

北京航空航天大学
BEIHANG UNIVERSITY

基于能量优化的人体心肺医学图像 处理与分析方法研究

答辩人：刘星龙

导师：赵沁平 教授

专业：计算机应用技术

报告内容

- 研究背景与意义
- 国内外研究现状
- 主要研究工作
 - 动态心血管结构并行重建方法
 - 心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法
 - 胸部 CT 肺结节检测方法
 - 肺部结节分类方法
- 总结与展望

1.研究背景与意义

- ◆心血管疾病、肺癌等慢性疾病逐步发展成为人们健康的头号杀手

- ◆心血管疾病呈现并将保持显著增长

 - ◆X射线血管造影（XRA）是心血管疾病诊断的“金标准”

 - ◆XRA影像有可能让医生对当前血管状态产生误判，影响诊断和治疗效果

- ◆肺癌成为致死率最高的癌症

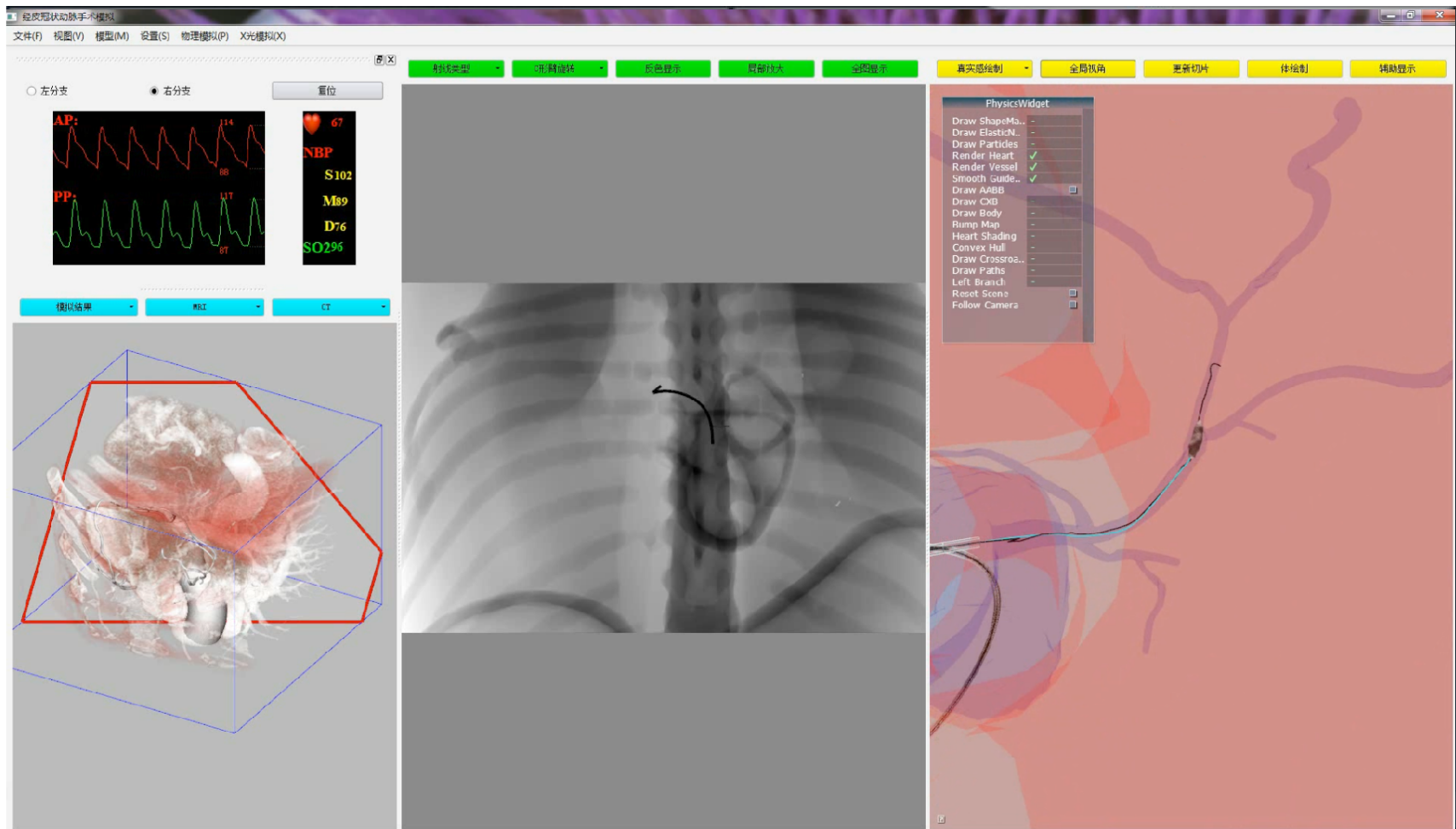
 - ◆CT影像是诊断肺癌的“金标准”，早期发现肺癌或恶性结节，病人的五年存活率可以显著提高

 - ◆CT影像原始数据量较大，存在大量的噪声和假阳性病灶，容易引起医生对病情的误判

1.研究背景与意义

◆支撑课题

◆国家自然科学基金重大项目 “可交互人体器官数字模型及虚拟手术研究”



1.研究背景与意义

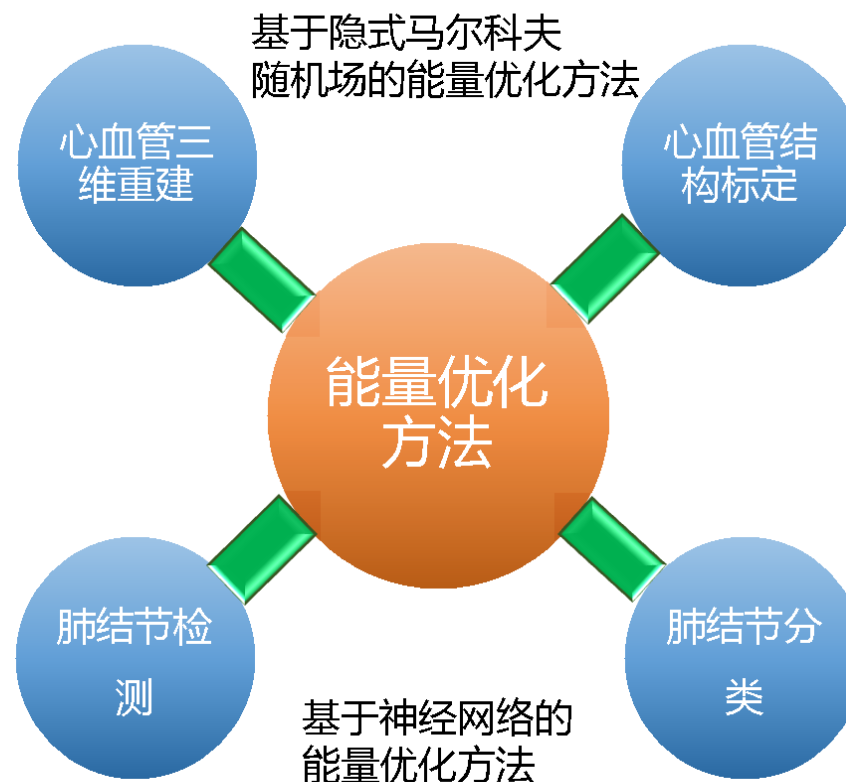
◆存在问题

- ◆方法鲁棒性差
- ◆处理效率低
- ◆成像要求高
- ◆识别率低、假阳性概率高

◆基于能量优化的方法

作为**提高鲁棒性**的重要手段和处理**不完整数据**的重要方法，具有重要的研究意义。

- ◆基于隐式马尔科夫随机场的能量优化方法
- ◆基于神经网络的能量优化方法



报告内容

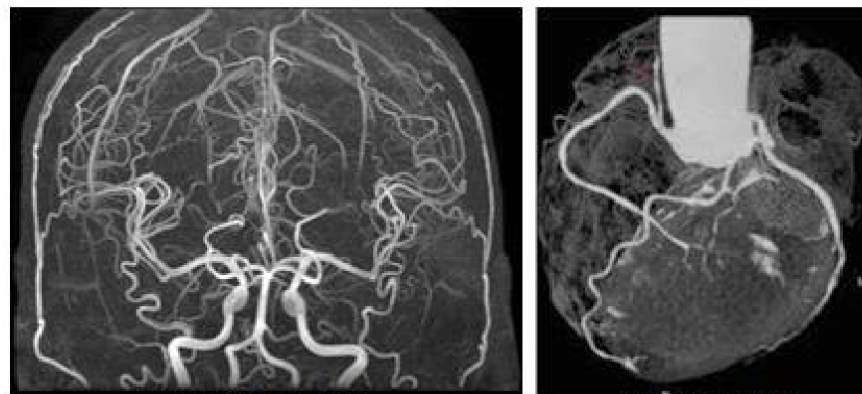
- 研究背景与意义
- 国内外研究现状
- 主要研究工作
 - 动态心血管结构并行重建方法
 - 心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法
 - 胸部 CT 肺结节检测方法
 - 肺部结节分类方法
- 总结与展望

2.国内外研究现状

◆心血管结构三维重建

◆基于二维造影图像的方法

- ◆基于双臂造影的方法[Kayikcioglu1993]
- ◆基于可变模型的方法[Sarwal2001]
- ◆基于旋转X光造影图像的方法
[Hansis2008]



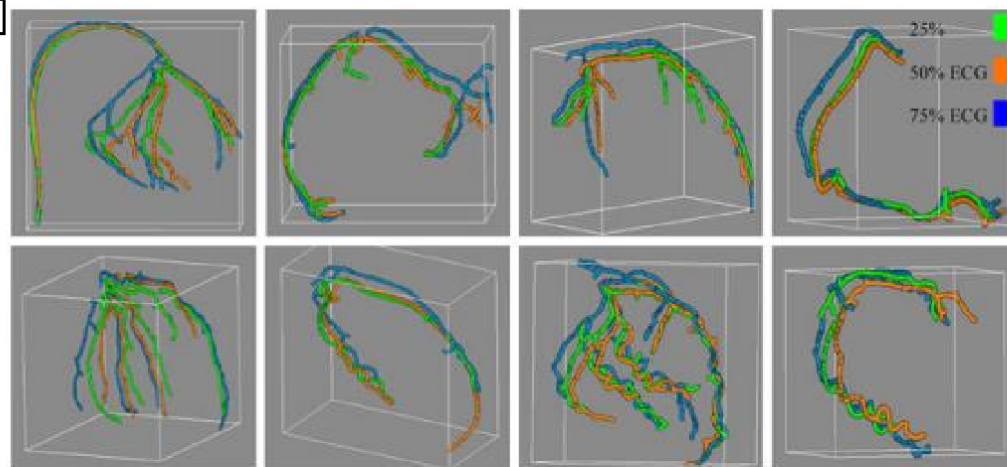
基于点云数据的方法[Linsen2001]

对不完整数据处理结果较差

◆基于体数据重建的方法

- ◆基于B样条曲面的方法[Gregorski2000]
- ◆基于点云数据的方法[Linsen2001]
- ◆基于替代曲面的方法[Alexa2003]

◆基于能量优化的方法[Liao2010]



基于能量优化的方法[Liao2010]

重建速度较慢(~10min)

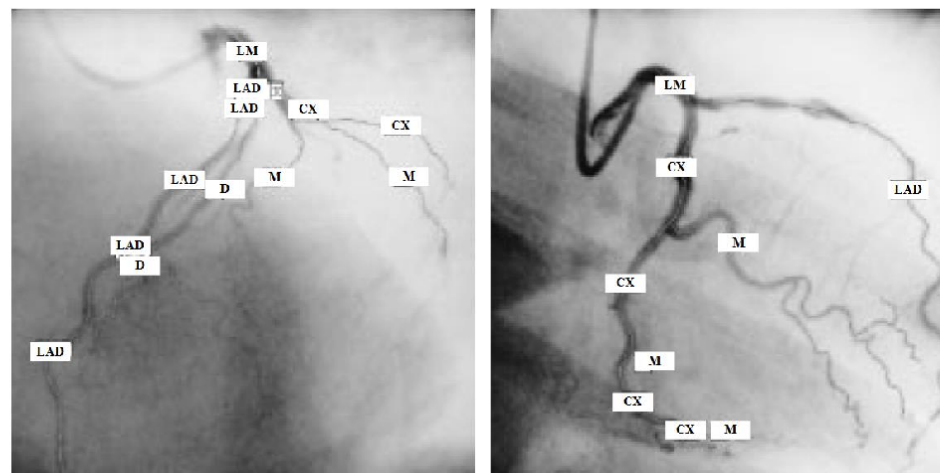
2.国内外研究现状

◆心血管结构标定及生理参数获取

◆基于先验模型的方法[Ezquerro1998]

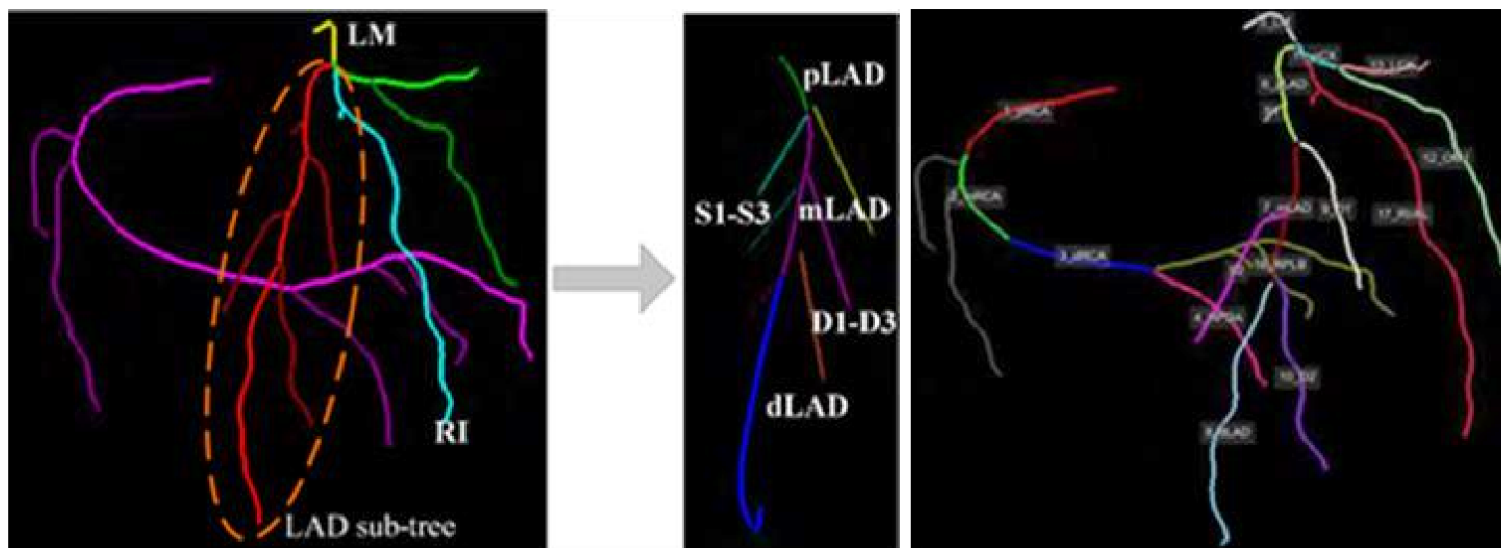
◆基于CT造影的三维血管结构标记方法[Yang2011]

◆基于流体力学的方法
[Knight2010][Wang2014]



基于先验模型的方法[Ezquerro1998]

鲁棒性较差



基于CT造影的三维血管结构标记方法[Yang2011]

仅能处理三维血管结构、鲁棒性较差

2.国内外研究现状

◆肺结节检测及分类

◆肺部特征提取[Ciompì2015]

◆肺部CADe[Jacobs2014]

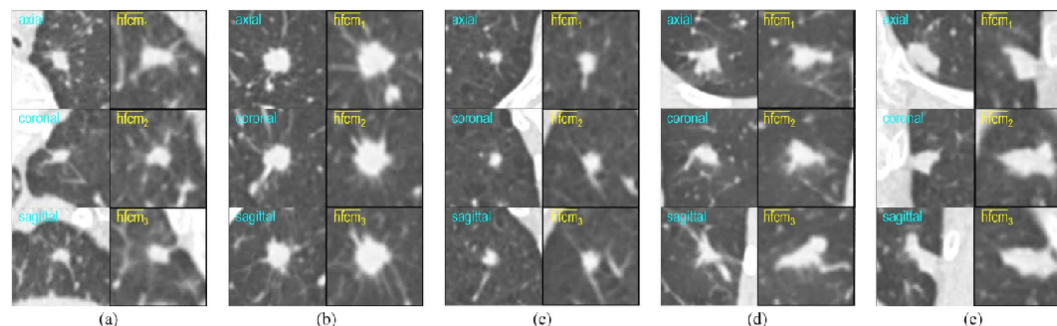
◆基于CNNs的方法

[CireşAn2012]

[Arnaud2016]

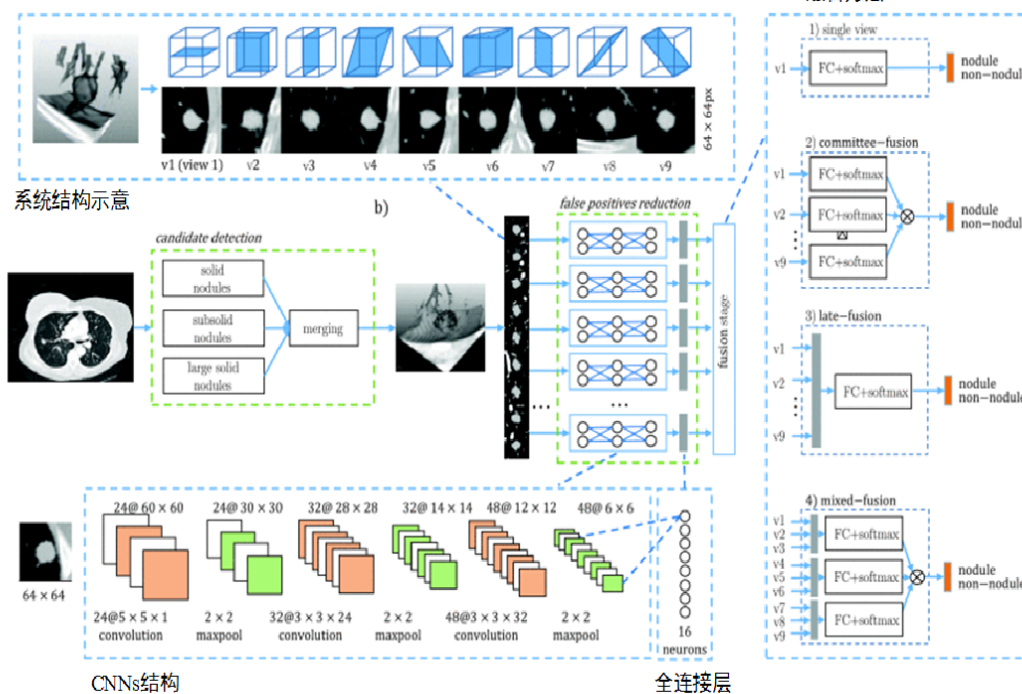
◆基于上下文信息的方法

[Zhang2013]



传统的重建结面和基于频率度量的最优截面[Ciompì2015]

从三维体结构中获取对应9个视角的2D成像



基于CNNs的肺结节检测方法[Arnaud2016]

报告内容

- 研究背景与意义
- 国内外研究现状
- 主要研究工作
 - 动态心血管结构并行重建方法
 - 心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法
 - 胸部 CT 肺结节检测方法
 - 肺部结节分类方法
- 总结与展望

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆当前存在的问题

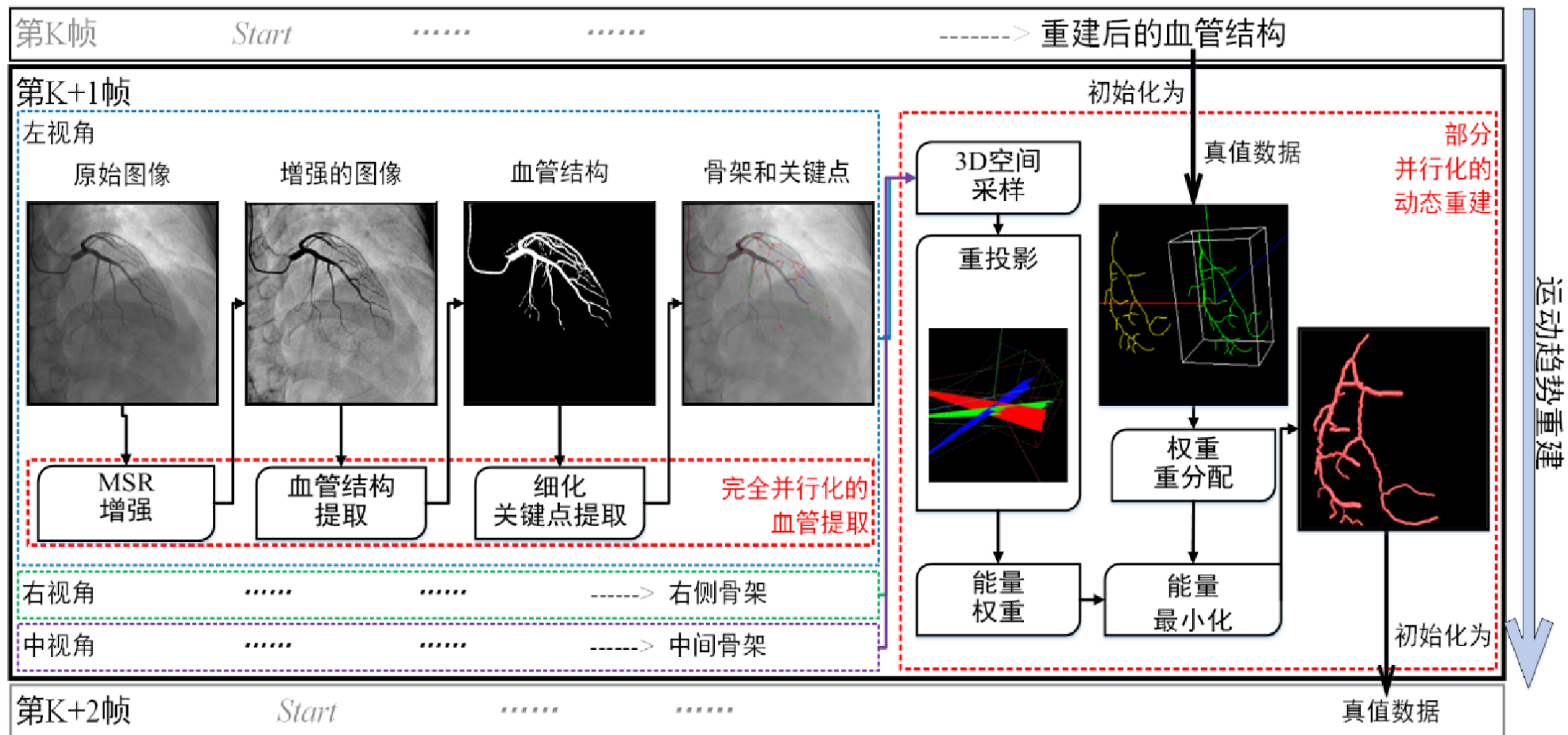
- ◆XRA图像成像质量较差，可能存在错误重建
- ◆需要五个甚至更多视角数据、且对成像角度等要求严格
- ◆基于刚性配准，鲁棒性较差
- ◆只能进行静态重建，无法追踪血管的运动趋势
- ◆计算量较大，每帧重建时间长

◆解决方法

- ◆基于多尺度视网膜增强算法对原始图像进行增强
- ◆基于三个视角数据进行重建
- ◆基于隐式马尔科夫随机场的方法，将重建问题转化为带约束的能量最小化问题
- ◆基于时间域和空间域的信息，将前一帧重建结果作为先验数据指导后续帧的重建
- ◆进行数据简化，在GPU上进行了并行实现

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

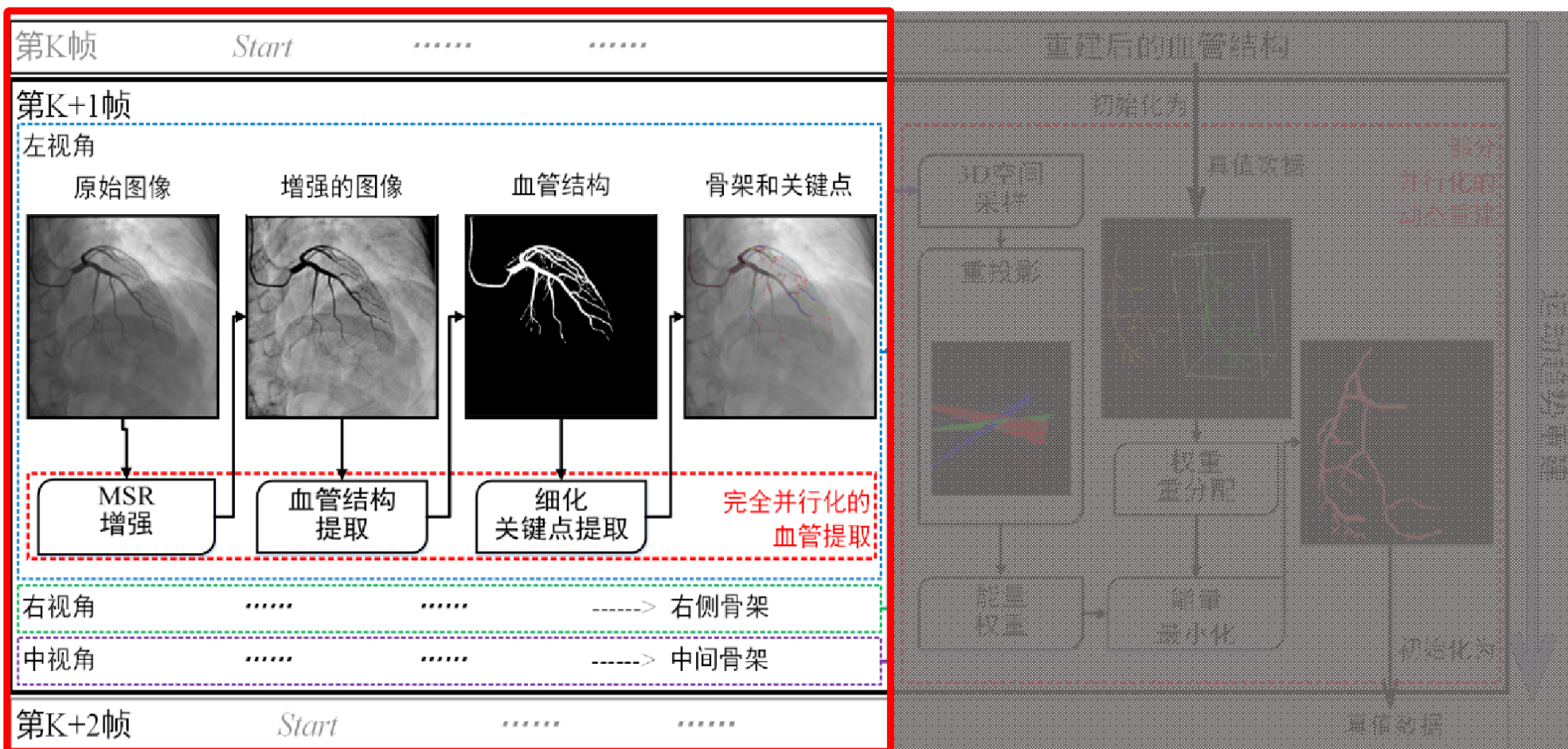
◆重建流程



基于能量优化的动态心血管结构并行重建流程图

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

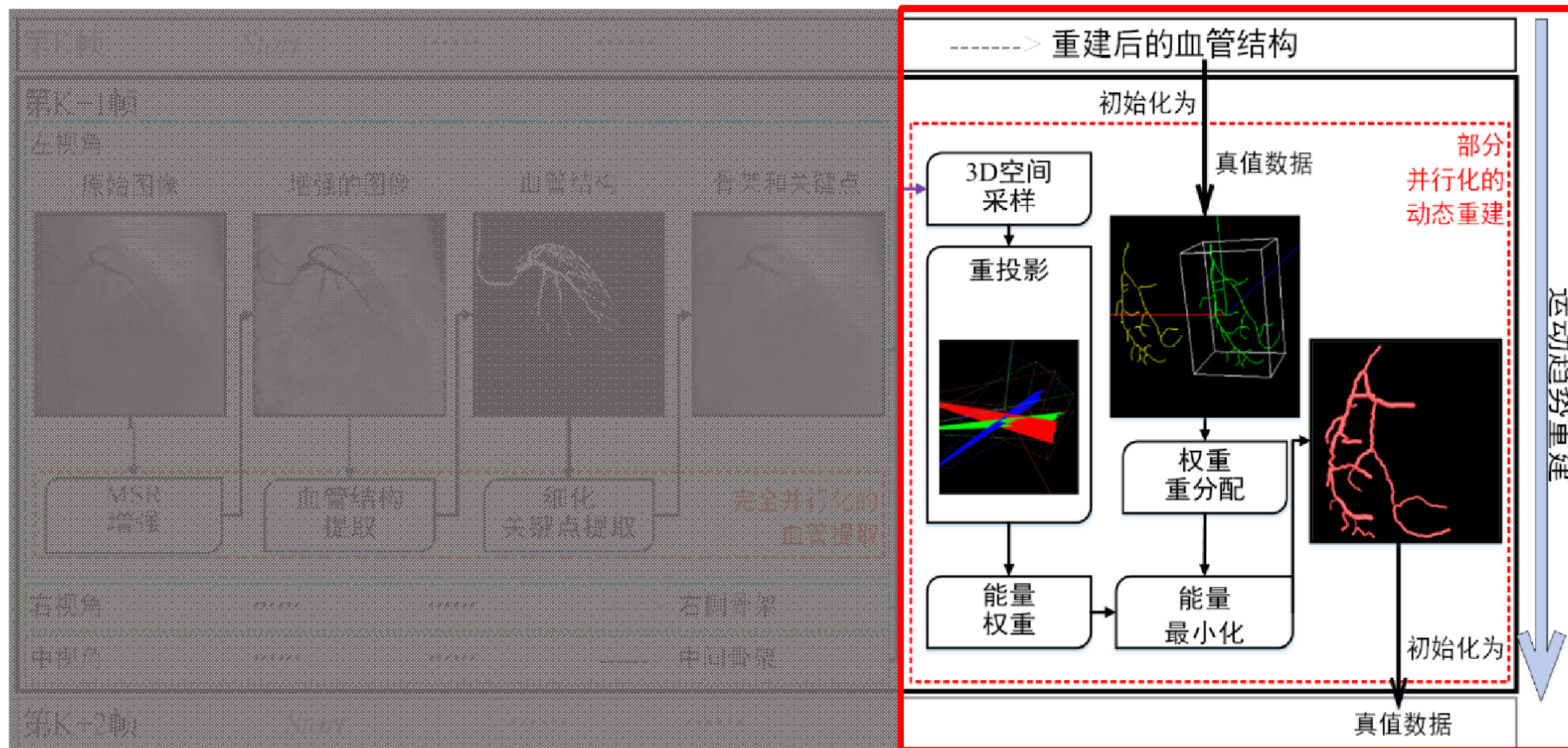
◆重建流程



基于能量优化的动态心血管结构并行重建流程图

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆重建流程



基于能量优化的动态心血管结构并行重建流程图

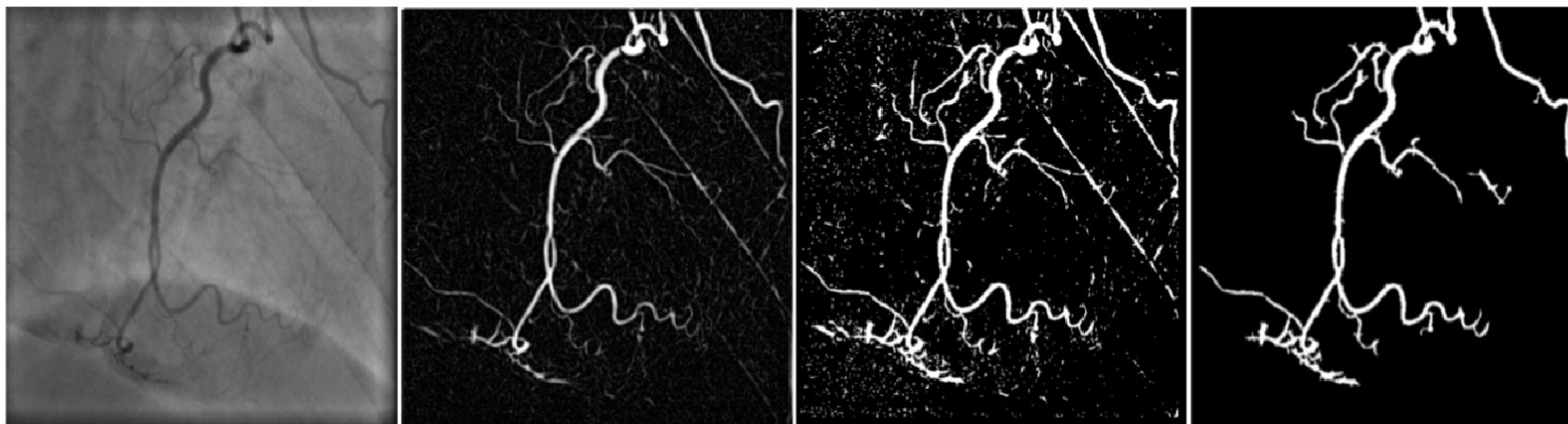
3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆基于MSR的图像增强

$$◆ R_i = \sum_{k=1}^K W_k (\log I_i(x, y) - \log [F_k(x, y) * I_i(x, y)])$$

◆基于海森矩阵的血管结构提取

$$◆ v_{\sigma}(s) = \begin{cases} 0, & \text{if } \lambda_1 > 0, \\ \exp(-\frac{R_b^2}{2\beta^2})(1 - \exp(-\frac{s^2}{2c^2})), & \text{else} \end{cases},$$



