

1-时间复杂度

Knowledge

Auspice Vinson

1-时间复杂度

1.1 概念

1.1.1 函数渐进增长

1.1.2 大O记法

最坏情况

1.1.3 时间复杂度排序

1.2 简单时间复杂度分析

1.2.1 非函数调用

1.2.3 函数调用

1.3 计算方法

1.3.1 循环主体中的变量参与循环条件的判断

运算时间中的对数

折半查找

欧几里得算法

幂运算

1.3.2 循环主体中的变量与循环条件无关

非递归程序

递归程序——分治策略

递归程序四条准则

“分治”策略

eg

1.4 常见算法时间复杂度总结

1.5 最大子序列和问题的解

1.5.1 遍历所有子串，对子串的子序列依次求和

1.5.2 记录中间累加量

1.5.3 分治法

1.5.4 最简

1.1 概念

算法的渐进时间复杂度，简称时间复杂度

分为 事后分析 和 事前分析 两种

事前分析

1. 算法采用的策略和方案
2. 编译产生代码质量
3. 问题的输入规模
4. 机器执行指令的速度

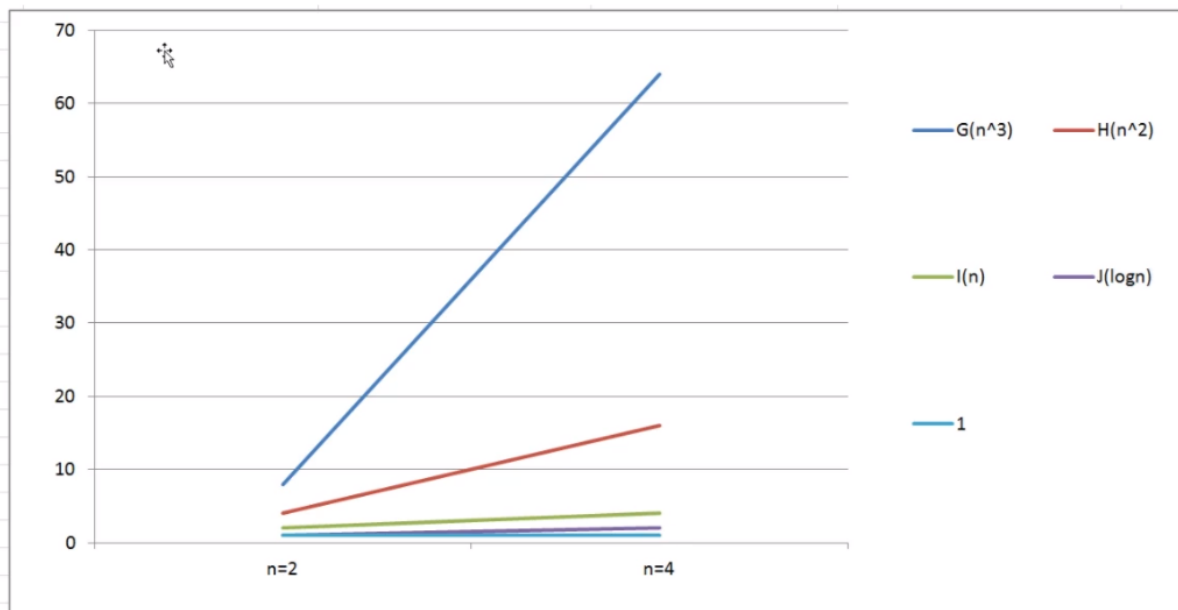
将核心操作的次数与输入规模关联

1.1.1 函数渐进增长

给定两个函数 $f(n)$ 和 $g(n)$ ，如果存在一个整数 N 使得对于所有 $n > N$ ， $f(n)$ 总是比 $g(n)$ 大，那么我们称 $f(n)$ 的渐进增长快于 $g(n)$

规则

- 随着数规模的增大，与最高次项相乘的常数可以忽略
- 最高次数大的，随着 n 的增长，结果增长也会越大
- 算法函数中 n 最高次幂越小，算法效率越高



结论

- 算法函数中的常数可以忽略
- 算法函数中最高次幂的常数因子可以忽略
- 算法函数中最高次幂越小，算法效率越高

1.1.2 大O记法

语句总的执行次数 $T(n)$ 是关于问题规模 n 的函数，进而分析 $T(n)$ 随着 n 的变化情况并确定 $T(n)$ 的量级。记为 $T(n) = O(f(n))$

