



西安交通大学

硕士研究生中期进展报告

学 号:	3118311127
姓 名:	张蕊峰
导 师:	赵加坤
论文题目:	自动化机器学习用于系统健康管理
学科专业:	软件工程
学 院:	软件学院
填写时间:	2020 年 6 月 28 日

西安交通大学研究生院制

硕士研究生中期进展报告填写说明及管理规定

一、硕士学位论文中期考核要求在校硕士生必须在入学第四学期末（两年毕业试点学院的硕士生应在第三学期末）完成。

二、硕士研究生在完成了一定论文工作的基础上，填写完成《硕士研究生中期进展报告》。

三、《硕士研究生中期进展报告》完成以后，应组织公开的中期考核报告会。

四、中期考核由学院负责统一组织，考核专家组一般由5名副高以上（含副高）人员组成。考核专家主要依据硕士研究生的论文课题进展情况进行考核，同时可参阅其课程学习和选题报告情况。中期考核结束后，考核专家应在本表中填写考核评价结果、评语和论文修改意见。

五、《硕士研究生中期进展报告》必须采用A4纸双面打印，左侧装订成册，各栏空格不够时，请自行加页。本表可在研究生院主页<http://gs.xjtu.edu.cn/>下载。

六、《硕士研究生中期进展报告》由学院归档。

论文题目	自动化机器学习用于系统健康管理
<p>一、研究内容简介（300~500 字）</p> <p>近年来，随着科技的进步，工业化的系统日趋复杂，其技术含量也越来越高，与此同时，系统问题也随之而来，有时候一次系统故障就可能会对企业造成巨大的损失。为了尽可能减小损失，可以用于检测异常、分析故障和基于最新信息预测未来状态的健康管理成为系统运行生命周期的重要组成部分。</p> <p>健康管理被描述为诊断和预防系统故障的过程，同时预测其组件的可靠性和剩余使用寿命（RUL）。现在的故障预后研究广泛应用深度学习作为基础模型，为了提高预测准确率，有大量的工作集中在特征工程和损失函数上，例如 Lim（2016）用 Kernel PCA 和 K-Means 方法对 C-MAPSS 传感器数据进行特征提取；Li（2019）用短时傅立叶变换（STFT）进行特征提取，实现轴承的剩余寿命估计；Elsheikh（2019）在机械系统预后问题上构造了一种安全导向的目标函数。这些方法对模型的架构缺少关注，通常直接使用已有的网络模型，而这些网络模型是面向自然语言处理、机器视觉任务，是否可以直接应用在机械系统故障诊断和预后上值得商榷。而且手工搭建网络模型需要专家不断地进行试错，是一项十分耗时耗力的工作，这也导致了另一个问题，手工搭建出的模型是为特定任务的，迁移能力差。</p> <p>幸运的是，NAS，作为一种 AutoML 技术，部分解决了网络模型自动搭建的问题。但是，在研究中我们发现 NAS 的搜索策略是强化学习或进化算法，这些算法本质上是在离散空间中搜索，并将目标函数视为一个黑盒子是非常耗时。为了解决这一问题，我们提出了一种基于梯度的神经结构搜索方法。该方法将搜索空间中的一个单元格视为包含 N 个有序节点的有向无环图（DAG）。每个节点是一个潜表示，有向边表示两个节点的转换操作。通过将候选操作（ReLU, Tanh）与 softmax 函数混合，使搜索空间成为连续空间，目标函数成为可微函数，从而利用基于梯度的优化方法找到最优结构。主要的研究内容有以下几个方面：</p> <p>研究健康管理相关的领域知识以及预后故障中所用的模型和这些模型的优缺点。</p> <p>对 AutoML 中的神经网络搜索（NAS）进行深入研究，了解 NAS 的应用范围以</p>	

