

小波包变换在混合噪声图像中的增强技术

万鸣华 邵 杰 黄传波 金 忠

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

摘 要 图像在获取和传输过程中总会受到噪声等的影响,使图像数据和现实差距太大。为了快速有效地去除这些噪声信号,详细研究了基于小波包变换去除噪声的方法和原理,探讨了基于小波包变换的含多种噪声的图像增强处理技术。实验表明,这种方法在图像去噪处理中是有效可行的。

关键词 多分辨率分析,小波包变换,混合噪声,图像增强,图像融合

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Wavelet Packet Transformation in Mixed Image Noise Enhancement Technology

WAN Ming-hua SHAO Jie HUANG Chuan-bo JIN Zhong

(School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract The images are always influenced by noise when it is obtained and transmitted, which causes too big difference between the image data and the realistic. To fast and effectively eliminate these noise signal, this article dissected elimination noise's method scene and discussed many kinds of mixed noise image intensification processing technologies based on the wavelet packet transformation. The experiment indicated that our method in image denoising processing is effective and feasible.

Keywords Multi-resolution analysis, Wavelet packet transformation, Mixed noise, Image enhancement, Image fusion

1 引言

小波理论是近十几年迅速发展起来的一种新的数学理论与方法,而小波分析是近十多年来迅速发展起来的新兴学科。它同时具有理论深刻和应用十分广泛双重意义。小波包理论是在小波理论的基础上发展起来的,它克服了小波变换对高频信号或信号高频成分的频率分辨率低的缺陷和不足。

图像在获取和传输中总会受到噪声等的影响,从而极大影响到视觉效果等后继利用价值。含混合噪声的图像增强技术是计算机视觉、模式识别、图像分割等研究领域的一个基本而关键的问题。如何去噪、改进视觉效果并保留尽可能多的敏感信息是当前研究的一个热点^[1]。人们根据图像的特点,提出并发展了不同的图像增强的方法,在这些方法中,非常成功的就是基于小波包变换的图像处理技术。小波包变换是在小波变换的基础上对高频信号或信号细节作进一步的分解,因而小波包变换有效地弥补了小波变换之不足,对于信号的分析与处理更为灵活、精确。从小波包变换的角度看小波变换,后者其实是前者的一个特例。

而在实际应用中,我们常常对特定区域、特定时间或频域段的信号感兴趣,故希望在这些感兴趣的地方最大可能地提高分辨率^[2]。而小波分析正符合了这种要求,它将频带进行多层次划分。对分辨率分析没有细分的高频部分作进一步分

解,并能根据被分析特征自适应地选择相应的频带,使这与信号频谱相匹配,从而提高时频分辨率。因此,小波包具有广泛的应用价值^[3]。

1.1 小波包分析理论的发展过程

小波包理论已广泛应用于信号处理^[4]、图像压缩^[5]等方面。小波变换是由法国科学家 Morlet 于 1980 年在进行地震资料分析时引入的,在此基础上由 Morlet 和理论物理学家 Grossman 等人建立了完整的连续小波变换的几何体系^[6],其基础是平移和伸缩(即放缩)下的不变性,这使得将一个信号分解成对空间和尺度(即时间)的独立贡献,同时又不丢失原有信号的信息,因此可以说小波作为函数,它的平移伸缩系用于可测的平方可积空间展开的概念,是由 Morlet 和 Grossman 首先引入的。

小波变换具有等 Q 特性(带宽与中心频率之比保持不变),这使它在时变信号或非平稳信号的时频分析方面较之傅立叶变换或短时傅立叶变换具有很大的优势。但同时,这一特点决定了其在分析高频信号或信号高频成分时的低频率分辨率。从多分辨率分析的角度看,小波变换仅能将高分辨率的逼近信号分解为低分辨率的逼近信号和细节信号,而无法对细节信号作进一步的分解。因而当某些情况下要求对高频信号或信号细节作灵活、细致的分析与处理时,小波变换显出了自身的局限。

到稿日期:2008-10-27 返修日期:2008-12-25 本文受国家 863 基金(2006AA01Z119)资助。

万鸣华(1978—),男,博士生,主要研究方向为模式识别、图像处理等,E-mail:wmh36@sina.com;邵 杰(1965—),男,博士生,主要研究方向为模式识别、图像处理等;黄传波(1972—),男,博士生,主要研究方向为模式识别、图像处理等;金 忠(1961—),男,博士生导师,主要研究方向为模式识别、图像处理等。

