智能运维中的科研问题

清华大学 裴丹

报告主旨

智能运维落地的核心挑战：

工业界：有数据、有应用，但是欠缺算法经验

学术界：有理论算法， 但没数据、不熟悉智能运维场景

工业界-学术界合作：一对一交流效率低、见效慢、不开源开放

报告主旨

智能运维落地的核心挑战：

工业界：有数据、有应用，但是欠缺算法经验

学术界：有理论算法， 但没数据、不熟悉智能运维场景

工业界-学术界合作：一对一交流效率低、见效慢、不开源开放

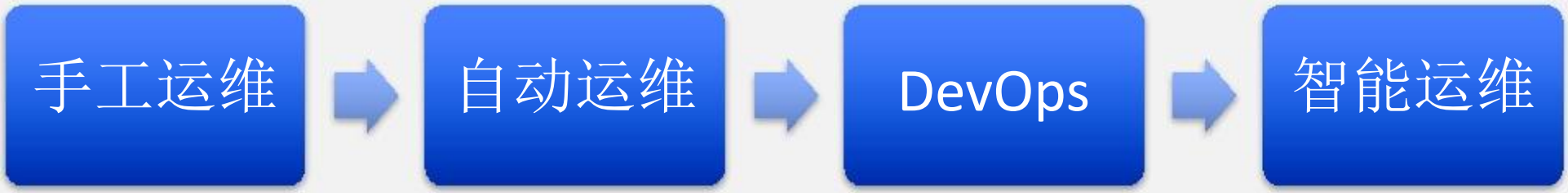
解决思路：科研问题为导向

把应用难题分解定义成切实可行的科研问题

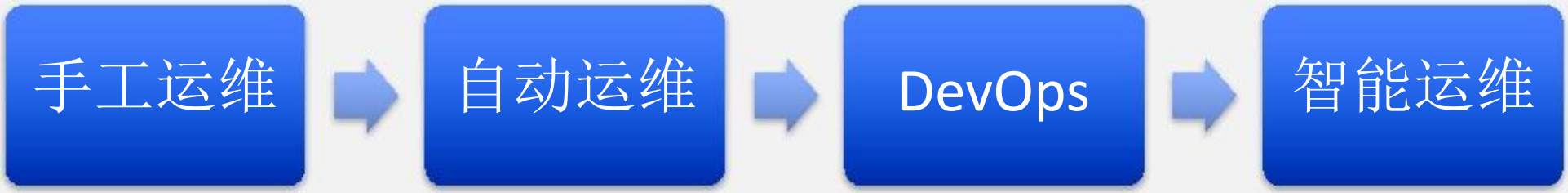
企业提供脱敏数据作为benchmark

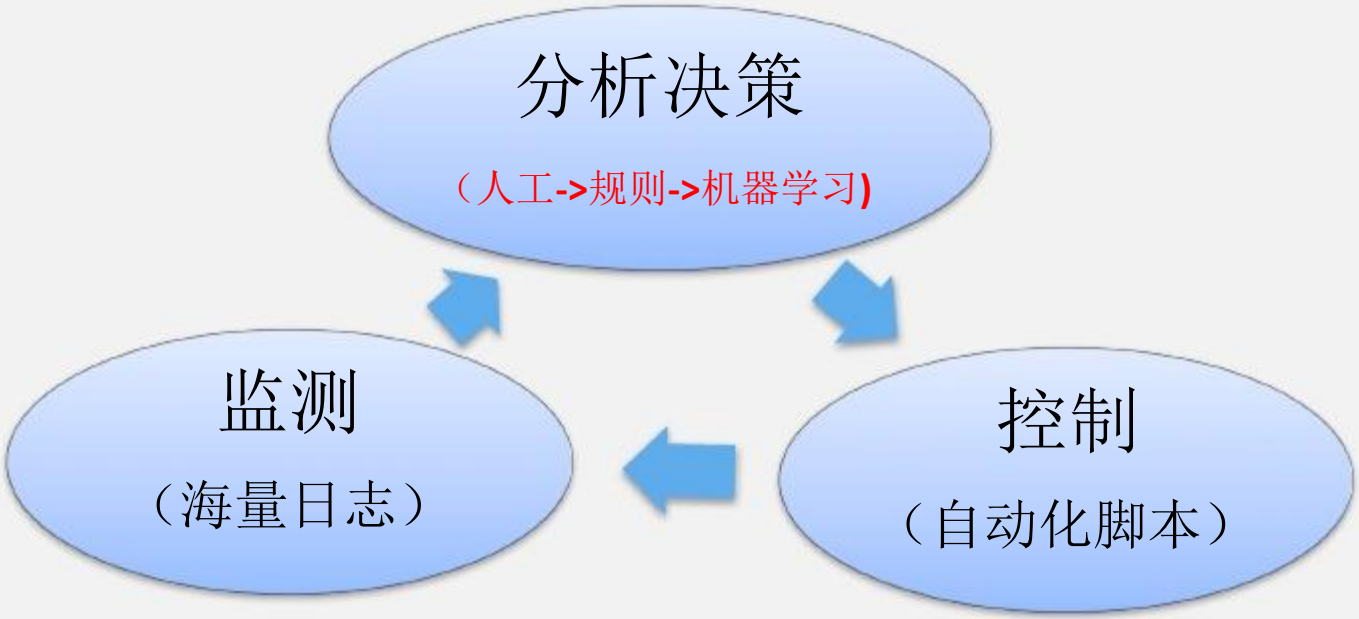
学术界贡献算法

智能运维发展历程

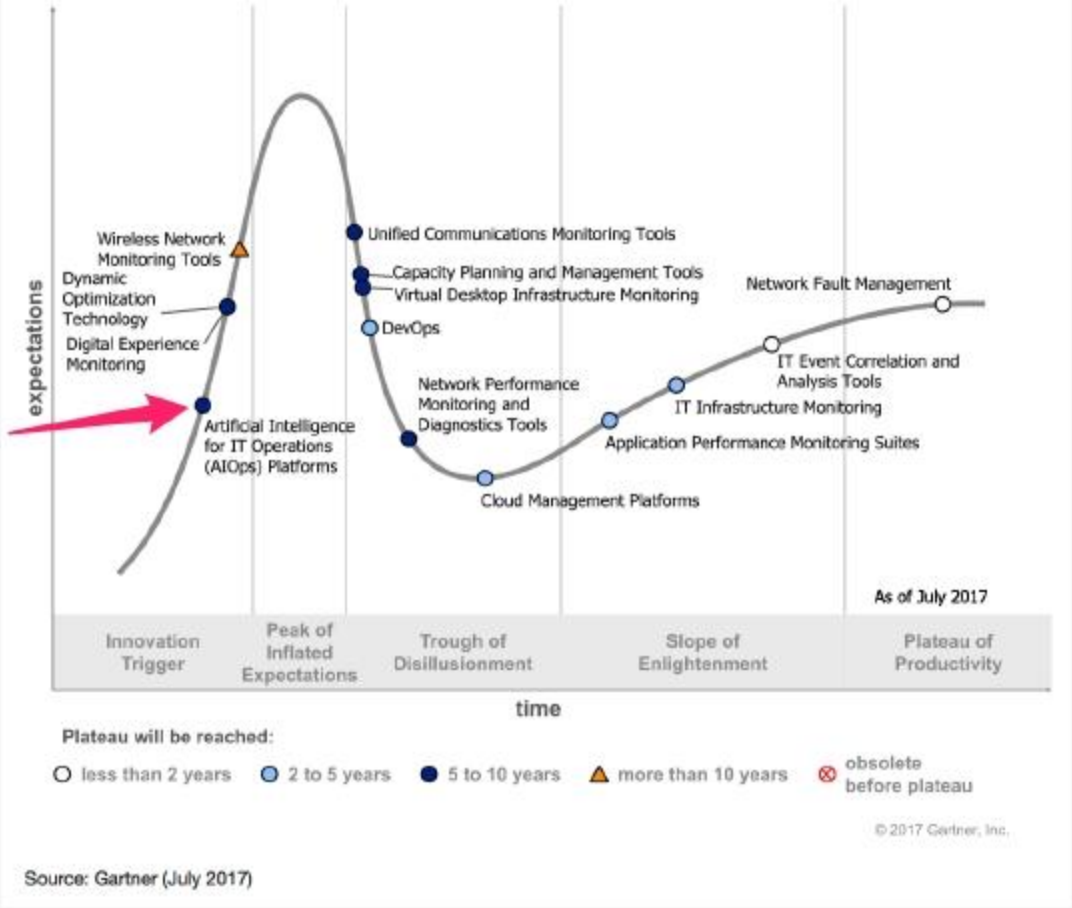


智能运维发展历程





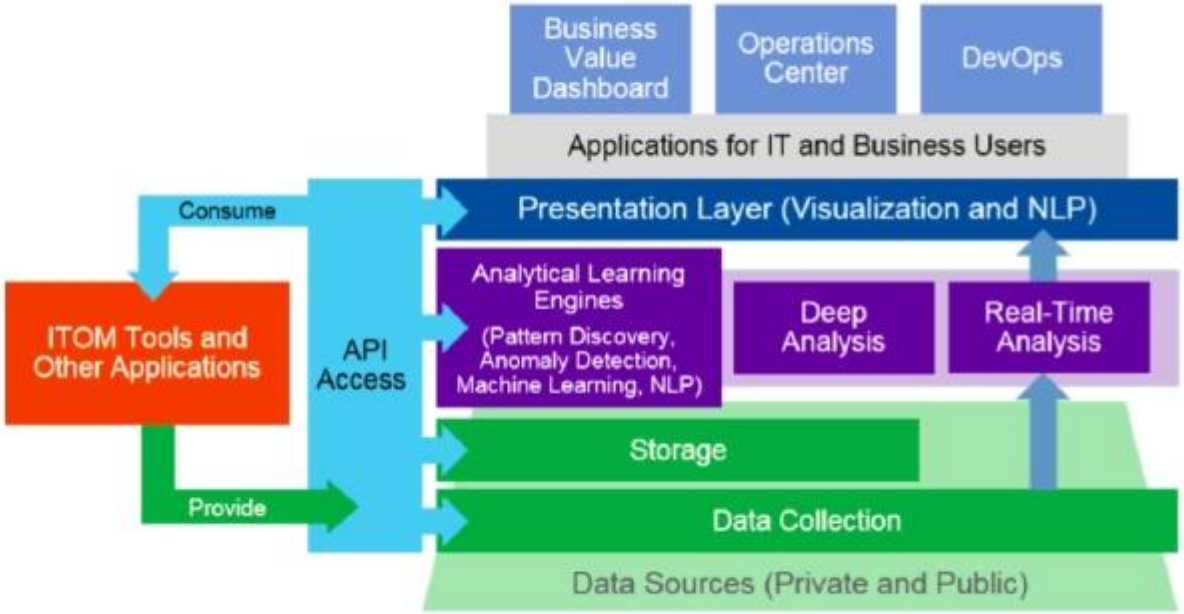
AIOps in Gartner Report



Source: Gartner (July 2017)

工业界：AIOps

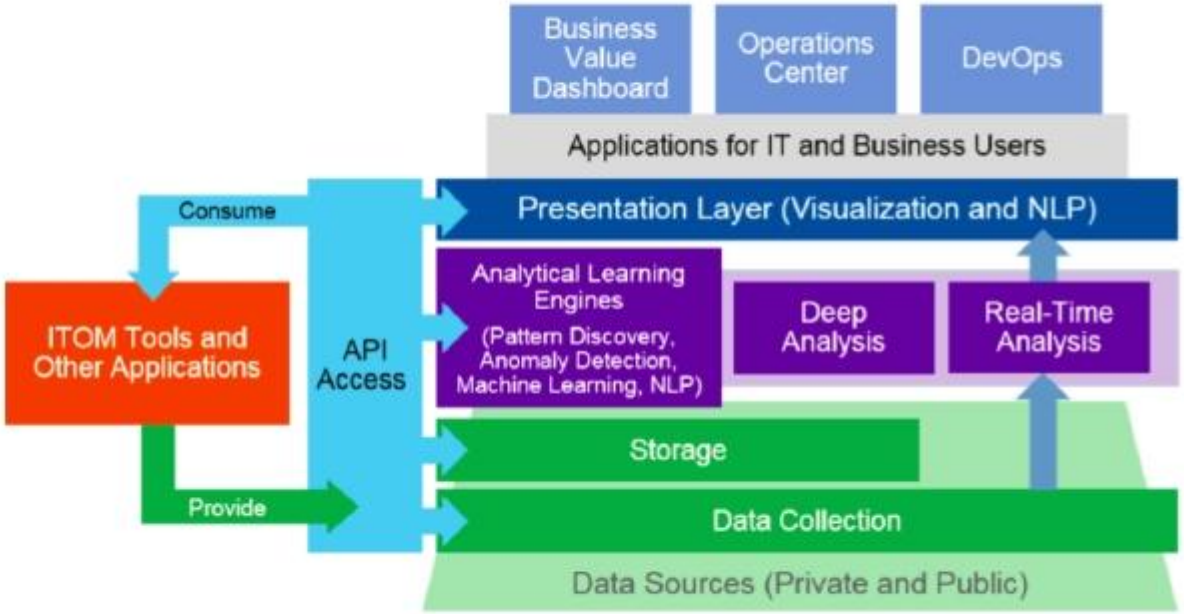
AIOps: Artificial Intelligence for IT Operations