及适用领域。

对用于研究预后故障的数据进行预处理，同时研究 NAS 是否适合解决时间序列的问题。

针对 NAS 中的搜索策略进行深入研究，了解各种搜索策略的优缺点以及具体应用，同时做出实验说明各个搜索策略对结果的影响。

提出新的适合于预后故障数据的搜索策略。并且与之前的搜索策略进行对比实验，研究新的搜索策略对结果的改进。

将此新提出的 NAS 模型迁移到其他预后故障的数据中，检验其是否具有很强的迁移能力。

二、研究工作进展（已完成的主要工作及已取得的成绩。不超过 1000 字）

1 总体进度及数据准备

1.1 总体研究进度

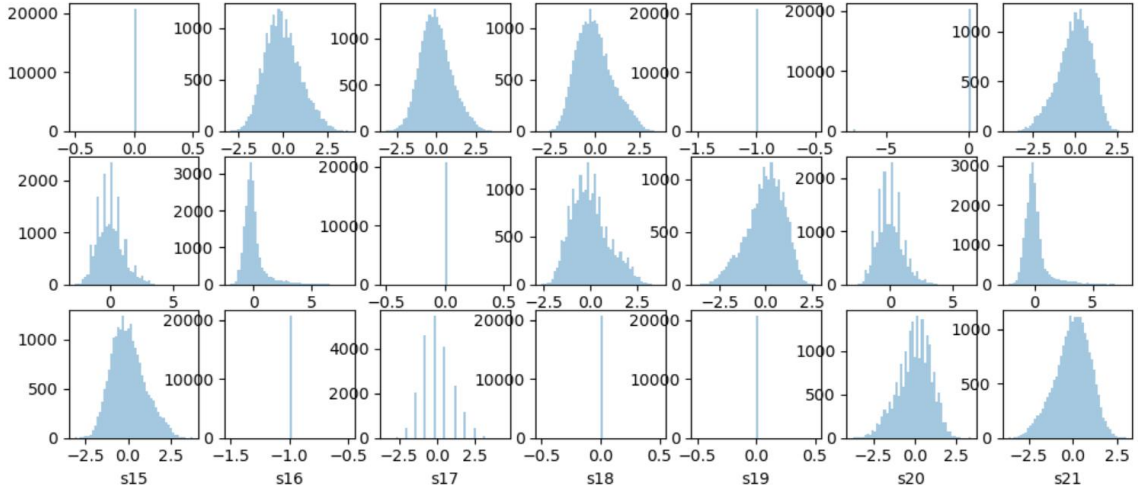
综合研究内容，当前了解了预后故障相关领域知识，该领域所用到的模型以及这些模型的优缺点。同时在研究了 AutoML 领域相关的论文之后，明确论文的研究点为 AutoML 中 NAS 的搜索策略。对预后故障的数据进行预处理并且对 NAS 模型进行改进，使原来应用于视觉和自然语音的模型适合于时间序列的研究。针对改进的模型编写小论文《A Neural Architecture Search Method Based on Gradient Descent for Remaining Useful Life Estimation》，目前论文已经投到 NeuroComputing，处于审稿阶段。

1.2 数据准备

根据健康系统的相关研究，我们发现发表的论文中大多将 C-MAPSS 数据集作为判断模型好坏的基准数据集。所以在本文中我们也将它作为我们论文的研究数据集。虽然在大多数论文中都用到了此数据集，但是不同的论文对 C-MAPSS 的预处理手段是不一样的。在本文中通过绘制传感器读数变化曲线以及直方图+概率分布对数据进行分析找到了比较准确的预处理方法。具体过程如下：

1. 剔除无用数据：C-MAPSS 数据集有四个子集 FD001-FD004，每个子集又分别有训练集和测试集。这四个子集的操作条件和故障条件也各不相同。我们分别对四个

子集的传感器读数变化进行分析（下图为 FD001 数据集），通过分析我们剔除了一些无用的传感器数据，比如 FD001 中的 s1,s5 等。



FD001 直方图

2. 数据归一：不同的传感器具有不同的尺寸和尺寸单位，这将影响数据分析的结果。为了消除传感器之间的尺寸影响，需要对数据进行归一化处理来解决数据之间的可比性。

3. 分段性 RUL 目标函数：系统在刚开始到出现故障之前，系统退化是可以忽略不计的，此时考虑剩余使用寿命是不合适的，为了解决这一问题，提出分段线性 RUL 目标函数。

2 研究细节

2.1 将搜索空间连续松弛

基于 GD 的 NAS 模型并非在候选结构的离散集合中进行搜索，而是将搜索空间松弛到连续的领域，从而可以通过梯度下降的方式，用验证集效果的高低，来进行优化。基于梯度优化的数据效率，与低效率的黑盒搜索方式相比较，可以得到更加相当的精度，并且可以少用相当多的计算资源。

我们主要是为最终的架构搜索计算细胞，将学习到的细胞迭代形成循环网络。计算细胞是一个由 N 个点组成的 DAG，每一点都是潜表示，每条边 $x^{(i,j)}$ 表示从 x^i 到 x^j 的操作，比如循环网络中的激活函数（ReLU, Tanh 等）。计算细胞有两个输入一个输出，两个输入分别是当前的 x^t 和前面的细胞状态 h^{t-1} ，输出层可能会将所有中间

