由(1)和(2)式确定的 $R_{m,n}(x, y)$ 满足

$$R_{m,n}(x_i, y_j) = f(x_i, y_j) \quad \forall (x_i, y_j) \in \Pi_{m,n}$$

其中 $f(x_i, y_j)$ 是插值曲面 $R_{m,n}(x, y)$ 的控制顶点,或称 $\{f(x_i, y_j) | (i=0,1,\dots,m; j=0,1,\dots,n)\}$ 为控制网格,文[5]中还给出了 Newton-Thiele 型插值曲面的矩阵算法,这里不再详述。

Newton-Thiele 型插值曲面就是由一组控制顶点生成的有理曲面。它可以用于一组数据点之间进行插值,以获得平滑过渡。本文将 Newton-Thiele 型插值曲面用于颜色分量的插值。

2.2 由数字图像构造 Newton-Thiele 型插值曲面

假设 $f(x, y)$ 是一个 $M \times N$ 的数字图像,它提供了图像色彩的三个离散的信息阵列,每个色彩分量对应于一个阵列。插值方法的意义在于将有限的

^{*} 本文得到国家自然科学基金(项目编号:10171026)和教育部资助优秀年轻教师基金资助。胡 敏 讲师,博士研究生,主要研究方向为图像处理、计算机应用等。檀结庆 博士,教授,博士生导师,主要研究方向为 CAGD、小波理论、图像处理技术。

离散信息变换为一个连续的信息。

设 $R_{i,j}$ ($1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$) 是 $f(x, y)$ 中第 i 行第 j 列像素的红色分量, 它与像素平面上的二维点 (i, j) 相对应。我们的任务是构造一个二元有理函数 $I(x, y)$ 满足 $I(i, j) = R_{i,j}$, 为了简化计算的复杂性, 我们采用分块曲面拼接的方法, 每块曲面的控制网格为 3×3 。

首先, 将矩阵 $R_1 = \{R_{i,j}, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ 扩充为 $R_2 = \{R_{i,j}, 1 \leq i \leq M+1, 1 \leq j \leq N+1\}$, 也即补充 $R_{i,j}$ ($i = M+1$ 或 $j = N+1$) 的值, 利用向外插值法, 取 $R_{M+1,j} = 2R_{M,j} - R_{M-1,j}$ ($1 \leq j \leq N$), $R_{i,N+1} = 2R_{i,N} - R_{i,N-1}$ ($1 \leq i \leq M$), $R_{M+1,N+1} = R_{M+1,N} + R_{M,N+1} - R_{M,N}$, 然后再将 R_2 扩充为 $R_3 = \{R_{i,j}, 0 \leq i \leq M+1, 0 \leq j \leq N+1\}$, 其扩充方法同 R_2 , 最后在 R_2 的基础上构造 $M \times N$ 个 3×3 的 Newton-Thiele 型插值曲面 $I_{i,j}$ 。

$$I_{i,j}(x, y) = T_0(y) + T_1(y)(x - x_{i-1}) + T_2(y)(x - x_{i-1})(x - x_i)$$

$$(i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N)$$

每一个 $I_{i,j}$ 的控制网格为:

$$M_0 = \begin{bmatrix} R_{i-1,j-1} & R_{i,j-1} & R_{i+1,j-1} \\ R_{i-1,j} & R_{i,j} & R_{i+1,j} \\ R_{i-1,j+1} & R_{i,j+1} & R_{i+1,j+1} \end{bmatrix}$$

这里 $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$ 。

$$\bar{X}_3 = \{x_{i-1}, x_i, x_{i+1}\}, \bar{Y}_3 = \{y_{j-1}, y_j, y_{j+1}\}$$

$$\Pi_{3,3} = \bar{X}_3 \times \bar{Y}_3 = \{(x_u, y_v) | x_u \in \bar{X}_3, y_v \in \bar{Y}_3, u = i-1, i, i+1; v = j-1, j, j+1\}$$

依据文[5], 则 $I_{i,j}$ 插值曲面的具体算法如下:

第一步: 初始化。

令

$$\bar{f}_{u,v}^{(0,0)} = \bar{f}_{u+i-1,v+j-1}^{(0,0)} = R_{u+i-1,v+j-1},$$

$$u, v = 0, 1, 2$$

则

$$M_0 = \begin{bmatrix} \bar{f}_{0,0}^{(0,0)} & \bar{f}_{1,0}^{(0,0)} & \bar{f}_{2,0}^{(0,0)} \\ \bar{f}_{0,1}^{(0,0)} & \bar{f}_{1,1}^{(0,0)} & \bar{f}_{2,1}^{(0,0)} \\ \bar{f}_{0,2}^{(0,0)} & \bar{f}_{1,2}^{(0,0)} & \bar{f}_{2,2}^{(0,0)} \end{bmatrix}$$

