



链滴

【干货】乐视秒杀：每秒十万笔交易的数据架构解读

作者：[Hassan](#)

原文链接：<https://ld246.com/article/1462851804446>

来源网站：[链滴](#)

许可协议：[署名-相同方式共享 4.0 国际 \(CC BY-SA 4.0\)](#)

随着乐视硬件抢购的不断升级，乐视集团支付面临的请求压力百倍乃至千倍的暴增。作为商品购买的最后一环，保证用户快速稳定地完成支付尤为重要。所以在2015年11月，我们对整个支付系统进行了架构升级，使之具备了每秒稳定处理10万订单的能力。为乐视生态各种形式的抢购秒杀活动提供强有力的支撑。

一. 分库分表

在redis, memcached等缓存系统盛行的互联网时代，构建一个支撑每秒十万只读的系统并不复杂，非是通过一致性哈希扩展缓存节点，水平扩展web服务器等。支付系统要处理每秒十万笔订单，需要是每秒数十万的数据库更新操作 (insert+update)，这在任何一个独立数据库上都是不可能完成的任务，所以我们首先要做的是对订单表 (简称order) 进行分库与分表。

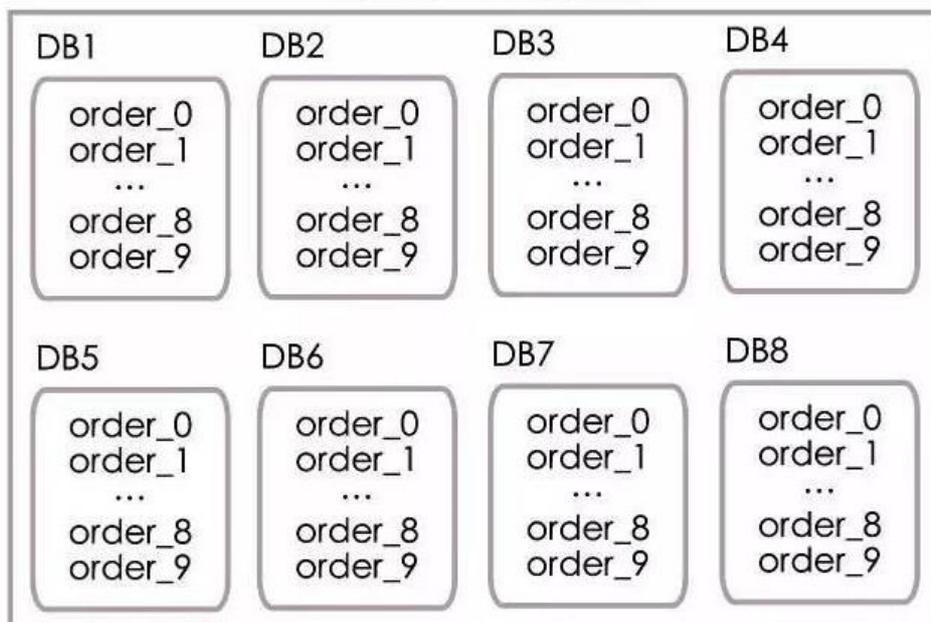
在进行数据库操作时，一般都会有用户ID (简称uid) 字段，所以我们选择以uid进行分库分表。

分库策略我们选择了“二叉树分库”，所谓“二叉树分库”指的是：我们在进行数据库扩容时，都是2的倍数进行扩容。比如：1台扩容到2台，2台扩容到4台，4台扩容到8台，以此类推。这种分库方式好处是，我们在进行扩容时，只需DBA进行表级的数据同步，而不需要自己写脚本进行行级数据同步。

光是有分库是不够的，经过持续压力测试我们发现，在同一数据库中，对多个表进行并发更新的效率远远大于对一个表进行并发更新，所以我们在每个分库中都将order表拆分成10份：order_0, order_1, ..., order_9。

