

# 半监督医学图像分割

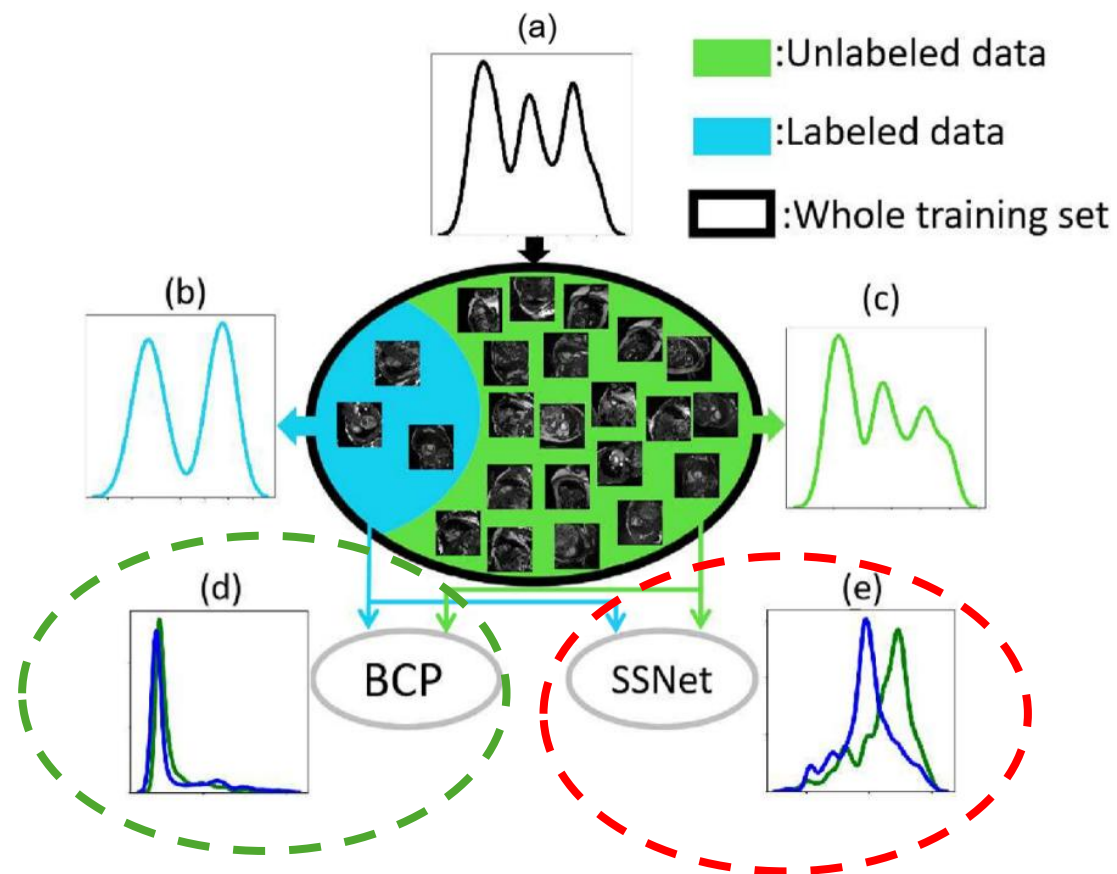
# Bidirectional Copy-Paste for Semi-Supervised Medical Image Segmentation



