海量数据高并发读写方案设计

一、问题分类

不管什么系统，要让各式各样的业务功能与逻辑最终在计算机系统里实现，只能通过两种操作：读和写。本章节我们学习高并发问题的方法论也从这两个方面展开分析。

任何一个大型网站，不可能只有读，或者只有写，肯定是读写混合在一起的。但具体到某种业务场景，其高并发的问题，站在C端用户角度来看，往往侧重于读或写，或读写同时有。

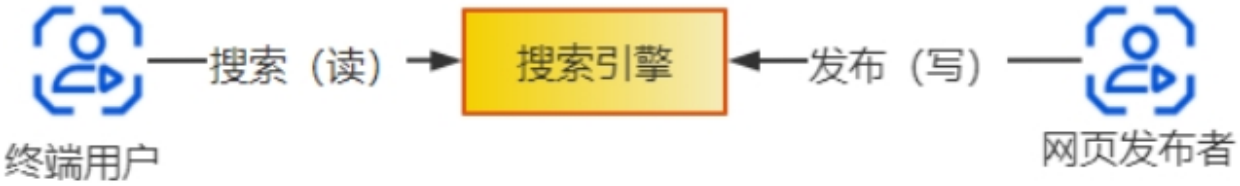
我们来看看大厂有哪些比较具体的业务场景，并了解他们的读写特点是什么，会更容易理解。

侧重于“高并发读”的系统

场景1：搜索引擎

搜索引擎大家再熟悉不过，用户在百度里输入关键词，百度输出网页列表，然后用户可以一页页地往下翻。在这个过程中，用户只是“浏览”，并没有编辑和修改网页内容。

很明显对于搜索引擎来说，C端用户是“读”，网页发布者（可能是组织或者个人)是“写”。当然搜索引擎的网页来源大都是网络爬虫主动获得的，不过不影响我们的分析。



为什么说它是一个侧重于“读”的系统呢？让我们来对比读写两端的差异：

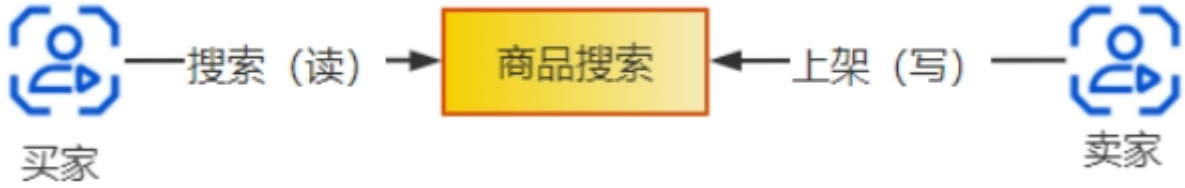
（1）数量级。读的一端，C端用户，是亿或数十亿数量级；写的一端，网页发布者，可能是“百万或千万”数量级。毕竟读网页的人比发布网页的人要多得多。

（2）响应时间。读的一端通常要求在毫秒级，最差情况为1～2s内返回结果；写的一端可能是几分钟或几天。比如发布一篇博客，可能5分钟之后才会被搜索引擎检索到；再差一点，可能几个小时后；再差一点，可能永远检索不到，搜索引擎并不保证发布的文章一定被检索到。

