

# 一类新的知识型指纹图像非线性滤波方法

倪 林 边肇祺 王文渊

(清华大学自动化系 北京 100084)

**摘 要** 给出了基于小波变换的多尺度边缘表示方法及其对一般的图像信号表示的完备性和相应重建算法的稳定性,然后在小波变换的多尺度极大值表示方法的基础上,提出在尺度空间中基于多种知识的指纹图像非线性滤波方法.实验表明,这类滤波方法具有很强的自适应性,能取得令人满意的效果.

**关键词** 小波变换,多尺度边缘表示,多尺度极大值表示,指纹图像,非线性滤波.

## 1 引言

S. Mallat<sup>[1]</sup>利用二进小波变换域的多尺度极大值(Multiscale Maxima)表示方法(MMR)实现了图像的多尺度边缘表示,这种表示方法将二维图像内容 $f(x, y)$ 在三维尺度空间 $W_f(s, x, y)$ 中展开,得到原始图像在不同尺度下的内容,从而提供更多的关于原始图像的信息,可以想见,基于这些信息形成的图像处理方法会具有更强的针对性.要实现尺度空间中的图像处理方法,首先会遇到MMR的完备性问题,以及基于上述表示方法的交替投影重建算法的稳定性问题,其次要找到关于MMR与原始图像局部内容的对应关系的知识,从而使图像处理方法具有较强的目的性和有效性.本文通过介绍S. Mallat<sup>[1-2]</sup>和Z. Berman<sup>[3]</sup>等人的工作,说明MMR对一般的图像都具有唯一性,而相应的重建算法又能表现出稳定性.在此基础上,利用指纹图像的相关知识,提出在多种知识约束下的,基于多尺度极大值表示的指纹图像非线性滤波方法.

## 2 基于小波变换的图像多尺度边缘表示

### 2.1 多尺度边缘表示的实现

以下先考虑一维情况,再将结果推广到二维情况,定义平滑函数 $\theta(x)$ ,它必须满足 $\int_{-\infty}^{+\infty} \theta(x) dx = 1$ 且 $\lim_{1 \times 1 \rightarrow \infty} \theta(x) = 0$ ,选取小波函数 $\psi(x) = \frac{d\theta(x)}{dx}$ ,易得

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) dx = 0, \quad (1)$$

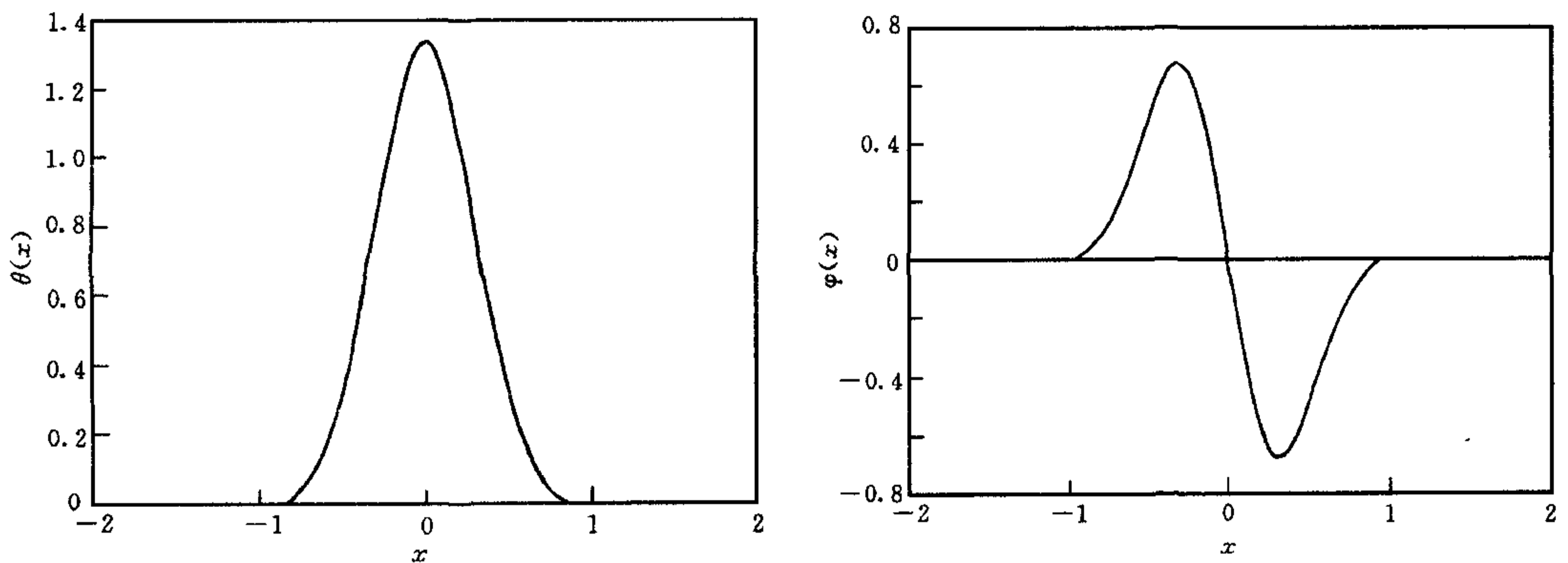
(1)式是 $\psi(x)$ 成为小波的必要条件,通过选择适当的 $\theta(x)$ ,可以构造小波函数 $\psi_s(x) = \frac{1}{s} \psi\left(\frac{x}{s}\right)$ ,其中 $s > 0$ 为尺度因子,则函数 $f(x)$ 的小波变换

