



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 109965905 B

(45)授权公告日 2020.02.11

(21)申请号 201910289375.7

(22)申请日 2019.04.11

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109965905 A

(43)申请公布日 2019.07.05

(73)专利权人 复旦大学
地址 200433 上海市杨浦区邯郸路220号

(72)发明人 余锦华 汪源源 邓寅晖 童宇宸

(74)专利代理机构 上海元好知识产权代理有限公司 31323

代理人 张妍 刘琰

(51)Int.Cl.
A61B 8/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 106991445 A,2017.07.28,
CN 1757381 A,2006.04.12,
CN 105574820 A,2016.05.11,
US 2018177461 A1,2018.06.28,
CN 103330576 A,2013.10.02,
Baiying Lei等.Segmentation of breast anatomy for automated whole breast ultrasound images with boundary regularized convolutional encoder-decoder network.《Neurocomputing》.2018,第178-186页.

审查员 刘统

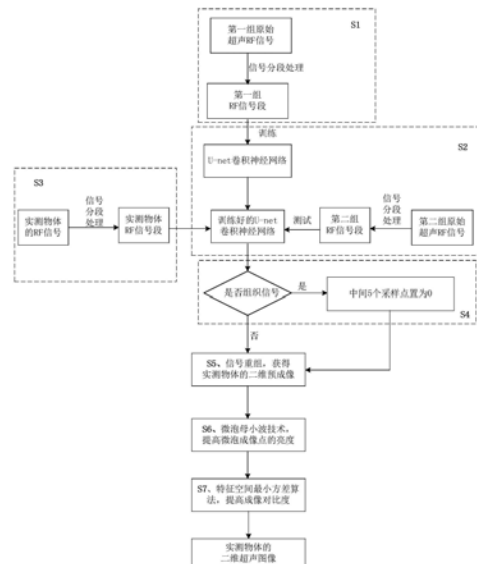
权利要求书1页 说明书4页 附图5页

(54)发明名称

一种基于深度学习的造影区域检测成像方法

(57)摘要

本发明提出一种基于深度学习的造影区域检测成像方法。S1、随机选取的若干个原始超声RF图像,将其每一扫描线上的信号分段,得到若干等长的一维RF信号段;S2、用RF信号段训练、测试卷积神经网络;S3、将实测物体每一扫描线的RF信号分为等长的一维实测RF信号段,并输入所训练好的卷积神经网络;S4、将标签为组织信号的一维实测RF信号段中部的P个成像点置为0;S5、重组一维实测RF信号段得到预成像;S6、采用微泡母小波变换提高预成像中微泡图像亮度;S7、采用特征空间最小方差算法提高图像对比度。本发明将深度学习的理念应用到超声RF信号的分类中,能更有效地滤除组织干扰,进一步提升了医学临床诊断的准确性。



CN 109965905 B

1. 一种基于深度学习的造影区域检测成像方法, 造影成像的超声射频图像由从左至右若干条扫描线上的射频信号组成, 其特征在于, 所述造影区域检测成像方法包含步骤:

S1、随机选取若干个造影成像的原始超声射频图像并分为两组, 建立实验数据集; 将所述原始超声射频图像每条扫描线上的射频信号从上至下依序分段, 获得若干个一维且等长的射频信号段; 所述射频信号段包含 n 个连续的成像点, 相邻的射频信号段间隔 m 个连续的成像点, 一个成像点对应一个射频信号;

S2、建立分类标签集合 $Y = \{\text{组织信号}, \text{微泡信号}\}$; 将从第一组原始超声射频图像提取的射频信号段输入卷积神经网络, 得到训练好的卷积神经网络; 将第二组原始超声射频图像的射频信号段输入所述训练好的卷积神经网络, 测试所述训练好的卷积神经网络;

S3、对实测物体进行造影, 并依序对实测物体每一扫描线上的射频信号分段, 获取若干个等长的一维实测射频信号段; 每个实测射频信号段包含 n 个连续的成像点, 相邻的实测射频信号段间隔 m 个连续的成像点;

S4、将所述实测射频信号段输入所述训练好的卷积神经网络, 当实测射频信号段的分类标签为组织信号时, 零化该实测射频信号段中部 P 个成像点;

