

## 第肆章 實驗設計與結果

### 第一節 實驗情境

群體犯罪問題普遍存在於當今各式各樣的網際網路社群，以各種不同的樣貌與形式展現出來，以國內首要社交網站—無名小站為例：使用者為了讓自己的相本和網誌顯得有聲有色，卻不想要付費升級進階會員，因此一些熟悉網頁設計的使用者開始在在網路上開始提供一些破解方法，只要在編輯網誌的時候加入一些特定的語法即可讓網誌享有像會員一樣的音樂播放功能，接著實現這種行為的知識則逐漸在網路上傳遍開來，到最後幾乎每一個無名小站上的使用者都具備此一技能；另外，時有耳聞的網路相本被破解技巧也是一樣，總有一些具備高階技巧的使用者率先成功破解相本，在網路上公布特殊的破解教學之後，這種行為則會被其他的使用者複製然後再現。

Yahoo 奇摩拍賣也面臨複雜的群體犯罪問題，自從開始實施網拍賣家必須依得標金額多寡支付一定手續費之後，不少網拍賣家開始運用一些小技巧來規避高額手續費，例如某些賣家在網拍系統輸入的價格為\$999，當買家使用搜尋系統找到並進入觀看詳細商品訊息的時候，才發現內文標示價格高於系統標示的價格，倘若買家購買此貨品仍須給付賣家內文標示之實際價格，而買家卻只需支付Yahoo 拍賣對應於\$999 的手續費。

全球最大的影音分享網站 YouTube 亦同時面對來自於眾多使用者貢獻內容的問題，在任何時間、任何地點這些座落於世界各地的使用者都可能熱心地上傳短片和大眾分享，這些使用者本身可能具備不同的知識與和技巧，這些知識和技巧可能來自於 YouTube 以外的社群，被重新組合後被運用在 YouTube 社群上面，犯罪以另一種不同的面貌產生，然而行為背後所具備的知識或技能並不是單獨屬於此項行為所擁有。影片本身是一種內容，內容本身可以夾帶文字、圖片甚至是聲音以及連續的動作，換而言之影音資訊亦可以傳達某種特定的思想、知識、或

者是技巧。

網路服務蓬勃的發展與創新為使用者帶來了新的體驗與新的網路生活方式，網際網路讓使用者得以跨越時間與空間上的界線，同時參與多種不同的社群網站，社群上使用者與使用者之間、社群與社群之間形構而成複雜的網路現象，為本研究之情境背景。

## 第二節 實驗目的

網路群體犯罪的議題跨越以往的犯罪學研究方式，一般網路犯罪研究皆以實證方式，依據現有資料歸納分析犯罪之型態、類別、方法，及犯罪者之特質、犯罪動機與可能使用之犯罪模式，然而網路群體犯罪具有分散性和和擴散性特質，研究者難以實際取得全面性的犯罪行為相關資訊。國外則有運用社會網絡來分析某一地理區域內的犯罪歷史資料，進一步找出可能的犯罪熱點(Clarke, 2004)，或者將犯罪現象視為眾多因素下造就的結果來衡量，藉由分析人口變項與網路結構的關係來提出犯罪行為的必然性解釋，卻不能彰顯犯罪行為發展之動態過程。

為了解決上述難題，本研究以 BDI 代理人模擬來建立所欲觀察的使用者資料，以取代實證研究資料收集的限制，藉由代理人模擬得以觀察使用者可能的行為動態；同時，以代理人模擬為基礎所浮現出來的網路結構也具備動態演化的生命力，並提供研究者觀察複雜結構良好的機會。

本章節以第三章所建構的代理人模擬概念模型為基礎，進行實驗的參數與模型設計，實驗之目的如下：

### (1) 初始犯罪率對於群體犯罪的擴散有無影響？

在網路社群中，可能存在數量不定的犯罪族群，本研究欲藉由實驗模擬觀察，當網路社群使用者人數固定時，不同的初始犯罪率對於犯罪技能的學習擴散有無影響。

(2) 網路社群的大小對於群體犯罪的擴散有無影響？

網際網路上成千上萬的網路社群，其使用者數量多寡不一，本研究欲藉由實驗模擬觀察，假設固定犯罪人數之情況下，網路社群使用者人數的多寡對於群體犯罪的擴散有無影響。

(3) 網路結構屬性與網絡模型

Watts (2003) 所提出的小世界  $\beta$  模型，相當系統化的簡化了世界的細節複雜， $\beta$  模型建構的小世界現象乃介於 Regular network 與 Random network 之間， $\beta$  模型給定了固定大小的節點數，並賦予每一個節點固定重新連結 (Rewiring) 的機會，根據實驗結果發現小世界現象相較於 Regular network 與 Random network 具有較高的群聚係數 (Cluster Coefficient)。然而真實世界中，尤其是在網路社群上，並非所有的使用者都具備相同被連結到的機率，本實驗在代理人模擬上提供代理人各種屬性參數不同的數值，使得每個使用者被連結到或者失去連結的機率有所差異，並觀察在各種實驗下面網路結構屬性的變化，並比較浮現之網絡模型與 Watts (2003) 提出之  $\beta$  模型之差異。

