



第九届中国数据库技术大会
DATABASE TECHNOLOGY CONFERENCE CHINA 2018

腾讯数据库的AI技术实践： CDBTune

邢家树

DTCC
2018

2018.05.10 – 12 北京国际会议中心



IT168.com

ChinaUnix

ITPUB

Agenda

- Background
- Search-Based Algorithm
- Machine Learning
- Deep Learning
- Reinforcement Learning
- CDBTune
- Evaluation

DTCC2018

Background – 如何解决数据库参数调优问题？

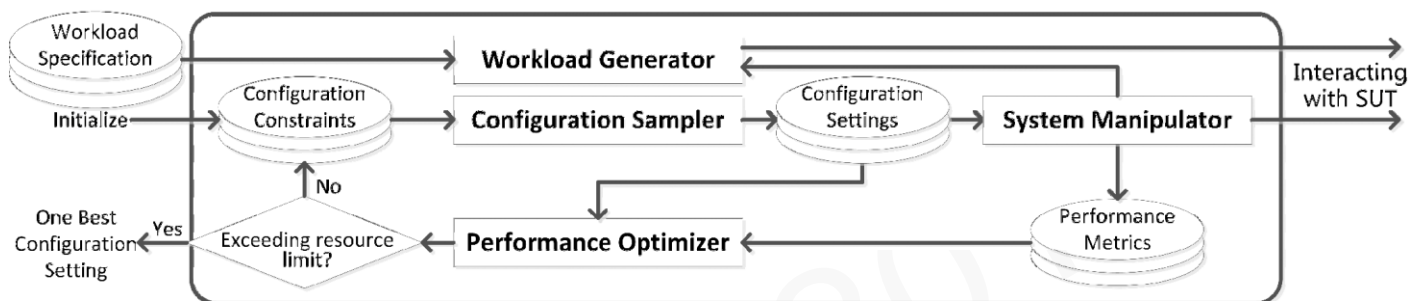
Complicated

Inefficient

Expensive

- 配置项多（上百个）
- 没有统一标准（名字/作用不同，相互之间的影响等）
- 依靠经验调优，人力成本高
- 现存工具存在普适性问题

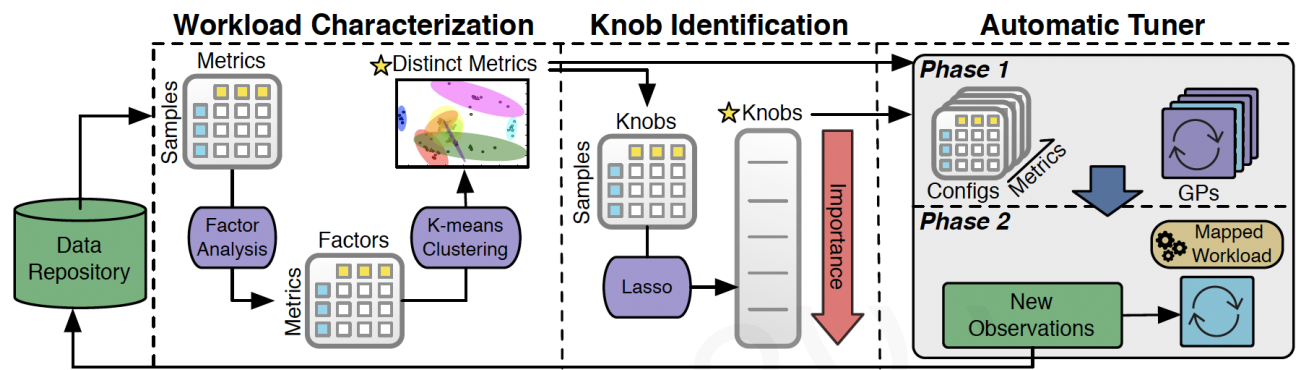
Search-Based Algorithm – 启发式搜索方法



- 基于超抽样缩小范围，递归搜索最优配置
 - divide-and-diverge sampling (**DDS**)
 - the recursive bound-and-search (**RBS**)
- 可能问题：耗时较长，可能局部最优

Zhu, Y., Liu, J., Guo, M., Bao, Y., Ma, W., & Liu, Z., et al. (2017). BestConfig: tapping the performance potential of systems via automatic configuration tuning. *Symposium* (pp.338-350).

