

透過 SIR 模型與人口流量參數探討縣市間疫情傳染之關係

摘要

2020 年，新冠肺炎在全世界蔓延，台灣也包含在內。雖然比起其他國家，台灣的疫情沒那麼嚴重，但還是在許多層面上受到了影響，尤其是在經濟和日常生活上也備受衝擊。限制人口的移動在世界各地都成為了防疫的關鍵。大多數能夠快速實施限制人口流動的政策國家，例如台灣，都能有效地控制住疫情。本研究以台灣本島為研究對象，探討疫情會如何在城市之間因人口流量而擴散。本研究使用了 SIR 模型以及城市引力模型來設定模擬參數和模擬疫情的擴散。進行以下四種情形的模擬：台灣縣市之間（一）完全無阻礙（地理位置、距離、科技限制等）的人口流動；（二）正常的人口流動；（三）人口流動量減為平常的一半；（四）完全沒有人口流動。在模擬之後，能發現疫情會隨著人口流量限制和時間長短而有不同的影響，當城市之間人口流量參數降低之後，全台感染人口也會跟著降低。因此，若政府限制城市之間人口流量，能有效的幫助疫情趨緩。

目次

摘要.....	1
目次.....	2
研究動機.....	3
研究目的.....	4
文獻回顧.....	4
研究範圍.....	5
研究概念.....	5
研究方法.....	6
（一）SIR 模型	6
（二）城市引力模型	8
研究限制.....	9
參數設定.....	10
研究結果.....	15
結論.....	20
參考文獻.....	22
附錄.....	24

研究動機

2020 年寒假，全國學生延後兩週開學，因為新型冠狀病毒疫情在台灣慢慢升溫。在 2019 年 12 月時，中國大陸湖北省武漢市發現了不明原因的肺炎，並在 2020 年一月經過研究後判定為新型冠狀病毒。而在之後，這疫情也迅速在世界各地擴散，也被證實可以透過飛沫進行人傳人的感染。罹有新型冠狀病毒的病患可能會出現發燒、乾咳、呼吸急促、倦怠、肌肉痛、頭痛等症狀，有些甚至會出現嗅覺或味覺喪失等（衛生福利部疾病管制署，2020）。世界衛生組織（WHO）也在 2020 年三月十一日宣布 2019 新型冠狀病毒(COVID-19)為「大規模流行病」(pandemic) (WHO, 2020)。這次病毒的傳播力相較於之前 2003 年的 SARS 還要高上許多，從基本再生數(R_0)的觀點探討， R_0 值代表疫情初期傳染病患者會傳染給多少人，如 R_0 值為 2 代表的就是傳染病患者會將此傳染病傳染給兩個人，因此 R_0 值越高，傳染力越強，SARS 的 R_0 值為 2~5，而先前美國疾管署宣布新型冠狀病毒的 R_0 值已經來到了 5.7(Sanche et al., 2020)。疫情曝光的短短一個月內，確診病患便已超過 SARS 當年的感染人數。

在新型冠狀病毒蔓延的時期，世界各地都受到了許多影響。像是許多國家都因為這次的疫情而停止上班上課，只能在家進行線上活動，有些嚴重的城市像是武漢市還實施封城措施，減少縣市之間的互動。世界各地的政府也頒布了種種政策，其中包括旅遊禁令、居家檢疫、商品管制等。除此之外，各個航空業和觀光業的員工也因鎖國政策受到莫大的影響、損失慘重，也讓許多人都無法如他們預期的出差和旅遊。由此可見，新型冠狀肺炎所帶給世界的影響層面廣至經濟層面，像是今年 4 月 21 日，美國原油價格史無前例的暴跌為負值 (BBC, 2020)。而疫情對台灣的影響沒有像美國等國家如此驚人，不少人歸功於台灣政府以及相關單位的超前部署和決策俐落。2020 年 1 月 21 日在台灣出現了第一起境外移入的病例，另於 1 月 28 日確診了第 1 例本土個案（衛生福利部疾病管制署，2020）。之後政府用了最嚴格的態度來對待這次的疫情，如下令海外歸國的人要居家隔離十四天、禁止口罩出口、出門時必須保持社交距離和配戴口罩等等。政府所做出的這些嚴格政策再加上台灣公民的素養和高配合度以及醫護人員辛苦的付出，才得以幫助台灣將疫情控制得當。因此我們想從新冠肺炎的快速傳播下手，探討疫情會如何在城市之間因人口流量而擴散，以及封城等限制移動的措施是否對疫情控制有幫助。

研究目的

本次研究的目的是利用流行病學模型，來研究和模擬疫情在台北市爆發後，台灣各縣市感染人數的變化。我們會透過調整模型參數來模擬，並比較有無防疫措施病毒的傳染情形。相較於國外有些國家，台灣新型冠狀病毒疫情沒有那麼嚴重，所以政府並沒有實施封城這種非常嚴格的境內管控。因此想知道假設台灣疫情也嚴重升溫時，如果施行降低流動率防疫措施，像是封城，停班停課等等，會不會有效果。雖然目前沒有發生這樣嚴重的疫情，但我們想透過模擬實驗的方式來看出疾病傳播的過程、範圍、及走向，並在將來能提供政府和相關單位執行防疫政策之參考。以下是本次研究提出的幾個問題：

1. 縣市之間的人口流動量會如何影響疫情的散播？
2. 有無防疫措施政策會怎麼影響到疫情的擴散？例如像是封城或各縣市限制出入之後，疫情會如何擴散？
3. 當在台灣某縣市爆發疫情，是否全台灣的縣市都有必要進入緊急狀態，還是只有爆發疫情臨近幾個縣市需要特別注意？

文獻回顧

過去許多研究流行性傳染病的研究者都使用了 SIR 模型。SIR 模型第一次出現是在 Kermack 和 McKendrick 1927 年寫的文章，用以模擬流行性傳染病的模型提出。透過數學運算，SIR 模型能夠預估經過一段時間後，流行病感染的成長狀況。在 Nesteruk (2020) 的三篇文章當中，他分別使用了 SIR 模型研究和推測 COVID-19 會如何在南韓爆發(Nesteruk, 2020a)，在世界各地擴散的範圍將會多大(Nesteruk, 2020b)，以及推斷出 COVID-19 的傳染模型及其感染人數(Nesteruk, 2020c)。從這些實驗結果當中，研究者推斷出了疫情將會於三月時減緩並且感染人數大約會是 84,000 人。可以推斷出這些實驗結果不合現實的原因是因為缺乏了即時更新且準確的資料，所以無法體現 SIR 模型的功效，但在疫情的模擬中，SIR 模型的背後意義仍代表流行病學重要的意涵。

除了 SIR 模型以外，過去的傳染性疾病傳播還有兩類的模型：時空模型以及空間模型。在林惠君(2008)的研究當中，作者使用了兩種分別為空間分析以及時空分析的軟體做比較。從研究結果來看，作者推斷出傳染病的分析應該以時空模型作為基礎，綜合討論時間和空間分布的變化，而不是單純的空間或是時間分析。在另一篇文章，王逸翔 (2008)探討了時間與空間在傳染病學上的重要性：透過

空間模型，可以大概瞭解疫情的聚集密度，由此判斷哪些區域為傳染高風險區，應採取隔離措施；透過時間模型，可以觀察，甚至預測，未來疫情出現的頻率與傳播速率。良好的運用時間與空間模型，可以更加瞭解一個疫情的動態分布。因此，本研究除了考慮 SIR 模型在時間上對疫情傳染的影響之外，研究模型也會考慮縣市之間的距離以及疫情散播的位置。

