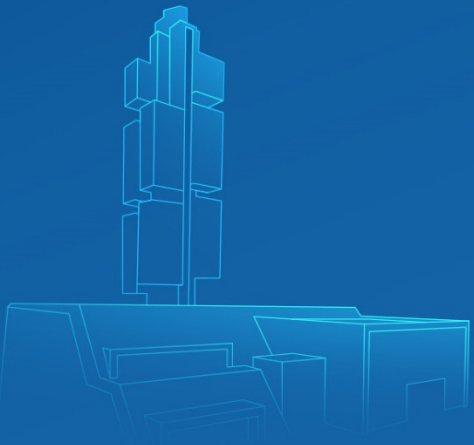


面向微服务架构系统的AIOPS

南京大学软件学院 荣国平

ronggp@nju.edu.cn



1

面向微服务架构系统AIOps

2

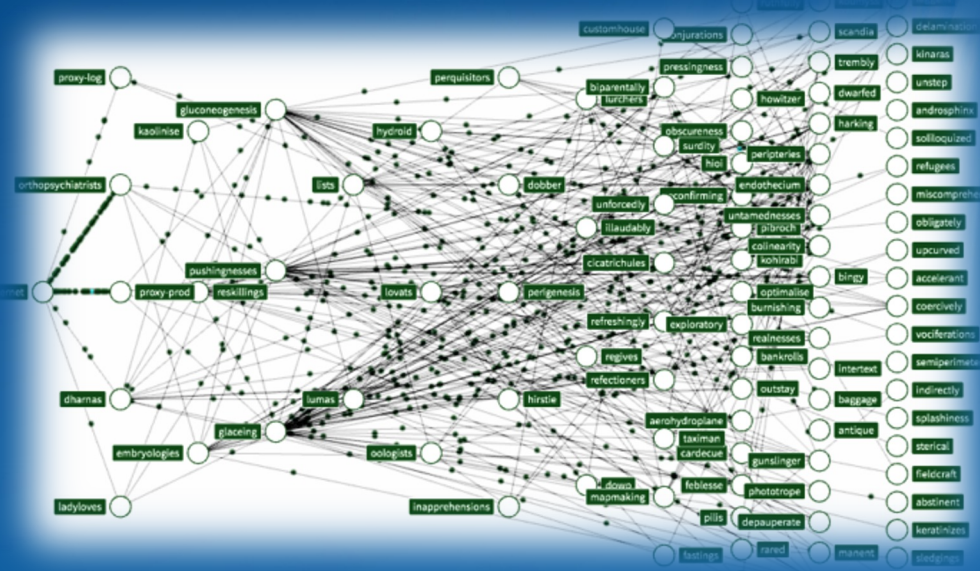
“三源合一”之路

3

总结与展望

面临的挑战

- 发现异常
- 定位根因
- 解决和修复



- 服务数量庞大
- 服务/数据异构
- 调用关系复杂
- 动态变化

AIOps

微服务系统

典型挑战

三源合一

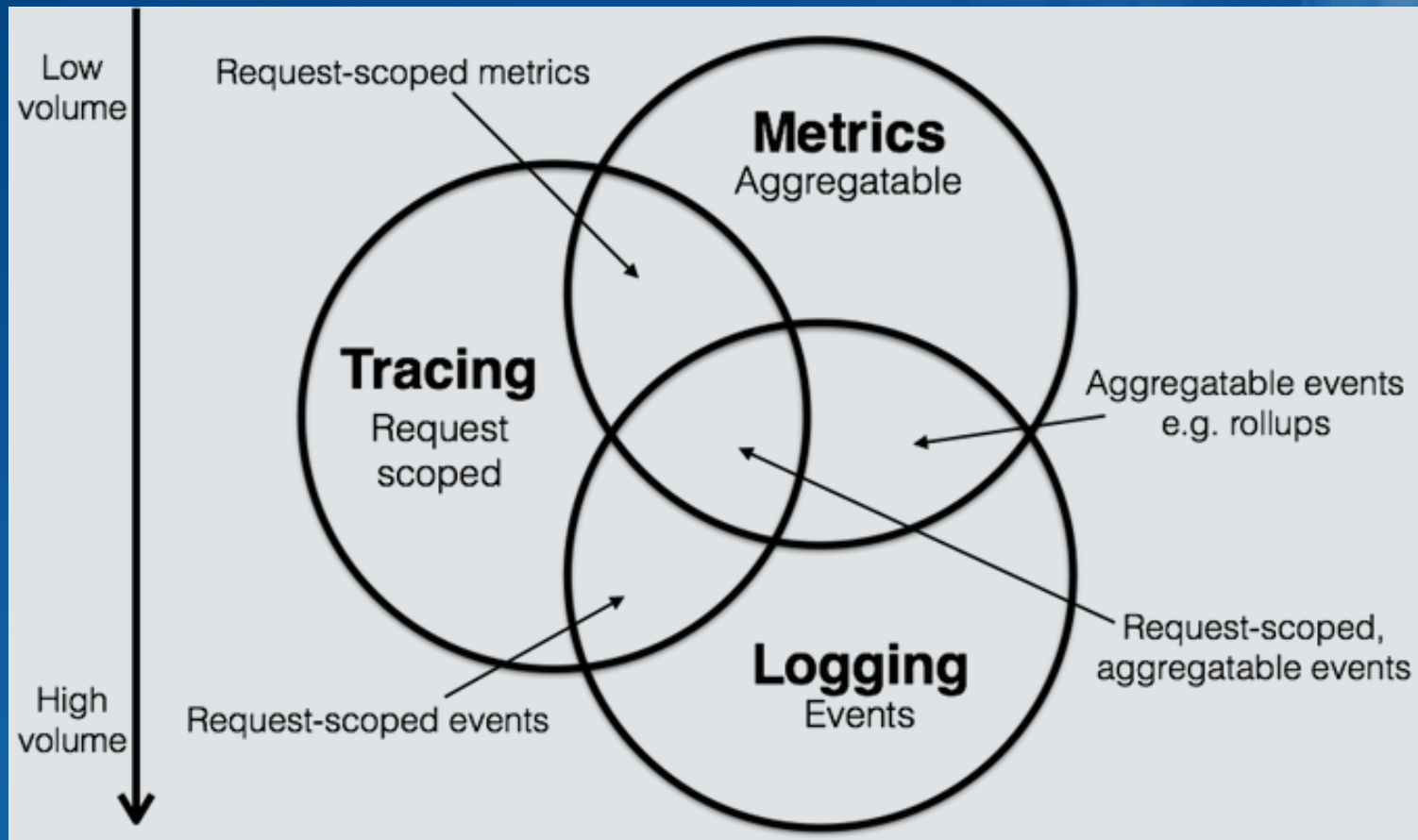


Diagram by Peter Bourgon. <https://peter.bourgon.org/blog/2017/02/21/metrics-tracing-and-logging.html>

METRICS (指标)

