

文章编号:1001-9081(2013)11-3204-05

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2013.11.3204

# 基于视觉灵敏度及改进方向距离彩色图像迭代滤波算法

李高西<sup>1</sup>, 曹军<sup>1\*</sup>, 张福元<sup>1</sup>, 李华<sup>2</sup>

(1. 内蒙古大学 数学科学学院, 呼和浩特 010021; 2. 内蒙古大学 计算机学院, 呼和浩特 010021)

(\* 通信作者电子邮箱 caojuncn@163.com)

**摘要:**为消除人眼视觉差别对彩色图像滤波的影响,提出了RGB非均匀色彩空间中三基色(红、绿、蓝)的视觉灵敏度的计算方法。滤波算法先用粗糙集理论对噪声像素做初步判断,再结合视觉灵敏度修正判断结果,最后用改进的方向距离滤波器(DDF)滤除噪声像素。仿真实验表明,算法在颜色保持、边缘细节保护、噪声滤除率方面均优于现有滤波算法;且在各种密度噪声情况下,其归一化均方差最小,峰值信噪比最大。

**关键词:**视觉灵敏度;RGB空间;自适应;方向距离;矢量滤波;迭代

**中图分类号:** TP391.413    **文献标志码:**A

## Iterative filtering algorithm for color image based on visual sensitivity and improved directional distance

LI Gaoxi<sup>1</sup>, CAO Jun<sup>1\*</sup>, ZHANG Fuyuan<sup>1</sup>, LI Hua<sup>2</sup>

(1. College of Mathematical Science, Inner Mongolia University, Hohhot Nei Mongol 010021, China;

2. College of Computer Science, Inner Mongolia University, Hohhot Nei Mongol 010021, China)

**Abstract:** To eliminate the influence of visual difference on color image filtering, a method to compute the visual sensitivity value of three primary colors was given. The filter algorithm detected pixels by rough set first, then used visual sensitivity to correct the test results, finally filtered the noise pixels by the improved Directional Distance Filter (DDF). The experimental results show that the new filter, compared with several other representative vector filters, provides better performance on color keeping, edge detail preservation, and noise filtering rate. In addition, the normalized mean square error of our method is the smallest and the Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) is the largest under different noise density.

**Key words:** visual sensitivity; RGB space; adaptive; directional distance; vector filtering; iteration

## 0 引言

人眼对各种颜色变化感知的灵敏度是不同的,而计算机中的彩色图像一般又是由红(R)、绿(G)、蓝(B)这三种颜色混合而成,因此研究人眼视觉对各种颜色的灵敏度具有重要意义。近年来国内外不少学者对视觉灵敏度进行了研究<sup>[1-2]</sup>,并将其应用于均匀色度空间中的彩色图像分割、边缘检测和图像评价体系,取得了不少成果<sup>[3-6]</sup>,但目前还没有应用于图像滤波方面。RGB空间为不均匀色度空间,该空间中的三基色<sup>[7]</sup>的视觉灵敏度鲜有文章论述。本文在CIE1931 (commission Internationale de l'éclairage) 色度图<sup>[8]</sup>和MacAdam椭圆<sup>[9]</sup>的基础上应用数学方法对RGB色彩空间的三基色<sup>[9]</sup>的视觉灵敏度做了计算,并将该视觉灵敏度应用于图像滤波。

对于图像滤波目前国内内外有如下方法:

1) 对彩色图像的彩色空间中每一维分别滤波,再合并。但这类方法可能产生原图像中没有的颜色,故有文献提出对新产生的颜色进行修复的方法<sup>[10-13]</sup>。

2) 采用矢量滤波方法,如矢量中值滤波器 (Vector Median Filter, VMF)<sup>[14]</sup>、基本矢量方向滤波器 (Basic Vector Directional Filter, BVDF)<sup>[15]</sup>、方向距离滤波器 (Directional

Distance Filter, DDF)<sup>[16]</sup>等。这些算法能有效地滤除图像中的椒盐噪声,但在一定程度上会改变非噪声点的值,使得边缘和纹理模糊。

3) 将噪声检测过程和滤除过程分开<sup>[17-18]</sup>,提出MDDF (Modified DDF) 滤波方法,可以保护边缘细节,但噪声检测时会有误判,特别对于高密度噪声,检测和滤波利用小窗口效果不佳,而加大滤波窗口会导致边缘细节丢失,且大大增加了运算时间。

通过分析可知,影响滤波效果的主要因素有:1) 对彩色图像每维分别滤波后再合成,可能产生新噪声点;2) 噪声检测时被误判和漏判的噪声点过多,导致噪声点传播和边缘细节丢失;3) 滤波时,滤波窗口输入像素中含有噪声点,导致噪声点传播。

本文提出的滤波算法分噪声检测和噪声滤除两个过程,主要做了三个方面的工作:

1) 在CIE1931色度图和MacAdam椭圆的基础上用数学方法对RGB色彩空间的三基色(红色、绿色、蓝色)的视觉灵敏度做了计算。

2) 用粗糙集理论对噪声点做初步判断。为减少误判,更好地保护边缘细节,结合视觉灵敏度再次进行判断。根据图像被噪声污染的程度,综合考虑算法复杂度,适当地选取噪声

收稿日期:2013-04-17;修回日期:2013-07-08。    基金项目:国家自然科学基金资助项目(61163011)。

作者简介:李高西(1988-),男,重庆开县人,硕士,主要研究方向:图形图像处理;曹军(1962-),女,内蒙古呼和浩特人,副教授,硕士,主要研究方向:图形图像处理、计算机网络;张福元(1972-),男,内蒙古乌兰察布人,讲师,硕士,主要研究方向:图形图像处理;李华(1964-),女,内蒙古呼和浩特人,教授,博士,主要研究方向:软件测试、图形图像处理。

检测窗口大小,对于高密度污染的图像选择大的检测窗口,这样可以防止因窗口内全为噪声点而无法检测的情况。

3) 矢量滤波是用图中的非噪声点代替噪声点,而离噪声点越近的非噪声点和该噪声点位置处原本的像素越接近,因此,滤波窗口应尽量选得小为好,大的滤波窗口使得替代像素点值和原像素点值相差较大,不能很好地保护边缘细节,故对于各种密度的噪声污染的图像本文均选取 $3 \times 3$  大小的滤波窗口;且本文对现有的 DDF 做了更合理的改进,并作为后续滤波器对窗口内的噪点进行迭代滤除,非噪点值保持不变,大大改善了滤波效果和准确度,并有效防止了噪声的传播。

## 1 基于视觉灵敏度的噪声检测器

### 1.1 人眼视觉灵敏度

#### 1.1.1 色彩理论

红、绿、蓝三色称为三基色,这三基色按不同比例混合可以产生自然界大多数颜色。计算机技术中最常用的 RGB 彩色空间就是基于此设计的。但三基色彩色空间不能够产生自然界所有颜色,由此在 RGB 彩色空间上进行数学变换得到标准彩色系统 CIE1931 如图 1 所示。

CIE 彩色系统包含了自然界所有色彩,而 RGB 彩色空间色彩只是图 1 中三角形部分,RGB 彩色空间中的三基色(三角形三个顶点)在 CIE 中对应的坐标:R 为(0.640, 0.330), G 为(0.290, 0.600), B 为(0.150, 0.060)。

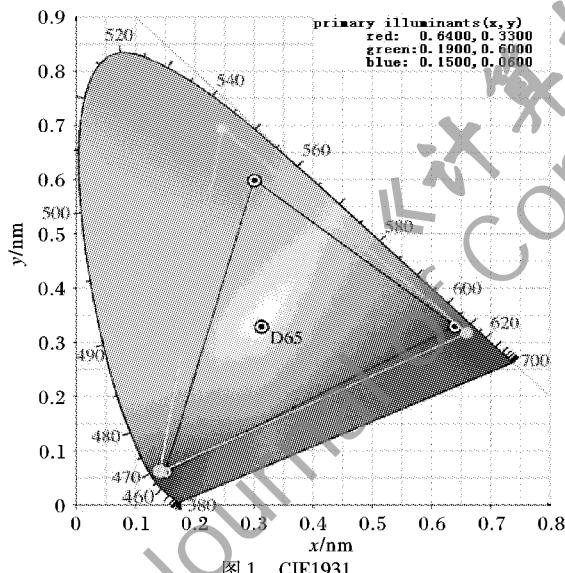


图 1 CIE1931

下面计算三角形面积占 CIE 彩色系统面积的比例。

图 1 给出了三角形的三个顶点坐标,容易求得三角形三边长分别为:  $a_{\text{RGB}} = 0.560$ ,  $b_{\text{RGB}} = 0.434$ ,  $c_{\text{RGB}} = 0.559$ 。

由海伦公式可计算出三角形面积:

$$S_{\text{RGB}} = \sqrt{q_{\text{RGB}}(q_{\text{RGB}} - a_{\text{RGB}})(q_{\text{RGB}} - b_{\text{RGB}})(q_{\text{RGB}} - c_{\text{RGB}})}$$

其中  $q_{\text{RGB}} = \frac{(a_{\text{RGB}} + b_{\text{RGB}} + c_{\text{RGB}})}{2}$ 。

算得  $S_{\text{RGB}} = 0.112$ 。

可将 CIE 彩色系统近似为半个椭圆。由图 1 可得到;该椭圆的短轴的两个端点的坐标为(0.174, 0.025)、(0.670, 0.330),由这两点可以得到椭圆中心的坐标(0.422, 0.178),由图 1 可得长轴顶点坐标(0.059, 0.829)。由此算得长半轴  $a_{\text{CIE}} = 0.730$  和短半轴  $b_{\text{CIE}} = 0.280$ 。