中國科學院遙感應用研究所的研究中，龔建華等人(2003)設計了一個模型，將人分成健康人群、SARS 潛伏者、SARS 發病者，並設計了 6 個主要參數：SARS 潛伏期天數、得病後入院時間、SARS 感染率、隔離措施強度、個人的每天接觸交往人數、地區外每天輸入病例數。隔離措施強度代表當前有百分之多少的患者正受到隔離，例如 50% 的隔離措施強度代表當前有 50% 的患者正受到隔離。對疫情控制措施強度的減弱、社會接觸人數的增加、地區外 SARS 病例做模擬分析，並根據實際數據調整參數讓研究者理解 SARS 的傳播與控制機制。除此之外，對政府來說，此模型也會是一個能夠協助判斷哪些防疫措施有效並應該延續的工具。因此，本研究的模型也將會考慮多種可以實際取得的參數來模擬疫情的散播，能更清楚的了解疫情的擴散將如何被這些參數影響。在這個過程當中，我們可以找到能有效控制疫情的參數並推論出好的防疫措施或是疫情擴散後的處理方式。

研究範圍

本研究選擇以縣市為研究單位來模擬城市之間人們的互動，因為個別縣市的人口資料較容易取得，以縣市為單位也是較符合台灣地方政府治理的現況，縣市级能個別採取不同防疫的政策手段。研究範圍是台灣本島但沒有包括外島，因為交通航點不容易控制。例如，南投縣的民眾要到外島，那麼他們一定會先經過別的縣市到達有航點的地方再乘坐飛機。由於到外島的路線非常多變，無法準確掌握並模擬本島與外島人口交流的方式，因此選擇從研究範圍中排除外島，留下台灣本島的縣市。

研究概念

假設有一天台北市爆發疫情，造成了一萬人感染。首先，先去模擬在沒有任何防疫政策的情況下，這一萬人的疫情會如何散播。之後再模擬有做出因應防疫措施，例如減少移動率——減少交通乘客或是班次等情況下，疫情會如何散播。我們可以透過量化數據，例如計算高鐵、台鐵減少多少百分比的乘客來估計人口減少多少流動，模擬政策的變化可以依據計算結果來推測部分疫

情散播的情況。最後，可以比較不同狀況的模擬下，疫情的結果來判斷限制移動的政策，對人口流動和疫情散播的影響為何。

在經過閱讀文獻之後，我們發現有很多不同種模擬流行病的模型，而其中 SIR 模型是最好理解 and 使用的。再進一步的理解數學公式後，發現了這符合我們可以理解和運用的範圍內，因此選擇了此模型。雖然公式看起來很複雜，但基本上的概念就是計算每天得病人數的變化量。在選定研究主題後，有向許多老師請教本研究中將利用到的各個研究方法，如面臨多重縣市時 SIR 模型的改造以及模型中利用矩陣推算人口比例的一般化表示法。本研究之所以能夠順利完成，需要感謝各位耐心指導我們的老師們。

研究方法

本研究主要運用 SIR 模型來計算並模擬疫情，再加上空間分布的地理意涵，又已知疫情於縣市之間可以互相傳染，因此透過人口流量來觀察傳播於各縣市之間的情形。

從建立的模型之中，可以瞭解疫情在各縣市之間傳播的關係，往後若再次遇到大規模傳染病時，可以因應各縣市之間的互動量來調整所需執行的政策，盡可能降低疾病對台灣的影響。在這一次新冠肺炎的疫情中，也發現到有些研究者進行對國家疫情使用 SIR 模型，希望可以參考這方面的研究資料，並縮小範圍至縣市之間的疫情傳播來進行模型模擬。

(一) SIR 模型

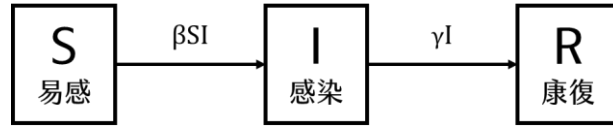
流行病學中常使用 SIR 模型協助模擬疫情的傳播。英文字母 S、I、R 分別代表易感染、已感染、與康復人數的比例。易感染者為人口當中尚未感染的人，已感染者為人口中感染疫情但還未康復的人，康復人數則為染病後痊癒並不會重複感染的人。除此之外，在 SIR 模型中，通常會使用 γ 來表示康復率，能代表每天康復的比例，而有效傳染率則是使用 β 表示，有效傳染率又可細分成接觸率跟感染機率兩個概念，接觸頻率與感染機率乘積代表病毒能有效傳染的比率。簡單來說，若要使一位易感染者(S)轉變為已感染者(I)，那易感染者必須和已感染者接觸，以及在接觸過程中被病毒所感染，因此 β 會隨著人的互動頻率或病毒種類的不同而改變。

瞭解各個符號所代表的意義後，便可探討以下公式(Smith & Moore, 2004) (圖一)：

$$\frac{dS}{dt} = -\beta SI$$

$$\frac{dI}{dt} = \beta SI - \gamma I$$

$$\frac{dR}{dt} = \gamma I$$



▲圖一、SIR 模式圖示

上述公式中 $\frac{dS}{dt}$ 、 $\frac{dI}{dt}$ 、 $\frac{dR}{dt}$ 分別為易感染(S)、已感染(I)、與康復(R)比例隨時間 t 的變化量。

以上是針對單一封閉區域進行 SIR 模型時所使用的公式。然而，因為本次的研究探討的是縣市間人口流量對病毒傳播的影響，所以須考慮多重區域的互相影響，因此需要改寫以上公式後才可以使用。對於多重區域的條件下，由於各區域的易感染者有可能會與其他區域的已感染者接觸成為新的已感染者，所以須將各區域之間的有效傳染率納入考量，且受到接觸率的不同，各自區域內的有效傳染率與應該會較區域間的有效傳染率還高。以下用 A、B 兩個區域為例，考慮 A、B 之間的傳播率後，新的公式如下(圖二)：

$$\frac{dS_A}{dt} = -(\beta_{AA}S_AI_A + \beta_{AB}S_AI_B)$$

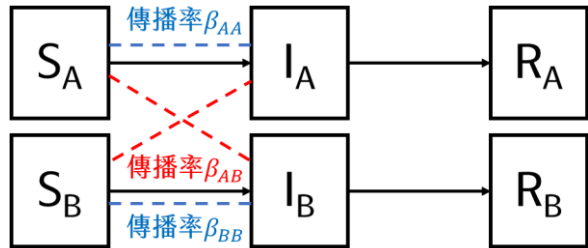
$$\frac{dS_B}{dt} = -(\beta_{BB}S_BI_B + \beta_{BA}S_BI_A)$$

$$\frac{dI_A}{dt} = \beta_{AA}S_AI_A + \beta_{AB}S_AI_B - \gamma I_A$$

$$\frac{dI_B}{dt} = \beta_{BB}S_BI_B + \beta_{BA}S_BI_A - \gamma I_B$$

$$\frac{dR_A}{dt} = \gamma I_A$$

$$\frac{dR_B}{dt} = \gamma I_B$$



▲圖二、兩個地區之 SIR 模式圖示

β_{ij} 為 i 區與 j 區之間的有效傳染機率，例如 β_{AA} 則表示 A 區民眾之間的有效傳染機率， β_{AB} 則表示 A 區民眾與 B 區民眾之間的有效傳染機率。因兩個不同區域的人互動較少，因此通常 β_{AA} 的數值會高於 β_{AB} 。

進一步，若將劃分的區域數目提升至 n 個，可以使用以下通則，求第 i 區感染人數隨時間的變化：

$$\frac{dS_i}{dt} = - \sum_{k=1}^n \beta_{ik} S_i I_k$$

$$\frac{dI_i}{dt} = \sum_{k=1}^n \beta_{ik} S_i I_k - \gamma I_i$$

$$\frac{dR_i}{dt} = \gamma I_i$$

使用 SIR 模型的時候，需要先知道各縣市的人口總數，而在這個總數裡，需要去假設有多少人已經患有這個疾病，多少人還沒被感染，和有多少人已經恢復健康然後不會再被感染。因此需要先有這些假設數值，才能對縣市之間去進行 SIR 模型的模擬。從模型中，可以透過 S 與 I 的人口比例評估縣市疫情的嚴重性，並也可以運用此資訊斷定病毒對各縣市所造成的影響。