### 第三節 實驗設計

實驗參數可分為社群層次與個體層次，參數的數值設定與實驗規則將於下面兩個小節詳細說明，參數名稱與數值如下表所示：

表 4-1 實驗參數名稱與數值說明

參數名稱	英文參數名稱	數值
使用者人數	Size	50, 100, 130
初始犯罪率	Initial Criminal Rate	5%, 15%

技能	Skills	{1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15}
犯罪者期望值	Criminal Expectation	$4 < \text{Expectation} < 8$
使用者期望值	User Expectation	Expectation $\sim N(2,1)$ 大約 - $1 \leq \text{Expectation} \leq 5$
學習意願	Willing	0, 1
滿意度	Satisfaction	0, 1
行為酬賞	Rewards	預設為 $\text{Expectation} \pm X$ , $X \sim N(0, 1)$
臨界值	Threshold	預設為 0.2
成功機率	Opportunity	
連結機率	Wiring Probability	When $n \leq 5$ , 50% make friend via friend, 30% random, 20% break;  When $n > 5$ , 20% make friend via friend, 10% random, 70% break

#### 4.3.1 環境參數設定

實驗環境乃對應於上述巨觀層面所欲了解之現象，所必須進行調整之參數變項，本實驗環境參數包括：使用者人數、犯罪比率。

##### (1) 使用者人數 (Size)

本實驗將分別設定社群之使用者人數為 50, 100 與 130 個人，進行實驗模擬以觀察網路社群的大小對於群體犯罪的擴散有無影響。

##### (2) 犯罪者比率 (Initial Criminal Rate)

本實驗欲觀察犯罪人數的比率對於群體犯罪擴散之影響，因此本實驗在固定使用者人數的社群之下，將初始的犯罪人數比率分別設定為 5%, 15%，以觀察比較其差異。

### 4.3.2 代理人行為與參數設計

#### (1) 使用者型態

如同本章開頭所描述之實驗情境，網路群體犯罪一開始都是由少數擁有犯罪技能的使用者，將犯罪的方法教學公開在網路社群上或者是犯罪行為的展現而成為一般使用者觀察學習的對象，因此本實驗將使用者的型態區分為犯罪者與一般使用者。由於這些犯罪技巧往往使得使用者獲得更大的效益，因此犯罪行為才會廣為流傳。故在本實驗中，犯罪者被初始化予以某些「犯罪技能」，並且擁有較高的「行為酬賞」與「期望值」。而一般使用者則不具備「犯罪技能」，並擁有相對於犯罪者較低的「行為酬賞」與「期望值」。

#### (2) 連結之數量與機率

為了控制每個使用者擁有有限的連線數量，而不是永無止境的建立連結，另一方面，網路社群中使用者往往透過朋友去連結到新的朋友（ex：無名小站），因此本研究假設當代理人向外連結數量小於或等於 5 的時候，有 50%的機率透過朋友來結交朋友，有 30%的機率是隨機結交朋友，有 20%的機率從既有的朋友群中挑選一位「行為酬賞」最低的朋友來終止關係；相對地，當朋友數量大於 5 的時候，有 20%的機率透過朋友來結交朋友，有 10%的機率次隨機選取任一使用者做為朋友，有 70%的機率與「行為酬賞」最低的朋友結束朋友關係。

#### (3) 行為酬賞 (Rewards)

犯罪者被預設予以較高的行為酬賞，而一般使用者的酬賞普遍低於犯罪者，代表網路上這些犯罪行為還是能夠帶來較高的利益（價值—成本）。在此本實驗假設使用者將從對外的朋友連結中，選出一位行為酬賞最高的使用者成為觀察的對象。使用者每次學習技能後有一定的機率可獲得正面評價，每次正面評價則雙方的「行為酬賞」值皆隨機增值  $x$  ( $0 < x < 1$ )，反之。

(4) 期望值 (Expectation)

期望值表示使用者對於從事犯罪行為預期獲得之報酬，期望值的高低取決於上述「行為酬賞」的增減值  $x$ ，當獲得正面評價時，則  $Expectation = Expectation + x / |Expectation|$ ，當獲得負面評價時，則  $Expectation = Expectation - x / |Expectation|$ ，式中以  $|Expectation|$  做為分母，故期望值會隨著分母越大越大，增值速度愈驅緩慢。

(5) 學習意願 (Willing)

承 (3) 與 (4)，使用者選定一個觀察對象之後，將比較對象的「行為酬賞」與自身的「行為酬賞」，當對方的行為酬賞大於自己的行為酬賞，則具備「學習的意願」，選定對方成為行為楷模，並向對方學得某一技能。相對地，如果對方的「行為酬賞」小於自己的「行為酬賞」，則不會有學習的意願。

(6) 滿意度 (Satisfaction)

當「期望值」大於 0 的時候代表使用者對某一行為仍所期待，滿意度設為 1 表示滿意，反之，設為 0 表示不滿意。

(7) 犯罪技能 (Skills)

在真實的網路社群中，各種不同的社群可能需要不同的技能組合，才能從事特定的犯罪行為，為了方便實驗的觀察與控制，在此假設總共有 15 種基礎犯罪技能，每位犯罪楷模擁有 3 至 6 個必要技能，不同的技能組合表示可用來實現不同的犯罪行為。而一般使用者可能直接或間接習得某些技能，不同的技能組合亦代表可能的不同的犯罪行為。

(8) 臨界值 (Threshold)