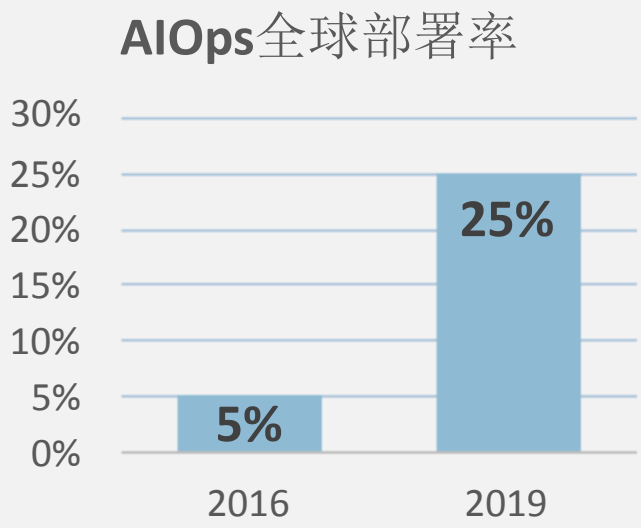
Source: Gartner (March 2016)

工业界：AIOps

AIOps: Artificial Intelligence for IT Operations Platforms



Source: Gartner (March 2016)



智能运维前景光明

机器：

基础性和重复性的运维工作
为复杂问题给出决策建议
向运维专家学习解决复杂问题

运维专家：

处理运维难题
基于机器建议给出决策
训练机器徒弟

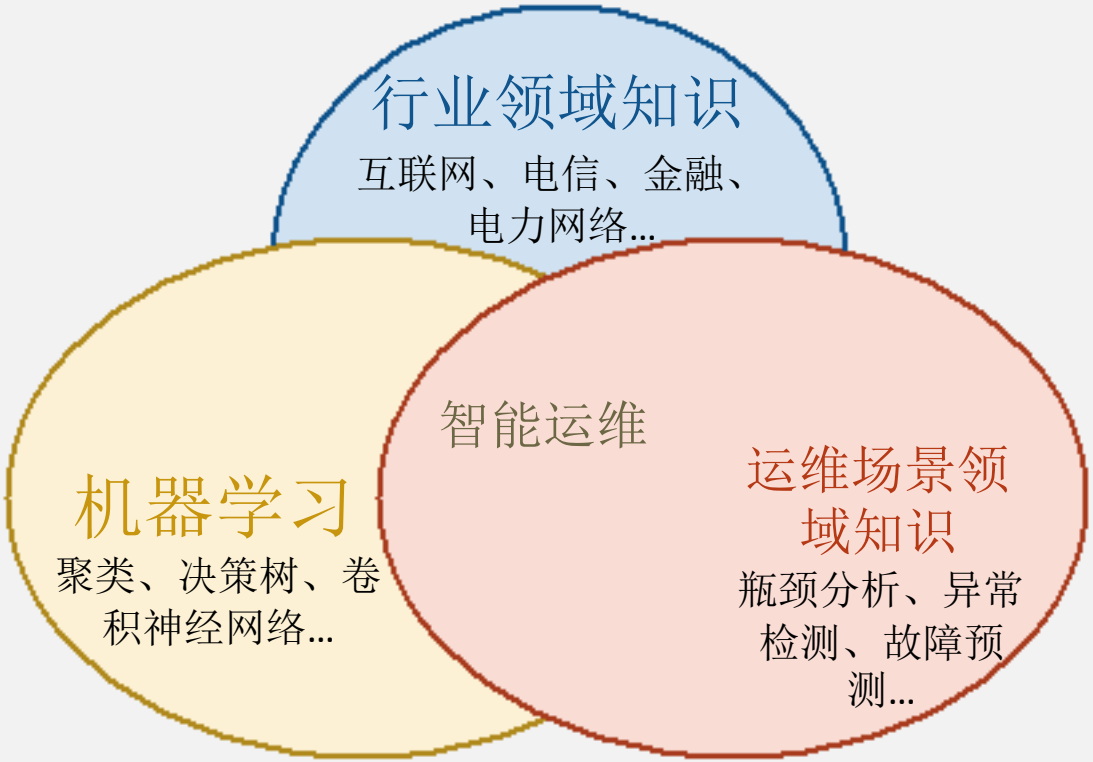
运维工程师：

逐渐转型为大数据工程师
开发数据采集程序和自动化执行脚本
搭建大数据基础架构
高效实现基于机器学习的算法

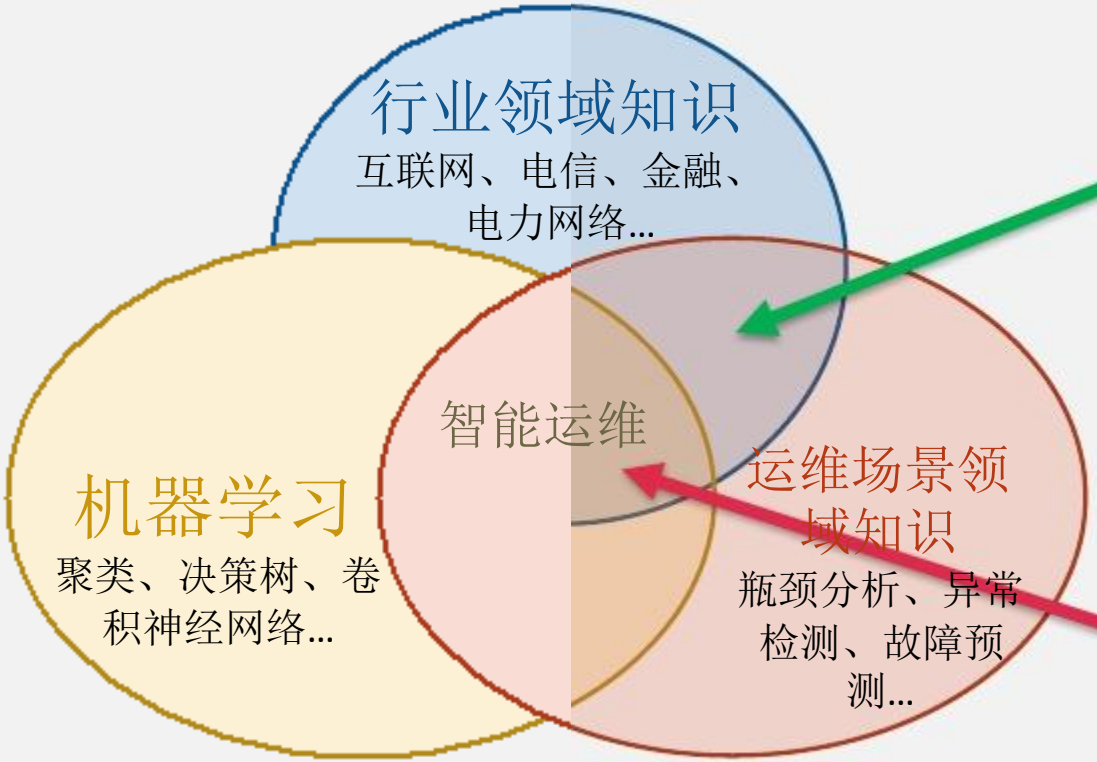
机器学习科学家：

AI的一个落地应用
尚未开采的金矿和低垂的果实

智能运维科研门槛较高 – 工业界



智能运维科研门槛较高 – 工业界

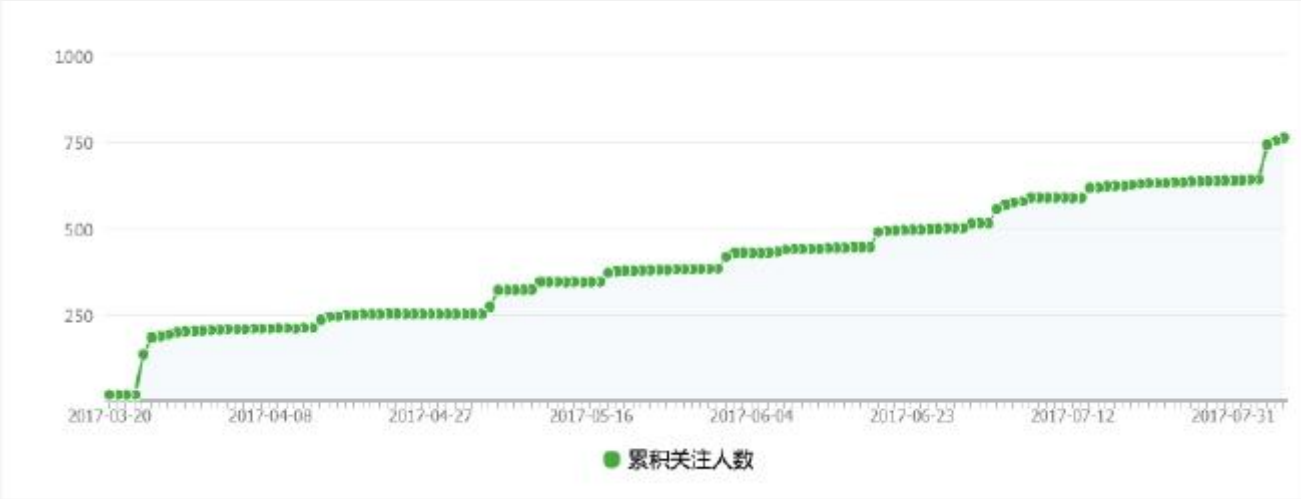


- 熟悉行业和运维场景
- 熟悉生产实践中的难题
- 有数据

- 不熟悉如何把实际问题转化为算法问题
  - 有时一个实践难题需要分解为多个算法问题一个个来解决
- 不熟悉科研参考文献
  - 特别是跨行业的文献

降低工业界门槛的努力:“智能运维前沿”公众号

科普世界范围内智能运维的前沿进展；推动智能运维算法在实践中的落地



《智能运维前沿》课程课件（英文）：
http://netman.cs.tsinghua.edu.cn/courses/advanced-network-management-spring2017/

学术界已有工作

智能运维文献中较为常见的算法:

逻辑回归、关联关系挖掘（事件-事件、事件-时序数据、时序数据-时序数据）、聚类、决策树、随机森林、支持向量机、蒙特卡洛树搜索、隐式马尔科夫、多示例学习、迁移学习、卷积神经网络，递归神经网络（RNN），变分自动编码（VAE）。

发表于如下学术顶会:

ACM SIGCOMM, ACM IMC, ACM/USENIX NSDI, ACM MobiSys, ACM CoNEXT, ACM MobiCom, ACM SIGMETRICS, IEEE INFOCOM, ACM KDD, SIGMOD, VLDB, ICSE ……

