

Deep learning and its applications to machine health monitoring

2020年12月11日

简介(综述类论文)



- 利用深度学习进行机器运行状况监测
- 用于检测故障、根据条件预测剩余使用寿命
- 传统机器学习数据驱动机器检测流程:
 - ◆手工设计特征
 - ◆特征提取、选择(困难)
 - ◆模型选择、训练

简介(综述类论文)



- 利用深度学习模型自动提取特征
- 利用深度学习模型进行端到端训练
- ●深度学习方法:
 - ◆自动编码器(AE)及其变体
 - ◆限制玻尔兹曼机(RBM)及其变种
 - ◆卷积神经网络(CNN)
 - ◆循环神经网络(RNN)

自动编码器(AE)



- AE模型: encoder+decoder, 无监督训练
- 目标函数: 最小化均方误差

$$\min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i}^{N} ||\mathbf{x}_{i} - f_{\theta}(\mathbf{x}_{i})||_{2}^{2}$$

自动编码器(AE)变体



- ●添加稀疏性规约(sparsity)
 - ◆防止学习到的变化变成恒等变换
 - ◆规范化自编码器
- 目标函数

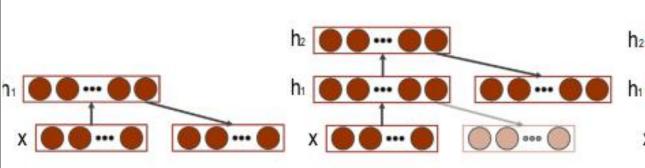
$$\min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i}^{N} ||\mathbf{x}_{i} - f_{\theta}(\mathbf{x}_{i})||_{2}^{2} + \beta \sum_{j}^{m} KL(p||p_{j})$$

自动编码器(AE)变体

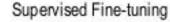


- 去噪自动编码器
 - ◆防止学习到的变化变成恒等变换
- 使用堆叠结构

◆利用去噪自动编码器训练后的参数初始化DNN隐 层参数,DNN模型更容易收敛



Unsupervised Layer-wise Pretraining



RBM&&DBN&&DBM

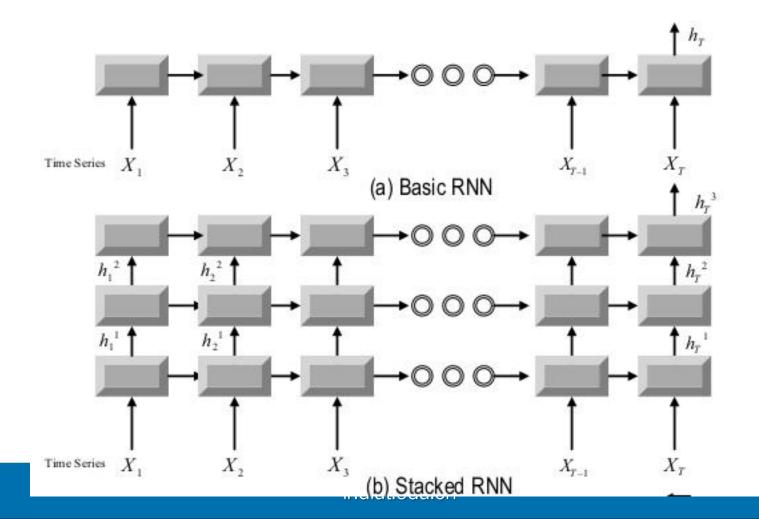


- ●RBM: 受限玻尔兹曼机,两层神经网络
- ●DBN:深度信念网络,多个RBMstacking
- ●DBM: 深玻尔兹曼机,完全无向

循环神经网络(RNN)



●RNN基本框架、多层框架



循环神经网络(RNN)



●双向RNN框架(Bi-RNN)