(二) 城市引力模型

除了 SIR 模型之外，在研究中也使用了牛頓的萬有引力定律為參考，進行人口流量參數的計算。牛頓於 1687 年發表了萬有引力定律，說明所有物體之間都有相互的吸引力，其引力可以用下方公式計算：

$$F = \frac{GM_1M_2}{r^2}$$

其中 G 為萬有引力常數， M_1 、 M_2 為物體質量，r 為兩物體之間的距離。

本研究沿用牛頓萬有引力定律的概念，建立一個城市引力模型，原先物質之間互相的吸引力將被轉化為城市之間互相的影響，又可解釋為城市之間的互動量(郭錦婷，2000；郭迺鋒等人，2010)。人口流量的計算方法可以參照牛頓萬有引力定律的公式推得，互動量為兩城市人口相乘後，再除以距離平方，運用此公式，可以大致推論各縣市之間的流動關係。其實城市引力模型在 19 世紀末便已經被用來觀察並解釋城市間的經濟影響或居民移動量等。在本研究中，為了讓模擬過程更加方便且容易操縱，我們將城市引力模型改寫為以下公式：

$$C = \frac{\theta K P_1 P_2}{r^2}$$

其中 θ 與 K 為擬定的人口流量常數， P_1 、 P_2 為城市人口數，r 為城市之間的距離。將在下一段內文中詳細解釋參數設定和其數值的意義。

研究限制

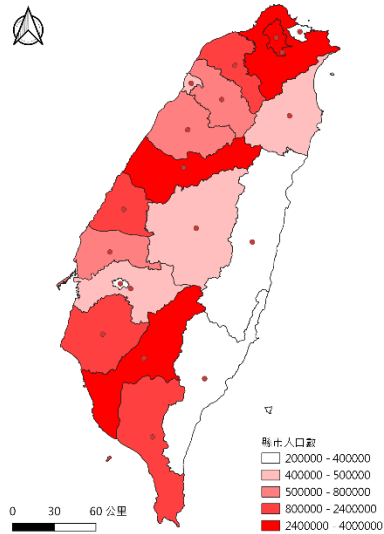
首先，由於此研究模型透過人口重力模型計算人口流動，人口流動的估計值只受到各個縣市的人口數和縣市之間的距離影響。在這個模型當中，其他可能影響縣市之間人口流動和互動的因素，例如縣市之間交通的便利和地理關係。這會造成某些縣市之間人口流動模擬的結果不準確，例如雖然花蓮和彰化在地圖上的距離比花蓮到台東的距離短，中央山脈在花蓮和彰化中間會造成交通不方便，減少花蓮和彰化之間的人口流動。這個例子證明了較短的距離不代表兩個縣市之間的互動將會比較頻繁，但在本研究模型當中這將不被考慮。

除此之外，由於人口移動模型是以行政區的中心點來計算縣市之間的距離，所以在計算一些縣市之間的互動時，會有較大的誤差。例如台北到新北市的距離，由於新北市是一個環形行政區，所以它的中心點會和台北市行政區的中心點離特別近。

另外，當在建立 SIR 模型時，假設了被感染者痊癒之後無法再次受到病毒的感染，但是現實中能發現有許多二次感染的病例，所以這個模型假設有可能會低估感染的人數。

參數設定

本研究中同時運用到了 SIR 模型與城市引力模型，這一段將描述如何運用這兩組模型進行疫情傳播的模擬。首先，我們從社會經濟資料服務平台獲取各縣市的人口數，並且利用 QGIS 軟體繪製各縣市的中心點(圖三)。有了這兩項數據後，便可以代入城市引力模型，計算各縣市之間的人口流量。將各縣市之間的人口流量整理成以下表格(表一)。



▲圖三、各縣市人口數及中心點位置

▼表一、各縣市之間的人口流量(節錄)

	臺北市	新北市	桃園市	臺中市	臺南市	高雄市
臺北市	-	81056.9	4618.069	561.123	80.659	116.806
新北市	81056.9	-	7265.275	948.745	130.226	190.380
桃園市	4618.069	7265.275	-	934.688	90.747	127.767
臺中市	561.123	948.745	934.688	-	296.347	395.367
臺南市	80.659	130.226	90.747	296.347	-	4411.037
高雄市	116.806	190.380	127.767	395.367	4411.037	-

從表格結果可以發現，台北市與新北市的人口流量數值是當中最大的，這結果也十分合理，因為兩城市的人口數都很高而且中心距離相當接近。現實中，居住在台北市、新北市的民眾也時常來往兩地，彷彿無城市邊界區隔。順著這個思考路徑，我們首先決定將台北市與新北市之間的人口流量參數當作基準，因此將整個表一都除以台北市與新北市之間的人口流量參數，即把台北市與新北市的人口流量設為 1，得到下方表二的結果(表二)。透過基準化來衡量、比較兩縣市之間的流動關係，在城市引力模型中，參數 K 的數值即是台北市與新北市的原始人口流量的倒數。

▼表二、雙北市流量基準化後各縣市間的人口流量(節錄)

	臺北市	新北市	桃園市	臺中市	臺南市	高雄市
臺北市	-	1	0.057	0.007	0.001	0.001
新北市	1	-	0.090	0.012	0.002	0.002
桃園市	0.057	0.090	-	0.012	0.001	0.002
臺中市	0.007	0.012	0.012	-	0.004	0.005
臺南市	0.001	0.002	0.001	0.004	-	0.054
高雄市	0.001	0.002	0.002	0.005	0.054	-

除了基準化的步驟之外，我們還利用了另一個變數 θ 。 θ 值本身的意義就是用來提升或降低基準化人口流量值，將人口流量的數值有真正實際的意義；後續會經過調整 θ 值來模擬不同的人口移動情境，在不改變縣市之間的互動性關係的條件下調控移動人口的比例。

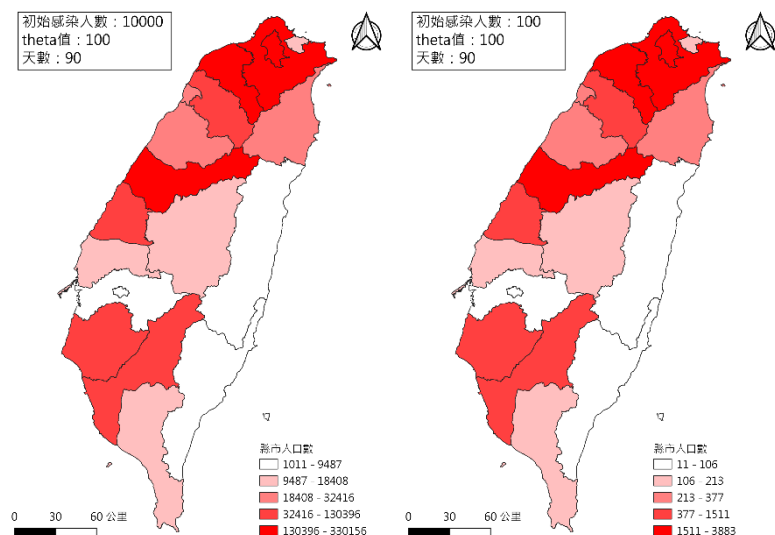
透過這項轉換，我們得到了更容易套入到 SIR 模型的數值。回顧 SIR 模型中的有效傳染機率 β ， β 為接觸率與感染機率的乘積。在閱覽了許多文獻後，採用 Syed & Sibgatullah (2020) 透過數據分析得到的新冠病毒有效傳染率，其值為 0.38。而在本研究中，各縣市內的 β 值都設為 0.38，而兩縣市之間的 β 值則為 0.38 再乘上人口流量值，但當設定的人口流量值大於 1 時，便直接設定 β 值為 0.38。