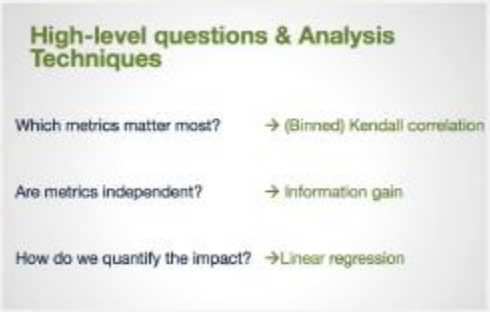
来自Conviva/CMU 的一系列案例

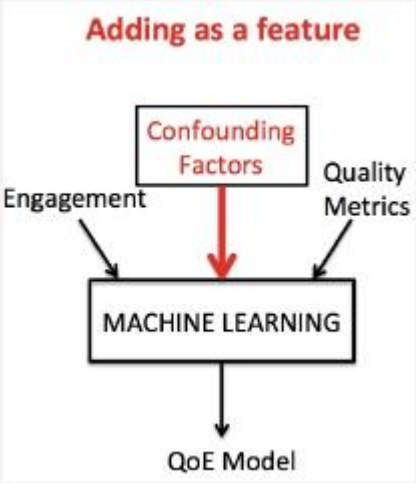
通过机器学习，提升视频流媒体用户体验和观看时长

相关分析
信息熵增益
线性回归
SIGCOMM'11

决策树
SIGCOMM'13

强化学习
NSDI'17

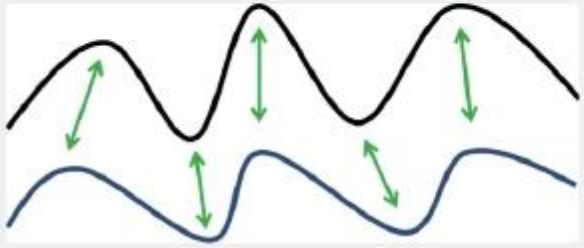


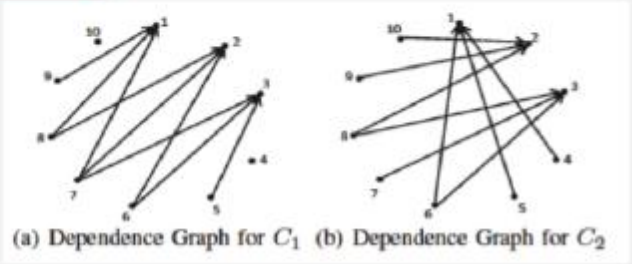


智能运维科研门槛较高 – 学术界

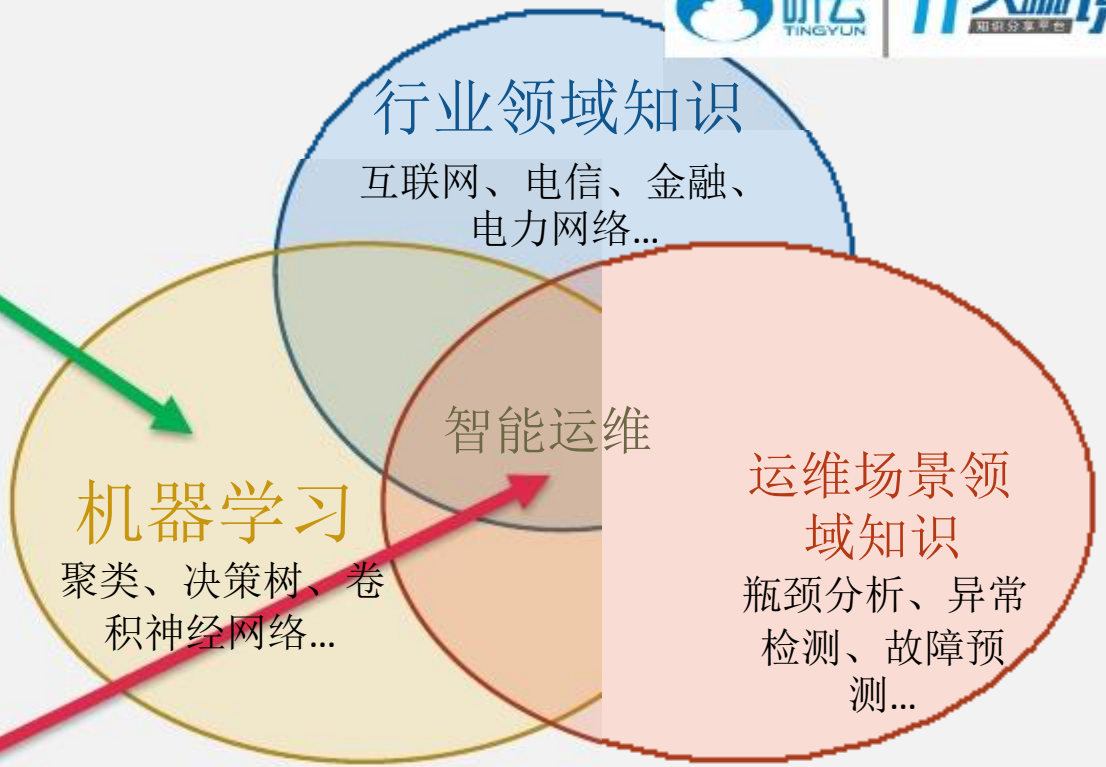
- 算法能力强

- 不熟悉行业和运维的领域知识
- 领域知识门槛高
- 没有数据
- 虽然有相关算法，但是不了解其在智能运维领域的应用



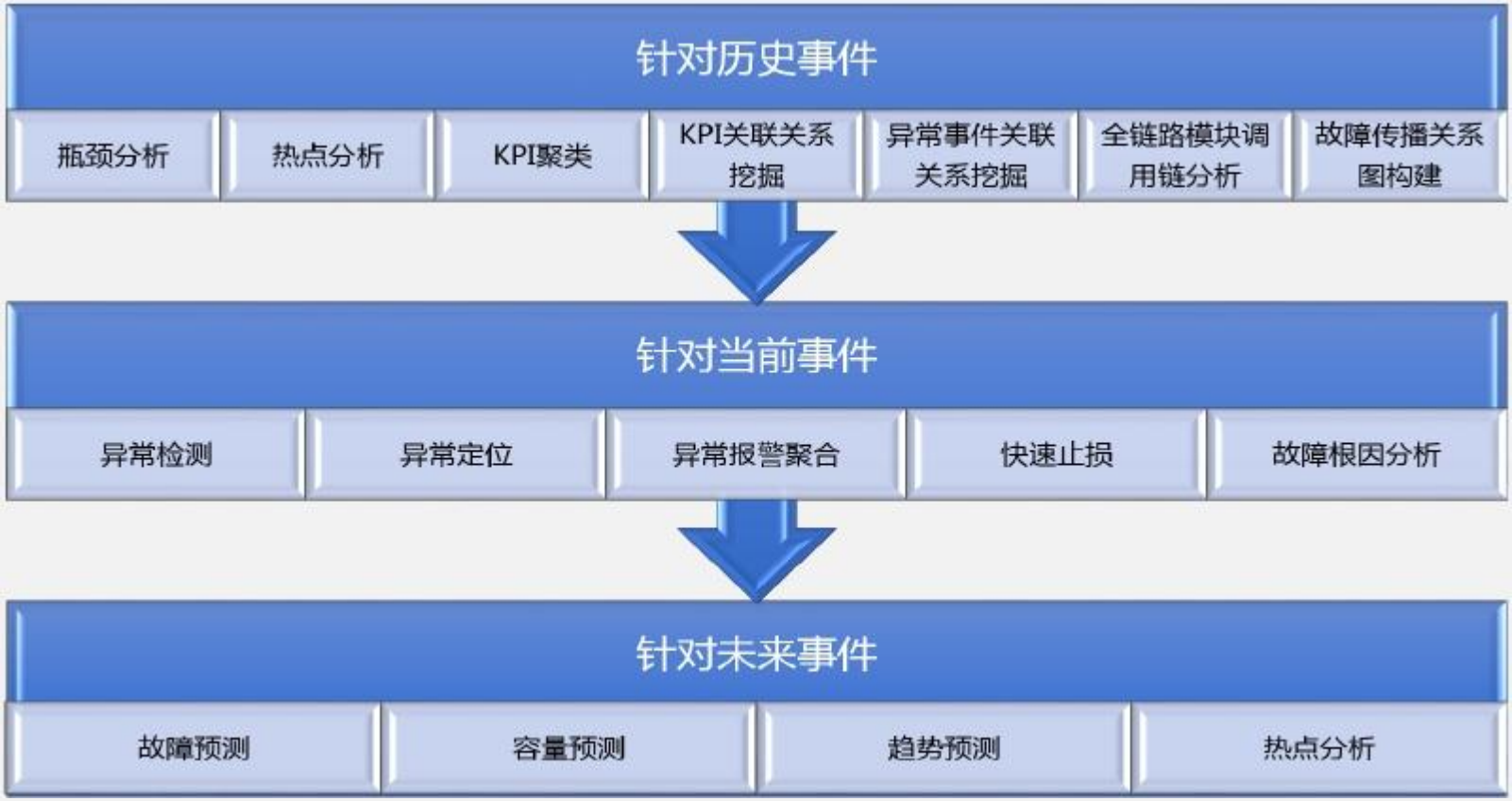


(a) Dependence Graph for C_1 (b) Dependence Graph for C_2



降低学术界门槛的努力

应邀在CCF（中国计算机学会）会刊发表专栏文章, 向学术界大同行介绍智能运维科研问题



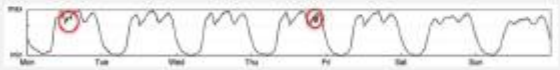
如何落地： 从去年开始号召工业界学术界密切合作

- **工业界与学术界应该在运维领域密切合作**
  - 工业界获得算法层面的深度支持
  - 学术界获得现实世界的前沿问题及数据，有利发表论文和申请国家项目

Baidu 百度

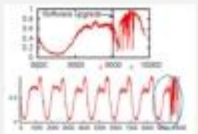
APMCon

1. 自动检测PV异常



2. 自动分析性能瓶颈并提出优化建议

3. 自动关联KPI异常与版本上线



清华副教授从科研角度看运维：
基于机器学习的智能运维

微信公众号文章累计1w+阅读

新的合作

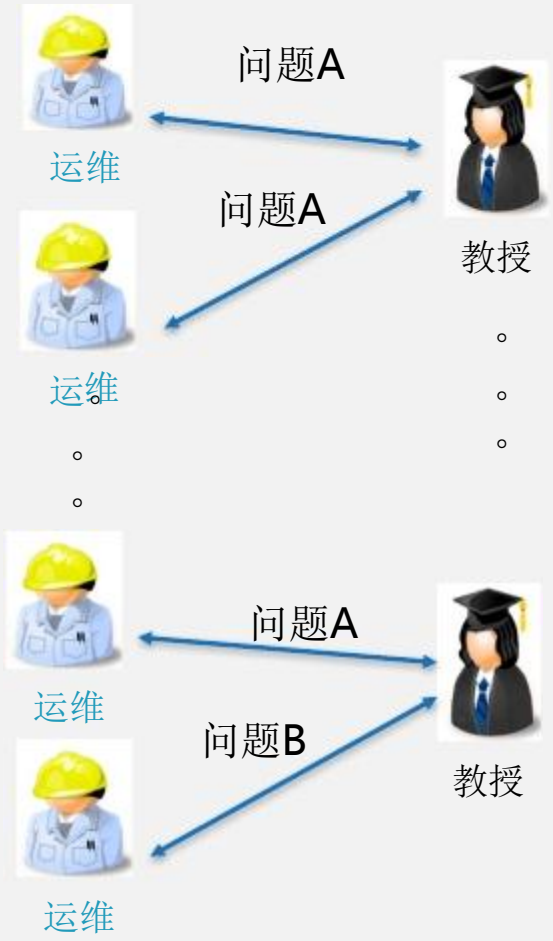
滴滴出行
滴滴一下 美好出行

Sogou 搜狗

Alibaba 阿里巴巴

Tencent 腾讯

工业界-学术界合作 1.0： 一对一交流合作



- 交流合作效率低、见效慢
- 智能运维算法不幸成了特权：
  - 仅限于少数大公司与部分合作紧密教授之间
  - 国外：Google, Microsoft, LinkedIn, Facebook, Yahoo!
- 涉及知识产权，不符合开源大趋势
  - 数据不公开
  - 代码不公开

