企业AIOps智能运维方案白皮书



目录

| 背景介绍 | 4 |
|----------------|----|
| 组织单位 | 4 |
| 编写成员 | 5 |
| 发起人 | 5 |
| 顾问 | 5 |
| 编审成员 | 5 |
| 本版本核心编写成员 | 6 |
| 1、整体介绍 | 8 |
| 2、AIOps 目标 | 10 |
| 3、AIOps 能力框架 | 11 |
| 4、AIOps 平台能力体系 | 14 |
| 5、AIOps 团队角色 | 17 |
| 5.1 运维工程师 | 17 |
| 5.2 运维开发工程师 | 17 |
| 5.3 运维 AI 工程师 | 17 |
| 6、AIOps 常见应用场景 | 19 |
| 6.1 效率提升方向 | 21 |
| 6.1.1 智能变更 | 22 |
| 6.1.2 智能问答 | 22 |
| 6.1.3 智能决策 | 23 |
| 6.1.4 容量预测 | 23 |
| 6.2 质量保障方向 | 24 |
| 6.2.1 异常检测 | 24 |
| 6.2.2 故障诊断 | 25 |
| 6.2.3 故障预测 | 25 |
| 6.2.4 故障自愈 | 26 |
| 6.3 成本管理方向 | 26 |
| 6.3.1 成本优化 | 26 |

| 6.3.2 资源优化 | 27 |
|------------------------|----|
| 6.3.3 容量规划 | 28 |
| 6.3.4 性能优化 | 28 |
| 7、AIOps 实施及关键技术 | 29 |
| 7.1 数据采集 | 29 |
| 7.2 数据处理 | 30 |
| 7.3 数据存储 | 30 |
| 7.4 离线和在线计算 | 30 |
| 7.5 面向 AIOps 的算法技术 | 30 |
| 说明: | 31 |
| 附录: 案例 | 33 |
| 案例1:海量时间序列异常检测的技术方案 | 33 |
| 1、案例陈述 | 33 |
| 2、海量时间序列异常检测的常见问题与解决方案 | 33 |
| 3、总结 | 34 |
| 案例 2: 金融场景下的根源告警分析 | 35 |
| 1、案例概述 | 35 |
| 2、根源告警分析处理流程 | 35 |
| 3、根源告警分析处理方法 | 37 |
| 4、总结 | 39 |
| 案例 3: 单机房故障自愈压缩 | 40 |
| 1、案例概述 | 40 |
| 2、单机房故障止损流程 | 40 |
| 3、单机房故障自愈的常见问题和解决方案 | 41 |
| 4、单机房故障自愈的架构 | 43 |
| 5、总结 | 44 |

背景介绍

AIOps即智能运维,其目标是,基于已有的运维数据(日志、监控信息、应用信息等),通过机器学习的方式来进一步解决自动化运维所未能解决的问题,提高系统的预判能力、稳定性、降低IT 成本,并提高企业的产品竞争力。

Gartner 在 2016 年时便提出了AIOps 的概念,并预测到 2020 年,AIOps 的采用率将会达到 50%。AIOps 目前在国内外领先的互联网企业开始被逐渐应用,也是近年来国内外被普遍看好的新技术。

为了让国内众多互联网中小企业、特别是传统企业可以共享、复用国内外顶尖互联网的AIOps技术和能力,并能够更快捷的进行AIOps 相关产品选型,因此开展国内外第一个AIOps 白皮书及相关标准制定工作。

AIOps 标准将分成两大类,分别适用于企业内部的AIOps 能力建设与评估、及企业购置相关 AIOps 产品的认证评估,使得 AI 真正落地应用于运维,造福于企业。

1、整体介绍

AIOps, 即 Artificial Intelligence for IT Operations , 智能运维,将人工智能应用于运维领域,基于已有的运维数据(日志、监控信息、应用信息等),通过机器学习的方式来进一步解决自动化运维没办法解决的问题。

