

人工智能在诊断孕早期胎儿颈项透明层厚度超声图像中的应用

阳艳¹ 袁志燕¹ 聂德龙^{2*}

(1. 深圳美中宜和妇产医院医学影像科, 广东 深圳 518052; 2. 福州大学经济与管理学院, 福建 福州 350108)

【摘要】 目的 颈项透明层(Nuchal Translucency, NT)超声检查能有效筛查孕早期胎儿异常。本研究利用人工智能(Artificial Intelligence, AI)实现对孕早期胎儿 NT 超声图像的自动识别。**方法** 回顾性分析 2023 年 1 月 1 日至 2024 年 8 月 10 日在深圳美中宜和妇产医院进行超声产检并妊娠 11~13⁺⁶ 周的 100 例单胎胎儿。按胎儿 NT 厚度是否超过 3.0mm 分为 NT 增厚和 NT 正常组, 其中 25 例胎儿的 NT 厚度超过 3.0mm。图像经归一化处理, 通过数据增强方式扩充 2 倍, 并按 7:1:2 的比例随机划分至训练集($n=210$)、验证集($n=30$)和测试集($n=60$)用于深度学习模型训练与测试。**结果** 即使在小样本数据集中进行训练, 该模型可以有效识别 NT 超声图像。在训练集和验证集中, EfficientNetV2 的准确率和受试者工作特征曲线下的面积分别为 0.944 和 0.997。在测试集中, EfficientNetV2 的敏感度和特异度分别为 0.960 和 0.980。**结论** 在筛查孕早期胎儿异常的过程中使用 AI 模型具有潜在的临床优势, 能够在有限的医疗资源条件下提高医生的工作效率和筛查的准确性。

【关键词】 颈项透明层; 人工智能; 产前超声; 深度学习

【中图分类号】 R715.5 **【文献标识码】** A

Application of artificial intelligence in diagnosing fetal nuchal translucency thickness ultrasonic images in early pregnancy

Yang Yan¹, Yuan Zhiyan¹, Nie Delong^{2*}

(1. Department of Medical Imaging, Shenzhen Amcare Women's Hospital, Shenzhen, Guangdong, 518052, China; 2. School of Economics and Management, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350108, China)

【Abstract】 Objective Nuchal translucency (NT) ultrasonic imaging can effectively screen for early pregnancy fetal abnormalities. This study is to use artificial intelligence (AI) to achieve automatic recognition of early pregnancy fetal NT ultrasound images. **Methods** A retrospective analysis was conducted on 100 singleton fetuses with gestational age of 11 to 13⁺⁶ weeks who underwent ultrasound prenatal examination in the hospital from 1-1-2023 to 8-10-2024. The fetuses were divided into NT thickening group and NT normal group according to whether their NT thickness exceeded 3.0 mm. Among them, 25 fetuses had NT thickness exceeding 3.0 mm. After pixel normalization, the images were expanded 2 times by data augmentation and randomly divided into training set ($n=210$), validation set ($n=30$) and test set ($n=60$) in a ratio of 7:1:2 for deep learning model training. **Results** Even when trained in a small sample dataset, the model can effectively recognize NT ultrasound images. In the training set and validation set, the Accuracy and Area Under Curve of EfficientNetV2 are 0.944 and 0.997

DOI: 10.13470/j.cnki.cjpd.2024.04.008

* 通信作者: 聂德龙, E-mail: delongnie@163.com

respectively. In the test set, the Sensitivity and Specificity of EfficientNetV2 are 0.960 and 0.980 respectively. **Conclusion** This study believes that the use of AI models in the process of screening for early pregnancy fetal abnormalities has potential clinical advantages and can improve doctors' work efficiency and screening accuracy under limited medical resources.

【Key words】 Nuchal translucency; Artificial intelligence; Prenatal ultrasound; Deep learning

早期识别胎儿异常为准父母提供建议和进一步检查极为关键^[1],孕早期最常见的胎儿异常之一是颈项透明层(nuchal translucency,NT)增厚,当NT厚度 ≥ 3.5 mm时,胎儿先天缺陷发生率将大大增加^[2]。NT超声检查能有效筛查孕早期胎儿异常,并且已经成为孕早期胎儿检查的常规项目^[3]。然而随着NT超声检查量的增加,在诊断方面出现了以下问题:①医生面临着繁重的阅片任务,工作压力剧增;②长时间注意力高度集中的阅片工作会导致医生工作效率降低;③优质医疗资源被占用,漏诊、误诊情况增长。这些因素使得NT的早期诊断面临严峻的挑战。

