

國立交通大學

電信工程研究所

碩士論文

無線感測網路之修正蒙地卡羅定位研究

Modified Monte Carlo localization with
in/out range constraints
for wireless sensor networks

研究生：黃柏益

指導教授：謝世福 教授

中華民國一百年六月

無線感測網路之修正蒙地卡羅定位研究

Modified Monte Carlo localization with in/out range

constraints for wireless sensor networks

研究 生：黃柏益

Student : P.Y. Huang

指導 教授：謝世福

Advisor : S. F. Hsieh

國 立 交 通 大 學

電 機 工 程 學 系

碩 士 論 文



Submitted to Department of Electrical Engineering

Institute of Communications Engineering

National Chiao Tung University

In Partial Fulfillment of the Requirements

For the Degree of

Master of Science

In

Communication Engineering

Hsinchu 2011

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中 華 民 國 一 百 年 六 月

無線感測網路之修正蒙地卡羅定位研究

學生:黃柏益

指導教授:謝世福

國立交通大學電信工程研究所

中文摘要

隨著無線感知網路技術的發展，其應用的研究在最近也成為熱門的話題。其中以定位最為重要。因為要提供相關的服務或是應用，必須先知道適用對象的位置。而在無線定位技術中可分為兩類:range-based 和 range-free。Range-based 的技術是去推算出待測物跟已知物之間的距離。但是此種方法有兩種缺點。第一，必須有額外的硬體設施去量測。第二，接收到的資訊很容易受雜訊的干擾。Range-free 的方法則是去量測待測物是否在已知物的範圍內。此種方法可以避免前面兩項缺點。Range-free 的方法中又以蒙地卡羅定位法最為常見，它利用亂數模擬產生待測物的樣本區，取用樣本區的中心點當作估計位置。在蒙地卡羅定位法中若可以增加限制進而縮小樣本區便可以提高準確度。在過去，有人提出合作式定位來增加限制。在本論文中，我們多加了界內與界外限制並賦予適當的權重，此修正的蒙地卡羅定位法可以有效縮減樣本區的大小，進而提高定位的準確度。在最後的電腦模擬中，我們不只考慮樣本區的大小，我們也會考慮待測點的個數、已知物的個數及移動的速度是否會影響到最後的結果。最後，藉由電腦模擬可以證明所提出的修正方法是有效的。

Modified Monte Carlo localization with in/out range constraints for wireless sensor networks

Student: P. Y. Huang

Advisor : S. F. Hsieh

Department of Communication Engineering

National Chiao Tung University



Localization is an important topic in wireless sensor networks. In wireless localization, there are two categories : range-based and range-free. The range-based technique is to estimate the distance between normal nodes and anchor nodes. The range-free technique simply detects whether the normal node falls in the range of anchor nodes. Monte Carlo localization is a commonly used range-free method by randomly simulating the sample area of normal nodes. If extra constraints can be imposed, we can improve its localization accuracy. In the past, cooperative localization has been proposed. In this thesis, additional constraints, both range-in and range-out, will be considered to further enhance accuracy. Computer simulations will validate the proposed algorithms can improve the localization accuracy.

Acknowledgement

在碩士班兩年的學習時間，非常感謝指導教授謝世福老師的指導。一開始因為對研究的陌生讓我覺得恐懼，但是在指導教授的教導下，讓我在面對問題時，知道如何用更嚴謹的思考及方法去面對問題，且在我面對瓶頸時給予適時的提點。也同時感謝實驗室學長、學姊和同學的幫忙及努力。最後要感謝我的家人，在我失落時給我適時的鼓勵，讓我也能夠順利的完成這兩年的學業。



目錄

中文摘要	i
Abstract	ii
Acknowledgments.....	iii
目錄.....	iv
圖片目錄	vii
表格目錄	x
1. 簡介	1
2. 蒙地卡羅定位方法	4
2.1 背景	4
2.2 原始蒙地卡羅定位方法	7
2.2.1 數學模式.....	10
2.2.1a 預測階段	10
2.2.1b 校正階段	11
2.2.2 蒙地卡羅定位法流程.....	13
2.2.2a 一般階段	13
2.2.2b 初始階段	15
2.3 合作式蒙地卡羅定位法	16
2.3.1 改良型蒙地卡羅定位.....	18
2.3.2 加權蒙地卡羅定位.....	20

3. 修正限制之蒙地卡羅定位	26
3.1 動機	26
3.1.1 研究現況	26
3.1.2 樣本區的均方誤差分析	27
3.1.3 新增限制的作法	28
3.2 即時限制	29
3.2.1 即時界內限制	29
3.2.2 即時的 anchor node 界外限制	30
3.2.3 即時的 cooperative normal node 界外限制	34
3.2.4 加權 cooperative normal node 的界外限制	37
3.3 過往限制	38
3.3.1 本身過往的界內限制	38
3.3.2 anchor node 的過往限制	39
3.3.3 Cooperative normal node 的過往限制	43
3.4 結合界內及界外限制	47
3.4.1 本身和 anchor node 界內的過往限制	47
3.4.2 及時和過往的界外限制	49
3.5 藉由方形區提升取樣效率	51
3.6 總結	53
4. 電腦模擬	55
4.1 取樣測試	56
4.2 即時限制	58
4.2.1 即時的 anchor node 界外限制	58
4.2.2 即時的 cooperative normal nodes 界外限制	62
4.3 過往限制	64

4.3.1 Anchor node 的過往限制.....	64
4.3.2 Cooperative normal node 的過往限制	67
4.4 結合界內及界外限制.....	69
4.4.1 本身和 anchor node 界內的過往限制.....	69
4.4.2 及時和過往的界外限制.....	71
4.5 和現有方法比較	73
4.5.1 移動狀態下的效能比較.....	73
4.5.2 不同 anchor node 數目下的效能比較	76
4.5.3 不同 normal node 數目下的效能比較	78
4.5.4 不同移動速度下的效能比較.....	80
5. 結論及未來展望	84
參考書目	85



圖片目錄

圖 1.1 無線感知網路之定位示意圖	1
圖 2.1 Centroid 的示意圖	4
圖 2.2 Hop-Counting Techniques 的示意圖	5
圖 2.3 Convex position estimation 示意圖	6
圖 2.4 Local Techniques 錯估示意圖	8
圖 2.5 MCL 名詞解釋示意圖	9
圖 2.6 previous samples 提供機率資訊示意圖	11
圖 2.7 MCL 產生 candidate 示意圖	13
圖 2.8 prediction region 跟 anchor node 的限制交集所形成的樣本區	14
圖 2.9 表示所有可能區域跟 anchor 的範圍	15
圖 2.10 經由合作式定位縮小樣本區	16
圖 2.11 擴大 normal node 的可能區域以加入不確定性	17
圖 2.12 利用切割方法近似樣本區	18
圖 2.13 切割方法近似不規則樣本區的合作式定位	19
圖 2.14 WMCL 的 weight 算法示意圖	22
圖 2.15 方形近似示意圖	23
圖 2.16 說明 sample efficiency 過低的示意圖	24
圖 2.17 以方形近似去找 bounding box	24
圖 3.1 縮減樣本區示意圖(a)一維(b)二維	27
圖 3.2 anchor node 的界內限制	29
圖 3.3 anchor node 和 cooperative normal node 的界內限制	30
圖 3.4 藉由 anchor node 的界外限制來縮小樣本區	31
圖 3.5 hop by hop 的方式傳遞資訊	32

圖 3.6 附近 hop 無法經由 2 次 iteration 傳達	33
圖 3.7 有影響的 ROC 却無法經由 2 次 iteration 傳送到的情況	33
圖 3.8 藉由合作式定位的 ROC 來縮小樣本區	34
圖 3.9 cooperative normal node samples 聯集區形成的 RIC	35
圖 3.10 cooperative normal node samples 交集區形成的 ROC	36
圖 3.11 本身過往的 RIC 和 anchor node 的 RIC	38
圖 3.12 過往 anchor node 的 RIC	40
圖 3.13 過往 anchor node and 即時 anchor node 的 RIC	41
圖 3.14 過往 anchor node 的 ROC	42
圖 3.15 anchor node 的即時 RIC 和過往 ROC	43
圖 3.16 過往合作 normal node 的 RIC	44
圖 3.17 過往合作 normal node 的 ROC	45
圖 3.18 過往搭配即時限制	46
圖 3.19 本身過往的界內限制	48
圖 3.20 anchor node 過往的界內限制	48
圖 3.21 過往本身和 anchor node 的界內限制	48
圖 3.22 本身過往的界內限制	50
圖 3.23 Anchor node 過往的界外限制	50
圖 3.24 Anchor node 界外和本身界內的過往限制	50
圖 3.25 方形包圓形變成圓形包方形	52
圖 3.26 因為界外限制而破壞方形特性	52
圖 3.27 限制示意圖	54
圖 4.1 改變 sample 個數觀察(a) MSE (b) 平均誤差	56
圖 4.2 ROC of current anchor node 經由不同方法的(a)平均錯誤(b)取樣區面積	59
圖 4.3 不同 agent mode: 經由 (a) 一個 anchor agent node (b) 多個 anchor agent node (c) 一個 anchor or normal agent node 得到 ROC 資訊	61

圖 4.4 ROC of cooperative normal node 的(a)平均錯誤(b)取樣區面積比較	63
圖 4.5 比較有無 constraint of previous anchor node 的(a)平均錯誤(b)取樣區面積 比較.....	65
圖 4.6 ROC of previous anchor node 的平均錯誤隨的 Vmax 改變的比較.....	66
圖 4.7 比較有無 constraint of previous anchor node 的(a)平均錯誤(b)取樣區面積 比較	68
圖 4.8 即時 anchor node 的界內限制、過往 anchor node 的界內限制、本身過往的 界內限制跟兩者都加的(a)平均錯誤(b)取樣區面積.....	70
圖 4.9 原始 MCL 、多加即時 anchor node 的界外限制、多加過往 anchor node 的界外限制跟多加兩者限制的(a) 平均錯誤(b)取樣區面積比較	72
圖 4.10 MCL 、IMCL 、WMCL、RMCL 和 RMCL-W 的(a)平均錯誤(b) 取樣區 面積比較.....	74
圖 4.11 MCL、IMCL 、WMCL、RMCL 和 RMCL-W 的(a)CDF(b)局部放大比 較.....	76
圖 4.12 改變 anchor node 個數比較 MCL、IMCL 、WMCL、RMCL 和 RMCL-W 的(a)平均錯誤(b)取樣區面積	77
圖 4.13 改變 normal node 個數比較 MCL 、IMCL 、WMCL、RMCL 和 RMCL-W 的(a)平均錯誤(b)取樣區面積	79
圖 4.14 改變 Vmax 大小比較 MCL 、IMCL 、WMCL、RMCL 和 RMCL-W 的 (a)平均錯誤(b)取樣區面積	81
圖 4.15 改變 Vmax 計算 normal node 平均接收到的 anchor node.....	82

表格目錄

表 3.1 限制比較表 53



第一章

簡介

在最近幾年，隨著無線網路蓬勃的發展，許多無線應用，例如：醫療、商用等其他運用也成為熱門的研究項目[1, 2, 3]。其中又以無線定位為基礎，因為要提供相關服務及應用，必須先知道使用者的位置。簡而言之無線定位技術就是找出使用者的位置。目前被廣泛應用的定位系統為 GPS(globe position system)，GPS 是利用人造衛星跟使用者的資訊來找出使用者的位置。然而在廣大的環境中，每一個使用者都必須裝備 GPS 系統是很昂貴的代價，目前的研究方向是朝著如何使用少數搭配 GPS 系統的觀測點或是已知明確位置(例如移動式基地台)跟未知位置使用者(例如手機)的關係，去找出使用者的確切位置。我們以圖 1.1 為例，Sensor_1、2、…N 為移動式基地台，Mobile_1、2…M 為手機。

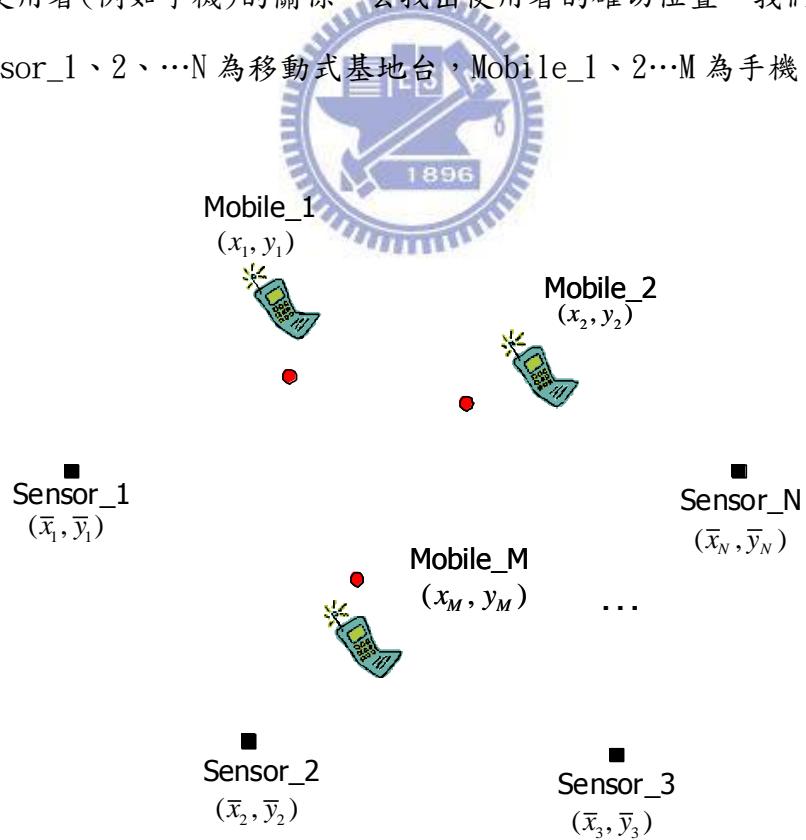


圖 1.1 無線感知網路之定位示意圖

手機分別會接收到來自基地台的位置訊息和之間量測資訊，例如 TOA(time of arrival)、TDOA(time different of arrival)、 RSS(received signal strength)、 AOA(angle of arrival)。TOA 和 TDOA 是量測訊號從待測物到已知物的時間差，再乘上傳送速度就可以知道之間的距離和距離差，方法有[4, 5, 6, 7]。RSS 是量測訊號從已知物到待測物的能量衰減，因為能量的衰減和距離有關係，找出之間的關係便可求出之間的距離，方法有[9, 10]。AOA 是去量測訊號從待測物發送到已知物的入射角，經由兩個已知物的接收角度，便可求出兩者往外延伸的相交處，方法有[8]。以上的資訊都需要另外硬體設備去量測精密的距離方位資料，這些方法統稱 range-based。然而這些硬體設備除了需要額外的花費外，也會在耗能上面造成影響。相反的，Range-free 的技術就是考慮如果不利用這些精密儀器，是否也能達到定位的效果。

Range-free 的方法不需要量測到精確的數值，只要去考慮待測物是否在已知物的範圍內或是在哪一段範圍內。在 range-free 的方法上可用的資訊是有限的，所以有人利用不同的傳遞方式或是利用不同的運算方式來達到更準確的定位效果。

Range-free 和 range-based 的差異是在於硬體上的花費及耗能，所得到的估側結果也會有所不同，如何在兩者之間取得平衡是目前研究的大方向。

大部分的人認為，合作式定位[25]不管在 range-free 或是 range-based 都可以提升定位的效果。原本定位方式就如同之前所述，利用已知物跟待測物之間的關係來定位，但是如果我們可以多加利用待測物跟待測物之間的關係，勢必可以提升定位的效果。

我們的研究是採用 range-free 的架構，因為我們認為 range-free 節省成本的觀念才適合運用於實際面上。Range-free 方法有很多種類[11, 12, 13, 14, 15]，例如：Local Techniques、Hop-Counting Techniques、Convex Position Estimation 等，其中有的過於簡便或是複雜。我們選定 range-free 的方法中的蒙地卡羅定位法，因為我們認為蒙地卡羅定位法可以適用於較廣泛的情境--待測

物或是已知物是移動的情況。蒙地卡羅定位法認為待測物現在的位置會跟之前的位置有關係，多加利用這點特性改善定位的效果。我們所提出的改善方法便是針對移動特性和合作式的方法，在這兩種架構下給予更多的資訊來產生更多的限制進而達到更好的效果。

接下來介紹論文整體的架構，在第二章我們會先簡介 range-free 大致上有分為幾種方法來實行，接著會仔細介紹我們選用的蒙地卡羅定位法的理論跟實際實行的方法，並且會在後面介紹兩種近期提出改善的方法。在第三章，會分類介紹在各個部份所增加界內及界外的改善，包含過去和現在，並且討論我們提出的方法會面臨的問題。在第四章，我們會以電腦模擬來證實所提出的改善是有效的，一開始會局部觀看各個改善的效果，在最後一節，會跟原本的蒙地卡羅定位法跟兩種現有改善方法做各方面的比較。最後在第五章提出我們的結論跟往後可能改善的空間。



第二章

蒙地卡羅定位方法

2.1 背景

Range-free 的方法有很多種，大致上可以分為四大類。

第一種為 Local Techniques，此種方法最簡便，其代表為 Centroid [11]。利用接觸到的 anchor nodes 的位置平均值做為待測物的估計位置(X, Y)。

$$(X, Y) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}, \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{n} \right) \quad (2.1)$$

其中(X_i, Y_i)為 anchor nodes 的位置， n 為接觸到的 anchor node 的個數。以圖 2.1 為例：

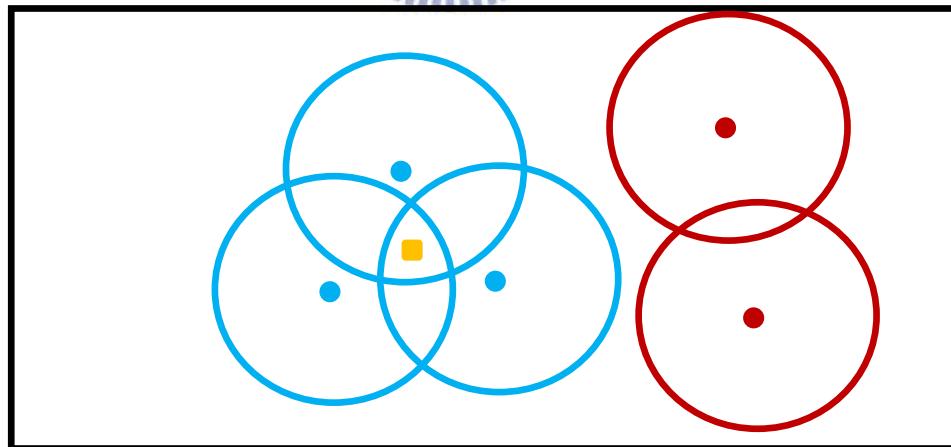


圖 2.1 Centroid 的示意圖

黃色方形代表待測物 normal node，藍點代表接觸到的 anchor nodes，紅點代表沒有接觸到的 anchor nodes。Centroid 的方法就是把三個藍點相加平均當作

待測物 normal node 的估計值。也有根據 Centroid localization 加以改良的方法[12]。

Centroid 的方法是需要在 anchor node 密度高的情況下才可以使用，因為當密度低時，待測物 normal node 容易無法偵測到任何 anchor node 資訊，所以無法使用 Centroid 的方法。於是有人提出另外一種方法--Hop-Counting Techniques。

第二種為 Hop-Counting Techniques，其代表為 APS(Ad hoc positioning system)[13]。此種方法的假設是資訊可以藉由 hop by hop 的方式傳送，所以就算在範圍外的 anchor node 資訊也可以得到。因為 anchor node 的位置已知，所以可以算出之間的距離，接著再去找出 anchor nodes 兩兩之間最少待測物 normal node 個數的路徑，把距離去除以 normal node 個數當作 normal node 跟 normal node 之間的平均距離，下式中以 C_i 來表示：

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^n \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2}}{\sum_{i=1}^m h_i} \quad (2.2)$$

h_i 為最短路徑中 normal node 的個數

最後計算出待測物 normal node 跟 anchor node 之間所經過的最少個數，再去乘上平均距離來當作量測距離。以圖 2.2 為例：

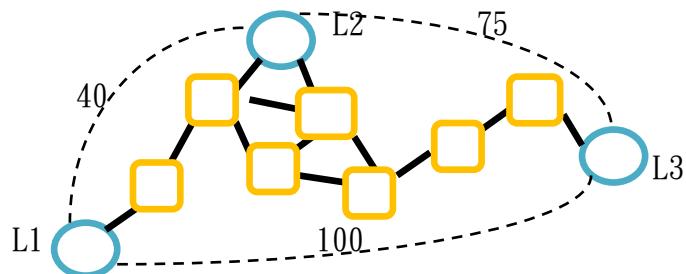


圖 2.2 Hop-Counting Techniques 的示意圖

藍點代表 anchor node，黃色方塊代表 normal node。計算到 L1 的一個 hop 距離 $=(100+40)/(2+6)$ ，計算到 L2 的一個 hop 距離 $=(40+75)/(2+5)$ ，計算到 L3 的一個 hop 距離 $=(100+75)/(6+5)$ 。此種方法也有改善的方法[14]。

然而也有人認為範圍的限制可以分段，不只分有接收到跟沒有接收到，有區分待測物 normal node 位於 anchor node 的那一段範圍，此種方法為第三種方法 CPE (Convex position estimation)[15, 23]。量測出待測物 normal node 分別在哪一個 anchor node 的哪一段範圍內，寫成誤差值絕對值的平方和，再利用 convex optimization 運算去解出最佳解，最終表示式如下

$$\begin{aligned} & \text{Minimize} && c^T x \\ & \text{s.t.} && Ax \leq b \end{aligned} \quad (2.3)$$

我們以圖 2.3 為例：

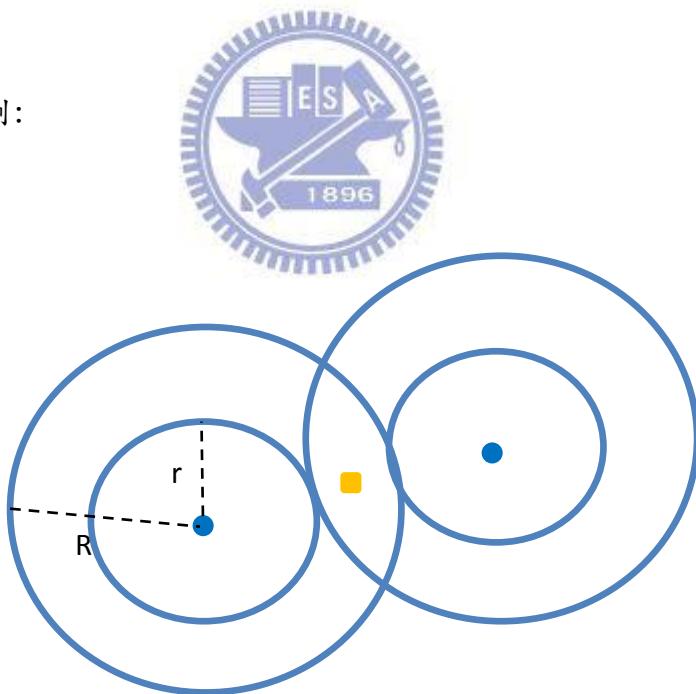


圖 2.3 Convex position estimation 示意圖

藍點代表 anchor node，黃色方塊代表待測物 normal node。我們令 normal node 座標以 x 為代表，anchor 座標以 a_i 為代表，我們可以寫成下列式子：

$$\min \sum_{i=1}^2 [(\|x - a_i\| - r)^2 + (\|x - a_i\| - R)^2] \quad (2.4)$$

經過展開及新增變數如下式：

$$\begin{aligned} \min & \sqrt{\sum_{i=1}^2 \frac{(y - 2a_i^T x + \|a_i\|^2 - r^2)^2}{+(y - 2a_i^T x + \|a_i\|^2 - R^2)^2}} \\ s.t & \quad y = \|x\|^2 \end{aligned} \quad (2.5)$$

經過 relaxing

$$\begin{aligned} \min & \sqrt{\sum_{i=1}^2 \frac{(y - 2a_i^T x + \|a_i\|^2 - r^2)^2}{+(y - 2a_i^T x + \|a_i\|^2 - R^2)^2}} \\ s.t & \quad y \geq \|x\|^2 \end{aligned} \quad (2.6)$$

最後再利用 convex optimization 的方法找出最佳的座標。

第四種方法便是 MCL(蒙地卡羅定位法)[16, 17, 18, 19, 20, 21, 22]。之前 range-free 的方法不是太簡便而不準確，例如 Local Techniques，就是需要複雜的數學運算，例如：Convex position estimation。MCL 是介於之間的方法。而且蒙地卡羅定位法不像 Hop-Counting Techniques 必須用於靜止的狀態，蒙地卡羅定位法可以適用於待測物 normal node 和 anchor node 都是可移動的情況。我們在下一節會詳盡的解說 MCL 所使用的步驟及方法。

2.2 原始蒙地卡羅定位法

我們的目的是要估計在移動中 node 的位置，最直接的方法就是使用 GPS 定位設備，但是因為 GPS 設備會多花費額外的費用，所以我們認為不適合每一個儀器都利用此設備，如何使用少數搭載 GPS 設備的儀器幫助一般儀器在移動情況下定

位是我們要解決的問題。蒙地卡羅定位法[26]是針對此問題的方法之一，蒙地卡羅定位法是中和前一小節中所介紹的 Convex Position Estimation 和 Local Techniques。Local Techniques 不適用於一些情況，如圖 2.4 所示：

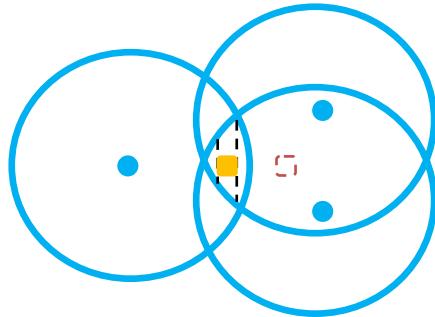


圖 2.4 Local Techniques 錯估示意圖

藍點代表 anchor node，黃色方塊代表待測物 normal node，紅色虛線方塊代表待測物 normal node 的估計位置，黑色虛線條區域代表 anchor node 範圍的交集區。由圖中可以看出在此情況下，估計出的點會完全不符合在三個 anchor node 範圍內的特性。使用 Convex position estimation 又必須牽扯到複雜的 convex optimization 來找出最佳解。找出估計點必須滿足估計點位於黑色虛線區域的特性，所以蒙地卡羅定位法利用取 sample 來代表位於此區域的特性。另外蒙地卡羅定位法有考慮到 normal node 具有移動的特性，所以也針對移動特性加以改良。接下來我們要介紹蒙地卡羅定位法，一開始我們先配合著圖 2.5 做名詞的解釋。

