Ch2. 複雜度估算 Complexity

緊接著來看如何分析與運算特定程式碼的「複雜度」。

本章中,首先說明「為什麼要分析複雜度」以及「評估複雜度的方式」,再來,會介紹複雜度裡最重要的符號 Big-O。

之後,運用高中數學學過的「極限」來化簡 Big-O 的證明方式,並介紹除了 Big-O 以外,還有哪些估計複雜度的符號。最後,來看遞迴(式)的複雜度應該如何計算。

本章中用到一些數學工具,建議讀者可以動手實際運算一次。

第一節:複雜度簡介

1. 為什麼要評估複雜度

上一章中已經稍微提到此問題的答案:電腦並非無所不能。

雖然電腦運算比人腦運算快很多,但實際上還是有限制的。許多狀況下,即使是最先進的超級電腦也無法算出所有答案,這時如果採用更「好」的演算法,就能在單位時間內取得更好的解答。

再來,記憶體雖然很便宜,但絕非免費,特別是處理圖像或影片的時候,需要 耗費許多記憶體空間,成本也可能很高昂。

當無法直接取得最佳解時,越有效率的算法可以找到越好的解答,正如同走迷宮時,通常只能看到眼前的路,但是如果從較高的位置望出去,就能夠看得更遠,也因此可以找到更好(更有效率)的路徑,以利更快走出迷宮。

(1) 如何評估複雜度

在評估複雜度之前,有一些前提條件 Criteria。

在檢視一個算法的複雜度前,要先看看它的「正確度」與「可讀性」:如果算 法沒有正確度,即算法是「錯的」,無法被執行或達成設定好的目標,那自然 沒有評估複雜度的意義,再來,程式碼要可以被閱讀,使其後續還可以被其他 人維護與修改。

進入效能評估(Performance Analysis)的階段後,大致關注兩個方向:「時間複雜度」與「空間複雜度」。

- 時間複雜度代表一段程式執行所需的「運算次數與時間」
- 空間複雜度代表執行時會「佔用多少記憶體空間」。
- 2. 空間複雜度
- (1) 空間複雜度的描述

$$S(I) = C + S_p(I)$$

S(I):需要的總記憶體空間

C: 固定佔用的空間

 $S_n(I)$: 隨資料量變動的佔用空間

如上式所示,演算法需要的總記憶體空間 S(I),由 C 與 $S_p(I)$ 兩部分構成。

其中,C是一個常數,並不隨著輸入的資料量大小不同而改變,程式碼中的常數(constant)或全域變數(global variable)佔用的空間屬於這個部分。

 $S_p(I)$ 則會隨著輸入資料量 I 的大小改變:如果輸入的資料量 I 變大, $S_p(I)$ 就會隨之變大。遞迴式用到的堆疊(recursive stack space)、位於函式中的局部 變數(local variable)等所佔空間屬於這部分,因為隨著資料量增加,呼叫函式 的次數越多,過程中就會產生越多的局部變數。

(2) 費波那契數列的空間複雜度

```
計算費波那契數 Fibonacci (n)

1 int Fibonacci (int n)

2 {

3 if (n <= 2)

4 return 1;

5 else

6 return Fibonacci (n-1) + Fibonacci (n-2);

7 }
```

第 n 個費波那契數 Fibonacci (n) 會被拆解成第 n-1 個費波那契數 Fibonacci (n-1) 和第 n-2 個費波那契數 Fibonacci (n-2) 的和,所以用如上的遞迴式來運算費波那契數時,所需空間取決於總共拆解出的數字個數 2^n 的大小。

舉例來說,F(50) = F(49) + F(48),等號右邊的前項成立 F(49) = F(48) + F(47),後面一項成立 F(48) = F(47) + F(46)。每個費波那契數都被拆解成兩次對於函式的呼叫,簡單計算後,發現對函式的總呼叫次數接近 2^n 。

一個函式被呼叫 2^n 次,每次固定產生 k 個局部變數,則遞迴執行完畢前共產生 $k2^n$ 個局部變數(遞迴全部完成前,變數都不能被釋放掉),所以所需的總空間大小取決於 2^n ,即 $S_p(I) \propto 2^n$ 。

$$S(I) = C + S_p(I)$$
$$= C + k2^n$$

從空間複雜度的公式來看,C 是一個常數,無論想得到的是第幾個費波那契數,此部分都為定值,但 $S_p(I)$ 則受資料量 I 的大小影響。

 $S_p(I)$ 「大概」等於 2^n ,加上一個係數 k,表示 $S_p(I)$ 和 2^n 成正比關係。

3. 時間複雜度

(1) 時間複雜度的描述

$$T(I) = C + T_p(I)$$

T(I):需要的總運算時間

C:固定花費的時間

 $T_p(I)$:花費時間中隨資料量變動的部分

時間複雜度也是一樣,所需的總時間會由兩個部分構成:第一部分是不會因為輸入資料大小而改變的時間 C,第二部分則是會因為輸入資料大小而改變的時間 $T_p(I)$ 。

兩種「1 到 N 的和」的算法	
算法 1	算法 2
int sum = 0;	$int sum = \frac{N(N+1)}{2}$
for (int i=1 ; i<=N ; i++)	$lnt sum = {2}$
sum += i;	
$T_p(I) \propto N$	$T_p(I) = 0$
$T(I) = C + T_p(I)$	$T(I) = C + T_p(I) = C$
=C+kN	

舉例而言,上表中左右兩個程式碼都可以得到整數「1 加到 N」的和。左邊是由 1 開始加 2、加 3、…,一路加到 N;右邊則利用公式解,即面積等於「(上底+下底)乘以高除以 2」。