在医学影像领域,人工智能(artificial intelligence,AI)在分析和诊断医学影像方面的辅助作用正日益增强^[4-6]。AI的应用,例如深度学习(deep learning,DL),可以通过反复学习图像特征来理解医学图像中的复杂模式,从而显著提高数据处理的效率并减少人为错误^[7]。这些应用可以辅助医生做出准确的诊断,从而最大限度地减少误诊或

漏诊的风险。

本研究旨在利用AI和计算机视觉辅助超声检查孕早期胎儿的异常。为解决小样本医学影像数据挑战,本研究在数据层面采用基于变换的数据增强方法,在模型层面采用基于参数的迁移学习方法,通过在小样本数据集训练EfficientNetV2深度卷积神经网络模型,实现对NT超声图像的自动分类。此外,DL模型在处理大尺寸图像时为了减少计算负担,图像通常会被缩放到较低的分辨率,本不显著的病变区域会变得更加模糊,并且卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)对全局特征有较强的建模能力但对小区域的关注能力较弱,如果病变区域对整体特征影响较小,模型很难主动关注这些区域,因此DL模型对大尺寸图像中的病变区域缺乏足够的关注。为了使DL模型能够关注超声图像中的病变区域,以提高DL模型对NT分类的准确性,我们在DL模型中引入注意力机制增强模型对病变区域的感知能力。研究流程见图1。

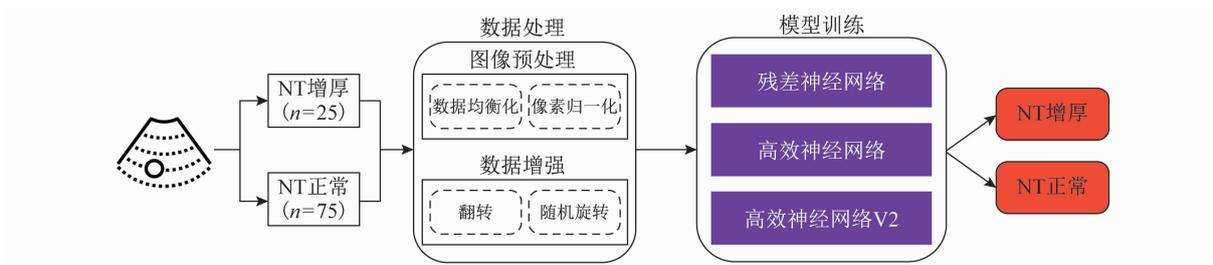


图1 研究流程图

1 资料与方法

1.1 研究对象 回顾性分析2023年1月1日至2024年8月10日在深圳美中宜和妇产医院进行超声产检并妊娠11~13⁺⁶周的单胎胎儿100例,产前诊断指征为:①NT增厚(NT ≥ 3.0 mm)25例,如图

2A所示;②NT厚度正常(NT < 3.0 mm)75例,如图2B所示。本研究经医院伦理委员会审核通过(批件号202401)。

1.2 仪器与方法 使用GE Voluson E8超声诊断仪和三星A30超声诊断仪,凸阵探头,频率3.5~5.0MHz。测量NT厚度值严格按照NT质量控制

标准进行操作。NT 增厚标准采用国际通用的标准即 NT 厚度超过第 95 百分位数,本研究将 NT 厚度 $\geq 3.0\text{mm}$ 定义为 NT 增厚^[8]。

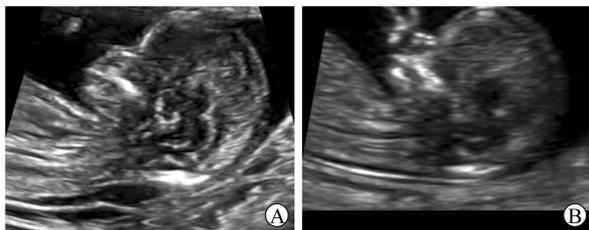


图 2 NT 增厚与正常示意图

注:A:NT 增厚($\text{NT} \geq 3.0\text{ mm}$);B: NT 厚度正常($\text{NT} < 3.0\text{ mm}$)

1.3 图像处理 在数据预处理阶段,将收集到的 NT 超声图像转换为灰度图,以简化后续处理并减少计算量。同时进行像素归一化处理,将图像的像素值缩放到 0 到 1 之间。

