**Disk Failure Prediction in Data Centers via Online Learning**

**计算机学院M201973229许万全**

**作者介绍**

肖江，华中科技大学计算机学院副教授、博士生导师，CCF女工委委员，2019年ACM-WUHAN&HBCS新星奖获得者，2018年**湖北省青年科技晨光计划获得者**，2017年**中国计算机学会CCF-Intel青年学者提升计划获得者**。2014年获香港科技大学计算机科学与工程博士学位。主要研究领域为分布式计算与系统、无线室内定位与智能感知。近年来在国际知名学术期刊与会议上发表论文38篇，含CCFA类论文7篇、B类论文10篇，谷歌学术引用1000余次。应邀担任国家自然科学基金网评专家，担任IEEEMDM2019年区块链研讨会主席、IEEEICPADS2017年和2018年区块链研讨会主席、IEEEBlockchainTechnicalBriefs创刊编委，FCS期刊青年编委，多次担任国际顶级期刊JSAC,TKDE,TPDS及国际顶级会议INFOCOM,ICDCS等审稿人。获全球普适计算以及云计算国际会议GPC2019**唯一最佳论文奖**，获IEEE国际并行与分布式系统会议第18届年会ICPADS2012 **唯一最佳论文奖（排名第一）**，获IEEE全球通信大会Globecom2012**最佳论文奖**。已申请2项**美国专利**(其中1项已获授权)，8项中国发明专利（其中4项已获授权）。现主持1项国家自然科学基金青年项目，1项湖北省自然科学基金面上项目和参与1项国家重点研发计划，曾参与国家自然科学基金面上项目、科技部港澳台科技合作专项，广东省科技厅粤港关键领域重点突破项目和香港研究资助局项目。

**会议介绍**

ICPP是国际并行处理会议，为学术界，工业界和政府的工程师和科学家提供了一个论坛，以介绍他们在并行和分布式计算各个方面的最新研究成果。ICPP2020将在加拿大艾伯塔省埃德蒙顿的艾伯塔大学校园内举行。ICPP是最古老的计算机科学会议之一，并且是展示并行处理各个方面的最新研究的主要场所。ICPP2020论文感兴趣的主题包括但不限于：

算法：并行和分布式算法，并行和分布式组合与数值方法，用于并行和分布式应用程序和平台的调度算法，用于并行和分布式机器学习的算法创新。

应用程序：并行和分布式应用程序，可扩展数据分析和应用机器学习，计算和数据驱动的科学与工程。

体系结构：并行计算的微体系结构，并行计算机体系结构和加速器设计，数据中心/仓库计算体系结构，机器学习体系结构，网络体系结构支持，新内存技术，近内存计算，边缘计算体系结构，可靠性和安全性体系结构支持。

性能建模和评估：并行或分布式计算的性能建模，并行或分布式系统的性能评估；仿真模型；分析模型；基于测量的评估。

系统软件：并行和分布式编程语言和模型，编程系统，编译器，库，编程基础结构和工具，操作系统和实时系统，中间件，用于机器学习的系统软件。

**论文背景介绍**

随着磁盘快速扩展，磁盘故障已成为一个主要问题。数据中心的存储系统。基于SMART（自我监控，分析和报告技术）属性，许多研究人员使用机器学习技术来推导磁盘故障预测模型。尽管取得了重大进展，但大部分作品依赖离线培训，从而阻碍他们适应持续更新即将出现的数据，存在“模型”老化”的问题。因此，我们有动力发掘根源原因–针对“模型老化”的动态SMART分布，旨在解决性能下降，为全面铺平道路在实践中学习。在本文中，我们介绍了一种新颖的磁盘故障预测模型使用在线随机森林（ORF）。我们基于ORF的模型可以随着数据的连续到达而自动演进因此高度适应SMART分布在时间。此外，就出色的预测性能而言，它对离线国家/地区具有有利的优势。实验真实数据集上的数据表明，我们的ORF模型快速收敛到离线随机森林并实现稳定的故障检测误报率较低，误码率在93-99％。此外，我们展示了我们的方法保持稳定预测的能力数据中心长期使用的性能。