早期的运维工作大部分是由运维人员手工完成的,这被称为手工运维或人肉运维。这种落后的生产方式,在互联网业务快速扩张、人力成本高企的时代,难以维系。

自动化运维因此应运而生。其基于用可被自动触发的、预定义规则的脚本,来执行常见的、重复性的运维工作,从而减少人力成本,提高运维效率。总的来说,自动化运维可以认为是一种基于行业领域知识和运维场景领域知识的专家系统。

随着整个互联网业务急剧膨胀,以及服务类型的复杂多样,"基于人为指定规则"的专家系统逐渐变得力不从心。自动化运维的不足,日益凸显。

DevOps 的出现, 部分解决了上述问题。其强调从价值交付的全局视角, 端到端打通软件生命周期, 建立基于微服务的单件流式的流水线。但 DevOps 更强调横向融合及打通, 较低阶段的 DevOps 无力改变"基于认为指定规则"的既定事实。

AIOps 是 DevOps 在运维(技术运营)侧的高阶实现,两者并不冲突。此部分可具体参考《研发运营一体化能力成熟度模型》。

AIOps 不依赖于人为指定规则,主张由机器学习算法自动地从海量运维数据(包括事件本身以及运维人员的人工处理日志)中不断地学习,不断地提炼并总结规则。

AIOps 在自动化运维的基础上,增加了一个基于机器学习的大脑,指挥监测系统采集大脑决策所需的数据,做出分析、决策,并指挥自动化脚本去执行大脑的决策,从而达到运维系统的整体目标。

AIOps 基于自动化运维,将AI 和运维很好的结合起来,其需要三方面的知识:

- 1) 行业领域知识:应用的行业,如互联网、金融、电信、物流、能源电力、工业制造和智慧城市等,并熟悉生产实践中的难题;
- 2) 运维场景领域知识:如指标监控、异常检测、故障发现、故障止损、成本优化、容量规划和性能优化等;
- 3) 机器学习: 把实际问题转化为算法问题, 常用算法包括如聚类、决策树、卷积神经网络等。

AIOps 和 DevOps 两者并不冲突,企业级 DevOps 涵括包括运维在内的整个软件生命周期, AIOps 是企业级 DevOps 在运维(技术运营)侧的高阶实现。

AIOps 是运维的发展必然,是自动化运维的下一个发展阶段。Gartner 相关报告预测 AIOps 的全球部署率将从 2017 年的 10%增加到 2020 年的 50%。其应用行业,除了互联网以外,还包括高性能计算、电信、金融、电力网络、物联网、 医疗网络和设备、航空航天、军用设备 及网络等领域。

本白皮书综合国内领先的互联网公司、金融企业及 AIOps 解决方案提供方的相关经验, 给出了一种企业级 AIOps 的 AIOps 理论方法和生产实践,希望能帮助贵司快速、成功实施 AIOps。

本白皮书聚焦AI 应用到Ops 领域,不涉及自动化运维相关内容。

2、AIOps 目标

AIOps, 通俗的讲,是对规则的AI 化,即将人工总结运维规则的过程变为自动学习的过程。具体而言,是对我们平时运维工作中长时间积累形成的自动化运维和监控等能力,将其规则配置部分,进行自学习的"去规则化"改造,最终达到终极目标:"有 AI 调度中枢管理的,质量、成本、效率三者兼顾的无人值守运维,力争所运营系统的综合收益最大化"。

AIOps 的目标是,利用大数据、机器学习和其他分析技术,通过预防预测、个性化和动态分析,直接和间接增强 IT 业务的相关技术能力,实现所维护产品或服务的更高质量、合理成本及高效支撑。

3、AIOps 能力框架

AIOps 的建设可以先由无到局部单点探索、再到单点能力完善,形成解决某个局部问题的运维 AI"□□"□□□□□□□ AI 能力的单运维能力点组合成一个智能运维流程。

AIOps 能力框架基于如下 AIOps 能力分级。AIOps 能力分级可具体可描述为 5 级(图-2):

