



# AI使能自动驾驶网络

# AI Enabled Autopilot Carrier Network

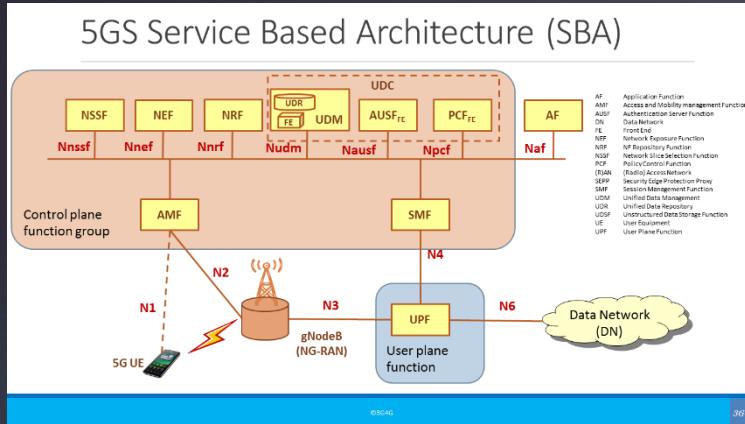
Xiaobin Ye  
Network Technology Director of Guangdong Unicom

# CONTENTS 大纲

---

- 5G时代网络维护需要AI赋能(5G & AI)
- 广东联通AI智能维护实践(5 SCENARIOS)

# 5G新架构及新承载网(IPRan2.0)的要求对于传统维护模式带来新挑战，驱动网络向自动驾驶演进

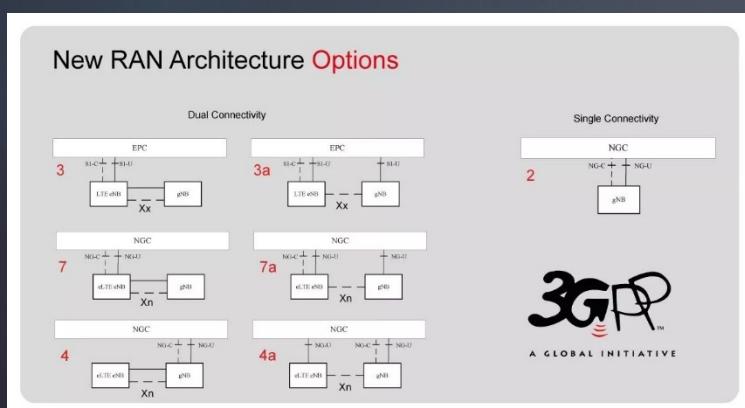


## 5G核心网由CT向IT演进对维护带来新挑战

5G Evolution from CT to IT brings new challenges

5GC引入SBA(基于服务)架构与NFV网络虚拟化，由234G时期的黑盒+软件转变为以软件服务为主+虚拟机模式

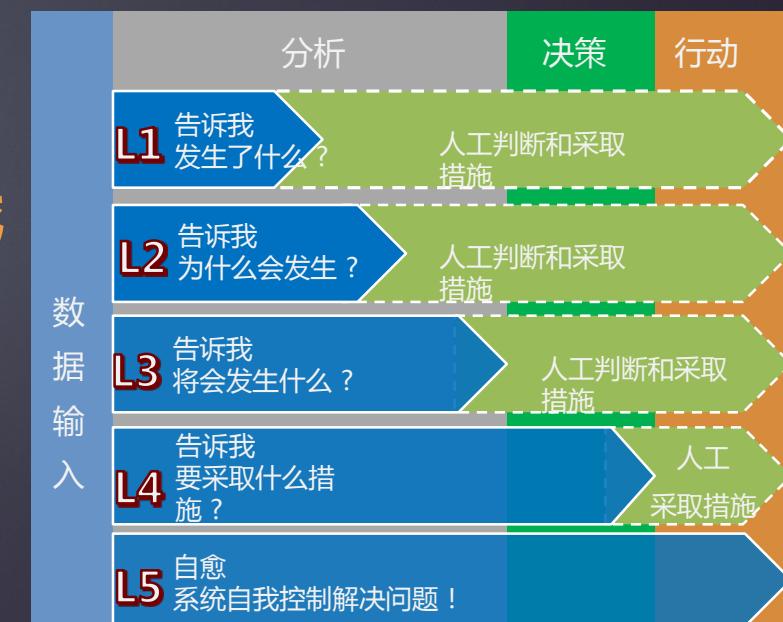
驱动5G网络向自动驾驶演进  
Drive the evolution of 5G to autopilot operation



## 5G网络演进以及基于客户分片承载的要求，对维护带来新挑战 NSA/SA & Network slicing bring new challenges

NSA/SA，5G过渡期间，4G网元信令需要交互，故障定界存在困难。

相对4G，5G承载需要对业务进行分片承载及管理，维护难度增大。



# 广东联通聚焦5G运营中异常、隐患、资源的三个痛点，展开了基于场景化的人工智能在运营中的实践



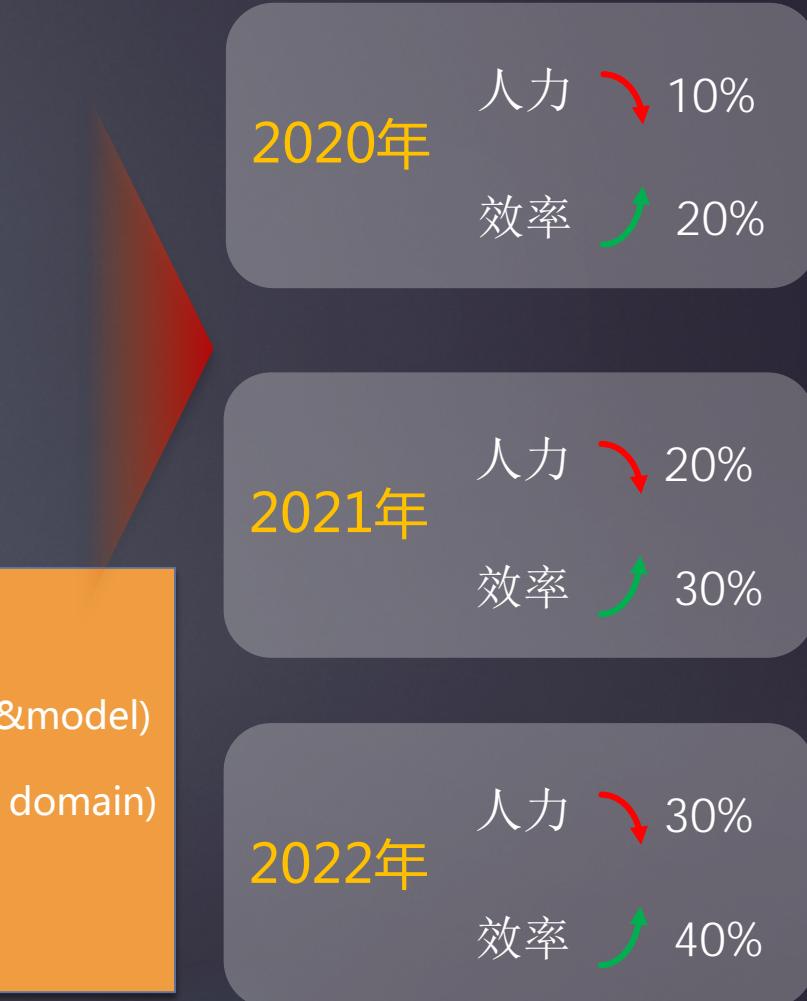
**资源管理**  
resource management



**隐患发现**  
Hidden hazard finding



**异常检测**  
anomaly detection



## 人工模式/ Human

- 依赖管理与经验 ( rely on experience )
- 受限专业领域知识 ( Limited expertise )
- 受限设备管理数量 ( Limited device scale )