临床数据由于其隐私敏感性和获取难度,相较于大规模通用数据集,往往样本量较小。小样本数据会造成数据不完整和分布不均衡,进而导致模型层面的泛化能力不足^[9]。由于临床数据有限,本研究仅能收集到共 100 幅孕早期胎儿 NT 超声影像。如此小规模的数据集会带来数据不完整和分布不均衡问题,进而导致不能训练出一个泛化能力较好的模型^[9]。因此,为解决小样本数据带来的影响,在数据层面利用数据增强技术提高训练数据集的数量和质量^[10]。在已标注的图像数据集的基础上,利用基于变换的数据增强方法扩充数据集的样本数量,对现有样本进行几何变换而不改变标签,包括翻转和随机旋转两种几何变换方法,从而将数据集扩充 2 倍,并将扩充后的图像按照 7:1:2 的比例随机划分至训练集($n=350$)、验证集($n=50$)和测试集($n=100$)。

1.4 深度学习模型 本研究采用高效神经网络 V2 (EfficientNetV2)来解决 NT 的超声图像自动分类问题,并以 EfficientNet 和残差神经网络(Residual Neural Network 50, ResNet50)为基线模型,对比分析 EfficientNetV2 在小样本 NT 超声图像数据集上的表现。

EfficientNet 是一个基于卷积神经网络的图像分类网络^[11],但其在训练较大尺寸的图像时只能以较小的批大小训练模型。这会减慢训练速度,也会

使模型精度下降。针对 EfficientNet 的不足, EfficientNetV2 在保持速度与精度的情况下,还提升了训练速度^[12]。EfficientNetV2 针对 V1 中的深度可分离卷积在网络的浅层中训练速度慢的问题,采用融合移动翻转瓶颈卷积(Fused-MBConv)模块来代替部分的移动翻转瓶颈卷积(Mobile Inverted Bottleneck Convolution, MBConv)(图 3)。Fused-MBConv 将传统的深度可分离卷积合并为一个单一的卷积层(图 3 右图)。

本文采用 EfficientNetV2-S 模型。EfficientNetV2-S 的网络详细参数(表 1)。其中 Conv3(3 为集成了 3(3 卷积核、SiLU 激活函数和批归一化(Batch Normalization, BN)的卷积模块, Fused-MBConv 和 MBConv 模块名称后跟的数字 n 表示扩充比例(将输入的通道数扩充 n 倍),k 为卷积核尺寸,0.25 表示挤压激励(Squeeze and Excitation, SE)注意力模块中第一个全连接层的节点个数为该阶段输入的通道数四分之一。在本文的 NT 厚度识别数据集中,类别数为 2 个(包括 NT 增厚和 NT 正常),故全连接层的输出通道数为 2。

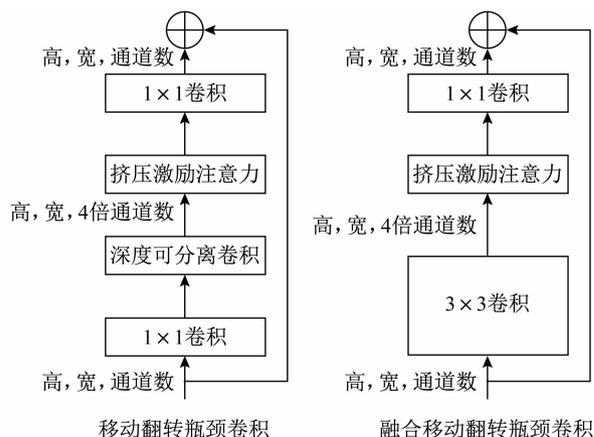


图 3 MBConv(左)与 Fused-MBConv(右)结构对比图

表 1 EfficientV2-S 网络结构及参数

阶段	操作	步长 (个)	通道数 (个)	重复次数 (次)
0	Conv3×3	2	24	1
1	Fused-MBConv1, k3×3	1	24	2
2	Fused-MBConv4, k4×4	2	48	4
3	Fused-MBConv4, k3×3	2	64	4
4	MBConv4, k3×3, SE0.25	2	128	6
5	MBConv6, k3×3, SE0.25	1	160	9
6	MBConv6, k3×3, SE0.25	2	256	15
7	Conv1(1& Pooling& FC	-	1280	1