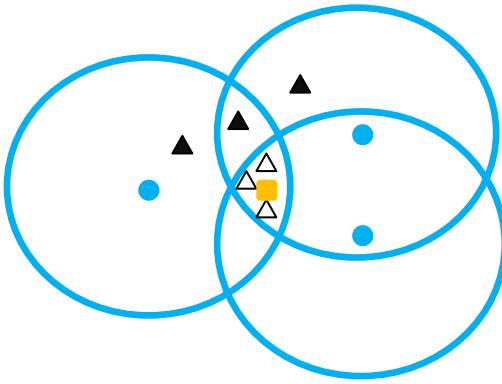


圖 2.5 MCL 名詞解釋示意圖

Normal node : 未知位置的節點。也就是我們要定位的點，具有移動的特性，例如手機，筆記型電腦等。在合作式定位系統[21, 22]下，會將自己的位置廣播給四周。在圖 2.5 中黃色方塊代表 normal node。

Anchor node: 是已知位置的節點。裝載 GPS 設備的儀器，隨時都可以知道目前的位置，例如移動式基地台。Anchor node 本身就會將自己的位置廣播給四周，幫助 normal node 定位。在有些設定下[20]，我們認定 anchor node 會利用 hop by hop 的方式去判斷兩種距離：一倍通訊訊距離內($0\sim R$)或是一倍外的通訊距離之間($R\sim 2R$)。在圖 2.5 圖中藍點代表 anchor node。

Time slot : 蒙地卡羅定位法系統中，裡面的儀器具有移動的特性。為了把移動的特性加入，我們把時間看成離散的，也就是時段，我們稱一段時段為一個 time slot。

Vmax: 最大的移動速度。我們限制任何儀器在相鄰的兩個 time slot 內移動的距離不能超過 Vmax。

Sample : 和 normal node 具有相同特性的點，所以可以代表 normal node。 Sample 是隨機散佈於樣本區中的樣本點。為了得到 normal node 的估計點，我們取 samples 的平均做為 normal node 的估計位置。在圖 2.5 中白色三角形代表 sample。

Candidate: 為了隨機產生 sample，我們一開始隨機所產生的點，還沒有經過

任何限制檢驗，所以不一定跟 normal node 有相同的特性。在圖 2.5 中全部的三角形代表 Candidate。

接下來便是蒙地卡羅定位法[16]的方法。如之前所提，我們想找出 normal node 的位置，但是只知道 normal node 位於哪些 anchor node 的範圍內，這是因為我們不想利用 optimization 的運算找出最佳解。我們直覺得想找平均誤差最小的估計點，所以設定 normal node 的估計點是 anchor node 範圍交集區的中心點。在找出不規則形狀的中心點方法中，MCL 使用方法是在不規則形狀中 random 產生 sample。在 sample 數夠多的情況，我們可以利用 sample 所形成的交集來代表此區域(樣本區)。而中心點我們就是取 sample 的平均，此平均就是我們所要找 normal node 的估計位置。接下來是解說數學的原理。

2.2.1 數學模式

在解說數學理論時，我們依序分為兩部分做解說。



2.2.1a 預測階段

因為待測物 normal node 具有移動的特性，所以我們認為 normal node 會跟之前的移動路徑有相關，所以我們表達成下列式子

$$p(x_k | Z^{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}, u_{k-1}) p(x_{k-1} | Z^{k-1}) dx_{k-1} \quad (2.7)$$

k 代表時間， x 代表待 normal node 位置，所以 x_{k-1} 代表時間 $(k-1)$ normal node 的估計資訊， u 則代表所觀察到的 anchor node 限制，所以 u_{k-1} 代表時間 $(k-1)$ anchor 的資訊， Z 則是 x 跟 u 的聯集。在這個式子中我們可以知道過去的資訊 $p(x_{k-1} | Z^{k-1})$ 藉由時間轉換的關係 $p(x_k | x_{k-1}, u_{k-1})$ 表達出現在 normal node 位置

的機率分佈 $p(x_k | Z^{k-1})$ 。然而對於時間轉換的關係，我們只知道這次 time slot 跟上次 time slot 的距離不能超過 V_{max} ，所以時間轉換的機率分佈我們認為是

$$p(x_k | x_{k-1}, u_{k-1}) = \frac{1}{V_{max}} \quad \text{if } |x_k - x_{k-1}| \leq V_{max} \quad (2.8)$$

我們以圖 2.6 作為例子解釋：

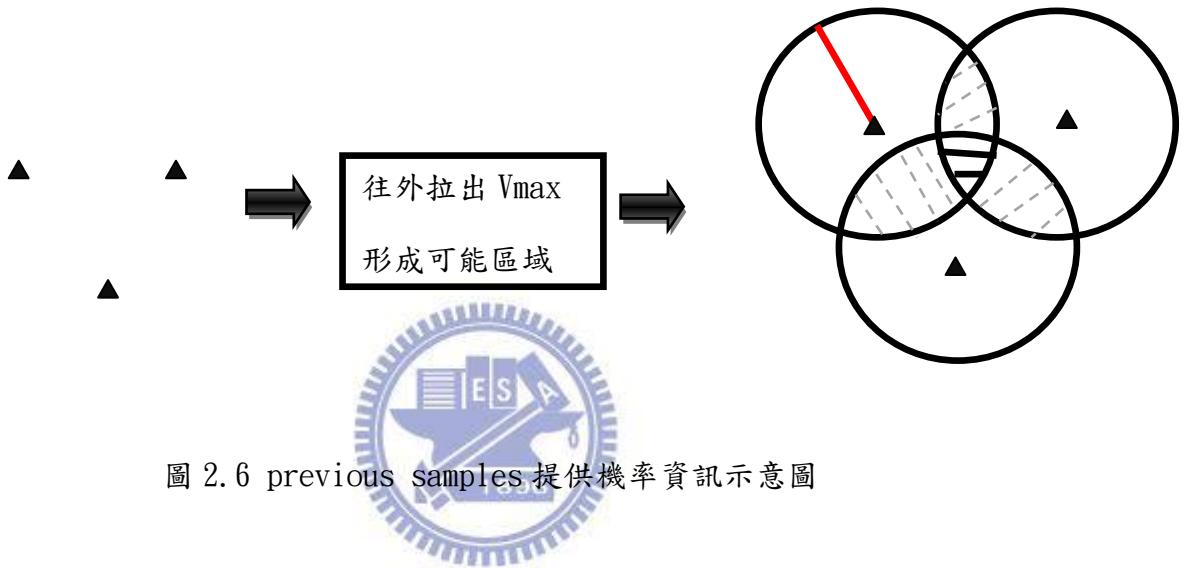


圖 2.6 previous samples 提供機率資訊示意圖

假設黑色三角形代表上一個 time slot 代表 normal node 的三個 sample，往外擴增 V_{max} (紅線)形成這次 time slot normal node 可能的區域範圍(三個黑色圓所形成的範圍)，我們假設之前三個 sample 所發生的機率是相同的，所以在這個 time slot 新的 sample 落於黑色線條區域的可能性會最大，其次是灰色虛線條區域，落於空白區域的可能性最小，落於可能區域範圍的機率則為 0。所以我們可以由之前 time slot 所提供的資訊找出現 在 time slot 新的 sample 機率分佈。我們稱此區域的聯集為 prediction region。

2.2.1b 校正階段

接下來便是 normal node 利用現在所接收到的資訊，也就是更新最新 anchor

nodes 的限制，其中我們假設 Z_k 跟 Z^{k-1} 在給予 X_k 的前提下是獨立的，最後利用 Bayes theorem 和事前機率的轉換，我們表示成下式：

$$p(x_k | Z^k) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | Z^{k-1})}{p(z_k | Z^{k-1})} \quad (2.9)$$

由(2.9)式子中可以看出來我們最終 normal node 的機率分佈除了受目前 anchor node 限制 $p(z_k | X_k)$ 外，還會利用在上一個時間點的資訊 $p(x_k | Z^{k-1})$ ，最後再去 normalize $p(z_k | Z^{k-1})$ 。

由之前圖 2.5 可以知道，prediction region 不同區域會占有不同的 weight，最終的估計值如下式：

$$E[x_k | Z^k] = \int x_k p(x_k | Z^k) dx_k \quad (2.10)$$

但是不同的 sample 要去考慮 prediction region 中不同的 weight 過於複雜，蒙地卡羅定位法為了簡化起見，令在限制範圍外的機率是 0，而在限制範圍內假設是 uniform distribution，所以我們可以簡化成下式：

$$E[x_k | Z^k] = \sum_{i=1}^N x_{k,i} \frac{1}{N} \quad (2.11)$$

所以我們最終要找的就是 samples 的平均點，也就是交集區的中心點，實際的做法我們在下一小節解釋。

2.2.2 蒙地卡羅定位法(Monte Carlo Localization) 流程

在這裡我們要解說蒙地卡羅定位法(Monte Carlo Localization，簡稱 MCL)的實際做法，在這裡分為兩種情況去做解說。

2.2.2a 一般階段

在一般的情況下，如式子(2.7)所述，可以利用上一個 time slot 的資訊多加做限制，所以我們由此限制中產生 candidate，產生的方式我們以圖 2.7 配合來做解釋：

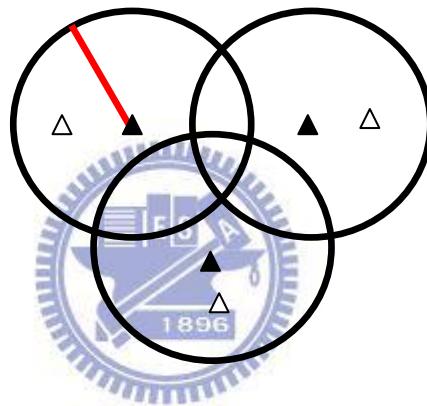


圖 2.7 MCL 產生 candidate 示意圖

圖中黑色三角形點表示 normal node 上一次 time slot 的 samples，紅線代表 V_{max} ，白色三角形代表 candidate。新的 candidate 會以上一個 time slot 中的一個 sample 為中心點，往外擴增 V_{max} 的範圍內隨機產生。因為上一個 time slot 的 sample 有五十點，每一個舊的 sample 產生一個新的 candidate，最後可以產生五十點新的 candidate。

接著 candidate 必須經過 anchor node 的檢驗，如果滿足 anchor constraint 的 candidate 會被留下，剩下的則是濾除。如果新的 sample 不滿足五十點，會再從 prediction region 產生五十點新的 candidate，再去經過 anchor node 的檢驗，直到滿足五十點為止。以整體來看，產生跟合格的區域如圖 2.8 表示：

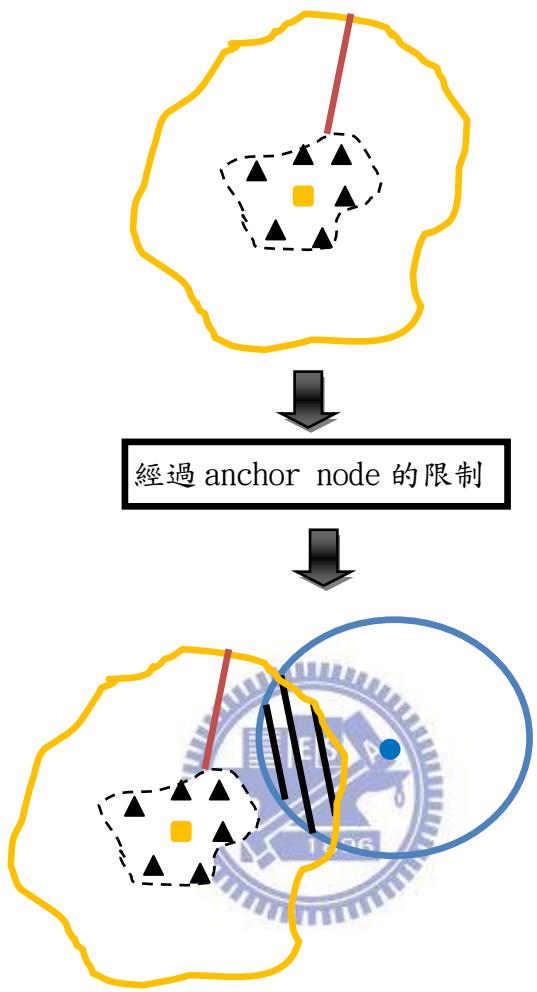


圖 2.8 prediction region 跟 anchor node 的限制交集所形成的樣本區

黃色方形代表 normal node，黑色虛線圍成區域代表上一個 time slot 此 normal node 的 samples 所形成的區域，紅色線條是代表 Vmax，黃色區域代表 prediction region，也就是產生 candidate 的區域，藍點則是現在 anchor node，往外擴增為其所形成的範圍。所以我們可以看到黑色線條所佔有的區域便是合格區域。

2.2.2b 初始階段

在初始點時也就是第一個 time slot，我們並沒有上一個 time slot 的資訊，所以我們無法在 prediction region 內產生 candidate，我們只能所有可能出現的區域去產生 candidate，以圖 2.9 為做為解釋：

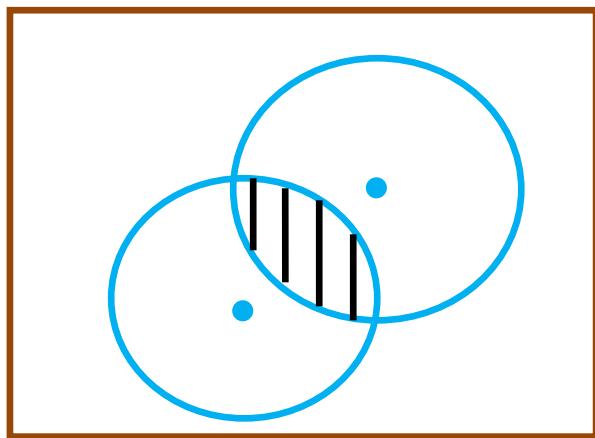


圖 2.9 表示所有可能區域跟 anchor 的範圍



褐色長方形表示所有可能的出現範圍，藍色圓代表 anchor node 跟其所形成的範圍，因為一開始沒有任何資訊，所以我們會在長方形內去 random 產生 candidate。這種方法是最耗時且耗能的方法。

接下來是檢察 candidate 有沒有符合 anchor constraint，以圖 2.8 解釋就是當 candidate 落於黑色線條的區域才會被留下，在黑色線條區域外的 candidate 則會被濾除掉，當點數沒有達到五十點時，會再從褐色長方型內產生 candidate 再經過 anchor 的濾除，一直重複到點數到達五十點時便停止。而最終的估計點就是這五十點 sample 的平均點，也就是去找交集區的中心點。

以上便是蒙地卡羅定位法所用的方法和步驟，此方法的優點就是利用簡單的數學就可以找出近似於交集區中心點的估計點，但是缺點就是在 anchor node 密度低時，準確度會不夠，所以就有人提出合作式定位來提高準確度。我們在下一小節便會介紹幾種利用合作式的蒙地卡羅定位法。

2.3 合作式蒙地卡羅定位法

原始蒙地卡羅定位法的缺點就是在 anchor node 密度低時，精準度會不夠，如何多加利用 anchor node 所能提供的資訊或是利用 anchor node 以外的資訊是解決此問題的方向。

最近有不少研究利用合作式定位的方式來提高定位的精準度。合作式定位就是多加利用 normal node 跟 normal node 之間的資訊。以蒙地卡羅定位法的角度來講就是利用鄰近 normal node 來多做限制，使得 sample 聚集於更小的樣本區 (sample area) 內。我們以圖 2.10 作解釋：



圖 2.10 經由合作式定位縮小樣本區

黃色方塊代表 normal node，normal node 我們分為 a、b 兩點，待測物以黃色實心方形表示，也就是 b，幫忙的 normal node 以空心表示，也就是 a，黃色圓線是 normal node a 所形成的範圍，藍點代表 anchor node 及其範圍，紅色虛線方形是代表估計出來位置。我們可以知道當 normal node b 只接收到兩個 anchor node 資訊時，可能區域的範圍會是藍點往外擴增所包含的交集區，但是如果可以利用 normal node a 再去做限制，可以削減到可能區域的面積，合格區域也就是三圓的交集區，進而提升精準度。我們稱此限制為 normal node constraint。我們以下列式子來表達增加合作式定位的改變：

$$p(x | A_i) = \frac{1}{N} \quad x \subset R_{Ai} \quad (2.12)$$

$$R_{Ai} \triangleq \{x | |x - Ai| < r_{Ai}\} \quad (2.13)$$

$$p(x | A_i, x_i) = \frac{1}{N} \quad x \subset R_{Ai} \cap R_{Ci} \quad (2.14)$$

$$R_{Ci} \triangleq \{x | |x - Ni| < r_{Ci}\} \quad (2.15)$$

x 代表代估測 normal node, A_i 代表 anchor node 的位置, C_i 代表鄰近的 normal node, R_{Ai} 和 R_{Ci} 分別代表 anchor node 跟鄰近 normal node 的限制。合作式定位可以使式子(2.12)、(2.13)變成式子(2.14)、(2.15)。

但是 normal node 跟 anchor 的 node 位置訊息不同，因為 normal node 不知道自己正確的位置，所以無法像 anchor node 有精準的圓心，不能找出精準的圓心，就無法確定限制的範圍，因此便有不少人研究如何解決此問題。

最初想到的方法便是放大限制。雖然不知道 normal node 的精確位置，但是我們知道 normal node 的初估位置，利用 sample 所形成的區域來代表 normal node 點，如圖 2.11 所示：



圖 2.11 擴大 normal node 的可能區域以加入不確定性

黃色方塊表示 normal node 的正確位置，紅線代表通訊半徑，黑色虛線區域代

表此 normal node' s samples 所形成的區域。因為無法確定 normal node 的真實位置，所以利用 sample 點所形成的區域做為代表，也就是擴大限制的範圍以加入不確定性，這種做法很像之前所提到的 prediction region。

但是此種作法會面臨一個問題，就是如何去表示不規則形的 sample 面積。如果像之前所提的 prediction region，去檢查此 candidate 是否跟五十點 sample 有任何交集會提高的運算負擔。因此，如何去簡化合作式定位所帶來的負擔並提升準確度是目前熱門的研究方向。

這裡我們提出兩種別人的方法做為代表，分別是 Improved 蒙地卡羅定位法 [22] 和 Weight 蒙地卡羅定位法 [21]。

2.3.1 改良型蒙地卡羅定位法(IMCL)

Improved 蒙地卡羅定位法 [22] 在處理合作式定位的問題時是利用切割的方法，求近似的 sample 面積，我們以圖 2.12 作為解釋：

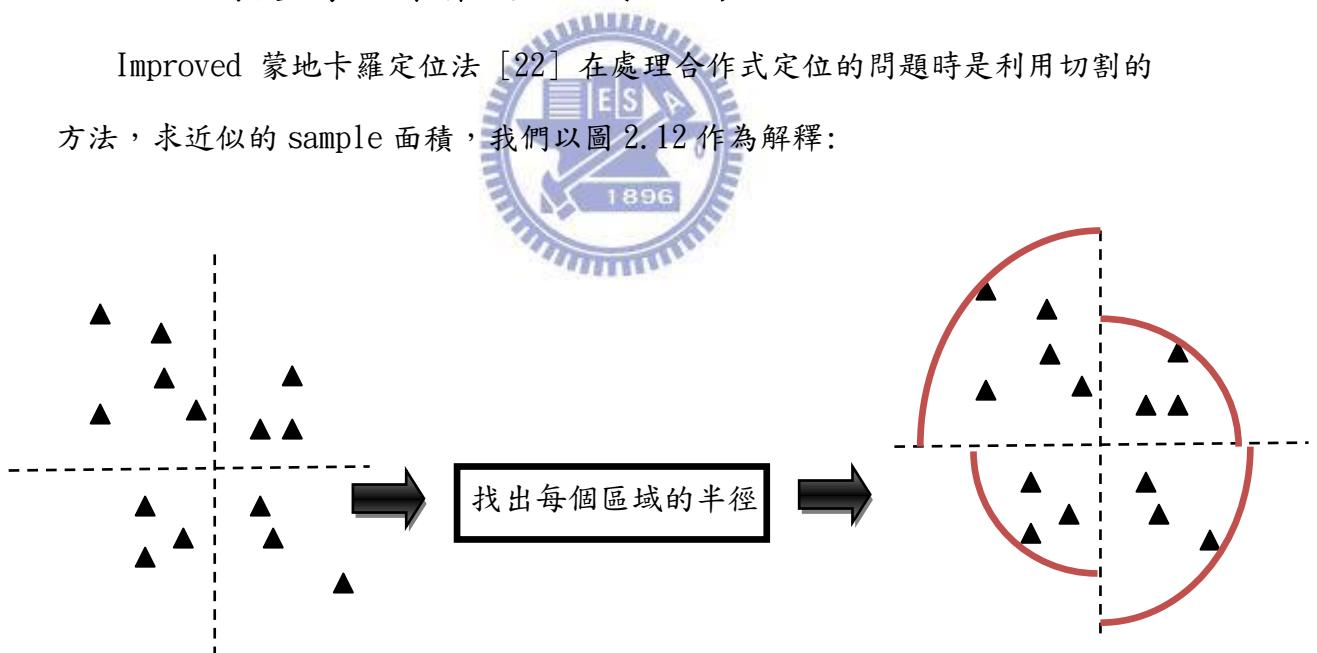


圖 2.12 利用切割方法近似樣本區

三角形代表 sample 點，紅線代表半徑。

此方法一開始先找出五十點的平均點，以此點當作原點，然後去切割區域，以圖 2.10 來說就是切割成四個區域，分別找出四個區域中離原點最遠的點，以此

點到中心點的距離當作此區域的半徑，每個區域都有屬於自己的半徑。所帶來的效應我們以圖 2.13 做為解釋：

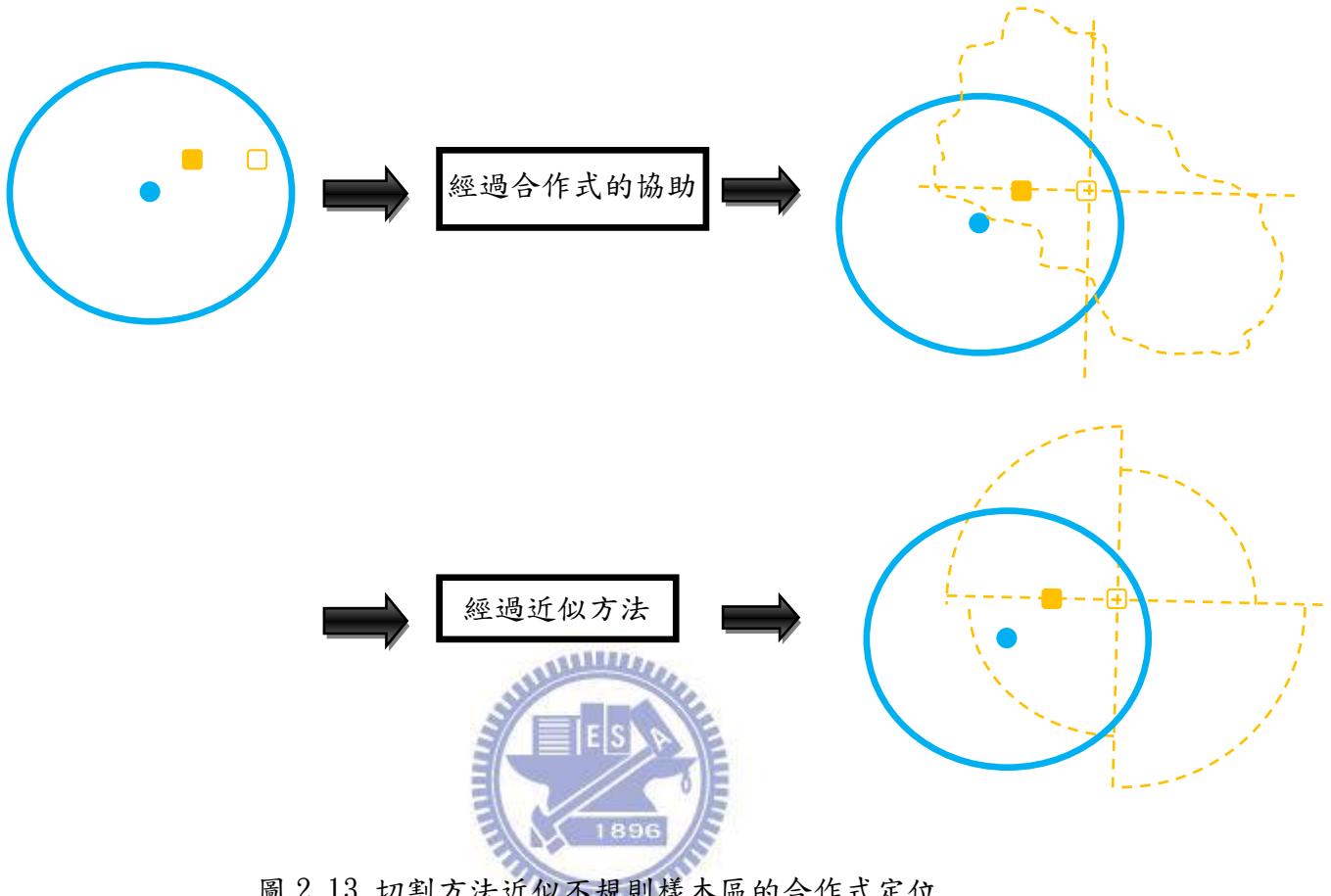


圖 2.13 切割方法近似不規則樣本區的合作式定位

上圖黃色方塊表是 normal node，黃色虛線是其的範圍，藍點表是 anchor node 及其範圍。經過測試後，當切割成八個區域後平均誤差會開始收斂，所以此種方法利用切割的方法去近似不規則的面積而達到簡化的效果。

