

# 小波理论及其在交通事件检测中的应用

高 昕, 贺国光, 马寿峰  
(天津大学, 天津 300072)

**摘要:** 简介小波变换的基本原理, 给出 Mallat 塔式算法的公式。采用小波变换的方法进行交通事件检测, 并给出了利用小波变换进行交通事件检测方法的程序流程图。利用实际数据进行了分析, 分析结果表明小波分析用于交通流数据分析有其优越之处。  
**关键词:** 小波分析; 多尺度分析; 事件检测; 交通流量

## Wavelet Theory and Its Application in Traffic Incident Detection

GAO Xin, HE Guo-guang, MA Shou-feng  
(Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** In this paper, the wavelet transform theory and the Mallat pyramid algorithm firstly are introduced. The method of traffic incident detection based on wavelet analysis is proposed. Then the flow chart for traffic incident detection using wavelet transform and an example with real traffic data are given. The result shows that the traffic incident detection using wavelet transform has the advantage.  
**Key words:** Wavelet analysis; Multiresolution analysis; Incident detection; Traffic volume

### 0 引言

交通运输就是要安全、快捷、高效的完成人和物搬运工作, 交通事件体现为交通不畅, 造成交通系统运营效率低。因此能够及时检测到交通事件的发生, 就可以及时疏导, 采取有效的控制策略, 从而保证交通系统的正常运转。交通事件检测也是智能交通系统(ITS)中很重要的研究内容之一。

交通事件检测所依据的是交通流量。交通流量是一系列时域信号, 人们一般使用傅立叶分析这一经典工具来分析信号。傅立叶分析可以把时域信号变换到频率域, 使信号简洁、易于分析。但是傅立叶分析只能体现整个信号的频率特性, 不能单独观察信号的局部信息。即便是加窗傅立叶分析, 也有缺点。人们希望在高频时窗口能窄小些以便于进行细致分析, 加窗傅立叶分析无论在什么频率下窗宽是不会变的, 达不到窗口宽度可变的目的, 而小波分析的工具恰能达到此

项目的。

### 1 小波理论概述

#### 1.1 连续小波变换

小波分析继承了加窗傅立叶分析中的局部化思想, 同时又引入了变尺度的思想。

设  $\varphi \in L^2 \cap L^1$  且  $\varphi(0)=0$ , 则按如下方式生成的函数族  $\{\varphi_{a,b}\}$

$$\varphi_{a,b}(t)=|a|^{-\frac{1}{2}}\varphi(\frac{t-b}{a}) \quad b \in R, a \in R-\{0\}$$

叫分析小波,  $\varphi$  叫基本小波。

设  $\varphi$  是基本小波,  $f \in L^2$ , 信号  $f$  的连续小波变换  $w_f(b,a)$  定义为

$$w_f(a,b)=\frac{1}{\sqrt{|a|}}\int_{-\infty}^{\infty}f(t)\overline{\varphi(\frac{t-b}{a})}dt \quad (1)$$

$\frac{1}{\sqrt{|a|}}\varphi(\frac{t-b}{a})$  是能量有限的带通滤波函数  $\varphi(t)$

的伸缩形式。这些滤波器的中心频率与均方根带宽成正比,因此,小波变换在时频和频域有良好的局部化性质。

1.2 离散小波变换

在(1)式中取  $a=a_0^n, b=nb_0a_0^m, a_0>1, b_0\in R, f(t)\in L^2(R)$  则  $f(t)$  的离散小波变换为

$$c_f(m,n)=a_0^{-\frac{m}{2}}\int_{-\infty}^{\infty}f(t)\overline{\varphi(a_0^{-m}t-nb_0)}dt\quad (2)$$

由(2)式可见,小波变换对不同的频率成分(也就是对应于  $a_0^{-m}$ )在时域上采样步长(即  $b_0a_0^m$ )是具有调节作用的,高频者(小  $m$  值)采样步长小,低频者(大  $m$  值)采样步长大。正是由于这种性质,在此意义下小波分析被喻为数学显微镜。

可见,小波变换就是把一个母小波函数进行伸缩平移后,与  $f(t)$  做卷积,很明显这是一种滤波运算。为了体现“小波”的特性,  $\varphi(t)$  应是具有紧支集的能量有限函数。意思是,小波函数在某段内有能量,具有波动性,当超过此段范围后  $\varphi(t)$  的值迅速变为 0,因此  $\varphi(t)$  被称为“小波”(Wavelet)。小波变换的物理意义就是某信号  $f(t)$  对一具有带通滤波性质的系统的脉冲响应。