1.5 基于参数的迁移学习训练 为强化网络对本文小样本数据的训练效果,提升模型泛化能力,使本文研究模型更加适应不同 NT 增厚图像的识别,使用迁移学习训练方法^[13]。本研究在模型层面采用基于参数的迁移学习方法^[9],并采用全局微调的迁移方式,即在 ImageNet 数据集预训练的模型基础上,不冻结权重,继续训练和优化模型,以适应 NT 超声图像的识别。这种方法利用了模型在 ImageNet 数据集上学到的通用特征表示,这些特征对于各种图像识别任务都具有较强的表达能力。通过在 NT 超声图像识别任务上进行进一步训练,模型调整权重来适应特定任务的要求。本研究使用 Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU @ 2.9GHz、32GB 内存和 Nvidia Tesla V100 GPU,在 22.04 版本的 Ubuntu 系统上进行模型训练。三个模型均训练 100 轮,初始学习率设置为 0.001,批大小设置为 8,并使用 Adam 优化器。

1.6 评估指标 在训练集和验证集中采用 AUC 和 ACC 来评价分类模型在训练集中的表现。其中 ACC 计算公式见公式①。Area Under Curve (AUC) 是指受试者工作特征曲线 (Receiver Operating Characteristic Curve, ROC) 下的面积。AUC 用于衡量模型在所有可能的分类阈值上平均表现如何,其值范围从 0 到 1,值越接近 1 表示模型的性能越好。准确率 (Accuracy, ACC) 是指分类正确的样本占总样本数的比例,它直接反映了模型在整个数据集上的总体正确率。

$$ACC = \frac{TN + TP}{TN + FP + TP + FN} \quad ①$$

在测试集中,计算模型的敏感度 (Sensitivity)、特异度 (Specificity) 用于评价模型在真实世界中的表现,见公式②。敏感度是指模型正确识别出实际为有病的个体比例。高敏感度意味着模型能较少错过病例 (即低漏诊率)。特异度是指模型正确识别出实际为无病的个体比例。高特异度表示模型在确定个体无病时的准确性高 (即低误诊率)。

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad ②$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad ②$$

其中 TP、FN、FP 和 TN 分别表示样本为真阳性 (True Positive)、假阴性 (False Negative)、假阳性 (False Positive) 和真阴性 (True Negative)。

2 结果

在训练集和验证集中, EfficientNetV2 模型训练过程中的 Loss 曲线和 ACC 曲线见图 4。经过 100 轮迭代后,模型的 Loss 为 0.198, ACC 达到 0.944。

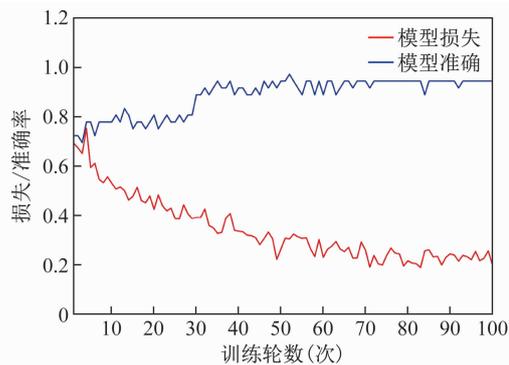


图 4 模型损失函数曲线和准确率曲线

在测试集中,深度学习模型的图像分类结果有 TP (模型正确判断为阳性)、FN (模型错误地将阳性判断为阴性)、FP (模型错误地将阴性判断为阳性)、TN (模型正确判断为阴性) 四种情况,分别对应于图 5 的 A、B、C、D 图。

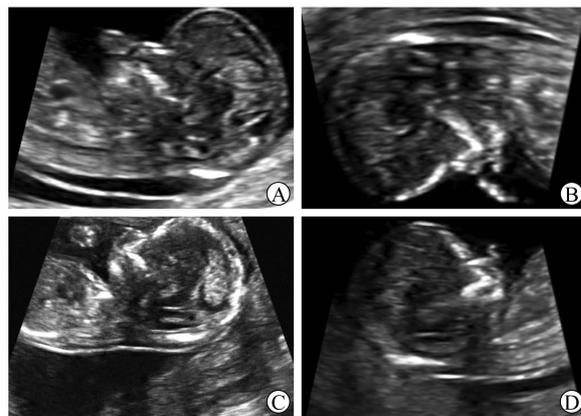


图 5 分类结果示意图

注:A: TP (模型正确判断为阳性); B: FN (模型错误地将阳性判断为阴性); C: FP (模型错误地将阴性判断为阳性); D: TN (模型正确判断为阴性)。