VS

## 机器模式/ML

- 依赖数据与模型 (rely on data&model)
- 单域及多域场景 (Single/multi domain)
- 擅长并发及海量处理  
(Massive Data Process)

# CONTENTS 大纲

---

- 5G时代网络维护需要AI赋能(5G & AI)
- 广东联通AI智能维护实践(5 SCENARIOS)

# 广东联通AI智能维护实践



资源管理：源头把控  
resource management

场景1:基于算法的最优路径计算

scene 1: Optimal Path Calculation  
Based on Algorithms



隐患发现：防患未然  
Hidden hazard finding

场景2:网络最坏性分析  
场景3:数据配置隐患分析

scene 2: Network worst-case  
analysis  
scene 3: Hidden Hazard Analysis  
of Data Configuration

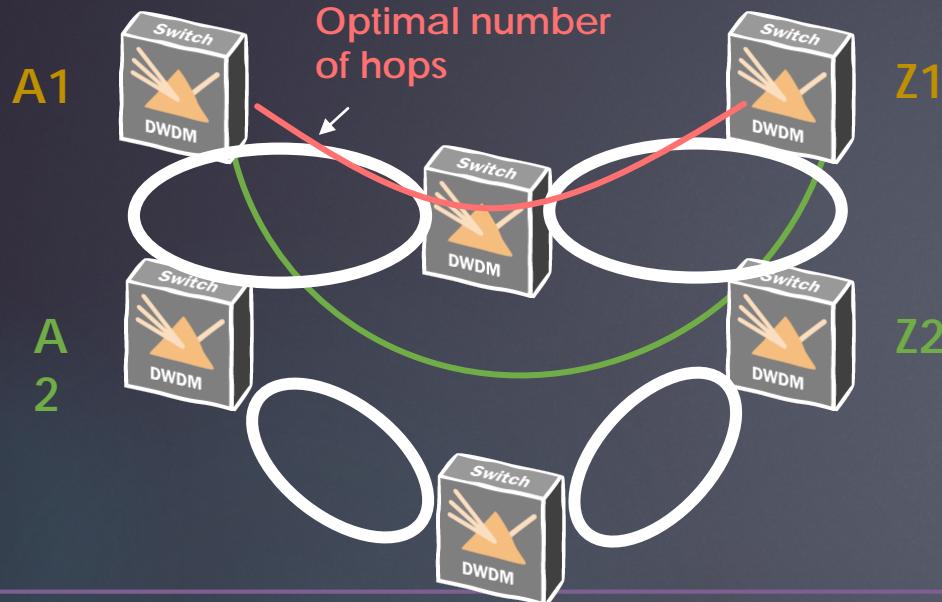


异常检测：快速发现定位  
anomaly detection

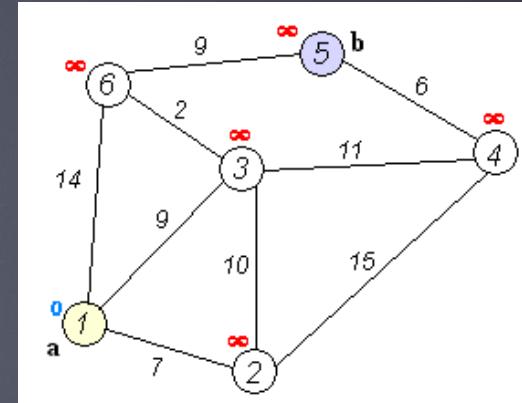
场景4:基于KPI的动态基线学习  
场景5:端到端故障自动定位

scene 4: Dynamic Baseline Learning  
Based on KPI  
scene 5: End-to-end automated fault  
location

# 场景1:基于算法的最优路径计算：解决SDH/MSTP/OTN等非智能化传输网络的资源路径自动计算。(带宽、跳数、延时)



- ①非智能化设备的相关资源及拓扑在虚拟空间中进行动态映射。
- ②在每结点上运算贪婪算法(greedy algorithm)遍历所有的可能性路径，并基于用户需求(时延、带宽、跳数)等推荐可行的资源路径。
- ③基于用历史使用数据如故障率等推荐路径排名(Recommended path ranking)。



K Constrained Shortest Path: KCSP finding shortest paths first and then selecting feasible ones by a constraint filter.



