

# 基于时序遥感卫星云图的对流云团动态追踪预测

王 伟, 刘 娟, 孟志斌

(武汉大学计算机学院, 湖北武汉 430072)

**摘 要:** 利用气象遥感红外云图识别、追踪和预测对流云团的发展变化将有助于及时预报灾害性天气,但目前仍然缺乏有效的动态追踪预测方法.本文采用多帧时序遥感云图,提出了一种对流云团识别、跟踪和趋势预测的实时快速预测模型.通过模糊 C 均值(FCM)算法识别对流云团,然后对输出结果使用优化的近邻交叉相关法动态追踪,并根据云团运动的气旋学说,创新性的采用三次样条插值函数拟合云团运动路径,实现云团的动态追踪预测.实验结果表明该方法达到了较高的预测准确率.

**关键词:** 遥感图像; 对流云团; 追踪; 非线性拟合

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2014)04-0804-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.04.028

## Identifying and Tracking Convective Clouds Based on Time Series Remote Sensing Satellite Images

WANG Wei, LIU Juan, MENG Zhi-bin

(School of Computer, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China)

**Abstract:** Identifying and tracking convective clouds from remote sensing images is very useful for timely forecasting the severe weather. However, very limited methods have been proposed for this purpose. This paper proposes a method that can automatically identify, track the convective clouds and then predict the movement trends. First, the fuzzy C-means (FCM) algorithm is used to identify and segment the cumulonimbus from the cloud images; then, the near neighbor cross-correlation method is used to track the convective clouds; finally, in accordance with the movement characteristics of the aerodynamic flow, cubic spline interpolation functions are used to fit the clouds' movement paths, by which the movement trends of the convective clouds can be predicted. The contrast results to the real images show that the proposed method can achieve satisfying prediction accuracy.

**Key words:** remote sensing images; convective cloud; tracking; nonlinear fitting

## 1 引言

随着遥感图像研究的不断深入,遥感图像已广泛应用在地质、气象、资源调查等领域.如何从中获得更多有价值信息逐渐成为研究热点.随着全天候气象遥感卫星的探测和空间图像分辨率的不断提高,遥感云图中对流云团的识别、追踪和运动趋势预测已成为遥感图像研究的重要内容.利用遥感卫星云图预测对流云团的移动和变化,有助于对飑线、暴雨和雷暴大风等中小尺度灾害性天气进行准确及时的预测.但由于对流云团极不稳定,目前仍然缺乏有效的动态追踪预测方法,如何预测对流云团的运动趋势也是气象预报中亟待解决的问题之一.

预测对流云团运动变化是计算机视觉、人工智能和

遥感信息处理与分析等领域的重要研究内容.在过去几十年中,国内外许多学者不断探索遥感卫星云图的追踪技术.如 Carvalho 等利用最大空间相关追踪技术,研究中尺度对流系统的自动识别与追踪<sup>[1]</sup>; Mueller 等用 NCAR 建立了自动临近预报系统<sup>[2]</sup>; Vila 等基于临界温度实现 ForTraCC 算法对中尺度演化跟踪算法<sup>[3]</sup>等.这些研究为云团预测研究提供了重要的研究基础,但目前仍然缺乏行之有效且较为完善的自动化识别、追踪和预测系统及模型.因此,继续研究云团的识别与追踪技术不仅具有学术价值,更具有实际的应用价值.本文针对卫星云图的复杂性、多变性的特点,通过改进和优化多种算法,提出了一种基于 FCM 分割算法、近邻交叉相关法和三次样条插值路径拟合的对流云团识别及动态追踪综合算法模型,其框架如图 1 所示.