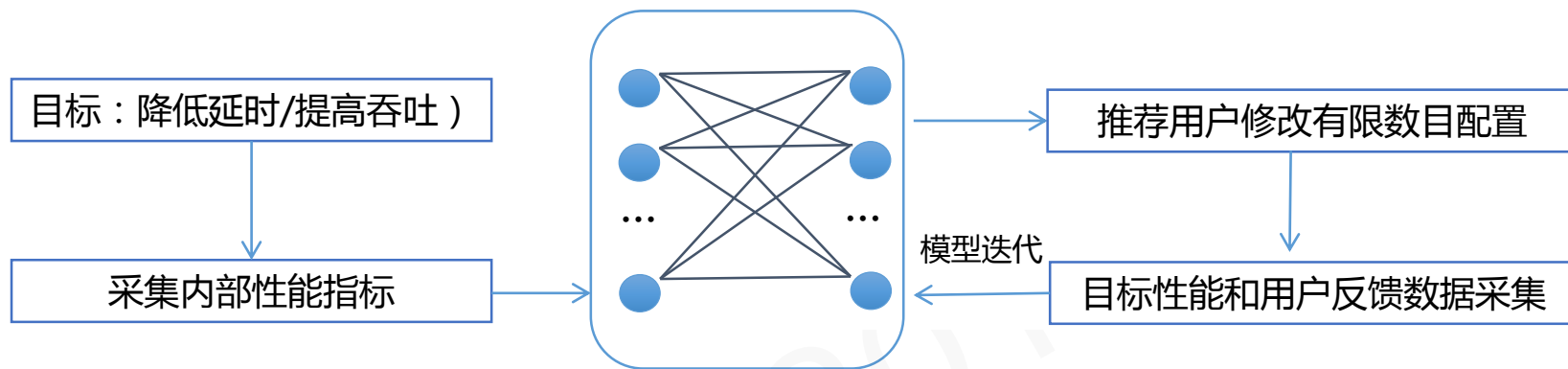
Machine Learning - 传统机器学习方法



- 识别Workload**特征**
 - 降维/聚类：Factor Analysis, K-Means
- 识别Knob与性能**相关性**
 - 线性/非线性回归：Lasso, Polynomial
- 自动调优
 - Workload**匹配**，找到最相似负载
 - **配置推荐**：Gaussian Process
- 可能问题：对训练数据要求较高，过程复杂

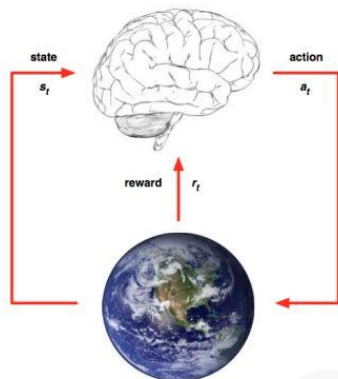
Aken, D. V., Pavlo, A., Gordon, G. J., & Zhang, B. (2017). Automatic Database Management System Tuning Through Large-scale Machine Learning. *ACM International Conference on Management of Data*(pp.1009-1024). ACM.

Deep Learning - 深度学习



- 获得Workload内部metric
- 学习调参过程中内部metric的变化规律
- 学习最终需要调节的参数
- 可能的问题：
 - 高度依赖训练数据的质量
 - 需要获得各种负载和配置的性能数据
 - 匹配不到类似场景的话，调优结果可能不理想

