

中国科学院大学2025年研究生学术论坛 人工智能分论坛

# VasoMIM: 面向血管分割的 解剖感知掩码图像建模

汇报人: 黄德兴

年 级: 2022级直博生

导 师: 侯增广 研究员



中国科学院大学 人工智能学院  
中国科学院自动化研究所 医疗机器人团队



# 汇报提纲

## CONTENTS

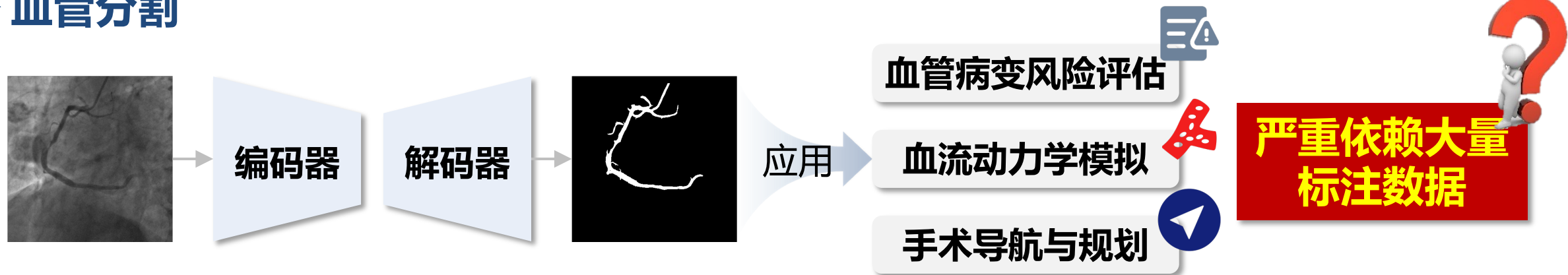
01 | 研究背景

02 | 本文方法

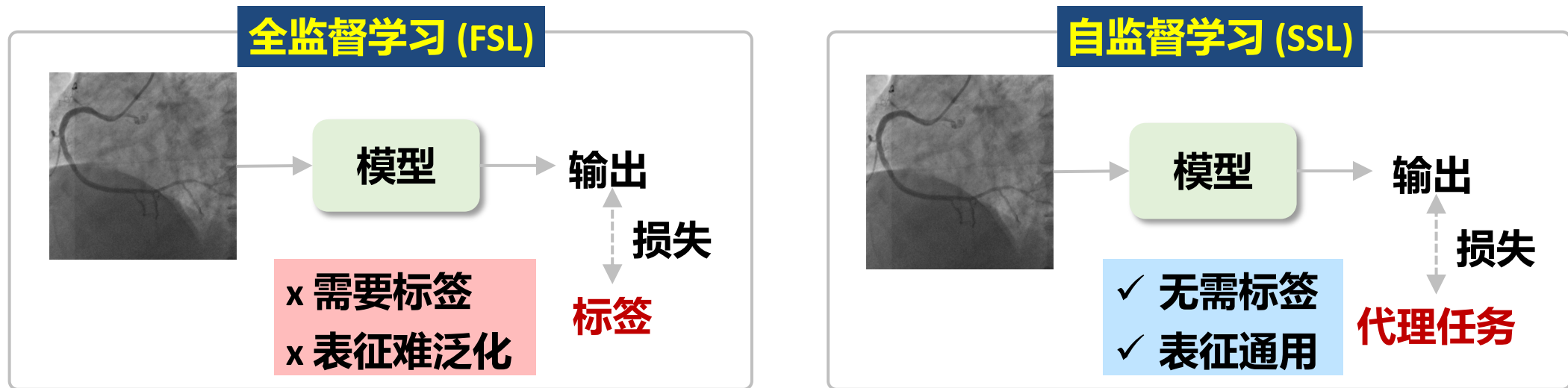
03 | 实验结果

# 研究背景: 自监督学习

## ➤ 血管分割



## 如何有效对模型进行预训练? (FSL vs. SSL)



# 研究背景: 现状与挑战

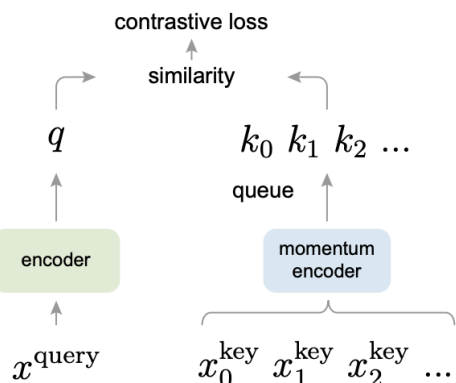
- 挑战1: 先进的预训练方法
- 挑战2: 大规模数据集

**SSL在血管造影图像领域的应用存在挑战**

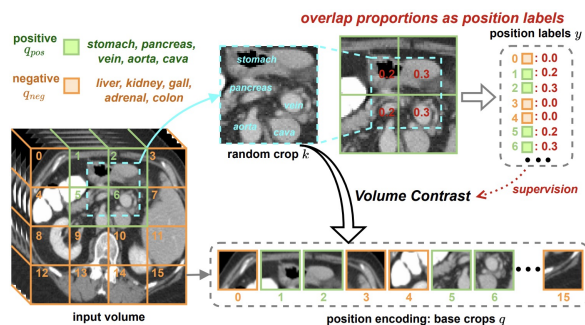
# 研究背景: 现状与挑战

- 挑战1: 先进的预训练方法
- 挑战2: 大规模数据集