故 CIE 彩色系统面积为:

$$S_{\text{CIE}} = \frac{1}{2} \pi a_{\text{CIE}} b_{\text{CIE}} = 0.320$$

由此可得:  $S_{\text{RGB}}/S_{\text{CIE}} = 35\%$ , 即是三角形面积占 CIE 彩色系统面积的 35%。

人眼对颜色差灵敏度随颜色的波长而变。1942 年 MacAdam 通过实验表明:在 CIE1931 色度图上,对不同位置或者同一位置的不同方向,人眼的颜色辨别能力是不相同的。Macadam 对 25 种色光进行实验,在每个色光点大约沿 5 到 9 个对侧方向上测量人眼刚刚能觉察出颜色差别所对应的色度差,结果得到的是一些面积大小各异、长短轴不等的椭圆,称为 Macadam 椭圆,如图 2 所示(其中椭圆放大了 10 倍)。图 2 中,不同位置的 Macadam 椭圆面积相差很大,这表明人眼对不同区域颜色变化敏感的敏感程度不同。25 个 Macadam 椭圆面积是不相同的,说明 CIE1931 颜色空间是不均匀的。图上相等的空间在视觉上不等差,不能正确反映颜色的视觉效果。若想用颜色点之间的距离来表示色差,必须将原来的 CIE1931 颜色空间进一步修正为能够适应人眼的均匀颜色空间,即 CIE1960UCS 均匀颜色空间。而 RGB 彩色空间也是不均匀的,故只能大致估计其三基色的视觉色彩差。下面用数学建模的方法给出 RGB 空间中三基色视觉色彩差的估计值。

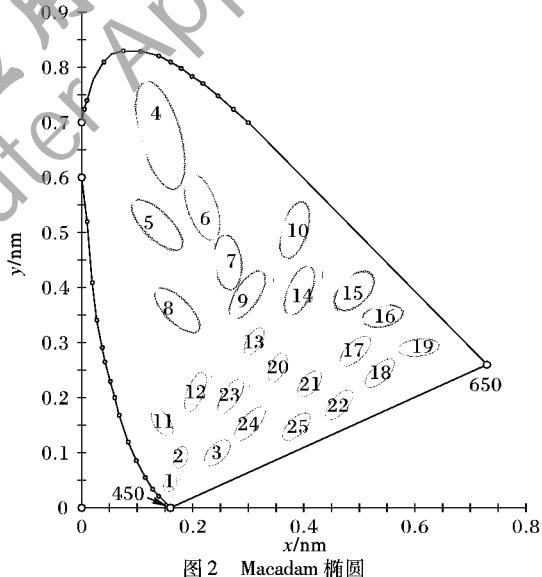


图 2 Macadam 椭圆

#### 1.1.2 视觉灵敏度值

人眼对颜色变化的敏感程度是有限的,在 RGB 彩色空间中,对于一幅  $N_1 \times N_2$  大小的彩色图像  $I$  中任一像素点,  $x(i, j) = [x_R(i, j), x_G(i, j), x_B(i, j)]$ , 若  $\Delta_i$  取适当值,  $x(i, j)$  在  $\{[x_R(i, j) \pm \Delta_R, x_G(i, j) \pm \Delta_G, x_B(i, j) \pm \Delta_B]\}$  内波动, 人眼是无法感觉出其变化的。 $\{[x_R(i, j) \pm \Delta_R, x_G(i, j) \pm \Delta_G, x_B(i, j) \pm \Delta_B]\}$  反映在三维空间中为以  $x(i, j)$  为中心, 以  $2\Delta_R$ 、 $2\Delta_G$ 、 $2\Delta_B$  为长宽高的长方体,  $\Delta_i$  取人眼刚好能感觉到视觉差别的临界值。下面用数学方法给出  $\Delta_i$  的确定过程。

根据加性彩色混合理论<sup>[7]</sup>, CIE1931 中各种颜色的光可认为是 380 nm ~ 700 nm 的可见光谱中的光,按不同的比例混合成,而不同波长的光混合叠加后,波长保持不变,三基色附近的 Macadam 椭圆面积  $s_i (i \in \{R, G, B\})$  与 CIE1931 图面面积  $S_{\text{CIE}}$  的比为  $S_i/S_{\text{CIE}}$ 。因为 RGB 彩色空间中的颜色只有 CIE1931 标准彩色系统的颜色的 35%, 故可近似认为,RGB 彩色空间中,三基色处以  $x(i, j)$  为中心,以  $2\Delta_i$  为边长的立方体体积占整个 RGB 彩色空间体积  $256^3$  的比例  $(2\Delta_i)^3/256^3$  与  $S_i/S_{\text{CIE}} \times$

35% 相等,即:

$$\frac{S_i}{S_{\text{CIE}}} \times 35\% = \frac{(2\Delta_i)^3}{256^3} \quad (1)$$

