操作系统: windows 10 使用编程语言: Python 相关第三方库: gudhi

理论方法: persistence homology, sliding window embedding

参考文献:

[1] Emrani S, Gentimis T, Krim H. Persistent homology of delay embeddings and its application to wheeze detection. IEEE Signal Processing Letters, 21(4):459–463, 2014

[2] ______, Topological time series analysis, Notices of the American Mathematical Society 66 (2019), no. 5.

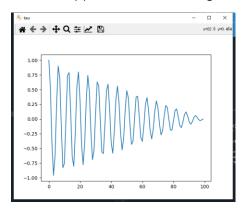
[3] Edelsbrunner, H., & Harer, J. (2008). Persistent homology—a survey. In Goodman, J.E., & Pach, J. (Eds.) American Mathematical Society, (Vol. 453 pp. 257–282). Providence.

解决问题的思路

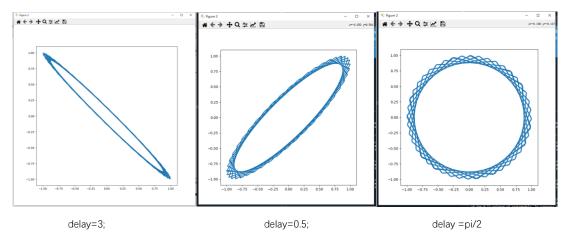
考虑使用 sliding window embedding 将时间序列嵌入到高维空间,然后针对嵌入到高维的 point cloud 分析其具有的拓扑性质,以 barcode 或者是 diagram 的形式表现出来。解决问题的难点:

- 1. 在使用 sliding window embedding 时相关参数的选取,即 delay 与 skip 的选取会对生成的高维 point cloud 所具有的拓扑性质产生影响。例如 y=sin(x)
- 2. 对音频文件进行读取后得到的采样点过多,我们希望在较少的 point cloud 中就可以体现出样本的拓扑特征,因此需要进行子采样,子采样的方法也有许多种, random, maxmin,或者是直接顺序截取音频文件的一小段。不同的子采样方法对产生的 point cloud 也会有所影响。
- 3. 在我们得到样本的拓扑特征之后,如何通过拓扑特征进行分类,虽然人眼能够通过比较 diagram,很明显的分辨 normal 与 wheeze 的区别,但我们需要一个能够很好地量化 normal 与 wheeze 的差异。

难点 1: 参照对 sin(x)有限采样后做 sliding window embedding。

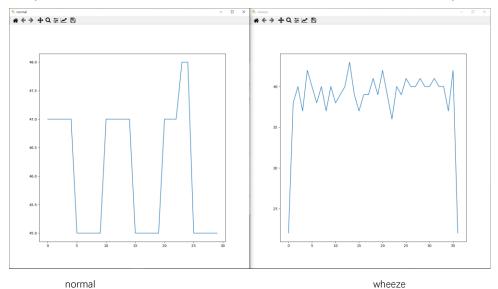


自相关系数



可以看出当 delay 取值为自相关系数为 0 时所对应的 x 值时, sliding window embedding 能够最好的体现出 sin(x)在嵌入到二维空间后的拓扑特征(即中间的洞"最大")。

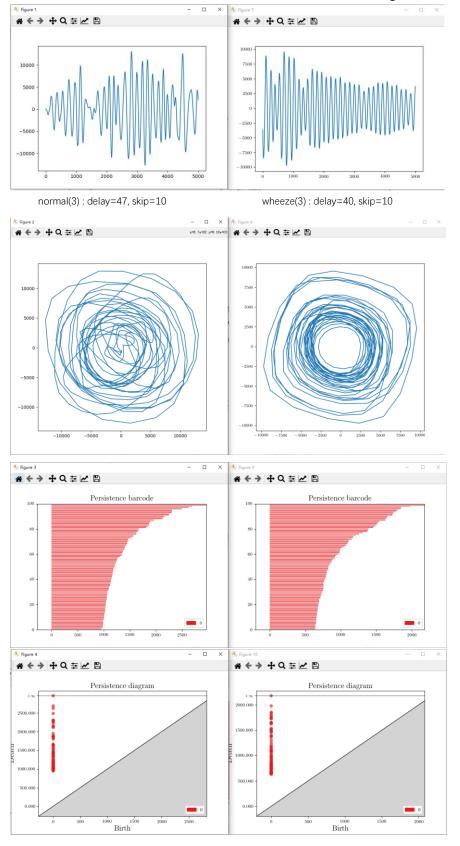
实际上我们能够阐明,对于其他函数,同样是在 delay 取值使用对应的自相关系数为 0 时,sliding window embedding 所体现的拓扑特征最为明显。下图是关于所有音频的最合适的 delay 选取值。横坐标表示第几号音频文件,纵坐标表示建议选取的 delay 值。