原始图像

血管相似度图像

阈值处理后的二值图像

连通性分析后的二值图像

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆血管骨架提取

◆基于局部特征的两步细化方法：(a) $2 \leq B(P_1) \leq 6$

第一步，
(b) $A(P_1) = 1$
(c) $P_2 \times P_4 \times P_6 = 0$
(d) $P_4 \times P_6 \times P_8 = 0$

第二步，
(a) $2 \leq B(P_1) \leq 6$
(b) $A(P_1) = 1$
(c) $P_2 \times P_4 \times P_8 = 0$
(d) $P_2 \times P_6 \times P_8 = 0$

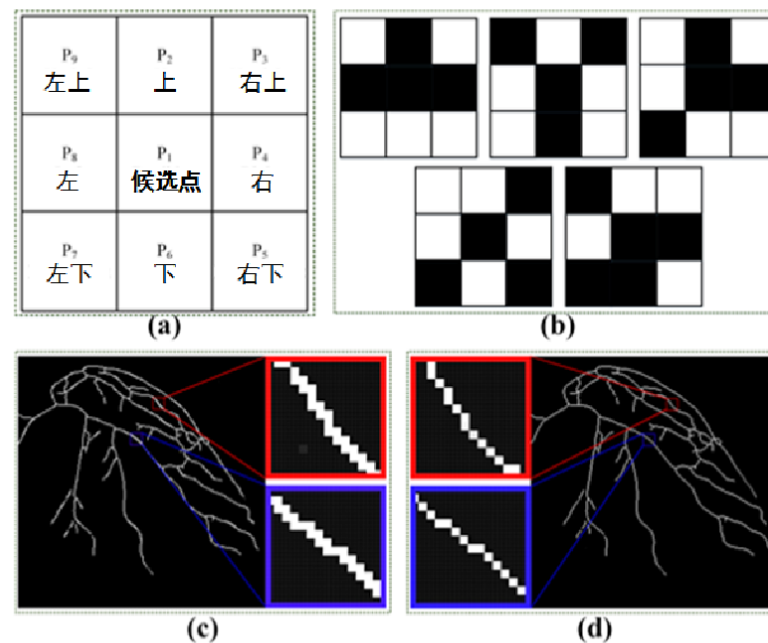
◆ $B(P_1)$ 是 P_1 邻域中所有非零值的个数

◆血管拓扑结构识别

◆基于给定的预定义模板

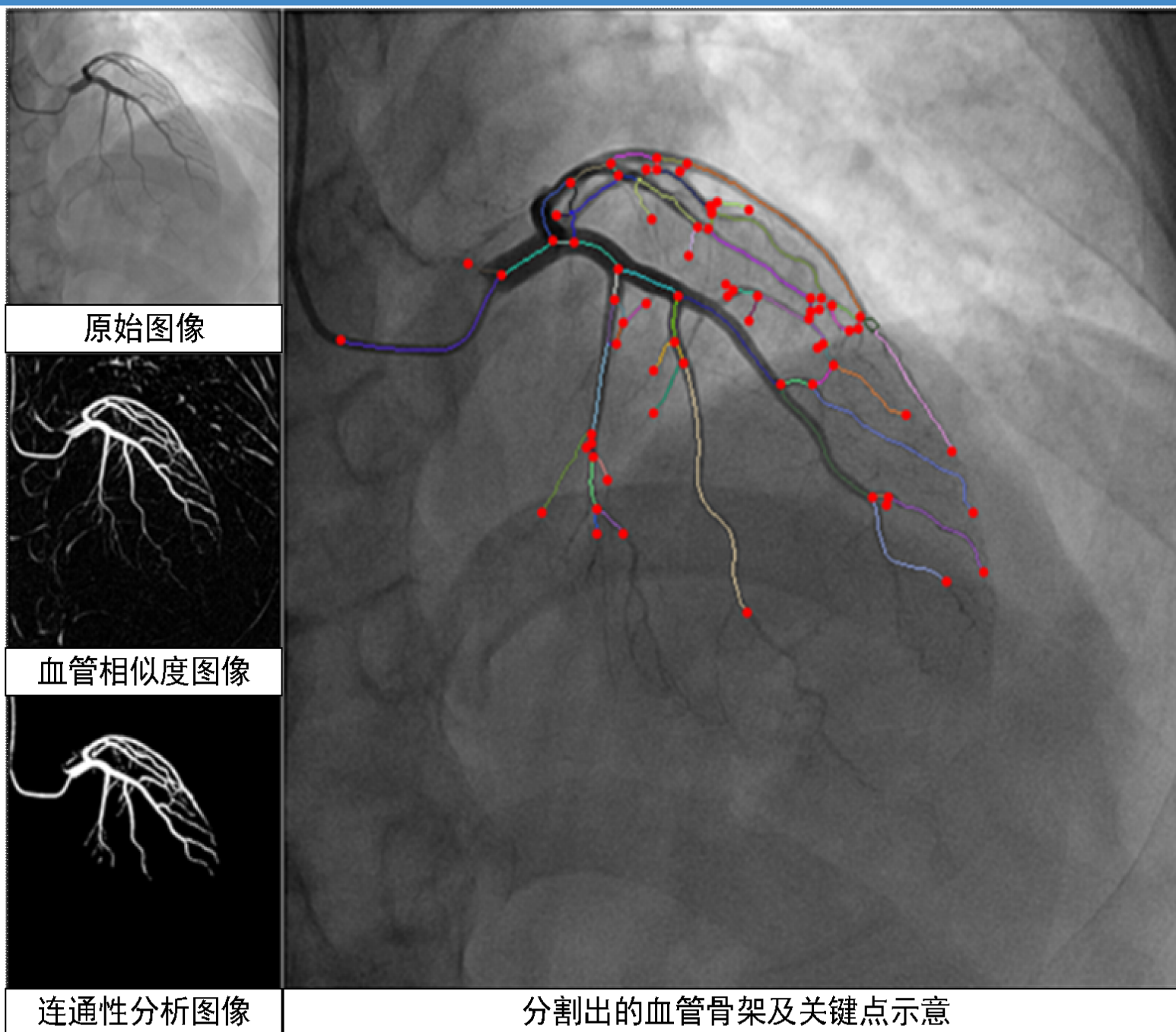
◆从分支点出发，对血管段进行追踪，

◆最终形成血管树



使用的模板及细化结果对比

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

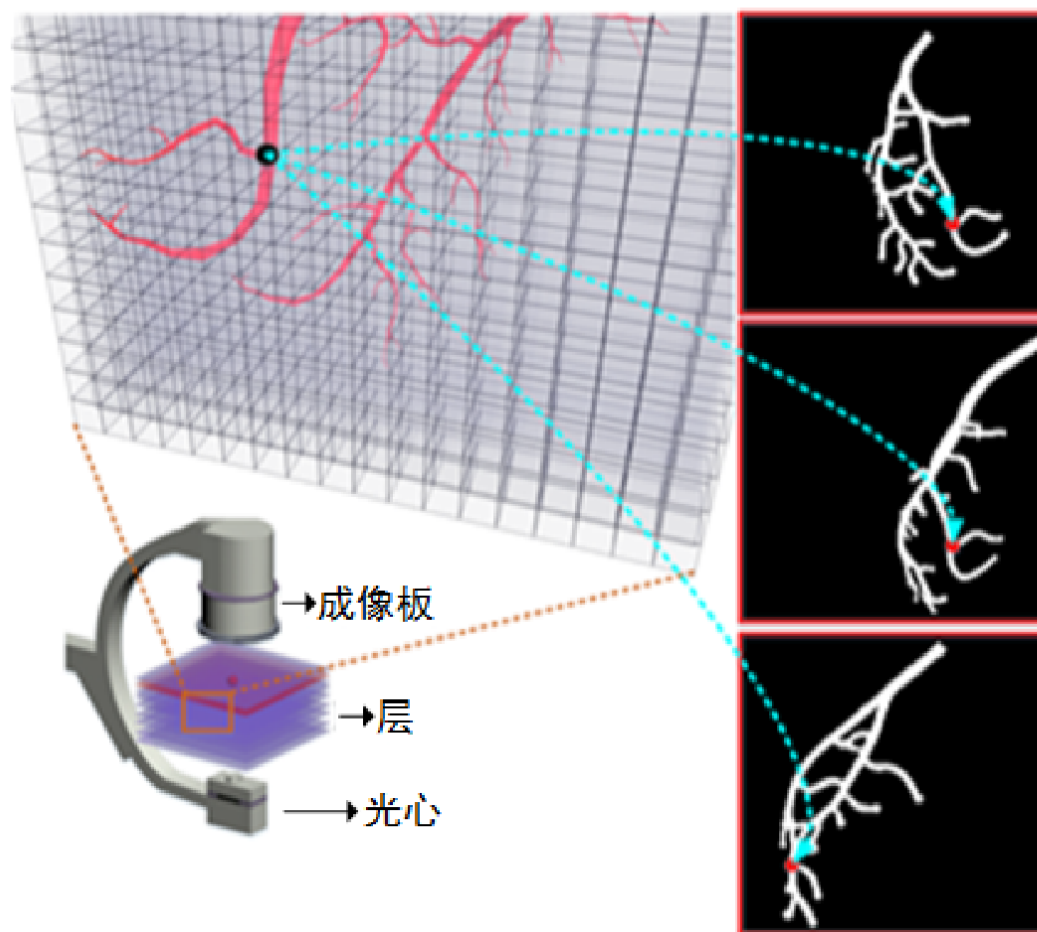


3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆心血管静态结构重建

◆将空间划分为体素

◆归纳为在体素空间中求解最小能量



3D空间采样

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆心血管静态结构重建

◆ 三维空间的血管骨架

◆对应于二维XRA图像骨架上的点

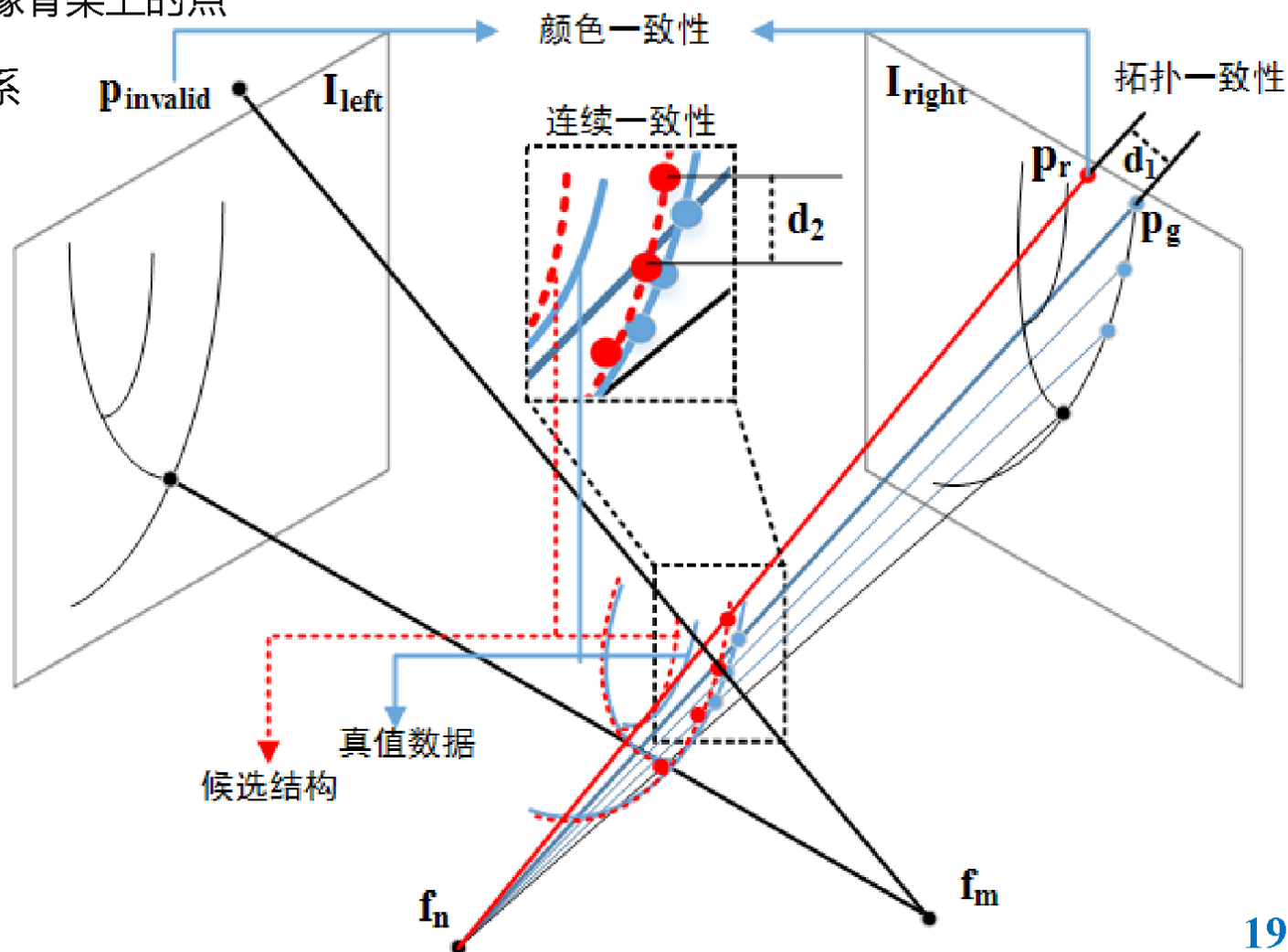
◆具有一致的拓扑关系

◆ 定义约束

◆颜色一致性

◆连续一致性

◆ 拓扑一致性



3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆能量函数

$$E(f) = \sum_{p \in P} D_p(f_p) + \lambda \sum_{p, q \in N} V_{p, q}(f_p, f_q)$$

◆能量优化过程

◆消息传递

$$V_p = V_{p-1} + \alpha \min D + (1 - \alpha) V_{p_{\min D}}$$

◆能量最小化

$$e_i(p_i) = \min[\gamma D(p_i, q) + (1 - \gamma) V(q) + e_{i-1}(q)]$$

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆心血管结构动态重建

◆能量函数

$$E'(f) = E(f) + R_{p,k}(f_p, g_k)$$

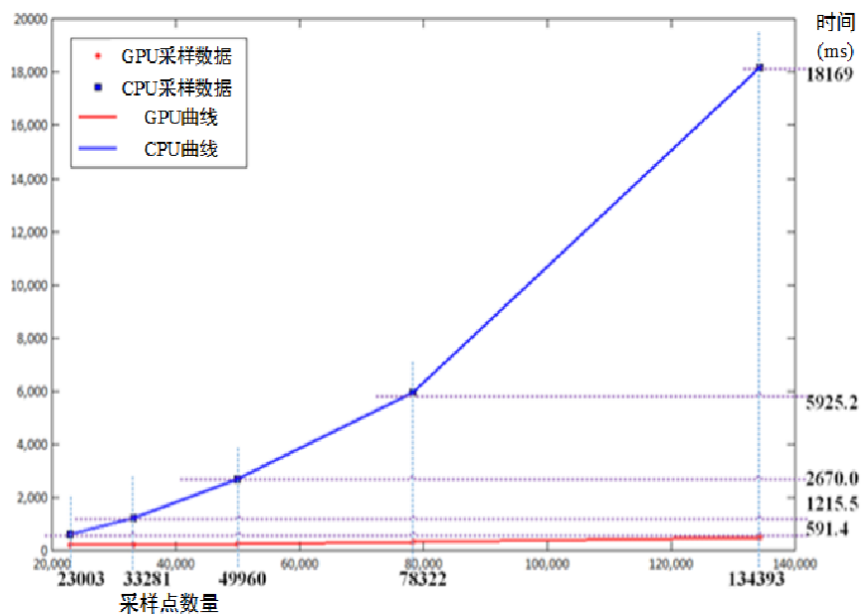
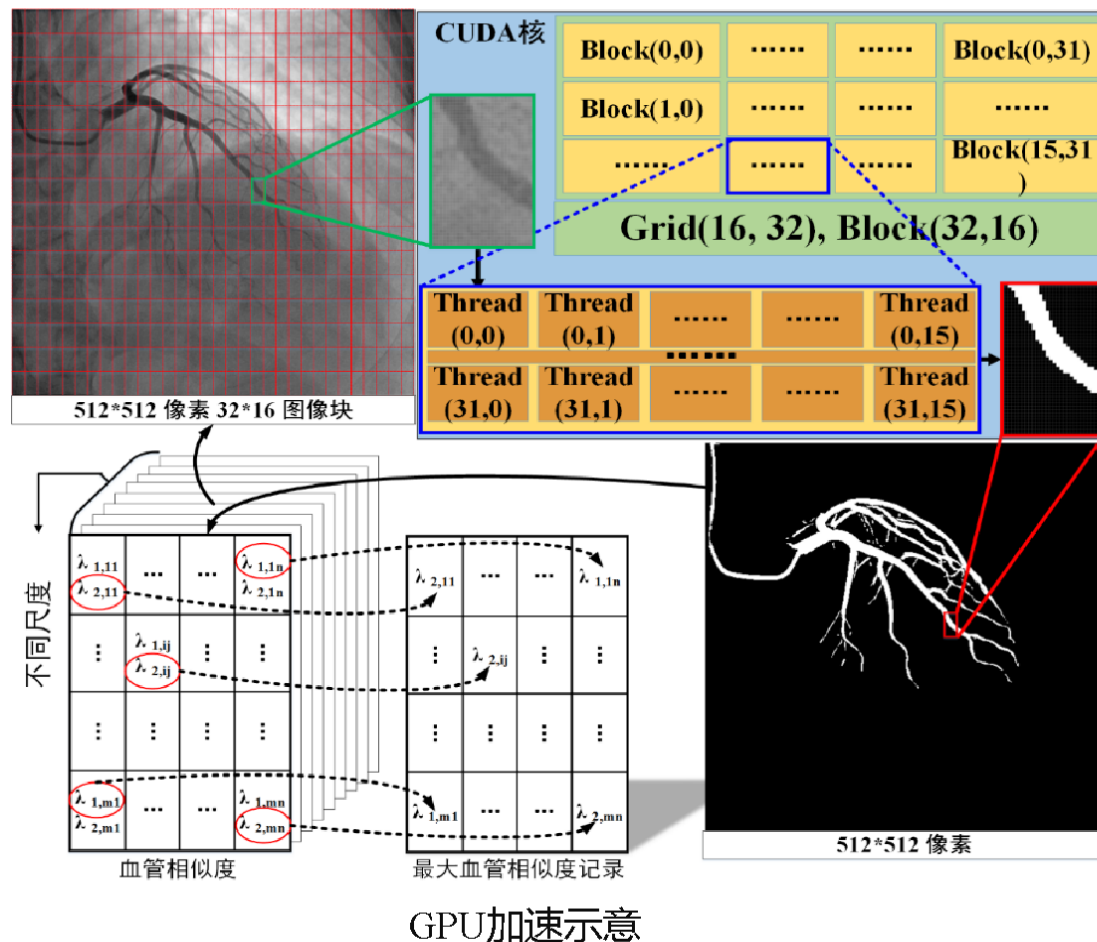
◆临近帧度量

$$R_{p,k}(f_p, g_k) = \begin{cases} W_1, & D_{p,g(k)} \in [0.0, 0.5] \\ W_2, & D_{p,g(k)} \in [0.5, 1.0] \\ W_3, & D_{p,g(k)} \in [1.0, 2.0] \\ W_4, & D_{p,g(k)} \in [2.0, 5.0] \\ W_5, & D_{p,g(k)} \in [5.0, +\infty) \end{cases}$$

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆基于CUDA的并行实现

- ◆完全并行的血管结构分割
- ◆完全并行的血管中心线提取
- ◆部分并行化的BP消息传递



并行化和非并行化消息传递性能对比

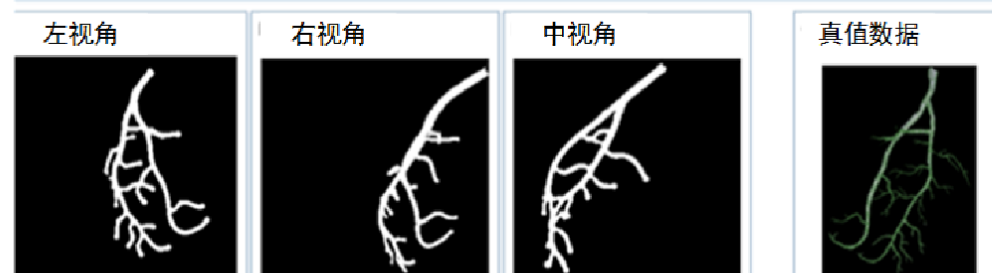
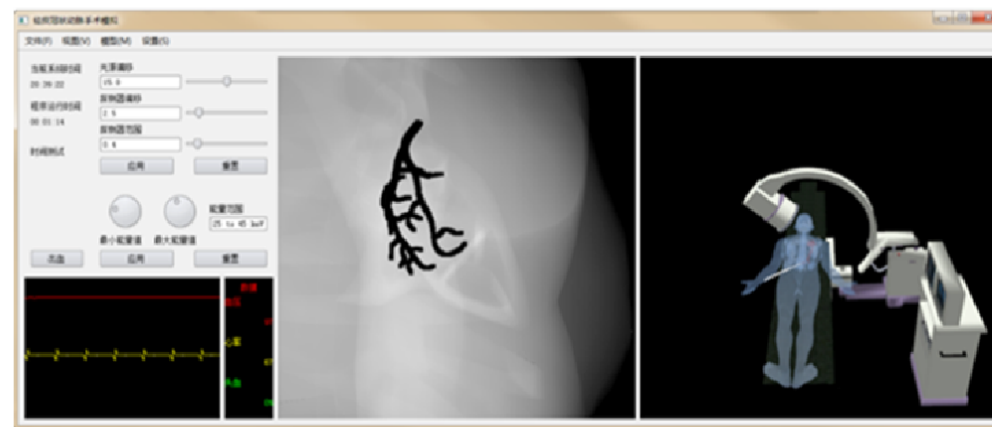
3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆实验结果及分析

◆数据源

◆合成数据，共130对XRA图像

◆真实数据，共131对XRA图像



真实数据参数设置

合成数据生成实验平台

数据集	数据集所在角度						总的图像数量			选择的图像数量			有效数量
	LAO	CRA	RAO	CRA	LAO	CRA							
1	32	27	25	29	2	29	61	57	57	27	34	38	20
2	29	23	33	23	2	23	53	47	49	24	29	31	17
3	44	24	32	24	-4	24	58	52	57	28	33	25	19
4	31	27	32	27	1	27	75	66	65	53	46	55	12
5	31	27	32	24	-2	23	65	54	83	29	37	35	20
6	40	28	29	31	4	27	57	54	66	36	45	34	13
7	31	22	30	25	3	25	66	66	68	30	37	32	30

彩色矩形:

左视角数据集

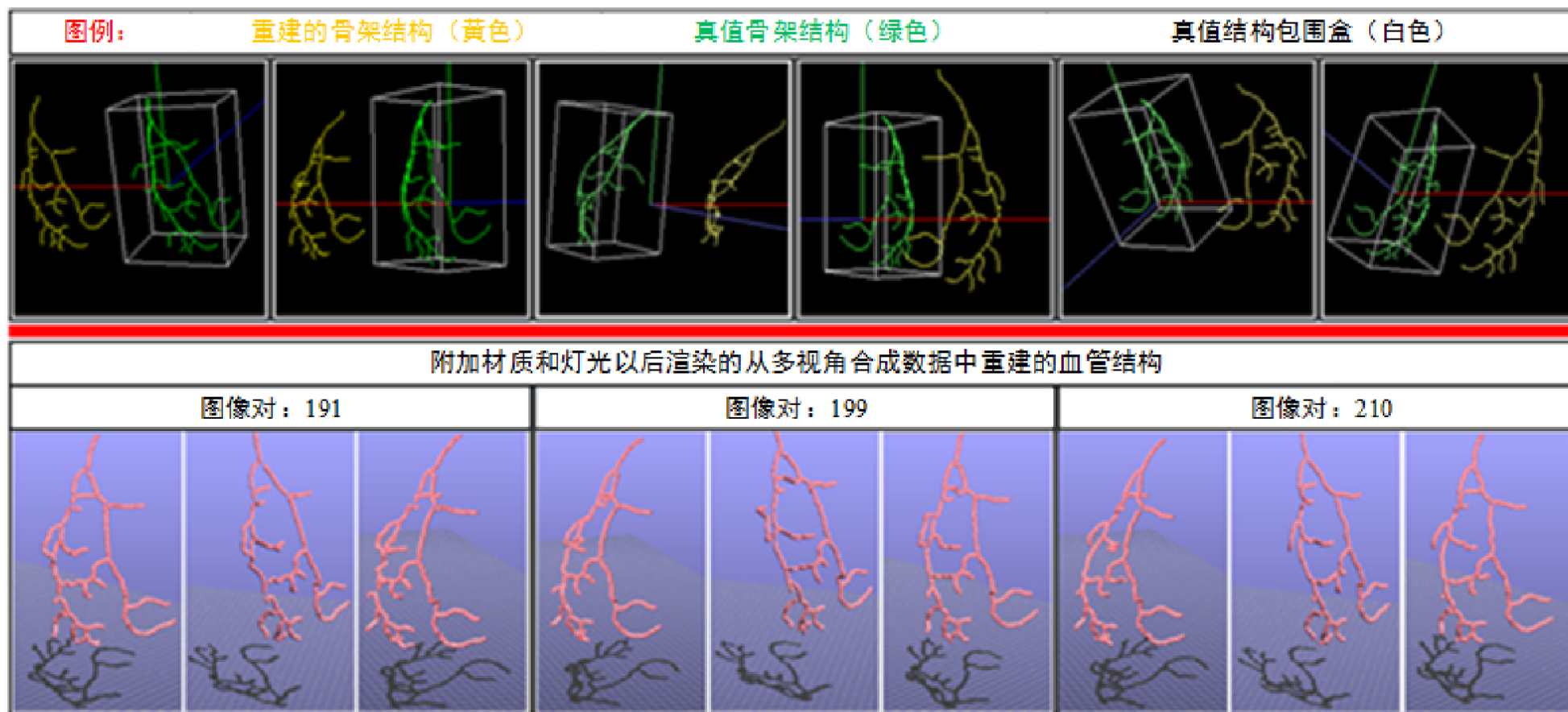
右视角数据集

中视角数据集

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆实验结果及分析

◆合成数据重建结果

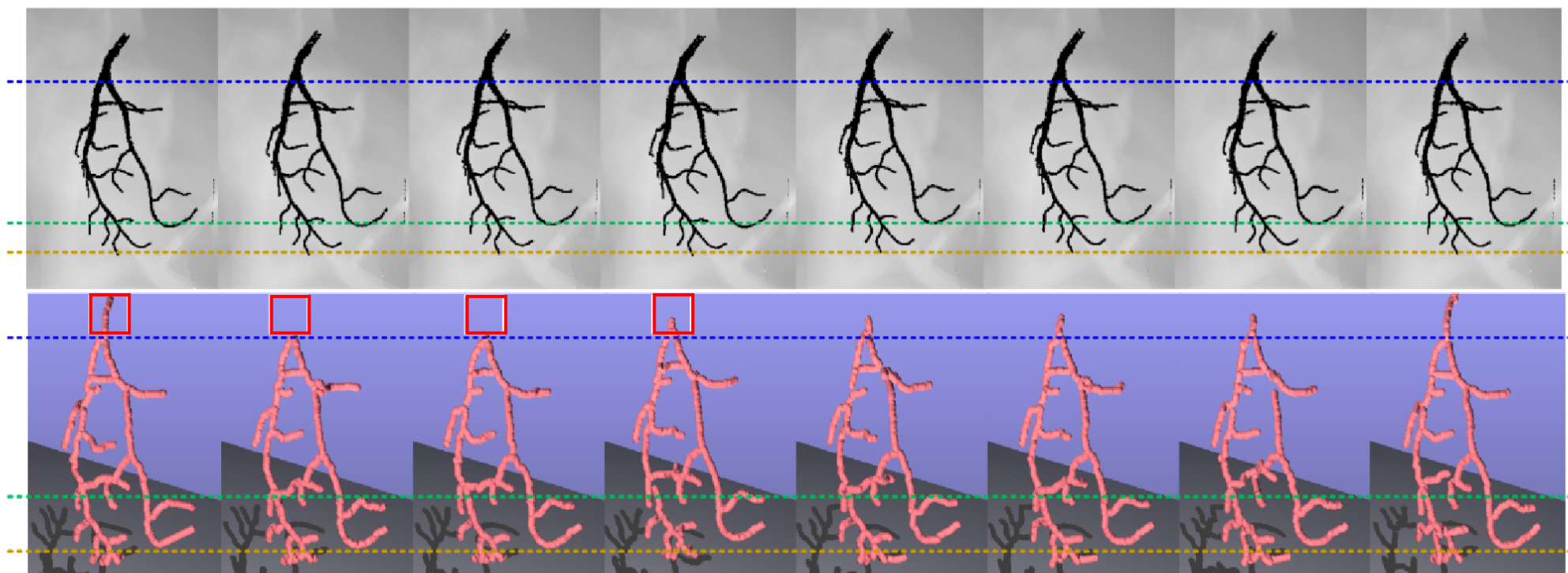


合成数据重建结果

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆实验结果及分析

◆合成数据重建结果



血管运动追踪结果

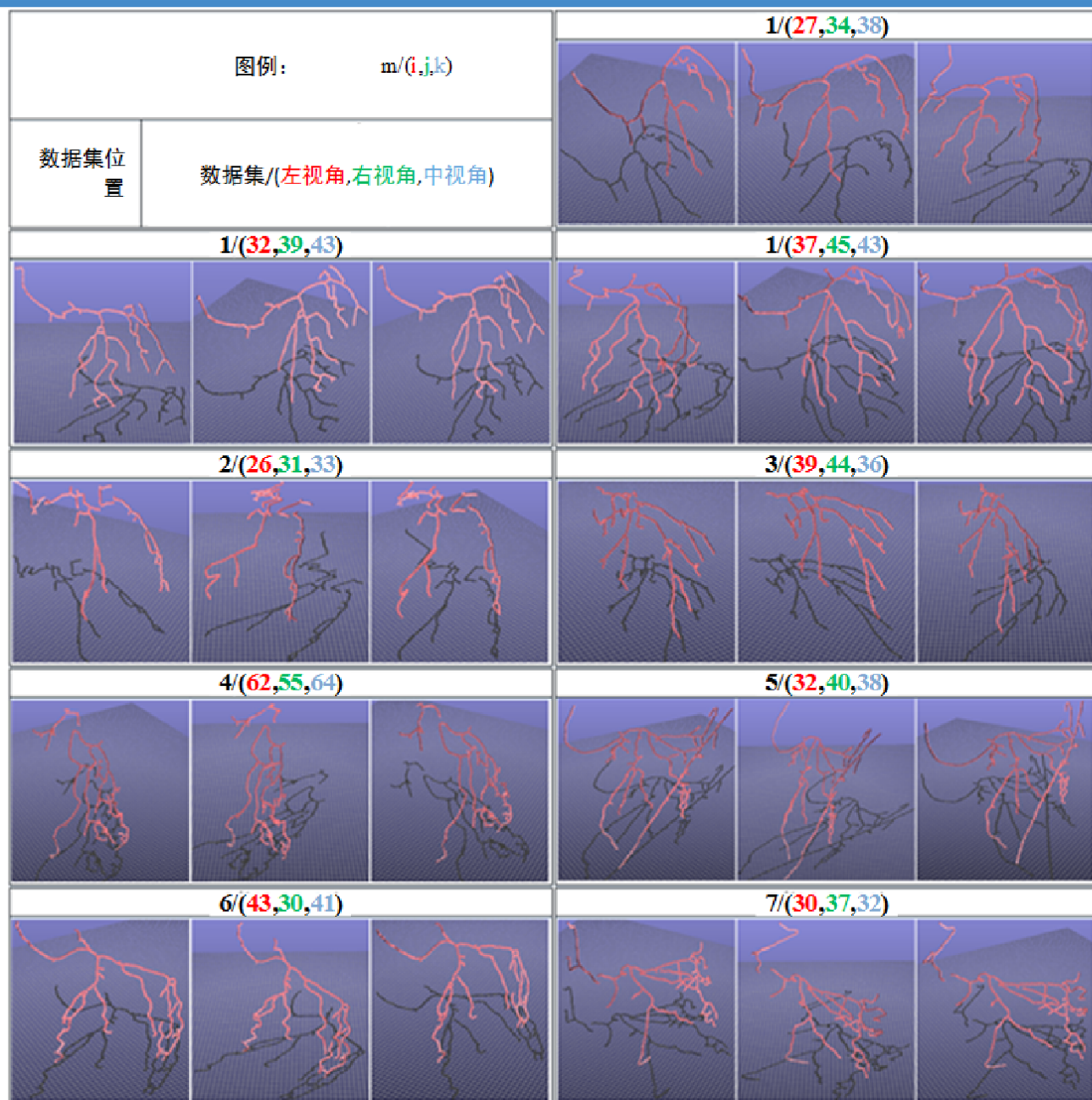
3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆实验结果及分析

◆真实数据重建结果

◆7个数据集

◆131个图像对



3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

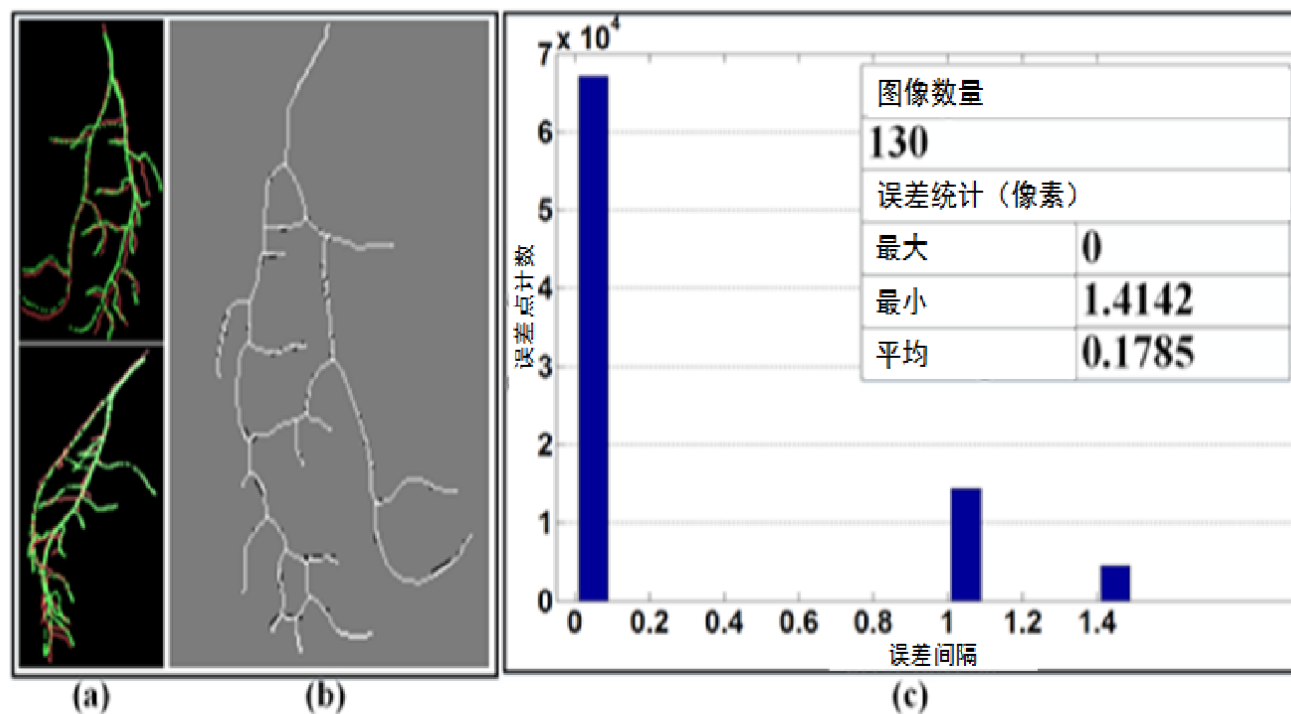
◆实验结果及分析

Reconstructed Synthetic Coronary Arteries

3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆实验结果及分析

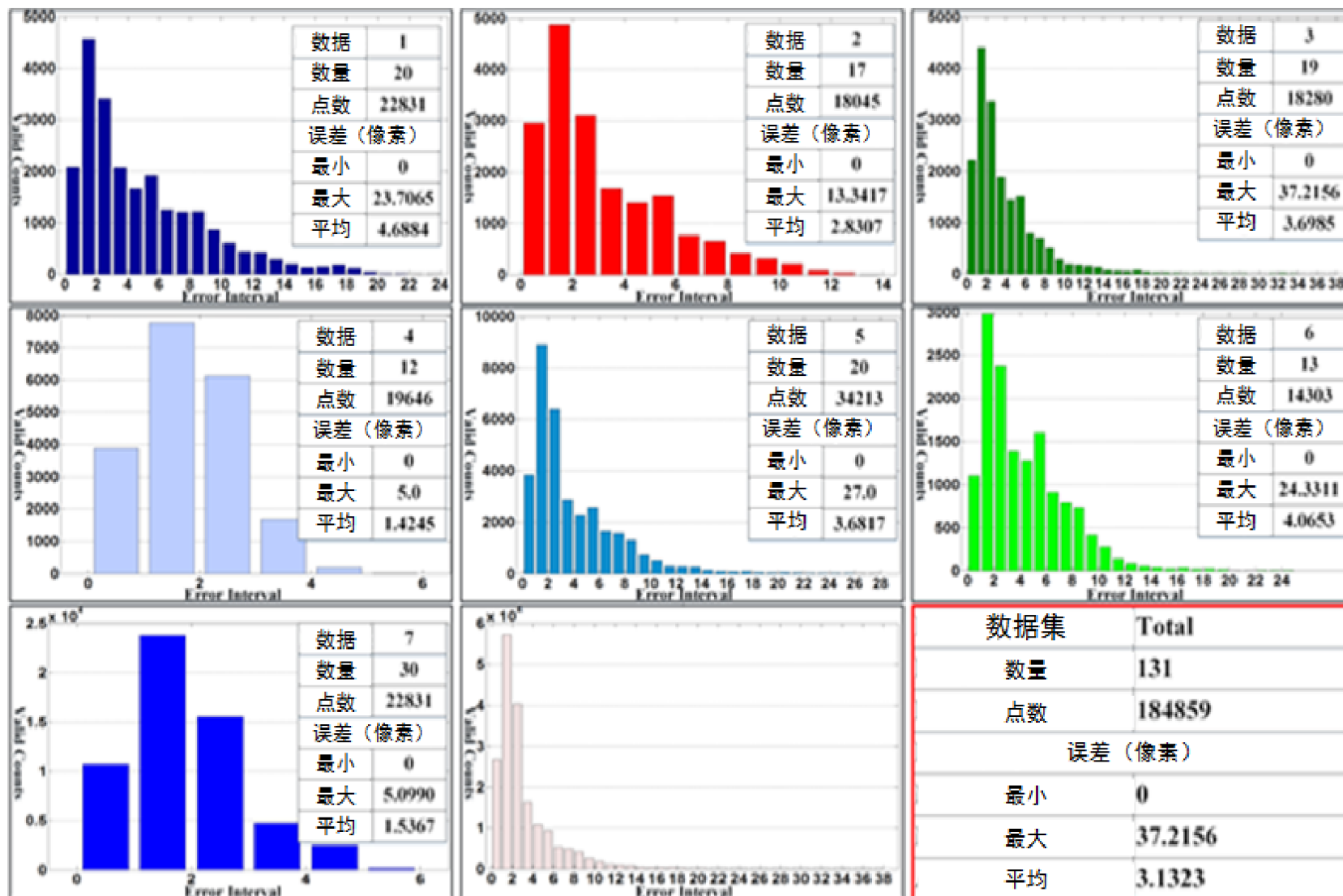
◆合成数据重建误差分析



3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆实验结果及分析

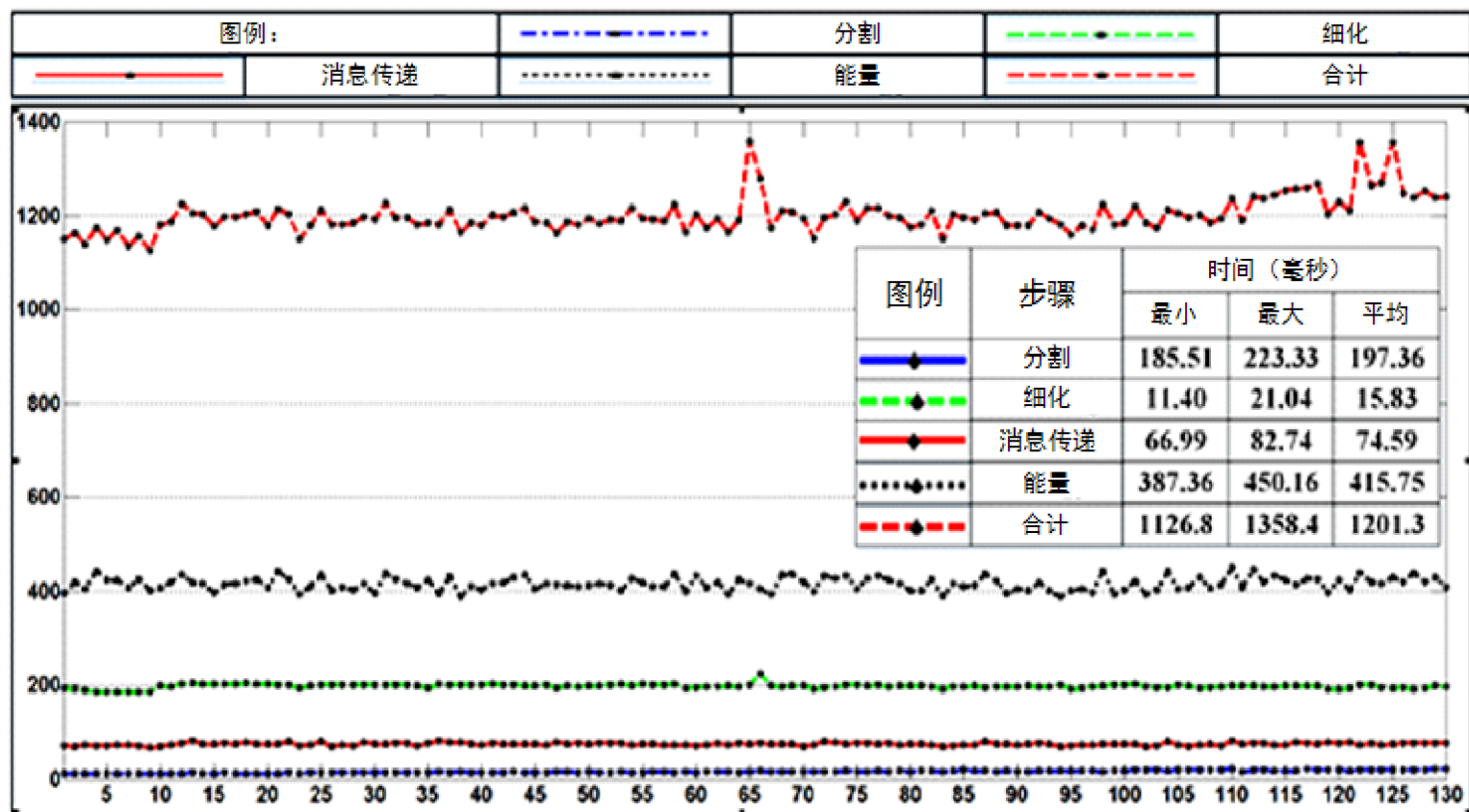
◆真实数据重建误差分析



3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆实验结果及分析

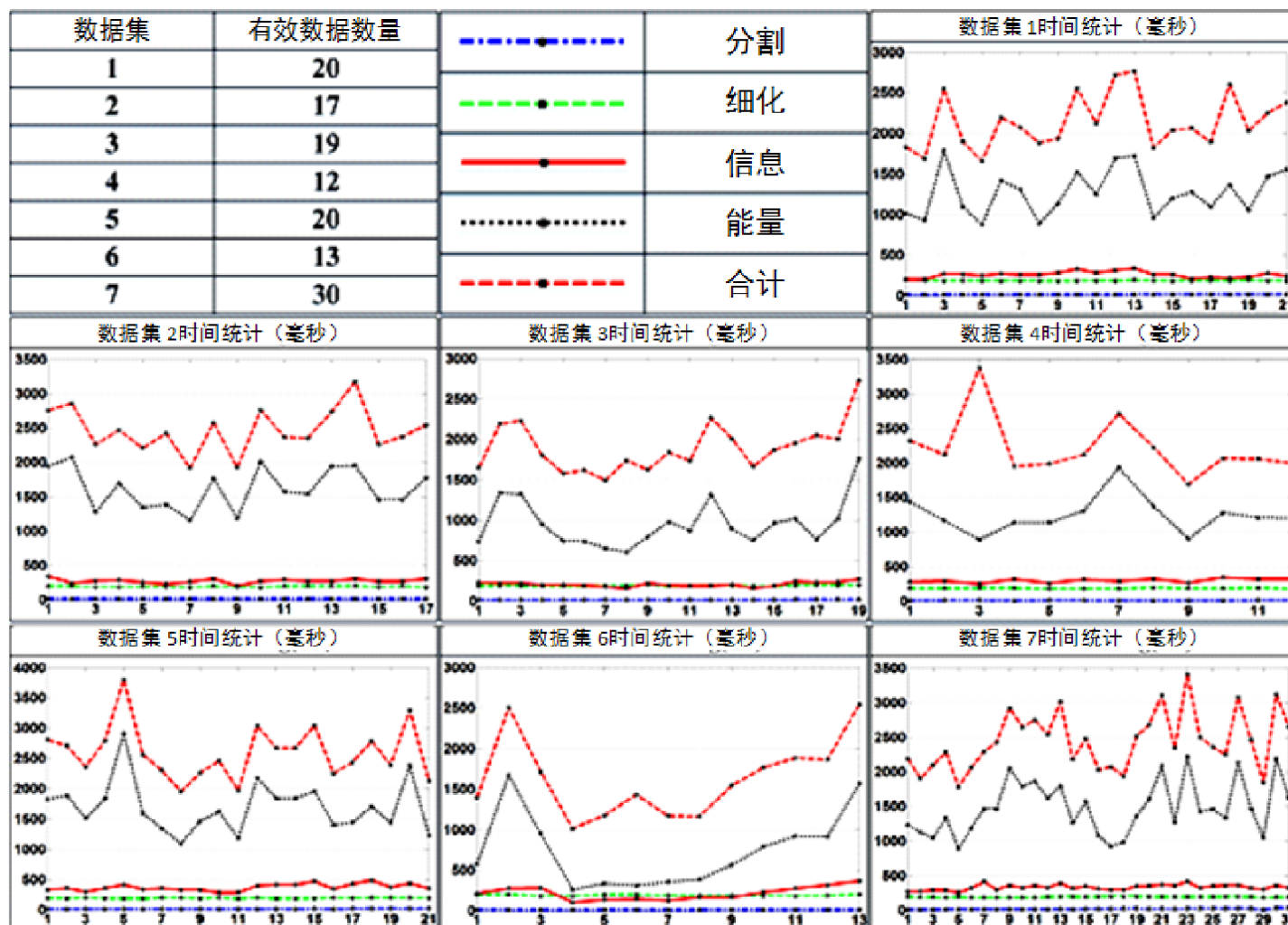
◆合成数据效率分析



3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆实验结果及分析

◆真实数据效率分析



3.基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法

◆发表的学术论文

- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Shuai Li, Aimin Hao, Hong Qin. Efficient 3D Reconstruction of Vessels from Multi-views of X-Ray Angiography[A]. **CAD/Graphics 2013[C]**: 403-404. **(EI), 已刊出**
- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Aimin Hao, Hong Qin. A Parallelized 4D Reconstruction Algorithm for Vascular Structures and Motions based on Energy Optimization[J]. **The Visual Computer**, 2015, 31(11): 1431-1446 **(SCI, IF:1.06, JCR Q2区, CCF C类期刊), 已刊出**
- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Aimin Hao, Hong Qin. Parallelized 4D Structure, Shape, and Motion Reconstruction of Vessels from Multiview X-Ray Angiograms[A]. **Computer Graphics International, 2014[C]**. **(会议全文, CCF C类会议), 已刊出**

报告内容

- 研究背景与意义
- 国内外研究现状
- 主要研究工作
 - 动态心血管结构并行重建方法
 - 心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法
 - 胸部 CT 肺结节检测方法
 - 肺部结节分类方法
- 总结与展望

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆当前存在的问题

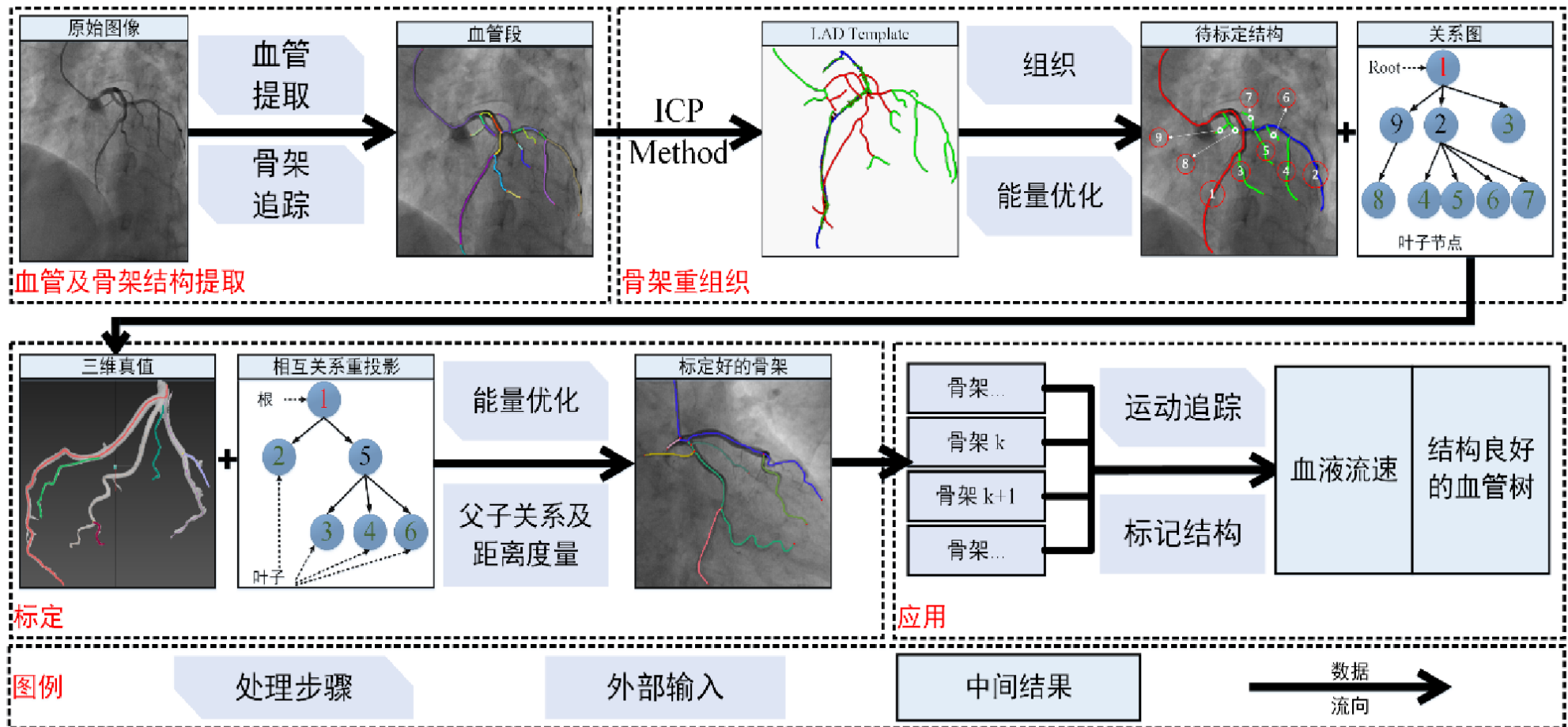
- ◆XRA图像成像质量低，甚至存在不完整结构的成像
- ◆当前方法通常基于先验知识或者几何结构特征，并不能保证得到全局最优的解
- ◆当前方法计算诸如血液流速这样的生理参数时，仅仅是基于像素级别的差值，并没有考虑全局的各个血管段之间的关系，使得这些估算方法既不能合理利用造影图像中的信息

