·学习园地·

基于深度学习的超声自动测量左室射血分数的研究

蒋建慧　姚　静　张艳娟　赵海桐　许　迪　罗守华

摘　要　目的　为提高基于超声心动图Simpson法的左室射血分数(LVEF)测量的效率,提出一种基于深度学习自动测量LVEF的方法。**方法**　首先,建立卷积神经网络,利用收集的38 153幅标记的数据对网络进行训练测试和验证,将采集到的超声心动图数据自动分成5类,获取心尖二腔(A2C)和四腔(A4C)切面;其次,建立全卷积神经网络,以VGG-19为主干架构,利用收集的3871幅A2C和4679幅A4C数据进行训练测试和验证,对自动获得A2C和A4C的左室进行自动分割,计算LVEF。**结果**　该方法获得A2C和A4C的准确率达96.8%,分割真阳性率达88.8%,所得LVEF误差率为0.038 947。**结论**　深度学习自动测量LVEF的方法较传统方法精度和效率更高,具有较好的临床应用价值。

关键词　超声心动描记术;左室射血分数;深度学习;卷积神经网络;全卷积神经网络

[**中图法分类号**]R540.45　　[**文献标识码**]A

Study on automatic measurement of left ventricular ejection fraction with ultrasound based on deep learning

JIANG Jianhui, YAO Jing, ZHANG Yanjuan, ZHAO Haitong, XU Di, LUO Shouhua

School of Biological Sciences and Medical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

ABSTRACT　Objective　To improve the efficiency of left ventricular ejection fraction (LVEF) measurement based on Simpson method of echocardiography, an automatic LVEF measurement method based on deep learning is proposed. **Methods**　The first step is to establish a convolution neural network, then the network is trained, tested and verified by the collected 38 153 labeled echocardiogram data. These data were automatically divided into 5 categories, then the apical two-chamber (A2C) section and apical four-chamber (A4C) section were obtained. A fully convoluted neural network is established. VGG-19 was used as the backbone framework. The collected 3871 A2C and 4679 A4C data were used for training, testing and verification. The left ventricle images that automatically obtained from A2C and A4C sections were automatically segmented and LVEF was calculated using these data. **Resutls**　The test result showed that the accuracy of obtaining A4C and A2C images was 96.8% and the true positive rate of segmentation was 88.8%, and the LVEF error rate was 0.038 947. **Conclusion**　The method of automatic LVEF measurement based on deep learning has higher accuracy and efficiency than the traditional method, and has better clinical application value.

KEY WORDS　Echocardiography; Left ventricular ejection fraction; Deep learning; Convolution neural network; Fully convolutional networks

左室射血分数(left ventricular ejection fraction, LVEF)是每搏心输出量占左室舒张末容量的百分数,是评价心脏收缩功能的重要指标[1]。其检测主要依赖超声心动图,目前Simpson法是计算容量相对较为准确的方法,但其需对心尖四腔(A4C)和二腔(A2C)两个切面的左室进行勾画,从而建模得出左室舒张末期和收缩末期的容量值,临床工作中通常依靠医师手动来完成。为提高效率,一些自动分类图像和分割左室的方法被提出。Agarwal等[2]选择定向梯度直方图来获取特征并将其送到支持向量机进行分类;Khamis等[3]于A2C和A4C切面提取时间和空间信息进行有监督的字典学习分类。上述方法均根据先验人为设计特征来表征图像,再利用机器学习中的不同分类方法对特征向量进行建模得到分类器,结果并非最佳。Marsousi等[4]使用结合了自适应多分辨节点插入策略来分割左室;Belaid等[5]使用基于相位的水平集来分割左室。但是上述分割超声图像左室算法均在小样本中进行测试,所得结果尚无很好的推广性。

近年来,深度学习在图像识别上表现出巨大的应用前景,Gao等[6]结合心脏运动的时间和空间信息,将深度学习应用到超声心动图的视频图像分类中,准确率达92.1%;Yang等[7]将深度学习应用到MRI图像的左室分割中,准确率达到78%。与早期的机器学习方法相比,深度学习可自动学习超声图像的特征,无需建立相关图像特征的假设。本研究将深度学习应用于

基金项目:国家自然科学基金项目(61871126);国家重点研发计划项目(2017YFA0104302)