$$W_s f(x) = f * \phi_s(x) = f * s \left( \frac{d\theta_s}{dx} \right) (x) = s \frac{d}{dx} (f * \theta_s)(x), \quad (2)$$

其中  $\theta_s = \frac{1}{s} \theta \left( \frac{x}{s} \right)$ ，由(2)式可见， $W_s f(x)$ 为函数  $f(x)$ 经  $\theta(x)$ 平滑后，求一阶导数的结果， $f(x)$ 的拐点表现为  $W_s f(x)$ 的极值点。当选  $\theta(x)$ 为高斯函数时，上述极值点检测等价于 Canny<sup>[4]</sup>的边缘检测，从而得到不同尺度  $s$  下的  $f(x)$ 的边缘。

在和多尺度表示相关的小波变换中，常选  $\theta(x)$ 为三阶样条函数

$$\hat{\theta}(\omega) = \left( \frac{\sin(\omega/4)}{\omega/4} \right)^4, \quad (3)$$



(a) 样条小波  $\phi(x)$

(b) 样条平滑函数  $\theta(x)$

图1

样条小波波形如图1所示。用样条小波可实现二进(dyadic)小波变换，此时，上述尺度因子  $s = 2^j, j = 1, 2, \dots, J$ 。以下只考虑实用中的离散情况，并设原始数据序列为尺度  $2^0$  下的分量。

由上述二进小波，得到一维情况下的 MMR

$$R_M = \{I, U\}, I = \{I_j\}, U = \{U_j, V_{2^j} f\}, j = 1, \dots, J, \quad (4)$$

$$I_j = \{k | W_{2^j} f(k) > W_{2^j} f(k - 1) \text{ 且 } W_{2^j} f(k) > W_{2^j} f(k + 1)\}, U_j = \{W_{2^j} f(k)_{k \in I_j}\}, \quad (5)$$

$V_{2^j}$ 是尺度  $2^j$  下的平均分量。

在图像处理中，二维小波函数选为

$$\Psi^x(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial x}, \quad \Psi^y(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial y}, \quad (6)$$

其中  $\theta(x, y)$ 为由(1)式定义的平滑函数在二维的推广， $\Psi^x(x, y)$ 和  $\Psi^y(x, y)$ 分别在水平和垂直方向上具有图1所示的小波函数的性质，则二维小波变换结果为

$$\begin{bmatrix} W_{2^j}^x f(x, y) \\ W_{2^j}^y f(x, y) \end{bmatrix} = 2^j \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} (f * \theta_{2^j}(x, y)) \\ \frac{\partial}{\partial y} (f * \theta_{2^j}(x, y)) \end{bmatrix} = 2^j \vec{\nabla} (f * \theta_{2^j})(x, y), \quad (7)$$

(7)式中得到的  $W_{2^j}^x f(x, y)$ 和  $W_{2^j}^y f(x, y)$ 分别为图像  $f(x, y)$ 在  $2^j$  尺度下的水平和垂直方

向上的差值分量,其中 $\vec{\nabla}$ 表示梯度,则梯度的幅值为

$$M_{2^j} f(x, y) = \sqrt{|W_{2^j}^x f(x, y)|^2 + |W_{2^j}^y f(x, y)|^2}, \quad (8)$$

梯度的方向为

$$A_{2^j} f(x, y) = \arctan(W_{2^j}^y f(x, y) / W_{2^j}^x f(x, y)), \quad (9)$$

于是二维离散 MMR 可表示为

$$R_M = \{I, U\}, I = \{I_j\}, U = \{U_j, V_{2^j} f\}, j = 1, \dots, J, \quad (10)$$

其中  $I_j = \{(m, n) | M_{2^j} f(m, n) \text{ 为 } A_{2^j} f(m, n) \text{ 方向上的极大值}\}$ ,  $U_j = \{M_{2^j} f(m, n), A_{2^j} f(m, n) | (m, n) \in I_j\}$ ,  $V_{2^j} f$  是尺度  $2^j$  下的平均分量.