(3）频率。读的频率远比写的频率高。

场景2：电商的商品搜索

电商的商品搜索和搜索引擎的网页搜索类似，一个商品类比一篇网页。卖家发布商品，买家搜索商品。

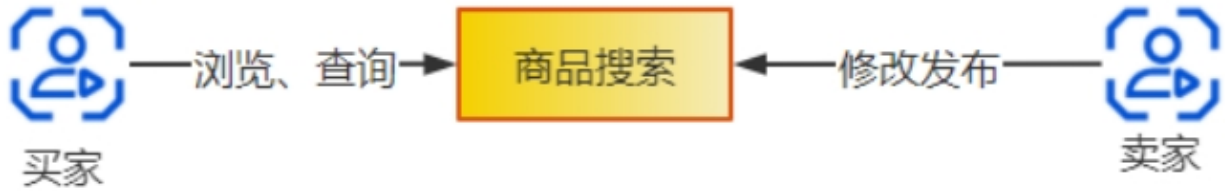


同样，读和写的差异，在其用户规模的数量级、响应时间、频率几个维度，和搜索引擎类似。

场景3:电商系统的商品描述、图片和价格

商品的文字描述、图片和价格有一个显著特点：对于这些信息，C端的买家只会看，不会编辑；B端的卖家会修改这些信息，但其修改频率远低于C端买家的查询流频率。

这个场景里，读和写两端的用户在数量级、响应时间、频率方面，同样有上面类似特征。

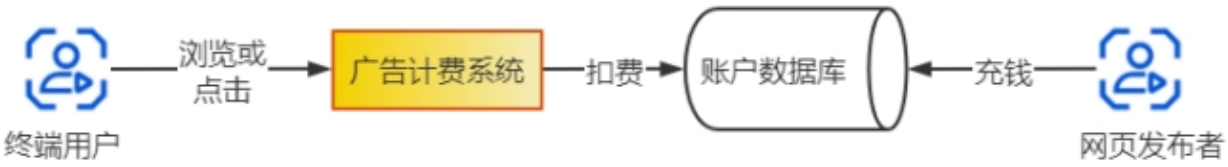


侧重于“高并发写”的系统

以广告扣费系统为例，广告是互联网的三大变现模式之一（另外两个是游戏和电商），对于大家来说已经不陌生。百度的搜索结果中有广告，微博的 Feeds 流中有广告，淘宝的商品列表页中有广告，微信的朋友圈里也有广告。

这些广告通常要么按浏览付费，要么按点击付费（业界叫作 CPC或 CPM)。具体来说，就是广告主在广告平台开通一个账号，充一笔钱进去，然后投放自己的广告。C端用户看到了这个广告后，可能点击一次扣一块钱(CPC)；或者浏览这个广告，浏览1000次扣10块钱(CPM)。这里只是打个比方，实际操作当然不是这个价格。

这样的广告计费系统（即扣费系统）就是一个典型的“高并发写”的系统，



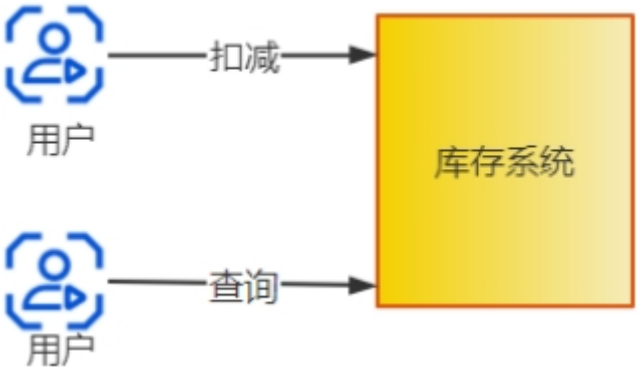
1）C端用户的每一次浏览或点击，都会对广告主的账号余额进行一次扣减。

2）这种扣减要尽可能实时。如果扣慢了，广告主的账户里明明没有钱了，但广告仍然在线上播放，会造成平台流量的损失。

同时有“高并发读”和“高并发写”的系统

场景1：电商的库存系统和秒杀系统

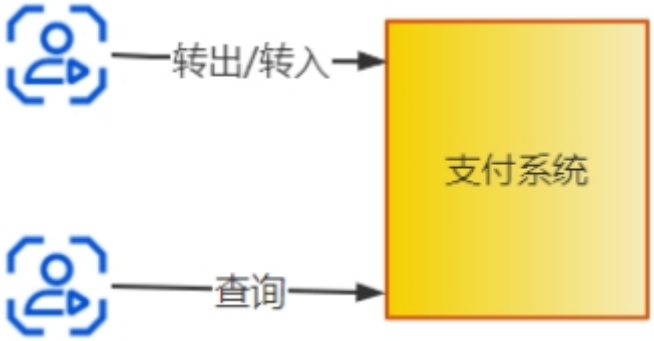
库存系统和秒杀系统的一个典型特征是：C端用户要对数据同时进行高并发的读和写，这是它不同于商品的文字描述、图片和价格这种系统的重要之处。



一个商品有100个，用户A买了1个，用户B买了1个……大家在实时地并发扣减，这个信息要近乎实时地更新，才能保证其他用户及时地看到信息。12306网站的火车票售卖系统也是一个典型例子，当然，它比库存的扣减更为复杂。因为一条线路，可能某个用户买了中间的某一段，剩下的部分还要分成两段继续卖。