M_0 称初始信息矩阵。

第二步: x 方向 Newton 递推。对 $v = 0, 1, 2; p = 1, 2; u = p, p+1, \dots, 2$

令

$$\bar{f}_{u,v}^{(p,0)} = \frac{\bar{f}_{u,v}^{(p-1,0)} - \bar{f}_{p-1,v}^{(p-1,0)}}{x_u - x_{p-1}}$$

其中, $\bar{x}_u = x_{u+i-1}, \bar{x}_{p-1} = x_{p+i-2}$ 。

上述递推过程旨在通过 $m(m+1)(n+1)/2$ 即 9 次乘法运算(列变换)将初始信息 M_0 矩阵转换为

$$M_1 = \begin{bmatrix} \bar{f}_{0,0}^{(0,0)} & \bar{f}_{1,0}^{(0,0)} & \bar{f}_{2,0}^{(0,0)} \\ \bar{f}_{0,1}^{(0,0)} & \bar{f}_{1,1}^{(0,0)} & \bar{f}_{2,1}^{(0,0)} \\ \bar{f}_{0,2}^{(0,0)} & \bar{f}_{1,2}^{(0,0)} & \bar{f}_{2,2}^{(0,0)} \end{bmatrix}$$

第三步: y 方向 Thiele 递推。对 $u = 0, 1, 2; q =$

$1, 2; v = q, q+1, \dots, 2$, 令

$$\bar{f}_{u,v}^{(u,q)} = \frac{\bar{y}_v - \bar{y}_{q-1}}{\bar{f}_{u,v}^{(u,q-1)} - \bar{f}_{u,q-1}^{(u,q-1)}} \quad (7)$$

其中, $\bar{y}_v = y_{v+j-1}, \bar{y}_{q-1} = y_{q+j-2}$ 。

上述递推过程旨在通过 $n(n+1)(m+1)/2$ 次乘法运算(行变换)将信息矩阵 M_1 进一步变换为

$$M_2 = \begin{bmatrix} \bar{f}_{0,0}^{(0,0)} & \bar{f}_{1,0}^{(1,0)} & \bar{f}_{2,0}^{(2,0)} \\ \bar{f}_{0,1}^{(0,1)} & \bar{f}_{1,1}^{(1,1)} & \bar{f}_{2,1}^{(2,1)} \\ \bar{f}_{0,2}^{(0,2)} & \bar{f}_{1,2}^{(1,2)} & \bar{f}_{2,2}^{(2,2)} \end{bmatrix} \quad (8)$$

第四步: 利用 M_2 的第 $u+1$ 列元素 $\bar{f}_{u,v}^{(u,v)}, v = 0, 1, 2$ 构造关于 y 的 Thiele 型连分式 $T_u(y)$, 即: 令

$$T_u(y) = \bar{f}_{u,0}^{(u,0)} + \frac{y - \bar{y}_0}{\bar{f}_{u,1}^{(u,1)}} + \frac{y - \bar{y}_1}{\bar{f}_{u,2}^{(u,2)}}, u = 0, 1, 2$$

第五步: 令

$$\begin{aligned} I_{i,j}(x, y) &= T_0(y) + T_1(y)(x - \bar{x}_0) + T_2(y)(x - \bar{x}_0)(x - \bar{x}_1) \\ &= T_0(y) + T_1(y)(x - \bar{x}_{i-1}) + T_2(y)(x - \bar{x}_{i-1})(x - \bar{x}_i) \end{aligned}$$

则 $I_{i,j}(x, y)$ 即为分块 $R_{i,j}$ 的二元有理插值函数。

用同样的方法可以为 $f(x, y)$ 的绿色分量 $G(x_i, y_j)$ 和蓝色分量 $B(x_i, y_j)$ 构造分块 Newton-Thiele 型插值曲面。

3. 利用 Newton-Thiele 型插值曲面进行图像缩放

数字图像的缩放实质上就是对图像重采样的过程。把图像看成是一个采样点在整数点上的二维离散信号, 先对其进行插值, 然后再重采样。即如果原图大小为 $M \times N$, 处理后的大小为 $M' \times N'$, 则重采样点的位置是 $\left\lceil i \times \frac{M}{N} \right\rceil, \left\lceil j \times \frac{N}{N'} \right\rceil, i = 0, 1, \dots, M'-1; j = 0, 1, \dots, N'-1$ 。

