辅助临床诊断的超声心动图分析系统框架

小组成员:张颖栋 徐岩 张子研 殷超越 陈康睿

指导教师: 刘江 叶海礼

1.问题概述

心脏,是人体最重要的器官之一,维持着人体的生命活动。心脏疾病具有发病率高,危害性强,具有渐进性和突发性的特点,对人的生命安全有极大的危害。因此,医生建议定期检查心脏。超声检查,是一种无创、价格低廉、诊断快速的诊断方式,非常适合心脏疾病的初筛。但是,超声检查需要超声医生的专业知识支持,并且高度依赖主观观察,一旦超声医生诊断有误,会极大地影响主治医师的诊断。因此,受限于超声医生的缺乏,超声检查难以大规模的发展。

为了降低心脏疾病的危害,促进心脏超声检查的发展,减轻超声医生的检查压力,我们希望构建一套完整的超声心动图分析系统,以超声原始图像作为输入,自动完成超声图像的处理、临床指标的测量提取、并以此为基础完成超声心动图的综合分析,生成完整的超声心动图辅助诊断报告。同时为了方便患者对自身病情的了解,我们基于辅助诊断报告,利用知识图谱生成了超声心动图辅助解读报告。

先前刘江老师组内的创新实践小组已经完成了针对射血分数相关的疾病诊断与分析。我们小组的目标是进一步扩大心动图系统的疾病诊断范围,检测左心室壁厚的增加对患者产生的影响。通过深度学习来量化心室肥厚以及增加预测心室壁肥厚增加原因方面的准确性,减少误诊。识别由于肥厚性心肌病(hypertrophic cardiomyopathy)和心脏淀粉样变

(cardiac amyloidosis)造成的壁厚。

2.工作概述

由于我们组的成员先前对于超声心动图方向均没有了解,所以在前期,我们进行了大量的文献调研,以及与叶海礼老师和匡浩玮同学进行了多次交流。最终我们决定针对左心室壁厚方向进行进一步的研究。并在最后将成果整合到 iMED 眼脑心联动系统平台中。

我们以心脏心尖四室切面视频数据为切入点,完成了室间隔厚度(IVS),左心室内径(LVID),左心室后壁厚度(LVPW)的诊断参数准备;之后,依托这些参数,利用知识图谱完成了左心室肥大的临床辅助诊断任务,然后结合为了辅助医生主观判断的超声图像超分辨率增强结果,生成了辅助诊断报告。最后,为了辅助患者初步了解自己的病情,我们又依托知识图谱构建了辅助解读报告。

3.主要工作

3.1. 知识图谱构建

图 1 是我们调研后完成的知识图谱结构,从 IVS, LVPW, LVID 三个参数出发,显示可以进行诊断的疾病有哪些。

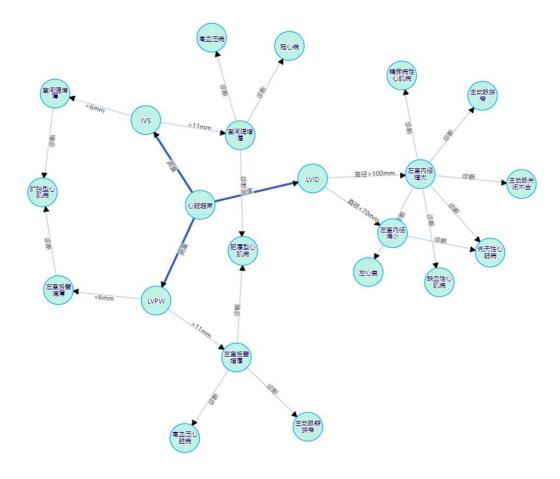


图 1: 知识图谱构建

3.2. 数据集介绍

我们在项目中使用的数据集是 Stanford Health Care 的胸骨旁长轴视频。

该训练集的样本数为 9600,验证集的样本数为 1200,测试集的样本数为 1200。另外还有 7767份 SHC 超声心动图研究样本来自具有明确疾病特征的患者,包括心脏淀粉样变、HCM 和严重主动脉瓣狭窄。

3.3. 算法介绍

为了解决目前在评估心室肥大和疾病诊断方面的局限性,该论文开发了一种端到端的深度学习方法,用于标记心室尺寸、量化心室壁厚度,并预测心室肥大的原因。

该论文使用一个改良的 DeepLabv3 架构在胸骨旁长轴图像上使用最小化加权均方误差 损失进行训练,用于识别测量心室尺寸的关键点。并且使用了学习率为 0.001 的 Adam 优化器,模型被训练了 50 个 epoch,根据验证损失提前停止。该论文评估了不同的视频 长度、分辨率和时间分辨率,作为优化模型性能的超参数。

对于基于视频的疾病分类,该论文使用了一个18层的ResNet3D架构来对视频进行分类。 鉴于有可能出现同时诊断为主动脉瓣狭窄和淀粉样变心肌病的患者,并有多种原因导致 左室肥厚,该架构训练了平行的二元分类深度学习模型来预测淀粉样变心肌病、肥厚型 心肌病、主动脉瓣狭窄的概率,并独立地预测。