Macadam 给出了 25 个椭圆的中心坐标和长半轴、短半轴长<sup>[8]</sup>。为计算方便,但未给出三基色坐标处的 Macadam 椭圆长短半轴。因为图中任何位置的颜色变化视觉灵敏度值都不会突变,故可以用如下方法对三基色位置处的椭圆长短半轴进行计算。

由图 2 可知,红绿蓝三基色坐标(0.640,0.330)、(0.290,0.600)、(0.150,0.060)分别在椭圆 15 和椭圆 16、椭圆 6 和椭圆 10、椭圆 1 和椭圆 2 之间。可分别取三基色附近的两椭圆长半轴的平均值作为三基色坐标处对应的 Macadam 椭圆长半轴,两椭圆短半轴的平均值作为三基色坐标处对应的 Macadam 椭圆短半轴。

由文献[10] 所给各椭圆数据和式(1)可以算得: $\Delta_R = 6$ 、 $\Delta_G = 8$ 、 $\Delta_B = 5$ 。这三个值将作为噪声再检测的阈值。

## 1.2 粗糙集理论

给定论域  $U$ ,对于任何子集  $X \subseteq U$ , $X$  可称之为  $U$  的一个概念或范畴。定义  $\mathfrak{R}$  为论域中的一种等价关系,当  $X$  能用  $\mathfrak{R}$  属性集确切地描述时,它可用某些  $\mathfrak{R}$  基本集合的并来表达,称  $X$  是  $\mathfrak{R}$  可定义的,否则  $X$  为  $\mathfrak{R}$  不可定义的。 $\mathfrak{R}$  可定义集是论域  $U$  的子集,它可在知识库  $K$  中被精确地定义; $\mathfrak{R}$  不可定义集称为  $\mathfrak{R}$  粗糙集,它不能在知识库  $K$  中被精确地定义。当存在一等价关系  $\mathfrak{R} \in \text{ind}(K)$  且  $x$  为  $\mathfrak{R}$  精确集,集合  $X \subseteq U$  称为  $K$  中的精确集;当对任何  $\mathfrak{R} \subseteq \text{ind}(K)$  且  $x$  为  $\mathfrak{R}$  粗糙集,则  $x$  称为  $K$  中的粗糙集。

假设给定知识库  $K = (U, \mathfrak{R})$ ,对于每个子集  $X \subseteq U$  和一个等价关系  $\mathfrak{R} \in \text{ind}(K)$ ,定义  $X$  的  $\mathfrak{R}$  下近似集和  $\mathfrak{R}$  上近似集分别为: $\mathfrak{R}_-(X) = \{x \in U : [x]_{\mathfrak{R}} \subseteq X\}$ ,  $\mathfrak{R}^+(X) = \{x \in U : [x]_{\mathfrak{R}} \cap X \neq \emptyset\}$ 。其中  $[x]_{\mathfrak{R}}$  表示基于  $\mathfrak{R}$  的  $x$  的等价类。由定义可知,  $\mathfrak{R}_-(X)$  是根据知识  $\mathfrak{R}$ ,  $U$  中所有一定能归入  $X$  的元素的集合,  $\mathfrak{R}^+(X)$  是根据知识  $\mathfrak{R}$ ,  $U$  中能和可能归入  $X$  的元素的集合。

## 1.3 噪声检测器

### 1.3.1 粗糙集初步检测

一幅图像可以看成是一个知识系统,用  $K = (I, \mathfrak{R})$  表示由图像  $I$  和等价关系  $\mathfrak{R}$  构成一个图像近似空间。当考虑一个窗口子图时,定义  $K = (Q, \mathfrak{R})$  表示由窗内像素和等价关系  $\mathfrak{R}$  构成的一个近似空间,且定义  $3 \times 3$  窗口(其他大小窗口类似) $Q$  如图 3。

$x^1(i, j)=x(i-1, j-1)$	$x^2(i, j)=x(i-1, j)$	$x^3(i, j)=x(i-1, j+1)$
$x^4(i, j)=x(i, j-1)$	$x^5(i, j)=x(i, j)$	$x^6(i, j)=x(i, j+1)$
$x^7(i, j)=x(i+1, j-1)$	$x^8(i, j)=x(i+1, j)$	$x^9(i, j)=x(i+1, j+1)$

图 3 噪声检测窗口

定义  $X$  代表图像中被噪声污染的像素, $\mathfrak{R}$  定义为:如果两个像素中的每一个都在选择的噪声参数范围内,则两个像素  $\mathfrak{R}$  相关,即属于等价类。那么可以定义  $R$  的上近似为:

$$\mathfrak{R}^+(X) = \{x \in W \mid \text{ind}(\mathfrak{R}) : [x]_{\mathfrak{R}} \cap X \neq \emptyset\}$$