场景2：支付系统和微信红包

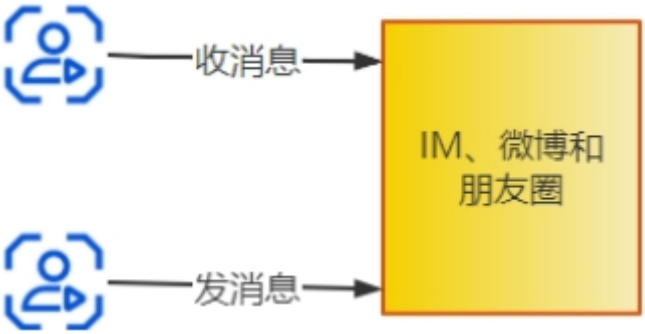
支付系统也是读和写的高并发都发生在C端用户的场景，一方面用户要实时地查看自己的账号余额(这个值需要实时并且很准确)，另一方面用户A向用户B转账的时候，A账户的扣钱、B账户的加钱也要尽可能地快。钱一类的信息很敏感，其对数据一致性的要求要比商品信息、网页信息高很多。



从支付扩展到红包系统，业务场景会更复杂，一个用户发红包，多个人抢。一个人的账号发生扣减，多个人的账号加钱，开且在这个过程中还要查看哪些红包已经被抢了，哪些还没有。

场景3： IM、微博和朋友圈

对于QQ、微信类的即时通信系统，C端用户要进行消息的发送和接收；对于微博，C端用户发微博、查看微博；对于朋友圈，C端用户发朋友圈、查看朋友圈。



所以无论在读的端，还是写的端，都面临着高并发的压力，用户规模在亿级别，同时要求读和写的处理要非常及时。

通过上面一系列业务场景的说明，会发现针对不同的业务系统，有的可能在“读”的一端面临的高并发压力多一些，有的可能在“写”的一端面临的压力大一些，还有些是同时面临读和写的压力。

之所以要这样区分，是因为外理“高并发读”和“高并发写”的策略很不一样。下面分别展开应对“高并发读”和“高并发写”的不同策略。

二、高并发读策略

策略1：加缓存/读副本

如果流量扛不住了，相信大家首先想到的策略就是“加缓存”。缓存几乎不处不在，它的本质是以空间换时间。下面列举几个缓存的典型案例:

方案1：本地缓存或集中式缓存

当数据库支持不住的时候，首先想到的就是为其加一层缓存。缓存通常有两种思路：一种是本地缓存，另一种是Memcached/Redis类的集中式缓存。

缓存的数据结构通常都是<k, v>结构，v是一个普通的对象。再复杂一点，有<k, list>或<k,hash>结构。

<k,v>结构和关系型数据库中的单表的一行行记录刚好对应，很容易缓存。

缓存的更新有两种：一种是主动更新，当数据库中的数据发生变更时，主动地删除或更新缓存中的数据；另一种是被动更新，当用户的查询请求到来时，如果缓存过期，再更新缓存。

对于缓存,需要考虑几个问题:

(1)缓存的高可用问题。如果缓存宕机，是否会导致所有请求全部写入并压垮数据库呢?

(2)缓存穿透。虽然缓存没有宕机，但是某些Key发生了大量查询，并且这些Key都不在缓存里，导致短时间内大量请求压垮数据库。

(3)缓存击穿。指一个热点Key，大并发集中对这一个点进行访问，当这个Key在失效的瞬间，持续的大并发就穿破缓存，直接请求数据库。

(4)大量的热Key过期。和第二个问题类似，也是因为某些Key失效，大量请求在短时间内写入并压垮数据库，也就是缓存雪崩。其实第一个问题也可以视为缓存雪崩。

这些问题和缓存的回源策略有关：一种是不回源，只查询缓存，缓存没有，直接返回给客户端为空，这种方式肯定是主动更新缓存，并且不设置缓存的过期时间，不会有缓存穿透、大量热Key过期问题；另一种是回源，缓存没有，要再查询数据库更新缓存，这种需要考虑应对上面的问题。