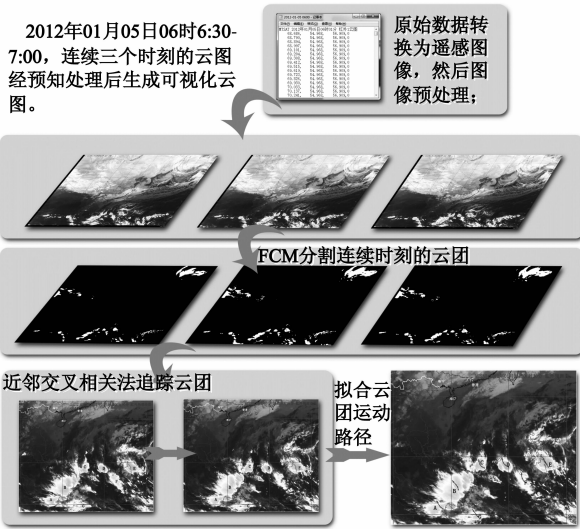


图1 对流云团的识别及动态追踪总体框架图

## 2 基于 FCM 算法的云图分割

### 2.1 图像预处理

由于卫星遥感云图存在干扰和噪声, 首先需要图像预处理操作. 定义云图矩阵  $F(H, L)$ , 矩阵元素  $f(h, l)$  表示  $(h, l)$  位置的像素值  $[0, 255]$  灰度值), 用式(1)均值滤波法消除噪声.

$$f(h, l) = \frac{1}{(2k+1)(2k-1)} \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k f(i+h, j+l) \quad (1)$$

其中,  $k$  决定像素点  $(h, l)$  的邻域,  $k$  越大, 图像的边缘变得模糊, 实验中令  $k=1$ .

### 2.2 云团识别准则

1980年, Maddox 对中尺度对流云团复合体(MCC)进行了标准定义. 我国又对 MCC 标准进行了修改, 提出  $M\alpha CS$  (200 ~ 2000km) 和  $M\beta CS$  (20 ~ 200km) 标准. 参照 MCS 的定义标准, 本文追踪和识别的中尺度对流云团 MCS 属于  $\alpha/\beta$ -中尺度对流系统.

### 2.3 卫星云图的分割

模糊 C 均值算法(FCM)是一种基于像素分类的图像分割算法<sup>[4,5]</sup>, 其对图像灰度值进行聚类, 获得图像的聚类中心, 然后根据每个像素点的灰度值, 依照最大隶属度将各个像素点归于对应的类别里, 最终实现对对流云团的分割. 其方程表达式如下:

隶属矩阵  $U$  在归一化处理后隶属度和为 1:

$$\sum_{i=1}^w u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, n \quad (2)$$

其相应的价值函数如下所示:

$$J(U, c_1, \dots, c_w) = \sum_{i=1}^w J_i = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2, \quad (3)$$

$n$  维向量  $x_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ), 分解为  $w$  组, 再计算聚类中心, 使价值函数达到最小化.  $u_{ij}$  在  $[0, 1]$  区间,  $c_i$  为模

糊集  $i$  的聚类中心,  $d_{ij} = \|c_i - x_j\|$  为数据间的聚类中心; 且  $m \in [1, \infty)$  是加权指数. 通过构造下列目标函数, 可求得使式(3)达到最小值的必要条件:

$$\begin{aligned} J(U, c_1, \dots, c_w, \lambda_1, \dots, \lambda_n) \\ &= J(U, c_1, \dots, c_w) + \sum_{j=1}^n \lambda_j (\sum_{i=1}^w u_{ij} - 1) \\ &= \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j (\sum_{i=1}^w u_{ij} - 1) \end{aligned} \quad (4)$$

式(4)中的  $\lambda_j$  ( $j=1, 2, \dots, n$ ), 表示式(2)的  $n$  个约束式的拉格朗日乘子. 对参数求导, 式(3)最小化必要条件为:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (5)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^w \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (6)$$

对流云团分割前后如图 2, 流程如下:

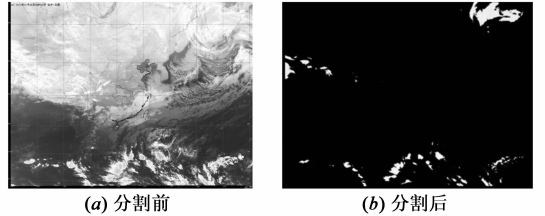


图2 FCM算法分割对流云团的前后对比图

**步骤 1** 输入云图矩阵  $F(H, L)$ ,  $F$  为  $H \times L$  维矩阵.

**步骤 2** 统计  $F$  灰度值, 生成向量  $\{x_i\}$ ,  $x_i$  为灰度值.

**步骤 3** 运用 FCM 算法, 将向量  $\{x_i\}$  聚为  $w$  类, 使每类的价值函数最小化, 并输出聚类中心  $c_1, \dots, c_w$ , 和隶属度矩阵:  $U = \{u_{ij} | 0 \leq u_{ij} \leq 1, i=1 \dots w, j=1 \dots k$