在自然图像中,除了噪声之外,邻点之间应该存着很大的相关性。对于一幅彩色图像,每个像素点都可以由  $R$ 、 $G$ 、 $B$  三个基色表示。如果一个像素点的某基色分量值与其邻域的该基色分量值相差很大,该点很可能已被噪声污染了。如果图像的噪声污染很严重,在同一个窗口中,还可能存在两个或多个噪声像素。因此,定义等价关系  $\mathfrak{R}$  中的参数为:如果窗口中心位置像素点的某基色分量值大于等于窗口中其他像素点的最大值或小于等于窗口中其他像素点的最小值,则可以认为

该窗口的中心像素点为噪声点。如果定义  $3 \times 3$  窗口中心像素点  $x^0(i, j)$  的  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分量值分别为:  $x_R^0(i, j)$ 、 $x_G^0(i, j)$ 、 $x_B^0(i, j)$ , 窗口内除中心像素点外的所有点的  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分量的最大值分别为  $\max_{1 \leq i \leq 8} \{x_R^l(i, j)\}$ 、 $\max_{1 \leq i \leq 8} \{x_G^l(i, j)\}$ 、 $\max_{1 \leq i \leq 8} \{x_B^l(i, j)\}$ ; 最小值分别为  $\min_{1 \leq i \leq 8} \{x_R^l(i, j)\}$ 、 $\min_{1 \leq i \leq 8} \{x_G^l(i, j)\}$ 、 $\min_{1 \leq i \leq 8} \{x_B^l(i, j)\}$ 。

如果像素点  $x^0(i, j)$  满足:

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}^-(X) = \{[x^0(i, j)] \mid x_w^0(i, j) &\geq \max_{1 \leq i \leq 8} \{x_w^l(i, j)\} \text{ 或} \\ x_w^0(i, j) &\leq \min_{1 \leq i \leq 8} \{x_w^l(i, j)\}, w \in \{R, G, B\}\}; w \in \{R, G, B\} \end{aligned}$$

则认为  $x^0(i, j)$  是噪声点。

即如果  $x^0(i, j)$  满足以下三个条件的其中一个,则认为  $x^0(i, j)$  是噪声像素点:

$$\begin{aligned} x_R^0(i, j) &\geq \max_{1 \leq i \leq 8} \{x_R^l(i, j)\} \text{ 或 } x_R^0(i, j) \leq \min_{1 \leq i \leq 8} \{x_R^l(i, j)\} \\ x_G^0(i, j) &\geq \max_{1 \leq i \leq 8} \{x_G^l(i, j)\} \text{ 或 } x_G^0(i, j) \leq \min_{1 \leq i \leq 8} \{x_G^l(i, j)\} \\ x_B^0(i, j) &\geq \max_{1 \leq i \leq 8} \{x_B^l(i, j)\} \text{ 或 } x_B^0(i, j) \leq \min_{1 \leq i \leq 8} \{x_B^l(i, j)\} \end{aligned}$$

用上述粗糙集原理可以初步得到噪声点位置,用  $0, 1$  判别矩阵  $P$  表示。其中 0 表示非噪声点,1 表示噪声点。

### 1.3.2 结合视觉灵敏度再检测

传统的噪声点检测方法一般无法很好地解决噪声误检问题,将大量的非噪声点判断为噪声点,从而不能有效地保护边缘细节。为克服该问题,本文结合人眼视觉灵敏度对噪声点判别矩阵  $P(P(i, j) = 1$  表示点  $x^0(i, j)$  为噪声点;  $P(i, j) = 0$  表示点  $x^0(i, j)$  为非噪声点)做如下处理:

考虑到人眼对颜色变化的敏感程度有限,颜色在足够小的范围浮动人眼感受不到其变化。对于  $P(i, j) = 1$  的点  $x^0(i, j)$ , 在以  $x^0(i, j)$  为中心点的一个窗口  $Q$ (以  $3 \times 3$  为例如图 4)内对做如下修改:任意的  $x^l(i, j) \in Q$  有  $x^l(i, j) = [x_R^l(i, j), x_G^l(i, j), x_B^l(i, j)]$ 。若在  $Q$  中,使  $x^0(i, j) \in \{[x_R^l(i, j) \pm \Delta_R, x_G^l(i, j) \pm \Delta_G, x_B^l(i, j) \pm \Delta_B]\}$ , 成立的  $l$  的像素个数在窗口中占多数(本文设定为 70%),则令  $P(i, j) = 0$ , 即认为  $x^0(i, j)$  是非噪声点,这样可以有效地防止噪声点的误判,更好地保护边缘,使滤波后的图像更接近原图。

### 1.3.3 检测窗口的选择

用 1.3.1 节和 1.3.2 节所述的噪声检测器,测试分别被密度为 3% 到 45% 的噪声污染的 Lena 图像,并对漏检率  $P_u$  进行统计,  $p_u = N_u / N_t$ ,  $N_u$  为将噪声点认为是非噪声点的数目,  $N_t$  是图片的像素总数。结果如表 1 所示。