臨界值用來控制使用者對楷模學習行為技能的機率，所有使用者的臨界值一開始皆預設為 0.2，表示每次聯繫 (Association) 只有兩成的機會習得一個技能，每當習得一個技能之後，臨界值增值 0.1，代表使用者對於犯罪技巧的學習曲線逐漸升高。

### (9) 成功機率 (Opportunity)

承上述，「臨界值」也被用來決定使用者每次學習技能後獲得正面評價的機率，當臨界值為 0.3 時，代表使用者有三成的機會獲得正面性評價，每次正面評價則雙方的「行為酬賞」值皆隨機增值  $x$  ( $0 < x < 1$ )，然後進行「期望值」的更新，如 (4) 所述；反之，每次獲得負面評價時，自己的「行為酬賞」值皆隨機減值  $x$  ( $0 < x < 1$ )，然後進行「期望值」更新。

#### 4.3.3 實驗結果分析

本研究在 Jadex BDI 代理人平台 (<http://vsis-www.informatik.uni-hamburg.de/projects/jadex/>) 之上開發一套網路社群群體犯罪模擬系統，藉以模擬網路社群使用者互動與聯繫行為，同時透過自動監控模組可以存取並記錄特定時間下每一個代理人的參數狀態與整體的網路拓撲結構 (詳述於第五章)。承上述實驗之目的與設計方法，本研究將分別進行三組實驗，模擬 50, 100 與 130 人之網路社群中，初始犯罪比率為 5% 與 15% 之情況下，探究使用者人數、初始犯罪率、網路結構與網路群體犯罪現象之關係。

##### 4.3.3.1 實驗數據結果

在模擬的過程中，代理人的參數值與網路結構皆不斷地變化與演進，為了能夠清楚地檢視與比較不同時間點下之結構性差異，下列三項實驗皆分別於代理人進行第 60 次與第 120 次演化時取樣分析，並就技能平均數 (ACS)、網絡群聚係數、前 10% 使用者平均連結度，與連結度小於 10 之比率此四項特徵進行統計。

實驗一、使用者人數：50 人，初始犯罪率 (ICR)：5%, 15%

表 4-2 Characteristics of Network Structure at Size=50, 60<sup>th</sup> run

	Size=50, ICR=5%	Size=50, ICR=15%
技能平均數 (ACS)	1.7	2.5
群聚係數	1.85	1.31
前 10%使用者平均連結度	29.6	22.6
連結度小於 10 之比率(%)	80	82

表 4-3 Characteristics of Network Structure at Size=50, 120<sup>th</sup> run

	Size=50, ICR= 5%	Size=50, ICR=15%
技能平均數 (ACS)	2.4	4.2
群聚係數	2.24	2.19
前 10%使用者平均連結度	33.8	25.6
連結度小於 10 之比率(%)	82	86



實驗二、使用者人數：100 人，初始犯罪率 (ICR)：5%, 15%

表 4-4 Characteristics of Network Structure at Size=100, 60<sup>th</sup> run

	Size=100, ICR=5%	Size=100, ICR=15%
技能平均數 (ACS)	1.8	4.2
群聚係數	1.43	1.29
前 10%使用者平均連結度	36.6	26
連結度小於 10 之比率(%)	85	69

表 4-5 Characteristics of Network Structure at Size=100, 120<sup>th</sup> run

	Size=100, ICR=5%	Size=100, ICR=15%
技能平均數 (ACS)	2.73	7.2
群聚係數	1.78	1.30
前 10%使用者平均連結度	40.3	28.7
連結度小於 10 之比率(%)	89	76

實驗三、使用者人數：130 人，初始犯罪率 (ICR)：5%, 15%

表 4-6 Characteristics of Network Structure at Size=130, 60<sup>th</sup> run

	Size=130, ICR=5%	Size=130, ICR=15%
技能平均數 (ACS)	1.6	4.2
群聚係數	1.4	1.15
前 10%使用者平均連結度	25.9	23.5
連結度小於 10 之比率(%)	77	73

表 4-7 Characteristics of Network Structure at Size=130, 120<sup>th</sup> run

	Size=130, ICR=5%	Size=130, ICR=15%
技能平均數 (ACS)	2.7	8
群聚係數	1.54	1.39
前 10%使用者平均連結度	31.6	28.7
連結度小於 10 之比率(%)	77	77

#### 4.3.3.2 網絡理論運用與分析

##### 【技能平均數】

根據實驗一的結果顯示，當 ICR 為 5% 的時候，第 60 次演化的技能平均數為 1.7，第 120 次演化的技能平均數為 2.4；當 ICR 為 15% 的時候，第 60 次演化的技能平均數為 2.5，第 120 次演化的技能平均數為 4.2，如表 4-2 與表 4-3 資料顯示，當使用者人數 50 人，ICR 為 15% 時，犯罪技能平均數較 ICR 為 5% 時高出約 **1.3 個技能數**。

根據實驗二的結果顯示，當 ICR 為 5% 的時候，第 60 次演化的技能平均數為 1.8，第 120 次演化的技能平均數為 2.73；當 ICR 為 15% 的時候，第 60 次演化的技能平均數為 4.2，第 120 次演化的技能平均數為 7.2，如表 4-4 與表 4-5 資料顯示，當使用者人數為 100 人，ICR 為 15% 時，犯罪技能平均數較 ICR 為 5% 時高出約平均 **3.4 個技能數**。

