

基于主曲线的遥感图像河岸线提取

郭芸^{1,2}, 王宜怀^{1,2}, 刘纯平^{1,2,3}, 龚声蓉^{1,4}, 季怡^{1,2}

(1. 苏州大学计算机科学与技术学院, 江苏 苏州 215006; 2. 江苏省软件新技术与产业化协同创新中心, 江苏 南京 210046;
3. 吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室, 吉林 长春 130012; 4. 常熟理工学院计算机科学与工程学院, 江苏 常熟 215500)

摘要: 针对遥感图像中河岸线提取存在不光滑、容易发生间断等问题, 提出一种基于主曲线的河岸线提取方法。该方法在学习过程中结合多边形线(PL, polygonal line)算法和误差反向传播(BP, back propagation)算法, 首先学习河流中心骨架主曲线表达, 然后再根据提出的左右河岸点集分割方法获得图像中河流的左岸点集和右岸点集, 分别学习左右河岸线主曲线的光滑参数表达, 最终实现遥感图像中河流中心骨架和河岸线的矢量化描述。主曲线表达解决了河岸线不光滑问题, 而左右河岸线分开学习有效解决了因河道窄而导致河岸线间断的问题。在实际遥感图像河流提取实验中, 与现有几种河岸线提取方法的对比分析结果表明: 基于主曲线的河岸线提取方法提取的河岸线具有更好的光滑性, 可以较好地解决在河流较窄处发生间断的问题, 所得的河岸线矢量化描述更便于存储和重建, 并可作为河流区域的形状特征用于检测与识别。

关键词: 遥感图像; 河岸线提取; 主曲线; PL 算法; BP 算法

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Bankline extraction in remote sensing images using principal curves

GUO Yun^{1,2}, WANG Yi-huai^{1,2}, LIU Chun-ping^{1,2,3}, GONG Sheng-rong^{1,4}, JI Yi^{1,2}

(1. School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China;

2. Collaborative Innovation Center of Novel Software Technology and Industrialization, Nanjing 210046, China;

3. Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineering of Ministry of Education, Jilin University, Changchun 130012, China;

4. School of Computer Science and Engineering, Changshu Institute of Technology, Changshu 215500, China)

Abstract: In bankline extraction from remote sensing images, the results are usually rough and segmented. A new bankline extraction method based on the principal curves was proposed. In the learning process, the polygonal line (PL) algorithm and the error back propagation (BP) algorithm were combined. Firstly, the principal curve of the river centerline was learned. Then, a segmentation method was proposed to divide the riparian points into two sets which belong to the left and right bank respectively, and the smooth parameter expressions of the principal curves of the two banklines were given. Finally, the vector description of the river centerline and banklines in remote sensing images were realized. The principal curve descriptions made the extracted banklines smooth, and the separate learning of the two banklines ensured the integrity of the extracted banklines for even narrow river channels. Comparison with the existing methods through experiments on real remote sensing images shows that the proposed method can achieve better smoothness and can be used to solve the problem of discontinuity in narrower channel of a river. The resulting vector descriptions of banklines are more convenient for storage and reconstruction and can be used as shape features for the detection and identification of river area in images.

Key words: remote sensing image, bankline extraction, principal curves, PL algorithm, BP algorithm

收稿日期: 2016-01-18; 修回日期: 2016-07-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61170124, No.61272258, No.61301299, No.61272005, No.61572085); 江苏省自然科学基金资助项目 (No.BK20151254, No.BK20151260); 吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室基金资助项目 (No.93K172016K08); 软件新技术与产业化协同创新中心基金资助项目

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61170124, No.61272258, No.61301299, No.61272005, No.61572085), The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No.BK20151254, No.BK20151260), The Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineering of Ministry of Education, Jilin University (No.93K172016K08), The Collaborative Innovation Center of Novel Software Technology and Industrialization

1 引言

遥感图像中河流的检测和识别对于地图匹配、船舶导航、水环境监测等具有非常重要的实际应用价值,很多重要的人造地理目标(如桥梁、大坝、港口等)的识别也以河流检测为前提和基础^[1,2]。已有文献对遥感图像中河流检测进行研究,提出了不少检测算法,主要可以分为 3 类: 1) 阈值分割算法^[3~6]; 2) 模式分类算法^[5~10]; 3) 轮廓线检测算法^[10~13]。其中,轮廓线检测算法提取到的河岸线对于河流形状的描述有着特别重要的意义,且轮廓线表达采用边缘点集,不仅比前 2 类算法得到的图像形式的结果节省存储空间,而且更便于提取河流的形状特征。目前,这类方法研究已经成为一个主要的河流检测和识别的研究方向。

由于河流具有 2 条河岸线相隔较近、同一河流的河面宽度变化范围很大以及在局部位置 2 条河岸线甚至可能近乎重合等天然特点,这给河岸线的提取增加了难度。文献[11,12]利用小波边缘检测得到边缘点集,再运用脊线跟踪技术^[14]进行边缘连接。该方法因采用逐点边缘连接,提取结果往往不光滑。文献[10]利用测地线活动轮廓(GAC, geodesic active contour)模型^[15]提取河岸线,文献[13]则提出采用 Chan-Vese(CV)模型^[16]的河岸线提取方法。GAC 模型和 CV 模型均采用闭合曲线来逼近河流轮廓,在河流较窄位置很容易发生河岸线间断。

主曲线是一种几何上直观、算法上可行的非线性数据约简方法。该方法通过寻找数据集中存在的骨架曲线来真实反映数据的形态。Hastie 等^[17,18]根据主成分满足自相合特点的推广,提出了 HS 主曲线。HS 主曲线是在给定数据集合或分布中找到满足自相合的光滑曲线,河流轮廓可以看作边缘点集的闭主曲线,简单的做法是直接采用现有的闭主曲线算法^[19,20]。由于 HS 主曲线原始定义中存在的一些问题,如无存在性、收敛性证明等,Kegl 等^[21]提出 K 主曲线(KPC)——一种具有长度约束并能最小化距离函数的主曲线,其对应的 PL 算法已被广泛使用。但是 PL 算法求得的是 K 主曲线的多边形线近似,本质上还是离散点集。

鉴于现有河岸线提取方法存在不光滑或河岸线断裂不完整的问题,为减小河流轮廓提取中噪声的影响,本文放弃逐点边缘连接的方法,提出一种兼顾光滑性和完整性的河岸线提取方法。该方法将

PL 算法和 BP 算法相结合,通过寻找从边缘点集“中间”穿过并能反映边缘点整体形态的光滑曲线,得到河流中心骨架和河岸线主曲线的光滑参数表达,实现河流中心骨架和河岸线的矢量化,既便于存储和重建,也可将参数向量作为河流区域的形状特征,为遥感图像中的河流检测与识别以及河流动态变化监测提供依据。