表 1 不同密度不同窗口的漏检率  $P_u$

检测 窗口	噪声密度					
	3%	6%	15%	25%	35%	45%
$3 \times 3$	0	0	0	0	0.00009	0.00023
$5 \times 5$	0	0	0	0	0	0.00001
$7 \times 7$	0	0	0	0	0	0

检测窗口选得过大会增加程序的运行时间,结合表 1 且综合考虑算法复杂性可按如下方法确定滤波窗口:当噪声密度在 0% ~ 15% 时选  $3 \times 3$  检测窗口;当噪声密度在 15% ~ 30% 时选  $5 \times 5$  检测窗口;当噪声密度大于 30% 时选  $7 \times 7$  检测窗口。

## 2 改进的 DDF

### 2.1 传统的 DDF

假设 RGB 彩色图像  $I$  大小为  $N_1 \times N_2$ , 用  $x(i, j)$  表示图像在位置  $(i, j)$  处的像素,用  $x_R(i, j)$ 、 $x_G(i, j)$ 、 $x_B(i, j)$  表示该

像素  $R, G, B$  分量值。则

$$x(i, j) = [x_R(i, j), x_G(i, j), x_B(i, j)]$$

假设滤波器窗口  $T_{ij}$  大小为  $L_1 \times L_1$ , 将滤波窗口在图像中滑动, 设滤波窗口中心在图像的  $(i, j)$  处, 将窗口  $T_{ij}$  内除中心像素外的像素, 从上到下、从左到右排列, 写成:  $T_{ij} = \{x^1(i, j), x^2(i, j), \dots, x^L(i, j)\}$ , 于是传统方向距离滤波器 (DDF) 写成:

$$Y_{ij}^{\text{DDF}} = \arg \min_{x^k(i, j)} \left\{ \left[ \sum_{l=1}^L \|x^l(i, j) - x^k(i, j)\|_e \right]^p \times \left[ \sum_{l=1}^L \arccos \left( \frac{x^l(i, j)[x^k(i, j)]'}{\|x^l(i, j)\|_e \|x^k(i, j)\|_e} \right) \right]^{1-p} \right\}$$

其中  $Y_{ij}^{\text{DDF}}$  表示窗口  $T_{ij} = \{x^1(i, j), x^2(i, j), \dots, x^L(i, j)\}$  中的点, 该点与窗口中除本身以外的其他点的方向距离聚合值最小, 用  $Y_{ij}^{\text{DDF}}$  代替  $x(i, j)$  即可。

## 2.2 改进的 DDF

本文用 1.3 节基于视觉灵敏度的噪声检测器, 判断出各个噪声点位置, 以噪声像素为中心像素确定滤波窗口, 只让窗口内的非噪声点作为 DDF 的滤波器的输入, 用 DDF 对其进行滤除。对于窗口内的像素全部为噪声点, 用迭代的形式将其滤除, 这样有效地防止了噪声的传播。本文算法只对噪声检测器判断出的各个噪声点进行滤除, 而非噪声像素保持不变, 这样有效地保护了图像的边缘细节。但若噪声密度比较大的图像, 会有如下的情况发生。以  $3 \times 3$  窗口为例, 如图 3 所示: 若滤波窗口中只有一个非噪声点  $I(i+1, j+1)$ , DDF 将用像素值  $I(i+1, j+1)$  代替  $I(i, j)$ 。由于选择的范围太窄, 可能将导致因  $I(i+1, j+1)$  与  $I(i, j)$  的实际像素值相差大而引起的图像失真, 降低边缘细节保护效果。滤波窗口选得越大, 非噪声像素点离中心像素点越远, 该情况越明显。因此本文对 DDF 迭代滤波作如下改进:

若滤波窗口内的非噪声点数目小于窗口内像素总数的 40%, 先不做处理, 待下次迭代窗口内的非噪声点数目大于窗口内像素总数的 40% 时, 再对其进行滤除。之所以要确定为 40% 是综合考虑了算法的计算速度和优选法, 若超过 40% 则算法需要经过多次迭代才能将噪声点滤除, 影响整个算法的效率。

矢量滤波是用图中的非噪声点代替噪声点, 而离噪声点越近的非噪声点和该噪声点位置处原本的像素越接近。因此, 滤波窗口应尽量选得小为好, 大的滤波窗口使得替代像素值和原像素值相差较大, 不能很好地保护边缘细节, 也使得算法复杂度提高。故对于各种密度的噪声污染的图像本文均选取  $3 \times 3$  大小的滤波窗口。

$P(i-1, j-1)=1$	$P(i-1, j)=1$	$P(i-1, j+1)=1$
$P(i, j-1)=1$	$P(i, j)=1$	$P(i, j+1)=1$
$P(i+1, j-1)=1$	$P(i+1, j)=1$	$P(i+1, j+1)=0$

