



## (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110197472 A

(43)申请公布日 2019.09.03

(21)申请号 201810160032.6

(22)申请日 2018.02.26

(71)申请人 四川省人民医院

地址 610072 四川省成都市青羊区一环路  
西二段32号

(72)发明人 罗俊 龚勋 易心一 许新

(74)专利代理机构 四川力久律师事务所 51221

代理人 熊晓果

(51)Int.Cl.

G06T 7/00(2017.01)

A61B 8/08(2006.01)

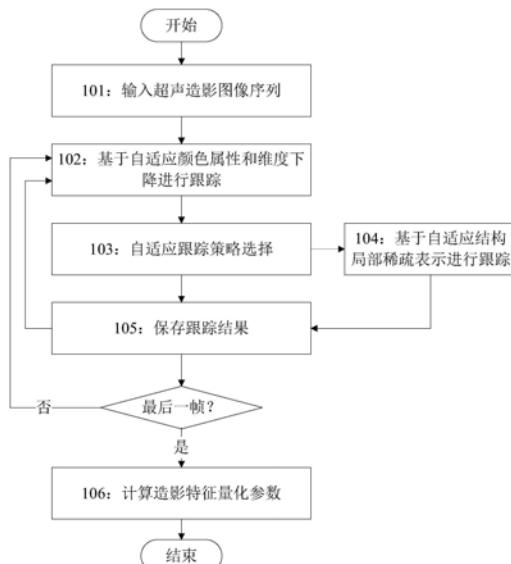
权利要求书4页 说明书7页 附图6页

### (54)发明名称

一种用于超声造影图像稳定定量分析的方法和系统

### (57)摘要

本发明公开了一种用于超声造影图像稳定定量分析的方法和系统,能够解决超声造影图像感兴趣点跟踪中目标形变、尺度变化、不规则运动问题,所获取的造影特征量化参数稳定性和准确率高。该方法包括对于超声造影图像序列中的当前帧,基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪,获取包括下一帧中目标区域位置和大小信息的跟踪结果;基于置信度评价进行自适应跟踪策略选择,确定是保存跟踪结果并继续基于自适应颜色属性和维度下降跟踪下一帧,还是重新基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪,以获取跟踪结果;处理完所有帧后,根据保存的跟踪结果数据计算造影强度值并形成原始时间强度曲线TIC,进行曲线拟合并计算造影特征量化参数。



1.一种用于超声造影图像稳定定量分析的方法,其特征在于,所述方法包括:

获取具多个帧的超声造影图像序列,以及目标区域的位置和大小信息;对于超声造影图像序列中的当前帧,基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪,获取包括下一帧中目标区域位置和大小信息的跟踪结果;基于置信度评价进行自适应跟踪策略选择,确定是保存跟踪结果并继续基于自适应颜色属性和维度下降跟踪下一帧,还是重新基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪,以获取跟踪结果;处理完所有帧后,根据保存的跟踪结果数据计算造影强度值并形成原始时间强度曲线TIC,进行曲线拟合并计算造影特征量化参数。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪包括:

步骤201:将超声造影图像序列中图像的RGB颜色空间投影到颜色属性空间,提取每帧造影图像跟踪区域的颜色特征;从第一帧开始处理,且仅在当前帧为第一帧时,执行步骤202和步骤203;

步骤202:直接根据在第一帧所选择的目标区域的位置和大小信息提取相应的颜色特征;

步骤203:生成目标特征模板并训练分类器;

根据目标区域的颜色特征,选取 $M \times N$ 的目标特征模板x,其中 $M, N \in [15, 25]$ ,单位为像素,分别表示目标特征模板的宽度和长度;

确定初始的训练模型TM为: $TM = [A^p, \hat{x}^p]^T$ ;其中,p为当前帧数; $\hat{x}^p$ 为学习目标表观模型,用于计算下一帧的响应值; $A^p$ 为训练传输因子,作为分类器参数;

采用循环采样的方法得到感兴趣观察点的稠密样本像素点,将获得的像素点 $x_{m,n}$ 作为分类器的训练样本,对应目标特征模板内的坐标值为 $(m, n)$ ,其中 $m, n \in \{0, \dots, M-1\} \times \{0, \dots, N-1\}$ ;将训练样本 $x_{m,n}$ 用高斯函数y进行标记,得到对应的样本标签值 $y(m, n)$ ;

根据第一帧到当前帧的加权平均二次误差构建代价函数 $\varepsilon$ ,代价函数 $\varepsilon$ 的公式为:

$$\varepsilon = \sum_{j=1}^p \beta_j \left( \sum_{m,n} \left| \langle \phi(x_{m,n}^j), w^j \rangle - y^j(m, n) \right|^2 + \lambda(w^j, w^j) \right); \text{其中, } \beta_j \text{ 为第 } j \text{ 帧图像所占权重, } \phi \text{ 为核函}$$

数k下的Hilbert空间的映射, $\lambda \geq 0$ 为正则化参数;权重w定义为 $w^j = \sum_{m,n} a(m, n) \phi(x_{m,n}^j)$ ,a为当  
前帧对应系数;核函数k定义为: $k(x, z) = \phi(x)^\top \phi(z)$ ;其中,x为第j帧训练样本,z为第j+1  
帧训练样本;

在训练过程中,使用当前帧及之前所有帧的代价函数作为决策函数,将x投影到  
Hilbert空间,通过调整权重w使代价函数最小;通过最小化代价函数,获得训练传输因子如  
下:

$$A^p = \frac{\sum_{j=1}^p \beta_j Y^j U_x^j}{\sum_{j=1}^p \beta_j U_x^j (U_x^j + \lambda)};$$

其中, $Y = F(y)$ , $U_x^j = F(u_x)$ , $u_x = k(x_{m,n}^j, x^j)$ ;

将 $A^p$ 变换为分子分母的形式得 $A^p = \frac{A_N^p}{A_D^p}$ ,更新分类器参数 $A^p$ 时,只需将分子分母各自更新;训练模型的实时更新方案如下:

$$A_N^p = (1-\gamma)A_N^p + \gamma Y^p U_x^p;$$

$$A_D^p = (1-\gamma)A_D^p + \gamma U_x^p (U_x^p + \lambda);$$

$$\hat{x}^p = (1-\gamma)\hat{x}^{p-1} + \gamma x^p;$$

得到当前训练模型 $TM^p = (1-\gamma)TM^{p-1} + \gamma TM$ ;其中,  $\gamma$  为学习速率;

在当前帧为第一帧之后的帧时,执行步骤204至步骤207;

步骤204:根据保存的跟踪结果获取当前帧中目标区域的位置和大小信息;

步骤205:提取当前帧中目标区域内的颜色特征,并利用主成分分析进行降维处理;通过重构最小代价函数作为决策函数,得到一个在标准正交基下的降维映射矩阵 $B_p$ ,公式如下:

$$\min_{B_p} \left[ \alpha_p \frac{1}{MN} \sum_{m,n} \left\| \hat{x}^p(m,n) - B_p B_p^T \hat{x}^p(m,n) \right\|^2 + \sum_{j=1}^p \alpha_j \lambda_j^{(k)} \left\| b_j^{(k)} - B_p B_p^T b_j^{(k)} \right\|^2 \right];$$

其中, $b_j$ 表示投影矩阵 $B_p$ 的列向量;

$$\text{计算降维后的外观特征映射 } \tilde{x}^p : \tilde{x}^p(m,n) = B_p^T \hat{x}^p(m,n);$$

其中, $\hat{x}$ 是在目标区域的采样样本, $\tilde{x}$ 是降维后的样本;

步骤206:匹配目标区域与目标特征模板,通过计算当前帧的响应分数 $\hat{y}$ 来检测感兴趣观察点; $\hat{y} = F^{-1}(AU_z)$ ,其中, $U_z = F(u_z)$ , $u_z(m,n) = k(z_{m,n}, \hat{x})$ ;检测分数 $\hat{y}$ 最大值所在位置即为第 $p+1$ 帧感兴趣观察点位置 $Y_c$ ;

