

基于能量的时频特征提取研究

刘 伟^{1,2}, 刘光斌¹, 毛端海¹

(1. 第二炮兵工程学院, 陕西 西安 710025; 2. 第二炮兵装备研究院 三所, 北京 100085)

摘 要:有效地从含有噪声的非平稳信号中提取特征是非平稳信号分类等研究的基础。应用流域算法,对含有高斯白噪声的非平稳信号的时频分布图进行分割,并根据能量占优的准则对其合并,提出了一种基于能量的特征提取方法。仿真结果表明该方法能有效地提取特征量,且对高斯白噪声具有很好的抗噪性能。

关键词: 流域算法; 时频分析; 能量

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2004)03-0296-04

Research on time-frequency feature extraction based on energy

LIU Wei^{1,2}, LIU Guang-bin¹, MAO Duan-hai¹

(1. The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China;

2. The Third Research Institute, the Second Artillery Equipment Research Institute, Beijing 100085, China)

Abstract: The important basis on the classification and target recognition of nonstationary signal is how to effectively extract feature from it in the gaussian white noise ambience. The watershed algorithm is used to segment the time-frequency distribution of a signal and combine segmentations according energy maximum criterion, then a feature extraction method based on energy is proposed. Simulative examples demonstrate that it can effectively extract feature and has a good anti-noise performance to gaussian white noise.

Key words: Watershed algorithm; Time-frequency analysis; Energy

0 引 言

信号处理中的一个基本内容是如何消除含噪声信号中的噪声以及提取信号中的不变特征量,这些问题的有效解决有利于其后续的研究,如信号的模式识别、

分类以及故障诊断等。如何有效地提取非平稳信号中的不变特征量,目前采用的方法可归为两大类:参数化方法和非参数化方法。瞬时频率的估计、幅值的估计都可归为参数化方法;而基于能量的特征提取则可归入非参数化方法中。研究表明,信号的时频分布图在某种意义上可以视为是信号的能量分布图,而白

收稿日期:2003-07-13; 修订日期:2003-11-06

作者简介:刘伟(1974-),男,湖南永州人,博士,主要研究方向为电磁信号的数字处理技术、智能仪表及自动化测试。

噪声的时频分布图是分布在整个时频平面的,单分量信号的时频分布图往往集中在一个区域里,因而在利用时频分析方法提取非平稳信号的基于能量的不变特征量时,一个很直接的方法就是对时频分布图进行裁减或者屏蔽,去掉白噪声分量占主导地位的区域,保留信号分量占主导地位的区域。但如何有效地确定哪些区域保留,哪些区域裁减掉,就构成了这种方法的关键,并直接影响该方法的有效性。本文从图像处理的角度出发,应用流域算法来有效地裁减信号的时频分布图,提出了一种基于能量的特征量提取算法。仿真结果表明,这种算法不仅能有效地提取不变特征量,还对白噪声具备良好的抗噪性能。

1 流域算法

为了有效地对图像物体分割,有人提出了流域算法,对图像进行分割。与其他算法相比,流域算法具有如下优点:(1)原理简洁且易于理解;(2)可以得出连续的单像素的边界线,且其边界是精确的;(3)可以同时分割图像上的多个物体,有利于后续的处理。

1.1 算法原理

假定待分割的图像由不连接的物体组成,则物体的边缘可理解为由一条高梯度值(或较高梯度值)像素组成的连续曲线,沿此曲线法线方向的像素梯度值逐渐下降,如图1所示。为叙述简便,给出图像中像素点的分类定义:(1)属于极小区域中的点,即图像中的局部极小点,如图1中以 Minima 标志的点;(2)属于流域盆地的点。它与一定的极小区域相关联,即如果该点位于流域盆地,则它最终能滚入与该流域盆地相关联的极小区域,如图1中以 Catchment basins 标志的点;(3)属于流域线的点。这些点滚入一个以上的极小区域的概率是相同的,如图1中以 Watersheds 标志的点。根据上述点的定义及分类,可以想象到物体的真实边缘就是一条流域线。