# CASE1:SDH/MSTP/OTN 传输专线的SLA资源自动路径计算。 (带宽、跳数、延时等)

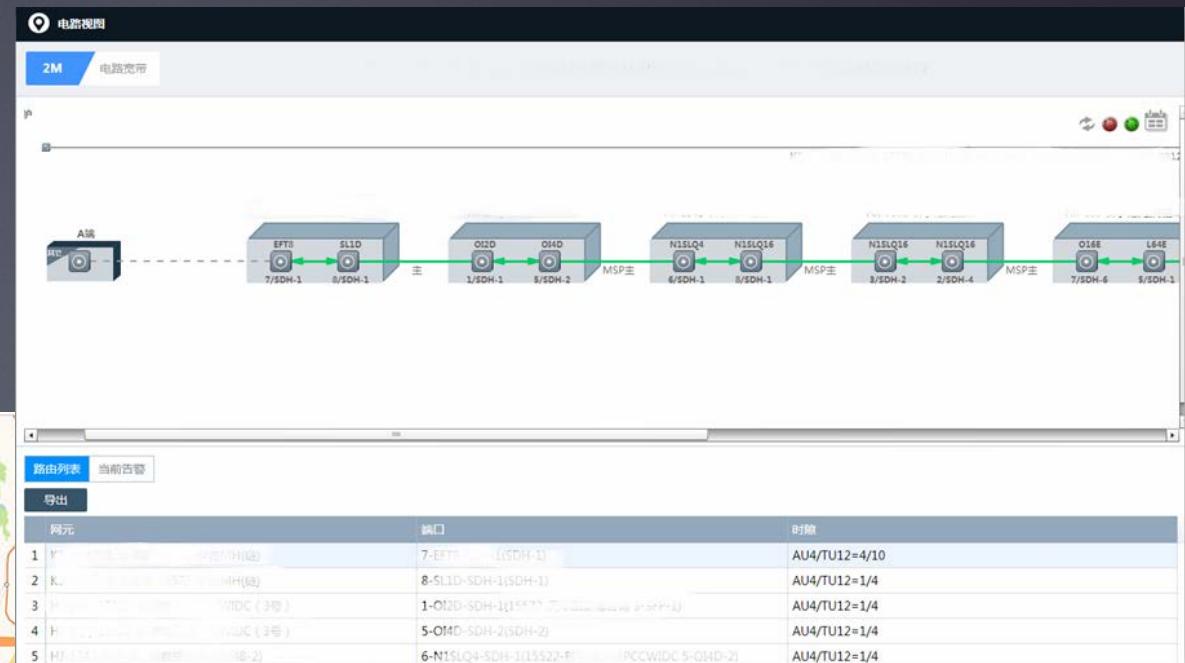
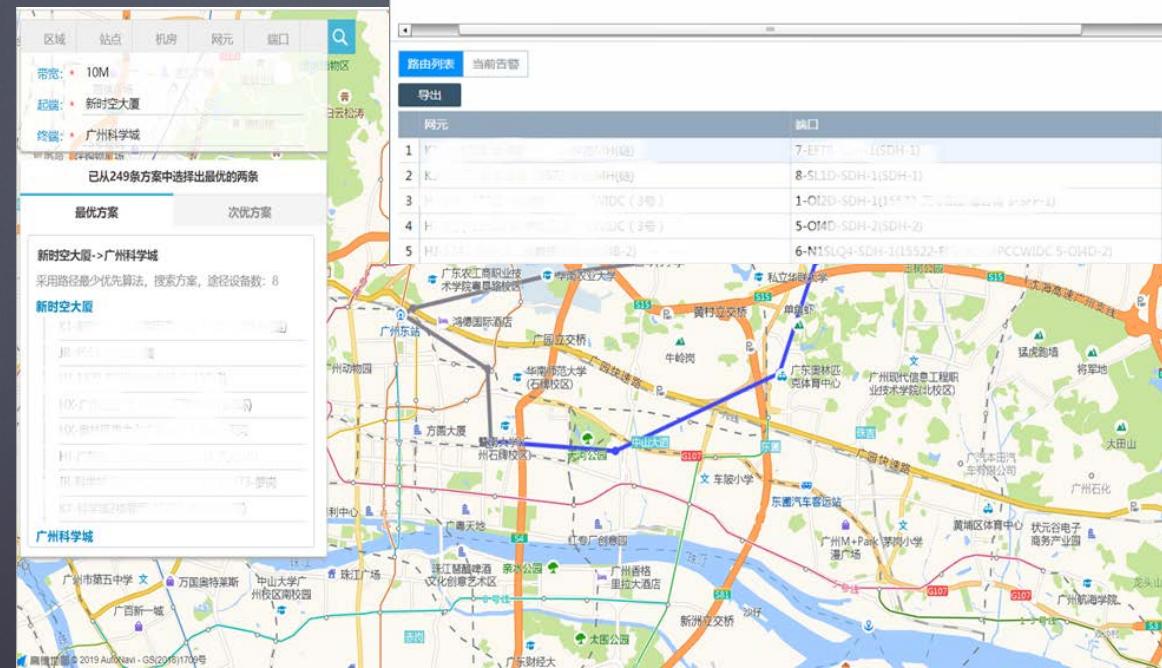
TIME SPENT IN  
RESOURCE PLAN

360  
MINUTES

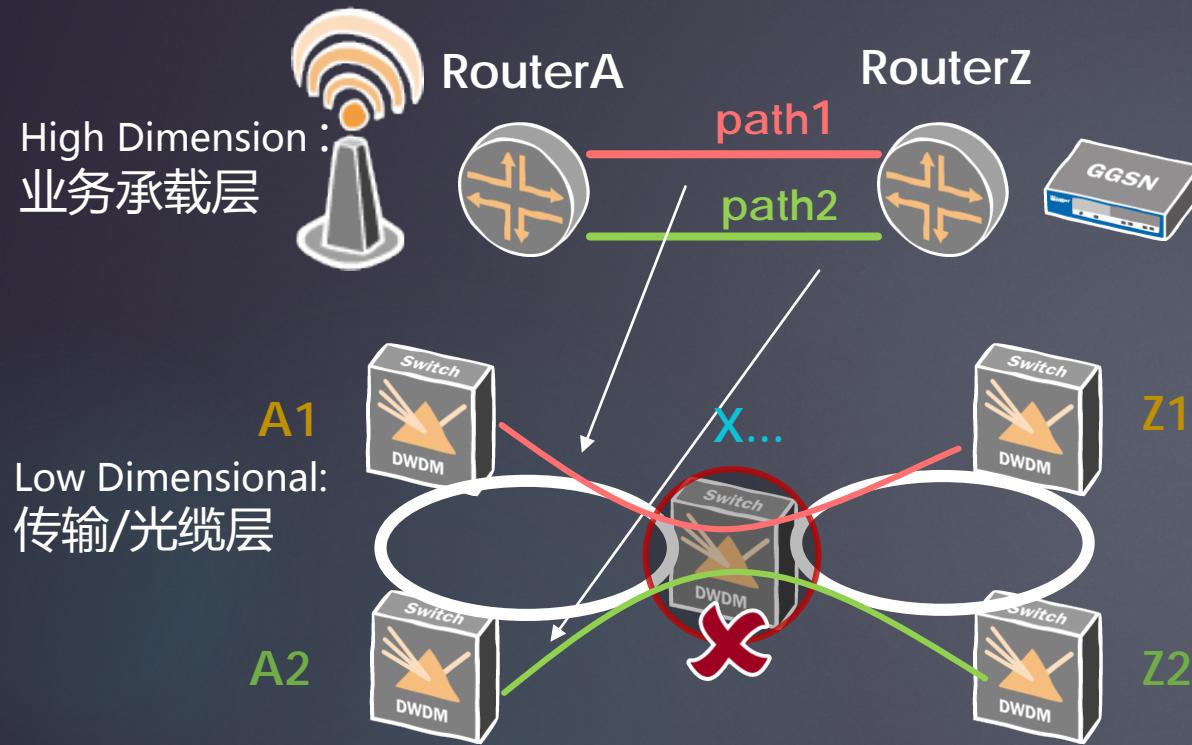
10  
MINUTES



To support the market  
at top speed



# 场景2:最坏性分析：解决业务承载网络与底层光缆网之间跨域隐患关联分析。

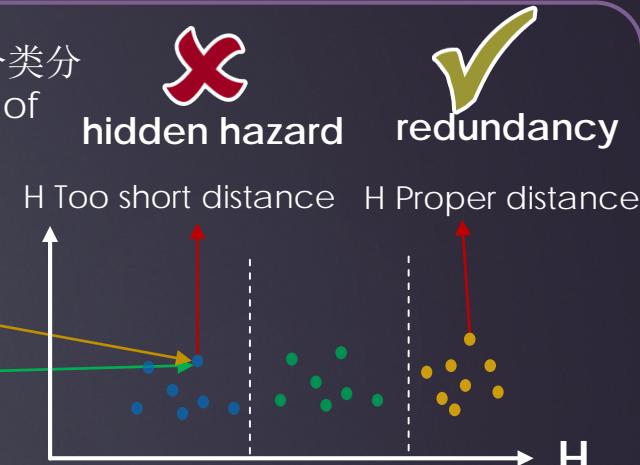


- ①降低目标分析维度(dimension-reduction)，通过二值化引入聚类(clustering)计算。
- ②通过聚类分析(cluster analysis)每组链路的海明距离(Hamming distance)，判断共点隐患(hidden hazard)机率。
- ③实现高维业务承载网与低维光缆网之间的动态资源管理。