步骤207:以位置 $Y_c$ 作为第 $p+1$ 帧的目标区域的中心,将获取的目标区域位置和大小信息作为跟踪结果,保存跟踪结果,更新训练样本。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述基于置信度评价进行自适应跟踪策略选择包括:

步骤301:在第一帧造影图像的目标区域取 $s$ 个正样本,利用双线性插值将其降采样为 $28 \times 28$ 的图像块;

步骤302:对于每一帧造影图像,将根据自适应颜色属性跟踪算法所获取的跟踪结果降采样为 $28 \times 28$ 的图像块;

步骤303:利用欧氏距离公式计算降采样后的跟踪结果与第 $i$ 个正样本的置信度值为: $c_i = \|Np_i - Y_c\|_2$ ;其中, $Np_i$ 表示第 $i$ 个正样本, $Y_c$ 为跟踪结果中目标区域的中心位置;

步骤304:计算最大置信度值 $M_c$ ,其表示为: $M_c = \max c_i; i = 1, 2, \dots, s$ ;

步骤305:将最大置信度值 $M_c$ 与预先设定的阈值 $\theta$ 进行比较,当 $M_c > \theta$ 时,通过自适应的权重更新,以位置 $Y_c$ 作为第 $p+1$ 帧的目标区域的中心,将获取的目标区域位置和大小信息作为跟踪结果;利用跟踪结果更新第 $p+1$ 帧训练样本,将降维后的目标特征带入训练模型,并更新训练传输因子和学习目标表观模型;对于下一帧,继续基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪;

步骤306:当 $M_c \leq \theta$ 时,基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪,重新获取跟踪结果。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述阈值 $\theta$ 设为根据第一帧获取的置信度

值的90%。

5. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪包括:

步骤401: 定义  $T = [T_1, T_2, \dots, T_k]$  为前k帧超声造影序列图像的目标特征模板,对每个模板按照空间位置分布方式,重叠采样t个局部图像块;将这些局部图像块拼接作为对候选样本局部图像块进行稀疏编码的词典,记为  $D = [d_1, d_2, \dots, d_{(k \times t)}] \in R^{d \times (k \times t)}$ , 其中d是局部图像块向量化表示后的向量维数,  $d_1, d_2, \dots, d_{(k \times t)}$  为所有局部图像块通过向量化并进行归一化获取的;对候选样本提取的t个局部图像块,表示为  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_t] \in R^{d \times t}$ , 其中  $y_i$  为第i个向量化后的局部图像块;然后采用构造的字典对候选样本中的局部图像块进行稀疏编码,公式为:

$$\min_{b_i} \|y_i - Db_i\|_2^2 + \lambda \|b_i\|_1, s.t. b_i \geq 0;$$

其中  $b_i \in R^{(k \times t) \times 1}$  为第i个局部图像块的稀疏编码系数向量;

步骤402: 计算候选区域特征值向量;

首先将每个局部图像块的稀疏编码系数向量根据其中每个元素与各个模板之间的对应关系进行段的划分,即  $b_i^T = [b_i^{(1)T}, b_i^{(2)T}, \dots, b_i^{(k)T}]$ ;其中,  $b_i^{(j)} \in R^{t \times 1}$  表示系数向量  $b_i$  的 j 阶分块;

然后将划分后的系数向量进行等权重的加权求和,得到第i个局部块向量  $V_i$ ,公式为:

$$V_i = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^k b_i^{(j)}, i = 1, 2, \dots, t; \text{其中, } C \text{ 为归一化项向量, } V_i \text{ 为候选图像区域内第 } i \text{ 个局部图像块}$$

对应的新的编码向量,它们合在一起构成编码矩阵  $V$ ;

取编码矩阵  $V$  的对角线元素作为汇聚后的特征值向量  $f = \text{diag}(V)$ ;

步骤403: 输入超声造影图像序列  $z_{1:n} = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$ , 通过最大后验概率估计计算目标状态变量:  $\hat{x}_n = \arg \max_{x_n^i} p(x_n^i | z_{1:n})$ ;其中,  $x_n^i$  表示第i个序列状态,最大后验概率公式为:  $p(x_n | z_{1:n}) \propto p(z_n | x_n) \int p(x_n | x_{n-1}) p(x_{n-1} | z_{1:n-1}) dx_{n-1}$ ;其中,  $p(x_n | x_{n-1})$  代表动态模型,  $p(z_n | x_n)$  代表观测模型;

后验概率最大值所对应的目标点即为第p+1帧感兴趣观察点位置  $Y_c$ ;以位置  $Y_c$  作为第p+1帧的目标区域的中心,将获取的目标区域位置和大小信息作为跟踪结果;

步骤404: 首先生成一组以2为底的指数增长序列并归一化到  $[0, 1]$  范围内,用作各个目标特征模板更新的概率;序列  $L_p$  记为:  $L_p = \{0, \frac{1}{2^{k-1}-1}, \frac{3}{2^{k-1}-1}, \dots, 1\}$ ;

以均匀分布生成一个在  $[0, 1]$  范围内的随机数r,通过确定r位于序列  $L_p$  中的位置来选择被更换的目标特征模板;

定义新的目标特征模板的第i个局部图像块  $d'_i$  为:  $d'_i = g_i \times \hat{y}'_i + (1-g_i) \times r_i$ ;其中,  $r_i$  是跟踪结果使用增量主成分分析方法获得的重构图像R中第i个局部图像块,  $g_i$  是指示变量,  $\hat{y}'_i$  对应于该重构图像用滤波器平滑后的结果图像的第i个局部图像块;

步骤405: 当前帧的跟踪结果对应的置信度大于预设阈值时,则输出目标区域的位置和大小信息并保存;

步骤406：当前帧的跟踪结果对应的置信度小于或等预设阈值时，丢弃当前帧。

6. 根据权利要求5所述的方法，其特征在于，所述计算造影特征量化参数包括：

输入跟踪结果数据中的目标区域位置和大小信息；计算每一帧造影图像目标区域的灰度值，将灰度值转换成造影强度；将所有帧的造影强度按照每一帧的时间顺序显示出来，形成原始时间强度曲线TIC；对TIC进行平滑处理，以消除周期性波动干扰带来的参数误差，对原始TIC进行曲线拟合；根据曲线拟合后的TIC来获取造影特征量化参数。

7. 根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述方法包括：采取最小二乘法的方式对原始TIC进行曲线拟合。

8. 根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述方法包括：对原始TIC进行曲线拟合后，采用逼近函数使偏差的平方和最小。

9. 根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述造影特征量化参数包括：曲线拟合后的TIC曲线下面积Area，峰值强度PI，增强时间TE，以及增强密度DE。

10. 一种用于超声造影图像稳定定量分析的系统，其特征在于，所述系统包括：显示器、输入输出设备、至少一个处理器、与所述至少一个处理器通信连接的存储器、以及用于供电的电源设备；

其中，所述显示器用于显示超声造影图像序列；所述输入输出设备用于标识目标区域；所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令，所述指令被所述至少一个处理器执行，以使所述至少一个处理器能够执行根据权利要求1至9任一项所述的方法。

## 一种用于超声造影图像稳定定量分析的方法和系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及超声造影成像分析技术领域,尤其涉及一种用于超声造影图像稳定定量分析的方法和系统。

### 背景技术

[0002] 超声造影成像技术是利用造影剂使后散射回声增强,通过观察血流灌注情况诊断病灶。超声造影可以为心脏、肝脏、肾脏、胰腺、外周血管、甲状腺、乳腺、前列腺、子宫等实质性器官的诊断提供基础信息,也可以进一步用于辅助评价肾脏和肝脏移植手术效果。