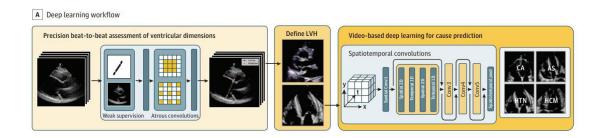


图 2: 算法工作

3.4. 诊断报告

我们将之前建立的一个个小的知识图谱整合,构建了完整的辅助诊断报告生成知识图谱,通过输入患者的个人信息和视频信息,生成了我们的超声辅助诊断报告。(图3)可以发现,我们主要便是根据 LVPW, LVID, IVS 三个参数进行的诊断,下方的数值为正常范围,这三个参数也就是我们诊断疾病的标准。

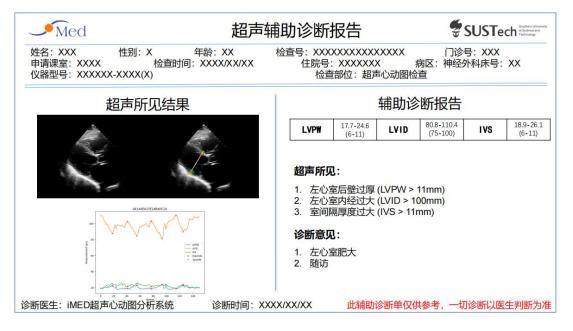


图 3: 超声辅助诊断报告

在我们构建知识图谱的工作中发现,网上的信息鱼龙混杂。许多患者在拿到初步的辅助诊断报告后,可能不能及时的找医生解读而是自行在网上搜索。因此,我们又利用左手医生医学知识图谱和思知中文知识图谱的知识,对我们辅助诊断报告的结论进行解释,供患者初步了解自己的病情,并告知患者不要惊慌,及时就医。



图 4: 超声辅助解读报告

3.5. ELIA 交互系统

后续我们将上述工作整合到了 iMED 已有的 ELIA 系统中,图 5、图 6 为该系统运行相关功能时的截图展示。

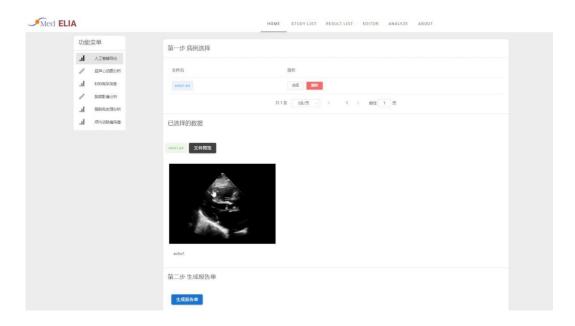


图 5: ELIA 系统展示 1

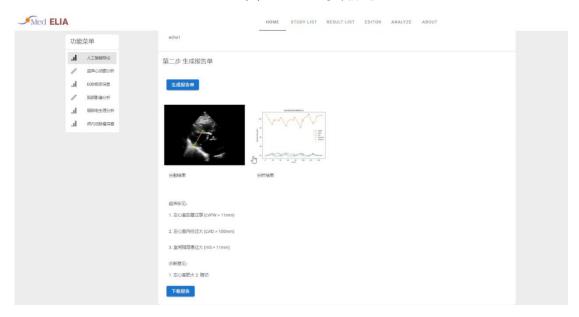


图 6: ELIA 系统展示 2

4.References

[1] Ouyang, D., He, B., Ghorbani, A., Lungren, M. P., Ashley, E. A., Liang, D. H., & Zou, J. Y. (2019). Echonet-dynamic: a large new cardiac motion video data resource for medical

- machine learning. In NeurIPS ML4H Workshop: Vancouver, BC, Canada.
- [2] Reynaud, H., Vlontzos, A., Hou, B., Beqiri, A., Leeson, P., & Kainz, B. (2021, September). Ultrasound video transformers for cardiac ejection fraction estimation. In International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (pp. 495-505). Springer, Cham.
- [3] Zhang, X., Liang, X., & Cao, W. (2022). Evaluation of Cardiac Function of Pregnant Women with High Blood Pressure during Gestation Period and Coupling of Hearts with Peripheral Vessels by Ultrasonic Cardiogram under Artificial Intelligence Algorithm. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2022.
- [4] Holste, G., Oikonomou, E. K., Mortazavi, B., Wang, Z., & Khera, R. (2022). Self-Supervised Learning of Echocardiogram Videos Enables Data-Efficient Clinical Diagnosis. arXiv preprint arXiv:2207.11581.
- [5] Thomas, S., Gilbert, A., & Ben-Yosef, G. (2022). Light-weight spatio-temporal graphs for segmentation and ejection fraction prediction in cardiac ultrasound. In International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (pp. 380-390). Springer, Cham. [6] Wei, H., Cao, H., Cao, Y., Zhou, Y., Xue, W., Ni, D., & Li, S. (2020, October). Temporal-consistent segmentation of echocardiography with co-learning from appearance and shape. In International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (pp. 623-632). Springer, Cham.
- [7] Duffy, G., Cheng, P. P., Yuan, N., He, B., Kwan, A. C., Shun-Shin, M. J., ... & Ouyang, D. (2022). High-throughput precision phenotyping of left ventricular hypertrophy with cardiovascular deep learning. JAMA cardiology, 7(4), 386-395.