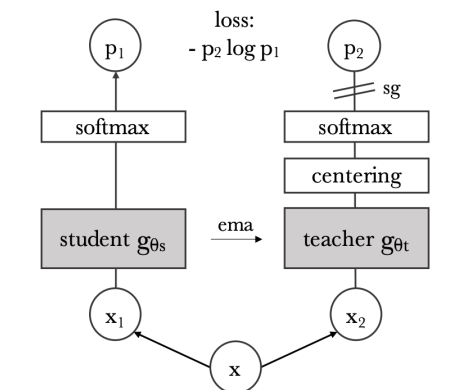
基于对比学习



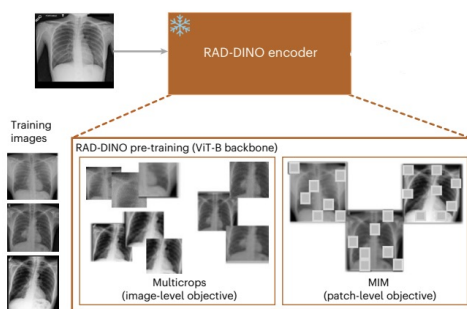
CVPR 19 & ICCV 21  
基于正负样本对 (MoCo)



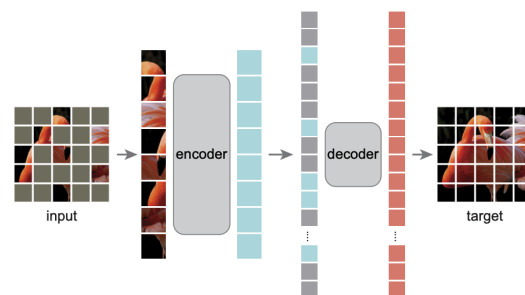
CVPR 24 & IEEE TPAMI 25  
基于上下文位置预测 (VoCo)



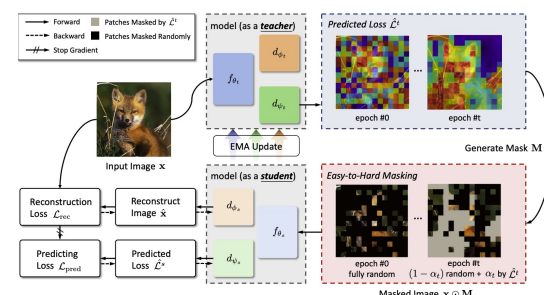
ICCV 21 & TMLR 24 & arXiv 25  
基于特征自蒸馏 (DINO)



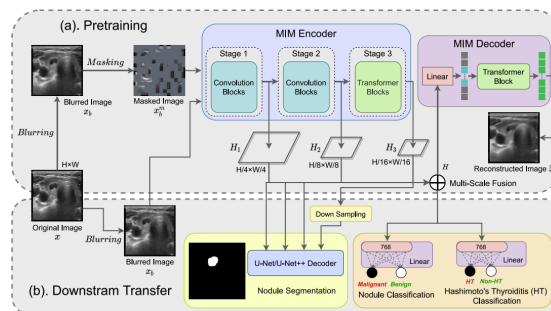
Nat. Mach. Intell. 25  
大规模胸片数据 (Rad-DINO)



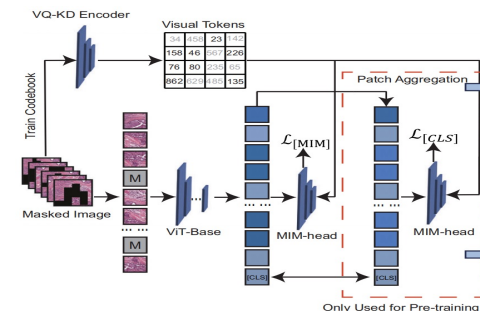
CVPR 22  
随机patch采样 (MAE)



CVPR 23 & IEEE TPAMI 25  
困难patch挖掘 (HPM)



MedIA 24  
基于多任务去噪 (DeblurringMIM)