方案2：MySQL的 Master/Slave

上述的缓存策略很容易用来缓存各种结构相对简单的<k,v>数据。但对于有的场景，操作复杂的业务数据，如果直接查业务系统的数据库，会影响C端用户的高并发访问。

对于这种查询，往往会为MySQL加一个或多个 Slave，来分担主库的读压力，是一个简单而又很有效的办法。

方案3：CDN/静态文件加速/动静分离

在网站的展示数据中，并不是所有的内容每次查询都需要重新计算的，可以分为静态内容和动态内容两部分。

(1)静态内容。数据不变，并且对于不同的用户来说，数据基本是一样的，比如图片、HTML、JS、CSS文件；再比如各种直播系统，内容生成端产生的视频内容，对于消费端来说，看到的都是一样的内容。

(2)动态内容。需要根据用户的信息或其他信息（比如当前时间）实时地生成并返回给用户。

对于静态内容，一个最常用的处理策略就是CDN。一个静态文件缓存到了全网的各个节点，当第一个用户访问的时候，离用户就近的节点还没有缓存数据，CDN就去源系统抓取文件缓存到该节点；等第二个用户访问的时候，只需要从这个节点访问即可，而不再需要去源系统取。

注意：对于Redis、MySQL的 Slave、CDN，虽然从技术上看完全不一样，但从策略上看都是一种“缓存/加副本”的形式。都是通过对数据进行冗余，达到空间换时间的效果。

策略2:并发读

无论“读”还是“写”，串行改并行都是一个常用策略。如何把串行改成并行?

方案1：异步 RPC

现在的RPC框架基本都支持了异步RPC，对于用户的一个请求，如果需要调用3个 RPC接口，则耗时分别是T1、T2、T3。

如果是同步调用,则所消耗的总时间T=T1+T2 +T3；如果是异步调用，则所消耗的总时间T=Max(T1, T2,T3)。

当然，这有个前提条件：3个调用之间没有耦合关系，可以并行。如果必须在拿到第1个调用的结果之后，根据结果再去调用第2、第3个接口，就不能做异步调用了，而且异步调用后，如何获得异步调用的结果也需要仔细考虑。

方案2： 冗余请求

2013年Google公司的Jeaf Dean在论文《The Tail at Scale》（里面讲述的是google内部的一些长尾耗时优化相关的经验）一文中讲过这样一个案例：假设一个用户的请求需要100台服务器同时联合处理，每台服务器有1%的概率发生调用延迟（假设定义响应时间大于1s为延迟)，那么对于C端用户来说，响应时间大于1s的概率是63%。

这个数字是怎么计算出来的呢？如果用户的请求响应时间小于1s，意味着100台机器的响应时间都小于1s，这个概念是100个99%相乘，即99%100。

反过来，只要任意一台机器的响应时间大于1s，用户的请求就会延迟，这个概率是

1 - 99%100 = 63%

这意味着：虽然每一台机器的延迟率只有1%，但对于C端用户来说，延迟率却是63%。机器数越多，问题越严重。

而越是大规模的分布式系统，服务越多，机器越多，一个用户请求调动的机器也就越多，问题就越严重。

论文中给出了问题的解决方法：冗余请求。客户端同时向多台服务器发送请求，哪个返回得快就用哪个，其他的丢弃，但这会让整个系统的调用量翻倍。

把这个方法调整一下就变成了：客户端首先给服务端发送一个请求，并等待服务端返回的响应；如果客户端在一定的时间内没有收到服务端的响应，则马上给另一台(或多台）服务器发送同样的请求；客户端等待第一个响应到达之后，终止其他请求的处理。上面“一定的时间”定义为：内部服务95%请求的响应时间。这种方法在论文中为称为“对冲请求”。

论文中提到了Google公司的一个测试数据：采用这种方法，可以仅用2%的额外请求将系统99.9%的请求响应时间从1800ms降低到74ms。

策略3：重写轻读

方案1：微博Feeds流的实现

微博首页或微信朋友圈都存在类似的查询场景：用户关注了n个人(或者有n个好友)，每个人都在不断地发微博，然后系统需要把这n个人的微博按时间排序成一个列表，也就是Feeds流并展示给用户。同时，用户也需要查看自己发布的微博列表。