为了实际的需要,计算机上的处理都是基于离散化,数字化的,于是引入了二进离散小波

$$\varphi_{2^k}(x)=\varphi(\frac{x-t}{2^k})\quad (3)$$

$$f\text{的二进小波变换定义为 }W_{2^k}f(x)=f*\varphi_{2^k}(x)=\frac{1}{2^k}\int_Rf(t)\cdot\varphi(\frac{x-t}{2^k})dt\quad (4)$$

1.3 多尺度分析

记  $S_2^j f(n)=\sum_{i=-\infty}^{\infty}h(k-2n)S_2^{j+1}f(n)\quad (5)$

$$D_2^j f(n)=\sum_{i=-\infty}^{\infty}\overline{g}(k-2n)D_2^{j+1}f(n)\quad (6)$$

式中,  $h(n)$  为低通滤波器的傅立叶系数;  $g(n)$  为带通滤波器的傅立叶系数,  $\overline{g}(n)$  是  $g(n)$  的共轭函数。

式(5)和(6)就构成了著名的 Mallat 塔式算法小波分解递推公式。

由于实际的物理测量设备的测量精度是有限的,它只能达到某一有限精度,于是我们可假设原始信号的尺度为 1。实际在 Mallat 算法中,我们把  $S_2^0 f(n)$  看作原始信号。

另外,在实际运用时要注意信号的边缘突变问题。因为采样信号是有限长度的,所以计算时要对称延拓数据,避免边缘突变;再次,原信号如果采样点为  $N$  个,则  $j$  尺度分解得到采样点数应为  $(N/2^j)$  个。

如果小波函数取样条函数,利用小波分解极大模值方法可以用于信号的奇异点检测。

2 实例分析

2.1 程序流程图

交通中事件发生时交通流量必然会产生突变,如果我们能够检测到突变信号,并判断出事件发生的时间或地点,就可以迅速对事件发生地进行疏导工作,利用小波极大模方法可以清晰地显示出拥塞点,程序流程图如图 1 所示。

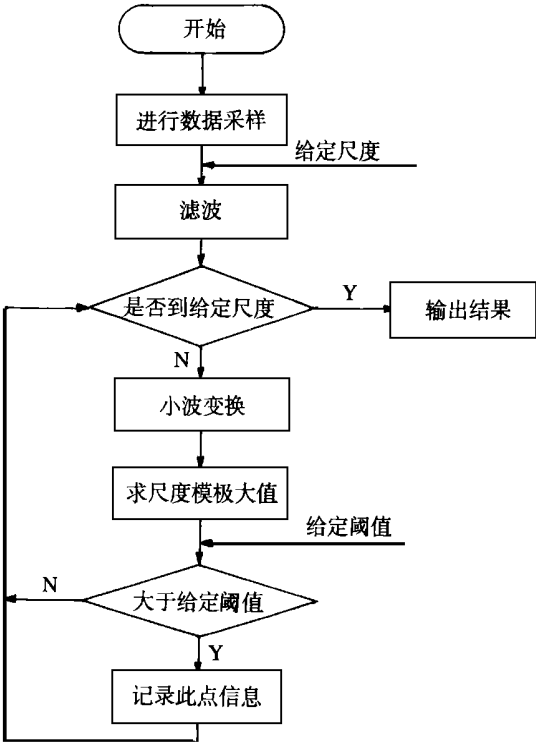


图 1 检测流程图

2.2 数据背景

数据是实际检测得到的,采样地点为天津市中环线的 30 个路口,采样间隔是 300s(5min),每个采样点的值表示的是在上一个 5min 内通过检测器的车辆数。我们对所有检测点的数据作了分析。鉴于篇幅所限,本文仅介绍单点的交通流量检测实例。本例采用的是中环线上 18 号路口的数据。

