Bayes理论和邻域平均法在图像去噪中的应用

杨会云,张有会,霍利岭,赵 金
YANG Hui-yun,ZHANG You-hui,HUO Li-ling,ZHAO Jin

河北师范大学 数学与信息科学学院,石家庄 050016
College of Mathematics and Information Science,Hebei Normal University,Shijiazhuang 050016,China
E-mail:yhylcg5157@126.com

YANG Hui-yun,ZHANG You-hui,HUO Li-ling,et al.Application of Bayes decision and neighborhood averaging method on image denoising.Computer Engineering and Applications,2010,46(9):149-151.

Abstract: Noise reduction is one of the most important parts of image processing.This paper analyzes the histogram of noise polluted images and presents a novel denoising algorithm based on the minimum error Bayes decision and the theory of meaning filtering.First the histogram of noise polluted images is counted and difference parameters are estimated.Then whether it is a noise or not to each pixel point in the image is decided.And the noise using meaning filtering is processed.The experiment results show that the algorithm presented in this paper is feasible and good.
Key words: image denoising;Bayes decision;meaning filtering;histogram

摘 要:去噪处理是图像处理中较为重要的环节。针对加噪后的图像的直方图进行分析,依据最小错误率贝叶斯决策和均值滤波理论,提出一种基于均值滤波和最小错误率贝叶斯决策的去噪方法。首先对加入噪声后的图像直方图进行统计,从中估计出服从分布的不同类别参数,对图像中每一像素点进行判断是否为噪声,对噪声点进行基于均值滤波的处理。通过试验,取得了良好的效果。
关键词:图像去噪;贝叶斯决策;均值滤波;直方图
DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2010.09.042 **文章编号**:1002-8331(2010)09-0149-03 **文献标识码**:A **中图分类号**:TP391

1 引言

图像信号在产生、传输和记录过程中,经常会受到各种噪声的干扰,一般来说,现实中的图像都是带有噪声的图像。通常的图像处理工作中,在边缘检测、图像分割、特征提取、模式识别等高层次处理前,选用适当方法尽量去除噪声干扰是一个非常重要的预处理步骤。常用的经典图像去噪方法有:均值滤波和中值滤波[1]等,但这些去噪方法是对图像的每一个像素点进行平滑,常常将不是噪声而应保留的图像边缘也进行平滑,从而造成图像模糊[2]。近年来,作为数学领域半个世纪以来工作结晶的小波分析得到了快速发展,并广泛应用于信号处理、图像处理、量子场论、地震勘探等领域。应用于图像处理方面,图像消噪受到了国内外学者的重视,是当今热门的研究课题。在小波消噪算法[3-4]中陆续出现了一系列方法如:自适应软(硬)阈值消噪方法[4],模极大值消噪方法,最优模糊阈值消噪方法,基于马尔可夫场模型、偏微分方程的方法等算法在图像去噪处理中都取得了一定的效果。但小波去噪时选取有效合理的小波比较困难,而且还存在争议。因此如何简单有效地去除噪声且保持图像清晰度是研究的重点。

在观察了加噪图像及其直方图[5]后,了解到要有效去除噪声重要的是要准确地检测出噪声,而无论何种去噪方法都不可能完全准确地检测出每一个噪声点,因此在检测噪声时要使出现的错误率尽可能小,进而比较准确地检测出噪声点,以便对噪声点进行平滑。据此提出了基于贝叶斯决策理论的检测噪声的方法,采用的贝叶斯决策为最小错误率贝叶斯决策。

最小错误率贝叶斯决策是模式识别分类问题中最常用的一种决策规则,其应用相当广泛。在图像处理中有人把它用来进行图像分割[6]。

2 邻域平均法去噪

邻域平均法是用某一像素点的邻近像素点的平均值来代替该像素点的值,它能明显地将噪声点压制下去,使邻域中灰度接近均匀,起到平滑噪声的作用,但正如前面所说,它是对图像中每一个像素进行平滑,因而容易导致图像模糊。常用的基于邻域的平滑方法有3×3均值滤波、超限邻域平均法、$N\times N$邻域平均法、选择式掩模平均法等;采用3×3邻域均值,即把当前图像$f(i,j)$周围8个像素的平均灰度作为该像素值,来平滑由最小错误率贝叶斯决策方法检测出的噪声。