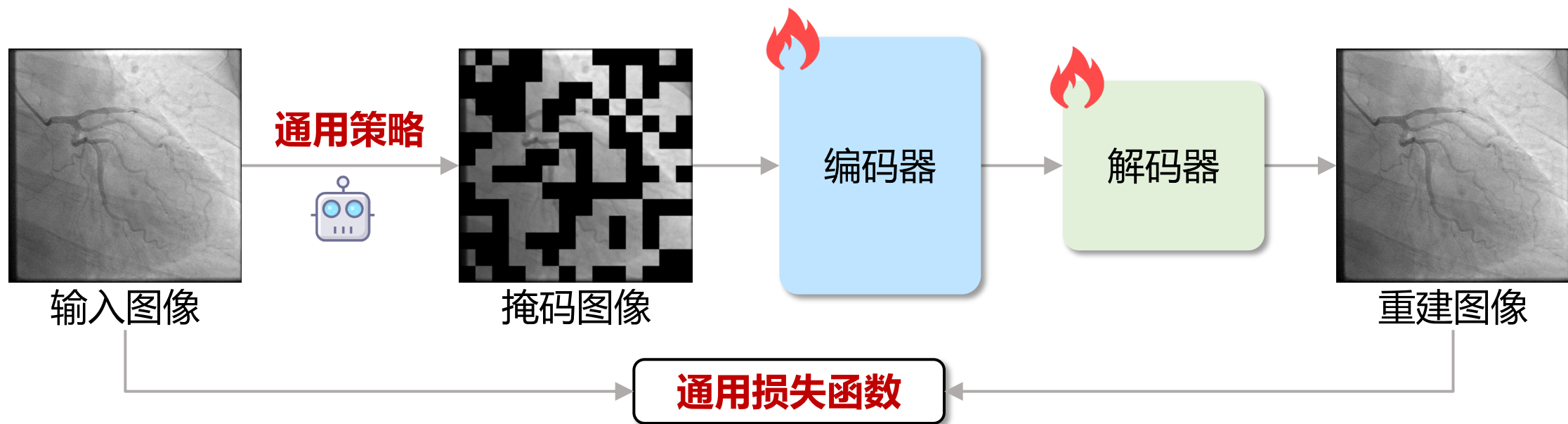


Nat. Commun. 25  
大规模病理图像 (BEPH)

基于掩码图像建模

# 研究背景: 现状与挑战

- 挑战1: 先进的预训练方法
- 挑战2: 大规模数据集



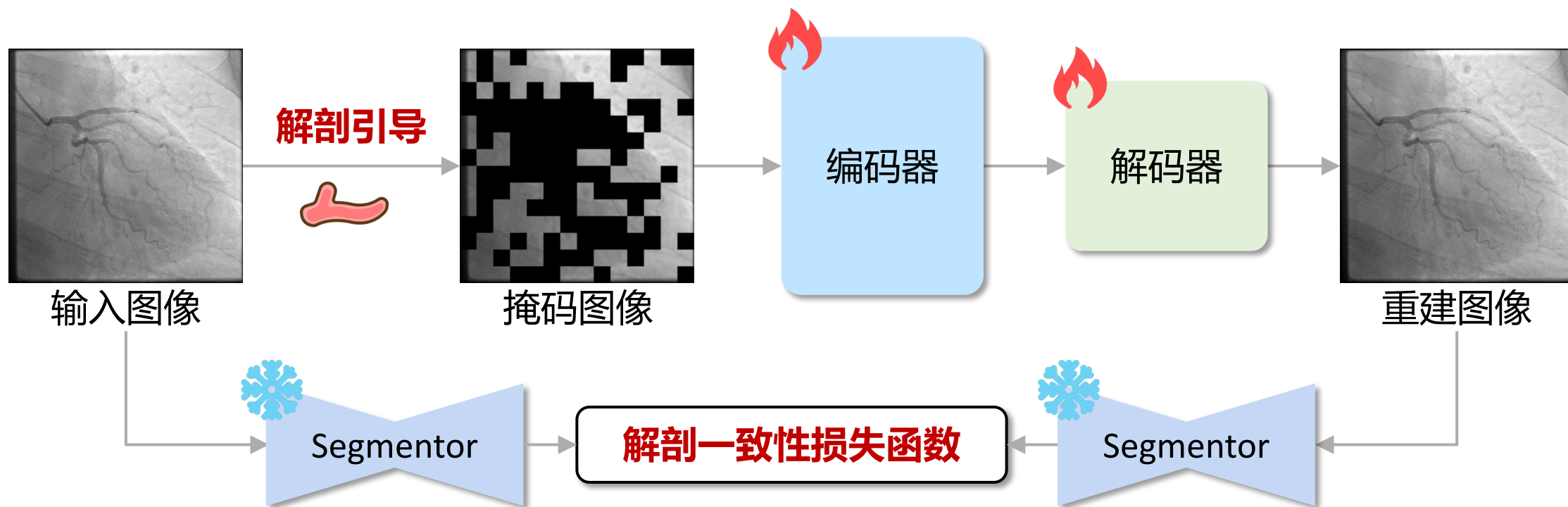
冠脉造影图像中**血管与背景像素极度不均匀**导致现有MIM方法表现不佳, 具体体现在:

- (1) Patch采样: **通用策略**无法在采样时关注含血管的patch
- (2) 重建目标: **通用损失函数**目标无法学习血管语义



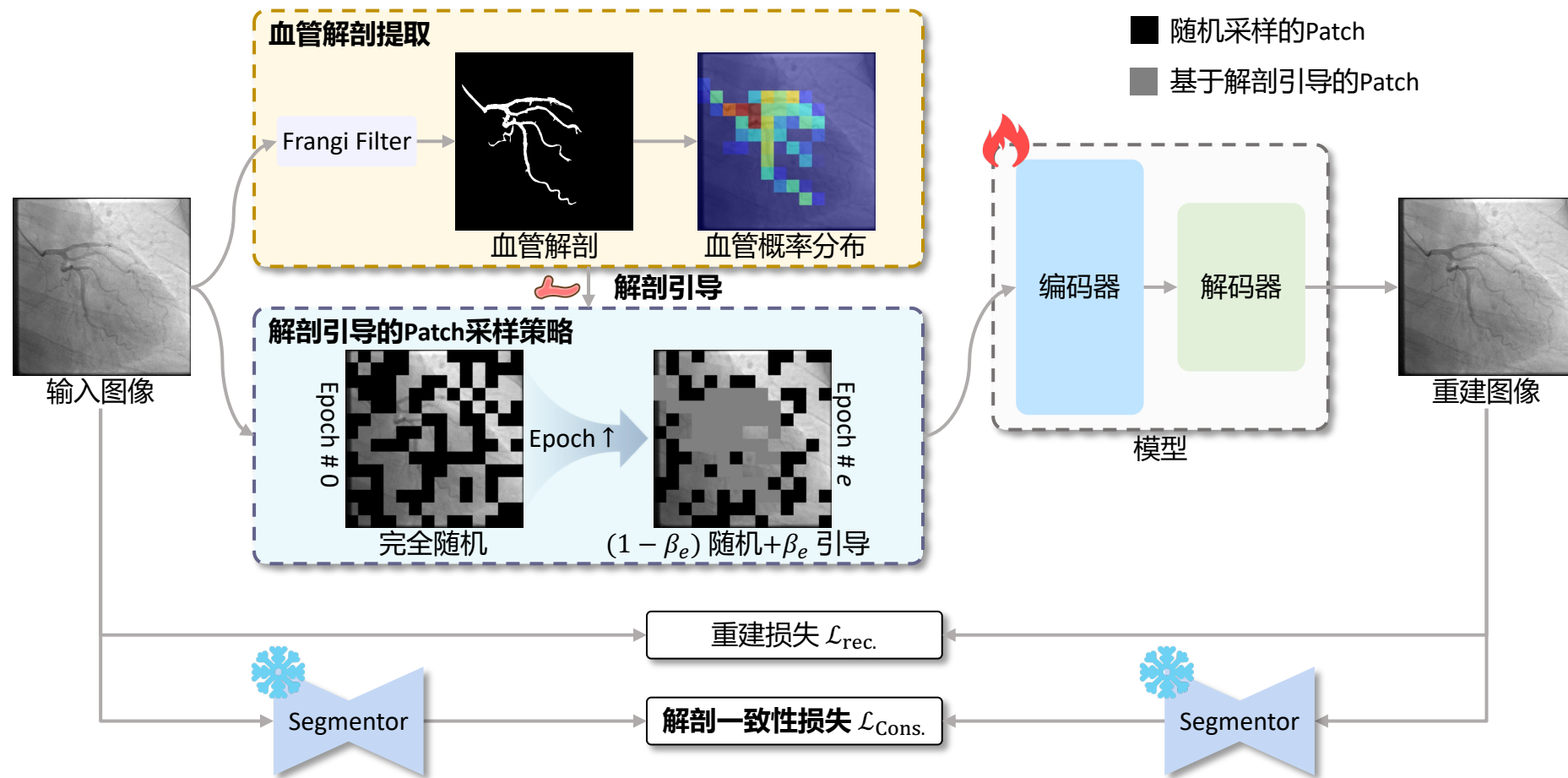
# 研究背景: 解决方案

- 方法: 针对血管造影图像设计的自监督预训练模型 VasoMIM
- 数据: 基于公开数据集搜集并构建了含20K张图像的预训练数据集 XA-20K => XA-170K\*





