

基于局部相似性的视频镜头分割*

肖永良¹, 朱韶平¹, 骆伟忠¹, 刘文彬¹, 杨格兰²

(1. 湖南财政经济学院 信息管理学系, 长沙 410205; 2. 湖南城市学院 计算机科学系, 湖南 益阳 413000)

摘要: 为了进一步提高视频镜头的分割精度,提出了一种基于局部相似性的视频镜头分割方法。首先为了有效地进行视频特征降维,提出了改进的保局投影算法,利用仿射传播聚类算法得到具有相同模式的相似样本,根据相似样本构建连接矩阵,并根据降维前后模式的相关系数确定最佳降维维数,该算法有效地保留了数据的局部分布信息;然后利用具有相同模式的相似样本构建局部支持向量机检测镜头边界。实验结果表明,该方法利用样本的局部相似性特点,在视频特征提取和镜头边界检测两个阶段提高了镜头分割精度。

关键词: 视频镜头分割; 保局投影; 仿射传播; 局部支持向量机

中图分类号: TN391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)03-1162-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.03.100

Video shot segmentation based on local similarity

XIAO Yong-liang¹, ZHU Shao-ping¹, LUO Wei-zhong¹, LIU Wen-bin¹, YANG Ge-lan²

(1. Dept. of Information Management, Hunan University of Finance & Economics, Changsha 410205, China; 2. Dept. of Computer Science, Hunan City University, Yiyang Hunan 413000, China)

Abstract: In order to improve the precision of video shot segmentation, this paper presented a new method for video shot segmentation based on local similarity. The improved locality perserving projections (LPP), which preserved the local distribution information of the data manifold, was proposed to extract effective video feature. It obtained similarity samples with the same model using affinity propagation clustering, and then built the connection matrix of LPP based on similarity samples, determined the optimal projection dimension by the correlation coefficient of model between dimension reduction before and after. The algorithm proposed local support vector machine (LSVM) based on similarity samples to detect video shot boundary. The results show that the proposed method based on local similarity improves the precision of video shot segmentation in the stage of video feature extracting and shot boundary detecting.

Key words: video shot segmentation; locality perserving projections; affinity propagation; local support vector machine

0 引言

视频镜头分割是视频检索的首要步骤,是视频语义和内容分析的基础。镜头由时间或者空间上连续且相互关联的帧组成。编辑视频时,首先对单个镜头进行拍摄,接着根据剧情的需要,通过不同的转换方式将镜头连接起来构成视频。根据转换的方式可以将镜头类型分为切变和渐变两种。视频镜头分割准确与否直接影响到视频检索和分析的效果。

目前有多种不同的视频镜头分割方法。根据分割原理的不同,这些方法可以粗略地分为以下几类:a) 基于阈值的方法^[1,2],该方法将视频特征的差值与阈值进行比较来判断是否存在镜头边界切换,但是这种方法对阈值很敏感,只适用于某些特定的视频;b) 基于统计模型的方法^[3],该方法根据视频内容的变化情况建立数学模型来检测镜头边界,其缺点是参数较多、鲁棒性较差;c) 基于聚类的方法^[4],该方法将具有相同变化规律的视频帧进行聚类,然后将视频帧划分为边界帧和非边界帧,该方法的优点是无需设定阈值,但为了获得比较好的检

测效果,一般需要用户提供一些经验参数;d) 基于监督分类的方法^[5,6],这是目前最流行的方法,首先提取视频的颜色和亮度等特征,然后采用支持向量机或神经网络等模型分割视频镜头。该方法由于可以充分利用已有镜头的变换信息,同时无须确定分割阈值,其镜头边界检测效果比前面三种方法有比较显著的改善,但是如何从原始特征中提取更加有利于分类的判别特征仍需进一步研究。在镜头分割阶段,基于全局优化的支持向量机分类器将所有样本同等对待,并未考虑样本间的局部相似性特征。实际上待测样本的属性主要由与其相似的样本决定,与待测样本不相关的样本将严重影响最终的分类效果。