作者单位:210096　南京市,东南大学生物科学与医学工程学院(蒋建慧、赵海桐、罗守华);江苏省人民医院心血管内科(姚静、张艳娟、许迪)

通讯作者:罗守华,Email:luoshouhua@seu.edu.cn

自动测量LVEF，首先采用卷积神经网络（CNN）对5个标准视图进行分类，分别确定A2C和A4C的视图，然后采用全卷积神经网络（FCN）自动分割出左室轮廓，最后通过Simpson法获得左室容积并计算LVEF。

方　法

一、LVEF计算的算法框架

LVEF是每搏心输出量占左室舒张末期容量的百分数，常用公式（1）进行计算，其中LVEDV为左室舒张末期容量，LVESV为左室收缩末期容量。

$$LVEF = \frac{(LVEDV - LVESV)}{LVEDV} \times 100\% \quad (1)$$

Simpson法测量左室容积如图1所示，该方法将左室切成多等分切面容积的总和，每一个切片近似为椭圆体，以此计算容积，见公式（2，3）。a_i、b_i为A4C和A2C左室的水平直径，L为长轴的长度，n代表该物体被分成多少等分。临床上通常采用简化的Simpson法，左室沿着长轴被分成20等分。

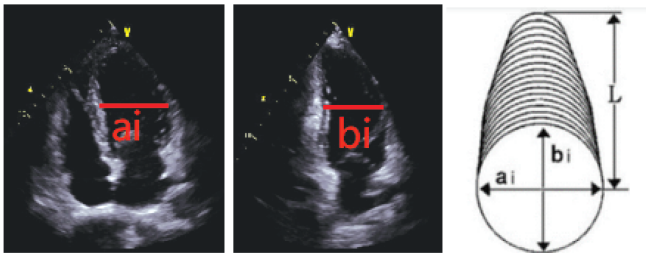


图1　Simpson法计算左室容积示意图

单一椭圆体的容积计算公式：

$$V_i = \left(\pi \frac{a_i}{2} \frac{b_i}{2}\right) \times \frac{L}{n} \quad (2)$$

左室容积等于所有单一椭圆体容积的总和：

$$V = \frac{\pi}{4} \sum_{i=1}^{n} (a_i)(b_i) \frac{L}{n} \quad (3)$$

计算LVEF的整个流程如图2所示，其中CNN用于特征视图的分类，FCN用于左室的分割。本研究采用临床常用的分类方法将心脏的标准切面图像分为胸骨旁左室长轴（PLA）、胸骨旁左室短轴（BSA）、二尖瓣短轴（MSA）、A2C和A4C切面。A2C和A4C的视图被分别确定，将其导入FCN中后自动分割出左室轮廓，最后通过Simpson法获得左室容积并计算出LVEF。

二、标准切面分类

1.数据集和数据处理：超声心动图数据源于江苏省人民医院GE Vingmed Ultrasound和Philips Medical System两台机器，

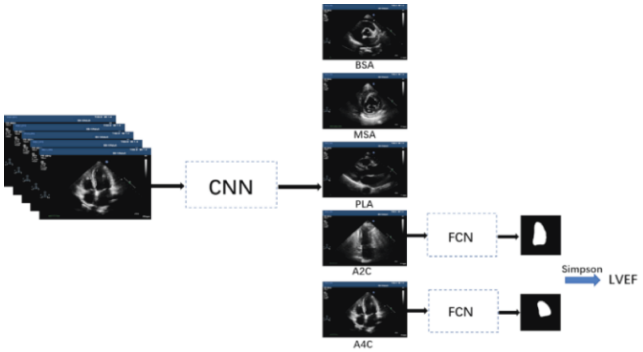


图2　计算LVEF流程图

共1507例多帧Dicom图像，解析成38 153幅单帧图像。每帧图像的患者信息匿名化，并裁剪成400 px×400 px，缩放到256 px×256 px，其中男女百分比分别为48.1%和51.9%，年龄13~89岁。将超声数据分为3类：训练数据集用于训练模型；验证数据集用于参数微调和模型选择；测试数据集用于最后的模型评估。