在 Improved 蒙地卡羅定位法內還有提到 sample 點數縮減的方法[18]。因為此作者們認為當可能區域小的時候，sample 的個數不需要取到五十點便可以代表此區域的特性。也就是當可能區域面積越小，所需要的 sample 點數越少。但是此種作法要面臨兩個問題。第一，我們需要先去估算可能區域的面積大小，在此情況可能區域還沒有 sample 點可表示，所以無法使用切割近似的方法，必須利用其他的方法。第二，需要找出 threshold。可能區域面積跟 sample 點個數要如何對，因為 sample 個數不只會影響到平均值是否接近中心點，也會影響合

作式定位的效能，因為我們需要 sample 點來加入 normal node 的不確定性，如果隨意改變 sample 個數，可能讓 sample 不能完全代表可能區域，進而造成 normal node 的範圍跟 anchor node 的範圍沒有交集，所以我們再往後模擬都會取五十點 sample 做為代表。

2.3.2 加權蒙地卡羅定位法(WMCL)

Weight 蒙地卡羅定位法 [21]再處理 normal node 的問題則是提出兩種方法，經由不同的方法可以使每一個 sample 對不同的 neighbor normal node 有不同的 weight，進而提高精準度。

因為對於每一個 sample 我們都有加 weight，所以我們先討論對 anchor node 的 weight，因為 anchor node 是確定的，所以一定要在 anchor node 內，蒙地卡羅定位法又假設在範圍內的機率分佈是 uniform distribution，所以在這個層面只考慮有在範圍內或是沒有，在 anchor 範圍內 candidate 的 weight 為 1，在 anchor 範圍外的 weight 為 0，也就是會被濾除掉。

再來便是討論對鄰近 normal node 的 weight。我們先討論第一種方法。之前的方法 IMCL 是把鄰近 normal node 視為 virtual anchor node。但是如果我們採用 sample 代表鄰近的 normal node 就會遇上之前 prediction region 的 weight 問題，一般的做法是只有考慮在範圍內或是範圍外，如同 IMCL。所以此種方法 (WMCL) 是去討論如果對鄰近 normal node 沒有省略 weight 會來的效果。目前我們只考慮鄰近 normal node 的影響，我們以下式子做為解釋：

$$x = E[s_i \mid s_i \subset R_C] = \int s_i p(s_i \mid Nj, Nj \subset R_C) ds_i \quad (2.16)$$

x 代表估計出來的位置， s_i 代表 sample， Nj 代表鄰近 normal node 的座標，

R_c 代表鄰近 normal node 的集合，由(2.16)我們可以知道關鍵是如何找出 $p(s_i | Nj, Nj \subset R_c)$ ，原本的方法如同圖 2.5 所示，每一個鄰近的 normal node 先找出自己的聯集範圍跟每一個區域的 weight，再去看待測 normal node 的 sample 位於哪一個區域，乘上 weight，如下式所示：

$$p(s_i | Nj, Nj \subset R_c) = \prod_{Nj \subset R_c} p(s_i | Nj) \quad (2.17)$$

$$p(s_i | Nj) = \frac{p(s_i \cap Nj)}{p(Nj)} \quad (2.18)$$

原始的方法就是找出式子(2.18)中的 $p(Nj)$ ， $p(Nj)$ 是對於不同區域有不同的值，例如 $p(Nj)=1/2$ if $Nj \subset A$ 、 $p(Nj)=1/2$ if $Nj \subset B$ ，然後再去找出 $p(s_i \cap Nj)$ ，最後再做全部的相乘如式子(2.17)。

WMCL 對於 $p(s_i | Nj, Nj \subset R_c)$ 則是採用其他的方法去做近似，在求式子(2.18)中的 $p(s_i | Nj)$ 是利用此 S_i 跟代表 Nj 的 sample 群的關係，找出 Nj 的 sample 群中有多在 S_i 通訊範圍內，然後再去除以全部 sample 個數 50，我們以下式做為表示：

$$p(s_i | Nj_{t-1}^i) \approx \frac{\sum_{l \in Ln_{t-1}} [d(s_i, Nj_{t-1}^i) \leq r + v_{\max}]}{|Ln_{t-1}|} \quad (2.19)$$

Nj_{t-1}^i 代表 Nj 在 time slot 為 $t-1$ 的 sample， Ln_{t-1} 代表 Nj_{t-1}^i sample 的個數，也就是 50，因為再傳送鄰近 normal node 的資料時並不知道現在的資訊，所以只能傳送上一個 time slot 的 sample 外加 V_{\max} 的不確定性。此式子的簡單的解釋就是以此 sample 點為圓心，通訊半徑(R)+ V_{\max} 為半徑，去觀察代表鄰近 normal node 的 sample 群會有多少個 sample 在此圓內。如果一個都沒有的話此 candidate 對此鄰近 normal node 的 weight 便是 0，也就是要被濾掉。如果包含

此鄰近 normal node 的 sample 點越多，表示此 candidate 越靠近鄰近的 normal node，代表此 candidate 越可靠，所以 weight 也越大。我們以圖 2.14 做為解釋：

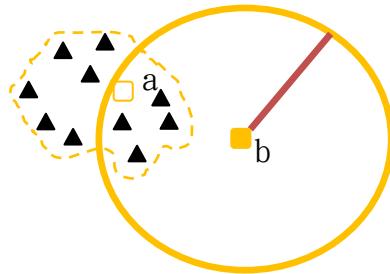


圖 2.14 WMCL 的 weight 算法示意圖

黃色方形 b 代表我們要量測的 normal node 的 sample，黃色方形 a 代表鄰近的 normal node，三角形為此鄰近 normal node 的 samples，紅線代表 $R+V_{max}$ 。圖中可以得知此 sample 對此鄰近 normal node 的 weight 是 $4/10$ 。

對每一個鄰近 normal node 都做此動作，然後會做跟式子(2.17)一樣的動作，把對每一個鄰近 normal node 的 weight 相乘當作此 sample 的暫時 weight。

一直重複此過程直到最後找出五十點 weight 非零的 sample 後，便是代表此待測物 normal node 的 sample 點。但是此種作法所得到的 50 個 weight 相加後不保證等於 1，所以 50 點的 weigh 會經過 normalize，使 weight 相加後會等於 1。

接下來是要介紹第二種方法，因為要記錄所有 50 點 sample 並且一一檢查過於複雜，WMCL 提出第二種方法來做簡化，這裡利用方形來做為代表整個 sample 群，此方形為包圍此 sample 群最小的方形，如圖 2.15 所示：

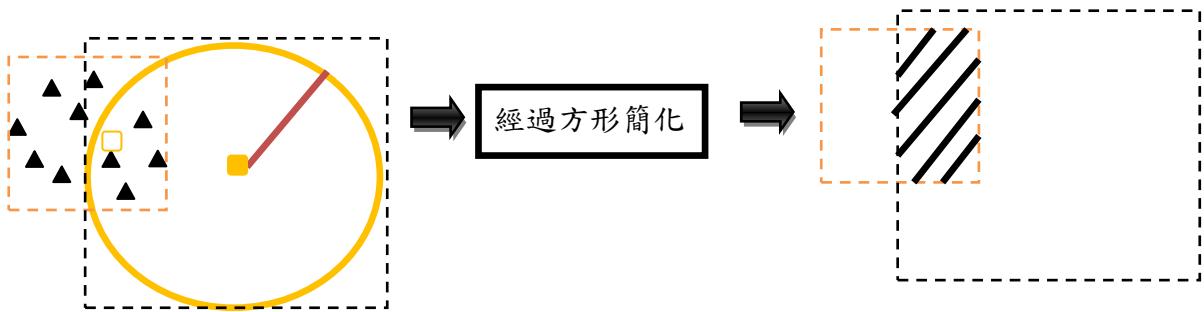


圖 2.15 方形近似示意圖

然後原本以 sample 點為圓心的圓也利用外包的方形近似，去計算兩者重複的面積，如圖 2.15，面積比例等於黑色線條覆蓋區域比上黃色虛線的小方形，用此比例經過 normalization 後當作 weight。在 paper 模擬中，此種近似法方法跟第一種方法表現相差不大，所以此篇作者認為可以方形近似法來取代原本繁複的方法。

在這篇 paper 中作者還有提到 bounding box[17]。建立 bounding box 是為了提高 sample efficiency，sample efficiency 是指 sample 個數比上 candidate 的個數。當 sample efficiency 越高表示不需要產生多個 candidate 就能得到足夠的 sample 點，如此一來便可以減少運算的成本跟提高運算的速度。而且建立 bounding box 不需要額外的資訊且不需要複雜的數學運算。bounding box 如何提到 sample efficiency 我們以圖 2.16 來做解釋：

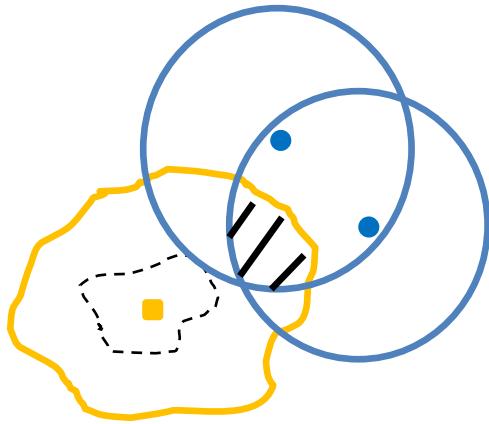


圖 2.16 說明 sample efficiency 過低的示意圖

黃色不規則區域表示 prediction region，藍色圓形區域代表這次 time slot 所接收到的 anchor node 範圍，黑色斜線覆蓋區域便是交集，也就是可能的區域。

由上圖可以知道，我們之前是由黃色不規則區域產生 candidate，但是合格區域只有黑色斜線覆蓋區域，可以看出兩者的比例甚低，便可以推想出 sample efficiency 低。所以在這裡我們以方形做為取代，以下圖 2.17 來做解釋：

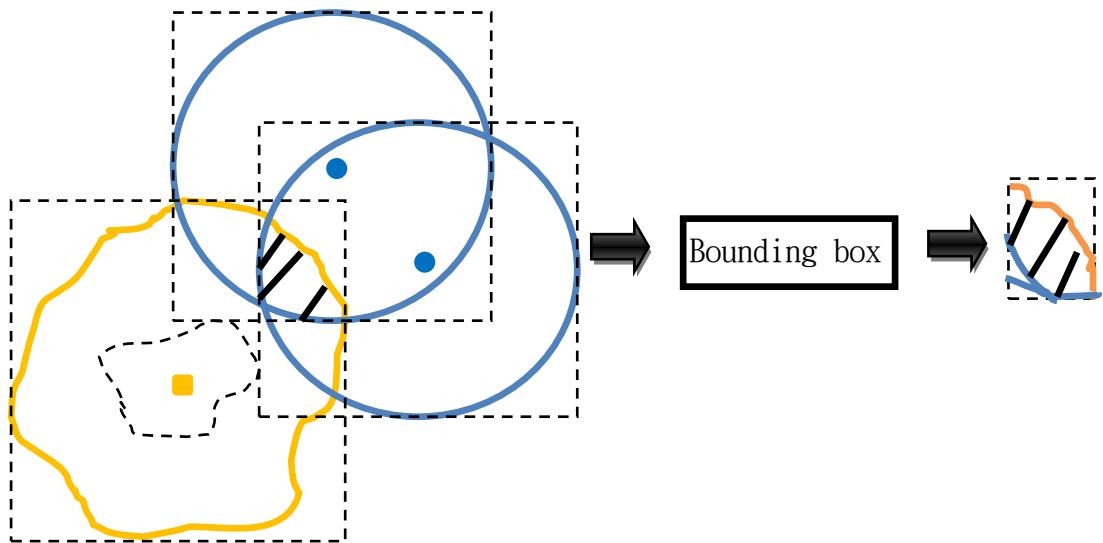


圖 2.17 以方形近似去找 bounding box

由圖 2.17 可以知道，我們可以找到方形的交集區，用此交集方形來產生 candidate，因為紅色區域跟交集方形的比例較高，所以便可用此方法提高 sample efficiency，並且不需要額外資訊，只是提早用 anchor node 的資訊，而且產生方形也不需要任何複雜的運算，所以在接下的電腦模擬我們都會採用 bounding box。



第三章

修正限制之蒙地卡羅定位法

3.1 動機

我們認為縮減樣本區可以提升定位的精確度，接下來我們會介紹研究現況及我們為什麼認為縮減樣本區可以降低誤差，最後提出我們認為可能可以改善的方向。

3.1.1 研究現況

蒙地卡羅定位法 [26]的貢獻可以歸類為兩類：

第一，利用一個 time slot 內所有的資訊，所有 sample 都必須在 anchor node 的限制範圍內，最後再去取平均點當作估計點。用多數 sample 點的平均去找不規則形狀的中心點，而不用複雜的數學計算[15, 23]求最佳解，而且我們可以由後面電腦模擬圖可以得知，當 sample 點到達一定的個數，平均點到中心點的誤差便會趨於穩定。

第二，利用了移動的特性多加了限制。有別於上一點特性，不只利用到這個 time slot 內的資訊，還利用 normal node 自己本身上一個 time slot 的資訊多加限制，也就是必須在多加速度的範圍內，藉此縮小可能區域的面積。

但是蒙地卡羅定位法 的缺點是在 anchor node 密度低時，精準度會不夠，所以有人利用合作式定位[20, 21, 22]利用 cooperative normal node 視為虛擬 anchor node 來提升整體有效的 anchor node 密度，期使樣本區可以縮小，進而提升定位精準度。

但是合作式定位帶來的效果仍然有限，所以我們想多加界內與界外限制，並根據虛擬 anchor node 不確定的位置，賦予樣本區內的樣本不同的權重。如此一來，

有效樣本區因為界內及界外限制而縮減，且區內的樣本各有適當的權重，最後使得加權後的估計位置更為準確。接下來我們考慮樣本區大小對均方誤差的影響。

3.1.2 樣本區的均方誤差分析

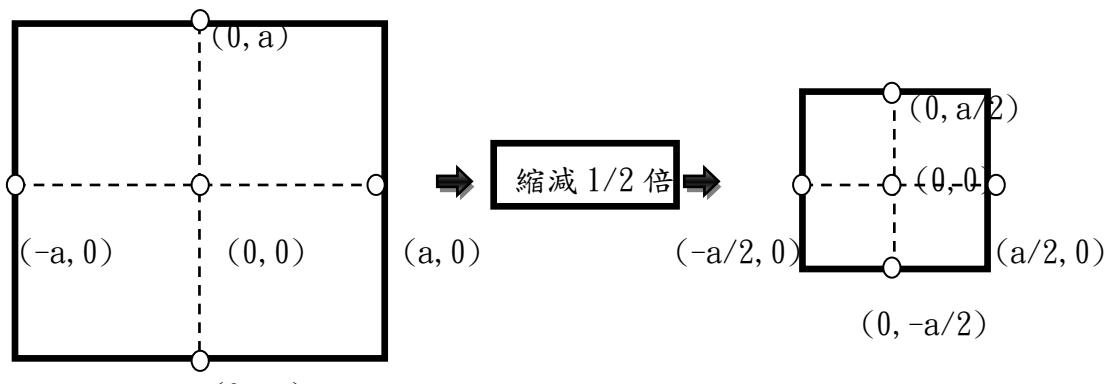
首先，蒙地卡羅定位法的特性便是取可能區域的中心點當作估計值，對於兩個位於相同可能區域的 normal node 我們無法區別兩者，所以能改善的是最大誤差值或是平均誤差值，以下式做為解釋：

$$MSE(x) = E[(x - \bar{x})^2] \quad (3.1)$$

式子 3.1 指出估計值的 mean squared error，一般而言 \bar{x} 是當作已知去求 x ，對 MCL 而言，估計值 \bar{x} 視為合格交集區的中心點，所以我們反而把 \bar{x} 視為固定，會變動的是 x ，因為 x 位置一定要在合格交集區內，所以我們想知道削減 x 範圍會對 MSE 帶來怎樣的影響。我們以圖 3.1 做為例子：



(a)



(b)

圖 3.1 縮減樣本區示意圖(a)一維(b)二維

我們以一維空間做例子，如上圖所示，假設在範圍內的機率分佈是 uniform distribution，也就是 pdf 是 $1/2a$ 於範圍是 $-a$ 到 a 時，估計值是中心點也就是 0，MSE 則是 $\frac{1}{3}a^2$ ，當範圍縮小成 $-a/2$ 到 $a/2$ ，pdf 變成 $1/a$ ，估計值不變，MSE 則變為 $\frac{1}{12}a^2$ ，可以看出 MSE 的變小 $1/4$ 倍了，接著要是我們以二維空間做為例子，待測物原本位於 x 座標 $-a$ 到 a 之間，y 座標位於 $-a$ 到 a ，pdf 為 $\frac{1}{4a^2}$ ，估計一樣是 $(0, 0)$ ， $MSE = \int_{-a}^a \int_{-a}^a \frac{1}{4a^2} [(x-0)^2 + (y-0)^2] dx dy = \frac{2}{3}a^2$ ，我們可以知道 MSE 會 a^2 乘上一個係數，所以當 x 軸和 y 軸分別縮減 $1/2$ 倍，MSE 也是一樣縮小 $1/4$ 倍。由例子中我們可以知道縮小範圍確實可以減小 MSE，所以我們便思考能給予什麼多加的限制，進而縮小可能的範圍。

3.1.3 新增限制的做法

在原始 MCL 中，只有考慮 anchor node 的界內限制。而在合作式定位中，是多增加 cooperative normal node 來當作虛擬 anchor node，一樣只有考慮界內的限制。我們認為除了界內限制外，界外限制也可以有效的縮減樣本區，而我們也把界外限制擴增到合作式定位上。另外，在原始 MCL 中只利用過往的待測物本身資訊來形成即時虛擬的 anchor node，所以我們認為要是可以多考慮其他虛擬 anchor node 的資訊，例如：過往的 anchor node 或是 cooperative normal node，應該可以提供更多的限制。

接下來我們簡介在第三章中的小節。在 3.2 節中我們先考慮即時限制，因為以往的方法都只考慮即時的界內限制，例如：原始 MCL[26]僅利用 anchor node 的界內限制，合作式定位 MCL[21, 22]加入了 cooperative normal node 的界內限制。之後 MCL[16]也加入了界外限制。在界外限制中，我們又認為 cooperative normal node 可以扮演虛擬 anchor node 的角色，來提升有效的 anchor node 密度。

相對於即時限制，在 3.3 節中我們則是考慮過往限制。原始 MCL[26]僅考慮待測物本身過往的界內限制，我們延伸過往限制至 anchor node 與 cooperative normal node，並同時考慮界內與界外兩種限制。

在 3.4 節我們則是考慮所新增限制中，是否會互相影響。3.5 節，則是更改原有方形近似法，來提升取樣效率。最後 3.6 節會總結我們修正方法所新增的限制。

3.2 即時限制

只考慮同一個 time slot 內的資訊，我們稱為 current constraints，因為沒有利用到其他 time slot 的資訊。

3.2.1 即時的界內限制(RIC)

單純考慮在一個 time slot 內狀況，原始 MCL 可用的資訊來自同一 time slot 內的 anchor node，但是 MCL 都只考慮到範圍內的限制，也就是 range-in constraints，我們簡稱 RIC。代表待測物 normal node 必須落入每一個可接到 anchor node 的範圍內，也就是畫出以每一個 anchor node 為圓心，通訊半徑 R 為半徑的圓，這些圓的交集區也就是可能區域內。如圖 3.2 所示：

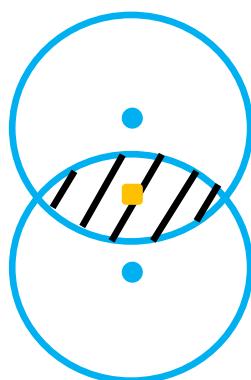


圖 3.2 anchor node 的界內限制

藍色圓點代表 anchor node，會往外擴增通訊半徑形成黑色斜線的交集區，黃色方形代表 normal node。以上便是原始 MCL 考慮在同一個 time slot 內 anchor node 的 RIC。但是原始的 MCL 並沒有利用在全部 anchor node 的資訊，也就是沒有接收到的 anchor node 是沒有利用的，所以沒有接收到 anchor node 的資訊是否可以減少待測物 normal node 的可能範圍便是我們討論的重點。

在合作式定位下，鄰近的 normal node 也可以提供 RIC 的限制，如圖 3.3 所示：

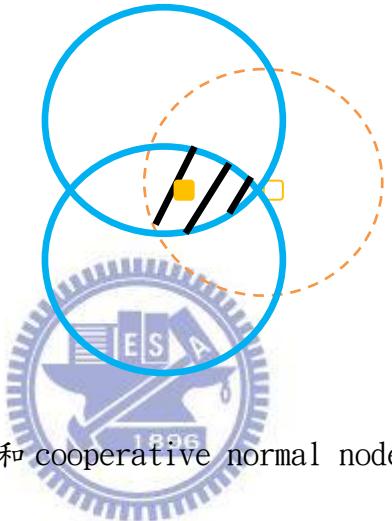


圖 3.3 anchor node 和 cooperative normal node 的界內限制

藍色圓點代表 anchor node，會往外擴增通訊半徑形成藍色實線，黃色空心方形代表 cooperative normal node，往外擴增為黃色虛線範圍，黃色實心方形代表待測 normal node，全部 RIC 條件形成黑色斜線的可能區域。相同的，以往的合作式定位只考慮 cooperative normal node 的 RIC，並沒有考慮全部 normal node 的資訊，多考慮其他 normal node 可否帶來更多的限制也是我們討論的重點。

3.2.2 即時的 anchor node 界外限制(Range-Out Constraints of anchor node)

我們之前稱範圍內的資訊為 RIC，現在範圍外的資訊我們稱為 range-out constraint，我們簡稱 ROC[16]。限制跟 RIC 相反，指我們產生的 sample 不能落於哪些特定的範圍內。在討論 ROC 時，我們跟之前 RIC 分類一樣，把 ROC 的資訊分為來自 anchor node 跟 cooperative normal node。我們一開始先討論 anchor node 的 ROC。

Anchor node 的 ROC 能帶來怎樣的好處我們以圖 3.4 來解釋：

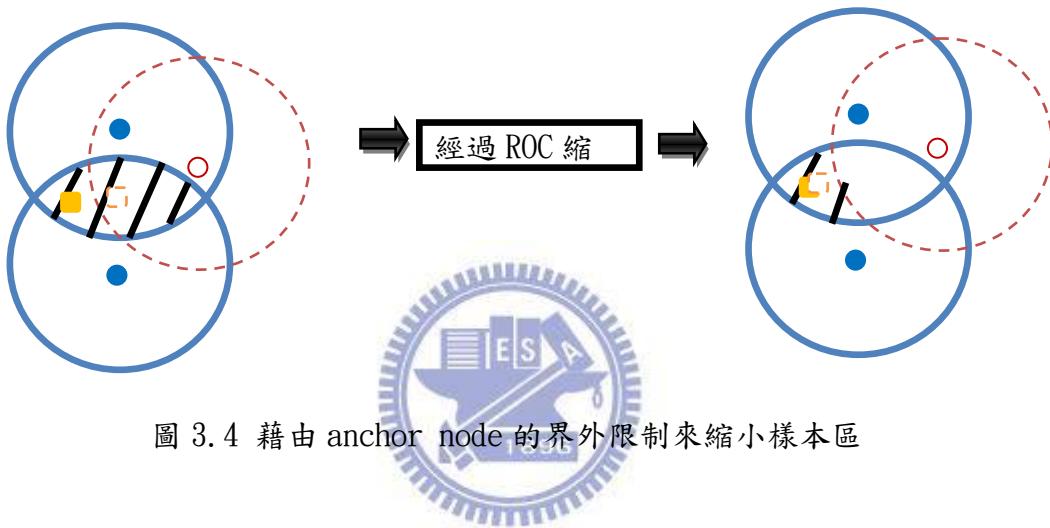


圖 3.4 藉由 anchor node 的界外限制來縮小樣本區

藍色圓點代表已接收到的 anchor node，範圍以藍色的實線表示，紅色空心圓點代表範圍外的 anchor node，其範圍以紅色虛線做為表示，黃色實心方塊為 normal node 的實際位置，黃色虛線方塊為估計值，黑色斜線覆蓋部分為可能區域。從圖中可以看出可能區域的縮減，也可以看到估計值靠近實際的位置。

但是一般認為，沒有在通訊半徑內就無法接收到相關的資訊，所以如何得到範圍外的資訊-range out anchor node 的座標便是關鍵。我們認為在第二節中所提到的方法 APS 紙了我們提示。也就是如果我們利用資訊可以藉由 hop by hop 傳遞的方式[16]，便可以使 normal node 接收到範圍外的 anchor node 的座標，如圖 3.5 所示：

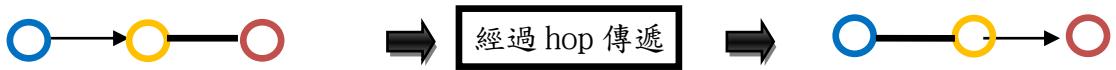


圖 3.5 hop by hop 的方式傳遞資訊

藍色 node(第一個 node)的資訊可先傳給橘色 node(第二個 node)，要由橘色 node 傳給紅色 node(第三個 node)，如此一來便可以得到通訊範圍外的資訊。我們把傳送一次資訊的動作，稱做為一次 iteration，圖 3.5 的過程便是經過兩次 iteration。

相同的，因為 range-in 的 anchor node 可以傳送資料給待測物 normal node，所以我們希望待測物 normal node 可以從 range-in anchor node 得到 range-out anchor node 的位置，所以解決的方法就是 anchor node 之間先彼此溝通各別的位置，如此一來每的 anchor node 便可以有其他 anchor node 的資訊，最後再將所得到的資訊傳給待測物 normal node，以圖 3.4 為例，紅色空心 range out 的 anchor node 會先傳送資料給鄰近藍點時心 range in 的 anchor node，最後兩個 range in 的 anchor node 再傳送資料給黃色方形的 normal node。

但是上述的做法會面臨移動的問題，因為在 MCL 的假設中，待測物 normal node 是會移動的，所以在 anchor node 之間傳遞的時候，待測物 normal node 位置可能已經移動了，在這種情況下會發生量測誤差。

我們進一步討論傳送方式的問題，ROC 雖然可以減少可能區域的面積，但是不是每一個 range-out anchor node 都是有作用的，距離太遠的 anchor node 所形成的範圍跟原本 RIC 不會有交集，所以不能縮小可能區域的面積，所以並不是每一個 ROC 都是有用的。