所以对于用户来说，最基本的需求有两个：查看关注的人的微博列表(Feeds流)和查看自己发布的微博列表。

先考虑最原始的方案，如果这个数据存在数据库里面可以这么设计：

关注关系表（Following）

id 自增主键	user_id（关注者）	followings（被关注的人）

微博发布者（Msg）

id 自增主键	user_id（发布者）	msg_id（发布的微博ID）

假设这里只存储微博ID，而微博的内容、发布时间等信息存在另外一个专门的NoSOL数据库中。

针对上面的数据模型，假设要查询user id= 1 发布的微博列表（分页显示)，

select msg_id from msg where user_1d= 1 limit offset,count

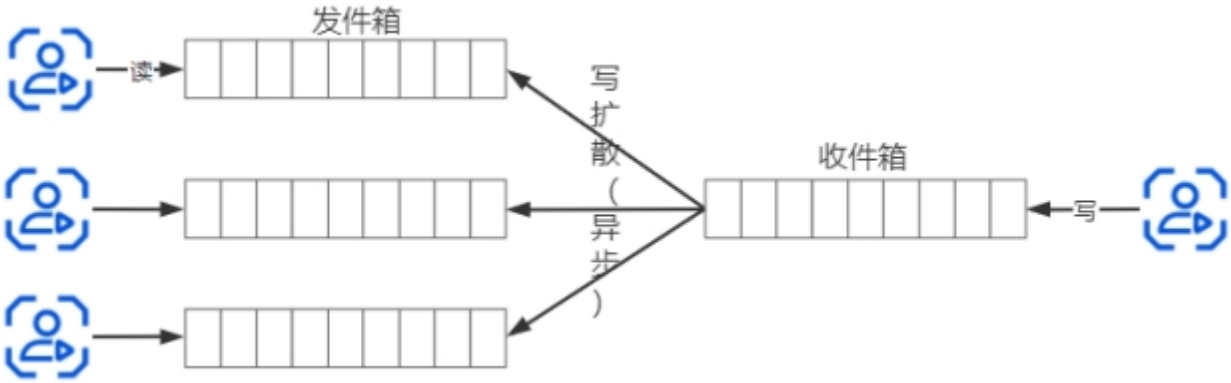
假设要查询user_id= 1 用户的Feeds流，并且按时间排序、分页显示，需要两条SQL语句：

select followings from Following where user_id = 1 //查询user_id = 1的用户的关注的用户列表

select msg_id from msg where user_id in (followings) limit offset,count //查询关注的所有用户的微博列表

很显然这种模型无法满足高并发的查询请求，那怎么处理呢?

改成重写轻读，不是查询的时候再去聚合，而是提前为每个user_id 准备一个Feeds流，或者叫收件箱。



每个用户都有一个发件箱和收件箱。假设某个用户有1000个粉丝，发布1条微博后，只写入自己的发件箱就返回成功。然后后台异步地把这条微博推送到1000个粉丝的收件箱，也就是“写扩散”。这样，每个用户读取Feeds流的时候不需要再实时地聚合了，直接读取各自的收件箱就可以。这也就是“重写轻读”，把计算逻辑从“读”的一端移到了“写”的一端。

这里的关键问题是收件箱是如何实现的？因为从理论上来说，这是个无限长的列表。很显然，这个列表必须在内在里而。假设用Redis的<key,list>来实现，key 是user_id，list是msg_id的列表。但这个list不能无限制地增长，假设设置一个上限为2000。

那么用户在屏幕上一直往下翻，当翻到2000个以外时，怎么分页查询呢?

最简单的方法：限制数量！最多保存2000 条，2000条以外的丢弃。因为按常识，手机屏幕一屏通常显示4~6，2000条意味着用户可以翻500次，一般的用户根本翻不到这么多，即使是PC也要翻百次。

而这实际上就是 Twitter的做法，据公开的资料显示，Twitter实际限制为800条。

但对于用户发布的微博，不希望过了一段时间之后，系统把历史数据删掉了,而是希望系统可以全量地保存数据。但Redis只能保存最近的2000个，2000个以前的数据肯定要持久化存储并且支持分页查询。