3 最小错误率贝叶斯决策的数学模型

在分类问题中,往往希望尽量减少分类的错误。从这种要求出发,利用概率论中的贝叶斯公式,就能得出使错误率为最小的分类规则,称之为最小错误率贝叶斯决策[7]。

作者简介:杨会云(1979-),女,硕士研究生,主要研究领域为图像处理,视频编码技术;张有会(1955-),男,教授,主要研究领域为图像处理,视频编码技术。
收稿日期:2008-10-14 **修回日期**:2009-07-24

类别的状态是一个随机变量,而某种状态出现的概率是可以估计的。在两种类别(设为 ω_1 和 ω_2)的判定中,识别前已知先验概率 $p(\omega_1)$ 和 $p(\omega_2)$,且 $p(\omega_1)+p(\omega_2)=1$,合理的决策规则应为:

若 $p(\omega_1)>p(\omega_2)$,则做出属于 ω_1 的判断;

若 $p(\omega_1)<p(\omega_2)$,则做出属于 ω_2 的判断。

显然如果仅仅按照先验概率决策就会把所有类别都归为一类,而根本未达到正常分开两类的目的。这是由于先验概率提供的分类信息太少。为此还必须利用所观测到的信息,由其特征抽取而得到 d 维观测向量,$\boldsymbol{x}=[x_1,x_2,\cdots,x_d]^{\mathrm{T}}$,且已知类条件概率密度,$p(x|\omega_1)$ 是 ω_1 类状态下观察特征 $\boldsymbol{x}$ 的类条件概率密度,$p(\boldsymbol{x}|\omega_2)$ 是 ω_2 类状态下观察特征 $\boldsymbol{x}$ 的类条件概率密度。利用贝叶斯公式,即

$$p(\omega_i|\boldsymbol{x})=\frac{p(\boldsymbol{x}|\omega_i)p(\omega_i)}{\sum_{j=1}^{2}p(\boldsymbol{x}|\omega_j)p(\omega_j)}$$

得到的条件概率 $p(\omega_i|\boldsymbol{x})$ 称为状态的后验概率。基于最小错误率的贝叶斯决策规则为:

如果 $p(\omega_1|\boldsymbol{x})>p(\omega_2|\boldsymbol{x})$,则 $\boldsymbol{x}$ 把归类为状态 ω_1;

反之,$p(\omega_1|\boldsymbol{x})<p(\omega_2|\boldsymbol{x})$ 则把 $\boldsymbol{x}$ 归类为状态 ω_2。

由此推出:如果 $p(\boldsymbol{x}|\omega_1)p(\omega_1)>p(\boldsymbol{x}|\omega_2)p(\omega_2)$,则把 $\boldsymbol{x}$ 归类为状态 ω_1;反之 $p(\boldsymbol{x}|\omega_1)p(\omega_1)<p(\boldsymbol{x}|\omega_2)p(\omega_2)$,则把 $\boldsymbol{x}$ 归类为状态 ω_2。

当各类别的状态服从正态分布时,其概率为 $f(\boldsymbol{x})=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$,其中 μ 为正态分布的数学期望,可近似地 $\mu=\bar{x}$,$\bar{x}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i$,$\sigma^2$ 为正态分布的方差值,$\sigma^2=\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\approx\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i^2-\bar{x}^2)$,故 $p(\boldsymbol{x}|\omega_1)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_1}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}$,$p(\boldsymbol{x}|\omega_2)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_2}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}$。由此推出:

如果 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_1}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}p(\omega_1)>\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_2}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}p(\omega_2)$,则把 $\boldsymbol{x}$ 归类为状态 ω_1;

反之 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_1}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}p(\omega_1)<\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_2}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}p(\omega_2)$,则把 $\boldsymbol{x}$ 归类为状态 ω_2。