[0003] 在超声造影诊断中,医生一般根据病灶的造影剂灌注情况和医生的个人经验来得出诊断结果。然而医生根据经验得出的结论有时比较主观。诊断时如果使用了造影成像量化技术,则造影成像量化技术中时间强度曲线可以提供比较直观的曲线和量化数据值,这些量化数据值可以辅助医生更加客观地评价病灶。

[0004] 由于超声造影序列图像背景是动态变化的,跟踪的兴趣区域也会由于呼吸作用引起组织形变、尺度变化等,导致观察点漂移甚至消失。现有跟踪算法在速度和精度方面仍存在不足。例如,基于均值偏移 (Mean Shift) 的自适应均值偏移 (Continuously adaptive Mean Shift, CamShift) 算法,其计算量小,对目标变形、旋转变化、遮挡等适应性强。CamShift算法通过不断迭代寻找色彩概率分布图中的质心达到跟踪目标的目的,因此颜色概率是它唯一的跟踪模式。当跟踪过程遇到大面积类目标色域出现在背景中的情况时,会对跟踪结果造成干扰。

[0005] 目前超声造影诊断中,主要是直接对超声仪器内的超声造影图像进行分析,例如,对通过图像采集保存为AVI格式的文件进行分析。其中感兴趣区域的确定,一般依靠医生的肉眼观测和经验判断,带有较大的个人主观性。而现有的造影成像量化技术,由于外界不可控因素(例如,探头的不断移动、人体的呼吸等),导致组织运动发生形变、感兴趣区域消失,进而造成参数量化指标抖动剧烈、峰值极低,使得拟合的评估曲线视觉效果并不直观,得到的造影特征量化参数也不合理稳定,并不能为医务工作者的定量分析和病情诊断提供稳定可靠的基础数据信息。

### 发明内容

[0006] 本发明的目的之一至少在于,针对上述现有技术存在的问题,提供一种用于超声造影图像稳定定量分析的方法和系统,能够解决超声造影图像感兴趣点跟踪中目标形变、尺度变化、不规则运动问题,所获取的造影特征量化参数稳定性和准确率高,不仅能为各种临床疾病的诊断提供基础数据信息,还能够为各种病症的无创定量评估及治疗后疗效评估提供稳定可靠的基础数据信息。

[0007] 为了实现上述目的,本发明采用的技术方案包括以下各方面。

[0008] 一种用于超声造影图像稳定定量分析的方法,其包括:

[0009] 获取具多个帧的超声造影图像序列,以及目标区域的位置和大小信息;对于超声

造影图像序列中的当前帧,基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪,获取包括下一帧中目标区域位置和大小信息的跟踪结果;基于置信度评价进行自适应跟踪策略选择,确定是保存跟踪结果并继续基于自适应颜色属性和维度下降跟踪下一帧,还是重新基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪,以获取跟踪结果;处理完所有帧后,根据保存的跟踪结果数据计算造影强度值并形成原始时间强度曲线TIC,进行曲线拟合并计算造影特征量化参数。

[0010] 一种用于超声造影图像稳定定量分析的系统,其包括:显示器、输入输出设备、至少一个处理器、与所述至少一个处理器通信连接的存储器、以及用于供电的电源设备;

[0011] 其中,所述显示器用于显示超声造影图像序列;所述输入输出设备用于标识目标区域;所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令,所述指令被所述至少一个处理器执行,以使所述至少一个处理器能够执行上述的方法。

[0012] 综上所述,由于采用了上述技术方案,本发明至少具有以下有益效果:

[0013] 在复杂多变的超声图像背景下,通过构建基于置信度的跟踪结果准确性评价机制,从而自适应地选择相应的跟踪策略;将原始颜色空间映射到颜色属性空间,能够减少目标颜色在跟踪过程中受环境变化的影响;使用核方法简化最小代价函数的计算,并使用自适应的维度下降方法,能够在可接受的跟踪误差范围内提高运算速度;通过自适应结构局部稀疏跟踪,可以解决跟踪中的目标形变、不规则运动问题,达到实时跟踪的效果;并对得到的评估曲线进行拟合分析,实现病灶区域的实时跟踪和定量分析,量化分析病变特征;所获取的造影特征量化参数稳定性和准确率高,不仅能为各种临床疾病的诊断提供基础数据信息,还能够为各种病症的无创定量评估及治疗后疗效评估提供稳定可靠的基础数据信息。

## 附图说明

[0014] 图1是根据本发明实施例的用于超声造影图像稳定定量分析的方法的流程图。

[0015] 图2是根据本发明实施例的基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪的流程图。

[0016] 图3是根据本发明实施例的自适应跟踪策略选择的流程图。

[0017] 图4是根据本发明实施例的基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪的流程图。

[0018] 图5是根据本发明实施例的获取造影特征量化参数的流程图。

[0019] 图6是根据本发明实施例的用于超声造影图像稳定定量分析的系统结构示意图。

## 具体实施方式

[0020] 下面结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明,以使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0021] 如图1所示,根据本发明实施例的用于超声造影图像稳定定量分析的方法包括如下步骤:

[0022] 步骤101:获取具多个帧的超声造影图像序列,以及目标区域的位置和大小信息;

[0023] 具体地,可以从存储器读取或者直接通过超声造影成像探头输入,来获取包括多个帧的超声造影图像序列,并通过显示器显示一帧(例如,第一帧)。操作者通过输入设备(例如键盘、鼠标、触控板等)在该帧上以封闭的区域(例如一个或多个矩、圆形框)标识出感

兴趣观察点/区域作为跟踪及分析的目标区域，并记录其相应的位置和大小信息。

[0024] 步骤102：对于超声造影图像序列中的当前帧，基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪，获取包括下一帧中目标区域位置和大小信息的跟踪结果；

[0025] 步骤103：基于置信度评价进行自适应跟踪策略选择，确定是通过步骤105来保存跟踪结果并继续通过步骤102来基于自适应颜色属性和维度下降跟踪下一帧；还是通过步骤104基于自适应结构局部稀疏表示重新进行跟踪，以获取跟踪结果；

[0026] 步骤106：处理完所有帧后，根据保存的跟踪结果数据计算造影强度值并形成原始TIC，进行曲线拟合并计算造影特征量化参数。

[0027] 基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪

[0028] 将原始的RGB颜色空间映射到颜色属性(CN)空间，能够减少目标颜色在跟踪过程中受环境变化的影响。训练一个分类器，使用核方法简化最小代价函数的计算，并使用自适应的维度下降方法，能够在可接受的跟踪误差范围内提高运算速度。基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪的过程如图2所示，其主要包括以下步骤：

[0029] 步骤201：图像颜色空间转换

[0030] 将超声造影图像序列中图像的RGB颜色空间投影到颜色属性空间，提取每帧造影图像跟踪区域的颜色特征。

[0031] 从第一帧开始处理，且仅在当前帧为第一帧时，执行步骤202和步骤203。

[0032] 步骤202：提取目标特征

[0033] 直接根据在第一帧所选择的目标区域的位置和大小信息提取相应的颜色特征。

[0034] 步骤203：生成目标特征模板并训练分类器

[0035] 根据目标区域的颜色特征，选取 $M \times N$ 的目标特征模板 $x$ ，其中 $M, N \in [15, 25]$ ，分别表示目标特征模板的宽度和长度，以像素为单位。在后续的跟踪过程中，目标特征模板的位置和大小均可不断地更新。

[0036] 确定初始的训练模型 $TM$ 如下：

$$TM = [A^p, \hat{x}^p]^T$$

[0038] 其中， $p$ 为当前帧数； $\hat{x}^p$ 为学习目标表观模型，用于计算下一帧(即第 $p+1$ 帧)的响应值； $A^p$ 为训练传输因子，作为分类器参数。

