



GOPS2018
Shenzhen

GOPS

全球运维大会 2018

2018.4.13-4.14

中国·广东·深圳·南山区 圣淘沙大酒店(翡翠店)





GOPS2018
Shenzhen

企业级 AIOps 实施建议 白皮书

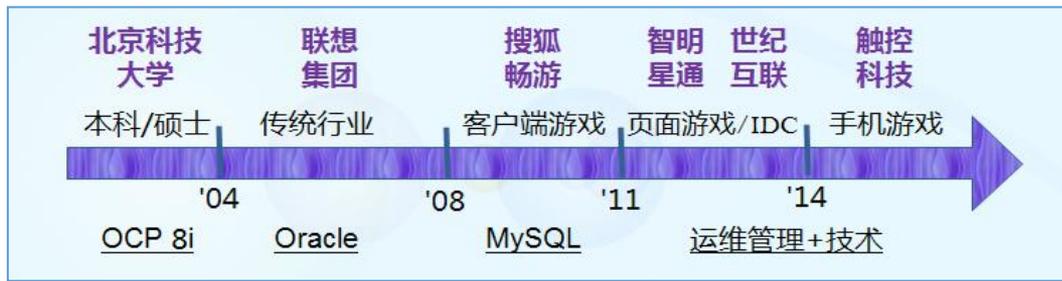
萧田国
高效运维社区发起人
DevOps 标准联合发起人



GOPS2018
Shenzhen

个人介绍

萧田国 高效运维社区 发起人
DevOps 时代社区 发起人
DevOps 标准体系 联合发起人
DevOpsDays 中国 联合发起人
开放运维联盟主席
复旦大学特聘讲师





