

逆境下的运维生存之道

党受辉 腾讯IEG技术运营部 助理总经理



个人简介



党受辉

腾讯IEG技术运营部 助理总经理

腾讯蓝鲸负责人



往年的分享主题

2016

- 云时代 应用运维**升职加薪**之路
- 如何从零打造**百人级别**的DevOps团队

2017

- 蓝鲸体系的技术架构和**生态结构**
- 落地**智能运维**的平台体系

2018

- **运维开发**时代
- 腾讯游戏的**研发运营PaaS**体系

2019

- **研发运营一体化**
- 在运维团队中**普及**DataOps和AIOps

2021

- **数字化转型**和数字化挖坑
- **研发运营体系**的代差

2022年

逆境

生存

目录

Contents

- ① 这些年 运维与运维团队 的变化
- ② 运维和运维团队 的 降本与增效
- ③ 运维和运维团队 的 生态协同

/01

这些年运维与运维团队的变化



不同公司运维服务的范围在大范围扩展，SRE也五花八门





运维服务与工具的结合越来越紧密

基础设施

基础设施运维向云供应商或集团科技公司集中，重复建设减少，需求总量降低

跨业务及跨云供应商基础设施标准化程度升高，一体化运维工具建设速度加快

应用架构

应用复杂度升高，微服务容器化业务占比升高，不借助工具的操作可靠性降低

应用运维在基础运维操作领域的可替代性变高，应用运维要借助工具拓展职能

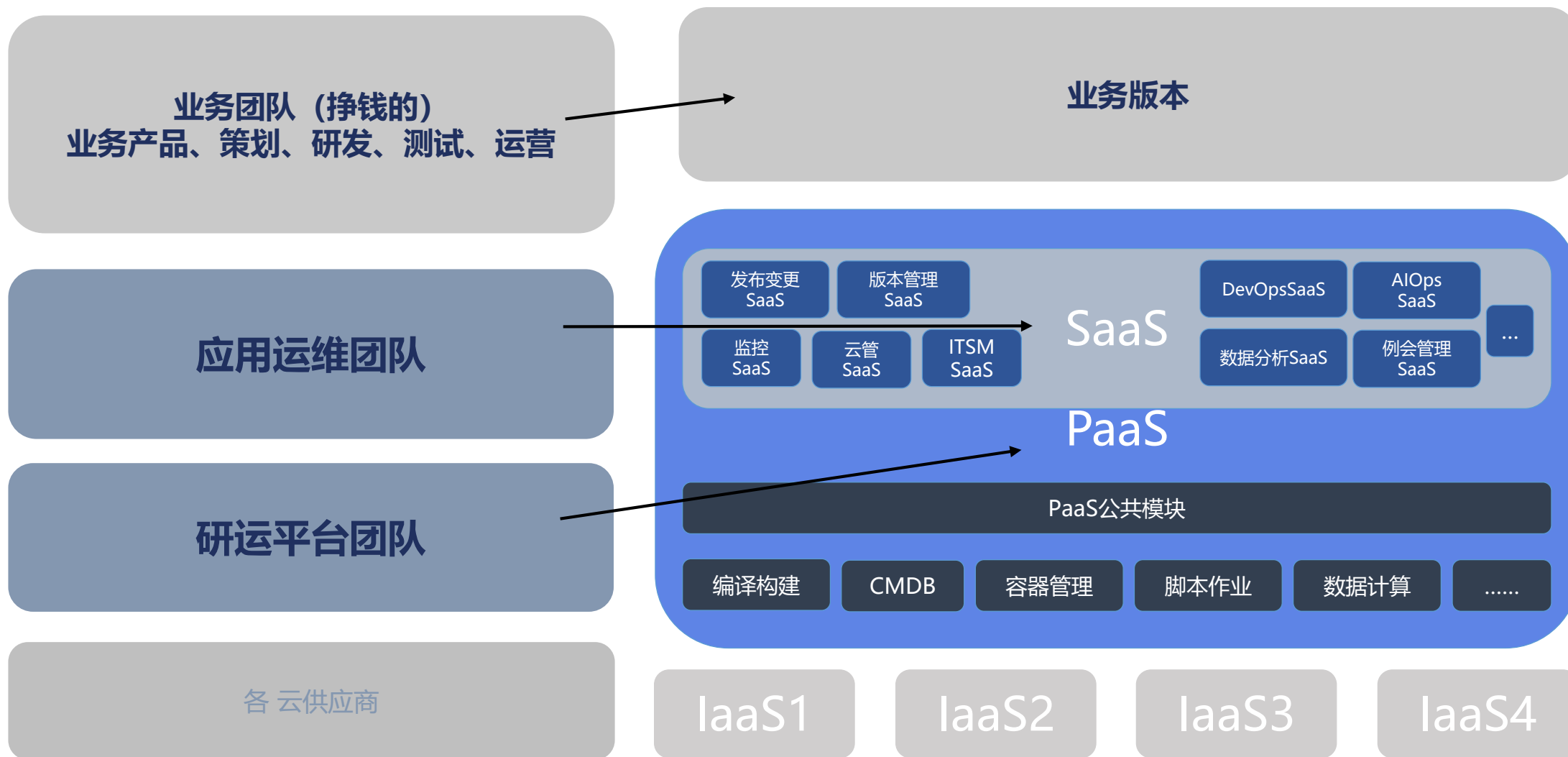