表示随着问题规模 n 的增大，算法执行时间的增长率和 $f(n)$ 的增长率相同

$f(n)$ 表示问题规模 n 的某个函数

- 执行次数 \Leftrightarrow 执行时间

规则

- 用常数1取代运行时间中的所有常数
- 在修改后的次数中，只保留高阶项
- 如果最高阶项存在且常数因子不为1，则去除常数因子

1-100求和

```
# 累加
public static void main(String[] args){
    int sum = 0; //执行一次
    int n = 100; //执行一次
    for(int i = 0; i <= n; ++i){ //执行n+1次
        sum += i; //执行n次数
    }

    System.out.println("sum=", sum);
}
# 执行 2n+3 次
# 大O记法 O(n)
# -----
# 高斯公式
public static void main(String[] args){
    int sum = 0; //执行1次
    int n = 100; //执行1次
    sum = (n+1)n/2; //执行1次
    System.out.println("sum=", sum);
}
# 执行3次
# 大O记法 O(1)
```

最坏情况

查找问题

```
public int search(int num){
    int[] arr = [11,10,8,9,7,22,23,0];

    for(int i = 0;i < arr.length;++i){
        if(num == arr[i])
            return i;
    }

    return -1;
}
```

最好情况:

- 查找的第一个数字就是期望数字, $O(1)$

最坏情况:

- 查找的最后一个数字, 才是期望数字, $O(n)$

平均情况:

- 任何数字查找的平均成本为 $O(n/2)$

1.1.3 时间复杂度排序

$$O(1) < O(\log n) < O(n \log n) < O(n^2) < O(n^3) < O(2^n) < O(n!) < O(n^n)$$

1.2 简单时间复杂度分析

1.2.1 非函数调用

1. 线性阶

非嵌套设计线性阶，随输入规模的扩大，呈直线增长

```
int sum = 0; //执行一次
int n = 100; //执行一次
for(int i = 0; i <= n; ++i){ //执行n+1次
    sum += i; //执行n次数
}
```

2. 平方阶

循环嵌套

```
int sum = 0;
int n = 100;
for(int i = 1; i <= n; ++i){ //执行 n+1 次
    for (j = 1; j <= n; ++j){ //执行 n*(n+1) 次
        sum += i; //执行 n^2 次
    }
}
```

3. 立方阶

三层嵌套循环

4. 对数阶

```
int i=1,n=100;
while(i < n){
    i = i*2;
}
```

循环次数：

$$x = \log_2 n$$

时间复杂度：

$O(\log n)$

对数阶，由于输入规模 n 的增大，不管底数多少，增长率都相同，所以忽略底数

5. 常数阶

1.2.3 函数调用

1.

```
public static void main(String[] args){
    int n = 100;
    for(int i = 0; i < n; ++i){
        show(i);
    }
}

private static void show(int i){
    System.out.println(i);
}
```

时间复杂度为 $O(n)$

2.

```
public static void main(String[] args){
    int n = 100;
    for(int i = 0; i < n; ++i){
        show(i);
    }
}

private static void show(int i){
    for(int j = 0; j < i; ++j){
        System.out.println(i);
    }
}
```

时间复杂度 $O(n^2)$

1.3 计算方法

一般法则

- *for* 循环
 - 一次 *for* 循环至多是该 *for* 循环包含的 **内语句运行时间** 乘 **迭代次数**
- 嵌套的 *for* 循环
 - 从里到外分析循环
- 顺序语句
 - 各语句运行时间求和
- *if/else* 语句
 - 两执行函数中运行时间长的

1.3.1 循环主体中的变量参与循环条件的判断

找出主体语句中与 $T(n)$ 成正比的循环变量，将之代入条件运算

```
int i = 1;
while(i <= n){
    i = i*2;
}
```

执行次数 t , 有 $2^t \leq n$,得 $T(n) = O(\log_2 n)$

```
int y = 5;
while((y+1)*(y+1)) {
    y = y+1;
}
```

执行次数 $t = y - 5$,有 $y = t + 5$,代入得 $t < \sqrt{n} - 6$,即 $T(n) = O(\sqrt{n})$

运算时间中的对数

- 如果一个算法用时间 $O(1)$ 将问题的大小削减为原来的一部分，那么该算法就是 $O(\log N)$
- 如果用常数时间把问题减少一个常数，那么这种算法就是 $O(N)$