S5、按扫描线重组所述实测射频信号段, 得到实测物体的二维预成像;

S6、采用微泡母小波成像方法, 提高所述预成像中微泡成像点的亮度;

S7、采用波束形成算法, 提高步骤S6所得成像的对比度, 得到实测物体的二维超声图像。

2. 如权利要求1所述的基于深度学习的造影区域检测成像方法, 其特征在于, 步骤S1和步骤S3中 $m=5$, 且 $n=60$ 。

3. 如权利要求1所述的基于深度学习的造影区域检测成像方法, 其特征在于, 步骤S4中所述零化该实测射频信号段中部 P 个成像点, 具体是指将该实测信号段的第29个至第33个成像点的射频信号值置为0, $P=5$ 。

4. 如权利要求1所述的基于深度学习的造影区域检测成像方法, 其特征在于, 步骤S5所述按扫描线重组所述实测射频信号段, 具体是指对于步骤S4之后每条扫描线上的实测射频信号段, 每隔5个成像点采样一次; 通过所有采样点构成实测物体的二维预成像; 所述预成像中, 每个采样点在原扫描线上。

5. 如权利要求1所述的基于深度学习的造影区域检测成像方法, 其特征在于, 所述卷积神经网络为U-net卷积神经网络。

6. 如权利要求5所述的基于深度学习的造影区域检测成像方法, 其特征在于, 所述U-net卷积神经网络以交叉熵作为代价函数, 以ReLU函数作为非线性激活函数, 以Adam算法作为优化算法。

7. 如权利要求1所述的基于深度学习的造影区域检测成像方法, 其特征在于, 所述波束形成算法为特征空间最小方差算法。

8. 如权利要求1所述的基于深度学习的造影区域检测成像方法, 其特征在于, 第一组原始超声射频图像是第二组原始超声射频图像的四倍。

一种基于深度学习的造影区域检测成像方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像分割领域,特别涉及一种基于深度学习的造影区域检测成像方法。

背景技术

[0002] 超声造影剂由大量微气泡构成,可以增强超声背散射信号的同时,使回波信号产生丰富的谐波成分。向人体注射超声造影剂,有助于提高超声图像质量,赋予超声诊断识别细小病变的能力。

[0003] 近年来出现了一系列造影成像新方法(谐波成像、双脉冲发射成像、编码脉冲成像、微泡母小波技术),这些方法大都基于一个原则:在充分提取微泡的谐波成分的同时,滤除来自组织的基波成分,以提高造影图像对比度。

[0004] 但是现有技术,由于是同时完成提取微泡信号成分与滤除组织信号成分,方法本身要兼顾两者,因此对各自的针对性不强,在组织信号过强的时候对组织信号滤除效果比较差,影响了最终输出的造影成像的质量。

发明内容

[0005] 本发明的目的是提供一种基于深度学习的造影区域检测成像方法,将深度学习的理念应用到超声RF(射频Radio Frequency)信号的分类中,通过卷积神经网络,初步区分造影成像的原始超声RF图像中的微泡信号和组织信号,得到造影的预成像;然后再通过微泡母小波成像方法、波束形成算法针对预成像进一步提高微泡信号的成像质量。

[0006] 为了达到上述目的,本发明提供一种基于深度学习的造影区域检测成像方法,造影成像的超声RF图像由从左至右若干条扫描线上的RF信号组成,所述造影区域检测成像方法包含步骤:

[0007] S1、随机选取若干个造影成像的原始超声RF图像并分为两组,建立实验数据集;将所述原始超声RF图像每条扫描线上的RF信号从上至下依序分段,获得若干个一维且等长的RF信号段;所述RF信号段包含n个连续的成像点,相邻的RF信号段间隔m个连续的成像点,一个成像点对应一个RF信号;

[0008] S2、建立分类标签集合 $Y = \{\text{组织信号}, \text{微泡信号}\}$;将从第一组原始超声RF图像提取的RF信号段输入卷积神经网络,得到训练好的卷积神经网络;将第二组原始超声RF图像的RF信号段输入所述训练好的卷积神经网络,测试所述训练好的卷积神经网络;