为了从原始特征中提取出有用的特征,人们一般采用主成分分析方法(PCA),该方法的缺点是无法有效地保留高维数据的非线性结构。在流形学习理论中,He等人^[7]提出的保局投影算法(LPP)能够保持样本固有的局部流形架构不变,与一般线性降维方法不同的是,该算法可以有效地保留数据内部的非线性特征,并能提供一个显式的映射矩阵,广泛用于人脸识别和故障诊断的特征提取阶段。该方法在构建近邻连接图时,只考虑了空间位置近邻的样本,忽略了样本的局部分布特点,即

收稿日期: 2011-06-29; **修回日期:** 2011-08-24 **基金项目:** 湖南省科技厅科技计划资助项目(2011FJ3120,2011FJ3022);湖南省教育厅资助科研项目(11C0221)

作者简介: 肖永良(1978-),男,湖南双峰人,博士,CCF会员,主要研究方向为模式识别、视频处理(xylroc@gmail.com);朱韶平(1972-),女,湖南双峰人,副教授,硕士,主要研究方向为虚拟现实技术;骆伟忠(1978-),男,广东惠州人,讲师,博士研究生,主要研究方向为无线传感网络;刘文彬(1975-),男,湖南新化人,讲师,硕士,主要研究方向为信号处理;杨格兰(1975-),男,湖南益阳人,副教授,硕士,主要研究方向为流形学习。

样本的特性主要由有相同分布(相同模式)的相似样本而非空间位置相邻的样本决定。

1 保局投影

保局投影的主要思想是通过使原始空间中距离相近的两个点在降维后的低维空间中也保持相近,即保持样本固有的局部流形架构不变。假设高维空间 R^D 中有数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, LPP 寻求一个映射矩阵 A , 把这些高维数据映射到一个低维的特征空间 $R^d (d \leq D)$ 中, 数据集在低维空间 R^d 中的表示为 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$, 且满足 $Z = A^T X$ 。保局投影的目标函数为

$$J_a = \min \sum_j \|z_i - z_j\|^2 S_{ij}^k \quad (1)$$

式中连接矩阵 S_{ij} 定义如下:

$$S_{ij} = \begin{cases} 1 & x_i \in N_k(x_j) \\ 0 & x_i \notin N_k(x_j) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $N_k(x_j)$ 表示 x_j 的 k 个最近邻点的集合。

保局投影的目标函数可以通过求解下面的最小化问题实现, 从而得到映射矩阵 A :

$$A_{\text{opt}} = \arg \min_A A^T X L X^T A \quad (3)$$

约束条件为

$$A^T X D X^T A = I \quad (4)$$

其中: 矩阵 D 为对角矩阵, $D_{ii} = \sum_j S_{ij}^k$; $L = D - S$ 为拉普拉斯矩阵。

通过简单的代数运算, 式(3)可以很容易地转换成下面的特征值求解问题, 即

$$X L X^T A = \lambda X D X^T A \quad (5)$$

设特征向量 a_1, \dots, a_d 为式(5)的解, 相应的特征值为式(5)的 d 个最小特征值, 这样高维数据降维后的结果为

$$x_i \rightarrow z_i = A^T x_i, A = (a_1, \dots, a_d) \quad (6)$$

从上面的分析可以知道, 保局投影的目的是最大限度地保持流形的近邻结构不变, 即高维空间中相邻的两点经过保局投影映射后, 在低维空间中对应的投影点仍为相邻点。该方法存在以下两个问题:

a) 只考虑了空间位置相邻的样本, 忽略了样本的局部分布特点, 即样本的特性主要由有相同模式的相似样本而非空间位置近邻的样本决定。

b) 降维后的维数需要凭经验预先设定。降维后的维数过大则映射结果中含有过多噪声; 反之, 则本来不同的点在低维空间中可能会彼此交叠。

2 改进的保局投影

为了有利于数据的分类, 笔者希望具有相同分布特点(相同模式)的样本在降维后能够保留其分布特点, 同时自动确定最佳降维维数。本文在仿射传播聚类算法的基础上提出了改进的保局投影方法。首先利用仿射传播聚类算法得到具有相同模式的相似样本, 然后根据相似样本构建连接矩阵, 最后根据降维前后模式的相关系数确定最佳降维维数。该方法很好地保留了数据的局部模式信息, 能有效进行特征降维, 提取的视频特征更具判别力。

