

3. 模型建構與實驗設計

3.1 一個加入社會網路效果的離散選擇模型

本文參考 Phan, et al. (2003) 一文中所採用的古典線性購買函數 (classical linear willing-to-pay function) 來描述消費者的選擇行爲。並且將市場定位爲僅有一家廠商的獨占市場，並且生產唯一種齊質性的商品。在這樣的市場中，每一個消費者以追求剩餘函數 (surplus function) V_i 的極大化爲其目標：

$$\max_{w_i \in \{0,1\}} V_i = \max_{w_i \in \{0,1\}} w_i (h_i + \sum_{k \in \mathcal{G}_i} J_{ik} w_k - p) \quad \forall i, k \in \Omega_N \quad (6)$$

其中 Ω_N 表示 N 個消費者的集合。 w_i 爲 0 表示消費者 i 對於商品選擇不買，爲 1 表示願意購買，每個人只有兩種選擇，來購買一個商品，在此模型中不考慮數量與消費預算問題。 h_i 表示每一個人的內生購買傾向 (intrinsic purchasing attitude of consumers)，也就是個人願意支付此商品的價格 (willing-to-pay)，並且每一個消費者都擁有異質的 h_i 。 p 爲商品的價格。 \mathcal{G}_i 表示與第 i 個消費者在網路上相連結鄰居 (neighbours) 的集合，因此 w_k 表示爲 i 消費者的鄰居消費者 k 的購買選擇。 J_{ik} 則表示每一個鄰居 k 當他購買時 ($w_k = 1$)，給予 i 消費者一個影響力的值 (可正可負¹)，使得 i 消費者的購買意願增加或減少。這個影響力可以有不同的解釋，常見的解釋爲消費者對於商品的口碑 (word of mouth)，藉著社會網路的傳播，由外部影響到個人的消費決策。關於 J_{ik} 的設計如下：

$$J_{ik} = J_g \equiv J / N_g \quad (7)$$

上式中 N_g 表示 i 消費者在社會網路中所擁有的鄰居數目。因此， J_{ik} 的大小與鄰居數目的大小有關，若鄰居數越多，則 J_{ik} 越小。在真實社會中，若參考群體的人數越多，則每一個參考意見的重要性自然相對較小，這樣的設計符合實際的情況。在模型中， N_g 的大小是由社會網路拓樸來決定， J 的大小則是外部給定，至

¹ 正向影響力：解釋爲人們喜好模仿別人，因此當看見別人購買時，自己會有一個正向的回饋。
負向影響力：解釋爲人們具有喜好與眾不同的傾向，因此當看見別人購買時，自己會產生一個負向的回饋。

於如何給定，我們將在下一節中詳細說明。

根據（6）式，我們可以得知追求消費剩餘極大化的過程，是一個具有時間動態的求解過程，因為每一個消費者在每一時點且固定價格下的決策，都會受到網路拓樸中的鄰居的影響，因此只要有少數具有高購買意願的消費者存在市場當中，便會對其他消費者產生影響，進而使得原本不願購買的消費者（其自願意支付的價格小於 p 者），最後做出了購買的決策。我們以下式（8）來說明：

$$h_i \geq p - J_g \sum_{k \in \mathcal{G}} w_k \quad (8)$$

滿足式（8），則消費者 i 選擇購買商品。然而， w_k 在不同的時點中，會有不同的變化，因此 i 消費者的消費決策也會隨之變化。我們將在下一節中進一步修改並擴充此模型，使它在運用上更具有一般性。

3.2 模型的矩陣一般化

在傳統的數學圖論書中，有兩個表示圖的方法。一個是在第二章（2.1）所介紹過的點邊集合，另一個則為關聯矩陣（adjacency matrix）。本文的模型便是用矩陣來表示一個網路拓樸，並將它融入消費選擇模型中來進行電腦模擬。我們將以下圖 3-1 為例來說明圖的矩陣表示法：