此模型建立的基準點是縣市之間的人口流量互動。由於台北市和新北市之間的人口流動量是最高的，因此每當台北市有新病例時，無論感染人數如何，新北市都將受到最大的影響。換句話說，由於這兩個城市的人口流動量極大，因此可以將台北市和新北市的組合視為如同同一縣市的地區。

後續的實例可以讓讀者們更加瞭解參數設定的意義。模擬的情境中，分別更改了模型中的四項參數進行病毒傳播：初始病例數、出現初始病例的城市、 θ 值與感染天數，以說明不同情境下的結果。

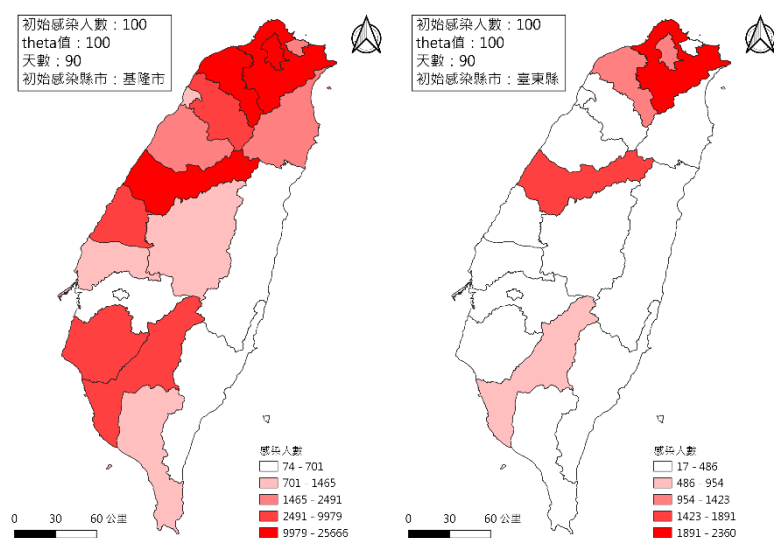
（一）初始病例數與初始病例所在縣市

為了理解初始病例數會不會影響結果，本研究也調整初始病例數進行模擬。例如，圖四為只改變初始病例數的差異，能發現感染比例上基本上是一致的，不同的只是圖示中各個色塊所相對應的人數，然而在圖同的參數設定下，初始病例數所造成最終感染人數的嚴重性與感染速度就會有差異，當初始感染病例數增加時，被感染的人數也會更快速地增加。



▲圖四、初始病例數所造成總感染人數的差異

除了初始病例數之外，初始病例發生地點也會對於疫情造成影響。如果該疫情首先在台灣最北端的城市基隆市出現，則受影響最大的城市是基隆市本身以及周圍的新北市、台北市、桃園市，即人口較多的台中市、高雄市。另一方面，如果該疫情最初是在台灣東部的台東縣出現，則感染病例最多的城市是台東本身，以及台中市、新北市、台北市、桃園市、高雄市(圖五)。在模擬此部分後，會發現無論疫情最初出現在哪裡，因為人口數及人口流量與人口數有關，因此最終受影響最大的縣市，都是集中在人口最多的城市。



▲圖五、初始病例發生縣市所造成總感染人數的差異

後續的討論中，我們將初始病例發生地點設定在台北市，來觀察當台北市發生病例時，會如何傳遞到其他縣市。

(二) 人口流動參數： θ 值

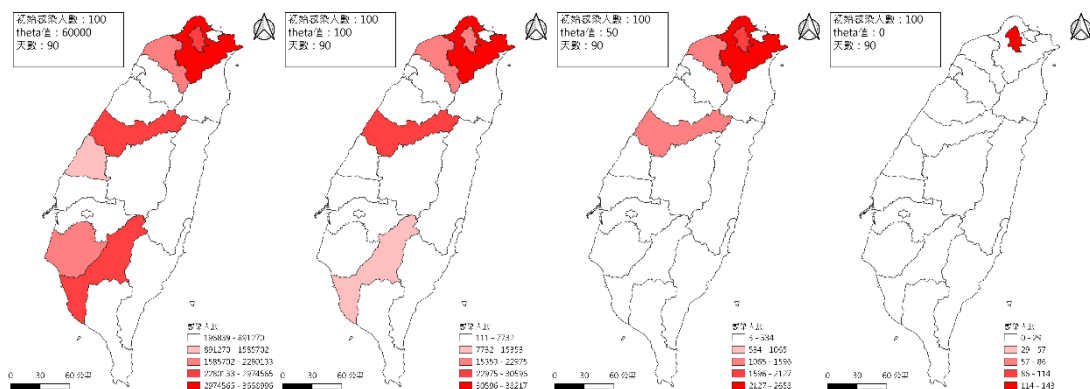
參數設定的段落已描述了擬定人口流量常數的過程和值的意義。在這裡將直接代入一些特定數值來觀察不同設定下，台灣縣市之間疫情又是如何透過人口移動來傳播。

為了評估在沒有任何縣市界線的台灣人民，在島上自由移動的環境中，新冠肺炎的傳播情況，我們將值設置為 θ 值設定為很大的數值，原因是為了要讓每個人口流量值在被輸入模型之前，都將值被還原到 1，表示縣市間的傳播與縣市內的傳播是一樣的，在這樣的設定下， θ 值設定為 60000 就能表現出這樣的情境。可以藉此參數模擬台灣各地人口在一個無縣市邊界的島上相互聯繫並互動時的疫情傳播示意圖，即是將台灣視為一個沒有劃分的研究區，運用簡單的 SIR 模型來觀察疾病的傳播。透過這次的代入，可以觀察到一個有趣的狀況，無論出現初始病例的縣市發生在哪裡，最終結果和圖表都會是相同的。這是因為在這次的模擬當中，既然沒有了縣市邊界，那麼也就等同初始病例的起點就是整個台灣本島。

但是，上述設置與現實生活相去甚遠。現實中，縣市人口之間的互動所需的互連性，不可能都是相同的。为了更好地表示疫情在整個台灣的傳播，必須將 θ 值適當的減小。在比較數據和仔細考慮之後，最後決定將 θ 值設置為 100，在這樣狀況下，相鄰縣市（例如新竹縣市和嘉義縣市）將獲得更高的人口流量，而距離較遠的縣市，人口流量也能隨距離合理的遞減。

接下來，可以透過調整 θ 值來呈現一些政府所擬定的政策的實用性與效率。這裡需要注意的是，數值增加或減少的數量並不是焦點，需要關注的是 θ 值變化的百分比。例如：實行交通限制如梅花座等政策當作例子，透過大眾運輸移動的人口數量的減少，因此我們可以將 θ 值改為 50，作為交通限制政策若使人口流量下降一半，就可以大概評估實行防疫政策的效益。