左邊的程式碼中,N 越大,運算的次數就越多(迴圈共執行 N 次),因此運行的時間取決於 N;公式解需要的時間則(幾乎)不會因為輸入的 N 值大小而改變,是一個常數 C。

(2) 費波那契數的時間複雜度

```
計算費波那契數 Fibonacci(n)

1 int Fibonacci (int n)

2 {

3 If (n<=2)

4 return 1;

5 else

6 return Fibonacci (n-1) + Fibonacci (n-2);

7 }
```

費波那契數的「時間複雜度」方面,因為函式總共會被呼叫 2^n 次,所以總共需要的時間一樣是一個常數 C,加上正比於 2^n 的 $T_p(I)$,即 $T_p(I) \propto 2^n$ 。

$$T(I) = C + T_p(I)$$
$$= C + k2^n$$

第二節:複雜度的估計法

1. 估計複雜度的前提

首先,假設「包括但不限於下列的所有運算」都花費一樣的時間:

- A. 加減乘除
- B. 取餘數
- C. 位運算、存取記憶體
- D. 判斷、邏輯運算子
- E. 賦值運算子

實際上,它們所需的時間當然不一樣,此假設只是為了方便運算與統計。

在如上假設下,只要統計出整段程式總共需要的「運算次數」,看「次數」的數量級大小,就可以得出複雜度,也就可以評估執行所需的時間。也就是說,在估計複雜度時,一般假定「做 10 次運算」正好需要「做 1 次運算」的 10 倍時間,實際上這當然並不完全精確。

2. Step Count Table

設計一個如下的函式,它的功能是把一個陣列裡的值全部加起來。傳入值是陣列開頭的指標 *p 和一個整數長度 len,接著,用一個 for 迴圈把每一筆資料加到 sum 裡。

		Steps	Frequency	Sum of steps
1	int sum (int *p, int len)	0	1	0
2	{	0	1	0
3	int sum = 0;	1	1	1
4	if (len > 0){	1	1	1
5	for (int i=0 ; i <len ;="" i++)<="" td=""><td>1</td><td>len+1</td><td>len+1</td></len>	1	len+1	len+1
6	sum += *(p+i);	1	len	len
7	}	0	1	0
8	return sum;	1	1	1
9	}	0	1	0

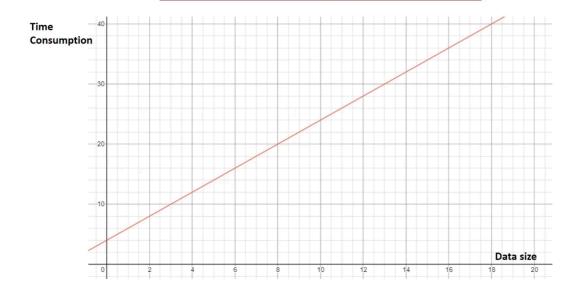
	Total steps:
	2len+4

怎麼計算複雜度呢?首先,可以看每一行程式碼需要的「運算步數 Steps」,以及這行程式碼執行的「總次數 Frequency」,將這兩項相乘,就是這段程式碼的總運算步數(Sum of steps)。

以第三行為例,int sum = 0 需要的步數 Step 是 1,且這行總共執行的次數 Frequency 是 1 次,所以這行得到的總步數是 1;第六行的 sum += *(p+i) 一樣需要一步,總執行次數是 len 次(i 從 0 遞增到 len-1),因此所需總步數 為 $1 \times len = len$ 步。

注意到第 5 行總共執行 len + 1 次,而非 len 次,因為 i 正好與 len 相等 時,仍需要經過「比較 i 和 len」的動作後,才能決定應跳出迴圈往下執行。

Step count table



將每一行需要的步數加總,發現整段程式碼需要的總時間是 2len + 4 次。把 2len + 4 畫在一個圖表上,橫軸是資料大小 len,縱軸是所需時間,T(len) = 2len + 4 是一個二元一次方程式。

圖中的 y 截距 4 即剛剛講的 C ,並不會跟著資料量改變; $T_p(I)$ 的部分則隨著資料量增加而變大,因此所需總時間與資料量大致呈正比關係。

3. 「小時候胖不是胖」

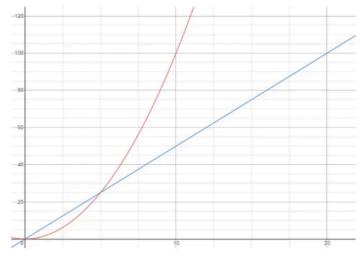
對於一個特定的演算法而言,資料量小和資料量大時的優劣不一定相同,通常需要在意的是「資料量大」的時候演算法的表現,因為資料小的時候所耗費的時間原本就不多,所以可以不予考慮。

算法1	算法 2
int sum = 0;	$int sum = \frac{N(N+1)}{2}$
for (int i=1 ; i<=N ; i++)	$\int \int $
sum += i;	

以剛剛看過的程式碼而言,左邊是由 1 加到 N,右邊則是利用公式解。

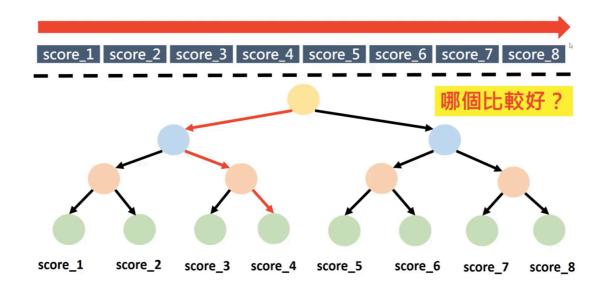
兩種方法在資料量小與資料量大時有固定的優劣關係嗎?極端的情況,如 n 是 1 的時候,其實右邊要比左邊花費更久的時間:因為右邊的算法需要進行乘法 和除法,而左邊則只有加法而已。