綜合以上兩個問題，我們覺得限制 anchor node 之間傳送 iteration 的次數可以有效解決。要是 anchor node 之間傳送都只經過一次 iteration，也就是每個 anchor node 都只知道通訊範圍內的鄰近 anchor node，然後再把資訊傳給待測

物 normal node，全部的過程只會經過兩次的 iteration，如此一來便可以減少傳送的時間進而降低因為移動所帶來的誤差。接著，因為過遠的 ROC 並不會帶來影響，所以如果我們可以只考慮兩次 iteration 的資訊便可以濾除不會影響的 ROC。

但是只經過兩個 iteration 的限制可能會遇到一種情況，我們以圖 3.6 來做解釋：



圖 3.6 附近 hop 無法經由 2 次 iteration 傳達

由圖中可以看出，在最右邊紅色 hop 附近的虛線的 hop 因為沒跟最中邊黃色 hop 有聯繫，所以無法經由 2 次 iteration 傳給最右邊的紅色 hop。

在 MCL 中的情況我們以圖 3.7 表示：

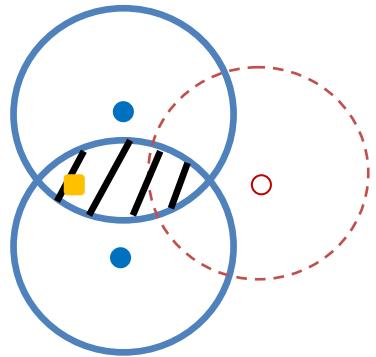


圖 3.7 有影響的 ROC 却無法經由 2 次 iteration 傳送到的情況

藍色圓點代表已接收到的 anchor node，範圍以藍色的實線表示，紅色空心圓點代表範圍外的 anchor node，其範圍以紅色虛線做為表示，黃色實心方塊為 normal node 的實際位置。由圖中可以看出 ROC 跟 RIC 會有交集，但是因為範圍外的 ROC 沒有辦法在兩次 iteration 就可以傳送到，所以如果限制兩次 iteration 就可能會降低 ROC 帶來的效果。

3.2.3 即時的 cooperative normal node 界外限制

在 3.2.2 節中我們知道在 anchor node 方面上我們可以利用 range-out 的資訊，所以我們便考慮如果在合作式定位下是否也可以把相同的方法加諸於 cooperative normal node。首先我們以圖 3.8 來做解釋：

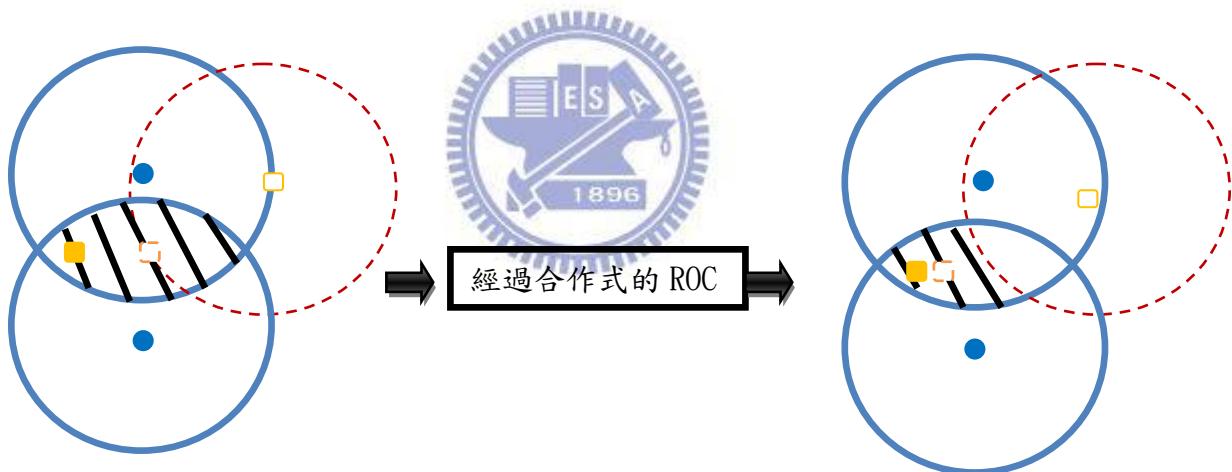


圖 3.8 藉由合作式定位的 ROC 來縮小樣本區

藍色圓點代表已接收到的 anchor node，範圍以藍色的實線表示，黃色空心方形代表範圍外的 cooperative normal node，其範圍以紅色虛線做為表示，黃色實心方塊為待測 normal node 的實際位置，虛線方形則表示估計值。由圖中可以看出 cooperative normal node 的 ROC 所帶來的好處，可以明顯的削減可能面積的大小。

但是要利用 cooperative normal node 的 ROC 會遇到兩個問題：1. 如同在第二章中合作式定位所提到的問題，我們是假設 normal node 是虛擬的 anchor node，但是 normal node 並沒有精準的座標，所以無法畫出正確的圓心。2. 要如何傳送範圍外 cooperative normal node 的 ROC 紙待測 normal node。

在的第二章中我們有提到，因為我們不知道 normal node 的正確位置，所以我們放鬆了限制，也就是利用 sample 群所形成的範圍來取代 cooperative normal node 的圓心，放大了限制範圍。相同的，對於 cooperative normal node 的 ROC 我們也必須因為 normal node 的不準確要放鬆限制。

能代表 normal node 便是 samples，所以我們可用的資訊就是 samples。在之前 RIC 是取 sample 的聯集來代表 normal node，我們可以下式來表示：

$$sample \in R_C\{cooperative + R\} \quad (3.2)$$



$$sample \in R_C\{\cup [cooperative_{sample} + R]\} \quad (3.3)$$

原本我們跟 cooperative normal node 要在距離 R 的範圍內，如同式子(3.2)，因為不確定性所以我們取只要在代表 cooperative normal node 的任一 sample 距離內即可，如同式子(3.3)，我們可以圖 3.9 解釋上面式子來表示：

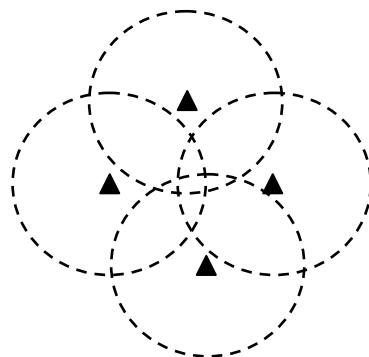


圖 3.9 cooperative normal node samples 聯集區形成的 RIC

黑色實心三角形代表 sample，虛線空心圓代表以 sample 為圓心拉出通訊半徑的範圍。在 RIC 放大限制時，我們是以聯集區取代圓心，只要在其中一個 sample 的範圍內便可以，也就是圖 3.9 四個圓的聯集區內。

相反的，在 ROC 放鬆限制時，我們是取 sample 交集區來取代 normal node 的位置。因為只要在一個 sample 的範圍外就可以。所以我們先取 samples 的交集，在此交集區外的範圍表示至少會在一個 sample 的外面。我們以下式來表示：

$$sample \notin R_C\{cooperative + R\} \quad (3.4)$$

$$sample \in \overline{R_C\{cooperative + R\}} \quad (3.5)$$

$$sample \in \overline{R_C\{\cup [cooperative_{sample} + R]\}} \quad (3.6)$$

$$sample \notin R_C\{\cap [cooperative_{sample} + R]\} \quad (3.7)$$

由上面式子我們可以知道待測物的 sample 不要落於 cooperative normal node 的 sample 交集區裡。我們可以圖 3.10 來做解釋：

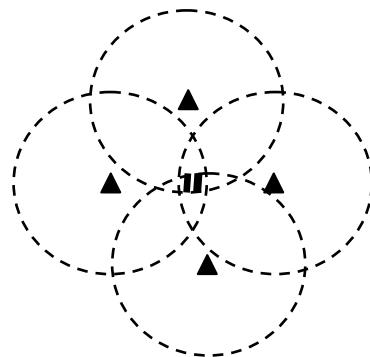


圖 3.10 cooperative normal node samples 交集區形成的 ROC

黑色實心三角形代表 sample，虛線空心圓代表以 sample 為圓心拉出通訊半徑的範圍，黑色實線代表交集區，只要不在交集區中便可，也就是限制範圍因為不確定定縮小。

接著我們要討論的問題是如何傳遞範圍外 cooperative normal node 的座標。在 3.2.2 中我們提出傳送資料可以藉由 hop by hop 來解決，在這合作式定位一樣可以實現，且在合作式定位中 normal node 也可以傳送資訊，所以在兩次 iteration 的限制下，我們可以利用中間的傳送點變更多，可以減少圖 3.6 現象發生的次數。

所以一開始， anchor node 不只會互相交換資訊，也會收集鄰近 normal node 的資訊，normal node 也會執行一樣的動作，最後再將資訊傳給待測的 normal node。如此一來可以在兩次 iteration 的限制下提升 ROC 所帶來的效應。



3.2.4 加權合作 normal node 的界外限制

接著我們可以參考 WMCL 對 cooperative normal node 的 RIC 取 weight 的方法設置於 ROC，如下式所示：

$$p(s_i | Nj_t^i) \approx \frac{\sum_{l \in Ln_t} [r < d(s_i, Nj_t^i)]}{|Ln_t|} \quad (3.8)$$

Nj 是代表 cooperative normal node 的 samples， Ln 是其集合，也就是五十點， S 代表要檢測的 candidate，我們可以量測此 candidate 在多少 samples 外，越多表示距離越遠，所以確定性更高，所以比重更高。相反的，如果在全部的 sample 範圍內，表示權重為 0，也就是會被濾除。最終再把此 S 的對不同 cooperative normal node 的 weight 相乘，如同式子(2.17)，經過 normalize 如同式子(2.18)便是此 sample 的 weight 了。此作法是依據遠近來給予 sample 不同的 weight，但是在 range-free 的情況下並無法量測實際距離，所以只有利

用 cooperative normal node 的 sample 來間接判斷。

3.3 過往限制

previous constraints 是只額外利用上一次 time slot 的資訊。因為在 MCL 的假設中，normal node 和 anchor node 是可以移動的，所以我們可以利用上一個 time slot 跟這次 time slot 的關係多給予限制。

3.3.1 本身過往的界內限制

MCL 設定裡，任何 node 在相鄰的兩個 time slot 內，移動的距離不能超過 V_{max} 。所以 normal node 本身在移動時，跟上一次 time slot 的位置不能超過 V_{max} ，所以可以以上次 time slot 位置為圓心 V_{max} 為半徑畫出限制區，如此一來便可以多新增一個限制的條件，再配合這個 time slot 的 RIC 找出全部的交集區，我們以圖 3.11 做解釋：

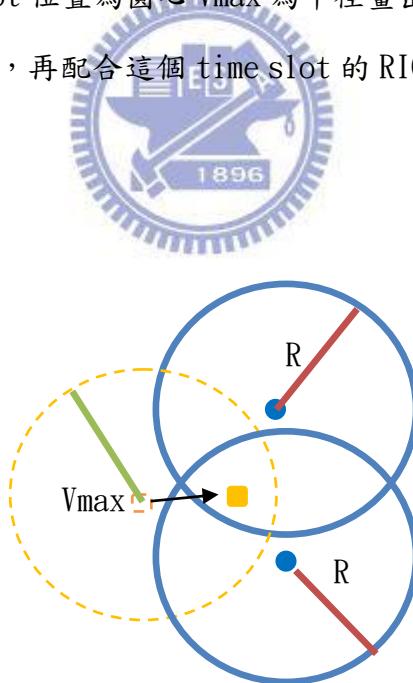


圖 3.11 本身過往的 RIC 和 anchor node 的 RIC

藍色圓點代表已接收到的 anchor node，範圍以藍色的實線表示，黃色虛線空心方形代表 normal node 上一個 time slot 的位置，其範圍以黃色虛線做為表示，

黃色實心方塊為 normal node 的現在 time slot 的位置。

但是 normal node 本身的位置帶有不確定性，所以必須把不確定性加入，把不確定加入的方法就是利用 samples 去取代，也就是用 sample 群的聯集區來取代精準的位置，進而放大限制。此做法跟在處理和合作式定位的方法是一樣的，原本圓心由 cooperative normal node 改成 self-normal node，半徑由通訊半徑改成 V_{max} 。

然而在原始 MCL 中，previous constraints 只有考慮到本身的，如果可以考慮到其他 previous 資訊所帶來的幫忙，是否可以找出更多的限制。

以上是 previous self-assisted RIC 的部分，若我們知道知道 V_{max} 是一個區間，也就是 V_{max} 的最小下限不為 0，我們就可以利用最小下限製造出 previous self-assisted ROC 的限制。在這邊我們並沒有深入討論 V_{max} 的下限的問題。



3.3.2 Anchor node 的過往限制

在這裡，我們考慮如果可以從上一個 time slot anchor node 的資訊，是否會有幫助。相同的，我們把資訊分為 RIC 跟 ROC，一開始我們先討論 RIC。

RIC 也就是要在範圍內，我們可以記錄在上一次 time slot 中，我們在哪幾個 anchor node 的範圍內，如下式：

$$Rp = |Np - Ap_i| < R \quad (3.9)$$

Np 代表 normal node 上一個 time slot 的位置， Ap_i 代表上一個 time slot 範內 anchor node 的位置。

接著還可以利用相鄰 time slot 移動不能超過 V_{max} 的特性：

$$|Np - Nc| < V \max \quad (3.10)$$

N_c 代表 normal node 現在的位置

最後綜合(3.9)跟(3.10)的特性寫成下式：

$$Rp + V \max < R + V \max \quad (3.11)$$

我們以圖 3.12 來做為解釋：

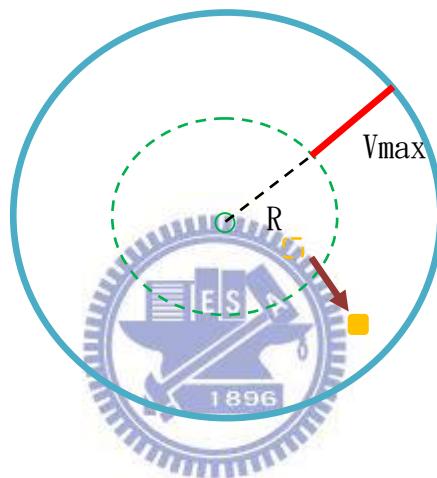


圖 3.12 過往 anchor node 的 RIC

綠色空心圓點表示 anchor node 上一 time slot 的所在位置，黃色虛線方形表示 normal node 上一 time slot 的位置，而黃色實線方形表示現在 normal node 的位置，箭頭代表移動方向，黑色虛線線段表示通訊半徑，紅色線段則表示 V_{\max} 。

如此一來，便可以利用上一 time slot 的 anchor node 的 RIC 來多做限制，縮小這次 time slot RIC 的面積，我們以圖 3.13 來做為解釋：

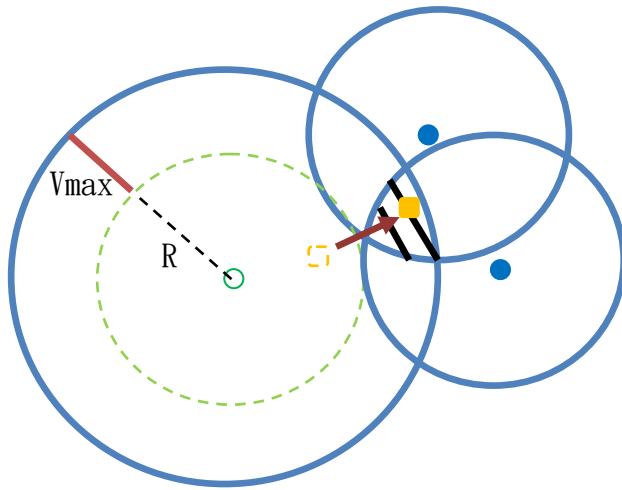


圖 3.13 過往 anchor node and 即時 anchor node 的 RIC

藍色實心代表現在 anchor node 的位置，往外擴增的藍色圓為 RIC 的範圍，綠色空心圓點代表上一次 time slot 範圍內 anchor node 的位置，原本的 RIC 範圍用綠色虛線表示，最後再經過 V_{max} 放大，形成新的限制，黃色虛線方形表 normal node 上次 time slot 的位置，黃色實心方形表 normal node 這次 time slot 的位置，箭頭為移動方向。

可以由圖 3.13 看出 previous anchor node 的 RIC 可以帶來的效果，但是前提是我們必須知道上一次 anchor node 的位置。我們認為 normal node 除了可以記錄自己本身之前的位置，也可以記錄在上一次 time slot 內，在哪幾的範圍內。如此一來，我們便可以得到上一次 anchor node 的位置。除了考慮 RIC 的限制外，我們還要繼續考慮 ROC 的限制。

現在，我們要考慮的是之前 anchor node 提供 ROC 的資訊。我們可以知道在上一個 time slot 有哪些 anchor node 是在範圍外的，如下式：

$$Rp = |Np - Ap_i| > R \quad (3.12)$$

再利用(3.10) V_{max} 的特性，最後可以得到下式：

$$Rp - V_{max} > R - V_{max} \quad (3.13)$$

我們利用圖 3.14 來解釋：

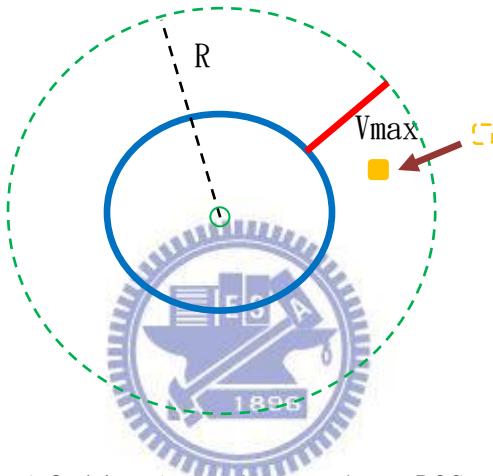


圖 3.14 過往 anchor node 的 ROC

綠色空心圓點表示 anchor node 上一 time slot 的所在位置，黃色虛線方形表示 normal node 上一 time slot 的位置，而黃色實線方形表示現在 normal node 的位置，箭頭代表移動方向，黑色虛線線段表示通訊半徑，紅色線段則表示 V_{max} 。我們雖然不知道 normal node 在一個 time slot 內會往哪一個方向移動，但是我們可以找出底線，也就是 normal node 一定在哪一個範圍的外面。實際上帶來的好處我們以圖 3.15 來做為表示：

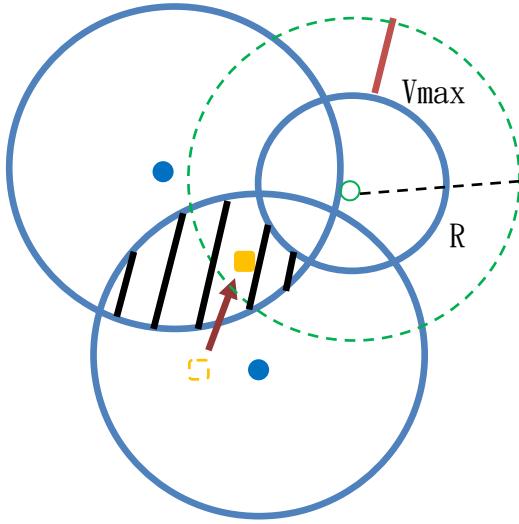


圖 3.15 anchor node 的即時 RIC 和過往 ROC

藍色實心代表現在 anchor node 的位置，往外擴增的藍色圓為 RIC 的範圍，綠色空心圓點代表上一次 time slot 範圍外 anchor node 的位置，原本的 ROC 範圍用綠色虛線表示，最後再經過 V_{max} 縮小，形成新的限制，黃色虛線方形表 normal node 上次 time slot 的位置，黃色實心方形表 normal node 這次 time slot 的位置，箭頭為移動方向。

由圖 3.16 可以看出 previous ROC 所帶來的好處。所需要的資訊只要 normal node 本身記得在上一個 time slot 在那些 anchor node 的範圍外即可。但是此特性有一個限制， V_{max} 不能超過通訊半徑 R ，因為要是 V_{max} 超過通訊半徑 R ，就會使的式子(3.13)右邊變成負值，式子(3.13)左邊一定恆為正值，如此一來，此特性就會變的無效。

3.3.3 Cooperative normal node 的過往限制

在 3.3.2 節中我們利用了 previous anchor node 的資訊多加做限制，相同的

在這節中把此想法擴充到 cooperative normal node 上。相同的，我們可以把限制分成 RIC 和 ROC，在 RIC 層面上所帶來的效果如同圖 3.12 一樣，但是 cooperative normal node 並不是 anchor node，也就是無正確的圓心，所以我們必須以 samples 來做為代表，所以我們把式子(3.9)修改成下式：

$$Rp = |Np - Cp_{i,j}| < R + V_{max} \quad (3.14)$$

$Cp_{i,j}$ 代表上一個 time slot 第 i 個合作 normal node 的第 j 個 sample。

再結合 V_{max} 的限制得到如同式子(3.11)的結果。因為每一個 normal node 的 sample 有 50 點，所以檢驗五十次式子(3.14)，當中只要有其中一次滿足，被檢驗的 candidate 就可以被留下，如果五十次檢驗都無合格，此 candidate 就會被濾除，我們以圖 3.16 來做實際的解釋：

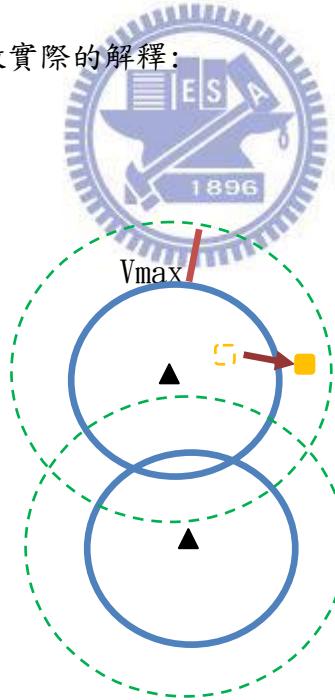


圖 3.16 過往合作 normal node 的 RIC

黑色實心三角形代表現在 previous cooperative normal node 的 sample 位置，往外擴增通訊半徑的藍色圓為 RIC 的範圍，再經過 V_{max} 放大，往外擴增 V_{max}

為綠色虛線，形成新的限制，黃色虛線方形代表待測 normal node 上次 time slot 的位置，黃色實心方形表 normal node 這次 time slot 的位置，箭頭為移動方向。

我們稱以上的限制為 RIC of previous cooperative normal node，接下來我們要多考慮 previous cooperative normal node 的 ROC，如同 previous anchor node 的 ROC 效果但是因為不確定性所以利用 sample 擴大範圍，可以把式子(3.12)改寫成下式：

$$Rp = |Np - Cp_{i,j}| > R - V \max \quad (3.15)$$

最後再結合 V_{\max} 的限制，我們可以得到如同式子(3.13)的結果。相同的，因為五十點 sample 所以必須檢驗五十次，其中只要有一次滿足便可。如果都在範圍內，則此 candidate 就會被濾除。我們以圖 3.17 來做實際的解釋：

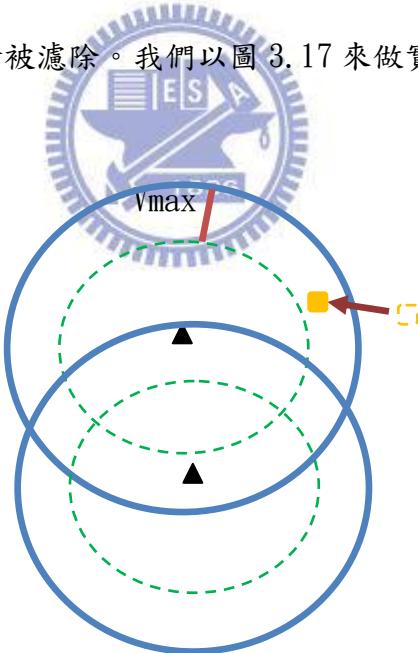


圖 3.17 過往合作 normal node 的 ROC

黑色實心三角形代表現在 previous cooperative normal node 的 sample 位置，往內擴增通訊半徑的藍色圓為 RIC 的範圍，再經過 V_{\max} 縮小，往內減少 V_{\max}

為綠色虛線，形成新的限制，黃色虛線方形代表待測物 normal node 上次 time slot 的位置，黃色實心方形表 normal node 這次 time slot 的位置，箭頭為移動方向。

以上是多考慮 previous cooperative normal node 所帶來的限制，多考慮過往的資訊，會使我們的限制數目上升。假設在合作式定位的 MCL 下，我們有 M 個 anchor nodes 和 N 個 normal nodes，如果只考慮即時限制，我們最多會有 $(M+N)-1$ 個限制，如果我們多考慮了過往資訊，也就是我們會多一倍的量，最多會有 $2(M+N)-1$ 的限制。我們可以由圖 3.18 來解釋

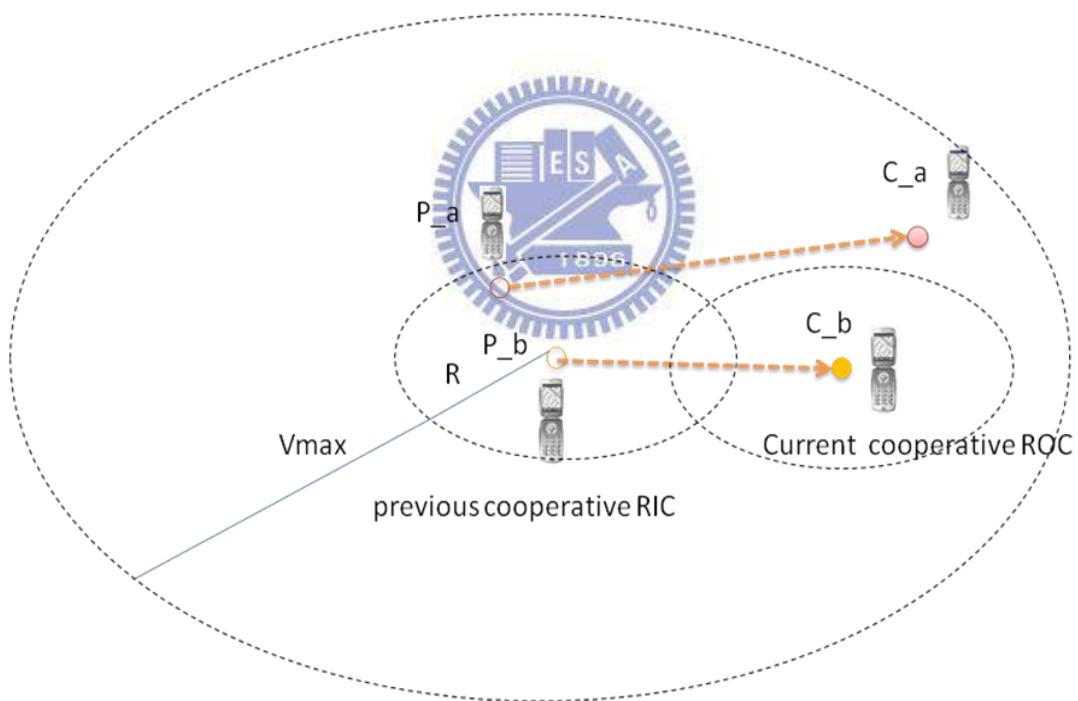


圖 3.18 過往搭配即時限制

圖中實心紅圓 C_a 為待測物 normal node 現在的位置，空心紅圓 P_a 代表過去的位置，實心黃圓 C_b 為 cooperative node 現在的位置，空心黃圓 P_b 代表過去的位置。