2.1 聚类相似样本

对相似样本进行聚类的目的有两个。一是针对保局投影

算法中存在的问题, 即根据空间位置近邻的样本构建的连接矩阵无法有效地保留数据的局部分布信息, 提出根据模式相同的样本构建连接矩阵, 准确地体现了数据的局部流形分布, 得到了高维数据在低维空间的最佳表示; 二是为了提高镜头边界检测精度, 考虑到待测样本的属性主要由与其相似的样本决定, 利用聚类得到的具有相同模式的相似样本构建局部支持向量机检测镜头边界。

本文采用 Frey 等人提出的仿射传播聚类(AP)算法^[8]聚类相似样本。AP 算法对高维数据具有好的聚类效果, 同时无须人工选取参数。相似样本聚类过程如下:

设样本的数目为 N , 首先计算由 N 个样本构建的相似矩阵 $S_{N \times N}$, 其中 s_{ij} 表示数据点 x_j 作为数据点 x_i 的类代表点的适合度; 接着将数据集的全部样本点作为候选聚类中心不断迭代更新, 直到竞争出最后的类中心。在迭代的过程中, 处于类中心的样本点对于其他样本点的吸引力之和较大, 在竞争中胜出的机会也较大。用 $r(i, k)$ 表示点 x_k 对点 x_i 的吸引度, $a(i, k)$ 表示点 x_k 对点 x_i 的归属感。 $r(i, k)$ 和 $a(i, k)$ 越大, 说明样本点作为类中心的可能性越大。样本吸引度和归属度的计算公式如下:

$$r(i, k) = s(i, k) - \max_{k', k' \neq k} \{a(i, k') + s(i, k')\} \quad (7)$$

$$a(i, k) = \min \{0, r(k, k) + \sum_{i', i' \notin \{i, k\}} \max \{0, r(i', k')\}\}, i \neq k \quad (8)$$

$$a(k, k) = \sum_{i', i' \neq i, k} \max \{0, r(i', k)\} \quad (9)$$

通过不断更新样本点的吸引度和归属感, 最终形成高质量的聚类结果。各个数据点 x_i 按 $x_i: \arg \max_k (r(i, k) + a(i, k))$ 分配给最近的类代表 x_k 所属的类。最后, 找到的 M 个聚类 C_1, C_2, \dots, C_M 即为聚类结果。

2.2 构建连接矩阵

为了能够有效地保留高维空间的模式信息, 采用以下规则构建连接矩阵 S'_{ij} :

$$S'_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } x_i \text{ and } x_j \in C_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中: C_1, C_2, \dots, C_M 为仿射传播聚类算法最后的聚类结果。

比较式(10)和(2)可以发现, S'_{ij} 考虑了属于同一模式的相似样本。因此, 与连接矩阵 S_{ij} 相比, 连接矩阵 S'_{ij} 可以使处于同一模式而非空间位置相邻的点映射后尽可能靠近, 最大限度地保留了其原始模式信息, 这非常有利于后面的分类。

2.3 确定最佳投影维数

保局投影中最后的降维维数对低维特征空间的映射结果有很大的影响。如果维数选择过大则会使得映射结果中含有过多的噪声; 反之, 则会使得原本不相邻的样本在低维特征空间中可能会彼此交叠^[9]。考虑到改进的保局投影是为了最大限度地保持流形的模式信息, 确保属于同一模式的高维数据点在低维空间中仍然属于同一模式, 因此可以考虑通过降维前后流形的模式关系来判断流形的结构是否发生了改变, 最终将数据集降维前后模式最相似的最小维数确定为最佳维数。

本文中用一个模式矩阵来表示样本点之间的模式关系, 每行或每列代表数据集中的一个样本, 它们之间的数值用来表示它们的模式关系。模式矩阵 G 的构建过程如下: 首先对于数据集中的两个样本点 x_i 和 x_j , 如果它们属于同一模式, 即满足 x_i 和 $x_j \in C_n$, 则在样本点 x_i 和 x_j 之间用一条边连接。当 x_i 与 x_j 有边相连时, $G(i, j) = 1$; 否则 $G(i, j) = 0$ 。

定义两个模式矩阵的相关系数 $r(G_D, G_d)$:

$$r(G_D, G_d) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (F_D F_d)}{\sqrt{\left\{ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (F_D)^2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (F_d)^2 \right\}^{1/2}}} \quad (11)$$

