文章编号：1000-8608(2019)04-0427-07

一种分段集群异常作业预测方法

谢丽霞*， 汪子荧

（中国民航大学 计算机科学与技术学院，天津 300300）

摘要： 针对现有集群异常作业预测方法预测效率低、预测时间长的问题，提出一种分段集群异常作业预测(SCAJP)方法.该方法分为离线预测和在线预测两个阶段：离线预测阶段，依据作业子任务的静态特征对子任务终止状态进行预测，并仅在线预测此阶段的正常子任务所属作业；在线预测阶段，在计算作业子任务动态特征的同时，采用改进门控递归单元(IGRU)神经网络根据动态特征实时预测任务终止状态是否异常.两个阶段的最后均根据作业与其子任务的相关性检索异常作业，实现对异常作业的预测.实验结果表明，该方法在灵敏度、精确度和预测时间方面明显优于其他方法.

关键词： 集群异常作业；分段预测；实时预测；动态特征；门控递归单元

中图分类号： TP309.7 **文献标识码：** A **doi：** 10.7511/dllgxb201904014

0 引 言

目前，由于集群环境复杂且同时处理作业的数量巨大，集群作业异常频发.通过对Google发布的数据中心资源负载日志[1]分析，发现超过67万个作业中只有57.6%的作业被成功执行，超过40%的作业因发生异常被系统终止[2-3].集群系统中，一个作业通常会被划分成多个子任务执行[4]，因此某一子任务的异常会影响整个作业的终止状态[2].而集群管理系统为提高计算效率，会对异常任务进行反复调度[5]，且由于集群平台没有调度次数限制，对异常作业子任务的反复调度会显著增加调度负载，导致系统资源剧烈变动，并可能被攻击者利用实施任务注入攻击或拒绝服务攻击[6].为避免异常作业对集群系统及用户隐私产生危害，在作业执行前期准确、快速预测其终止状态的方法已成为研究热点.

现有作业终止状态预测方法的研究主要集中于分析作业特征与作业终止状态之间的联系.文献[7]使用支持向量机(SVM)对异常作业进行离线预测，由于选用特征值较少，预测准确度较低.文献[8]采用长短时记忆(long-short time memory，LSTM)神经网络，通过静态特征判断作业最终是否成功执行，但LSTM神经网络结构较为复杂，所需预测时间较长.文献[9]提出了一种异常频率阈值学习(anomaly frequency threshold learning，AFTL)算法计算作业执行前期的资源使用特征，在线预测作业终止状态.此算法计算及预测方式较为简单，不适用于大样本环境.文献[10]中的在线序列极限学习机模型(online sequential extreme learning machine，OS-ELM)在线预测分为两个阶段，先构建每个时刻作业子任务的资源占用量矩阵，然后在线预测作业终止状态，因此任务预处理时间较长，且未考虑集群环境下多任务作业与其子任务的相关性，导致对作业的预测效率降低且预测时间增加.

针对上述方法的预测时间长、效率低且未考虑作业与其子任务之间相关性等问题，本文从作业的子任务角度分析作业执行异常的特征并预测作业终止状态.在分析不同阶段的任务特征基础上，设计一种用于在线预测任务终止状态的改进门控递归单元(IGRU)神经网络.之后通过分析作业与其子任务之间的相关性，提出一种新的分段集群异常作业预测(SCAJP)方法，以期在作业

收稿日期： 2018-12-23； **修回日期：** 2019-05-23.
基金项目： 国家自然科学基金民航联合研究基金资助项目(U1833107)；国家科技重大专项资助项目(2012ZX03002002)；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(ZYGX2018028).
作者简介： 谢丽霞*(1974-)，女，教授，E-mail：lxxie@126.com；汪子荧(1996-)，女，硕士生，E-mail：wzy745539634@163.com.

运行前期快速、准确预测作业终止状态，提前终止无法正常执行的作业，从而节省集群平台的资源占用，减缓系统调度负担，保障系统的运行安全.

1 定义与说明

在本文研究中做出如下定义：

(1)正常任务：集群环境下成功执行的任务.

(2)异常任务：无法正常完成且可能造成系统负载过大的任务.