2 相关基础知识

2.1 主曲线的原始定义

Hastie 等^[17,18]将主曲线定义为通过数据分布“中间”的光滑曲线,要求该曲线能真实反映数据集合的形态,即曲线是数据集合的“骨架”,而数据集合是曲线的“云”。在概率上量化为自相合的曲线。

定义 1 设 X 为 \mathbf{R}^d 中具有密度 h 和有限二阶矩的随机向量,满足 $E(X)=0$ 。若 \mathbf{R}^d 中的单位速度光滑曲线 $f(t)$ ($t \in \Lambda \subseteq \mathbf{R}$, Λ 为闭区间)满足以下条件:

- 1) f 不会自相交,即对任意 $t_1 \neq t_2$, 有 $f(t_1) \neq f(t_2)$;
- 2) 在 \mathbf{R}^d 中的任意有限球内, f 具有有限长度;
- 3) f 是自相合的,即 $E(X | t_f(X)=t) = f(t)$, 则称 f 是 h 的主曲线。其中, X 的投影指标是使 $f(t)$ 最接近 X 的 t 值。如果有几个满足条件的 t 值,则取最大值。

$$t_f(X) = \sup_t \{t : \|X - f(t)\| = \inf_{\tau} \|X - f(\tau)\|\} \quad (1)$$

直观地看,曲线 f 自相合意味着 f 上的每个点都是数据集中投影到该点处的所有点的均值。因此,作为通过数据分布中间的一条光滑自相合曲线,主曲线给出了数据集的一个很好的一维非线性刻画。

2.2 K 主曲线

主曲线原始定义中存在着诸如无存在性和收敛性证明、无法有效模拟封闭数据集等问题。针对这些问题,国内外相关领域的专家从多个不同的角度,对主曲线理论进行了深入分析和研究,提出了很多改进算法^[19~22],其中,Kégl 等^[21]提出的 K 主曲线及其 PL 算法具有里程碑意义。K 主曲线是具有长度约束并能最小化距离函数的主曲线,使寻找主曲线问题良性化。

定义 2 (K 主曲线) 设 X 为 \mathbf{R}^d 中具有密度 h 和有限二阶矩的随机向量,曲线 f^* 称为长度为 L 的主曲线,如果在所有长度不超过 L 的曲线簇上, f^* 最

小化距离函数为

$$\Delta(\mathbf{f}) = E[\inf_t \|X - \mathbf{f}(t)\|^2] = E\|X - \mathbf{f}(t_f(\mathbf{X}))\|^2 \quad (2)$$

其中，投影指标 $t_f(\mathbf{X})$ 的定义在式(1)中给出。

K 主曲线的定义首次解决了主曲线的存在性问题，只要数据分布存在有限二阶矩，则 K 主曲线一定存在。另外，Kégl 等^[21]还研究了 K 主曲线对数据分布的学习性质，给出了 K 主曲线的收敛性证明及收敛率，从理论上保证了主曲线的学习能力，并提出了求 K 主曲线的 PL 算法。

2.3 PL 算法简介

设由 n 个 d 维数据点构成的数据集 $\chi_n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subseteq \mathbf{R}^d$ 。PL 算法的基本思想是：先将第一主成分线上包含所有投影数据点的最短的线段取为初始曲线 $f_{0,n}$ (初始步)，然后反复迭代直到折线的分段数 k 满足停止条件时结束。在第 k 次迭代中，首先将包含投影点个数最多的线段的中点作为一个新的顶点加入折线 $f_{k-1,n}$ ，然后在内循环中反复执行投影和顶点优化这 2 个步骤，直到收敛，产生新的折线 $f_{k,n}$ 。在投影步中将数据集 χ_n 向已有的折线投影，在顶点优化步中按照最小化惩罚距离函数的原则调整所有顶点的位置。将在迭代结束时所得的折线作为 K 主曲线的近似。PL 算法的流程如图 1 所示。

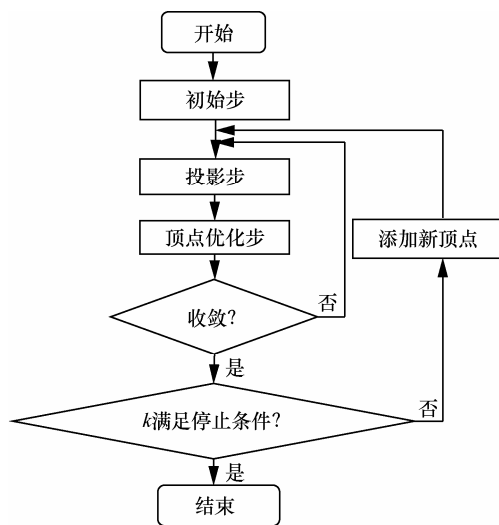


图 1 PL 算法的流程

投影和顶点优化是 PL 算法的 2 个关键步骤，具体步骤如下。

1) 投影步

设 f 是一条以 v_1, v_2, \dots, v_{k+1} 为顶点，以 s_1, s_2, \dots, s_k 为边的折线，其中， s_i 以 v_i 和 v_{i+1} 为顶点，将数据集 χ_n 中的点分别向 f 的 k 条边和 $k+1$ 个顶点投影。

若 χ_n 中的任意点 x 在 f 上的最近邻为点 v_i ，则将该点分到子集 V_i 中；若该点在 f 上的最近邻为线段 s_i 上的点，则将该点分到子集 S_i 中。如图 2 所示，可将数据集 χ_n 至多分为 $2k+1$ 个不相交的子集 V_1, V_2, \dots, V_{k+1} 和 S_1, S_2, \dots, S_k ，有

$$V_i = \{x \in \chi_n : \Delta(x, v_i) = \Delta(x, f), \Delta(x, v_i) < \Delta(x, v_m), m = 1, 2, \dots, i-1\} \quad (3)$$

$$S_i = \{x \in \chi_n : x \notin V, \Delta(x, s_i) = \Delta(x, f), \Delta(x, s_i) < \Delta(x, s_m), m = 1, 2, \dots, i-1\} \quad (4)$$

其中， $V = \bigcup_{i=1}^{k+1} V_i$ ，点 x 到点 v_i 的距离 $\Delta(x, v_i) = \|x - v_i\|^2$ ，

点 x 到线段 $s_i = tv_i + c_i$ 的距离为

$$\Delta(x, s_i) = \begin{cases} \|x - v_i\|^2, & s_i(t_s(x)) = v_i \\ \|x - v_{i+1}\|^2, & s_i(t_s(x)) = v_{i+1} \\ \|x - c_i\|^2 - ((x - c_i)^T u_i)^2, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