我們是要估算 a 目前的位置，也就是 C_a 的位置，我們利用了之前 normal node

b 的位置來做過往界內限制，卻利用線在 normal node b 來做即時界內限制，也就是說 normal node b，可以提供兩個限制。如此一來，多限制便可以降低 sample area 的大小，進而提高定位的精準度。

3.4 結合界內及界外限制

在第三章前面小節中，我們把可用的資訊分為 current 和 previous，其中裡面可以細分為 ROC 跟 RIC，其中來源又可以別來自 normal node 和 anchor node。在之前我們是討論新加的限制去配合 current anchor node RIC 會帶來怎樣的改善，現在要討論的是如果我們把各種資訊混合一起用，會不會有什麼衝突或者是會獨立顯現出各自帶來的改善。

3.4.1 本身和 anchor node 界內的過往限制

在這一章節內，我們要討論的是 previous 中 RIC 的互相影響，來源我們可以分為 normal node 自己的限制跟 anchor node 的限制。我們知道在 MCL 定位中，就有因為移動性質加入了 normal node 本身 RIC 的特性。在 3.3.2 中我們也利用移動性質找出 previous anchor node RIC 的特性，所以我們可以以 MCL 為基本條件，觀察多加 previous anchor node RIC 的效果，但是在後面電腦模擬中，我們卻無法很明顯的看出加入 previous anchor node RIC 的改良，所以我們進一步的去討論原因。

我們認為 MCL 中包含的 previous self-normal node RIC 跟 previous anchor node RIC 所帶來的效果會有重疊，而在電腦模擬中我們也證實了此解釋是合理的。我們先解釋 previous self-normal node RIC 所帶來的限制，再去比較 previous anchor node RIC，以下圖來解釋：

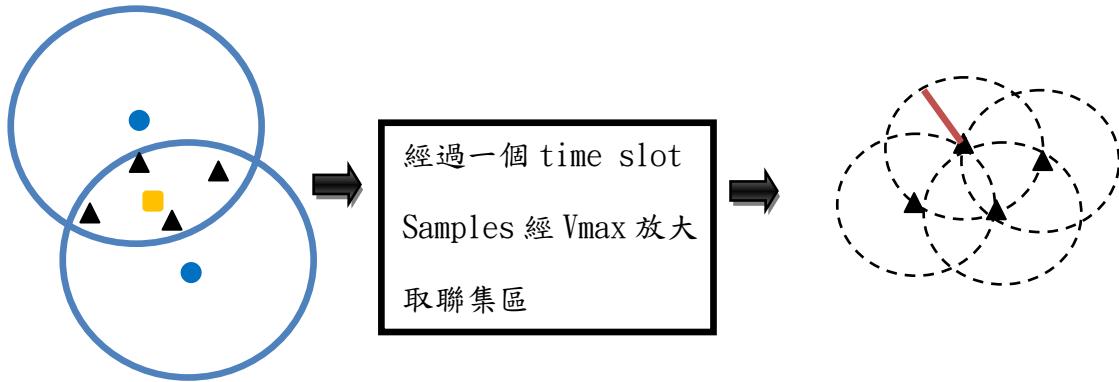


圖 3.19 本身過往的界內限制

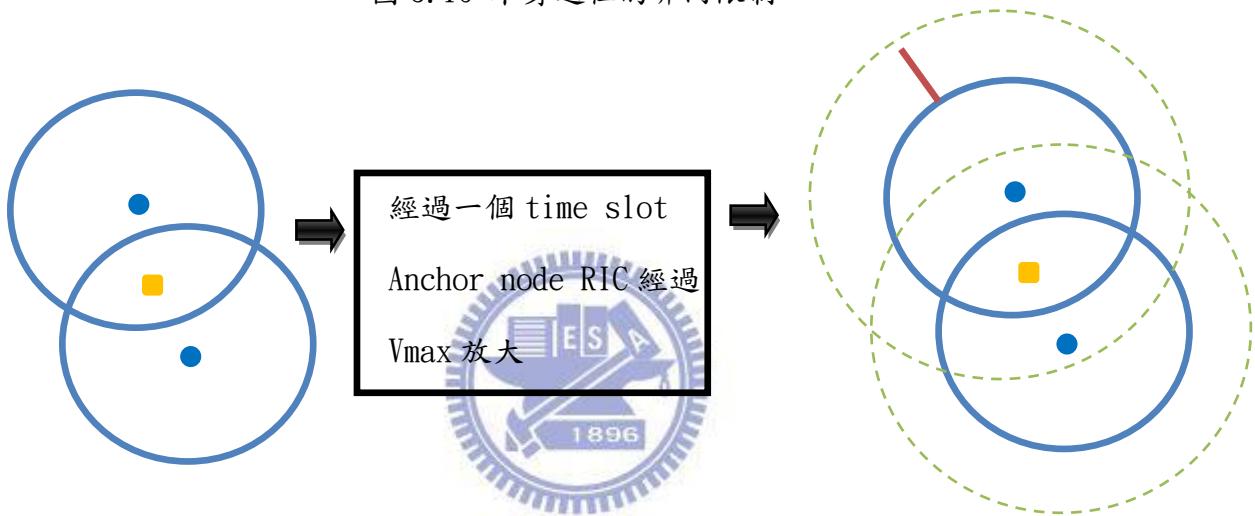


圖 3.20 anchor node 過往的界內限制

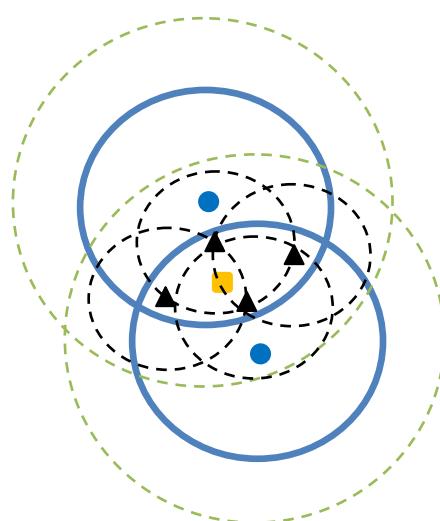


圖 3.21 過往本身和 anchor node 的界內限制

藍色圓點代表 anchor node，往外擴增通訊半徑 R 為藍色實線，綠色虛線為再擴增 V_{max} ，黃色方形為 normal node，黑色三角形為 samples，sample 會往外擴增 V_{max} 當作 previous self-normal node RIC，形成黑色虛線範圍，紅色實線線段皆代表 V_{max} 。

由圖 3.21 的圖中我們可以看出兩者限制會有很大的重複性，所以多加了 previous anchor node RIC 無法有很明顯的改善效果。

3.4.2 即時和過往的界外限制

接著我們要討論 ROC 的比較。ROC 是在原始 MCL 中所沒有討論的，所以再加入 ROC 限制時，我們都可以看到相較於 MCL 有明顯的改善效果。ROC 中的來源可以分為 previous 跟 current，我們要討論的是如果去同時加入這兩種限制，會不會如同 3.4.1 中討論，有重複的效應。

我們在上一個 time slot 中加入 current anchor node ROC 會影響到 previous self-normal node，因為 previous self-normal node 中已經有包含了當時 ROC 的效果，而此結果會使得 current anchor node ROC 和 previous anchor node ROC 會有重複影響。在後面電腦模擬中，我們先以 MCL 為基本設定，比較有無 previous anchor node ROC 的影響，我們可以看出有明顯的改善。接著我們以 MCL 加了 current anchor node ROC 為基本設定，比較有無 previous anchor node ROC 的影響，發在此設定下，previous anchor node ROC 不會帶來明顯的效果。

接下來我們利用圖示來解釋：

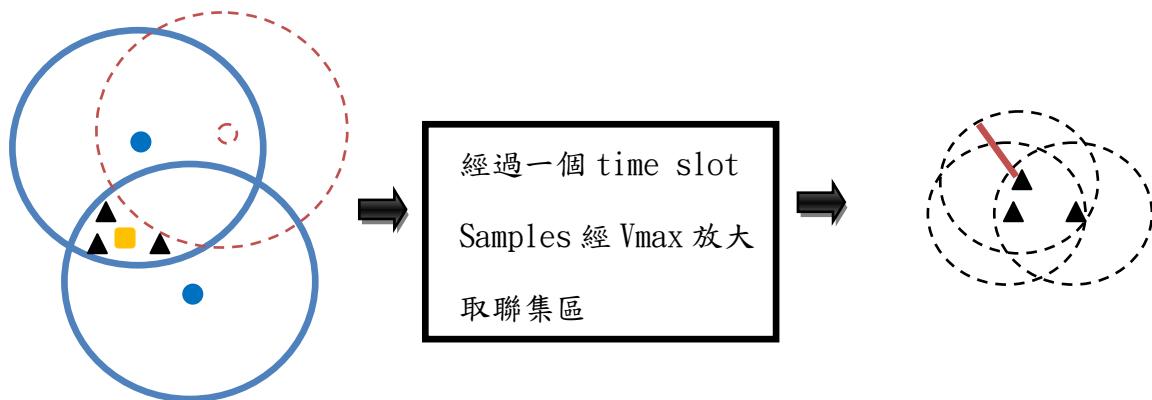


圖 3.22 本身過往的界內限制

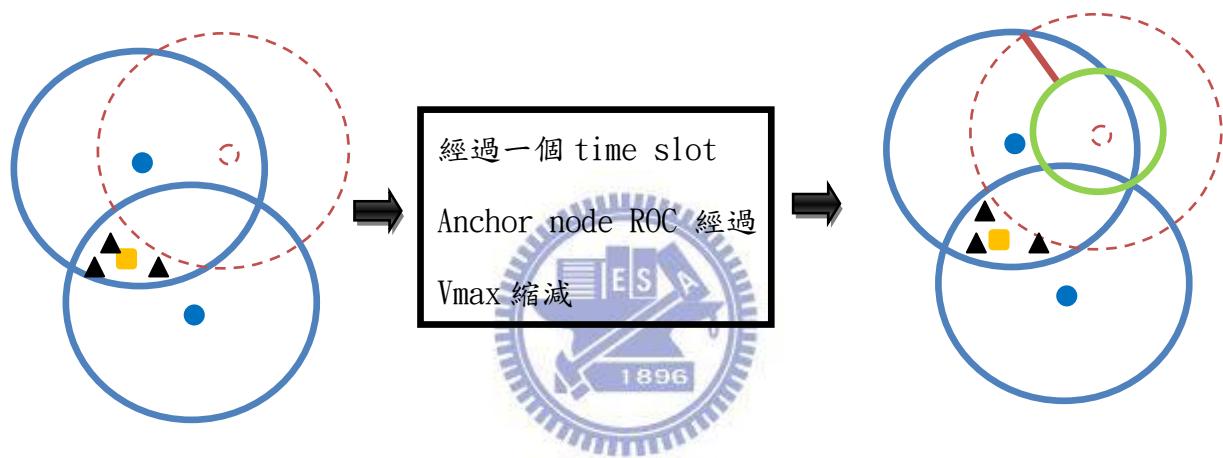


圖 3.23 Anchor node 過往的界外限制

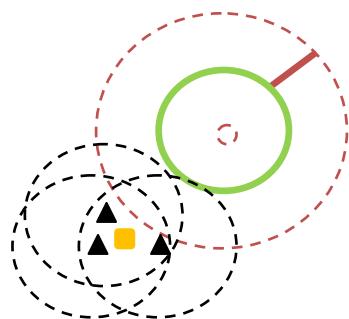


圖 3.24 Anchor node 界外和本身界內的過往限制

藍色圓點代表 anchor node，往外擴增通訊半徑 R 為藍色實線，紅色虛線圓圈代表 anchor node 及其 ROC，綠色實線為縮減 V_{max} ，黃色方形為 normal node，黑色三角形為 samples，sample 會往外擴增 V_{max} 當作 previous self-normal node，形成黑色虛線範圍，紅色實線線段皆代表 V_{max} 。

由圖 3.24 中可以看出 previous self-normal node 會和 previous anchor node ROC 有重複的區域，所以當採用 current anchor node ROC 會因為 previous self-normal node 的影響而減少 previous anchor node ROC 的效果。

3.5 藉由方形區提升取樣效率

在第二節中有提到，WMCL 為了提升 sample efficient 在產生 sample 時利用了 bounding box 去做近似，縮小產生 sample 的範圍。因為我們多加而外的限制，所以如果只採用 WMCL 原本的方法，一定會降低 sample efficient。所以我們要思考如何改良產生 sample 的方法。

如同 WMCL 所利用的，可以先利用限制資訊來產生 bounding box。我們先把限制的資訊分成 ROC 和 RIC，RIC 中包含了 current anchor node、previous anchor node 和 previous self-assisted RIC，RIC 所形成的 bounding box 就如同 WMCL 所提到的，找出包含 RIC 的最小方形，最終再取方形的交集區當作產生 sample 的範圍，如同圖 2.17，所以我們在 RIC 方面需要多改變的是把 previous anchor node 的條件加入考慮。

再來是討論 ROC 的 bounding box。ROC 的來源有 current anchor node 和 previous anchor node，處理 ROC 的 bounding box 我們遇到了兩個問題。第一，bounding box 的邊長近似需要做改變，我們以圖 3.25 來做為解釋：

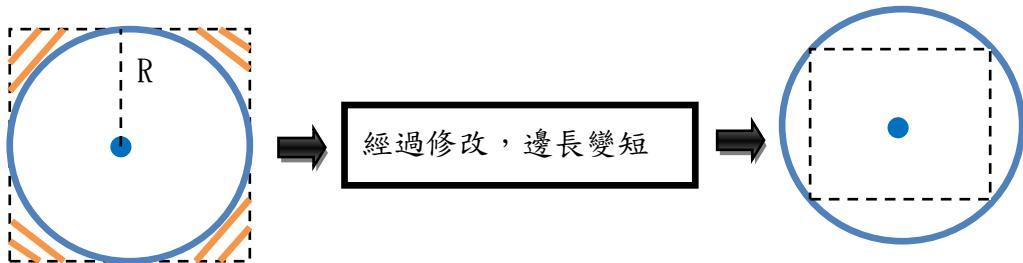


圖 3.25 方形包圓形變成圓形包方形

藍色圓點代表 anchor node，往外擴增 R 為通訊半徑，如果我們以邊長為 $2R$ 的方形去近似，在範圍外的限制會有誤差發生，橘色線條代表錯誤的排除可能區域，所以如果要近似此圓的話，必須找圓包含的最大方形，如右圖所示，邊長變成 $\sqrt{2}R$ ，如此一來便不會有錯誤的排除。

第二，之前方法會想到建立 bounding box 是因為不必用額外的資訊且建立不需要複雜的數學運算就可以找到一定為方形的範圍。但是如果加入 ROC，有可能破壞方形的特性，如圖 3.26 所示：

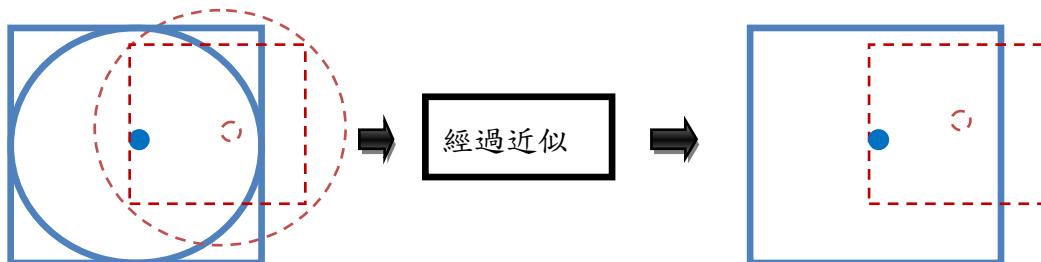


圖 3.26 因為界外限制而破壞方形特性

藍色圓點代表 RIC，紅色圓點是代表 ROC，由上圖就可看出破壞方形的特性了。所以我們在產生 sample 時採用折衷的方法，分成兩的階段：

第一，先利用 RIC 的限制產生 sample，因為 RIC 近似的 bounding box 一定為

方形，所以可以很容易的產生。

第二，再利用 ROC 近似的 bounding box 限制做為濾除，因為加入 ROC bounding box 會破壞方型的便利，所以我們把 ROC 的 bounding box 當作是提前濾除的動作，因為去濾除方形會比濾除圓形或是不規則形還要容易，所以我們在最後濾除前先用 ROC 的 bounding box 篩檢，如此一來可以提升在最後濾除動的 sample efficient。

3.6 總結

藉由第三章的講解，可以知道我們最主要把限制分成 RIC 及 ROC，時態可以分成即時和過往兩個 time slots，每一個時態中的來源有可細分成 anchor node、cooperative normal node 和待測物本身，我們比較 MCL[16]、IMCL[22]和我們提出方法的限制，由表 3.1 我們可以清楚了解：



	即時(current)		過往(previous)	
	RIC	ROC	RIC	ROC
Anchor node	MCL, IMCL WMCL, RMCL	MCL, IMCL WMCL, RMCL		
合作 Normal node	IMCL WMCL, RMCL(W)	RMCL(W)	RMCL	RMCL
Normal node 本身			MCL, IMCL WMCL, RMCL	

表 3.1 限制比較表

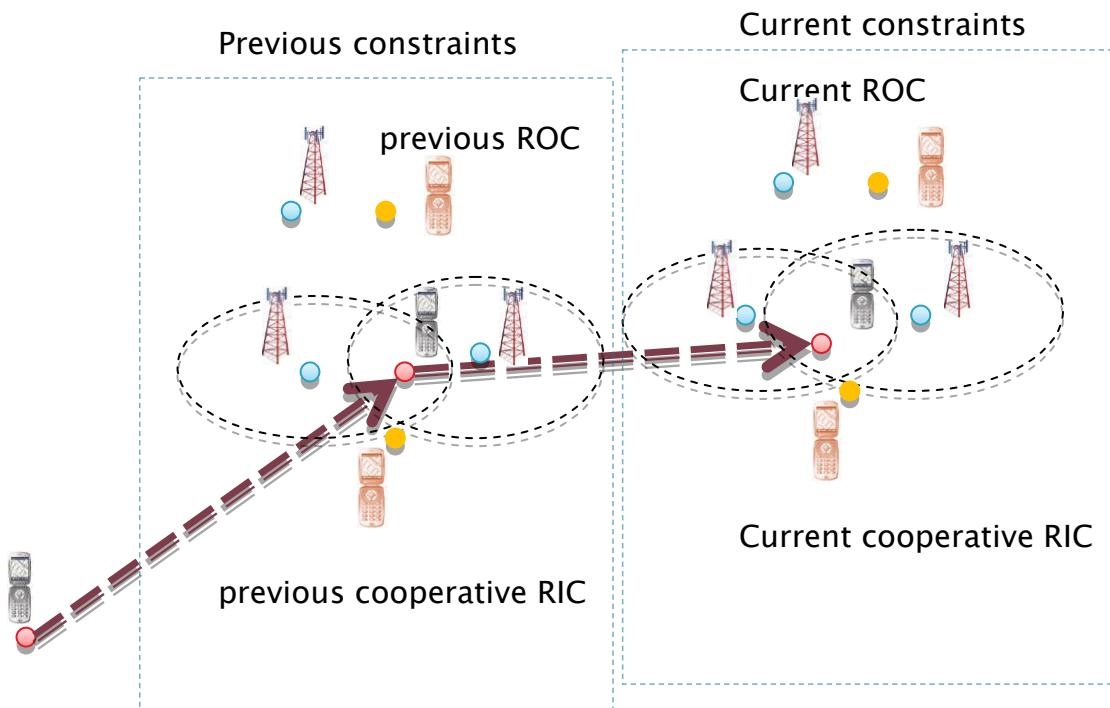


圖 3.27 限制示意圖

由表 3.1 跟圖 3.27 我們可以清楚地看出，我們把過往和即時的訊息幾乎完全的使用了。而在移動式感知網路中，我們提出的方法除了可以使目前定位更為精準外，也會影響往後的定位準度。因為如果我們目前的定位精準度提高，在下一個 time slot 就會使過往的限制更為有效，形成更好的定位效果。

我們必須付出的代價就是 normal nodes 必須互相傳遞本身的資訊及具有當中繼傳送點的功能，並且需要多紀錄自己在上一個 time slot 接收到限制條件。除了以上兩點，最終就是複雜度的提高。因為我需要的限制變多了，且因為在合作式定位下，因為我們不知道 normal node 的真實位置，所以會用其 samples 代表。相對於 anchor node 只單存考慮一點正確位置圓心，normal node 必須考慮全部的 sample 所造成的影響，所以運算複雜度相對的提高很多。然而我們可以利用我們在第二章所提到的 IMCL 近似的方法去簡化。如此一來，我們便可以在複雜度跟定位準確度中找到平衡點。

第四章 電腦模擬

在電腦模擬中，我們是在一個限定的範圍內去量測 normal node 的位置，模擬中又分為合作式定位跟非合作式定位的比較。

因為 MCL 是適用於 normal node 在移動的情況下，所以我們把時間切成一個一個 time slot，在每一個 time slot 內，normal node 跟 anchor node 的位置都是不一樣的，接下來介紹移動的方式[16, 24]。

我們認為不管是 normal node 或是 anchor node 在移動時是有目標的，所以在一開始每一個 node 除了會設定個別的初始點之外，還會決定個別的目的地，在每一個 time slot 內，每一個 node 會個別從 0~Vmax 中 random 產生這次的位移並且算出目前位置跟目的地的距離，如果此距離大於位移，則此 node 往目的地的方向移動產生的位移，如果位移大於等於此距離，則在這次 time slot 此 node 的位置就是目的地，並且會產生新的目標，在下一個 time slot 移動就會改變方向。



而我們做細部分析時，也就是在 4.5 節之前，是以 normal node 有接收到的資訊去做估計，也就是說當 normal node 在這一個 time slot 內沒有接收到任何 anchor node 的資訊，我們就當作是無法測量。

最後比較效果時候，也就是跟其他的方法比較時，是考慮整體的平均錯誤，也就是把所有 normal node 在一個 time slot 內的估計誤差取平均。

我們在量測誤差時，是用平均誤差去除以通訊半徑 R，我們稱為 normalized mean localization error，如下式：

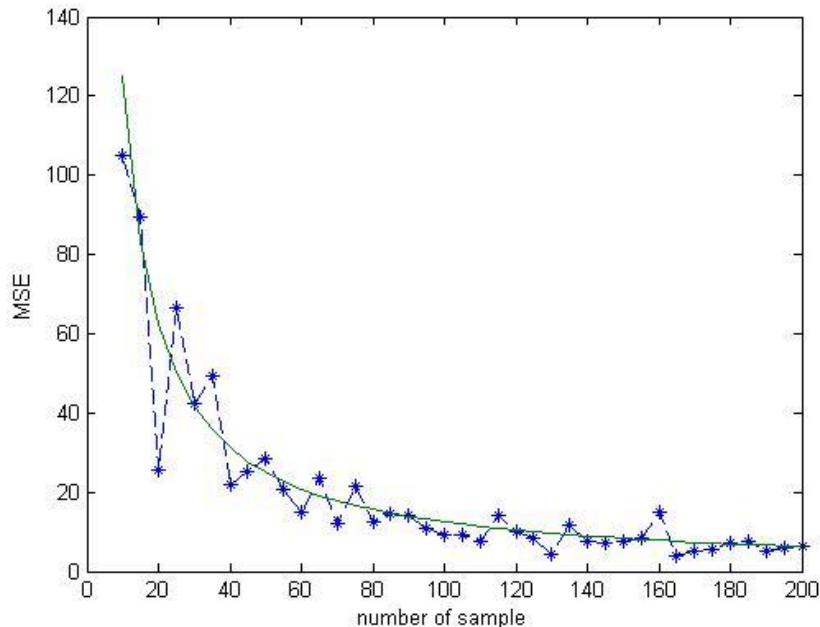
$$NMLE = \frac{\left(\sum_{i=1}^N \| \hat{x}_i - x_i \| \right) / N}{R} \quad (4.1)$$

在 4.5 小節前，N 是指在這個 time slot 內有偵測到的點數，在 4.5 小節中，N 是指全部 normal node 的點數，往後我們簡稱 localization error。

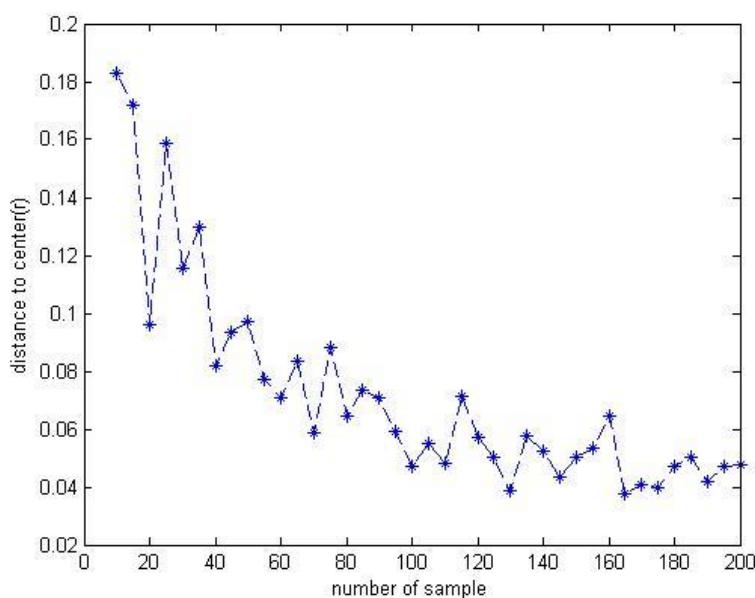
1.1 在模擬改善方法的之前，我們先去討論 sample 個數對估計值的影響。

4.1 取樣測試

一開始我們先測試 sample 個數需要多少的才能使其平均收斂，



(a)