- 1) 开始尝试应用 AI 能力,还无较成熟单点应用
- 2 具备单场景的 AI 运维能力,可以初步形成供内部使用的学件
- 3 有由多个单场景 AI 运维模块串联起来的流程化 AI 运维能力,可以对外提供可靠的运维 AI 学件
- ♪ 主要运维场景均已实现流程化免干预 AI 运维能力,可以对外提供可靠的AIOps 服务。
- 5 有核心中枢 AI, 可以在成本、质量、效率间从容调整, 达到业务不同生命周期对三个方面不同的指标要求, 可实现多目标下的最优或按需最优。



图 3-1 AIOps 能力分级

学件,亦称 AI 运维组件,类似程序中的 API 或公共库,但 API 及公共库不含具体业务数据,只是某种算法,而 AI 运维组件(或称学件),则是在类似 API 的基础上,兼具对某个运维场景智能化解决的"记忆"能力,将处理这个场景的智能规则保存在了这个组件中。

这个智能规则是在一定量的数据下学习而来的,且具有"可重用","可演进","可 了解"的特性,既可共享由专家利用数据训练的算法,又可保护数据和隐私。 "学件"(Learnware)一词由南京大学周志华老师原创,学件(Learnware)=模型(model)+规约(specification),具有可重用、可演进、可了解的特性。

很多人可能在自己的应用中已经建立了类似的模型,他们也很愿意找到一个地方把这些模型分享出去。这样一来,一个新用户想要应用,也许不用自己去建立一个,而是先到"学件"市场上找一找有没有合适的,拿来直接或修改后使用。学件基于专家基础上建立,所以比较容易得到专家级的结果,又因为共享出来的是模型,所以避免了数据泄露和隐私泄露的问题。

基于上述 AIOps 能力分级,对应的 AIOps 能力框架如下。



图 3-2 AIOps 能力框架

相关关键运维场景的 AIOps 演进如下。

| 砂な物 | 超力描述 | Operational Tasks (运車任务) | 部署交更 基限 | 松神仏理 基表 | 容量管理 场景 | 服务管询 场景 | Execution (命令訊行) | Perception (雅卓、題 即状态理解) | Planning (規辑) | Proactive Learning (主动学习 |
|-----|----------------------|--------------------------------|--|------------------------------|-------------------------------|---------------------------|---------------------|-------------------------------|------------------|--------------------------------|
| 1 | 海中的地比 | 部分动作 取代人 | 基于电极的 部部动作 | 基于规划的检测。 分析、上提动作 | 基于规则的 模良、扩张密动作 | 基于规则匹配的 应等动作 | 人·高崎 | A | A | A |
| 2 | \$100.00 \$100.00 | MONTH A | 期限、生效、投資等 均限報節化 | 异常绘制、机器分析。 止别等均原管础化 | 数据分析、恢复规度、 扩流容等均原保险化 | 自然语言理解、登坦、 应答等均原複能化 | man | 人+京統 | ٨ | |
| 3 | 多為景物問 | 親奇塔景 取代人 | 福和納及、部署、生 然、检查等可协同 | 智能异常检测、故障 诊断、止损等可协同 | 被他来来、分析、他 度、扩射的可引力问 | 自然语言理解,知识 序、成核等可协同 | MAR | 郑統 | 人+高統 | X |
| | | ADD Free | : 決議探測由深續系統協 : 他型化化图像(比如) 統改書: 根据时次等处理 表达计过程中保護部分和 | 可用性、频率、成本等) 的原本、持能域的问题的 | | 8人30(新春),阿尔德山 | 解决方容(探測 | , | | |
| 4 | REMADIC | 大部分场册 无人信守 | 可自主联划上线方案 的 被数无人值寸交更 | 可自主规划止极方案 的 智能规则ONCALL | 可向主派划近本和第 第25条约 被批选政务中省 | 基于衛港理解和多松 及)抽的 智能會議 | ħŒ | 素類 | N/III | 人为主 系统辅助 |
| 5 | 多金額額的 | 完全 无人信守 | 支撑服务完整生命汇则的全部基础运用工作。 由智能运输系统接管,并不信助人来应对服务和环境的变迁。 自主管副可用性、成本、效率的组体化 | | | | Rin | 和數 | 系统 | |