图 4 可能导致失真的情况

本文提出的算法步骤:

第 1 步 用粗糙集理论对图像  $I$  中噪声点进行识别, 得到噪声点判别矩阵  $\mathbf{P}$ 。

第 2 步 结合人眼视觉灵敏度对  $\mathbf{P}$  作进一步处理。

第 3 步 检测窗口从  $\mathbf{P}$  的首位值开始滑动。

第 4 步 判断窗口是否滑动到  $\mathbf{P}$  的最后位置, 若是转第 7 步; 若不是转第 5 步。

第 5 步 如果  $P(i, j) = 0$ , 窗口滑动到下一像素点; 如果

$P(i, j) = 1$ , 则以  $x(i, j)$  为像素点, 确定滤波窗口内像素点集合  $T_{ij}$ 。

第 6 步 如果  $T_{ij}$  中存在非噪声点数目超过总数的 40%, 用本文改进的 DDF 对  $x(i, j)$  进行处理, 并令  $P(i, j) = 0$ ; 否则, 窗口滑动到下一像素点, 转第 5 步。

第 7 步 检测判别矩阵  $\mathbf{P}$  是否为 0 矩阵。若是, 则结束; 若不是, 将窗口滑动到  $\mathbf{P}$  的首位置, 转第 4 步。

通过此迭代过程可以处理滤波窗口中非噪声点数目小于总数的 40% 的情况。

## 3 仿真实验

对图 5(a) 加入 16% 的高斯噪声, 分别用 DDF、文献[17] MDDF 方法及本文的滤波方法进行滤波。

### 3.1 定性分析

主观定性分析是从视觉上观察各个滤波器的滤波效果, 如图 5 所示。图(a)为原图, 图(b)为加入 16% 高斯噪声后的图像, 图(c)为用本文算法滤波得到的图像, 图(d)为用 MDDF 滤波后的图像, 图(e)是用 DDF 滤波得到的图像, 图(f)是图(c)的局部放大图像, 图(g)是图(d)的局部放大图像, 图(h)是图(e)的局部放大图像。



图 5 各滤波器滤波效果对比

比较图(c)、(e)可知, 本文算法明显优于 DDF 滤波算法; 比较图(f)、(g)可知, 本文算法能更好地保护边缘细节, 优于 MDDF 算法。

### 3.2 定量分析

为了客观地评价滤波效果, 人们提出了各种评估方法<sup>[19-20]</sup>, 其中比较常用的是归一化均方差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) 和峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) :

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \| \hat{I}(i, j) - I(i, j) \|_2^2}{\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \| I(i, j) \|_2^2}$$

其中:  $N_1, N_2$  表示图像的大小,  $I(i, j)$  表示原图像在  $(i, j)$  处的像素,  $\hat{I}(i, j)$  表示滤波后的图像在  $(i, j)$  处的像素。分别计算本文算法、文献[17] MDDF 方法、DDF 算法滤波后的 NMSE 得到如表 2 所示数据。

比较表 2 中各列数据可知, 本文算法的归一化均方差是最小的。说明本文算法滤波图像和原图差别最小, 即被误检的像素最少, 边缘细节保护得比较好。

表 2 多种噪声密度下各类算法的 NMSE 比较

处理方法	噪声密度			
	3%	8%	16%	32%
本文算法	0.0071	0.0076	0.0095	0.0117
MDDF <sup>[17]</sup>	0.0092	0.0097	0.0113	0.0133
DDF	0.0604	0.0639	0.0746	0.0860

分析表 3 可知: 本文算法的均方误差明显低于其他两种方法, 峰值信噪比高于其他两种方法, 故本文的算法是最优的。

表 3 多种噪声密度下各方法 MAE 和 PSNR 比较

滤波方法	评价标准	噪声密度		
		8%	16%	32%
DDF	MAE	3.3728	3.9676	4.4719
	PSNR/dB	42.8509	42.1455	41.6259
MDDF <sup>[17]</sup>	MAE	0.5120	0.5995	0.6996
	PSNR/dB	51.0381	50.3529	49.6823
本文算法	MAE	0.4021	0.4914	0.6003
	PSNR/dB	52.0875	51.2165	50.3471

## 4 结语

本文对 RGB 非均匀色彩空间的三基色的视觉灵敏度值做了估计, 并将其应用于彩色图像滤波。根据图像被噪声污染的程度, 综合考虑算法复杂度, 适当地选取噪声检测窗口大小, 防止了因窗口内全为噪声点而无法检测的情况。本文算法用粗糙集理论对噪声点做初步判断后, 结合视觉灵敏度对噪声点再次进行了判断, 提高了检测准确度。滤波窗口越小, 滤波效果越好, 算法的迭代形式让选择  $3 \times 3$  大小窗口成为可能。同时本文对现有的 DDF 进行了更合理的改进, 算法以迭代的形式只对噪声像素进行滤除, 非噪声像素保持不变, 且只让非噪声像素作为滤波器的输入, 有效地防止了噪声点的传播。实验结果表明, 本文提出的算法可得到很好的滤波效果, 且可很好地保持图像色彩及边缘。该非均匀色彩空间的视觉灵敏度还可以应用于图像处理的其他领域。