◆解决方法

- ◆基于能量优化的鲁棒的标定方法，处理不完整结构
- ◆基于自定义能量项，通过信任传递算法获取全局最优解
- ◆基于标定结果，从原始图像中对生理参数进行了估算

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

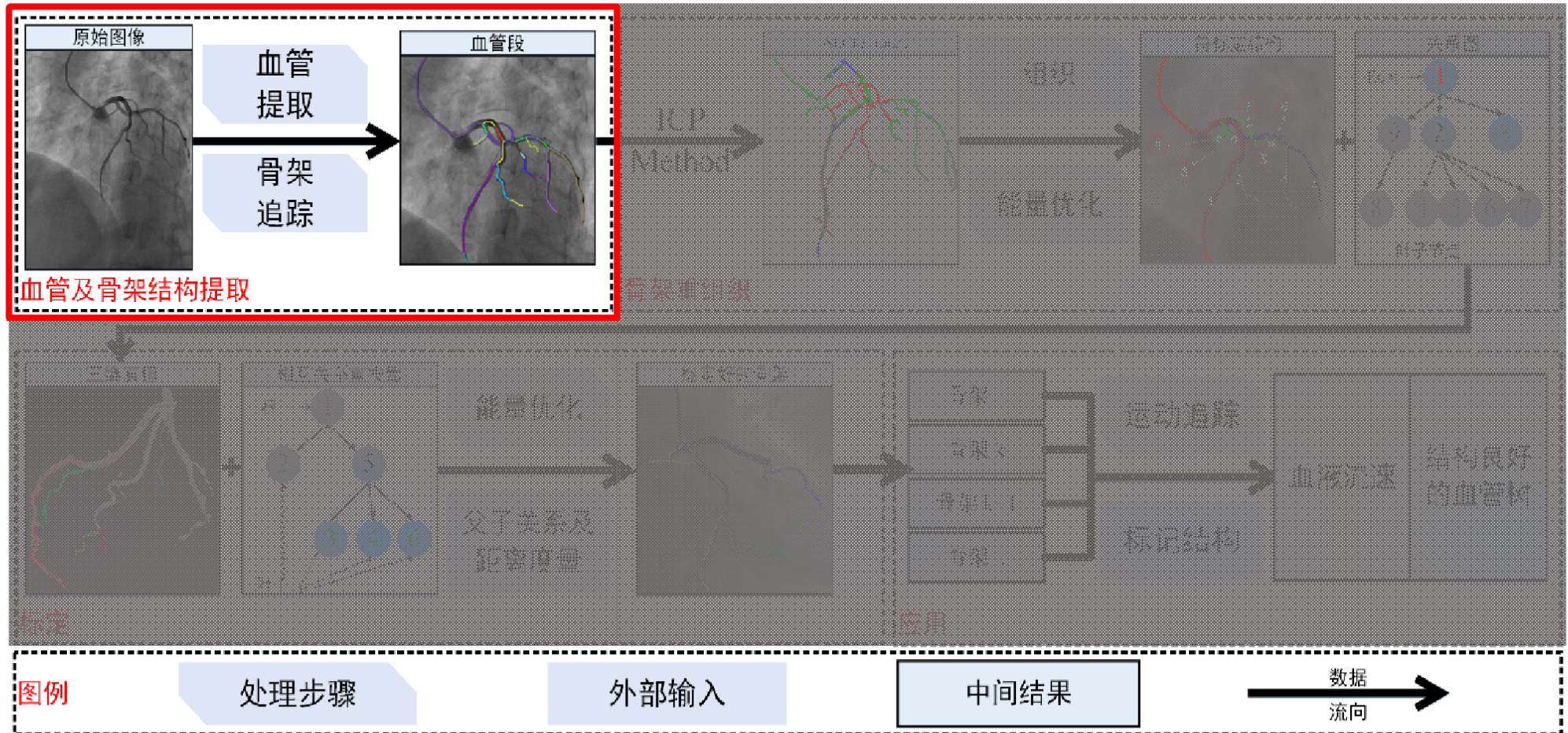
◆标定流程



基于能量优化的心血管结构标记方法流程图

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

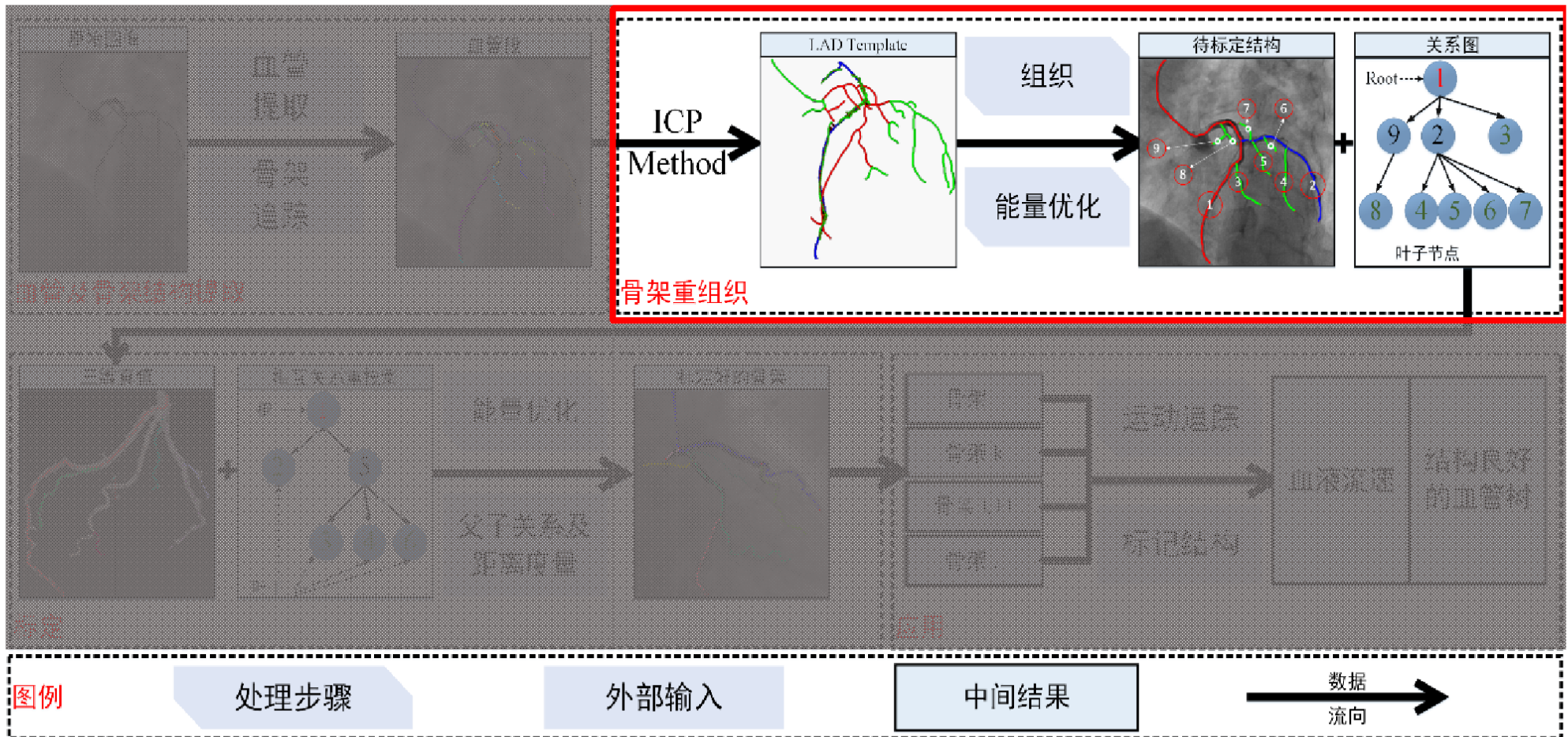
◆标定流程



基于能量优化的心血管结构标记方法流程图

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

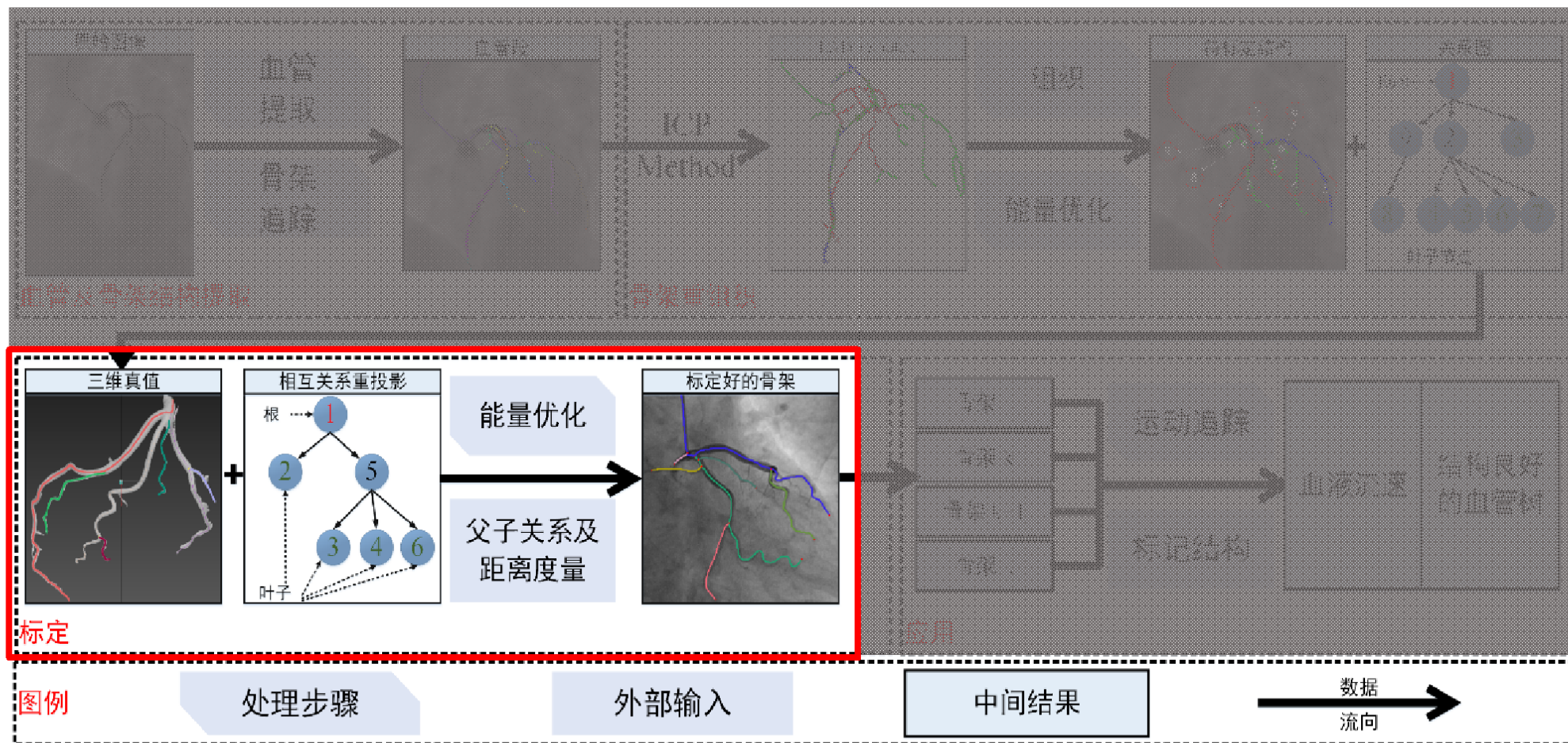
◆标定流程



基于能量优化的心血管结构标记方法流程图

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

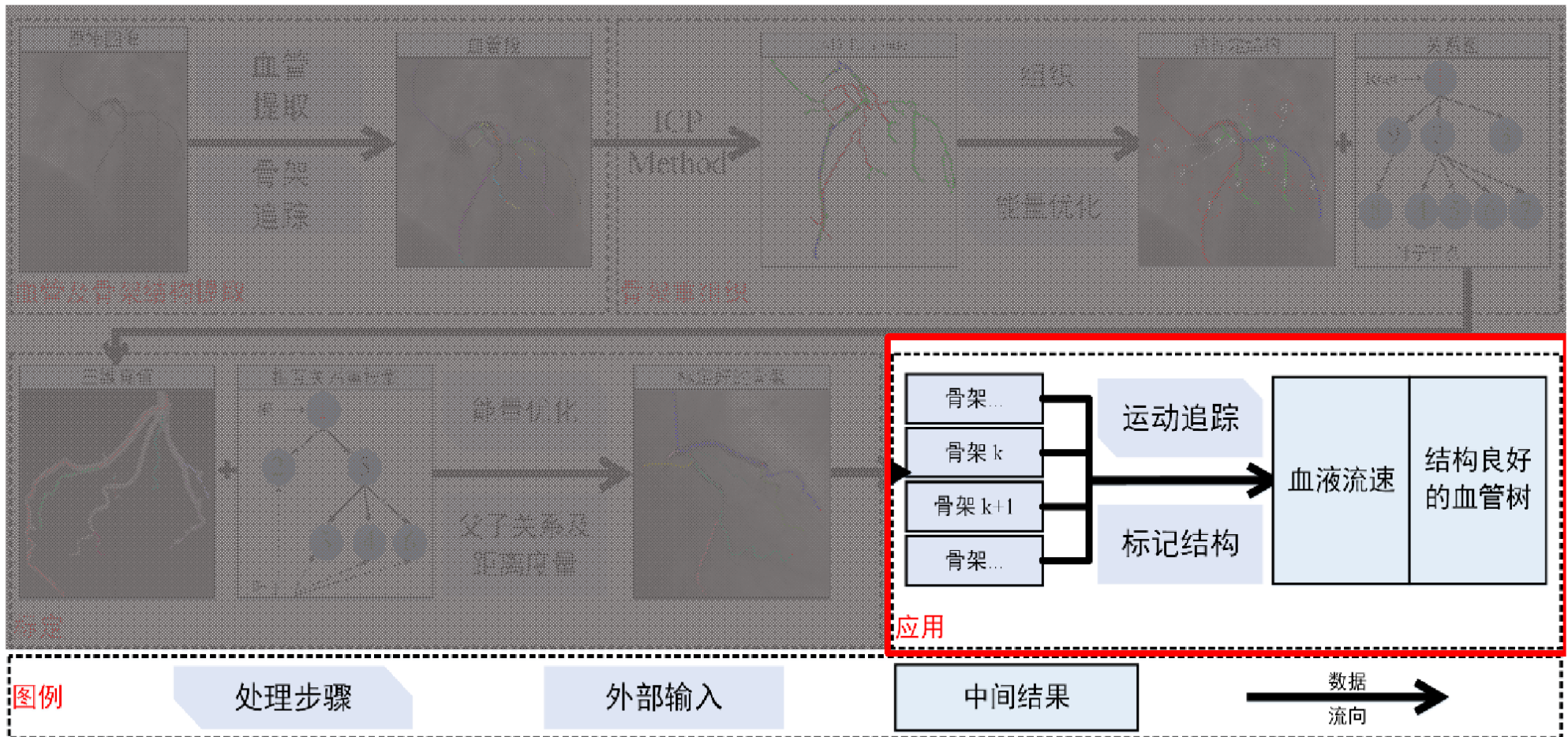
◆标定流程



基于能量优化的心血管结构标记方法流程图

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆标定流程

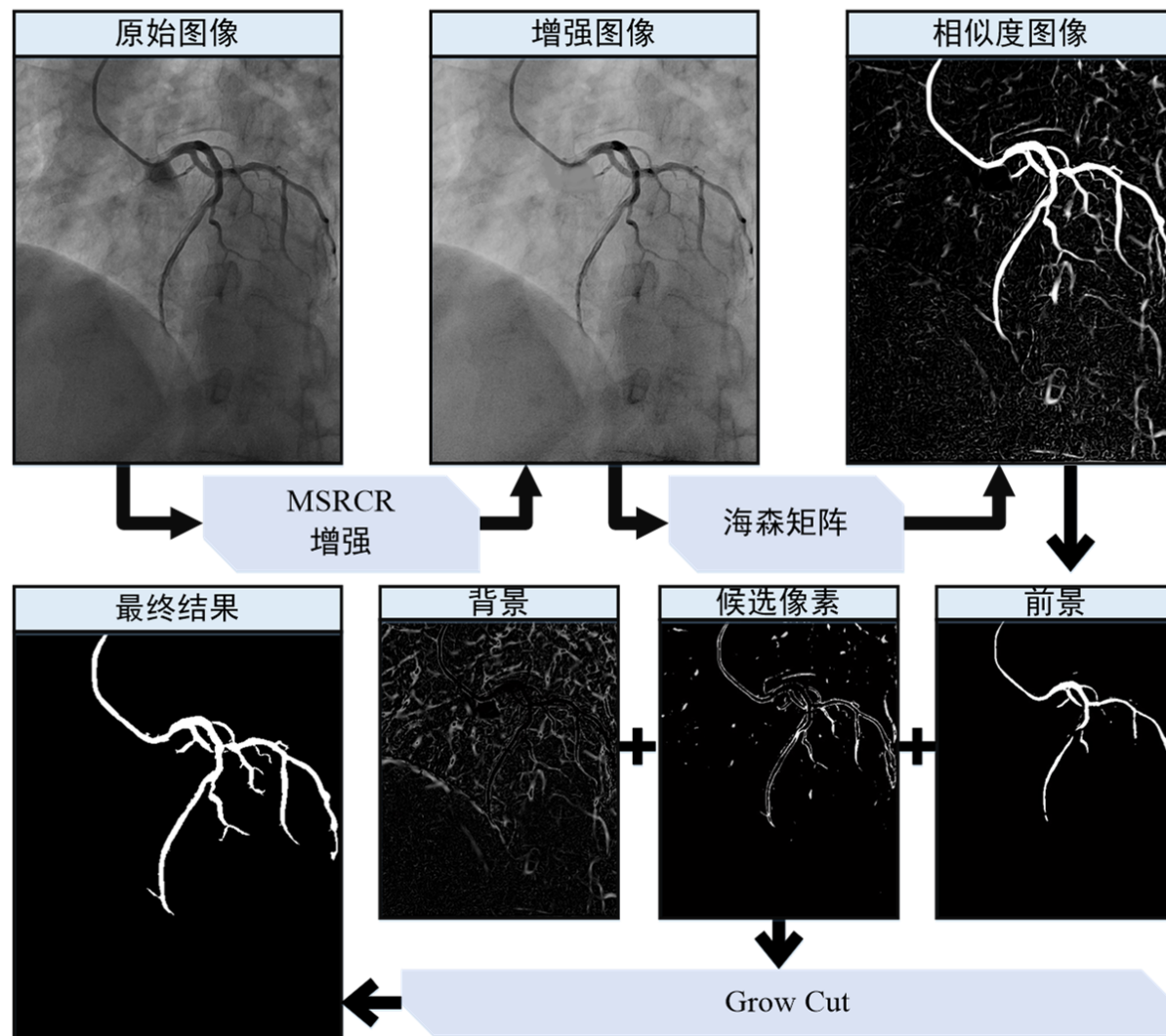


基于能量优化的心血管结构标记方法流程图

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆血管及中心线结构分割

◆血管结构分割

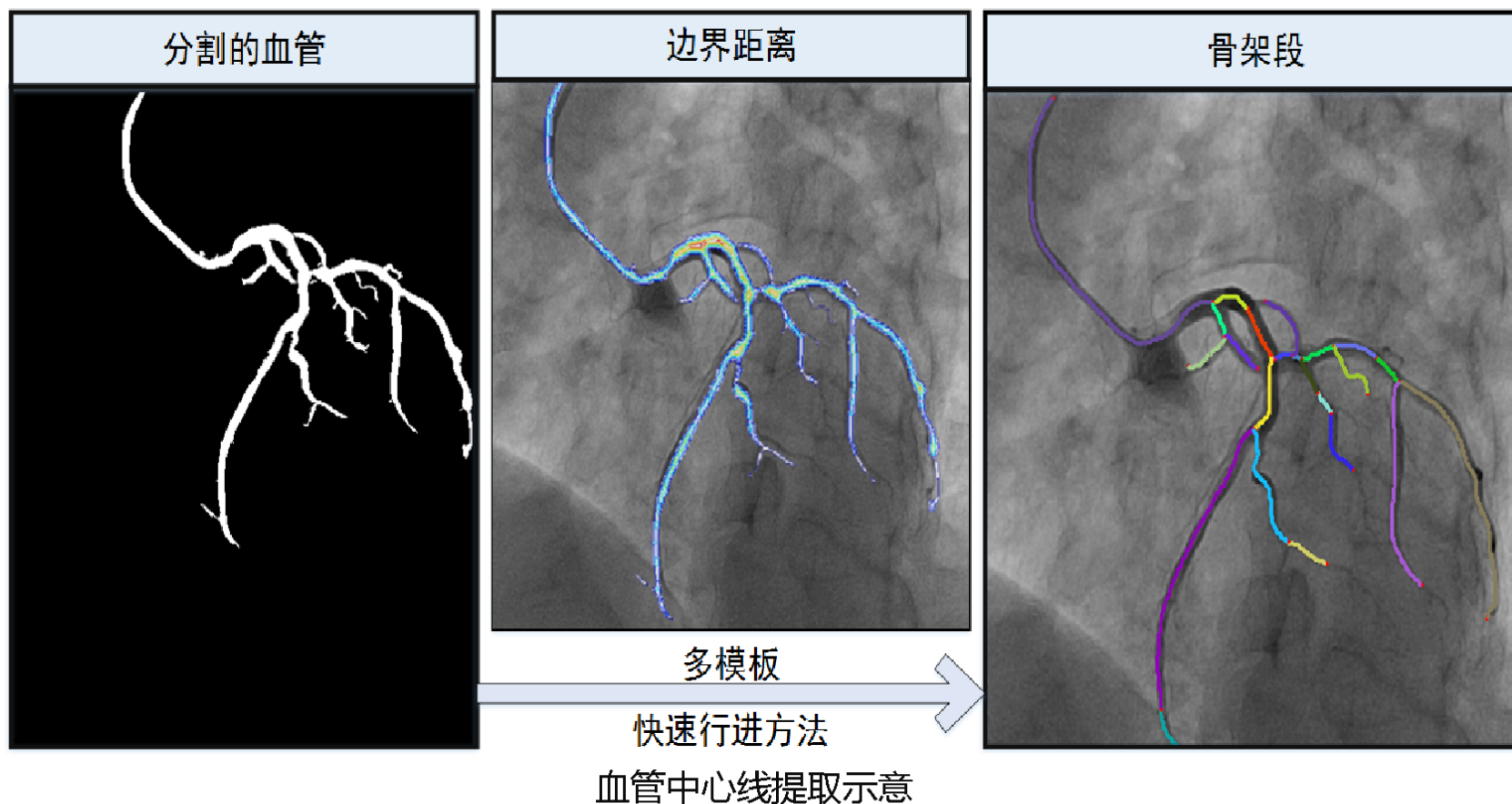


血管结构分割流程示意

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

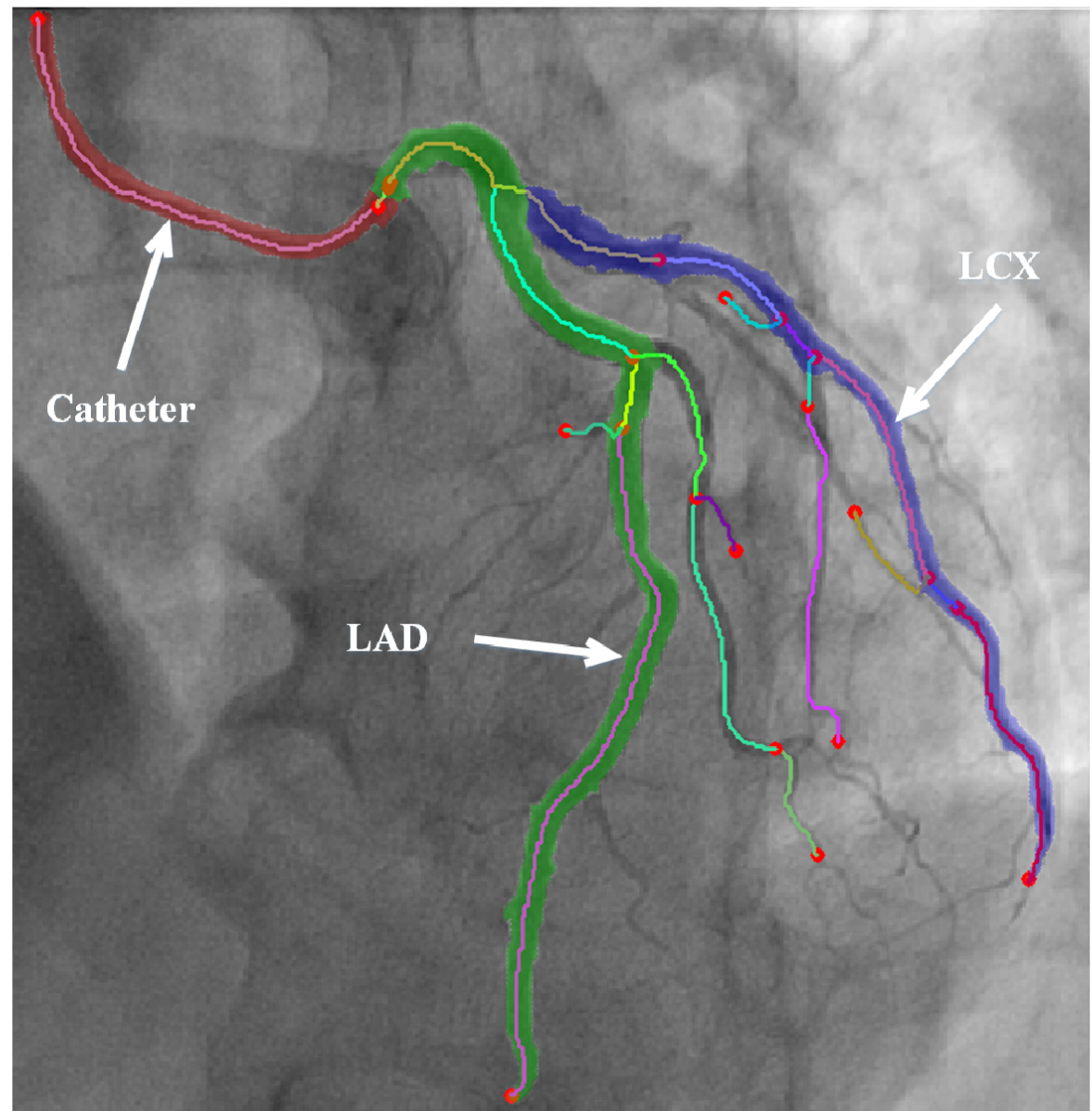
◆血管及中心线结构分割

◆中心线结构获取



4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

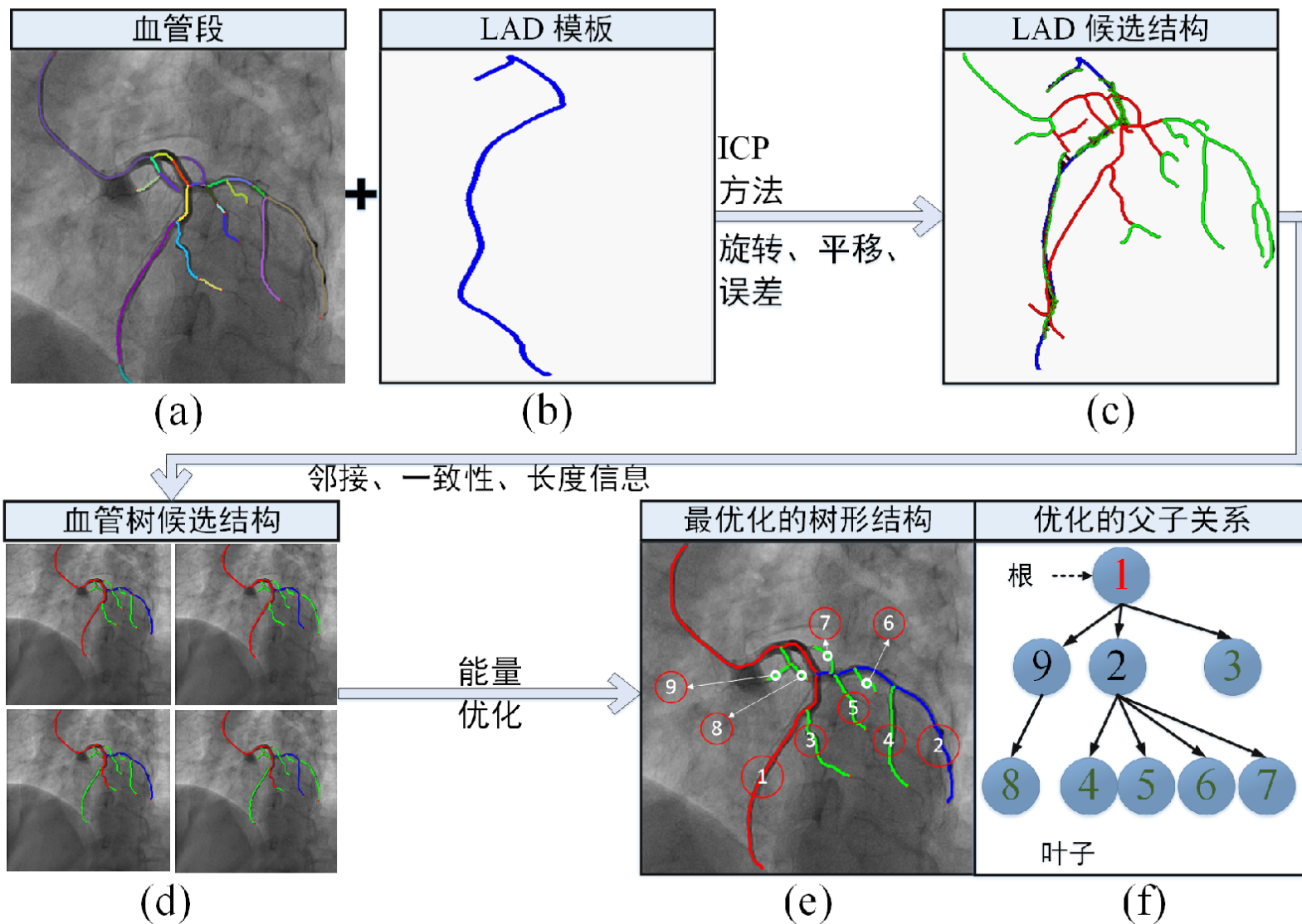
- ◆血管及中心线结构分割
 - ◆海森矩阵初步处理
 - ◆Grow Cut精确分割
 - ◆快速行程算法获取骨架



血管及骨架分割结果

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

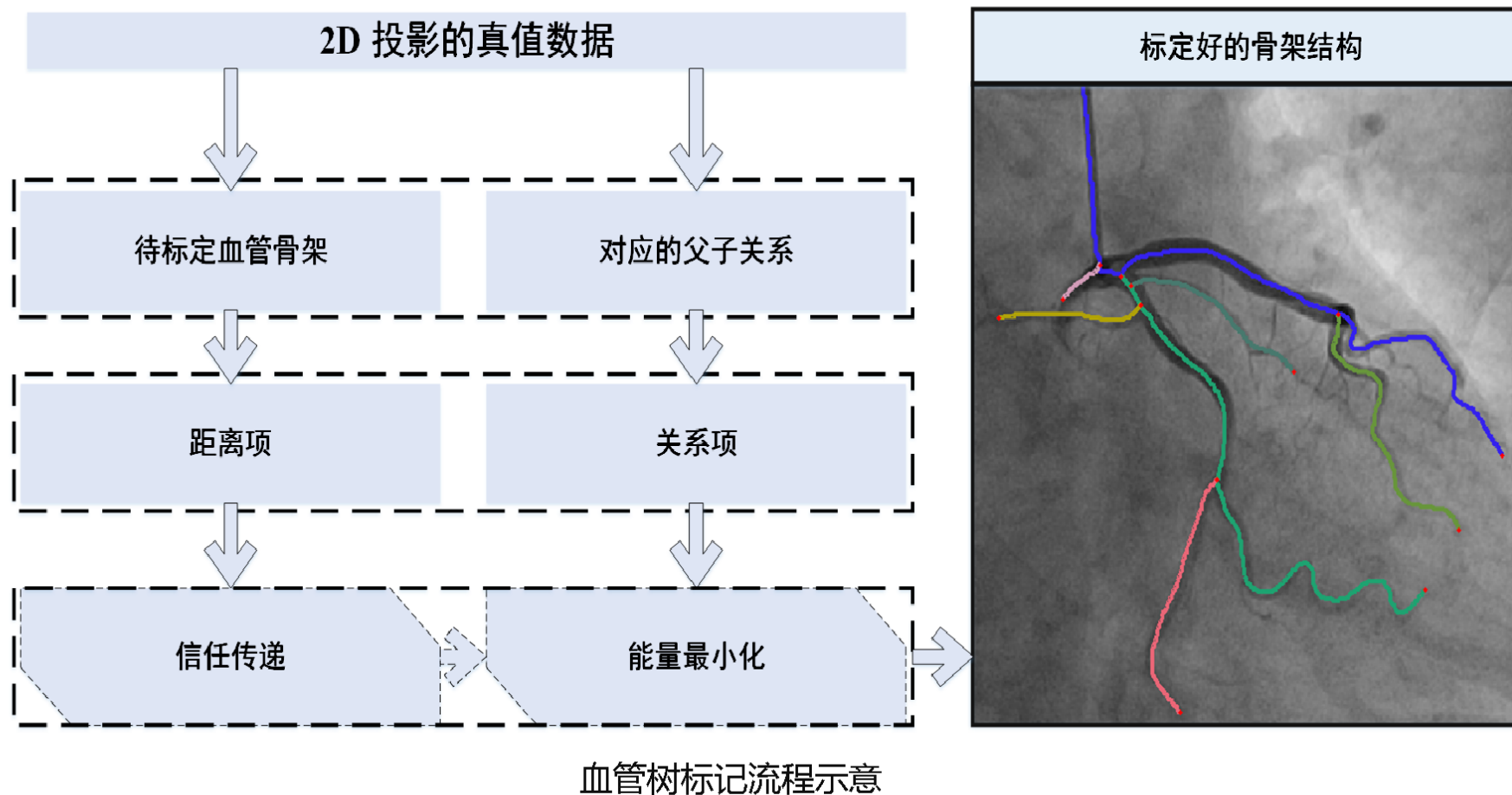
◆血管拓扑结构组织



血管拓扑结构组织示意

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆血管树标记



4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆血管树标记

◆能量优化目标函数

$$E_t(f) = \sum_{p \in P} D_p(f_p) + \lambda \sum_{p, q \in N_p} V_{p, q}(f_p, f_q)$$