也就是說,資料量小的時候,左邊比較快,右邊比較慢,但是資料量一大,很明顯的右邊的算法會比較快。



上圖(橫軸為資料量、縱軸為所需時間)可以做一個類比,當資料量小的時候,紅線表現得比較好(速度快、需要的時間短),但是資料量一大,藍線就表現得比較好(速度快、需要的時間短)。因為在意的通常是資料量大的時候,所以藍線對應的演算法較佳。

4. 不同的搜尋演算法



上圖比較的是搜尋陣列時的「循序搜尋」和「二分搜尋」兩種方法。

從第一個搜尋到最後一個就叫「循序搜尋」,而把資料用二元樹的形式儲存, 形成二元搜尋樹,每次搜尋皆可去除一半可能位置的方法,叫做「二分搜 尋」。

循序搜尋中,最少需要搜尋 1 次(目標在資料開頭),最多則需要搜尋 8 次(目標在資料結尾);相對的,二分搜尋不管目標資料位在何處,都必須進行 3 次搜尋(n 次搜尋可以找遍 2ⁿ,2³=8)。也就是說,對於不同搜尋目標而言,哪一種方法比較好,可以更快找到,其實並非一定。

5. 什麼才是「好」?

究竟是時間花的少,還是記憶體空間花的少更重要?亦或精準度或正確率較高才是需要關注的?

進行某些工程運算時,可以藉由犧牲部分精準度來節省運算時間,比如使用「二分搜尋法」進行根號運算的時候,如果能容忍的誤差越大,所花的時間也就可以越少。

就像這樣,「速度快」、「節省空間」、「精準度高」和「開發成本低」等考量之間,其實並沒有哪個一定更重要,隨時需要進行「平衡」。之前舉過的例子是以抽樣代替普查,雖然抽樣的精準度比普查差,但是時間在此例中,顯然比精準度來得更重要,畢竟7年才做出的普查意義不大。

只是再次重申,由於 CPU 運算資源通常更珍貴,所以大多時候更關注如何改善「時間複雜度」。

6. 時間換取空間 v.s. 空間換取時間

「時間換取空間」的策略是指用 CPU 的運算時間來節省記憶體空間的使用, 具體來說,就是每次運算完後,都不儲存結果,每次要用到相同結果都重新再 算一次。

「空間換取時間」的策略則每次運算完都將得到的結果儲存起來,下次要用到 時查表就好,表上沒有所需結果時,也可使用內插法。這種做法會產生一個很 大的表,佔用許多記憶體空間,但是一旦建出表格後,未來就能節省許多運算 時間。

兩種策略中,較常使用的是以「空間換取時間」。

7. 時間 = 資料量 x 複雜度

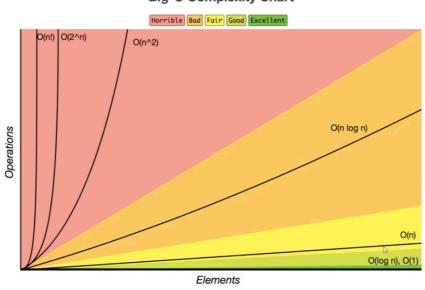
複雜度 ->	1	N	N12	N13	2 ^N
資料量	1	Ν	N^2	N ³	2.*
1	1毫秒(ms)	1	1	1	1
10	1	10	10 ²	10 ³	1024 ~ 10 ³
100	1	10 ²	10 ⁴	10 ⁶	~10 ³⁰
1,000	1	10 ³	10^{6}	10 ⁹	~10 ³⁰⁰
			(~15 分鐘)	(~12 天)	
10,000	1	10 ⁴	10 ⁸	10 ¹²	~10 ³⁰⁰⁰
			(~25 小時)	(~30年)	

從上面的表格裡可以看出,當資料量從 1 變成 1,000,成長 10^3 倍時,如果演算法的複雜度是 N^2 ,所需時間變成 10^6 倍;如果複雜度是 N^3 ,所需時間則變成 10^9 倍,這代表運算總次數會隨著 N 改變而有巨幅變動。

假設一次運算需要耗費 1 毫秒(10^{-3} 秒),那麼若有 10,000 筆資料,而複雜度是 N,總共需要花費 10 秒($10=10^{-3}\times 10^4$);複雜度為 N^2 時,大約需要 25 小時; N^3 約需 30 年的時間; 2^N 時更是根本算不完。

這也是描述複雜度時習慣以「N 的次方數」表示的原因,N 的次方數一增加,只要資料量變大一個數量級,所需的時間就會呈指數成長,變動非常大。

8. 複雜度的優劣之分



Big-O Complexity Chart

討論複雜度的時候,可以用幾種不同的等級來表達。

如果複雜度是 O(1) 或 O(logn),就是相當好的演算法,如果是 O(n),即需要的時間大致上與資料量 n 成正比,那可以算是「普普通通」。

O(nlogn) 大概位於可接受的邊緣,如果複雜度到達 O(n²)、O(2n),甚至 O(n!),那麼在資料量大時,幾乎不可能使用現在的電腦將結果算出來。

也就是說,一經評估複雜度,就可以大致瞭解一個演算法的複雜度落在較好或較差的區間,也決定了資料量大時,該演算法還具不具備實用性。

在做競賽題目時,通常複雜度會落在 O(nlogn),這是因為許多常見的演算法如排序、插入、刪除等,複雜度都為 O(nlogn) 。在寫題目時,可以計算一下自己的答案是不是落在 O(nlogn) 或更好的範圍,如果超過了,比如複雜度是 $O(n^2)$ 或 $O(2^n)$,很可能代表有問題,少數狀況 $O(n^2)$ 可以接受,但只要到達 $O(n^3)$ 以上,通常就無法接受了。