ROC 曲线可以直观的评价一个分类器的性能表现,其以模型的假阳率 (False Positive Rate) 为横

轴、真阳率(True Positive Rate)为纵轴。各模型的 ROC 曲线如图 6 所示, EfficientNetV2 的 ROC 曲线面积最大且最靠近左上角, EfficientNet 次之, 二者曲线均高于 ResNet50。

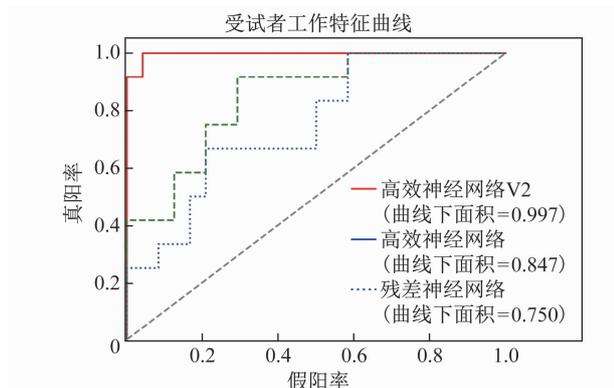


图 6 模型 ROC 曲线

使用 EfficientNetV2 对 NT 超声图像分类, 其在训练集和验证集中的 ACC、AUC 分别为 0.944、0.997, 在测试集中的 Sensitivity 和 Specificity 分别为 0.960 和 0.980。基线模型 EfficientNet 的 ACC、AUC、Sensitivity 和 Specificity 分别为 0.750、0.847、0.240 和 0.880。另一基线模型 ResNet50 的 ACC、AUC、Sensitivity 和 Specificity 分别为 0.722、0.750、0.280 和 1.000。

表 2 深度学习模型性能的比较

模型	ACC	AUC	Sensitivity	Specificity
EfficientNetV2	0.944	0.997	0.960	0.980
EfficientNet	0.750	0.847	0.240	0.880
ResNet50	0.722	0.750	0.280	1.000

3 讨论

NT 超声检查是一种有效筛查孕早期胎儿畸形的的方法, 尤其对于染色体异常和先天性畸形的筛查具有显著的临床价值^[14,15]。然而, 孕早期胎儿异常的检出率仍然很低^[16], 并且在临床实践中, 诊断 NT 增厚出现了以下问题: ①在较小的胎儿中发现异常的难度较大; ②缺乏具有孕早期专业知识的超声医师和放射科医生; ③从超声影像中筛查胎儿畸形本身是一项复杂且需要持续专注的任务, 大量的阅片任务, 给医生带来了极大的工作压力。

AI 算法已被证明可以克服其他情况下人工筛

查的一些缺点, 例如使用放射学影像^[17]和组织学载玻片进行癌症筛查^[18]。此外, AI 已用于胎儿超声筛查, Xi 等人提出一种融合跳跃连接框架和注意力机制的多尺度分割模型在孕中期解剖超声图像上分割胎儿器官^[19], Yaqub 等人利用 CNN 评估超声图像质量以协助图像采集^[20], Moratalla 等人开发了一种半自动方法用于测量胎儿 NT 厚度^[21]。最近的一项研究使用 CNN 来识别患有囊性水肿的胎儿, 并成功地做到了高敏感度(92%)和特异度(94%)^[22]。

尽管专业影像医生可以高度可靠地识别 NT 增厚, 但我们认为在临床筛查过程中使用 AI 模型具有潜在的临床优势。AI 模型的运用可为经验不足的医师提供帮助, 节省临床工作人员阅片时间, 能够在有限的医疗资源条件下提高医生的工作效率和筛查的准确性。因此, 我们提出利用深度学习模型, 实现对孕早期胎儿超声图像中 NT 厚度的自动分类。经过分类, 共收集了 100 例胎儿超声图像。为解决小样本数据所带来的挑战, 本研究采用数据增强和迁移学习方法训练深度学习模型。结果表明, 尽管基线模型 ResNet50 与 EfficientNet 在训练集和验证集中表现较好, 但在测试集中的 Sensitivity 都较低, 模型存在一定的过拟合情况, 无法有效预测未知数据。而通过小样本 NT 超声图像数据的训练, EfficientNetV2 模型的 ACC、AUC 分别为 0.944、0.997, 具有优秀的分类能力。在测试过程中, 模型具有较高的敏感度(0.960)和特异度(0.980), 说明其能较少的错过病例(即低漏诊率)且在确定个体无病时的准确性高(即低误诊率), 能够较好的区分 NT 增厚和 NT 正常的胎儿。