的点连接，或是剪切。

x^i 到 x^j 之间的转换公式为：

$$x^{(j)} = \sum o^{(i,j)}(x^{(i)})$$

正如图 1(a)所示，这些操作最初是离散的。为了实现可微搜索，即使搜索空间连续，我们对所有可能的操作将特定操作的选择放宽为 softmax，即对两个块之间的所有操作赋权，公式为：

$$\bar{o}^{(i,j)}(x) = \sum_{o \in O} \frac{\exp(\alpha_o^{(i,j)})}{\sum_{o' \in O} \exp(\alpha_{o'}^{(i,j)})} o(x)$$

O 表示通过 softmax 连接的所有候选操作。假设有三种操作，将每个节点通过上述方法连接到其所有的前任节点，得到图 1(b)。接下来，我们通过梯度下降优化权重，并通过为每个节点取 argmax 来选择 α 最大的操作。选择最大 α 的操作后，得到(d)的路径。求最大 α 的公式为：

$$o^{(i,j)} = \arg \max_{o \in O} \alpha_o^{(i,j)}$$

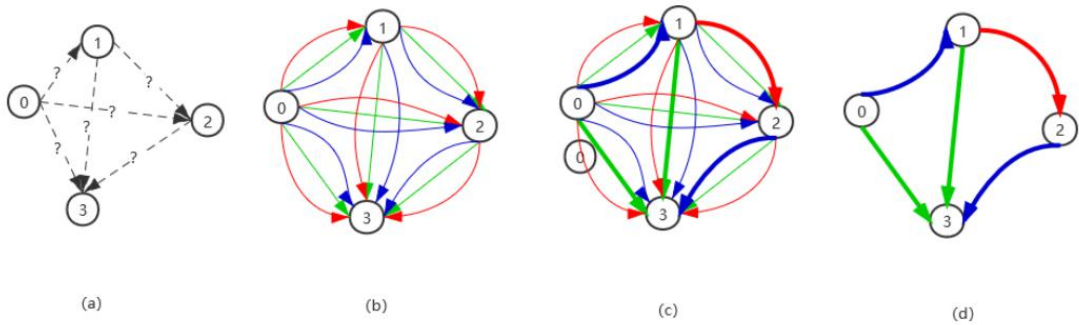


图1：搜索空间有4个的循环细胞。(a) 边代表的是操作，操作首先是不知道的。(b) 首先我们把每条边之间的所有操作都列出来。(c) 通过求解双层优化问题，实现混合概率与网络权值的联合优化。(d) 根据所学的混合概率，归纳出最终的结构。

2.2 基于梯度优化的搜索空间

2.2.1 梯度下降的算法思想

算法：RMSProp

Require: 全局学习率 ε 、衰减速率 ρ

Require: 初始参数 θ

Require: 小常数 δ

初始化累计变量 $\gamma = 0$

while 没有达到停止标准 **do**:

从训练集中采包含 m 个样本 $\{x^{(1)}, \dots, x^{(m)}\}$ 的小批量, 对应目标为

计算梯度: $g \leftarrow -\frac{1}{m} \nabla_{\theta} \sum_i L(f(x^i; \theta), y^{(i)})$

累计平方梯度: $\gamma \leftarrow \rho\gamma + (1 - \rho) g \odot g$

计算参数更新: $\Delta\theta = -\frac{\varepsilon}{\sqrt{\delta + \gamma}} \odot g$

应用更新: $\theta \leftarrow \theta + \Delta\theta$

end while

2.2.2 双重优化

其中一个问题嵌入（嵌套）在另一个问题中。外部优化任务通常称为上级优化任务，内部优化任务通常称为下级优化任务。这些问题涉及两种变量，分别称为上级变量和下级变量。

双层优化的公式为：

$$\min_{x \in X, y \in Y} F(x, y)$$

$$y \in \arg \min_{z \in Y} f(x, z)$$

$$F, f : R^{n_x} \times R^{n_y} \longrightarrow R$$

$$X \subseteq R^{n_x}$$

$$Y \subseteq R^{n_y}$$

在以上公式中， F 代表上层目标函数，并且 f 表示较低级别的目标函数。相似地 x 代表上层决策向量， y 代表下层决策向量。

通过验证集和训练集学习架构 α 以及所有混合操作的权重 ω , 这可以看作是解决双层优化问题。 F 和 f 代表了 L_{val} 和 L_{train} ， x 和 z 分别表示架构参数 α 和网络权重 ω 。此时公式为：

$$\min_{\alpha} L_{\text{val}}(\omega^*(\alpha), \alpha)$$

$$\text{s.t. } \omega^*(\alpha) = \arg \min_{\omega} L_{\text{train}}(\omega, \alpha)$$