运维策略

SRE、研发运营一体化等理念已经被广泛接受，研运一体化工具体系开始流行

预算收缩的背景下，人力成本、运营成本的优化开始被重视（分层、自助及AI）



工具体系的设计理念大概有两种 —— PaaS 和 烟囱

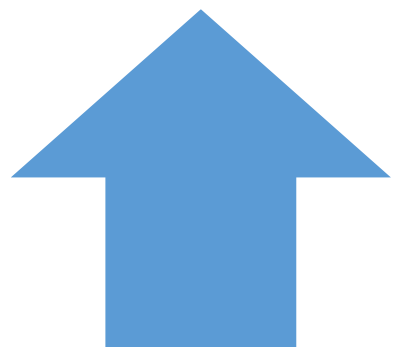


/02

运维和运维团队的降本与增效

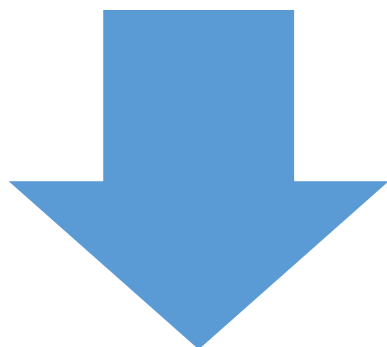


降本增效的本质



增效

提高人效



降本

机器带宽
人员薪资
研发市场





如果公司开始降本增效，运维怎样发展

机器带宽

- 各领域 **转向** 控制 运营成本

提高人效

- 寻找机会进行 增值服务降级 以**增加基础服务带宽**
- 寻找机会进行 SaaS场景盘点 以**扩充PaaS生态**

人员薪资

- 团队服务分层，一线操作，二线解决方案，三线技术平台

研发市场

- 通过外部生态回馈内部



各领域 转向 控制 运营成本



案例列表



- ④ 助力游戏地图设计
- ④ 化解游戏运营危机事件
- ④ 辅助开发提升用户体验
- ④ 提升运维工作效能
- ④ 改变运维监控工作方式
- ④ 探索海量KPI曲线异常检测方案
- ④ 探索数据化运维新方式

GOPS 全球运维大会2020·上海站

编译资源

加速资源

测试环境

生产环境

监控精度

计算资源

CDN

.....