➤ 基本原理

- 异常呈现在关键指标上的重复性的影响

➤ 研究思路

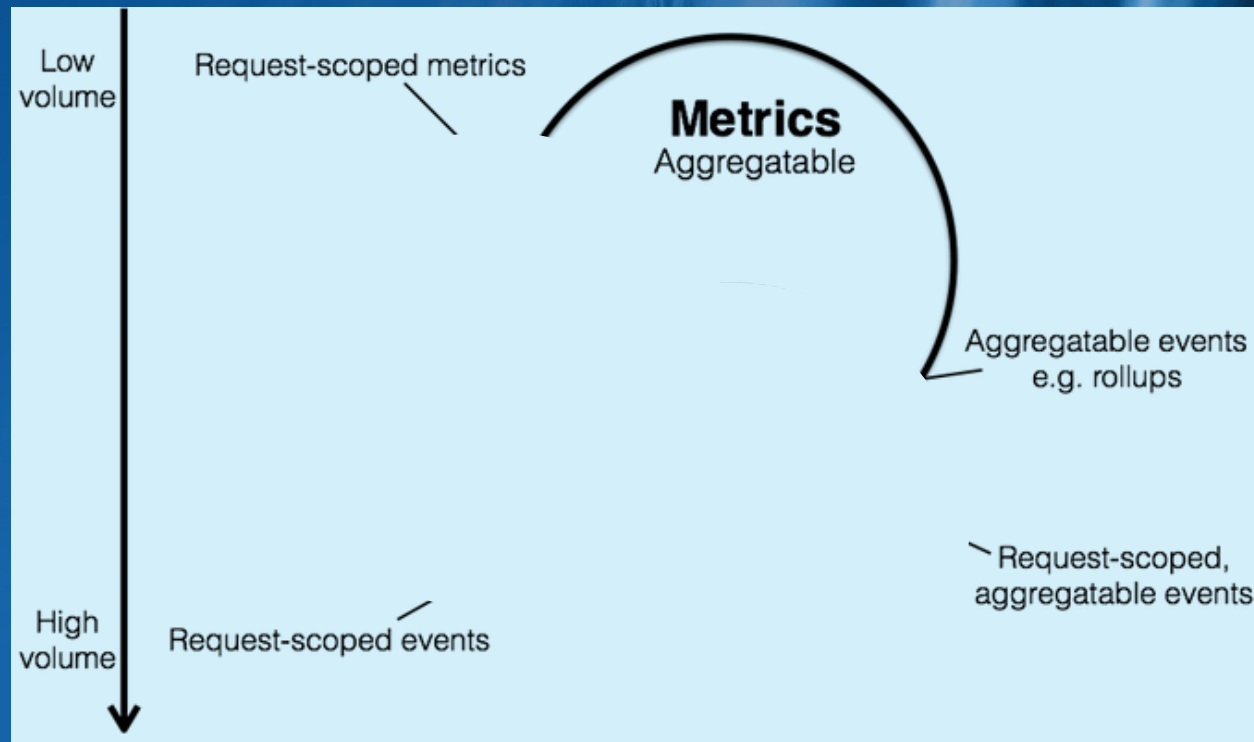
- 构建模型
- 比较分析

➤ 主要进展

- 时序指标预测
- 时序指标异常检测
- 部分指标异常根因（线索）分析[1]

➤ 主要问题

- 指标选择
- 动态、复杂场景（软件/硬件）



[1] Rong, G., Wang, H., Gu, S., Xu, Y., Sun, J., Shao, D., & Zhang, H. (2022). Locating Anomaly Clues for Atypical Anomalous Services: An Industrial Exploration. IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing

TRACING (链路)

➤ 基本原理

- 链路信息包含服务与服务之间的关联信息，因而可以通过这种关联关系寻找根因

➤ 研究思路

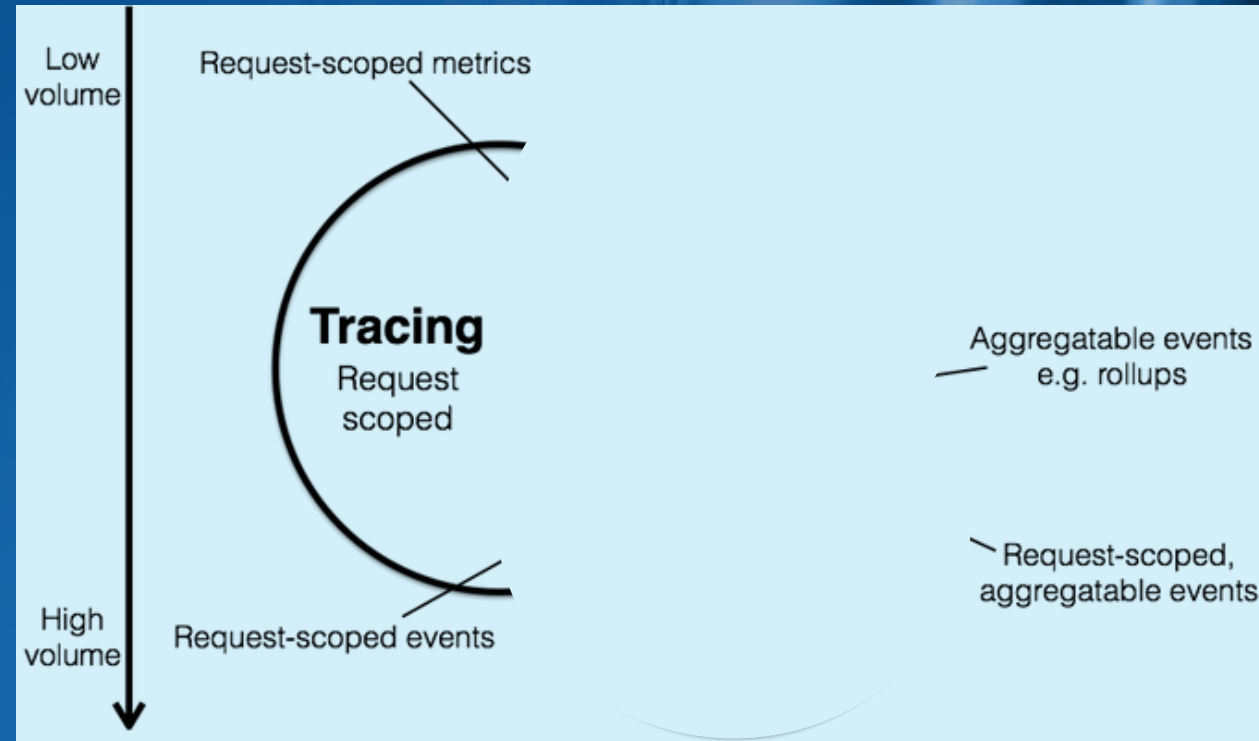
- 使用链路的信息关联系统中的各类实体，通过图算法模拟故障传播的过程，从而定位异常实体

➤ 主要进展

- 基于历史记录的根因定位方法，通过将现有故障图与历史数据库进行匹配以实现根因定位[1]
- 构建模型，利用指标来生成服务关联链路，诊断根因[2]

➤ 主要问题

- 如何获取或构建合理范围的链路信息
- 如何模拟异常传播的非确定过程（时延抖动、资源共享等）
- 微服务的数量增加对算法的效率和性能的影响



[1] Cai Z, Li W, Zhu W, et al. A real-time trace-level root-cause diagnosis system in alibaba datacenters[J]. IEEE Access, 2019, 7: 142692-142702.