将每组主备链路的海明距离进行分类分析(Hamming Distance Analysis of Main and Standby Links):

Optical fiber path	{A1, A2, X, Z1, Z2}
Path1	{1, 0, 1, 1, 0}
path2	{0, 1, 1, 0, 1}
.....	.....

$$H(\text{path1}, \text{path2}) = 1^{\wedge}0 + 0^{\wedge}1 + 1^{\wedge}1 + 1^{\wedge}0 + 0^{\wedge}1 = 4 < 5 \text{ (Total number of optical paths)}$$



最坏情况：海明距离越短，重合度越高，隐患越多。

Worst case: The shorter the Hamming distance, the more hidden dangers.

合适距离：海明距离等于2条光纤光路的光路总数。

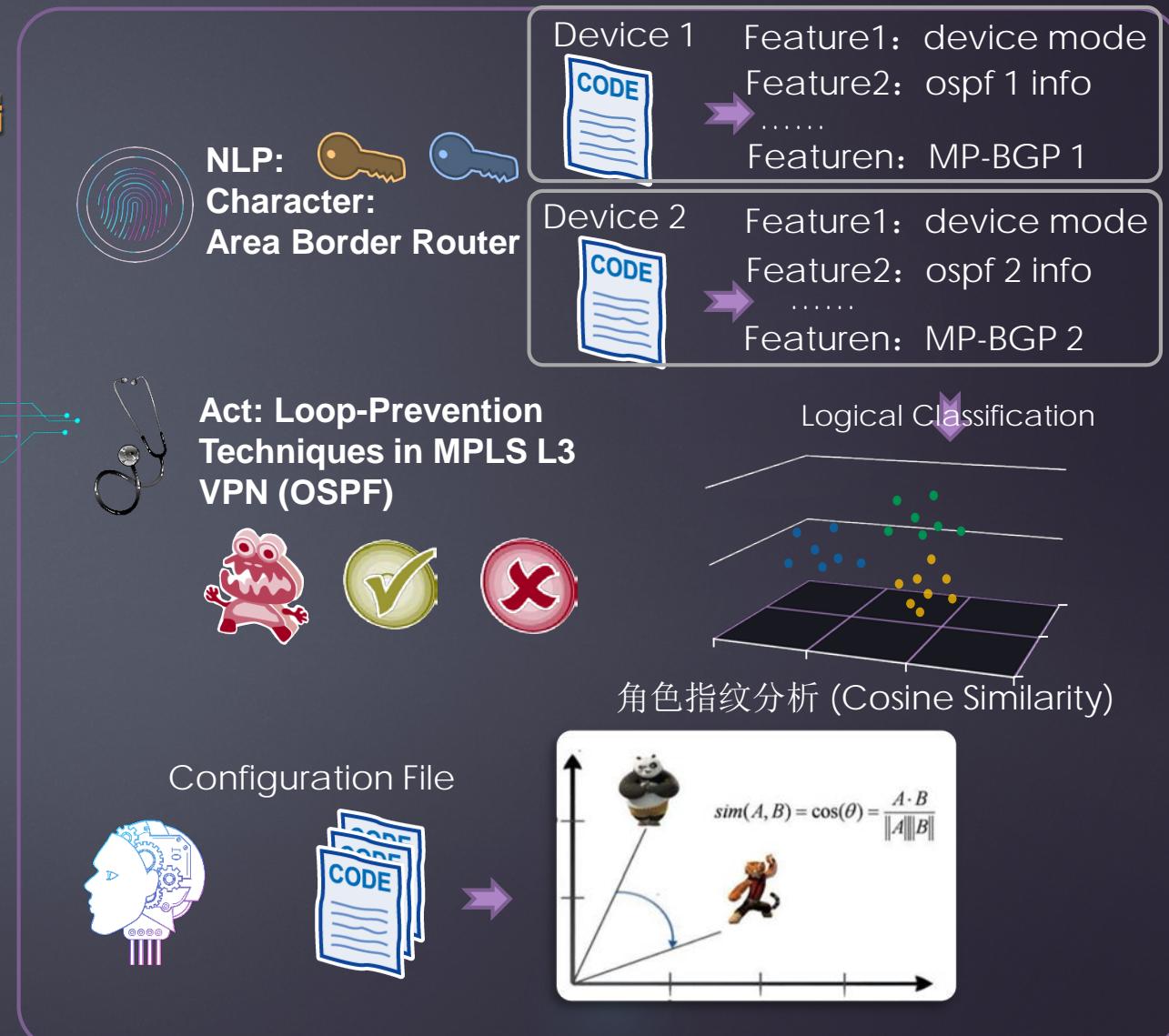
Appropriate Distance: Heming Distance is equal to the total number of optical paths of two optical fibers.