Yunhao Bai, Duowen Chen, Qingli Li, Wei Shen, Yan Wang

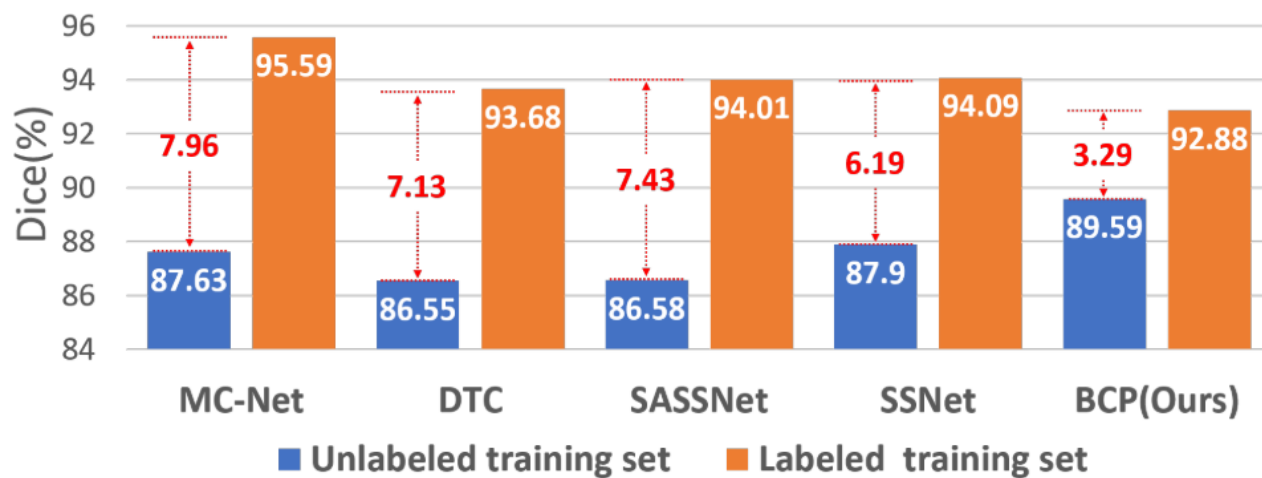
# 研究背景与意义

- 由于标注数据稀缺且标注成本高，通常利用少量标注数据和大量未标注数据进行训练
- 现有方法将标注数据与未标注数据分开处理，导致两者间的分布不匹配
- 缺乏对标注数据与未标注数据的一致性学习策略，导致从标记数据中学到的信息被丢弃