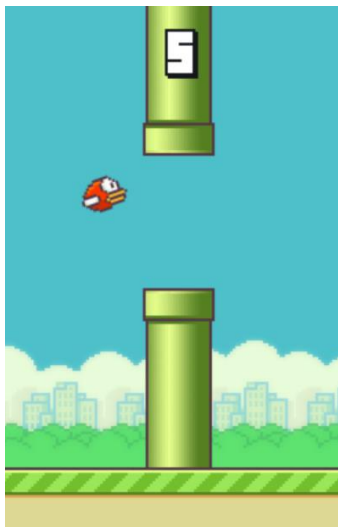
Reinforcement Learning - 强化学习方法



- ▶ At each step t the agent:
 - ▶ Receives state s_t
 - ▶ Receives scalar reward r_t
 - ▶ Executes action a_t
- ▶ The environment:
 - ▶ Receives action a_t
 - ▶ Emits state s_t
 - ▶ Emits scalar reward r_t

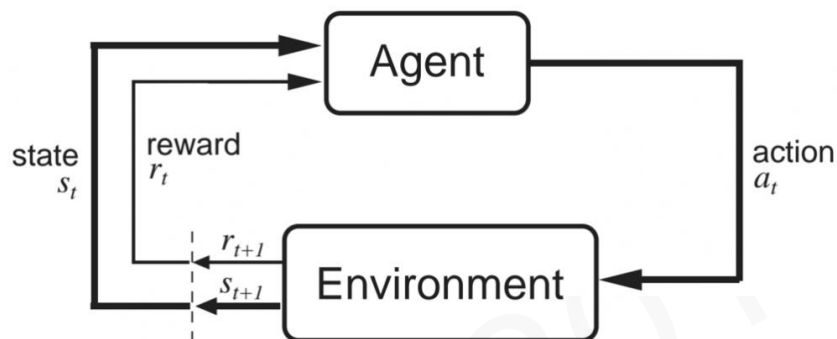
- AlphaGo/Boston Dynamics
- 类似于人类与环境的交互/学习方式
- 强调state/action/reward
- 能不能用强化方法进行参数调优？

CDBTune – 腾讯云数据库智能调参工具



- CDBTune使用强化学习方法进行参数调优
- 去繁为简——摆脱以数据为中心，强调调参的“动作”
- 将调参过程抽象成游戏
- **规则**
 - 间隔一定时间调参，获得性能数据
- **奖励**
 - 性能提高获得正奖励值，下降获得负奖励值
- **目标**
 - 调参时间（次数）尽可能短
 - 最终获得较高的期望奖励值

CDBTune – 基于强化学习方法



State → Metrics性能指标（内部）

Action → 选择某一配置Knob（Action）进行执行

Reward → 执行Action后根据Metrics性能（外部）
计算得到应该获得的即时奖励

CDBTune – Q-Learning to DQN

Q-learning



状态空间有限
动作空间有限

$$Q = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 80 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 64 & 0 & 100 \\ 0 & 0 & 0 & 64 & 0 & 0 \\ 0 & 80 & 51 & 0 & 80 & 0 \\ 64 & 0 & 0 & 64 & 0 & 100 \\ 0 & 80 & 0 & 0 & 80 & 100 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

- 数据库的状态空间（性能指标）和动作空间（配置组合）特别大
- 相应的 Q-learning 中 $Q(s,a)$ 这个矩阵会非常大
- 所以需要借助 DQN 方法进行参数调优