折半查找

```
int BinarySearch(const ElementType A[],ElementType X,int N){
    int Low,Mid,High;

    Low = 0,High = N-1;
    while(Low <= High){
        Mid = (Low+High)/2;
        if(A[Mid] < X){
            Low = Mid + 1;
        }else{
            if(A[Mid] > X){
                High = Mid-1;
            }else{
                return Mid; //Found
            }
        }
    }

    return NotFound; //NotFound is defined as -1
}
```

分析：提供了 $O(\log N)$ 以内的查找操作，但所有其他操作均需要 $O(N)$

欧几里得算法

定理：如果 $M > N$,则 $M \bmod N < \frac{M}{2}$

```
unsigned int Gcd(unsigned int M,unsigned int N){
    unsigned int Rem;

    while(N > 0){
        Rem = M % N;
        M = N;
        N = Rem;
    }

    return M;
}
```

幂运算

```
long int Pow(long int X,unsigned int N){
    if(N == 0)
        return 1;
    if(N == 1)
        return X;
    if(isEven(N))
```



```
    return Pow(X*X,N/2);  
else  
    return Pow(X*X,N/2) * X;  
}
```

1.3.2 循环主体中的变量与循环条件无关

采用归纳法或直接累计循环次数

多层循环从内到外分析，忽略单步语句、条件判断语句，只关注主体语句的执行次数

非递归程序

直接累计次数即可，参见[简单的时间复杂度分析](#)

递归程序——分治策略

递归程序四条准则

- 基准情形：有结束条件
- 不断推进：每次调用都朝向基准情形推进
- 设计法则：假设所有的递归调用都能进行
- 合成效益法则：避免重复计算

“分治”策略

- “分”：将大问题大致分为两大致相等的子问题，用递归求解
- “治”：将两个子问题的解合并到一起并可能再做些少量的附加工作，得到整个问题的解

C. 通用分治递推式（主方法）

大小为 n 的原问题分成若干个大小为 n/b 的子问题，其中 a 个子问题需要求解，而 cn^k 是合并各个子问题的解需要的工作量。

$$T(n) = \begin{cases} c & n = 1 \\ aT(n/b) + cn^k & n > 1 \end{cases}$$

$$T(n) = \begin{cases} O(n^{\log_b a}) & a > b^k \\ O(n^k \log_b n) & a = b^k \\ O(n^k) & a < b^k \end{cases}$$

eg

已知

$$\begin{cases} T(1) = 1 \\ T(N) = 2T(\frac{1}{2}) + O(N) \end{cases}$$

1. 等号右边连续代入递归关系

$$\begin{aligned}T(N) &= 2T\left(\frac{N}{2}\right) + N \\&= 2\left[2T\left(\frac{N}{4}\right) + \frac{N}{2}\right] + N \\&= 2\left\{2\left[2T\left(\frac{N}{8}\right) + \frac{N}{4}\right] + \frac{N}{2}\right\} + N \\&= \dots \\&= 2^k T\left(\frac{N}{2^k}\right) + kN\end{aligned}$$

由 $k = \log N$ 得

$$T(n) = NT(1) + N\log N = N\log(N) + N$$

2. 叠缩求和

用 N 去除递归关系中的两边，不断替换

$$\frac{T(N)}{N} = \frac{T\left(\frac{N}{2}\right)}{\frac{N}{2}} + 1$$

$$\frac{T\left(\frac{N}{2}\right)}{\frac{N}{2}} = \frac{T\left(\frac{N}{4}\right)}{\frac{N}{4}} + 1$$

$$\frac{T\left(\frac{N}{4}\right)}{\frac{N}{4}} = \frac{T\left(\frac{N}{8}\right)}{\frac{N}{8}} + 1$$

\vdots
 \vdots

$$\frac{T(2)}{2} = \frac{T(1)}{1} + 1$$

将等号左边的所有相相加等于右边所有项的和，结果为

$$\begin{aligned}\frac{T(N)}{N} &= \frac{T(1)}{1} + \log N \\&= N\log(N) + N\end{aligned}$$

1.4 常见算法时间复杂度总结

描述	增长的数量级	说明	举例
常数级	1	普通语句	将两个数相加
对数级	$\log N$	二分策略	二分查找
线性级	N	单层循环	找出最大元素
线性对数级	$N \log N$	分治思想	归并排序
平方级	N^2	双层循环	检查所有元素对
立方级	N^3	三层循环	检查所有三元组
指数级	2^N	穷举查找	检查所有子集