2.模型的框架和训练：受Alexnet网络[8]的启发，标准超声切面图像分类的CNN架构模型如图3所示。该网络使用python语言在caffe平台上搭建，模型包括5个卷积层和3个全连接层。5个卷积层中，包括了11×11的卷积滤波器（conv1），5×5的卷积滤波器（conv2），接3×3的最大池化层，3~5层为3×3的卷积滤波器（conv3、conv4、conv5）。卷积层和完全连接层中添加Dropout用来防止过拟合，正则化和Batch normalization用来提高准确率，激活函数使用ReLU。为充分利用所有的数据及选择合适的权重，进行了28次迭代，每次迭代选择128个样本数据进行梯度计算。

三、A2C和A4C心内膜分割

1.数据集和数据处理：所获得的心脏标准数据中包含3871幅A2C和4679幅A4C的数据。其中，2171幅A2C和2227幅A4C数据作为模型的训练数据，1150幅A2C和793幅A4C数据作为模型的验证和测试数据。首先手动标记左室作为训练数据，遵循以下标准：①左室肌小梁和乳头肌被包含到左室；②左室从二尖瓣植入点开始到对侧二尖瓣植入点结束；③左室的确认基于多帧图像而不是单帧图像。标记工作由3名有经验的临床医师完成，第一、二名描记A2C和A4C的左室，相互验证；第三名遮住前面结果并重新描记左室，然后确认A2C和A4C左室。

2.模型的框架和训练：受FCN的启发[9]，运用VGG-19作为有监督的预训练从整个输入图像及Ground truth中学习并微调全卷积的参数。上采样层被称为解卷积层，这对于学习密集预

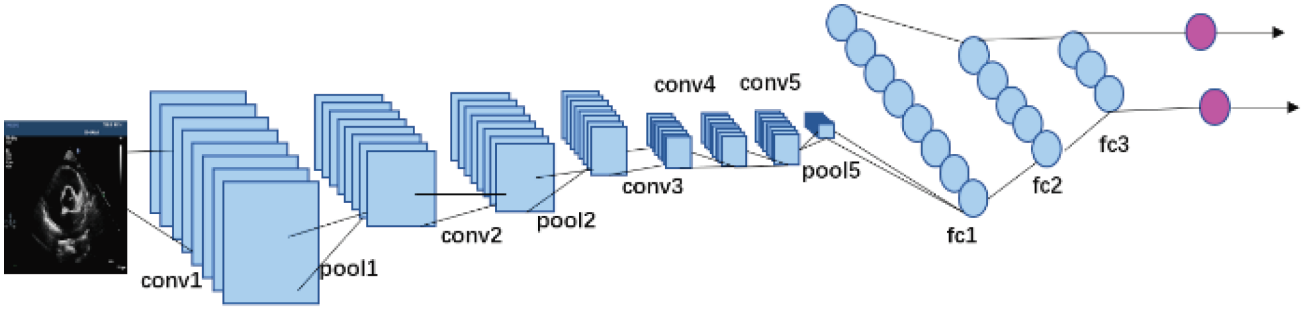


图3　图像分类的CNN结构示意图

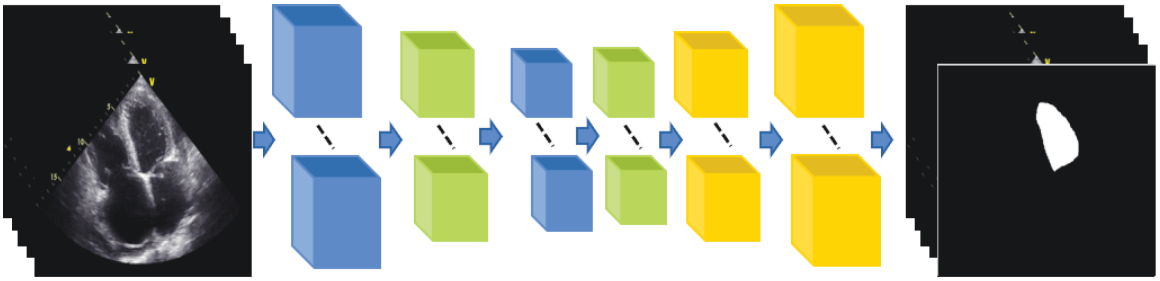


图4　图像分割的FCN结构示意图

测是快速且有效的。FCN组合了各个特征层，提高了输出的空间精度，通过组合精细层和粗糙层使模型可以在确保全局结构的同时进行局部预测。FCN的架构如图4所示。输入图像的大小为400 px×400 px，然后被缩放到227 px×227 px。为充分利用所有的数据及选择合适的权重，进行了120迭代，每次迭代选择20个样本数据进行梯度计算。