这里自然还是考虑用MySOL 来存储表中的数据，很显然这个数据会一直增长，不可能放在一个数据库里面。那就涉及按什么维度进行数据库的分片。

一种是按user id进行分片，一种是按时间范围进行分片（比如每个月存储一张表)。

如果只按user id分片，显然不能完全满足需求。因为数据会随着时间一直增长，并且增长得还很快，用户在频繁地发布微博。

如果只按时间范围分片，会冷热不均。假设每个月存储一张表，则绝大部分读和写的请求都发生在当前月份里，历史月份的读请求很少，写请求则没有。

所以需要同时按user_id和时间范围进行分片。但分完之后,如何快速地查看某个user id 从某个offiset开始的微博呢？比如一页有100个，现在要显示第50页，也就是offset = 5000的位置开始之后的微博。如何快速地定位到5000所属的库呢?

这就需要一个二级索引：另外要有一张表，记录<user_id,月份,count>。也就是每个user_id在每个月份发表的微博总数。基于这个索引表才能快速地定位到offset = 5000的微博发生在哪个月份，也就是哪个数据库的分片。

解决了读的高并发问题，但又带来一个新问题：假设一个用户的粉丝很多，给每个粉丝的收件箱都复制一份，计算量和延迟都很大。比如某个明星的粉丝有8000万，如果复制8000万份，对系统来说是一个沉重负担，也没有办法保证微博及时地传播给所有粉丝。

这就又回到了最初的思路，也就是读的时候实时聚合，或者叫作“拉”。具体怎么做呢?

在写的一端，对于粉丝数量少的用户（假设定个阈值为5000，小于5000 的用户)，发布一条微博之后推送给5000个粉丝；

对于粉丝数多的用户，只推送给在线的粉丝们(系统要维护一个全局的、在线的用户列表)。

对于读的一端，一个用户的关注的人当中，有的人是推给他的（粉丝数小于5000)，有的人是需要他去拉的（粉丝数大于5000)，需要把两者聚合起来，再按时间排序，然后分页显示，这就是“推拉结合”。

方案2：多表的关联查询：宽表与搜索引擎

后端经常需要对业务数据做多表关联查询，可以通过加 Slave解决，但这种方法只适合没有分库的场景。

如果数据库已经分了库，那么需要从多个库查询数据来聚合，无法使用数据的原生Join功能，则只能在程序中分别从两个库读取数据，再做聚合。

但存在一个问题：如果需要把聚合出来的数据按某个维度排序并分页显示，而且这个维度是一个临时计算出来的维度，而不是数据库本来就有的维度。

由于无法使用数据库的排序和分页功能，也无法在内存中通过实时计算来实现排序、分页(数据量太大)，这时如何处理呢?

还是采用类似微博的重写轻读的思路：提前把关联数据计算好，存在一个地方，读的时候直接去读聚合好的数据，而不是读取的时候再去做join。

具体实现来说，可以另外准备一张宽表：把要关联的表的数据算好后保存在宽表里。依据实际情况，可以定时算，也可能任何一张原始表发生变化之后就触发一次宽表数据的计算。

也可以用ES类的搜索引擎来实现：把多张表的join结果做成一个个的文档，放在搜索引擎里面，也可以灵活地实现排序和分页查询功能。

总结：读写分离（CQRS 架构)

无论加缓存、动静分离，还是重写轻读，其实本质上都是读写分离，这也就是微服务架构里经常提到的CORS (Command Query Responsibility Separation)。

读写分离架构的典型模型有几个典型特征：

(1）分别为读和写设计不同的数据结构。在C端，当同时面临读和写的高并发压力时，把系统分成读和写两个视角来设计，各自设计适合高并发读和写的数据结构或数据模型。

某种程度来说，缓存其实是读写分离的一个简化，或者说是特例，写业务DB和读缓存用了基本一样的数据结构。

(2）写的这一端，通常也就是在线的业务DB，通过分库分表抵抗写的压力。读的这一端为了抵抗高并发压力，针对业务场景，可能是<K,V>缓存，也可能是提前做好Join的宽表，又或者是ES搜索引擎。

(3) 读和写的串联。定时任务定期把业务数据库中的数据转换成适合高并发读的数据结构；或者是写的一端把数据的变更发送到消息中间件，然后读的一端消费消息；或者直接监听业务数据库中的 Binlog，监听数据库的变化来更新读的一端的数据。