最后我们把order表放在了8个分库中 (编号1到8，分别对应DB1到DB8)，每个分库中10个分表 (号0到9，分别对应order_0到order_9)，部署结构如下图所示：

uid维度order表集群



根据uid计算数据库编号：

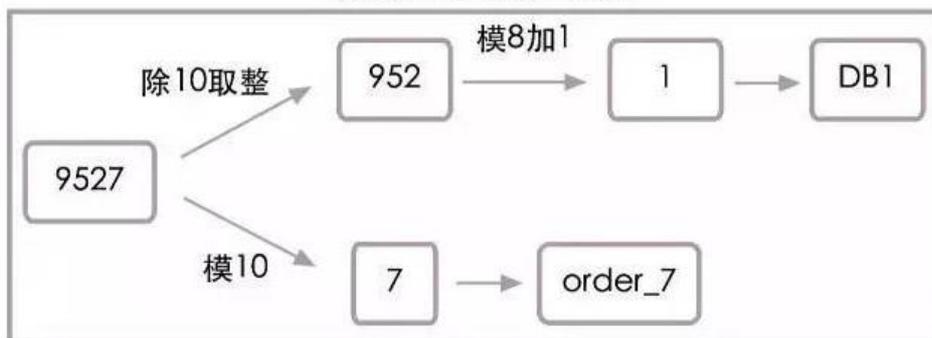
数据库编号 = $(uid / 10) \% 8 + 1$

根据uid计算表编号：

表编号 = $uid \% 10$

当uid=9527时，根据上面的算法，其实是把uid分成了两部分952和7，其中952模8加1等于1为数据库编号，而7则为表编号。所以uid=9527的订单信息需要去DB1库中的order_7表查找。具体算法流程可参见下图：

根据uid计算库与表



有了分库分表的结构与算法最后就是寻找分库分表的实现工具，目前市面上约有两种类型的分库分表工具：

- 1.客户端分库分表，在客户端完成分库分表操作，直连数据库
- 2.使用分库分表中间件，客户端连分库分表中间件，由中间件完成分库分表操作

这两种类型的工具市面上都有，这里不一一列举，总的来看这两类工具各有利弊。客户端分库分表由直连数据库，所以性能比使用分库分表中间件高15%到20%。而使用分库分表中间件由于进行了统一中间件管理，将分库分表操作和客户端隔离，模块划分更加清晰，便于DBA进行统一管理。

我们选择的是在客户端分库分表，因为我们自己开发并开源了一套数据层访问框架，它的代号叫“芒”，芒果框架原生支持分库分表功能，并且配置起来非常简单。

芒果主页：mango.jfaster.org

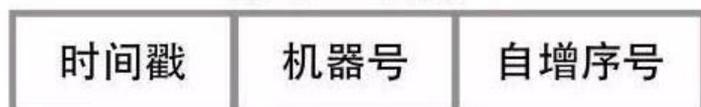
芒果源码：github.com/jfaster/mango

二. 订单ID

订单系统的ID必须具有全局唯一的特征，最简单的方式是利用数据库的序列，每操作一次就能获得一全局唯一的自增ID，如果要支持每秒处理10万订单，那每秒将至少需要生成10万个订单ID，通过数据库生成自增ID显然无法完成上述要求。所以我们只能通过内存计算获得全局唯一的订单ID。

JAVA领域最著名的唯一ID应该算是UUID了，不过UUID太长而且包含字母，不适合作为订单ID。通过反复比较与筛选，我们借鉴了Twitter的Snowflake算法，实现了全局唯一ID。下面是订单ID的简化结构图：

订单ID结构



上图分为3个部分：

1时间戳

这里时间戳的粒度是毫秒级，生成订单ID时，使用System.currentTimeMillis作为时间戳

2机器号

每个订单服务器都将被分配一个唯一的编号，生成订单ID时，直接使用该唯一编号作为机器号即可。

3自增序号

当在同一服务器的同一毫秒中有多个生成订单ID的请求时，会在当前毫秒下自增此序号，下一个毫秒序号继续从0开始。比如在同一服务器同一毫秒有3个生成订单ID的请求，这3个订单ID的自增序号部将分别是0, 1, 2。

上面3个部分组合，我们就能快速生成全局唯一的订单ID。不过光全局唯一还不够，很多时候我们会根据订单ID直接查询订单信息，这时由于没有uid，我们不知道去哪个分库的分表中查询，遍历所有库的所有表？这显然不行。所以我们需要将分库分表的信息添加到订单ID上，下面是带分库分表信息订单ID简化结构图：