(3)作业状态相关性：任务的终止状态与其所属作业的终止状态之间的关系.

用户提交作业至集群平台后，集群系统将作业划分成多个 ID 相同的子任务，并部署至不同虚拟机运行. 每一个子任务的运行终止状态决定了其所属作业能否正常执行[2]，因此属于同一作业的子任务中只要出现一个异常任务，无论其他子任务运行正常与否都会导致作业异常.

(4)异常作业：拥有一个或者多个异常子任务的作业.

任务的生命周期[11](图 1)包括离线和在线(运行)两个阶段. 任务运行后，根据其运行是否正常，任务呈现出若干状态. 由于任务状态的不同，任务所具有的特征也不一致. 对于某一作业，其子任务的特征可以代表该作业的属性[12-13]. 子任务的特征包括静态特征和动态特征.

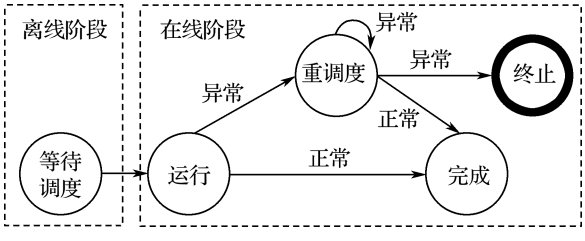


图 1 任务的生命周期

Fig. 1 Life cycle of the task

(5)静态特征：任务离线时已经具备且在运行时不变的特征.

分析 Google 数据集，任务在离线时具备的以下属性能对任务终止状态造成影响：调度类约束值[7]、任务同 ID 的任务数[4]、任务优先级[5]、任务的请求资源量. 其中任务的请求资源量包括任务在运行时所需的 CPU 占用量、RAM 占用量以及 DISK 占用量.

静态特征代表任务的基本属性，在一定程度上影响任务终止状态[7]，但任务在运行阶段的每一时刻的 CPU 占用量、RAM 占用量以及 DISK 占用量的使用情况不同，相同时间间隔的资源占用量和峰值不同，所以正常任务与异常任务之间的实际资源占用量会有明显差距.

(6)动态特征：任务在运行阶段每一时刻变化的资源使用特征.

对于任务 i 在运行阶段的第 d 个时刻，资源占用量 Z_d 满足式(1)，则该任务的异常次数 Q_i 加 1.

$$\begin{aligned} &Z_d > V_{\text{avr}} \\ &V_{\text{avr}} = \sum_{m=1}^{d} Z_m \Big/ d \end{aligned} \tag{1}$$

其中 V_{avr} 表示 d 时刻之前资源占用量的平均值. 同时，若第 d 个时刻及第 $d-1$ 个时刻满足式(2)，则 Q_i 累计加 1.

$$\begin{aligned} &|Z_d - Z_{d-1}| > V_{\max} \\ &V_{\max} = \max(|Z_m - Z_{m-1}|);\ m = 1,2,\cdots,d \end{aligned} \tag{2}$$

其中 $V_{\max}$ 表示 d 时刻之前资源占用量变动的最大值. 将任务 i 在第 d 个时刻的 Z_d、Q_i 作为其特征值，即为任务 i 在时刻 d 的动态特征.

任务每时刻特征都会对其终止状态造成影响，任务执行过程中出现异常频次越高，则该任务为异常任务的可能性越大[9].

2 异常作业预测方法

通过上文对作业子任务离线阶段的静态特征和在线阶段的动态特征定义和分析可知，这两种特征均可用于区分正常任务与异常任务. 本章首先介绍在任务离线及在线阶段对任务终止状态的不同预测方法，之后提出一种异常作业预测方法，该方法将集群环境下的异常作业预测分为离线和在线两个阶段. 离线预测阶段，依据作业子任务静态特征预测任务将来是否异常，并仅在在线预测阶段预测前一阶段正常作业；在线预测阶段则根据作业子任务的动态特征来实时预测其终止状态. 两个阶段的预测均通过作业状态相关性检索异常作业，完成最终对作业的预测.

2.1 任务离线预测

集群中作业数量巨大，同时在线预测所有运行任务将占用大量的系统资源，为降低在线预测的压力，在任务离线阶段，直接由任务静态特征对任务进行预测，之后仅对离线预测为正常的作业及其子任务进行在线预测，这样就可有效提高预测效率并缩短预测时间.