GOPS2018
Shenzhen

《企业级 AIOps 实施建议》白皮书

发起单位：高效运维社区

AIOps 标准工作组

指导单位：数据中心联盟

云计算开源产业联盟

发布时间：2018 年 4 月 13 日

发布版本：V0.6

开源协议：CC BY-NC-ND 3.0

版权说明：所有对本文图文的引用，请注明

来自《企业级 AIOps 实施建议》白皮书 By 高效运维社区、AIOps
标准工作组

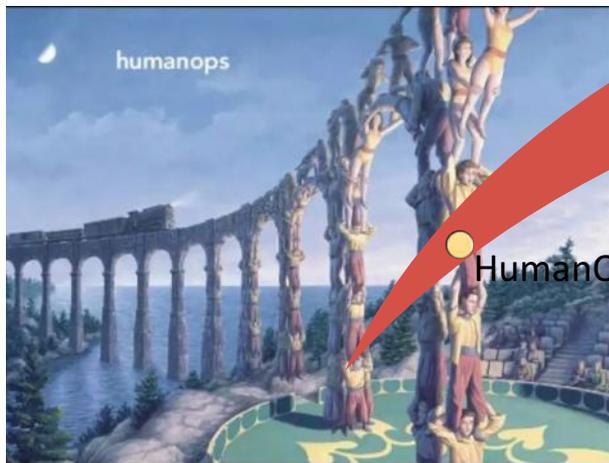




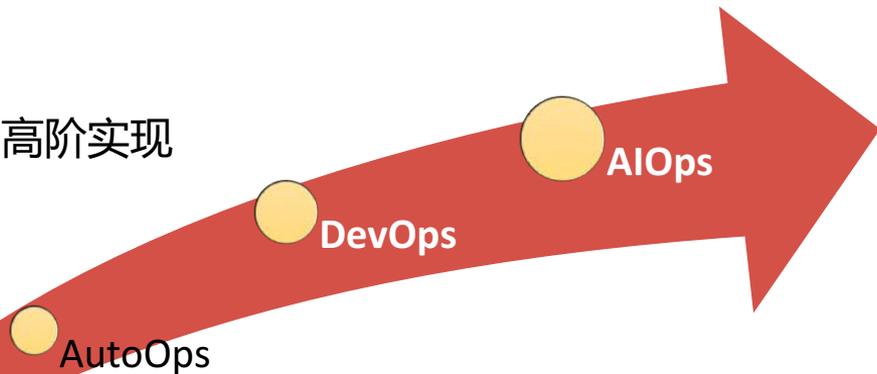
GOPS2018
Shenzhen

运维的演进

- AIOps 是运维的必然归宿
- AIOps 是 DevOps 在运维侧的高阶实现



图片来自 Patrick Debois



自动化运维 = 行业领域知识
+ 运维场景领域知识

AIOps = 自动化运维
+ 机器学习知识



GOPS2018
Shenzhen

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”。



3、AIOps 能力分级及能力框架



聚焦AIOps





GOPS2018
Shenzhen

关于学件

- 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)
- 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。
- 学件市场



3、AIOps 能力框架 //关键运维场景的能力演进

能力等级	能力描述	Operational Tasks (运维任务)	部署变更场景	故障处理场景	容量管理场景	服务咨询场景	Execution (命令执行)	Perception (需求、服务状态理解)	Planning (规划)	Proactive Learning (主动学习)
1	简单智能化	部分动作取代人	基于模板的部署动作	基于规则的检测、分析、止损动作	基于规则的调度、扩缩容动作	基于规则匹配的应答动作	人+系统	人	人	人
2	单场景的智能化	部分场景取代人	部署、生效、检查等场景智能化	异常检测、根因分析、止损等场景智能化	数据分析、流量调度、扩缩容等场景智能化	自然语言理解、查询、应答等场景智能化	系统	人+系统	人	人
3	多场景协同智能化	复杂场景取代人	智能触发、部署、生效、检查等可协同	智能异常检测、故障诊断、止损等可协同	智能采集、分析、调度、扩缩容等可协同	自然语言理解、知识库、应答等可协同	系统	系统	人+系统	人



关键点：决策规划由运维系统做出，而不是人

人负责：制定优化目标（比如，可用性、效率、成本等）

运维系统负责：根据其对待处理的需求、待解决的问题的理解，以及对运维对象的认知（经验），自主做出解决方案（规划）并在控制执行过程中根据目标和运维对象的状态反馈来适时调整执行规划

4	高度智能化	大部分场景无人值守	可自主规划上线方案的智能无人值守变更	可自主规划止损方案的智能故障ONCALL	可自主规划成本和容量方案的智能调度&伸缩	基于意图理解和多轮对话的智能客服	系统	系统	系统	人为主系统辅助
5	完全智能化	完全无人值守	支撑服务完整生命周期的全部基础运维工作，由智能运维系统接管，并不借助人来应对服务和环境的变迁，自主做到可用性、成本、效率的最优化				系统	系统	系统	系统