9. 範例與練習

最内層的迴圈會優先執行,k 從 0 增加到 M-1,總共執行了 M 次;中間這層的 j 從 0 遞增到 N-1,總共執行了 N 次;最外層的 i 從 0 遞增到 N-1,也是總共執行 N 次。

綜合起來,這個巢狀迴圈總共會執行 $M \times N \times N = M \times N^2$ 次。

```
(2) 計算下列程式碼「執行輸出」的次數

1  for (int j=1; j<N; j+=2)
2  cout << i << " " << j;
```

第一次執行時 j 是 1,第二次執行時 j = 3,第三次執行時 j = 5,以此類推。若將迴圈目前執行的次數以 n 表示,那麼 j 的值可以寫成 1+2(n-1),只有 1+2(n-1) < N 時,才會滿足迴圈的條件而繼續執行。

移項一下,可以得到 $n < \frac{N+1}{2}$ 。

```
(3) 計算下列程式碼的迴圈執行次數

1     for (i=M; i>1; i/=2){
        cout << i << endl;
        }
```

迴圈從 i = M 時開始執行,i 必須大於 1,且每次執行完 i 會除以 2。

所以第一次執行時 i=M,第二次執行 $i=\frac{M}{2}$,第三次執行時 $i=\frac{M}{4}$,第 n 次執行時 $i=\frac{M}{2^{n-1}}$ 。

因為 $\frac{M}{2^{n-1}}$ 要滿足大於 1 的要求,所以:

$$\frac{M}{2^{n-1}} > 1$$

$$M > 2^{n-1}$$

$$n < \log_2 M + 1$$

```
      (4) 計算下列程式碼的時間與空間用量

      1 for (j=0; j<M; j++){</td>

      2 cout << j << endl;</td>

      3 }

      4 for (i=0; i<N; i++){</td>

      5 cout << i << endl;</td>

      6 }
```

- A. 空間複雜度:不管輸入的 M 和 N 是多少,都會使用同樣的記憶體空間。
- B. 時間複雜度:第一個迴圈中,j 從 0 到 M-1,總共跑 M 次;第二個迴圈中,i 從 0 到 N-1,總共跑 N 次,上下加起來,迴圈執行總次數是 M+N。

(5) 計算下列程式碼的迴圈執行次數 1 for (int j=1; j<N; j*=2) cout << j;

j 從 1 開始執行,j 需要小於 N 才會繼續執行,而 j 每次執行都會乘以 2。 假設執行第 n 次,此時 j 是 2^{n-1} 。

由於 $2^{n-1} < N$ 時迴圈才會執行,兩邊取 \log_2 ,可以得到 $n < \log_2 N + 1$ 。

內圈與剛才的例題完全相同,會執行 $log_2(N+1)$ 次。外圈的 i 則從 1 跑到 N-1,總共執行 N-1 次。

內外圈結合起來,總共執行 $(N-1)(log_2 N+1)$ 次。

第三節:Big-O 的運算證明

本節來看看如何用 Big-O 符號來描述演算法的複雜度,複雜度 Complexity 就是描述演算法「工作效率」的函數。

1. 上界與下界

同一個演算法依資料散布情形的不同,處理次數也會有不同:

- A. 最壞的情況 Worst-case 下需要的處理次數叫做「上界 upper bound」,因 為最壞的狀況下需要的時間是最多的,所以實際執行需要的時間一定不會超 過這個「上界」。
- B. 最好的情況下需要的處理次數是「下界 lower bound」,「下界」對應的時間是最少需要的時間。

另外也會考慮平均的情況 Average-case。

2. 循序搜尋的上界與下界

Search

score_1 score_2 score_3 score_4 score_5 score_6 score_7 score_8

如果要在一個長度為 Len 的陣列裡搜尋資料,可以使用「循序搜尋」,從陣列開頭一筆一筆資料確認。

最壞的狀況下,搜尋到最後一筆才找到所需的資料,因此共訪問了 Len 筆資料,這個 Len 就是「上界 upper bound」;最好的情況則是第一筆資料就是所需的資料,這時只要搜尋一筆資料,1 就是「下界 lower bound」。

平均來說(Average-case),需要搜尋 $\frac{Len+1}{2}$ 次。

3. Big-O 的理想條件

通常想知道的是某一算法在「最壞情形」下的表現,也就是最差的狀況下需要多少時間,這樣才能事先留下足夠時間供其執行。也就是說,在意的是 Worst-case,或者資料增加時「所需時間的成長幅度」,即 Growth rate。

另外,也希望複雜度不會受到單位的影響,不管是用 Byte 還是 Bit 為單位,或者時間上以秒、分、小時為單位,都可以得到相同的複雜度。

最後,不在乎小資料時的狀況(也就是「小時候胖不是胖」),畢竟資料量小時僅差幾毫秒,沒有實際影響。

4. Big-O 的數學定義

將上面提到的要求結合起來,就能構造出 Big-O 的數學定義:

$$f(n) \in O(g(n)) \Leftrightarrow \exists c > 0, \exists n_0, \forall n > n_0,$$

 $f(n) \le cg(n)$

[存在某個 c>0 和 n_0 ,使得對於所有 $n>n_0$,都成立 $f(n)\leq cg(n)$]

其中:

- c 是一個常數,加上這個係數後,Big-O 就不受記憶體 / 時間單位影響
- $n > n_0$ 指的是資料量 n 大於某個數 n_0

如果 $f(n) \in O(g(n))$,那麼某個「所需時間可用 f(n) 來表示」的演算法,它的複雜度就是 O(g(n))。

要證明 $f(n) \in O(g(n))$,需要試著找到一組 c 跟 n_0 ,使得資料量 n 夠大(超過 n_0)的時候, $f(n) \le cg(n)$ 總是成立。