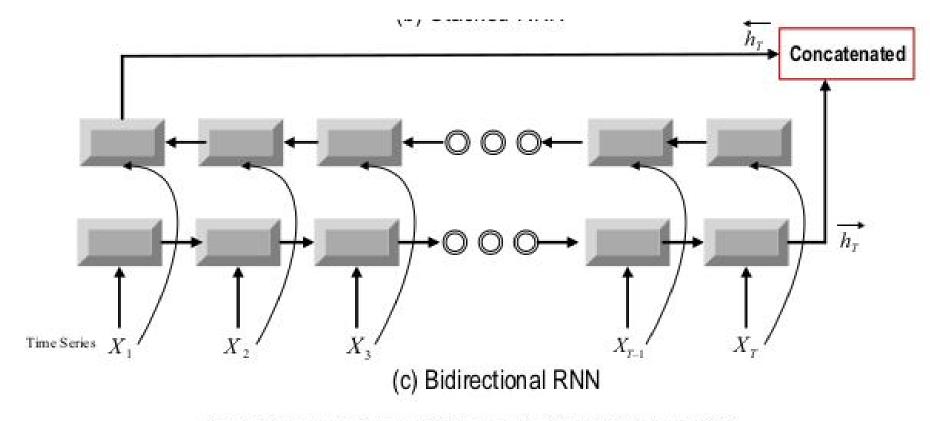
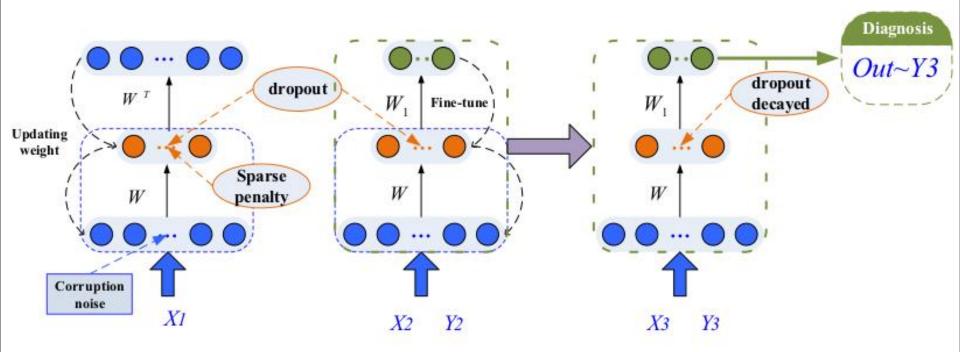


Fig. 5. Illustrations of normal RNN, stacked RNN and bidirectional RNN.



●基于一层AE模型对感应电机故障进行分类

◆防止过拟合,一层+dropout



Sparse Auto-encoder

Deep Neural Network (training)

Testing for Classification



- ●三隐层叠加降噪自编码器
 - ◆针对旋转机械部件故障诊断
 - ◆研究SDA中深度架构、稀疏约束和去噪的有效性
- ●基于SAE的两层DNN的不同结构
 - ◆考虑不同的隐层大小和掩蔽概率
- ●使用AE模型解决参数量过大的问题



- ●基于SAE的DNN用于液压泵故障诊断
- ●将声信号的STFT生成的归一化谱图送入基于 SAE的两层DNN中进行滚动轴承故障诊断
- ●基于SAE的两层DNN(潮汐轮机振动故障诊断)
- ●将主成分分析提取的数据的主成分作为输入的 基于SAE的DNN用于航天器故障诊断



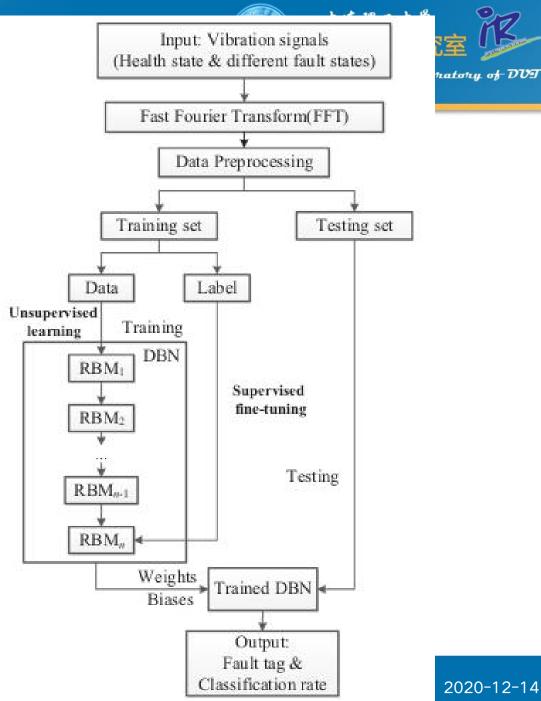
- ●基于SAE的DNN中用于空压机的故障诊断
- ●利用SAE从多个传感器学习对原始时间序列数据表示,用于飞行数据中的异常检测和故障消歧
- ●一种新的连续稀疏自编码器(CSAE)作为变压器故障识别的无监督特征学习
- ●基于RBM的轴承剩余使用寿命(RUL)预测方法



●用于齿轮箱故障诊断的多模态深度支持向量分 类方法(multimodal)

- ◆从振动信号中提取时间、频率和时频三种形态特征
- ◆应用三种高斯-伯努利深度玻耳兹曼机(GDBMS)来解决上述三种模式
- ◆使用FFT获取原数据的频域特征

模型流程图





利用对信号的处理获取特征

- ◆时域:时间序列信号,偏态和峰度也被提取作为输入特征(平稳信号)
- ◆频域:由于周期脉冲的存在,其主频率成分具有很强的分辨力和分辨力。FFT可以应用于时域振动的变换信号变成频域信号。(平稳信号)
- ◆时域-频域:短时傅里叶变换,波状变换/分解和单纯模型分解(EMD)。(非平稳信号)

谢谢! 请多提意见!





http://ir.dlut.edu.cn