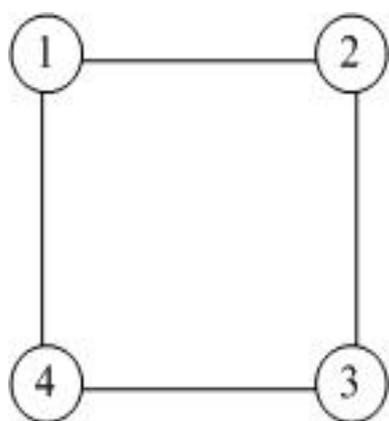


圖 3-1 一個具有四個節點四條邊的環形網路。現將每行與列的個數，按照頂點數從左到右（列）、從上到下（行）來編號（ex:1,2,3,4），構成 4x4 的矩陣，有連邊關係者設為 1，不連邊設為 0，如此則可用矩陣來表示一個網路。如點 1 與點 2 相連，且此圖為無向圖，因此在矩陣上的元素 $a(1,2)=a(2,1)=1$ 。

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

有了矩陣表示法，可以方便我們把各種不同型式的網路納入模型中，以下我們將修改前一節的消費離散選擇模型，將它擴充為用矩陣形式來表示，以達到一般化

的效果。假設市場中有 n 個代理人：

$$K_{n \times 1, t+1} = H_{n \times 1} + J_{n \times n} B_{n \times n} W_{n \times 1, t} - P_{n \times 1} \quad (9)$$

$$W_{t+1} = f(K_{n \times 1, t+1}) \quad (10)$$

式 (9) 為式 (6) 的矩陣化表示。其中 H 為個人偏好矩陣 (如前一節所述), J 為影響力矩陣, B 為網路結構矩陣, P 為價格矩陣。上面四種矩陣皆為外生決定。 W 矩陣表示市場中消費者選擇的矩陣 ($w_i=0$ 表示消費者 i 不購買, $w_i=1$ 表示消費者 i 願意購買²), 它具有隨時間改變而改變的性質。 K 為經過時期 t , 消費者的個人偏好值結合社會網路影響力的回饋值再減去價格後的結果, 根據式 (8) 得知, 若 $k_i \geq 0$ 則達到消費者願意購買的條件。然而, 由於此模型為一離散選擇模型, 因此利用函數 f 將 K 矩陣作一轉換 (式 (10)), 使得下一期 $t+1$ 的矩陣形式仍符合離散性質。現將 f 函數定義如下：

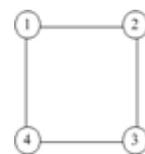
$$f(k_i) = 1 \quad \text{If } k_i \geq 0 \quad \text{else } f(k_i) = 0 \quad (11)$$

最後, 再將新一期的 W_{t+1} 式 (10) 代入式 (9) 中的 W_t , 進行動態求解。

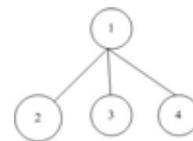
關於上述矩陣的數值設定, 我們將具體說明如下：

- H 矩陣。為一組 $\text{uniform}[1,2]$ 的隨機抽樣, 其上的數值代表每人內在願意購買的價格值(willing-to-pay)。
- B 矩陣的給定決定了 J 矩陣的排列。例如：若 B 矩陣分別是環形、星形、完全連結的網路形式, 則對應於 B 矩陣上每一個節點的連邊數, 皆會產生不同形式的 J 矩陣。如下所示：

$$B1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \Rightarrow J1 = \begin{bmatrix} j/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & j/2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & j/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & j/2 \end{bmatrix}$$

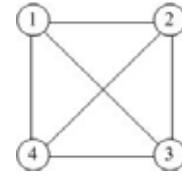


$$B2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \Rightarrow J2 = \begin{bmatrix} j/3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & j & 0 & 0 \\ 0 & 0 & j & 0 \\ 0 & 0 & 0 & j \end{bmatrix}$$



² 在這裡符號大寫代表矩陣, 小寫則表示矩陣中的元素值。

$$B3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \Rightarrow J3 = \begin{bmatrix} j/3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & j/3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & j/3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & j/3 \end{bmatrix}$$



其中 J 矩陣中的 j 值為一常數，在我們的實驗設計中 j 的大小，是由 H 矩陣中所有元素的平均值除以一個固定的分母 n 來決定。在模型中一般設定 n=2，表示 j 的值是所有消費者平均偏好值的一半。j 常數決定後，將根據每個消費者在網路中所處的位置，來決定給予他人的影響力大小。若是消費者連結邊數越多則影響力越小（j 常數除以的分母數等於連結邊數），反之，則影響力越大。