订单ID结构

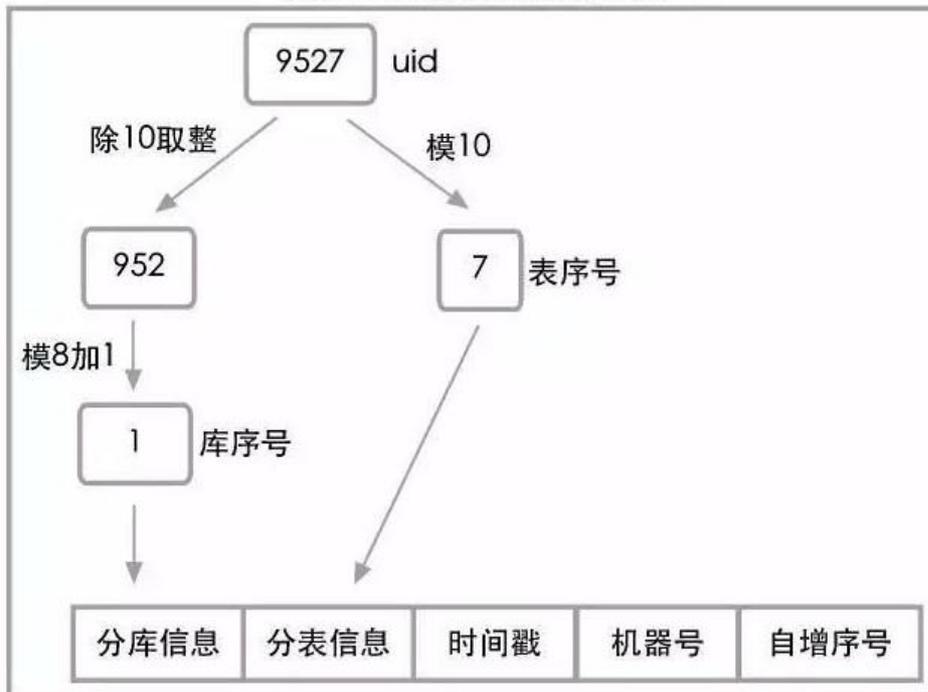
分库分表信息	时间戳	机器号	自增序号
--------	-----	-----	------

我们在生成的全局订单ID头部添加了分库与分表的信息，这样只根据订单ID，我们也能快速的查询到对应的订单信息。

分库分表信息具体包含哪些内容？第一部分有讨论到，我们将订单表按uid维度拆分成了8个数据库，个数据库10张表，最简单的分库分表信息只需一个长度为2的字符串即可存储，第1位存数据库编号，值范围1到8，第2位存表编号，取值范围0到9。

还是按照第一部分根据uid计算数据库编号和表编号的算法，当uid = 9527时，分库信息 = 1，分表信 = 7，将他们进行组合，两位的分库分表信息即为"17"。具体算法流程参见下图：

根据uid计算分库分表信息



上述使用表编号作为分表信息没有任何问题，但使用数据库编号作为分库信息却存在隐患，考虑未来扩容需求，我们需要将8库扩容到16库，这时取值范围1到8的分库信息将无法支撑1到16的分库场景分库路由将无法正确完成，我们将上述问题简称为分库信息精度丢失。

为解决分库信息精度丢失问题，我们需要对分库信息精度进行冗余，即我们现在保存的分库信息要支以后的扩容。这里我们假设最终我们会扩容到64台数据库，所以新的分库信息算法为：