# 本文方法: 总体框架

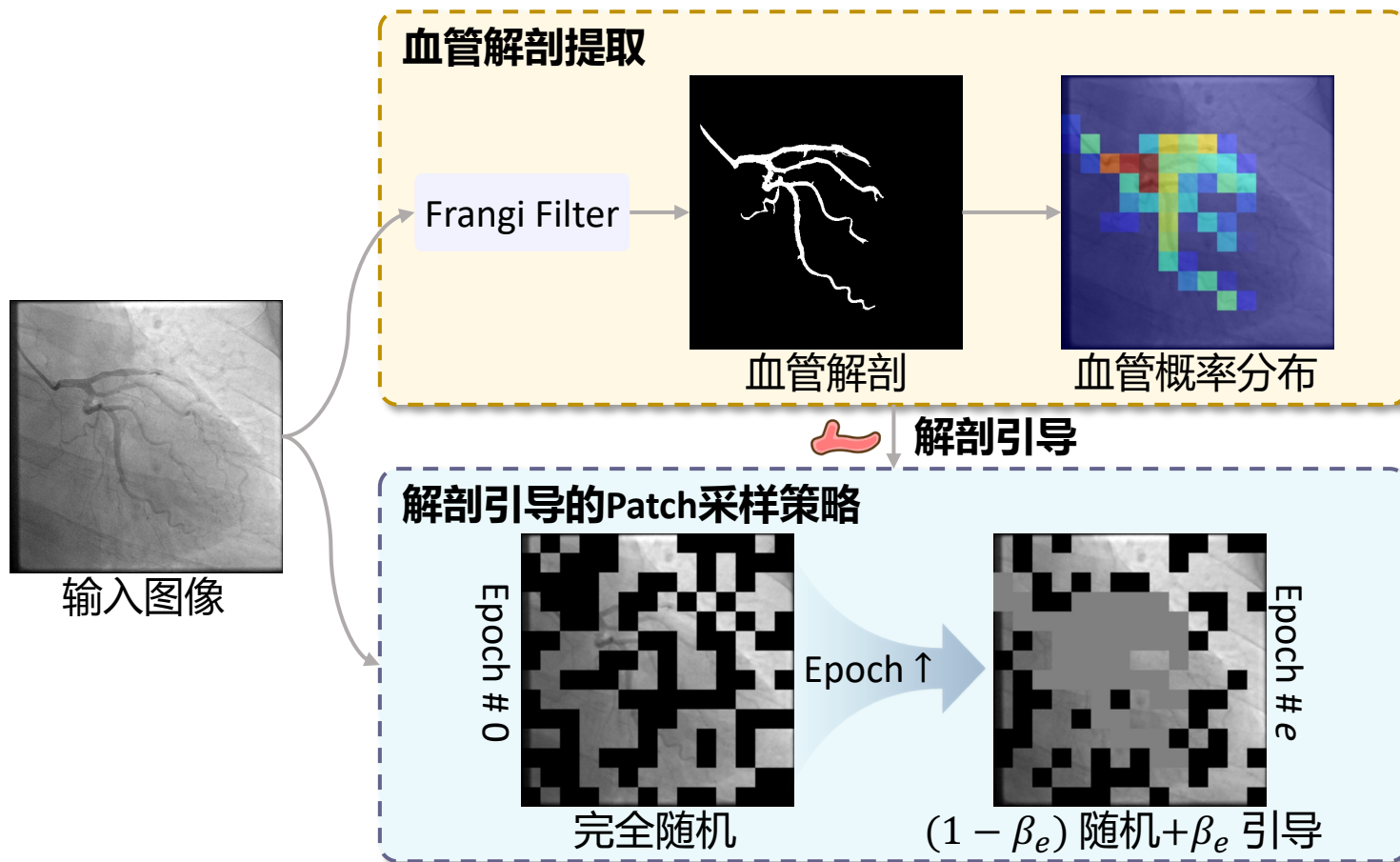


提出基于**解剖引导的Patch采样策略**与**解剖一致性损失函数**解决上述问题:

- (1) **Anatomy-Guided Masking Strategy:** 采样更加关注血管patch
- (2) **Anatomical Consistency Loss:** 增强血管表征的判别性

# 本文方法: 采样策略

## ➤ Anatomy-Guided Masking Strategy: 采样关注血管patch



## 基于Patch的血管概率分布

$$f(p_i) = \frac{\sum_{j=1}^{P^2} \mathbb{I}(m_{ij} = 1)}{\sum_{i,j=1}^{N, P^2} \mathbb{I}(m_{ij} = 1)}$$