◆距离项

$$D_p(f_p) = \text{norm} \left(\min \left(D(l, f_p) \right) \right)$$

◆关系项

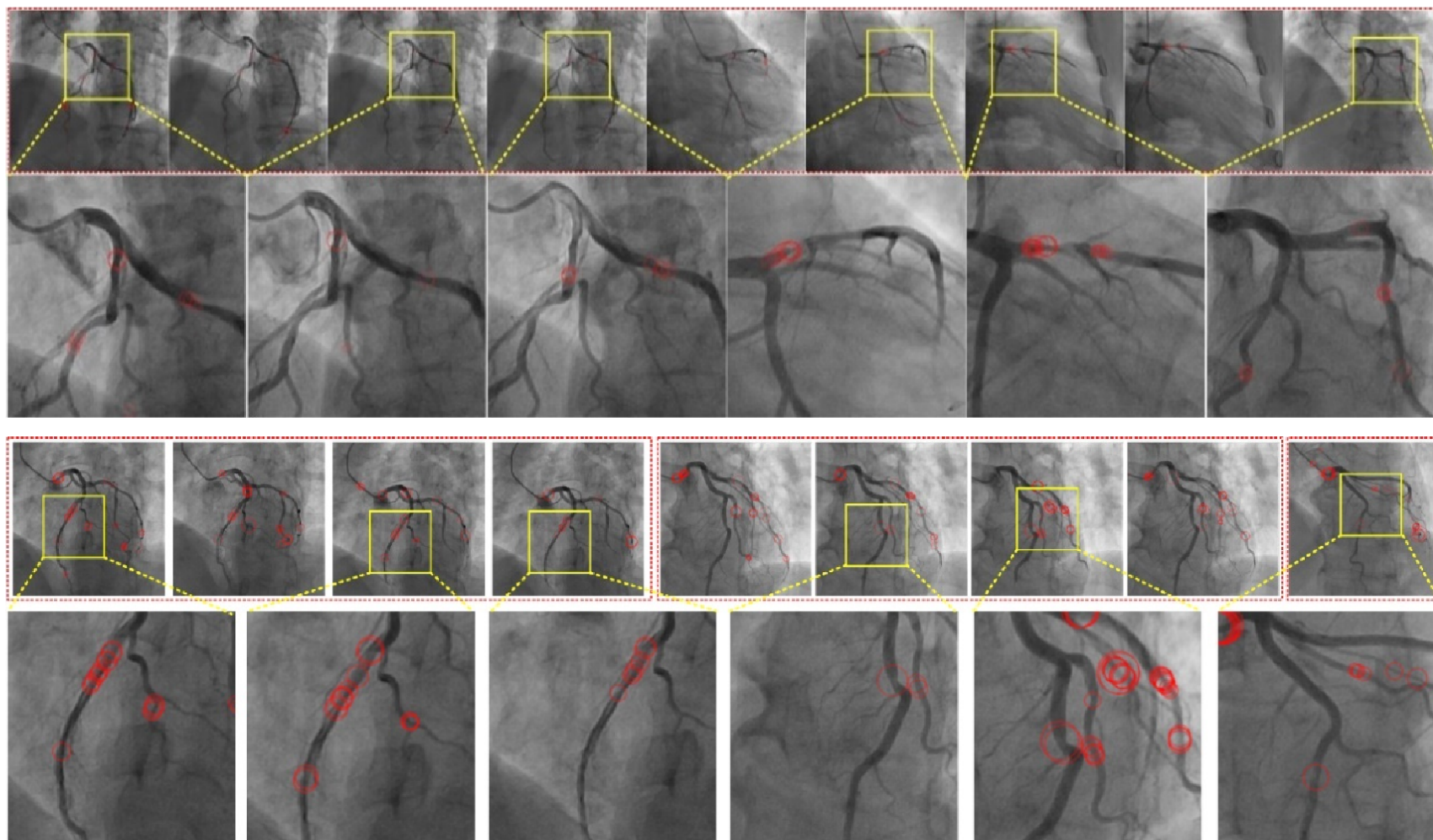
$$V_{p, q}(f_p, f_q) = \left(1 + R_{p, q}(f_p, f_q) \right) \left(D_p(f_p) + D_q(f_q) \right)$$

◆基于时间变化的最终能量

$$E(f) = (1 - \eta)E_t(f) + \eta E_{t-1}(f)$$

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

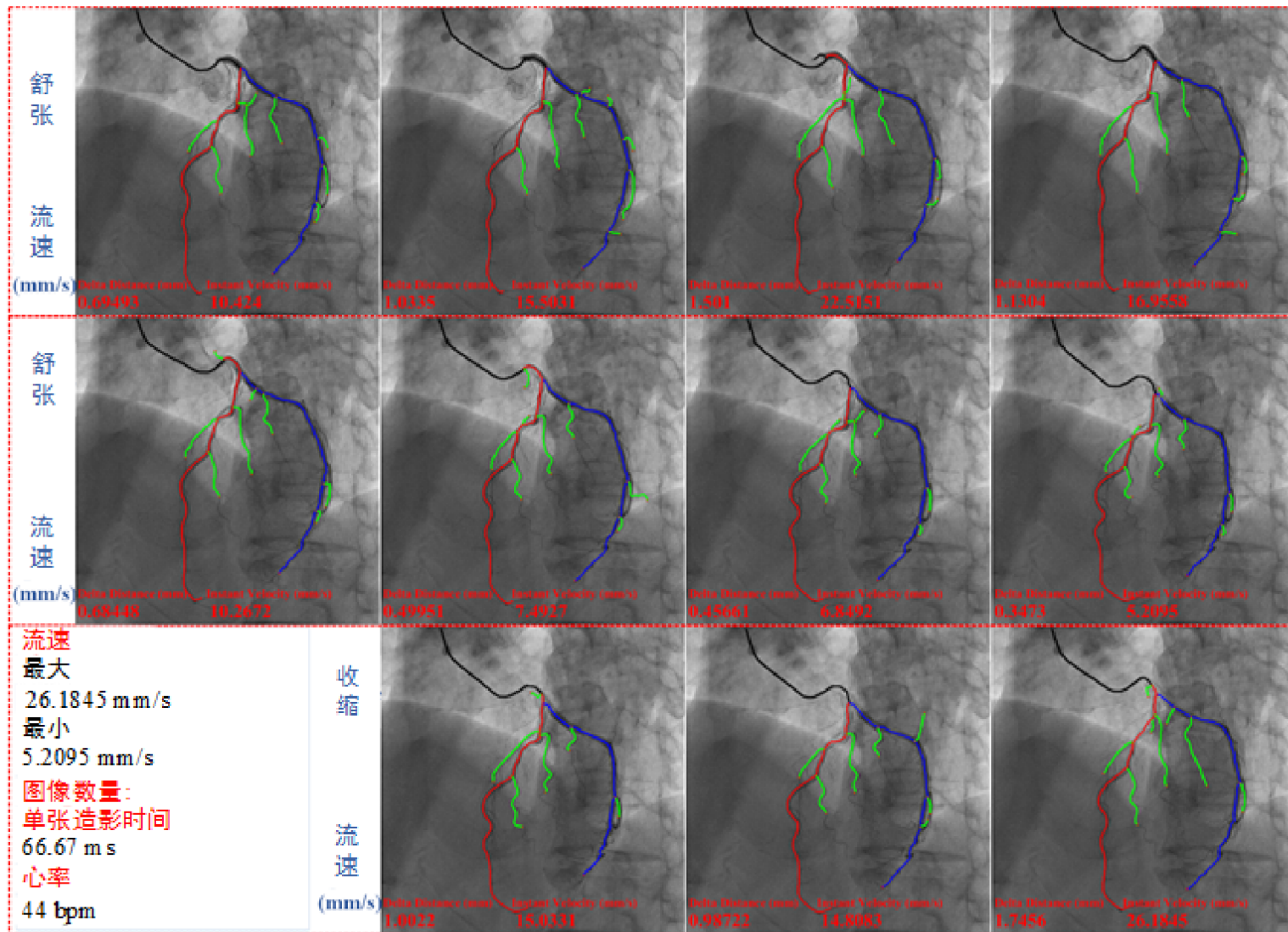
◆基于标定信息的生理参数获取



血管直径异常检测可视化

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆基于标定信息的生理参数获取



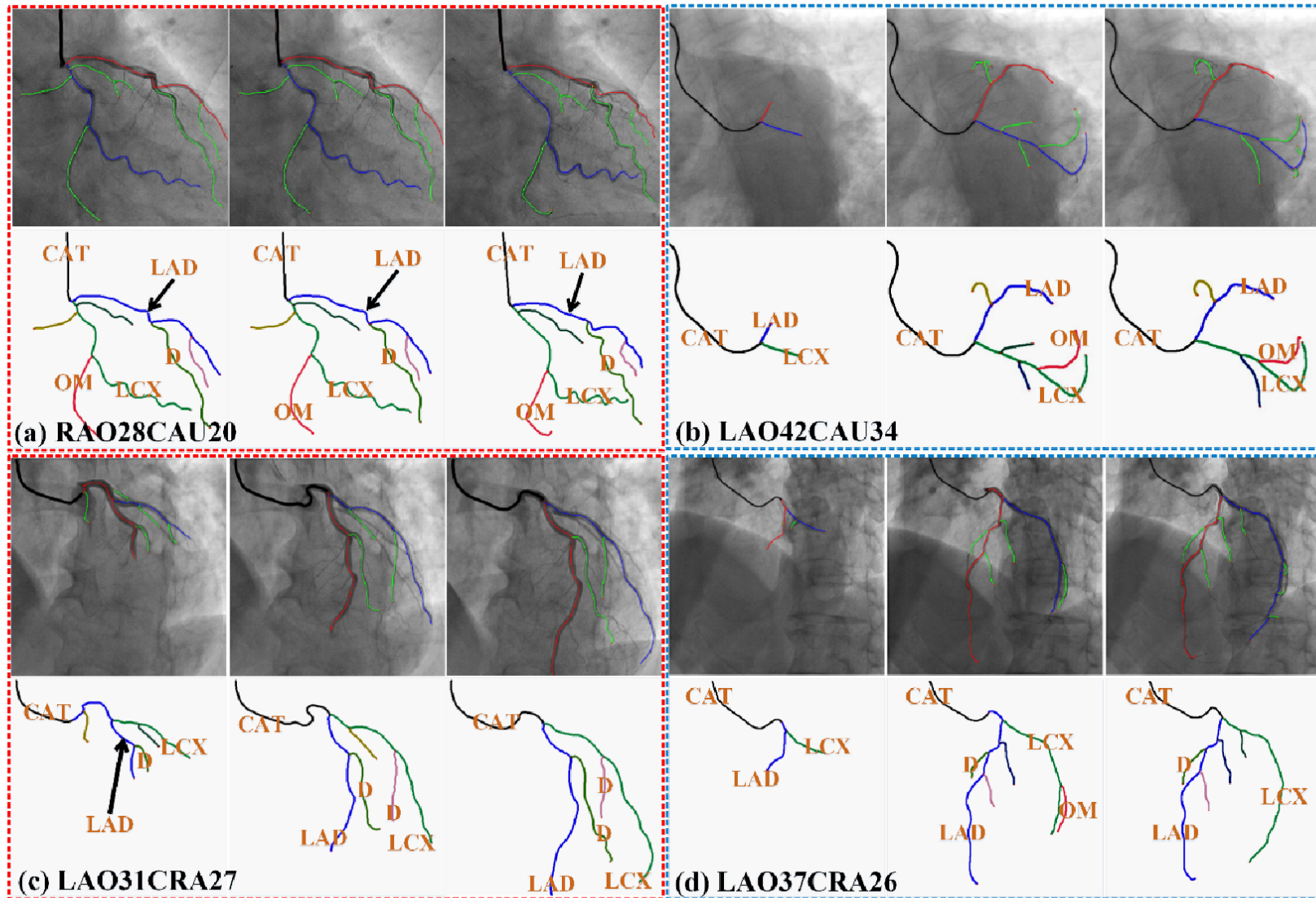
血液流速和心动周期估计

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆实验结果及分析

低对比度、成像模糊

低对比度、血管细小



成像包含脊柱结构

血管标定结果示意

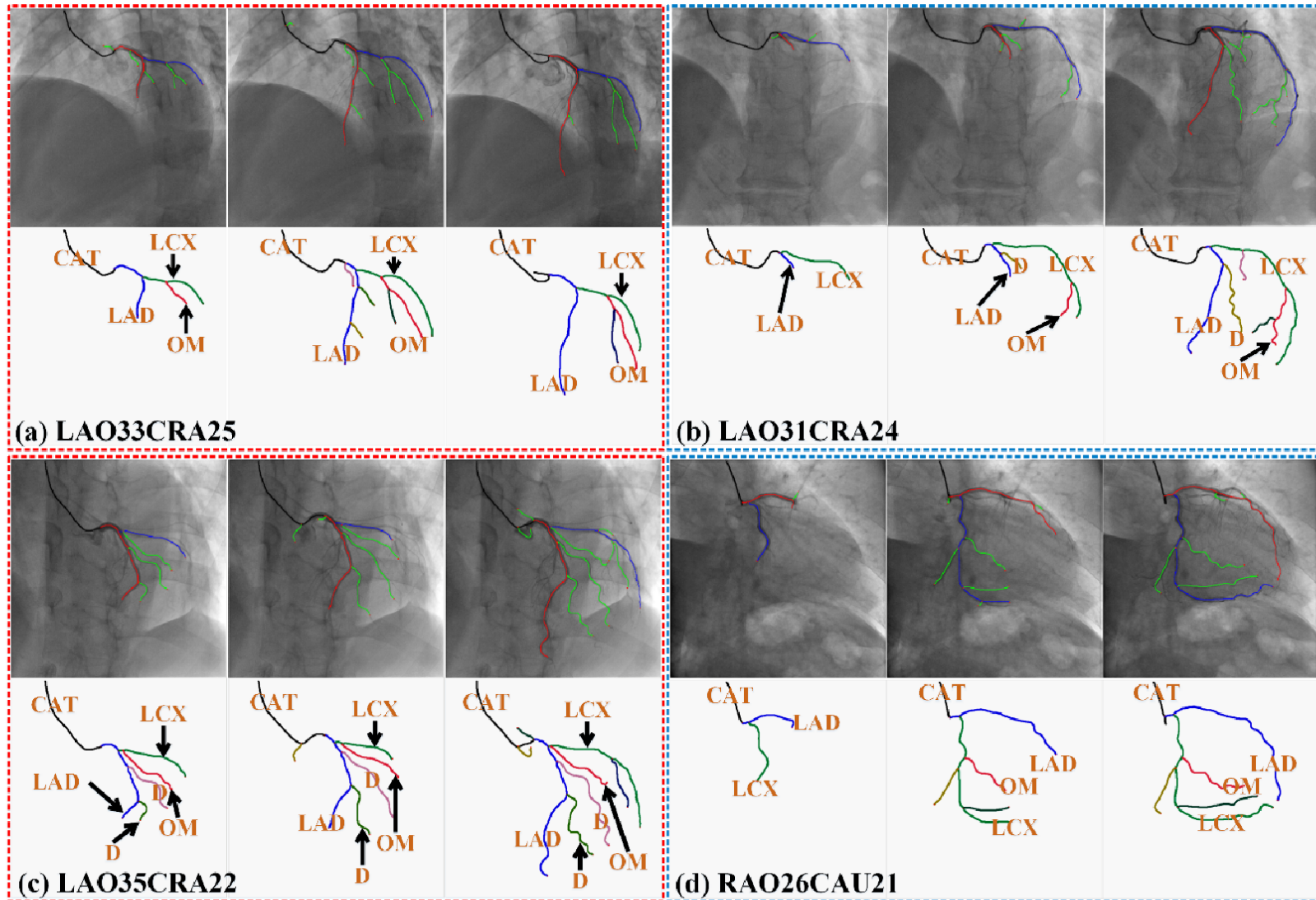
成像包含脊柱、肺和严重噪声

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆实验结果及分析

成像模糊、器官遮挡或背景

成像包含脊柱、肺



成像包含脊柱、肺和肋骨

血管标定结果示意

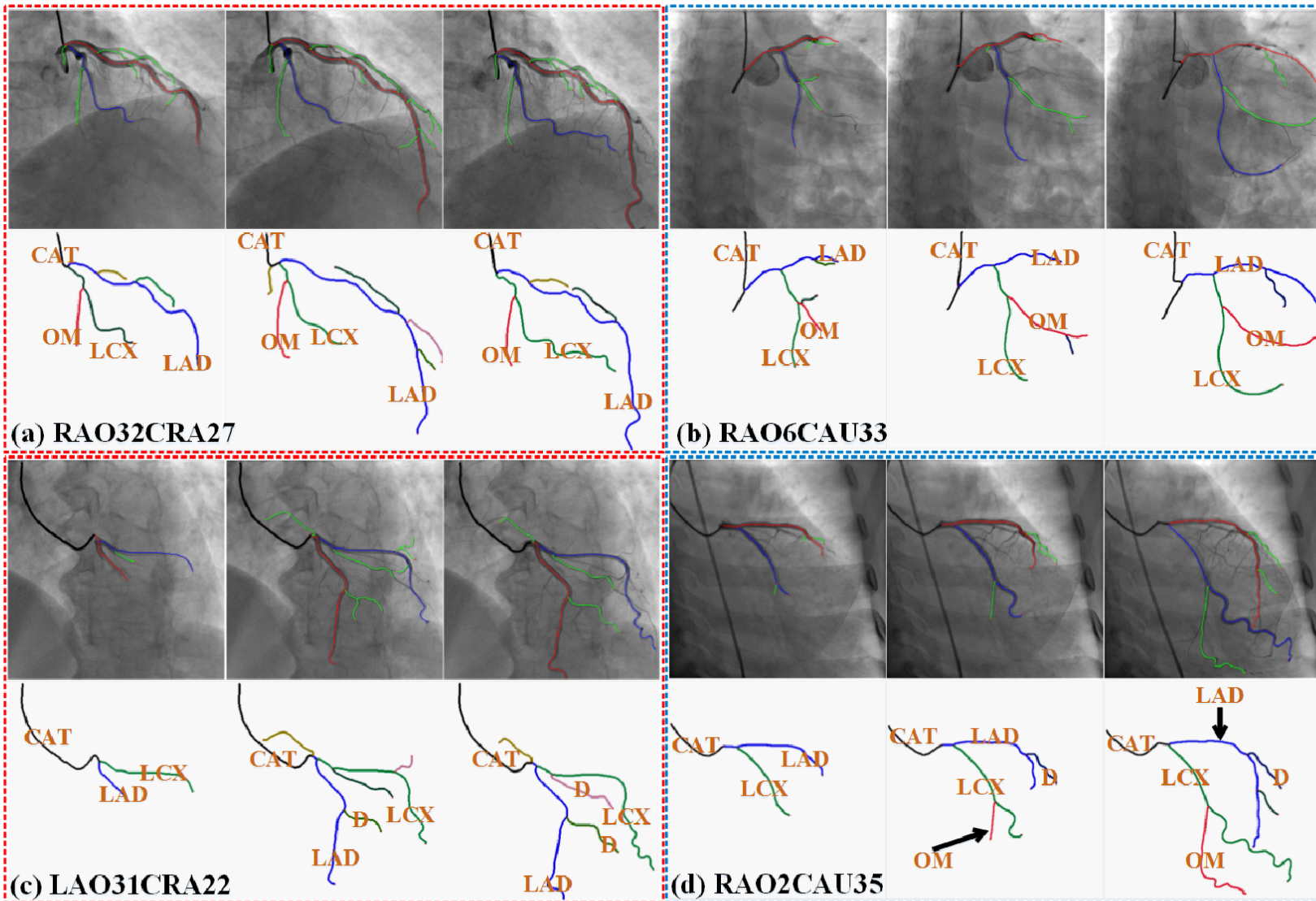
成像模糊、血管细小

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆实验结果及分析

成像模糊

成像包含脊柱、血管细小



成像包含脊柱、肺

血管标定结果示意

成像包含肋骨

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

Data Set: LAO34CRA20

Distance Intensifier to Patient (mm): 262.0

Distance Optical Center to Patient (mm): 765.0

Angle 1 ($^{\circ}$): 34.4

Angle 2 ($^{\circ}$): -19.8

Traced instant flow velocity is shown in **Red** on **Organized Skeletons** image.

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆实验结果及分析

血管标定结果统计

图像 数量	标定结果统计（正确结果/总共结果）				
	CAT	LAD	LCX	OM	D
1770	1770/1770	1405/1429	1344/1368	953/1006	1101/1126
	100%	98.3%	98.25%	94.7%	97.8%

4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆实验结果及分析

◆最大处理时间

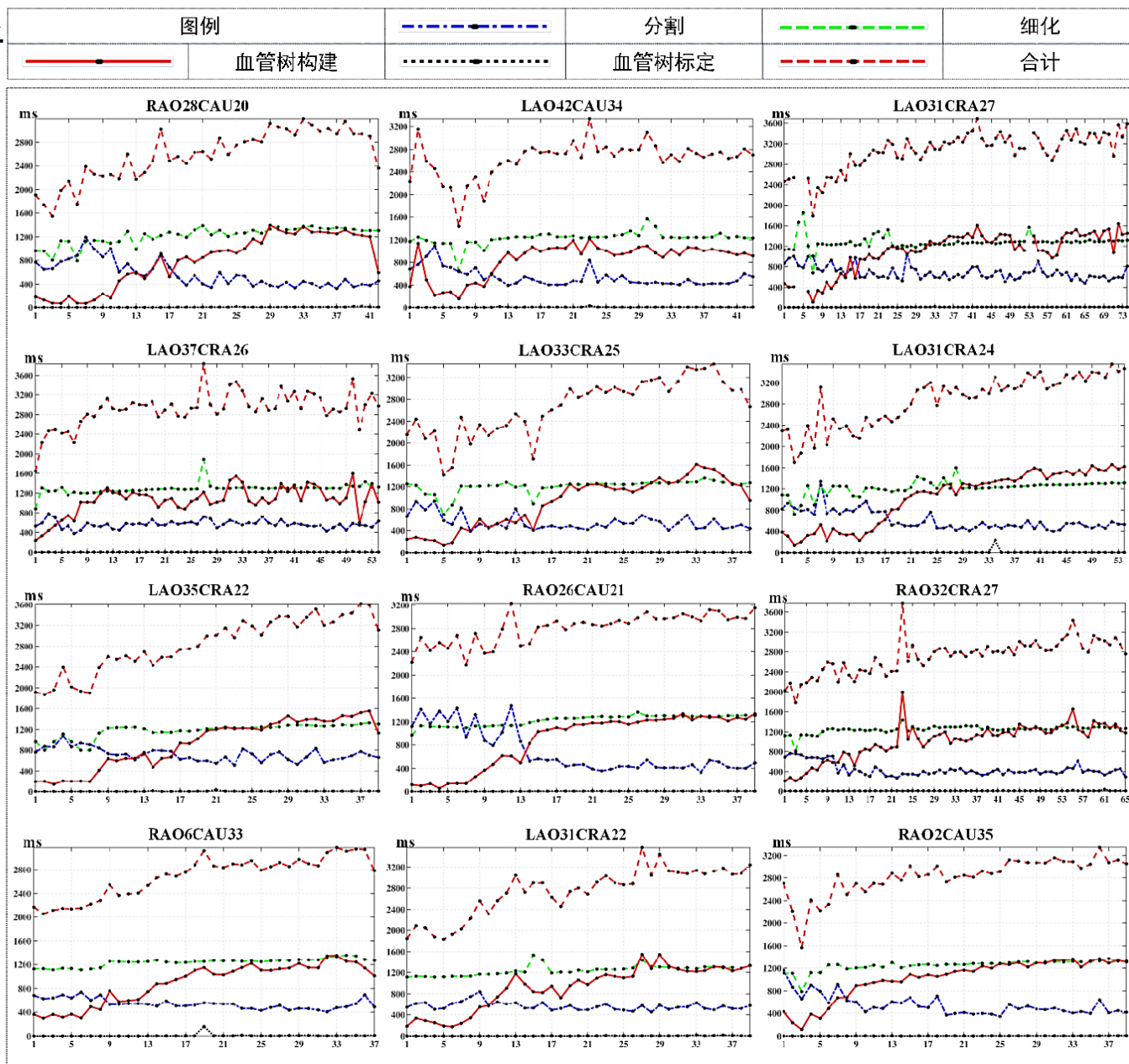
4169.7 ms

◆最小处理时间

1141.1 ms

◆平均处理时间

2733.9 ms



4.基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法

◆发表的学术论文

- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Hong Qin, Aimin Hao. Robust Optimization-based Coronary Artery Labeling from X-Ray Angiograms[J]. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics (JBHI)**, 2016, 20(6): 1608-1620, doi: 10.1109/JBHI.2015.2485227 (**SCI, IF: 2.093, JCR Q1区**), **已刊出**

报告内容

- 研究背景与意义
- 国内外研究现状
- 主要研究工作
 - 动态心血管结构并行重建方法
 - 心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法
 - 胸部 CT 肺结节检测方法
 - 肺部结节分类方法
- 总结与展望

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆当前存在的问题

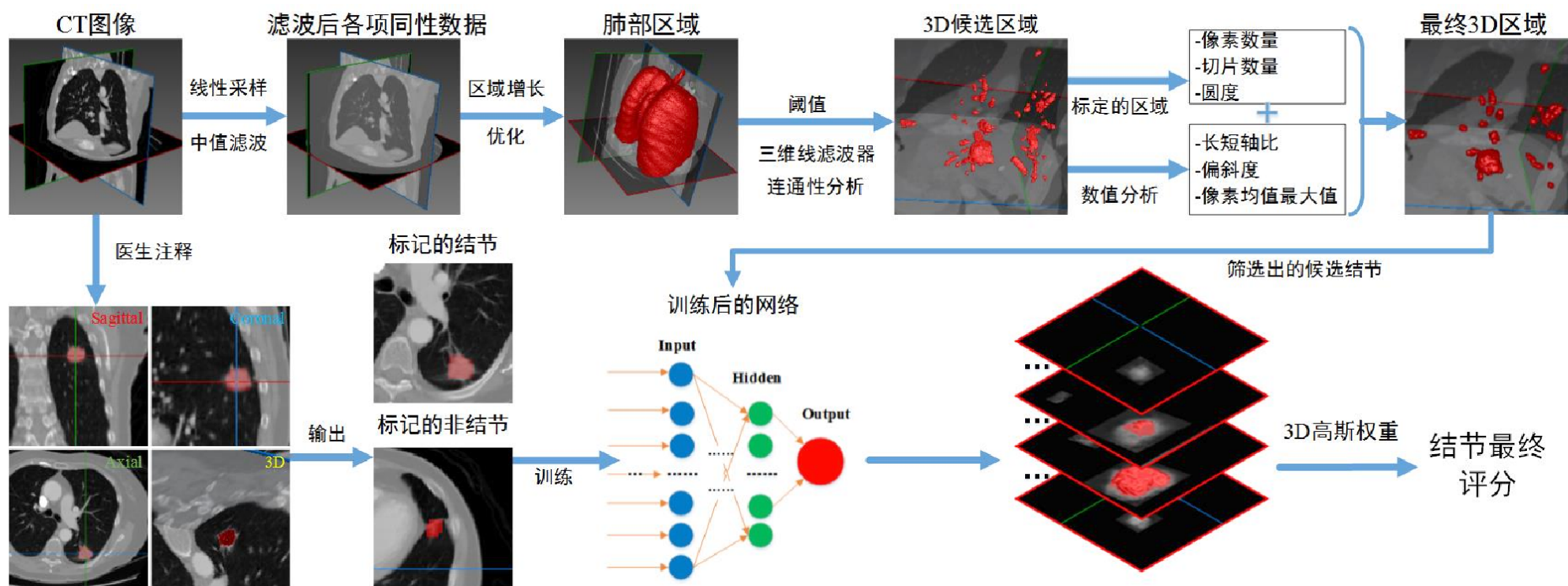
- ◆传统方法基于对**结节的分割**，容易引进更多误差
- ◆传统方法大多基于**手工选定的特征**，不能较好的刻画多样的结节