[2] Ma M, Xu J, Wang Y, et al. Automap: Diagnose your microservice-based web applications automatically[C]//Proceedings of The Web Conference 2020. 2020: 246-258.

LOGGING (日志)

➤ 基本原理

- 日志相比于指标数据和链路数据包含了更丰富的信息
- 包含异常的日志往往具有一定的特征或模式

➤ 研究思路

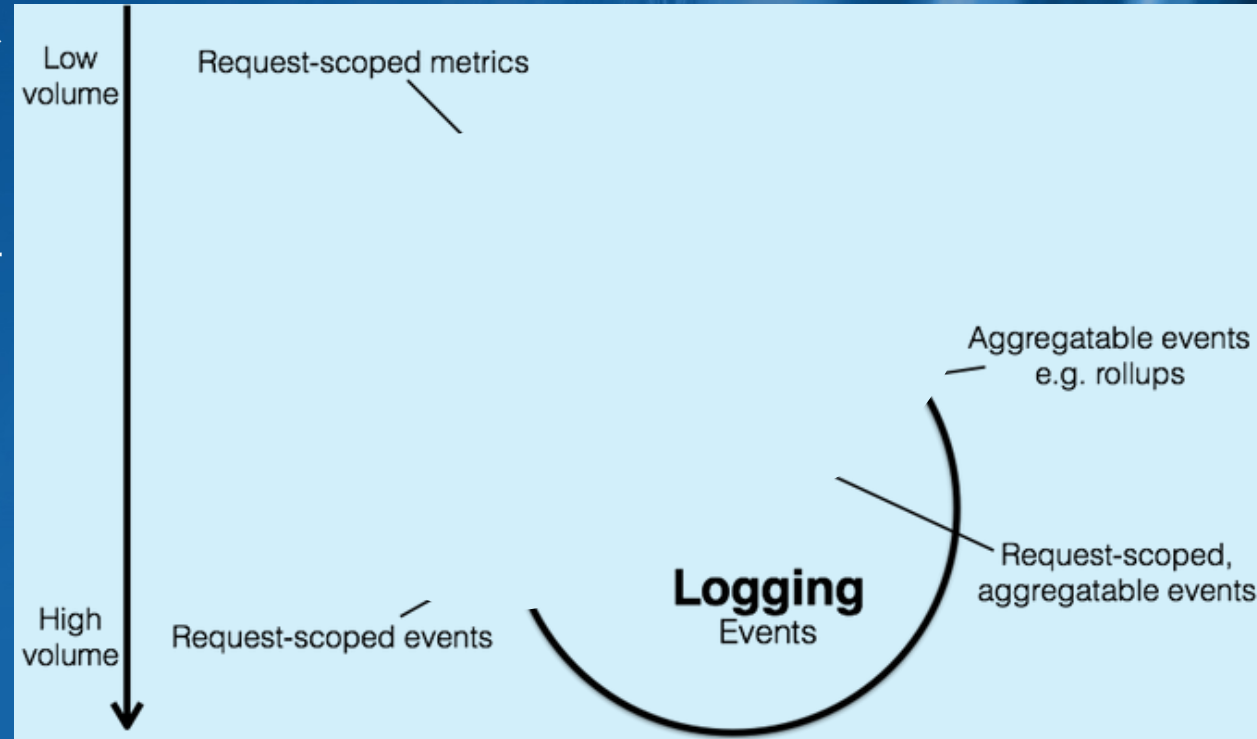
- 通过基于规则或自然语言处理的方法对日志信息进行分类，从而发现包含异常的日志信息

➤ 主要进展

- 基于规则
- 基于自然语言处理
- 日志异常模式聚类
- 基于日志的异常检测

➤ 主要问题

- 日志天然具有异构特征
- 日志信息的不确定性大，无法避免信息缺失
- 日志仅记录事件，难以确定根本原因



METRICS + TRACING

➤ 基本原理

- 通过微服务的调用拓扑关系，结合对应指标信息，捕捉服务链路上的异常，定位异常实体

➤ 研究思路

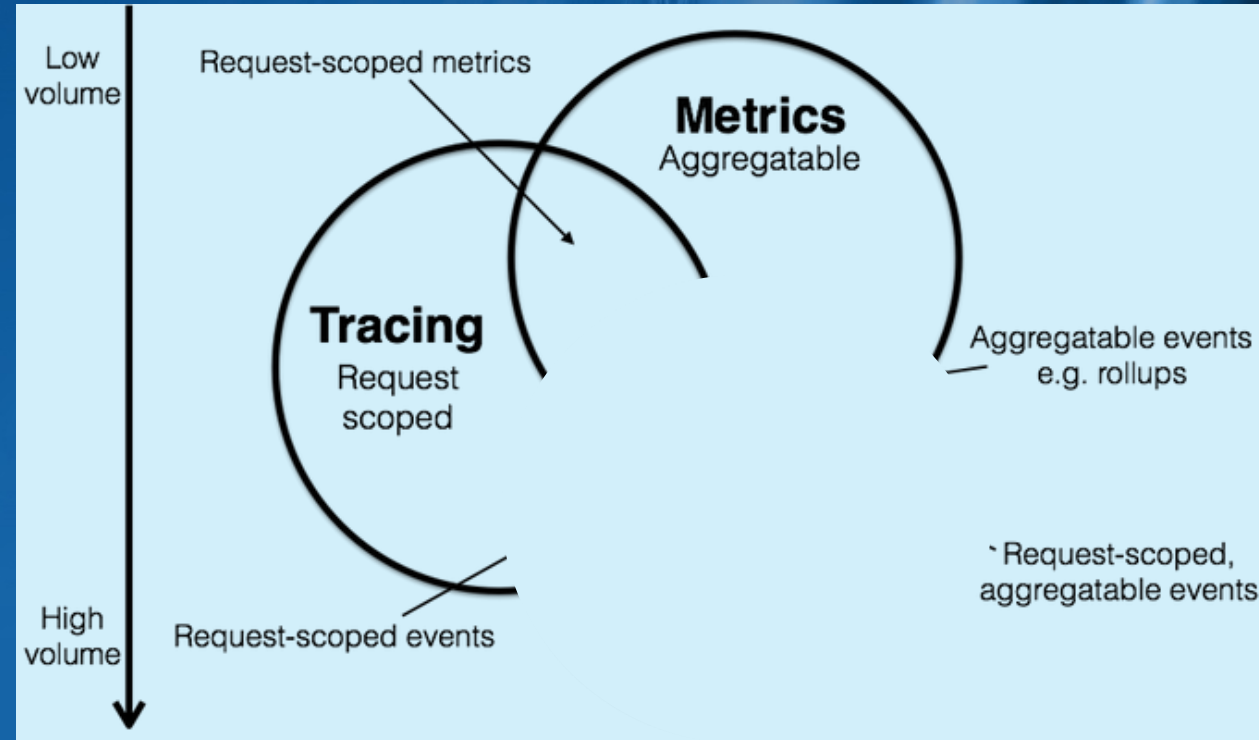
- 使用学习算法学习正常的链路状态信息，对比预测状态和实际状态发现异常

➤ 主要进展

- 有学者提出一种无监督方法 TraceAnomaly，解决微服务的响应时间会随着该微服务的调用链路的不同而变化的问题[1]
- 有学者提出一个云性能调试系统Seer，其通过学习正常的链路信息主动检测和避免QoS违规[2]

➤ 主要问题

- 底层微服务数量众多
- 众多的底层微服务拥有复杂的关联关系
- 调用时间等指标和调用路径存在依赖关系



[1] Liu P, Xu H, Ouyang Q, et al. Unsupervised detection of microservice trace anomalies through service-level deep bayesian networks[C]//2020 IEEE 31st International Symposium on Software Reliability Engineering (ISSRE). IEEE, 2020: 48-58.