图 3-3 关键运维场景的 AIOps 演讲

• "可重用"的特性使得能够获取大量不同的样本;

10

^{• &}quot;可演进"的特性使得可以适应环境的变化;

• "可了解"的特性使得能有效地了解模型的能力。

4、AIOps 平台能力体系

AIOps 工作平台能力体系主要功能是为AIOps 的实际场景建设落地而提供功能的工具或者产品平台,其主要目的是降低 AIOps 的开发人员成本,提升开发效率,规范工作交付质量。AIOps 平台功能与一般的机器学习(或者数据挖掘)平台极为类似,此类产品国外的比如Google的 AutoMIb(ttps://cloud.google.com/automl/)。



图 4-1 AIOps 平台功能模块

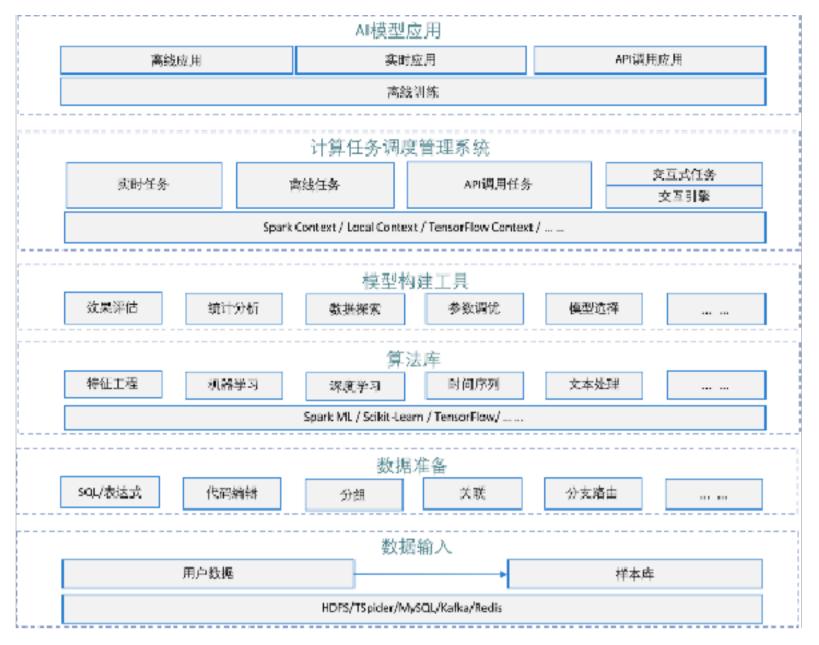


图 4-2 AI 建模服务能力

如上图 4-1、图 4-2, 具体的工具或者产品应具备以下功能或模块:

- 1) 交互式建模功能:该功能支持用户在平台上交互式的进行模型的开发调试,通过简单的方法配置完成模型的构建。
- 2) 算法库:用户可以在算法库中找到常见常用的算法直接使用,算法按照用途分类,以供用户方便的使用。
- 3) 样本库: 样本库用于管理用户的样本数据,供用户建模时使用,支持样本的增删改查等基本操作。
- 4) 数据准备:该功能支持用户对数据进行相关的预处理操作,包括关联、合并、分支路由、过滤等。
- 5) 灵活的计算逻辑表达: 在基本常用的节点功能之外, 用户还需要自由的表达一些计算逻辑, 该需求主要是通过让用户写代码或表达式来支持。
- 6) 可扩展的底层框架支持:平台本身要能够灵活的支持和兼容多种算法框架引擎,如 Spark、TensorFlow 等,以满足不同的场景以及用户的需求。
- 7) 数据分析探索:该功能是让用户能够方便快捷地了解认识自己的数据,用户只有基于对数据充分的认识与理解,才能很好的完成模型的构建。