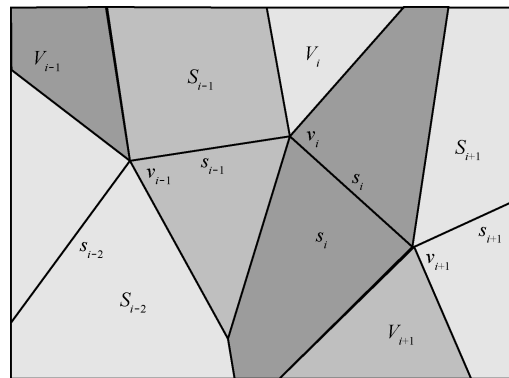


图 2 由 f 的顶点和线段诱导的 \mathbf{R}^2 的最近邻分割

2) 顶点优化步

根据样本数据点到待求主曲线距离最小的原则，利用基于梯度的优化方法最小化惩罚距离函数从而调整各个顶点，与此同时各个线段也随之变动。

$$G'_n(\mathbf{f}) = \Delta'_n(\mathbf{f}) + P(\mathbf{f}) \quad (6)$$

其中， $G'_n(\mathbf{f})$ 是 f 中的线段 $s_i (i=1, 2, \dots, k)$ 无限延伸成 s'_i 后的均方距离函数， $P(\mathbf{f})$ 是平均曲率惩罚， λ 是曲率惩罚因子。为了简化问题，可将最小化全局均方距离转化为最小化局部均方距离问题。当重新定位某个顶点 v_i 时，只有投影到 v_i 或与 v_i 关联的 2 条边 s_{i-1} 和 s_i 上的点的距离会受影响，同样地，只有 v_i 及其相邻顶点 v_{i-1} 和 v_{i+1} 的角度会发生变化，因此， $G'_n(\mathbf{f})$ 关于 v_i 梯度 $\nabla_{v_i} G'_n(\mathbf{f})$ 的计算可简化为

$$\begin{aligned} \nabla v_i G'_n(f) &= \nabla v_i (\Delta'_n(f) + \lambda P(f)) \\ &= \nabla v_i \left(\frac{\Delta'_n(v_i)}{n} + \frac{\lambda_p P(v_i)}{k+1} \right) \end{aligned} \quad (7)$$

其中,

$$\Delta_n(v_i) = \begin{cases} \tau(v_i) + \sigma_+(v_i), & i=1 \\ \sigma_-(v_i) + \tau(v_i) + \sigma_+(v_i), & 1 < i < k+1 \\ \sigma_-(v_i) + \tau(v_i), & i=k+1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\tau(v_i) = \sum_{x \in V_i} \Delta(x, v_i) \quad (9)$$

$$\sigma_+(v_i) = \sum_{x \in S_i} \Delta(x, s'_i) \quad (10)$$

$$\sigma_-(v_i) = \sum_{x \in S_{i-1}} \Delta(x, s'_{i-1}) \quad (11)$$

$$P(v_i) = \begin{cases} P_v(v_i) + P_v(v_{i+1}), & i=1 \\ P_v(v_{i-1}) + P_v(v_i) + P_v(v_{i+1}), & 1 < i < k+1 \\ P_v(v_{i-1}) + P_v(v_i), & i=k+1 \end{cases} \quad (12)$$

$$P_v(v_i) = \begin{cases} \|v_i - v_{i+1}\|, & i=1 \\ r^2(1 + \cos \gamma_i), & 1 < i < k+1 \\ \|v_i - v_{i-1}\|, & i=k+1 \end{cases} \quad (13)$$

其中, γ_i 是点 v_i 处的角度, r 是所描述数据的半径。对于曲率惩罚因子 λ_p 的选取, Kégl 等^[21]给出了以下原则: $\lambda_p = \lambda'_p kn^{-\frac{1}{3}} \Delta_n(f_{k,n})^{\frac{1}{2}} r^{-1}$, 其中, 参数 λ'_p 通过实验确定, 取常数 0.13。

3 结合 PL 算法和 BP 算法的河岸线提取方法

3.1 整体思路

考虑到遥感图像中 2 条河岸线在局部位置可能相隔较近, 甚至近乎重合, 如果直接用主曲线方法进行闭合曲线的河岸线提取来逼近河流轮廓, 那么在河流较窄处很容易发生间断, 本文提出结合 PL 算法和 BP 算法的河岸线提取方法。该方法首先求出河流的中心骨架, 而该骨架恰可看作是边缘点集的开主曲线; 其次以该中心骨架为界, 将边缘点集分成左岸和右岸 2 个开数据集分别求主曲线, 构成

完整而光滑的河岸线。

具体步骤如下: 1) 用阈值分割方法对河流区域进行粗分割, 并利用小波边缘检测方法提取河流的边缘点集; 2) 将 PL 算法和 BP 算法相结合, 学习边缘点集的开主曲线, 即河流的骨架; 3) 以骨架为界, 将边缘点集分为左岸点和右岸点 2 个子集; 4) 基于 PL 算法和 BP 算法, 分别学习河流的左岸和右岸边缘点集的主曲线, 即河岸线。具体方法如图 3 所示。

由于黄河的干流多弯曲, 图像中黄河河岸线的特点非常适合用来验证本文提出方法的有效性。因此在具体步骤的阐释中以一幅黄河局部的航拍图像(如图 4 所示)为例进行分析。



图 4 黄河航拍图像

3.2 河岸边缘点集的生成

直接对原始图像提取河岸线的效果一般不好, 所以在提取之前必须先进行预处理, 即先将河流区域与背景分割开来, 再进行边缘检测。因此边缘点集的获取是后续光滑河岸提取的基础。由于遥感图像中地物信息丰富, 图像比较杂乱, 为了最大程度地降低图像中无关信息对河流分割的影响, 首先利用模板尺寸为 3×3 的中值滤波对图像进行平滑, 以抑制细小边缘和噪声, 然后在此基础上采用一种相对简单有效的常规方法: 阈值分割并结合形态学处理技术将河流区域与背景分割开来, 最后为了在区域分割的结果上获得较精确的边缘点(河岸点), 采用具有多尺度特性的小波边缘检测方法。图 5 给出了对图 4 进行河流区域粗分割和边缘检测的结果。