2.3 参数选择

这里我们取具有紧支集的二次样条小波  $\varphi(t)$ 。尺度函数与小波函数傅立叶系数见表 1,表 2。

$H(n)$				表 1
$N$	-1	0	1	2
$H(n)$	0.125	0.75	0.75	0.125

$G(n)$		表 2
$N$	0	1
$G(n)$	-2	2

2 4 实验结果

本文给出 18 号路口 8 月 3 日、8 月 4 日的交通流量分析结果,如图 2、图 3 和表 3 所示,阈值都取 40。

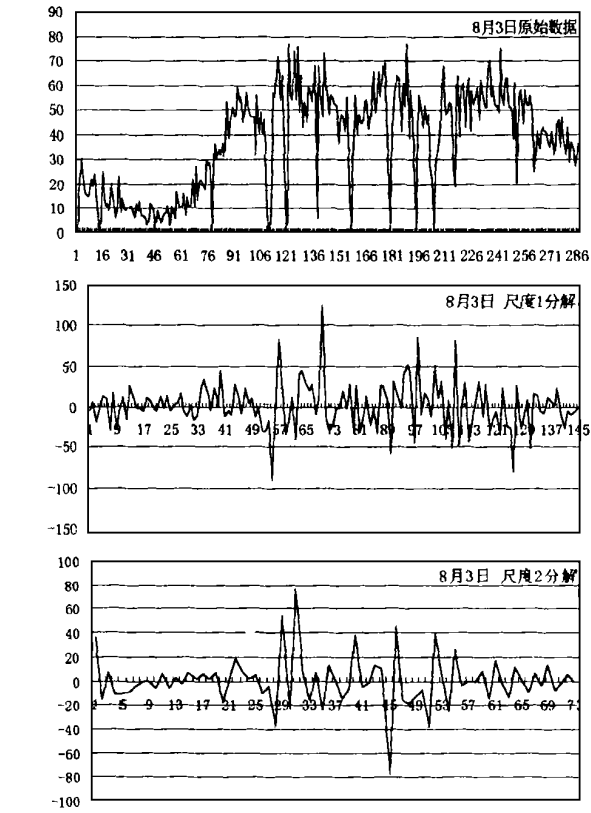


图 2 8 月 3 日分解图

2 5 结果分析

在 8 月 3 日的数据中,明显可看出流量不稳定,变化剧烈。在第一尺度的分解图上有 55、57、78 等 7 个点为模极大值点,极值点数较多使得交通流状态发生突变点被低频信号所淹没,不够明显。尺度 2 的小波分解图上模极大值点就很突出了,在 8 月 3 日的图形中只有 40、42、67 为模值极大值点。它们正好对应的是原始信号上的信号突变点。信号突变点就预示交通流量要发生变化,由较平稳要向非稳态状态变化,这时道路上可能将有交通事件发生。小波变换的时间轴是一致的,只是尺度增加 1,分解得到的样本数减半。因此根据模极大值点可得到实际的准确时间。尺度  $j$  上的第  $i$  点对应实际时间为  $i * 2^j$ 。若要进一步的侦测交通事件可以利用小波神经网络的方法来实现,这里不再详述。

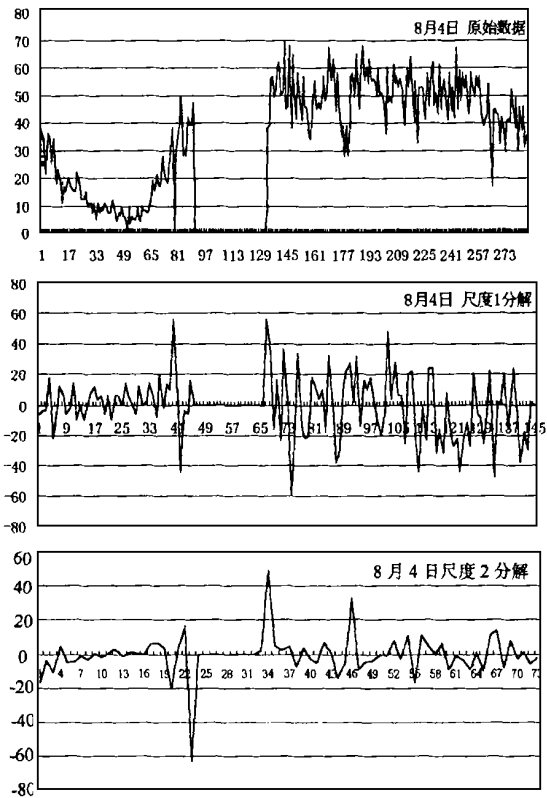


图 3 8 月 4 日分解图

阈值=40 时的分析结果

表 3

	8 月 3 日	8 月 4 日
模极大值点 $D_1$	55、57、78、98、101、115、135	40、42、67、74、101
模极大值点 $D_2$	40、42、67	23、34
事件点时间	10 :05、13 :05	6 :30~11 :40

参考文献:

[1] [美] 崔锦泰. 小波分析导论. 西安交通大学出版社, 1995.

[2] 刘贵忠, 邸双亮. 小波分析及应用. 西安电子科技大学出版社, 1992.

[3] 秦前清, 杨宗凯. 实用小波分析. 西安电子科技大学出版社, 1995.

[4] Stephane G. Mallat A Theory for Multiresolution Signal Decomposition; The Wavelet Representation. IEEE Trans on Pan and Ma Intel. 1989, 11(7): 674-693.

[5] Mallat. Singularity Detection and Processing with Wavelets. IEEE Trans on IT, 1992, 38 :617-643.

[6] 蔡志强等. 突变性故障特征识别的两种实用小波. 机械工程学 报, 1993, 29(6) :58-64.

[7] 程俊等. 小波变换用于信号突变的检测. 通信学报, 1995, 16(3) :96-103.