## 2.2 MMR 对信号变化特性的描述

在信号处理中,常用 Lipschitz 常数来定量描述信号的变化特性.

**定义1.** 令  $0 \leq \alpha \leq 1$ , 当且仅当存在常数  $K > 0$ , 使得任何  $(x_0, x_1) \in [a, b]^2$ , 有  $|f(x_0) - f(x_1)| \leq K |x_0 - x_1|^\alpha$  时, 称函数  $f(x)$  在区间  $[a, b]$  是一致 Lipschitz  $\alpha$ .

在 Fourier 变换域, 同样可用 Lipschitz 常数来定量描述信号的变化特性, 如果有

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\hat{f}(\omega)| (1 + |\omega|^\alpha) d\omega < +\infty, \quad (11)$$

则称函数  $f(x)$  在实数集中一致 Lipschitz  $\alpha$ . 但此时, (11) 式是充分而非必要条件, 它反映了  $f(x)$  在整个实数集中的特性, 而无法使对  $f(x)$  的性质的描述局部化. Mallat 用小波变换实现类似的描述<sup>[1]</sup>, 克服了上述 Fourier 变换域描述的非局部化问题.

**定理1.** 令  $0 < \alpha < 1$ , 当且仅当存在常数  $K > 0$ , 使得  $x \in [a, b]$  时,  $f(x)$  的小波变换满足

$$|W_{2^j} f(x)| \leq K (2^j)^\alpha, \quad (12)$$

则函数  $f(x)$  在  $[a, b]$  上是一致 Lipschitz  $\alpha$ .

在实际应用中, 特别是在图像处理中, 信号的变化并非理想情况下的跃变, 而可看成理想跃变经高斯函数平滑的结果, 设高斯函数的方差为  $\sigma^2$ , Mallat<sup>[1]</sup> 得到

$$|W_{2^j} f(x)| \leq K 2^j S_0^{\alpha-1}, \quad (13)$$

其中  $S_0 = \sqrt{2^{2j} + \sigma^2}$ . 对于二维图像信号, 能得到类似于式 (12), (13) 的结果

$$M_{2^j} f(x, y) \leq K (2^j)^\alpha, \quad M_{2^j}^y(x, y) \leq K 2^j S_0^{\alpha-1}. \quad (14), (15)$$

上述分析表明, 小波变换系数的幅值随尺度的增减趋势能清楚地反映出 Lipschitz 常数的变化情况.

## 2.3 基于 MMR 的信号重建算法

函数  $f(x)$  的 MMR 提供了极大值及极大值的位置和平均分量, 设由  $R_M(f)$  经重建算法得到  $f(x)$  的重建值  $h(x)$ , 可以从两方面对  $h(x)$  加以约束, 使之趋近于  $f(x)$ .

其一是来自  $R_M(f)$  的约束, 及要求  $W_{2^j} h(m) = W_{2^j} f(m)$ ,  $m \in I_j$ , 同时, 对于  $m \notin I_j$ ,  $W_{2^j} h(m)$  不能是极大值. 其二是来自再生核的约束, 设  $g_j(x)$  为函数  $h(x)$  的小波变换在尺度  $2^j$  下的分量, 对于非正交的样条二进小波变换, 不同尺度下的  $g_j(x)$  必须满足一定的相关性约束. 关于投影算法的详细内容, 可参见文献[1, 5].

对于二维情况, 可分别将数据阵列的行和列分别看成一维信号, 从而将投影算法用到二维的图像数据中, 会得到同样的结果.

## 2.4 MMR 的唯一性和交替投影算法的稳定性

先给出与唯一性和稳定性相关的定义.

**定义2.** 对于函数  $f, g$ , 如果  $f \neq g$ , 对于某种表示  $R$ , 一定有  $R(f) \neq R(g)$ , 则称  $R$  是唯一的, 否则认为  $R$  不唯一.

**定义3.** 对于某种表示  $R$ , 如果  $R(f)$  的一个小扰动, 对应原函数  $f$  的一个任意大的变化, 则称这种表示  $R$  是不稳定的.

迄今为止, 只有 Y. Meyer<sup>[6]</sup>和 Z. Berman<sup>[3]</sup>构造的两类函数不满足上述唯一性定义, 对实用中的一般信号, 从其 MMR 恢复原始信号时, 随着迭代次数的增加, 重建信号的信噪比将会单调增加, 通常能得到 30dB 以上, 且对于图像, 人眼几乎觉察不出重建误差<sup>[1]</sup>. 即使对于上述两类特殊信号, Z. Berman<sup>[3]</sup>认为其 MMR 仍可看作是对原始信号的一种近似, 实验结果也证实了这一点.