- **P** 矩陣。裡面的每一個元素 p_i 都相同，價格區間為 [1,2]，代表市場中每一個消費者接受到的商品定價是相同的。改變不同的 P 值代入模型中（從最高價 $p=2$ 到 1），將可得到市場對於每一個價格的消費量，這就構成了總體消費需求曲線。
- **W** 矩陣。初始設定為市場中一開始（ $t=0$ ）無人購買， $w_i=0, i=1 \sim N$ 。

3.3 社會複雜網路的演化模型

在 2.2 節中，我們仔細地回顧了相關的文獻，發現在這些文獻中，有個共同的問題，那就是它們所採用的社會網路的拓樸結構過於簡化，遺漏了一些重要的共性，例如在表 2-2 中所提到的無標度特性。因此在本文中，我們將建立一個演化網路模型，來產生無標度特性的網路拓樸，藉此可以貼近實際社會的情況。我們所建立的模型，基本上是延續 2.3.2 小節中提到的 BA 模型，並且加以擴充，建模的步驟如下：

- (1) 首先，給予網路中有 m_0 個初始點，每一個頂點可以隨機地與其他頂點連接 n 條邊，但是不允許任兩點間有重複連邊的情形發生，也就是任兩點之間只允許連一條邊。
- (2) 每個時間點加入一個新頂點， n 條邊。每個新頂點與舊頂點的連邊法則有以下兩種：分別是以概率 $1-q$ 隨機連接於舊頂點的「隨機法則」和以概率 q 按照法則概率 $\pi_i = \frac{k_i + 1}{\sum k_i + 1}$ 來選擇連於接舊頂點 i 的「擇優法則」，這裏 π_i 表示新頂點與舊頂點 i 的連邊機率， k_i 表示舊頂點 i 的頂點度。
- (3) 如此隨時間經過演化到各個統計參數達到穩定為止，也就是湧現出滿足冪率的度分布以及小世界性質。

根據上述的建模步驟，基本上是利用參數 q 將 BA 模型作延伸，藉著調控 q 值，我們可以觀察從成長型的隨機網到無標度網的變化。當 $q=0$ 時，按照這個模型生長出一個完全的隨機網；當 $q=1$ 時，按照這個模型生長出無標度網；參數 q 在 0 和 1 之間時，則生長出無標度網和隨機網的結合體。另外，在此我們要先比較成長型隨機網與傳統隨機圖論中的隨機網之間不同的地方，兩者的度分布圖有很大的差異，在 2.3.1 中我們曾提到過隨機網的度分布圖服從波松分布，而成長型的隨機網卻是服從指數分布。這個原因乃是在於成長型隨機網是從少數點開始成長，而成長的過程是按照隨機連邊法則來成長，並不像隨機圖論中的隨機網，是在總頂點固定不變的情況下，進行隨機連邊。因此 BA 模型所產生的成長型隨機

