

多维向量场辐散辐合结构特征 自适应匹配方法

罗 文¹,袁林旺^{1,2},俞肇元¹,易 琳¹,闫国年¹

(1. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室, 江苏南京 210046;

2. 南京师范大学江苏省大规模复杂系统数值模拟重点实验室, 江苏南京 210046)

摘 要: 利用几何代数的多维统一性与运动表达的简明性, 构建了面向多维向量场的辐散辐合结构特征的自适应匹配方法. 利用 rotor(旋转)结构的一致性表达, 建立基于奇异值分解的原始模板与标准辐散模板间的最优 rotor 求解方法, 进而实现了数据自适应的辐散辐合模板生成; 基于 rotor 的旋转角度实现对向量场的几何结构的分类, 构建了基于 Clifford 卷积的自适应模板的匹配算法. 基于北美风场数据的算法验证结果显示, 本文方法可以有效的解析出不同维度向量场的结构特征, 并可实现基于结构特征的向量场分类.

关键词: 向量场; 结构特征; 模板匹配; Clifford 卷积

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)09-1729-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.09.005

Adaptive Template Matching Method for Convergence and Divergence Characteristics of Multi-Dimensional Vector Fields

LUO Wen¹, YUAN Lin-wang^{1,2}, YU Zhao-yuan¹, YI Lin¹, LÜ Guo-nian¹

(1. Key Laboratory of VGE, Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing, Jiangsu 210046, China;

2. Jiangsu Provincial Key Laboratory for NSLSCS, Nanjing Normal University, Nanjing, Jiangsu 210046, China)

Abstract: Taking advantage of the multidimensional unified and simplicity expression of movement characteristics of geometric algebra, an adaptive template matching method for convergence and divergence structure of multi-dimensional vector fields was proposed. The optimal rotor between the original vector field and the standard template is established based on SVD (Singular Value Decomposition). The data adaptive divergence-convergence template generation method is then constructed based on the structure consistency of rotor rotation, and the classification of geometric structure of the vector field based on the rotor rotation angle is proposed. Finally, the adaptive template matching method is constructed based on the geometric convolution. These methods are verified with the wind field of North America. The results suggest that our method can effectively resolve the structural features of the vector field with different dimensions and can do structure-based classification of vector fields.

Key words: vector fields; structure character; template match; Clifford convolution

1 引言

多维向量场数据是同时具有大小和方向的场数据(如风场, 洋流场等). 向量场结构特征解析是向量场分析的重要内容^[1~4], 基于模板的结构匹配与分类是场数据特征解析的重要途径, 具有目标导向明确, 算法简洁、普适等特点^[5~9]. 近年来, 基于静态、一次性模板设计的向量场模板匹配开始得到关注, 但因其难以适应不同窗口向量场在大小及方向结构上的差异, 导致模板匹配在精度和数据自适应性上存在不足, 使得匹配结果局部保真性相对较差^[10,11]. 多维向量场精细结构特征参数的

缺乏, 限制了复杂向量场演化结构与过程研究的深入.

几何代数是基于 Grassmann 扩张代数和四元数等发展的具有多维统一和维度无关特性的代数系统^[12]. 几何代数的多维统一性使得可以基于多重向量构建兼顾标量场、向量场以及多重向量场的一体化表达与分析, 从而实现复杂多维对象动态演化的显式表达^[13]. 几何代数中运动表达的简明性, 则为时空场结构分析提供了良好的数学工具^[14]. 本文利用几何代数空间中多重向量和 rotor 对场旋转的多维统一表达, 基于所定义的标准匹配模板设计了基于 rotor 的数据自适应辐散辐合模板, 进而构建自适应模板的匹配算法. 并通过 rotor

的旋转角度对向量场的几何结构加以分类,而匹配内积结果则体现了原始向量场数据与模板的匹配程度(相似度).最后利用北美风场数据对算法进行了验证和对比.

