

109學年度第二學期計量經濟學（二）期末報告

題目名稱：

後疫情時代，失業率的模型與估計

組別：K組

組員：統計三 107304045 黎明翰

組員：金融二 108302062 林隆鴻

組員：財政三 107205036 魏上傑

關鍵字：Covid-19、失業率、AR model、Fixed-effect、The Effect of Lock-Down Policies、估計、一階差分

摘要

新冠肺炎疫情對全球經濟體系造成罕見的供需雙面衝擊，而失業率又是一國重要經濟指標，本研究的主要目的在預測受新冠肺炎疫情影響下的失業率，資料取自2020年1月到2021年2月，並選定已開發國家：英國、美國以及日本，開發中國家：俄羅斯、巴西、馬來西亞，總計六國的追蹤資料進行預測，同時亦納入確診死亡人數作為疫情嚴重程度的變數以及封城變數，以檢視這兩個變數是否對失業率預測具有顯著影響，利用固定效果模型，研究結果顯示AR(1)具有較佳的配適度，而以死亡人數作為疫情嚴重程度的變數並不具統計顯著，但封城變數具有統計顯著性。

1. 前言

新冠肺炎自2019年底在中國武漢市首次發現，並在2020年初迅速擴散全球多國。新冠肺炎除了直接對個人健康、醫療體系造成衝擊之外，更在經濟上產生負面影響。勞動力或因染病、隔離抑或是照顧家人而無法工作，機器設備因產銷停滯無法生產，隨之而來的停工更是不可逆的傷害，即便疫情結束亦無法藉由趕工、加班回復，最初疫情所造成的是典型的負面供給衝擊，惟如今隨疫情持續在世界各國蔓延，不論是基於自我保護又或是受政府公權力強制所致，個人日常消費、休閒所需的人身移動、企業的投資計畫及產品與勞務的出口都已受限，足見疫情所造成的影響是罕見的供需雙面衝擊。我國雖在2020一年以來防疫有成，未受疫情嚴重打擊，但仍於今年淪陷，隨著每日確診人數與死亡人數攀升，恐慌與悲觀的動物本能(animal spirit)亦能成為自證預言(self-fulfilling prophecy)，造成經濟進一步衰退。

本研究的主要目的是預測在新冠肺炎疫情爆發下的失業率，研究範圍從2020年1月開始，直到2021年2月結束。並且選取包含已開發與開發中國家總計六國進行預測，以確保預測結果不因一國的本身的經濟發展程度而有所差異，其中已開發國家各從歐洲、美洲、亞洲分別挑選英國、美國以及日本三國，而開發中國家則同樣各從歐洲、美洲、亞洲分別挑選俄羅斯、巴西、馬來西亞三國。

文獻上，在對失業率進行實證分析的研中，經常會利用歐肯法則(Okun's Law)進行預測，亦即經濟成長與失業率具有反向關係，惟新冠肺炎疫情蔓延以來，在GDP上的資料仍有樣本數不足的問題，且歐肯法則多被適用於已開發國家，因此本研究並未放入GDP的變數，而將以AR(p)的模型進行預測，其中找出配適度較佳的參數p是本文的主要研究目的之一。

本研究亦想了解疫情嚴重程度對失業率的影響，在疫情嚴重程度部分主要考量兩個變數：當月確診人數與當月死亡人數。研究哪一個變數對預測失業率的配適度較佳亦是本文的研究目的之一，同時我們也預期此變數將造成經濟的負面打擊，故其係數值應為正，亦即疫情愈嚴重，失業率越高。

此外，在新冠肺炎疫情影響下，各國經常採用不同手段以抑制疫情。其中又以封城對經濟的影響最大，因此探究此變數如何影響失業率的預測亦是本研究所關注，我們預期此變數的係數值為正，亦即政府實施封城將會提高失業率。

附表為截至2021年2月，本研究的六個主要國家的確診人數與死亡人數，失業率的部分則為2020年的資料。

國家	失業率(2020年)	總確診人數	總死亡人數
美國	8.1	27493111	512744
日本	2.8	432090	7889
巴西	13.2	11617134	321515