[0039] 采用循环采样的方法得到感兴趣观察点的稠密样本像素点，将获得的像素点 $x_{m,n}$ 作为分类器的训练样本，对应目标特征模板内的坐标值为 $(m, n)$ ，其中 $m, n \in \{0, \dots, M-1\} \times \{0, \dots, N-1\}$ 。将训练样本 $x_{m,n}$ 用高斯函数 $y$ 进行标记，得到对应的样本标签值 $y(m, n)$ 。并且可以通过快速傅里叶变换更新训练参数和样本特征集。

[0040] 根据第一帧到当前帧的加权平均二次误差构建代价函数 $\varepsilon$ ，代价函数 $\varepsilon$ 的公式为：

$$[0041] \varepsilon = \sum_{j=1}^p \beta_j \left( \sum_{m,n} \left| \left\langle \phi(x_{m,n}^j), w^j \right\rangle - y^j(m, n) \right|^2 + \lambda(w^j, w^j) \right);$$

[0042] 其中， $\beta_j$ 为第 $j$ 帧图像所占权重， $\phi$ 为核函数 $k$ 下的Hilbert空间的映射， $\lambda \geq 0$ 为正则化参数(优选取值为0.01)；权重 $w$ 定义为 $w^j = \sum_{m,n} a(m, n) \phi(x_{m,n}^j)$ ， $a$ 为当前帧对应系数；核函数 $k$ 定义为： $k(x, z) = \phi(x)^T \phi(z)$ ；其中， $x$ 为第 $j$ 帧训练样本， $z$ 为第 $j+1$ 帧训练样本。

[0043] 在训练过程中，使用当前帧及之前所有帧的代价函数作为决策函数，将 $x$ 投影到

Hilbert空间,通过调整权重w使代价函数最小。通过最小化代价函数,获得训练传输因子如下:

$$[0044] \quad A^p = \frac{\sum_{j=1}^p \beta_j Y^j U_x^j}{\sum_{j=1}^p \beta_j U_x^j (U_x^j + \lambda)};$$

[0045] 其中, $Y=F(y)$ , $U_x^j=F(u_x)$ , $u_x=k(x_{m,n}^j, x^j)$ 。

[0046] 当训练传输因子 $A^p$ 满足上式时,代价函数最小。将 $A^p$ 变换为分子分母的形式得 $A^p = \frac{A_N^p}{A_D^p}$ ,更新分类器参数 $A^p$ 时,只需将分子分母各自更新。训练模型的实时更新方案如下:

$$[0047] \quad A_N^p = (1-\gamma)A_N^p + \gamma Y^p U_x^p;$$

$$[0048] \quad A_D^p = (1-\gamma)A_D^p + \gamma U_x^p (U_x^p + \lambda);$$

$$[0049] \quad \hat{x}^p = (1-\gamma)\hat{x}^{p-1} + \gamma x^p;$$

[0050] 得到当前训练模型 $TM^p = (1-\gamma)TM^{p-1} + \gamma TM$ ;其中,  $\gamma$  为学习速率(优选取值为0.075)。

[0051] 在当前帧为第一帧之后的帧时,执行步骤204、步骤205及后续步骤。

[0052] 步骤204:提取目标区域

[0053] 根据保存的跟踪结果获取当前帧中目标区域的位置和大小信息。

[0054] 步骤205:颜色特征提取与降维

[0055] 提取当前帧中目标区域内的颜色特征,并利用主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)进行降维处理。通过重构最小代价函数作为决策函数,得到一个在标准正交基下的降维映射矩阵 $B_p$ ,公式如下:

$$[0056] \quad \min_{B_p} \left[ \alpha_p \frac{1}{MN} \sum_{m,n} \left\| \hat{x}^p(m,n) - B_p B_p^T \hat{x}^p(m,n) \right\|^2 + \sum_{j=1}^p \sum \alpha_j \lambda_j^{(k)} \left\| b_j^{(k)} - B_p B_p^T b_j^{(k)} \right\|^2 \right];$$

[0057] 其中, $b_j$ 表示投影矩阵 $B_p$ 的列向量。

$$[0058] \quad \text{计算降维后的外观特征映射 } \tilde{x}^p : \tilde{x}^p(m,n) = B_p^T \hat{x}^p(m,n);$$

[0059] 其中,  $\hat{x}$ 是在目标区域的采样样本,  $\tilde{x}$ 是降维后的样本。

[0060] 步骤206:匹配目标区域与目标特征模板

[0061] 通过计算当前帧的响应分数 $\hat{y}$ 来检测感兴趣观察点; $\hat{y}=F^{-1}(AU_z)$ ,其中, $U_z=F(u_z)$ , $u_z(m,n)=k(z_{m,n}, \hat{x})$ 。检测分数 $\hat{y}$ 最大值所在位置即为第p+1帧感兴趣观察点位置 $Y_c$ 。

[0062] 步骤207:以位置 $Y_c$ 作为第p+1帧的目标区域的中心,将获取的目标区域位置和大小信息作为跟踪结果,保存跟踪结果,更新训练样本。

[0063] 基于置信度评价进行自适应跟踪策略选择

[0064] 计算根据自适应颜色属性跟踪方法所获取的跟踪结果的置信度值,以描述候选样本与目标特征模板之间的相似程度;根据置信度值和根据不同应用场景设置的置信度阈值,来选择继续通过自适应颜色属性跟踪方法还是通过自适应结构局部稀疏跟踪方法来跟踪,从而以最合适当前帧的跟踪方法来获取准确的跟踪点数据。基于置信度评价进行自适

应跟踪策略选择的过程如图3所示,其主要包括以下步骤:

[0065] 步骤301:在第一帧造影图像的目标区域取s个正样本,利用双线性插值将其降采样为 $28 \times 28$ 的图像块;

[0066] 步骤302:对于每一帧造影图像,将根据自适应颜色属性跟踪算法所获取的跟踪结果降采样为 $28 \times 28$ 的图像块;

[0067] 步骤303:利用欧氏距离公式计算降采样后的跟踪结果与第i个正样本的置信度值为: $c_i = \|N_{p_i} - Y_c\|_2$ ;其中, $N_{p_i}$ 表示第i个正样本, $Y_c$ 为跟踪结果中目标区域的中心位置。

[0068] 步骤304:计算最大置信度值 $M_c$ ,其表示为: $M_c = \max c_i; i=1,2,\dots,s$ ;

[0069] 步骤305:将最大置信度值 $M_c$ 与预先设定的阈值 $\theta$ 进行比较,当 $M_c > \theta$ 时,表示当前跟踪效果好,通过自适应的权重更新,以位置 $Y_c$ 作为第p+1帧的目标区域的中心,将获取的目标区域位置和大小信息作为跟踪结果。利用跟踪结果更新第p+1帧训练样本,将降维后的目标特征带入训练模型,并更新训练传输因子和学习目标表观模型;对于下一帧,继续基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪。在应用中,允许置信度值在一定范围的波动,例如可以将阈值 $\theta$ 设为根据第一帧获取的置信度值的90%;

[0070] 步骤306:当 $M_c \leq \theta$ 时,表示当前帧与前一帧的差异比较大,达不到当前应用的要求,于是转而基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪,重新计算当前帧中感兴趣观察点位置,并获取目标区域。

[0071] 基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪

[0072] 由于肝脏病灶区的非刚性和因呼吸作用、探头移动等造成的不规则运动,成像过程中会出现组织形变,通过自适应结构局部稀疏跟踪,可以解决跟踪中的目标形变、不规则运动问题。基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪的过程如图4所示,其主要包括以下步骤:

[0073] 步骤401:局部稀疏表示

[0074] 定义 $T = [T_1, T_2, \dots, T_k]$ 为前k帧超声造影序列图像的目标特征模板,对每个模板按照空间位置分布方式,重叠采样t个局部图像块。将这些局部图像块拼接作为对候选样本局部图像块进行稀疏编码的词典,记为 $D = [d_1, d_2, \dots, d_{(k \times t)}] \in \mathbb{R}^{d \times (k \times t)}$ ,其中d是局部图像块向量化表示后的向量维数, $d_1, d_2, \dots, d_{(k \times t)}$ 为所有局部图像块通过向量化并进行归一化获取的。对候选样本提取的t个局部图像块,表示为 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_t] \in \mathbb{R}^{d \times t}$ ,其中 $y_i$ 为第i个向量化后的局部图像块。然后采用上述过程构造的字典对候选样本中的局部图像块进行稀疏编码,公式为:

$$[0075] \min_{b_i} \|y_i - Db_i\|_2^2 + \lambda \|b_i\|_1, s.t. b_i \geq 0 ;$$

[0076] 其中 $b_i \in \mathbb{R}^{(k \times t) \times 1}$ 为第i个局部图像块的稀疏编码系数向量。

[0077] 步骤402:计算候选区域特征值向量

[0078] 进行平均化处理以增强编码结果的稳定性。首先将每个局部图像块的稀疏编码系数向量根据其中每个元素与各个模板之间的对应关系进行段的划分,即

$$[0079] b_i^T = [b_i^{(1)T}, b_i^{(2)T}, \dots, b_i^{(k)T}]$$

[0080] 其中, $b_i^{(j)} \in \mathbb{R}^{t \times 1}$ 表示系数向量 $b_i$ 的j阶分块。

[0081] 然后将划分后的系数向量进行等权重的加权求和,得到第i个局部块向量 $V_i$ ,公式

如下：

$$[0082] V_i = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^k b_i^{(j)}, i = 1, 2, \dots, t$$

[0083] 其中,C为归一化项向量,V<sub>i</sub>为候选图像区域内第i个局部图像块对应的新的编码向量,它们合在一起构成编码矩阵V。

[0084] 取编码矩阵V的对角线元素作为汇聚后的特征值向量f,f=diag(V)。

[0085] 步骤403:进行目标跟踪

[0086] 输入超声造影图像序列z<sub>1:n</sub>={z<sub>1</sub>, z<sub>2</sub>, ..., z<sub>n</sub>} ,通过最大后验概率估计计算目标状态变量:  $\hat{x}_n = \arg \max_{x_n^i} p(x_n^i | z_{1:n})$ ;

[0087] 其中,x<sub>n</sub><sup>i</sup>表示第i个序列状态,最大后验概率公式为:

[0088]  $p(x_n | z_{1:n}) \propto p(z_n | x_n) \int p(x_n | x_{n-1}) p(x_{n-1} | z_{1:n-1}) dx_{n-1}$ ;

[0089] 其中,p(x<sub>n</sub> | x<sub>n-1</sub>)代表动态模型,p(z<sub>n</sub> | x<sub>n</sub>)代表观测模型。

[0090] 后验概率最大值所对应的目标点即为第p+1帧感兴趣观察点位置Y<sub>c</sub>。以位置Y<sub>c</sub>作为第p+1帧的目标区域的中心,将获取的目标区域位置和大小信息作为跟踪结果。

[0091] 步骤404:更新目标特征模板

[0092] 利用稀疏表达和子空间学习方法给更新的目标特征模板建模。首先生成一组以2为底的指数增长序列并归一化到[0,1]范围内,用作各个目标特征模板更新的概率。序列L<sub>p</sub>

记为:  $L_p = \left\{0, \frac{1}{2^{k-1}-1}, \frac{3}{2^{k-1}-1}, \dots, 1\right\}$ 。

[0093] 以均匀分布生成一个在[0,1]范围内的随机数r,通过确定r位于序列L<sub>p</sub>中的位置来选择被更换的目标特征模板,从而减轻目标漂移问题。

[0094] 定义新的目标特征模板的第i个局部图像块d'<sub>i</sub>如下:

[0095]  $d'_i = g_i \times \hat{y}'_i + (1-g_i) \times r_i$ ;

[0096] 其中,r<sub>i</sub>是跟踪结果使用增量主成分分析方法获得的重构图像R中第i个局部图像块,g<sub>i</sub>是指示变量, $\hat{y}'_i$ 对应于该重构图像用滤波器平滑后的结果图像的第i个局部图像块。新的目标特征模板 $\hat{t}$ 是d'<sub>i</sub>的组合,可以用于之后的增量子空间模型和模板集的更新。

[0097] 步骤405:保存和输出跟踪结果

[0098] 当前帧的跟踪结果对应的置信度大于预设阈值时,则输出目标区域的位置和大小信息并保存。

[0099] 步骤406:当前帧的跟踪结果对应的置信度小于或等预设阈值时,丢弃当前帧。

[0100] 计算造影特征量化参数

[0101] 图5示出了根据本发明实施例的计算造影特征量化参数的过程,其主要包括以下步骤:

[0102] 步骤501:输入跟踪结果数据中的目标区域位置和大小信息。

[0103] 步骤502:计算每一帧造影图像目标区域的灰度值,将灰度值转换成造影强度。

[0104] 步骤503:将所有帧的造影强度按照每一帧的时间顺序显示出来,形成原始时间强度曲线TIC。

[0105] 步骤504:对TIC进行平滑处理,以消除周期性波动干扰带来的参数误差,采取最小

二乘法的方式对原始TIC进行曲线拟合，并采用逼近函数使偏差的平方和最小。

[0106] 步骤505：根据曲线拟合后的TIC计算曲线下面积Area，峰值强度PI，增强时间TE，以及增强密度DE来获取造影特征量化参数。

[0107] 由病人呼吸、探头移动等造成组织形变带来的计算误差会体现在时间强度曲线上，进而使得计算出来的时间强度曲线变化剧烈。通过前述步骤对异常帧造影图像数据进行处理之后(如观察点消失导致跟踪失败，则视为异常帧，直接丢弃该帧图像)，对原始时间强度曲线进行拟合，从而获得稳定的曲线和合理有效的量化参数。

[0108] 参见图6，本发明实施例还提供了一种用于超声造影图像稳定定量分析的系统，其包括：显示器601、输入输出设备602、至少一个处理器603、与所述至少一个处理器603通信连接的存储器604、以及用于供电的电源设备605；

[0109] 其中，显示器601用于显示超声造影图像序列；输入输出设备602用于标识目标区域；所述存储器604存储有可被所述至少一个处理器603执行的指令，所述指令被所述至少一个处理器603执行，以使所述至少一个处理器603能够执行前述任一实施例的方法。

[0110] 本发明还提供非暂时性计算机可读介质，包括在其上编译的指令，所述指令用于执行前述任一方法的实施例。计算机可读介质可包括任何媒介，可以通过信号处理装置读出中执行存储在其上的代码，如软盘、光盘、磁带或硬盘驱动器。这样的代码可以包含对象代码、源代码和/或二进制代码。该代码一般是数字的，一般是用于处理由传统的数字数据处理器(如微处理器、单片机或逻辑电路，如可编程门阵列，可编程逻辑电路/器件或专用集成电路[ASIC])。

[0111] 应当理解，在本发明的各种实施例中，上述各过程的序号的大小并不意味着执行顺序的先后，各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定，而不应对本发明实施例的实施过程构成任何限定。

[0112] 本领域技术人员可以理解：实现上述方法实施例的全部或部分步骤可以通过程序指令相关的硬件来完成，前述的程序可以存储于计算机可读取存储介质中，该程序在执行时，执行包括上述方法实施例的步骤；而前述的存储介质包括：移动存储设备、只读存储器(Read Only Memory, ROM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0113] 当本发明上述集成的单元以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用时，也可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本发明实施例的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机、服务器、或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分。而前述的存储介质包括：移动存储设备、ROM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0114] 以上所述，仅为本发明具体实施方式的详细说明，而非对本发明的限制。相关技术领域的技术人员在不脱离本发明的原则和范围的情况下，做出的各种替换、变型以及改进均应包含在本发明的保护范围之内。