$$\text{分库信息} = (\text{uid} / 10) \% 64 + 1$$

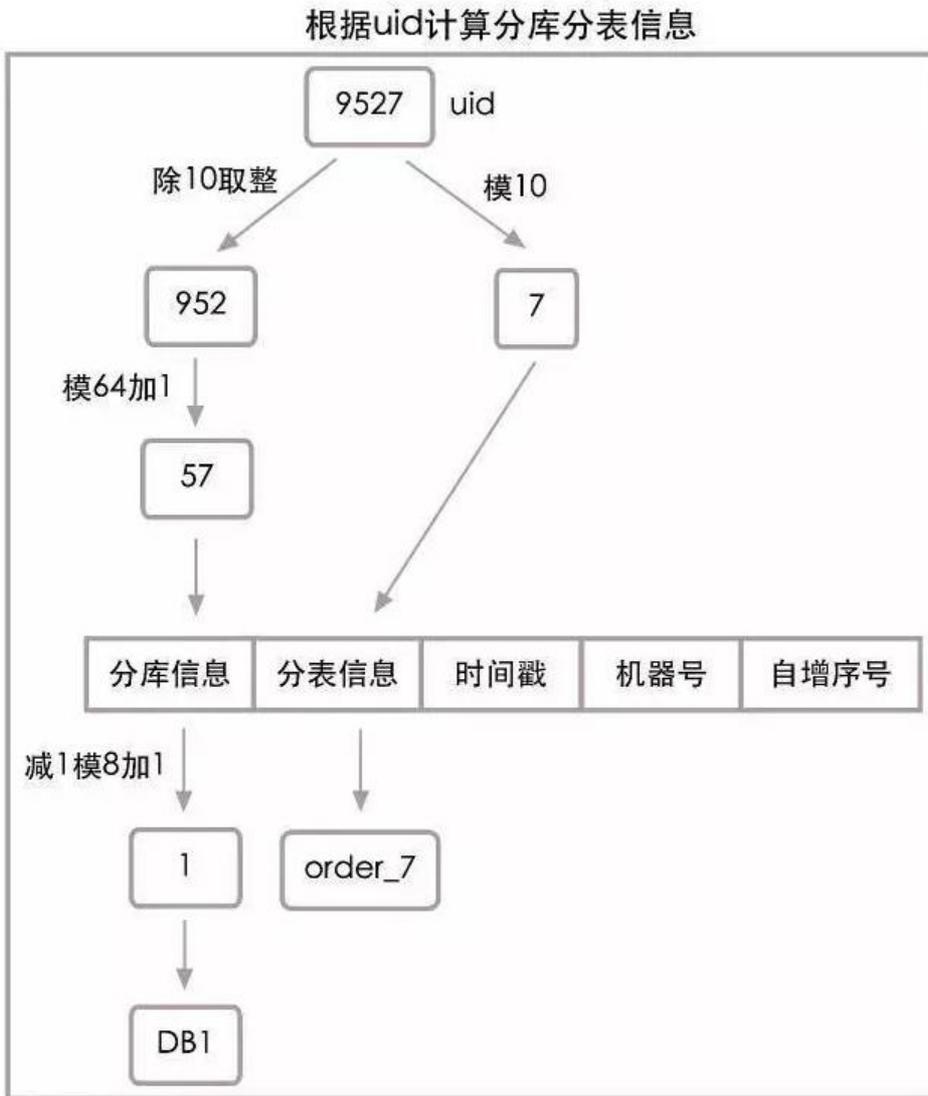
当uid = 9527时，根据新的算法，分库信息=57，这里的57并不是真正数据库的编号，它冗余了最后

展到64台数据库的分库信息精度。我们当前只有8台数据库，实际数据库编号还需根据下面的公式进行计算：

$$\text{实际数据库编号} = (\text{分库信息} - 1) \% 8 + 1$$

当uid = 9527时，分库信息 = 57，实际数据库编号 = 1，分库分表信息 = "577"。

由于我们选择模64来保存精度冗余后的分库信息，保存分库信息的长度由1变为了2，最后的分库分表信息的长度为3。具体算法流程也可参见下图：



如上图所示，在计算分库信息的时候采用了模64的方式冗余了分库信息精度，这样当我们的系统以后要扩容到16库，32库，64库都不会再有问题。

上面的订单ID结构已经能很好的满足我们当前与之后的扩容需求，但考虑到业务的不确定性，我们在单ID的最前方加了1位用于标识订单ID的版本，这个版本号属于冗余数据，目前并没有用到。下面是终订单ID简化结构图：

订单ID结构

版本号	分库分表信息	时间戳	机器号	自增序号
-----	--------	-----	-----	------

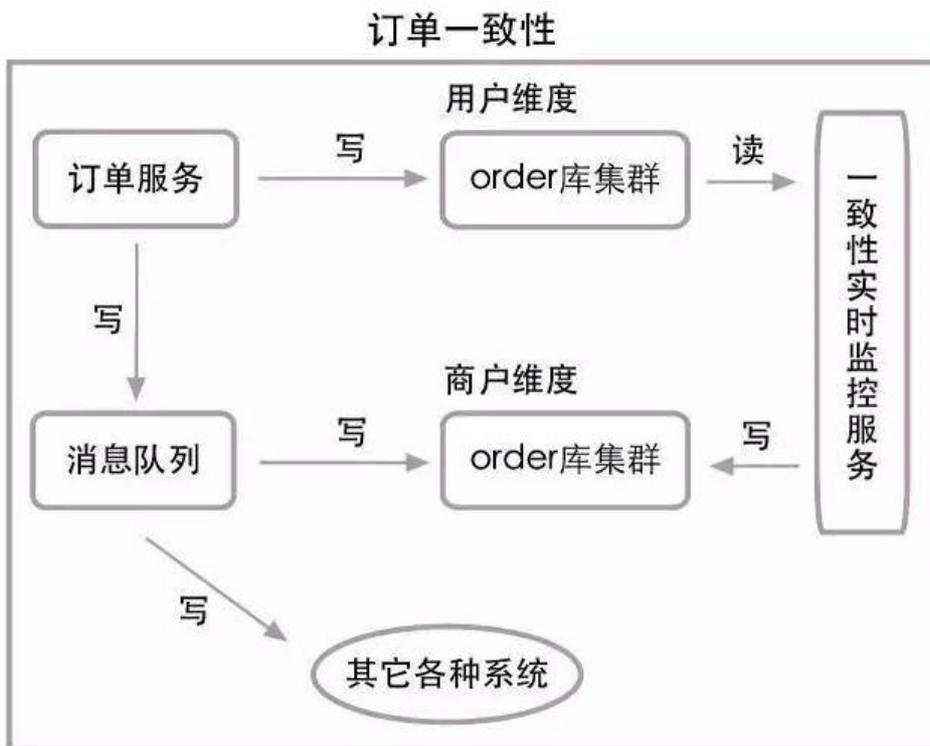
Snowflake算法: github.com/twitter/snowflake