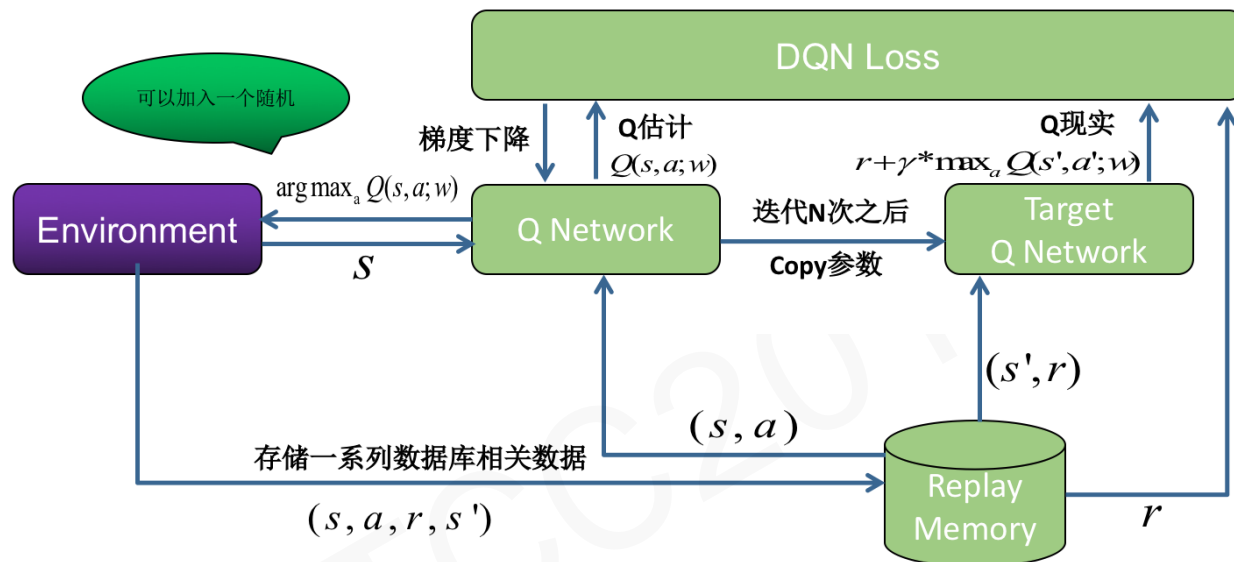
DQN



$$Q(s,a,w) \approx Q'(s,a)$$

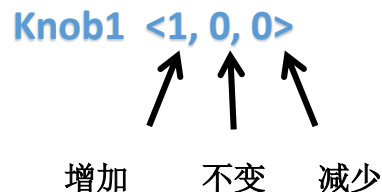
其中 w 是神经网络的权值

CDBTune – 架构与实现



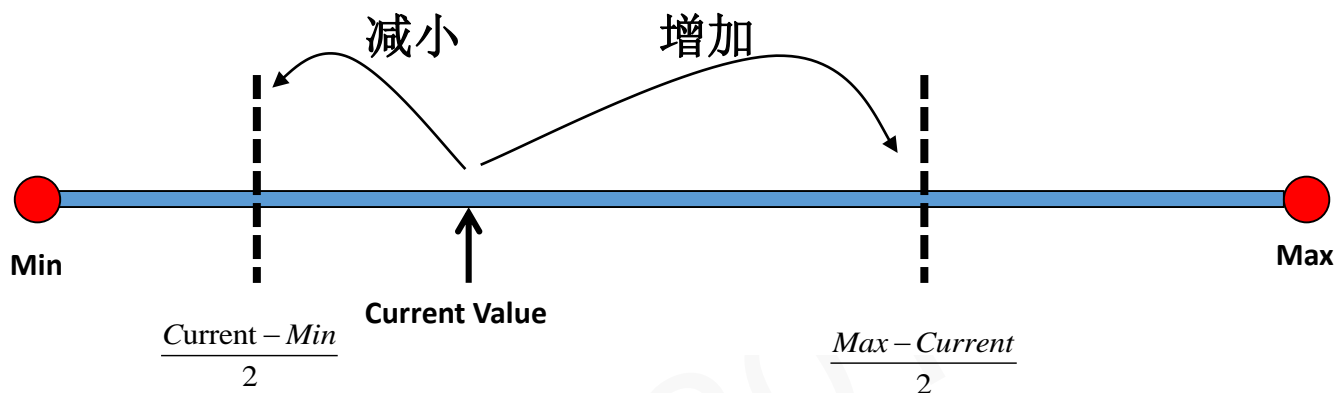
- 实现算法类似DeepMind发布的Nature DQN，采用两个Q-Network
- 如上图所示
 - S 为当前数据库性能状态（**内部指标**）， S' 为下一状态数据库性能状态
 - r 为**即时奖励**， w 为**神经网络参数**， a 为采取的动作（配置参数的执行）
 - Q 为**状态行为价值函数**
 - 每次获取一个Q值最大的动作 a 执行
 - 获取新的迭代数据并加入记忆池