[0009] S3、对实测物体进行造影,并依序对实测物体每一扫描线上的RF信号分段,获取若干个等长的一维实测RF信号段;每个实测RF信号段包含n个连续的成像点,相邻的实测RF信号段间隔m个连续的成像点;

[0010] S4、将所述实测RF信号段输入所述训练好的卷积神经网络,当实测RF信号段的分类标签为组织信号时,零化该实测RF信号段中部P个成像点;

[0011] S5、按扫描线重组所述实测RF信号段,得到实测物体的二维预成像;

- [0012] S6、采用微泡母小波成像方法,提高所述预成像中微泡成像点的亮度;
- [0013] S7、采用波束形成算法,提高步骤S6所得成像的对比度,得到实测物体的二维超声图像。
- [0014] 步骤S1和步骤S3中 $m=5$,且 $n=60$ 。
- [0015] 步骤S4中所述零化该实测RF信号段中部P个成像点,具体是指将该实测信号段的第29个至第33个成像点的RF信号值置为0, $P=5$ 。
- [0016] 步骤S5所述按扫描线重组所述实测RF信号段,具体是指对于步骤S4之后每条扫描线上的实测RF信号段,每隔5个成像点采样一次;通过所有采样点构成实测物体的二维预成像;所述预成像中,每个采样点在原扫描线上。
- [0017] 所述卷积神经网络为U-net卷积神经网络。
- [0018] 所述U-net卷积神经网络以交叉熵作为代价函数,以ReLU函数作为非线性激活函数,以Adam算法作为优化算法。
- [0019] 第一组原始超声RF图像是第二组原始超声RF图像的四倍。
- [0020] 与现有技术相比,本发明的优点在于:在通过现有技术处理扫描的超声RF信号获得超声RF图像之前,应用深度学习的方法,将超声RF一维信号进行分类,初步筛选掉大部分组织信号,获得超声RF图像的预成像。然后对所述预成像使用微泡母小波成像方法、特征空间最小方差算法获取最终的超声RF图像。本发明能更有效地滤除组织信号的干扰,进一步提升了医学临床诊断的准确性。

附图说明

- [0021] 为了更清楚地说明本发明技术方案,下面将对描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一个实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图:
- [0022] 图1为本发明的基于深度学习的造影区域检测成像方法流程图;
- [0023] 图2为本发明的步骤S3中,对实测物体的每一扫描线上的RF信号分段示意图;
- [0024] 图3为本发明的步骤S4中零化实测信号段的第29个至第33个成像点示意图;
- [0025] 图4为本发明的步骤S5中对实测RF信号段采样结果示意图;
- [0026] 图5为本发明的步骤S5中重组所有采样点构成实测物体的二维预成像示意图。

具体实施方式

- [0027] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。
- [0028] 本发明提供一种基于深度学习的造影区域检测成像方法,造影成像的超声RF图像由从左至右若干条扫描线上的RF信号组成。如图1所示,所述造影区域检测成像方法包含步骤:
- [0029] S1、随机选取若干个造影成像的原始超声RF图像并分为两组,建立实验数据集,其中第一组原始超声RF图像是第二组原始超声RF图像的四倍。将所述原始超声RF图像每条扫

描线上的RF信号从上至下依序分段,获得若干个一维且等长的RF信号段。所述RF信号段包含60个连续的成像点,相邻的RF信号段间隔5个连续的成像点,一个成像点对应一个RF信号。

[0030] S2、建立分类标签集合 $Y = \{\text{组织信号}, \text{微泡信号}\}$ 。将从第一组原始超声RF图像提取的RF信号段输入U-net卷积神经网络,得到训练好的卷积神经网络,将第二组原始超声RF图像的RF信号段输入所述训练好的卷积神经网络,测试所述训练好的卷积神经网络。所述U-net卷积神经网络以交叉熵作为代价函数,以ReLU (Rectified Linear Unit整流线性单元)函数作为非线性激活函数,以Adam算法作为优化算法。

[0031] S3、对实测物体进行造影,并依序对实测物体每一扫描线上的RF信号分段,获取若干个等长的一维实测RF信号段。每个实测RF信号段包含60个连续的成像点,相邻的实测RF信号段间隔5个连续的成像点。