# 本文的贡献

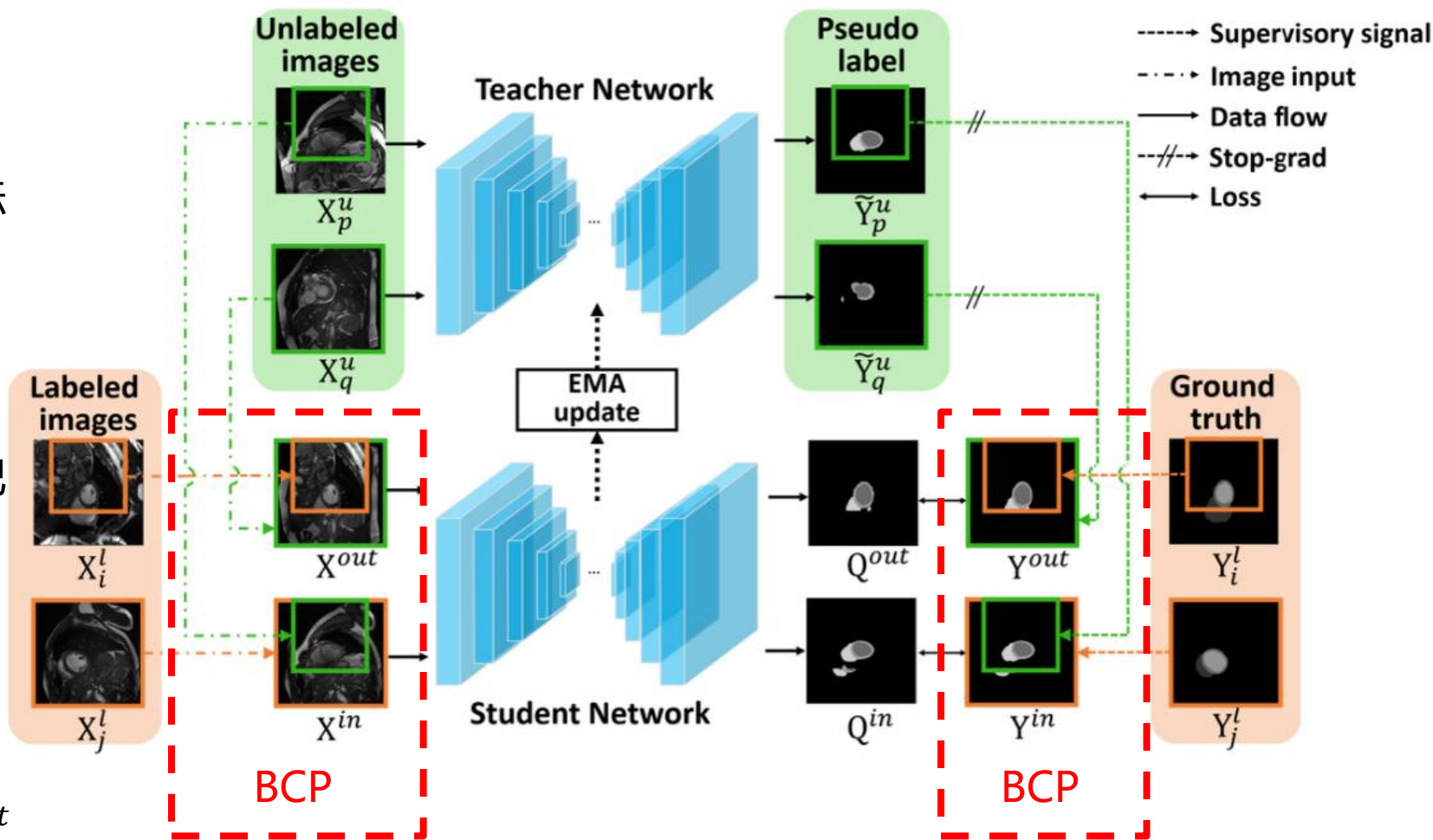
- 提出**双向复制粘贴(BCP)方法**，缓解半监督医学图像分割中标记数据和未标记数据分布不匹配的问题
- 提出了一**致性学习框架**，使未标记数据从两个方向学习标记数据的共同语义
- BCP无需引入额外的参数，解决了现有方法中信息传递效率低的问题



**复制-粘贴**是一种数据处理方法，适用于实例分割、语义分割和目标检测等

# 研究方法

- **向外复制粘贴 (Outward)** : 从标记图像中随机裁剪前景区域, 粘贴到未标记图像上, 生成混合图像  $X_{out}$
- **向内复制粘贴 (Inward)** : 从未标记图像中随机裁剪前景区域, 粘贴到标记图像上, 生成混合图像  $X_{in}$
- **监督信号**: 教师网络产生的伪标签与 GT 经过双向复制粘贴生成监督信号  $Y_{out}$  和  $Y_{in}$