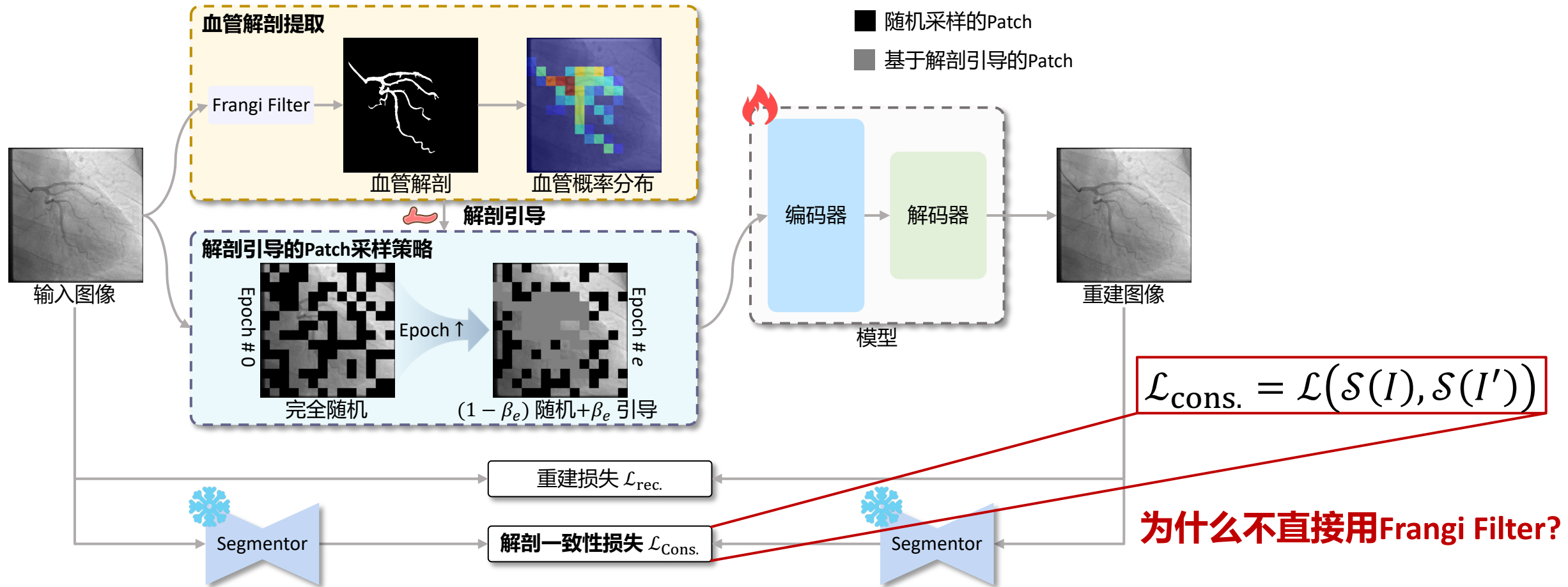
## Weak2Strong的采样机制

$$\beta_e = \beta_0 + \frac{e}{E} (\beta_E - \beta_0)$$

$$\beta_0 = 0, \beta_E = 0.5$$

# 本文方法: 损失函数

## ➤ Anatomical Consistency Loss: 增强血管表征的判别性



# 实验结果: 与现有SSL方法对比

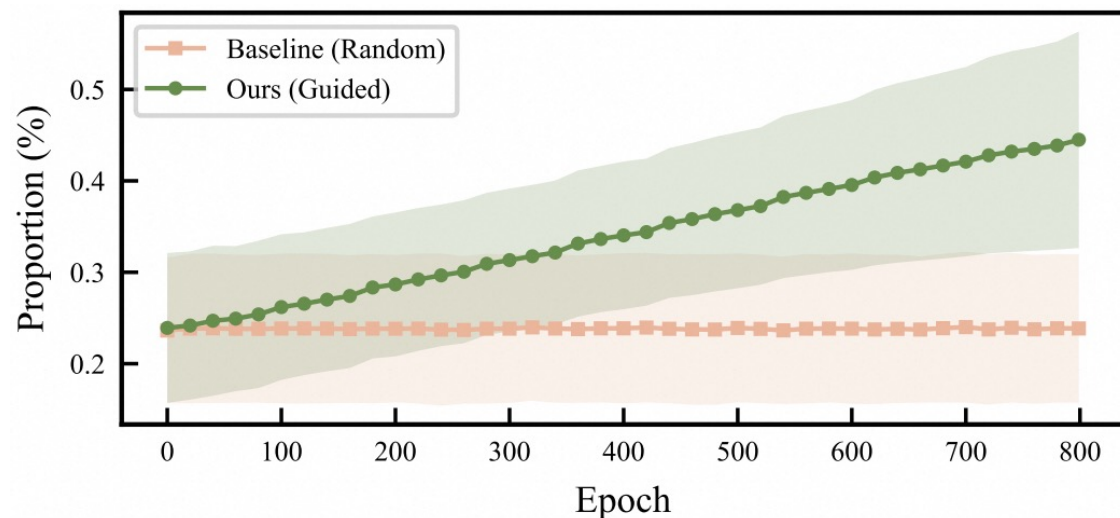
Method	ARCADE		CAXF		XCAV	
	DSC (%)	clDice (%)	DSC (%)	clDice (%)	DSC (%)	clDice (%)
<i>Traditional</i>						
Frangi Filter (Frangi et al. 1998)	41.30	40.91	64.01	65.73	58.46	57.15
<i>From Scratch</i>						
U-Net (Ronneberger et al. 2015)	58.27 $\pm$ 1.33	59.70 $\pm$ 1.40	78.72 $\pm$ 0.74	82.68 $\pm$ 0.87	68.63 $\pm$ 2.80	63.47 $\pm$ 3.33
<i>Contrastive Learning</i>						
MoCo v2 (He et al. 2020)	相比 U-Net 分别提升 10.58%, 5.77% 和 8.89% 的DSC					79.97 $\pm$ 0.71
DINO (Caron et al. 2021)						88.36 $\pm$ 1.17
<i>Masked Image Modeling</i>						
MAE (He et al. 2022)	68.17 $\pm$ 0.29	69.89 $\pm$ 0.22	83.53 $\pm$ 0.14	87.37 $\pm$ 0.21	76.43 $\pm$ 0.17	72.58 $\pm$ 0.49
SimMIM (Xie et al. 2022)	66.92 $\pm$ 0.43	68.93 $\pm$ 0.71	82.24 $\pm$ 0.34	85.77 $\pm$ 0.17	75.10 $\pm$ 0.36	69.98 $\pm$ 0.42
AMT (Liu, Gui, and Luo 2023)	68.15 $\pm$ 0.23	69.77 $\pm$ 0.38	83.47 $\pm$ 0.09	87.40 $\pm$ 0.04	76.51 $\pm$ 0.20	72.60 $\pm$ 0.44
DeblurringMIM <sup>†</sup> (Kang et al. 2024)	<u>68.60</u> $\pm$ 0.44	70.21 $\pm$ 0.37	<u>83.85</u> $\pm$ 0.09	<u>87.78</u> $\pm$ 0.20	<u>77.02</u> $\pm$ 0.08	<u>73.58</u> $\pm$ 0.19
CrossMAE (Fu et al. 2025)	62.40 $\pm$ 0.33	64.23 $\pm$ 0.27	80.07 $\pm$ 0.13	83.45 $\pm$ 0.19	72.25 $\pm$ 0.24	65.94 $\pm$ 0.15
HPM (Wang et al. 2025)	66.82 $\pm$ 0.28	68.49 $\pm$ 0.41	82.61 $\pm$ 0.21	86.18 $\pm$ 0.10	75.48 $\pm$ 0.19	70.79 $\pm$ 0.26
CheXWorld <sup>†</sup> (Yue et al. 2025)	67.95 $\pm$ 0.26	<u>70.31</u> $\pm$ 0.48	80.64 $\pm$ 0.31	82.65 $\pm$ 0.31	73.74 $\pm$ 0.24	67.13 $\pm$ 0.32
<b>VasoMIM</b>	<b>68.85</b> $\pm$ 0.47	<b>70.56</b> $\pm$ 0.36	<b>84.49</b> $\pm$ 0.17	<b>88.33</b> $\pm$ 0.09	<b>77.52</b> $\pm$ 0.26	<b>74.18</b> $\pm$ 0.34