其中: $F_x = G_x(i, j) - \bar{G}_x, \bar{G}_x = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_x(i, j) / (N \times N)$, D 和 d 分别为降维前后的维数。

很明显,如果相关系数 $r=0$,则表明降维前后的模式完全不相似;如果相关系数 $r=1$,表明降维前后的模式完全相似。考虑到降维后的样本可能会有部分交叉,本文将数据集降维前模式矩阵相关系数最大时的最小维数确定为最佳维数 d^* 。

3 基于局部支持向量机的镜头分割

利用第 2 章的方法提取视频的原始特征得到判别特征,接下来在此基础上采用局部支持向量机(SVM)检测镜头边界。SVM^[10]是模式识别中一种非常有效的监督分类器。该方法是建立在有限样本尤其是小样本情况、基于统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原则基础之上的。其核心思想是构造一个适当的内积函数,将输入空间中的非线性问题转换为某个高维空间中的线性问题,然后在这个空间中求取最优线性分类面。

很明显,SVM 将所有样本同等对待,并未考虑样本间的局部相似性特征。实际上,待测样本的类别主要由与其具有相同模式的样本决定。本文利用仿射传播聚类算法获得的具有相同模式的相似样本建立局部 SVM 检测镜头边界。

给定一个包含 n 个训练样本的数据集 $D = \{x_i, y_i\}_{i=1}^n, x_i \in X, y_i \in \{-1, 1\}$, 可以通过一个非线性映射 $\varphi(x)$ 把输入数据映射到一个新的特征空间 $H = \{\varphi(x) | x \in X\}$, 在特征空间 H 中, 分类函数可以表示为

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (12)$$

参数 w 和 b 可以通过求解下式获得:

$$\begin{aligned} \min_{\beta, w, \xi} & \frac{1}{2} \|w\|_2^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } & \forall i, y_i \{w^T \varphi(x_i) + b\} \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (13)$$

通过求其对偶问题,归结为以下二次函数的极值问题:

$$\begin{aligned} \min_a & \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i, l=1}^n a_i a_l y_i y_l k(x_i, x_l) \\ \text{s. t. } & 0 \leq a_i \leq C; \forall i \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \end{aligned} \quad (14)$$

最后,SVM 的分类判别函数可以表示为

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^n a_i y_i k(x_i, x) + b \right] \quad (15)$$

考虑到待测样本的类别主要由与其具有相同模式的样本决定,本文根据仿射传播聚类算法的聚类结果构建局部 SVM。

假设 C_1, C_2, \dots, C_M 为仿射传播聚类算法最后的聚类结果,则第 i 个局部 SVM 的分类判别函数可表示为

$$f_i(x) = \text{sign} \left[\sum_{x_i \in C_i} a_i y_i k(x_i, x) + b \right] \quad (16)$$

在构建 SVM 的输入特征 T 时,采用跨 n 帧的特征差值作为特征矢量,公式如下:

$$T = [z_{i+n} - z_i] \quad (17)$$

其中: z_i 表示由改进的保局投影获得的第 i 帧视频特征值。当输入特征 T 属于第 i 个聚类时,调用第 i 个局部 SVM 将该视频帧判为边界帧(+1)或非边界帧(-1)。

通过比较式(16)和(15)可以知道,局部支持向量机利用

具有相同模式的样本进行训练,而支持向量机利用所有的样本进行训练。考虑到待测样本的属性主要由与其相似的样本决定,很明显,局部支持向量机可以显著提高检测的精度。

4 实验结果与分析

为了验证本文所提方法的有效性,从 MTV、体育、新闻和电影等视频中挑选镜头分割难度较大的视频序列进行镜头边界检测实验。采用查全率、查准率和综合指标三个指标作为镜头边界检测的评价标准。查全率和准确率越高,说明检测的效果越好,综合指标的的优点在于当查全率和查准率均取值较高时它的取值才较高。三个指标定义如下^[11]:

$$\text{查全率} = \frac{\text{正确检出数}}{\text{正确检出数} + \text{漏检数}}$$

$$\text{查准率} = \frac{\text{正确检出数}}{\text{正确检出数} + \text{误检数}}$$

$$\text{综合指标} = 2 \times \text{查全率} \times \text{查准率} / (\text{查全率} + \text{查准率})$$