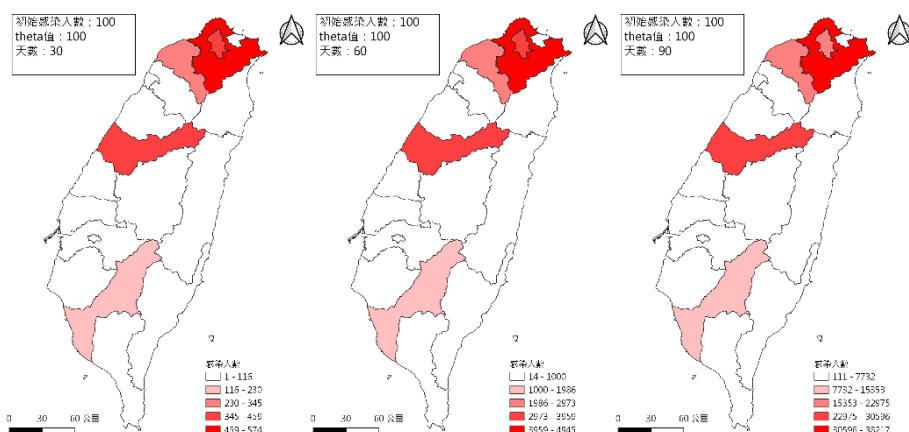
透過比較 θ 值為 100 和 50 的面量圖，可以從數字上看到阻擋人口流動的政策對限制疫情傳播的有效性。並可以重複此過程，並測試各種值的百分比變化來檢視各種政策的效率。其中有一種特殊情況是完全封城，限制縣市人口的移動，也就是透過縣市的完全隔離得以限制疫情的傳播。在這種情況下，能將 θ 值設置為 0。如此一來，在這個的模型當中，被隔離的縣市將不會與其他城市有任何人口的流動。



▲圖六、比較不同 θ 值造成總感染人數的差異

(三) 感染天數

此部分是疾病在時間面向的成長趨勢，為了理解感染天數與疫情傳播之間的關係，本研究將觀察 30 天、60 天和 90 天後感染者的數量，隨著感染天數的增加，感染人數也通常會明顯的增加，除非是疫情已經提早趨緩(圖七)。



▲圖七、比較不同感染天數造成總感染人數的差異

從圖表中可以看出，感染天數與感染者的數量成正向關係，而且 30 天、60 天和 90 天在各縣市之間的比例，面量圖中顏色分布都非常相似。但是，可以預期的是，在達到一定的天數後，感染者數量的增長將會減緩，因為未感染人口的比例將會降低，造成即使是高人口和低距離城市之間的互動也會無法產生很多患者。

研究結果

透過上述的模擬設定，已經可以得出不同輸入值對於感染人口及分布影響的一些小結：在本研究當中，比較初始病例數從 10 人到 1000 人疫情傳播的差異。隨著感染天數的增加，各縣市的病例數也穩定的成長，而病例的分布也維持不變，根據城市引力模型，縣市之間的互動量會隨著距離的縮減和人口的增長而變高，也就是為什麼初始病例數對於人口數高的城市會有特別大的影響。本研究另一個發現是雖然疫情散播的程度和速度都因為初始病例數而大幅的成長，但病例數在台灣各縣市的分布並沒有被大幅度的影響。這也許是因為在模擬的過程當中，各縣市的人口數、人口流動量都維持相同，所以互動量高的縣市則依然會佔有最高比例的病例數，互動量低的都市依然不會像互動量高的都市一樣快速地增加病例。θ 值越高，疫情散播的速度會越快。經過之前模擬的測試，發現不管初次病例發生在哪一個城市，最後影響最嚴重的都會是人口最高的城市，所以後續選擇以台北市模擬接下來的所有情況。接下來，將透過情境的模擬和多種輸入值搭配的方式，進行更深入的討論。

(一) 情境一：模擬以台灣本島為一個整體的傳染情況

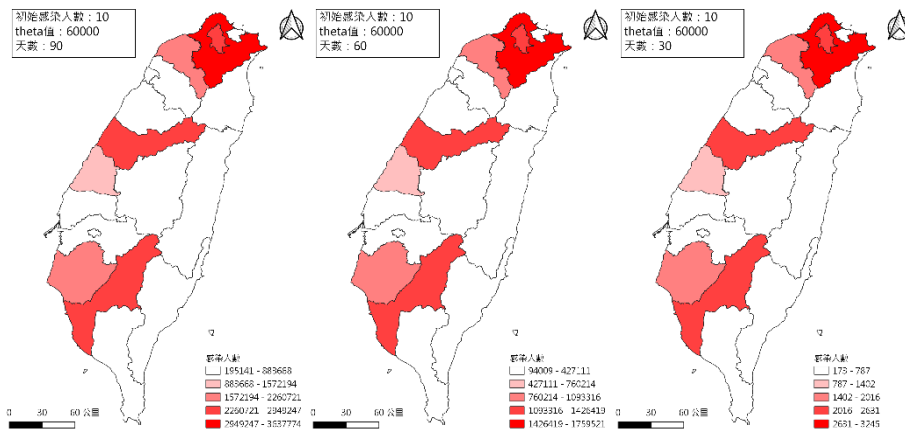
第一個情境是把台灣模擬視為單一研究區的概念。之所以會想要模擬此情況，是發現有許多學者以研究的國家為單一個體進行觀察，因此我們也用相同的方式探討台灣本島的傳播。

將 θ 值提高至 60000，是為了要讓每個人口流量值在被輸入模型之前，都將值被還原到 1。如此一來，縣市之間將不會有任何阻礙，任何人可以隨意移動並感染全島的人口。在這個情境當中，既然沒有了縣市的差別，那麼任何一個縣市的初始病例就等同於整個台灣本島的初始病例。

在此情境下，若初始病例數為 10 人，則經過 30 天後，全台灣約有 2 萬人感染；60 天後，感染人數增加了接近 500 倍，約有 1000 萬人感染此疫情，90 天後，感染人數翻倍，約 2100 萬人感染；若初始病例數為 100 人，則經過 30 天後，全台灣約有 19 萬人感染，60 天後，感染人數增加了 900 倍，約有 1800 萬人感染此疫情；90 天後感染將近 2100 萬人；若初始病例數為 1000 人，則經過 30 天後，全台灣約有 170 萬人感染，60 天後，感染人數增加十倍，約有 2000 萬人感染此疫情，90 天後感染將近 2100 萬人(表三)。在空間分布中，不同參數設定下，分布的比例都一致，與各縣市的人口數量有正比關係(圖八)。

▼表三、情境一模擬下，全台灣的感染人數

$\theta = 60000$		感染天數		
		30	60	90
初始感染人數	10	18820	10200503	21096223
	100	186493	18080738	21277574
	1000	1708510	20435194	21339078



▲圖八、情境一模擬下，疾病的空間分布

在這個情境下，疾病會非常快速的傳播，甚至到 60 天後，台灣將近一半的民眾都已遭受感染。不過這樣的人口互動過程也和現實有落差，因此接下來會考慮民眾在不同縣市之間的互動量不會如縣市內的流量一樣，來代表正常狀況下，疾病在台灣的傳播情況。

(二)情境二：模擬以正常縣市之間的人口移動

第二個要模擬的情境是台灣本島內若維持正常縣市人口移動時疫情的傳播情況。在經過一番考量後，決定將 θ 值設為 100，盡可能地貼近真實縣市人口的移動量。在此，我們模擬的結果可以用來探討若台灣政府並未才取任何防疫措施時，疫情的傳播概況會是如何。以下圖表為感染人數隨著初始病例數和傳染時間的變化。