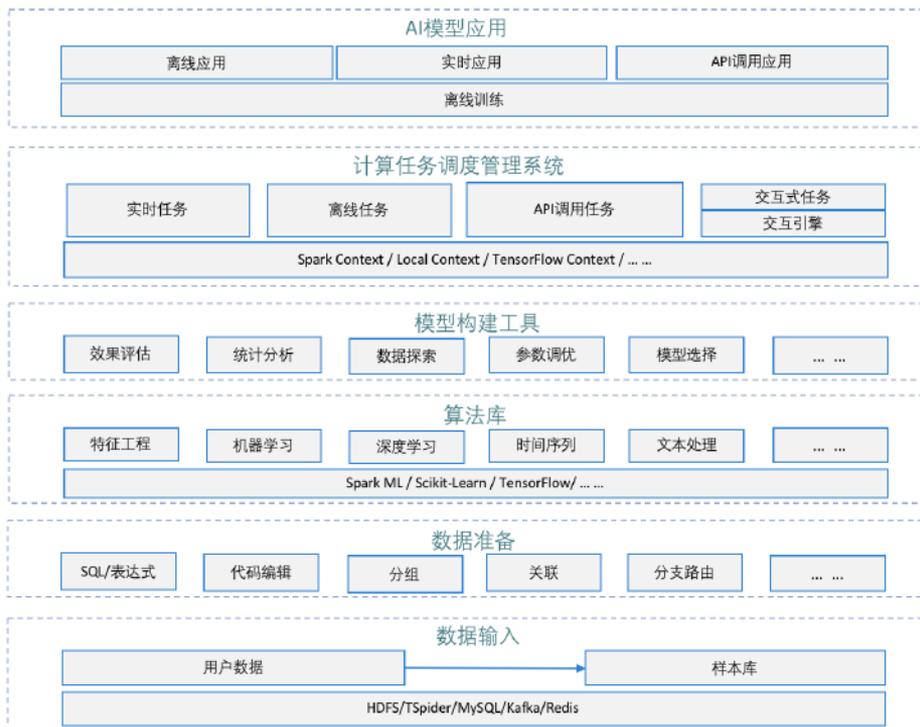
GOPS2018
Shenzhen

4、AIOps平台能力体系





4、AIOps平台能力体系



类似 Google 的 AutoML (<https://cloud.google.com/automl/>)



GOPS2018
Shenzhen

5、AIOps 团队角色

说明：图中所示为各角色在传统工作职能之外，因从事AIOps而产生的协同关系。

研发、产品、运营等外部团队

业务数据场景诉求

提供可视化、智能化的AI服务

运维工程师

提出数据开发场景的平台诉求

提供稳定数据平台，满足各类场景，降低数据开发门槛

提供业务场景的智能化处理方案，并共同实现场景效果闭环

提出业务场景的难点与挑战

提供稳定数据平台、满足各类场景，降低数据开发门槛

运维开发工程师

运维AI工程师

提出数据开发场景的平台诉求



GOPS2018
Shenzhen

6、AIOps 常见应用场景





	效率提升方向	质量保障方向	成本管理方向
第一阶段 (尝试应用)	在这个阶段, 尝试在变更, 问答, 决策, 预测领域使用人工智能的能力, 但是并没有形成有效的单点应用, 这个阶段可以聚焦于数据采集和可视化	在这个阶段, 没有成熟的单点应用, 主要是手动运维、自动化运维和智能运维的尝试阶段, 这个阶段可以聚焦于数据采集和可视化	在这个阶段, 运维的成本管理方向还在尝试引入人工智能, 但是并没有成熟的单点应用, 这个阶段可以聚焦于数据采集和可视化
第二阶段 (单点应用)	在这个阶段, 在一些小的场景下, 人工智能已经可以逐步发挥自己的能力, 包括智能变更, 智能问答, 智能决策, 智能预测	在这个阶段, 在一些单点应用的场景下, 人工智能已经开始逐步发挥自己的能力, 包括指标监控, 磁盘, 网络异常检测等	在这个阶段, 在一些小的场景下, 人工智能已经开始逐步发挥自己的能力, 包括成本报表方向, 资源优化, 容量规划, 性能优化等方向
第三阶段 (串联应用)	在这个阶段, 人工智能已经将单点应用中的一些模块串联起来, 可以结合多个情况进行下一步的分析和操作	在这个阶段, 人工智能已经将第二阶段(单点应用)中的一些模块串联在一起, 可以综合多个情况进行下一步的分析和操作, 包括多维下钻分析寻找故障根因等方向	在这个阶段, 人工智能已经将单点应用中的一些模块串联在一起, 可以根据成本、资源容量、性能的实际状况进行下一步的分析和操作
第四阶段 (能力完备)	在这个阶段, 人工智能能力完备, 已经可以基于实际场景实现性能优化, 然后进行预测, 变更, 问答, 决策等操作	在这个阶段, 人工智能已经基于故障的实际场景实现故障定位, 然后进行故障自愈等操作。比如根据版本质量分析推断是否需要版本回退, CDN自动调度等	在这个阶段, 人工智能的能力已经完备, 能够实现基于成本和资源的实际场景实现成本的自主优化, 然后进行智能改进的操作
第五阶段 (终极AIOps)	在这个阶段, 人工参与的成分已经很少, 性能优化等整个流程由智能大脑统一控制, 并由自动化和智能化自主实施	在这个阶段, 人工参与的部分已经很少, 从故障发现到诊断到自愈整个流程由智能大脑统一控制, 并由自动化和智能化自主实施	在这个阶段, 人工参与的成分已经很少, 从成本报表方向, 资源优化, 容量规划, 性能优化性等整个流程由智能大脑统一控制, 由自动化自主实施