昂贵的内部优化使得精确评估架构梯度非常困难。因此，我们提出一个简单的

近似方案:

$$\begin{aligned} & \nabla_{\alpha} L_{val}(\omega^*(\alpha), \alpha) \\ & \approx \nabla_{\alpha} L_{val}(\omega - \xi \nabla_{\omega} L_{train}(\omega, \alpha), \alpha) \end{aligned}$$

式中 ω 为算法当前持有的权值， ξ 为内部优化步骤的学习率。不是训练直到收敛来解决内部优化问题，而是只有一个用 ω 近似 $\omega^*(\alpha)$ 的训练步骤。

3 实验结果

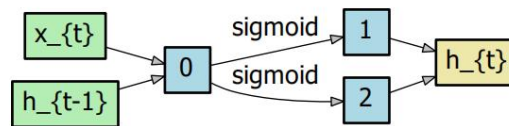
3.1 架构搜索

对于架构搜索，我们将 hidden size 设为 100，与 ENAS 相同，我们这里使用权重共享，节省内存获得更快的计算速度。为了防止过拟合，我们设置早停止，设置使用 SGD，学习率为 0.001，epochs=50，batch size=20，权重衰减为 5×10^{-7} 。同时我们采用变量 dropout=0.75 为细胞输入。

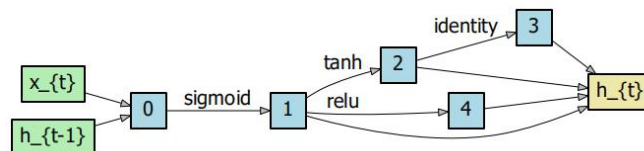
3.2 架构评估

在模型中，包含有两个输入，其中一个是前一个细胞的状态，在刚开始时，不存在前一个细胞，所以我们要进行初始化，在初始化的时候不需要选择操作，与 RNN 相同，直接用 Tanh。

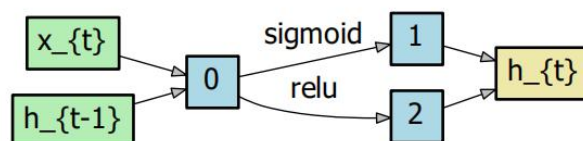
用搜索出来的架构进行评估得出实现结果。



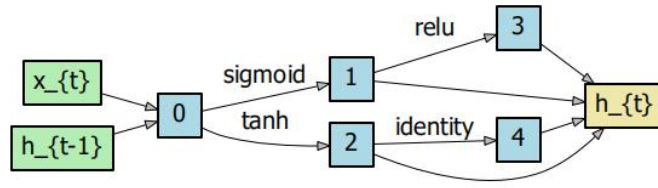
FD001



FD002



FD003



FD004

3.3 对比结果

在本研究中，为了使结果更加明显，我们使用 MSE 作为我们的评价标准。从表 12 可以看出，基于梯度的神经架构搜索方法在 C-MAPSS 数据集上表现良好，能够自动搜索每个数据集的最优架构。另一方面，该方法的代码使用 1/3 GPU，而强化学习的 NAS 方法使用一个 GPU。换句话说，该方法比采用强化学习的 NAS 节省更多的资源。

Table 12: MSE Comparison of C-MAPSS data.

Dataset	FD001	FD002	FD003	FD004
MLP[23]	1410.75	6400.00	1398.01	5986.12
SVR[23]	439.32	1764.00	443.10	2056.62
RVR[23]	566.44	979.69	500.42	1179.24
CNN[23]	340.40	947.77	392.83	850.31
LSTM[23]	260.50	599.76	261.79	793.55
The NAS based on GD	239.85	621.24	206.49	699.21

三、下一步的工作计划

2020.07.01-2020.09.31

目前，根据前面的研究内容已经完成了模型的构建以及对比实验，并且实验结果良好，但是在进行架构搜索的过程中，我们发现其架构的稳定性不足，同样的参数，不同次数搜索出来的架构有可能不同，这可能是因为我们在选取最优 K 个架构的算法存在问题，所以下一步需要对选取最优的算法进行改进，使之模型更具有稳定性。

2020.10.01-2020.12.31

针对 NAS 模型的迁移性测试未进行，下一步我们将开始进行迁移工作并将我们的模型应用到实践中来测试 NAS 模型是否具有有良好的迁移性，能够适应于不同的场景需求。

2021.01.01-2021.03.31

在完成了以上两点的实验以后，开始进行撰写论文。

四、指导教师评语

签名： 日期： 年 月 日

五、中期考核结果（请在相应等级后的“（）”内打“√”，并给出评语和修改意见）

考核结果： 优秀（ ）； 合格（ ）； 不合格（ ）

评语：

修改意见：

中期考核专家小组签名：

组长_____

成员_____

时间： 年 月

日