2 结构自适应辐散辐合模板卷积算法

2.1 向量场模板匹配思路

在矢量场数据的模板匹配算法中,卷积模板的方向反映其几何结构特征,关系到匹配结果的准确性与有效性.文献[15]曾给出了基于矢量场进行模板卷积的一般表达,并构建了适用于辐散辐合分析的标准模板.然而其对模板与原始数据角度的处理较为主观,缺乏自适应性.而结构自适应的辐散辐合模板卷积算法,则可根据所需匹配数据的不同动态更新卷积模板,最大程度地揭示原始矢量场的结构特征^[16].向量场模板求解与匹配流程见图 1.其整体思路为:①利用基本模板与卷积窗口中的时空场数据进行基于 rotor 的局部拟合与逼近,得到数据自适应的匹配模板;②计算匹配模板与卷积窗口中原始时空场数据的 Clifford 卷积;③基于可反映时空场结构特征的 rotor 旋转角度对原始场结构进行分类,并利用卷积结果求得原始场同各类匹配模板的相似性程度,从而确定原始时空场数据运动的方向性,并判定原始时空场数据的聚散、聚合的趋势性特征.

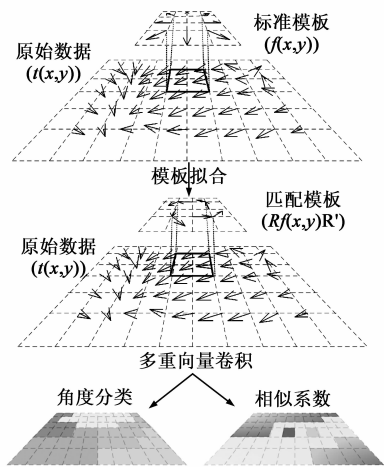


图1 整体思路

2.2 标准模板构建

卷积模板构建是基于卷积的多维向量场辐散辐合特征提取的核心,不同的卷积模板可以揭示时空场不同的几何结构特征.卷积模板不同位置向量的数值和方向的变化使得该卷积模板具有明显的几何结构.利用卷积模板和原始数据间的 Clifford 卷积可有效揭示原始数据的几何结构与特征参数.常用的卷积模板有辐散、辐合、平行、鞍点、旋转式等^[12].多维向量场的辐散、

辐合特征可通过基于辐散、辐合模板的匹配算法进行解析,但由于辐散、辐合概念界定的模糊性,在实际应用中往往通过以一定的角度间隔旋转模板从而得到一个模板序列,以更好地匹配原始数据.基于 rotor 可实现自适应于数据结构的模板匹配,从而将模板序列的构建简化成单个标准模板的构建,此处以正辐散模板为例构建标准模板.

设定窗口大小为 3×3 ,正辐散模板可写成如下的形式:

$$M = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 x_{ij} 表示第 i 行第 j 列的向量,用 p_{ij} 表示第 i 行第 j 列的向量起点,由于辐散模板每点向量的方向都是指向辐散源点 p_{22} ,有 $x_{ij} = (i-2, j-2)$,将其标准化后的结果为: $x_{ij} = \left(\frac{i-2}{\sqrt{(i-2)^2 + (j-2)^2}}, \frac{j-2}{\sqrt{(i-2)^2 + (j-2)^2}} \right)$. 据定义可知模板 M 满足 $\frac{x_{11} + x_{12} + \dots + x_{33}}{9} = 0$,即满足伽利略不变性^[17].

类似地,可定义任意大小以及更高维度的辐散及辐合标准模板,并可根据 Clifford 卷积判断卷积窗口中原始时空场数据与卷积模板的相似性程度,从而确定原始时空场数据运动的结构特性,并可判定原始时空场数据的聚散、聚合的趋势性特征.

2.3 基于 rotor 的自适应辐散辐合模板

Rotor 是几何代数中用于表达旋转变换的算子,具有可合成性、保形性和自反性等特性,可实现任意几何体旋转变换的多维统一表达^[12~14].向量 x 在旋转算子 R 作用下的变换可表达成: $x \mapsto RxR^{-1}$,其中 R^{-1} 表示 R 的逆, Rx 表示 R 与 x 的几何积. Rotor 还具有明确的几何意义,奇次阶的 rotor 可通过其指数形式揭示其内蕴的几何意义.如指数形式表达的变换 $R = e^{-\phi l/2}$ 表示以 l 为旋转轴,旋转角度为 ϕ 的 rotor,其证明过程如下:

$$R = \cos(\phi/2) - \sin(\phi/2)l$$

$$= 1 + (-\phi l/2) + (-\phi l/2)^2/2! + \dots = e^{-\phi l/2} \quad (2)$$

基于 rotor 的变换具有整体性和结构保形性.因此可直接在保证向量场数据和模板结构稳定情况下进行 rotor 变换.如任意向量场 F 由 $\{a_1, a_2, \dots, a_k\}$ 组成,基于 rotor 的向量场变换可统一表达为:

$$RFR^{-1} = (-Ra_1R^{-1})(-Ra_2R^{-1}) \dots (-Ra_kR^{-1}) \quad (3)$$

上式表明,对于以任意多重向量表达的场对象,各组成部分的运动特性一致.即基于 rotor 的向量场变换具有整体结构保形性.

基于式(1)中定义的标准模板 M 可以构建自适应

辐散辐合模板 X 的 versor 积表达: $X = RMR^{-1}$, 将其展开成矩阵形式为:

$$RMR' = \begin{bmatrix} Rx_{11}R' & Rx_{12}R' & Rx_{13}R' \\ Rx_{21}R' & Rx_{22}R' & Rx_{23}R' \\ Rx_{31}R' & Rx_{32}R' & Rx_{33}R' \end{bmatrix} \quad (4)$$

易证明旋转后的模板也满足伽利略条件. 基于标准模板 X , 以 $1/8\pi$ 为间隔旋转可以获得如图 2 所示的 8 类基本运动模板, 表明基于 rotor 的模板可有效表达向量场的结构特征.

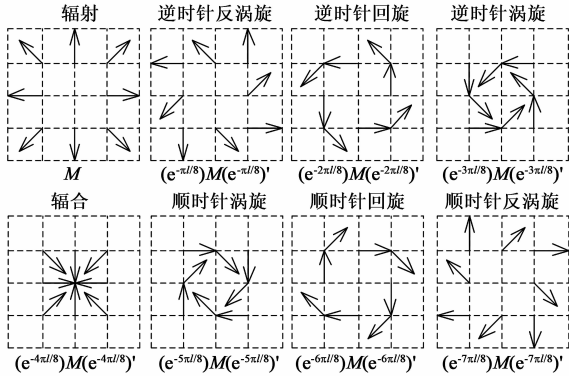


图2 基于rotor结构自适应模板

2.4 基于 SVD 的最佳匹配向量模板求解

向量场结构自适应匹配的核心在于原始向量场与模板向量场集合间的 rotor 估计, 从而得到与原始数据最为接近的匹配模板. 通过基于奇异值分解(SVD)的最优拟合可进行 rotor 的估计.

首先构建原始向量场 $F = \{a_1, a_2, \dots, a_k\}$ 和模板向量场 $M = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ 间的 versor 方程 $F = RMR^{-1} + \epsilon$, 其中 R 为使得 F 与 M 进行最佳匹配的 rotor. 根据两向量场吻合度构建目标函数:

$$\begin{aligned} \min F(R) &= \sum_{i=1}^k (a_i - Rx_iR^{-1})^2 \\ &= \sum_{i=1}^k (a_i^2 + x_i^2 - 2 \langle a_i, Rx_iR^{-1} \rangle) \end{aligned} \quad (5)$$

引入约束条件 $RR^{-1} = 1$, 上式可转换为: $R_* = \operatorname{argmax}_R (\sum_{i=1}^k \langle a_i, RMR^{-1} \rangle)$, 进而得到:

$$\partial_R F(R) = \sum_{i=1}^k \partial_R \langle a_i, Rx_iR^{-1} \rangle = 2R^{-1} \sum_{i=1}^k (Rx_iR^{-1}) \wedge a_i \quad (6)$$

欲使 $F(R)$ 最小, 须满足 $\sum_{i=1}^k (R_* x_i R_*^{-1}) \wedge a_i = 0$. 据文献[12, 18], 引入线性函数 $f[x] = \sum_{i=1}^k x_i (a_i \cdot x)$, 则有 ∂_x

$\wedge (R_* f[x] R_*^{-1}) = \sum_{i=1}^k (R_* x_i R_*^{-1}) \wedge a_i = 0$, 表明 $R_* f[x] R_*^{-1}$ 是关于 x 的对称函数, 函数 f 为经过 R_*^{-1}

旋转过的对称函数.