再看實驗三的結果，當 ICR 為 5% 的時候，第 60 次演化的技能平均數為 1.6，第 120 次演化的技能平均數為 2.7；當 ICR 為 15% 的時候，第 60 次演化的技能平均數為 4.2，第 120 次演化的技能平均數為 8，如表 4-6 與表 4-7 資料顯示，當使用者人數為 100 人，ICR 為 15% 時，犯罪技能平均數較 ICR 為 5% 時高出約平均 **4 個技能數**。

由上述三個實驗資料比較顯示，**犯罪技能擴散的速度(所需時間)不一而定**，究竟犯罪技能擴散的速度受何種因素影響，可從兩大方向進行推論。在前述三個實驗六個表中，可發現當 ICR 為 15% 時技能平均數皆高於 ICR 為 5% 的技能平均數，此現象固然不能排除初始狀態先天之差異因素，然而有趣的現象是分別在三個實驗中，可觀察到**第 120 次演化的技能平均數差異皆大於第 60 次的演化技能平均數差異**：在實驗一中，當 ICR 為 5 時第 120 次演化的技能平均數(ACS = 2.4)與當 ICR 為 15 時第 120 次演化的技能平均數 (ACS = 4.2) 之差異為 1.8，大於第 60 次演化的之差異 0.8；在實驗二中，當 ICR 為 5 時第 120 次演化的技能平均數 (ACS = 2.73) 與當 ICR 為 15 時第 120 次演化的技能平均數 (ACS = 7.2)

之差異為 4.47，大於第 60 次演化之差異 2.4；在實驗三中當 ICR 為 5 時第 120 次演化的技能平均數 (ACS = 2.7) 與當 ICR 為 15 時第 120 次演化的技能平均數 (ACS = 8) 之差異為 5.3，大於第 60 次演化之差異 2.6。可見隨著演化次數越多技能平均數的差異越大，實驗一在 ICR 為 5% 時，第 120 次演化技能平均數為第 60 次演化的 1.4 倍，在 ICR 為 15% 時，第 120 次演化技能平均數為第 60 次演化的 1.68 倍；實驗二在 ICR 為 5% 時，第 120 次演化技能平均數為第 60 次演化的 1.52 倍，在 ICR 為 15% 時，第 120 次演化技能平均數為第 60 次演化的 1.71 倍；實驗三在 ICR 為 5% 時，第 120 次演化技能平均數為第 60 次演化的 1.69 倍，在 ICR 為 15% 時，第 120 次演化技能平均數為第 60 次演化的 1.9 倍。由上述資訊可發現當 ICR 為 15% 時，技能平均數增長的速率較 ICR 為 5% 時高，因此本研究認為犯罪技能擴散的速度確實受到 ICR 高低的影響，當 ICR 越高的時候犯罪技能擴散的速度也越快，反之，當 ICR 較低的時候犯罪技能擴散速度隨之減緩。

再從社群大小的觀點切入此一問題，亦可發現相當有趣的現象。當 ICR 固定為 5% 的時候，實驗一中第 60 次演化的技能平均數為 1.7，實驗二中第 60 次演化的技能平均數為 1.8，實驗三中第 60 次演化的技能平均數為 1.6，似乎變化不大；而實驗一中第 120 次演化的技能平均數為 2.4，實驗二中第 120 次演化的技能平均數為 2.73，實驗三中第 120 次演化的技能平均數為 2.7。從上述資料可發現當 ICR 為 5% 的時候，不論社群人數為 50, 100 或 130 人，第 60 次演化的技能平均數差異甚小、第 120 次演化的技能平均數亦近乎雷同。

當 ICR 固定為 15% 的時候，實驗一中第 60 次演化的技能平均數為 2.5，實驗二中第 60 次演化的技能平均數為 4.2，實驗三中第 60 次演化的技能平均數為 4.2；而實驗一中第 120 次演化的技能平均數為 4.2，實驗二中第 120 次演化的技能平均數為 7.2，實驗三中第 120 次演化的技能平均數為 8。從上述資料可以發現有趣的是與 ICR 為 5% 時截然不同的結果，當 ICR 為 15% 的時候，隨著社群人數越多，技能平均數也出現增加的趨勢。故本研究在此推論社群大小亦為影響犯罪技能擴散可能因素之一，然而有其情境條件：當 ICR 超越某一特定臨界值

之後，使用者擁有的犯罪技能平均數與所屬社群人數成正向關係。

### 【群聚係數】

當群聚係數越大則表示社群成員之間彼此相互認識的程度越高，內聚力越強，本研究採用的群聚係數公式如下：

$$C_i = \frac{\text{number of triangles connected to vertex } i}{\text{numbers of edges connected to vertex } i}$$

根據實驗一結果顯示，當 ICR 為 5% 的時候，第 60 次演化的群聚係數為 1.85，第 120 次演化的群聚係數為 2.24，當 ICR 為 15% 的時候，第 60 次演化的群聚係數為 1.31，第 120 次演化的群聚係數為 2.19。從上述資料中可以發現第 120 次演化的結果群聚係數皆高於第 60 次演化的結果，從實驗二與實驗三的實驗結果中亦可找到同樣的規則。此意謂演化的時間越長，社群使用者自我組織的現象將逐漸明朗化，此結果亦符合預期效果，由於前述實驗設計之規則將網路社群的使用者行為設定為具有 50% 的機率透過朋有去認識新的朋友，故隨著演化次數增加，群聚現象也愈來愈明顯。