# 场景3:指纹隐患检测：解决海量设备如5G回传网的角色识别及网元安全基线(隐患)查验。



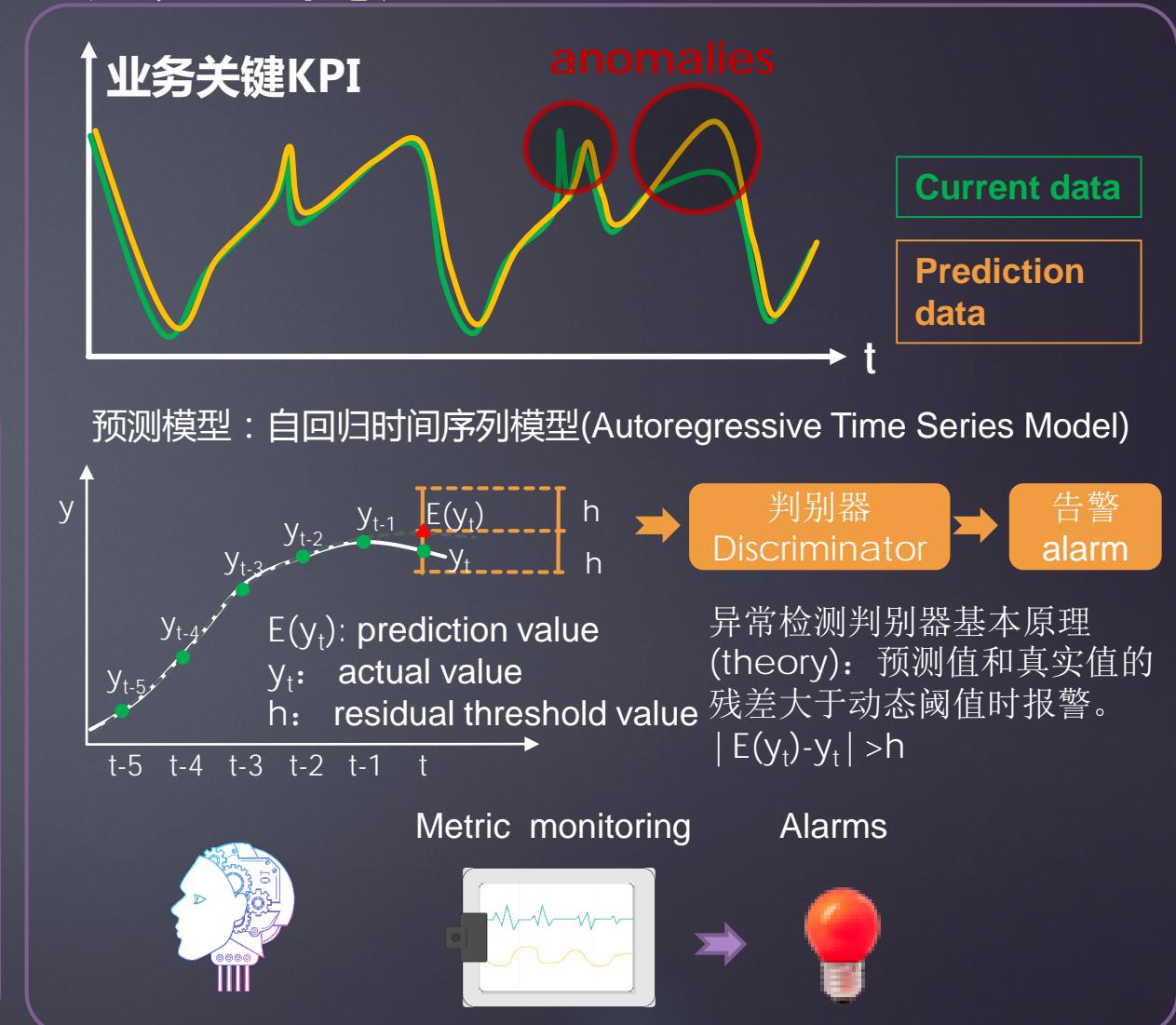
- ① 基于知识图谱(knowledge graph)构建特征指纹库(feature fingerprint database)。
- ② NLP(自然语言处理 ) 分析脚本，让机器学会判别设备所处角色(the role of devices)。
- ③ 基于设备角色与NLP语言处理让机器读懂设备配置，判别可能存在的隐患(large-scale equipment baseline residuals)。



# 场景4:动态基线学习的异常检测：解决业务关键KPI指标 如何实现机器自学习并替代人工观测的问题。



- ①基于日常数据训练给出业务KPI模型并加以监测(monitor)。
- ②动态分析期望值与实际值的差值，替代人工进行实时业务状态判断，异常下联动告警或驱动SDN等其他逻辑。
- ③甚至根据历史增长态势(historical growth trend)预测增长所需资源需求(Predict resource demand)。



# CASE1:大客户业务异常检测监测

## (Business anomaly detection for large customers)

NON-INTERRUPT FAULT

DURATION

EG:OPERATION ERROR

120  
MINUTES

10  
MINUTES



To enhance the user's perception



# CASE2:异常检测在割接作业中的应用SDN + AI

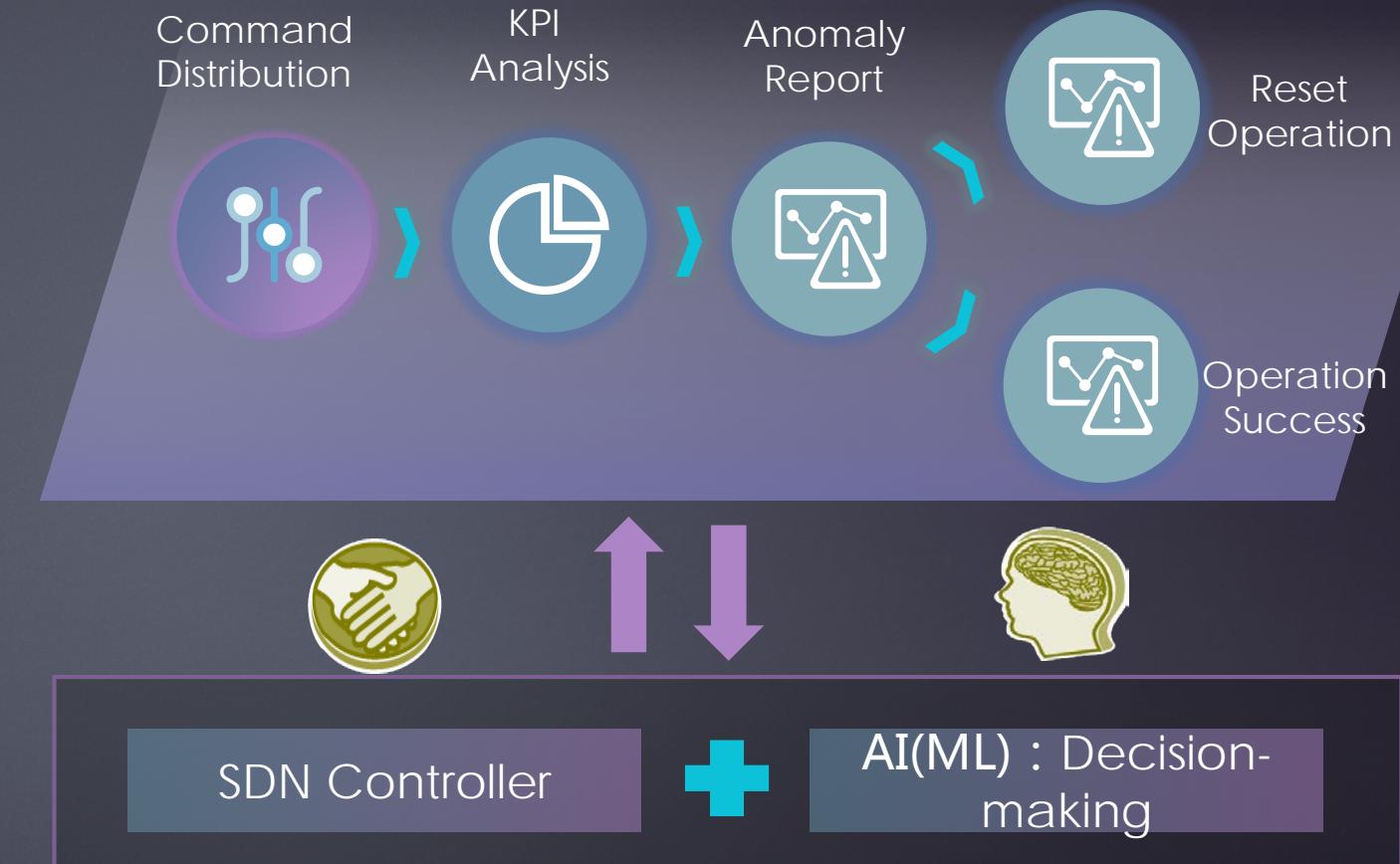
(Anomaly detection in **Cutover operation**, SDN + AI)