**步骤 4** 根据隶属度矩阵, 将原云图矩阵  $F(H, L)$  中像素点用聚类中心值代替, 获得矩阵  $G(H, L)$ .

**步骤 5** 提取云团区域类, 并用云图矩阵  $F(H, L)$  的值取代, 其余区域用灰度值 0 代替.

**步骤 6** 重复步骤 1 ~ 5, 直到获得对流云团区域  $G$ .

**步骤 7** 采用像素标注法, 逐行逐列用正整数标注  $G$  中云团区域, 按标注确定边界, 并用矩形表示云团.

**步骤 8** 保留中尺度云团, 并记录云团顶点坐标.

## 3 对流云团的动态追踪

在过去十年中, 对流云团的研究主要利用复杂微观物理学和大型涡流模拟技术预测云团演变过程<sup>[6]</sup>,

其复杂的云团演化计算不适用卫星云图的快速追踪预测. 本文运用近邻交叉相关法对云团运动进行追踪.

相邻  $t_i$  和  $t_{i+1}$  时刻云团  $\langle G_i(H, L) G_{i+1}(H, L) \rangle$ , 设  $G_i(H, L)$  中云团左上角坐标  $(\alpha(i), \beta(i))$ , 大小  $(X, Y)$ . 利用式(7)计算与  $G_{i+1}(H, L)$  中对流云团的归一化交叉相关系数<sup>[7]</sup>, 最大归一化交叉相关系数云团对为同一云团.

$$R = \frac{\sum_{h=\alpha(i)l=\beta(i)}^{\alpha(i)+X\beta(i)+Y} (g_i(h, l) - \bar{g}_i)(g_{i+1}(h+u, l+v) - \bar{g}_{i+1})}{\sqrt{\sum_{h=\alpha(i)l=\beta(i)}^{\alpha(i)+X\beta(i)+Y} (g_i(h, l) - \bar{g}_i)^2} \sqrt{\sum_{h=\alpha(i)l=\beta(i)}^{\alpha(i)+X\beta(i)+Y} (g_{i+1}(h+u, l+v) - \bar{g}_{i+1})^2}} \quad (7)$$

其中,  $(u, v)$  分别表示  $t_i$  时刻云团在  $t_{i+1}$  时刻位移;  $\bar{g}_i$ ,  $\bar{g}_{i+1}$  为  $t_i$  和  $t_{i+1}$  时刻两个云团的灰度均值, 如式(8)和式(9):

$$\bar{g}_i = \frac{1}{XY} \sum_{l=\alpha(i)h=\beta(i)}^{\alpha(i)+X\beta(i)+Y} g_i(h, l) \quad (8)$$

$$\bar{g}_{i+1} = \frac{1}{XY} \sum_{l=\alpha(i)h=\beta(i)}^{\alpha(i)+X\beta(i)+Y} g_{i+1}(h+u, l+v) \quad (9)$$

设时间序列为  $t_0, t_1, \dots, t_n$ , 然后依次计算时刻间对应的云团, 最终获得云团的运动路径, 如图3所示:

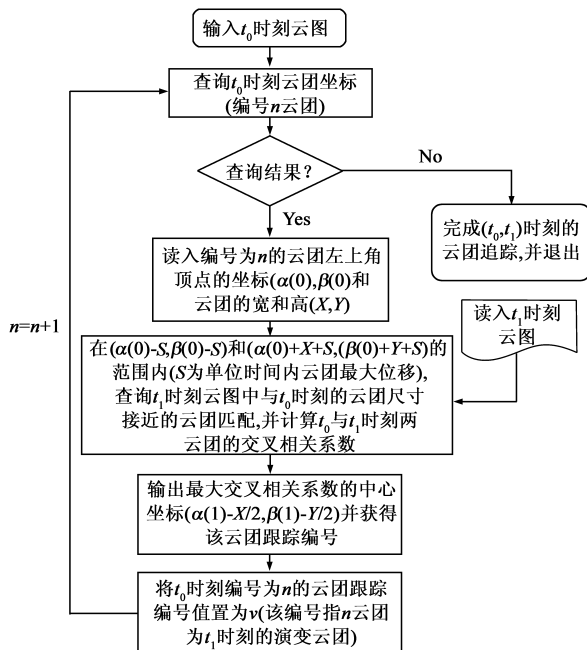


图3 云团动态追踪过程

## 4 云团运动趋势的预测

云团运动遵循空气动力原理的气旋学说, 环地沿纬圈风带环流, 具有非线性特点<sup>[8]</sup>. 可以通过建立大气环流数值模拟, “逼近”复杂的大气物理过程, 因此本文用非线性曲线方程模拟云团运动. 由于间隔时刻的云