(4）读比写有延迟。因为左边写的数据是在实时变化的，右边读的数据肯定会有延迟，读和写之间是最终一致性，而不是强一致性，但这并不影响业务的正常运行。

拿库存系统举例，假设用户读到某个商品的库存是9件，实际可能是8件（某个用户刚买走了1件)，也可能是10件（某个用户刚刚取消了一个订单)，但等用户下单的一刻，会去实时地扣减数据库里面的库存，也就是左边的写是"实时、完全准确"的，即使右边的读有一定时间延迟也没有影响。

同样，拿微博系统举例，一个用户发了微博后，并不要求其粉丝立即能看到。延迟几秒钟才看到微博也可以接受，因为粉丝并不会感知到自己看到的微博是几秒钟之前的。

但是对对于用户自己的数据，自己写自己读（比如账号里面的钱、用户下的订单)，在用户体验上肯定要保证自己修改的数据马上能看到。

这种在实现上读和写可能是完全同步的(对一致性要求非常高，比如涉及钱的场景)；也可能是异步的，但要控制读比写的延迟非常小,用户感知不到。

虽然读的数据可以比写的数据有延迟（最终一致性)，但还是要保证数据不能丢失、不能乱序，这就要求读和写之间的数据传输通道要非常可靠。

三、高并发写方案

在解决了高并发读的问题后，下面讨论高并发写的各种应对策略。

策略1：数据分片

数据分片也就是对要处理的数据或请求分成多份并行处理。

比如，数据库的分库分表。数据库为了应对高并发读的压力，可以加缓存、Slave。应对高并发写的压力，就需要分库分表了。分表后，还是在一个数据库、一台机器上，但可以更充分地利用CPU、内存等资源；分库后,可以利用多台机器的资源。Redis Cluster集群也是一样的道理。

ES的分布式索引，在搜索引擎里有一个基本策略是分布式索引。比如有10亿个网页或商品，如果建在一个倒排索引里面，则索引很大，也不能并发地查询。

可以把这10亿个网页或商品分成n份，建成n个小的索引。一个查询请求来了以后，并行地在n个索引上查询，再把查询结果进行合并。

。

策略2：异步化

“异步”一词在计算机的世界里几乎无处不在，

对于“异步”而言，站在客户端的角度来讲，是请求服务器做一个事情，客户端不等结果返回，就去做其他的事情，回头再去轮询，或者让服务器回调通知。

站在服务器角度来看，是接收到一个客户的请求之后不立即处理，也不立马返回结果，而是在“后台慢慢地处理”，稍后返回结果。因为客户端不等上一个请求返回结果就可以发送一个请求，可以源源不断地发送请求，从而就形成了异步化。

HTTP 1.1的异步化、HTTP/2的二进制分帧都是“异步”的例子，客户端发送了一个HTTP请求后不等结果返回，立即发送第2个、第3个;数据库的内存事务提交与Write-ahead Log也是“异步“的例子。

案例1：短信验证码注册或登录

通常在注册或登录App或小程序时，采用的方式为短信验证码。短信的发送通常需要依赖第三方的短信发送平台。客户端请求发送验证码，应用服务器收到请求后调用第三方的短信平台。

公网的 HTTP调用可能需要1 ~ 2秒，如果是同步调用，则应用服务器会被阻塞。假设应用服务器是Tomcat，一台机器最多可以同时处理几百个请求，如果同时来几百个请求，Tomcat就会被卡死了。

改成异步调用就可以避免这个问题，应用服务器收到客户端的请求后，放入消息队列，立即返回。然后有个后台消费者，从消息队列读取消息，去调用第三方短信平台发送验证码。

应用服务器和消息队列之间是内网通信，不会被阻塞，即使客户端并发量很大，最多是消息堆积在消息队列里面。

对用户来说，并不会感知到同步或者异步的差别，反正都是按了“获取验证码”的按钮后等待接收短信。可能过于60s之后没有收到短信，用户又会再次按按钮。

案例2:电商的订单系统

有电商购物经验的人可能会发现，假设我们在淘宝或者天猫上买了3个商品，且来自3个卖家，虽然只下了一个订单、付了一次款，但在“我的订单”里去查看，却发现变成了3个订单，3个卖家分别发货，对应3个包裹。