设输入图像 $f(x, y)$ 是一个 $M \times N$ 的数字图像, 是一个采样点在整数点上的二维离散信号, 处理后的图像 $f'(x', y')$ 大小为 $M' \times N'$, 则 $f'(m', n')$ 相对于 $f(m, n)$ 而言, 在 x 方向和 y 方向的压缩比

$$scale_x = M/M'$$

$$scale_y = N/N'$$

令 $R(i', j')$ 是 $f'(m', n')$ 的第 i' 行第 j' 列像素点 $P'(i', j')$ 的红色分量, 则由映射关系知 $P'(i', j')$ 对应于 $f(m, n)$ 中的点位置 (x, y) 为:

$$x = i' \times scale_x$$

$$y = j' \times scale_y$$

令

$$i = \text{round}(x), j = \text{round}(y)$$

$$\Delta x = x - i + 1, \Delta y = y - j + 1$$

则 $f(m, n)$ 中坐标为 (x, y) 的点就是 $f(m, n)$ 的第 (i, j) 像素插值块内 $(\Delta x, \Delta y)$ 坐标处的点。所以 R

(i', j') 的值就等于 $f(m, n)$ 的红色分量的 Newton-Thiele 型插值曲面的第 (i, j) 块 $I_{i,j}$ 在 $(\Delta x, \Delta y)$ 坐标处的值。

利用同样的方法, 可以求出绿色分量 $G(i, j)$ 和蓝色分量 $B(i, j)$ 的值。

4. 实验结果

我们在 Pentium 655 上用 Dephi 5.0 实现了该算法, 并验证了该方法的可行性。以 256×256 的图



图1 Panda 原图



图2 利用本文放大(307×460)

Panda. bmp 为例, 分别对其进行放大和缩小。如图1—图3所示。图2的执行时间为535ms。图3的执行时间为172ms。同文[2]和文[4]相比, 速度明显提高。



图3 利用本文缩小(205×128)

结论 从实验结果可以看出, 利用 Newton-Thiele 型插值曲面进行缩放效果是好的, 是一种既快速又能保证质量的图像缩放方法, 这对于在多媒体和互联网上图像的处理有一定的意义。

参考文献

- 1 朱志刚, 林学闯, 石定机译. 数字图像处理. 北京: 电子工业出版社, 1998. 97~117
- 2 杨朝霞, 等. 用 B 样条的尺度关系来实现图像任意精度的放大缩小[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2001, 13(9): 824~827
- 3 Durand C X, Faguy D. Rational zoom of bitmaps using B-spline interpolation in computerized 2-D animation. Computer Graphics Forum. 1990, 9(1): 27~37
- 4 孙庆杰, 等. 一种基于 Bezier 曲面的图像放大方法[J]. 软件学报, 1999, 10(6): 570~574
- 5 檀结庆, 胡敏, 刘小平. 有理曲面的三维重建[J]. 计算机应用 2000, 20(Suppl.): 57~59
- 6 Tan Jieqing, Fang Yi. Newton-Thiele' rational interpolants[J]. Numerical Algorithms, 2000, 24: 141~157
- 7 Tan J. Bivariate blending rational interpolants[J]. Approx. Theory &its Application, 1999, 15(2): 74~83
- 8 Siemaszko W. Thiele-type branched continued fractions for two variable functions[J]. Comput. Appl. Math., 1983, 9: 137~153

(上接第96页)

- 2 Landgrebe D. Some fundamentals and methods for hyperspectral image data analysis. SPIE International Symposium on Biomedical Optics (Photonics West), San Jose California, Jan. 1999. 23~29
- 3 Heermann P D, Khazenie N. Classification of multispectral remote sensing data using a back-propagation neural network. IEEE Trans. on Geosci and Remote Sensing, 1992, 30(1): 81~88
- 4 He Mingyi, Bogner R E, et al. Classification of multispectral imagery by using neural network with binary data. Australia First

Conference on Artificial Neural Networks, Sydney, Jan. 1990

- 5 Haykin S. Neural networks: A comprehensive foundation. Prentice Hall, 2001
- 6 Vapnik 著, 张学工译. 统计学习理论的本质. 清华大学出版社, 2000
- 7 Schölkopf B. Support vector learning: [PhD Thesis]. Berlin, 1997
- 8 Burges CJC. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Knowledge Discovery and Data Mining, 1998, 2(2)
- 9 陈宝林. 最优化理论与算法. 清华大学出版社, 1996