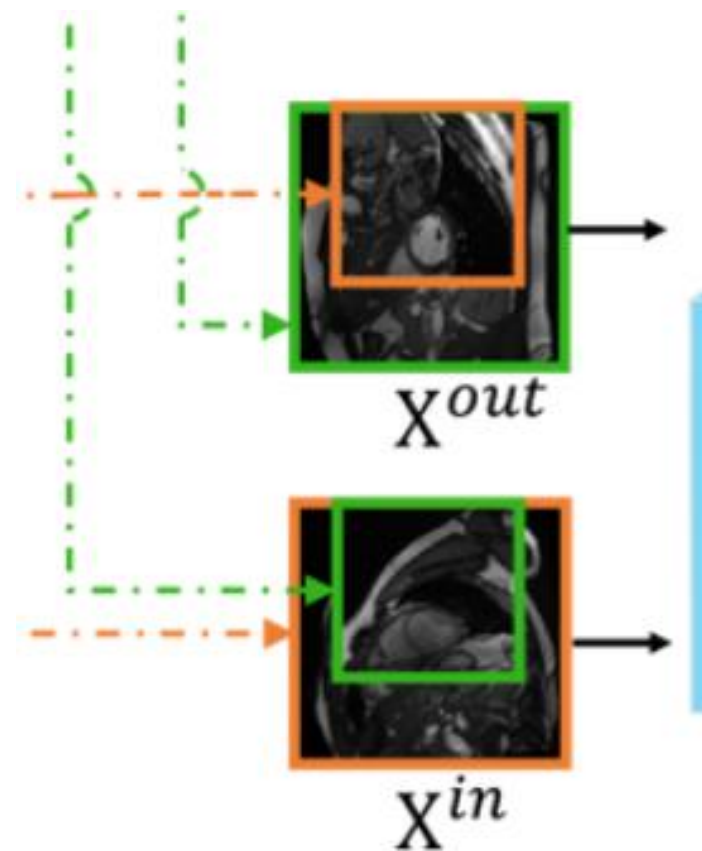
## 双向复制粘贴图像

为了在一对图像之间进行复制粘贴，首先生成一个零中心掩码  $M \in \{0, 1\}^{W \times H \times L}$ ，表示该体素是来自前景(0)还是背景(1)图像。零值区域的大小为  $\beta H \times \beta W \times \beta L$ ，其中  $\beta \in (0, 1)$ 。然后我们双向复制粘贴标记和未标记的图像。

$$X^{out} = X_q^u \odot M + X_i^l \odot (1 - M)$$

$$X^{in} = X_j^l \odot M + X_p^u \odot (1 - M)$$

其中  $X_i^l, X_j^l \in D^l, i \neq j, X_q^u, X_p^u \in D^u, p \neq q, \odot$  表示逐元素相乘



## 双向复制粘贴监督信号

为了训练学生网络，还通过BCP产生监督信号，将未标记的图像 $\mathbf{X}_p^u$ 和 $\mathbf{X}_q^u$ 输入到Teacher网络中，计算它们的概率图：

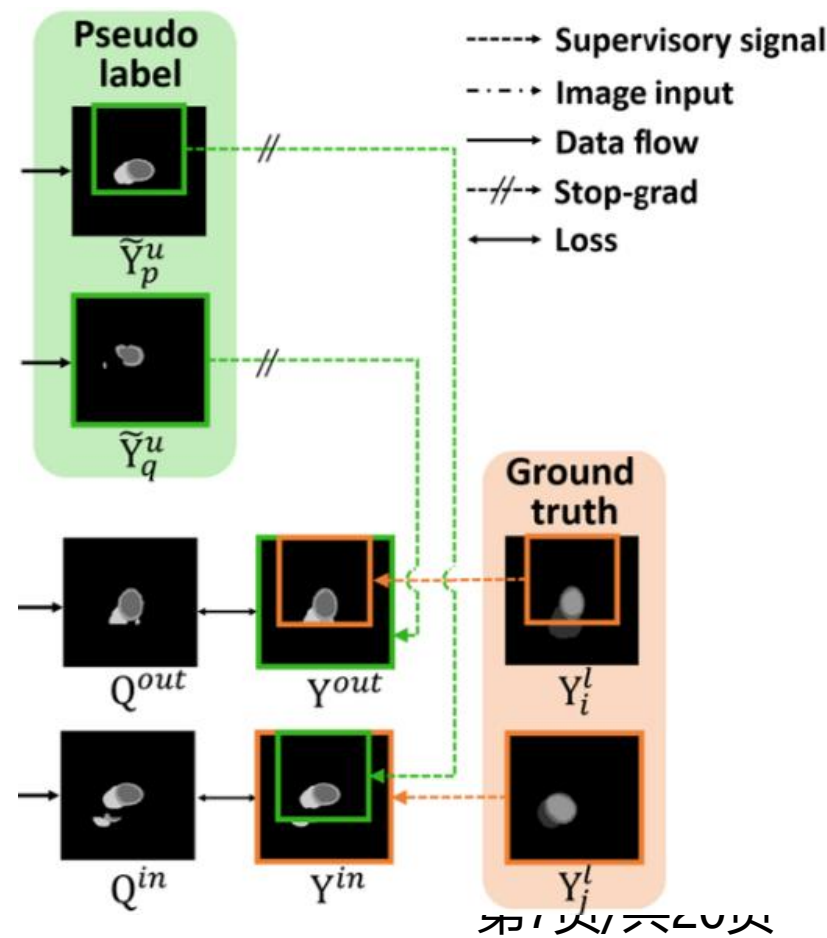
$$\mathbf{P}_p^u = F_t(\mathbf{X}_p^u; \Theta_t) \quad \mathbf{P}_q^u = F_t(\mathbf{X}_q^u; \Theta_t)$$