(b)

圖 4.1 改變 sample 個數觀察(a) MSE (b) 平均誤差

圖 4.1 中是以半徑為 50，中心點為 $(0, 0)$ 作為範圍，在此範圍中產生 sample 點，然後取 sample 的平均當作估計值。然後我們會去改變 sample 個數，觀察平均值到原點的距離，不管從 MSE 還是平均誤差都可以看出經過五十點後，誤差的減少就會慢慢趨於平緩，且在 MSE 圖上跟理論線(綠線)越來越接近。所以往後我們取 sample 一律取 50 點代表。接下來我們要去觀察個別限制所帶來的改善。在以下的模擬中，我們限定所有 node 皆在在 $500*500$ 範圍中移動。



4.2 即時限制

在 current constraint 中，我們討論 ROC 所帶來的改善，其中的來源有可以分為 anchor node 跟 cooperative normal node，分述於以下兩節。

4.2.1 即時的 anchor node 界外限制

我們先觀察 anchor node 所帶來的改善。現在探討 current ROC 的影響，只有考慮一個 time slot 內的限制，並沒有把移動速度的條件加入，也就是把一個 time slot 當作靜止狀態來量測。在量測中，我們以 current range-in constraint of anchor node 作為基準點比較有無 current range-out constraint of anchor node 的差別。

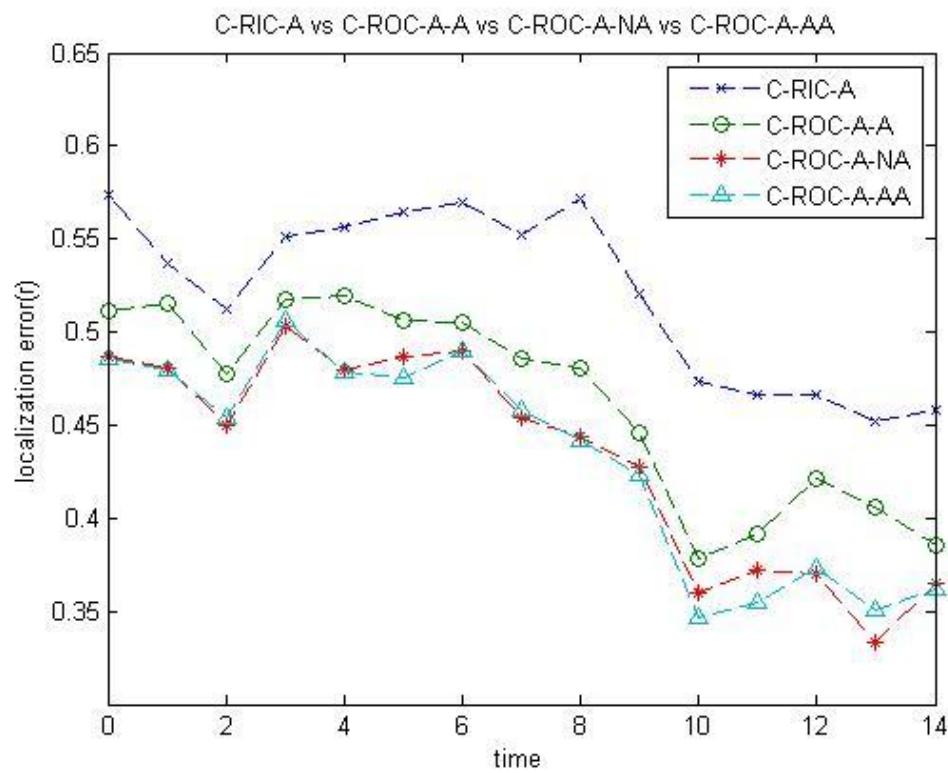
在 ROC 中我們又可以分為三種 agent modes。我們稱中途傳送點為 agent node，agent node 是可以把 ROC 的座標傳給待測物 normal node 的中繼點，在 3.2.2 節中，agent node 可以分為：經過一個 anchor agent node 和經過多個 anchor agent node。

如果假設 normal node 可以傳送資訊，又可以多討論一種情況——經過一個 anchor or normal agent node。

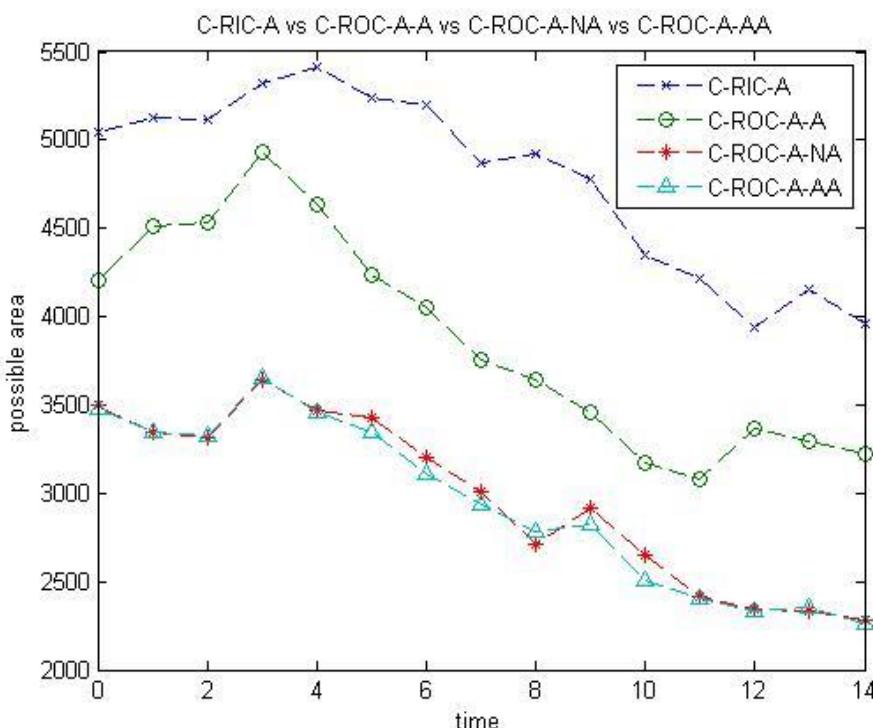
所以我們分四種情況來做比較：基準點 current RIC of anchor node、經過一個 anchor agent node、經過一個 anchor or normal agent node 和經過多個 anchor agent node 四種情況。

環境的設定：

Anchor 個數=28，node 個數=200，通訊半徑(R)=50， $V_{max}=0.5*R$



(a)

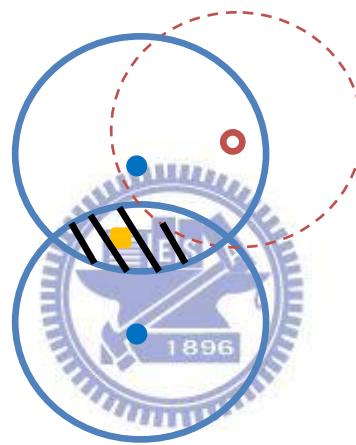


(b)

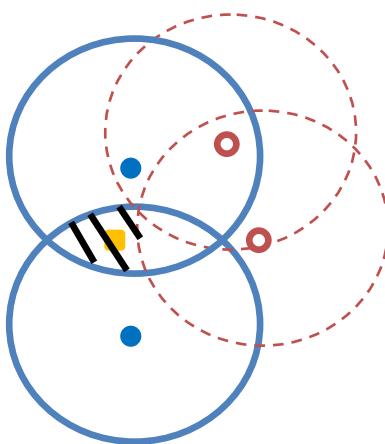
圖 4.2 ROC of current anchor node 經由不同方法的(a)平均錯誤(b)取樣面積

C-RIC-A 代表 current RIC of anchor node , C-ROC-A-A 代表多加了 ROC 經過一個 anchor agent node , C-ROC-A-NA 代表多加了 ROC 經過一個 anchor or normal agent node , C-ROC-A-AA 多加了 ROC 經過多個 anchor agent node 。

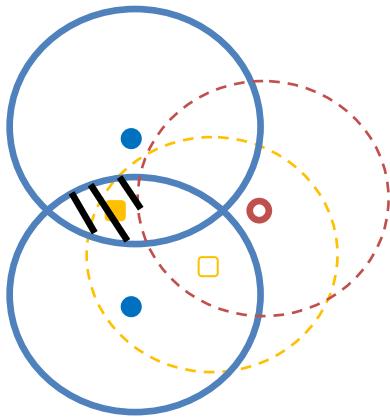
從圖 4.2 可以看出三條有加 ROC 的平均錯誤及 MSE 都比單只有 RIC 的限制還要來的低，其中 ROC-a11 跟 ROC-NA 又有較好的改善，ROC-A 則較差一點。在三條 ROC 中，ROC-a11 跟 ROC-NA 的平均錯誤跟 MSE 會有交錯的比現，原因我們以下圖來做解釋：



(a) C-ROC-A-A



(b) C-ROC-A-AA



(c) C-ROC-A-NA

圖 4.3 不同 agent mode: 經由 (a) 一個 anchor agent node (b) 多個 anchor agent node (c) 一個 anchor or normal agent node 得到 ROC 資訊

藍色實心圓點代表 range-in anchor node，實現圓圈為其範圍，紅色空心圓表示 range-out anchor node，範圍是紅色虛線，黃色實心方形代表待測物 target node，黃色空心方形代表 cooperative node，黃色虛線為其範圍。

由圖 4.3 可以看出當在(b)情況時，經過多的 anchor agent node 可以消滅較多的可能區域，當在(c)情況時，可以經過鄰近的 normal agent node 得到 ROC 的資訊。所以我們認為要是 normal node 可以當作 agent node 時，我們可以使用兩次 iteration 的傳遞就可以知道大部分有用的 ROC 資訊，可以避免在 3.2.2 節中所提到的 miss 情況。

可能區域是不規則形的，所以很難算此面積，在這裡我們用近似的方法去算，也就是 IMCL 中的近似方法，我們在這裡是切成四塊去做近似。我們可以看出面積跟平均誤差成正向的關，

雖然還有最後一種方法--經過多個 anchor or normal agent node，但是我們認為這種方法並不會有很大的提升，因為就如我們在 3.2.2 節中提到的，並不是每一個 ROC 都會有用，所以我們認為多經過幾次傳送並無法達到更好的效果。

為了避免多次多的點所帶來的時間上誤差，我們在後面的電腦模擬都採用經過一個 anchor or normal agent node 的傳送方式。

4.2.2 即時的 cooperative normal node 界外限制

接下來我們要測試在合作式定位下，加入 cooperative node 的 ROC 會提升多少效果。

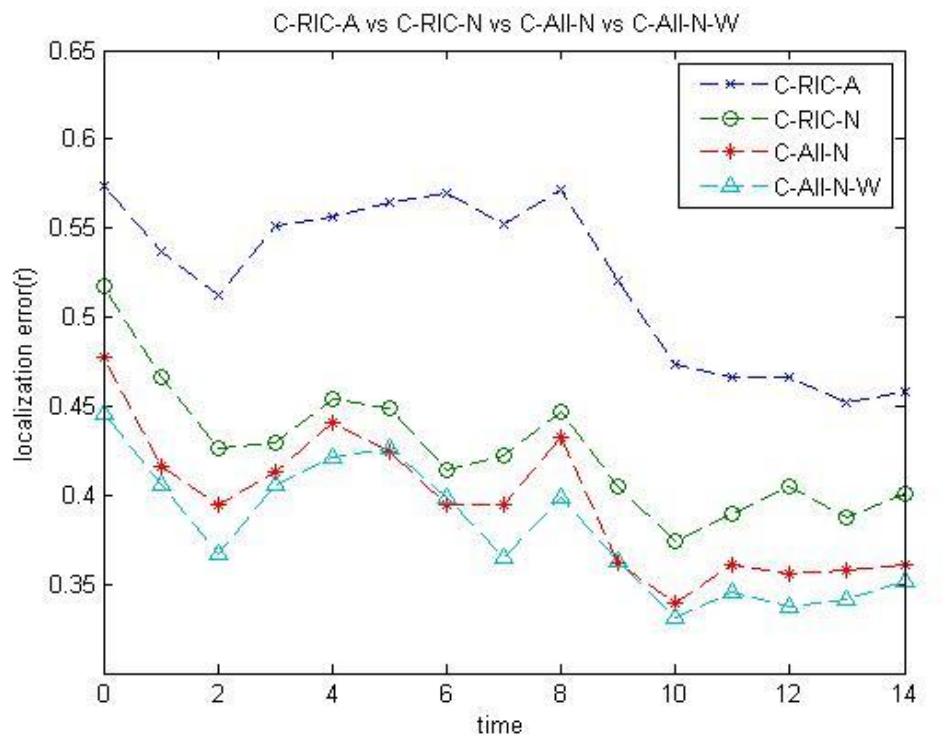
我們以 anchor 的 RIC 為基準點比較有沒有 cooperative node 的誤差值。在合作式定位中，我們區分為只加 RIC of cooperative node、多加 ROC of cooperative node 跟最後有加 ROC of cooperative node weight 的情況，所以我們總共會比較四種情況。

相同的環境設定：

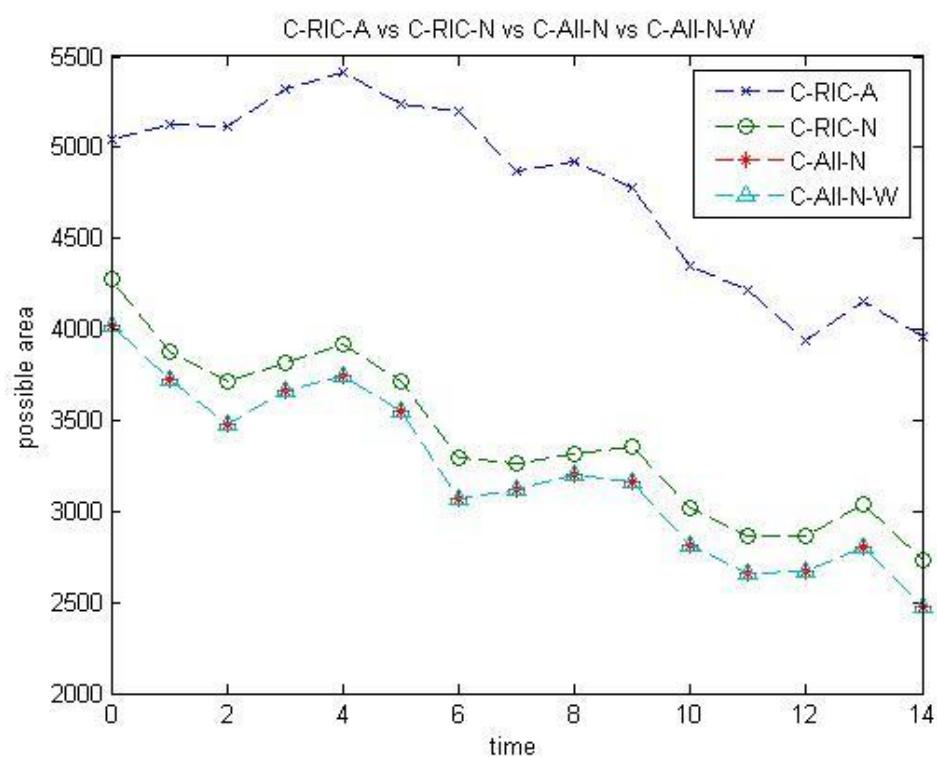
Anchor 個數=28，node 個數=200，通訊半徑(R)=50

$V_{max}=0.5*R$ ，有合作式定位





(a)



(b)

圖 4.4 ROC of cooperative normal node 的(a)平均錯誤(b)取樣區面積比較

C-RIC-A 代表 current RIC of anchor node , C-RIC-N 代表多加了 RIC of

cooperative normal node，C-A11-N 代表再多加了 ROC of cooperative normal node，C-A11-N-W 則是經過了 weight 動作。

由圖 4.4 可以看出有合作式定位可以大幅的改善平均錯誤率，而多考慮 cooperative normal node 的 ROC 可以再改善的精準度。其中要是給予不同 weight 於不同的 sample 上，在面積上看不出有差異，但是我們可以在平均錯誤上看到增加 weight 所帶來的好處。

4.3 過往限制

在這一個章節，我們會去討論 previous constraints 的影響。anchor node 提供在一個 time slot 的資訊會有怎樣的改善。這邊我們分成兩大類討論：anchor node 跟 cooperative normal node。

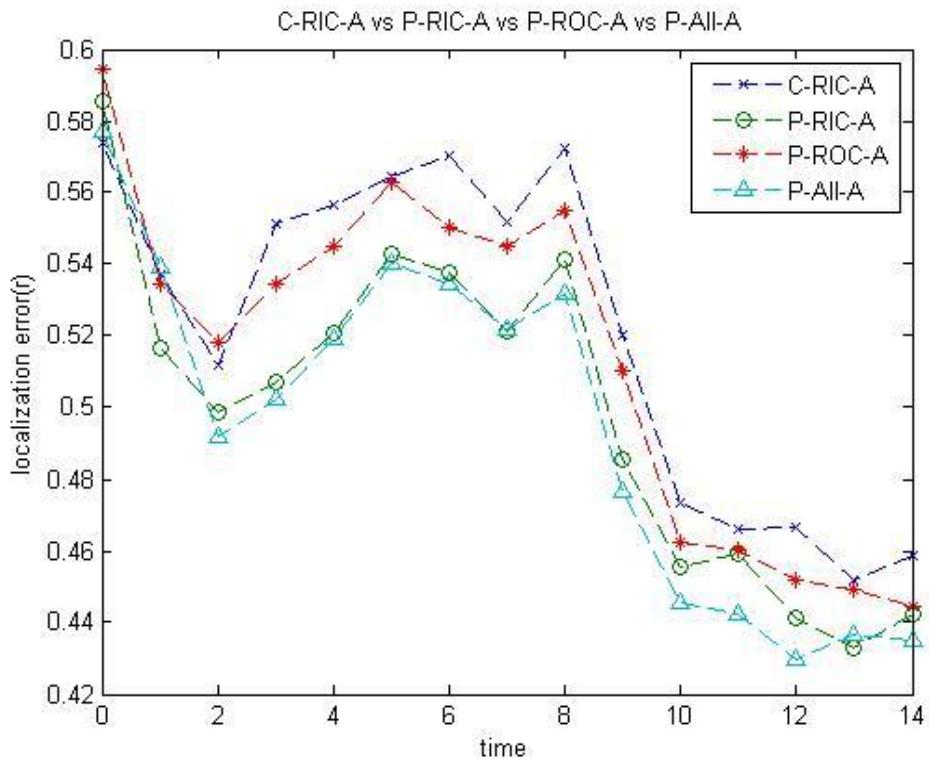


4.3.1 Anchor node 的過往限制

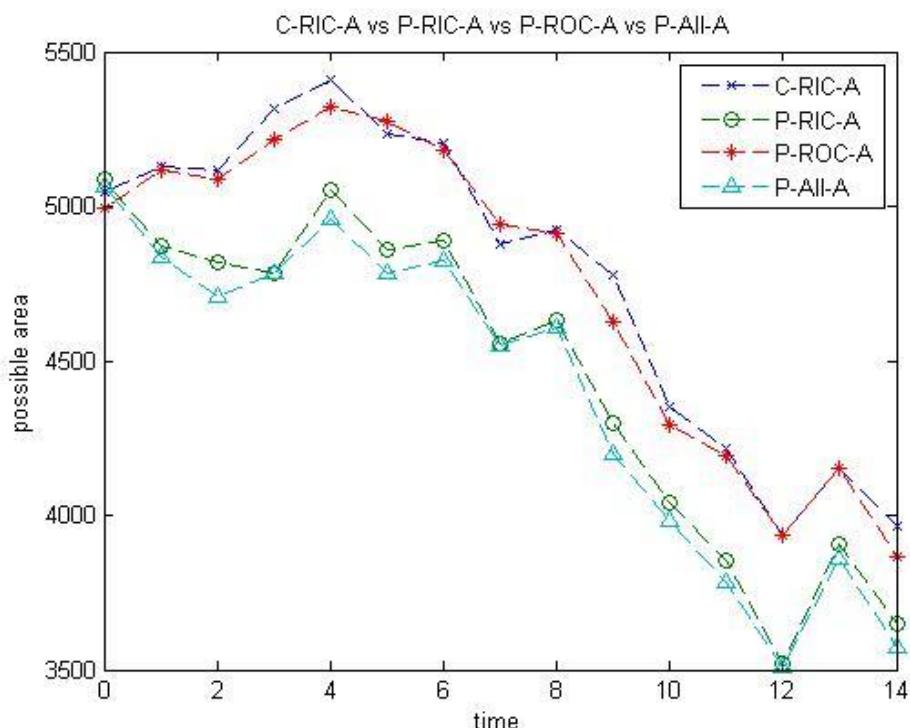
一開始我們先討論考慮 anchor node 上一個 time slot 的 RIC 和 ROC 會帶來多少的改善，為了單純考慮 previous anchor node 的影響，我們不把之前所新增的限制加入，也不考慮 normal node 自己上一個 time slot 的限制，我們的基準點只有 current anchor node 的 RIC，比較有無 anchor node 上一個 time slot 的 RIC 和 ROC 的影響，所以我們有四個種比較，現在 anchor node 的 RIC、加上 previous RIC of anchor node、加上 previous ROC of anchor node 和兩者都加。

環境的設定：

Anchor 個數=28，node 個數=200，通訊半徑(R)=50， $V_{max}=0.5*R$ ，
沒有合作式定位



(a)



(b)

圖 4.5 比較有無 constraint of previous anchor node 的(a)平均錯誤(b)取樣區面積比較

C-RIC-A 代表 current RIC of anchor node , P-RIC-A 代表多加了 RIC of previous anchor node , P-ROC-A 代表多加了 ROC of previous anchor node , P-A11-A 則是兩者都加。

由圖 4.5 我們可以看出有考慮 previous anchor node 會帶來改善，同時也可以發現在時間初始點時，因為沒有 previous 的資訊，所以並沒有帶來改善。我們可以發現 RIC of previous anchor node 比 ROC of previous anchor node 帶來的效果叫好的改善效果，從可能面積可以看出明顯的差異，我們認為是因為 ROC 的範圍往內縮小造成限制效果有限，且 ROC 會受 V_{max} 的影響，由式子(3.13)的右式知道當 V_{max} 越大的時候所帶來的限制會越小。

接下來我們改變 V_{max} 來觀察 ROC of previous anchor node 所帶來的效果

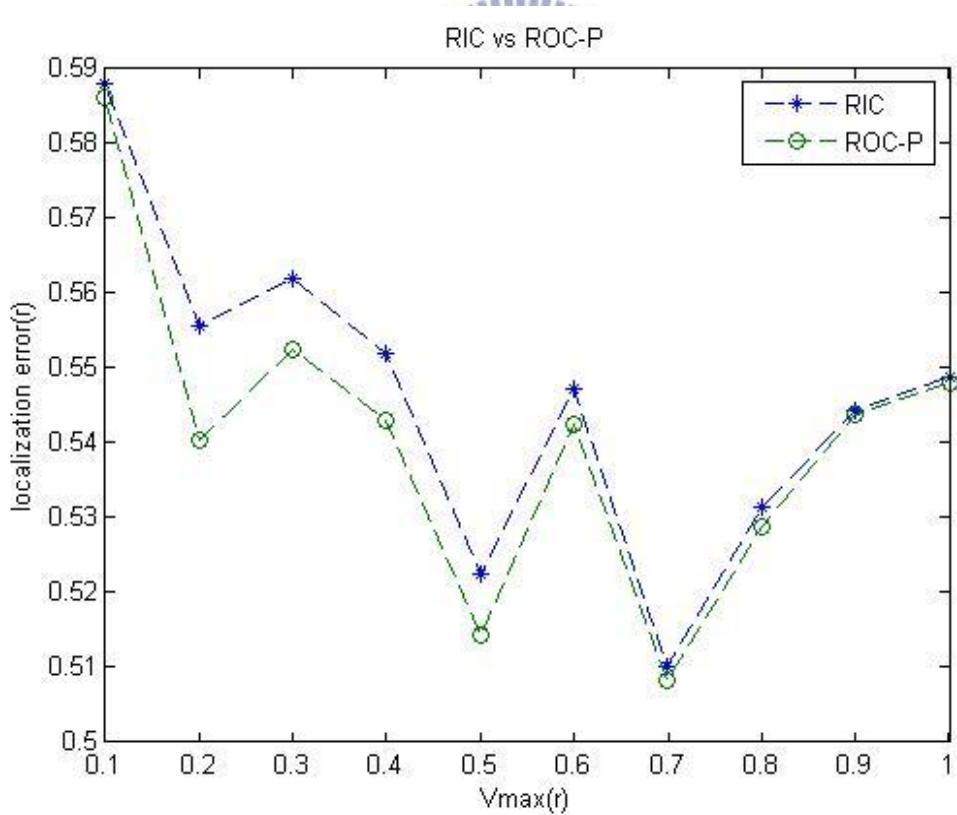


圖 4.6 ROC of previous anchor node 的平均錯誤隨的 V_{max} 改變的比較

我們在算不同 V_{max} 的平均值時，是在每一個不同 V_{max} 分別經過十個 time

slot，然後算十次 time slot 內所有偵測到 normal node 的誤差值然後取平均。由圖 4.6 中可以看出當 V_{max} 等於 $0.2R$ 或 $0.3R$ 時會有最好的效果，接著隨著 V_{max} 增長改善的幅度越來越衰減。