团中心可以看作曲线上的离散结点, 三次样条函数是一种近似分段的三次多项式, 通过对间隔的云团中心间的插值实现运动曲线的拟合, 形成一条模拟云团随大气环流连续运动曲线<sup>[9,10]</sup>. 在前面获得连续时刻的云团中心  $(x_0, y_0)(x_1, y_1) \dots (x_n, y_n)$  作为三次样条插值函数曲线的节点, 求解三次样条函数, 确定插值函数的参数, 即可拟合出云团的运动轨迹曲线, 根据拟合的运动曲线推演出云团运动方向, 再根据云团前时段的运行速度, 最终预测云团的运行方向和速度. 设云团运动区间  $[a, b]$ , 其云团中心横坐标为  $a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$ , 纵坐标  $y_0, y_1, \dots, y_n$ . 若运动轨迹分段路径函数  $P(x)$  满足  $P(x_j) = y_j (j=0, 1, \dots, n)$ , 则  $P(x)$  在  $[x_j, x_{j+1}] (j=0, 1, \dots, n)$ , 是不高于三次的多项式. 当  $P(x)$  在  $[a, b]$  具有二阶连续导数, 则  $P(x)$  满足三次样条插值函数. 要求  $P(x)$  只需在每两个时刻云团的运动子区间  $[x_j, x_{j+1}]$  上确定三次多项式(10):

$$P_j(x) = a_j x^3 + b_j x^2 + c_j x + d_j (j=0, 1, \dots, n-1) \quad (10a)$$

$$P(x_j) = y_j (j=0, 1, \dots, n) \quad (10b)$$

$$P(x) \in C^2[x_0, x_n] \quad (10c)$$

其中式(10a)表示  $n$  条拟合曲线, 式(10b)表示云团中心在方程式(10a)上成立, 由式(10b)可知有  $n+1$  个方程, 其中需通过求解, 将式(10)  $4n$  个未知系数  $(a_j, b_j, c_j, d_j, j=0 \dots n-1)$  确定, 式(10c)表示方程满足  $[x_0, x_n]$  二阶导数. 此外, 为使拟合路径的节点保持平滑, 拟合路径还需满足式(11):

$$\left. \begin{aligned} P_{j-1}(x_j) &= P_j(x_j) \\ P'_{j-1}(x_j) &= P'_j(x_j) \\ P''_{j-1}(x_j) &= P''_j(x_j) \end{aligned} \right\} j=1, \dots, n-1 \quad (11)$$

根据式(11)获得  $3n-3$  个求解方程, 满足插值条件的求解方程有  $4n-2$  个, 还缺两个求解方程, 须给出两个满足求解的插值条件公式(12), 两端点的一阶导数:

$$\begin{cases} P'(x_0) = f'(x_0) \\ P'(x_n) = f'(x_n) \end{cases} \quad (12)$$

式(10), 式(11)和式(12)中共有  $4n$  个求解方程, 可以求出  $a_j, b_j, c_j, d_j (j=0, 1, \dots, n-1)$  的值, 即可以确定连续时序云团对的运动路径  $P_j(x) (j=0 \dots n-1)$ .