Z. Berman<sup>[3]</sup>还通过内在有界 (Inherently Bounded) 准线性自适应表示 (Adaptive Quasi-Linear Representation) (AQLR) 的概念, 说明 MMR 的有界输入和有界输出 (Bounded Input Bounded Output) 的稳定性.

**定理2.** 令  $R(f_i) = \{I^i, U^i\}$ ,  $i=1, 2$ , 为内在有界的 AQLR, 则对所有的  $K_I > 0$ , 存在  $K_0$ , 使得  $\|U^i\| \leq K_I \rightarrow \|h_1 - h_2\| \leq K_0$  成立, 其中  $\|\cdot\|$  为欧氏范数,  $h_i$  为  $f_i$  的重建信号.

定理2从数值上说明了基于  $R_M$  的重建算法的一种稳定性, 它是保证下述恢复算法结果有意义的必要条件.

综上所述, 多尺度边缘表示可通过二进小波变换的极大值点表示实现, 且 MMR 能从尺度空间刻划原始信号时(空)域的局部变化特性, 由 MMR, 通过交替投影算法, 能较为准确地恢复原始信号, MMR 对实用中的一般信号都具有唯一性, 且相应的重建算法是稳定的. 据此, 可以实现一类新的指纹图像恢复方法.

### 3 多种知识约束下的指纹图像非线性滤波方法

#### 3.1 指纹图像的相关知识

1) 先验知识. 首先, 指纹图像的纹线方向在局部区域具有连续性, 在某个尺寸的局部区域中, 可以认为纹线的方向是不变的; 其次, 纹线的宽度具有某个典型值, 在实际应用中, 常用最大、最小宽度值来描述纹线的典型宽度  $W$ ,  $W_{\min} < W < W_{\max}$ .

2) 关于纹线局部方向的知识, 当使用指纹图像的 MMR 时, 固定尺度  $2^j$ , 对于  $I_j$  中的一点  $(m_j, n_j)$ , 如果它确实是由纹线边缘产生的极大值点, 则  $A_{2^j} f(m_j, n_j)$  给出的方向为该点所在纹线的局部走向的垂直方向. 基于上述方向连续性的知识, 则在某一  $M \times N$  的足够小的区域中(不妨设  $M, N$  均为奇数), 如果存在另一个对应纹线边缘的极大值点  $(m_j + k, n_j + 1) \in I_j$ , 其中  $\frac{M-1}{2} \leq k \leq \frac{M-1}{2}, \frac{N-1}{2} \leq 1 \leq \frac{N-1}{2}$ , 则有

$$|A_{2^j} f(m_j, n_j) - A_{2^j} f(m_j + k, n_j + 1)| < \epsilon, \quad (16)$$

其中  $\epsilon$  为一很小的正常数. 假设  $M \times N$  小区域中的大部分极值点对应着纹线的边缘(对于档案指纹图, 实际情况也确实如此), 先用式(16)判断该区域中哪些是很可能对应纹线边缘的极值点, 设上述  $M \times N$  的区域中有  $P$  个极值点, 用聚类算法将  $P$  个极值点的梯度方向值分成  $C$  个类, 并设每个类  $C_i$  中有  $P_i$  个极值点, 由此, 可以确定其中很可能属于纹

线边缘的极值点  $(m_j^{kl}, n_j^{kl})$ , 有

$$(m_j^{kl}, n_j^{kl}) \in C_I, P_I = \max_i(P_i), \quad (17)$$

于是, 可以认为该局部区域的纹线方向, 由  $C_I$  类中极值点的梯度方向决定.

3) 关于极值点类型的知识. 从上述局部方向信息中, 可初步判断某极值点是对应噪声还是纹线边缘, 如果对应噪声的极值点梯度方向恰好和对应纹线边缘的极值点梯度方向一致, 此时, 可以用式(8)的梯度幅值  $M_{2^j} f(m_j, n_j)$ ,  $(m_j, n_j) \in I_j$ , 对极大值点  $(m_j, n_j)$  的类型进行判断. 首先, 在固定尺度  $2^j$  下, 如果  $M_{2^j} f(m_j, n_j)$  小于某一阈值, 则认为极大值点  $(m_j, n_j)$  对应指纹图像的背景区域或宽带噪声. 其次, 利用定理1, 视极大值幅值随尺度的变化情况, 用 Lipschitz 常数来确定极大值的类型, 这也就是 S. Mallat<sup>[1]</sup> 等工作, 在此不再赘述.