然而，除了時間因素之外，群聚係數的大小變化是否有其他規則可循？非常巧妙地本實驗結果亦揭露另外一項有趣的規則：在實驗一第 60 次演化的結果中，當 ICR 為 5% 時群聚係數為 1.85，較高於 ICR 為 15% 時的 1.31；在第 120 次的演化結果中，當 ICR 為 5% 時群聚係數為 2.24，亦較高於 ICR 為 15% 時的群聚係數 2.19。在實驗二第 60 次演化的結果中，當 ICR 為 5% 時群聚係數為 1.43，較高於 ICR 為 15% 時的 1.29；在第 120 次的演化結果中，當 ICR 為 5% 時群聚係數為 1.78，亦較高於 ICR 為 15% 時的群聚係數 1.30。同樣地，在實驗三第 60 次演化的結果中，當 ICR 為 5% 時群聚係數為 1.4，較高於 ICR 為 15% 時的 1.15；在第 120 次的演化結果中，當 ICR 為 5% 時群聚係數為 1.54，亦較高於 ICR 為

15%時的群聚係數 1.39。

從上述實驗數據中可以清楚地發現，ICR 的高低對於群聚係數的高低有反向關係，當 ICR 越高則群聚係數越低，反之，當 ICR 越低時群聚係數越高。本研究試圖為此現象提出一合理解釋：由於當 ICR 只有 5%時，網路社群中只有少數的使用者具備犯罪技能，其他透過後天學習習得犯罪技能的使用者無非透過兩種方式，一為是直接與犯罪者相連結，二來是間接從其他已習得部分犯罪技能的使用者的身上習得，不論是直接或者間接取得犯罪技能，這些犯罪者、習得犯罪技能的使用者之間彼此相互認識的機率非常大。倘若以學術圈為例，假設國內只有少數學者從事服務科學的研究，這些學者之間，不論是先進或是後學，這些學者彼此認識的機率非常大；相反地，假設國內從事電子商務的學者人數非常多，每一所大學裡都有很多學者從事電子商務的研究，則這些學者之間彼此相互認識的機率就比較低，對於後進學者而言可以習得知識的來源廣泛，其可能依其既有的人脈進入某一特定既有的群聚裡頭。同樣地，在網路社群中當 ICR 比率越高，表示擁有越多具備犯罪技能的犯罪者分散在網路結構中任何一個地方，因此各地皆可能形成中小型的群聚現象（分散式群聚），導致平均群聚係數較低於 ICR 比率較低的網絡。

小世界模型之理論認為小世界現象存在於 Regular network 與 Random network 之間，小世界現象相較於 Regular network 與 Random network 具有較高的群聚係數。一般而言均認為群聚係數越高越好，群聚係數越高的網絡，社群使用者的關係也越為緊密，並擁有較高的運作效率。依前述之概念，可設立一命題：群聚係數越高，則愈有利於犯罪技能的擴散（犯罪技能平均數愈高）；反之，群聚係數越低，則犯罪技能傳播之速度愈慢（犯罪技能平均數愈低）。反觀本實驗之數據，以表 4-5 為例，在 100 人的社群當中，當 ICR 為 5%時群聚係數為 1.78，犯罪技能平均數為 2.73；而當 ICR 為 15%的時候群聚係數只有 1.3，犯罪技能數平均卻高達 7.2，由上述實驗結果可見當群聚係數較高的時候，犯罪技能平均數反而較低，此結果否定了前述命題 — 群聚係數越高，則愈有利於犯罪技能的擴

散（犯罪技能平均數愈高）。故本研究認為前者「集中式的群聚」反而較不利於犯罪技能的擴散；反之，「分散式的群聚」有助於犯罪技能的擴散，子群聚之間透過弱聯結（Weak tie）來聯繫導致犯罪技能擴散所影響的範圍更為廣大。

再從社群大小的觀點來比較群聚係數之差異，當 ICR 固定為 5% 的時候，實驗一中第 60 次演化的群聚係數為 1.85，實驗二中第 60 次演化的群聚係數為 1.43，實驗三中第 60 次演化的群聚係數為 1.4；當 ICR 固定為 5% 的時候，實驗一中第 120 次演化的群聚係數為 2.24，實驗二中第 120 次演化的群聚係數為 1.78，實驗三中第 120 次演化的群聚係數為 1.54。從上述三次實驗結果中可以驚喜地發現，當固定 ICR 為 5% 的時候，比較相同演化次數下的群聚係數，在社群使用者人數越多的情況之下，群聚係數越低；相同地，在 ICR 為 15% 的時候，實驗一中第 60 次演化的群聚係數為 1.31，實驗二中第 60 次演化的群聚係數為 1.29，實驗三中第 60 次演化的群聚係數為 1.15；在 ICR 為 15% 的時候，實驗一中第 120 次演化的群聚係數為 2.19，實驗二中第 120 次演化的群聚係數為 1.30，實驗三中第 120 次演化的群聚係數為 1.39，其中除了實驗三中第 120 次演化的群聚係數未小於實驗二第 120 演化的群聚係數，大體而言還是吻合社群使用者人數越多則群聚係數越低的規則。