割接操作  
Cutover operation  
113 times



人力减少  
labor costs  
280 person-time



负责驱动作业逻辑  
(DRIVING JOB LOGIC)

AI算法替代缓慢  
易错的人脑决策  
**AM0:00~6:00**

# CASE2:异常检测在业务/割接作业中的应用SDN + AI

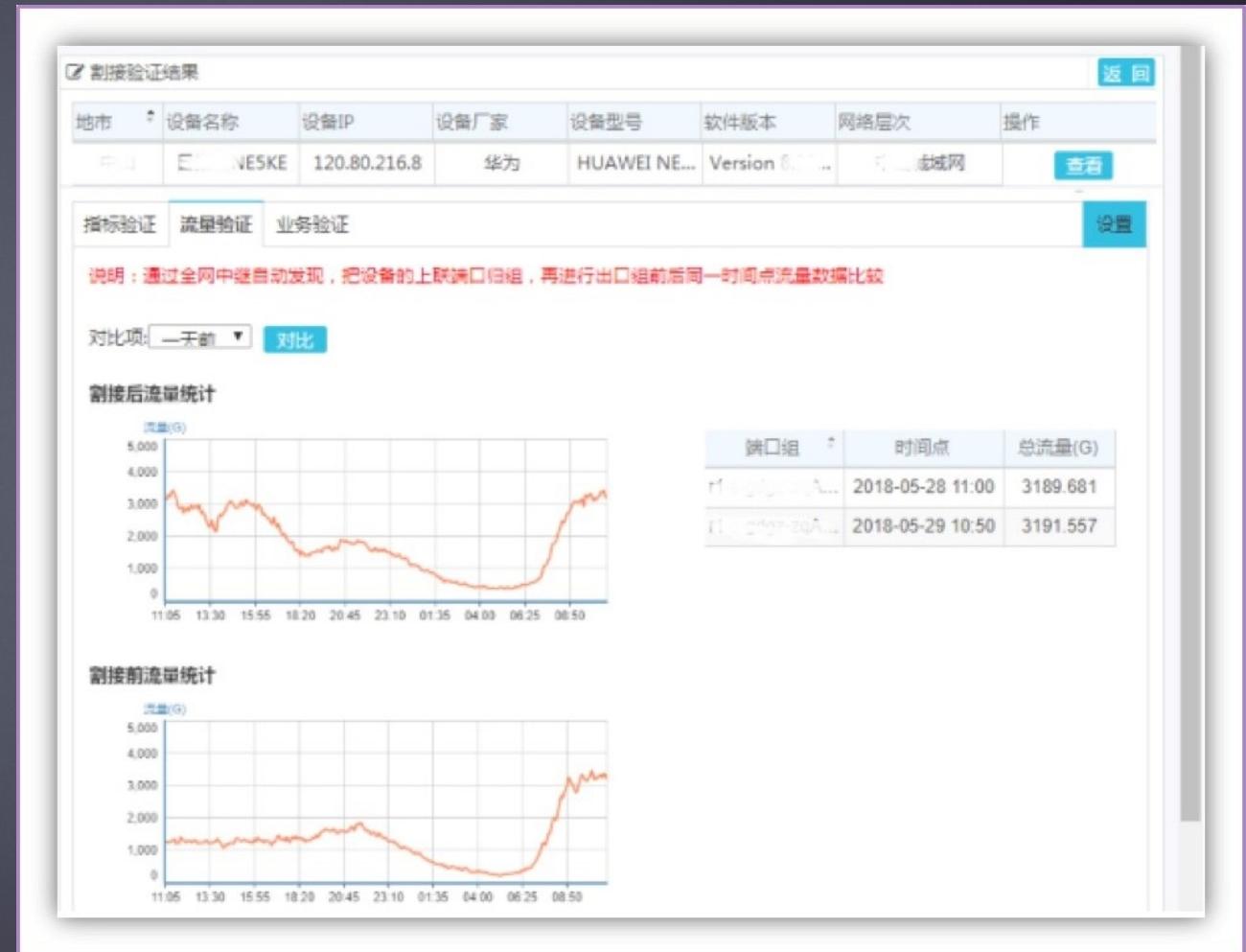
(Anomaly detection in **Business/Cutover operation**, SDN + AI)