对最优 rotor R_* 的求解可转化为对矩阵 F 的 SVD 问题, 即: $R_* = VU^T$. 其中 U, V 可由矩阵 F 的 SVD 分解获得:

$$F = USV^T = \sum_{i=1}^k \|x_i\| \|a_i\|^T \quad (7)$$

图 3 给出了基于上述算法对 4 个原始数据模板拟合的结果, 从匹配获得的模板类型可以看出, 该方法可以较好地揭示原始数据的结构特征.

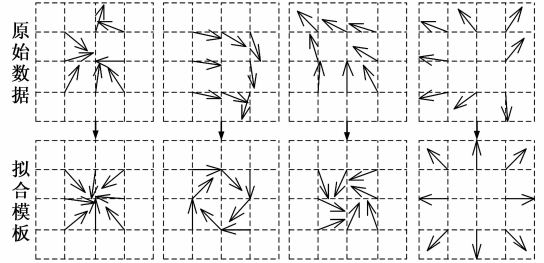


图3 原始数据的模板拟合

2.5 基于 Clifford 卷积的向量场模板匹配

通过原始数据与卷积模板间的 Clifford 卷积, 对原始时空场数据中局部的旋转、辐散以及辐合等动态特征进行逼近与提取. 卷积数值大小反映了其与卷积模板相似度的大小^[15, 19]. 辐散模板可以有效提取场能量集聚与发散的, 调整模板窗口的大小可显示不同细节尺度下时空场结构与能量分布特征.

卷积模板自身也可以看作一个矢量场, 模板匹配运算也可看作是两向量场间的卷积运算. 任意两向量场 $f(x), g(x)$ 卷积的离散表达为:

$$(f * g)(m) = \sum_{k=1}^n f(x) g(x - m) = \sum_{k=1}^n f(x - m) g(x) \quad (8)$$

对于离散向量场, 其卷积操作与平滑等相关窗口操作密切相关. 并可进一步定义两个向量场的相关 (correlation) 为:

$$\operatorname{Corr}(g, h) = \int_{R^2} g(\tau + t) h(t) d\tau \quad (9)$$

其中 t 为滞后, 将其离散化后的卷积形式为:

$$\operatorname{Corr}(g, h) = \sum_{a=1}^n \sum_{b=1}^m g(a, b) h(i + a, j + b) \quad (10)$$

基于上述公式即可计算向量场的自相关以及向量场间的互相关. 利用卷积的平滑以及相关运算进行向量场的特征解析、提取以及匹配是现代向量场分析的核心内容之一.

2.6 算法设计

综上所述, 基于 rotor 的向量场结构特征匹配可以较好地再现向量场自身的结构信息, 并可用于向量场结构的分类; 而基于内积的模板匹配则可以揭示原始

时空场数据与模板数据在结构上的相似程度,并反映了向量场变化的强度信息.综合上述方法,可以构建面向向量场辐散辐合结构特征的自适应特征解析与匹配.其算法流程如下:

(1)初始化原始向量场 F ,卷积窗口大小 m ;

(2)根据给定的卷积窗口 m ,构建标准辐散模板 M ,初始化相关参数;

(3)以卷积窗口 m 对原始数据进行移动窗口取样,得到窗口中的向量场数据 F_i ,基于SVD求解 F_i 与标准模板 M 间的 rotor R_i ;

(4)将 R_i 指数化,对其结构进行解析,获取 rotor R_i 的类型及其角度 θ_i 等参数;

(5)对标准辐散模板 M 应用 R_i ,生成用于进行卷积计算的卷积模板 M' ,根据卷积公式,计算 F_i 与 M' 之间的内积卷积结果 IP_i ;

(6)迭代移动窗口,遍历原始向量场数据,获得向量场不同位置上的角度及内积值集合: θ 和 IP ;

(7)对 θ 和 IP 进行可视化及特征解析.