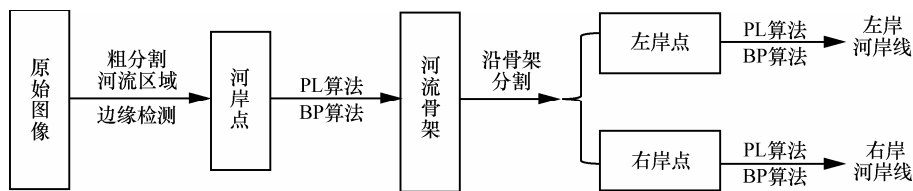


图 3 结合 PL 算法和 BP 算法的河岸线提取方法

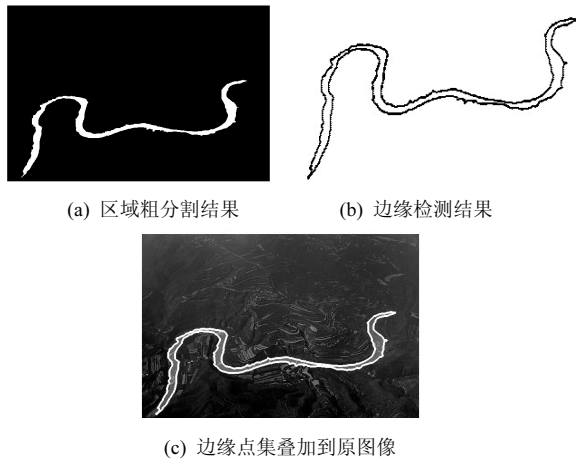


图 5 黄河航拍图像的河流区域粗分割和边缘检测结果

3.3 基于 PL 算法和 BP 算法的河流主曲线学习

河流主曲线学习主要包括 2 部分：一部分是河流中心骨架的学习，另一部分是左右河岸主曲线的学习。中心骨架学习是为了能够顺利地将左右河岸线分离开来，以便在后续的河岸线主曲线的学习中得到较好的左右河岸线。

3.3.1 河流中心骨架的主曲线学习

对于边缘（河岸）点集，本文分 3 步实现河流骨架的学习。首先用 PL 算法求出河流的初始骨架（初始步）；然后将边缘点集向初始骨架投影，得到投影指标（投影步）；最后把边缘点和对应的投影指标构成的数据组，交给 BP 神经网络学习，得到河流中心骨架的神经网络表达（学习步）。具体步骤如下。

1) 初始步。利用 PL 算法求出河流的初始骨架。因为河流的骨架曲线不闭合，所以将第一主成分线作为初始曲线，通过不断地增加和优化顶点，得到河流骨架的近似折线 f_0 。

2) 投影步。设边缘点个数为 n ，按式(1)将边缘点向折线 f_0 投影，得到投影指标 $t_i (i=1, 2, \dots, n)$ ，并按 t_i 从小到大的顺序对数据组 $(t_i, (x_i, y_i)) (i=1, 2, \dots, n)$ 进行排序，从而得到数据组集合 $\{(t_i, (x_i, y_i)), i=1, 2, \dots, n, 0 \leq t_1 < t_2 < \dots < t_n \leq 1\}$ 。

3) 学习步。由于主曲线是通过数据点集“中间”的光滑曲线，所以 x 和 y 可分别看作 t 的连续函数 $x(t)$ 和 $y(t)$ 。由于函数关系比较复杂，简单的回归方法不能很好地拟合。考虑到含有隐层的前馈网络可以逼近任意的连续函数，并且只含一个隐层的前馈网络是一个通用的函数逼近器^[23]，选用只含一个隐层的 BP 神经网络对河流骨架进行学习，输入为 t ，输出层包含 2 个单元，分别对应到 x 和 y 。隐层采

用 sigmoid 激活函数 $h_1(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ ，输出层采用线性激活函数 $h_2(x) = x$ 。学习完成后，可以得到河流骨架的神经网络表达式为

$$f(t) = (x(t), y(t)) = \left(\sum_{j=1}^T \left(\frac{1}{1 + e^{-(w_j - b_{1,j})}} \right) v_{j,1} - b_{2,1}, \sum_{j=1}^T \left(\frac{1}{1 + e^{-(w_j - b_{1,j})}} \right) v_{j,2} - b_{2,2} \right) \quad (14)$$

其中， T 为隐层单元个数， $w_j (j=1, 2, \dots, T)$ 为输入层至隐层第 j 个单元的连接权， $v_{j,k} (j=1, 2, \dots, T; k=1, 2)$ 为隐层第 j 个单元与输出层第 k 个单元之间的连接权， $b_{1,j} (j=1, 2, \dots, T)$ 为隐层中第 j 个单元的阈值， $b_{2,k} (k=1, 2)$ 为输出层第 k 个单元的阈值。

图 6 给出了对图 4 中河流中心骨架的主曲线学习过程。其中，图 6(a)是根据边缘点集(如图 5(b)所示)求得的第一主成分线；图 6(b)是用 PL 算法得到的河流中心骨架的折线近似；图 6(c)给出了由 n 个边缘点 (x_i, y_i) 及其对应的投影指标 t_i 构成的数据组集合 $\{(t_i, (x_i, y_i)), i=1, 2, \dots, n, t_1 < t_2 < \dots < t_n\}$ ，包含一个隐层的 BP 神经网络学习后得到的河流中心骨架的光滑近似。为了更清楚地显示学习效果，将所得主曲线叠加到了原图(如图 4 所示)，结果如图 6(d)所示。其中，PL 算法中的曲率惩罚因子 $\lambda'_p = 0.13$ ，BP 神经网络输入和输出层神经元个数分别为 1 和 2，隐层单元数 $T=15$ 。采用 Levenberg-Marquardt 的 BP 算法训练函数，允许误差设为 $\epsilon=0.000\ 01$ ，最大迭代次数 $epochs=1\ 000$ ， μ 的初始值 $\mu_0=0.001$ ， μ 的减少系数 $\mu_{dec}=0.1$ ， μ 的增加系数 $\mu_{inc}=10$ ， μ 的最大值 $\mu_{max}=10^{10}$ ，最低性能梯度 $grad_{min}=10^{-7}$ 。

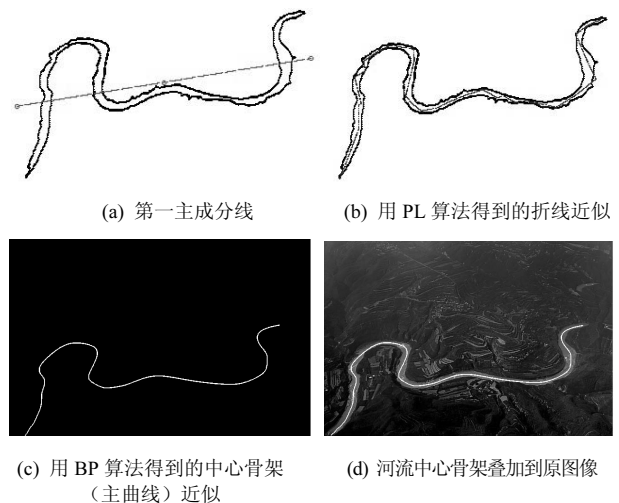


图 6 黄河航拍图像的河流中心骨架学习结果

3.3.2 河流边缘点集的分割

规定在河流前进方向左侧的河岸为左岸，另一侧为右岸。为了将边缘（河岸）点集分为左岸点和右岸点 2 个子集，本文提出一个河岸边缘点集分割的方法，该算法通过判断任意一个河岸点 A 是否在骨架线 $f(t)=(x(t),y(t)), (t \in [0,1])$ 的左侧，将图像中生成的边缘点集进行左右岸线集合的分割（如图 7 所示），如算法 1 所示。