三. 最终一致性

到目前为止, 我们通过对order表uid维度的分库分表, 实现了order表的超高并发写入与更新, 并能通过uid和订单ID查询订单信息。但作为一个开放的集团支付系统, 我们还需要通过业务线ID (又称商户ID, 简称bid) 来查询订单信息, 所以我们引入了bid维度的order表集群, 将uid维度的order表集群余一份到bid维度的order表集群中, 要根据bid查询订单信息时, 只需查bid维度的order表集群即可。

上面的方案虽然简单, 但保持两个order表集群的数据一致性是一件很麻烦的事情。两个表集群显然在不同的数据库集群中, 如果在写入与更新中引入强一致性的分布式事务, 这无疑会大大降低系统效率, 增长服务响应时间, 这是我们所不能接受的, 所以我们引入了消息队列进行异步数据同步, 来实现数据的最终一致性。当然消息队列的各种异常也会造成数据不一致, 所以我们又引入了实时监控服务, 定时计算两个集群的数据差异, 并进行一致性同步。

下面是简化的一致性同步图:



四. 数据库高可用

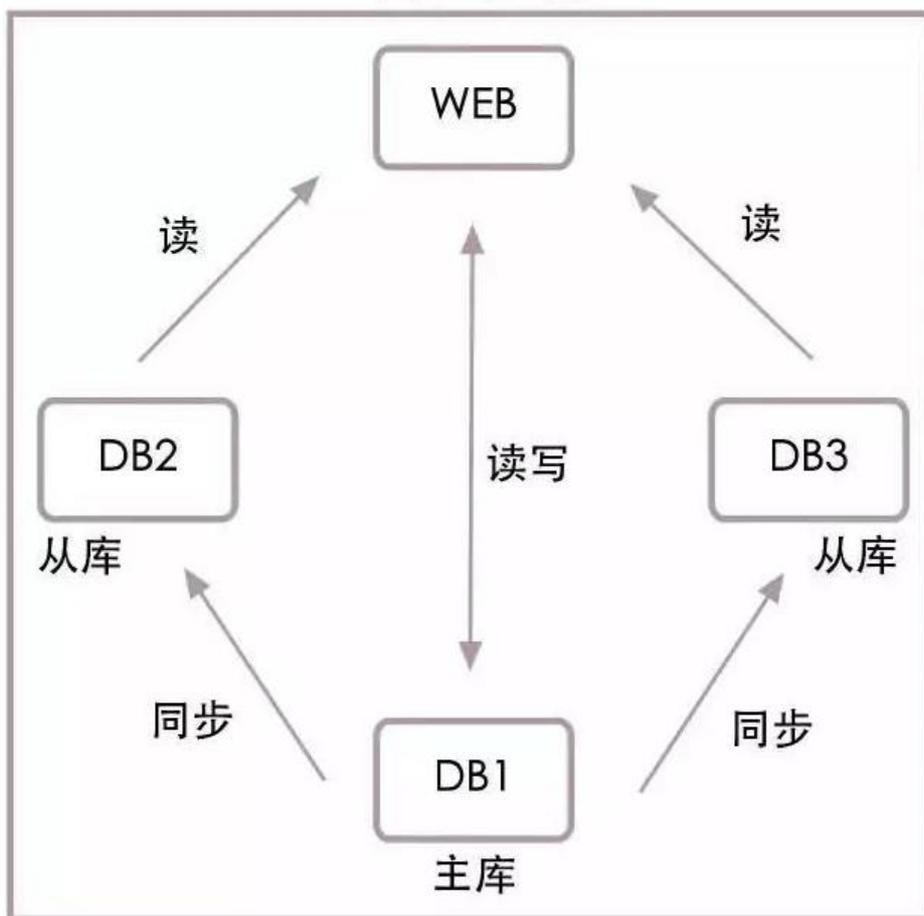
没有任何机器或服务能保证在线上稳定运行不出故障。比如某一时间, 某一数据库主库宕机, 这时我将不能对该库进行读写操作, 线上服务将受到影响。