然而, 本研究也存在一定的局限性: 第一, 本研究的数据量较少, 样本多样性不足; 第二, 本研究的数据均源自单个医疗机构的同一台超声设备, 缺乏外部数据来检验模型的泛化能力; 第三, 本研究为回顾性分析, 仅使用原始图像训练 AI 模型。尽管通过图像预处理步骤减少了图像设置的不一致性, 但图像的设置(如增益和对比度)仍可能对 AI 算法在 NT 识别中的准确性产生影响。Chen^[23]和 Zhen^[24]等研究表明, 图像增益和对比度等设置的变化会直

接影响半自动系统在 NT 和颅内半透明层测量中的表现。例如,增高增益会丢失部分图像细节,降低对比度则会导致 NT 边界不清晰,从而影响测量精度。AI 在识别 NT 过程中这些影响可能同样存在,尤其是在对较低质量的超声图像进行处理时,模型可能会错误地识别 NT 最厚的平面或错误估计 NT 厚度。

综上所述,本研究提出的基于 EfficientNetV2 深度学习模型在小样本数据集上识别孕早期胎儿 NT 超声图像的任务中展现出了良好的性能,为临床实践提供了一种有效的辅助工具。该模型的灵敏度、特异度和准确率表明其在识别 NT 增厚方面具有较高的可靠性,有助于减少误诊和漏诊的情况,从而提高筛查的质量。在未来的研究中将扩充数据量,收集更多来自不同医疗机构和不同超声设备的数据,增强模型的泛化能力,并实现对 NT 厚度的全自动测量,逐步提高 NT 增厚的自动诊断能力。同时还将在在此基础上进一步探索不同图像设置条件下,AI 算法的表现如何变化,并优化图像预处理和数据增强方法,以减少图像设置带来的偏差。此外,AI 模型也可以借助自适应调整机制来适应不同图像设置,以提升其在各种临床环境下的鲁棒性和应用价值,进一步推动 AI 技术在妇产科中的广泛应用。

参 考 文 献

- [1] EDWARDS L, HUI L. First and second trimester screening for fetal structural anomalies [J]. *Seminars in Fetal and Neonatal Medicine*, 2018, 23(2): 102-111.
- [2] 陈美池, 刘静华, 柯华玲, 等. 人工智能质控在提高孕 11~13⁺6 胎儿颈后透明层厚度超声检查图像合格率中的应用价值[J]. *中国产前诊断杂志(电子版)*, 2024, 16(1): 10-15.
- [3] 袁晓华, 符仪媚. 胎儿颈项透明层产前超声诊断及质量控制[J]. *中南大学学报(医学版)*, 2024, 49(4): 603-610.
- [4] 陈冲, 陈俊, 夏黎明. 人工智能促进医学影像临床应用与研究[J]. *放射学实践*, 2024, 39(1): 12-16.
- [5] 施俊, 汪琳琳, 王珊珊, 等. 深度学习在医学影像中的应用综述[J]. *中国图象图形学报*, 2020, 25(10): 1953-1981.
- [6] 黎英, 宋佩华. 迁移学习在医学图像分类中的研究进展[J]. *中国图象图形学报*, 2022, 27(03): 672-686.
- [7] CHAUDHARI A S, GRISSOM M J, FANG Z, et al. Diagnostic accuracy of quantitative multicontrast 5-minute knee MRI using prospective artificial intelligence image quality enhancement [J]. *American Journal of Roentgenology*, 2021, 216(6): 1614-1625.
- [8] PETER W. CALLEN. 妇产科超声学[M]. 常才, 戴晴, 谢晓燕, 译. 人民卫生出版社, 2010.
- [9] LI C, LI S, FENG Y, et al. Small data challenges for intelligent prognostics and health management: a review[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(8): 214.
- [10] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning[J]. *Journal of Big Data*, 2019, 6(1): 60.
- [11] TAN M, LE Q V. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks[C]// *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*, PMLR, 2019, 6105-6114.
- [12] TAN M, LE Q V. EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training[C]// *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning*, PMLR, 2021, 10096-10106.
- [13] ZHUANG F, QI Z, DUAN K, et al. A Comprehensive Survey on Transfer Learning[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2021, 109(1): 43-76.
- [14] 侯莉, 张冬梅, 叶才为, 等. 超声检测早孕期颈项透明层增厚的临床价值[J]. *临床超声医学杂志*, 2017, 19(9): 637-639.
- [15] 肖作川. 超声测量颈项透明层在胎儿畸形筛查中的应用价值[J]. *医学信息*, 2024, 37(9): 138-140+148.
- [16] BARDI F, BERGMAN J E H, SIEMENSMA-MÜHLENBERG N, et al. Prenatal diagnosis and pregnancy outcome of major structural anomalies detectable in the first trimester: A population-based cohort study in the Netherlands [J]. *Paediatric and Perinatal Epidemiology*, 2022, 36(6): 804-814.
- [17] HOSNY A, PARMAR C, QUACKENBUSH J, et al. Artificial intelligence in radiology [J]. *Nature Reviews Cancer*, 2018, 18(8): 500-510.
- [18] NIAZI M K K, PARWANI A V, GURCAN M N. Digital pathology and artificial intelligence [J]. *The Lancet Oncology*, 2019, 20(5): e253-e261.
- [19] XI J, CHEN J, WANG Z, et al. Simultaneous segmentation of fetal hearts and lungs for medical ultrasound images via an efficient multi-scale model integrated with attention mechanism[J]. *Ultrasonic Imaging*, 2021, 43(6): 308-319.
- [20] YAQUB M, KELLY B, PAPAGEORGHIOU A T, et al. A