[0032] 图2为对实测物体的每一扫描线上的RF信号分段示意图;图2中包含k条扫描线,通过所述k条扫描线的RF信号对实测物体进行成像。将每条扫描线分为M个实测RF信号段, RF_{ij} 表示第i条扫描线上第j个实测RF信号段, $i \in [1, k]$, $j \in [1, M]$, RF_{ij} 包含60个成像点。 RF_{ij} 与 $RF_{i(j+1)}$ 之间间隔5个成像点($j \in [1, M-1]$), RF_{ij} 与 $RF_{i(j-1)}$ 之间间隔5个成像点($j \in [2, M]$)。步骤S1中,按照图2所示相同的方法,对原始超声RF图像每条扫描线上的RF信号从上至下依序分段。

[0033] S4、将所述实测RF信号段输入所述训练好的卷积神经网络,当实测RF信号段的分类标签为组织信号时,将该实测信号段的第29个至第33个成像点的RF信号值置为0。

[0034] 如图3所示, $CX_{ij_1} \sim CX_{ij_{60}}$ 为实测RF信号段 RF_{ij} 的60个成像点。当实测RF信号段 RF_{ij} 的分类标签为组织信号时,将 $CX_{ij_{29}} \sim CX_{ij_{33}}$ 共5个成像点的RF信号值置为0。

[0035] S5、按扫描线重组所述实测RF信号段,具体是指对于步骤S4之后每条扫描线上的实测RF信号段,每隔5个成像点采样一次;如图4所示,对当实测RF信号段 RF_{ij} 采样后得到 RF_{ij}' , RF_{ij}' 包含 RF_{ij} 的 CX_{ij_1} 、 CX_{ij_6} 、 $CX_{ij_{11}}$ 、 $CX_{ij_{16}}$ 、

$CX_{ij_{21}}$ 、 $CX_{ij_{26}}$ 、 $CX_{ij_{31}}$ 、 $CX_{ij_{36}}$ 、 $CX_{ij_{41}}$ 、 $CX_{ij_{46}}$ 、 $CX_{ij_{51}}$ 、 $CX_{ij_{56}}$ 共12个成像点。

[0036] 通过所有采样点构成实测物体的二维预成像,所述预成像中,每个采样点在原扫描线上。如图5所示,通过 $RF_{11}' \sim RF_{kM}'$ 组成实测物体的二维预成像,且 $RF_{11}' \sim RF_{kM}'$ 仍在各自所属的扫描线上。

[0037] S6、采用微泡母小波成像方法,提高所述预成像中微泡成像点的亮度;

[0038] S7、采用波束形成算法,提高步骤S6所得成像的对比度,得到实测物体的二维超声图像。

[0039] 与现有技术相比,本发明的优点在于:在通过现有技术处理扫描的超声RF信号获得超声RF图像之前,应用深度学习的方法,将超声RF一维信号进行分类,初步筛选掉大部分组织信号,获得超声RF图像的预成像。然后对所述预成像使用微泡母小波成像方法、特征空间最小方差算法获取最终的超声RF图像。本发明能更有效地滤除组织信号的干扰,进一步提升了医学临床诊断的准确性。