對於此現象，本研究提出以下可能的合理推測：以實驗一與實驗二 ICR 為 5% 時，第 60 次演化的結果為例，就連結機率的觀點而言（使用者主要還是透過朋有去建立下一個新的連結，再者是隨機選擇朋友），對於社群人數不論是 50 還是 100 的使用者而言，透過朋友去認識朋友對於群聚係數貢獻是一樣的，然而，在社群人數為 50 人的社群裡，使用者隨機去連結一個對象，結果使對象是剛好是朋友的朋友，或者是朋友的朋友的朋友的機率較當社群人數為 100 人的社群還要高，本研究稱此特性為**意外相近性**。倘若以實際生活例子而言，當研究者在政大認識一位新的朋友，結果後來才發現對方也班上某一位同學的朋友的機率，相較於研究者在台北市認識一位新朋友，結果發現對方是研究者某一朋友的

朋友的機率還要高。倘若假設使用者只透過既有的連結去建立新的連結（無隨機選擇），則導致社群人數為 100 的社群群聚係數較低於社群人數為 50 的社群群聚係數的原因當然是使用者人數稀釋掉所造成。

### 【前 10%使用者平均連結度】

本研究實驗設計之規則假設當網路社群的使用者向外連結數量小於或等於 5 的時候，有 50%的機率透過朋友來結交朋友，當朋友數量大於 5 的時候，有 70%的機率與「行為酬賞」最低的朋友結束朋友關係。此設計之用意在於控制每一位使用者向外連結的數量在一定的範圍之內，然而在網路社群中的真實情境是，僅有相當少數特別受歡迎的網誌擁有極高的人氣，而大部分市井小民的網誌只有熟識的朋友才會來觀看。正如同 Barabasi 與 Albert（1999）所提出的「Scale-free power law」網絡現象，許多大型的網絡系統與全球網際網路均為複雜網絡之典型代表，而這些複雜網絡共通之特性在於這些節點的連結度依循著 scale-free power law 的分佈，power law 為一種極為歪斜的分佈，其公式如下：

$$P(k) = ak^{-\gamma}$$

式中 k 表示節點擁有的的連結數量，當某擁有 k 個連結度的節點，其出現的機率 P(k)，當連結度 k 越大則 P(k) 越小，如下圖 4-1 所示，在網際網路中有 k 個超連結指向一個網頁的機率符合  $\gamma=2.1$ （註：不同的複雜網絡可能擁有不同的  $\gamma$  指數，例如美國西部電力網絡之  $\gamma$  值為 4）時的 power law 分配。



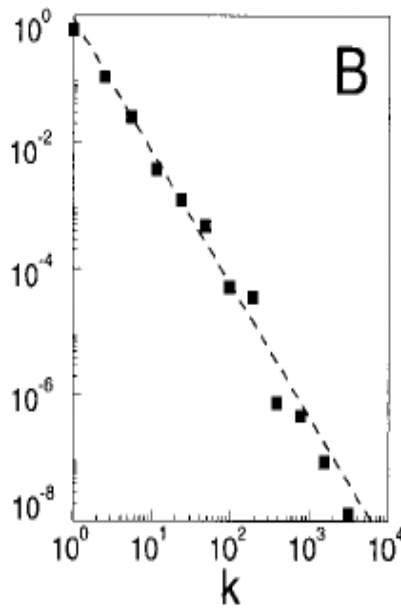


圖 4-1 WWW 的連結度分配函數  $N=325,729$ ,  $k=5.46$ ,  $\Gamma=2.1$

*Note.* From “Emergence of Scaling in Random Networks”, by Barabási, A. L., Albert, R., 1999, *Science*, 286, 509-512.

Barabasi 與 Albert (1999) 提出以「Preferential attachment」概念來建構 power law network 的方法，當一個節點欲建立新連結的時候，每個節點被連結到的機率並不一樣，原先已擁有越高連結之節點，被連結到的機率愈大。本研究假設前述的實驗情境均於符合 power law 分配的網路結構下，因此本研究之代理人設計運用透過朋友來結交朋友的機制，使得原本擁有較多連結的使用者，擁有更高被連結到的機會，以實現所謂「Preferential attachment」的概念。

為了觀察使用者連結度之特性，本實驗將社群裡前 10% 使用者之平均連結度納入衡量。根據實驗一的結果顯示，當初始犯罪率為 5% 的時候，第 60 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 29.6，第 120 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 33.8；當犯罪率為 15% 的時候，第 60 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 22.6，第 120 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 25.6。由上述實驗數據不難發現一簡單規則：在經過 120 次演化的網路結構下，前 10% 的使用者平均連結度高於只經歷 60 次演化前 10% 使用者的平均連結度，此規則同樣由實驗二與實驗三之實

驗結果驗證。在實驗二中，當初始犯罪率為 5% 的時候，第 60 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 36.6，第 120 次演化的前 10% 使用者平均連結度增為 40.3；當犯罪率為 15% 的時候，第 60 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 26，第 120 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 28.7；在實驗三中，當初始犯罪率為 5% 的時候，第 60 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 25.9，第 120 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 31.6；當犯罪率為 15% 的時候，第 60 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 23.5，第 120 次演化的前 10% 使用者平均連結度為 28.7。