3 实验与验证

3.1 实验数据及方案

采用 Matlab 中 Wind 数据集作为测试数据对上述算法进行验证.该数据为 $35 \times 41 \times 15$ (纬度 \times 经度 \times 高程)的北美洲上空风场数据,为验证本文算法的多维统一性,从中选取风场底层截面(高程为 0),作为二维向量场数据,不同高度数据集构成三维向量场(图 4).据 2.2 的模板生成规则,设定窗口大小为 3,分别构建二维以及三维的标准辐散模板.生成的二维辐散模板如下:

$$\begin{pmatrix} (-\frac{\sqrt{2}}{2}e_1 + \frac{\sqrt{2}}{2}e_2) & e_2 & \frac{\sqrt{2}}{2}e_1 + \frac{\sqrt{2}}{2}e_2 \\ -e_1 & 0 & e_1 \\ -\frac{\sqrt{2}}{2}e_1 - \frac{\sqrt{2}}{2}e_2 & -e_2 & \frac{\sqrt{2}}{2}e_1 - \frac{\sqrt{2}}{2}e_2 \end{pmatrix} \quad (11)$$

根据类似的规则可构建相应的三维模板.基于上述模板分别对原始二维以及三维的向量场进行模板拟合和模板卷积运算.

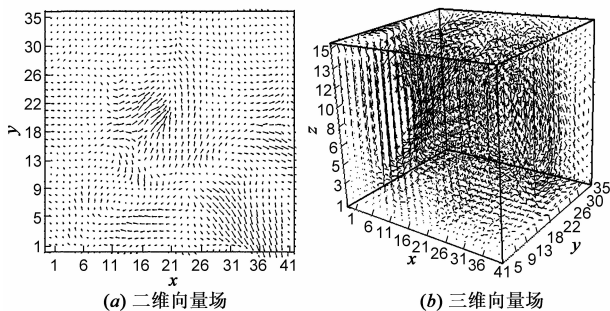


图4 原始向量场数据

3.2 向量场空间格局分类与相似度

向量场自适应模板匹配算法可提取原始数据结构空间格局特征及其典型程度(相似度).将计算所得的角度集及内积集导出,按图 2 所示的旋转角度同匹配模板的关系,制定按角度区间的场结构分类体系(表 1).通过分类提取出原始向量场数据中不同区域向量场结构与方向特性.图 5(a)的分类结果与原始向量场结构具有很好的对应性,其中 A 区域的顺时针回旋和 B 区域的辐合结构得到很好的体现, C 区域的强辐散结构虽然由于数据边界限制并不完整,但也得到较好的提取.

表 1 场结构分类的角度区间

分类号	场结构	角度区间
1	正辐散结构	$[0, \pi/8) * [15\pi/8, 2\pi]$
2	逆时针反涡旋结构	$[\pi/8, 3\pi/8)$
3	逆时针回旋结构	$[3\pi/8, 5\pi/8)$
4	逆时针涡旋结构	$[5\pi/8, 7\pi/8)$
5	正辐合模板	$[7\pi/8, 9\pi/8)$
6	顺时针涡旋模板	$[9\pi/8, 11\pi/8)$
7	顺时针回旋模板	$[11\pi/8, 13\pi/8)$
8	顺时针反涡旋模板	$[13\pi/8, 15\pi/8)$