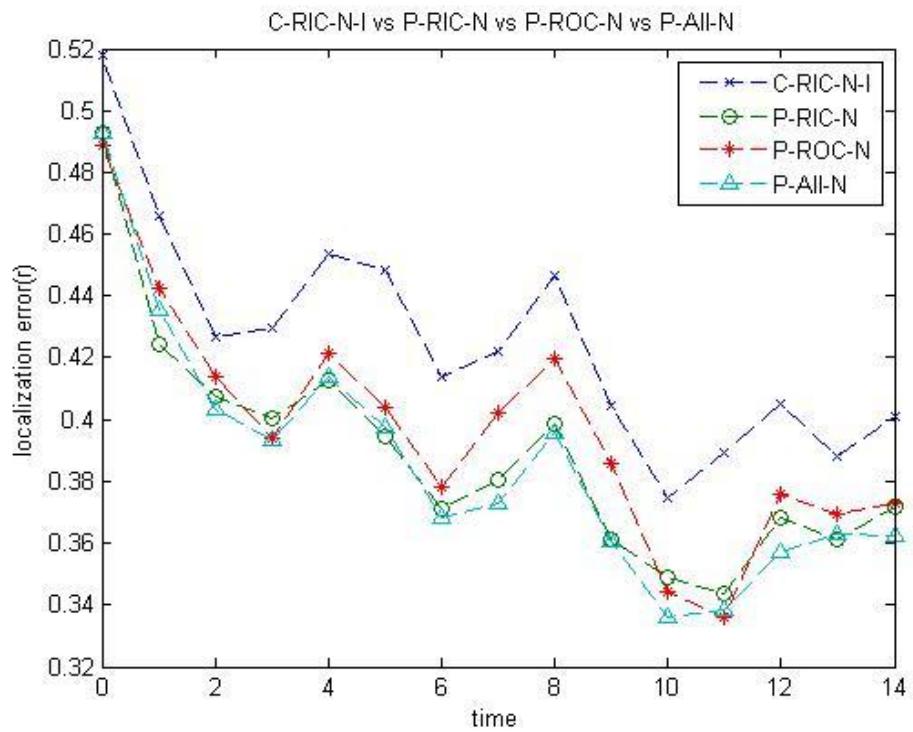
4.3.2 Cooperative normal node 的過往限制

接下來我們要觀察 cooperative normal node 上一個 time slot 的 ROC 和 RIC 會帶來多少的改善，為了單純考慮 previous cooperative normal node 的影響，我們也不把之前所新增的限制和 normal node 自己上一個 time slot 的限制加入，我們的基準點是 current anchor node 的 RIC 加上 current cooperative noraml node 的 RIC，比較有無 previous cooperative normal node 的影響。一樣我們有四種比較。

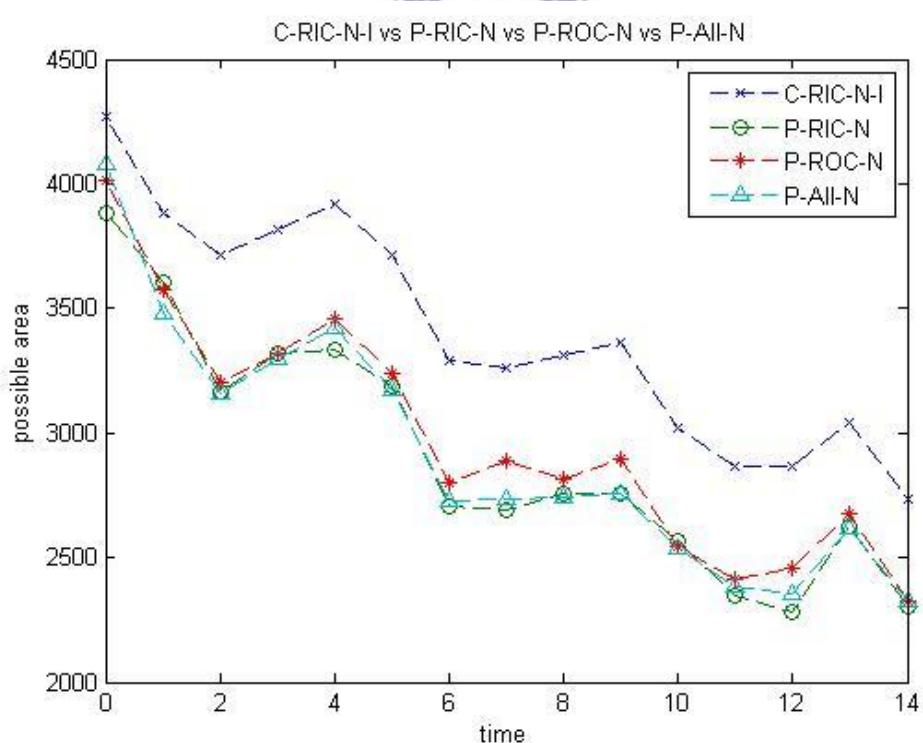
環境的設定：

Anchor 個數=28，node 個數=200，通訊半徑(R)=50， $V_{max}=0.5*R$ ，
沒有合作式定位





(a)



(b)

圖 4.7 比較有無 constraint of previous anchor node 的(a)平均錯誤(b)取樣區面積比較

C-RIC-N 代表 current RIC of anchor and cooperative normal node , P-RIC-N 代表多加了 RIC of previous cooperative normal node , P-ROC-N 代表多加了 ROC of previous cooperative normal node , P-All-N 則是兩者都加。

從圖 4.7 中我們可以明顯的看到多考慮 previous cooperative normal node 所帶來的改善。

4.4 結合界內及界外的限制

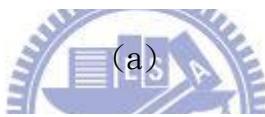
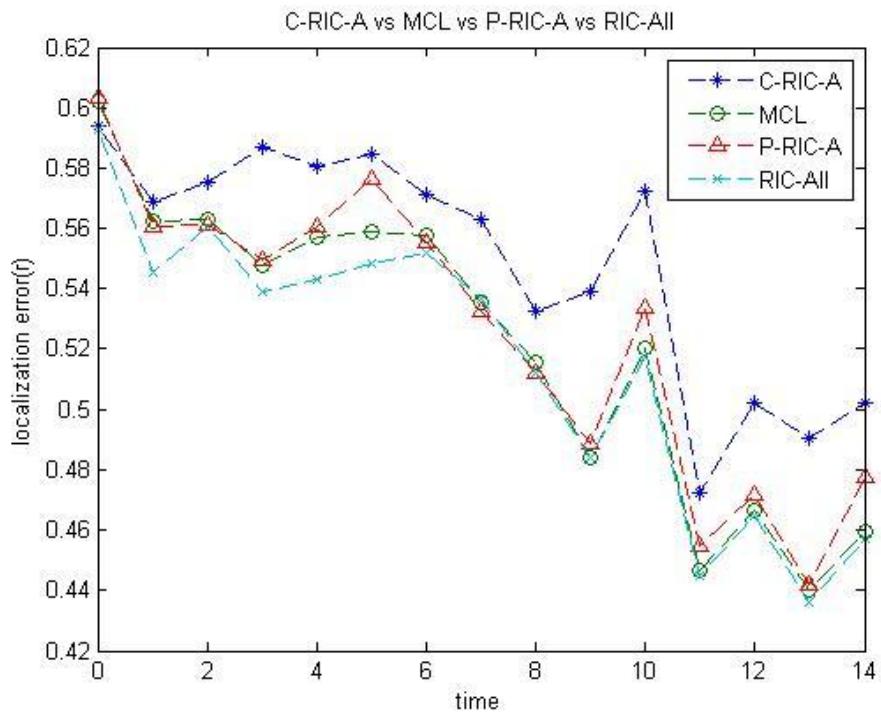
接下來我們是要比較限制條件中是否會有所衝突。我們把資訊分為 RIC 跟 ROC 去討論。

4.4.1 本身和 anchor node 界內的過往限制

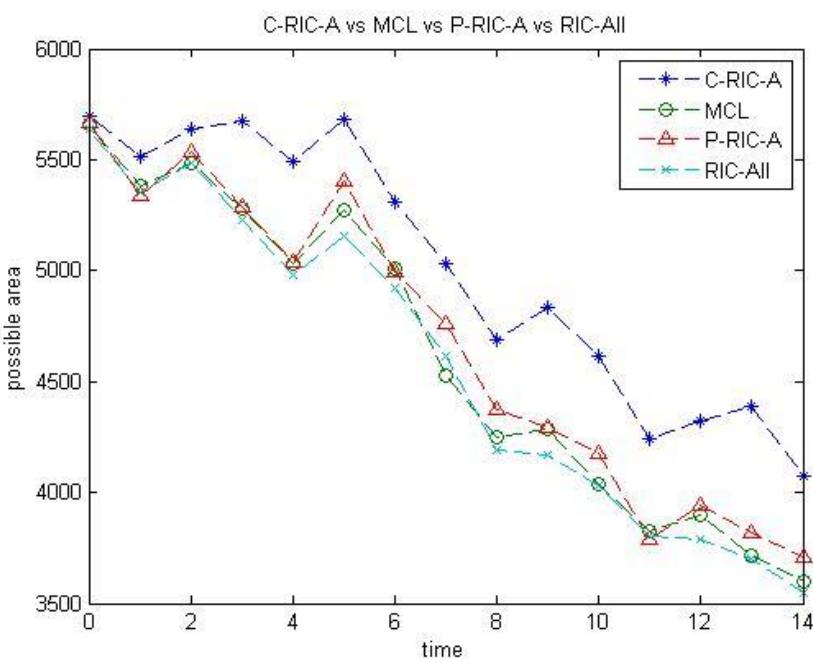
一開始我們先討論 RIC 的比較，在 3.4.1 中我們有提到，normal node 自己形成的限制會跟 RIC of previous anchor node 有所衝突，所以我們比較分別多加這兩種限制的情況，這邊的基準點是 RIC of current anchor node，比較有無 RIC of previous anchor node 和 previous self-assisted RIC 的影響。

環境的設定：

Anchor 個數=28，node 個數=200，通訊半徑(R)=50，
 $V_{max}=0.5*R$ ，沒有合作式定位



(a)



(b)

圖 4.8 即時 anchor node 的界內限制、過往 anchor node 的界內限制、本身過往的界內限制跟兩者都加的(a)平均錯誤(b)取樣區面積

RIC 代表 RIC of current anchor node，MCL 代表多了 previous self-assisted RIC，RIC-P 代表多加了 RIC of previous anchor node，RIC-A 代表者個限制都加。由圖 4.8 比較可以知道 previous constraint 可以明顯改善單存 RIC of current anchor node，但是分別加上 previous self-assisted RIC 和加上 RIC of previous anchor node 的效果是差不多的，所以我們懷疑兩者效果有重疊，最後兩者 previous constraint 都加可以看出效果並沒有疊加，只會改善多一點，所以我們可以知道兩者限制是有重複的效果。

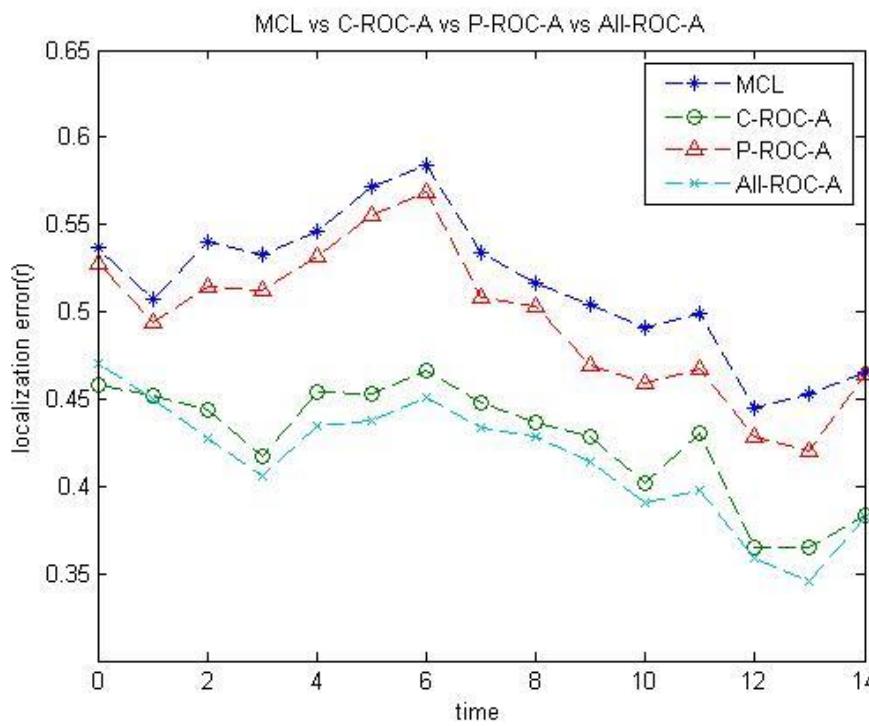
4.4.2 ROC of current anchor and ROC of previous anchor

接下來是要討論 ROC 之間的衝突，在 3.4.2 中我們有提到，ROC of current anchor node 形成的限制會藉由 previous self-assisted RIC 跟 ROC of previous anchor node 有所衝突。接下來我們要利用電腦模擬來證明。基準點是在原始的 MCL[26]加上 ROC of current anchor node，比較有無 ROC of previous anchor node 的影響。為了凸顯差異，也加入原始 MCL 的方法

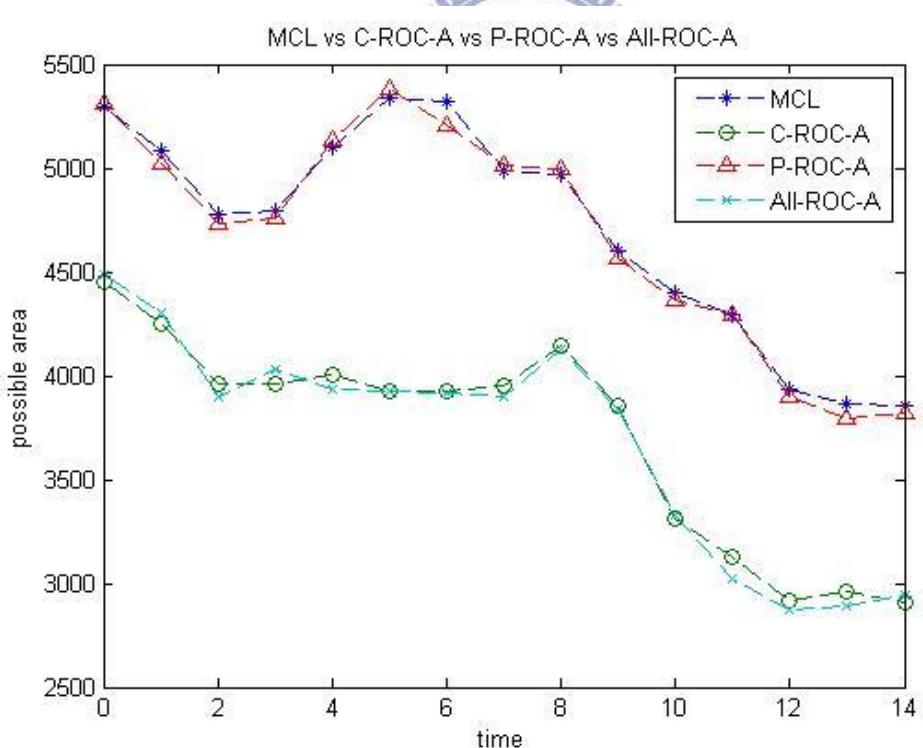
環境的設定：

Anchor 個數=28，node 個數=200，通訊半徑(R)=50，環境大小=500*500

$V_{max}=0.3*R$ ，沒有合作式定位



(a)



(b)

圖 4.9 原始 MCL 、多加即時 anchor node 的界外限制、多加過往 anchor node 的界外限制跟多加兩者限制的(a) 平均錯誤(b)取樣區面積比較

MCL 代表原始的 MCL，ROC-C 代表 MCL 加上 ROC of current anchor node，ROC-P 代表再多加了 ROC of previous anchor node，ROC-A 代表 MCL 加上 ROC of all anchor node。從圖 4.9 可以看出只加 ROC of current anchor node 相較於原始的 MCL 有明顯的改善，但是再多加上了 ROC of previous anchor node，可以看出改善的幅度並沒有疊加上去，所以可以知道 ROC of previous anchor node 的效果有部分被 ROC of current anchor node 覆蓋了，從可能區域的面積也可以看出 ROC of previous anchor node 的改善被削減了。

4.5 和現有方法比較

在這一節中，我們是要去比較其現有的方法跟我們所提出的方法，比較的方法有 MCL[16]、IMCL[21]、WMCL[22]。我們會比較在一般情狀下的平均錯誤跟平均面積，然後會改變 anchor node 的個數、normal node 的個數及 Vmax 的大小來看是否分別有什麼的影響。



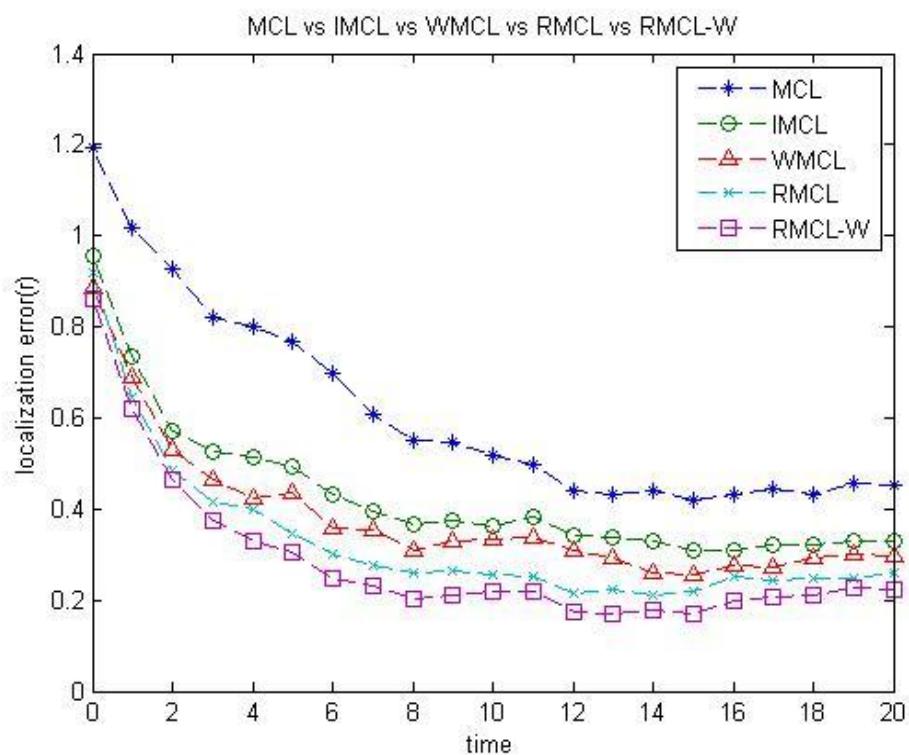
4.5.1 移動狀態下的效能比較

一開始我們先觀察隨著時間改變，我們提出的方法跟其他方法的比較，我們的方法以 RMCL 作為代表，表示 MCL with additional Region constraints。

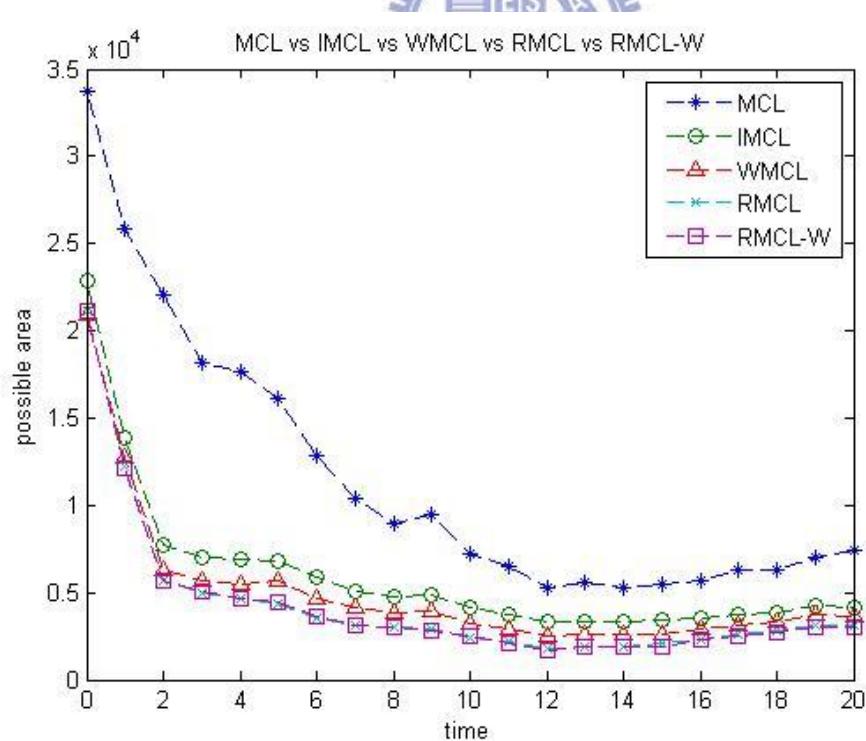
環境的設定：

Anchor 個數=28，node 個數=200，通訊半徑(R)=50

$V_{max}=0.3*R$ ，有合作式定位



(a)

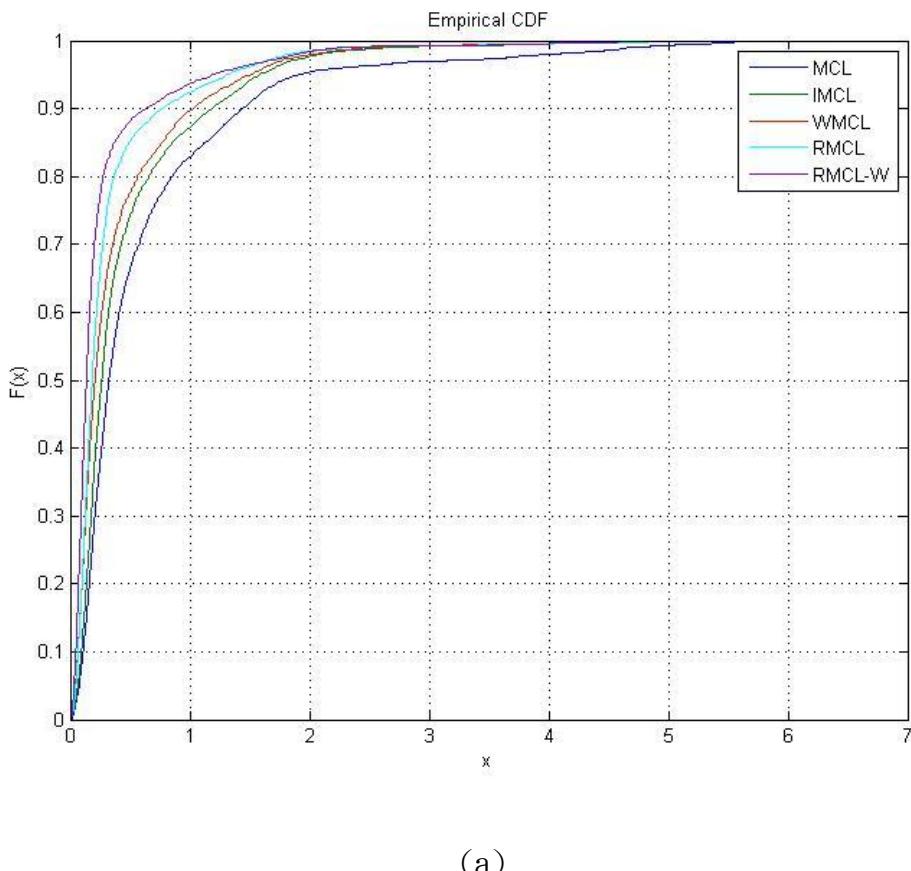


(b)

圖 4.10 MCL 、IMCL 、WMCL 、RMCL 和 RMCL-W 的(a)平均錯誤(b)取樣區面積比較

RMCL 表示我們的方法但是沒有取 weighted sample，而 RMCL-W 則是取 weighted sample。

由圖 4.10 兩個差異，第一是由合作式定位所帶來的改善，MCL 到 IMCL，第二是我們所提出的限制所帶來的改善，IMCL 到 RMCL。另外 WMCL 和 RMCL-W 則是分別加上 weight 來使定位效果更準確，從可能區域的面積也可以看出此趨勢。隨著時間的推移，我們可以看出改善的效果先增後減，就如我們在第三章所提，因為目前的精準度提高，影響到往後的定位效果。但是因為之前的限制是有移動的不確定性在，所以限制效果並不會無止境的增加下去，到一定程度時便會開始收斂。接著我們觀察 CDF 的圖，也就全部誤差的分布情形。



(a)