装箱优化 - 背景

通过「装箱优化算法」优化K8S的pod编排

保证服务正常运行的同时提高装箱率（节点使用率），降低成本。

初始方案

	CPU	MEM
利用率	12.50%	12.50%
已分配	256.00	512.00GB
已使用	32.00	64.00GB

NODE #1 CPU: 8.00/ 64=12.50%
ip1 MEM: 16.00GB/ 128.00GB=12.50%

Pod #1 Pod #2

NODE #2 CPU: 8.00/ 64=12.50%
ip2 MEM: 16.00GB/ 128.00GB=12.50%

Pod #3 Pod #4

NODE #3 CPU: 8.00/ 64=12.50%
ip3 MEM: 16.00GB/ 128.00GB=12.50%

Pod #5 Pod #6

NODE #4 CPU: 8.00/ 64=12.50%
ip4 MEM: 16.00GB/ 128.00GB=12.50%

Pod #7 Pod #8

装箱优化方案

最优化问题

装箱优化后方案

	CPU	MEM
可释放	75.00% 192cores	75.00% 384.00GB
利用率	50.00%	50.00%
已分配	64.00	128.00GB
已使用	32.00	64.00GB

NODE #1 CPU: 32.00/ 64=50.00%
ip1 MEM: 64.00GB/ 128.00GB=50.00%

Pod #1 Pod #2 Pod #3 Pod #4 Pod #5 Pod #6 Pod #7
Pod #8

NODE #2
ip2

NODE #3
ip3

NODE #4
ip4



装箱优化 - 问题抽象 - 多目标优化



多目标优化转化为单目标优化问题求解

$$\begin{aligned} \text{Minimize } \mathbf{f} &= [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})] \\ \text{subject to } \mathbf{x} &\in \Omega \end{aligned}$$

方法一：非冲突目标加权集成

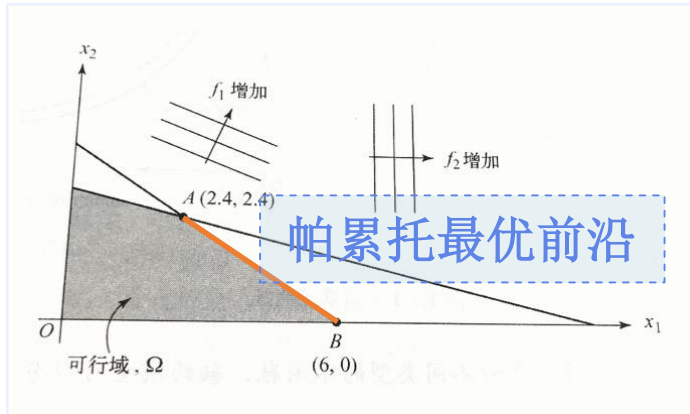
$$\begin{aligned} \text{Minimize } \mathbf{f} &= w_1 f_1(\mathbf{x}) + w_2 f_2(\mathbf{x}) + \dots \\ \text{subject to } \mathbf{x} &\in \Omega \end{aligned}$$

方法二：选取主目标，其它目标加入约束集

$$\begin{aligned} \text{Minimize } \mathbf{f} &= f_1(\mathbf{x}) \\ \text{subject to } \mathbf{x} &\in \Omega \\ f_2(\mathbf{x}) &\leq c_2 \\ &\dots \\ f_m(\mathbf{x}) &\leq c_m \end{aligned}$$

- 方法一一个人倾向不代表物理意义
- 方法二约束集需要硬指标，并非全部目标都可以转化为约束条件

帕累托最优性 Pareto Optimality



定义：

点 $\mathbf{x}^* \in \Omega$ 是帕累托最优解，当且仅当不存在一个点 $\mathbf{x} \in \Omega$ 能够满足 $f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{x}^*)$ 所有 $i, i = 1, 2, \dots, m$ $f_j(\mathbf{x}) < f_j(\mathbf{x}^*)$ 至少一个 $j, 1 \leq j \leq m$