所谓数据库高可用指的是: 当数据库由于各种原因出现问题时, 能实时或快速的恢复数据库服务并修复数据, 从整个集群的角度看, 就像没有出任何问题一样。需要注意的是, 这里的恢复数据库服务并不定是指修复原有数据库, 也包括将服务切换到另外备用的数据库。

数据库高可用的主要工作是数据库恢复与数据修补, 一般我们以完成这两项工作的时间长短, 作为衡量高可用好坏的标准。这里有一个恶性循环的问题, 数据库恢复的时间越长, 不一致数据越多, 数据修复的时间就会越长, 整体修复的时间就会变得更长。所以数据库的快速恢复成了数据库高可用的重中之重, 试想一下如果我们能在数据库出故障的1秒之内完成数据库恢复, 修复不一致的数据和成本也会大降低。

下图是一个最经典的主从结构:

经典主从同步



上图中有1台web服务器和3台数据库，其中DB1是主库，DB2和DB3是从库。我们在这里假设web服务器由项目组维护，而数据库服务器由DBA维护。

当从库DB2出现问题时，DBA会通知项目组，项目组将DB2从web服务的配置列表中删除，重启web服务器，这样出错的节点DB2将不再被访问，整个数据库服务得到恢复，等DBA修复DB2时，再由项目将DB2添加到web服务。

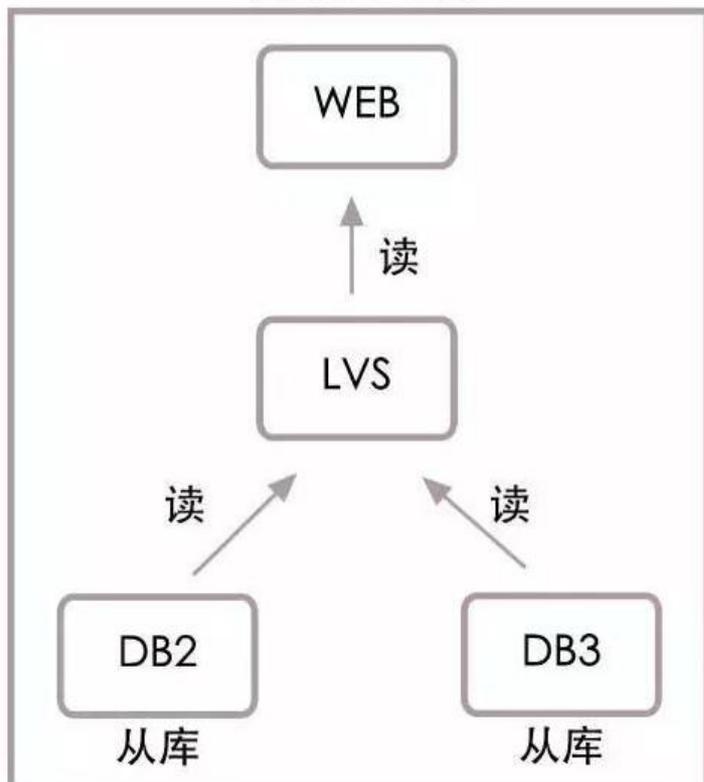
当主库DB1出现问题时，DBA会将DB2切换为主库，并通知项目组，项目组使用DB2替换原有的主库B1，重启web服务器，这样web服务将使用新的主库DB2，而DB1将不再被访问，整个数据库服务得恢复，等DBA修复DB1时，再将DB1作为DB2的从库即可。