4) 关于极大值点位置的知识. 设一幅指纹图像在尺度  $2^j$  下的纹线最小、最大典型宽度分别为  $W_{\min}^j$  和  $W_{\max}^j$ , 并假定  $(m_j, n_j)$  为尺度  $2^j$  下对应纹线边缘的极大值点, 则在图2中的顶点1、2和顶点3、4决定的方块区域中, 极有可能出现对应纹线边缘的极大值点, 顶点1和2分别为

$$\begin{aligned} & (m_j + [W_{\min}^j \cos A_{2^j} f(m_j, n_j)], n_j + [W_{\min}^j \sin A_{2^j} f(m_j, n_j)]), \\ & (m_j + [W_{\max}^j \cos A_{2^j} f(m_j, n_j)], n_j + [W_{\max}^j \sin A_{2^j} f(m_j, n_j)]), \end{aligned} \quad (18)$$

顶点3和4分别为

$$\begin{aligned} & (m_j - [W_{\min}^j \cos A_{2^j} f(m_j, n_j)], n_j - [W_{\min}^j \sin A_{2^j} f(m_j, n_j)]), \\ & (m_j - [W_{\max}^j \cos A_{2^j} f(m_j, n_j)], n_j - [W_{\max}^j \sin A_{2^j} f(m_j, n_j)]), \end{aligned} \quad (19)$$

其中  $[ ]$  为取整.