SVM 可在特征空间构建一个间隔最大的超平面对任务进行非线性分类，因此广泛应用于任务分类领域. 本文在离线阶段选用 SVM 模型，将预测任务终止状态转化为根据任务静态特征对任务分类[6]的问题. SVM 分类方法设计如下：

输入任务 i 的静态特征序列 $f_i(i=1,2,\cdots,N)$，求解分类正常任务与异常任务的最大间隔超平面，等价于求解式(3)的二次优化问题.

$$\begin{aligned}\min_{\boldsymbol{\omega},e,\xi_i}\quad & \frac{1}{2}\|\boldsymbol{\omega}\|^2+G\sum_{i=1}^{N}\xi_i\\ \text{s.t.}\quad & 1-y_i((\boldsymbol{\omega},f_i)+e)\leqslant\xi_i\\ & i=1,2,\cdots,N\end{aligned}\tag{3}$$

其中 $\boldsymbol{\omega}$ 为分类平面的法向量，e 为常量，G 为惩罚参数，ξ_i 为允许任务偏离平面的距离.

经过 SVM 分类之后，根据作业状态相关性检索异常任务 ID 并终止调度此阶段异常作业，正常作业在系统中等待调度及之后的在线预测.

2.2　任务在线预测

集群系统调度并执行任务，在线运行阶段，根据任务动态特征实时预测任务终止状态，及时终止运行的异常任务，从而减少系统资源消耗.

2.2.1　门控递归单元神经网络的改进　在处理具有时间特性的任务动态特征时，门控递归单元(gated recurrent unit，GRU)神经网络[14]可学习不同时刻的特征信息与任务终止状态之间的依赖关系，根据每时刻特征实时预测任务将来状态. 为了提高处理效率，GRU 可选择丢弃之前任务动态特征中的次要信息. 因此在任务运行过程中，GRU 的预测性能明显优于其他机器学习方法.

而普通 GRU 采用固定权重处理每时刻变化的任务动态特征，因此每时刻不同的动态特征信息被丢弃的程度一致，最终导致处理特征信息的效率降低从而影响预测准确度. 为了改进普通 GRU 不能根据任务动态特征动态调节记忆程度这一不足，本文根据集群任务的动态特征，使用式(4)中动态权重 μ 代替固定权重.

$$\mu=\varphi\frac{Q_t^iZ_t^i}{\sum_{i=1}^{N}Q_t^i\sum_{i=1}^{N}Z_t^i}\tag{4}$$

其中 Q_t^i 为当前时刻 t 任务 i 的异常次数，Z_t^i 为当前时刻 t 任务 i 的资源占用量，φ 为常数.

改进后的动态权重随着每时刻任务异常次数及资源占用量变化. 在任务执行过程中，使用动态权重控制特征信息的丢弃程度，最大限度保留异常任务在不同时刻的动态特征.

2.2.2　基于改进 GRU 的任务在线预测　为了提升在线预测准确度和效率，基于动态权重和普通 GRU 信息处理过程，本文提出一种改进门控递归单元(IGRU)神经网络，用于处理任务动态特征并在线预测任务终止状态. IGRU 改进了用于衡量信息重要程度的权重计算方法，使得对动态特征信息的处理过程更符合集群作业的动态特征和集群环境需求. IGRU 结构如图 2 所示.

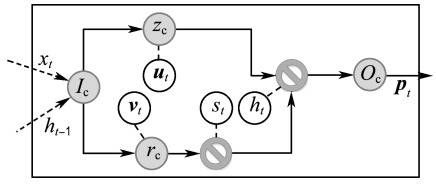


图 2　IGRU 结构

Fig. 2　The structure of IGRU

IGRU 处理任务动态特征信息及预测任务终止状态过程设计如下：

步骤 1　任务 i 在时刻 t 时，前一时刻 $t-1$ 的输出特征状态信息 h_{t-1} 和当前时刻 t 的动态特征信息序列 x_t 由输入节点 I_c 进入 IGRU. I_c 将 h_{t-1} 及 x_t 传送到重置门 r_c 与更新门 z_c.