为了有效地获得流域线,L. Vincent 等人提出了一种基于侵入仿真的算法^[2]。其基本原理是:假定图像中的所有极小区域是连通的,随着水的不断注入,水将从这些极小区域不断地涌出,而随着水位的不断

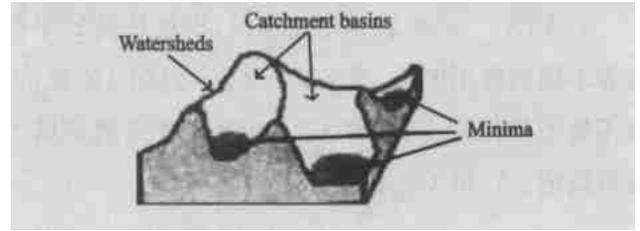


图1 流域示意图

Fig. 1 Schematic diagram of watershed

升高,不同的流域盆地中的水将会汇合,而它们之间存在的堤坝就是相应的流域线。水位继续上升,直到达到最高点,而在此过程中,将可以得到所有的流域线。

1.2 算法的数学描述^[2]

令 M_1, M_2, \dots, M_r 表示极小区域, $C(M_i)$ 表示与极小区域 M_i 相关的流域盆地, h_{\min} 和 h_{\max} 分别表示图像梯度的极小值和极大值。假设 $f(x)$ 为梯度图像信号,图像的全体像素点构成的集合为 I , $T_h(x)$ 为满足 $f(x) \leq h$ 的所有点 x 的集合,即有定义式:

$$T_h(x) = \{x \in I, f(x) \leq h\} \quad (1)$$

令 $C_h(M_i)$ 为 $C(M_i)$ 的一个子集,其定义式为:

$$C_h(M_i) = \{x \in C(M_i), f(x) \leq h\} = C(M_i) \cap T_h(x) \quad (2)$$

流域算法是递归的,从上述的算法原理可知,它是从像素的极小值开始,以单调递增的顺序遍历集合 I ,依次寻找相应的极小区域、流域盆地和流域线中的点并加以标注。其算法为:

(1) 令 $h = h_{\min}$,可得到 $T_{h_{\min}}(x)$,令 $X_{h_{\min}} = T_{h_{\min}}(x)$, $X_{h_{\min}}$ 也就构成了流域算法的初始像素集合,它是相应的极小区域的并集。

(2) 令 $h = h_{\min} + 1$,将会得到 $T_{h_{\min}+1}(x)$,很显然,有 $X_{h_{\min}} \subset T_{h_{\min}+1}(x)$ 。令 Y 为 $T_{h_{\min}+1}(x)$ 中的一个连通区域,则 Y 和 $X_{h_{\min}}$ 的关系只存在下述三种可能:

1) $Y \cap X_{h_{\min}} = \emptyset$,这时 Y 为 I 的一个新的极小区域点集。

2) $Y \cap X_{h_{\min}} \neq \emptyset$,且是相连的,则 Y 属于与一个极小区域相关联的流域盆地,即有: $Y = C_{h_{\min}+1}(Y \cap X_{h_{\min}})$

3) $Y \cap X_{h_{\min}}$, 且是不相连的, 也就是说 Y 中包含着不同的极小区域, 含有属于 $C_{h_{\min}+1}(M_i)$ 的点, 也有不属于任何 $C_{h_{\min}+1}(M_i)$ 的点, 而这些点则是属于流域线的。 Y 和 $X_{h_{\min}}$ 的关系可参见图 2。

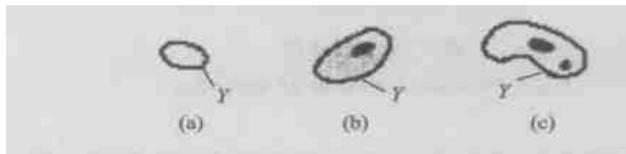


图 2 Y 与 $X_{h_{\min}}$ 的关系图

Fig. 2 The three possible inclusion relations between Y and $X_{h_{\min}}$

(3) 令 $X_{h_{\min}+1} = M_1 \dots M_r \quad C_{h_{\min}+1}(M_1) \dots C_{h_{\min}+1}(M_r)$ 。