# 实验结果: 消融实验

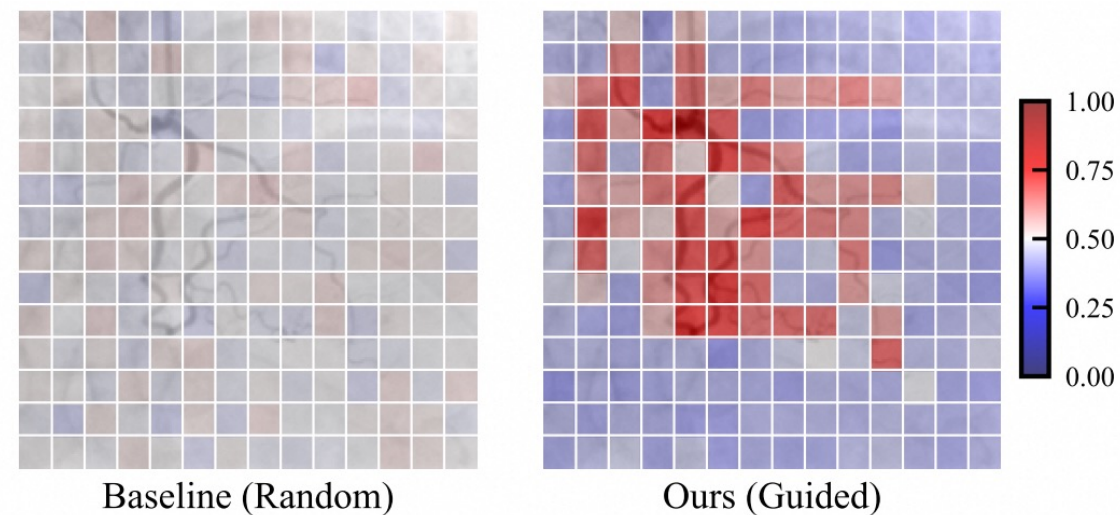
Guidance	$\mathcal{L}_{\text{cons.}}$	ARCADE	CAXF
—	—	68.00	83.15
—	✓	68.45	84.03
✓	—	68.30	83.96
✓	✓	<b>68.85</b>	<b>84.49</b>