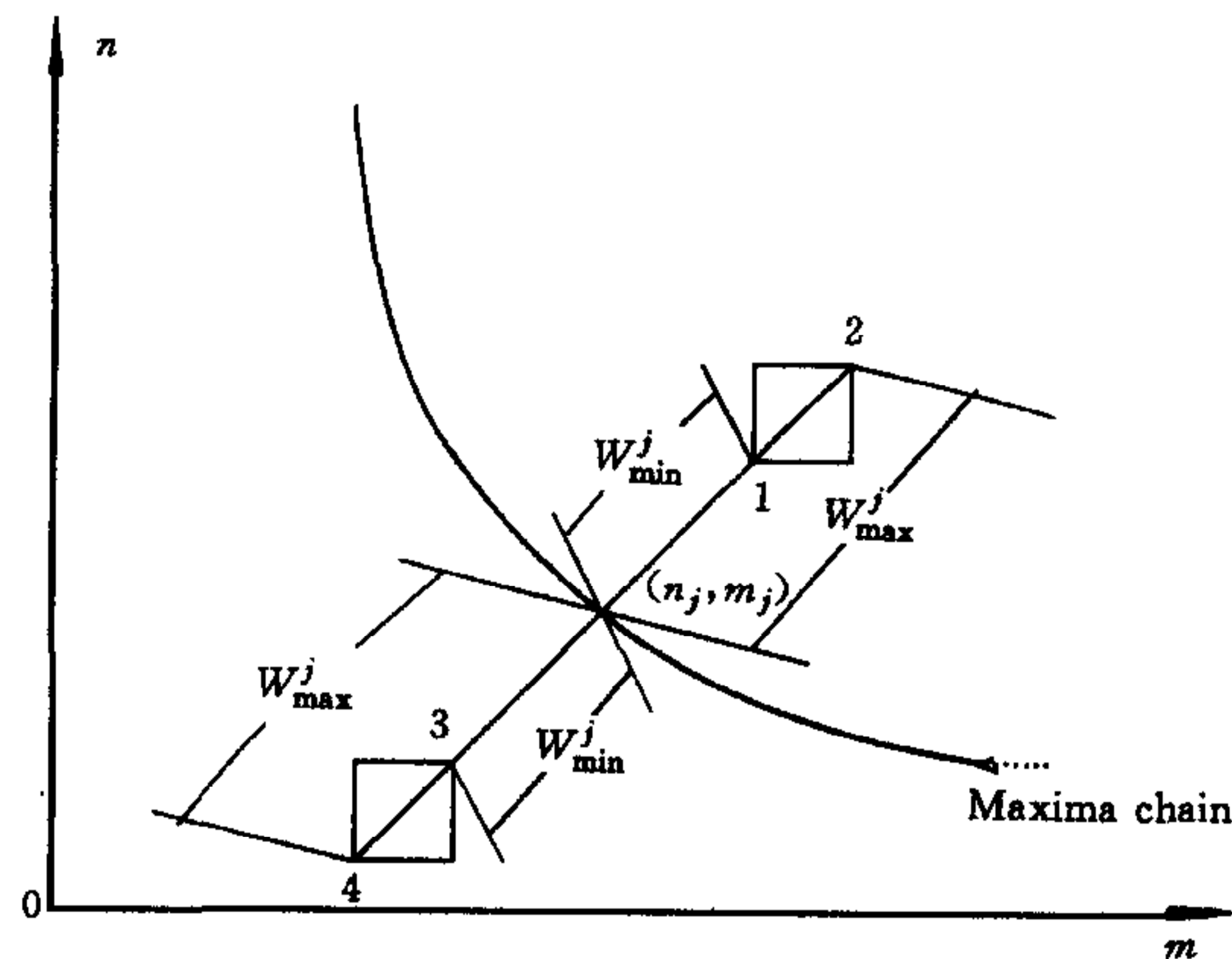


图2 对应纹线边缘的极大值点间的位置关系

### 3.2 极大值点的属性

本文用一个四元组  $\{\theta(m_j, n_j), M(m_j, n_j), \alpha(m_j, n_j), P(m_j, n_j)\}$ ,  $(m_j, n_j) \in I_j$ , 对每个极大值点做出比较全面的描述, 并把这一四元组所描述的内容叫作该极大值点的属性, 这一属性能帮助决定对其做出取舍, 因而, 是实现下述的非线性滤波的基础. 其中,  $\theta(m_j, n_j) = A_{2^j} f(m_j, n_j)$ ,  $M(m_j, n_j) = M_{2^j} f(m_j, n_j)$ ,  $\alpha(m_j, n_j)$  是相应的 Lipschitz 常数, 它反映出图像的局部变化特性, 当  $P(m_j, n_j) = 1$  时, 表示在图2的两个方块中至少存在一个极大值点,

$P(m_j, n_j) = 0$ , 则表示两个方块中均无极大值点.

### 3.3 尺度空间中的非线性滤波

有了上述知识,就可以在尺度空间中,通过有针对性地对具有不同属性的极大值点的取舍,实现指纹图像的非线性滤波,希望滤波的作用,首先是能去掉噪声,其次,沿指纹纹线方向进行平滑,去掉“毛刺”,使指纹纹线更规整.

1)非线性滤波模板的设计.非线性滤波是对尺度空间中,具有不同属性的极大值点作出取舍,因而,滤波模板系统取0或1,它具有如下形式:

$$D = \{d(m_j, n_j) | (m_j, n_j) \in I_j, j = 1, \dots, J\}, \quad (20)$$

$$D(m_j, n_j) = \begin{cases} 1, & (m_j, n_j) \in S_1, \\ 0, & (m_j, n_j) \in S_2, \end{cases} \quad (21)$$

$S_1$ 为保留的极大值点集合, $S_2$ 为舍去的极大值点集合,则有  $S_1 \cup S_2 = \{I_j\}, j = 1, \dots, J$ .

从式(20),(21)中可以看出,这种滤波过程实际上是用极大值点的分类来实现,根据极大值点的属性,当且仅当(22)式的条件同时满足时,有  $(m_j, n_j) \in S_1$ .

$$\begin{cases} \theta_0(m_j, n_j) - \varepsilon(k_j, l_j) < \theta(m_j, n_j) < \theta_0(k_j, l_j) + \varepsilon(k_j, l_j), \\ M(m_j, n_j) > M_0(j), \\ \alpha(m_j, n_j) > \alpha_0, \\ P(m_j, n_j) = 1, \end{cases} \quad (22)$$

其中  $\theta_0(k_j, l_j), \varepsilon(k_j, l_j), M_0(j), \alpha_0$  以及式(18),(19)中的  $W_{\min}^j, W_{\max}^j$  是根据指纹图像的特点选取的参数,  $\theta_0(k_j, l_j)$  为式(17)中的  $C_l$  类的均值,  $\varepsilon(k_j, l_j)$  为与该类的方差相关的量,  $M_0(j)$  为极大值点模值的阈值,  $\alpha_0$  为 Lipschitz 常数阈值. 其余的极大值点  $(m_j, n_j)$  则属于  $S_2$ , 用  $S_1$  中的极大值点重建图像,得到的就是最终的滤波结果.

2)尺度空间中的非线性滤波的实现.图3为多种知识约束下,在尺度空间中实现的指纹图像非线性滤波框图.

其中的外部参数是指上述的  $\theta_0(k_j, l_j), \varepsilon(k_j, l_j), M_0(j), \alpha_0, W_{\min}^j, W_{\max}^j$ , 它们多数是经验值,反映出不同类型的指纹图像以及通过不同设备获取的指纹图像的一种先验知识.

## 4 实验结果及分析

实验采用  $256 \times 256$ , 256灰级的原始指纹图像,并对其加高斯白噪 ( $PSNR = 16.6329\text{dB}$ ),采用图1中的样条小波对加噪图像作5级分解,并由其 MMR 得到80851个极大值点,用式(22)进行分类,属于  $S_1$  中的极大值点数为20458个,其余的均属于  $S_2$ ,由  $S_1$  中的极大值点形成的新的 MMR,经交替投影算法重建的结果 ( $PSNR = 26.9426\text{dB}$ ) 中,几乎看不出颗粒噪声的痕迹,且和原始图像相比,具有一定的纹线方向平滑效果.