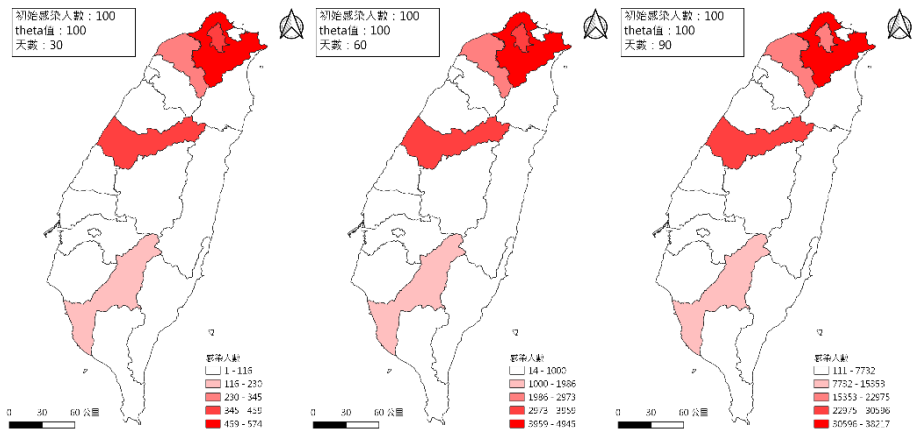
在 θ 值為 100 的情境下，若初始病例數為 10 人，則經過 30 天後，全台灣有 228 人感染，相較先前情境一所模擬的結果有著顯著的差異，這次的模擬更加貼近真實疫情傳染的情況，60 天後，感染人數增加十倍，約有 2000 人感染此疫情，90 天後感染約 15000 人；若初始病例數為 100 人，則經過 30 天後，全台灣約有 2300 人感染；60 天後，感染人數增加 9 倍，約有兩萬人感染此疫情；90 天後感染將近 15 萬人。若初始病例數為 1000 人，則經過 30 天後，全

台灣約有 2 萬人感染；60 天後，感染人數增加 9 倍，約有 20 萬人感染此疫情；90 天後感染將近 130 萬人(表四)。

在空間分布的差異，也和情境一有些差異(圖九)。情境一直接和各縣市的人口數有正比的關係，而情境二考慮人口流量與距離的關係，疫情從台北市開始爆發，因此距離較遠的高雄市與台南市的疫情比情境一更低，也符合預期的狀況。

▼表四、情境二模擬下，全台灣的感染人數

$\theta = 100$		感染天數		
		30	60	90
初始感染人數	10	228	1942	15215
	100	2286	19398	149894
	1000	22826	190502	1305685



▲圖九、情境二模擬下，疾病的空間分布

(三) 情境三：模擬各縣市之間人口移動限制政策

第三個模擬情境是將 θ 值設為 50，也就是在情境二的狀況下，再減少 50% 的人口流動量。在此，我們可以對比情境二的感染人數，從數字上觀察到縣市之間人口移動限制政策的效率。

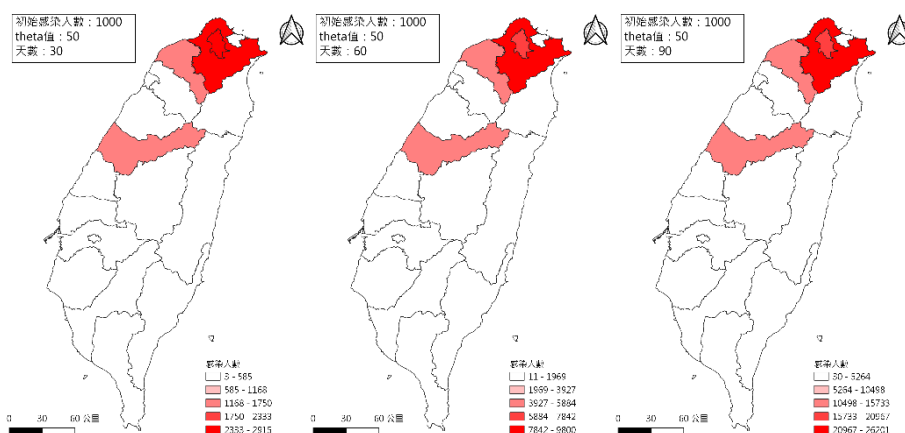
在 θ 值為 50 的情境下，若初始病例數為 10 人，經過 30 天後，全台灣約有 100 人感染，60 天後，感染人數增加三倍，約有三百人感染此疫情，90 天後感染九百人；若初始病例數為 100 人，則經過 30 天後，全台灣約有 1000 人感染；60 天後，感染人數增加三倍，約有 3000 人感染此疫情，90 天後約感染 9000 人；若初始病例數為 1000 人，則經過 30 天後，全台灣約有 1 萬人感染；60 天後，感染人數增加三倍，約有 3 萬人感染此疫情，90 天後感染 9 萬人(表

五)。對比情境二的狀況下，感染人數有顯著的下降，疾病成長的效率也有明顯的減緩，代表說對於疾病的控制，從人口流動的限制下手，可能會有幫助。

空間分布上與情境二類似（圖十）。但因為人口流量數值又比情境二低一半，因此更遠距離的地區受到的疫情影響也更低。下表也附上六都在情境二與情境三的狀況，在相同初始病例與感染天數之下，最終感染人數的差異以及疾病下降的比例，也能看出離台北市越遠的地方感染人數下降的比例越多（表六）。

▼表五、情境三模擬下，全台灣的感染人數

$\theta = 50$		感染天數		
		30	60	90
初始感染人數	10	101	332	893
	100	1025	3324	8901
	1000	10240	33116	87810



▲圖十、情境三模擬下，疾病的空間分布

▼表六、比較情境二與情境三的模擬，在初始感染於台北市 1000 人的情況下，90 天後六都的感染人數

縣市	$\theta = 100$	$\theta = 50$	θ_{50}/θ_{100}
臺北市	193780	17119	9%
新北市	330156	26201	8%
桃園市	181569	14544	8%
臺中市	230940	12624	5%
臺南市	54158	2325	4%
高雄市	96281	4101	4%

(四) 情境四：模擬縣市封城政策的實施

最後一個模擬的情境是各縣市之間的封城，也就是 θ 值為 0 的情況，因為在理想狀況下，各縣市之間將不會有任何的互動和人口的流動。透過分析此情境的疫情傳播情況，可以推測未來若是再次遇到新冠肺炎這種大型流行病，封城是否會是一個有效的防疫政策。

在 θ 值為 0 的情境下，所有的疫情都只會發生在台北市，因為台北市與其他縣市不會有任何互動，因此疾病不會傳染到外縣市。若初始病例數為 10 人，經過 30 天後，全台灣只有 14 人感染，而 90 天後，感染人數並無明顯增長，仍維持在 14 人；若初始病例數為 100 人，30 天有 140 人感染，90 天後感染人數依然維持在 140 人；若初始病例數為 1000 人，30 天有約 1400 人感染，90 天後感染人數依然維持在 1400 人。代表疫情都在一個月內就已經趨緩了(表七)。

▼表七、情境四模擬下，台北市的感染人數

$\theta = 0$		感染天數		
		30	60	90
初始感染人數	10	14	14	14
	100	141	143	143
	1000	1409	1430	1432

從這個情境的模擬下，可見封城政策的效率對於抑制疫情傳染是非常高的，可將該地區感染人數穩定維持在起初爆發病例時的感染人數。然而封城也很難達到人口流量完全下降到 0，要模擬真實的狀況，可以在調整不同的 θ 值來觀察疫情發展。或是可以再透過不同參數組合，來模擬不同的情境，討論各種疫情與防疫狀況的預測。

透過以上情境中獲得的感染人數資料，可以看到當人口流量參數改變時，疾病的傳播也會有相對應的改變。所以，若在爆發疫情後仍不採取人口移動限制，全台的感染人數便會如情境二一樣，在數個月內大幅的增長。美國第一時間未執行人口移動和接觸的限制，感染人數也因此短時間內大幅上升。相對的，因為台灣政府頒令了許多防疫政策，要求人民配戴口罩及梅花座相間分隔，因此有效的降低了人口移動和接觸率。就如情境三一般，感染人數的增加量明顯少了許多。我們只能盡可能地去推估各政策對於值的影響，但實際上很難去明確評判政策對於人口移動的改變，除非政府著實記錄每一個人的移動。利用現有的感染人數進行回推，目前台灣的 θ 值大約為 20，也就是說實施的政策減少了八成的人口移動量，而這也不難想像是如此。最後，可以看到封城政策的感染人數表明該政策顯著抑制了疫情的傳播。因為斷絕了與其他縣市的往