GOPS2018
Shenzhen

效率提升

智能变更

- 频繁高速的变更
- 大规模并行变更

智能问答

- 智能聊天机器人

智能决策

- 智能扩容
- 智能缩容
- 智能调度
- 智能重启

容量预测

- 容量预测

质量保障

异常检测

- 数据源异常检测
- 单指标异常检测
- 多指标异常检测
- 磁盘异常检测
- 网络异常检测

故障诊断

- 调用链
- 故障定界定位
- KPI瓶颈分析

故障预测

- 磁盘异常预测
- 网络异常预测
- 内存泄露预测
- 服务器故障预测

故障自愈

- DNS自动切换
- 变更智能回滚
- CDN智能调度

成本优化

成本优化

- 存储成本优化
- 设备成本优化

资源优化

- 设备资源的优化
- CPU使用率优化
- 视频码率的优化

容量规划

- 扩容的规划
- 缩容的规划

性能优化

- 服务器性能优化
- 数据库性能优化



6.1.1 智能变更

变更是运维中的一种常见场景，DevOps 通过串联变更的各个环节形成流水线提升了效率，而 AI0ps 不仅为变更流水线的各个环节引入了“系统决策”，也能更加持续地，精确地提供高效的变更质量管理。智能变更的系统决策来源于运维人员的运维经验，这些经验通过机器学习，知识图谱等手段转化成系统可学习和实施的数据模型。

AI0ps 的智能变更可以应对以下场景：

- 1) 频繁变更，高速发布的场景：运维人员会由于生理极限以及认知的局限难以应付这样的场景。例如，每天从 1 到 10 次变更时，运维人员通过自动化运维系统尚可应对，如果由 10 次升级到 100 次，甚至更多，就难以高效的，准确的应对了。AI0ps 可以根据每次变更的目标，状态，上下文在变更过程中及时做出系统决策，帮助加速变更过程以及规避变更可能带来的问题。
- 2) 大规模并行变更：随着微服务架构的普及，实际上服务节点会成倍增长，原有几个或几十个节点，可能变成几千甚至上万的规模。人工驱动工具的模式不但受制于人的精力而被迫“串行化”，也制约了变更过程的监察以及变更结果验证的准确性。AI0ps 则可以并行驱动更大规模的变更过程，而且变更监察以及结果验证都会被更准确的完成。



6、AIOps 常见场景 //智能变更

6.1.1 智能变更

变更是运维中的一种常见场景，DevOps 通过串联变更的各个环节形成流水线提升了效率，而 AIOps 不仅为变更流水线的各个环节引入了“系统决策”，也能更加持续地，精确地提供高效的变更质量管理。智能变更的系统决策来源于运维人员的运维经验，这些经验通过机器学习，知识图谱等手段转化成系统可学习和实施的数据模型。

AIOps 的智能变更可以应对以下场景：

- 1) 频繁变更，高速发布的场景：运维人员会由于生理极限以及认知的局限难以应付这样的场景。例如，每天从 1 到 10 次变更时，运维人员通过自动化运维系统尚可应对，如果由 10 次升级到 100 次，甚至更多，就难以高效的，准确的应对了。AIOps 可以根据每次变更的目标，状态，上下文在变更过程中及时做出系统决策，帮助加速变更过程以及规避变更可能带来的问题。
- 2) 大规模并行变更：随着微服务架构的普及，实际上服务节点会成倍增长，原有几个或几十个节点，可能变成几千甚至上万的规模。人工驱动工具的模式不但受制于人的精力而被迫“串行化”，也制约了变更过程的监察以及变更结果验证的准确性。AIOps 则可以并行驱动更大规模的变更过程，而且变更监察以及结果验证都会被更准确的完成。