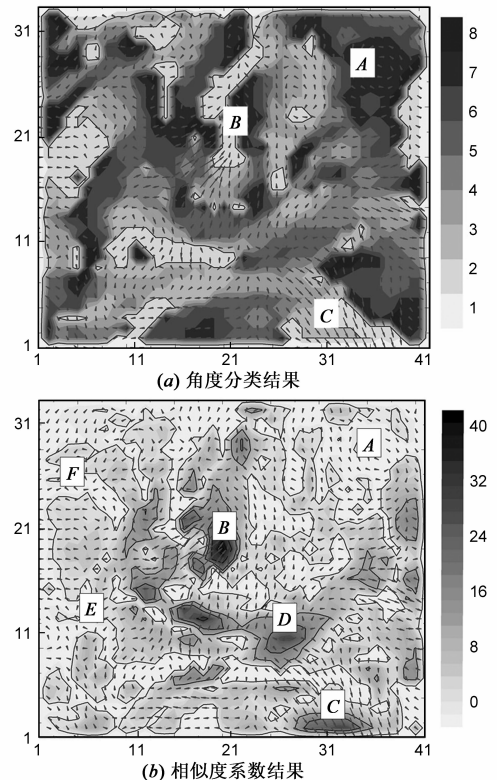


图5 二维模板匹配结果分类分析

原始向量场与模板间卷积的结果(图 5(b))主要反映了原始数据与卷积模板在结构上的一致性强弱.从卷积结果看,高值区主要集中在向量强度较大的辐散/辐合中心区(B区、D区),向量结构一致性较强的区域

卷积值相对也较大(C 区);而向量场结构一致性较差的辐散/辐合边缘区域,其卷积值则相对较低(E 区、 F 区), A 区由于场强度较弱,其相似度也较低.分析也表明,在图 5(a)中呈现出完全不同结构特征的 B 区、 C 区和 D 区所提取的相似度都较高,表明本文算法具有较强的数据自适应性,可用于结构复杂的向量场特征提取.

同样应用本文算法于三维向量场数据,结果如图 6 所示.三维向量场角度分类结果揭示了原始场数据的结构特征(图 6(a)).对三维卷积结果以 25% 为阈值,绘制 ISOSurface 等值面(图 6(b)),可见基于内积的卷积的相似度求解可以很好的再现原始三维风场在经向、纬向以及高程方向的三维结构.

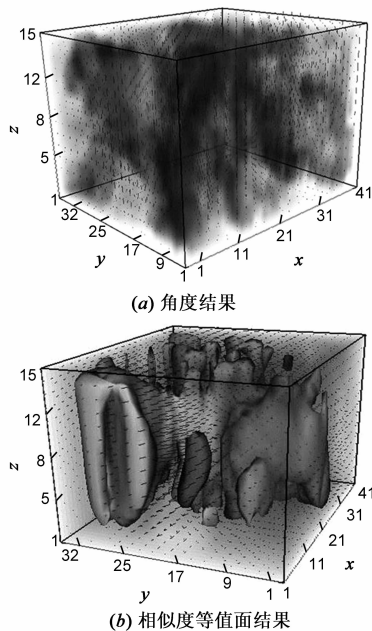


图6 三维模板匹配结果及特征区域提取

4 结论与讨论

模板匹配是场数据特征解析与匹配的重要方法,本文基于几何代数建立了面向向量场的模板卷积与匹配算法,利用 rotor 实现了多维场数据局部特征的自适应模板匹配,进而构建出可同时揭示数据整体和局部特征的具有较强自适应性的通用模板.基于局部卷积的卷积模板拟合可揭示卷积窗口内部原始数据分布的基本形态,基于原始标准模板自身的几何结构与特性,可以给出匹配模板自身明确的几何意义.对基于 rotor 生成的卷积模板进行解析与分类,将可有效地解析出原始时空场不同区域基本的运动特征类型及其运动的结构特征,从而为其特征解析及其物理意义判定提供良好的数据支撑与判定依据.

卷积操作可以有效解释原始向量场模板与结构匹

配模板间的相似性强弱,有助于实现结构特征的匹配、提取与重建.基于 Clifford 卷积,不仅可将传统的卷积从标量场推广至向量场乃至多重向量场,更可实现不同维度场数据的统一运算.基于 rotor 生成的自适应卷积模板进行卷积运算,可以进一步提取向量场特征结构的显著程度.利用卷积运算,构建具有各类明确几何或物理意义的卷积模板,并进行相应的结构特征匹配与解析有助于构建问题导向型的时空场数据结构解析与特征重构方法.后续研究包括:①构建一系列具有特定几何和物理意义的模板基,进行时空场多特征的同步解析、提取与匹配;②利用几何代数的多维统一性与坐标无关性,构建可适用于多种不同坐标系下向量场结构特征解析方法;③拓展本文算法对不规则场数据的适用性,探讨其在普适性及运算效率上的改进思路.