網的度分布圖並非服從波松分布，而是服從指數分布 ($P_k = e^{-ck}$, $c \in Z$)³。根據底下我們將給出不同q值下的度分布圖。

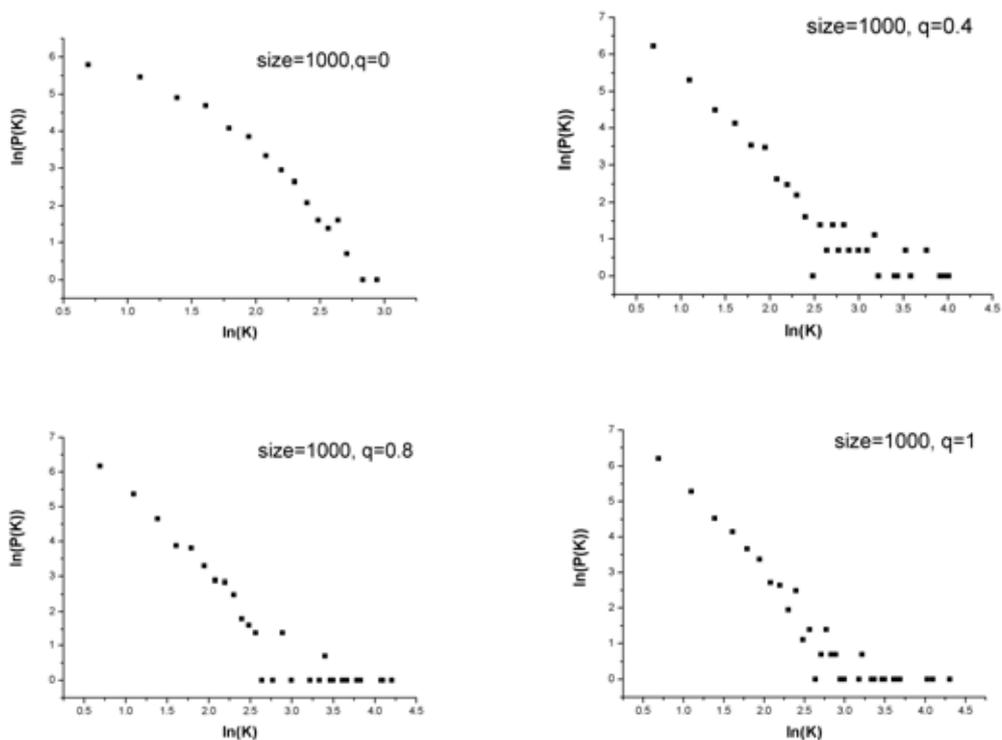


圖 3-2 $q=0, 0.4, 0.8, 1$ 的複雜網路度分布圖。給予初始點 $m_0=10$, $n=2$, 規模為 1000 頂點的網路。

由上左圖 3-2，我們可以明顯看出當 q 從 0 到 1 時，網路度分布圖明顯地從下凹的指數分布逐漸地轉變成近似直線的冪律分布，因此這意謂著我們的網路模型很成功地演化出了從隨機網路過渡到混合網路，並從混合網路到無標度網的網路拓樸。關於度分布尾端出現偏離冪律分布的情形，我們認為它的原因在於網路規模的大小。以下我們分別演化了 10000 個頂點的隨機網與 5000 個頂點的無標度網來作比較，看看是否有改善尾部偏離的問題。

從下圖 3-3 中，我們可以看到 10000 個頂點的隨機網（下右圖）明顯比 1000 頂點的隨機圖（下左圖）更符合指數分布，它的下凹彎曲的程度比 1000 來的好，

³ 詳情請參考 Albert and Barabasi(2002) 和 Newman(2003)。

並且尾部偏離的情形也有顯著的改善。另外，5000 個頂點的無標度網也同樣比 1000 個頂點的無標度網路更符合冪律分布，雖然分布尾部的偏離沒有完全解決，但是可以在視覺上看見改善，數據值比較集中在一直線附近，因此網路規模的大小的確影響著演化網路度分布的情形。