由此可见决策结果取决于实际观察到的类条件概率密度 $p(\boldsymbol{x}|\omega_i)$ 和先验概率 $p(\omega_i)$ 两者。按照这种规则进行分类,实际上是对每个 $\boldsymbol{x}$ 都使 $p(e|\boldsymbol{x})$ 取小者,这就是使平均错误率 $p(e)$ 达到最小。

4 基于最小错误率贝叶斯决策和邻域平均法的去噪算法

将以上介绍的邻域平均法和最小错误率贝叶斯决策运用于图像去噪中,得到一种新的去噪方法--基于最小错误率贝叶斯决策和邻域平均法的去噪算法。

4.1 基于最小错误率贝叶斯决策和邻域平均法的去噪算法

经典的去噪算法如邻域平均法,对每个像素进行平滑,而基于最小错误率贝叶斯决策和邻域平均法的去噪算法,只对判定为噪声的点进行平滑,这样就可避免使图像整体变模糊。其算法基本步骤如下:

(1)读入带噪声图像,将图像分为目标和噪声两类。设目标为类别 ω_1,噪声为类别 ω_2,为噪声类设定一个灰度阈值 a(a 为经验值,根据不同图像噪声取不同值)。并根据图像直方图分布[3],设定两类别的灰度级类条件概率密度分布服从正态分布,类条件概率密度为:

$$f(\boldsymbol{x})=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

(2)从直方图分布状况中估计出两个类别的数学期望 μ_1、μ_2 和方差 σ_1^2、σ_2^2,同时估计出两个类别分别在整幅图像中所占的比例,即目标和噪声的先验概率 $p(\omega_1)$ 和 $p(\omega_2)$,且满足 $p(\omega_1)+p(\omega_2)=1$。

(3)根据最小错误率贝叶斯决策进行目标和噪声的判定,具体方法为:

对图像中的每一点,若该点灰度值为 $\boldsymbol{x}$ 满足:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_1}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}p(\omega_1)>\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_2}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}p(\omega_2)$$

则 $\boldsymbol{x}\in\omega_1$,为目标部分;

若 $\boldsymbol{x}$ 满足:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_1}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}p(\omega_1)<\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_2}\mathrm{e}^{\frac{-(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}p(\omega_2)$$

则 $\boldsymbol{x}\in\omega_2$,为噪声部分。

(4)对判定为噪声的点按邻域平均法对其进行处理。即

$$f(i,j)=\frac{f(i-1,j)+f(i-1,j-1)+f(i,j-1)+f(i+1,j)+f(i+1,j+1)+f(i,j+1)+f(i-1,j+1)+f(i+1,j-1)}{8}$$

4.2 算法实现步骤

假设带噪声图像为 f,图像宽为 $wide$,高为 $height$。噪声灰度域值为 a(由于选取的带噪图像椒盐噪声图像中噪声点为黑色故 a 取值偏小,取为 $a=20$ 和 $a=30$,而随机噪声图像中噪声点偏白,故取 $a=230$ 和 $a=245$),两类别参数分别为 $u1$,$u2$,$det1$,$det2$,两类别的先验概率为 $tongji1$,$tongji2$,图像中某一灰度的像素数为 $huidu[f(i,j)]$,占图像的比例为 $tongji[f(i,j)]$,则基于最小错误率贝叶斯决策去噪算法的具体实现步骤如下:

(1)获取原图像大小和数据;

(2)统计其直方图,伪代码如下:

```
for:j=0,…,height-1
  for:i=0,…,wide-1
  {
    huidu[f(i,j)]++;
  }
  for:j=0,…,255
  tongji[j]=huidu[j]/(height*wide);
```

(3)由其直方图估计图像中类别的参数及先验概率,代码如下:

```
for:j=0,…,255
{if(j<=a)
{
  tongji2++;
```

u2⇐ $\sum$ j*huidu[j];

det2⇐ $\sum$ $(j-u2)^2$ *huidu[j];

}

else

{

u1⇐ $\sum$ j*huidu[j];

tongji1++;

det1⇐ $\sum$ $(j-u1)^2$ *huidu[j];

}

}

u1=u1/tongji1;
u2=u2/tongji2;
det1=det1/tongji1;
det2=det2/tongji2;
tongji2=tongji2/(wide*height);
tongji1=tongji1/(wide*height);