工业界-学术界合作 2.0：开源开放

工业界学术界合作开源开放大趋势：

代码： Hadoop EcoSystem （工业界）

TensorFlow （工业界）

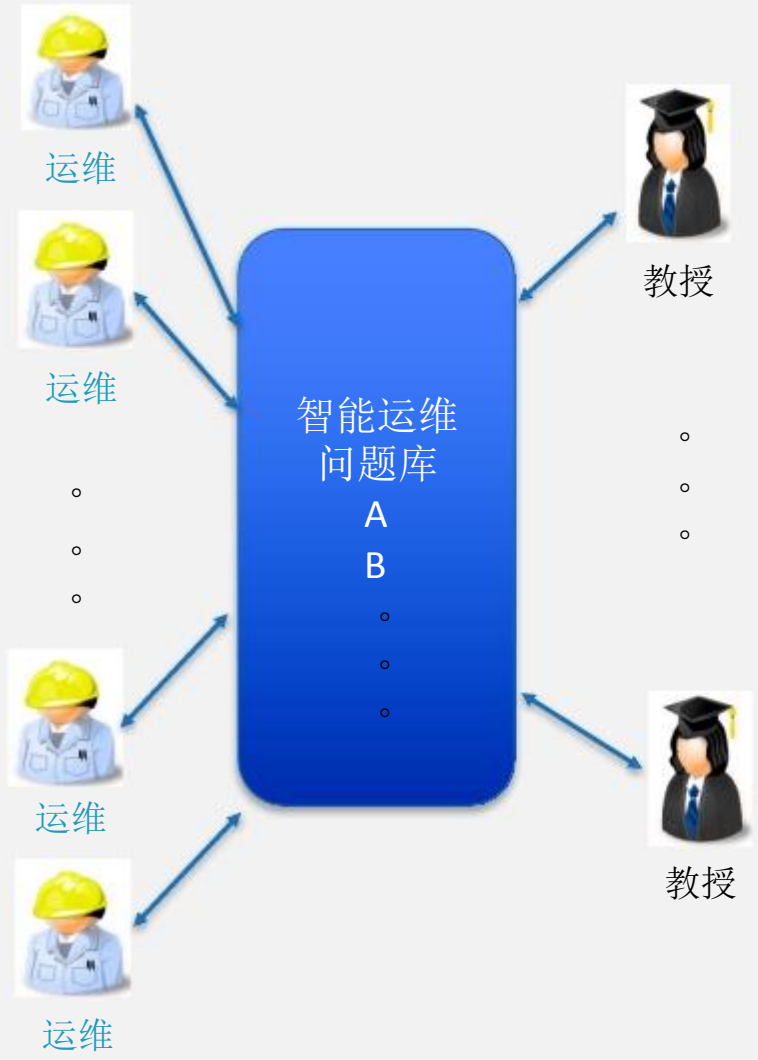
Spark （学术界）

算法： arXiv.org

数据： ImageNet

算力： 各大公司的AI云

人才： 美国学术界批量向工业界流动



受“普世化AI”启发

李飞飞

斯坦福大学副教授、人工智能实验室与视觉实验室主任

ImageNet 创始人

谷歌机器学习部门负责人

普世化智能运维算法

目标： 让所有公司都能用上最好的智能运维算法

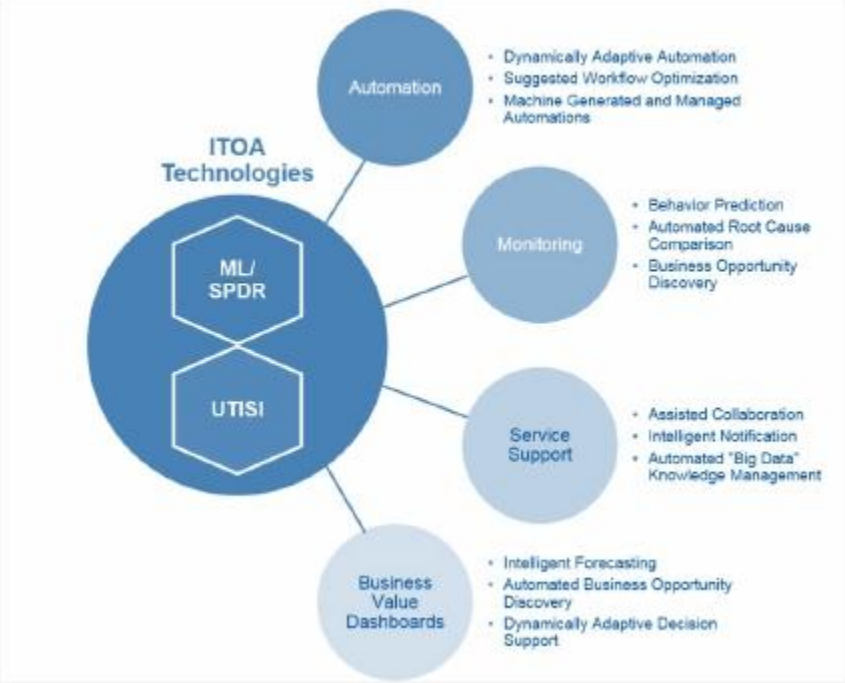
解决智能运维普世化的如下问题：

- 数据
- 算法
- 算力
- 人才

分解定义智能运维中的科研问题

分解定义科研问题

Gartner报告中的问题描述太宽泛

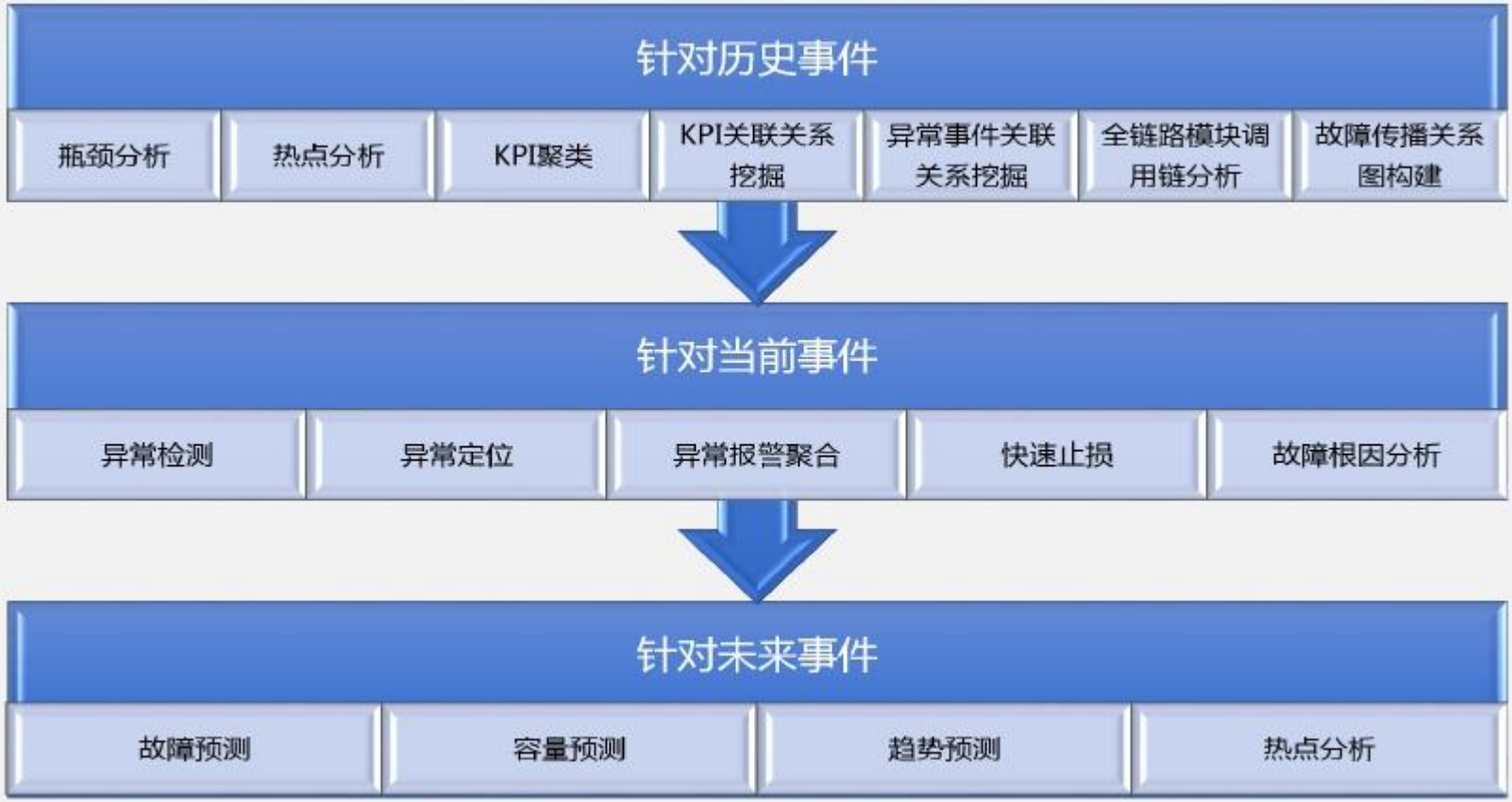


科研问题要求：

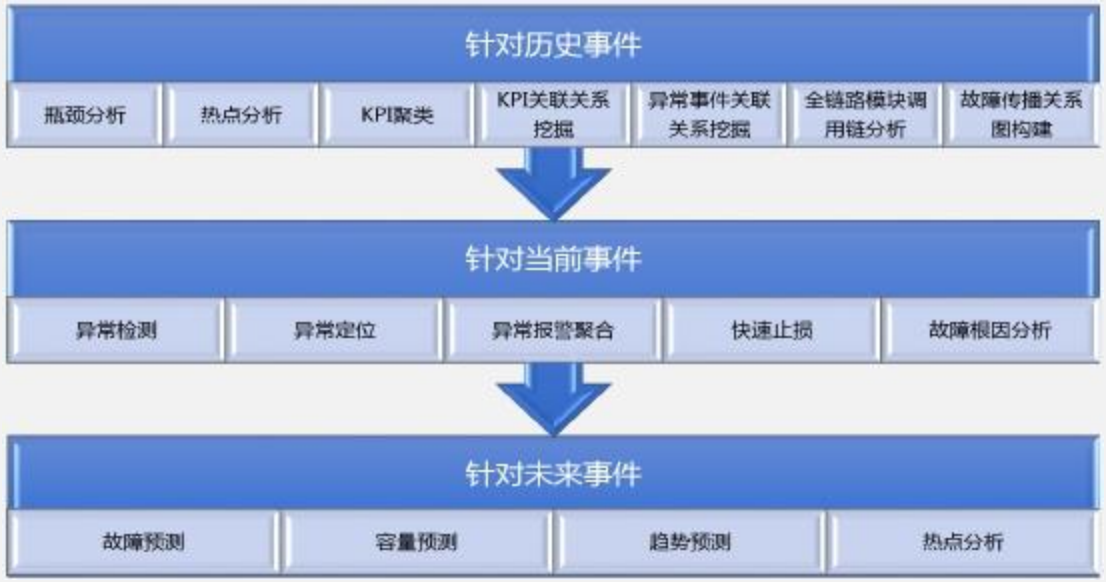
- 清晰输入；数据可获得
- 清晰输出；输出目标切实可行
- 有high-level 的技术路线图
- 有参考文献
- 非智能运维领域的学术界能理解能解决

已经定义出的科研问题

（即将公开发布在一个网站上）



落地智能运维科研算法



- 相对独立算法 -> 直接可落地
- 依赖其它算法 -> “庖丁解牛”
- 数据等条件不成熟 -> “退而求其次”

科研问题定义之“基础模块”

（即将公开发布在一个网站上）

KPI瓶颈分析算法

面向问题

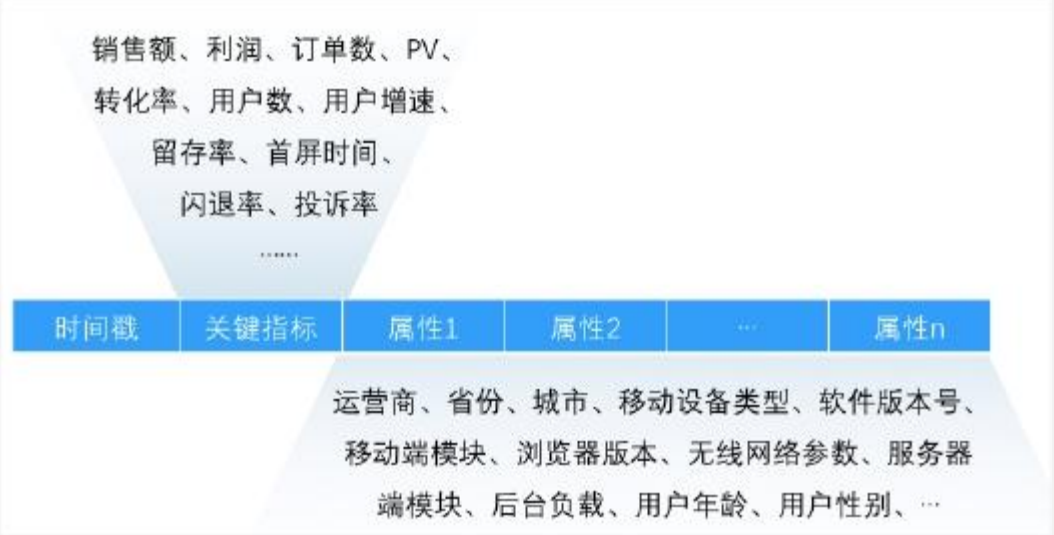
- 从多维属性数据中挖掘引发KPI瓶颈的条件

输入

- KPI数据及瓶颈阈值
- 可能影响KPI的属性测量数据

输出

- 导致KPI瓶颈的属性（组合）



KPI瓶颈分析算法

典型应用场景

- Web 应用首屏时间
- 移动应用加载时间
- 软件报错数
- 视频传输质量

常见算法

- 决策树
- 聚类树（CLTree）
- 层次聚类

应用挑战

- 瓶颈可能为多种属性和数值的组合
- 不同属性之间可能存在依赖关系
- 避免重叠表示
- KPI可为单、双、多类别

故障预测算法

面向问题

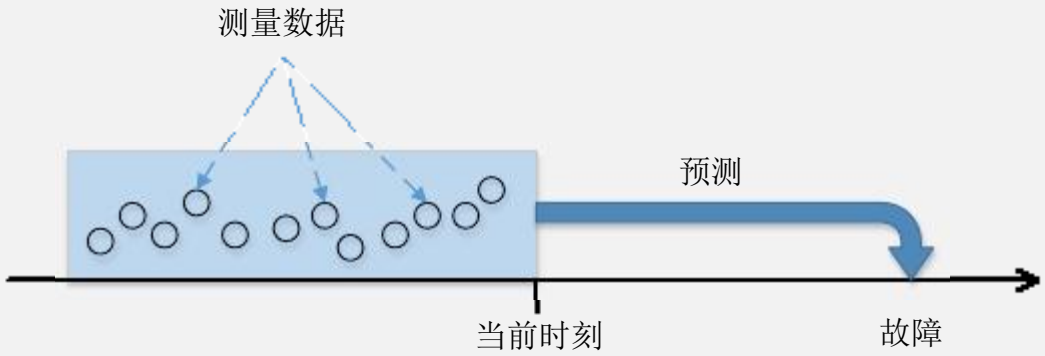
- 在互联网服务运行时，使用多种模型或方法分析服务当前的状态，并基于历史的经验判断在近期是否会发生故障

输入

- 当前服务的运行状态（Syslog日志、SNMP数据）
- 历史故障案例

输出

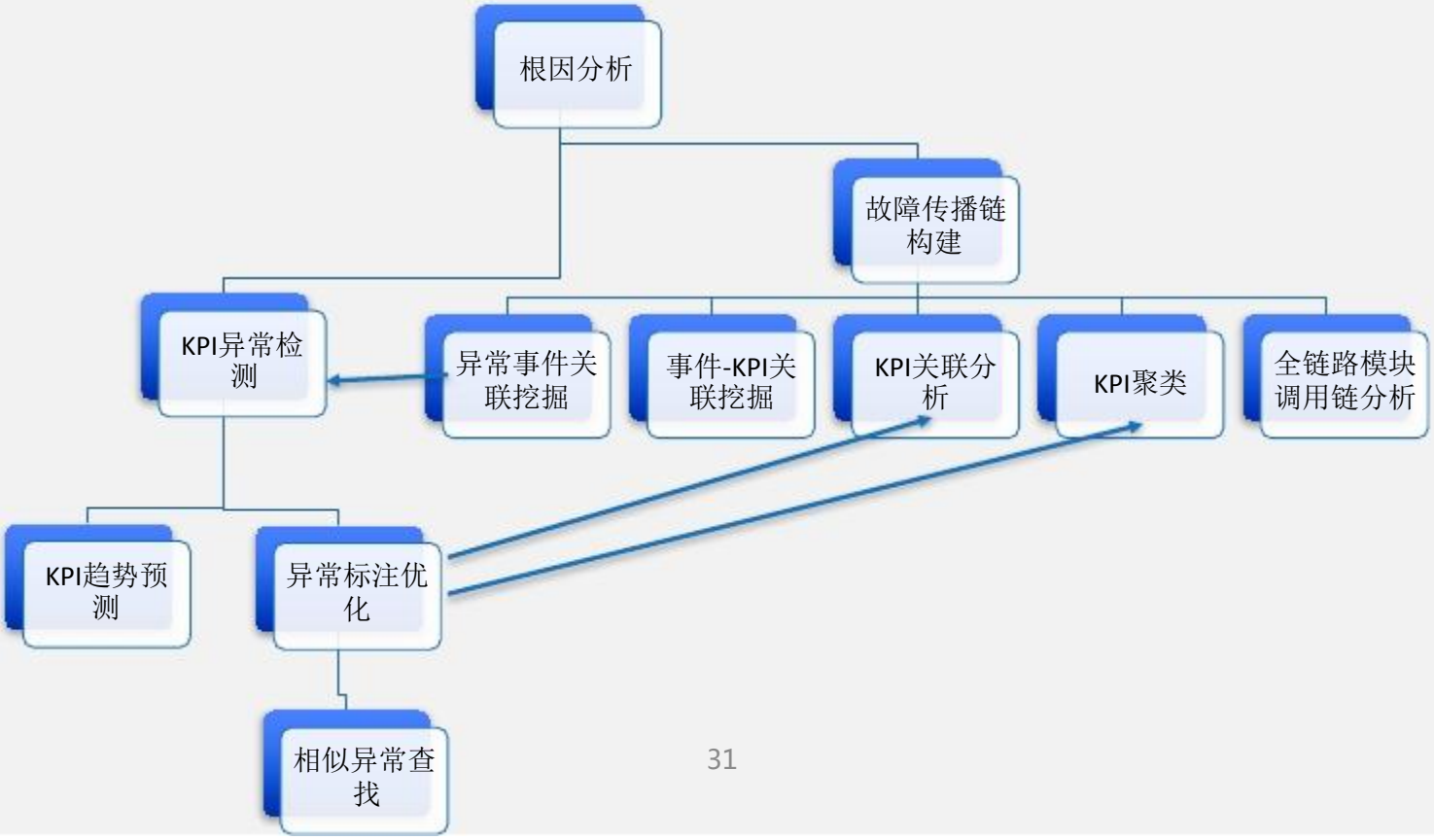
- 近期是否会发生故障/发生故障概率



故障预测算法

典型应用场景	常见算法	应用挑战
• 硬盘故障预测 • 服务器故障预测 • 交换机故障预测	• HSMM • 随机森林 • SVM	• 故障案例少 • 日志量大 • 有益信息少