步骤 2　重置门 r_c 决定 h_{t-1} 中信息的丢弃程度，并由式(5)计算信息丢弃之后的状态 $\boldsymbol{v}_t$.

$$\boldsymbol{v}_t=\mu(x_t\boldsymbol{W}_r+h_{t-1}\boldsymbol{U}_r)\tag{5}$$

其中 $\boldsymbol{W}_r$ 为当前时刻 t 到 r_c 的连接矩阵，$\boldsymbol{U}_r$ 为上一时刻 $t-1$ 到 r_c 的连接矩阵. 在时刻 t，$\boldsymbol{v}_t$ 越小，说明 h_{t-1} 中信息被丢弃程度越大.

更新门 z_c 控制 h_{t-1} 被保留在当前状态中的程度，由式(6)得到更新后的状态 $\boldsymbol{u}_t$. $\boldsymbol{u}_t$ 越大，说明在当前状态中 h_{t-1} 及 x_t 保留的信息越多.

$$\boldsymbol{u}_t=\mu(x_t\boldsymbol{W}_z+h_{t-1}\boldsymbol{U}_z)\tag{6}$$

其中 $\boldsymbol{W}_z$ 为当前时刻 t 到 z_c 的连接矩阵，$\boldsymbol{U}_z$ 为上一时刻 $t-1$ 到 z_c 的连接矩阵. 由式(4)可知，动态权重随着动态特征的改变不断变化，即在每时刻 t，任务的动态特征决定了 r_c 和 z_c 对动态特征信息的丢弃及记忆程度.

步骤 3　使用 tanh 激活函数处理 $\boldsymbol{v}_t$，得到待选状态 s_t. 处理后的特征信息 $\boldsymbol{v}_t$ 与 $\boldsymbol{u}_t$ 以及待选状态 s_t 在隐含层融合，得到丢弃了次要信息同时保留重要信息的隐含层状态 h_t.

步骤 4　由 h_t 通过式(7)计算得到当前时刻 t 的最终输出信息 $\boldsymbol{p}_t$，$\boldsymbol{p}_t$ 最终通过输出节点 O_c 输

出为下一时刻的 h_{t-1}. $\boldsymbol{W}_O$ 表示当前时刻 t 到 O_c 的连接矩阵，μ 决定融合后的特征状态信息进入下一时刻的程度.

$$\boldsymbol{p}_t=\mu(h_t\boldsymbol{W}_O) \tag{7}$$

步骤 5 IGRU 记录时刻 t 及对应时刻的最终输出信息 $\boldsymbol{p}_t$，同时根据之前每时刻的 $\boldsymbol{p}_t$ 与当前时刻特征信息 x_t 以及 $\boldsymbol{p}_t$ 与 x_t 之间的依赖关系预测任务终止状态是否异常.

2.3 集群异常作业分段预测方法

根据 SVM 和 IGRU 预测任务终止状态过程以及作业状态相关性，本文提出一种分段集群异常作业预测(SCAJP)方法.

SCAJP 首先对作业子任务进行离线预测，离线阶段的正常作业进入在线预测阶段. 在线预测时，由 IGRU 实时处理任务运行过程中每时刻的动态特征，并预测任务终止状态是否异常. 每个阶段均根据作业状态相关性，检索出已被预测为异常任务的所属作业标记为异常作业，并停止调度或者运行该作业的其他子任务. 具体方法设计如下：

步骤 1 任务静态特征提取. 在总量为 N 的任务集中，针对待处理任务 i，提取其静态特征作为静态特征序列 α_n^i，构造静态特征数据集 $D=\{(i,\alpha_n^i)\}(i=1,2,\cdots,N)$.

步骤 2 任务离线预测. SVM 通过静态特征数据集 D 预测任务是否异常. 输入任务 i 的静态特征序列 α_n^i，SVM 计算 D 的最大间隔超平面，任务被分为正常任务和异常任务两类，执行步骤 3.

步骤 3 离线阶段异常任务处理. 对于步骤 2 中被预测为异常的任务，集群系统停止对此类任务进行调度并记录其任务 ID，并跳转至步骤 4.