小波级数理论依赖于小波基的发展,在小波基方面,从 J·O-Stromberg 1982 年构造的基开始,到现在各种各样的小波基和类似于小波基的基,其发展是非常迅速的。其中 Y. Meyer 1986 年构造的正交小波基、Meyer 和 Mallat 一起建立的多分辨率分析方法(MRA)、Daubechies 的紧支正则小波、c. K. Chui 的样条小波以及其他一些小波基都具有十分重要的意义。概括地说,1985 年法国数学家 Meyer 在连续小波理论的容许性及重构公式之后承认了 Calderon 恒等式,之后又与比利时数学家 Daubechies 以及 Grossman 一起通过构成 $L^2(R)$ 的一个准正交完全集的方式,选取连续小波空间的一个离散子集,称之为框架,并证明了一维空间的存在性。Lemmanrie 将这一结果推广至 n 维情形,同时 Meyer 和 Battle 又分别给出了具有指数衰减特性的小波函数,它的平移伸缩系构成 $L^2(R)$ 的规范正交集。1998 年 Mallat 将计算机视觉领域的多尺度分析的思想引入到小波分析中,提出多分辨率分析的概念,用多分辨率分析来定义小波,以尺度函数出发构造出了小波正交基。Daubechies 基于离散滤波器迭代方法构造了紧支基规范正交小波基,证明了具有有限支集正交小波基的存在性,将在那时之前的所有正交小波的构造统一了起来,并为以后的构造设定了框架。近几年来,发展了基于小波系数模型与隐式马尔可夫、多尺度随机过程、上下文、Bayes 等相结合的模型,并提出了脊波、曲波等新的小波方法,最近还提出了向量值小波^[7],从而小波有向高维发展的趋势^[8]。

2 小波包分析理论

2.1 小波包函数的定义

对于多尺度分析中的标准正交尺度函数 Φ 和小波函数 Ψ ,有双尺度方程:

$$\begin{cases} \Phi(x) = \sqrt{2} \sum_k h_k \Phi(2x-k) \\ \Psi(x) = \sqrt{2} \sum_k g_k \Phi(2x-k) \end{cases} \quad (1)$$

h_k 和 g_k 分别为相应的正交镜像滤波器的低通与高通滤波系数。

令 $u_0(x) = \Phi(x)$, $u_1(x) = \Psi(x)$,则由下面的递推关系定义 $\{u_n(x)\}_{n \in N}$ 为:

$$\begin{cases} u_{2n}(x) = \sqrt{2} \sum_k h_k u_n(2x-k) \\ u_{2n+1}(x) = \sqrt{2} \sum_k g_k u_n(2x-k) \end{cases} \quad (2)$$

则知 $\{u_n(x)\}_{n \in N}$ 被称为由尺度函数 Φ 必导出的小波包函数。

由小波包函数的定义可知,小波包函数是小波函数的推广。

2.2 小波包的性质及其空间分解

命题 1 设非负整数 n 的二进制表示为 $n = \sum_{i=1}^{+\infty} \epsilon_i 2^{i-1}$, $\epsilon_i = 0$ 或 1 ,则小波包函数 $u_n(t)$ 的傅立叶变换由下式给出。

$$\hat{u}_n(\omega) = \prod_{i=1}^{+\infty} m_{\epsilon_i} \left(\frac{\omega}{2^i} \right) \quad (3)$$

其中,

$$m_0(\omega) = H(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_k e^{-ik\omega}$$

$$m_1(\omega) = G(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g_k e^{-ik\omega}$$

命题 2 设 $\{u_n(t)\}_{n \in Z}$ 是正交尺度函数 $\varphi(t)$ 的正交小波包,则 $\langle u_n(\cdot - k), u_n(\cdot - l) \rangle = \delta_{k,l}$,即 $\{u_n(t)\}_{n \in Z}$ 构成 $L^2(R)$ 的规范正交基。

在多分辨率分析中,利用上述定义与性质,并设:

$$W_j = U_j^j = U_{j-1}^j \oplus U_{j-1}^{j-1}, U_{j-1}^j = U_{j-2}^j \oplus U_{j-2}^{j-1},$$

$$U_{j-1}^{j-1} = U_{j-2}^{j-1} \oplus U_{j-2}^{j-2}, \dots \quad (4)$$

则可得到小波子空间 W_j 的分解如下:

$$W_j = U_{j-1}^j \oplus U_{j-1}^{j-1} \quad (5)$$

$$W_j = U_{j-2}^j \oplus U_{j-2}^{j-1} \oplus U_{j-2}^{j-2} \oplus U_{j-2}^{j-3} \quad (6)$$

$$\vdots$$

$$W_j = U_{j-k}^j \oplus U_{j-k}^{j-1} \oplus \dots \oplus U_{j-k}^{j-k+1} \quad (7)$$

$$\vdots$$

$$W_j = U_0^j \oplus U_0^{j-1} \oplus \dots \oplus U_0^{j-1} \quad (8)$$

W_j 空间分解的子空间序列可写作 U_{j-l}^{j-l+m} , $m=0,1,\dots,2^l-1$;