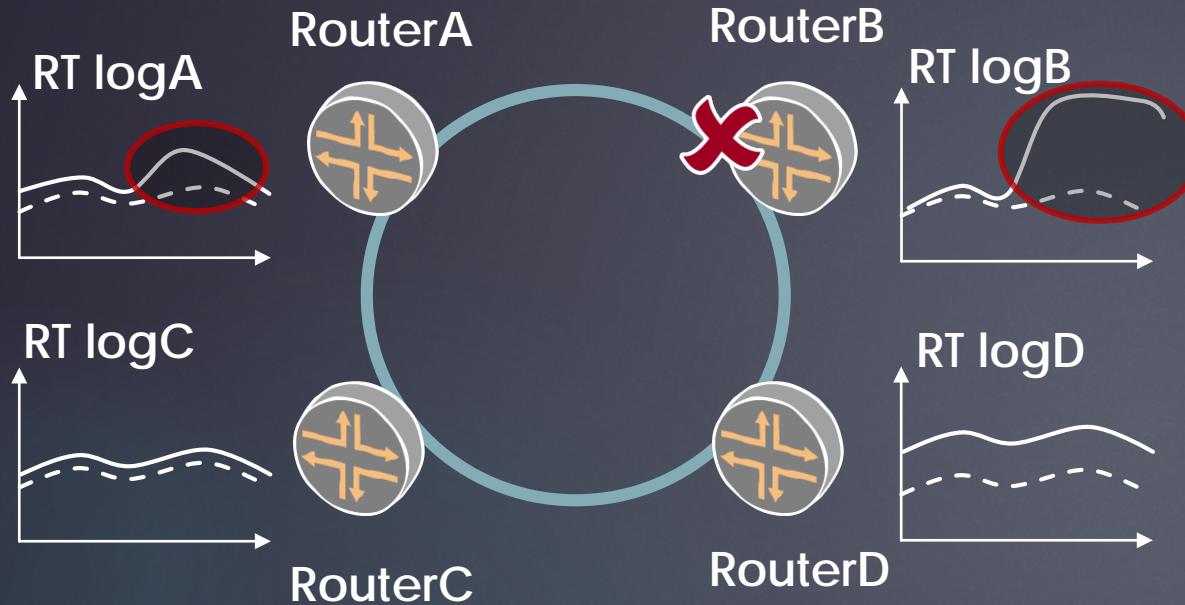
割接操作  
Cutover  
operation  
113 times



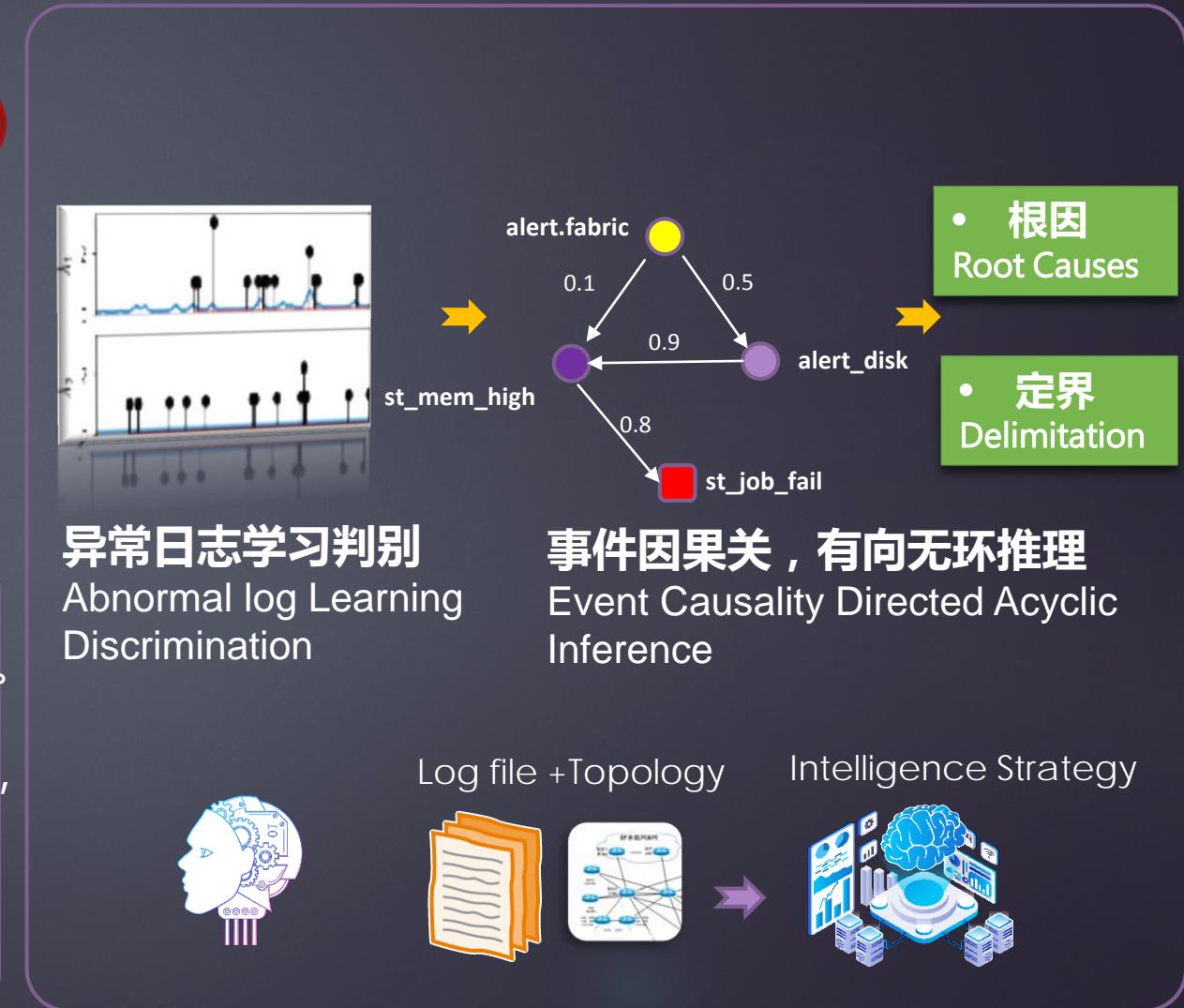
人力减少  
labor costs  
280 person-time



# 场景5:根因定位：解决CT及IT(通信云)混合环境下对故障快速根因定位的通用方案。



- ① 网络CT及IT的事件通常以日志(syslog)形式产生，以日志为基础训练出行为模型(models)并加以监测(monitors)。
- ② 基于拓扑及时间的时空关联(Spatio-temporal correlation)让机器学习事件与日志变化之间的变化关系，并推导出因果关系。
- ③ 基于知识图谱(knowledge graph)的实现让机器替代工程师进行快速故障定因决策(decision-making)。



# CASE: 基于日志的异常定位在5G网络中尝试

## The practice of log-based anomaly localization in 5G network

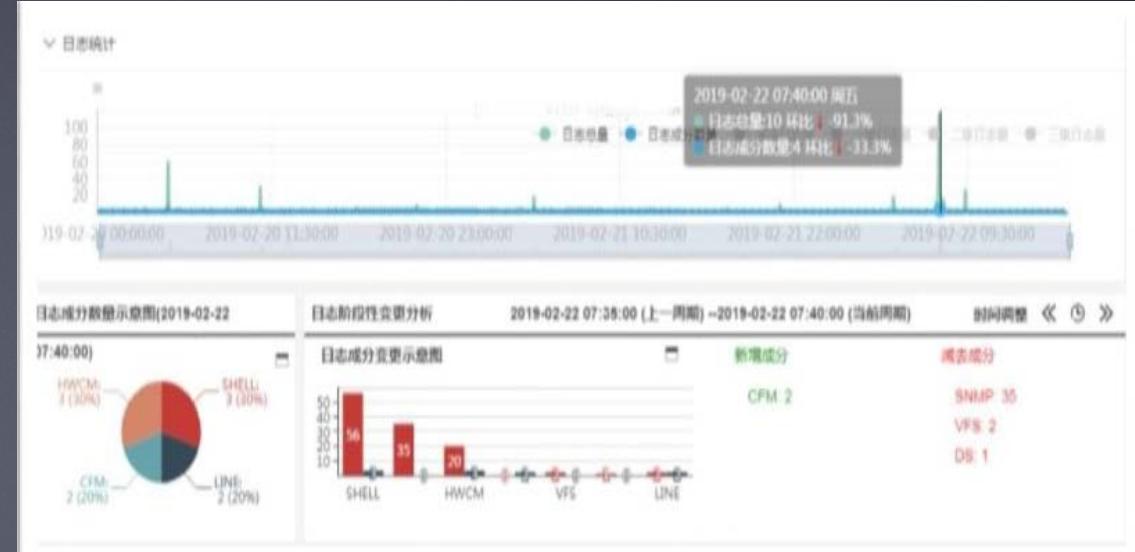


CT

4G/5G 承载网上对日志异常检测与

故障根因进行了尝试

(Log-based anomaly detection and root cause analysis on 4G/5G Bearer network)