步骤 4 离线阶段异常任务检索. 对步骤 3 中的异常任务 ID 进行检索，停止调度 ID 一致的任务，并标记其所属作业为异常作业，未被标记为异常的作业进入步骤 5.

步骤 5 任务动态特征计算. 系统调度并执行步骤 4 中正常作业的子任务，对于当前时刻 t，系统处理的某一任务 i'，系统实时计算任务 i' 在该时刻的动态特征，并生成动态特征序列 $\beta_k^{i'}$，得到任务 i' 在时刻 t 的动态特征数据集 $D_t=\{(i',t,\beta_k^{i'})\}(i'=1,2,\cdots,N)$.

步骤 6 任务终止状态在线预测. 在当前时刻 t，IGRU 记录并处理 D_t 中任务 i' 在时刻 t 之前每个时刻的动态特征序列，由此实时预测任务终止状态. 在时刻 t，若 IGRU 预测任务 i' 的最终状态为异常，则 i' 跳转至步骤 7；若无异常，则该任务继续运行.

步骤 7 在线阶段异常任务处理. 对于在当前时刻 t，终止状态被预测为异常的任务，集群系统立刻终止此任务的运行并记录其任务 ID，然后执行步骤 8.

步骤 8 在线阶段异常作业检索. 实时检索与步骤 7 中异常任务 ID 一致的任务并停止其运行，同时将该任务所属作业标记为异常作业，结束作业预测.

3 实验与结果

3.1 实验数据及环境配置

在验证实验中，原始数据集为 Google 发布的集群任务性能数据集中前 10 d 的任务数据集[1]. 对该数据集进行筛选及清洗，去除记录不完整的数据，包括在记录之前就已经运行的作业、在记录结束后还未结束的作业、未调度已经结束的作业等有确实信息的作业. 清洗之后得到的数据集包含 18 623 个作业，本文随机选取 18 000 个作业作为实验数据集，并且采用本文中对正常作业及异常作业的定义为实验数据集中作业进行分类. 将实验数据集随机划分成训练集和测试集，分别用于方法训练及预测效果测试.

实验硬件配置采用 Intel Core i5-3570 CPU @ 3.40 GHz 处理器，配备 4 GB 内存及 500 GB 磁盘；装配 Windows 7 64 位操作系统. 实验使用 MySQL 数据库及 Python 编程语言处理作业数据.

3.2 实验过程

在相同实验环境下，采用 SVM、GRU、AFTL、OS-ELM 和本文的 SCAJP 方法，对实验数据集中的作业分别进行预测. 为对比上述 5 种方法的性能，定义灵敏度、精确度和预测时间 3 个评价指标.

(1)灵敏度：被正确预测为异常作业占总异常作业数的比例.

(2)精确度：预测结果与实际结果一致的作业数在总作业中的占比.

(3)预测时间：作业终止状态被正确预测时，已经在云集群系统中的运行时间.

在实验中，选取 CPU、RAM 及 DISK 的占用量作为静态特征和动态特征中的系统资源占用量属性.

在相同实验环境下，对 SVM、GRU、AFTL、

OS-ELM 和本文的 SCAJP 方法分别进行作业预测实验，并计算上述各方法的灵敏度、精确度和预测时间，计算多次预测结果的平均值并进行对比. 该实验流程如图 3 所示，具体实验过程设计如下：

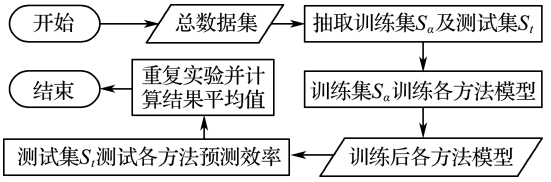


图 3　验证实验流程

Fig. 3　The process of verifying experiment

步骤 1　数据集划分. 实验数据集中随机抽取 3 000 个作业作为训练集 S_a 训练各方法；每次实验时，从实验数据集中随机抽取 3 000、6 000、9 000、12 000、15 000、18 000 个作业分别作为测试集 $S_t(t=1,2,3,4,5)$用于验证各方法的预测效果. 实验结果取 10 次实验的平均值，每次实验时均重新划分子集.