通过三次样条插值函数拟合出云团运动路径  $P$ , 其中  $P_{n-1}(x) = a_{n-1} x^3 + b_{n-1} x^2 + c_{n-1} x + d_{n-1}$  为  $t_{n-1}$  与  $t_n$  时刻的运动曲线, 按照这个方程计算出  $t_{n+1}$  时刻的运动路径, 接着预测云团运动速度. 云团的运动主要受季风风速的影响, 在短时预测中云团运动速度具有较好的稳定性, 单位时间预测的云团运动速度  $V_{n+1}$  计算如式(13):

$$V_{n+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V_i \pm \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (V_i - \bar{V})^2} \quad (13)$$

其中  $V_i (i=0, 1, \dots, n)$  表示第  $i$  时刻的云图在单位时间内的云团运动速度,  $\bar{V}$  表示  $n$  个时刻的平均速度. 其中  $V_{n+1}$  也可看作  $t_{n+1}$  时刻的云团移动的距离,  $(x_{n+1}, y_{n+1})$  为预测的云团坐标, 如(14)式所示:

$$V_{n+1} = \sqrt{(x_{n+1} - x_n)^2 + (y_{n+1} - y_n)^2} \quad (14)$$

式(15)为  $t_{n-1}$  与  $t_n$  时刻确定的插值函数, 已知  $(x_n, y_n)$  可通过式(14)和式(15)求解  $t_{n+1}$  的云团坐标  $(x_{n+1}, y_{n+1})$ ;

$$y_{n+1} = a_n x_{n+1}^3 + b_n x_{n+1}^2 + c_n x_{n+1} + d_n \quad (15)$$

## 5 示例实验

本实验选用日本 MTSAT-2 卫星 2012 年 1 月 5 日 6 时至 7 时红外云图(也适用风云卫星云图), 图 4(a) - (c) 是中国南海地区实时云图, 预测结果如图 4(d) 所示.

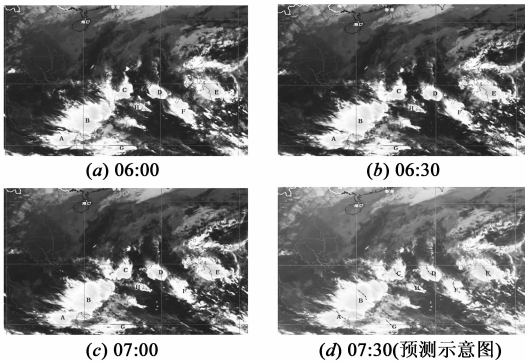


图4 云团追踪实验,用(a)(b)(c)预测(d)图的云团运动方向和速度

## 6 预测性能评估实验

本文选取 2012 年 7~9 月的云图数据进行评估实验, 识别准确率 MMC 计算公式(16)如下:

$$MMC = \frac{\sum_{h=1}^H \sum_{l=1}^L f_i(h, l) \cap Q_i(h, l)}{\sum_{h=1}^H \sum_{l=1}^L f_i(h, l)} \quad (16)$$

其中  $f_i(h, l)$  和  $Q_i(h, l)$  表示  $t$  时刻实况云图和预测卫星云图中坐标  $(h, l)$  的值. 预测结果(表 1)在 2.0 小时内预测准确率较高, 达到 70% 以上, 随着预测时间增长, 不确定因素增加, 误差随之增大.

## 7 结论

本文提出了完整的卫星云图对流云团识别、追踪和趋势预测算法模型. 在短时预测中达到了较高的准

表 1 预测结果与实况对比的准确率(%)

| 云图日期                     | 预测时间  |       |       |       |       |       |
|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|                          | 0.5h  | 1.0h  | 1.5h  | 2h    | 2.5h  | 3.0h  |
| 2012.07.11 13:00 - 15:30 | 75.04 | 69.86 | 57.82 | 47.75 | 43.04 | 33.20 |
| 2012.07.16 16:00 - 18:30 | 79.63 | 78.75 | 68.17 | 62.33 | 54.69 | 52.12 |
| 2012.08.01 04:30 - 07:00 | 95.96 | 93.49 | 92.95 | 87.97 | 69.66 | 59.93 |
| 2012.08.03 05:00 - 07:30 | 96.41 | 89.78 | 85.88 | 80.97 | 76.20 | 74.25 |
| 2012.08.13 11:00 - 13:30 | 87.69 | 73.82 | 62.81 | 69.70 | 54.52 | 54.43 |
| 2012.08.19 03:00 - 05:30 | 88.76 | 84.90 | 72.83 | 77.61 | 65.39 | 72.51 |
| 2012.08.30 04:30 - 07:00 | 95.83 | 87.26 | 82.47 | 80.80 | 79.73 | 69.29 |
| 2012.09.03 01:30 - 04:00 | 92.38 | 82.75 | 80.61 | 71.53 | 72.55 | 61.38 |
| 2012.09.04 02:30 - 04:30 | 93.95 | 87.77 | 80.03 | 80.23 | 72.96 | 71.84 |
| 2012.09.04 08:30 - 10:30 | 87.99 | 85.39 | 73.67 | 72.38 | 61.63 | 59.76 |
| 平均准确率                    | 89.36 | 83.21 | 75.72 | 73.13 | 65.04 | 60.87 |