若覺得此處的數學式不太直觀,不妨直接往下看看實例。

5. 實際使用 Big-O

如果想知道 5x 能不能寫成 $O(x^2)$,就要試著找到一組 c 和 n_0 ,使得當資料 量 n 超過某個門檻 $(n > n_0)$ 時,都有 $5x \le cx^2$,這裡 c 可以取任意值。

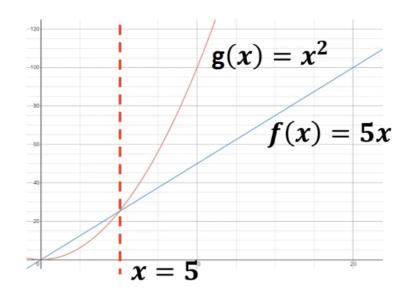
可以按照如下步驟進行:

- A. 把等號左右的 x 約掉 (因為 x 代表資料量,必定是正數),得到 $5 \le cx$
- B. 取 c=1(或任意取其它值),同時取 $n_0=5$
- D. 根據前兩步驟,當 $x > n_0 = 5$ 時,總是成立 $5 \le cx = x$
- E. 得證 $5x \in O(x^2)$

用數學方式表達:給定 $f(x) = 5x \cdot g(x) = x^2$,欲證有一組 $c > 0 \cdot n_0$,使得 對所有 $n > n_0$ 時,總是滿足 $f(n) \le cg(n)$ 。

- A. $\Re c = 1$, $n_0 = 5$
- B. $\forall x > 5$, $f(x) \le g(x)$

因此 $f(n) \in O(g(n))$, 此例中即 $5x \in O(x^2)$ 。



把 f(x)=5x 和 $g(x)=x^2$ 畫在上圖中,紅線是 x^2 對應的時間,藍線是 5x 對應的時間,當 x>5,即資料量超過 5 筆時,藍線都低於紅線,代表 $5x< x^2$ 。

Big-O 相當於「上界」, $f(n) \in O(g(n))$ 也可以說成「g(n) 是 f(n) 的上界」。上面的例子裡, x^2 是 5x 的上界,在資料量超過 5 筆的時候,不管資料量再怎麼大,一個所需時間為 5x 的演算法,需要的時間都小於 x^2 。

- 6. 範例與練習
- (1) 證明或否證 $5x \in O(x)$

證明過程:

A. 取 $n_0 = 0$, c = 6

B. $\forall x > 0$, $5x \le 6x$ (這個式子就是 $\forall x > 0$, $f(x) \le cg(x)$)

因為找到一組 $n_0 = 0$,c = 6 滿足 Big-O 的條件,所以 $5x \in O(x)$ 。

(2) 證明或否證 $5x^2 \in O(x)$

證明過程:

- A. 目標是找到一組解滿足 $5x^2 \le cx$ (也就是 $f(n) \le cg(n)$)
- B. 等號左右同消掉 x, $5x \le c$
- C. $x \leq \frac{c}{5}$

這代表等式「 $5x^2 \le cx$ 」只有在 $x \le \frac{c}{5}$ 的時候才會成立,所以無論 c 取多少,都不能找到對應的 n_0 (因為反過來說, $x \ge \frac{c}{5}$ 的時候一定不會成立),所以 $5x^2 \not\in O(x)$ 。

(3) 證明或否證 $100x^2 \in O(x^3 - x^2)$

證明過程:

- A. 要找到一組解滿足 $100x^2 \le c(x^3 x^2)$
- B. $\Re c = 100 \cdot 100x^2 \le 100(x^3 x^2)$
- C. $200x^2 \le 100(x^3)$
- D. $2 \le x$
- E. $\forall x \ge 2$, $100x^2 \le c(x^3 x^2)$

在 $x \ge 2$ 的情況下,c 取 100 就一定會使條件 $100x^2 \le c(x^3 - x^2)$ 成立, 這樣我們就找到一組 c 和 n_0 ,也就證明了 $100x^2 \in O(x^3 - x^2)$ 。

使用 Big-O 定義來求複雜度似乎有點麻煩,等一下會介紹一種更簡便的方式。

(4) 證明或否證 $3x^2 \in O(x^2)$

- A. 找一組 $c \cdot n_0$,使 $3x^2 \le cx^2$
- B. 取 c = 3, $n_0 = 0$
- C. $\forall x \ge 0, 3x^2 \le 3x^2$
- D. 得證 $3x^2 \in O(x^2)$

(5) 證明或否證 $x \in O(\sqrt{x})$

- A. $x \le c\sqrt{x}$
- B. 兩邊平方, $x^2 \le c^2 x$
- C. $x \le c$
- D. 反過來說,當 $x \ge c$ 時,一定不成立 $x^2 \le c^2 x$
- E. 由上可知,不管 c 取多少,都找不到 n_0 使得定義成立 no matter what c is, if n>c, then $\mathbf{x}>\mathbf{c}\sqrt{\mathbf{x}}$
- F. 否證 $x \in O(\sqrt{x})$

第四節:極限的表達方式

1. 用極限方法證明 Big-O

上一節中,介紹了從定義上證明 Big-O 的方式:找到一組 c>0、 n_0 ,使得資料量大於 n_0 的情況下,都有 $f(n) \leq cg(n)$,如此一來,可知 g(n) 是 f(n) 的上界。

$$f(n) \in O(g(n)) \Leftrightarrow \exists c > 0, \exists n_0, \forall n > n_0,$$
 --- (1)
 $f(n) \leq cg(n)$ --- (2)