算法 1 河岸边缘点集分割方法

输入 河岸点 A 和河流的骨架线 $f(t)$

输出 $flag$

- 1) 在骨架线 $f(t)$ 上找出距离点 A 最近的一点(投影点) B ;
- 2) 求 $f(t)$ 在点 B 处的切向量 e_1 ;
- 3) 求点 B 到点 A 的向量 e_2 ;
- 4) 将向量 e_2 顺时针旋转 90° 得到向量 e_3 ;
- 5) 判断点 A 是否位于左岸，若 e_3 和 e_1 同向， $flag=1$ ；否则， $flag=0$;

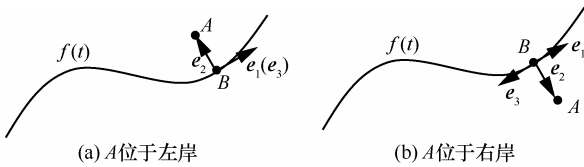


图 7 河流边缘点集的分割方法（河流的流向为自西向东）

按照算法 1 将图 4 中的河流的边缘点集划分成了左岸点和右岸点 2 个集合，如图 8 所示。

3.3.3 左右河岸线的主曲线学习

将基于 PL 算法和 BP 算法的河流中心骨架的主曲线学习算法分别应用于左岸点和右岸点 2 个子集，先由初始步、投影步得到由两岸边缘点 (x_i, y_i)

及其对应的投影指标 t_i 构成的数据组集合

$$V_left = \{(t_i, (x_i, y_i)), i=1, 2, \dots, n, t_1 < t_2 < \dots < t_n\}$$

$$V_right = \{(t_i, (x_i, y_i)), i=1, 2, \dots, m, t_1 < t_2 < \dots < t_m\}$$

其中， n 和 m 分别为两岸包含的边缘点数。再由学习步利用包含一个隐层的 BP 神经网络分别学习得到 2 条河岸线的神经网络表达式为

$$f^{left}(t) = (x^{left}(t), y^{left}(t)) = \left(\sum_{j=1}^{T^{left}} \left(\frac{1}{1 + e^{-(nw_j^{left} - b_{1,j}^{left})}} \right) v_{j,1}^{left} - b_{2,1}^{left}, \sum_{j=1}^{T^{left}} \left(\frac{1}{1 + e^{-(nw_j^{left} - b_{1,j}^{left})}} \right) v_{j,2}^{left} - b_{2,2}^{left} \right) \quad (15)$$

$$f^{right}(t) = (x^{right}(t), y^{right}(t)) = \left(\sum_{j=1}^{T^{right}} \left(\frac{1}{1 + e^{-(nw_j^{right} - b_{1,j}^{right})}} \right) v_{j,1}^{right} - b_{2,1}^{right}, \sum_{j=1}^{T^{right}} \left(\frac{1}{1 + e^{-(nw_j^{right} - b_{1,j}^{right})}} \right) v_{j,2}^{right} - b_{2,2}^{right} \right) \quad (16)$$

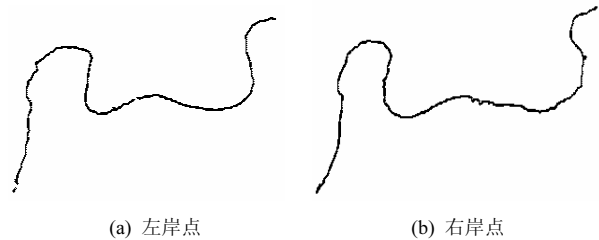


图 8 黄河航拍图像的河流边缘点集的分割结果

图 9 给出了对图 4 中两条河岸线的主曲线学习过程。图 9(a)是左岸点集的第一主成分线；图 9(b)是用 PL 算法得到的河流左岸的折线近似；图 9(c)

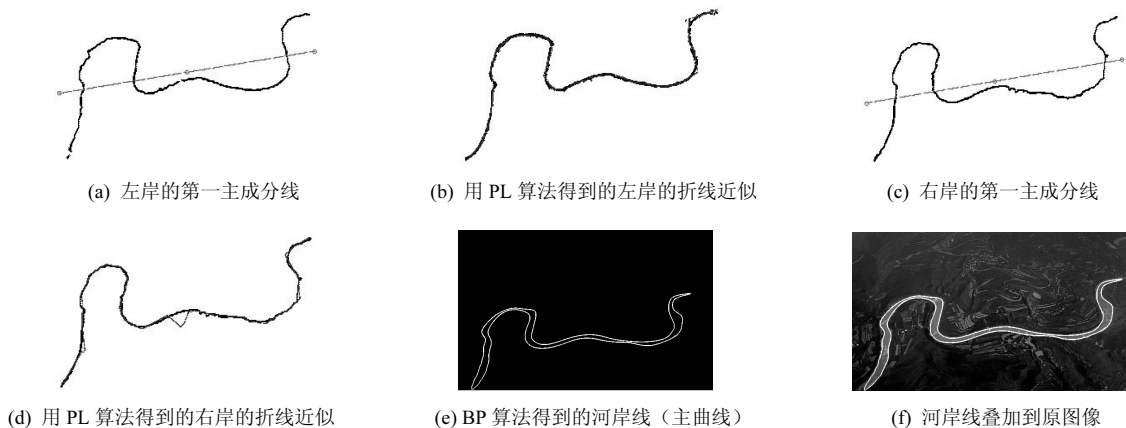
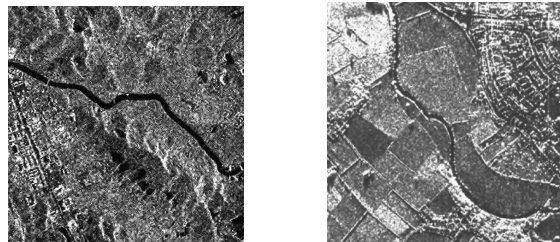