科研问题定义之 “庖丁解牛”



故障根因分析算法

面向问题

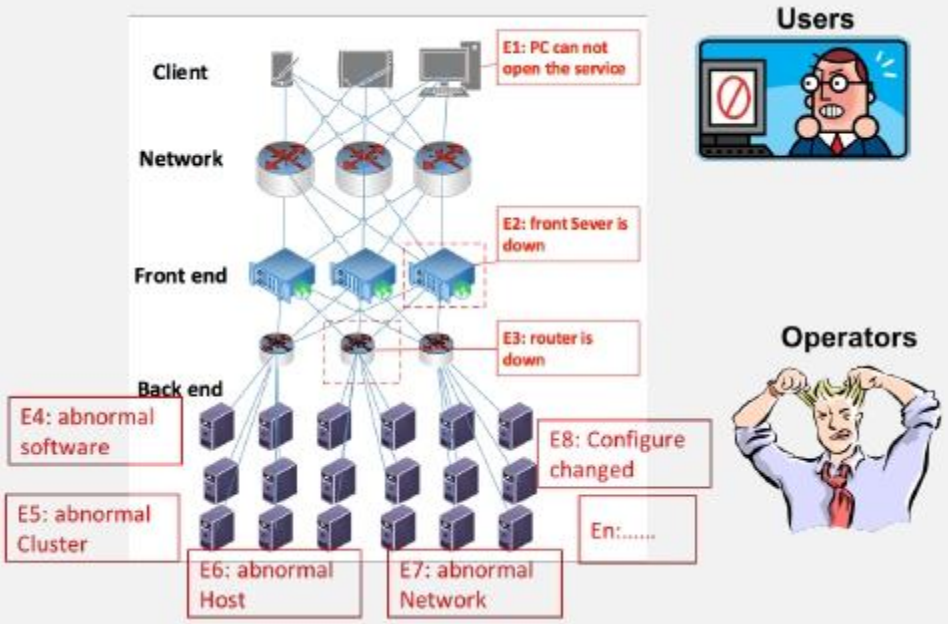
- 当前应用服务发生异常时，分析导致服务异常的根本触发原因

输入

- 服务相关的指标异常状况 （包括客户端，网络，服务端等）
- 故障传播关系图

输出

- 根因（排序列表）



故障根因分析算法

典型应用场景

- 应用服务发生异常时，快速诊断根因，快速止损。

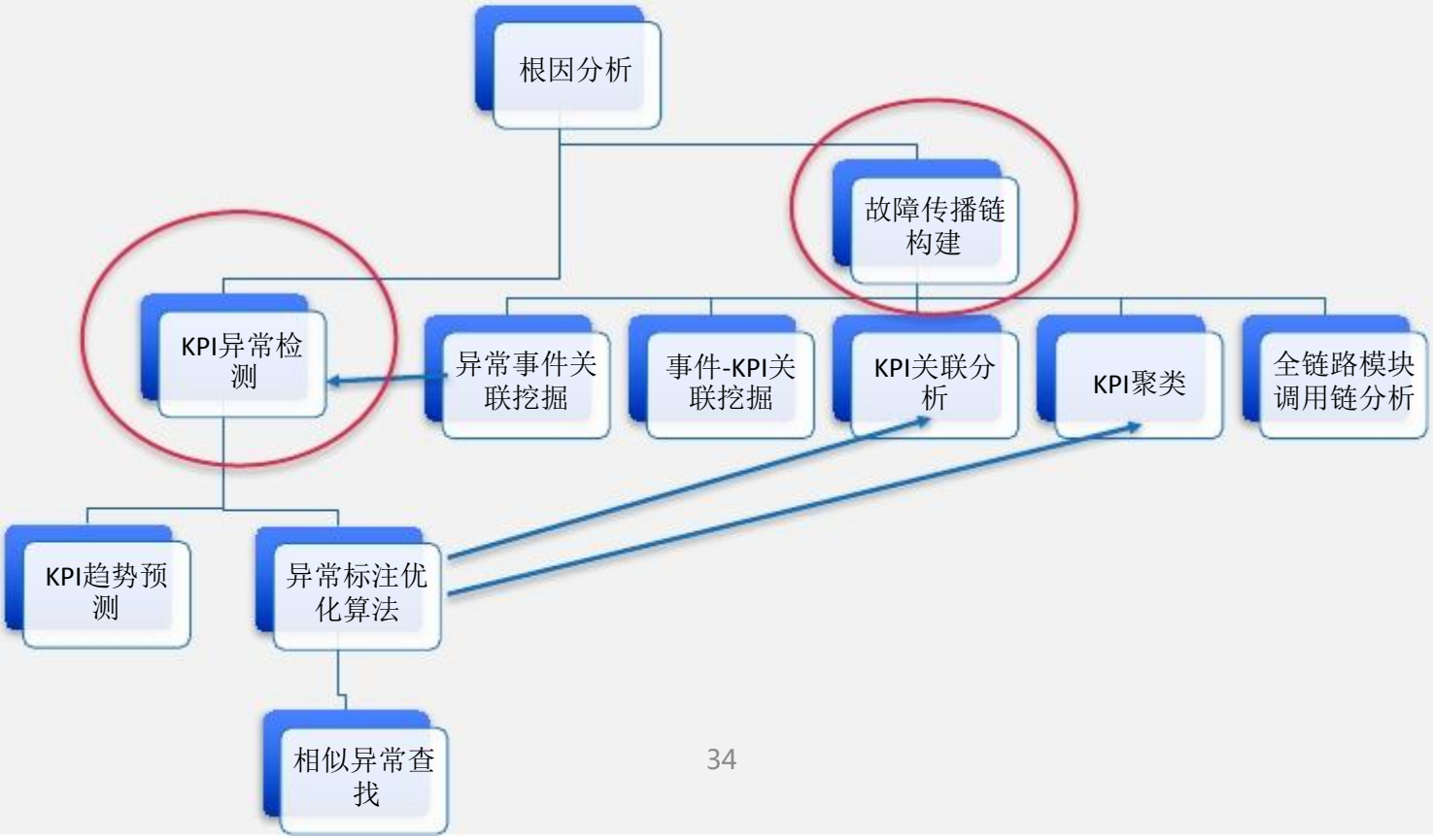
常见算法

- 基于故障传播链
- 概率图模型

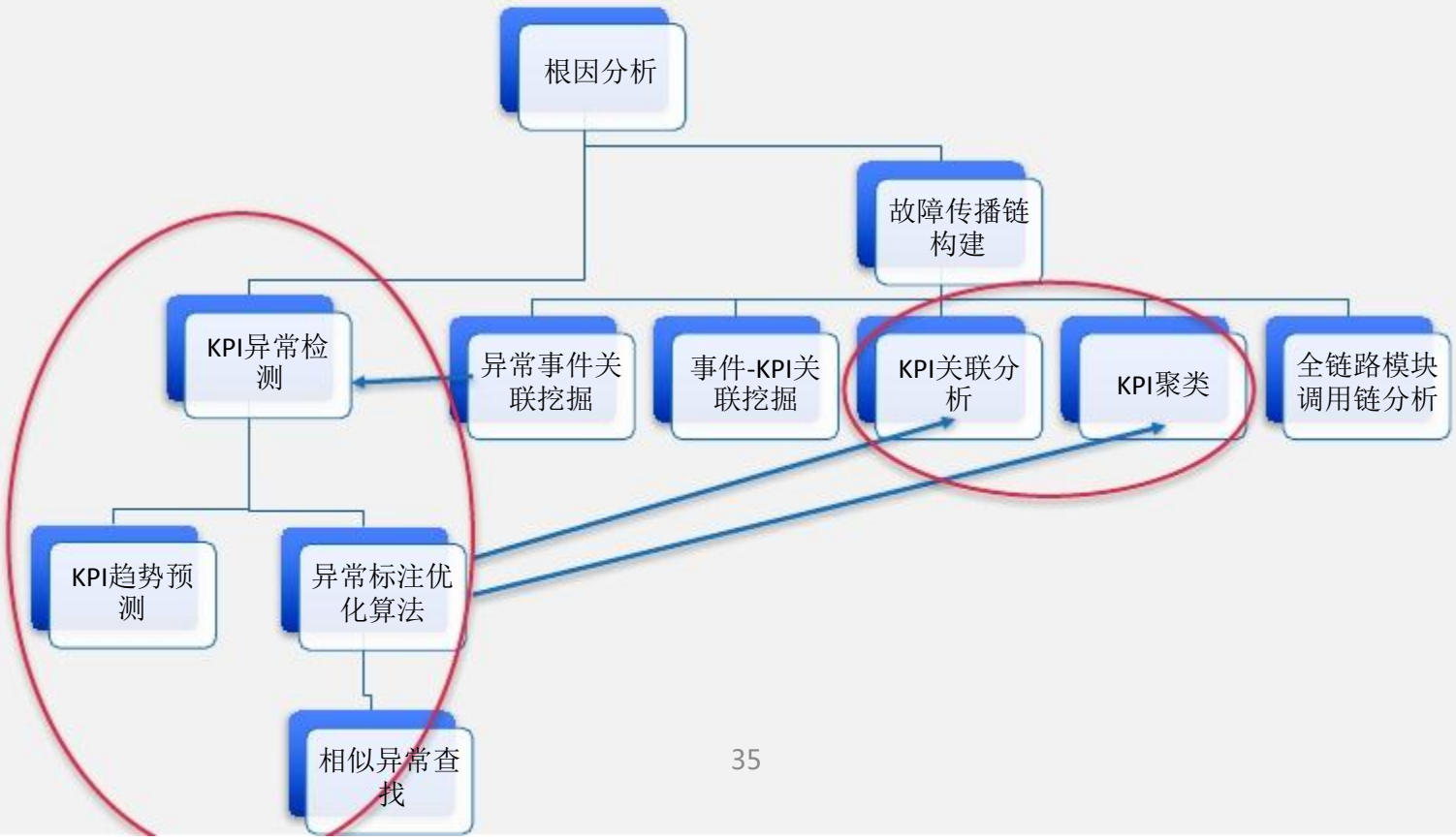
应用挑战

- 数据收集不全
- 故障案例少
- 依赖故障相关的先验知识
- 异常检测存在漏报误报

科研问题分解之 “庖丁解牛”



科研问题分解之“庖丁解牛”：异常检测



KPI异常检测算法

面向问题

- 检测KPI的异常行为

输入

- KPI时序测量数据
- 异常区间标注

输出

- KPI是否发生了异常

KPI异常检测算法

典型应用场景	常见算法	应用挑战
• 网络故障 • 服务器故障 • 配置错误 • 缺陷版本上线 • 网络过载	• 基于窗口 • 基于近似性 • 基于预测 • 基于隐式马尔科夫模型 • 基于机器学习 • 基于集成学习 • 基于迁移学习 • 基于深度生成模型 •...	• KPI种类各异 • KPI异常行为难以定义 • 调整算法、参数费时费力 • 需要人工标注 • 人工标注不准确