但要找到這樣的 c 和 n_0 不一定總是很容易,所以會想另尋一種更簡便的方式。觀察 (2) 式,若將不等號左右同除以 g(n),可以得到下面的 (3) 式。

$$\frac{f(n)}{g(n)} \le c \tag{3}$$

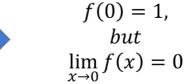
因為 (1) 的條件中只要求 (2)/(3) 的不等式在「n 大於某個 n_0 時」成立,所以可以直接將 n 推到無限大(然後 n_0 取一個小於無限大的值)。如果下面的 (4) 式成立,即「n 接近無限大時, $\frac{f(n)}{g(n)}$ 收斂到一個常數 c」,那麼就知道 $f(n) \in O(g(n))$ 。

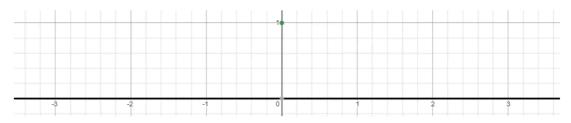
$$\lim_{n \to \infty} \frac{f(n)}{g(n)} \le c \qquad --- (4)$$

2. 極限的複習

往下進行之前,很快複習一下高中數學裡教過的「極限」。如果 f(x) 在 x 逼近 a 時的極限為 L,可以寫成 $\lim_{x\to a} f(x) \leq L$,這就是極限的定義。

$$f(x) \begin{cases} 0, & \forall x \neq 0 \\ 1, & if \ x = 0 \end{cases}$$





舉一個例子,有一個 x 的函數 f(x),當 $x \neq 0$ 時,f(x) 的值是 0,而當 x = 0 時,f(x) = 1,因此 (0,1) 在 f(x) 上。

雖然 f(0)=1,但是 x「趨近於」0 時,並不會真的「到達」 0,所以 f(x) 在 x 趨近於 0 時,值仍然是 0,即 $\lim_{x\to 0}f(x)=0$ 。

3. 極限的運算規則

給定下面三式:

$$\lim_{x \to \infty} f(x) = L$$

$$\lim_{x \to \infty} g(x) = K$$

$$\lim_{x \to \infty} h(x) = \infty$$

根據極限的定義,下面的 A 到 E 式成立。也就是說,要得到「f(x) 和 g(x) 的運算」的極限,可以先將 f(x) 與 g(x) 個別的極限值 L、K 取出之後,再 進行相應的運算。

$$A. \lim_{x \to \infty} (f(x) + g(x)) = L + K$$

B.
$$\lim_{x \to \infty} (f(x) - g(x)) = L - K$$

C.
$$\lim_{x \to \infty} (f(x) \times g(x)) = L \times K$$

D.
$$\lim_{x \to \infty} (f(x) \div g(x)) = L \div K$$

$$E. \lim_{x \to \infty} \left(\frac{1}{h(x)}\right) = 0$$

特別注意 E 式, $\lim_{x\to\infty}h(x)=\infty$ 會使得 $\lim_{x\to\infty}(\frac{1}{h(x)})=0$,也就是「無限大分之一」=0。

4. 範例與練習

(1) 計算
$$\lim_{n\to\infty} \frac{3n+2}{2n+5}$$

$$\lim_{n\to\infty} \frac{3n+2}{2n+5}$$
 上下同除以 n,
$$=\lim_{n\to\infty} \frac{\frac{3n}{n}+\frac{2}{n}}{\frac{2n}{n}+\frac{5}{n}}$$
 因為其中所有形如 $\frac{c}{n}$ (c 是常數)的值都是 0,所以,
$$=\lim_{n\to\infty} \frac{3+0}{2+0}$$

$$=\frac{3}{2}$$

只要計算出 $\frac{f(n)}{g(n)}$ 的極限值,看它是不是無限大,就可以決定是否有 $f(n) \in$ $O(g(n)) \circ 比如令 \ f(n) = 3n+2 \cdot g(n) = 2n+5 \ ,$ 因為 $\lim_{n\to\infty} \frac{3n+2}{2n+5} = \frac{3}{2} \neq \infty$,所以 $f(n) \in O(g(n))$ 。

(2) 證明或否證 $5x \in O(x)$

$$\lim_{x \to \infty} \frac{5x}{x} = 5 \le c$$

因為 $\lim_{x\to\infty} \frac{5x}{x}$ 的值收斂到 5,而非無限大,得證 $5x\in O(x)$ 。

(3) 證明或否證 $100x^2 \in O(x^3 - x^2)$

$$\lim_{x\to\infty}\frac{100x^2}{x^3-x^2}$$
 上下同除以 x^3 ,

$$= \lim_{x \to \infty} \frac{100 \frac{x^2}{x^3}}{\frac{x^3}{x^3} - \frac{x^2}{x^3}}$$

$$= \lim_{x \to \infty} \frac{100 \times 0}{1 - 0} = 0 \neq \infty$$

因為 $\lim_{x\to\infty}\frac{100x^2}{x^3-x^2}$ 的值收斂到 0,而非無限大,得證 $100x^2\in O(x^3-x^2)$ 。

(4) 證明或否證 $5x^2 \in O(x)$

$$\lim_{x \to \infty} \frac{5x^2}{x} = \infty$$

因為 $\lim_{x\to\infty}\frac{f(x)}{g(x)}=\lim_{x\to\infty}\frac{5x^2}{x}$ 等於無限大,並不會收斂,所以 $5x^2\notin O(x)$ 。

(5) 證明或否證
$$3x^3 + 5x^2 + 2x + 6 \in O(x^3)$$

$$\lim_{x \to \infty} \frac{3x^3 + 5x^2 + 2x + 6}{x^3} = 3$$

得證
$$3x^3 + 5x^2 + 2x + 6 \in O(x^3)$$
。

(6) 證明或否證 $f(x) \in O(x^2) \Leftrightarrow f(x) \in O(x^2 + x)$

(⇒)