綜觀三個實驗結果，本研究初步發現：在相同人數的社群、同樣演化次數下，當 ICR 為 5% 時，其前 10% 使用者的平均連結度高於當 ICR 為 15% 時前 10% 使用者的平均連結度，依此規則，本研究推論 ICR 的高低與前 10% 使用者的平均連結度成反比關係。然而從本研究所收集的實驗數據中，尚未能回答為何在實驗三中，ICR 為 5% 時，前 10% 使用者平均連結度明顯低於實驗二之前 10% 使用者平均連結度之原因。

### 【連結度小於 10 之比率】

根據實驗一結果顯示，當 ICR 為 5% 時，經過 60 次演化，網絡中連結度小於 10 之比率為 80%，經過 120 次演化，網絡中連結度小於 10 之比率為 82%；當 ICR 為 15% 時，經過 60 次演化，網絡中連結度小於 10 之比率為 82%，經過 120 次演化，網絡中連結度小於 10 之比率為 86%，取其平均值為 82.5%；在實驗二中，連結度數小於 10 的比率平均值為 80%；在實驗三中，連結度數小於 10 的比率平均值則為 76%。從上述三個實驗數據可發現連結度小於 10 的節點數佔社群人數約為 80% 上下，相對地，僅有少數的使用者擁有較高的連結度數，此極端分配之情形，似乎頗為符合 power law 之分配模式，本研究再進一步將實驗一、二、三中經過 120 代演化的網路結構中所有節點連結度之分佈情形以散佈圖方式顯示如下圖 4-2 至圖 4-7，X 軸表示某節點所擁有之連結度數，Y 軸表示某節點

之連結度數佔整體連結度之比率，結果發現連結度之分佈規則確實符合 power law 分配。依此實驗結果，本研究認為：不論演化的次數、不論社群人數之多寡或 ICR 值之高低，僅有少部分的犯罪者能夠擁有高度的連結，絕大多數的使用者或犯罪者其連結度數均不高。