- 8) 模型评估:对模型的效果进行评估的功能,用户需要依据评估的结论对模型进行调整。
- 9) 参数以及算法搜索:该功能能够自动快速的帮助用户搜索算法的参数,对比不同的算法,帮助用户选择合适的算法以及参数,辅助用户建模。
- 10) 场景模型: 平台针对特定场景沉淀的解决方案, 这些场景都是通用常见的, 用户可以借鉴参考相关的解决方案以快速的解决实际问题
- 11) 实验报告:模型除了部署运行,相关挖掘出来的结论也要能够形成报告,以供用户导出或动态发布使用。
- 12) 模型的版本管理:模型可能有对个不同的版本,线上运行的模型实例可能分属各个不同的版本,版本管理支持模型不同版本构建发布以及模型实例版本切换升级等。
- 13) 模型部署应用:模型构建完成后需要发布应用,模型部署应用功能支持模型的实例 化,以及相关计算任务的运行调度管理。
- 14) 数据质量保障:全链路的数据监控,能够完整的掌控数据的整个生命周期,具备对丢失的数据执行回传补录的能力,保障数据的可用性。

5、AIOps 团队角色

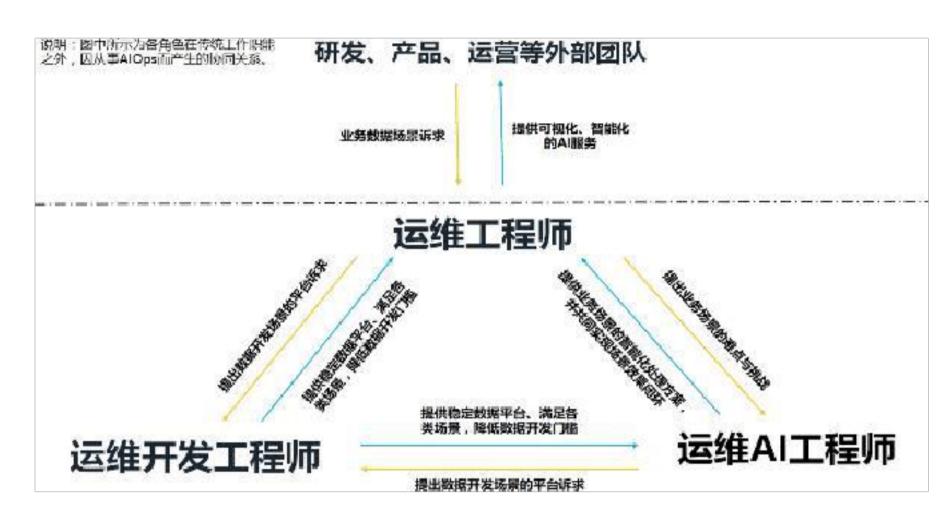


图 5-1 AIOps 团队角色及和外部的协同关系

AIOps 团队内部人员根据职能可分为三类团队,分别为运维工程师团队、运维开发工程师团队和运维 AI 工程师团队,他们在 AIOps 相关工作中分别扮演不同的角色,三者缺一不可。

5.1 运维工程师

能从业务的技术运营中,提炼出智能化的需求点。在开发实施前能够考虑好需求方案,规范数据格式。前期可以通过仿真手法探索和验证方案可行性,起草合适的算法方案。

5.2 运维开发工程师

负责进行平台相关功能和模块的开发,以降低用户使用门槛,提升用户使用效率,并且将运维数据工程师交付的数据通过友好的方式展现给用户。

根据企业 AIOps 程度和能力的不同,运维开发工程师中的运维自动化平台开发和运维数据平台开发的权重不同。

5.3 运维 AI 工程师

针对来自于运维工程师和算法方案进行理解和梳理,完成最终落地方案的输出工作;在工程落地上能够考虑好健壮性、鲁棒性、敏捷性等,合理拆分任务,保障成果落地,以提升最终业务运营质量。

以上内容仅为本文档的试下载部分,为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文,请访问: https://d.book118.com/36522103130
3011034