(4) 重复第 (2) 和 (3) 步, 直到 $h = h_{\max}$ 为止。这样就可以将集合 I 中的所有像素点按极小区域、流域盆地和流域线进行分类和标记, 从而得到流域分割图。

2 基于能量的特征提取算法

研究表明, 信号的时频分布图在某种意义上可认为是信号的能量分布图, 而白噪声的时频分布图是分布在整个时频平面的, 单分量信号的时频分布图往往集中在一个区域里, 这意味着可以利用时频分布图的这种特性来提取其基于能量的不变特征量, 但如何确定什么区域是信号分量占主导地位的区域, 什么区域是白噪声分量占主导地位的区域, 就构成这种方法的关键。如果从图像处理的角度来看信号的时频分布图, 可将时频分布图看作一个特殊的灰度图像, 而灰度值的大小可以视为能量的大小, 能量相差不大的区域其灰度值的变化也不是很大, 而能量变化大的地方, 其灰度值变化很大。对于白噪声来说, 其时频分布图所对应的灰度图像的灰度值变化不是很大, 而信号的时频分布图所对应的灰度图像的灰度值变化很大, 存在明显的边缘。因此可以利用这个特性进行图像分割, 以便定位信号分量占主导地位的区域, 然后在此基础上进行基于能量的特征量提取。

为了有效和快速地进行图像分割, 本文采用了基

于流域算法的图像分割技术, 并对其进行了适当改善, 以便适合时频分布图的特殊情况。为了克服过分割的现象, 采用了非线性滤波和基于能量的重要区域选择技术, 从而大大减少了分割区域数目, 有效地提高了后续区域合并处理效率。其算法如下:

(1) 对待分析信号进行短时傅里叶变换, 得到其时频分布图。

(2) 对时频分布图进行非线性滤波。为了克服过分割现象和减弱白噪声的影响, 一般需要对时频分布图进行预处理。一种常用的方法是阈值法, 即:

$$f(x) = \begin{cases} f(x) & |f(x)| \geq T \\ 0 & |f(x)| < T \end{cases} \quad (3)$$

式中 x 为时频分布图中的点; $f(x)$ 为点 x 所对应的幅值; T 为所选取的阈值, 一般 T 选取时频分布图中幅值绝对值最大值的 2%。

(3) 进行图像倒置。即有:

$$f(x) = \max |f(x)| - f(x) \quad (4)$$

这是因为基于流域算法的图像分割技术是寻找图像的脊线, 而不是谷线。需要考虑的是信号的能量分布图, 应该是寻找其时频分布图的谷线, 所以需要进行图像倒置。

(4) 应用基于流域算法的图像分割技术, 得到流域分割图。

(5) 应用基于能量的重要区域选择技术。选择重要的区域并加以标记, 不考虑非重要的区域, 这样可以大大减少区域数目, 便于区域合并。

(6) 进行区域合并。将标有重要区域标记的区域按照一定的规则进行合并, 本文采用基于 RAG 的区域合并方法。

(7) 进行特征提取。对合并后的流域分割图进行特征提取, 比如基于能量的子空间的提取等。

3 仿 真

为了验证上述算法的有效性, 考察其在不同的信

噪比下,提取基于能量的子空间的有效性和所提取的各子空间相互间的匹配度。文中以一个单分量解折线性调频信号(*signal*)和一个复高斯白噪声(*noise*)构成的合成信号(信号的产生均采用参考文献[4]中所提到的信号生成函数)作为仿真信号(*sig*),其中信噪比变化范围为0~20 dB,即 *sig* 为:

$$sig = sigmerge(signal, noise, i) \quad i \in [0, 20] \quad (5)$$

式中 *signal* 的表达式为 $signal = [zeros(64, 1); fmlin(128); zeros(64, 1)]$; *noise* 的表达式为 $noise = noisecg(256)$; *i* 是信噪比。采用上述算法,在不同的信噪比下所提取的基于能量的子空间如图3所示,可以看出该算法在不同的信噪比下均能有效地工作,同时也表明其对白噪声具有很好的抗噪性能。