$l=1,2,\dots,j$; $j=1,2,\dots$,子空间序列 U_{j-l}^{j-l+m} 的标准正交基为

$\{2^{-\frac{j-l}{2}} u_{2^l t+m}(2^{j-l} t-k); k \in Z\}$ 。容易看出,当 $l=0, m=0$ 时,

子空间序列 U_{j-l}^{j-l+m} 简化为 $U_j^j = W_j$,相应的正交基简化为 $2^{-\frac{j}{2}}$

$\varphi(2^{-j} x - k)$,恰好为标准正交基簇 $\{\psi_{j,k}(x)\}$ 。

若 n 是一个倍频程细划分的参数,即令 $n=2^l+m$,并定义

小波包的简略记号为 $\psi_{j,k,n}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi_n(2^j t - k)$,其中 $\varphi_n(t) =$

$2^{\frac{l}{2}} u_{2^l t+m}(2^l t)$ 。把 $\psi_{j,k,n}(t)$ 称为具有尺度指标 j 、位置指标 k 和频率指标 n 的小波包。

定义 1 由函数 $\varphi_n(t)$ 生成的函数簇 $\psi_{j,k,n}(t)$ (其中 $n \in Z_+$; $j, k \in Z$) 称为由尺度函数 $\varphi(t)$ 构造的小波库。

定理 1 对于每一个 $j=0,1,2,\dots, L^2(R) = \bigoplus_{j \in Z} W_j = \dots \oplus$

$W_{-1} \oplus W_0 \oplus U_0^0 \oplus U_0^1 \oplus \dots$,此时 $\{\psi_{j,k,n} | j=\dots, -1, 0; n=2,$

$3, \dots$ 且 $k \in Z\}$ 是 $L^2(R)$ 的一个正交基。

2.3 小波包的分解与重构算法

小波包的分解算法如下:由 $\{d_i^{j+1,n}\}$ 求 $\{d_i^{j,n}\}$ 与 $\{d_i^{j,2n+1}\}$,

$$d_i^{j+1,2n} = \sum_k h_{k-2i} d_k^{j+1,n} \quad (9)$$

$$d_i^{j,2n+1} = \sum_k g_{k-2i} d_k^{j+1,n} \quad (10)$$

小波包的重构算法:

$$\{d_i^{j,2n}\} \text{ 与 } \{d_i^{j,2n+1}\} \text{ 求 } \{d_i^{j+1,n}\} \quad (11)$$

$$d_i^{j+1,2n} = \sum_k (h_{k-2i} d_k^{j,2n} + g_{k-2i} d_k^{j,2n+1}) \quad (12)$$

3 小波包在图像处理中的综合应用

3.1 小波包在图像处理中的算法

图像是非平稳信号,小波分析具有多分辨率分析的特点,适合用来处理图像数据信号。但对不同类型的图像,它们的频谱差别较大,必须对频谱进行更细的划分,小波包去噪首先对图像信号进行小波分解,可利用门限阈值对所分解的小波系数进行处理,然后对图像信号进行小波重构,抑制图像信号中的无用部分,恢复图像信号中的有用部分。利用小波包对图像进行消噪可按下列步骤进行:

(1) 图像信号的小波分解:选择合适的小波及恰当的分解层次 N ,对目标图像进行 N 层的小波分解;

(2) 计算最佳树(即确定最佳小波包基)。对图像进行小波包分解时,可以采用多种小波包基。通常根据分析图像的要求,从中选择最好的一种小波包基,即最优基。

(3) 对分解后的高频系数进行阈值量化:对于分解的每一层,选择恰当的阈值,对该层高频系数进行阈值量化处理;

(4) 重构图像:根据小波分解后的第 N 层近似的低频系数和经过阈值量化处理后的细节高频系数,重构图像。

3.2 图像增强实验及分析

提出以下基于小波包变换的图像去噪并进行融合的增强方法:

(1)首先读入一幅图像,并在无噪声图像中先加入了高斯噪声(均值为0,方差为0.01),并再加入椒盐噪声(强度为0.01)进行实验。选取的滤波器大小为 5×5 ,小波包去噪域值为35。原始图像及含噪图像如图1所示。