初始伪标签是通过二元分割任务的 $P^u$ 取一个共同的阈值0.5来确定的，或者对多类分割任务的 $P^u$ 取argmax操作来确定的；最后取初始伪标签的最大分量得到最后的伪标签 $\tilde{Y}^u$

最后，我们将未标记图像的伪标签和标记图像的真实值标签通过双向复制粘贴得到监督信号：

$$Y^{in} = Y_j^l \odot M + \tilde{Y}_p^u \odot (1 - M)$$

$$Y^{out} = \tilde{Y}_q^u \odot M + Y_i^l \odot (1 - M)$$



## 损失函数

学生网络的每个输入图像都由标记图像和未标记图像组成，所以损失函数包括标记图像和未标记图像两个部分

$$Q^{in} = F_s(X^{in}; \Theta_s) \quad Q^{out} = F_s(X^{out}; \Theta_s)$$

$$L^{in} = L_{seg}(Q^{in}, Y^{in}) \odot M + \alpha L_{seg}(Q^{in}, Y^{in}) \odot (1 - M)$$

$$L^{out} = L_{seg}(Q^{out}, Y^{out}) \odot (1 - M) + \alpha L_{seg}(Q^{out}, Y^{out}) \odot M$$

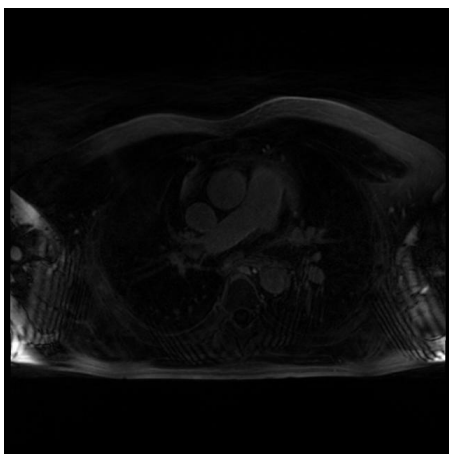
最终的损失函数 $L_{all}$ :

$$L_{all} = L^{in} + L^{out}$$

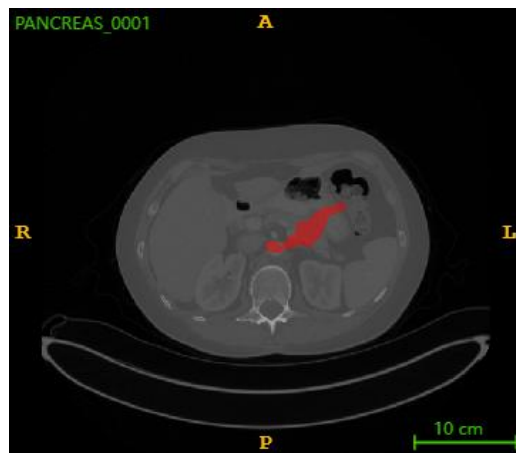


## 数据集

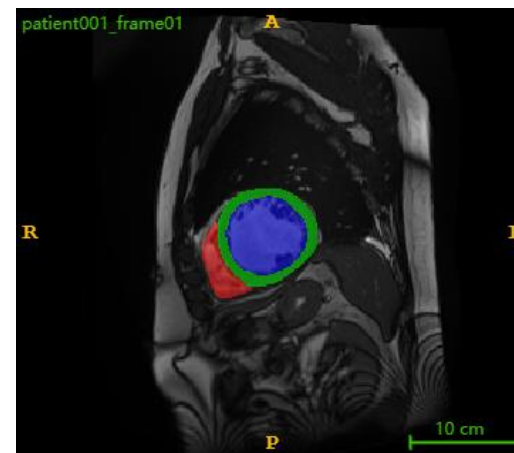
LA dataset、Pancreas-NIH和ACDC dataset



(a) 左心房分割数据集



(b) 胰腺分割数据集



(c) 心脏数据集

## 评估指标

Dice score(%), Jacard Score(%), 95HD和Average Surface Distance(ASD)