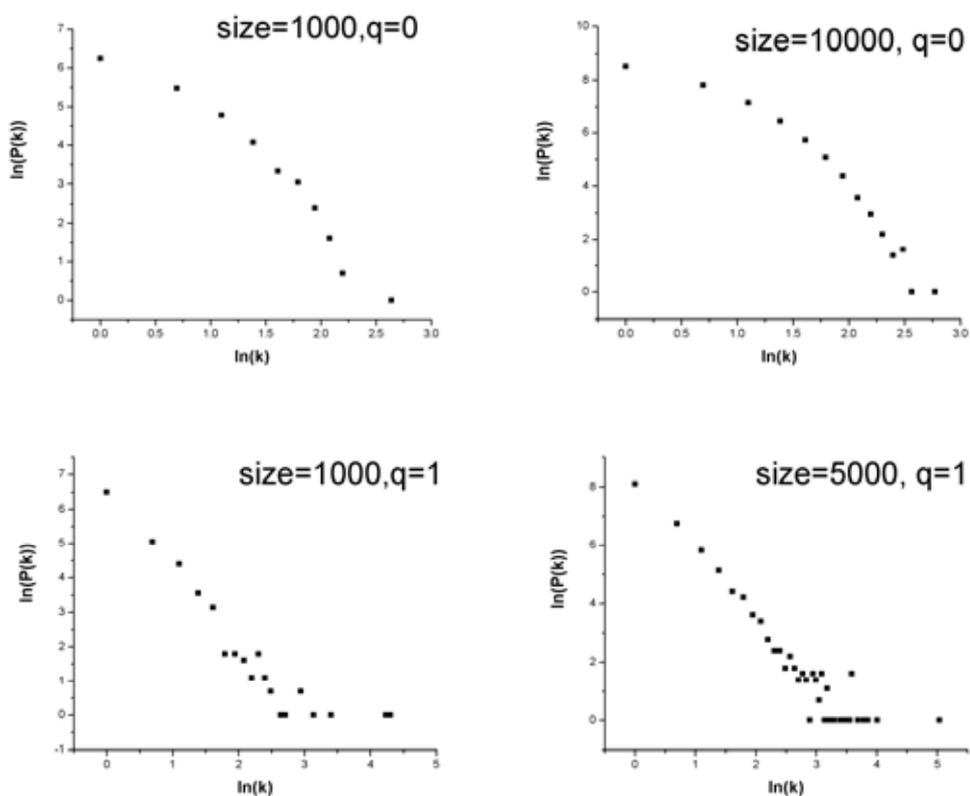


圖 3-3 不同網路規模的隨機網（上圖 $q=0$ ）與無標度網（下圖 $q=1$ ）的度分布比較。（模型參數為 $m_0=10, n=2$ ）

我們接著來觀察在不同 q 值下，網路統計性質是否同樣符合 BA 模型的統計特性。底下我們將列出 BA 模型的最短平均路徑長（ l ）和集群係數（ C ）的統計圖，並將我們的網路模型的統計量來與之比較。

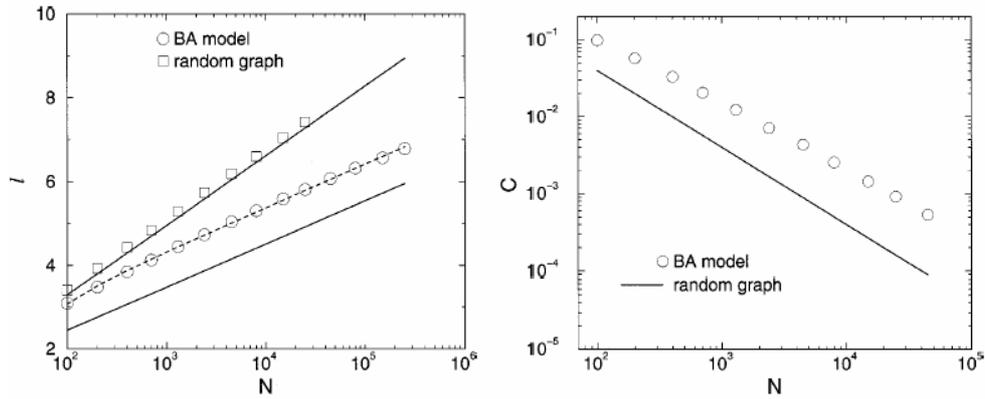


圖 3-4 在不同規模下 BA 模型的網路統計量。左圖為最短平均路徑長，右圖為集群係數。(此圖引自 Albert and Barabasi (2002))

由上圖 3-4，我們可以得知 BA 模型的無標網有兩大統計特性，第一它具有小世界性質（平均距離隨規模增加介於 3~8 之間），而且它的平均最短路徑比隨機網還要小。第二，它的集群係數值偏低（隨規模增加而減少介於 0.1~0.0001 之間），但是比隨機網來得高。我們接著來看下圖 3-5 的結果，看看我們的模型是否同樣符合 BA 模型中無標度網的特性。