对于非凸问题、约束不可解等复杂性

工业界已形成使用启发式进化算法求解帕累托前沿的主流实践



遗传算法 GA

① 基因编码

AutoML所有控制变量编码为实数域基因

② 基因突变 Mutation



③ 基因重组 Crossover



④ 选择 Selection

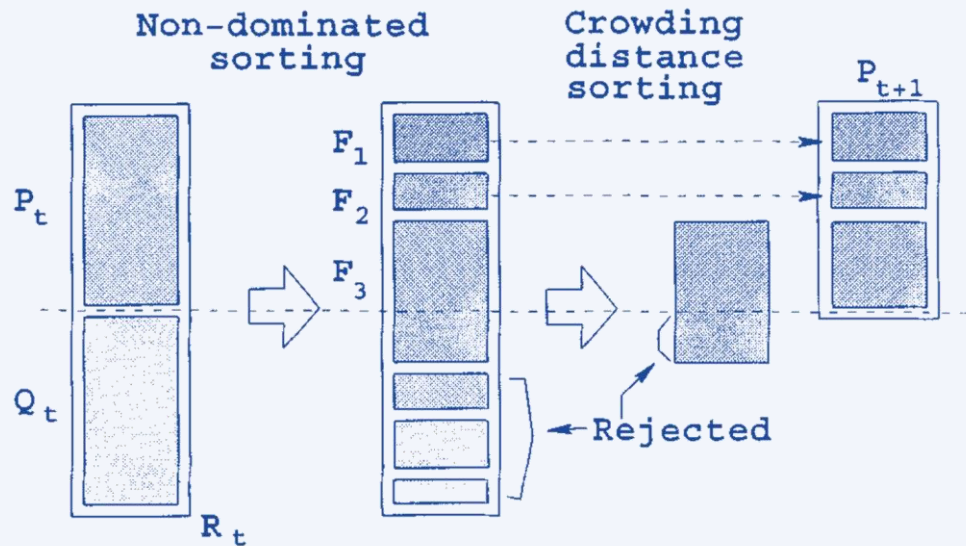
- 物竞 适应性函数 (fitness)
- 天择 选择函数



装箱优化 - 论文实现 - 算法介绍 - NSGA-II

NSGA-II 的优势

1. 基于**快速非支配排序**计算帕累托等级 $O(mN^2)$
2. 基于**拥挤度**保持种群多样性
3. 引入**精英策略**，保留父代优良个体



182

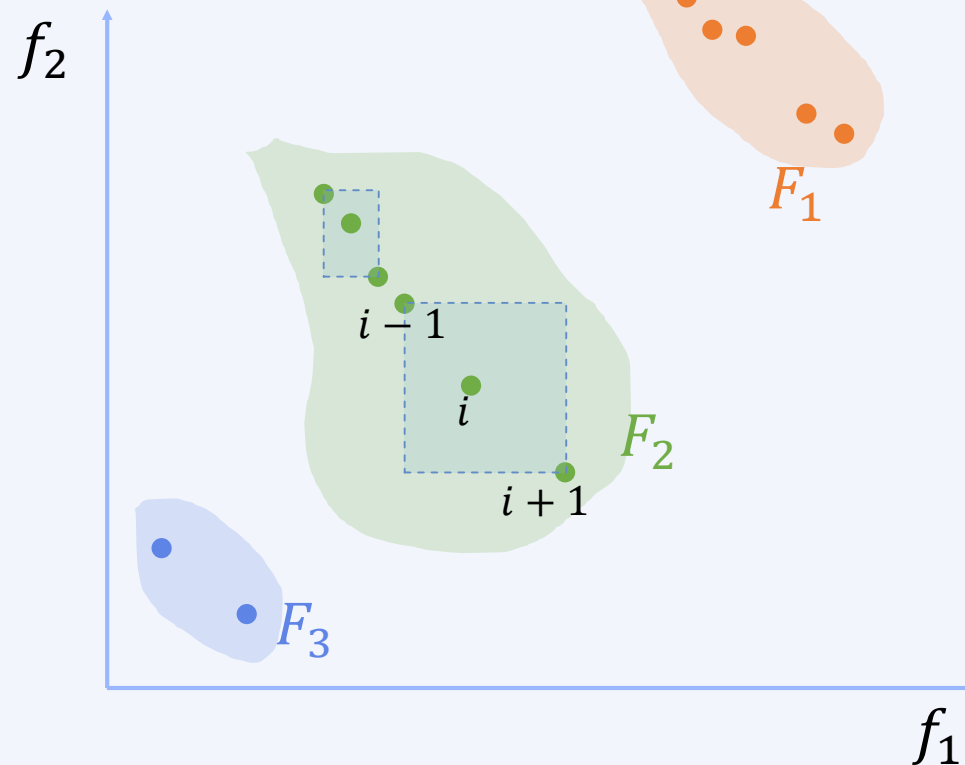
IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, VOL. 6, NO. 2, APRIL 2002