假設左邊成立, $\lim_{x\to\infty}\frac{f(x)}{x^2}=c$,即 $f(x)=cx^2$ 。

此時右邊是否成立?

$$\lim_{x \to \infty} \frac{f(x)}{x^2 + x} = \lim_{x \to \infty} \frac{cx^2}{x^2 + x} = c$$

因此右邊也成立。

(⇐)

假設右邊成立,
$$\lim_{x\to\infty}\frac{f(x)}{x^2+x}=c$$
,即 $f(x)=c(x^2+x)$ 。

此時左邊是否成立?

$$\lim_{x \to \infty} \frac{f(x)}{x^2} = \frac{c(x^2 + x)}{x^2} = c$$

因此左邊也成立,兩個寫法等價。

第五節:複雜度的其他符號

來看看除了 Big-O 以外,還有哪些符號可以被用來表示複雜度。

1. Big-O 存在的問題

Big-O 是上界,也就是「最壞的情況」,這代表 Big-O 裡面任意放一個非常大的數字時, $f(x) \in O(g(x))$ 都會成立:

$$f(x) \in O(x^2)$$

$$f(x) \in \mathcal{O}(x^2 + x)$$

$$f(x) \in O(3x^2 + 2x)$$

$$f(x) \in O(x^3 + 1)$$

$$f(x) \in O(2x^4 + x)$$

$$f(x) \in O(x^5 + x^2 + 2)$$

...

這就像如果媽媽和你說:「只要你比任一個學生成績好,我就給你獎金」,那 麼只要去和全班、甚至全學年成績最差的同學比,很容易就可以達成。

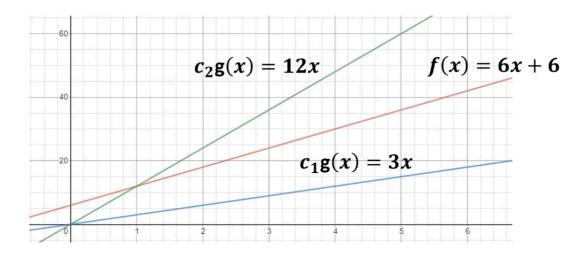
只要 $f(x) \in O(x^2)$,f(x) 就可以寫成 $O(x^3)$ 、 $O(x^4)$ 、 $O(x^5)$ 、...,且繼續把 Big-O 中 x 的指數任意增加後都仍會成立。

- 2. Big-Theta Θ
- (1) Big-Theta Θ 的定義

$$f(n) \in \Theta(g(n)) \Leftrightarrow \exists c_1, c_2 > 0, \exists n_0, \forall n > n_0,$$

 $s.t. 0 \le c_1 g(n) \le f(n) \le c_2 g(n)$

Big-Theta Θ 代表 f(n) 會被 $c_1g(n)$ 和 $c_2g(n)$ 上下包夾在一起,另一種說法 是 g(x) 在乘以兩個相異常數後,可以使 f(x) 介在其間。



 $6x + 6 \in \Theta(x)$ 是否成立?

取 g(x)=x、兩常數 c_1 與 c_2 分別為 3 與 12,由上圖可看出紅線 f(x) 在 x>1 時,被包夾在藍線 $c_1g(n)$ 和綠線 $c_2g(n)$ 之間,因此 $6x+6\in\Theta(x)$ 成立。

(2) Big-O 和 Big-Theta 的差異

Big-O 的 x 次方數可以不斷往上寫,Big-Theta 則要求特定 x 的最大次方數,如下表所示:

Big-O	Big-Theta
$6x + 6 \in \mathcal{O}(x^2)$	$6x + 6 \in \Theta(x)$
$6x + 6 \in O(x^2 + x)$	$6x + 6 \in \Theta(2x)$
$6x + 6 \in O(3x^2 + 2x)$	$6x + 6 \notin \Theta(3x^2 + 2x)$
$6x + 6 \in \mathcal{O}(x^3 + 1)$	$6x + 6 \notin \Theta(x^3 + 1)$
$6x + 6 \in O(2x^4 + x)$	$6x + 6 \notin \Theta(2x^4 + x)$
$6x + 6 \in O(x^5 + x^2 + 2)$	$6x + 6 \notin \Theta(x^5 + x^2 + 2)$

(3) 使用極限方法證明 Big-Theta O

$$f(n) \in \mathcal{O}\big(g(n)\big) \Leftrightarrow \exists c_1, c_2 > 0, \exists n_0, \forall n > n_0, \qquad \qquad ---(1)$$

$$s.t.0 \le c_1 g(n) \le f(n) \le c_2 g(n)$$
 ---(2)

上面 (2) 式各項同除以 g(n):

$$0 < \lim_{n \to \infty} \frac{f(n)}{g(n)} \le c$$

只要 $\frac{f(n)}{g(n)}$ 的極限值「不是無限大」而且「大於 0」,則 $f(n) \in \Theta\big(g(n)\big)$ 。

注意:g(n) 只跟 f(n) 中的 x 的最大次方有關。

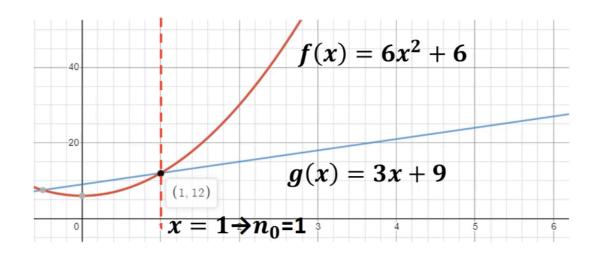
3. Big-Omega Ω

(1) Big-Omega Ω 的定義

$$f(n) \in \Omega(g(n)) \Leftrightarrow \exists c > 0, \exists n_0, \forall n > n_0,$$

 $s.t. 0 \le cg(n) \le f(n)$

即 $f(n) \in \Omega(g(n))$ 代表 g(x) 是 f(x) 的下界 (Big-O 則是上界)。



上圖中 $, 6x^2 + 6 \in \Omega(3x + 9)$ 是否成立?