KPI趋势预测算法

面向问题

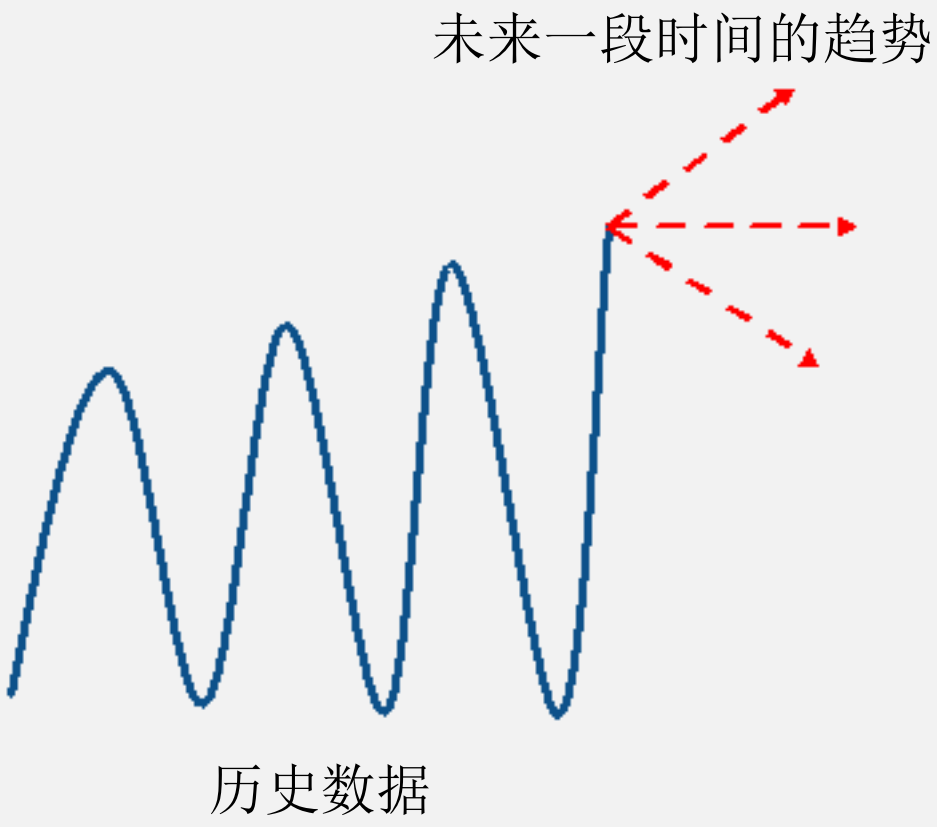
- 通过分析历史数据，判断未来一段时间KPI的趋势

输入

- KPI的历史数据

输出

- 未来一段时间KPI预测值



KPI趋势预测算法

典型应用场景	常见算法	应用挑战
• 机器资源需求预测 • 订单量预测 • 作为异常检测、异常定位、容量预测等科研问题的输入	• ARIMA • EWMA • Holt-Winters • 时序数据分解 • RNN	• 突发事件的影响 • 节假日，天气等因素的影响 • 数据存在不规则的变动

科研问题分解之 “庖丁解牛”：异常检测->异常标注优化

KPI相似异常查找

面向问题

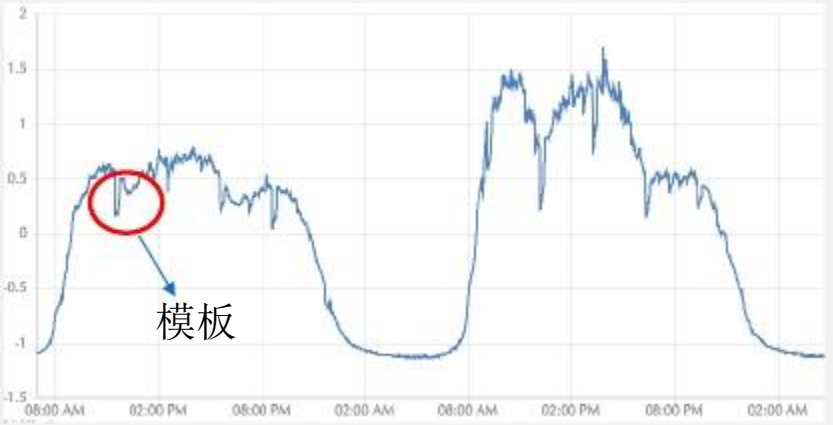
- 面对一根较长KPI曲线的标注，根据已经标出的片段作为模板，找到该KPI曲线上其它的相似异常，减少重复标注的工作量。

输入

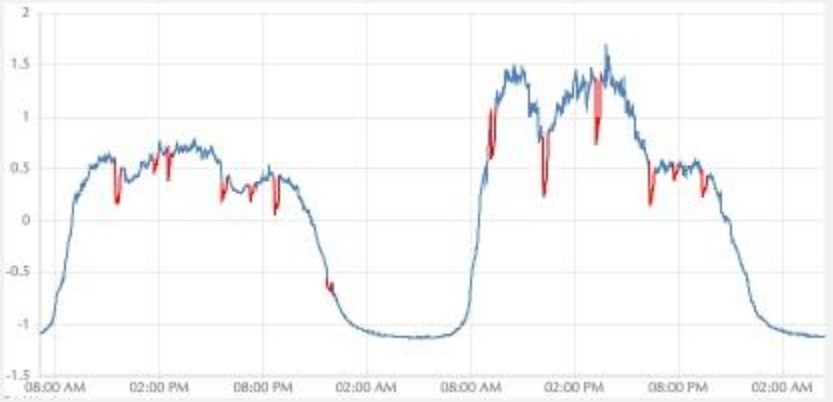
- 一根待标注的KPI曲线和一段已经标注出的异常片段（模板）

输出

- KPI曲线上与模板相似的异常片段



输入



输出

KPI相似异常查找

典型应用场景

- 减少异常标注量
- KPI时间序列信息挖掘

常见算法

- Matrix Profile
  similarity: DTW, Euclidean distance
- Mueen-Keogh (MK) Best-matching Pair

应用挑战

- 实时性要求高
- 异常定义复杂

KPI聚类算法

面向问题

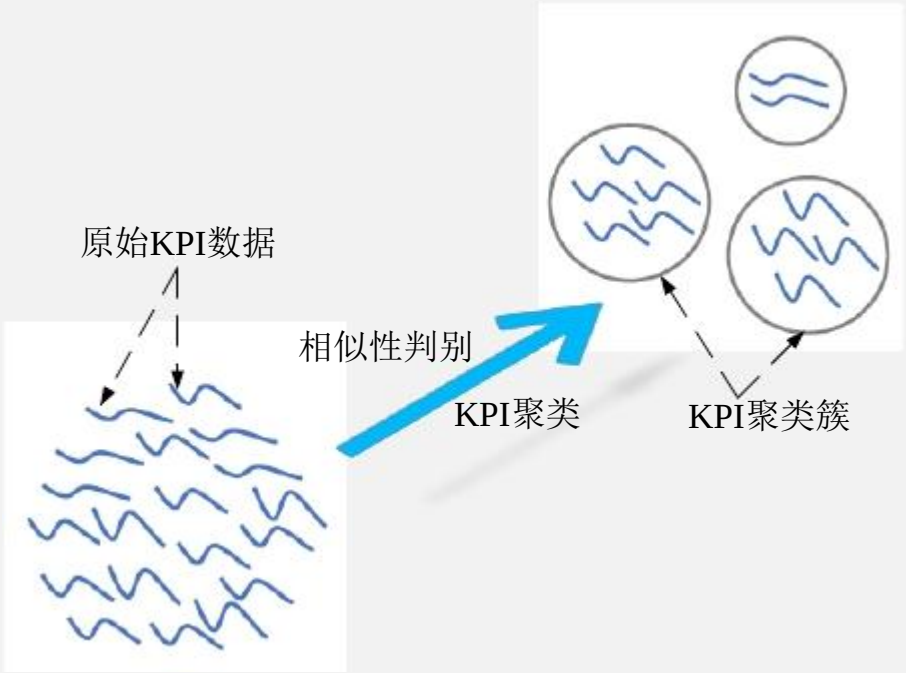
- 面对大规模KPI时序数据曲线，选取合适的度量刻画曲线间的相似性，采用聚类与分派算法快速确定曲线类别。

输入

- 大量KPI时序数据曲线

输出

- 每条曲线所属的类别



KPI聚类算法

典型应用场景	常见算法	应用挑战
• KPI异常检测中的迁移学习 • 相关异常查找，以减少标注开销	• DBSCAN • K-medoids • CLARANS	• 数据量大 • 曲线模式复杂 • 对类别的定义不同 • 缺乏ground truth

KPI关联关系挖掘算法

面向问题

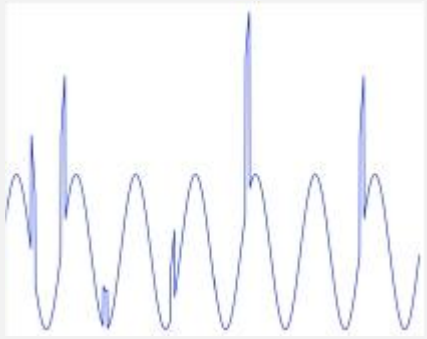
- 互联网公司存在大量的各式各样的时序KPI数据。KPI波动的相关性对于根因分析、故障定位等可以提供很好的线索

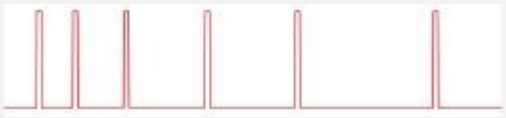
输入

- 两条时序KPI数据

输出

- 两条曲线波动是否相关





KPI关联关系挖掘算法

典型应用场景

- 根因分析
- 故障定位
- 异常预测
- 跨KPI寻找相关异常，减少标注开销

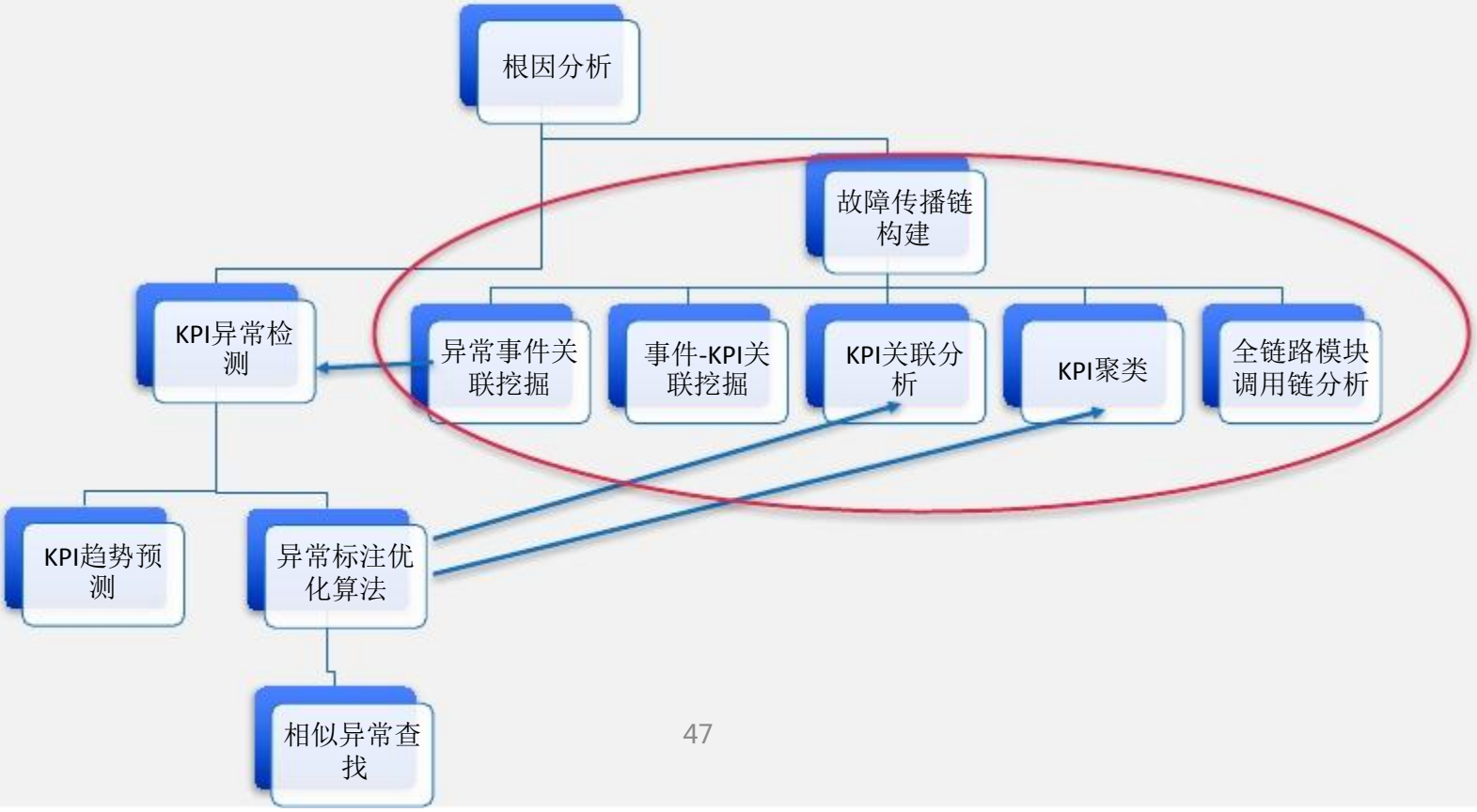
常见算法

- Pearson correlation
- Spearman correlation
- Kendall correlation
- Information gain
- Granger causality

应用挑战

- KPI种类繁多
- 关联关系复杂
- 无标注无监督

科研问题定义之 “庖丁解牛”