來，疫情也因此無法傳染致其他地區。由此可見，第一時間採取封城政策的確可以大幅度降低疫情對該地區的影響。

結論

2020 年，全球被症狀不斷變異且難以捉摸的新冠肺炎病毒肆虐。此病毒帶給世界的影響層面已不單是個人的健康層面，經濟、教育等方面已開始在許多國家亮出紅燈。現階段各國政府所面臨的最大課題是如果防止病毒傳播於人群中，因此各國防疫相關單位所實施的政策變得相當重要，在預防疾病傳染的同時也要思考如何把其他層面的影響及傷害降至最低。台灣在今年的新冠肺炎疫情下所做的防疫成果是世界有目共睹的，除了感謝政府和相關單位的超前部署和果斷政策之外，也歸功於台灣人民的高配合度，但我們依舊不能掉以輕心。

本研究因應時事，希望能利用流行病學的觀點，結合程式運算，去創造一個可以模擬疫情傳染的模式。我們的模擬以多個縣市的 SIR 模型機制，去探討台灣縣市間人口流動量和疫情傳播導向之間的關係。利用流行病學的 SIR 模型去模擬感染的人口，將人口分為易受感染者、已感染者、和免疫的痊癒者三族群，而其中 SIR 模型所用的人口流量參數則是利用由重力模型所建構的城市引力模型計算出的。透過縣市中心點距離來模擬人口流量如何影響疾病傳播。

透過模型來進一步的模擬不同情況下，台灣縣市人口流動量如何影響疫情在台灣的擴散。本次研究模擬了四種不同情境，包含台灣縣市之間完全無阻礙（地理位置、距離、科技限制等）的人口流動，代表將全台灣視為一個單位而非由不同縣市所組成；以及正常的人口流動，代表著各縣市的人口流動和平常一樣，並沒有任何的遞減或限制；再來是人口流動量減為平常的一半，代表著縣市間已對人口流動稍有控管及限制；最後是完全沒有人口流動，代表著各縣市已下令全面封城。

研究發現了在第一種情境下，視台灣為一個單位，而所有人都會頻繁的流動於全台，一旦有少數人被感染，在毫無預防措施的狀況下，不到三個月全台灣人民就幾乎會變成為感染者。而在比較貼近真實生活可能發生的第二、三、四種情景，我們發現如果感染時間相同而初始感染人數不同，最終的感染人數會以初始感染人數的相同倍數，來呈現正比的模式增加。但如果在相同的初始感染人數的情況下而感染時間不同，最終的感染人數會不只以倍數增加，反而會更貼近指數成長的模式增加，這也透露出短時間內的果斷和快速的防疫政策抉擇是相當重要的。而最重要的參數是人口流量數值的高低，一旦人口流量數值降低，疫情最終的感染人數以及疫情人數成長的速率都會降低許多，因此控制縣市之間的人口移動的確能有效減緩疫情的成長。

除了可以利用程式推算減少多少縣市間的人口流動量可以預防多少人被感染，我們更可以利用現有的感染人數進行回推去監測台灣防疫政策實施的執行度和效應，代表台灣在目前政策的實施下成功減少的人口移動量，來顯示台灣政府與人民配合對於抑制疫情傳播的效率。在這動盪的時期，提醒各位要確實做好防疫政策，盡可能降低疫情的有效傳播率，盼台灣能安全度過這次的疫情風暴。

參考文獻

- 衛生福利部疾病管制署。2020。嚴重特殊傳染性肺炎——疾病介紹。取自 <https://www.cdc.gov.tw/Category/Page/vleOMKqwuEbIMggaTeXG8A>。
- WHO. 2020. WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19 - 11 March 2020。Retrieved from <https://www.who.int/dg/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020>.
- Sanche, S., Lin, Y., Xu, C., Romero-Severson, E., Hengartner, N., & Ke, R. 2020. High Contagiousness and Rapid Spread of Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2. *Emerging Infectious Diseases*, 26(7), 1470-1477.
- BBC. 2020. US oil prices turn negative as demand dries up. Retrieved from <https://www.bbc.com/news/business-52350082>.
- Nesteruk, I. 2020a. Estimations of the coronavirus epidemic dynamics in South Korea with the use of SIR model. Preprint. ResearchGate.
- Nesteruk, I. 2020b. Statistics-based predictions of coronavirus epidemic spreading in mainland China.
- Nesteruk, I. 2020c. Stabilization of the coronavirus pandemic in Italy and global prospects. medRxiv.
- 林惠君。2008。傳染性疾病傳播之空間分析與時空分析之適切性比較：以 2002 年底特律之西尼羅病毒疫情為例。亞洲大學生物資訊學系碩士班學位論文。
- 王逸翔。2013。建立追蹤傳染病群聚擴散過程的時空模式。臺灣大學地理環境資源學研究所學位論文。
- 龔建華，孫戰利，李小文，曹春香，李小英，錢貞國，周潔萍。2003。SARS 疫情控制的模擬分析。遙感學報，7(4)，260-265。
- Smith, D. & Moore, L. 2004. The SIR Model for Spread of Disease - The Differential Equation Model. Retrieved from <https://www.maa.org/press/periodicals/loci/joma/the-sir-model-for-spread-of-disease-the-differential-equation-model> .
- 郭錦婷。2000。「引力模式」應用在雙邊貿易之分析—以亞太國家為例。國立政治大學國際貿易學系碩士班學位論文。
- 郭迺鋒、彭素玲、劉名震、謝雨豆、詹智盛。2010。仿冒威脅對全球創意經濟商品貿易流量之影響—配對國家追蹤資料引力模型的驗證。台灣經濟論衡。

Syed, F., & Sibgatullah, S. 2020. Estimation of the Final Size of the COVID-19 Epidemic in Pakistan. medRxiv.

附錄

附表一、各縣市之間的原始人口流量

	臺北市	新北市	桃園市	臺中市	臺南市	高雄市	基隆市	宜蘭縣	新竹縣	新竹市	苗栗縣	彰化縣	南投縣	雲林縣	嘉義縣	嘉義市	屏東縣	花蓮縣	臺東縣
臺北市	-	81057	4618	561	81	117	3158	366	422	245	169	122	58	47	30	16	24	39	9
新北市	81057	-	7265	949	130	190	3848	861	745	377	283	198	100	76	49	26	38	68	15
桃園市	4618	7265	-	935	91	128	299	356	1830	876	371	166	76	58	36	19	24	45	9
臺中市	561	949	935	-	296	395	62	177	504	340	2049	1291	693	293	156	83	60	172	26
臺南市	81	130	91	296	-	4411	10	20	29	23	40	286	89	360	634	337	226	38	63
高雄市	117	190	128	395	4411	-	15	30	41	31	54	300	134	291	531	233	694	69	282
基隆市	3158	3848	299	62	10	15	-	45	37	22	17	14	7	6	4	2	3	5	1
宜蘭縣	366	861	356	177	20	30	45	-	102	37	45	31	20	12	8	4	6	16	2
新竹縣	422	745	1830	504	29	41	37	102	-	409	286	64	31	21	12	7	7	17	3
新竹市	245	377	876	340	23	31	22	37	409	-	216	54	20	17	9	5	6	10	2
苗栗縣	169	283	371	2049	40	54	17	45	286	216	-	128	53	34	18	10	9	20	4
彰化縣	122	198	166	1291	286	300	14	31	64	54	128	-	215	829	194	118	38	45	15
南投縣	58	100	76	693	89	134	7	20	31	20	53	215	-	81	60	29	17	93	9
雲林縣	47	76	58	293	360	291	6	12	21	17	34	829	81	-	372	314	30	21	11
嘉義縣	30	49	36	156	634	531	4	8	12	9	18	194	60	372	-	2020	35	19	15
嘉義市	16	26	19	83	337	233	2	4	7	5	10	118	29	314	2020	-	17	9	7
屏東縣	24	38	24	60	226	694	3	6	7	6	9	38	17	30	35	17	-	11	56
花蓮縣	39	68	45	172	38	69	5	16	17	10	20	45	93	21	19	9	11	-	6
臺東縣	9	15	9	26	63	282	1	2	3	2	4	15	9	11	15	7	56	6	-