取 $n_0 = 1$,紅線 $f(x) = 6x^2 + 6$ 在 x > 1 時都大於藍線 g(x) = 3x + 9,因此 $6x^2 + 6 \in \Omega(3x + 9)$ 成立。

(2) 使用極限方法證明 Big-Omega Ω

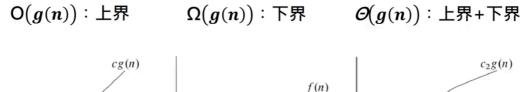
$$f(n) \in \Omega(g(n)) \Leftrightarrow \exists c > 0, \exists n_0, \forall n > n_0,$$
 ---(1)
 $s.t.0 \le cg(n) \le f(n)$ ---(2)

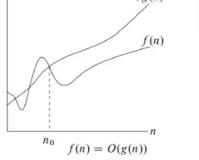
上面 (2) 式中各項同除以 g(n),

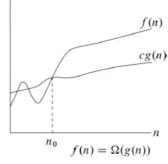
$$c \leq \lim_{n \to \infty} \frac{f(n)}{g(n)}$$

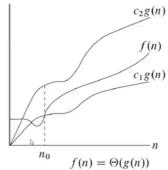
只要 $\frac{f(n)}{g(n)}$ 的極限值大於 0 (c) 可取任意大於 0 的小值 (c) ,則 $f(n) \in \Omega(g(n))$ 。

4. 各個符號的比較

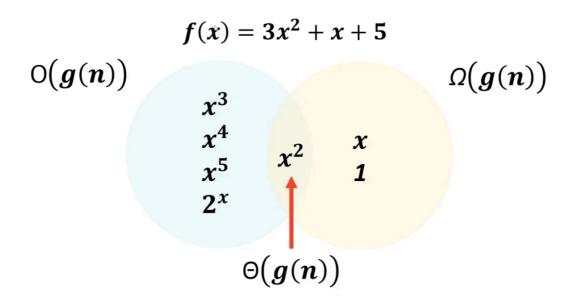








舉例來說,如果時間複雜度 $f(x)=3x^2+x+5$,Big-O 可以取 $x^2 \cdot x^3 \cdot x^4 \cdot x^5 \cdot 2^x \cdot \dots$,因為這些函數都是 f(x) 的上界;Big-Omega 則是 f(x) 的下界,可以取 $x^2 \cdot x \cdot 1$ 等;Big-Theta 則是上界與下界的交集,最大次方項必須與 f(x) 中 x 的最大次方項 x^2 的次方相同。



第六節: 遞迴的複雜度計算

如何計算遞迴式的時間複雜度?

1. 三種計算方法

這裡只介紹三種方法,第四種方法「支配理論」與演算法中的「分治法」有關。

- A. 數學解法 Mathematics-based Method 直接以遞迴的觀念算出複雜度
- B. 代換法 Substitution Method 猜一個數字後代入看是否成立
- C. 遞迴樹法 Recurrence Tree Method 畫出遞迴樹後加總
- 2. 計算遞迴式的複雜度

計算下列程式碼的時間複雜度:

$$T(n) = \begin{cases} T(n-1) + 3, & \text{if } n > 1\\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

(1) 數學解法:直接以遞迴的觀念算出複雜度

$$T(n)$$
= $T(n-1)+3$
= $T(n-2)+3+3$
= $T(n-3)+3+3+3+3$
= ...
= $T(1)+3(n-1)$ // 共有 n-1 個 3,且 $T(1)=1$
= $3n-2 \in O(n)$

(2) 代換法:猜一個數字後代入

猜
$$T(n) \in O(n)$$
 ,即 $T(n) = cn$,
取 $c = 3$, $T(n) = 3n$ 。

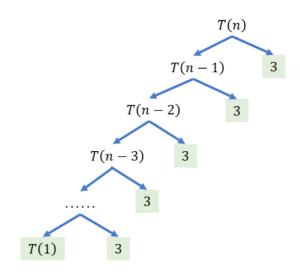
代入檢驗:

$$T(n) = 3n \le c(n-1) + 3 = T(n-1) + 3$$
 // 等號成立
 $T(n) = 3n \le cn - c + 3 = T(n-1) + 3$ // 等號成立
 $T(n) \in O(n)$

先猜一個複雜度之後,把數字代進去檢驗,看是否產生矛盾,如果沒有矛盾則 得證。

(3) 遞迴樹法:畫出遞迴樹後加總之

$$T(n) = \begin{cases} T(n-1) + 3, & \text{if } n > 1 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$



把遞迴樹畫出來後,發現每個 T(n) 都可以拆成兩個部分:T(n-1) 和 3,又 T(1)=1。

$$T(n) = T(1) + 3 \times (n-1)$$

= $3n - 2$

得證 $T(n) \in O(n)$ 。

3. 使用任一方法計算下列程式碼的時間複雜度

$$T(n) = \begin{cases} 2T(n-1), & \text{if } n > 0 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

推薦:數學解法/遞迴樹

T(n)= 2 T(n-1)
= 2² T(n-2)
= 2³ T(n-3)
= ...
= 2ⁿ T(0)
= 2ⁿ $\in O(2^n)$

T(n) 可以被寫成 $2\times T(n-1)$,T(n-1) 又可以換成 $2\times T(n-2)$,一直換下去,可以換成 $2^n\times T(0)$,又 T(0)=1,所以 $T(n)=2^n$,時間複雜度是 $O(2^n)$ 。