从1个变为3个的过程，是电商系统的一个典型处理环节，叫作“拆单”。而这个环节就是通过异步实现的。

对于客户端来说，首先是创建了一个订单，写入订单系统的数据库，此时未支付。

然后去支付，支付完成后，服务器会立即返回成功，而不是等1个拆成3个之后再返回成功。

总之，凡是不阻碍主流程的业务逻辑，都可以异步化，放到后台去做。

案例3：广告计费系统

前面我们提到过广告计费系统是一个侧重于“高并发写”的系统，用户每点击1次，就需要对广告主的账号扣1次钱。

如果用户每点击1次或浏览1次，都同步地调用账户数据库进行扣钱，账户数据库肯定支撑不住。

同时，对于用户的点击来说，在扣费之前其实还有一系列的业务逻辑要处理，比如判断是否为机器人在刷单，这种点击要排除在外。

所以，实际上用户的点击请求或浏览请求首先会以日志的形式进行落盘。一般是支持持久化的消息队列。落盘之后，立即给客户端返回数据。后续的所有处理，当然也包括扣费，全部是异步化的，而且会使用流式计算模型完成后续的所有工作。

案例4：写内存 + Write-Ahead 日志

MySQL中为了提高磁盘IO的写性能，使用了Write-Ahead日志，也就是Redo Log。这种思路不仅在数据库和KV存储领域使用，在上层业务领域中同样可以使用。比如高并发地扣减 MySOL中的账户余额，或者电商系统中扣库存，如果直接在数据库中扣，数据库会扛不住，则可以在Redis中扣，同时落一条日志（日志可以在一个高可靠的消息中间件或数据库中插入一条条的日志）。当Redis宕机，把所有的日志重放完毕，再用数据库中的数据初始化Redis中的数据。

策略3：批量写

案例1：广告计费系统的合并扣费

在异步化里提到广告计费系统使用了异步化的策略。在异步化的基础上，可以实现合并扣费。

假设有10个用户，对于同1个广告，每个用户都点击了1次，也就意味着同1个广告主的账号要扣10次钱，每次扣1块（假设点击1次扣1块钱)。如果改成合并扣费，就是1次扣10块钱。

扣费模块一次性地从持久化消息队列中取多条消息，对多条消息按广告主的账号ID进行分组，同一个组内的消息的扣费金额累加合并，然后从数据库里扣除。

案例2：MySQL的小事务合并机制

MySQL的事务的实现上，存在着小事务合并机制。

比如扣库存，对同一个SKU，本来是扣10次、每次扣1个，也就是10个事务；在MySQL内核里面合并成1次扣10个，也就是10个事务变成了1个事务。

我们同样可以借鉴这一点，比如我们的Canal同步代码中，首页广告内容的更新就采用同样的机制

```java
/*一个表在一次周期内可能会被修改多次，而对Redis缓存的处理只需要处理一次即可*/
Set<String> factKeys = new HashSet<>();
for(CanalEntry.Entry entry : message.getEntries()){
    if (entry.getEntryType() == CanalEntry.EntryType.TRANSACTIONBEGIN
            || entry.getEntryType() == CanalEntry.EntryType.TRANSACTIONEND) {
        continue;
    }
    CanalEntry.RowChange rowChange = CanalEntry.RowChange.parseFrom(entry.getStoreValue());
    String tableName = entry.getHeader().getTableName();
    if(log.isDebugEnabled()){
        CanalEntry.EventType eventType = rowChange.getEventType();
        log.debug("数据变更详情：来自binlog[{}.{}]，数据源{}.{}，变更类型{}",
                entry.getHeader().getLogfileName(),entry.getHeader().getLogfileOffset(),
                entry.getHeader().getSchemaName(),tableName,eventType);
    }
    factKeys.add(tableMapKey.get(tableName));
}
for(String key : factKeys){
    /*此处未做删除缓存失败的补偿操作，可以自行加入*/
    if(StringUtils.isNotEmpty(key))  redisOpsExtUtil.delete(key);
}
```

同样，在多机房的数据库多活（跨数据中心的数据库复制)场景中，事务合并也是加速数据库复制的一个重要策略。

> 有道云笔记链接： https://note.youdao.com/s/VFtPa8qX