计算重叠程度

计算最近点的距离

计算边界之间的  
平均距离

## 左心房数据集实验结果







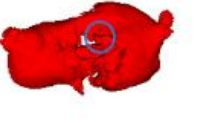
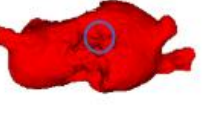

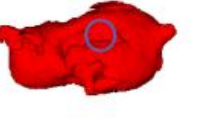

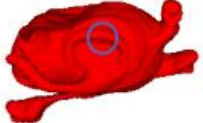
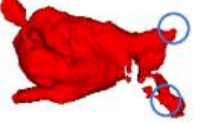
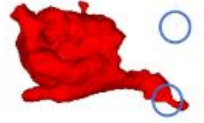
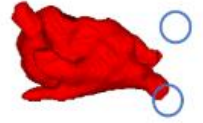
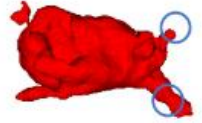



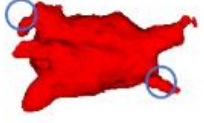
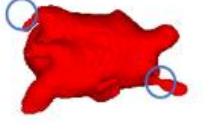
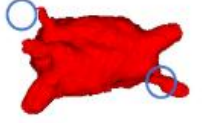
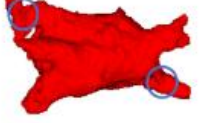
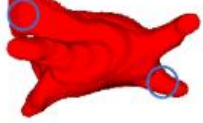
对比的方法：UA-MT(2019)、SASSNet(2020)、DTC(2021)、URPC(2021)、MC-Net(2021)、SS-Net(2022)

BCP在5%和10%有标记数据下的分割效果都取得了最好的效果

Method	Scans used		Metrics			
	Labeled	Unlabeled	Dice↑	Jaccard↑	95HD↓	ASD↓
V-Net	4(5%)	0	52.55	39.60	47.05	9.87
V-Net	8(10%)	0	82.74	71.72	13.35	3.26
V-Net	80(All)	0	91.47	84.36	5.48	1.51
UA-MT	4(5%)	76(95%)	82.26	70.98	13.71	3.82
SASSNet			81.60	69.63	16.16	3.58
DTC			81.25	69.33	14.90	3.99
URPC			82.48	71.35	14.65	3.65
MC-Net			83.59	72.36	14.07	2.70
SS-Net			86.33	76.15	9.97	2.31
Ours			<b>88.02</b> ↑1.69	<b>78.72</b> ↑2.57	<b>7.90</b> ↓2.07	<b>2.15</b> ↓0.16
UA-MT	8(10%)	72(90%)	87.79	78.39	8.68	2.12
SASSNet			87.54	78.05	9.84	2.59
DTC			87.51	78.17	8.23	2.36
URPC			86.92	77.03	11.13	2.28
MC-Net			87.62	78.25	10.03	1.82
SS-Net			88.55	79.62	7.49	1.90
Ours			<b>89.62</b> ↑1.07	<b>81.31</b> ↑1.69	<b>6.81</b> ↓0.68	<b>1.76</b> ↓0.14

左心房数据集实验结果

BCP可以分割目标器官的  
细节

					
					
					
					
SASSNet	DTC	MC-Net	SS-Net	BCP (Ours)	GT



## 胰腺数据集实验结果

对比的方法： V-Net(2016)、 DAN(2017)、  
ADVNET(2019)、 UA-MT(2019)、  
SASSNet(2020)、 DTC(2021)、 CoraNet(2022)