图 9 黄河航拍图像的河岸线的主曲线学习过程

是右岸点集的第一主成分线；图 9(d)是用 PL 算法得到的河流右岸的折线近似；图 9(e)是学习得到的河流左右岸线的主曲线光滑表达；图 9(f)是图 9(e)与原始航拍图像的叠加结果。其中，PL 算法中的曲率惩罚因子 $\lambda'_p=0.13$ ，BP 神经网络的输入层和输出层神经元个数分别为 1 和 2，隐层单元数 $T^{\text{left}}=T^{\text{right}}=20$ 。采用 Levenberg-Marquardt 的 BP 算法训练函数， $\varepsilon=0.000\ 01$ ， $epochs=1\ 000$ ， $\mu_0=0.001$ ， $\mu_{\text{dec}}=0.1$ ， $\mu_{\text{inc}}=10$ ， $\mu_{\text{max}}=10^{10}$ ， $grad_{\text{min}}=10^{-7}$ 。

4 实验结果与比较

为了充分分析本文提出的方法在遥感图像中河岸线提取中的效果，进行了 SAR 图像中河岸线提取实验和本文提出方法与现有河岸线提取方法的对比分析。实验中采用的 SAR 图像分别来自于 N.A.Software 公司提供的机载 X-Band SAR 图像(如图 10(a)所示)和 RADARSAT-I SAR 图像(如图 10(b)所示)。实验中各参数的取值如下：PL 算法中的曲率惩罚因子 $\lambda'_p=0.13$ ，学习中心骨架的 BP 神经网络的隐层单元数 $T=15$ ，学习 2 条河岸线的 BP 神经网络的隐层单元数 $T^{\text{left}}=T^{\text{right}}=20$ 。采用 Levenberg-Marquardt 的 BP 算法训练函数， $\varepsilon=0.000\ 01$ ， $epochs=1\ 000$ ， $\mu_0=0.001$ ， $\mu_{\text{dec}}=0.1$ ， $\mu_{\text{inc}}=10$ ， $\mu_{\text{max}}=10^{10}$ ， $grad_{\text{min}}=10^{-7}$ 。



(a) 含河流及低地的 SAR 图像 (b) Avon 河 SAR 图像

图 10 SAR 原始图像

4.1 河流中心骨架和河岸线的提取结果

图 6(c)、6(d)和图 9(e)、9(f)给出了关于黄河航拍图像(如图 4 所示)的河流中心骨架和河岸线的提取结果。为了进一步验证本文算法的可靠性和有效性，又将本文算法应用于 2 幅 SAR 图像(如图 10(a)和图 10(b)所示)，相应的河流中心骨架和河岸线的提取结果如图 11 和图 12 所示。

从视觉主观来看，图 11(g)、图 12(g)以及图 9(f)中河岸线的主曲线几乎与实际河岸线重合。

为了进一步验证所提方法对河岸线拟合的精度，实验中采用均方误差(MSE)和学习的河岸主曲线与实际目视解译结果曲线相关系数来做定性评价。表 1 给出了上述 3 幅图中河岸线和中心骨架的主曲线学习的均方误差结果。如表 1 所示，MSE 的数量级均达到了 $10^{-7} \sim 10^{-5}$ ，说明提出的算法达到了很高的拟合精度。