[2] Gan Y, Zhang Y, Hu K, et al. Seer: Leveraging big data to navigate the complexity of performance debugging in cloud microservices[C]//Proceedings of the twenty-fourth international conference on architectural support for programming languages and operating systems. 2019: 19-33.

TRACING + LOGGING

➤ 基本原理

- 通过在日志中记录链路数据的SpanID来关联日志和链路

➤ 研究思路

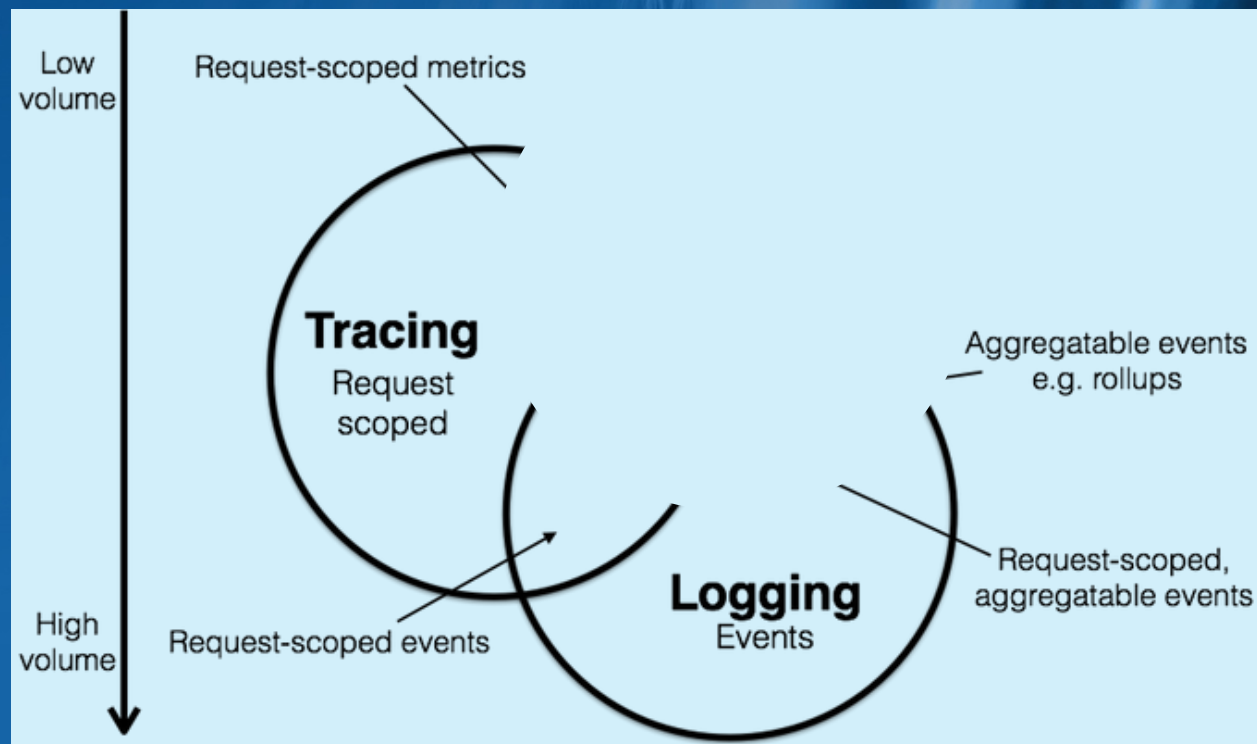
- 按时间区间关联指标与日志

➤ 主要进展

- 主流的分布式追踪工具大多支持

➤ 主要问题

- 仅对链路和日志信息关联，对关联后数据的分析的相关研究不多
- 日志信息仍然存在异构等问题，对其分析仍然大量依赖人工和人员经验



LOGGING + METRICS

➤ 基本原理

- 结合指标中的调用链信息和日志中的事件可以更加精确发现和诊断问题

➤ 研究思路

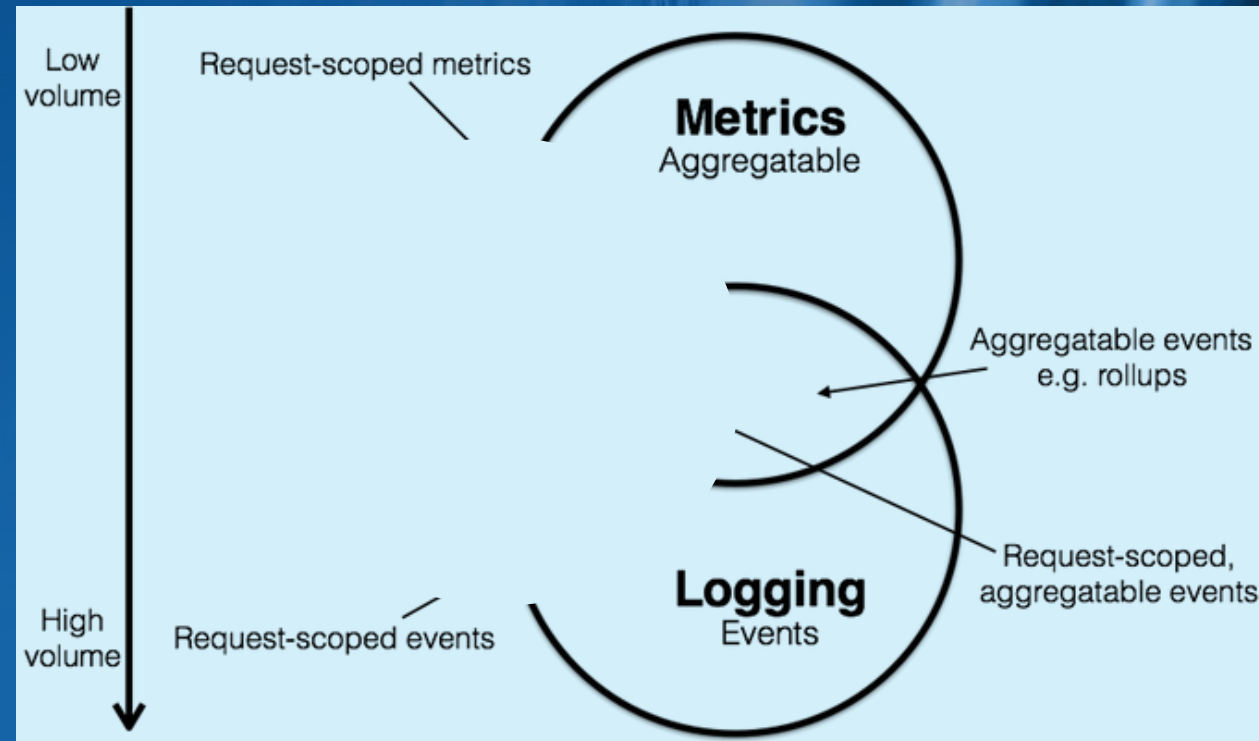
- 使用深度学习等方法融合并提取指标和日志的多模态特征，以便发现和诊断问题

➤ 主要进展

- 例如，研究者提出的算法可以基于公有云官方提供的指标数据和日志完成异常检测[1]