Method	Scans used		Metrics			
	Labeled	Unlabeled	Dice↑	Jaccard↑	95HD↓	ASD↓
V-Net	12(20%)	50(80%)	69.96	55.55	14.27	<b>1.64</b>
DAN			76.74	63.29	11.13	2.97
ADVNET			75.31	61.73	11.72	3.88
UA-MT			77.26	63.82	11.90	3.06
SASSNet			77.66	64.08	10.93	3.05
DTC			78.27	64.75	8.36	2.25
CoraNet			79.67	66.69	7.59	1.89
Ours			<b>82.91</b> ↑3.24	<b>70.97</b> ↑4.28	<b>6.43</b> ↓1.16	2.25↑0.61



BCP在Dice, Jaccard和95HD上取得了显著的提高

## 心脏数据集实验结果

对比的方法：UA-MT(2019)、SASSNet(2020)、  
DTC(2021)、URPC(2021)、MC-Net(2021)、  
SS-Net(2022)

BCP在5%和10%有标记数据下的分割效果都取得了最好的效果



Method	Scans used		Metrics			
	Labeled	Unlabeled	Dice↑	Jaccard↑	95HD↓	ASD↓
U-Net	3(5%)	0	47.83	37.01	31.16	12.62
U-Net	7(10%)	0	79.41	68.11	9.35	2.70
U-Net	70(All)	0	91.44	84.59	4.30	0.99
UA-MT	3(5%)	67(95%)	46.04	35.97	20.08	7.75
SASSNet			57.77	46.14	20.05	6.06
DTC			56.90	45.67	23.36	7.39
URPC			55.87	44.64	13.60	3.74
MC-Net			62.85	52.29	7.62	2.33
SS-Net			65.83	55.38	6.67	2.28
Ours			<b>87.59</b> ↑21.76	<b>78.67</b> ↑23.29	<b>1.90</b> ↓4.77	<b>0.67</b> ↓1.61
UA-MT	7(10%)	63(90%)	81.65	70.64	6.88	2.02
SASSNet			84.50	74.34	5.42	1.86
DTC			84.29	73.92	12.81	4.01
URPC			83.10	72.41	4.84	1.53
MC-Net			86.44	77.04	5.50	1.84
SS-Net			86.78	77.67	6.07	1.40
Ours			<b>88.84</b> ↑2.06	<b>80.62</b> ↑2.95	<b>3.98</b> ↓2.09	<b>1.17</b> ↓0.23

## 复制-粘贴的方向

Method	LA						ACDC					
	Scans used		Metrics				Scans used		Metrics			
	Labeled	Unlabeled	Dice↑	Jaccard↑	95HD↓	ASD↓	Labeled	Unlabeled	Dice↑	Jaccard↑	95HD↓	ASD↓
In	4(5%)	76(95%)	87.35	77.77	8.75	2.21	3(5%)	67(95%)	81.68	70.07	4.69	1.28
Out			87.32	77.78	9.38	2.16			72.19	60.69	39.57	18.15
CP			79.67	67.05	14.66	3.21			81.80	71.70	16.29	6.43
Ours			<b>88.02</b>	<b>78.72</b>	<b>7.90</b>	<b>2.15</b>			<b>87.59</b>	<b>78.67</b>	<b>1.90</b>	<b>0.67</b>
In	8(10%)	72(90%)	89.02	80.38	8.08	1.81	7(10%)	63(90%)	85.55	75.65	4.93	1.50
Out			87.61	78.10	8.99	2.63			87.23	78.07	8.61	2.39
CP			86.74	77.18	8.65	2.26			88.17	79.64	6.14	1.45
Ours			<b>89.62</b>	<b>81.31</b>	<b>6.81</b>	<b>1.76</b>			<b>88.84</b>	<b>80.62</b>	<b>3.98</b>	<b>1.17</b>

In -> foreground: unlabeled, background: labeled

Out -> foreground: labeled, background: unlabeled

CP -> background & foreground: (labeled & labeled and unlabeled & unlabeled)