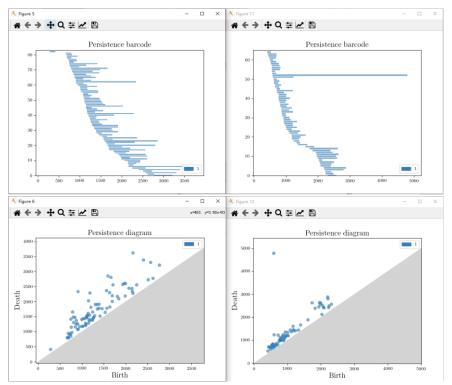


难点 2:

我们所参考的 wheeze detection 的论文中进行的子采样方式为 maxmin,而我们复现过程中采用的是最简单的方法,顺序截取原音频数据的一小段[:5000]。但按照论文的结果来看,maxmin 似乎是较好的方法。

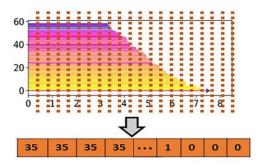
难点 3: 关于如何区分 normal 和 wheeze, 我将会先展示部分样本的 diagram 与 barcode 以做比较。





为了区分 normal 与 wheeze, 我们可以考虑这些方法:

- (1) 通过计算,尝试区分一维的 diagram 中的离群点与靠近对角线的点。
- (2) 考虑对对 barcode 进行如下操作,得到固定维数的向量,接着使用机器学习。



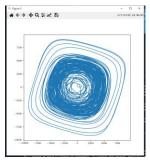
- (3) 将 diagram 转化为 persistence image,再用机器学习的方法进行分类。
- (4) 未考虑到的方法。

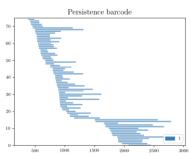
最后,我会用在附件中附上所有音频文件的波形图, sliding window embedding 图像, barcode 与 diagram (当然都是在合适的 delay 选取下的图像)。

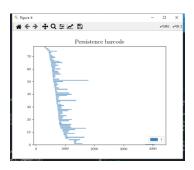
wheeze (11)(17)(19)(23)(28)的图像有点特殊,特征不是很明显。也许可以通过再次采样的方式解决。

下面是通过随机采样进行修正。第一幅图是未子采样前的 embedding,第二幅图是顺序选取前 5000 个点,然后再等间隔选取 500 个点的子采样所对应的 1-dim barcode,第三幅图是通过随机采样的方式进行子采样,所对应的 1-dim barcode。

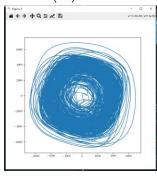
Wheeze(11)

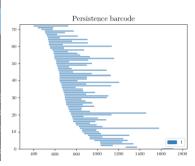


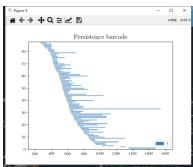




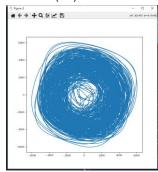
Wheeze(17)

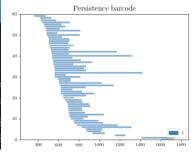


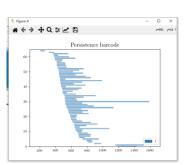




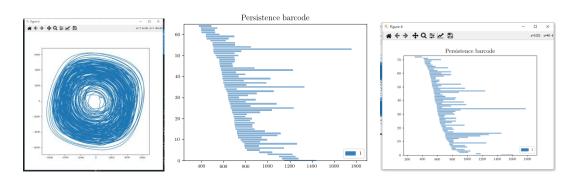
Wheeze(19)







wheeze(23)



wheeze(28)