➤ 主要问题

- 日志中记录的信息不全面
- 部分错误不会记录在日志中
- 指标如何与日志信息进行关联



[1] Sun D, Fu M, Zhu L, et al. Non-intrusive anomaly detection with streaming performance metrics and logs for DevOps in public clouds: a case study in AWS[J]. IEEE transactions on Emerging Topics in Computing, 2016, 4(2): 278-289.

METRICS + TRACING + LOGGING

➤ 基本原理

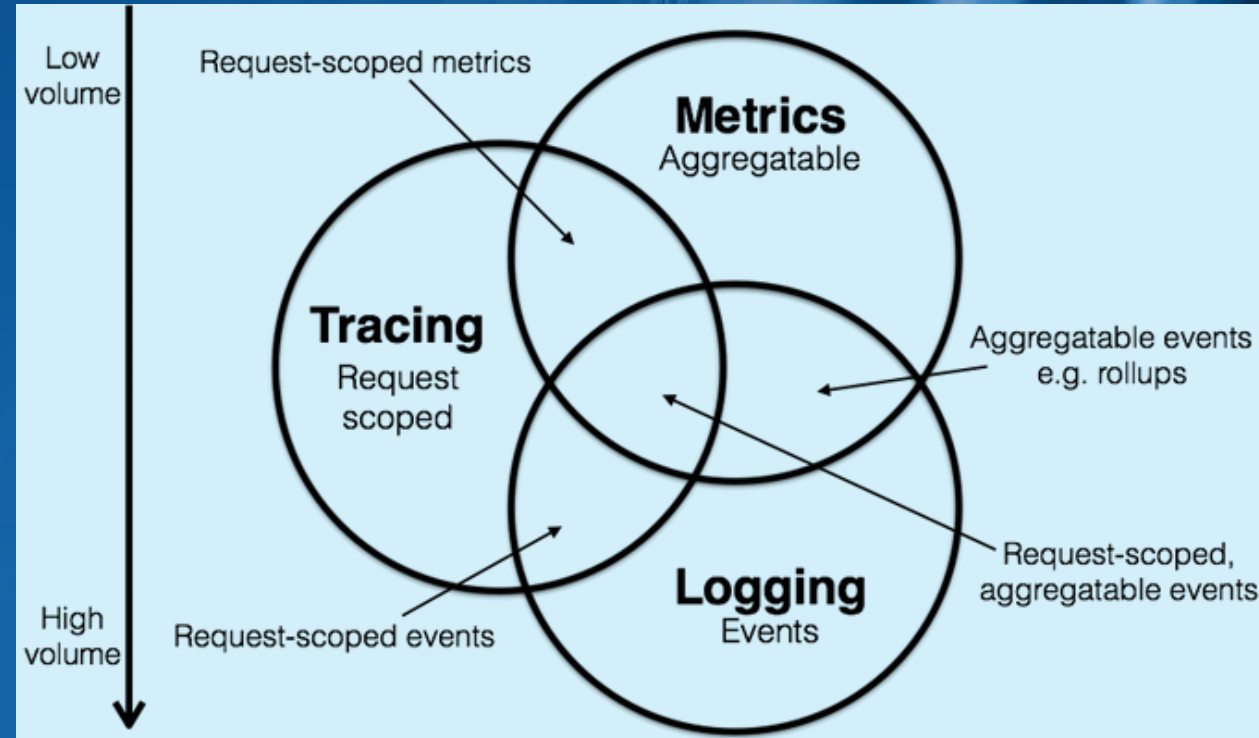
- 链路数据可以用图进行表示，指标数据和日志数据可以增强图中信息
- 利用图算法对图中节点的异常程度进行打分和排序，从而识别异常根因

➤ 研究思路

- 利用图将三源数据聚合，并使用基于图的算法或机器学习进行根因定位和分析

➤ 主要问题

- 海量数据
- 异构数据
- 数据关联困难
- 较高期望值



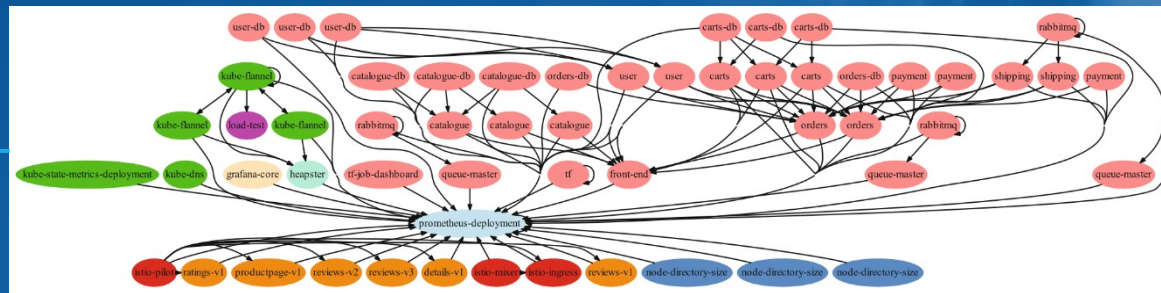
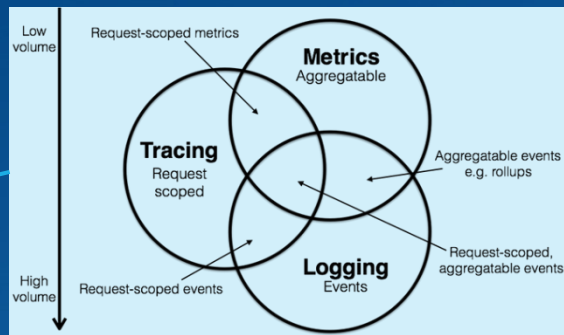
实施步骤示例

数据获取

图构建

图分析

随机游走、图匹配等



因果关系、调用链等

项目名称: 请求成功率

异常时段: 2021-11-19 12:41 至 2021-11-19 12:46

分析详情

请求类型	维度值	请求成功率 期望 → 实际	请求调用数 总数 (失败数)	操作
请求	https://bike.meltuan.com/api/pandora/giftlist	100.00% → 2.82%	213 (207)	报表分析
省份	广东	99.96% → 99.74%	92327 (249)	报表分析
容器	Mobile Safari	100.00% → 23.40%	141 (108)	报表分析
容器	Chrome Mobile	100.00% → 29.61%	152 (107)	报表分析