## M中零值区域的大小

$\beta$	Scans used		Metrics			
	Labeled	Unlabeled	Dice $\uparrow$	Jaccard $\uparrow$	95HD $\downarrow$	ASD $\downarrow$
1/3	4(5%)	76(95%)	79.92	67.73	15.44	3.63
1/2			86.49	76.63	8.74	2.23
2/3			<b>88.02</b>	<b>78.72</b>	<b>7.90</b>	<b>2.15</b>
5/6			87.92	78.57	8.29	2.26
1/3	8(10%)	72(90%)	83.20	72.04	11.64	2.94
1/2			88.81	89.10	7.33	1.96
2/3			<b>89.62</b>	<b>81.31</b>	<b>6.81</b>	<b>1.76</b>
5/6			88.75	79.96	7.63	2.07

## 损失函数的权重

$\alpha$	LA						ACDC					
	Scans used		Metrics				Scans used		Metrics			
	Labeled	Unlabeled	Dice $\uparrow$	Jaccard $\uparrow$	95HD $\downarrow$	ASD $\downarrow$	Labeled	Unlabeled	Dice $\uparrow$	Jaccard $\uparrow$	95HD $\downarrow$	ASD $\downarrow$
0.5	4(5%)	76(95%)	<b>88.02</b>	<b>78.72</b>	<b>7.90</b>	<b>2.15</b>	3(5%)	67(95%)	<b>87.59</b>	<b>78.67</b>	<b>1.90</b>	<b>0.67</b>
1.5			87.21	77.49	8.67	2.37			85.88	76.02	3.17	0.93
2.5			86.56	76.46	9.82	2.60			85.43	75.47	12.02	4.05
0.5	8(10%)	72(90%)	<b>89.62</b>	<b>81.31</b>	<b>6.81</b>	<b>1.76</b>	7(10%)	63(90%)	<b>88.84</b>	<b>80.62</b>	3.98	1.17
1.5			89.35	80.88	7.46	2.09			88.65	80.31	<b>1.99</b>	<b>0.68</b>
2.5			88.74	79.88	7.73	2.15			87.13	78.19	3.67	1.24



## 教师网络的初始化策略

Strategy	Scans used		Metrics			
	Labeled	Unlabeled	Dice↑	Jaccard↑	95HD↓	ASD↓
random	4(5%)	76(95%)	86.06	75.96	9.48	2.33
w/o CP			86.46	76.50	8.93	2.31
Ours			<b>88.02</b>	<b>78.72</b>	<b>7.90</b>	<b>2.15</b>
random	8(10%)	72(90%)	87.93	78.67	8.24	2.08
w/o CP			88.75	79.88	7.66	1.83
Ours			<b>89.62</b>	<b>81.31</b>	<b>6.81</b>	<b>1.76</b>

## 组成部分的消融实验

BCP	nms	Pre-Train	Dice↑	Jaccard↑	95HD↓	ASD↓
			47.62	36.61	29.02	11.46
✓			83.26	72.71	23.90	7.49
✓	✓		82.33	72.76	9.78	4.74
✓	✓	✓	<b>87.59</b>	<b>78.67</b>	<b>1.90</b>	<b>0.67</b>

- ① 基于伪监督的自训练方法
- ② BCP: 双向复制粘贴
- ③ nms: 对未标记数据的伪标签进行后处理。
- ④ Pre-Train: 从预训练的模型初始化，对标记数据进行复制粘贴。

本文提出**双向复制-粘贴 (Bidirectional Copy-Paste, BCP)**，减少了标记和未标记数据之间的分布差距。在3个公共数据集 (LA dataset、Pancreas-NIH和ACDC dataset)上的实验表明，所提出的BCP在分割中取得令人满意的结果，特别是在ACDC数据集上使用5%标记数据的Dice改进甚至超过21%。

**局限性：**虽然BCP性能优于所有的对比方法，但是对比度非常低的目标仍然难以很好分割

# Thank you