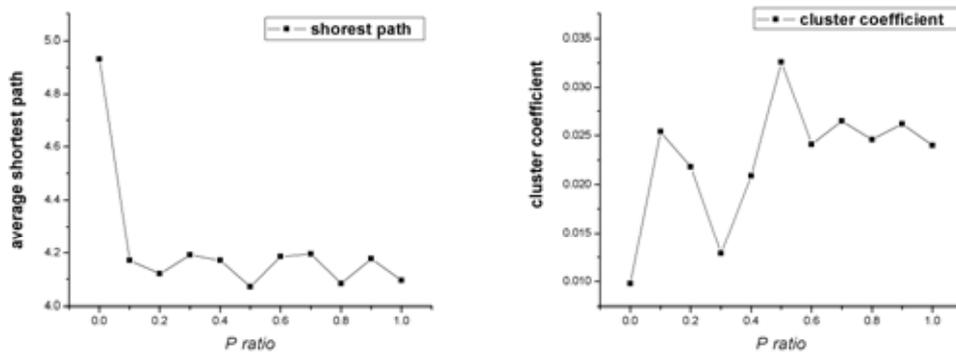


圖 3-5 1000 個頂點的網路規模在不同 q 值下的統計性質。左圖為平均路徑長，右圖為集群係數。

在上圖 3-5 中，左圖可以看到不同 q 值下的最短平均路徑長， $q=0$ 時的路徑長明顯大於 $q=1$ 的路徑長 ($4.932 > 4.096$)，也就是無標度網的最短平均路徑長短於隨機網，這結果與上面 BA 模型的結果一致。另外，我們也看到當 q 落在 0 到 1 之間時，混合網路的最短平均路徑長出現了不規則的起伏，這與 q 值的大小似乎沒有直接的關係。而上面右邊的集群係數圖， $q=0$ 時的係數值小於 $q=1$ 的係

數值 ($0.0098 < 0.024$)，由此得知無標度網的集群係數高於隨機網的集群係數，這結果同樣與 BA 模型的結果相符合。至於當 q 值落在 0 到 1 之間所產生的混合網路，雖然高低起伏不定，但是大體而言是隨著 q 值增加而增加。

綜合以上結果，不管是度分布圖或是網路統計量，皆證明了我們所建構出的「擴充 BA 模型」(Extended BA Model)，繼承了原始模型所有的特點，並且取得了結合隨機法則與擇優法則的混合網路拓樸。本文中，我們將以無標度網的拓樸結構作為消費者進行社會互動的平台來進行網路外部性對於消費者行為的研究。

3.4 建立衡量網路效果的指標

為了能夠有效地來進行實驗數據的分析與比較，在我們開始設計實驗前，必須先建立一些相關數量化的指標。針對需求曲線的分析，我們定義滲透率 r (penetration rate) 為「購買商品的消費者在市場中所佔的比例」，其數學定義式如下：

$$r = \frac{\#\{i : w_i = 1\}}{N} \quad (12)$$

由於每一個消費者最多只能購買一單位的商品，所以 $0 \leq r \leq 1$ 。另外，為了凸顯在模型中， r 的大小受到價格和外部網路結構的影響，我們以 $r(p, \otimes)$ 來表示需求曲線為價格 p 的函數，其中 \otimes 代表網路結構的參數。利用這樣的數學定義，我們可以清楚地比較不同的兩個網路結構在固定價格下對於市場影響的大小，如下式所示：

$$r(p_0, \otimes_1) \geq r(p_0, \otimes_2) \quad (13)$$

在價格給定下 (p_0)，網路 \otimes_1 的滲透率優於網路 \otimes_2 。我們可以進一步利用此定義式來計算 $r(p)$ 的加權平均數，並且利用此平均數來比較不同網路結構對於市場需求曲線的影響，數學定義如下：

$$\mu_p = E(p) = \int_p^{\bar{p}} r(p) f_p(p) dp, \quad (14)$$

其中 \underline{p} 和 \bar{p} 定義為有效價格區間的上下界，它們必須滿足下列條件

$$\begin{cases} r(p, O) = 0, \text{ if } p \geq \bar{p} \\ r(p, O) = 1, \text{ if } p \leq \underline{p} \\ 0 < r(p, O) < 1, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

上述的 O 表示孤立網路 (isolated network)，也就是消費者之間完全不連結，網路外部效果為零； f_p 是 p 的機率密度函數，在本模型中， f_p 服從 $[\underline{p}, \bar{p}]$ 的均勻分布。由此 (14) 的數學定義式，我們也可以將 μ_p 視為在廠商邊際成本為 0 的條件下的社會福利值或消費者剩餘 (social welfare or consumer surplus)，換句話說，只要藉由計算 μ_p 的大小，我們便可以精確地比較出不同的網路結構對消費者福利的影響力大小。

另外，由於需求曲線在某些狀況下，會呈現出跳躍或不連續的現象，在文獻中一般稱之為「雪崩效應」(Avalanche effect)。雪崩效應所指的是在某一個價格區間變化時，市場中願意購買商品的消費者突然暴增，好像突然發生雪崩一樣，這時在需求曲線上會出現一個購買量跳躍的不連續現象。為了有效地探討該現象是否與不同的網路結構有關係，我們將建立第二個可以量化的指標。首先，我們要定義雪崩效應的數學式：