确率和实际应用的目标, 并且能够自动预测云团的运动趋势, 其有助于长时间对连续时序遥感云图的普查和定量分析. 在随后的工作中, 拟引入多光谱云图灰度、梯度信息和纹理特征, 进行云图预测深入研究.

## 参考文献

- [1] Carvalho L M V, Jones C. A satellite method to identify structural properties of mesoscale convective systems based on the maximum spatial correlation tracking technique (MASCOTTE) [J]. Journal of Applied Meteorology, 2001, 40(10): 1683 - 1701.
- [2] Mueller C, Saxen T, Roberts R, et al. NCAR auto-nowcast system [J]. Weather and Forecasting, 2003, 18(4): 545 - 561.
- [3] Vila D A, Machado L A T, Laurent H, et al. Forecast and tracking the evolution of cloud clusters (ForTraCC) using satellite [J]. Weather and Forecasting, 2008, 23(2): 233 - 245.
- [4] 王伟, 刘娟, 孟志斌, 等. 卫星云图的多通道 FCM 分割算法 [J]. 计算机工程与科学, 2012, 34(10): 83 - 87.  
Wang Wei, Liu Juan, Meng Zhi-bin, et al. Multichannel FCM segmentation algorithm of satellite cloud image [J]. Computer Engineering & Science, 2012, 34(10): 83 - 87. (in Chinese)
- [5] 陈圣国, 孙正兴, 周杰. 基于 FCM 和随机游走的地层图像分割方法 [J]. 电子学报, 2013, 41(3): 526 - 531.  
CHEN Sheng-guo, SUN Zheng-xing, ZHOU Jie. A segmentation method for stratum image based on FCM and random walks [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(3): 526 - 531. (in Chinese)
- [6] Dawe J T, Austin P H. Statistical analysis of an LES shallow cumulus cloud ensemble using a cloud tracking algorithm [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2012, 12(2): 1101 - 1119.

- [7] 刘科峰,张韧,孙照渤. 基于交叉相关法的卫星云图中云团移动的短时预测[J]. 中国图象图形学报,2006,11(4): 586 – 591.  
Liu Ke-feng, Zhang Ren, Sun Zhao-bo. A cloud movement short time forecast based on cross-correlation[J]. Journal of Image and Graphics,2006,11(4):586 – 591. (in Chinese)
- [8] 滕卫平,胡波,滕舟,等. SVM 回归法在西太平洋热带气旋路径预报中的应用研究[J]. 科技通报,2012,28(11):49 – 53.  
Teng Wei-ping, Hu Bo, Teng Zhou. The svm application on the path forecast of tropic cyclones of the west pacific[J]. Bulletin of Science and Technology, 2012, 28(11): 49 – 53. (in Chi-

nese)

- [9] 陶倩,汪源源,王威琪. 基于三次样条重建的超声多普勒血流信号提取[J]. 电子学报,2005,33(1):154 – 157.  
TAO Qian, WANG Yuan-yuan, WANG Wei-qi. Extracting doppler ultrasound blood signals based on the cubic spline reconstruction[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(1): 154 – 157. (in Chinese)
- [10] 史操,邹北骥,蔡美玲,等. 自适应异步采样运动数据压缩算法[J]. 电子学报,2012,40(1):128 – 133.  
SHI Cao, ZOU Bei-ji, CAI Mei-ling, et al. Adaptive asynchronous sampling based motion data compression[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(1): 128 – 133. (in Chinese)

### 作者简介



王 伟 男 1975 年出生,河南新乡人,博士研究生,主要研究领域为数据挖掘等.  
E-mail: biodwwei@whu.edu.cn



刘 娟(通讯作者) 女 1970 年出生,湖北武汉人,教授,博士生导师,主要研究领域为数据挖掘、生物信息等.  
E-mail: liujuan@whu.edu.cn