◆解决方法

- ◆不对结节进行分割，直接对候选结节**以体素为单位**进行处理
- ◆基于神经网络的能量优化，**自动学习**结节周围体素的分布规律

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

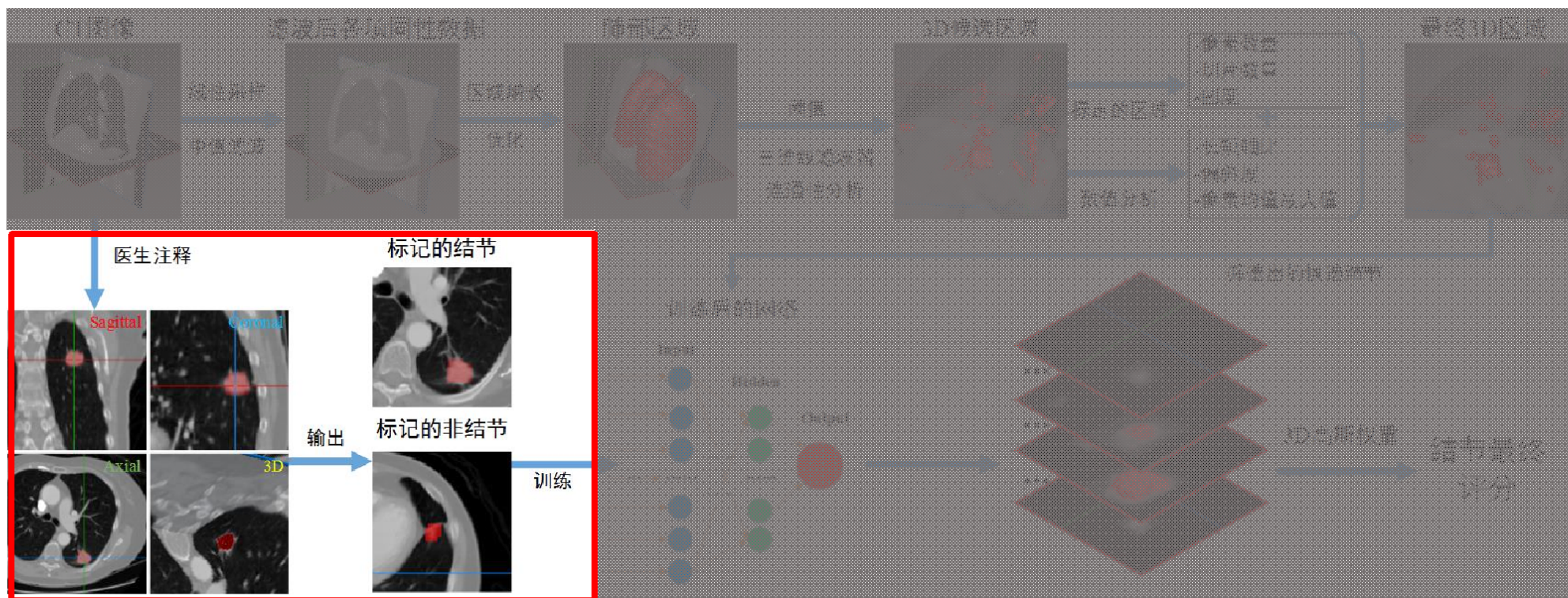
◆算法流程



基于ANN的肺结节检测流程示意

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

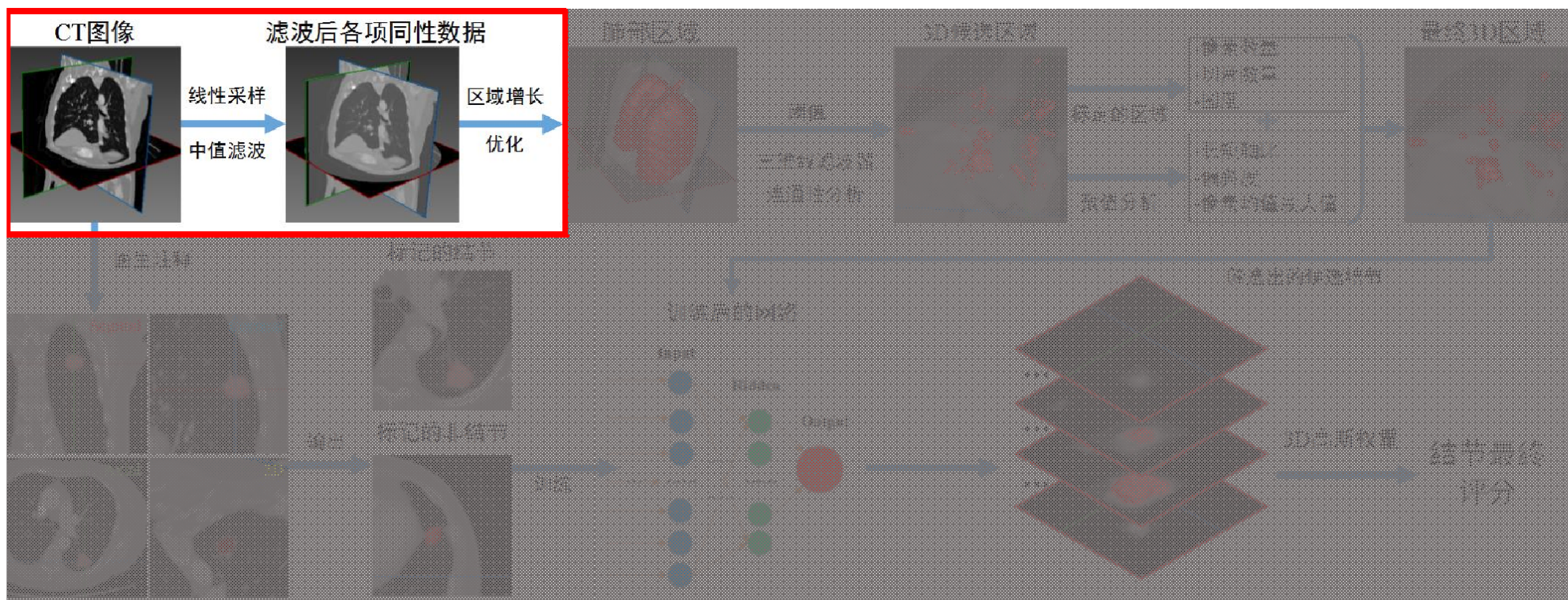
◆算法流程



基于ANN的肺结节检测流程示意

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

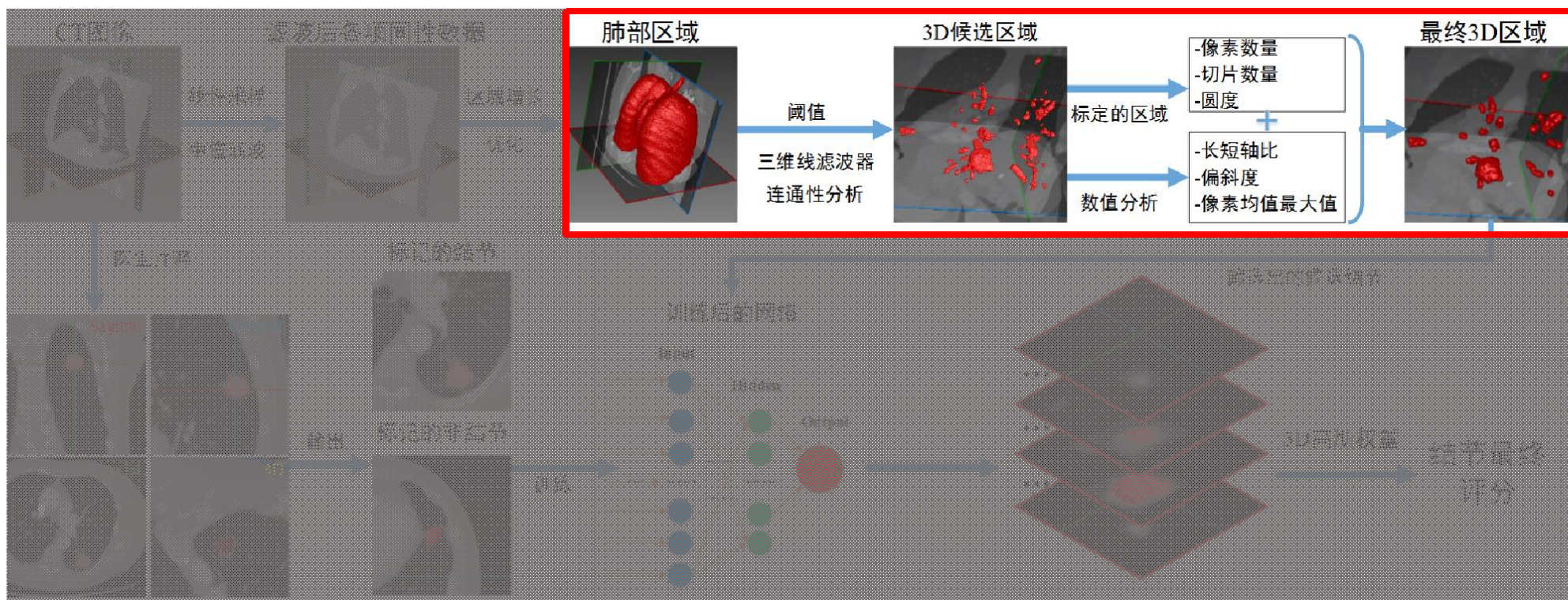
◆ 算法流程



基于ANN的肺结节检测流程示意

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

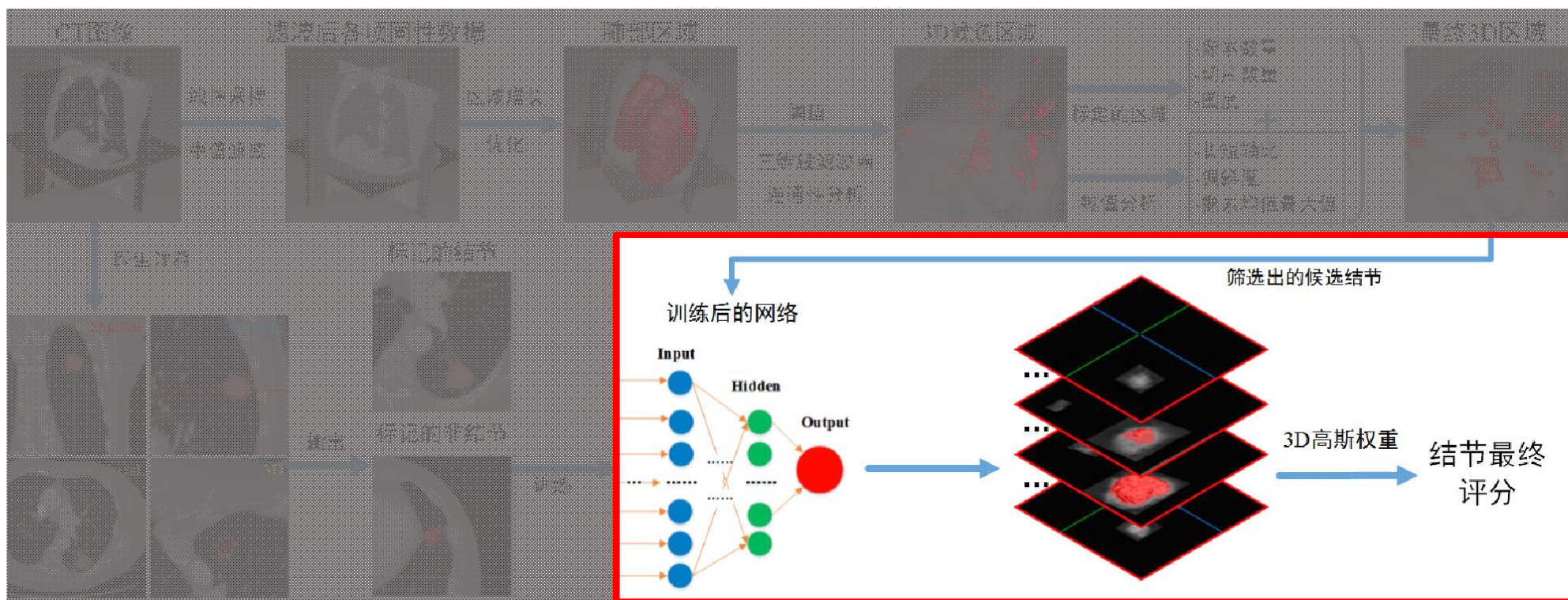
◆算法流程



基于ANN的肺结节检测流程示意

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

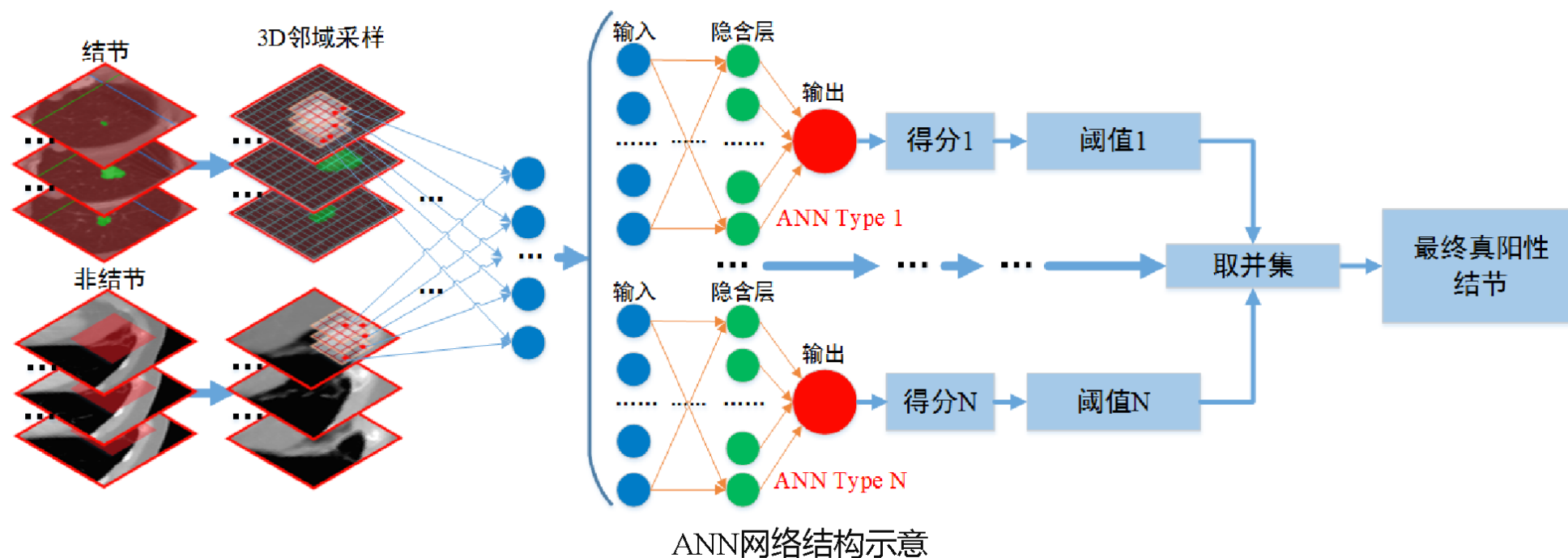
◆算法流程



基于ANN的肺结节检测流程示意

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆网络结构



5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆训练及验证数据源

◆107个CT数据

◆重建间隔

[0.6 mm,3.0 mm]

◆结节大小

>3.0 mm

◆像素间隔

[0.4mm 1.0 mm]

CT数据重建参数分布

重建间隔	个数	百分比
0.6 mm	1	1%
1.25 mm	27	25.2%
2 mm	6	5.6%
2.5 mm	60	56%
3 mm	13	12.2%

CT数据像素间隔分布

像素间隔	个数	百分比
0.4-0.6 mm	7	6.8%
0.6-0.8 mm	76	73.8%
0.8-1.0 mm	25	23.4%

CT数据结节大小分布

结节大小	个数	百分比
3-15 mm	180	71.4%
15-30 mm	46	18.3%
30 mm-	26	10.3%

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆神经网络创建与训练

- ◆多个ANN构成，每个ANN对应一个类型的结节

- ◆对每个ANN

 - ◆一个输入层

 - ◆一个隐含层

 - ◆一个线性输出层

- ◆给定候选结节在空间位置 (x, y, z) 上的一个体素 $I(x, y, z)$ ，则每个ANN的

输入可以表示为：

$$P = \{I_{V_r}(x - i, y - j, z - k) \mid -r < i, j, k < r\}$$

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆人工神经网络创建与训练

◆有监督的训练

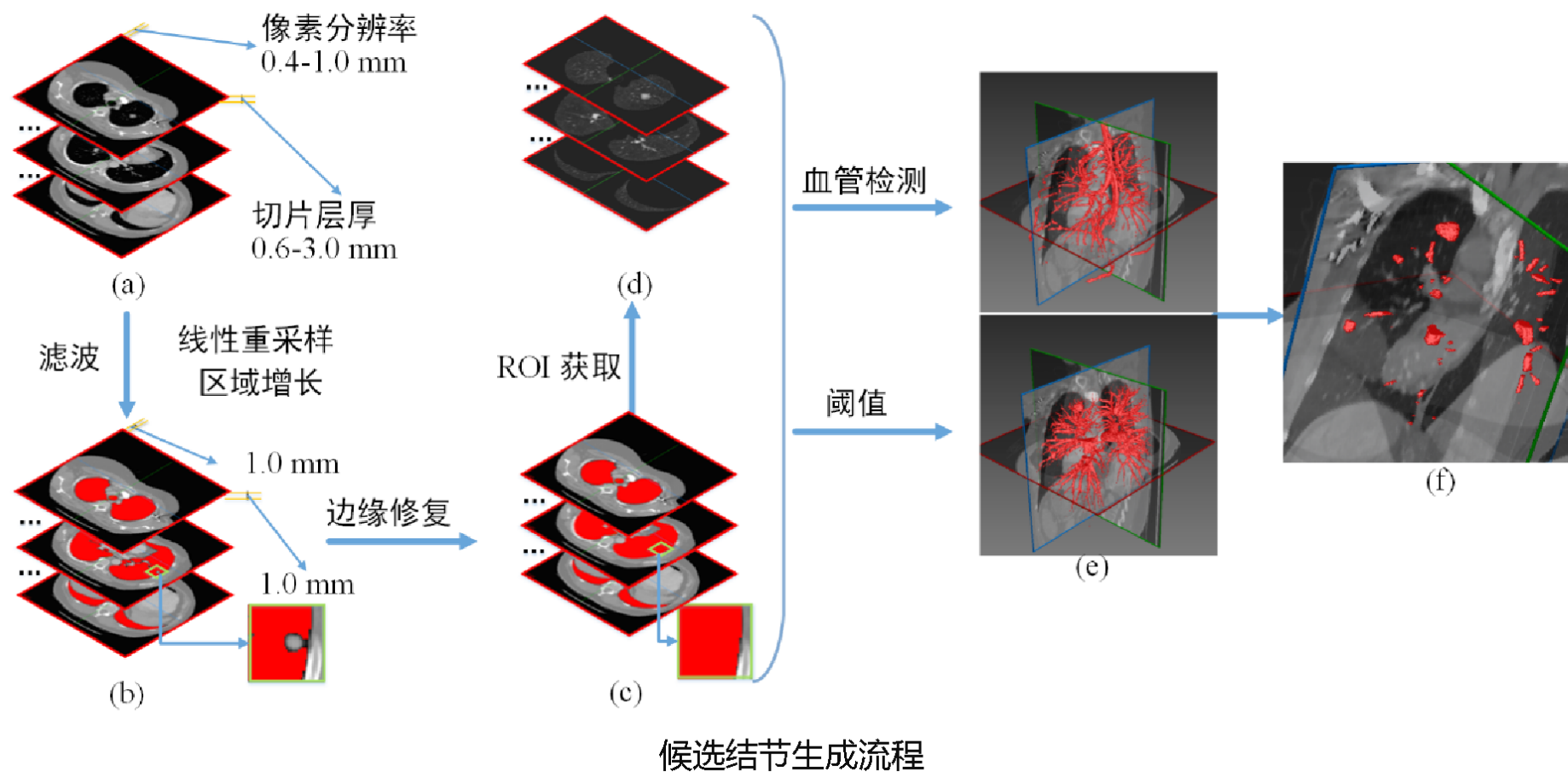
$$T(x, y, z) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2 + z^2}{2\sigma^2}\right), & \text{nodule} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

◆能量优化目标函数

$$E = \frac{1}{C} \sum_{V_i \in V} \sum_{(x,y,z) \in V_i} \{T_i(x, y, z) - O_i(x, y, z)\}^2$$

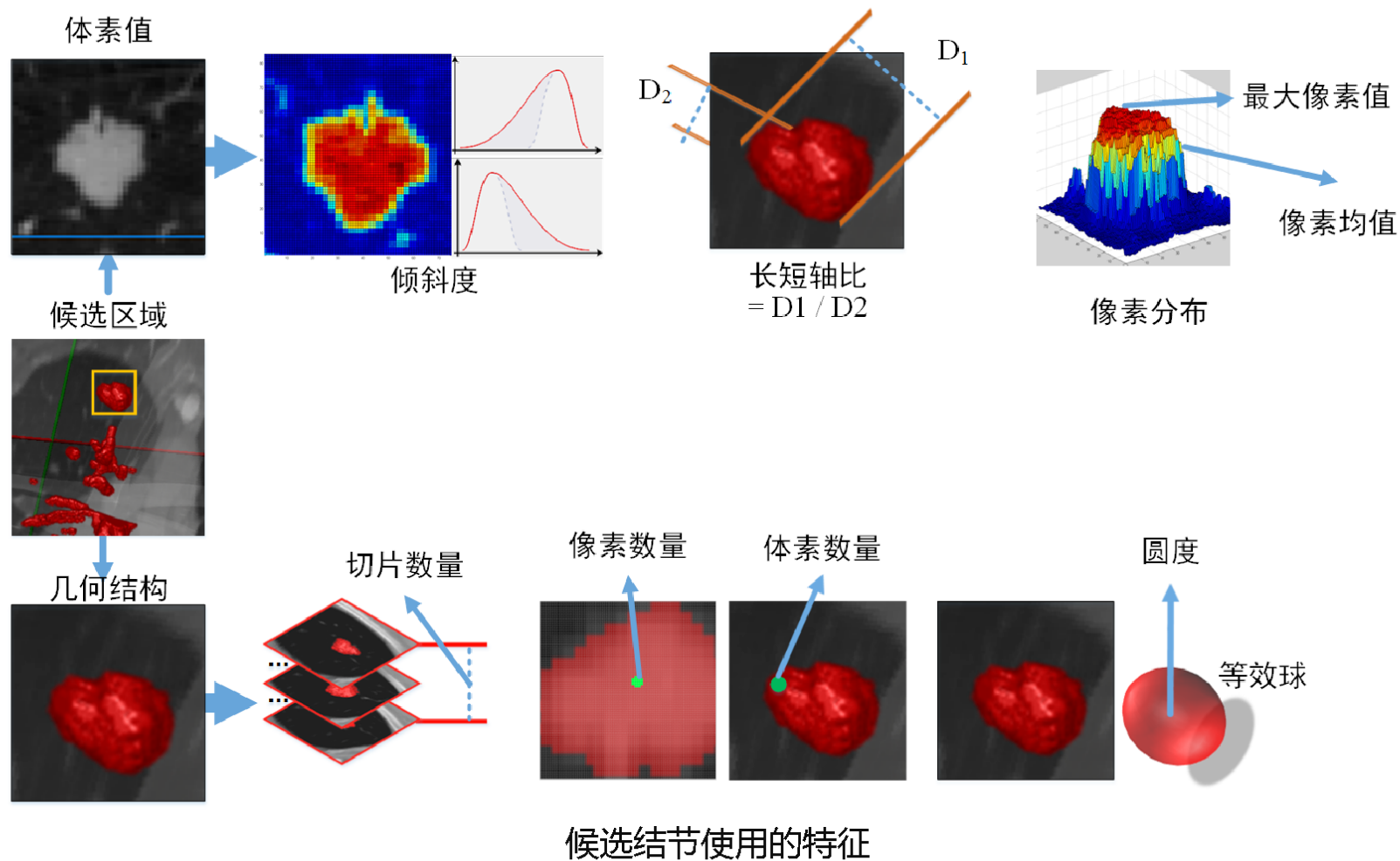
5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆候选结节信息获取



5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆候选结节信息获取



5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆候选结节信息获取

◆基于切片数量、像素数量和体素数量的特征

$$f_{i,k} = 1 + \exp\left(\frac{N_{i,k} - N_{k,\min}}{N_{k,\max} - N_{k,\min}}\right), k = 1, 2, 3$$

◆对圆度的度量特征

$$f_{i,4} = \frac{A_h(r)}{A_m}$$

◆对结节的偏斜率和延伸率的特征

$$f_{i,k} = \begin{cases} 1 + \frac{(D_{k,\max} - D_{i,k})}{D_{\max}}, & D_{i,k} \leq D_{k,\max} \\ \frac{1}{\exp(D_{i,k} - D_{k,\max})}, & D_{i,k} > D_{k,\max} \end{cases}, k = 5, 6$$

◆基于最大和平均CT值的特征

◆综上，对第*i*个区域的打分函数

$$F_i = \sum_{k=1}^7 w_k f_{i,k}, \text{ 其中 } \sum_{k=1}^7 w_k = 1$$

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆候选结节打分

◆最终分数

$$S_{n,i} = \sum_{(x,y,z) \in V_i} f_G(x, y, z; \sigma) \times O_i(x, y, z)$$

◆归一化的三维高斯函数

$$f_G(x, y, z; \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{(x^2 + y^2 + z^2)}{2\sigma^2} \right\}$$

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆实验结果及分析

不同类型测试结节所占比例

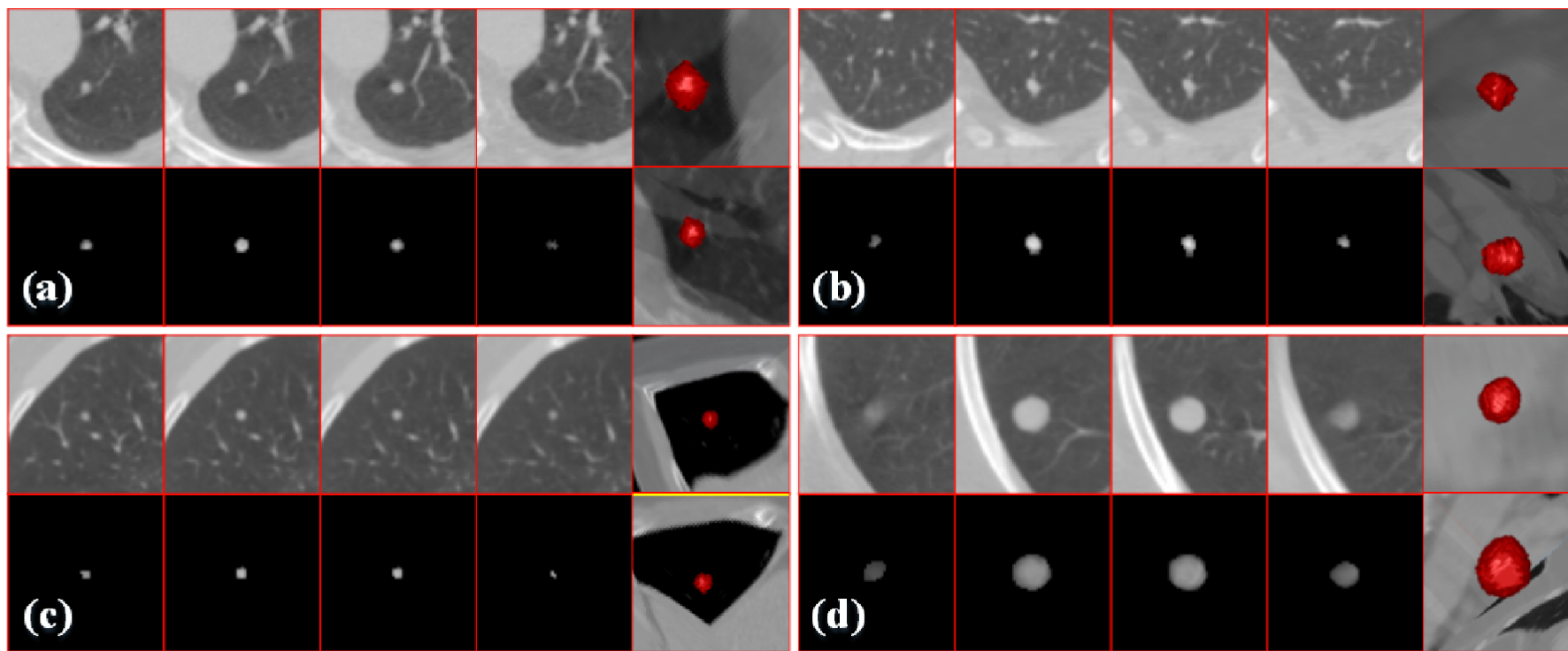
类型	数量	比例
孤立结节	110	44.4%
粘连肺壁	78	30.9%
粘连血管	52	20.7%
毛玻璃（GGO）	10	4.0%

基于神经网络优化的肺结节检测方法性能示意

一致性等级	结节数量	真阳性结节	假阳性结节	FPs/Case	敏感度（%）
2	214	171	256	2.1	79.9
3	187	163	253	2.07	87.2
4	161	144	245	2.0	89.4