图1 原始图像及含噪图像

(2)对图像进行小波包分解、计算最佳树,并对分解系数进行阈值量化,最后进行重构,再进行一次中值滤波得到去噪图像,如图2所示。



图2 小波包第一次去噪后图像



图3 中值滤波后的图像

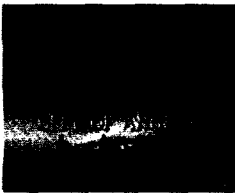


图4 小波包第二次去噪后图像



图5 最终去噪后图像

(3)图2由小波包去噪处理后,再进行一次中值滤波,能从整体上保留较多的细节,并且,椒盐噪声明显得以削弱。在对图3进行第二次小波包去噪后,得到图4,我们看到小波包处理的图像在椒盐性噪声处有明显的过度性质的平滑削减,高斯噪声大幅减少,视觉效果明显。但经两次小波包去噪的

图像清晰度明显减弱。所得图4再与图3进行小波融合,得到最终去噪图5。图5比起融合前的二次小波包去噪图4,背景图像明显更清晰。

结束语 综合上述分析可得如下结论:从含噪图像可以看出噪声含量非常强,而从去噪的结果可以看出,含混合噪声的图像,经小波包去噪,再对所得的图像进行小波融合,能得到去噪效果良好又能保持细节而且背景清晰的图像。因此,本文所提出的方法在图像含多种混合噪声的情况下是相当有效的。

参考文献

- [1] Ding Xing-hao, Deng Shan-xi, Yang Yong-yue. Image denoising based on wavelet packet[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2003, 17(2): 35-39
- [2] 小波分析理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京:电子工业出版社, 2005
- [3] 成礼智,王红霞,罗永. 小波的理论与应用[M]. 北京:科学出版社, 2004
- [4] He H, Cheng S. Home network power-line communication signal processing based on wavelet packet analysis[J]. IEEE Transaction on Power Delivery, 2005, 20(3): 1879-1885
- [5] Zhang N, Wu X. Lossless Compression of COlOr Mosaic Images[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2006, 15(16): 1379-1388
- [6] Grossman A, Morlet J, Paul T. Transforms Associeated to Square Integeable Representation, II, Examples, Am. Inst. Henri Poineare, 1986, VDI. 45(3): 293-309
- [7] Chen Q, Cheng Z, Wang C. Existence and construction of compactly supported biorthogonal multiple vector-valued wavelets[J]. Journal of Applied Mathematics and Computing, 2006, 22(3): 101-115
- [8] 陈清江,程正兴,冯晓霞. 高维多重双正交小波包[J]. 应用数学, 2005, 18(3): 358-364
- [9] Coffman R D. Wavelet and their application[J]. Wavelet and signal processing, 1992

(上接第247页)

术论文,若仅以姓名等不变性属性进行搜索,由于可能存在大量属性值相同(如,同名同姓)的人,会极大影响检索精度,而表征这个人的另外一些属性(如,体重、爱好等)又可能是随时间变化的,因此,要实现高精度检索该人,就需要进行含时变属性的多属性值相似度计算来提供辨识依据。

(3)对象分组

有时候,需要对观测到的大量不同时间序列的对象进行分组,此时也可以利用本文提出的相似度模型。比如说,已知各个属性有相同分布的初始对象A,B,后来又观测到来自于这两个初始对象的若干时间序列变体后代,在需要把它们辨识为到底是A的变体还是B的变体的时候,可以利用式(7)一式(12)分别计算这些对象与A,B的相似度,然后对每一个待辨识对象,若其与原始对象A的相似度大于与原始对象B的相似度,则将其作为A的时变对象,反之,则将其作为B的时变对象。

结束语 为了实现更有效的检索、更有效的数据更新、重复数据剔除以及数据演变分析等,以对象为基本检索单位取代以页面为基本检索单位的Web对象搜索技术正逐渐得到

有关学者的重视。由于大量的Web对象的部分属性具有时变性,要实现对象的高精度搜索,高精度的时变对象识别技术是重要的基础技术之一。在这个背景下,本文提出了一种时变对象辨识模型,该模型基于以下观点:①相当部分对象属性的演变服从某种分布;②对象的不同属性具有对对象本质不同的表征能力;③确定型属性通常能比概率分布型属性更多地反映对象的固有特性。

参考文献

- [1] Nie Zaiqing, Ma Yunxiao, Shi Shuming, et al. Web object retrieval[R]. MSR-TR-2006-70
- [2] 小山聡,白砂健一,田中克己. 属性値が時間変化するオブジェクトを識別する確率モデル[C]//The 22nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2008
- [3] 李星毅,包从剑,施化吉. 数据仓库中的相似重复记录检测方法[J]. 电子科技大学学报, 36(6): 1273-1277
- [4] 张鹏,王国胤,陶春梅,等. 基于本体粗糙集的程序代码相似度度量方法[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版, 2008, 20(6): 737-741