6、AIOps 常见场景 //异常检测

6.2.1 异常检测

运维系统中常见的两大类监控数据源是：指标和文本。前者通常是时序数据，即包含指标采集时间和对应指标的值；后者通常是半结构化文本格式，如程序日志、Tracing 等。随着系统规模的变大、复杂度的提高、监控覆盖的完善，监控数据量越来越大，运维人员无法从海量监控数据中发现质量问题。智能化的异常检测就是要通过 AI 算法，自动、实时、准确地从监控数据中发现异常，为后续的诊断、自愈提供基础。异常检测的常见任务包括对数据源的异常检测，保证数据质量，以及对指标和文本的异常检测。

数据源异常检测：数据源会因为一些不可避免的原因存在一些异常数据，这些异常数据占比虽然很低，但是往往会引起整个指标统计值的波动，使得统计结果偏离真实的用户体验。AIOps 需要自动、实时的动态设置阈值，去除数据源中的异常数据干扰，并能够区分系统真正发生异常时候的故障数据和数据源本身的异常数据，这种判断依赖于一些外部信息。

指标异常检测：包括单指标异常检测及多指标异常检测。其中，单指标异常检测：时间序列指标的异常检测是发现问题的核心环节，传统的静态阈值检测为主的方式，阈值太高，漏

告警多，质量隐患难以发现，阈值太低，告警太多引发告警风暴，干扰业务运维人员的判断。AIOps 通过机器学习算法结合人工标注结果，实现自动学习阈值、自动调参，提高告警的精度和召回率，大幅度降低人工配置成本。其中，多指标异常检测：运维过程中有些指标孤立来看可能并没有异常，但是综合多个指标来看，可能就是异常的。有些单指标表现是异常的，但是综合多个指标来看可能又是正常的。AIOps 需要能够综合多个指标综合评判系统指标异常，提高告警的准确性。

文本异常检测：文本日志是在特点条件下触发生成的，并遵循一定的模板，即半结构化文本。传统的日志检测有两种方式：1、根据日志级别（如 Info、Warning、Critical）进行报警，但由于其设定不准确，或不满足实际需要，导致准确性差；2、通过设置规则，匹配日志中特定字符串进行报警，但该方法依赖人工经验，且只能检测已知和确定模式的异常。AIOps 需要通过自然语言处理、聚类、频繁模式挖掘等手段，自动识别日志出现的反常模式；结合人工反馈和标注，不断进行优化、完善。



GOPS2018
Shenzhen

6、AIOps 常见场景 //故障诊断

6.2.2 故障诊断

异常检测实现了运维人员对数据的感知，有了数据之后，智能分析可以进一步解放运维人力，提高运维效率，故障诊断是智能分析的核心部分，主要包括基于人工故障库的故障诊断和基于数据挖掘的故障诊断。

基于人工故障库的故障诊断：日常运维过程中，运维人员积累了大量的人工经验，运维过程中的大部分故障都是重复的、人工能够识别的异常。重复问题的定位浪费了大量的人力，而且人工确认过程往往是比较滞后的。AIOps 把人工专家经验固化下来，对常见问题实现分钟级内自动诊断，运维人员收到的告警信息中，就需要包括故障定位的结果信息。

基于数据挖掘的故障诊断：人工经验可能存在偏差，人工认为的原因可能并不是问题的根因，当有些故障首次发生没有人工经验可以借鉴的时候，故障根因也难以定位。尤其随着微服务的发展，业务的组网变得更加复杂，模块多带来的消息路由多、依赖多，问题的定界定位分析更为困难，人工故障决策效率挑战巨大。对于已知故障，AIOps 能够综合故障数据和人工经验自动提取故障特征，生成故障特征库，自动匹配，自动定位故障；对于未知故障，AIOps 需要根据故障特征推演出可能的故障原因，并在人工确认后加入的故障特征库。