# 实验结果: 消融实验

## 问题1: 采样策略是否关注血管区域?



预训练期间被采样的Patch中包含血管的比例

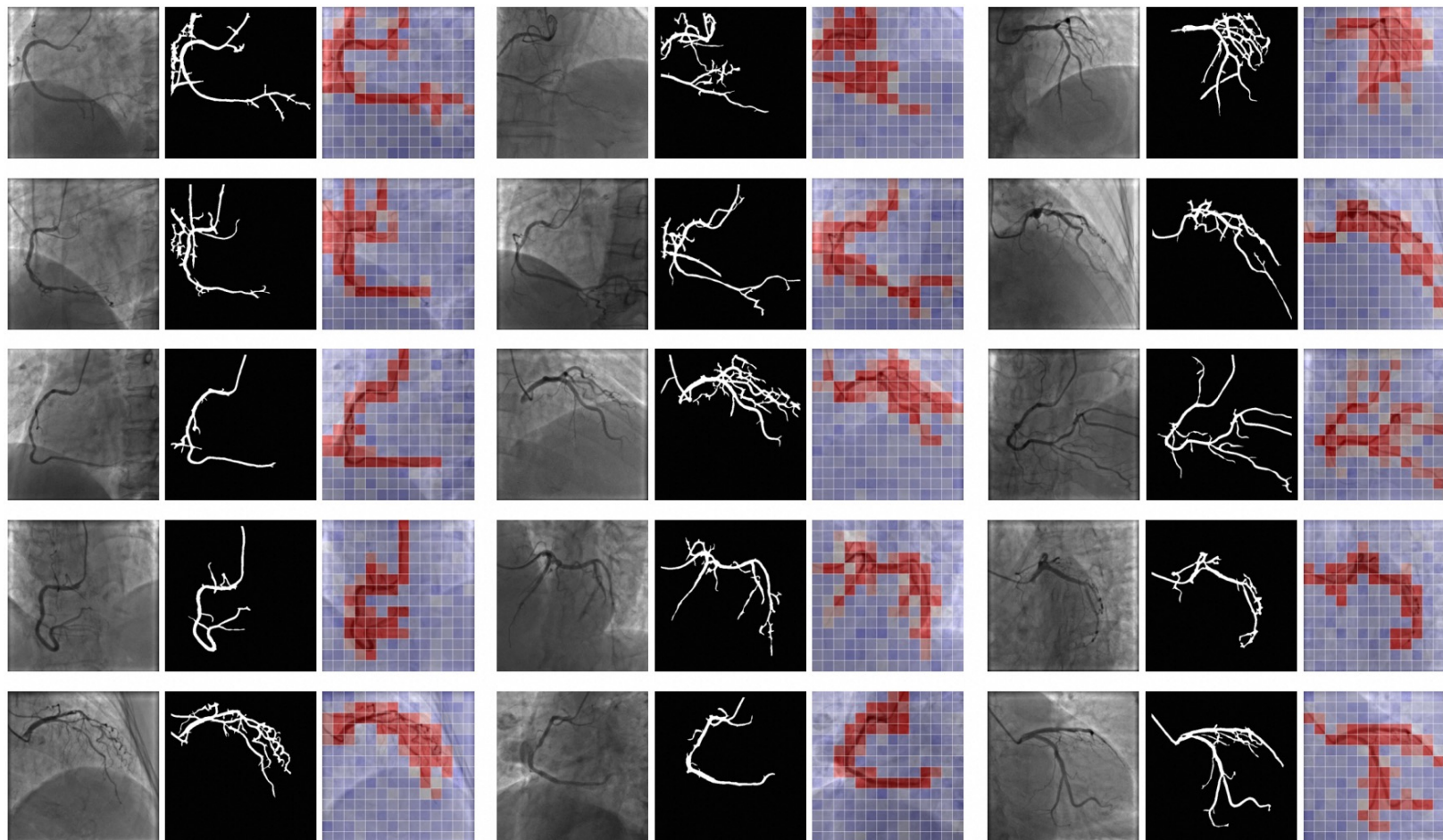


预训练过程中每个Patch的采样频次



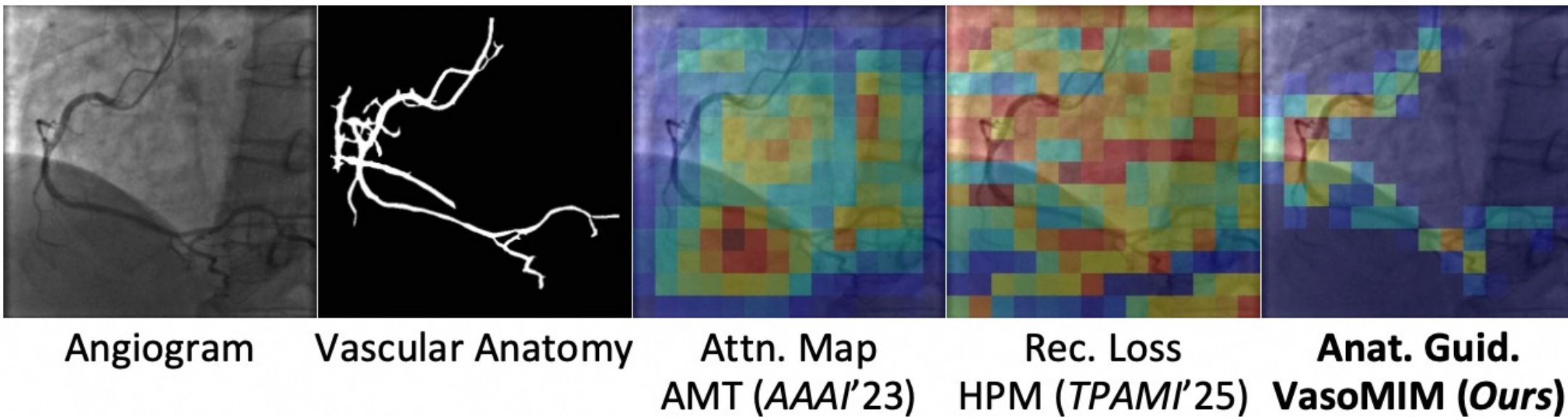
# 实验结果: 消融实验

## 问题1: 采样策略是否关注血管区域?



# 实验结果: 消融实验

问题1: 采样策略是否关注血管区域?





## 问题2: 损失函数能否提升血管表征的判别性?

Setting	SS ( $\times 10^{-2}$ ) $\uparrow$	CHI $\uparrow$	DBI $\downarrow$	聚类指标
<i>w/o</i> $\mathcal{L}_{\text{cons.}}$	-4.19	17.11	25.32	
<i>w/</i> $\mathcal{L}_{\text{cons.}}$	<b>0.54</b>	<b>607.24</b>	<b>4.03</b>	

SS: Silhouette Score; CHI: Calinski-Harabasz Index; DBI: Davies-Bouldin Index.

# 中国科学院大学2025年研究生学术论坛 人工智能分论坛

**谢谢大家！  
敬请批评、指正！**

汇报人: 黄德兴

年 级: 2022级直博生

导 师: 侯增广 研究员



中国科学院大学 人工智能学院  
中国科学院自动化研究所 医疗机器人团队