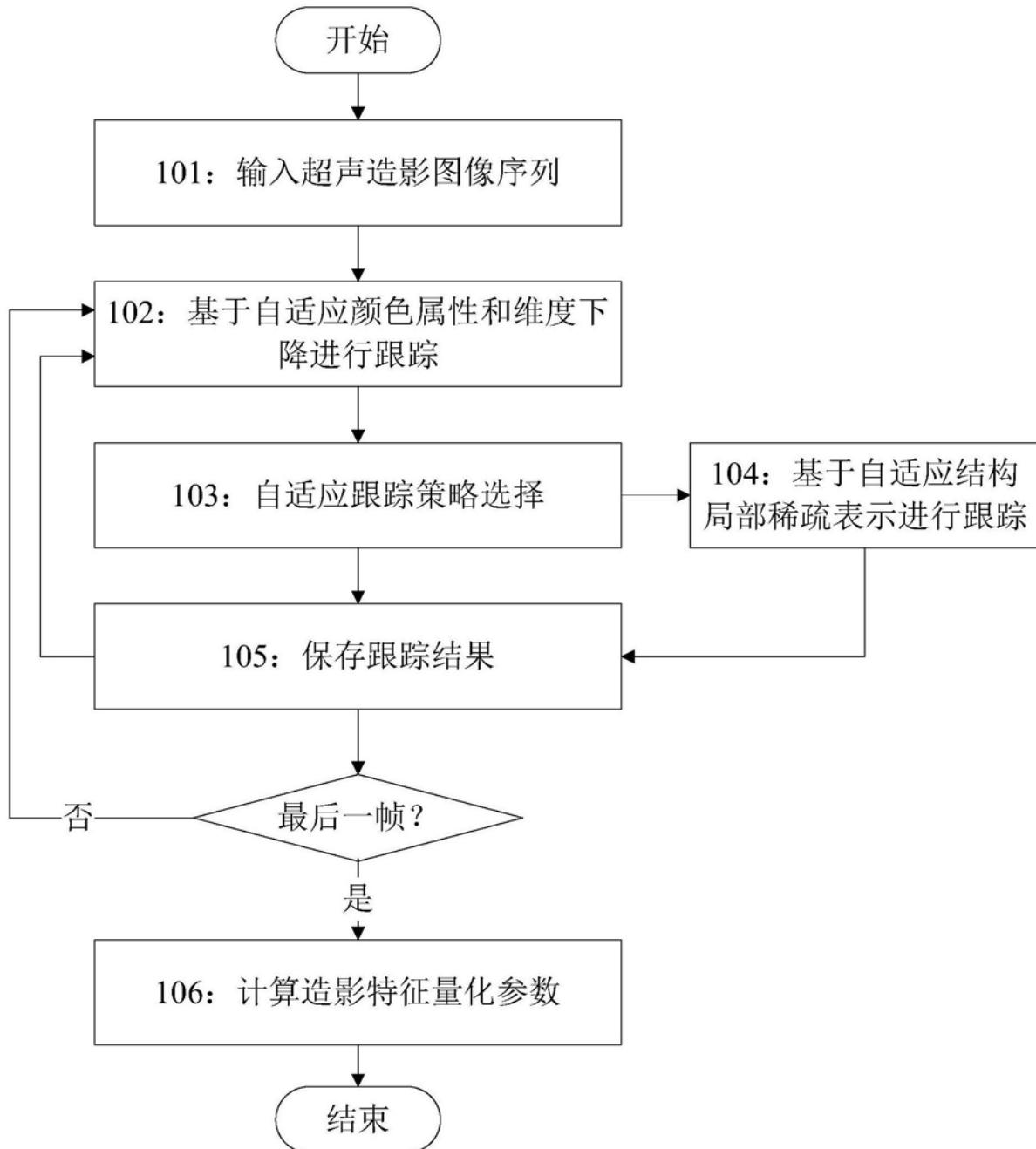


图1

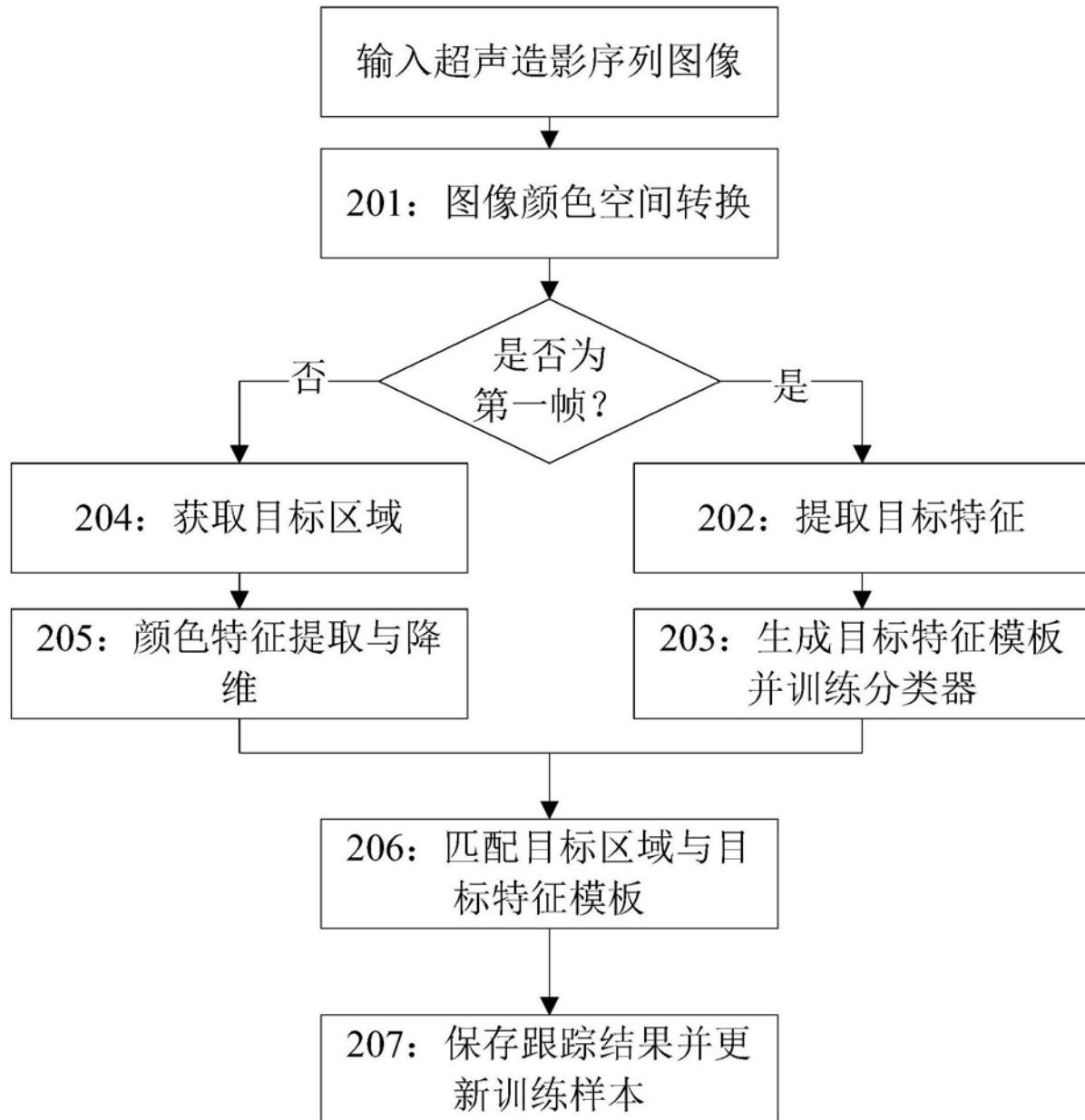


图2

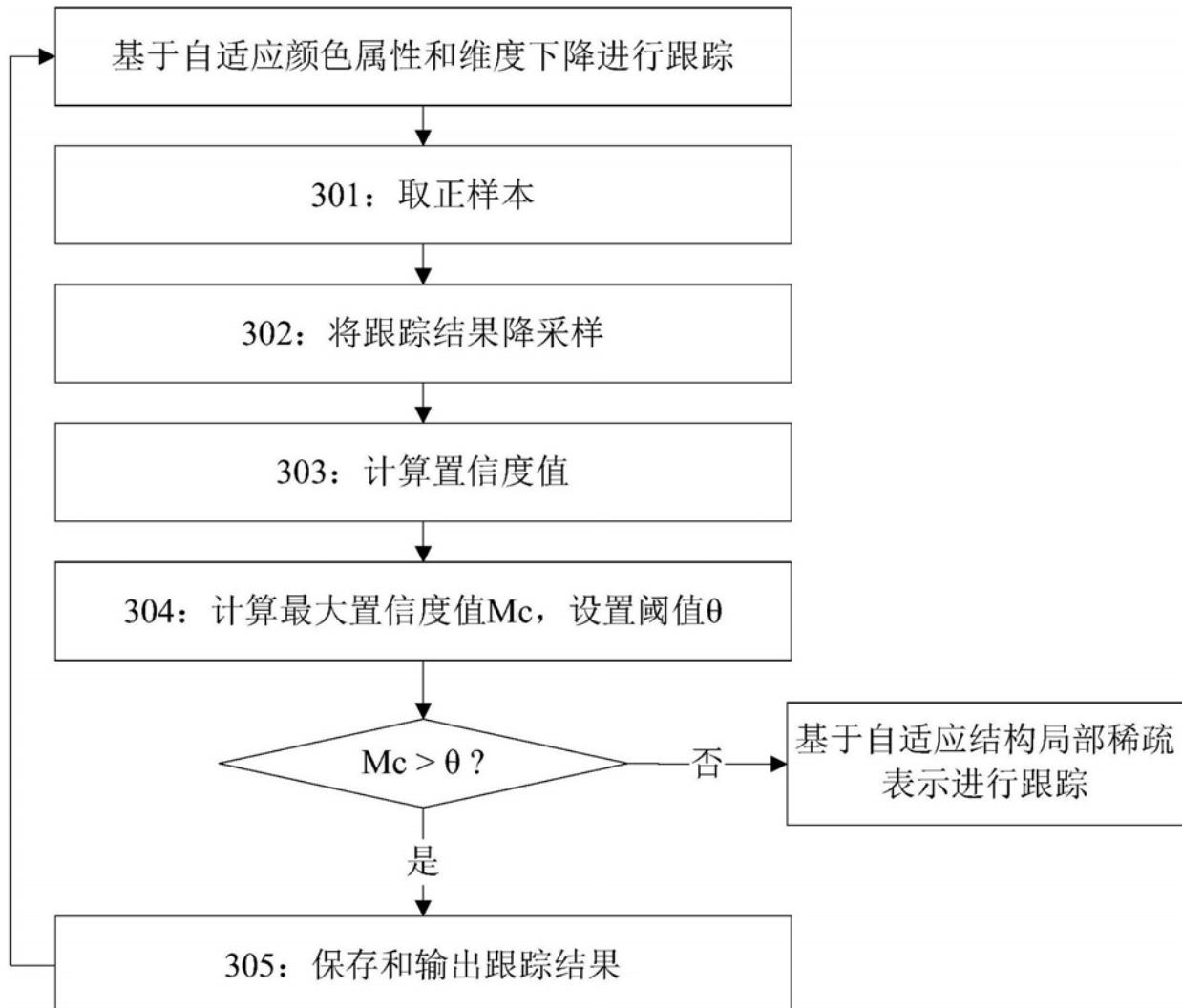


图3

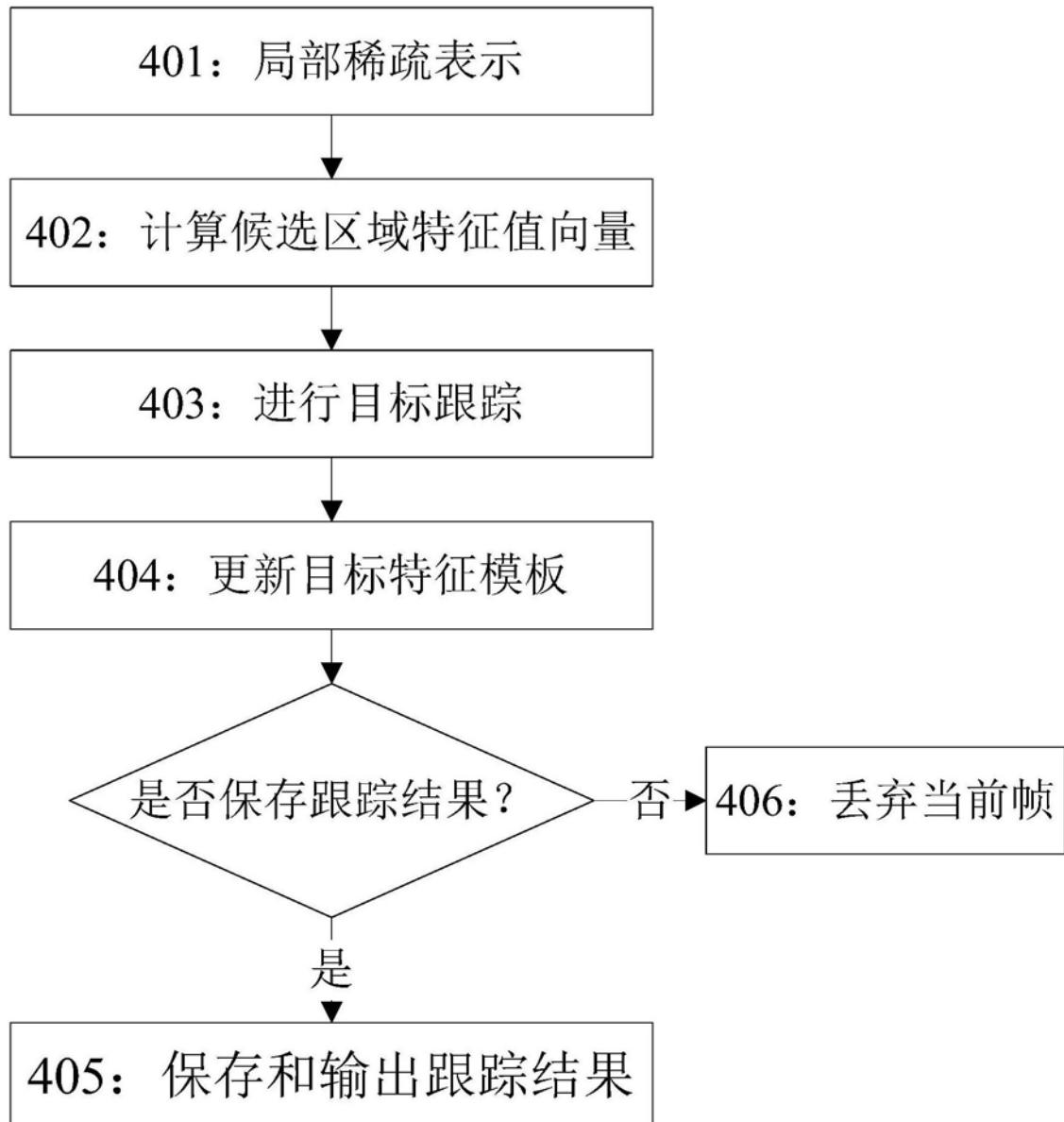


图4

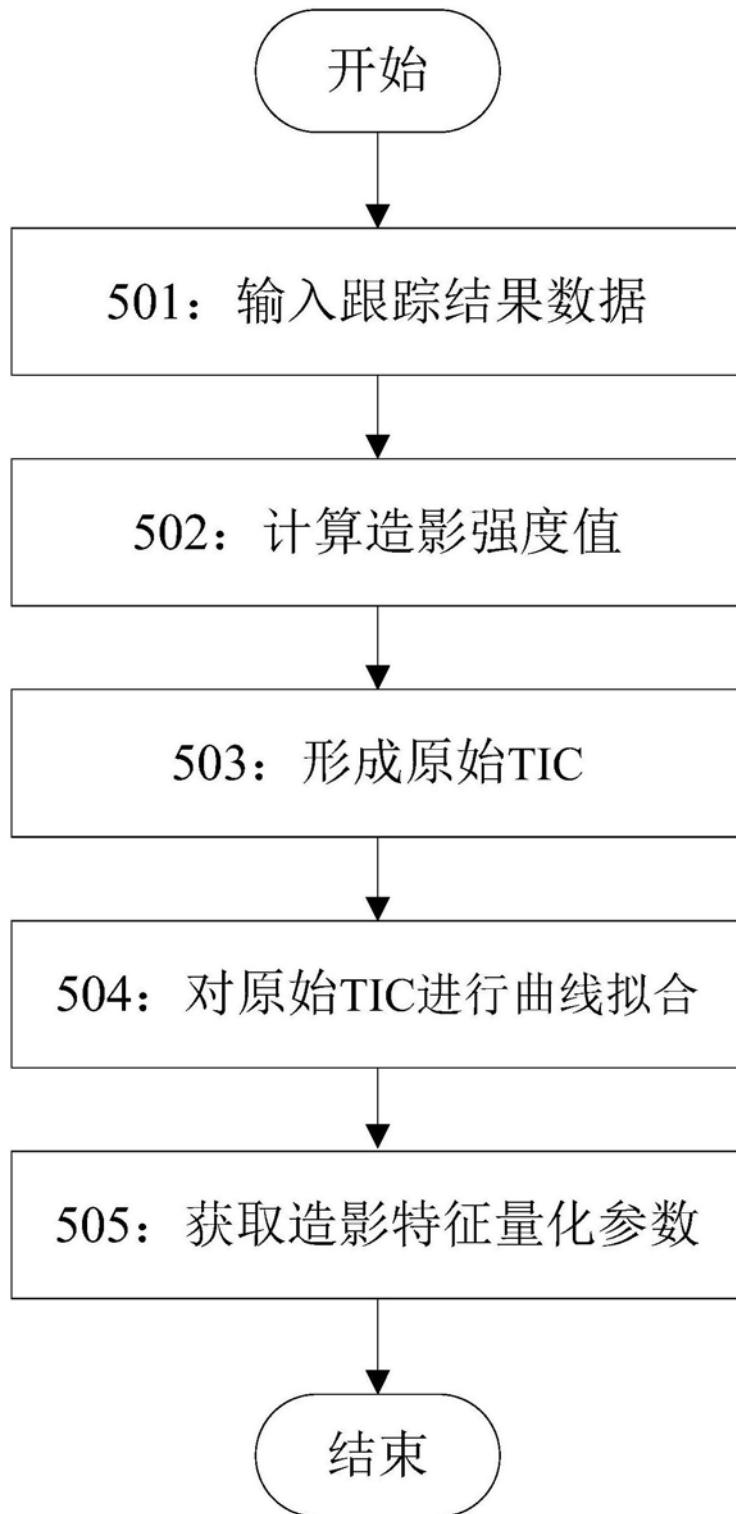


图5

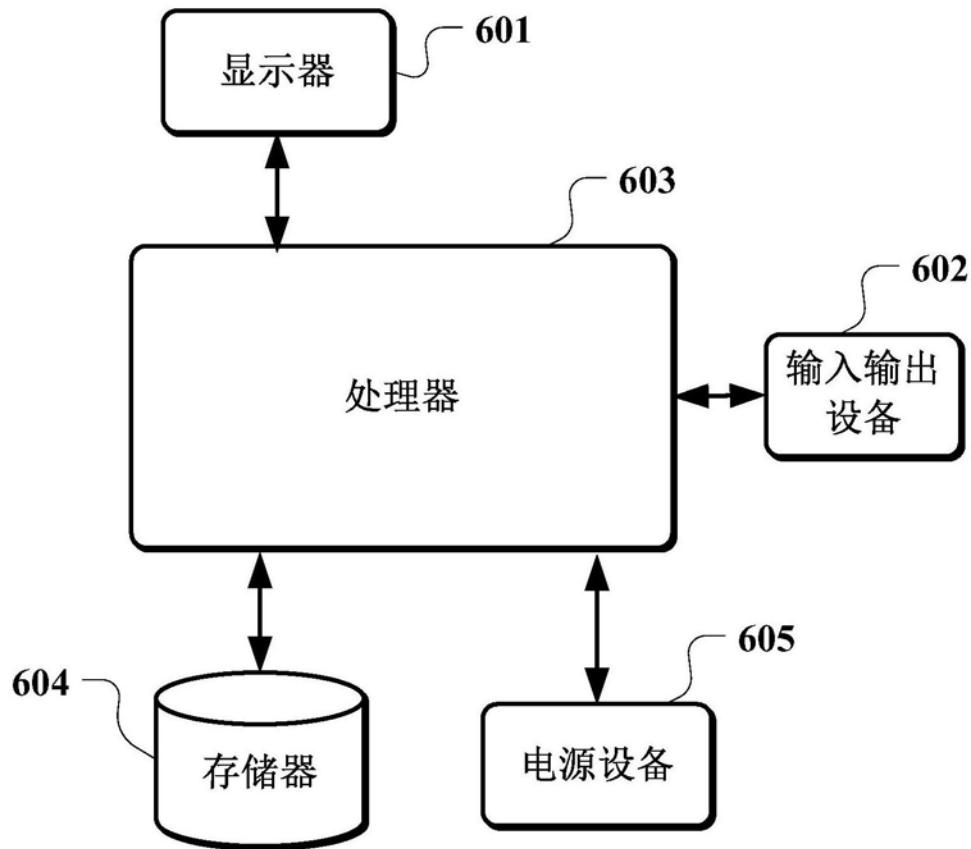


图6

专利名称(译)	一种用于超声造影图像稳定定量分析的方法和系统		