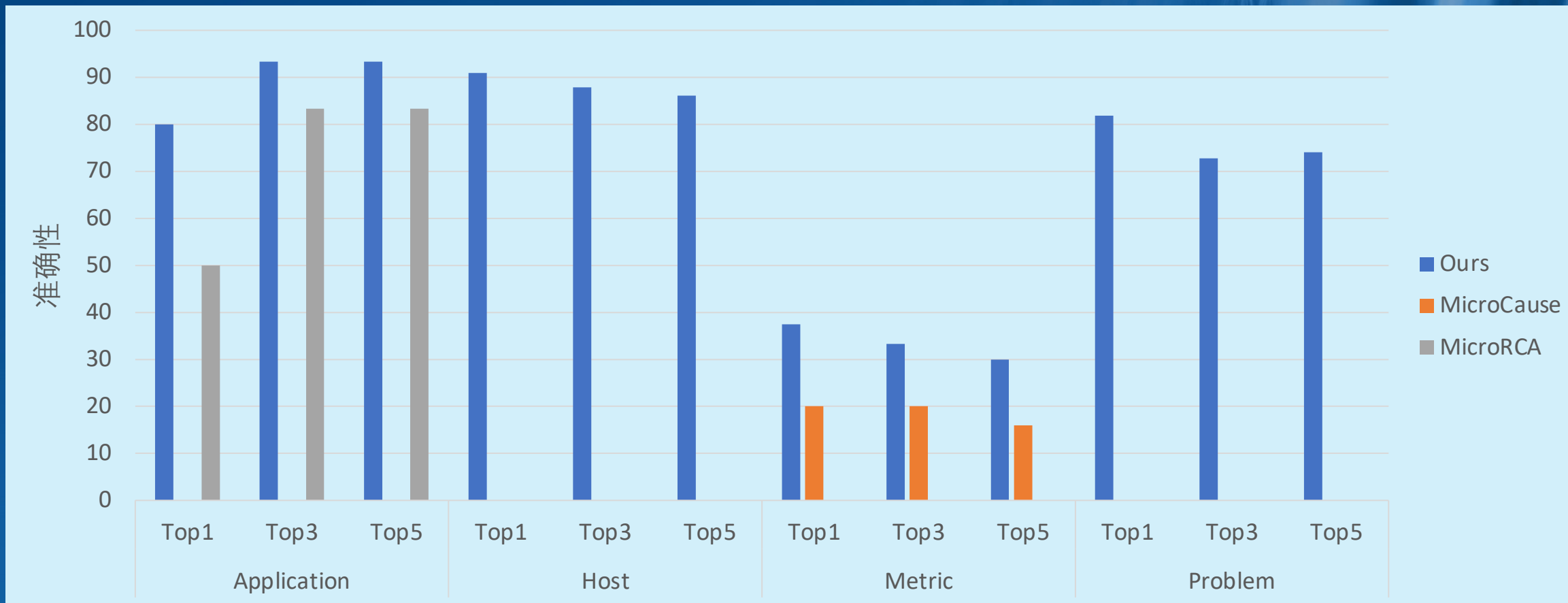
Backend analysis Frontend analysis Load from file

*AppKey: cat-cloud-api-web KPI name: 成功率 Report type: URL Report name: /cat/v/historyGraph Time span: 2021-10-22 10:19 - 2021-10-22 10:25 Algorithm: Basic

Results

- 自图标签含义:
 - 圆形: 应用App
 - 矩形: App下的机器
 - 六边形: 机器中包含的异常
 - 圆形: 机器指标
 - 五角星: 前端App
- 图形的尺寸代表其是问题原因的可能性: 图形的颜色仅为了区分不同类型的节点:
 - 鼠标大可显示节点标签。