$$d_{p_a} = r(p_a - \varepsilon) - r(p_a) > \theta_a \quad (16)$$

上式 ε 表示價間的微小變化量， θ_a 表示達到雪崩效應的一個最低門檻值，譬如： $\theta_a = 0.1$ 時，代表著在價格變化之間，所需要暴增的消費人數必須超過全部消費者比例的百分之十，才可以稱之為雪崩效應。由此可知，我們可以藉由調整 θ_a ，來區分雪崩效果的大小。除了外部設定 θ_a 之外，同時也需要給定一個相對應的價格 p_a ，有了這兩者我們便可以進一步設計出，可用來衡量不同網路結構下的雪崩效應的指標：

$$A = \text{prob}(d_{p_a} \geq \theta_a) \quad (17)$$

A 是需求曲線出現雪崩效應的機率值，當我們進行大量的數值模擬時，將可以順利求得，並且進行分析比較。

最後，根據 Phan, et al. (2003) 一文中曾提到需求曲線的「磁滯現象」(hysteresis effect)，我們也同樣地要建立一個量化指標來作分析比較。磁滯現象所指的是當市場中所有的消費者已經購買過該商品的情況下，如果廠商此時再推出類似的商品進入市場，則對於同一群消費者來說，他們會因為既有的社會網路效果，提高他們願意支付商品的金額，這樣的情形稱為消費性的磁滯效果。這意謂著人們的消費決策會受到過往購買價格的影響，而且此效果是納入網路結構之後所特有的現象，它在孤立網路中並不存在。而在實際模型作法上，我們可以先在有效價格區間進行價格遞減，推導出一條需求曲線，它的滲透率函數為 $r_d(p)$ ；再利用價格遞增推導出另一條需求曲線，其滲透率函數為 $r_u(p)$ 。最後我們定義 $R(\otimes)$ 作為 \otimes 網路結構下衡量磁滯效果的指標，其數學式如下：

$$R = \int_p^{\bar{p}} (r_u(p) - r_d(p)) f_p(p) dp \quad (18)$$

小結一下，我們在這一小節中所建立的三個量化指標，分別為衡量社會福利的 μ_p ，以及衡量雪崩效應的 A ，還有衡量磁滯效果的 R ，這些指標將有助於我們對於實驗結果進行分析與解釋。

3.5 實驗設計

本文採用代理人基模擬法來研究消費者行為與社會網路之間的關係，研究的焦點著重於市場需求面的模擬。底下將整個議題分為四個不同的設計，期盼從每一個設計中來觀察不同網路結構對於消費需求面的影響，並且期待能夠看見傳統經濟學理論所不能夠解釋的市場現象。

3.5.1 設計一：消費者剩餘 (Consumer's Surplus)

首先，我們將觀察在不同網路結構下所推演出的需求曲線，並且比較當廠商成本為零時的消費者剩餘的大小。我們將以孤立網路（isolated network）作為參照的標準，其他採用的網路結構有：完全連結網（world network）、環形網（ring network）、無標度網（scale-free network）。關於實驗詳細的設定，請見下表 3-1，採用五種不同的網路結構，並且根據 uniform[1,2] 隨機抽取 1000 個消費者的偏好來構成 H 矩陣，而價格控制在[1,2]之間，推導需求曲線所增加的價格為 0.02，也就是將價格區間切割成 50 等分來進行模擬。

Basic Design	
Network Topology (B matrix)	Isolated, Scale-free, World, Ring Networks
Network Size (N)	1000
Idiosyncratic Preference (H matrix)	Uniform[1,2]
Price (P matrix)	[1,2]
Incremental Size of Price	0.02
Runs	100

表 3-1 模擬需求曲線的參數設定表。

另外，為了能夠更進一步探討消費者剩餘與網路統計量之間的關係(如:)，我們首先利用 3.3 節所開發的演化網路程式，演化出 55 個複雜社會網 ($q=0,0.1,0.2\dots0.9,1$)，每一個q值產生五個網路，並且計算它的最短平均路徑長 (簡稱： L) 和集群係數 (簡稱： C)。隨後，採用一組固定的H矩陣⁴，總代理人數為 1000 人，其消費偏好的分布為uniform[1,2]，接著將這一組固定的H矩陣放入 55 個不同的社會複雜網路當中 (B矩陣)，透過程式的模擬，將產生 55 組消費需求曲線。接著，我們計算每組消費曲線在廠商成本為零時的消費者剩餘