公开(公告)号	<a href="#">CN110197472A</a>	公开(公告)日	2019-09-03
申请号	CN201810160032.6	申请日	2018-02-26
[标]申请(专利权)人(译)	四川省人民医院		
申请(专利权)人(译)	四川省人民医院		
当前申请(专利权)人(译)	四川省人民医院		
[标]发明人	罗俊 龚勋 易心一 许新		
发明人	罗俊 龚勋 易心一 许新		
IPC分类号	G06T7/00 A61B8/08		
CPC分类号	A61B8/5215 G06T7/0012 G06T2207/10016 G06T2207/10132		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">Sipo</a>		

### 摘要(译)

本发明公开了一种用于超声造影图像稳定定量分析的方法和系统，能够解决超声造影图像感兴趣点跟踪中目标形变、尺度变化、不规则运动问题，所获取的造影特征量化参数稳定性和准确率高。该方法包括对于超声造影图像序列中的当前帧，基于自适应颜色属性和维度下降进行跟踪，获取包括下一帧中目标区域位置和大小信息的跟踪结果；基于置信度评价进行自适应跟踪策略选择，确定是保存跟踪结果并继续基于自适应颜色属性和维度下降跟踪下一帧，还是重新基于自适应结构局部稀疏表示进行跟踪，以获取跟踪结果；处理完所有帧后，根据保存的跟踪结果数据计算造影强度值并形成原始时间强度曲线TIC，进行曲线拟合并计算造影特征量化参数。