[0040] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到各种等效的修改或替

换,这些修改或替换都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

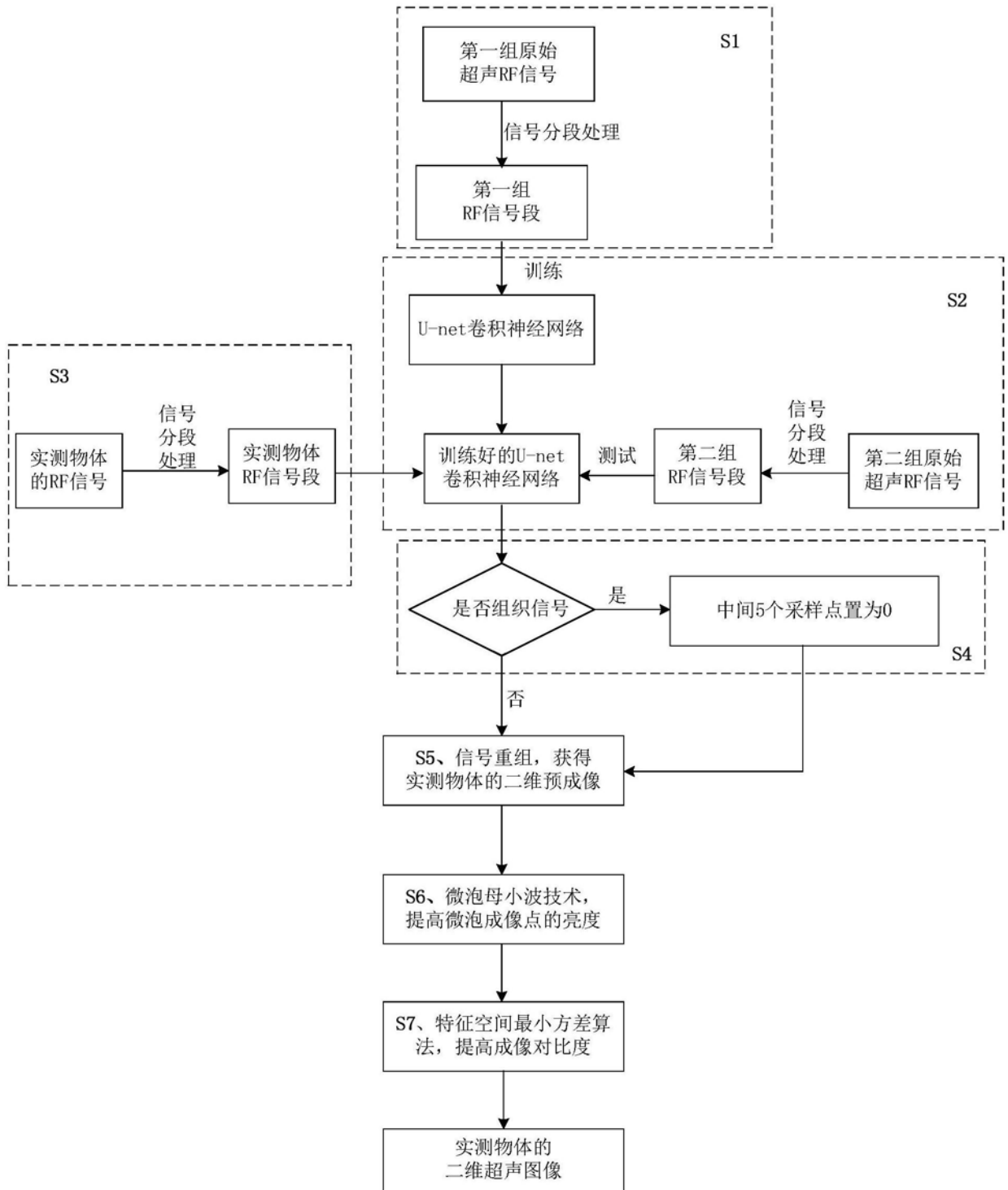


图1

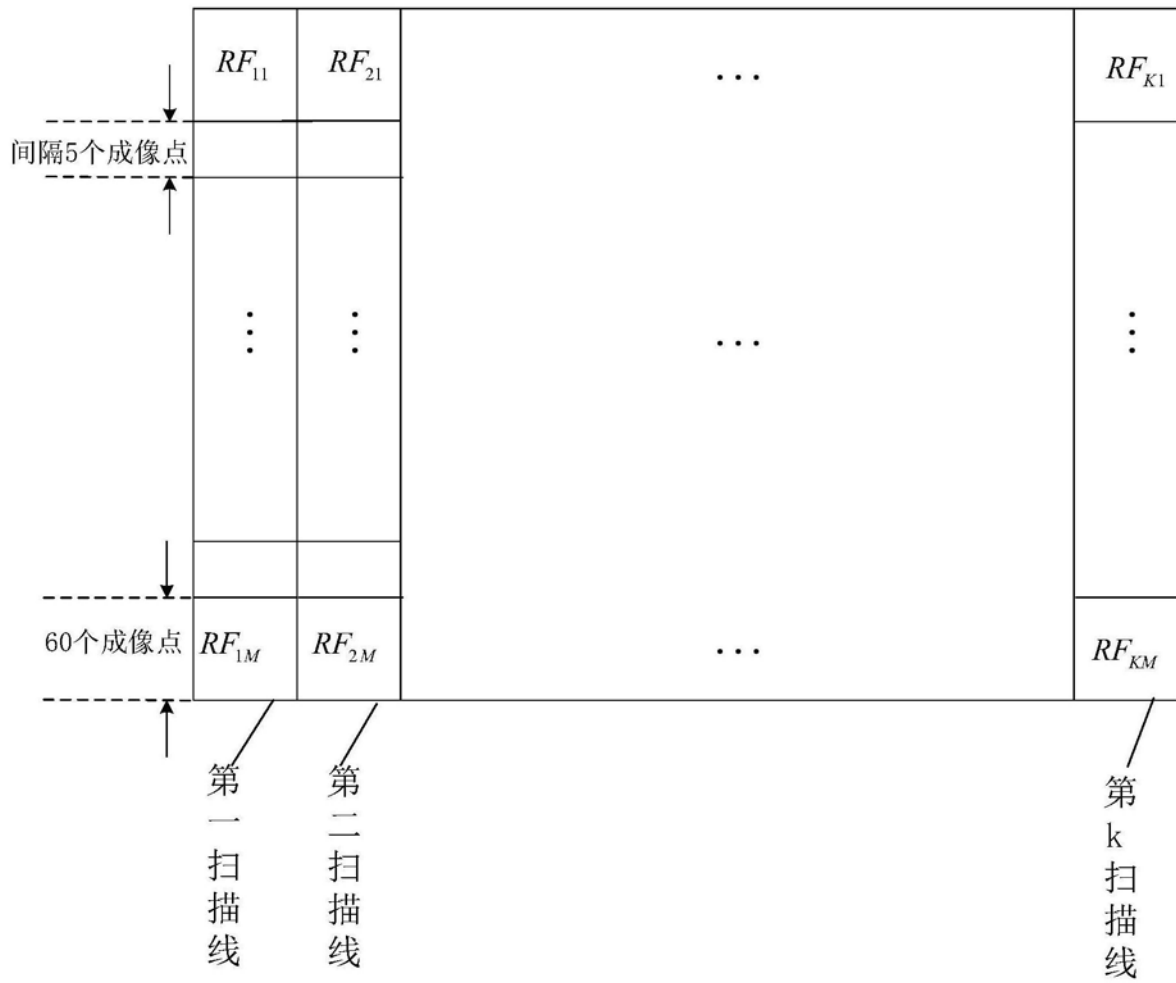


图2

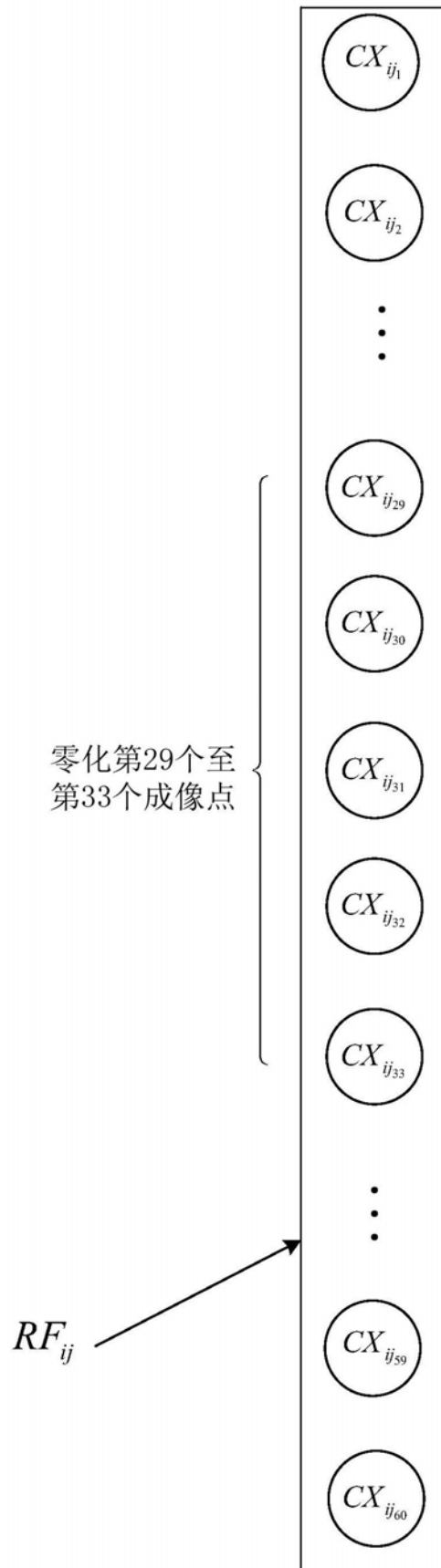