故障传播关系图构建算法

面向问题

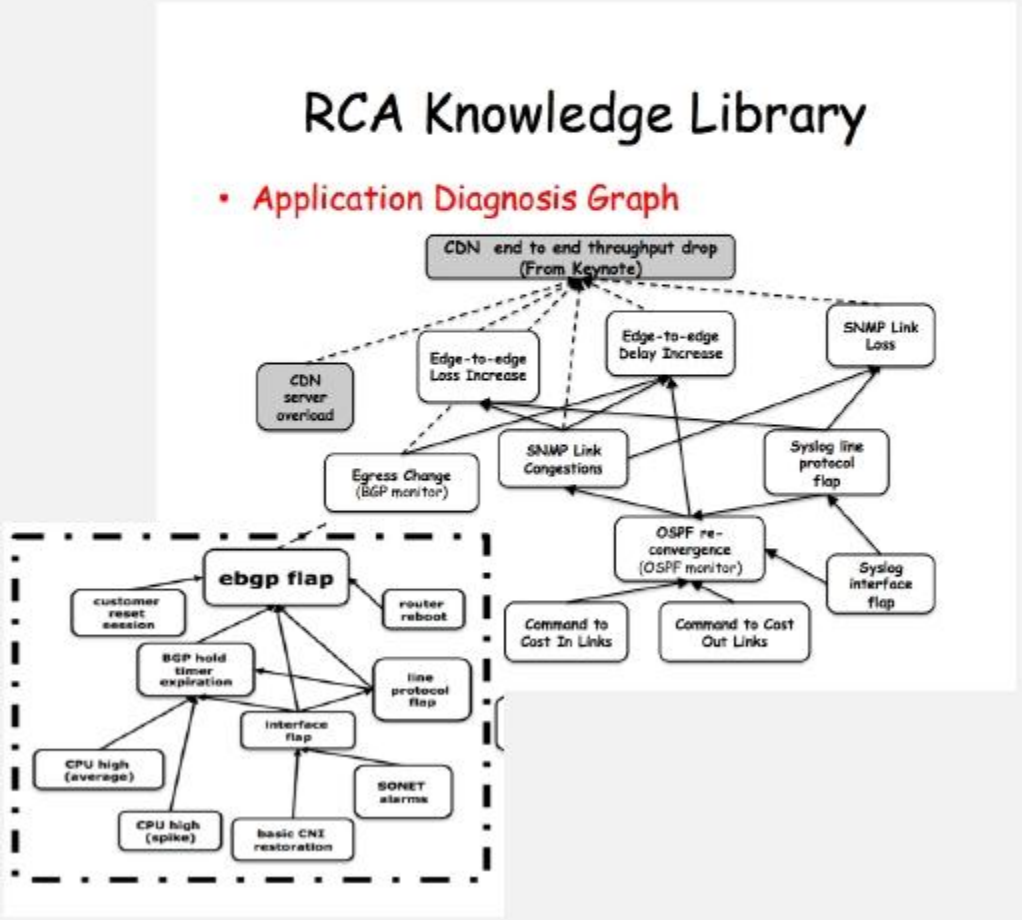
- 系统故障发生时，异常事件众多且具有相互导致关系。借助精准故障传播关系图，可以快速进行根因定位。

输入

- 历史异常事件，全链路调用链， 异常关联，异常-KPI关联，KPI关联，KPI聚类

输出

- 故障传播关系图, 作为根因分析的输入



故障传播关系图构建算法

典型应用场景

- 根因分析

常见算法

- Dapper: call graph
- KPI 聚类算法
- KPI关联算法
- 事件关联算法： FP-Growth，Apriori
- 事件-KPI关联算法

应用挑战

- 异常检测需要准确可靠
- Ground Truth 难以获取
- Call graph 不一定有

异常事件关联规则挖掘算法

面向问题

- 分析异常事件两两之间的关联关系

输入

- 近段时间发生的异常事件

输出

- 异常事件的关联规则

time	异常事件
2014-10-29 06:09:10	http port unreachable
2014-10-29 06:09:10	high cpu usage
2014-10-29 06:10:10	page view number< 500
2014-10-29 06:11:10	mem usage
…	…

挖掘算法

关联规则
high cpu usage – mem usage
high cpu usage– page view number< 500
high cpu usage err – http port unreachable
http port unreachable – mem usage
…

异常事件关联规则挖掘算法

典型应用场景

- 故障传播链构建
- 报警压缩

常见算法

- FP-Growth
- Apriori
- 随机森林

应用挑战

- 异常检测结果需要准确
- 关联的异常事件需要在历史数据中一起出现多次

事件-KPI关联关系挖掘算法

面向问题

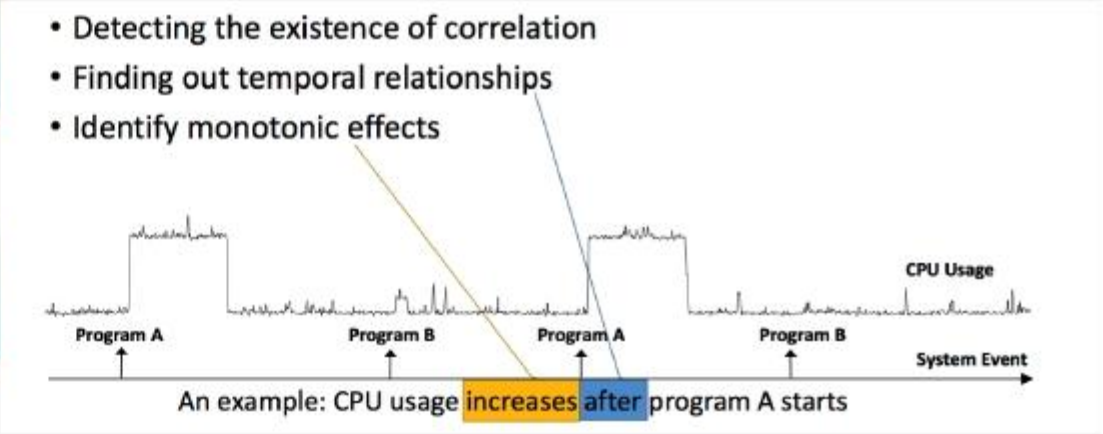
- 对事件与KPI的关联关系挖掘

输入

- 一条KPI曲线，一条事件数据源

输出

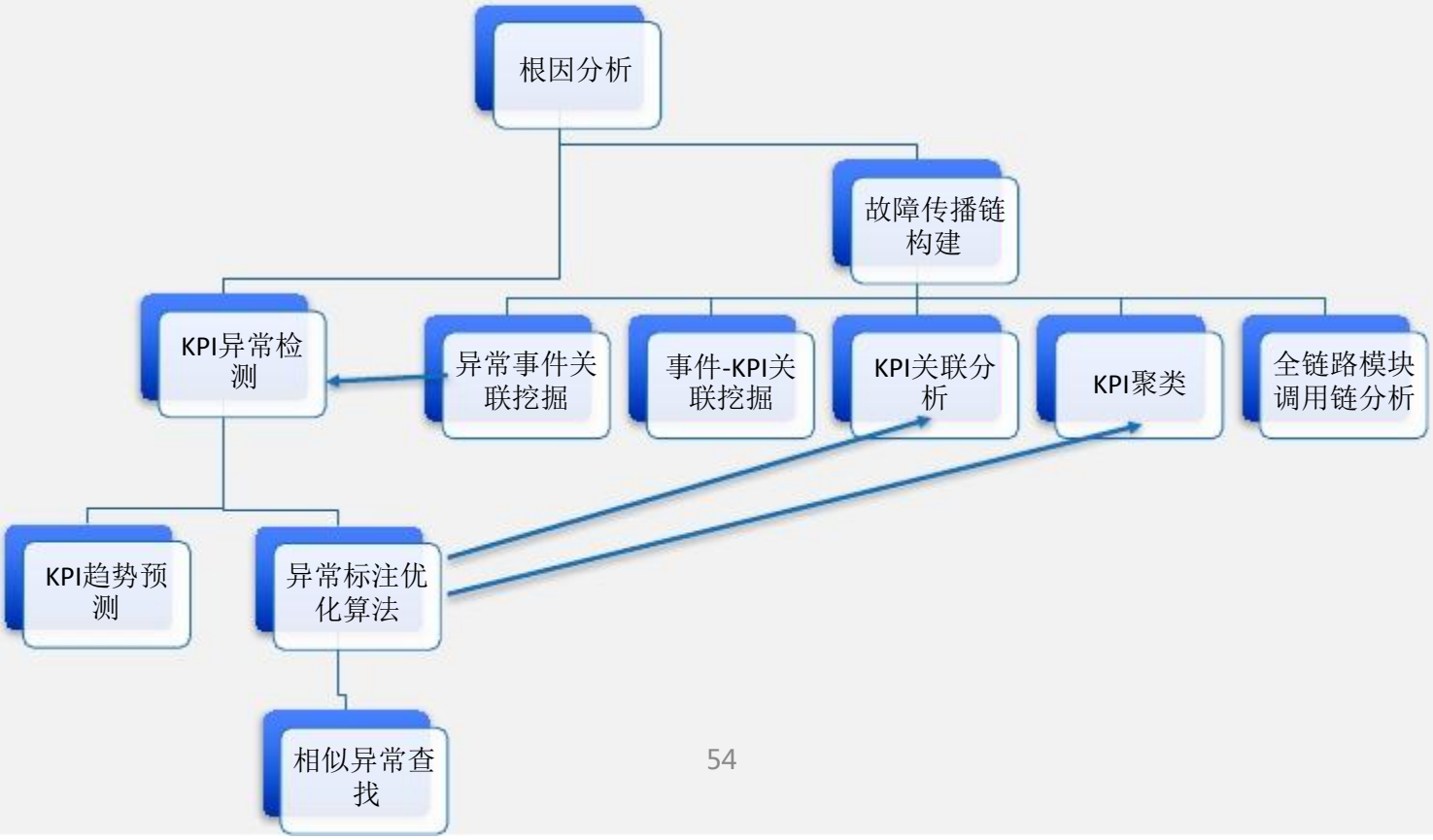
- 是否相关，先后顺序，变化方向关系



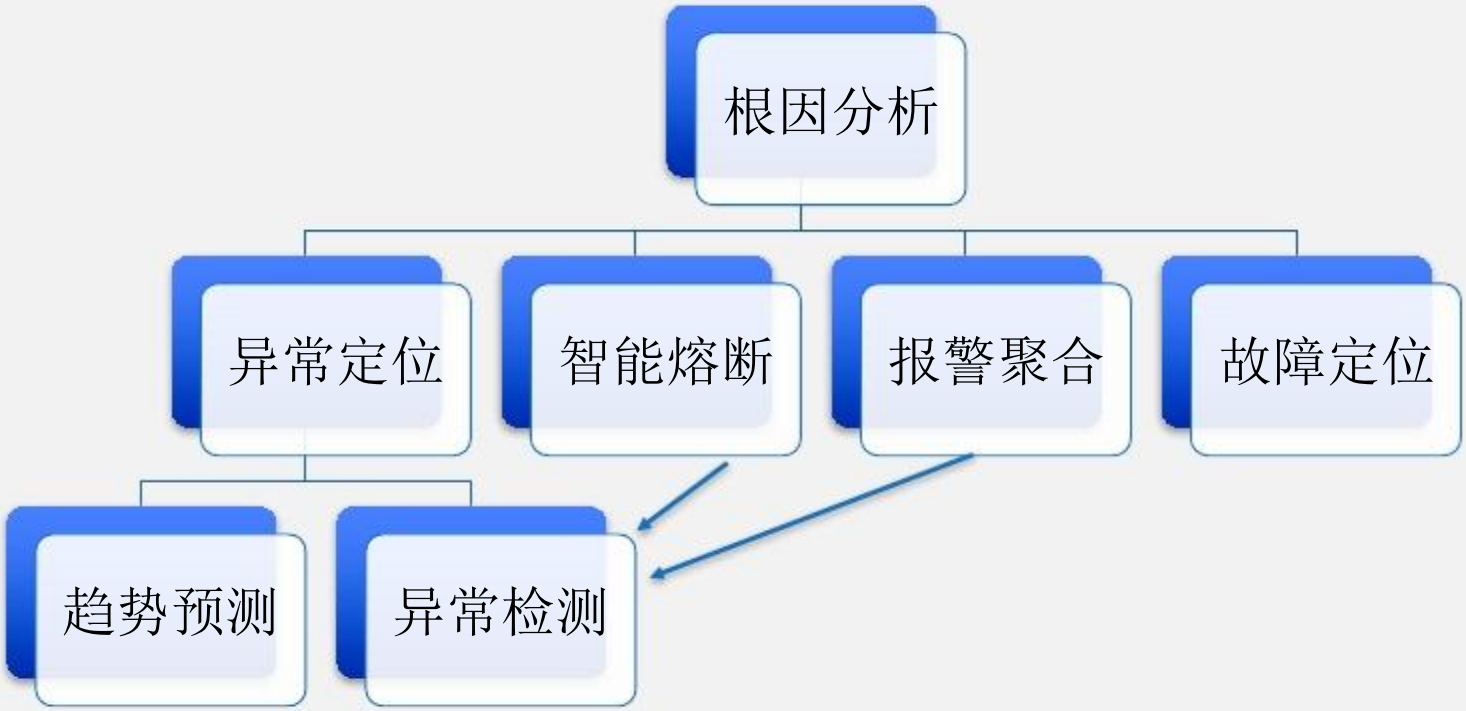
事件-KPI关联关系挖掘算法

典型应用场景	常见算法	应用挑战
• 故障传播链构建 • 根因分析 • 服务事件诊断 • 系统故障定位	•Pearson Correlation •J-Measure •Two-sample test	• 事件和KPI种类繁多 • KPI测量时间粒度过粗，导致判断相关、先后、单调关系困难 • 算法参数调整

科研问题分解之 “庖丁解牛”



科研问题定义之“退而求其次”



异常定位算法

面向问题

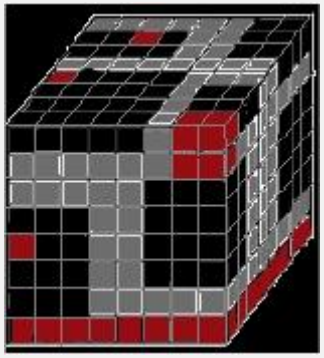
- 多维属性**KPI**指标的总量发生异常时，需定位到根因所在的具体的属性维度（或维度组合）