**主流研究的两个方向：**

关于存储改进的研究不断增长系统可靠性主要分为两个方面。一是反应性故障容限技术，在出现故障后重建数据通过设计擦除代码和数据冗余机制，磁盘故障。但是，它可能会影响磁盘的读/写操作并降低整体系统性能。相反，主动容错技术利用磁盘的过去行为，在实际发生故障之前执行预测。自我监控，分析和报告技术（SMART）就是这样一种方法，它可以检测并报告各种驱动器可靠性指标，例如，重新分配的扇区数，负载周期，寻道率错误，读取错误。通过采用统计和机器学习技术，各种基于SMART属性的主动磁盘不断提出故障预测模型，并且近年来变得越来越流行。

**传统方法的缺点**

根据固定时间段内的历史数据，离线通过以上主动方法进行培训和评估。请注意，模型在早期阶段的表现非常出色应用阶段。但是，预测效果将是随着时间的流逝，它的性能大大降低。我们提到这个严重的问题与当前离线模型相关联，称为“模型老化”。为了更深入地了解模型老化的根本原因，进行初步实验以模拟实际长期使用。得出[14]的一致结果是顺序收集的数据将逐渐改变累积SMART属性的基础分布，从而使模型会随着时间的流逝而失去有效性，不足以进行预测未来的SMART数据。更具体地说，累积属性例如重新分配的扇区数，上电时间记录磁盘整个生命周期中的累积事件通常用于作为磁盘故障的有力指标。

**主要问题一——如何标记样本**

时间，而相应的样本只有在发生磁盘故障之前才能被标记为正样本。为此，我们介绍一种自动在线标签方法，用于存储收集的样本每个磁盘的最近时间（例如一个星期）内在系统中。这些存储的样本将保持未标记状态，除非磁盘故障确实发生或有新样本到达。磁盘发生故障时属于故障磁盘的未标记样本将被标记为正数并删除。所有过时的样本将被标记为阴性，并由新收集的样本代替。一旦样品被标记，它们将用于更新模型。

**主要问题二——解决决策树的不平衡问题**

故障磁盘和普通磁盘之间的不平衡比率，因为磁盘故障相对少见，并且仅磁盘故障帐户仅占所有磁盘的一小部分。根据现实世界的数据集[19]，阴性样品的数量可以是数百到数千次比积极的要多。在离线模式下，不平衡情况可以通过对整个负数进行下采样来解决训练设置为接近正数的大小课[20]。但是，在在线模式下，会收集训练样本随着时间的流逝，这使得采样变得不可能。我们从中吸取灵感在线装袋法[21]并提出了可行的解决方案正样本和负样本的顺序到达是以两个不同速率参数的泊松分布为模型，分别。结果，依次到达的负样本为相对很少选择更新模型。我们的实验证明此方法在解决样本失衡问题。

**结论**

1. 针对磁盘故障问题，提出了一种使用在线学习方法的主动容错技术。

2. 使用了一种在线标记的方法，解决了连续数据的标记问题。

3. 采用两个泊松分布的办法，解决了不平衡的连续数据的采样问题。

4. 与离线模型相比，使用的在线随机森林具有更高的预测准确度，更高的鲁棒性，以及更低的内存需求。

5. 在初次设置好相应的参数后，以后的使用不需要再对模型进行重新训练，因此该模型相比其他离线模型，在实用上具有更高的优越性。

**个人心得**

作者提出，传统的方法在进行磁盘故障预测时，由于初期样本数量较少，所以训练出来的模型效果很差。我觉得可以考虑使用迁移学习的方法，将已经存在的数据，进行数据处理和加工，将其迁移到初期的模型训练中，这样或许能解决模型初期预测效果很差的问题。