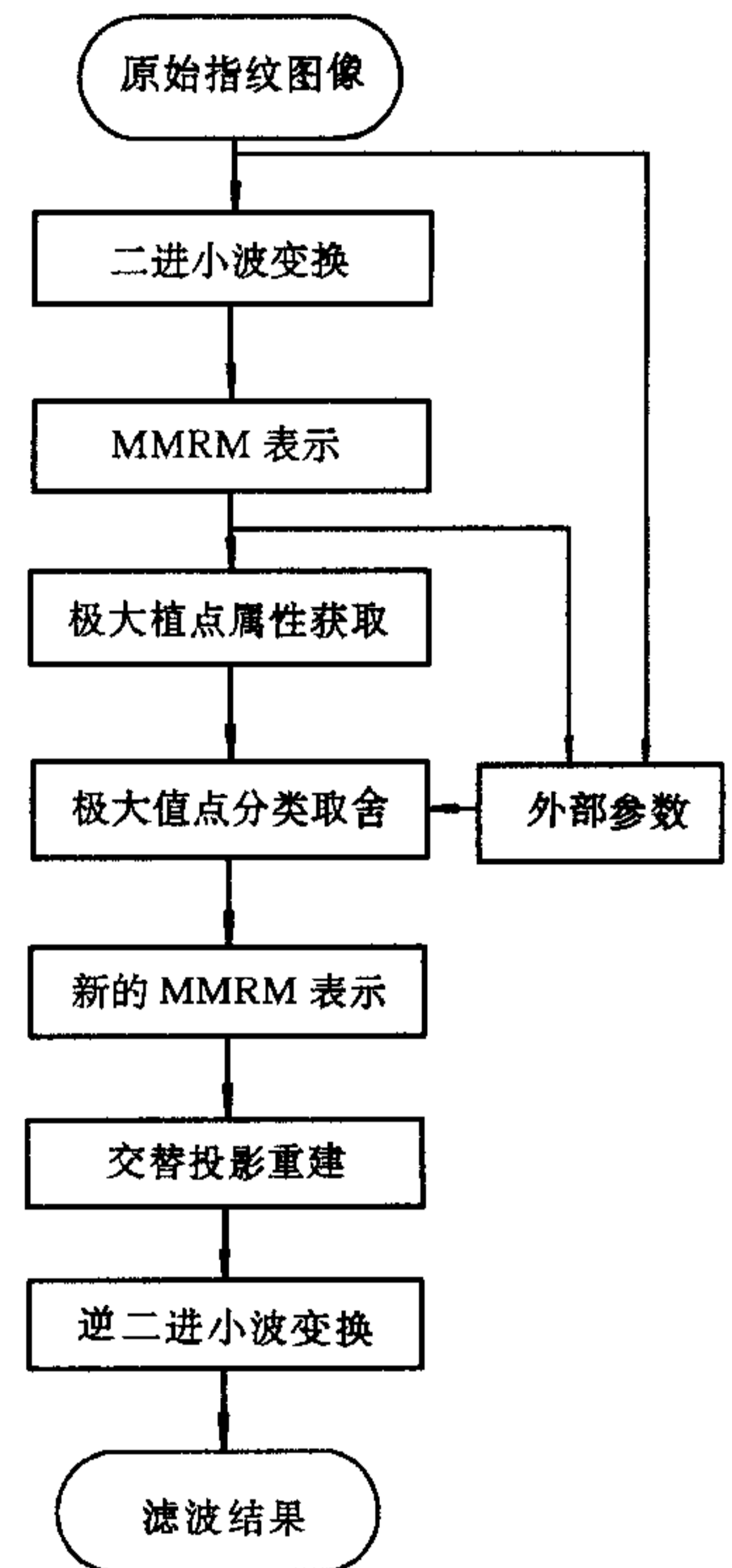


图3 尺度空间中的非线性滤波方法的实现

#### 4.1 与方向滤波的结果比较

对上述加噪指纹图像,在提供指纹方向图的情况下,沿纹线方向对其进行方向平滑滤波,从结果( $PSNR=23.935\text{dB}$ )中看出,其对比度较低,纹线不清晰.在实际应用中,方向图常应在原始图像上获取,但即使是受到已知特性的高斯噪声的污染,从污染图像上获取方向图也较困难.因为,噪声的准确的统计特性,需要较大的像块来体现,但像块变大就难以保证纹线的方向一致性假设成立.如果不能获得正确的纹线方向,则会给指纹图像的空域滤波带来很大困难.而本文提出的非线性滤波方法,不仅不需要方向图,相反,还能有效地提供纹线的局部方向信息,另外,从理论上来说,对于任何与图像无关的孤立噪声,用这种非线性滤波方法都能取得类似的效果.