6、AIOps 常见场景 //资源优化

6.3.2 资源优化

公司的运营成本优化项目一直是公司成本预算的关键一步。优化问题包括设备的优化，带宽，码率的优化等等。只有进行了合理的资源优化，才能够使得公司的成本得到有效的控制。不同的服务的资源消耗类型是不一样的，包括计算密集型，包括存储密集型等等，而对于同一个服务在不同的时间点资源消耗也是不一样的。

对于一个企业来说，识别不同服务的资源消耗类型，识别每个服务的资源瓶颈，实现不同服务间的资源复用是降低成本的重要环节。根据资源应用的性能指标，可以大致分类成以下类别：

- 1) 计算密集型：CPU 使用率较高，常见于需要大量计算资源的搜索，推荐，数学计算等场景中；
- 2) 内存密集型：占用的内存使用率较高，如缓存服务；
- 3) IO 密集型：网络 IO 繁忙或者磁盘 IO 操作繁忙，常见于爬虫，消息管道，分布式存储等服务中。

大型互联网公司里动辄上千上万的应用数，很容易有应用因为业务变化已经访问量不断缩减甚至已经下线，但是线上还占用着大量的资源，通过对应用的性能指标分析，筛选出各项性能指标都很低的应用，就可以识别出这些“被遗忘”的应用，就可以跟业务负责人进行核对进行缩容或者下线。



7、AIOps 实施及关键技术

- 数据采集
- 数据处理
- 数据存储
- 离线和在线计算
- 面向 AIOps 的算法技术



图片来源：

<https://www.bmc.com/blogs/what-is-aiops/>



7、AIOps 实施及关键技术

- 1) 指标趋势预测：通过分析指标历史数据，判断未来一段时间指标趋势及预测值，常见有 Holt-Winters、时序数据分解、ARIMA 等算法。该算法技术可用于异常检测、容量预测、容量规划等场景。
- 2) 指标聚类：根据曲线的相似度把多个 KPI 聚成多个类别。该算法技术可以应用于大规模的指标异常检测：在同一指标类别里采用同样的异常检测算法及参数，大幅降低训练和检测开销。常见的算法有 DBSCAN, K-medoids, CLARANS 等，应用的挑战是数据量大，曲线模式复杂。
- 3) 多指标联动关联挖掘：多指标联动分析判断多个指标是否经常一起波动或增长。该算法技术可用于构建故障传播关系，从而应用于故障诊断。常见的算法有 Pearson correlation, Spearman correlation, Kendall correlation 等，应用的挑战为 KPI 种类繁多，关联关系复杂。
- 4) 指标与事件关联挖掘：自动挖掘文本数据中的事件与指标之间的关联关系（比如在程序 A 每次启动的时候 CPU 利用率就上一个台阶）。该算法技术可用于构建故障传播关系，从而应用于故障诊断。常见的算法有 Pearson correlation, J-measure, Two-sample test 等，应用的挑战为事件和 KPI 种类繁多，KPI 测量时间粒度过粗会导致判断相关、先后、单调关系困难。
- 5) 事件与事件关联挖掘：分析异常事件之间的关联关系，把历史上经常一起发生的事件关联在一起。该算法技术可用于构建故障传播关系，从而应用于故障诊断。常见的算法有 FP-Growth, Apriori, 随机森林等，但前提是异常检测需要准确可靠。
- 6) 故障传播关系挖掘：融合文本数据与指标数据，基于上述多指标联动关联挖掘、指标与事件关联挖掘、事件与事件关联挖掘等技术、由 tracing 推导出的模块调用关系图、辅以服务器与网络拓扑，构建组件之间的故障传播关系。该算法技术可以应用于故障诊断，其有效性主要取决于其基于的其它技术。