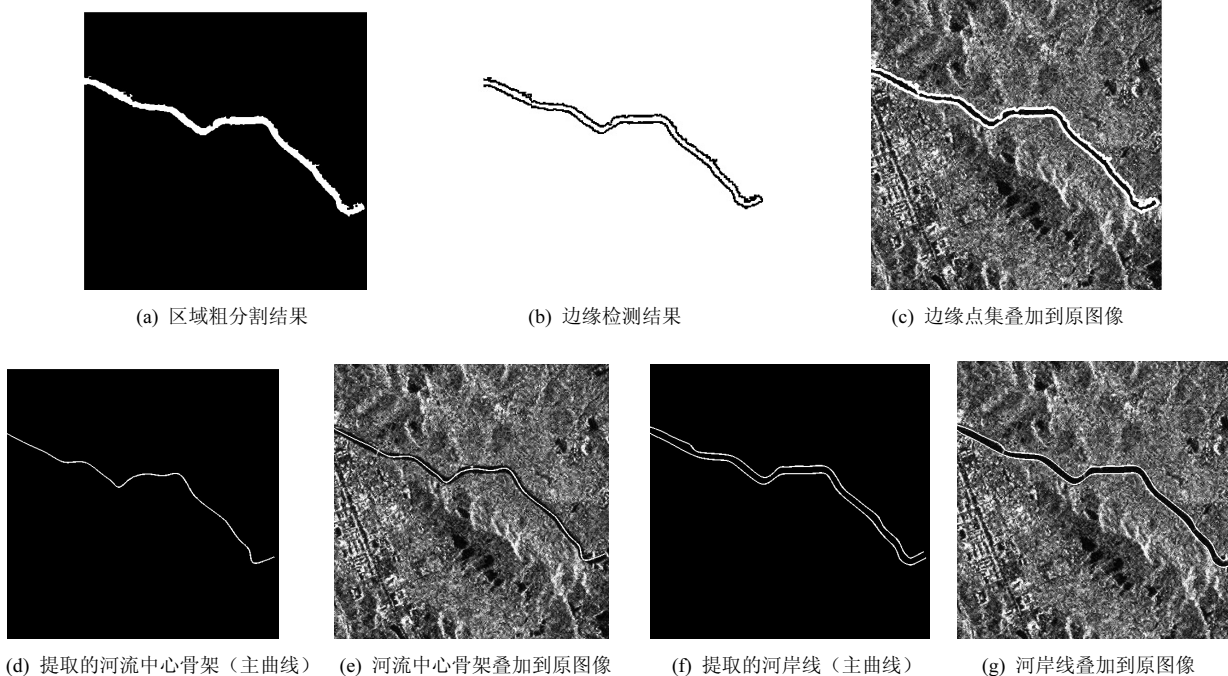


图 11 图 10(a)中河流中心骨架和河岸线的提取结果

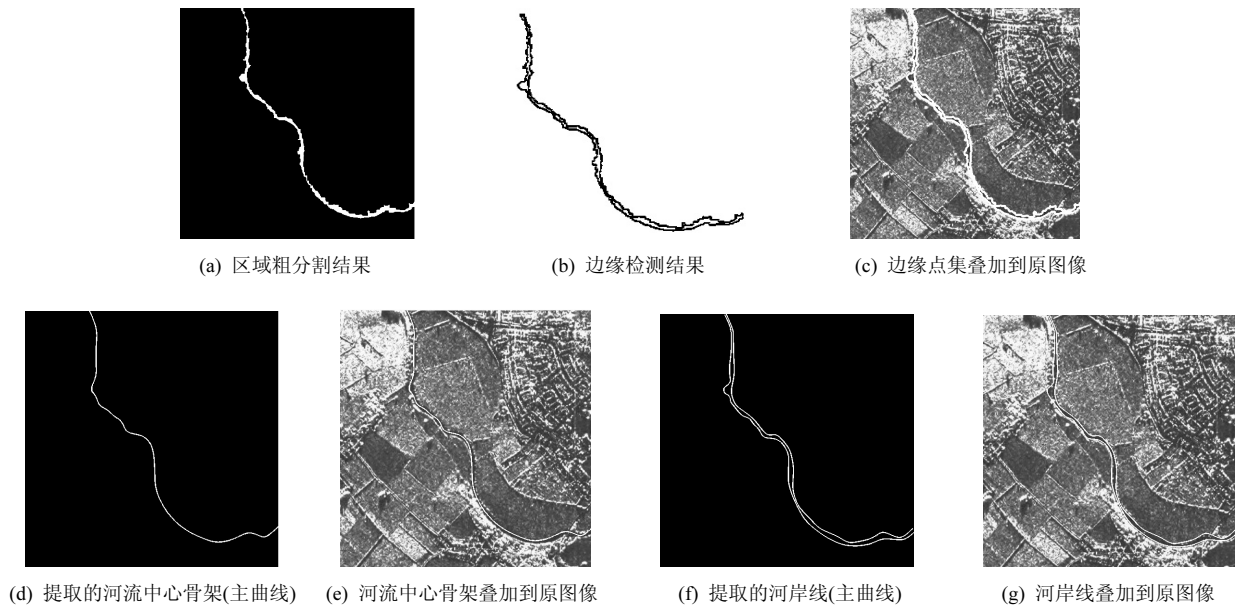


图 12 图 10(b)中河流中心骨架和河岸线的提取结果

表 1 河流中心骨架和河岸线的主曲线学习的均方误差

图像	主曲线	均方误差
图 4	骨架 $f(t)$	4.95×10^{-5}
	左岸 $f^{left}(t)$	1.43×10^{-6}
	右岸 $f^{right}(t)$	1.52×10^{-6}
图 10(a)	骨架 $f(t)$	4.25×10^{-5}
	左岸 $f^{left}(t)$	9.21×10^{-7}
	右岸 $f^{right}(t)$	1.65×10^{-6}
图 10(b)	骨架 $f(t)$	2.20×10^{-5}
	左岸 $f^{left}(t)$	3.06×10^{-6}
	右岸 $f^{right}(t)$	2.92×10^{-6}

表 2 给出了上述 3 幅图的河岸线主曲线学习结果与标准曲线的相关系数。标准曲线采用目视解译方式获得河岸线。

表 2 河岸线的主曲线学习结果与标准曲线的相关系数

图像	主曲线	相关系数
图 4	左岸 $f^{left}(t)$	0.986
	右岸 $f^{right}(t)$	0.991
图 10(a)	左岸 $f^{left}(t)$	0.995
	右岸 $f^{right}(t)$	0.997
图 10(b)	左岸 $f^{left}(t)$	0.982
	右岸 $f^{right}(t)$	0.978

4.2 与现有河岸线提取方法对比分析

为了验证本文提出的主曲线河岸线提取方法

的精度，实验选择对 Software 公司的机载 X-Band 拍摄的经过英国南部 Pershore 的 Avon 河的 SAR 图像（如图 10(b)所示）进行 Hough 变换与模拟退火算法、脊线跟踪方法、GAC 模型、CV 模型与本文提出方法的对比分析。实验中选择 Avon 河的 SAR 图像中存在某些局部位置河流非常窄、学习难度相对较大的问题。为了便于比较，对提取的河岸线所包围的河流区域进行了加亮显示，如图 13 所示。其中图 13(a)给出了 Software 公司的研究者使用基于 Hough 变换和模拟退火算法的提取结果；图 13(b)给出了脊线跟踪技术的提取结果^[12]；图 13(c)给出了在图 12(a)的区域粗分割结果的基础上应用 GAC 模型^[15]的提取结果；图 13(d)给出了在图 12(a)的区域粗分割结果的基础上应用 CV 模型^[16]的提取结果；图 13(e)是本文方法所得结果。

如图 13 所示，Software 公司的提取结果丢失了几段河流区域，表现最差；脊线跟踪技术虽然能给出完整的河岸线，但不光滑；GAC 模型和 CV 模型在河流的某些较窄位置出现了间断；本文方法不仅能给出完整且光滑的河岸线，而且能给出河岸线的神经网络参数表达。

5 结束语

遥感图像中河流的检测和识别是图像处理领域的难题，而河岸线的提取是其中的一个关键技术。本文提出了一种符合河流形状特点的河岸线提

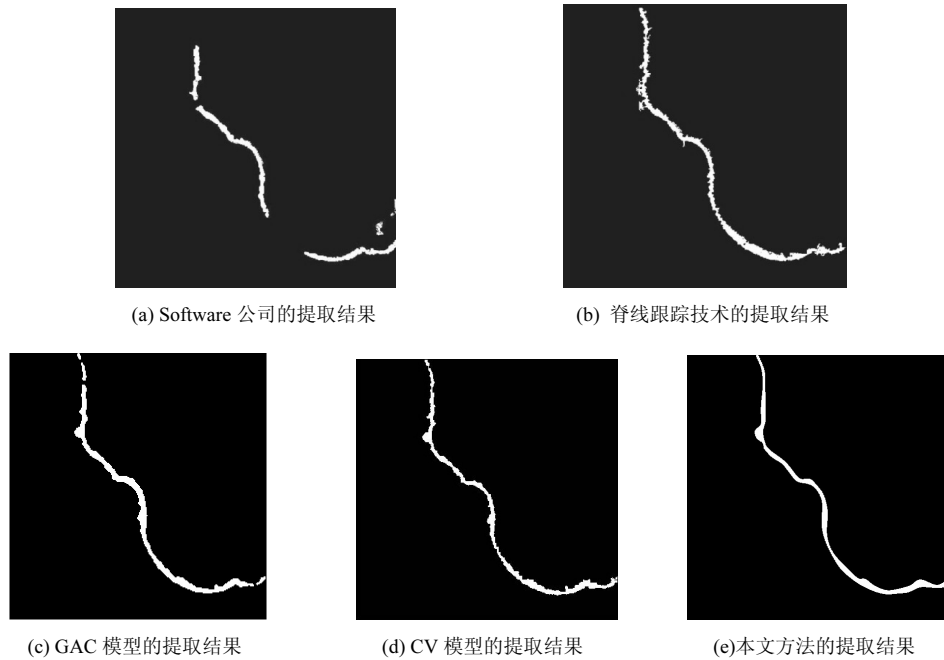


图 13 图 10(b)中 Avon 河的河岸线提取结果比较

取方法：先学习河流的中心骨架，再以骨架为界分割两岸边缘点，最后分别学习 2 条河岸线。对于中心骨架和河岸线的学习，采用了 PL 算法和 BP 算法相结合的主曲线方法。实验中通过与现有河岸线提取方法比较发现，本文方法在提取遥感图像的河岸线时具有以下优势：1) 将 2 条河岸线分开学习可以避免在河流较窄处发生间断；2) 将 PL 算法和 BP 算法相结合，不仅能求得河岸线和中心骨架的光滑主曲线，而且能给出主曲线的显式参数表达。本文方法自动将河岸线和骨架转换成了参数向量，便于存储和重建，同时所得的参数向量也可作为河流区域的形状特征。