#### 4.2 与中值滤波的结果比较

实验中分别用方形模板( $PSNR=24.7482\text{dB}$ )及十字形模板( $PSNR=24.0016\text{dB}$ )对上述加噪图像进行中值滤波,若以峰值信噪比作评价标准,则实验表明当模板都取为 $5\times 5$ 时,中值滤波效果最好.此时,二者滤波结果的视觉效果都较差.这是由于中值滤波还是在利用图像的局部平稳性假设,而不能运用指纹图像的 MMR 所提供的多种知识,因而与本文的滤波方法相比,中值滤波对指纹图像的适应性较差,导致滤波结果模糊化.

图像的多尺度边缘表示可用小波变换的极大值表示方法实现,这种极大值表示方法对实用中的一般图像都是唯一的,且相应的重建算法是确定的,基于这一结论,实现了指纹图像的多尺度极大值表示,并从中获取多种知识,实现了多种知识约束下的尺度空间中的非线性滤波,实验结果表明,这种滤波方法能取得令人满意的效果,它展示出了多尺度极大值表示方法在指纹图像处理中所具有的潜力.

### 参 考 文 献

- [1] Mallat S, Zhong Sifen. Characterization of signals from multiscale edges, *IEEE TRANS. PAMI*, 1992, **14**(7): 711—732.
- [2] Mallat S, Hwang H L. Singularity detection and processing with wavelets. *IEEE TRANX. IT*, 1992. **38**(2): 617—643.
- [3] Berman Z, *et al.* Properties of the multiscale maxima and zero-crossings representations, *IEEE TRANS. SP*, **41**(12):3217—3231.
- [4] Canny J, A computational approach to edge detection. *IEEE TRANS. PAMI*, 1986, **8**(3):679—698.
- [5] Voula D, Webb H, Image restoration by the method of convex projection, *IEEE TRANS. MI*, 1982, **1**(1): 81—101.
- [6] Meyer Y. Ondelettes et applications. Cremade et Institut Universitaire de France, 1992.
- [7] Daubechies I, Orthonormal bases of compactly supported wavelets, *COMM. PURE & APPL. MATH.*, 1988, **41**:909—996.
- [8] Mallat S. A theory for multiresolution signal representation; the wavelet representation. *IEEE TRANS. PAMI*, 1989, **11**(7):674—693.
- [9] Moayer B, Fu K S. An application of stochastic languages to fingerprint pattern recognition, *PATTERN RECOGNITION*, 1976, **8**(1):173—179.
- [10] —, A tree system approach for fingerprint pattern recognition, *IEEE TRANS. COMPUTERS*, 1976, **25**(3): 262—274.
- [11] Rao K. Feature extraction for fingerprint classification, *PATTERN RECONITION*, 1976, **8**(1):181—192.

## A NOVEL KNOWLEDGE BASED NON-LINEAR FILTERING METHOD FOR FINGERPRINT IMAGES

NI LIN    BIAN ZHAOQI    WANG WENYUAN

(*Department of Automation, Tsinghua Univ, Beijing 100084*)

**Abstract** This paper first described the multiscale edge representation of images in the wavelet transform domain, and also discussed the representations completeness and the stability of the corresponding reconstruction algorithm. Then using the multiscale maxima representation based on the wavelet transform, we proposed for fingerprint images a non-linear filtering method which was constrained by several kinds of knowledge in the scale space. The experimental results show that this filtering method has more adaptive performance and can obtain satisfactory results.

**Key words** Wavelet transform, multiscale edge representation, multiscale maxima representation, alternate projection algorithm, non-linear filtering

**倪 林** 生于1967年. 分别于1989年和1992年在天津大学电子工程系获工学学士和硕士学位, 1996年获清华大学模式识别与智能控制专业博士学位. 现任教于中国科技大学电子工程与信息科学系. 目前感兴趣的研究领域是模式识别, 图像处理和计算机视觉.

**边肇祺** 1955年毕业于上海交通大学电机系, 1957年在清华大学电机系研究生毕业, 至今一直在清华大学任教, 现为自动化系教授、博士生导师, 并担任《自动化学报》、《模式识别与人工智能》、《Pattern Recognition》编委. 目前感兴趣的研究领域是模式识别, 图像处理和计算机视觉以及不确定性推理方法.

**王文渊** 1965年毕业于清华大学无线电电子学系, 现为清华大学自动化系教授. 主要从事数字通信系统, 信息与图像处理, 模式识别, 神经网络与小波变换等领域的理论和实用研究. 发表论文约40篇.