上面的经典结构有很大的弊病：不管主库或从库出现问题，都需要DBA和项目组协同完成数据库服务恢复，这很难做到自动化，而且恢复工程也过于缓慢。

我们认为，数据库运维应该和项目组分开，当数据库出现问题时，应由DBA实现统一恢复，不需要项目组操作服务，这样便于做到自动化，缩短服务恢复时间。

先来看从库高可用结构图：

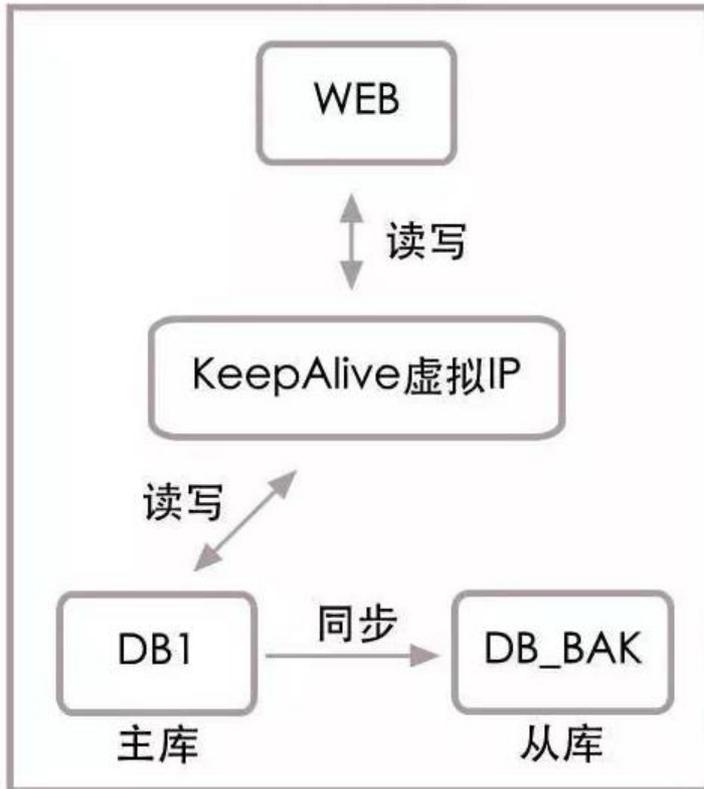
从库高可用



如上图所示，web服务器将不再直接连接从库DB2和DB3，而是连接LVS负载均衡，由LVS连接从库。这样做的好处是LVS能自动感知从库是否可用，从库DB2宕机后，LVS将不会把读数据请求再发向DB。同时DBA需要增减从库节点时，只需独立操作LVS即可，不再需要项目组更新配置文件，重启服务来配合。

再来看主库高可用结构图：

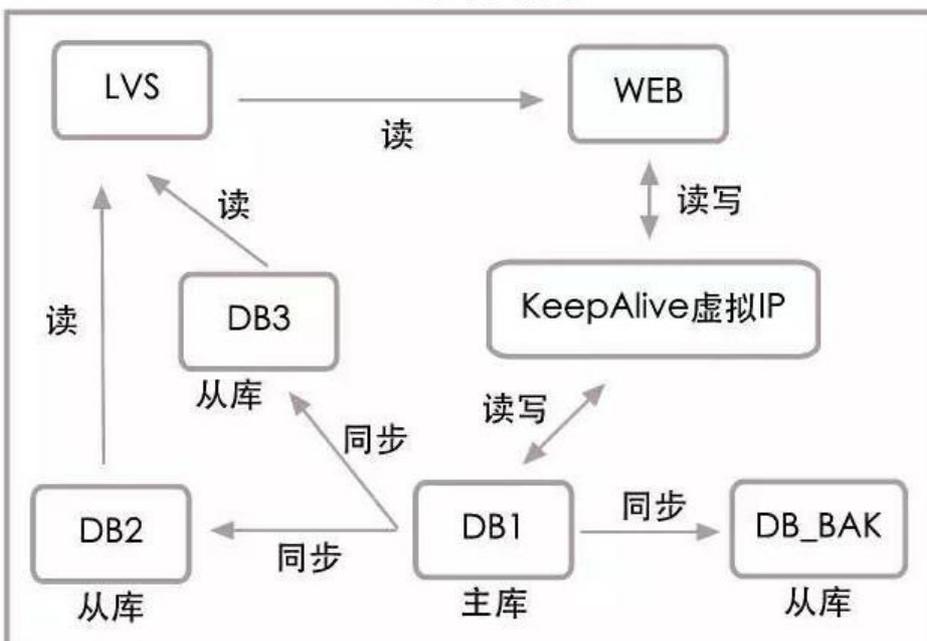
主库高可用



如上图所示，web服务器将不再直接连接主库DB1，而是连接KeepAlive虚拟出的一个虚拟ip，再将虚拟ip映射到主库DB1上，同时添加DB_bak从库，实时同步DB1中的数据。正常情况下web还是在D1中读写数据，当DB1宕机后，脚本会自动将DB_bak设置成主库，并将虚拟ip映射到DB_bak上，web服务将使用健康的DB_bak作为主库进行读写访问。这样只需几秒的时间，就能完成主数据库服务恢。