结　果

一、标准切面的分类结果

用于训练和验证的数据集为36 153幅，测试集为2000幅。其中，测试集中心脏标准切面的5类图像各500幅，为验证模型的准确率，将测试图像输入到模型中得到分类结果，利用识别混淆矩阵评价分类的结果，如图5所示。每行代表实际的类别标签，每列代表预测的标签。MSA、BSA、PLA、A2C、A4C准确率分别为99%、95%、97%、100%、93%，平均准确率96.8%。由于A2C切面是在A4C切面基础上探头旋转，所以在角度切换时会出现中间状态而不易分类，其余4类分类准确率较高。说明此模型可以自动识别超声图像的特征，并在无人工干预的情况下分出超声心动图切面。

二、A2C和A4C的左室分割结果

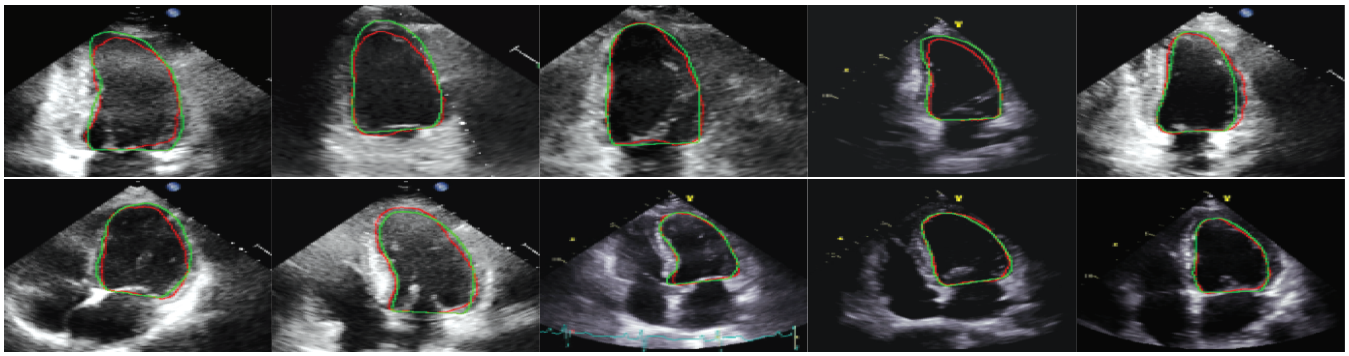
为了对FCN分割算法进行初步的评价，将待测试的1150幅A2C和793幅A4C数据导入训练好的FCN模型中分割左室轮廓，从中随机选择5幅A2C数据和A4C数据图像，对比手动描记和自动分割左室结果，如图6所示。结果显示无论图像是否低对比度、模糊或存在噪声，自动分割的结果均接近医师手动描记的结果。为了评估分割的准确率，本研究应用真阳性率（TP）、假阳性率（FP）、重叠度量（OM）、Dice系数（DR）及修正的Hausdorff距离（MHD）来评估分割的准确率。应用FCN分割793幅A4C和1150幅A2C左室，所得结果的平均值和方差见表1。

MSA	99	1	0	0	0
BSA	3	95	2	0	0
PLA	0	3	97	0	0
A2C	0	0	0	100	0
A4C	0	0	0	7	93
	MSA	BSA	PLA	A2C	A4C

MSA：二尖瓣短轴切面；BSA：胸骨旁左室短轴切面；PLA：胸骨旁左室长轴切面；A2C：心尖二腔切面；A4C：心尖四腔切面

图5　CNN分类结果的混淆矩阵

TP是真阳像素与手动描记的左室像素数量的比值，如公式（4）所示。公式中|GT|和|MS|分别表示手动描记和自动分割图



第一排是A2C的分割结果，绿色轮廓是医师手动标记的结果，红色轮廓是FCN自动分割的结果；第二排是A4C的分割结果，绿色轮廓是医师手动标记的结果，红色轮廓是FCN自动分割的结果