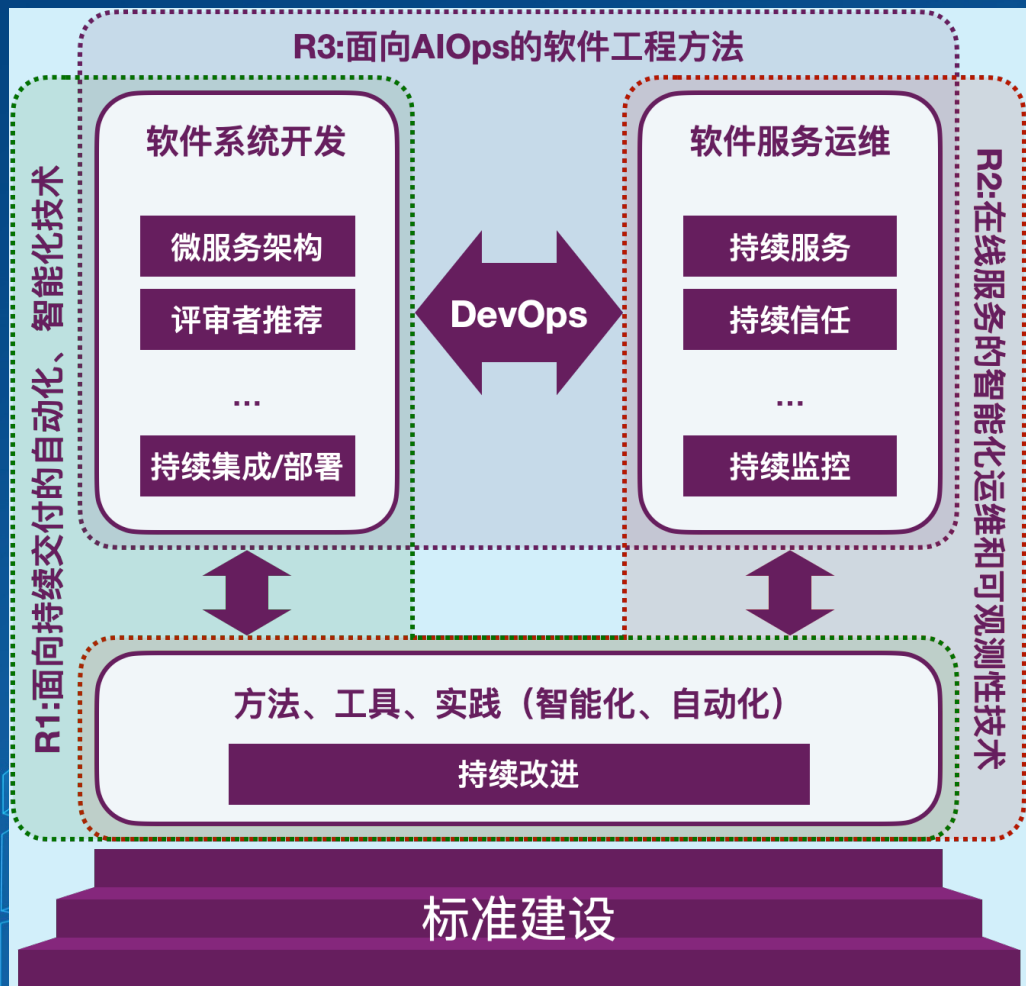
部分结果



小结

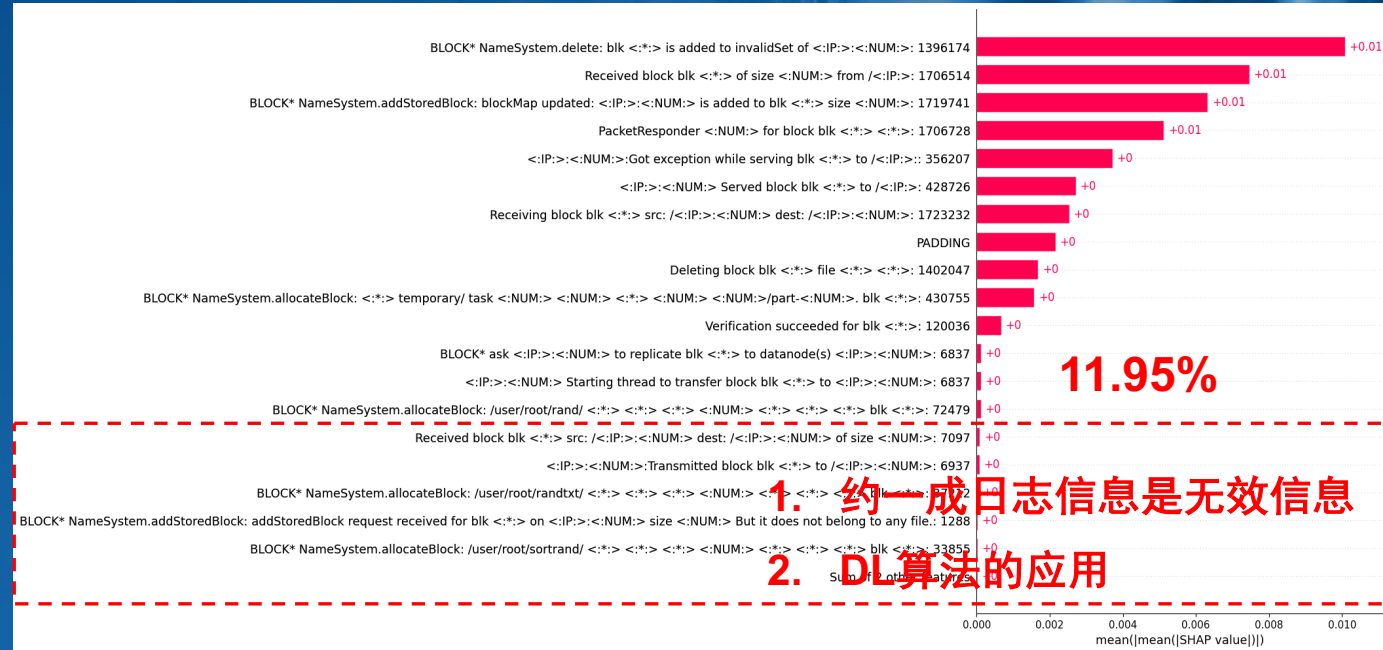
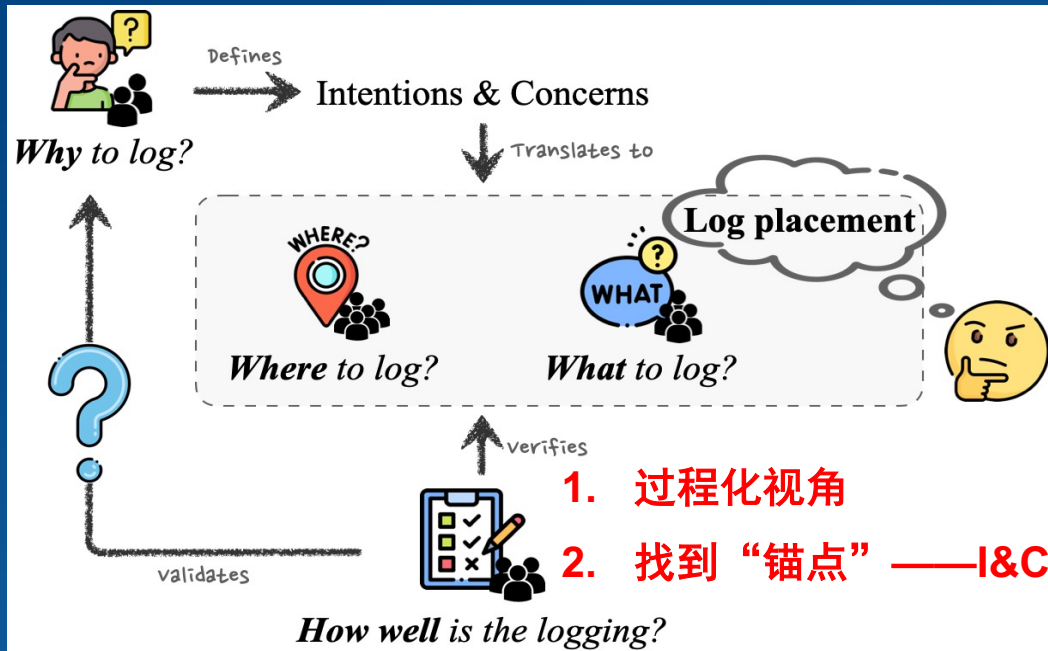
- 异常、线索和根因都是相对的
- 不同类型的运维数据支持不同的运维目标
- 运维数据（类型）并不是越多越好
- 数据特征决定该使用的技术
- AIOps大都只是提供线索，大部分场景需要人工介入
- AIOps实践与期望存在很多失配现象