图3

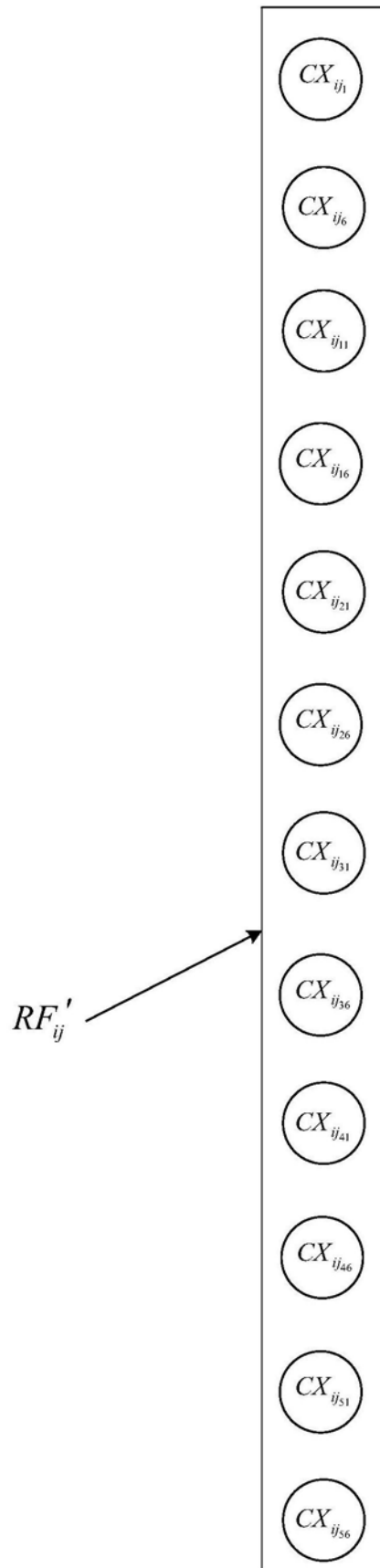


图4

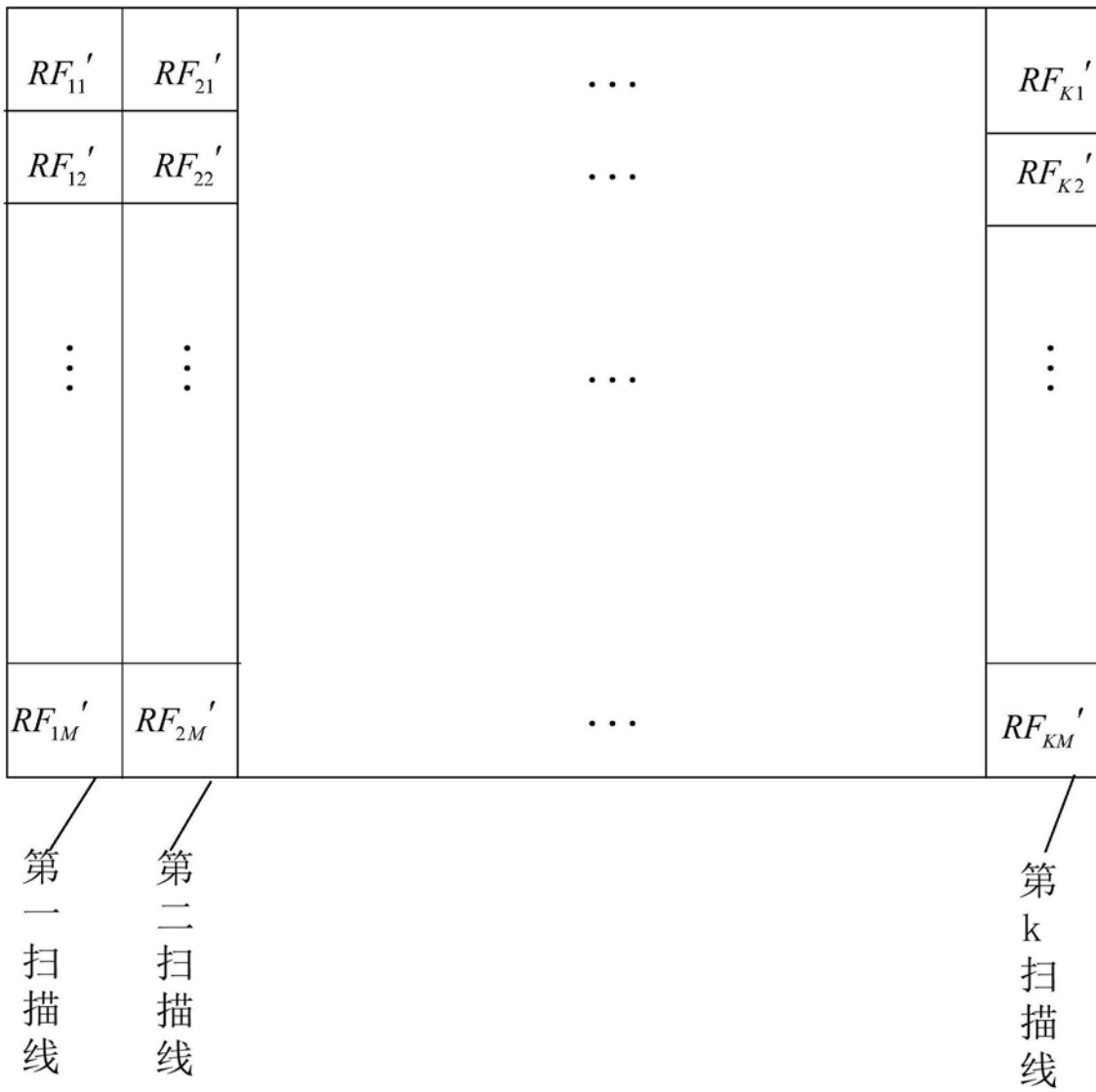


图5

专利名称(译)	一种基于深度学习的造影区域检测成像方法		
公开(公告)号	CN109965905B	公开(公告)日	2020-02-11
申请号	CN201910289375.7	申请日	2019-04-11
[标]申请(专利权)人(译)	复旦大学		
申请(专利权)人(译)	复旦大学		
当前申请(专利权)人(译)	复旦大学		
[标]发明人	余锦华 汪源源 邓寅晖		
发明人	余锦华 汪源源 邓寅晖 童宇宸		
IPC分类号	A61B8/00		
CPC分类号	A61B8/52 A61B8/5269		
代理人(译)	张妍 刘琰		
审查员(译)	刘统		
其他公开文献	CN109965905A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提出一种基于深度学习的造影区域检测成像方法。S1、随机选取的若干个原始超声RF图像，将其每一扫描线上的信号分段，得到若干等长的一维RF信号段；S2、用RF信号段训练、测试卷积神经网络；S3、将实测物体每一扫描线的RF信号分为等长的一维实测RF信号段，并输入所训练好的卷积神经网络；S4、将标签为组织信号的一维实测RF信号段中部的P个成像点置为0；S5、重组一维实测RF信号段得到预成像；S6、采用微泡母小波变换提高预成像中微泡图像亮度；S7、采用特征空间最小方差算法提高图像对比度。本发明将深度学习的理念应用到超声RF信号的分类中，能更有效地滤除组织干扰，进一步提升了医学临床诊断的准确性。