图6　手动描记和自动分割A2C及A4C左室结果对比图

表1　FCN的性能评价

不同切面	TP（%）	FP（%）	OM（%）	DR（%）	MHD
A4C	88.80±0.72	6.91±0.47	83.23±0.54	88.80±0.21	2.6380±2.2819
A2C	89.29±0.63	13.29±2.38	79.54±0.63	88.38±0.26	3.1849±1.8619

TP：真阳性率；FP：假阳性率；OM：重叠度；DR：Dice系数；MHD：修正的Hausdorff距离

像左室像素的数量，$|GT \cap MS|$是真阳像素，表示正确分类像素的数量。

$$TP = \frac{|GT \cap MS|}{GT} \quad (4)$$

FP是假阳像素与手动描记的左室像素数量的比值，如公式(5)所示。公式中$|GT \cup MS - GT|$是假阳像素，表示错误分类像素的数量。越高的真阳率和越低的假阳率表明自动分割结果与手动描记结果越接近。

$$FP = \frac{|GT \cup MS - GT|}{|GT|} \quad (5)$$

OM是真阳像素占自动分割和手动描记左室像素并集的比值，如公式(6)所示。OM越高，表明自动分割和手动描记匹配越高。

$$OM = \frac{|GT \cap MS|}{|GT \cup MS|} \quad (6)$$

DR是真阳像素占手动描记和自动分割左室像素数量之和的比值，如公式(7)所示。DR越高，表明分割精度越高。

$$DR = \frac{2 \times |GT \cap MS|}{|GT| + |MS|} \quad (7)$$

MHD度量了手动描记和自动分割左室间的最大不匹配程度，如公式(8)所示。MHD越小，表明两者越接近。

$$MHD = \max\left[d(GT, MS), d(MS, GT) \right] \quad (8)$$

其中 $d(GT, MS) = \max_{gt \in GT} d(gt, MS)$, $d(gt, MS) = \min_{ms \in MS} \|gt - ms\|$。

由表1可知，A4C和A2C的TP分别为88.80%和89.29%，而FP分别为6.91%和13.29%，说明手动描记和自动分割的结果中像素正确分类的比例大，像素错误分类的比例很小。同时，A4C和A2C的OM分别为0.8323和0.7954，DR分别为0.8880和0.8838，说明自动分割的左室和医师标记的左室相近。两者的MHD分别为2.6380和3.1819，说明两个点集间的最大不匹配程度在3个像素左右。以上结果表明本研究提出的方法可以在无人工干预的情况下成功分割出左室。

三、LVEF的结果

为验证自动分割和手动描记左室得到LVEF之间的误差，从我院数据库随机选择10组数据，应用简化的Simpson法计算得到LVEF。见表2。手动描记左室得到的LVEF见EF(GT)列，自动分割左室得到的LVEF见EF(Pre)列，两者的差值见D-Value列，平均误差0.038 947。同时，分别统计EF(GT)低于EF(Pre)和高于EF(Pre)的比例，计算出EF(GT)占EF(Pre)的平均比例范围为[0.898 76~1.172 30]，所以自动分割的精度与手动分割精度在误差范围一致。以上结果表明本研究提出的方法在对超声心动图切面分类和左室分割中较其他方法在对图像特征提取及准确率上有较明显的优势。

表2 手动描记和自动分割的LVEF比较

数据	EF(GT)	EF(Pre)	D-Value	EF(GT)/EF(Pre)
1	0.394 01	0.410 19	−0.016 180	0.960 56
2	0.548 29	0.586 92	−0.038 630	0.934 19
3	0.181 30	0.210 31	−0.029 010	0.862 07
4	0.595 18	0.521 04	0.074 139	1.142 30
5	0.510 98	0.522 60	−0.011 620	0.977 76
6	0.377 90	0.296 50	0.081 405	1.274 60
7	0.529 36	0.444 89	0.084 470	1.189 90
8	0.643 50	0.594 59	0.048 912	1.082 30
9	0.359 64	0.447 47	−0.087 830	0.803 72
10	0.444 77	0.520 65	−0.075 880	0.854 26

EF(GT)：手动描记左室得到的LVEF；EF(Pre)：自动分割左室得到的LVEF；D-Value：手动描记与自动分割左室得到的LVEF的差值；EF(GT)/EF(Pre)：手动描记与自动分割左室LVEF的比值