参考文献：

[1] 陈生, 王宏, 沈占锋, 等. 面向对象的高分辨率遥感影像桥梁提取研究[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 585-590.
CHEN S, WANG H, SHEN Z F, et al. Study on object-oriented extracting bridges from high resolution remote sensing image[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14 (4): 585-590.

[2] 陈爱军. 大幅面卫星遥感图像中桥梁识别算法[J]. 计算机仿真, 2014, 31(6): 362-366.
CHEN A J. Algorithm for recognizing bridges in large area satellite remote sensing imagery[J]. Computer Simulation, 2014, 31(6): 362-366.

[3] 吴一全, 孟天亮, 吴诗嫻, 等. 基于二维倒数灰度熵的河流遥感图像分割[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2014, 42(12): 70-74.
WU Y Q, MENG T L, WU S H, et al. Remote sensing images segmentation of rivers based on two-dimensional reciprocal gray entropy[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2014, 42(12): 70-74.

[4] ZHU H, LI C M, ZHANG L L, et al. River channel extraction from SAR images by combining gray and morphological features[J]. Circuits Syst Signal Process, 2015, 34:2271-2286.

[5] ZHANG L L, ZHANG Y N, WANG M, et al. Adaptive river segmentation in SAR images[J]. Journal of Electronics, 2009, 26 (4): 438-442.

[6] 姜浩, 冯敏, 肖桐, 等. 基于线状特征增强的 TM 遥感影像细小河流提取方法[J]. 测绘学报, 2014, 43(7): 705-710.
JIANG H, FENG M, XIAO T, et al. A narrow river extraction method based on linear feature enhancement in TM image[J]. Acta Geodaetica Cartographica Sinica, 2014, 43(7): 705-710.

[7] TIAN Z H, WU C D, CHEN D Y, et al. A novel method of river detection for high resolution remote sensing image based on corner feature and SVM [C]//Lecture Notes in Computer Science. 2012: 266-273.

[8] 吴一全, 李海杰, 宋昱. 基于多特征和 WSVM 的 SAR 图像河流目标检测[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(6): 1288-1293.
WU Y Q, LI H J, SONG Y. Target detection algorithm for rivers in SAR images based on multi-features and WSVM [J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37 (6): 1288-1293.

[9] 吴诗嫻, 吴一全, 周建江, 等. 基于 Shearlet 变换和 Krawtchouk 矩不变量的河流 SAR 图像分割[J]. 应用科学学报, 2015, 33(1): 21-31.
WU S H, WU Y Q, ZHOU J J, et al. Segmentation of SAR image of rivers based on Shearlet transform and Krawtchouk moment invariants[J]. Journal of Applied Sciences—Electronics and Information Engineering, 2015, 33(1): 21-31.

[10] 于晓升, 吴成东, 陈东岳, 等. 支持向量机和水平集的高分辨率遥感图像河流检测[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(6): 677-684.
YU X S, WU C D, CHEN D Y, et al. Using support vector machine and level set for river detection in high resolution remote sensing image[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18 (6): 677-684.

[11] 胡正磊, 孙进平, 袁运能, 等. 基于小波边缘提取和脊线跟踪技术的

- SAR 图像河流检测算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(3): 524-527.
- HU Z L, SUN J P, YUAN Y N, et al. River detection in SAR images based on edge extraction in wavelet domain and ridge tracing technique [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29 (3): 524-527.
- [12] SUN J P, MAO S Y. River detection algorithm in SAR images based on edge extraction and ridge tracing techniques[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32 (12): 3485-3494.
- [13] 吴诗嫻, 吴一全, 周建江, 等. 利用倒数灰度熵和改进 Chan-Vese 模型进行 SAR 河流图像分割[J]. 测绘学报, 2015, 44(11): 1255-1262.
- WU S H, WU Y Q, ZHOU J J, et al. SAR river image segmentation based on reciprocal gray entropy and improved Chan-Vese model[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44 (11): 1255-1262.
- [14] MAIO D, MALTONI D. Direct gray-scale minutiae detection in fingerprints[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(1): 27-40.
- [15] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [16] CHAN T F, VESE L A. Active contours without Edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [17] HASTIE T. Principal curves and surfaces[D]. Palo Alto: Stanford University, 1984.
- [18] HASTIE T, STUETZLE W. Principal curves[J]. Journal of the American Statistical Association, 1989, 84(406): 502-516.
- [19] KÉGL B, KRZYŻAK A. Piecewise linear skeletonization using principal curves[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 59-74.
- [20] 倪劲松, 王宜怀. 始于凸包络线的闭主曲线学习算法研究[J]. 计算机科学, 2007, 34(4): 166-170.
- NI J S, WANG Y H. Algorithm study for closed principle curves learning which starts with convex envelope hull[J]. Computer Science, 2007, 34 (4): 166-170.
- [21] KÉGL B, KRZYŻAK A, LINDER T, et al. Learning and design of principal curves[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(3): 281-297.
- [22] 张军平, 王珏. 主曲线研究综述[J]. 计算机学报, 2003, 26(2): 129-146.
- ZHANG J P, WANG J. An overview of principal curves[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26 (2): 129-146.
- [23] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算(第 2 版)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 186-195.
- YAN P F, ZHANG C S. Artificial neural networks and evolutionary computing (2nd ed) [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 186-195.

作者简介:



郭芸 (1979-), 女, 江苏苏州人, 苏州大学讲师, 主要研究方向为图像处理、模式识别与计算机视觉等。

王宜怀 (1962-), 男, 江苏宿迁人, 博士, 苏州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为嵌入式系统应用。

刘纯平 (1971-), 女, 重庆人, 博士, 苏州大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为图像处理、模式识别与计算机视觉等。

龚声蓉 (1966-), 男, 湖北天门人, 博士, 苏州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为图像处理、模式识别与计算机视觉等。

季怡 (1973-), 女, 江苏苏州人, 博士, 苏州大学副教授, 主要研究方向为图像处理、模式识别与计算机视觉等。