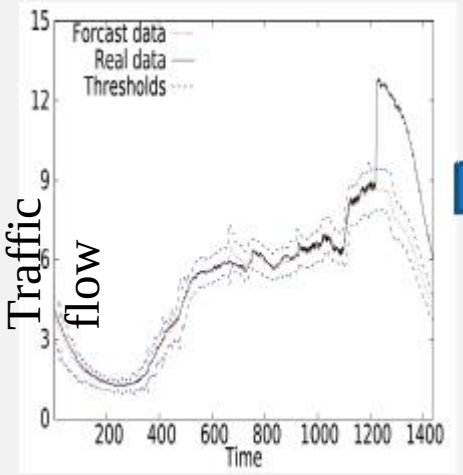
输入

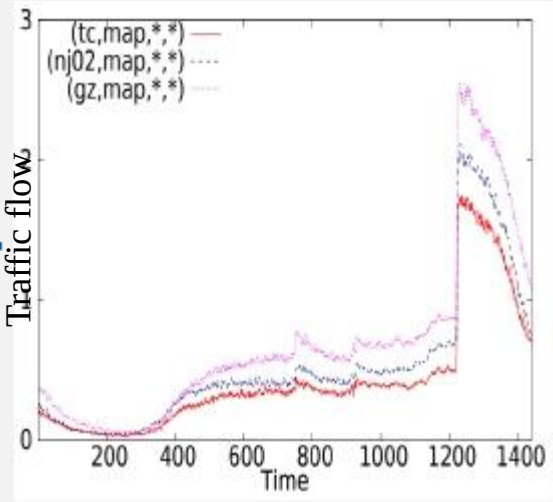
- 多维属性KPI的粗细粒度的KPI监控数据

输出

- 导致异常的原因所在位置







异常定位算法

典型应用场景	常见算法	应用挑战
• 各类多维属性KPI（PV，销售额，在线用户数，登录请求数...)的异常定位	• Adtributor（explanatory power, surprise) • iDice(Isolation Power)	• 多维度指标搜索空间巨大 • 关键指标受多指标、多因素共同影响 • 历史异常信息数量不足 • 受异常检测准确度影响

智能熔断提示算法

面向问题

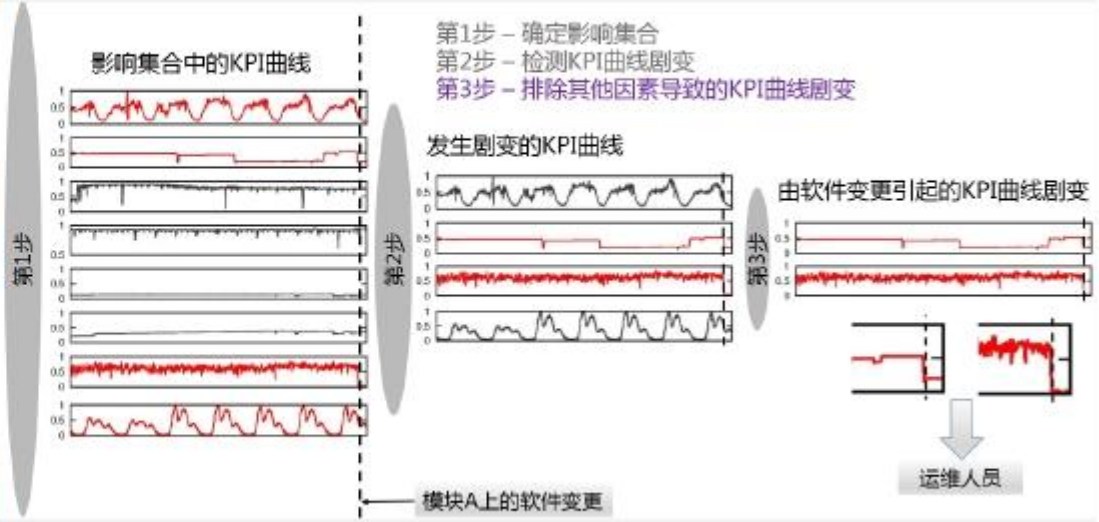
- 软件升级或配置变更后智能地提示是否应该回滚此次升级（变更）

输入

- 软件升级或配置变更
- 关联KPI时序数据

输出

- 是否应该回滚此次升级（变更）的建议



智能熔断提示算法

典型应用场景	常见算法	应用挑战
• Web应用软件升级 • Web应用配置变更 • 数据中心网络设备软件升级 • 数据中心网络配置变更	• CUSUM • 奇异谱变换（SST） • Difference in difference	• KPI数量巨大 • KPI类型多样 • 要求低检测时延且高鲁棒性 • 其他因素干扰

异常报警聚合算法

面向问题

- 监控KPI太多，粒度细，导致异常报警冗余度大

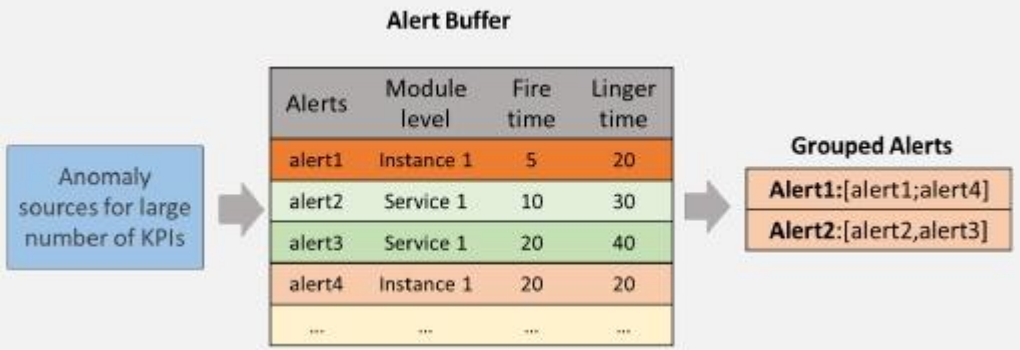
输入

- 异常检测的原始异常信息

输出

- 把相关报警聚合精简后的报警信息

报警聚合示意图：



异常报警聚合算法

典型应用场景	常见算法	应用挑战
• 报警压缩	• 基于拓扑层级关系（如：服务-机房-集群-主机） • 频繁项集挖掘 FP-Growth，Apriori • 基于故障传播链	• 拓扑层级关系自动挖掘 • 要求异常检测准确性较高、历史异常信息数量较多

故障定位算法

面向问题

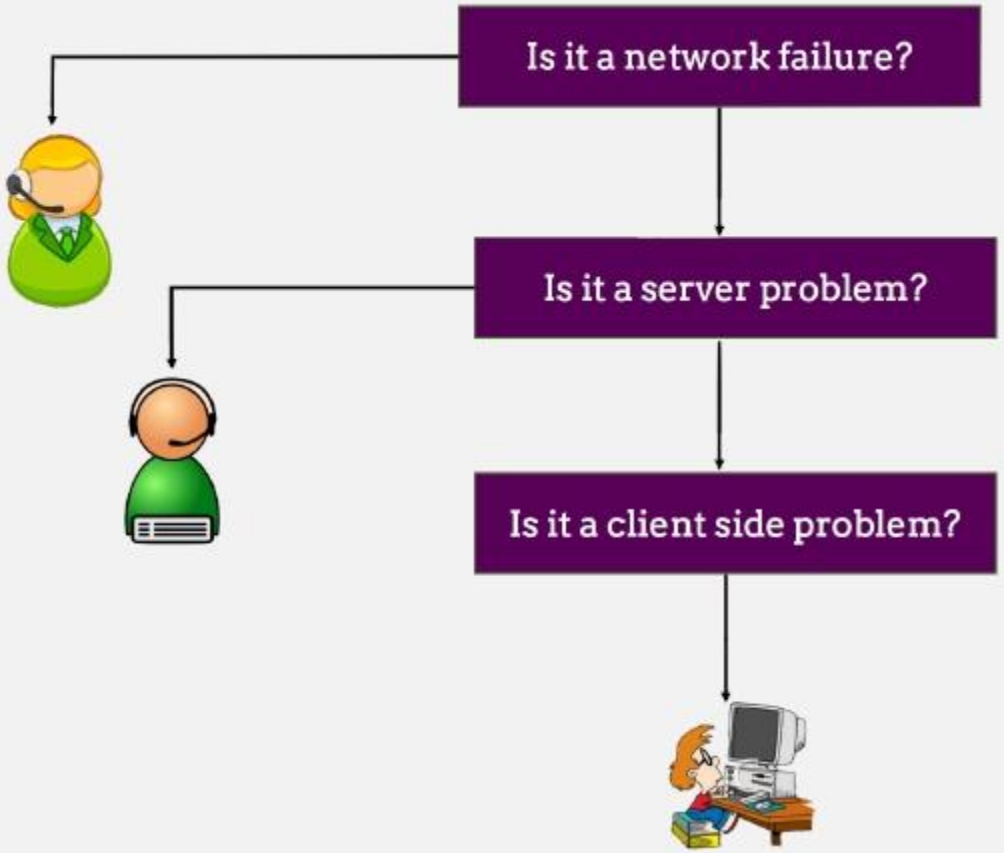
- 当前应用服务发生故障时，确定根因所在的大致位置(主机、数据库、网络、前端、客户端等)。

输入

- 客户端，网络，服务端等性能指标

输出

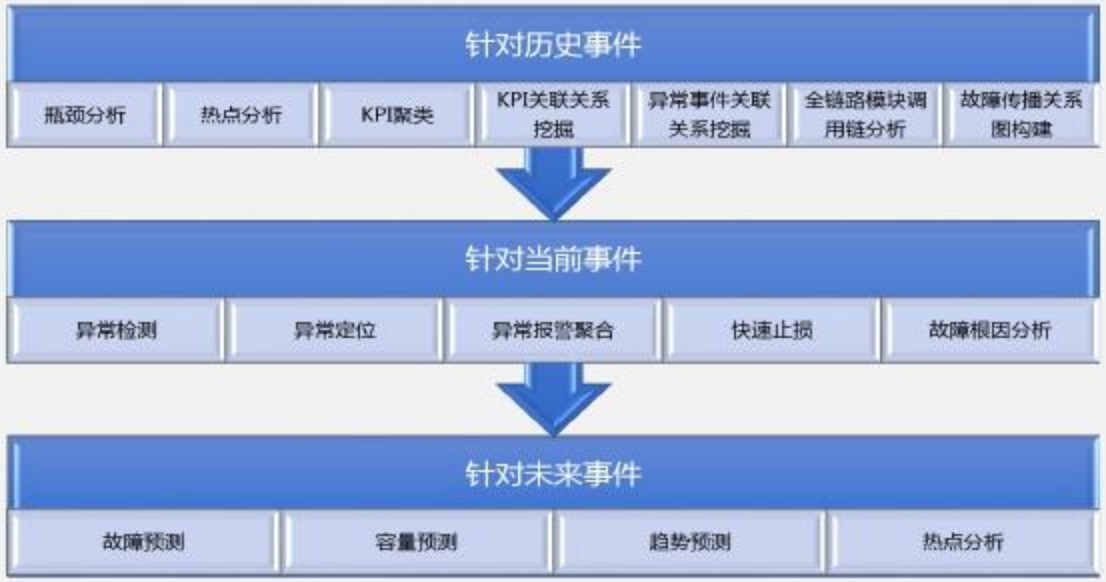
- 根因所发生的位置



故障定位算法

典型应用场景	常见算法	应用挑战
• 服务发生故障，需要定位根因大致位置，加速止损	• 故障模拟 • 随机森林 • 故障指纹构建 • 逻辑回归 • 马尔可夫链 • 狄利克雷过程	• 历史故障案例少 • 需要对案例进行人工标注 • 无法有效定位历史上没发生过的故障

落地智能运维科研算法



- 相对独立算法 -> 直接可落地
- 依赖其它算法 -> “庖丁解牛”
- 数据等条件不成熟 -> “退而求其次”

总结与前瞻

智能运维算法竞赛网站


iOPS
运维场景
数据集
竞赛
科研问题
知识库
论坛
注册
登录
中文
让您用上最好的智能运维算法
历史事件
当前事件
未来事件
KPI异常检测
KPI异常定位
KPI趋势预测

诚邀在座各位共同参与！

- 付出：
  - 参照科研问题提供脱敏数据
  - 资金赞助感兴趣的算法竞赛
  - 建议新的科研问题
  - 参与社区讨论

- 回报：
  - 根据本公司实际问题，查询试用相关算法
  - 根据网站建议，优化本公司数据采集和清洗工作
  - 寻找潜在合作教授
  - 在竞赛参与学生中招聘

正在确认首批数据赞助商

官方已经审批通过

口头意向：五家大厂

欢迎贵司参与！

感谢工业界合作伙伴


听云
TINGYUN
IT大咖说


Baidu 百度


滴滴出行
滴滴一下美好出行


Alibaba
阿里巴巴


Sogou 搜狗


Tencent 腾讯

。 。 。 。 。 。 。

感谢清华NetMan团队

总结

智能运维前景光明

- 具有丰富的数据和应用场景
- 将极大提高运维领域的生产力
- 是AI领域尚未充分开采的金库和低垂果实

智能运维科研需要工业界-学术界密切合作， 但是目前仅限于一对一合作：

-合作效率低、见效慢

-还是少数大公司和教授的特权

-涉及知识产权，不符合开源大趋势

解决思路：科研问题为导向, 促进工业界-学术界合作 2.0

-把应用难题分解定义成切实可行的科研问题

-企业提供脱敏数据作为benchmark

-学术界贡献算法

与君共勉

关于科研成果落地，我最推崇的**Albert Greenberg**的两句名句：

- “如何赢得学术顶会**Test of time**奖？论文发表后再花五年时间把论文里的算法变成产品。”
- “人们往往高估两年内能完成的成果；同时又往往低估五年内能完成的成果。”

谢谢！