1.5 最大子序列和问题的解

1.5.1 遍历所有子串，对子串的子序列依次求和

```
int MaxSubSequenceSum(const int A[],int N){
    int ThisSum,MaxSum,i,j,k;

    MaxSum = 0;
    for(i = 0;i < N;++i){
        for(j = i;j < N;++j){//遍历所有子串
            ThisSum = 0;
            for(k = i;k <= j;++k)//当前子串的所有子序列求和
                ThisSum += A[k];

            if(ThisSum > MaxSum){
                MaxSum = ThisSum;
            }
        }
    }

    return MaxSum;
}
```

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=i}^{N-1} \sum_{k=i}^j 1$$
$$\sum_{k=i}^j 1 = j - i + 1$$

$$\sum_{j=i}^{N-1} j - i + 1 = \frac{(N - i + 1)(N - i)}{2}$$

$$\sum_{i=0}^{N-1} \frac{(N - i + 1)(N - i)}{2} = \sum_{i=1}^N \frac{(N - i + 1)(N - i)}{2}$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N i^2 - (N + \frac{3}{2}) \sum_{i=1}^N i + \frac{1}{2} (N^2 + 3N + 2) \sum_{i=1}^N 1$$

$$= \frac{N^3 + 3N^2 + 2N}{6}$$

时间复杂度为 $O(N)$

1.5.2 记录中间累加量

$$\sum_{k=i}^j A_k = A_j + \sum_{k=i}^{j-1} A_k$$

```
int MaxSubSequenceSum(const int A[],int N){
    int ThisSum,MaxSum,i,j,k;

    MaxSum = 0;
    for(i = 0;i < N;++i){
        ThisSum = 0;
        for(j = i;j < N;++j){//遍历所有子串
            ThisSum += A[j];

            if(ThisSum > MaxSum){
                MaxSum = ThisSum;
            }
        }
        return MaxSum;
    }
}
```

时间复杂度为 $O(N^2)$

1.5.3 分治法

将序列分成大致相等的两部分。

最大子序列和可能在三处出现：

- 数据的左半部分；
 - 递归求解
- 数据的右半部分；
 - 递归求解
- 中间部分
 - 分别求出前、后部分的最大和，相加中间部分最大和

```
int MaxSubSum(const int A[],int Left,int Right){
    int MaxLeftSum,MaxRightSum;
    int MaxLeftBorderSum,MaxRightBorderSum;
    int LeftBorderSum,RightBorderSum;
    int Center,i;

    if(Left == Right){//只有一个元素
        if(A[Left] > 0)//该元素非负即为最大和
```

```

        return A[Left];
    else{
        return 0;
    }
}

Center = (Left+Right) / 2;
MaxLeftSum = MaxSubSum(A,Left,Center);
MaxRightSum = MaxSubSum(A,Center,Right);

MaxLeftBorderSum = 0,LeftBorderSum = 0;
for(i = Center;i >= Left;i--){
    LeftBorderSum += A[i];
    if(LeftBorderSum > MaxLeftBorderSum)
        MaxLeftBorderSum = LeftBorderSum;
}

MaxRightBorderSum = 0,RightBorderSum = 0;
for(i = Center;i >= Left;i--){
    RightBorderSum += A[i];
    if(RightBorderSum > MaxRightBorderSum)
        MaxRightBorderSum = RightBorderSum;
}

return Max3(MaxLeftSum,MaxRightSum,MaxLeftBorderSum+MaxRightBorderSum);
}

int MaxSubSequenceSum(Const A[],int N){
    return MaxSubSum(A,0,N-1);
}

```

$$\begin{cases} T(1) = 1 \\ T(N) = 2T(N/2) + O(N) \end{cases}$$

时间复杂度为 $O(N\log N)$

[计算过程参上](#)

其实 **分治法** 很有特点，一般都是两个 $\log N$ 与一个处理函数的代价和

1.5.4 最简

```

int MaxSubSequenceSum(const int A[],int N){
    int ThisSum,MaxSum,j;

    ThisSum = MaxSum = 0;

```

```
    for(j = 0;j < N;++j){  
        ThisSum += A[k];  
  
        if(ThisSum > MaxSum){  
            MaxSum = ThisSum;  
        }else if(ThisSum < 0){  
            ThisSum = 0;  
        }  
    }  
    return MaxSum;  
}
```

时间复杂度为 $O(N)$