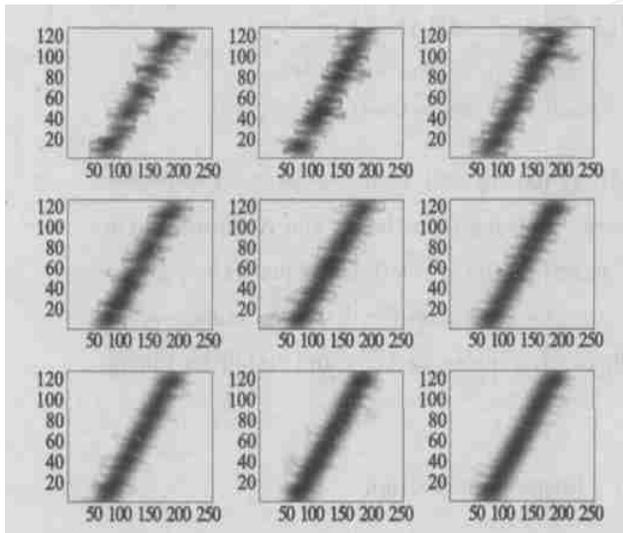


图3 信噪比对算法的影响(信噪比依次为0.2, 5, 7, 10, 12, 15, 17, 20 dB)

Fig. 3 Results at different SNR (SNR=0, 2, 5, 7, 10, 12, 15, 17, 20 dB)

由于在实际的信号测量中,“干净”信号很难得到,而对于信号分类而言,往往需要一个基准信号,因此需要研究该算法在不同的信噪比下所提取的基于能量的子空间的相互匹配度。文中分别以0 dB和20 dB信噪比下提取的子空间为基准,考察其他信噪比

下所提取的子空间与它们的匹配度,如图4所示。从图中可以看出,它们的匹配度是很高的。这说明任意信噪比下所提取的能量子空间作为信号分类的基准都是有效的。当然,以高信噪比下所提取的能量子空间为基准将能获得更好的分类效果。

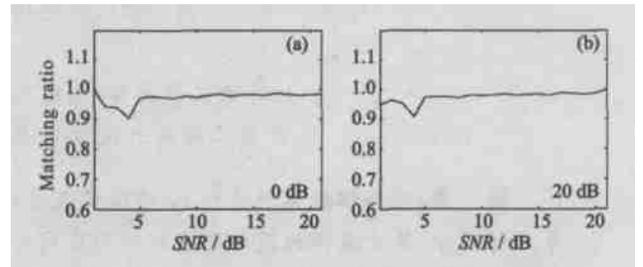


图4 不同信噪比下子空间的匹配度

Fig. 4 The matching ratio with respect to different SNR

4 结论

根据信号的时频分布图的能量特性,应用流域算法,提出了一种基于能量的时频特征提取算法。仿真结果表明它在不同的信噪比下仍能有效地提取能量特征子空间,且不同信噪比下能量特征子空间具有很好的匹配度,说明该算法提取的能量特征子空间具有很好的稳定性,从而给后续的模式识别等任务带来方便。

参考文献:

- [1] Haris K, Efstratiadis S N, Maglaveras N, et al. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(12): 1684-1699.
- [2] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Trans on Pattern and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.
- [3] 曹永锋,郑建生,万显容. 具有强抗噪声能力的图像分割方法[J]. 红外与激光工程, 2002, 31(3): 208-211.
- [4] 胡昌华,周涛,夏启兵,等. 基于Matlab的系统分析与设计——时频分析[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2002.