(4)判定是否为噪声点,如果不是噪声,则不作处理;如果是噪声,则用其邻域平均值取代该像素值。代码如下:

for:j=1,…,height-1

for:i=1,…,wide-1

{

if($\frac{1}{\sqrt{2\pi}\ det1} e^{\frac{-(x-u1)^2}{2det1^2}}$ tongji1> $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\ det2} e^{\frac{-(x-u2)^2}{2det2^2}}$ tongji2)

continue;

else

f(i,j)=f(i-1,j)+f(i-1,j-1)+f(i,j-1)+f(i+1,j)+f(i+1,j+1)+f(i,j+1)+f(i-1,j+1)+f(i+1,j-1)/8;

}

(5)将缓冲区中改动的数据复制到原数据区中。

4.3　图像去噪结果及分析

对加了椒盐噪声和随机噪声的图像进行了处理,图 1~图 3 为本算法处理的结果与其他算法处理的结果的对比。

原始图像　随机噪声图像　椒盐噪声图像

图 1　处理前图像

本算法中(a=230)结果　本算法中(a=245)结果　3×3 均值滤波结果　3×3 中值滤波结果

图 2　对随机噪声的处理结果图

通过对比可以发现对于随机噪声,本算法比其他算法更能有效去除噪声;对于椒盐噪声,本算法在有效去除噪声的同时更多地保留了图像细节,因此图像更清晰。

3×3 均值滤波结果　3×3 中值滤波结果　3×3 最大值滤波结果　本算法中(a=20)的结果

图 3　对椒盐噪声的处理结果图

对去噪效果还可以通过信噪比来分析:分别对经 3×3 中值滤波后的图像、3×3 均值滤波图像和经本算法处理后图像作信噪比测试,得到如表 1 数据。

表 1　算法信噪比对比表

	椒盐噪声	随机噪声
3×3 中值滤波	12.547 734	12.076 619
3×3 均值滤波	11.820 243	11.838 126
该文算法	24.922 760	17.805 221

表 1 数据表明:经该算法处理的图像信噪比 3×3 中值滤波和 3×3 均值滤波处理的图像都有所提高,而且对于椒盐噪声其信噪比提高幅度更大。因此相比之下,该算法去噪效果更好一些。

5　结束语

将最小错误率贝叶斯决策应用于图像去噪中,将目标和噪声作为两个不同类别进行判别,只对判别为噪声点的像素运用邻域平均法进行处理,而对非噪声点的像素则保留原像素值不变。通过比较,该算法能较好地去除噪声并保留图像细节,一定程度上改善了经典图像去噪方法中去噪后图像模糊的问题。

最小错误率贝叶斯决策应用于图像去噪中,其中对两类别参数的估计很重要,会直接影响去噪的结果,而目前这些参数是从直方图中估计,存在一定偏差,需在实验过程中根据结果进行不同调节、修改。另外算法中噪声的灰度阈值 a 是一个经验值,对于不同的带噪声图像,a 的取值一般不同。通常根据经验确定,或在使用过程中视情况进行调整。

参考文献:

[1] 杨淑莹.VC++图像处理程序设计[M].2 版.北京:清华大学出版社,北京交通大学出版社,2006:86-97.

[2] 胡蕾,张伟,覃庆炎.几种图像去噪算法的应用分析[J].信息技术,2007(7):89-91.

[3] 宋锦萍,宋玲珍,杨晓艺,等.一种基于小波变换的图像消噪算法[J].电子与信息学报,2007,29(1):43-46.

[4] 王益艳,王晅,傅博,等.基于小波变换的图像自适应阈值去噪算法[J].微计算机应用,2008,29(1):17-20.

[5] 周奇,张永光,徐健健.基于直方图特性的图像去噪方法[J].电子测量技术,2007,30(1):46-48.

[6] 包晓敏,汪亚明.基于最小错误率贝叶斯决策的苹果图像分割[J].农业工程学报,2006,22(5):122-124.

[7] 边肇祺,张学工.模式识别[M].2 版.北京:清华大学出版社,2006:9-13.