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

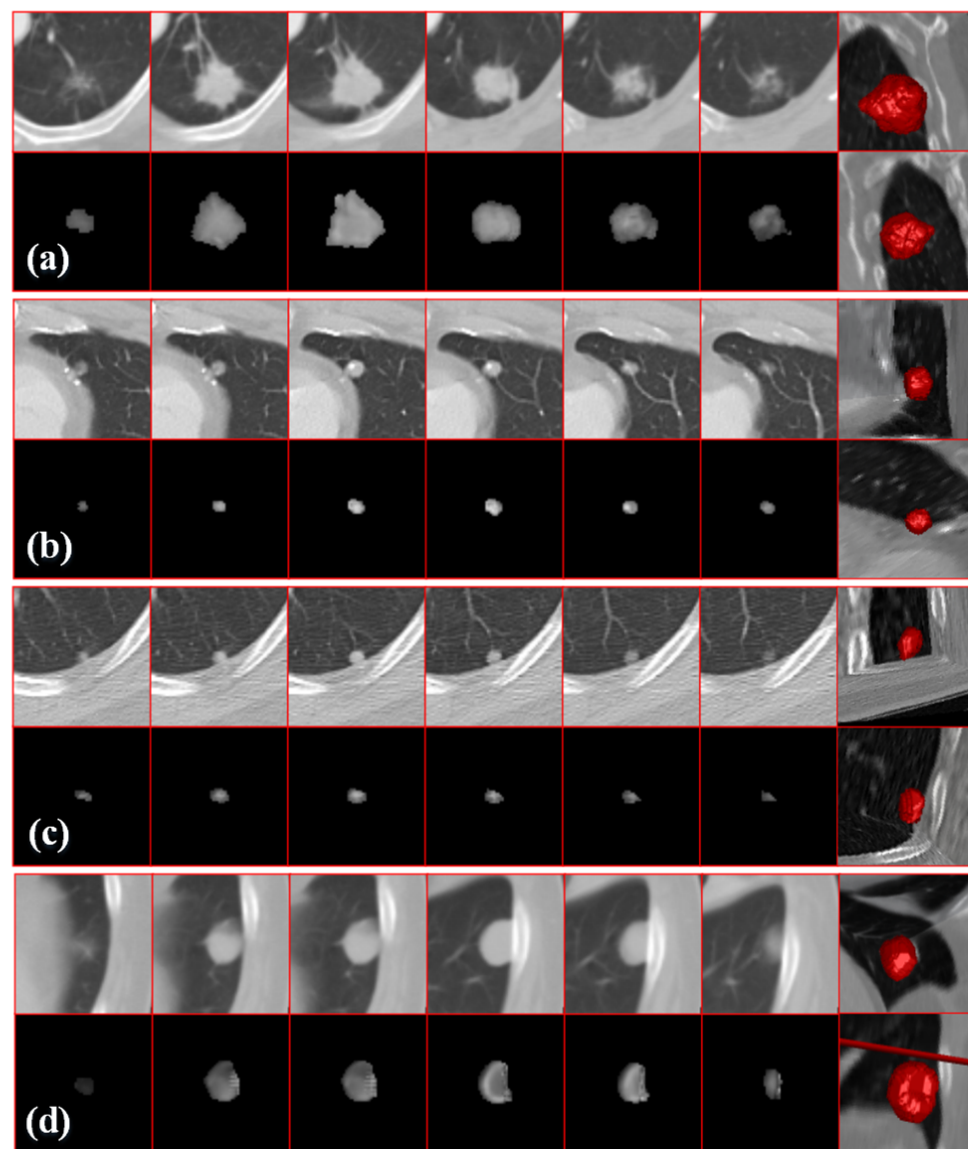
◆实验结果及分析



检测出的大小不同的孤立结节

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

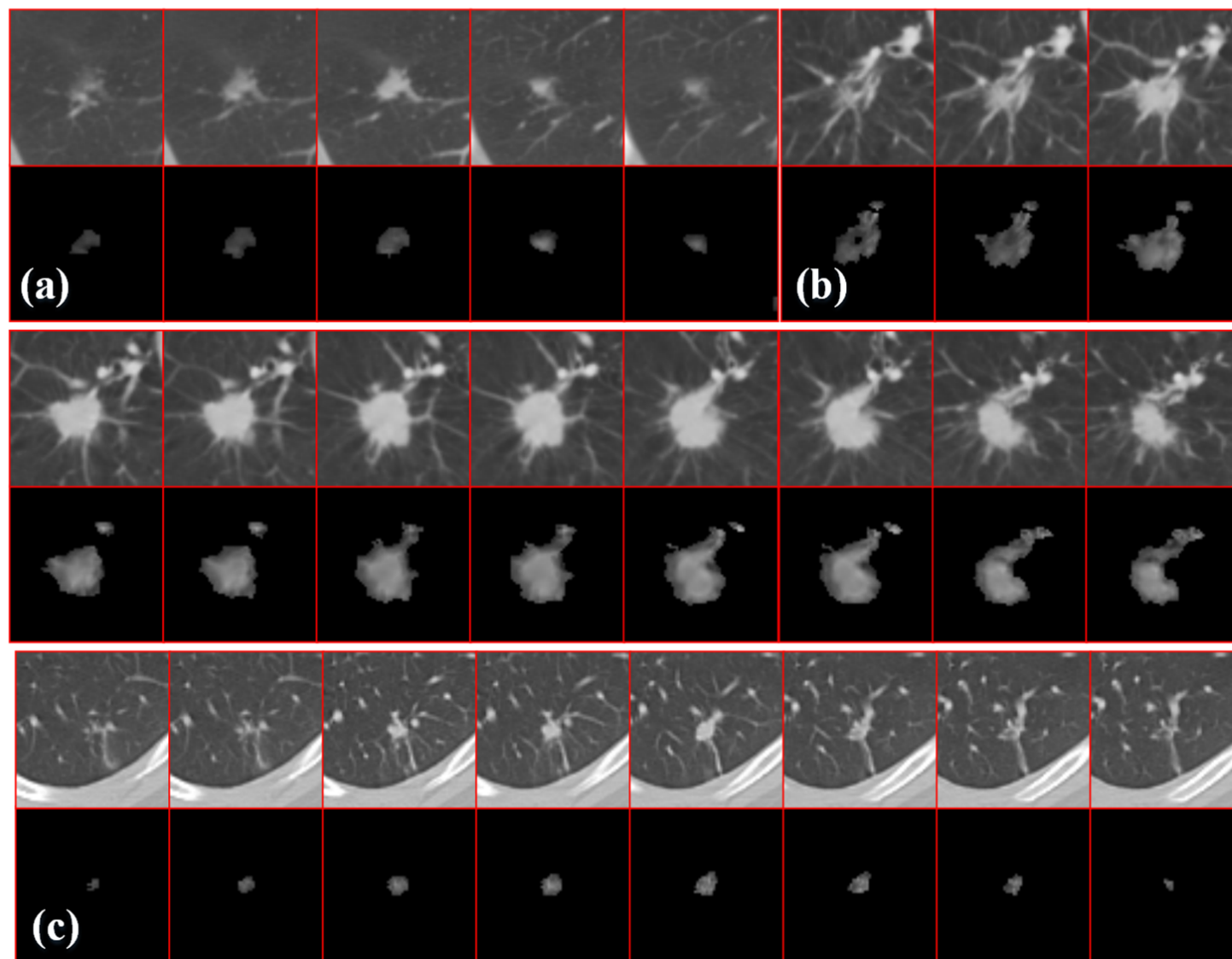
◆实验结果及分析



检测出的附着情况不同的粘连肺壁结节

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

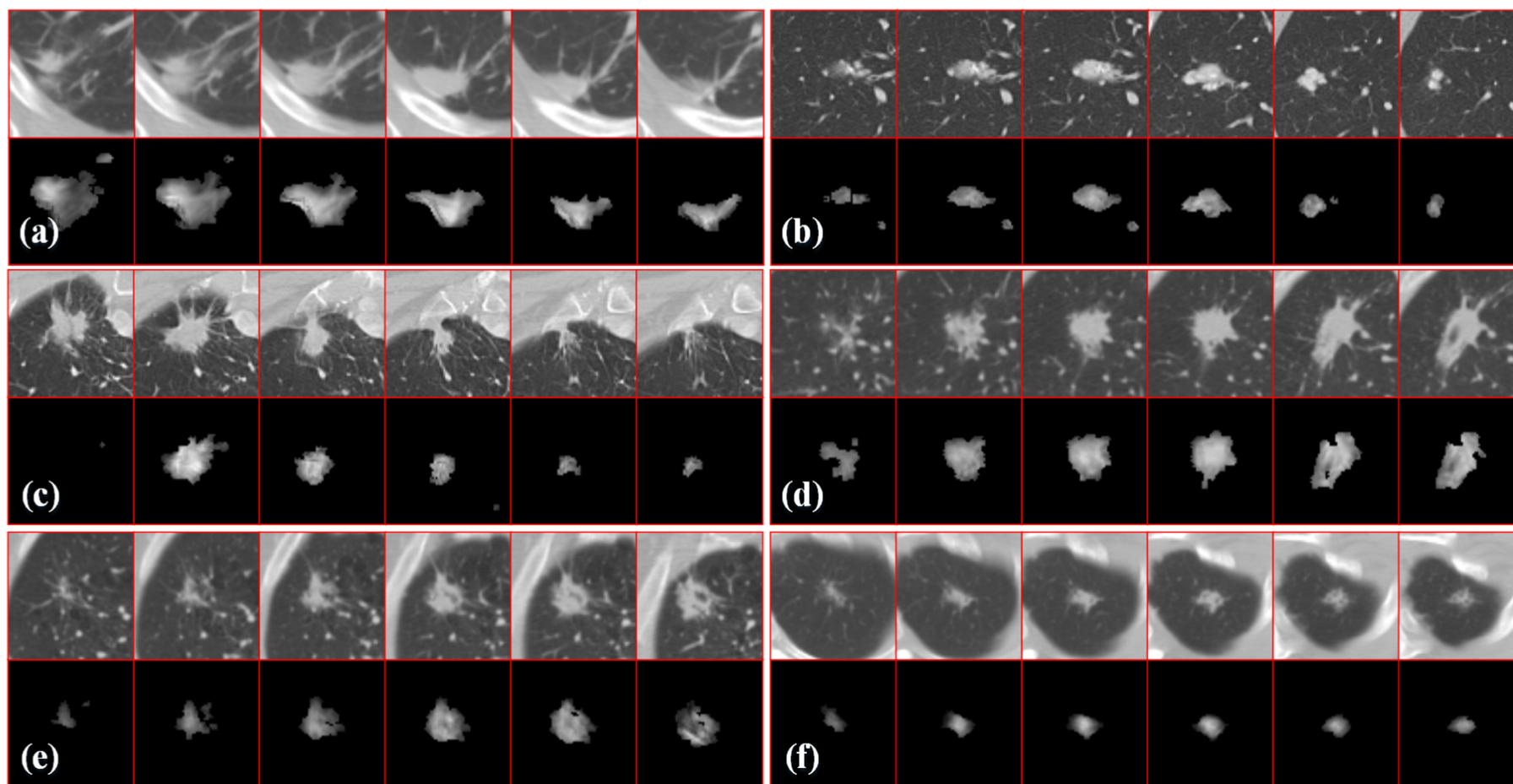
◆实验结果及分析



检测出的大小不同、附着情况不同的粘连血管结节

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

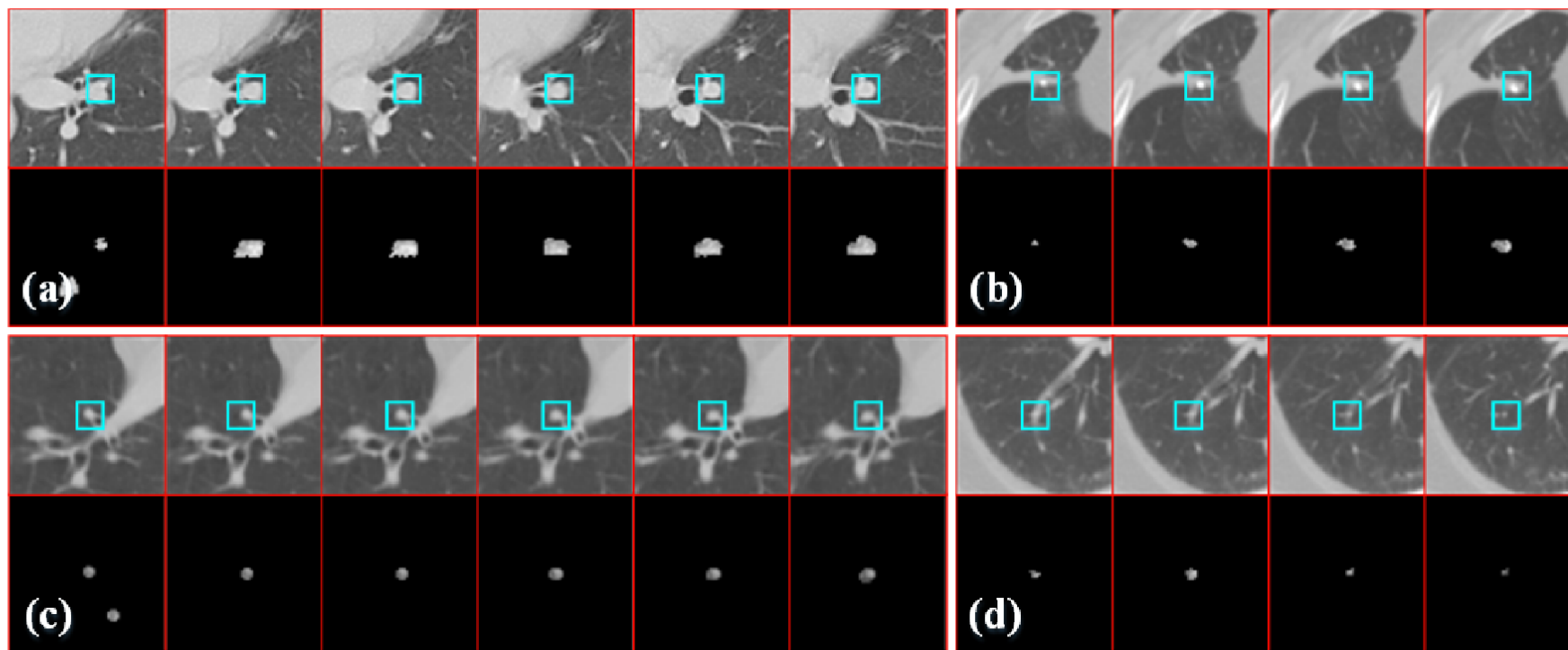
◆实验结果及分析



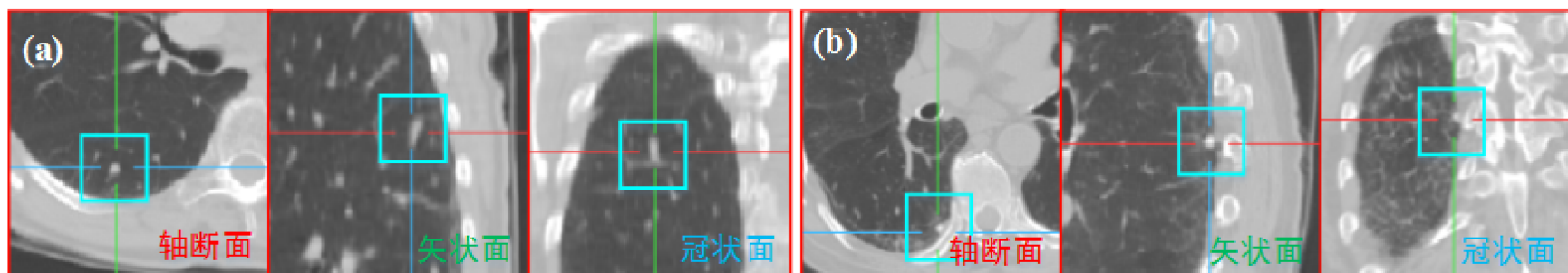
检测出的大小不同的毛玻璃结节

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆实验结果及分析



典型的未能移除的假阳性结节



典型的未能检测出的真阳性结节

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆实验结果及分析

本方法与其他CADe系统性能对比					
CADe 系统	数据集 数量	结节 数量	结 节 大 小 (mm)	平均 FPs/case	敏感度 (%)
Yuan et al. (2006) [43]	N/A	337	≥ 4	3.0	83.09
Opfer and Wiemker (2007) [44]	N/A	59	≥ 4	4.0	91.0
Gori et al. (2007) [45]	N/A	45	≥ 5	3.8	74.7
Murphy et al. (2009) [46]	813	1525	N/A	4.2	80.0
Golosio et al. (2009) [47]	84	148	3-30	4.0	79.0
Ye et al. (2009) [28]	54	122	≤ 20	8.2	90.2
Messay et al. (2010) [48]	84	143	3-30	3.0	80.4
Tan et al. (2011) [49]	125	259	≥ 3	4.0	87.5
Han et al. (2014) [34]	205	490	≥ 3	4.0	82.7
本章方法	107	252	≥ 3	2.0	89.4

5.基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法

◆发表的学术论文

- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Hong Qin, Aimin Hao. A CADe System for Nodule Detection in Thoracic CT Images based on Artificial Neural Network.
SCIENCE CHINA Information Sciences, DOI: 10.1007/s11432-016-9008-0
(SCI, IF: 0.885, CCF B类期刊) , 已刊出

报告内容

- 研究背景与意义
- 国内外研究现状
- 主要研究工作
 - 动态心血管结构并行重建方法
 - 心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法
 - 胸部 CT 肺结节检测方法
 - 肺部结节分类方法
- 总结与展望

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆当前存在的问题

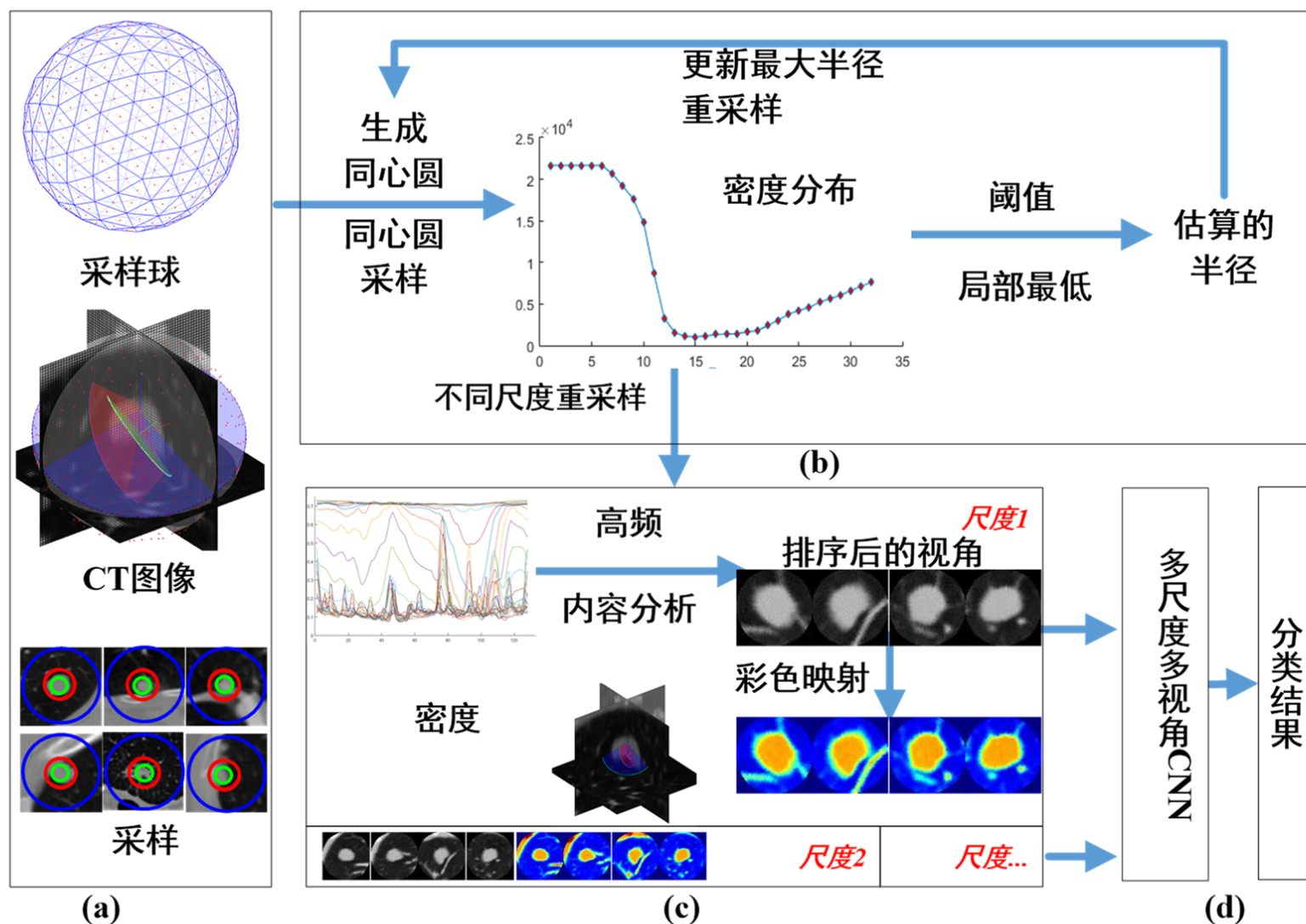
- ◆传统方法对结节先分割再判断，容易引进更多误差
- ◆传统方法大多基于手工选定的特征，稳定性较差
- ◆传统方法大多基于固定视角的图像对结节类型进行判断

◆解决方法

- ◆不进行分割，直接基于卷积神经网络优化对全图进行处理
- ◆使用卷积神经网络自动学习结节的最有分辨力的特征
- ◆使用基于高频内容分析的方法获得更有分辨力的结节观察视角