参考文献

- [1] Shu C F, Jain R C. Vector field analysis for oriented patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(9): 946 - 950.
- [2] 王鹏,蔡锐,李彬,等.网球视频分析的运动向量场变换算法[J].电子学报,2005,33(5):935 - 938.
WANG Peng, CAI Rui, LI Bin, et al. Tennis video analysis using transformed motion vector field[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(5): 935 - 938. (in Chinese)
- [3] Sanderson A, Chen G, Tricoche X. et al. Analysis of recurrent patterns in toroidal magnetic fields[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2010, 16(6): 1431 - 1440.
- [4] Scheuermann G, Kruger H, Menzel M, et al. Visualizing nonlinear vector field topology[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 1998, 4(2): 109 - 116.
- [5] 姚畅,陈后金.病变视网膜图像血管网络的自动分割[J].电子学报,2010,38(5):1226-1233.
YAO Chang, CHEN Hou-jing. Automated blood vessel network segmentation in pathological retinal images[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1226 - 1233. (in Chinese)
- [6] 聂桂军,吴陈,叶锡君,等.基于连续分布方向图和改进的 Poincaré Index 的指纹分类[J].电子学报,2006,34(5):947 - 952.
NIE Gui-jun, WU Chen, YE Xi-jun, et al. Fingerprint classification based on both continuously distributed directional image and modified version of poincaré index [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(5): 947 - 952. (in Chinese)
- [7] Green A C, Marshall S, Greenhalgh D, et al. Design of multi-mask aperture filters[J]. Signal Processing, 2003, 83(9): 1961 - 1971.
- [8] Yang J, Li S. Smoothness of multivariate refinable functions with infinitely supported masks[J]. Journal of Approximation

- Theory, 2010, 162(6): 1279 – 1293.
- [9] Ma T, Wang S. Structural classification and stability of divergence-free vector fields[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 2002, 171(1-2): 107 – 126.
- [10] Wong K Y, Yip C L. Identifying centers of circulating and spiraling vector field patterns and its applications[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(7): 1371 – 1387.
- [11] Fournier M. Mesh filtering algorithm using an adaptive 3D convolution kernel applied to a volume-based vector distance field[J]. *Computers & Graphics*, 2011, 35(3): 668 – 676.
- [12] Dorst L, Fontijne D, Mann S. *Geometric Algebra for Computer Science*[M]. San Mateo: Morgan Kaufmann, 2008.
- [13] Doran C, Lasenby A. *Geometric Algebra for Physicists* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [14] Hestenes D. *New Foundations for Classical Mechanics*[M]. New York: Kluwer, 2002.
- [15] Ebling J, Scheuermann G. Template matching on vector fields using Clifford algebra[A]. K Gürlebeck, C Könke. 17th IKM [C]. Weimar: Faculty of Civil Engineering, Bauhaus University Weimar, 2006. 1 – 25.
- [16] Gong F, Zhang J. Flows associated to adapted vector fields on the Wiener space[J]. *Journal of Functional Analysis*, 2007, 253(2): 647 – 674.
- [17] Wiebel A, Garth C, Scheuermann G. Localized flow analysis of 2d and 3d vector fields[A]. 7th Eurographics/IEEE VGTC Symposium on Visualization [C]. Yorkshire Dales: IEEE Press, 2005.

- [18] Lasenby J, Fitzgerald W J, Doran C, et al. New geometric methods for computer vision [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 36(3): 191 – 213.
- [19] 李延芳, 顾耀林. 矢量场数据演示的快速 Clifford 傅立叶变换[J]. *计算机工程与设计*, 2007, 28(21): 5177 – 5189.
Li Yan-fang, Gu Yao-lin. Fast Clifford Fourier transform of vector field data demonstration[J]. *Computer Engineering and Design*, 2007, 28(21): 5177 – 5189. (in Chinese)

作者简介



罗文 男, 1986 年生于湖北荆州. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室博士生. 研究方向为地理信息系统算法.
E-mail: luowen1987@163.com



袁林旺 男, 教授, 1973 年生于江苏海安. 南京师范大学教授, 博士生导师, 研究方向为地理信息系统理论与方法.
E-mail: yuanlinwang@njnu.edu.cn