## 参考文献:

- [1] 吕玮阁, 徐海松, 汪哲弘, 等. 基于不同颜色方向和空间频率的彩色对比灵敏度特性研究 [J]. 光学学报, 2011, 31(1): 293–298.
- [2] 曾旺, 徐海松, 汪哲弘, 等. 基于不同颜色背景的人眼辨色阈值特性研究 [J]. 光学学报, 2011, 31(1): 287–292.
- [3] 付忠良. 基于图像差距度量的阈值选取方法 [J]. 计算机研究与发展, 2001, 38(5): 563–567.
- [4] 张光玉, 解梅, 马争. 一种新的彩色图像边缘检测算法 [J]. 电子科技大学学报, 2005, 34(2): 164–167.
- [5] 王晓飞, 杨翠容, 杨勇, 等. 基于 HSI 空间彩色差的快速水平集分割方法 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(3): 1135–1137.
- [6] 徐云生. 基于 Contourlet 变换的图像质量评价方法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2010.
- [7] 高玉祥, 程正方, 郑日昌. 心理学 [M]. 北京: 北京师范大学出版社, 1996: 4–51.
- [8] KOSCHAN A, ABIDI M. Digital color image processing [M]. New York: Wiley, 2009: 4–49.
- [9] MACADAM D L. Visual sensitivities to color differences in daylight [J]. Journal of the Optical Society of America, 1942, 32 (5): 247–273.
- [10] 蔡建超, 刘超. 一步异相关与最相关矢量的彩色图像滤波方法 [J]. 计算机应用, 2012, 32(2): 517–520.
- [11] LIU C, ZANG X H, SHI B. Application of one-step singular correlation in random-across probability modeling [C]// Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Electronics and Optoelectronics. Piscataway: IEEE Press, 2011: 422–425.
- [12] TSAI H H, CHANG B M, LIN X P. Using decision tree particle swarm optimization and support vector regression to design a median-type filter with a 2-level impulse detector for image enhancement [J]. Information Sciences, 2012, 195(7): 103–123.
- [13] 华国堂, 王晓辉, 周艳, 等. 基于粗集的图像混合噪声滤波算法 [J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(21): 4898–4900.
- [14] ASTOLA J, HAAVISTO P, NEUVO Y. Vector median filters [J]. Proceedings of the IEEE, 1990, 78(4): 678–689.
- [15] TRAHANIAS P E, VENETSANOPoulos A N. Vector directional filters – a new class of multichannel image processing filters [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 2(4): 528–534.
- [16] KARAKOS D G, TRANHANIAS P E. Combining vector median and vector directional filters: the directional-distance filters [C]// ICIP95: Proceedings of the 1995 International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1995: 171–174.
- [17] 李岳阳, 孙俊. 彩色图像迭代滤波算法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(28): 12–16.
- [18] MAJID A, LEE C H, MAHMOOD M T, et al. Impulse noise filtering based on noise-free pixels using genetic programming [J]. Knowledge and Information Systems, 2012, 32(3): 505–526.
- [19] ESKICIÖGLU A M, FISHER P S. Image quality measures and their performance [J]. IEEE Transactions on Communications, 1995, 43(12): 2959–2965.
- [20] PLATANIOTIS K N, SRI V, ANDROUTSOS D, et al. An adaptive nearest neighbor multichannel filter [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1996, 6(6): 699–703.

(上接第 3175 页)

- [12] KOSCHAN A F, SUKUMAR S R, ROUI-ADIDI B, et al. Shape analysis algorithm based on information theory [C]// Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 229–232.
- [13] FEIXAS M, SBERT M, GONZALEZ F. A unified information-theoretic framework for viewpoint selection and mesh saliency [EB/OL]. [2013-03-20]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.77.4610&rep=rep1&type=pdf>.
- [14] YANG Y B, LU T, LIN J J. Saliency regions for 3D mesh abstraction [C]// PCM'09: Proceedings of the 10th Pacific Rim Conference on Multimedia: Advances in Multimedia Information Process-
- ing. Berlin: Springer-Verlag, 2009: 292–299.
- [15] LEIFMAN G, SHTROM E, TAL A. Surface regions of interest for viewpoint selection [C]// Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2012: 414–421.
- [16] Stanford Computer Graphics Laboratory. The Stanford 3D scanning repository [EB/OL]. [2012-07-11]. <http://www.Graphics.Stanford.edu/data/3Dscanrep/>.
- [17] AIM SHAPE. Watertight track of SHREC 2007 [DB/OL]. [2012-05-09]. <http://watertight.ge.imati.cnr.it/>.