⁴固定一組H矩陣的原因，在於可以單純比較不同網路(B matrix)的L與C對於消費者剩餘的影響，而不會受到H隨機抽取的些微影響。

(consumer surplus，以下簡稱：CS)。

有了描述網路特徵的兩個統計量和消費剩餘後，我們採用一個簡單迴歸的統計方法來分析網路統計量與經濟指標之間的關連性。迴歸式如下：

$$CS_i = \alpha_o + \alpha_1 L_i + \alpha_2 C_i + \varepsilon_i \quad (12)$$

其中 $i=1\sim 55$ ， $\varepsilon_i \stackrel{iid}{\sim} N(0,1)$ 。

3.5.2 設計二：雪崩效應 (Avalanche Effect)

根據 3.4 節中的敘述，我們曾提及需求曲線會在某些網路中，呈現出跳躍或不連續的消費現象，稱之為「雪崩效應」。我們並建立了 A 指標來比較不同網路下出現雪崩效應的機率值為何。我們考慮了在五種不同價格點上的消費需求表現，這些價格皆落在價格區間的上半部，之所以這樣選擇的原因在於，當價格過低時雪崩效應出現的機會微乎其微，在任何的網路結構下皆是如此，因此爲了要比較網路結構造成雪崩效應的可能性大小，我們將選出落在上區間的有意義價格點，作為參數的設定。另外，我們給予門檻值 (θ_a) 爲 100 (佔全市場的 10%) 來衡量雪崩效應的存在與否，因爲當 θ_a 太小則不具有代表性， θ_a 太大的話則使得出現雪崩效應的可能性太小，失去方便觀察與比較的目的。底下，我們將同樣給出實驗參數表：

Basic Design	
Network Topology (B matrix)	Random, q(q=0.5), scale-free, world, ring network
Network Size(N)	1000
Idiosyncratic Preference (H matrix)	Uniform[1,2]
Price (P matrix)	[1,2]
Incremental Size of Price	0.02
Advanced design	

θ_a	10% of market capacity
p_a	1.98, 1.94, 1.84, 1.74, 1.54
Runs	100

表 3-2 模擬雪崩效應的參數設定表。

3.5.3 設計三：磁滯效果 (Hysteresis effect)

根據 3.4 節 (18) 式所定義的 R ，我們可以用來比較不同網路結構下磁滯效果的大小。其實驗參數表如下：

Basic Design	
Network Topology (B matrix)	Isolated, World, Scale-free, Random, $q(q=0.5)$, Ring Networks
Network Size (N)	1000
Idiosyncratic Preference (H matrix)	Unifrom[1,2]
Price (P matrix)	[1,2]
Incremental Size of Price	0.02
Runs	100

表 3-3 模擬磁滯效果的參數設定表。

3.5.4 設計四：網路規模 (Network Size)

最後一個實驗是有關網路規模 (市場規模) 對消費行為的探討，根據傳統經濟學的論點，當市場規模大到某一個地步⁵，一些消費外部現象將自動消失，因此在理論模型中將可以忽略這些造成外部性的影響因素。在這個實驗中，我們想觀察當網路規模增加時，是否仍會存在著雪崩效應和磁滯效果。藉由我們的實驗，我們想加以檢驗「近似相等」(asymptotic equivalence) 在我們的模型中是否成立。其數學式如下：

(13)

⁵ 理論上，極限行為 (limiting behavior) 的探討都是假設規模趨近於無限大，但在實驗中，我們只能以一些大規模的網路來作觀察。

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} A_n &= 0 ? \\ \lim_{n \rightarrow \infty} R_n &= 0 ? \end{aligned} \quad (14)$$

其中 A_n 和 R_n 為衡量雪崩效應和磁滯效果的兩個量化指標， n 為市場規模。

底下，我們將同樣地列出實驗參數表：

Basic Design	
Network Topology (B matrix)	Scale-free , Isolated Networks
Network Size (N)	1000, 3000, 5000
Idiosyncratic Preference (H matrix)	Unifrom [1,2]
Price (P matrix)	[1,2]
Incremental Size of Price	0.02
Runs	1

表 3-4 模擬不同網路規模的參數設定表。⁶

⁶ 由於進行大規模網路的數值計算非常地耗時，譬如：產生一個 5000 個消費者的需求曲線需要一天之久，因此我們的實驗中我們只進行一次，並採用圖形來作解釋。