NEXT STEP ——生态和范式



- 自动化 → 智能化(informative)
- AIOps和可观测性(GQM)
- 面向AIOps的软件工程方法
- 标准化建设

面向AIOPS的日志实践研究进展

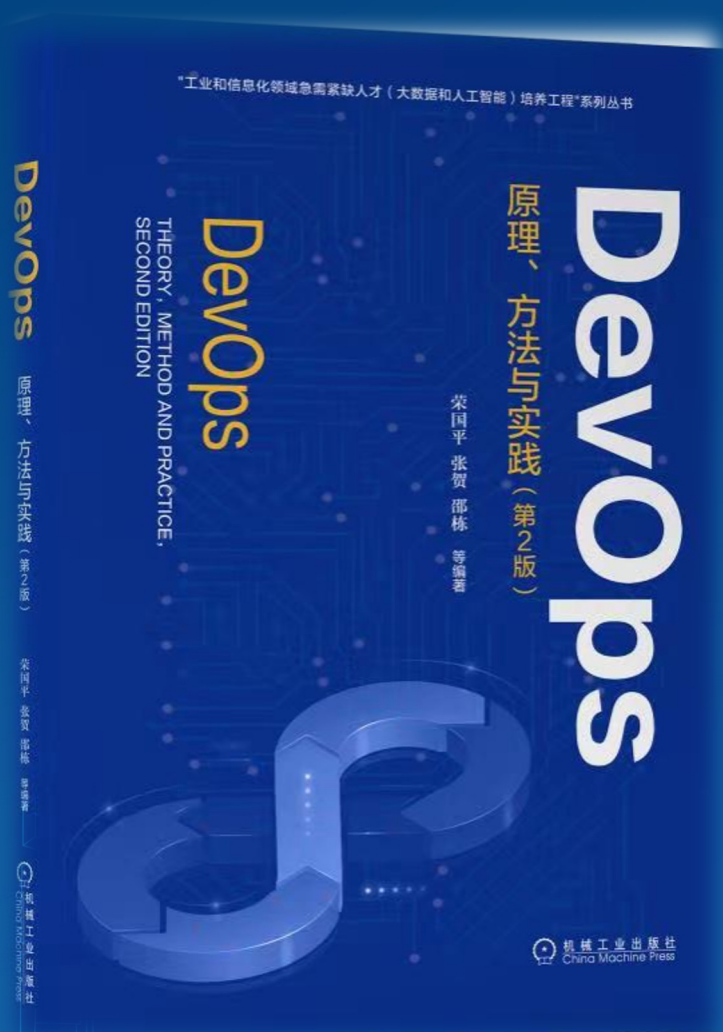


- Rong, G., Gu, S., Zhang, H., Shao, D., & Liu, W. (2018, November). How is logging practice implemented in open source software projects? a preliminary exploration. In 2018 25th Australasian Software Engineering Conference (ASWEC) (pp. 171-180). IEEE.
- Gong, G., Xu, Y., Gu, S., Zhang, H., & Shao, D. (2020, September). Can you capture information as you intend to? A case study on logging practice in industry. In 2020 IEEE International Conference on Software Maintenance and Evolution (ICSME) (pp. 12-22). IEEE.
- Gu, S., Rong, G., Zhang, H., & Shen, H. (2022). Logging Practices in Software Engineering: A Systematic Mapping Study. IEEE Transactions on Software Engineering.

更多参考文献

1. Gan Y, Zhang Y, Hu K, et al. Seer: Leveraging big data to navigate the complexity of performance debugging in cloud microservices[C]//Proceedings of the twenty-fourth international conference on architectural support for programming languages and operating systems. 2019: 19-33.
2. Pang, G., Shen, C., Cao, L., & Hengel, A. V. D. (2021). Deep learning for anomaly detection: A review. ACM Computing Surveys (CSUR), 54(2), 1-38.
3. Notaro, Paolo, Jorge Cardoso, and Michael Gerndt. "A Survey of AIOps Methods for Failure Management." ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST) 12.6 (2021): 1-45.
4. Lyu, Yingzhe, et al. "Towards a consistent interpretation of AIOps models." ACM Transactions on Software Engineering and Methodology (TOSEM) 31.1 (2021): 1-38.
5. He, Shilin, et al. "A survey on automated log analysis for reliability engineering." ACM computing surveys (CSUR) 54.6 (2021): 1-37.
6. Rijal, Laxmi, Ricardo Colomo Palacios, and Mary Sánchez Gordón. "AIOps: A multivocal literature review." Artificial Intelligence for Cloud and Edge Computing (2022): 31-50.

我们的一本新书



- DevOps：原理、方法与实践（第二版）
- 国内第一本全面讲解DevOps的中文教材
- 学术界和产业界的融合协作

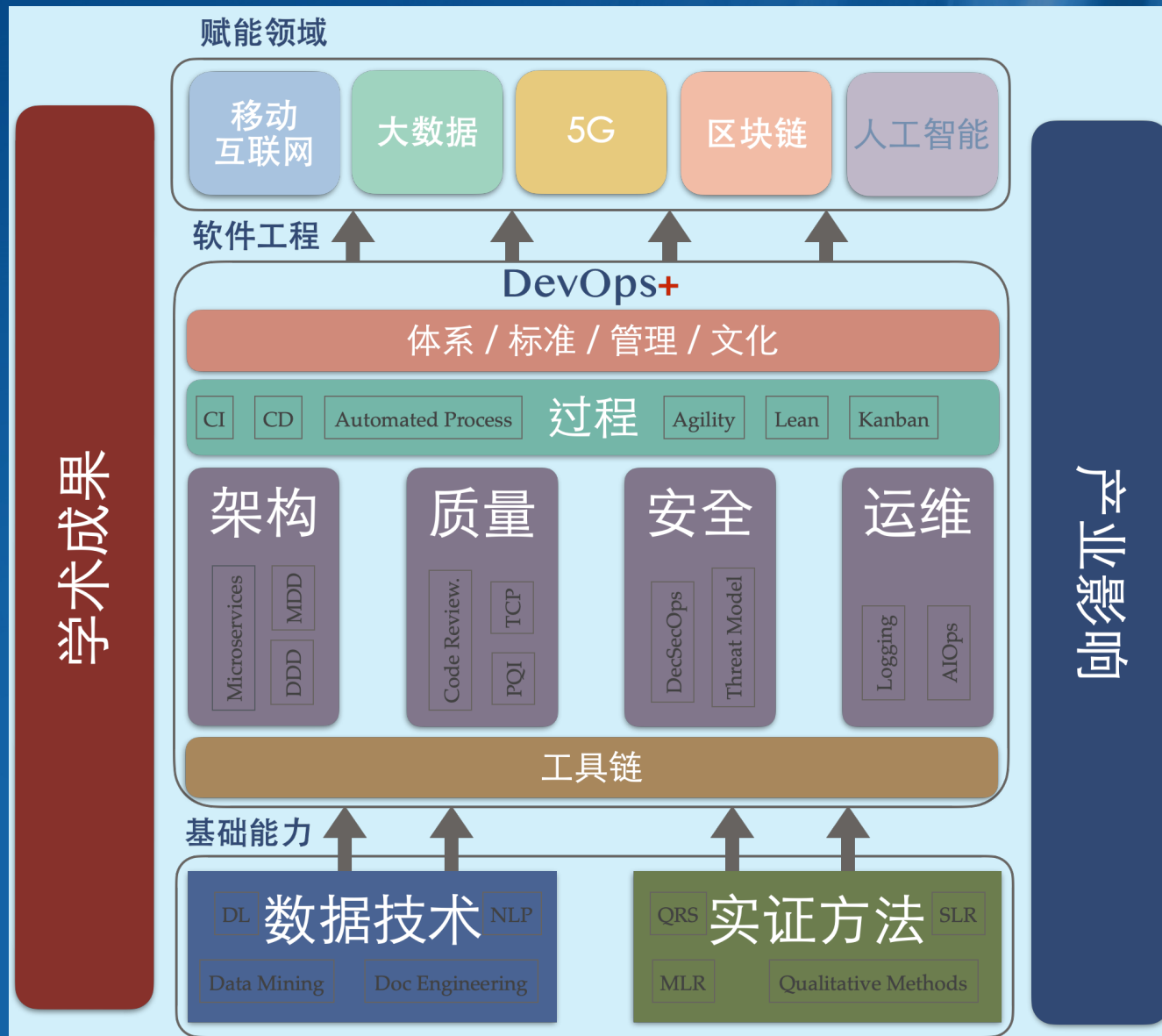
实验室介绍



DEVOPS+ 软件研发效能实验室



实验室年度报告，可下载





CNCC

谢谢观看！