组合上面的结构，得到主从高可用结构图：

主从高可用



数据库高可用还包含数据修补，由于我们在操作核心数据时，都是先记录日志再执行更新，加上实现近乎实时的快速恢复数据库服务，所以修补的数据量都不大，一个简单的恢复脚本就能快速完成数据恢复。

五. 数据分级

支付系统除了最核心的支付订单表与支付流水表外，还有一些配置信息表和一些用户相关信息表。如所有的读操作都在数据库上完成，系统性能将大打折扣，所以我们引入了数据分级机制。

我们简单的将支付系统的数据划分成了3级：

第1级：订单数据和支付流水数据；这两块数据对实时性和精确性要求很高，所以不添加任何缓存，写操作将直接操作数据库。

第2级：用户相关数据；这些数据和用户相关，具有读多写少的特征，所以我们使用redis进行缓存。

第3级：支付配置信息；这些数据和用户无关，具有数据量小，频繁读，几乎不修改的特征，所以我使用本地内存进行缓存。

使用本地内存缓存有一个数据同步问题，因为配置信息缓存在内存中，而本地内存无法感知到配置信息在数据库的修改，这样会造成数据库中数据和本地内存中数据不一致的问题。

为了解决此问题，我们开发了一个高可用的消息推送平台，当配置信息被修改时，我们可以使用推送台，给支付系统所有的服务器推送配置文件更新消息，服务器收到消息会自动更新配置信息，并给出功反馈。

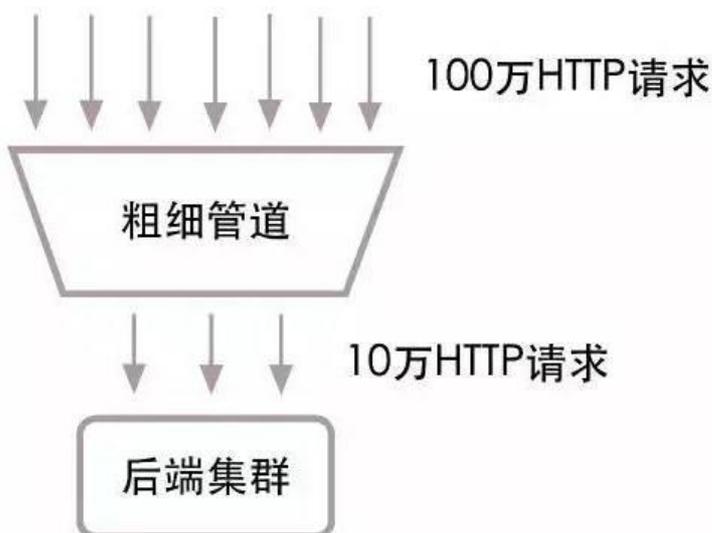
六. 粗细管道

黑客攻击，前端重试等一些原因会造成请求量的暴涨，如果我们的服务被激增的请求给一波打死，想重新恢复，就是一件非常痛苦和繁琐的过程。

举个简单的例子，我们目前订单的处理能力是平均10万下单每秒，峰值14万下单每秒，如果同一秒钟100万个下单请求进入支付系统，毫无疑问我们的整个支付系统就会崩溃，后续源源不断的请求会让我们的服务集群根本启动不起来，唯一的办法只能是切断所有流量，重启整个集群，再慢慢导入流量。

我们在对外的web服务器上加一层“粗细管道”，就能很好的解决上面的问题。

下面是粗细管道简单的结构图：



请看上面的结构图，http请求在进入web集群前，会先经过一层粗细管道。入口端是粗口，我们设置大能支持100万请求每秒，多余的请求会被直接抛弃掉。出口端是细口，我们设置给web集群10万请求每秒。剩余的90万请求会在粗细管道中排队，等待web集群处理完老的请求后，才会有新的请求从管

中出来，给web集群处理。这样web集群处理的请求数每秒永远不会超过10万，在这个负载下，集群的各个服务都会高枕运转，整个集群也不会因为暴增的请求而停止服务。

如何实现粗细管道？nginx商业版中已经有了支持，相关资料请搜索nginx max_conns，需要注意的max_conns是活跃连接数，具体设置除了需要确定最大TPS外，还需确定平均响应时间。

nginx相关：

http://nginx.org/en/docs/http/nginx_http_upstream_module.html

作者：头条号 / DBAplus社群

链接：<http://toutiao.com/i6282460032487391746/>

来源：头条号（今日头条旗下创作平台）

著作权归作者所有。商业转载请联系作者获得授权，非商业转载请注明出处。