附表二、各縣市之間的基準化人口流量

	臺北市	新北市	桃園市	臺中市	臺南市	高雄市	基隆市	宜蘭縣	新竹縣	新竹市	苗栗縣	彰化縣	南投縣	雲林縣	嘉義縣	嘉義市	屏東縣	花蓮縣	臺東縣
臺北市	-	1	0.057	0.007	0.001	0.001	0.039	0.005	0.005	0.003	0.002	0.002	0.001	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
新北市	1	-	0.090	0.012	0.002	0.002	0.047	0.011	0.009	0.005	0.003	0.002	0.001	0.001	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000
桃園市	0.057	0.090	-	0.012	0.001	0.002	0.004	0.004	0.023	0.011	0.005	0.002	0.001	0.001	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000
臺中市	0.007	0.012	0.012	-	0.004	0.005	0.001	0.002	0.006	0.004	0.025	0.016	0.009	0.004	0.002	0.001	0.001	0.002	0.000
臺南市	0.001	0.002	0.001	0.004	-	0.054	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.001	0.004	0.008	0.004	0.003	0.000	0.001
高雄市	0.001	0.002	0.002	0.005	0.054	-	0.000	0.000	0.001	0.000	0.001	0.004	0.002	0.004	0.007	0.003	0.009	0.001	0.003
基隆市	0.039	0.047	0.004	0.001	0.000	0.000	-	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
宜蘭縣	0.005	0.011	0.004	0.002	0.000	0.000	0.001	-	0.001	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
新竹縣	0.005	0.009	0.023	0.006	0.000	0.001	0.000	0.001	-	0.005	0.004	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
新竹市	0.003	0.005	0.011	0.004	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	-	0.003	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
苗栗縣	0.002	0.003	0.005	0.025	0.000	0.001	0.000	0.001	0.004	0.003	-	0.002	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
彰化縣	0.002	0.002	0.002	0.016	0.004	0.004	0.000	0.000	0.001	0.001	0.002	-	0.003	0.010	0.002	0.001	0.000	0.001	0.000
南投縣	0.001	0.001	0.001	0.009	0.001	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.003	-	0.001	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000
雲林縣	0.001	0.001	0.001	0.004	0.004	0.004	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.010	0.001	-	0.005	0.004	0.000	0.000	0.000
嘉義縣	0.000	0.001	0.000	0.002	0.008	0.007	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.001	0.005	-	0.025	0.000	0.000	0.000
嘉義市	0.000	0.000	0.000	0.001	0.004	0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.004	0.025	-	0.000	0.000	0.000
屏東縣	0.000	0.000	0.000	0.001	0.003	0.009	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-	0.000	0.001
花蓮縣	0.000	0.001	0.001	0.002	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	-	0.000
臺東縣	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	-

附表三、情境一模擬之各縣市感染人數

初始感 染人數	10			100			1000		
感 染 天 數	30	60	90	30	60	90	30	60	90
臺北市	2136	1152359	2382528	21160	2042288	2403068	193923	2308821	2410806
新北市	3245	1759521	3637774	32157	3118168	3668996	294576	3523732	3679435
桃園市	1818	985771	2038123	18016	1746984	2055617	165034	1974222	2061466
臺中市	2272	1231624	2546463	22509	2182699	2568321	206193	2466621	2575629
臺南市	1515	821613	1698796	15015	1456102	1713379	137549	1645526	1718255
高雄市	2237	1212891	2507805	22166	2149538	2529333	203055	2429169	2536531
基隆市	295	160329	332741	2925	284801	335633	26797	322189	336600
宜蘭縣	364	197766	409871	3610	351002	413418	33075	396928	414604
新竹縣	455	246880	510828	4510	437729	515224	41318	494775	516694
新竹市	362	196183	406066	3583	347914	409565	32829	393292	410734
苗栗縣	439	238038	492377	4349	421969	496610	39844	476918	498025
彰化縣	1025	555735	1149053	10156	984898	1158917	93038	1113022	1162215
南投縣	397	215448	445848	3936	382029	449687	36055	431831	450970
雲林縣	548	297337	614788	5434	526957	620066	49778	595510	621831
嘉義縣	405	219368	453741	4008	388863	457641	36719	439497	458945
嘉義市	215	116701	241625	2131	206998	243709	19526	234017	244406
屏東縣	658	357032	738575	6523	632942	744926	59759	715381	747050
花蓮縣	261	141898	294080	2590	251843	296625	23731	284793	297475
臺東縣	173	94009	195141	1715	167014	196839	15711	188950	197407
總和	18820	10200503	21096223	186493	18080738	21277574	1708510	20435194	21339078

附表四、情境二模擬之各縣市感染人數

初始感 染人數	10			100			1000		
感 染 天 數	30	60	90	30	60	90	30	60	90
臺北市	44	299	2268	439	2980	22332	4384	29267	193780
新北市	57	495	3883	574	4945	38217	5731	48498	330156
桃園市	32	272	2135	316	2718	21009	3154	26665	181569
臺中市	39	344	2712	386	3438	26696	3849	33728	230940
臺南市	8	77	613	79	768	6054	789	7567	54158
高雄市	14	138	1095	144	1374	10810	1433	13536	96281
基隆市	3	27	211	33	271	2081	334	2663	18231
宜蘭縣	4	30	239	35	304	2356	352	2992	20682
新竹縣	6	52	406	59	516	4003	587	5071	34876
新竹市	3	28	220	32	280	2174	316	2752	19117
苗栗縣	4	33	260	36	329	2565	360	3235	22577
彰化縣	8	74	584	78	735	5763	779	7235	50953
南投縣	2	18	143	19	181	1416	191	1779	12580
雲林縣	2	21	164	21	206	1626	211	2032	14568
嘉義縣	1	12	97	12	121	956	121	1191	8621
嘉義市	0	3	28	3	35	276	35	343	2498
屏東縣	1	14	112	14	140	1111	139	1383	10064
花蓮縣	0	4	34	5	43	338	47	426	3023
臺東縣	0	1	11	1	14	111	14	139	1011
總和	228	1942	15215	2286	19398	149894	22826	190502	1305685

附表五、情境三模擬之各縣市感染人數

初始感 染人數	10			100			1000		
感 染 天 數	30	60	90	30	60	90	30	60	90
臺北市	28	71	174	282	708	1735	2823	7051	17119
新北市	29	98	266	292	984	2658	2915	9800	26201
桃園市	16	55	148	162	546	1475	1616	5438	14544
臺中市	13	46	128	125	462	1279	1249	4598	12624
臺南市	2	8	24	20	82	235	197	815	2325
高雄市	4	15	42	36	145	415	359	1448	4101
基隆市	2	6	17	20	64	169	201	635	1668
宜蘭縣	1	4	10	11	37	102	107	373	1007
新竹縣	2	7	20	20	73	202	204	731	1990
新竹市	1	3	9	9	32	89	90	323	880
苗栗縣	1	4	13	12	45	126	116	446	1241
彰化縣	2	9	24	21	85	241	213	849	2385
南投縣	0	2	5	4	16	45	40	159	445
雲林縣	0	2	5	4	17	49	42	171	485
嘉義縣	0	1	3	2	9	27	22	93	266
嘉義市	0	0	1	1	3	8	6	27	78
屏東縣	0	1	3	3	11	31	26	107	307
花蓮縣	0	0	1	1	4	12	11	41	114
臺東縣	0	0	0	0	1	3	3	11	30
總和	28	71	174	282	708	1735	2823	7051	17119