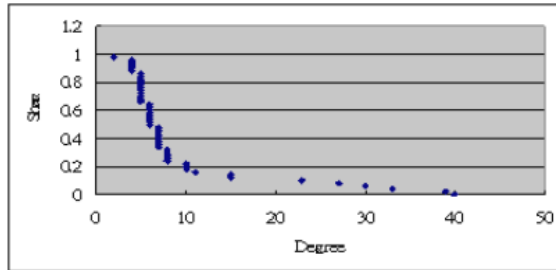


圖 4-2 實驗一 Distribution function at Size=50, ICR=5%, 120<sup>th</sup> run

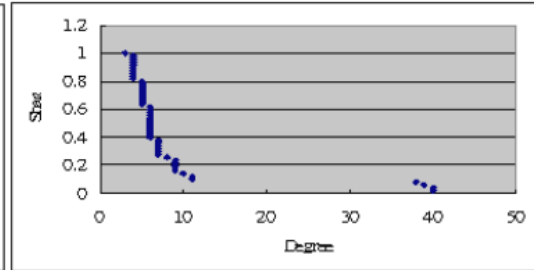


圖 4-3 實驗一 Distribution function at Size=50, ICR=15%, 120<sup>th</sup> run

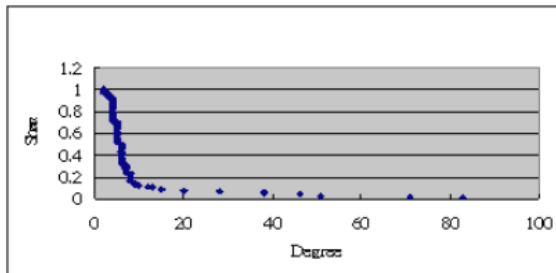


圖 4-4 實驗二 Distribution function at Size=100, ICR=5%, 120<sup>th</sup> run

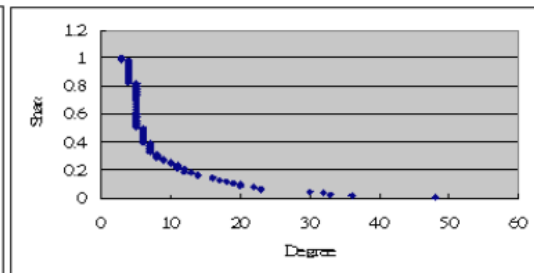


圖 4-5 實驗二 Distribution function at Size=100, ICR=15%, 120<sup>th</sup> run

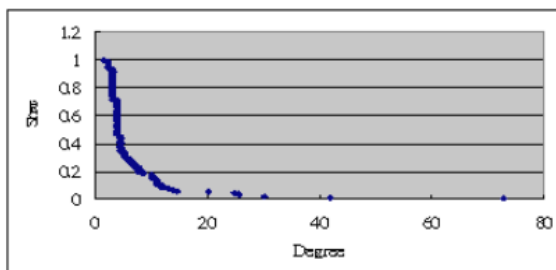


圖 4-6 實驗三 Distribution function at Size=130, ICR=5%, 120<sup>th</sup> run

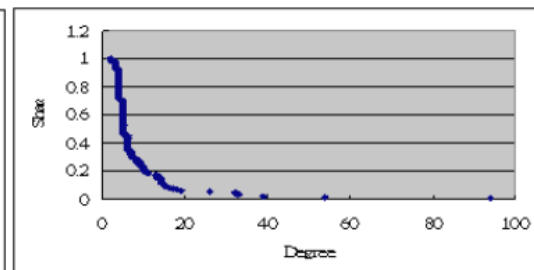


圖 4-7 實驗三 Distribution function at Size=130, ICR=15%, 120<sup>th</sup> run

#### 4.3.4 管理意涵

隨著 Web2.0 網路服務的盛行，越來越多的網路服務都試圖供創新、創意的服務給予使用者，與過去網路時代最為不同的是網站經營者極少介入服務本身，為了能夠讓服務內容更為多元化，於是乎便讓使用者自己決定社群的內容，此為 Web2.0 網站相當大的特色—使用者貢獻內容，正如同研究者在一次演講場合詢問 Google 台灣工程研究所所長簡立峰，YouTube 最大的問題是什麼？就是使用者貢獻內容。研究者之後幾經思索，思考網路社群服務經營所面臨的問題根源是否真為使用者貢獻內容？然而研究者至今並未完全認同此一觀點，倘若將使用者貢獻內容比喻為所謂的自由民主或是言論自由的概念，將問題歸因於使用者貢獻內容是否等同於封閉集權的政府將自由言論與人民集會視為異端一般？網路服務經營業者應該徹底擺脫過去傳統思維，正面看待使用者貢獻內容的價值，並積極思考應變與配套之措施。

Web2.0 服務的種類繁多，大抵上而言共通之處在於提供使用者互動與協同合作的能力，換言之，Web2.0 的服務即是以社會性為基礎之網路服務，回顧過去沒有網際網路的時代，或者 Web1.0 的網路時代，所謂「內容的本質」並沒有改變，直到 Web2.0 的概念被提出與運用之後，改變了人與人的互動方式與內容的傳遞方式，因此本研究所探討的網路群體犯罪並非將問題定位於使用者的個人問題或者是使用者貢獻內容的問題，真正的問題在於網路社會之層次。為了解網路社群群體犯罪之現象，本研究將所謂使用者貢獻的內容之概念，對應於實驗模擬中的犯罪技能，犯罪技能的擴散意謂著網路社群上負面的行為訊息或是包含偏差資訊的內容之傳播。在模擬實驗中，本研究藉由控制網路社群之使用者人數（Size）與初始犯罪率（ICR）來觀察不同組合之下所演化的網路結構差異，並從四個衡量指標：犯罪技能平均數、群聚係數、前 10%使用者平均連結度、連結度小於 10 之比率，標示不同網路結構下的特徵屬性，並對各種情境提出合理的解釋說明。根據本章實驗結果與分析，對於未來網路社群服務之經營管理可提出幾點啟示：

### (1) 網路社群犯罪率之必要性控制

根據實驗結果顯示，當 ICR 為 15% 時，隨著演化次數增加，技能平均數增長的速率較 ICR 為 5% 時高，由此犯罪技能擴散的速度的確受到 ICR 高低的影響，當 ICR 越高的時候犯罪技能擴散的速度也越快，反之，當 ICR 較低的時候犯罪技能擴散速度隨之減緩。本研究藉由設定 ICR 為 5% 與 15% 以清楚展示其造成之差異性，然而並未進一步找出 ICR 的臨界值，在社群經營實務上，服務業者應要能善用資訊科技之能力，紀錄與分析社群使用者互動與網絡成長相關資訊，以找出犯罪率之臨界值，並將其控制在臨界值之下；正如同真實社會中，並不可能將黑社會份子完全消滅殆盡，事實上黑社會在整個社會的生態結構中亦有其存在之必要性，然而亟需思考的是如何恰當拿捏才能夠維持社會的穩定性與正常發展。

### (2) 網路社群大小對群體犯罪影響之大小

所有的網路社群服務經業者無不致力於擴展網路社群的大小，使得社群能夠累積足夠的使用者數量以充分發揮群體智慧與創造長尾效應之價值。然而，根據實驗結果顯示，社群大小亦為影響犯罪技能擴散可能因素之一，當 ICR 超越某一特定臨界值之後，使用者擁有的犯罪技能平均數與所屬社群人數成正向關係。想像倘若當社群的參與者越多，使用者擁有的平均犯罪技能數也越多，將落得一發不可收拾的下場。因此網路社群經營業者在犯罪率的測量與拿捏上實在必須用心思量。

### (3) 群聚係數高低之兩難

在本實驗中，較小的 ICR 導致了「集中式的群聚」現象與較高的群聚係數，卻不利於犯罪技能的擴散；反之，較高的 ICR 導致了「分散式的群聚」現象與相對較低的群聚係數，卻使得使用者所習得的犯罪技能數增加。就群體智慧的觀點而言，分散式群聚乃一般社群經營業者所追求的理想目標，分散式群聚有助於子社群之間知識、訊息的傳遞與擴散，使得群體智慧的組織、知識與技能的動員更有效率，成效更佳。然而水可載舟

亦可覆舟，在分散式群聚的網路結構之下，負面的行為訊息或是包含偏差資訊的內容也更容易快速地擴散。因此，群聚係數的高低正如同一把雙面刃，網路社群服務經營業者在追求分散式群聚係數越高的同時，也意謂負面的行為訊息或是包含偏差資訊的內容將更普遍地為使用者所接觸。對此本研究認為網路社群服務經營業者可依社群成員的行為歷史資料將成員視為兩個社群，對於一般使用者社群追求「分散式群聚」係數的極大化，並同時對於具有負面行為資訊的使用者社群追求「集中式群聚」係數的極大化，究竟如何操作才能達此境界仍需業者之努力與經營智慧。