CDBTune – 数据形式和相关策略



- 状态S：内部**metric向量**
 - $\langle \text{metric1}, \text{metric2}, \dots, \text{metricN} \rangle$
- 每个配置参数的调整，是一个**三维向量**，如上图所示
- 奖励R是一个**标量**，根据外部指标（吞吐/延时）计算
 - 性能降低， $R < 0$
 - 性能提升， $R > 0$
 - 调参次数增加到一定程度，R相应减小

CDBTune – 数据形式和相关策略



- **Replay**
 - 每次得到<s,a,r,s'>后，改变Knobs配置，实时采集一次Metrics
- **Exploration & Exploitation**
 - 设定一个参数例如等于0.1
 - 随机生成一个数小于0.1，就随机选择一个Action
 - 否则，选择当前Q值最大的Action进行执行。
- **网络输出：**
 - $3*N$ ，N为参数个数；参数调整方式如上所示
- **Game Over**
 - 累积奖励减少到一定值。

Evaluation

Configuration	TPS	Latency(ms)
MySQL Default	90	24000
DBA	780	2300
CDBTune	815	1900

- 测试工具sysbench，测试脚本oltp_read_write.lua
- 16 个表 * 20000000 行，共64GB数据
- 测试环境MySQL 4 core/8GB，网络延时 30ms
- 收敛较慢，仍需进一步改进和测试



Evaluation

- 基于DQN智能调参的**优势**
 - 化繁为简，无需对负载进行精确分类
 - 调参动作更符合实际调参时的情况
 - 无需获取足够多的样本来，减少前期数据采集的工作量
 - 利用探索-开发（Exploration & Exploitation）特点降低对训练数据的依赖，减小陷入局部最优的可能性。
- 基于DQN智能调参的**难点**
 - 选择动作实际运行，训练效率不高，训练周期长
 - 对连续配置离散化处理，可能导致推荐配置的精度不高，收敛较慢
 - Overestimate过高估计问题：使用动作的最大Q值，导致Q值的过高估计



腾讯数据库技术公众号



Tencent CDB

- 腾讯最大规模的DBaaS平台
- 覆盖主流的SQL和NoSQL生态
- MySQL/Memcache/Redis/MongoDB/ElasticSearch
- TXSQL/SDP
- QQ空间/微信红包/100000+开发商

THANKS





讲师申请

联系电话（微信号）：18612470168

关注“ITPUB”更多
技术干货等你来拿~

与百度外卖、京东、魅族等先后合作系列分享活动



让学习更简单

微学堂是以ChinaUnix、ITPUB所组建的微信群为载体，定期邀请嘉宾对热点话题、技术难题、新产品发布等进行移动端的在线直播活动。

截至目前，累计举办活动期数60+，参与人次40000+。

ITPUB学院

ITPUB学院是盛拓传媒IT168企业事业部（ITPUB）旗下
企业级在线学习咨询平台
历经18年技术社区平台发展
汇聚5000万技术用户
紧随企业一线IT技术需求
打造全方式技术培训与技术咨询服务
提供包括企业应用方案培训咨询（包括企业内训）
个人实战技能培训（包括认证培训）
在内的全方位IT技术培训咨询服务

ITPUB学院讲师均来自于企业
一些工程师、架构师、技术经理和CTO
大会演讲专家1800+
社区版主和博客专家500+

培训特色

无限次免费播放
随时随地在线观看
碎片化时间集中学习
聚焦知识点详细解读
讲师在线答疑
强大的技术人脉圈

八大课程体系

基础架构设计与建设
大数据平台
应用架构设计与开发
系统运维与数据库
传统企业数字化转型
人工智能
区块链
移动开发与SEO



联系我们

联系人：黄老师
电话：010-59127187
邮箱：edu@itpub.net
网址：edu.itpub.net
培训微信号：18500940168