步骤 2　算法训练. 输入训练集 S_a，训练集中任务 i 的真实终止状态表示为 y_i，每个方法对任务 i 的预测结果为 y_i'. 式(8)中 E 表示预测结果与真实终止状态之间的误差.

$$E=\begin{cases}1; & y_i=y_i'\\ 0; & y_i\neq y_i'\end{cases} \tag{8}$$

当 $y_i=y_i'$ 时，表示预测结果与任务真实终止状态一致，此时 $E=1$；若 $E=0$，则表示预测结果与任务真实终止状态不符，将 $E=0$ 时的任务重新输入，重复训练过程.

步骤 3　测试与结果处理. 输入测试集 S_t，分别对 SVM、GRU、AFTL、OS-ELM 及 SCAJP 方法进行测试，得到各方法预测结果. 分别计算各方法预测效率及预测时间. 记录数据并重复实验步骤，最终计算得到 10 次实验结果的平均值.

3.3　实验结果与分析

3.3.1　*灵敏度*　在预测作业数量分别为 3 000、6 000、9 000、12 000、15 000 及 18 000 时，SCAJP 与 SVM、GRU、AFTL、OS-ELM 的作业预测灵敏度 r_s 变化如图 4 所示. SCAJP 的灵敏度在预测不同数量作业时均明显高于其他方法，并且随着预测作业数量增加，SCAJP 的灵敏度变化较为平稳. 但其他方法的灵敏度不断降低，是因为预测过程中，SCAJP 首先采用静态特征对作业进行离线预测，筛选掉静态特征明显异常的作业，因此灵敏度显著高于其他仅通过一种特征预测作业是否异常的方法. 同时本文方法的在线预测阶段通过实时计算资源占用量所得到的任务动态特征，能更准确地表示任务在每一时刻的执行状态，因此 SCAJP 的灵敏度高于其他方法.

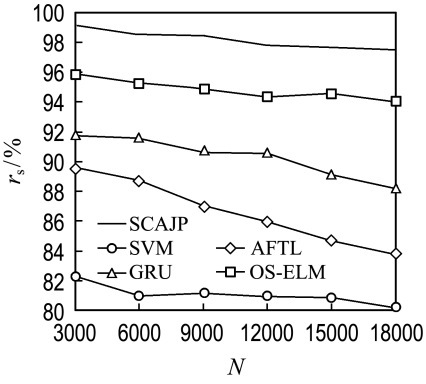


图 4　预测灵敏度对比

Fig. 4　Comparation on prediction sensitivity

3.3.2　*精确度*　在测试集 S_t 中预测作业数量分别为 3 000、6 000、9 000、12 000、15 000 及 18 000 时，SCAJP 方法与 SVM、GRU、AFTL 和 OS-ELM 的作业预测精确度 r_a 变化如图 5 所示. SVM 的精确度与其他几种方法差距明显，说明动态特征更符合集群作业特性. 虽然随着作业数量的增加精确度均呈下降趋势，但 SCAJP 精确度的下降趋势较为平缓，并且即使在精确度最低时，其值也明显高于所有作业数量下的其他方法. 对比同样优势明显的OS-ELM，在预测作业数量不同的情况下，SCAJP 的精确度始终在 98% 以上，说明离线阶段预测能有效提升精确度.

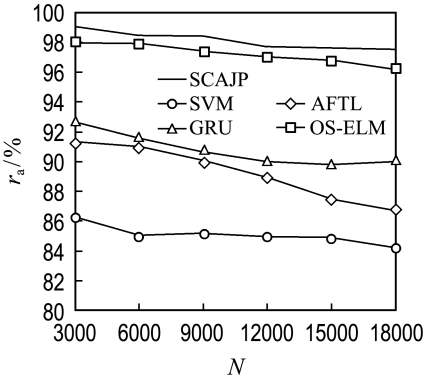


图 5　预测精确度对比

Fig. 5　Comparation on prediction accuracy

在线预测时，IGRU 采用动态权重控制动态

特征信息丢弃程度的方式，使得 SCAJP 的预测结果比其他 4 种方法更精准. 此外，SCAJP 根据作业状态相关性检索异常作业的方式能准确标记异常作业，从而提高预测异常作业的精确度.