讨 论

标准视图的分类是识别左室和测量LVEF的基础，传统方法主要是运用机器学习来对标准切面进行分类，但是这些算法仅能区分特定设备产生的图像，且准确率不高。A2C和A4C的左室分割是计算LVEF的另一个关键步骤，虽然一些自动分割左室的方法被提出，但由于心脏结构复杂、图像相位特性变化及左室轮廓模糊等因素准确率不高。同时，超声成像中存在的各标准切面差异大，图像固有的斑点噪声对于自动分割方法的鲁棒性有较大影响，声束反射方向的差异导致心肌轮廓的不连续，以及心内膜与相邻组织的灰度对比度较差等问题，使得超声图像左室的分类和分割难度较大，故基于Simpson法进行LVEF计算存在着较大的误差。

本研究提出基于深度学习自动计算LVEF的方法，该算法获得5个标准切面(MSA、BSA、PLA、A2C、A4C)的平均准确率达96.8%，分割TP达88.8%，自动分割得到左室的LVEF与医师手动描记得到的LVEF值误差为0.038 947。本研究提出的方法具有以下特性：①神经网络可以通过不同的滤波器自动学习超声图像特征，无需建立相关图像特征的假设，池化和归一化使得模型在图像的几何变换上表现出稳定性，其所获得的分类及分割准确率也高于传统方法；②本研究应用的超声心动图是从实际临床数据中随机抽取，图像的采集源于GE Vingmed Ultrasound和Philips Medical，患者的性别和年龄分布均匀；③本研究在模型的训练中避免了使用理想的数据，具有很好的鲁棒性。

本研究存在以下不足：①超声心动图在每个相位下心内膜是部分缺失的，手动分割存在部分估计数据；②最佳的A2C和A4C切面的LVESV和LVEDV是手动确定的，故如何从多帧超声心动图中找出连续帧之间的特点并自动分割完整左室及确定最佳LVESV和LVEDV有待进一步研究；③本研究提出的算法是在单帧图像上实现的，未考虑多帧图像时间域上的信息提取。

综上所述，本文提出基于深度学习自动测量LVEF的方法，首先，应用CNN对5个标准切面图像进行分类并确定A2C和A4C，然后应用FCN自动分割出A2C和A4C的左室轮廓，最后通过Simpson法获得左室容积并计算LVEF。该方法较传统的机器学习分类方法及分割方法在自动识别图像特征方面具有明显优势，其准确率和精度均可满足临床及实际应用需求，具有较好的应用价值。

参考文献

[1] 齐欣.超声心动图测量LVEF的方法及结果判读[J].中华心脏与

心律电子杂志,2017,5(2):77-88.
[2] Agarwal D, Shriram KS, Subramanian N. Automatic view classification of echocardiograms using histogram of oriented gradients [J]. IEEE Int Sympos Biomed Imaging, 2013, 12(4): 1368-1371.
[3] Khamis H, Zurakhov G, Azar V, et al. Automatic apical view classification of echocardiograms using a discriminative learning dictionary [J]. Medical Image Analysis, 2017, 36(2): 15-21.
[4] Marsousi M, Eftekhari A, Kocharian A, et al. Endocardial boundary extraction in left ventricular echocardiographic images using fast and adaptive B-spline snake algorithm [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2010, 5(5): 501-513.
[5] Belaid A, Boukerroui D, Maingourd Y, et al. Phase-based level set segmentation of ultrasound images [J]. IEEE Trans Inf Technol Biomed, 2011, 15(1): 138-147.
[6] Gao X, Li W, Loomes M, et al. A fused deep learning architecture for viewpoint classification of echocardiography [J]. Information Fusion, 2016, 36(11): 103-113.
[7] Yang XL, Gobeawan L, Yeo SY, et al. Automatic segmentation of left ventricular myocardium by deep convolutional and de-convolutional neural networks [C]. Vancouver: Computing in Cardiology Conference, 2017.
[8] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G . Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advanc Neur Infor Proces System, 2012, 25(2): 1097-1105.
[9] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Trans Pattern Analysis Mach Intellig, 2014, 39(4): 640-651.