A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II

Kalyanmoy Deb, Associate Member, IEEE, Amrit Pratap, Sameer Agarwal, and T. Meyarivan

Abstract—Multiobjective evolutionary algorithms (EAs) that use nondominated sorting and sharing have been criticized mainly for their: 1) $O(MN^2)$ computational complexity (where M is the number of objectives and N is the population size); 2) nondominance approach; and 3) the need for specifying a sharing parameter. In this paper, we suggest a nondominated sorting-based multiobjective EA (MOEA), called nondominated sorting-based multiobjective EA (NSGA-II), called nondominated sorting-based multiobjective EA (NSGA-II).

K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," in *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 2, pp. 182-197, April 2002, doi: 10.1109/4235.996017.





装箱优化 - 项目方案

最优化问题建模

Minimize $\mathbf{f} = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})]$

subject to $\mathbf{x} \in \Omega$

① 优化目标:

最大 **释放资源** (释放node数, CPU核数, 内存量)

最小 **迁移成本** (迁移任务数)

② 约束条件:

亲和性、反亲和性约束

装箱水位限制

迁移总成本限制

Node, Pod是否允许迁移

③ 加速收敛的优化:

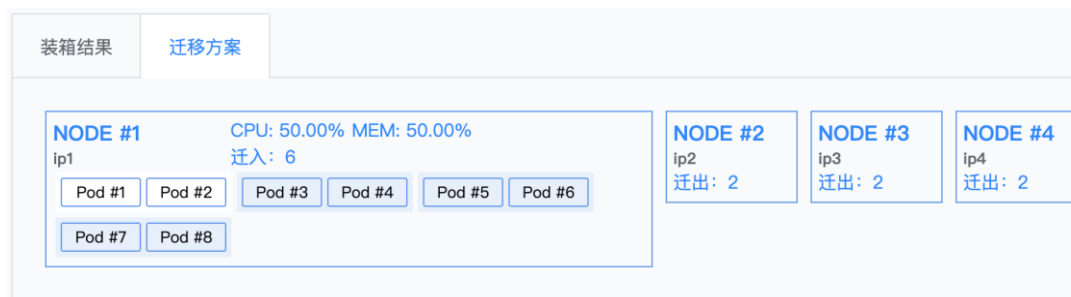
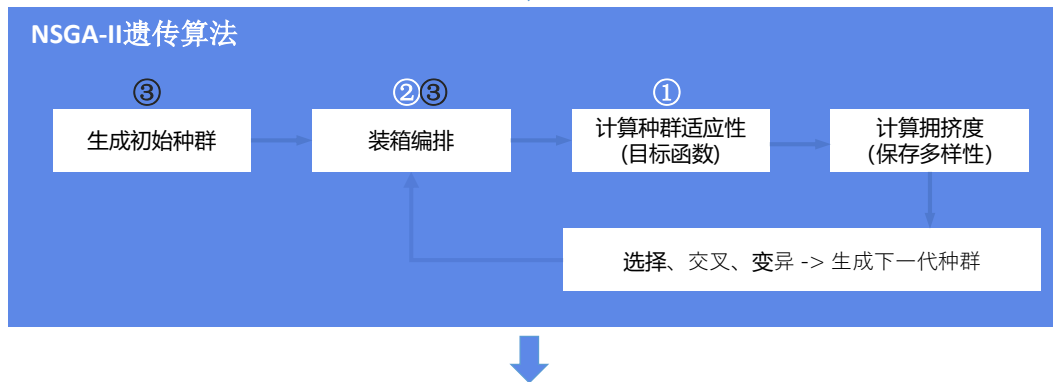
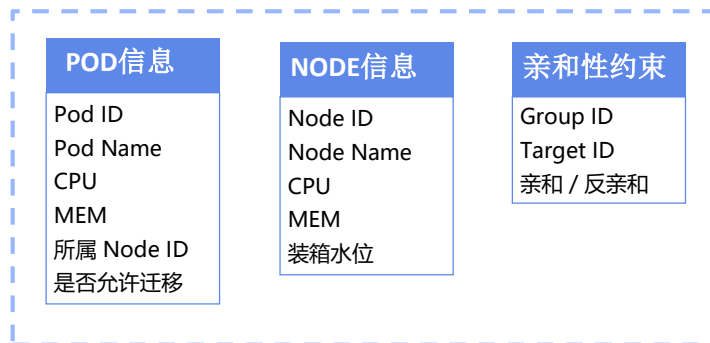
初始种群过滤:

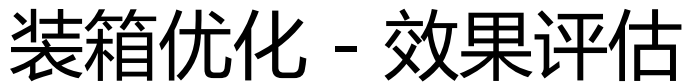
- 去除不可迁移的node与pod
- 去除pod数超过迁移成本上线的node

装箱顺序优化:

- 优先填满装箱率高的Node

集群数据





集群规模: **76 nodes、730 pods**
其中427个有约束

优化效果： 装箱优化后，可释放 **9个nodes, 12%**

CPU **671core** (占比11.74%)
MEM **2.15TB** (占比11.50%)

	CPU	MEM
可释放	11.74% 671.46cores	11.50% 2.15TB

[illegible]



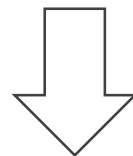
装箱优化 - 平台参与 - 方案升级

基于历史经验学习优化过程，以解决静态最优化求解时间较长的问题



遗传算法

原理	准确度	是否有训练过程	预测耗时
随机搜索	高	否	长



提高预测性能



离线强化学习

原理	准确度	是否有训练过程	预测耗时
从离线样本学习经验知识	高	有	短



如果公司开始降本增效，运维怎样发展

机器带宽

- 各领域 **转向** 控制 运营成本

提高人效

- 寻找机会进行 增值服务降级 以**增加基础服务带宽**
- 寻找机会进行 SaaS场景盘点 以**扩充PaaS生态**

人员薪资

- 团队服务分层，一线操作，二线解决方案，三线技术平台

研发市场

- 通过外部生态回馈内部

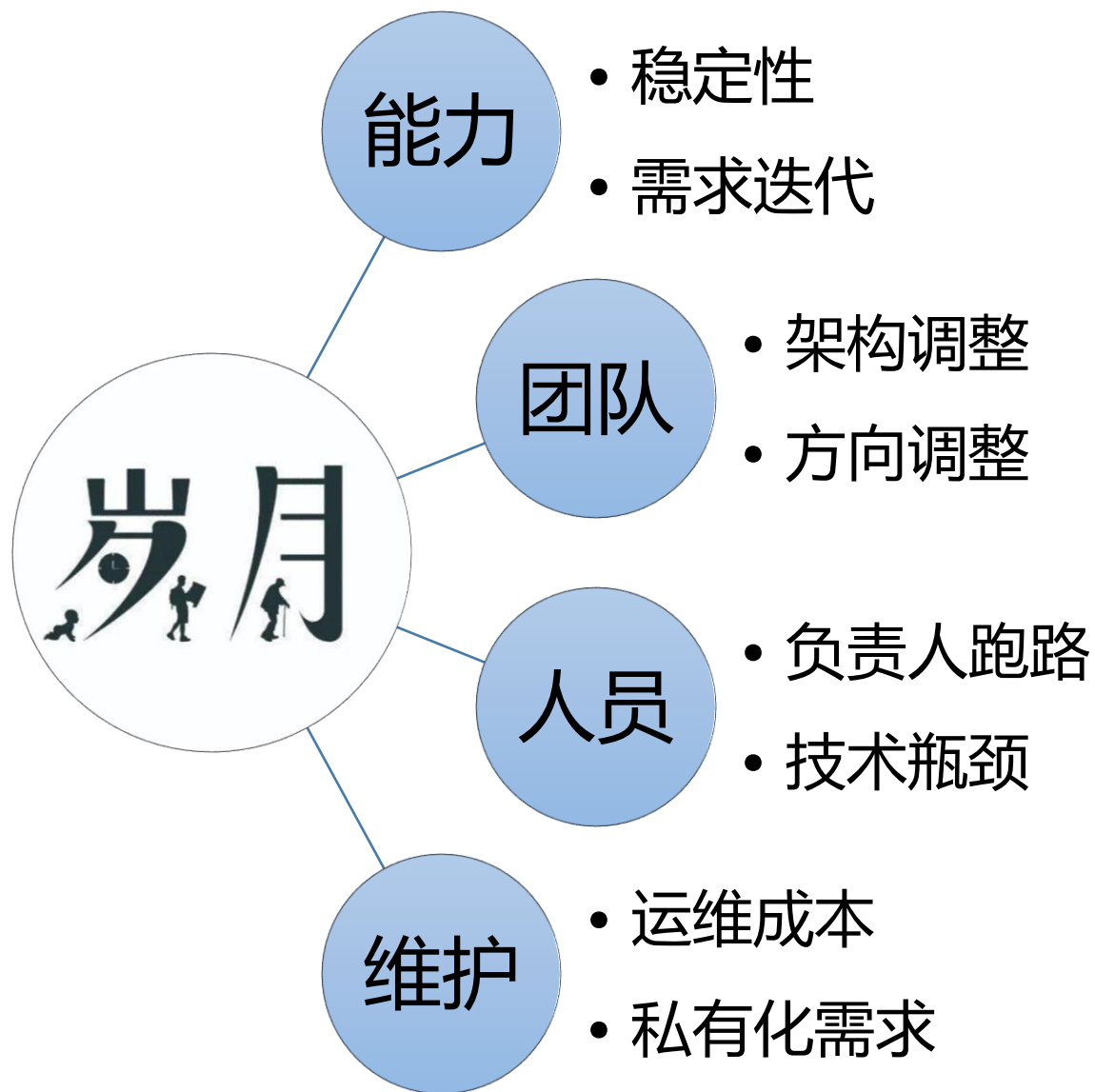


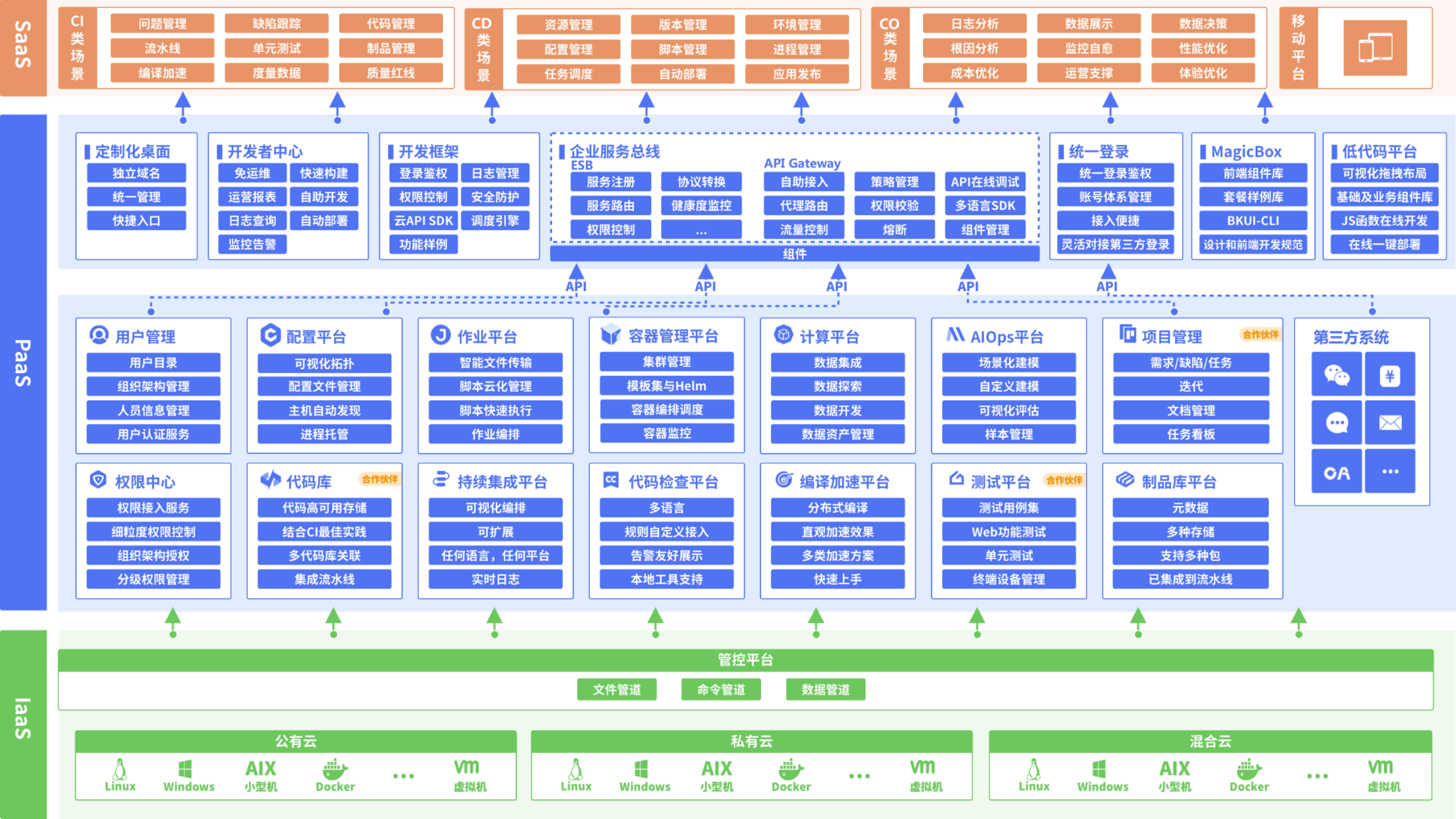
寻找机会进行增值服务降级以增加基础服务带宽





寻找机会进行SaaS场景盘点以扩充PaaS生态





/03

运维和运维团队的生态协同



通过外部生态回馈内部



蓝鲸社区

开源社区

合作伙伴



低成本行业交流
节省测试预算



双赢合作
节省研发人力

■ 嘉为蓝鲸多云管理数字化-CMP多云统一运营



减少市场预算
节约产研人力及时间



我们亲身体验过的 《逆境下的 运维生存之道》

机器带宽 —— 拓展技术优化场景

- 各领域 转向 控制 运营成本

提高人效 —— 加量不加价

- 寻找机会进行 增值服务降级 以增加基础服务带宽
- 寻找机会进行 SaaS场景盘点 以扩充PaaS生态

人员薪资 —— 服务货币化

- 团队服务分层，一线操作，二线解决方案，三线技术平台

研发市场 —— 不加人，不采购

- 通过外部生态回馈内部



Thanks

开放运维联盟

高效运维社区

DevOps 时代

荣誉出品



想第一时间看到高效运维社区
的新动态吗？

