

# 布隆过滤器简介

作者[Jack47](#)

转载请保留作者和原文出处

注：本文主要翻译自[维基百科Bloom Filter](#)

布隆过滤器(Bloom Filter)是一种节省空间的概率数据结构，由Burton Howard Bloom在1970年提出，用来测试一个元素是否在一个集合里。有可能“误报”，但肯定不会“错报”：对布隆过滤器的一次查询要么返回“可能在集合中”，要么“肯定不在集合里”。

判断一个元素是不是在一个集合里，一般想到的是将所有元素保存起来，然后通过比较来确定。链表、平衡二叉树、散列表，或者是把元素放到数组或链表里，都是这种思路。以上三种结构的检索时间复杂度分别为 $O(n)$ ， $O(\log n)$ ， $O(n/k)$ ， $O(n)$ ， $O(n)$ 。而布隆过滤器(Bloom Filter)也是用于检索一个元素是否在一个集合中，它的空间复杂度是固定的常数 $O(m)$ ，而检索时间复杂度是固定的常数 $O(k)$ 。相比而言，有1%误报率和最优值 $k$ 的布隆过滤器，每个元素只需要9.6个比特位--无论元素的大小。这种优势一方面来自于继承自数组的紧凑性，另外一方面来自于它的概率性质。1%的误报率通过每个元素增加大约4.8比特，就可以降低10倍。

## 布隆过滤器的原理

布隆过滤器是一种多哈希函数映射的快速查找算法。它可以判断出某个元素肯定不在集合里或者可能在集合里，即它不会漏报，但可能会误报。通常应用在一些需要快速判断某个元素是否属于集合，但不严格要求100%正确的场合。

## 基本原理

一个空的布隆过滤器是一个 $m$ 位的位数组，所有位的值都为0。定义了 $k$ 个不同的符合均匀随机分布的哈希函数，每个函数把集合元素映射到位数组的 $m$ 位中的某一位。

添加一个元素：

先把这个元素作为k个哈希函数的输入，拿到k个数组位置，然后把所有的这些位置置为1。

查询一个元素（测试这个元素是否在集合里）：

把这个元素作为k个哈希函数的输入，得到k个数组位置。这些位置中只要有任意一个是0，元素肯定不在这个集合里。如果元素在集合里，那么这些位置在插入这个元素时都被置为1了。如果这些位置都是1，那么要么元素在集合里，要么所有这些位置是在其他元素插入过程中被偶然置为1了，导致了一次“误报”。

一个布隆过滤器的例子见下图，代表了集合 $\{x,y,z\}$ 。带颜色的箭头表示了集合中每个元素映射到位数组中的位置。元素w不在集合里，因为它哈希后的比特位置中有一个值为0的位置。在这个图里， $m=18,k=3$ 。

### 一个布隆过滤器的例子

简单的布隆过滤器不支持删除一个元素，因为“漏报”是不允许的。一个元素映射到k位，尽管设置这k位中任意一位为0就能够删除这个元素，但也会导致删除其他可能映射到这个位置的元素。因为没办法决定是否还有其他元素也映射到了需要删除的这一位上。

通过好几个哈希函数来共同判断这个元素是否在集合里，比只用一次哈希带来冲突的可能性要低很多。暴雪的[MPQ归档文件](#)中使用的[哈希算法](#)跟布隆过滤器也有异曲同工之妙。

## 误判率

误判率就是在插入n个元素后，某元素被判断为“可能在集合里”，但实际不在集合里的概率，此时这个元素哈希之后的k个比特位置都被置为1。

假设哈希函数等概率地选择每个数组位置，即哈希后的值符合均匀分布，那么每个元素等概率地哈希到位数组的m个比特位上，与其他元素被哈希到哪些位置无关(独立事件)。设定数组总共有m个比特位，有k个哈希函数。在插入一个元素时，一个特定比特没有被某个哈希函数置为1的概率是：

插入一个元素后，这个比特没有被任意哈希函数置为1的概率是：

在插入了 $n$ 个元素后，这个特定比特仍然为0的概率是：

所以这个比特被置为1的概率是：

现在检测一个不在集合里的元素。经过哈希之后的这 $k$ 个数组位置任意一个位置都是1的概率如上。这 $k$ 个位置都为1的概率是：

## 哈希函数个数的最优解

对于给定的 $m$ 和 $n$ ，让“误报率”最小的 $k$ 值为：

此时“误报率”为：

可以简化为：

在leveldb中，设定的误判率 $\leq 1\%$ ，所以 $m/n$ 是9.6，即10个比特，此时 $k=6.72$ ，即7bit，即需要7次hash，每个元素占7bit，总共需要 $m=n*9.6$ 个比特作为布隆过滤器的位数组数据。

## 优点

1. 存储空间和插入/查询时间都是常数，远远超过一般的算法
2. Hash函数相互之间没有关系，方便由硬件并行实现
3. 不需要存储元素本身，在某些对保密要求非常严格的场合有优势

## 缺点

1. 有一定的误识别率
2. 删除困难

## 应用

1. 搜索引擎中的海量网页去重

2. [leveldb](#)等数据库中快速判断元素是否存在，可以显著减少磁盘访问

下一篇文章会介绍布隆过滤器在leveldb中的实现和应用

回到本系列目录:[leveldb源码学习系列](#)

参考资料：

1. [Bloom Filter](#)
2. [Why Bloom filters work the way they do](#)
3. [BloomFilter – 大规模数据处理利器](#)
4. [Bloom Filter概念和原理](#)
5. [海量数据处理之Bloom Filter详解](#)

如果您看了本篇博客,觉得对您有所收获，请点击右下角的“推荐”，让更多人看到！

资助Jack47写作，打赏一个鸡蛋灌饼钱吧

微信打赏

支付宝打赏