(收稿日期:2018-11-05)

·病例报道·

Ultrasonic diagnosis of caesarean scar pregnancy combined with intrauterine pregnancy: a case report

超声诊断剖宫产瘢痕妊娠合并宫内妊娠1例

孙秋蕾 罗 莉 颜 苹 陈正琼

[中图法分类号]R445.1 [文献标识码]B

患者女,33岁,孕5产1,6年前因"继发不孕,双侧输卵管堵塞"行胚胎移植术,足月剖宫产双胎,因有再次生育需求,于外院行胚胎移植术。囊胚放置术后34 d,患者因"阴道少量出血3 d"来我院就诊。经阴道超声检查:宫腔内可见两个孕囊(图1),一孕囊位于宫腔下段,大小22 mm×15 mm×12 mm,其内可见卵黄囊及胚芽,胚芽大小3.6 mm,未见胎心搏动,孕囊下缘部分位于子宫下段瘢痕处肌壁间,瘢痕处肌层变薄,最薄处2.5 mm,可探及丰富血流信号;另一孕囊位于宫腔上段,大小34 mm×25 mm×21 mm,其内可见卵黄囊及胚芽,胚芽大小10.2 mm,可见胎心搏动,孕囊周边见46 mm×33 mm×30 mm的不规则液性无回声区,考虑出血。超声提示:剖宫产瘢痕妊娠合并宫内妊娠。继续妊娠过程中患者持续阴道少量出血,囊胚放置术后95 d后因"阴道大量出血5 h"再次就诊,经腹部超声检查:宫腔内见胎儿,有胎心,超声孕周17^{+2}周,宫腔下段可见不均质回声包块,大小60 mm×58 mm×49 mm,形态不规则,与瘢痕处肌壁界限不清晰,包块周边可探及丰富血流信号(图2)。超声提示:双胎妊娠(一胎中孕,另一胎瘢痕妊娠流产)。因考虑继续妊娠阴道大量出血风险极大,建议患者终止妊娠,遂行子宫动脉栓塞术,随后行利凡诺羊膜腔穿刺引产术及超声引导下清宫术,术后子宫恢复正常。

讨论:剖宫产后瘢痕妊娠合并宫内妊娠是一种罕见类型的妊娠。近年随着剖宫产率的升高及辅助生育技术的广泛应用,剖宫产瘢痕妊娠合并宫内妊娠的发生率逐渐增加。其在治疗或继续妊娠过程中易出现大出血或子宫破裂等严重并发症,因此需尽早确诊并采取适当的治疗方式。经阴道彩色多普勒超声是诊断早期剖宫产瘢痕妊娠合并宫内妊娠的首选方法,可以清楚显示宫腔内及瘢痕处同时存在的孕囊及囊内的卵黄囊及胚胎结构,还可显示宫腔下段的孕囊植入瘢痕处肌层的深度及瘢痕周边滋养孕囊的血供情况。剖宫产瘢痕妊娠合并宫内妊娠需与正常宫内双绒毛膜双胎鉴别,前者一孕囊位于宫腔上段,另一孕囊位于宫腔下段,宫腔下段孕囊下缘部分位于瘢痕处肌壁间,并可见瘢痕周边滋养孕囊的血管,通常发生在通过辅助生育技术而受孕者;后者两个孕囊均位于宫腔中上段,孕囊下缘与剖宫产瘢痕有距离,孕囊滋养血管一般距剖宫产瘢痕较远。因此,在行剖宫产瘢痕子宫双胎妊娠超声检查时应仔细观察两个孕囊下缘与剖宫产瘢痕的距离,警惕剖宫产瘢痕妊娠合并宫内妊娠的发生。

图1 声像图示宫腔内见两个孕囊(GS1:孕囊1;GS2:孕囊2;CX:宫颈)

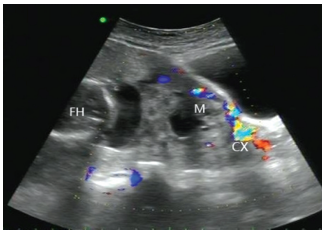


图2 声像图示宫腔上段见成形胎儿,宫腔下段见包块(FH:胎头;M:包块;CX:宫颈)

(收稿日期:2018-04-21)

作者单位:400037 重庆市,陆军军医大学第二附属医院妇产科