deep learning solution for automatic fetal neurosonographic diagnostic plane verification using clinical standard constraints [J]. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 2017, 43(12): 2925-2933.

[21] MORATALLA J, PINTOFFL K, MINEKAWA R, et al. Semi-automated system for measurement of nuchal translucency thickness [J]. *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, 2010, 36(4): 412-416.

[22] WALKER M C, WILLNER I, MIGUEL O X, et al. Using deep-learning in fetal ultrasound analysis for diagnosis of cystic hygroma in the first trimester[J]. *PloS one*, 2022, 17(6): e0269323.

[23] CHEN P W, CHEN M, LEUNG T Y, et al. Effect of image settings on nuchal translucency thickness measurement by a semi-automated system [J]. *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, 2012, 39(2): 169-174.

[24] ZHEN L, YANG X, TING Y H, et al. The influence of image setting on intracranial translucency measurement by manual and semi-automated system[J]. *Prenatal Diagnosis*, 2013, 33(9): 889-893.

(收稿日期:2024-12-02)

编辑:姚红霞

· 视频导读 ·

守护雪域生命 弘扬救世仁心

徐书真

(中国人民武警部队西藏总队医院)



1999 年的整个西藏自治区只有拉萨市 3 家医院有彩超设备,掌握超声诊断技术的医生不超过 10 人。作为西藏超声事业的开拓者,搭建内地和西藏连接桥梁最重要的援藏专家,2000 年时任西藏超声医学专业委员会和西藏超声工程学会主任委员的徐书真主任首次启动了西藏彩色多普勒技术上岗证培训。此后一代代超声人接力同心,数十载如一日的努力和拼搏下,西藏超声医学水平发生了质的飞跃,为高原边远地区藏族同胞和戍边官兵的健康做出了贡献。

2016 年以前的西藏只有非常少的 1~2 家医院会做胎儿超声,但做的切面非常少。绝大部分地区都是空白。为此,徐主任携手湖北省妇幼保健院陈欣林主任,将国家产前超声培训基地引入西藏,与来自全国的专家组建“梦圆雪域专家志愿者团队”,持续 9 年在西藏开展产前超声规范化培训,实现了西藏高原 7 个地区每位孕妇孕期接受常规超声检查 1~3 次,至少接受 1~2 次规范化系统产前超声检查的目标,避免了致死性畸形儿出生,有效降低了西藏出生缺陷的发生率。

拓荒者的路是艰辛的! 老一辈援藏医生的坚守和坚持,前辈超声专家的引领和指导,来自海内外“梦圆雪域志愿者团队”的大爱和奉献,藏汉超声医生奋斗与拼搏,带来西藏超声医学事业的蓬勃发展。

DOI: 10.13470/j.cnki.cjpd.2024.04.012