3.3.3 预测时间 预测时间表示预测方法在作业运行时在线预测作业终止状态所需时间，从而体现预测方法的节约时间性能. 预测时间越短，表示越早预测出异常作业，从而节约异常作业所占用的系统资源. 由于 SVM 方法仅用于作业未执行前的离线预测，在预测时间验证实验中，仅对比具有在线预测阶段的 GRU、AFTL、OS-ELM 和 SCAJP. 上述 4 种方法的预测时间如图 6 所示.

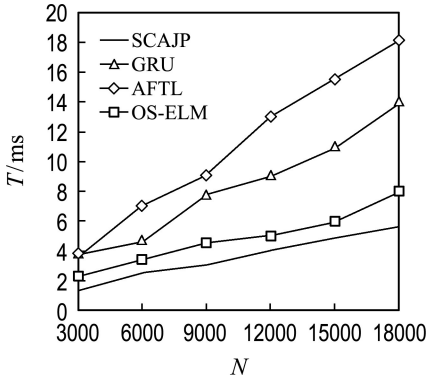


图 6 预测时间对比

Fig. 6 Comparation on prediction time

由图 6 可见，AFTL 的预测时间随着作业数量增加呈线性增长，说明 AFTL 不适用于大样本预测. 尽管作业数量较少时 OS-ELM 预测时间与 SCAJP 相近，但当作业数量增加时，SCAJP 的预测时间一直小于 OS-ELM 预测时间. SCAJP 的在线预测阶段采用 IGRU 实时预测任务终止状态使得该方法能更好处理任务动态特征，从而显著减少普通 GRU 所需预测时间. 此外，SCAJP 首先在离线阶段根据静态特征对任务进行预测，因此在线阶段的预测任务数量有所下降，在线预测压力减小，预测反应也更加迅速.

由于 SCAJP 在两个阶段均通过作业与其子任务之间相关性检索异常作业，避免了对同属于相同作业的不同异常任务进行重复预测，有效减少预测时间. 图 6 的实验结果表明，在预测大规模作业数据时，SCAJP 能及时预测作业异常，可有效缩短异常作业在云集群系统中的运行时间.

4 结 语

为解决传统异常作业预测方法预测效率低、预测时间长且未考虑作业状态相关性等问题，本文首先分析了异常作业子任务离线时的静态特征及运行时的动态特征；其次基于异常作业在不同阶段具备的特征及作业状态相关性，提出一种集群环境下异常作业分段预测方法——SCAJP. 该方法分为离线预测和在线预测两个阶段. 离线预测阶段，采用 SVM 通过任务静态特征预测任务终止状态，然后根据作业状态相关性检索异常作业，并仅在线预测这一阶段的正常作业；在线预测阶段根据任务动态特征设计了一种动态权重用于改进普通 GRU 中固定权重处理动态特征效率低的不足，并使用 IGRU 通过动态特征在线预测任务将来是否异常，此阶段预测后再次对异常作业进行检索，完成对异常作业的预测. 最终的实验结果表明，SCAJP 具有较高的预测灵敏度、精确度和较短的预测时间.

未来考虑在离线预测时引入更多静态特征，以减缓在线预测阶段的计算压力，并根据实验结果不断改进动态特征计算方式，优化预测方法.

参考文献：

[1] Google. Google Cluster Data [EB/OL]. [2010-01-10]. http://googleresearch. blogspot. com/2010/01/google-cluster-data. html.

[2] SOUALHIA M, KHOMH F, TAHAR S. Predicting scheduling failures in the cloud: A case study with google clusters and hadoop on Amazon EMR [C] // **Proceedings — 2015 IEEE 17th International Conference on High Performance Computing and Communications, 2015 IEEE 7th International Symposium on Cyberspace Safety and Security and 2015 IEEE 12th International Conference on Embedded Software and Systems, HPCC-CSS-ICESS 2015**. Piscataway: IEEE, 2015: 58-65.

[3] GRZONKA D, JAKÓBIK A, KOŁODZIEJ J, *et al*. Using a multi-agent system and artificial intelligence for monitoring and improving the cloud performance and security [J]. **Future Generation Computer Systems**, 2018, **86**:1106-1117.