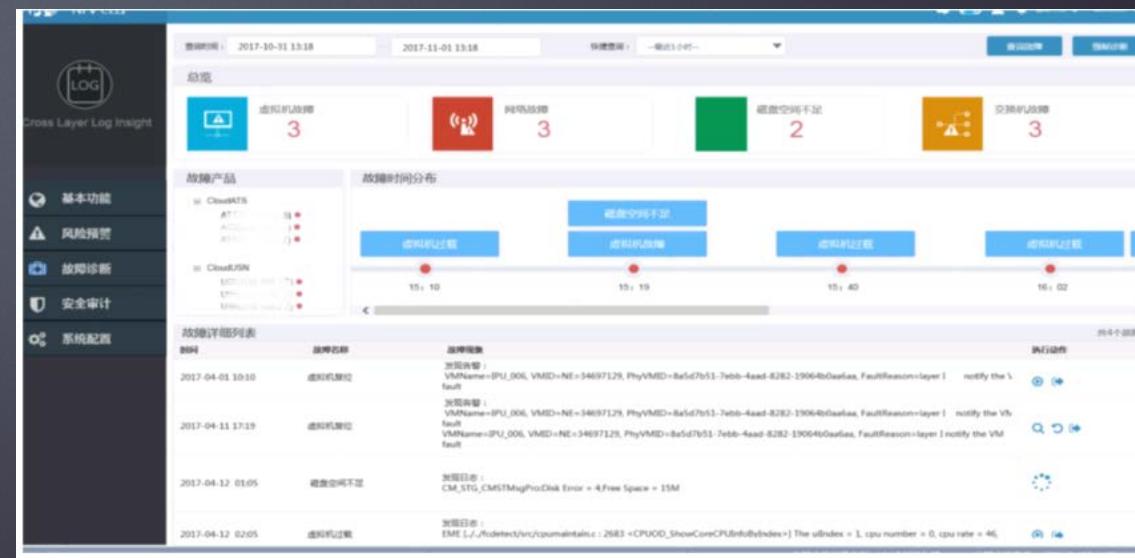
CT+IT

4G/5G NFV核心网上使用日志异常

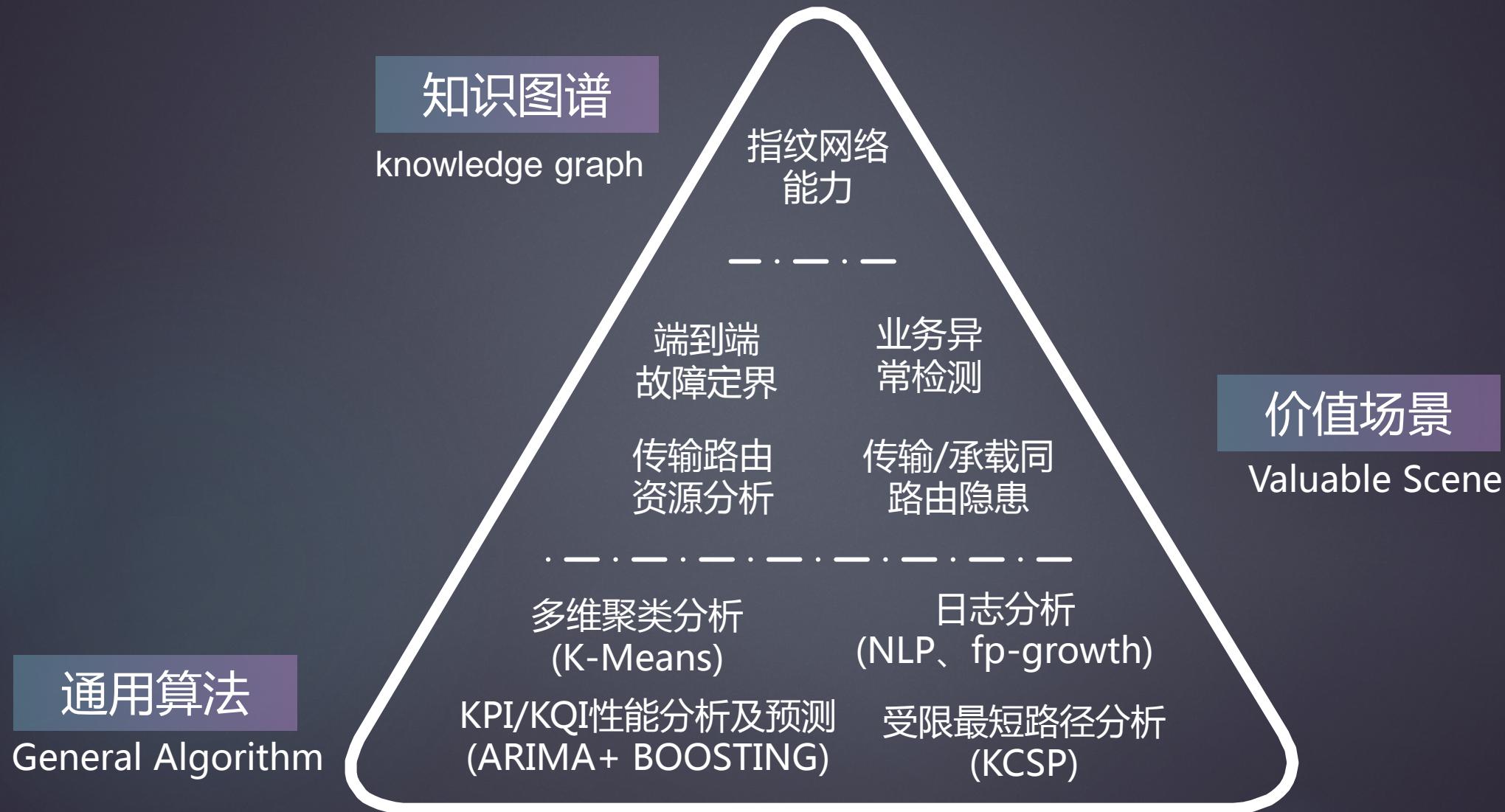
检测与故障根因进行了尝试

系统上线不足2个月监测出硬盘读写异常，网元  
(虚拟机)间丢包等隐患。

(The anomalies of I/O read/write and packet loss amongst VMs are detected. )



# 研究愿景：构建通信行业智力资本=价值+算法+图谱



# 5G时代网络自动驾驶的倡导：电信行业在模型共享、算法共研、场景挖掘做出各自的贡献。



Syslog standardization

基站，核心网，承载网，传输端到端日志解耦，非单一厂家专有格式



Topology standardization

基于IP化协议栈的标准化的拓扑发现协议，构建并推演事件的时空关联



knowledge graph &model library

基于NLP构建的知识图谱及指纹模型库，识别角色、隐患、故障



拥抱合作  
共创未来

谢谢