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

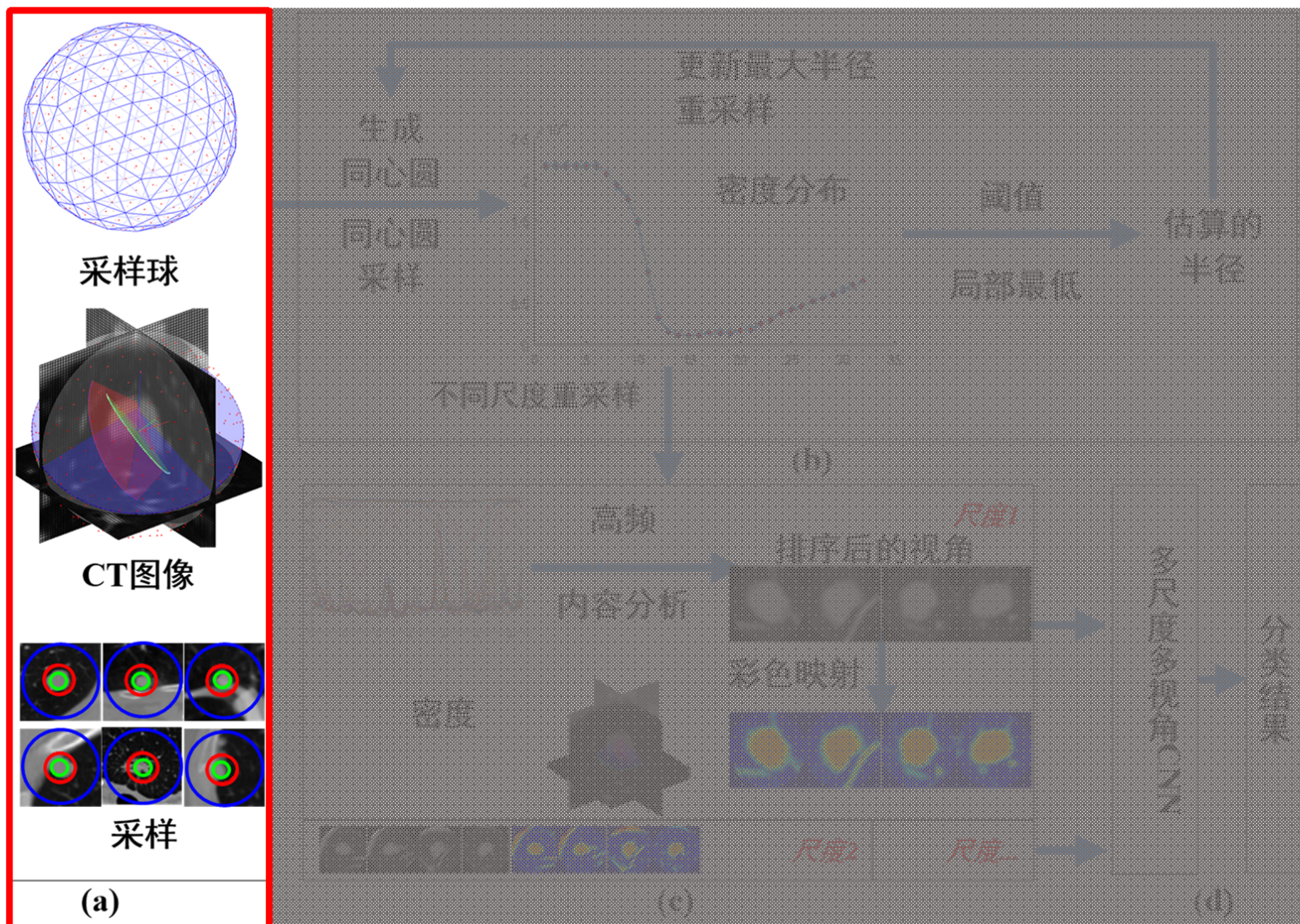
◆算法流程



基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法流程示意

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

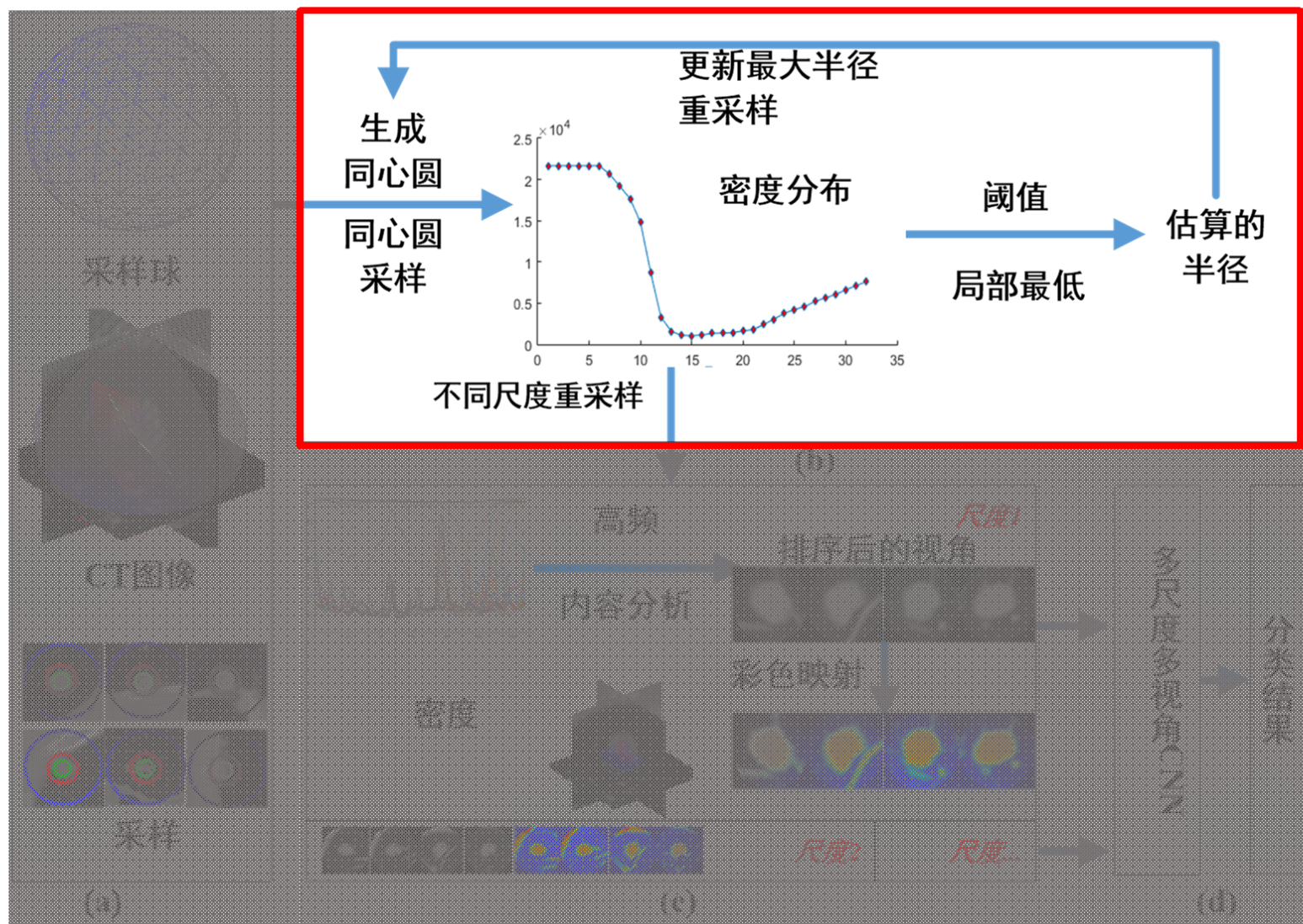
◆算法流程



基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法流程示意

6. 基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

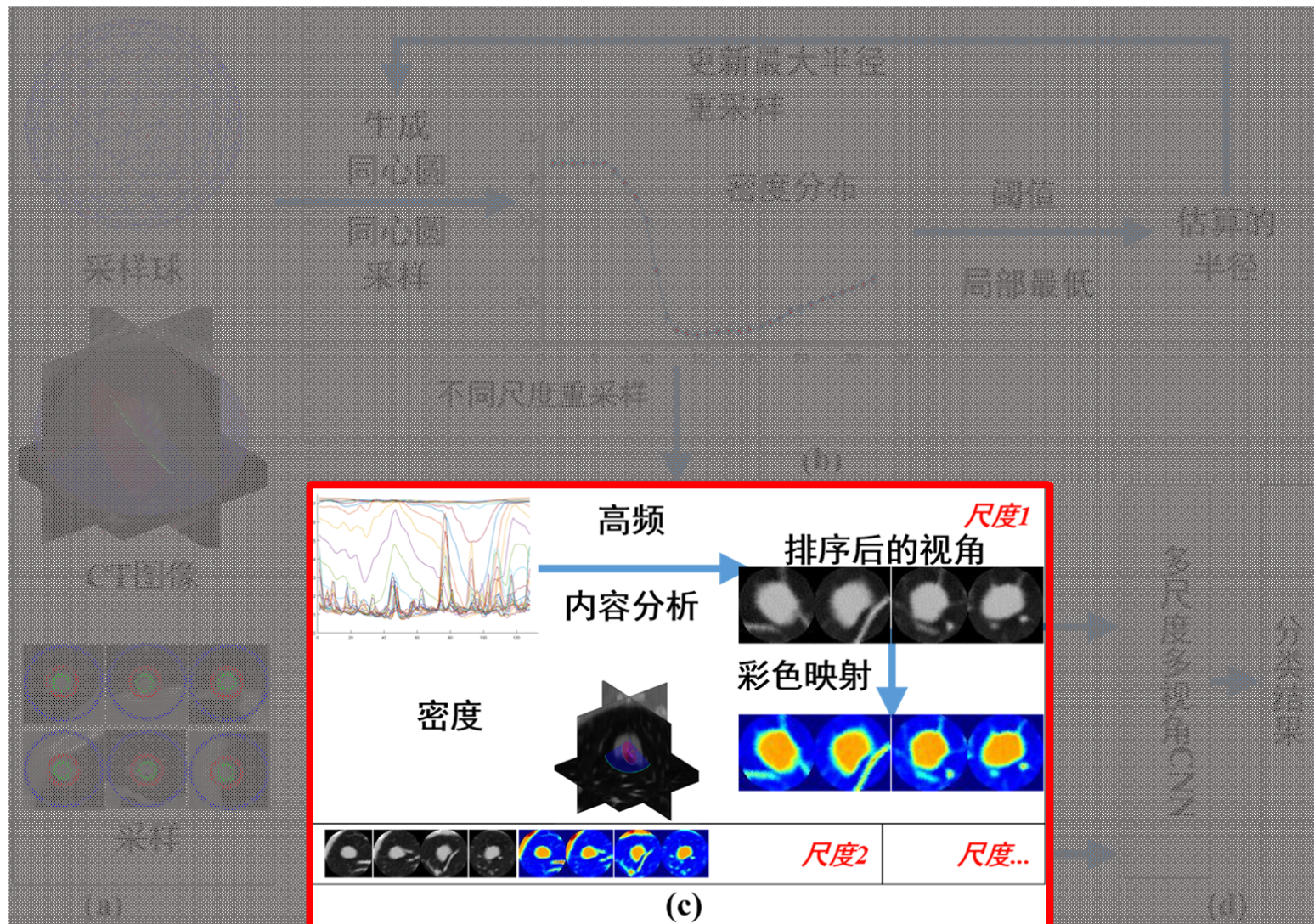
◆ 算法流程



基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法流程示意

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

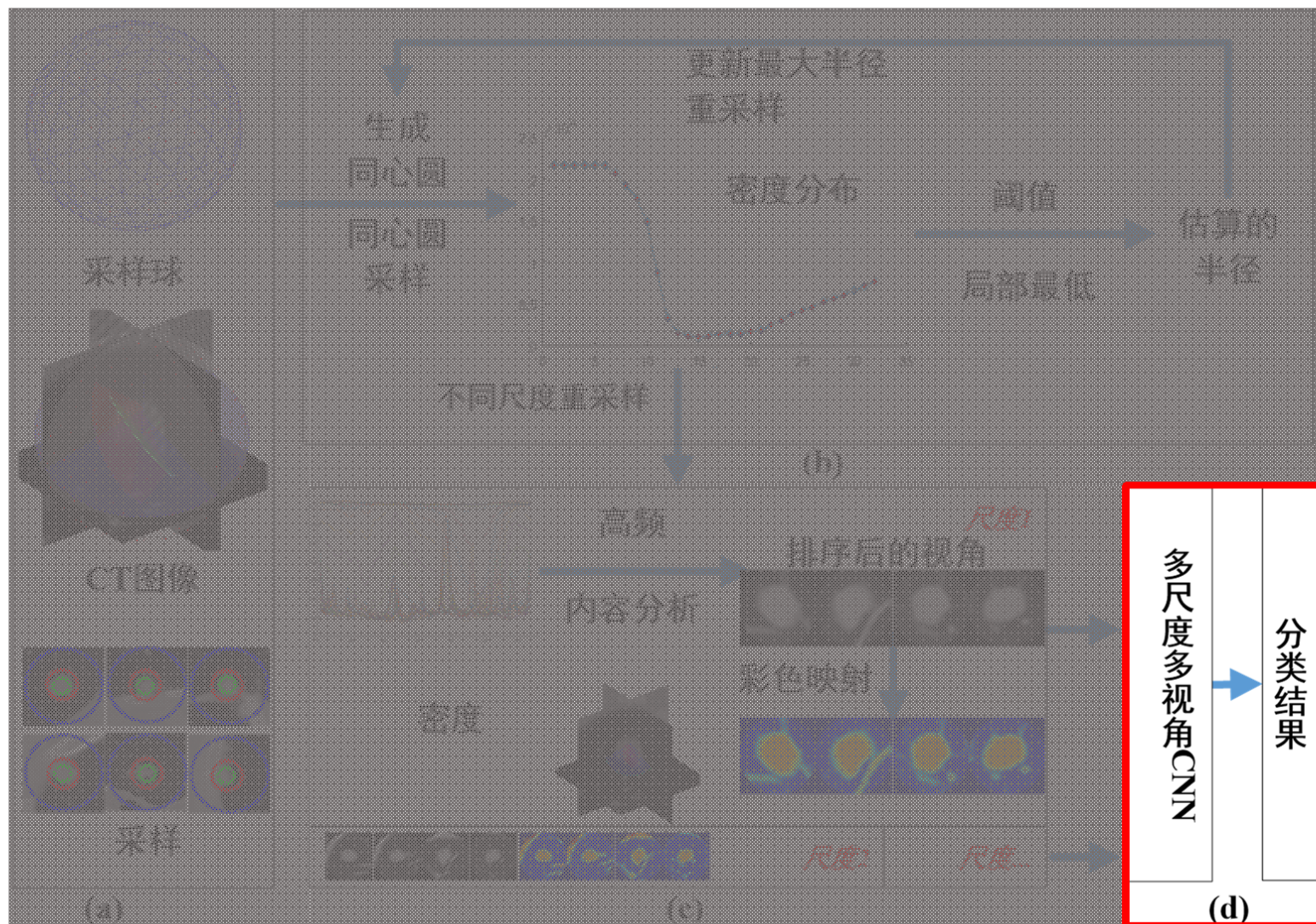
◆算法流程



基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法流程示意

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

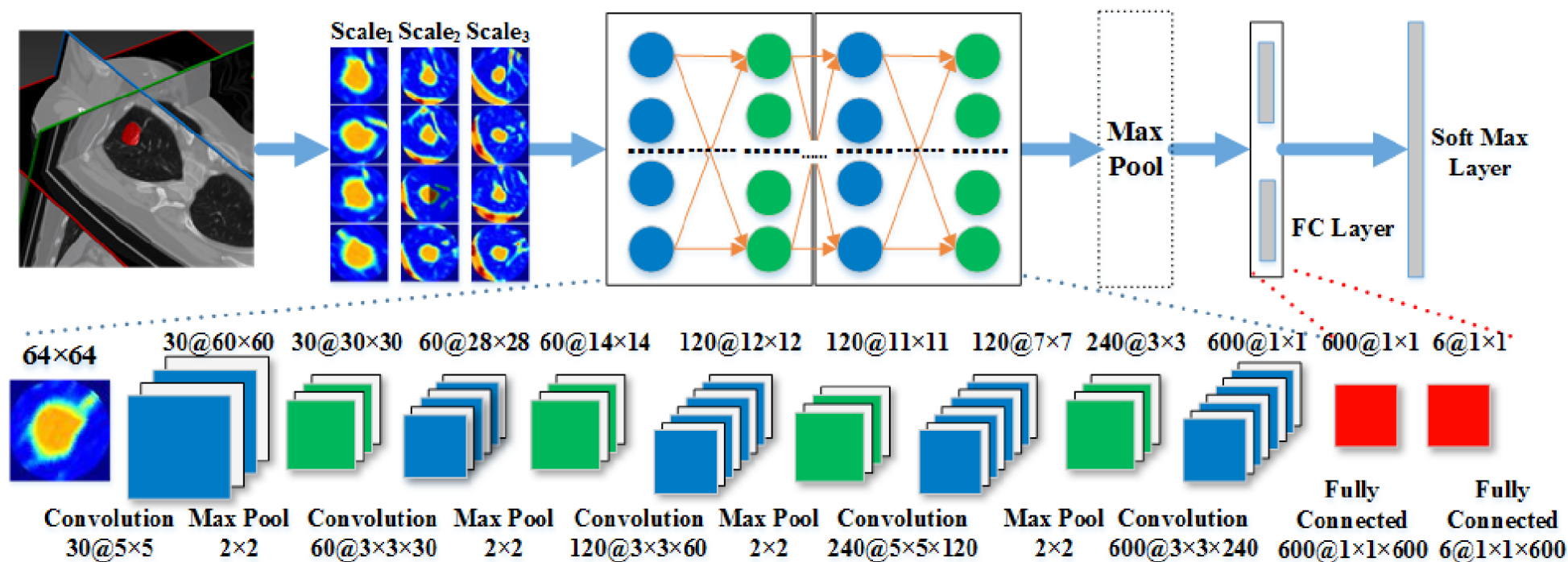
◆算法流程



基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法流程示意

6. 基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆ 网络结构



多尺度CNN网络结构

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆训练及验证数据源

◆LIDC-IDRI

- ◆一致性等级在2以上大于3 mm的结节
- ◆744个胸部CT，共包含1738个结节数据和1000个非结节数据
- ◆结节数据共包含W型905个，占比52.0%；P型329个，占比19%；V型219个，占比12.5%；G型82个，占比6%；J型203个，占比11.5%
- ◆原始CT切片为 512×512 像素，像素分辨率为0.4-1.0 mm；提取出的结节数据为 64×64 像素，像素分辨率统一归一化为1 mm

◆ELCAP

- ◆46例共421个结节
- ◆W型92个，占比21.8%；V型49个，占比11.6%；P型155个，占比36.8%；J型106个，占比25.2%；G型19个，占比4.6%

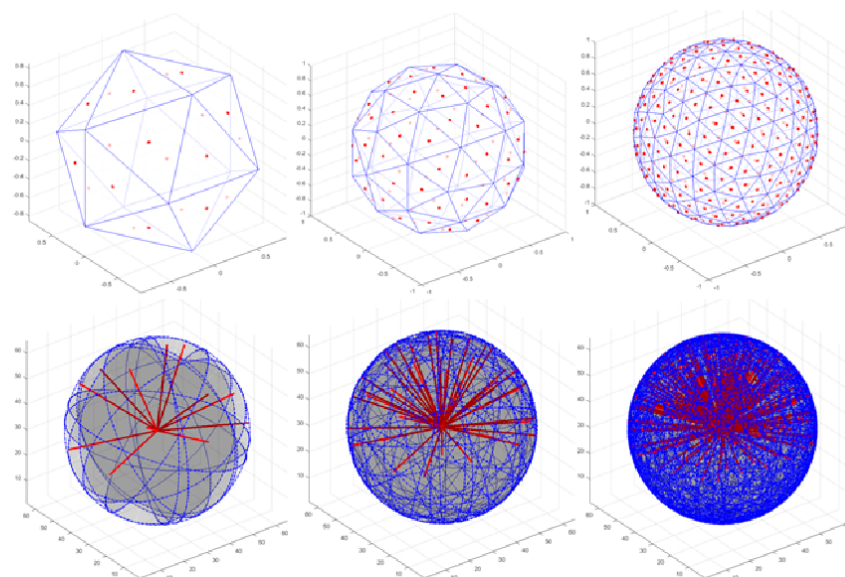
◆数据集扩增

- ◆传统的方法，如缩放、旋转等
- ◆基于估算的结节大小和采样平面的方法，主要依据计算得到的结节大小和采样平面排序对原始数据重采样

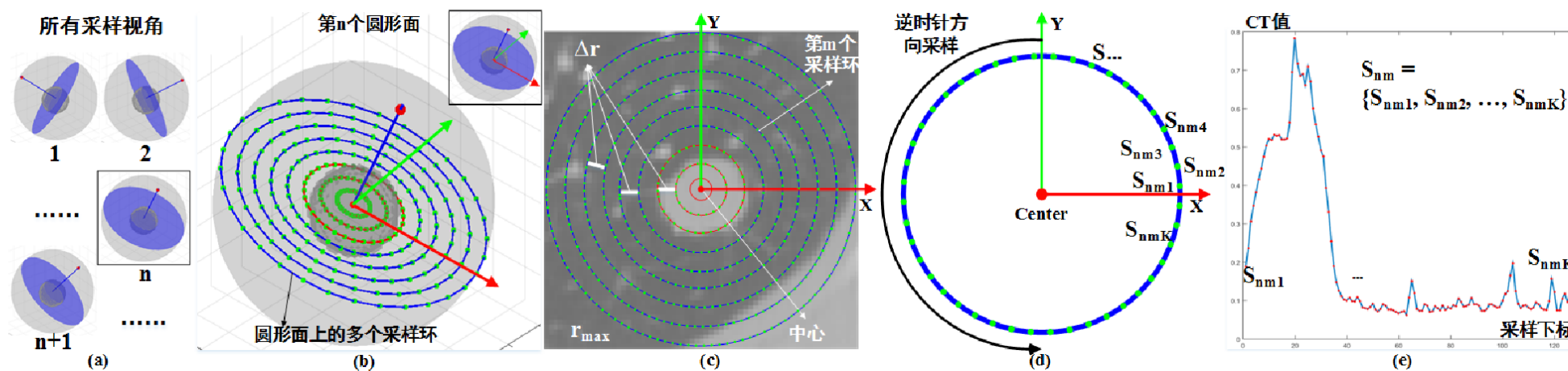
6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆卷积神经网络的创建及训练

◆正则化球面采样



基于正二十面体的球面划分示意



正则化球面采样方法

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆卷积神经网络的创建及训练

◆结节大小估算

◆给定正则化球面采样后获得的CT值分布 S 、通过正二十面体划分生成的 N 个圆形采样面和每个采样面上的 M 个同心采样圆环

◆采用阈值的方法计算 K 个采样点中符合条件的数量，形成一个 $N \times M$ 的计数矩阵

◆累加 N 个同心圆采样面上的计数，形成一个 M 维的计数向量

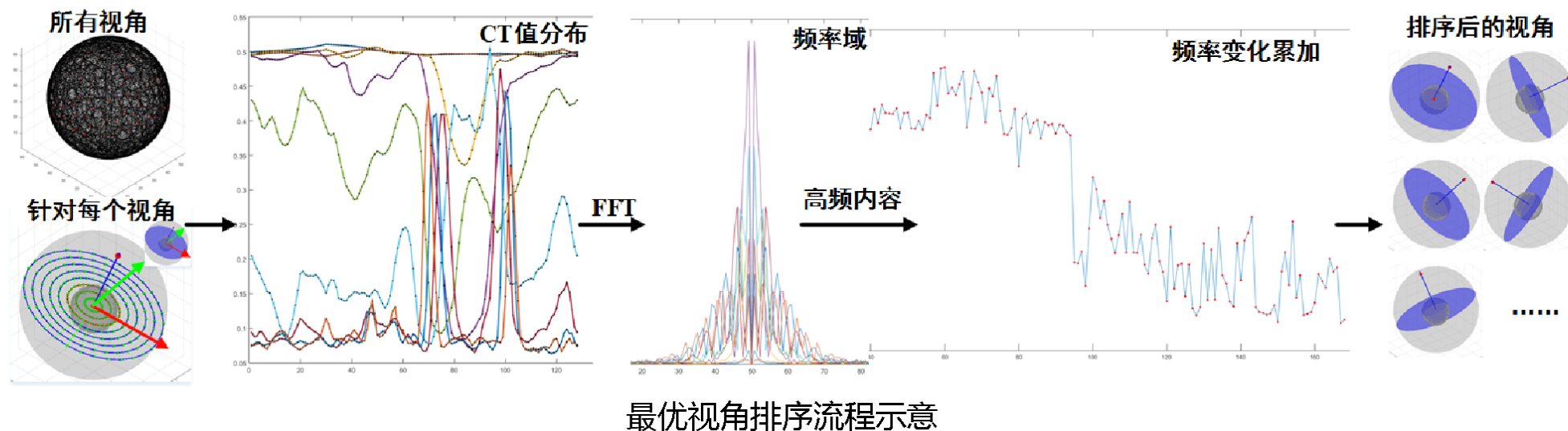
◆记计数向量的第一个非零值为 r_1 、第一个局部最小值为 r_2 ，最终估算结节大小为 r_1 和 r_2 之中的一个较小值

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆卷积神经网络的创建及训练

◆最优视角排序

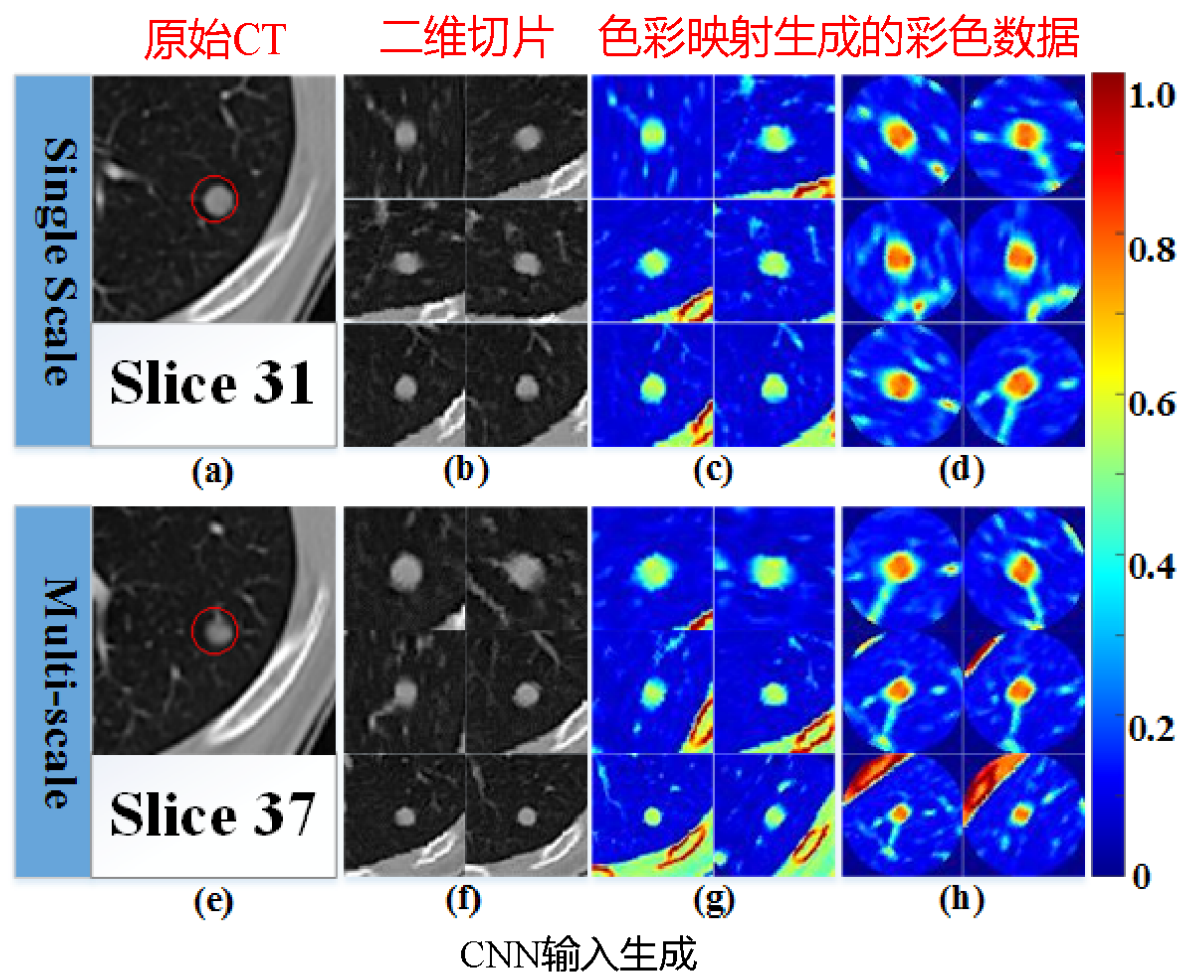
$$freq_n = \sum_{m=1}^M D_c(S_{nm}), \quad D_c(S_{nm}) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |\hat{X}_k - X_k|$$



6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

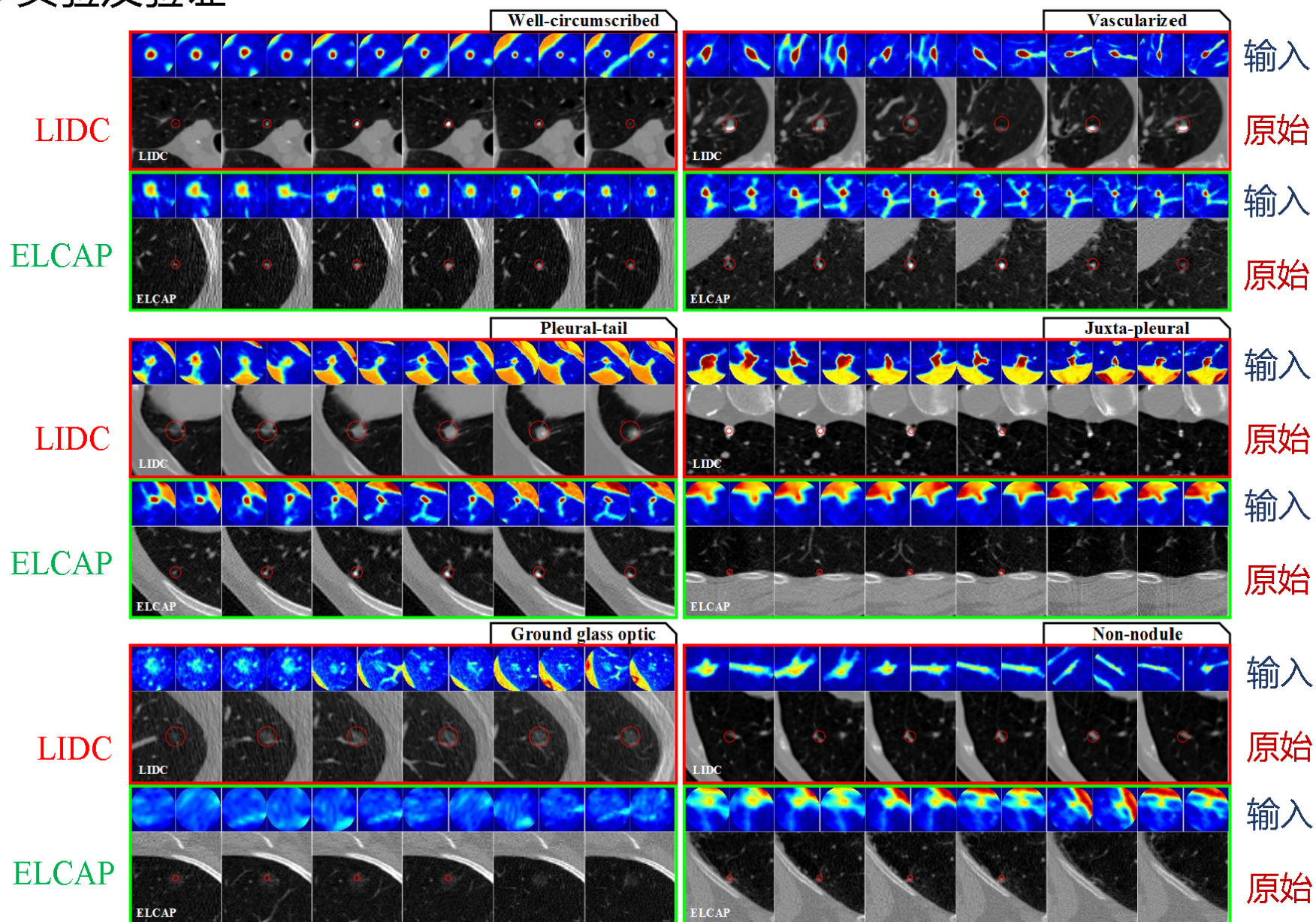
◆卷积神经网络的创建及训练

◆卷积神经网络输入生成及训练



6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆实验及验证



每种类型结节的典型分类结果

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆性能分析

方法在LIDC-IDRI数据集测试数据上的混淆矩阵

	G	W	N	P	V	J
G	0.83	0.02	0.13	0.02	0.00	0.00
W	0.01	0.97	0.01	0.00	0.02	0.00
N	0.00	0.01	0.99	0.00	0.00	0.00
P	0.00	0.00	0.10	0.90	0.00	0.00
V	0.01	0.06	0.01	0.00	0.92	0.00
J	0.00	0.00	0.09	0.01	0.00	0.90

92.1% (932/1012)

方法在ELCAP数据集测试数据上的混淆矩阵

	G	W	N	P	V	J
G	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
W	0.00	0.95	0.05	0.00	0.00	0.00
N	0.04	0.04	0.92	0.01	0.00	0.00
P	0.01	0.00	0.12	0.92	0.00	0.00
V	0.05	0.00	0.02	0.00	0.93	0.00
J	0.06	0.00	0.19	0.01	0.00	0.75

90.3% (624/691)

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆实验对比分析

◆识别准确率

◆ Zhang2014(Patch-Based, PB)：4类，89%；本方法：6类，90.3%

本方法与[Zhang2014]对比的混淆矩阵

	W	P	V	J
	Prop/PB^[151]	Prop/PB	Prop/PB	Prop/PB
W	0.95/0.89	0.00/0.06	0.00/0.04	0.00/0.01
P	0.00/0.03	0.92/0.91	0.00/0.03	0.00/0.03
V	0.00/0.05	0.00/0.06	0.93/0.86	0.00/0.03
J	0.00/0.03	0.01/0.06	0.00/0.04	0.75/0.87

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆实验对比分析

◆使用了不同的多尺度、多视角的配置对我们提出的方法进行了自我对比：

◆配置1，称之为nodules。9张排序后的视角、3张传统的切面视角

◆配置2，称之为colornodules。12张图片全部来自排序后的视角

◆配置3，称之为nodulecircles。12张图片全部来自排序后的视角；生成图片使用环形采样数据 S 映射到彩色空间

◆每种配置还分别包含一种普通形式和一种多尺度形式（multi-scale）

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

nodules/ms-nodules在LIDC数据集测试数据上的混淆矩阵

	G	W	N	P	V	J
G	0.80/0.47	0.00/0.09	0.20/0.35	0.00/0.01	0.01/0.08	0.00/0.00
W	0.01/0.00	0.83/1.00	0.05/0.00	0.00/0.00	0.13/0.00	0.01/0.00
N	0.05/0.02	0.07/0.05	0.92/0.87	0.06/0.02	0.04/0.02	0.07/0.02
P	0.00/0.01	0.00/0.01	0.12/0.08	0.91/0.89	0.05/0.00	0.00/0.00
V	0.07/0.01	0.04/0.03	0.02/0.05	0.00/0.00	0.88/0.89	0.01/0.01
J	0.01/0.01	0.00/0.00	0.19/0.10	0.00/0.00	0.00/0.00	0.86/0.89

colornodules/ms-colornodules在LIDC数据集测试数据上的混淆矩阵

	G	W	N	P	V	J
G	0.62/0.65	0.00/0.00	0.38/0.35	0.00/0.00	0.00/0.00	0.00/0.00
W	0.00/0.02	0.86/0.89	0.03/0.04	0.00/0.01	0.11/0.04	0.00/0.00
N	0.00/0.01	0.02/0.03	0.94/0.95	0.02/0.00	0.00/0.01	0.03/0.00
P	0.02/0.01	0.12/0.04	0.07/0.03	0.79/0.93	0.00/0.01	0.00/0.00
V	0.02/0.03	0.07/0.06	0.05/0.02	0.03/0.00	0.83/0.89	0.00/0.00
J	0.00/0.00	0.00/0.00	0.23/0.20	0.00/0.02	0.00/0.00	0.76/0.78

nodulecircles/ms-nodulecircles在LIDC数据集测试数据上的混淆矩阵

	G	W	N	P	V	J
G	0.80/0.83	0.01/0.02	0.20/0.13	0.00/0.02	0.00/0.00	0.00/0.00
W	0.01/0.01	0.97/0.97	0.03/0.01	0.00/0.00	0.00/0.02	0.00/0.00
N	0.00/0.00	0.01/0.01	0.98/0.99	0.01/0.00	0.00/0.00	0.01/0.00
P	0.01/0.00	0.00/0.00	0.14/0.10	0.86/0.90	0.00/0.00	0.00/0.00
V	0.01/0.01	0.01/0.06	0.05/0.01	0.00/0.00	0.94/0.92	0.00/0.00
J	0.00/0.00	0.00/0.00	0.21/0.09	0.00/0.01	0.01/0.00	0.79/0.90

nodules/ms-nodules在ELCAP数据集测试数据上的混淆矩阵

	G	W	N	P	V	J
G	0.74/0.81	0.21/0.02	0.05/0.17	0.00/0.00	0.00/0.00	0.00/0.00
W	0.00/0.02	0.61/0.86	0.37/0.03	0.00/0.01	0.01/0.08	0.01/0.01
N	0.00/0.00	0.00/0.00	1.00/1.00	0.00/0.00	0.00/0.00	0.00/0.00
P	0.00/0.08	0.00/0.00	0.23/0.17	0.77/0.75	0.00/0.00	0.00/0.00
V	0.03/0.01	0.05/0.01	0.14/0.09	0.00/0.00	0.78/0.82	0.00/0.06
J	0.01/0.02	0.00/0.00	0.40/0.16	0.01/0.00	0.00/0.00	0.58/0.81

colornodules/ms-colornodules在ELCAP数据集测试数据上的混淆矩阵

	G	W	N	P	V	J
G	0.57/0.79	0.00/0.00	0.43/0.21	0.00/0.00	0.00/0.00	0.00/0.00
W	0.03/0.01	0.84/0.85	0.06/0.09	0.00/0.00	0.07/0.04	0.00/0.01
N	0.01/0.00	0.01/0.00	0.97/1.00	0.00/0.00	0.00/0.00	0.00/0.00
P	0.00/0.09	0.02/0.00	0.18/0.11	0.79/0.79	0.02/0.02	0.00/0.00
V	0.04/0.02	0.07/0.06	0.09/0.06	0.00/0.00	0.79/0.83	0.01/0.03
J	0.00/0.01	0.00/0.00	0.28/0.36	0.00/0.00	0.02/0.01	0.70/0.62

nodulecircles/ms-nodulecircles在ELCAP数据集测试数据上的混淆矩阵

	G	W	N	P	V	J
G	1.00/1.00	0.00/0.00	0.00/0.00	0.00/0.00	0.00/0.00	0.00/0.00
W	0.04/0.00	0.92/0.95	0.03/0.05	0.00/0.00	0.01/0.00	0.00/0.00
N	0.10/0.04	0.00/0.04	0.90/0.92	0.00/0.01	0.00/0.00	0.00/0.00
P	0.04/0.02	0.01/0.00	0.11/0.06	0.83/0.92	0.01/0.00	0.00/0.00
V	0.10/0.05	0.00/0.00	0.09/0.02	0.00/0.00	0.82/0.93	0.00/0.00
J	0.02/0.05	0.01/0.00	0.32/0.20	0.02/0.00	0.00/0.00	0.63/0.76

6.基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法

◆投稿学术论文

- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Hong Qin, Aimin Hao. Multi-view Multi-scale CNNs for Lung Nodule Type Classification from CT Images. **Pattern Recognition** , 已投稿

报告内容

- 研究背景与意义
- 国内外研究现状
- 主要研究工作
 - 动态心血管结构并行重建方法
 - 心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法
 - 胸部 CT 肺结节检测方法
 - 肺部结节分类方法
- 总结与展望

总结与展望

◆总结

- ◆提出了一种基于能量优化的动态心血管结构并行重建方法，对多视角XRA图像中的三维血管的结构、形状和运动进行高效重建，并且对低质量的XRA图像或图像中的不完整结构具有较好的鲁棒性。
- ◆提出了一种基于能量优化的心血管结构鲁棒标定及生理信息估计方法，具有很好的鲁棒性，能正确标定模糊的图像；对于造影剂未完全流入心血管时的图像也能够取得较好的结果。
- ◆提出了一种基于神经网络优化的胸部CT肺结节检测方法，在较低假阳结节率的情况下，取得了较高的识别率。
- ◆提出了一种基于多尺度卷积神经网络优化的肺部结节分类方法，在LIDC-IDRI和ELCAP数据集上均进行了训练和测试，取得了较好的识别效果。

◆未来工作展望

- ◆提高方法的鲁棒性，以增强其对不同质量医学图像的处理能力
- ◆扩展方法的适用性，以提高算法对多源数据的适应能力

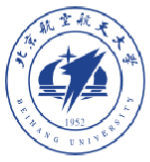
攻读博士学位期间取得的研究成果

◆发表学术论文

- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Hong Qin, Aimin Hao. A CADe System for Nodule Detection in Thoracic CT Images based on Artificial Neural Network. **SCIENCE CHINA Information Sciences**, DOI: 10.1007/s11432-016-9008-0 (**SCI, IF: 0.885, CCF B类期刊**), **已刊出**
- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Hong Qin, Aimin Hao. Robust Optimization-based Coronary Artery Labeling from X-Ray Angiograms[J]. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics (JBHI)**, 2016, 20(6): 1608-1620, doi: 10.1109/JBHI.2015.2485227 (**SCI, IF: 2.093, JCR Q1区**), **已刊出**
- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Shuai Li, Aimin Hao, Hong Qin. Efficient 3D Reconstruction of Vessels from Multi-views of X-Ray Angiography[A]. **CAD/Graphics 2013[C]**: 403-404. (**ED**), **已刊出**
- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Aimin Hao, Hong Qin. A Parallelized 4D Reconstruction Algorithm for Vascular Structures and Motions based on Energy Optimization[J]. **The Visual Computer**, 2015, 31(11): 1431-1446 (**SCI, IF:1.06, JCR Q2区, CCF C类期刊**), **已刊出**
- ◆ **Xinglong Liu**, Fei Hou, Aimin Hao, Hong Qin. Parallelized 4D Structure, Shape, and Motion Reconstruction of Vessels from Multiview X-Ray Angiograms[A]. **Computer Graphics International, 2014[C]**. (**会议全文, CCF C类会议**), **已刊出**

◆授权/申请中国发明专利

- ◆ 赵沁平, 刘星龙, 李帅, 侯飞, 一种基于多视角X光片的心血管三维重建方法, 专利申请号: CN 201310632617 (已受理)。



谢谢各位老师
请各位老师批评指正