[4] 王意洁，孙伟东，周 松，等. 云计算环境下的分布存储关键技术 [J]. 软件学报，2012，**23**(4):962-986. WANG Yijie, SUN Weidong, ZHOU Song, *et al*. Key technologies of distributed storage for cloud computing [J]. **Journal of Software**, 2012, **23**(4): 962-986. (in Chinese)

[5] CHEN Xin, LU C D, PATTABIRAMAN K.

Failure analysis of jobs in compute clouds: A google cluster case study [J]. **Proceedings - International Symposium on Software Reliability Engineering, ISSRE**, 2014:167-177.

[6] JAKÓBIK A, GRZONKA D, PALMIERI F. Non-deterministic security driven meta scheduler for distributed cloud organizations [J]. **Simulation Modelling Practice and Theory**, 2017, **76**:67-81.

[7] 刘春红,韩晶晶,商彦磊. 基于 SVM 分类的云集群失败作业主动预测方法 [J]. 北京邮电大学学报, 2016, **39**(5):104-109.
LIU Chunhong, HAN Jingjing, SHANG Yanlei. Predicting job failure in cloud cluster: Based on SVM classification [J]. **Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications**, 2016, **39**(5):104-109. (in Chinese)

[8] ISLAM T, MANIVANNAN D. Predicting application failure in cloud: A machine learning approach [C] // **Proceedings — 2017 IEEE 1st International Conference on Cognitive Computing, ICCC 2017**. Piscataway: IEEE, 2017: 24-31.

[9] 唐红艳,李　影,贾　统,等. 基于时间序列分析的杀手级任务在线识别方法 [J]. 计算机科学, 2017, **44**(4):43-46.
TANG Hongyan, LI Ying, JIA Tong, *et al*. Time series based killer task online recognition approach [J]. **Computer Science**, 2017, **44**(4):43-46. (in Chinese)

[10] LIU Chunhong, HAN Jingjing, SHANG Yanlei, *et al*. Predicting of job failure in compute cloud based on online extreme learning machine: A comparative study [J]. **IEEE Access**, 2017, **5**:9359-9368.

[11] GARRAGHAN P, TOWNEND P, XU Jie. An empirical failure-analysis of a large-scale cloud computing environment [C] // **Proceedings — 2014 IEEE 15th International Symposium on High-Assurance Systems Engineering, HASE 2014**. Miami: IEEE Computer Society, 2014:113-120.

[12] ROSA A, CHEN L Y, BINDER W. Predicting and mitigating jobs failures in big data clusters [C] // **Proceedings — 2015 IEEE/ACM 15th International Symposium on Cluster, Cloud, and Grid Computing, CCGrid 2015**. Piscataway: IEEE, 2015:221-230.

[13] YANBYAK K, PHUNCHONGHARN P, ACHALAKUL T. Failure detection through monitoring of the scientific distributed system [C] // **Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Applied System Innovation: Applied System Innovation for Modern Technology, ICASI 2017**. Piscataway: IEEE, 2017:568-571.

[14] CHO K, VAN MERRIËNBOER B, GULCEHRE C, *et al*. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation [C] // **EMNLP 2014 — 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Proceedings of the Conference**. Doha: Association for Computational Linguistics (ACL), 2014:1724-1734.

A prediction method of staged cluster anomaly job

XIE Lixia*, WANG Ziying

(School of Computer Science and Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Aiming at the problems of low prediction efficiency and long prediction time of the existing cluster anomaly job prediction methods, a staged cluster anomaly job prediction (SCAJP) method is proposed. This method is divided into offline stage and online stage. The final state of the job′s sub-tasks is predicted according to their static features in the offline stage, then the prediction is only done for the job to which the normal sub-task belongs. In online stage, while calculating the dynamic features of the job′s sub-tasks, the improved gated recurrent unit (IGRU) neural network is used to predict whether the task termination status is anomaly according to the dynamic features in real time. At the end of the both stages, the anomaly job is obtained based on the relevance between the job and its sub-tasks to finish the prediction of the anomaly job. The experimental results show that this method outperforms other methods in terms of sensitivity, accuracy and prediction time obviously.

Key words: cluster anomaly job; staged prediction; real-time prediction; dynamic features; gated recurrent unit