实验 1 为了验证改进保局投影算法的有效性,本文在 JAFFE 表情数据库上进行表情识别实验,采用 LPP 和改进的 LPP 进行特征提取,利用最近邻分类器对表情进行分类识别。JAFFE 表情数据库由日本的 ART 研究所采集完成,有 10 名女性共 213 幅图像,共有厌恶、生气、恐惧、惊讶、中性、悲伤和高兴七种表情。实验中对原始图像进行裁剪和灰度归一化等预处理,处理后的图像大小为 30×24 。原始表情图像和处理后的图像如图 1 所示。



图 1 JAFFE 数据库中的部分原始图像和处理后的图像

随机取每人每种表情图像各一幅作为训练样本,剩余图像作为测试识别样本,获取每种表情的识别率。重复 10 次,取平均值为最终的识别结果。LPP 中的近邻个数取 $k=5, d=50$,改进的 LPP 中 $d^*=63$ 。各表情的实验统计结果如图 2 所示。

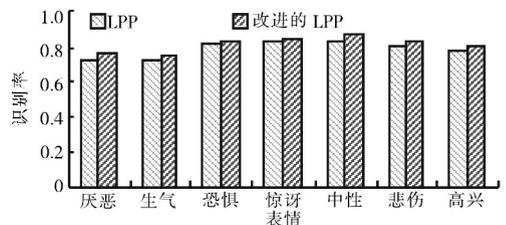


图 2 JAFFE 数据库上七种表情识别率

从图 2 可以看出,改进的 LPP 对七种表情的正确识别率均比 LPP 高,其平均识别率达到 81.4%,比 LPP 高 2.6%。实验结果说明,改进的 LPP 提取的特征优于 LPP。其原因是 LPP 只考虑了空间位置近邻的样本,忽略了样本的局部分布特点;而改进的 LPP 则利用仿射传播聚类算法得到具有相同模式的相似样本,根据相似样本构建连接矩阵,较好地保留了数据的局部模式信息,可以从原始表情数据中提取更具判别力的表情信息,因而识别率较高。

实验 2 为了说明本文方法的优越性,与其他三种方法进行镜头边界检测对比实验。分别提取视频的 256 维颜色特征

和36维形状特征构成292维视频特征,采用改进的保局投影进行特征提取,实验结果如表1所示。

表1 四种方法的镜头分割比较结果

方法	查全率/%	准确率/%	特征维数
1	82.3	85.4	292
2	87.0	87.8	40
3	89.5	88.2	52
4	91.8	92.5	52

表1中方法1提取视频特征后直接用SVM检测镜头边界;方法2用保局投影方法对视频特征进行降维处理,再用SVM检测镜头边界;方法3用改进的保局投影方法对视频特征进行降维处理,采用SVM检测镜头边界;方法4(文中方法)采用改进的保局投影提取视频特征,采用局部SVM检测镜头边界。

实验结果表明,方法1的查全率和准确率都比较低,这是因为原始特征包含了过多的干扰信息,导致镜头边界检测效果不好。方法2和3的性能指标都优于方法1,说明采用流形学习方法能够较好地保留数据的结构信息,其中方法3在方法2的基础上充分考虑了数据的模式信息,查全率和准确率得到进一步提高。方法4采用改进的保局投影方法提取更具判别力的视频特征,同时在用局部SVM检测镜头边界时,有效地利用了数据的模式相似特点,使得查全率和准确率都明显优于其他方法。

5 结束语

镜头边界检测是视频内容分析和基于内容的视频检索的基础。本文在视频特征提取和镜头边界检测两个阶段提高了镜头检测精度。首先利用仿射传播算法对具有相同模式的视频帧进行聚类;在此基础上,提出了改进的保局投影方法,该方法很好地保留了高维空间的模式信息,能够有效提取更具判别力的视频特征;最后利用属于同一模式的视频帧构建局部支持

向量机分割镜头。实验结果表明,本文方法具有较好的镜头分割效果。

参考文献:

- [1] LI Yue-nan, LU Zhe-ming, NIU Xia-mu. Fast video shot boundary detection framework employing pre-processing techniques [J]. *IET Image Processing*, 2009, 3(3): 121-134.
 - [2] 罗森林, 王丽萍, 潘丽敏, 等. 一种新的自适应镜头边界检测算法[J]. *北京理工大学学报*, 2010, 30(1): 100-104.
 - [3] JIANG Xing-hao, SUN Tan-feng, LI Jian-hua, et al. A novel shot edge detection algorithm based on Chi-square histogram and macro-block statistics [C]// *Proc of International Symposium on Information Science and Engineering*. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008: 604-607.
 - [4] 许文竹, 徐立鸿. 基于聚类的镜头边界检测算法[J]. *计算机工程*, 2010, 36(9): 230-237.
 - [5] ZHENG W H, WING W Y, PATRICK P K, et al. Video shot boundary detection using RBFNN minimizing the L-GEM [C]// *Proc of International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Washington DC: IEEE Computer Society, 2010: 2156-2160.
 - [6] 陈萍, 李秀强, 肖国强, 等. 基于视觉注意特征和SVM的镜头边界检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(7): 184-186.
 - [7] HE X F, NIYOGI P. Locality preserving projections [M]// *THRUN S, SAUL L K, SCHOLKOPF B. Advances in Neural Information Processing Systems*. Cambridge: MIT Press, 2004: 153-160.
 - [8] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points [J]. *Science*, 2007, 315(5814): 972-976.
 - [9] 肖永良, 夏利民. 基于改进的保局投影视频特征提取[J]. *模式识别与人工智能*, 2010, 23(3): 396-401.
 - [10] CORTES C, VAPNIK V. Support vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-293.
 - [11] YUAN Jin-hui, WANG Hui-yi, XIAO Lan, et al. A formal study of shot boundary detection [J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology*, 2007, 17(2): 168-186.
-
- (上接第1157页)
- [2] PRIM S, AYACHE N, BARRICK T. Maximum likelihood estimation of the bias field in MR brain images: investigating different modeling of the imaging process [C]// *Proc of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention Conference*. 2001: 811-819.
 - [3] LIKAR B, VIERGEVER M V, PERNUS F. Retrospective correction of MR intensity inhomogeneity by information minimization [J]. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 2001, 20(12): 1398-1410.
 - [4] VEMURI P, KHOLMOVSKI E, PARKER D, et al. Coil sensitivity estimation for optimal SNR reconstruction and intensity inhomogeneity correction in phased array MR imaging [C]// *Proc of Conference of Processing in Medical Imaging*. 2005: 603-614.
 - [5] VOVK U, PERNUS F, LIKAR B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI [J]. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 2007, 26(3): 405-421.
 - [6] LI Chun-ming, HUANG Rui, DING Zhao-hua, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2011, 20(7): 2007-2016.
 - [7] VOVKA U, PERNUS F, LIKAR B. Intensity inhomogeneity correction of multispectral MR images [J]. *Neuroimage*, 2006, 32(1): 54-61.
 - [8] COHEN M S, DUBOIS R M, ZEINEH M M. Rapid and effective correction of RF inhomogeneity for high field magnetic resonance imaging [J]. *Human Brain Mapping*, 2000, 10(4): 204-211.
 - [9] MILLES J, ZHU Yue-min, GERARD G, et al. MRI intensity nonuniformity correction using simultaneously spatial and gray-level histogram information [C]// *Proc of SPIE Medical Imaging*. 2004: 734-742.
 - [10] STYNER M, BRECHBUHLER C, SZEKELY G. Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI [J]. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 2000, 19(3): 153-165.
 - [11] LI C, GATENBY C, WANG L. A robust parametric method for bias field estimation and segmentation of MR images [C]// *Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2009: 218-223.
 - [12] PHAM D L, PRINCE J L. Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images [J]. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 1999, 18(9): 737-752.
 - [13] AHMED M N, YAMANY S M, MOHAMED N. A modified fuzzy C-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 2002, 21(3): 193-199.
 - [14] LI Chun-ming, XU Chen-yang, ANDERSON A W, et al. MRI tissue classification and bias field estimation based on coherent local intensity clustering: a unified energy minimization framework [C]// *Proc of the 21st International Conference on Information Processing in Medical Imaging*. 2009: 288-299.