GOPS2018
Shenzhen

案例列表

- 海量时间序列异常检测的技术方案（腾讯）
- 金融场景下的根因分析和故障检测（京东金融）
- 单机房故障自愈压缩（百度）



GOPS2018
Shenzhen

AIOps 标准工作组

主管单位：工信部 中国信息通信研究院（国家级智库，可信云等出品单位）

联合发起：云计算开源产业联盟（OSCAR联盟）、IT运维委员会、高效运维社区

当前进展：AIOps 标准 将于 2018年4月27日 标协申请立项

【AIOps 企业标准 部分参与专家所在单位】

顾问 清华大学 AIOps 实验室 负责人 裴丹教授

高效运维社区 发起人 萧田国

腾讯IEG AIOps 负责人 刘栖铜

腾讯SNG AIOps 负责人 赵建春

百度 AIOps 负责人 曲显平

阿里 AIOps 专家 王肇刚、毛茂德

华为 消费者BG AIOps 负责人 周荣

中国银行 数据中心 刘扬清

平安科技 AIOps 负责人 陈亚殊

宜信集团 AIOps 负责人 孙熠青、张真

京东商城 AIOps 负责人 张克房

360 AIOps 负责人 王哲

【AIOps 产品标准的参与单位】

日志易

擎创

数智慧

隆正

云兴维智

灵犀

云智慧

天旦 *

OneAPM *

听云 *

云敞科技 *

标 * 的是正在深入接洽或走流程中

本版白皮书核心编写成员 (按姓氏排序)



GOPS2018
Shenzhen



胡飞雄
腾讯IEG
高级工程师



刘栖铜
腾讯IEG
助理总经理



饶琛琳
日志易
产品总监



孙培
华为消费者智能运维方面
高级工程师



陶仕敏
2012 实验室
资深 AIOps专家



曲显平
百度智能云事业部
技术经理



屈中冷
擎创科技
产品总监



赵建春
腾讯社交网络运营部
助理总经理



张戎
腾讯



周荣
华为消费者BG云运维部
AIOps 负责人



郑华贵
深圳数智慧科技
CEO

白皮书及工作组当前成员 (按姓氏排序)



GOPS2018
Shenzhen



陈亚殊
平安科技
系统运营部总经理



党受辉
腾讯蓝鲸总监



哈晶晶
百度智能云
故障自愈方向技术专家



胡飞雄
腾讯互动娱乐运营部
高级工程师



黄炜
阿里巴巴
研发效能事业部高级专家



刘大鹏
必示科技
联合创始人



刘栖铜
腾讯IEG
助理总经理



刘洋
平安科技(深圳)
运维专家



刘扬清
中国银行
数据中心工程师



毛茂德
阿里巴巴集团
基础架构事业群
运维中台架构师



曲显平
百度智能云事业部
技术经理



屈中冷
擎创科技
产品总监

白皮书及工作组当前成员 (按姓氏排序)



GOPS2018
Shenzhen



裴丹
清华大学
教授



饶琛琳
日志易
产品总监



孙培
华为消费者智能运维方面
高级工程师



孙熠青
宜信技术研发中心
高级副总裁



陶仕敏
2012 实验室
资深 AIOps专家



涂彦
腾讯游戏
运维总监



萧田国
高效运维社区
创始人



许斯亮
奇虎360
运维开发技术经理



赵建春
腾讯社交网络运营部
助理总经理



张戎
腾讯
研究员



张真
宜信技术研发中心
高级架构师/研发总监



周荣
华为消费者BG云运维部
AIOps 负责人



GOPS2018
Shenzhen

白皮书及工作组当前成员 (按姓氏排序)



郑华贵
深圳数智慧科技
CEO



张辉
隆正信息科技
高级业务专家



朱品燕
LinkedSee灵犀
创始人



王超
京东金融
资深技术架构师



王肇刚
阿里巴巴集团
高级技术专家



王哲
奇虎360
AIOps 牵头人



杨好颖
北京灵犀联云科技
CTO

《企业 AIOps 实施建议》白皮书



GOPS2018
Shenzhen

抢鲜下载





GOPS2018
Shenzhen

本白皮书的线上讨论区

<http://www.gaowei.vip/m/sns-69278531>

二维码如下





GOPS2018
Shenzhen



Thanks

高效运维社区
开放运维联盟

荣誉出品



GOPS2018
Shenzhen

想第一时间看到高效运维社区的
最新动态吗？