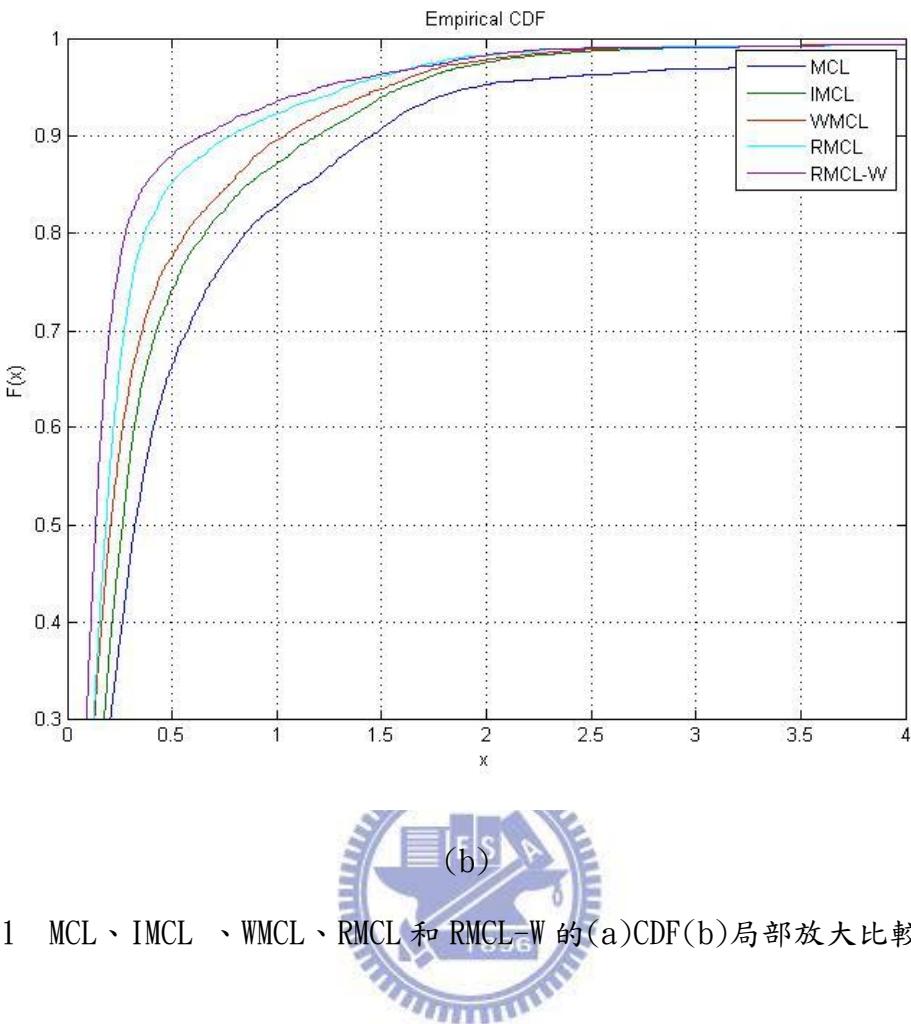


圖 4.11 MCL、IMCL、WMCL、RMCL 和 RMCL-W 的(a)CDF(b)局部放大比較

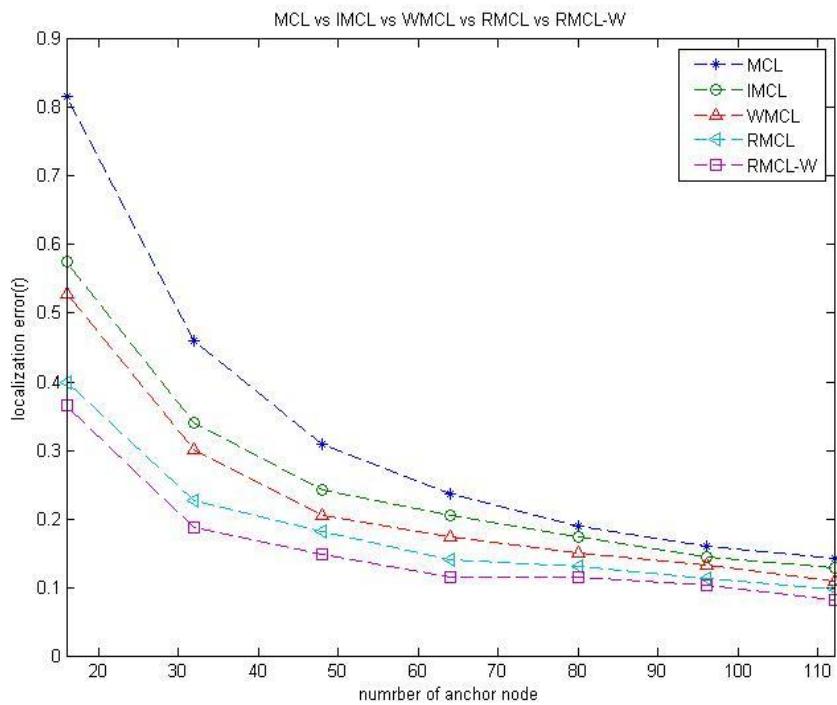
由圖 4.11 中可以更明顯的看出我們所提出的方法提升一個改善的空間。

4.5.2 不同 anchor node 數目下的效能比較

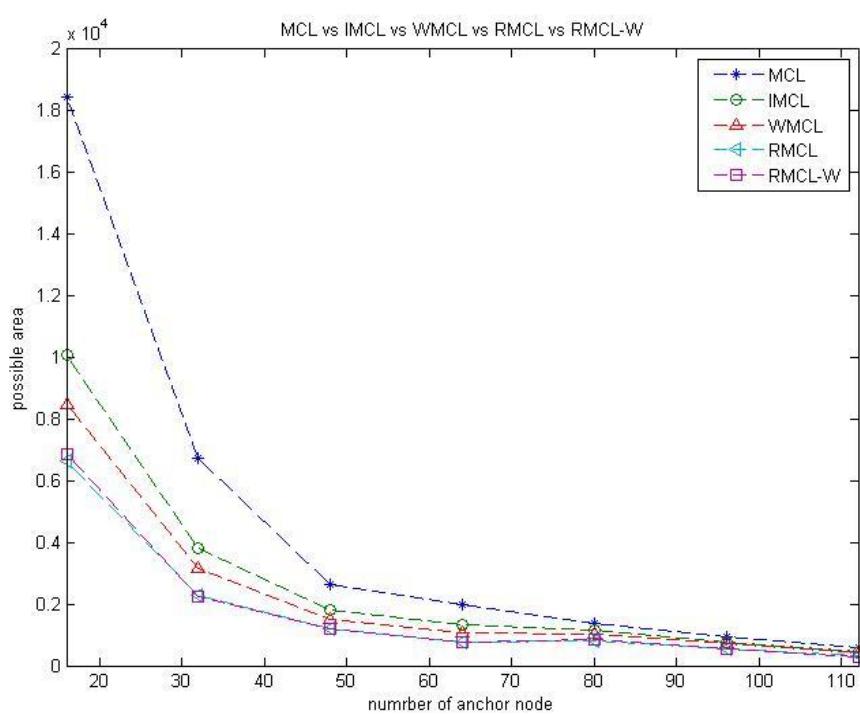
在這一小節中，我們要觀察改變 anchor node 的個數會帶來怎樣的影響。而我們所取的平均是在平均錯誤收斂後，也就是取 time slot 介於 11 到 20 之間的錯誤去做平均。

環境的設定：

node 個數=200，通訊半徑(R)=50， $V_{max}=0.3*R$ ，有合作式定位



(a)



(b)

圖 4.12 改變 anchor node 個數比較 MCL、IMCL 、WMCL、RMCL 和 RMCL-W 的(a)
平均錯誤(b)取樣區面積

由圖 4.12 可以看出當 anchor node 個數少的時候，合作式定位帶來的改善會很明顯，其中又以我們所提出的方法為最好，當 anchor node 的個數多的時候，合作式定位所帶來的改善就相對降低了。可以看出當 anchor node 個數超過 65 個之後，平均錯誤會開始收斂。

4.5.3 不同 normal node 數目下的效能比較

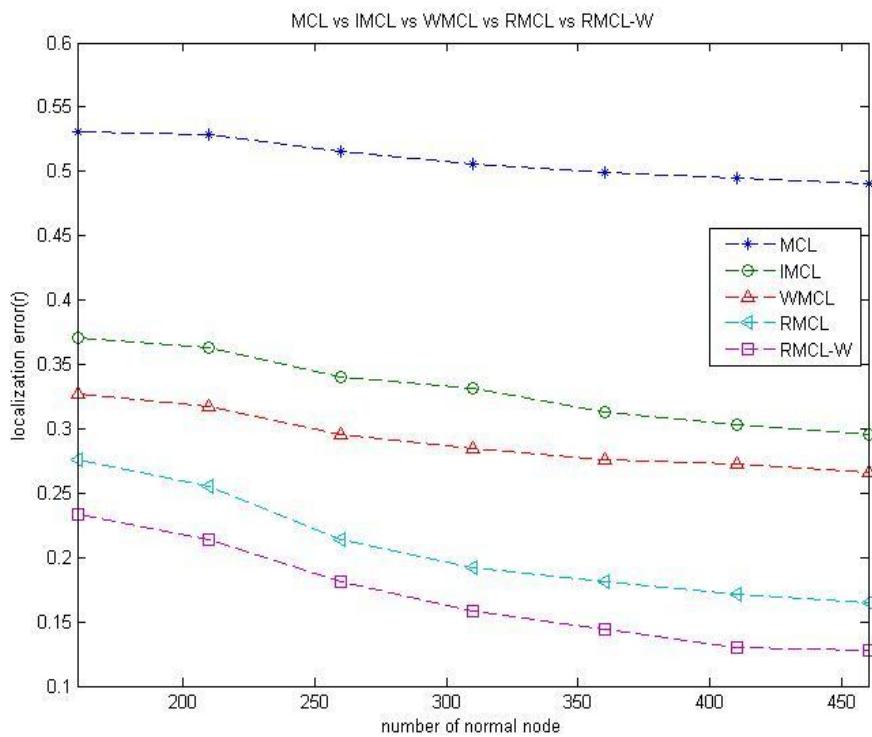
在這一小節中，我們要觀察改變 normal node 的個數會帶來怎樣的影響。而我們所取的平均是在平均錯誤收斂後，也就是取 time slot 介於 11 到 20 之間的錯誤去做平均。

環境的設定：

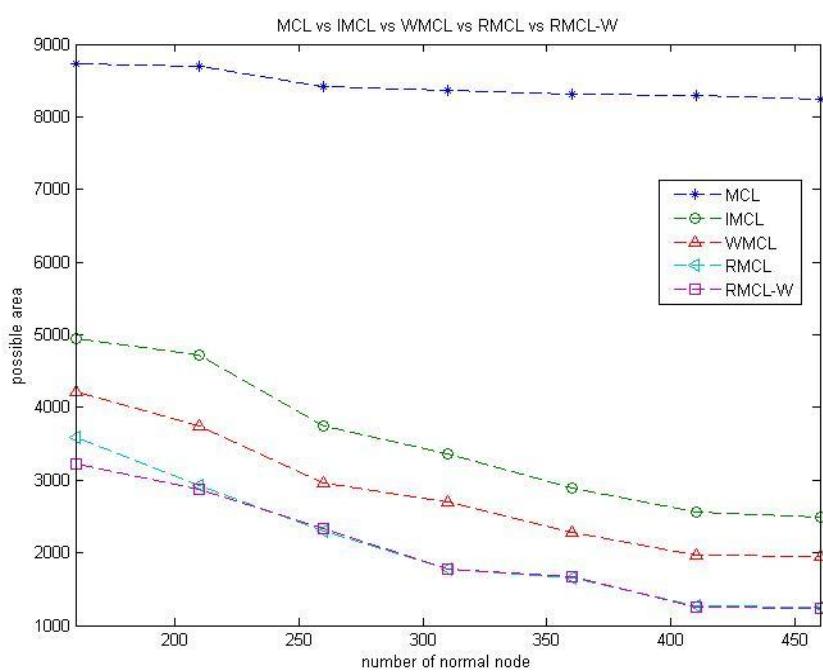
anchor node 個數=28 , $V_{max}=0.3R$ ，通訊半徑(R)=50 ,

環境大小=500*500，有合作式定位





(a)



(b)

圖 4.13 改變 normal node 個數比較 MCL 、IMCL 、WMCL 、RMCL 和 RMCL-W 的(a)
平均錯誤(b)取樣區面積

從圖 4.13 中可以看出合作式定位中的四種方法會有比較低的誤差，其中又以我們提出的方法為最好。當 normal node 個數變多時，在合作式定位下可以提供更多得鄰近 normal node 的限制。但是當 normal node 個數超過 350，可以看到三種合作式定位已經開始收斂了，因為 normal node 所提供的限制有帶有不確定，所以放寬了限制，導致個數變更多時並不會帶來更好的效果。但是我們也看到非合作式定位的 MCL 却也有些微的下降，原因是在量測中是取全部 normal node 的平均值，包括了沒有偵測到的 normal node，而當在同一個區域內數目變多時，沒有偵測到的 normal node 並不會成正比的變多，所以 normal node 各數變多會稀釋掉最大誤差導致錯誤率些微的下降。從可能區域的平均面積，更可以看出 normal node 個數變多對合作式定位帶來的改善。

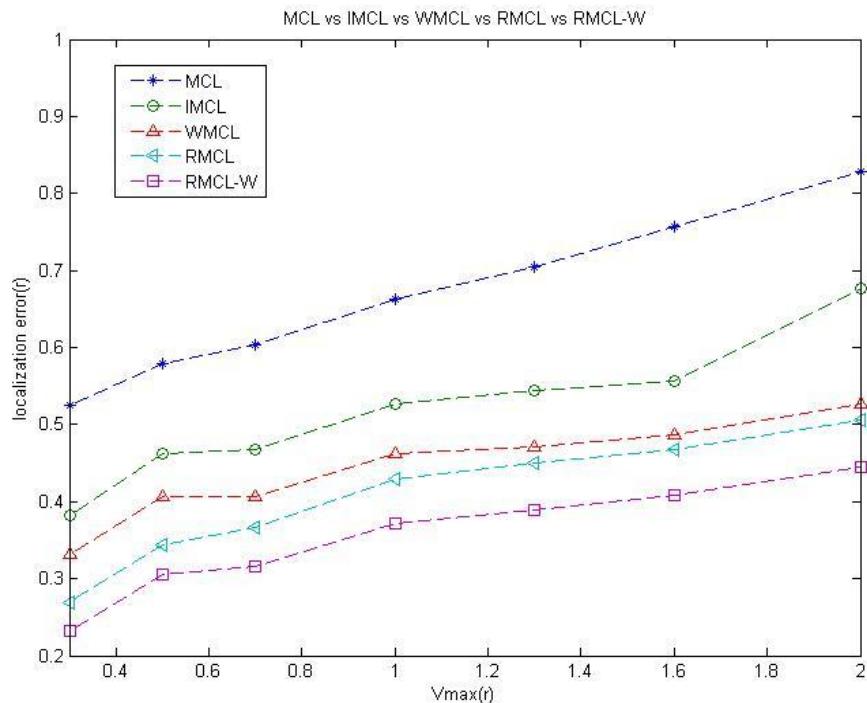
4.5.4 不同移動速度下的效能比較

在這一小節中，我們要觀察改變 V_{max} 會帶來怎樣的影響。而我們所取的平均是在平均錯誤收斂後，也就是取 time slot 介於 11 到 20 之間的錯誤去做平均。

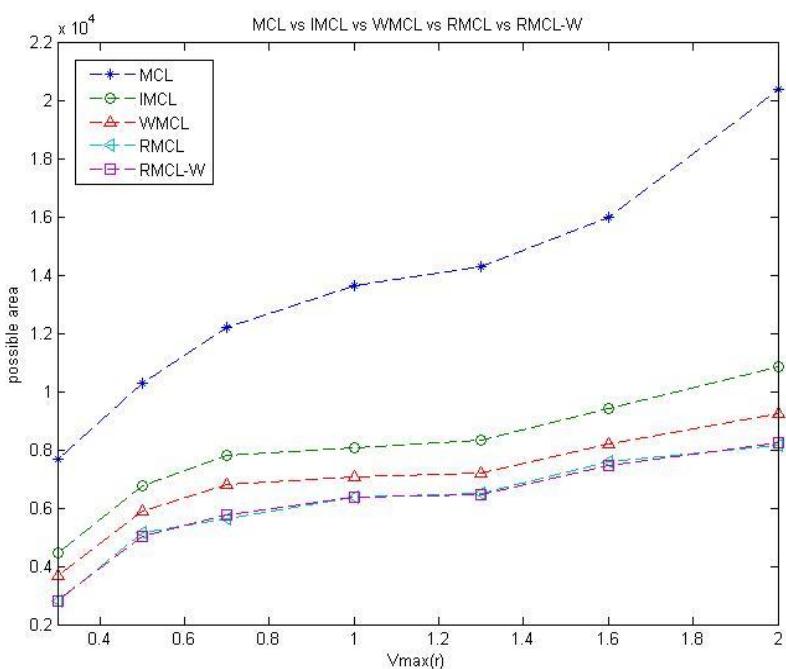
環境的設定：

anchor node 個數=28，normal node 個數=200，通訊半徑(R)=50

有合作式定位



(a)



(b)

圖 4.14 改變 V_{max} 大小比較 MCL 、IMCL 、WMCL 、RMCL 和 RMCL-W 的(a)平均錯
誤(b)取樣區面積

從圖 4.14 接可以看出隨著 V_{max} 變大，平均錯誤有變差的，其中還是以我們所

提出的方法有最好的改善。從圖中可以看出當 V_{max} 超過 R 時，RMCL 跟 WMCL 有縮小，原因如我們在 4.3.2 節中所提，ROC of previous node 會隨著 V_{max} 靠近 R 而降低此限制。

我們進一步討論 V_{max} 會使錯誤率提高的原因，有利用到 V_{max} 的限制是屬於 previous constraints，其中包含了 previous of anchor node 、 previous self-assisted RIC 和 previous of cooperative normal node 。

會使 previous s constraints 失效的原因是實際速度跟最大值 V_{max} 有落差，而 normal node 移動速度是在 $[0 \sim V_{max}]$ 中 random 產生，我們假設以 $V_{max}/2$ 做為界線，當移動距離小於 $V_{max}/2$ 表示移動距離太小，因為真實移動速度是 random 產生，會小於一半的機率是 $1/2$ 。所以不管 V_{max} 大小，發生移動速度太小的機率都是 $1/2$ ，所以機率是一樣的，一樣的機率成上不同的 V_{max} 所得到的不同的期望值，也就可以解釋當 V_{max} 越大時，平均誤差位大。

我們又去檢查 V_{max} 跟接收 nchor node 的關係，如 4.15 圖所示：

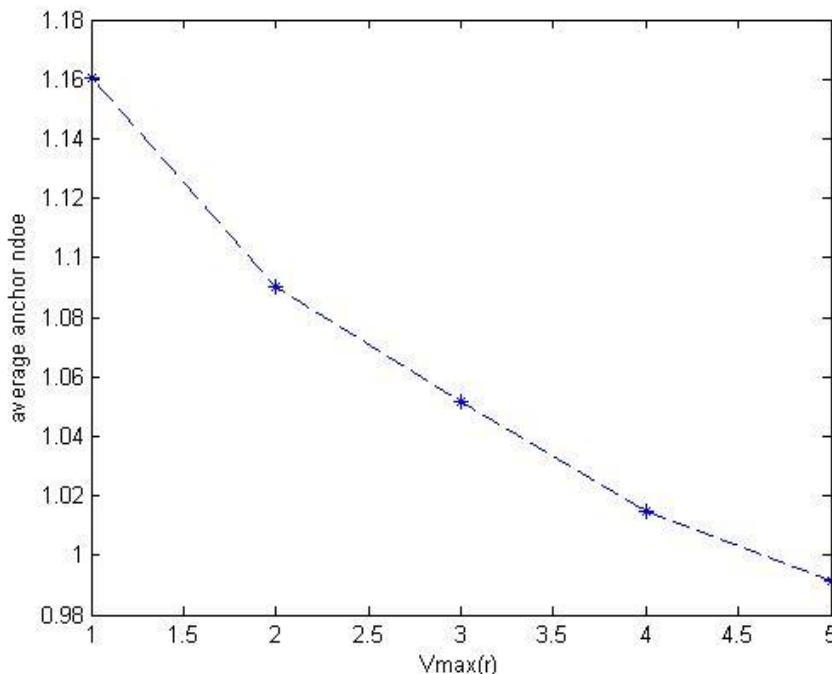


圖 4.15 改變 V_{max} 計算 normal node 平均接收到的 anchor node

我們可以看出隨著 V_{max} 的提升，每個 normal node 接收到的平均 anchor node 有下降，所以我們認為這是影響平均錯誤的原因之一。



第五章

結論及未來展望

在 range-free 的條件下，能夠使用的資訊有限，所以如何掌握更多目前跟過去的資訊變成我們的研究動機，從第四節電腦模擬中可以知道我們提出的方法可以在合作式方法下提供更精確的定位。利用現在或是過去的 ROC 和 RIC 多設限制，從 CDF 圖中我們可以發現合作式定位提供一個改善的空間，weighted sample 則是使其效果更好，而我們提出的方法則是提供了另外一個改善的空間，weighted sample 一樣可以使定位效果更精進。從另一角度觀察，我們所提的方法可以取代 weighted sample 的部分，如此一來便可以達到相同的定位效果，但是降低了運算複雜度。

在本論文中我們只利用過去一個 time slot 的資訊，如果多考慮更前面時間的資訊是否有幫助是往後可能發展的方向。更久之前的資訊會因為增加更多次 V_{max} 而使限制更沒有效力，但是如果可以採用過去估測的資訊推算出實際的速度和行逕的方向，便可以降低 V_{max} 帶來的不確定性，如此一來便可以再提供更多的限制而達到更好的定位效果。

如同我們在第三章所說的，提供更多的限制未必會帶來更明顯的效果，其主因是有些限制會有重複的效果。而目前都只是考慮 causal 的系統，如果在 non-causal 的系統下，可利用的資訊又更多。因為 non-causal 這方面的資訊是以往沒有利用的，估計所帶來的效果不會和以往的限制有所衝突或是重複，所以改善效果會更明顯，我們認為此種方法也可能成為往後的發展方向。

參考書目

[1] C.H. Chen, K.T. Feng, C.L. Chen, and P.H.Tseng “Wireless Location Estimation With the Assistance of Virtual Base Stations,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, VOL. 58, NO. 1, January 2009

[2] H. Miao, K. Yu, and M.J. Juntti “Positioning for NLOS Propagation: Algorithm Derivations and Cramer–Rao Bounds,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, VOL. 56, NO. 5, September 2007

[3] K. Yu, and Y. J Guo “Statistical NLOS Identification Based on AOA, TOA, and Signal Strength ” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, VOL. 58, NO. 1, JANUARY 2009 41-53, 2005.



[4] B.C. Liu, and K.H.Lin “Wireless Location Uses Geometrical Transformation Method With Single Propagation Delay : Model and Detection Performance” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, VOL. 57, NO. 5, September 2008

[5] A.N. Bishop, B. Fidan, B.D.O. Anderson, K. Dogancay and P.N. Pathirana “Optimal range-difference-based localization considering geometrical constraints,” *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, pp. 289-301, 2008.

[6] N.A. Alsindi, B. Alavi, K. Pahlavan “Measurement and modeling of ultra-wideband TOA-based ranging in indoor multipath environments,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, pp. 1046-1058, 2009.

[7] D. Dardari, A. Conti, U. Ferner, A. Giorgetti, and M.Z. Win, “Ranging with ultrawide bandwidth signals in multipath environments,” *Proceedings of the IEEE*, pp.404-426, 2009.

[8] M. Souden, S. Affes, and J. Benesty “A two-stage approach to estimate the angles of arrival and the angular spreads of locally scattered sources,” *IEEE Transactions Signal Processing*, pp. 1968-1983, 2008.

[9] W. O. Robin, A. K-S Wong, and C.T. Lea, “Received Signal Strength-Based Wireless Localization via Semidefinite Programming: Noncooperative and Cooperative Schemes” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, VOL. 59, NO. 3, March 2010



[10] H. Ren, and M. Meng.; “Power adaptive localization algorithm for wireless sensor networks using particle filter,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, pp.2498-2508, 2009.

[11] N. Bulusu, J. Heidemann, and D. Estrin, “GPS-less Low Cost Outdoor Localization for Very Small Devices ”*IEEE Personal Communications Magazine*. October 2000.

[12] N. Bulusu, J. Heidemann, and D. Estrin “Density Adaptive Algorithms for Beacon Placement in Wireless Sensor Networks”. *IEEE ICDCS* 2001. April 2001.

[13] R. Nagpal, H. Shrobe, and J. Bachrach. “Organizing a Global Coordinate System from Local Information on an Ad Hoc Sensor Network”. *2nd International Workshop on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*. April 2003.

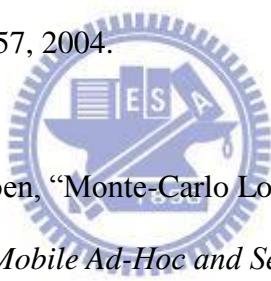
[14] D. Niculescu and B.Nath. “DV Based Positioning in Ad hoc Networks”.

[15] L. Doherty, "Convex Position Estimation in Wireless Sensor Networks"

IEEE INFOCOM 2001

[16] L. Hu and D. Evans, “Localization for Mobile Sensor Networks,”

Proc. ACM MobiCom, pp. 45-57, 2004.



[17] A. Baggio and K. Langendoen, “Monte-Carlo Localization for Mobile Wireless Sensor Networks,” *Proc. Conf. Mobile Ad-Hoc and Sensor Networks (MSN '06)*, pp. 317-328, 2006.

[18] W. Wang and Q. Zhu, “Varying the Sample Number for Monte Carlo Localization in Mobile Sensor Networks” *Proc. IEEE Int'l Multi-Symp. Computer and Computational Sciences*, pp. 490-495, 2007.

[19] E. Stevens-Navarro, V. Vivekanandan, and V. Wong “Dual and Mixture Monte Carlo Localization Algorithms for Mobile Wireless Sensor Networks,” *Proc. IEEE Wireless Comm. and Networking Conf. (WCNC '07)*, pp. 4024-4028, 2007.

[20] J. Yi, S. Yang, and H. Cha "Multi-Hop-Based Monte Carlo Localization for Mobile Sensor Networks," *Proc. Fourth Ann. IEEE Comm. Soc. Conf. Sensor, Mesh, and Ad Hoc Comm. and Networks (SECON '07)*, pp. 162-171, June 2007.

[21] S. Zhang, J. Cao, L. Chen, and D. Chen "Accurate and Energy-Efficient Range-Free Localization for Mobile Sensor Networks" *IEEE Transactions on Mobile Computing*, VOL. 9, NO. 6, June 2010

[22] J.P.Sheu, W.K Hu, and J.C Lin "Distributed Localization Scheme for Mobile Sensor Networks" *IEEE Transactions on Mobile Computing*, VOL. 9, NO. 4, April 2010

[23] H. Chen, Q. Shi, R. Tan, H. Vincent Poor, and K. Sezaki " Mobile Element Assisted Cooperative Localization for Wireless Sensor Networks with Obstacles" *IEEE Transactions on Wireless Communications*, VOL. 9, NO. 3, March 2010

[24] J. Broch, D.A. Maltz, D.B. Johnson, Y.-C. Hu, and J. Jetcheva, "A Performance Comparison of Multi-Hop Wireless Ad Hoc Network Routing Protocols" *Proc. ACM MobiCom*, pp. 85-97, October 1998.

[25] H. Wymeersch, J. Lien, and Moe Z. Win, " Cooperative Localization in Wireless Networks" *Proceedings of the IEEE* Vol. 97, No. 2, February 2009

[26] F.Dellaertt, D.Foxt, W.Burgard, and S.Thrunt " Monte Carlo Localization for Mobile Robots" *Proceedings of the 1999 IEEE*, May 1999