英國	4.5	4208314	144208
俄羅斯	5.8	4198400	84700
馬來西亞	4.5	298315	1121

2. 計量模型

在這份報告中，我們用來預測當期失業率的線性模型如下：

$$Unem_{it} - \overline{Unem}_i = \rho_1 [Unem_{i(t-1)} - \overline{Unem}_i] + \beta_1 [\log(MD_{it} + 1) - \overline{\log(MD_i + 1)}] + \beta_2 [LD_{it} - \overline{LD}_i] + [u_i - \bar{u}_i] \quad -(1)$$

其中，Unem為失業率，MD為Monthly Death，LD為當月是否有Lockdown Policy的虛擬變數，若有則記1，若無則記0。

在估計失業率模型之中，在文獻中最常使用的解釋變數有兩個，一個是GDP，另一個是失業率的落後項。然而，由於Covid-19爆發以來到目前為止，只過了一年半左右，GDP的資料稍嫌不足，因此我們只採用失業率的落後項作為解釋變數，也就是使用AR的模型¹，我們將在後續討論為何採用AR(1)的模型。

除此之外，為了估計疫情對於失業率的影響，我們也加入兩個解釋變數，分別是當月死亡人數與當月是否有封城的虛擬變數，以此代表疫情的嚴重程度。值得注意的是，在當月死亡人數上面，由於相較於失業率數字較大，並且因為死亡人數在疫情爆發早期為0，因此我們以log(當月死亡人數+1)作為我們的解釋變數。

最後，為了消除不同國家之間的個別特定效果對於失業率的影響，我們將採用固定效果的模型，我們也將在後續討論為何使用固定效果模型而非一階差分或者隨機效果的模型。

¹ Murat Sadiku, Alit Ibraimi, Luljeta Sadiku(2015), “Econometric Estimation of the Relationship between Unemployment Rate and Economic Growth of FYR of Macedonia”, Procedia Economics and Finance 19 69 – 81.

2.1 模型係數詮釋

$$Unem_{it} - \overline{Unem}_i = \rho_1 [Unem_{i(t-1)} - \overline{Unem}_i] + \beta_1 [\log(MD_{it} + 1) - \overline{\log(MD_i + 1)}] + \beta_2 [LD_{it} - \overline{LD}_i] + [u_i - \bar{u}_i] \quad -(1)$$

首先，在(1)式中的 \overline{LD}_i =總封城次數/月份數，因此我們可以將 \overline{LD}_i 理解為政府的封城頻率。

在(1)式之中， ρ_1 是否顯著代表著 $Unem_{i(t-1)} - \overline{Unem}_i$ 對於 $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 的影響程度，若顯著，則代表每當 $Unem_{i(t-1)} - \overline{Unem}_i$ 增加一單位， $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 將會改變 ρ_1 百分點； β_1 是否顯著代表著 $\log(MD_{it} + 1) - \overline{\log(MD_i + 1)}$ 對於 $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 的影響程度，若顯著，則代表每當 $\log(MD_{it} + 1) - \overline{\log(MD_i + 1)}$ 增加一單位， $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 將會改變 β_1 百分點； β_2 是否顯著則代表 $LD_{it} - \overline{LD}_i$ 對於 $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 的影響程度。

在 β_2 的詮釋方面，由於 LD_{it} 不是1就是0，因此， \overline{LD}_i =總封城次數/月份數。我們可以將其理解為該國政府封城的頻率，此時，若政府選擇封城， $LD_{it} - \overline{LD}_i$ 代表1-該國政府封城頻率， β_2 則代表調整當政府選擇封城， $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 的改變幅度的係數。換句話說，每當政府在當月選擇封城， $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 將會改變

$\beta_2 [LD_{it} - \overline{LD}_i]$ 個百分點，並且封城越多次 β_2 的影響越小。若政府選擇不封城， $LD_{it} - \overline{LD}_i$ 代表(-該國政府封城頻率)， β_2 則代表調整當政府選擇不封城， $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 改變幅度的係數。也就是說，每當政府選擇在當月不封城， $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 將會改變 $-\beta_2 \overline{LD}_i$ 個百分點，封城越多次 β_2 的影響越大。

2.2 可能模型的條件檢驗

首先，在挑選模型之前，我們必須先確定可能模型是否有違反假設條件，在此，我們將會檢定可能模型是否具有Fixed-effect、Random-effect、Unit root和serial correlation。

表2.1

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1
chisq = -72.659, df = 155, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2
chisq = -183.94, df = 262, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2 + U_3
chisq = -227.72, df = 327, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

由表2.1可知，AR(1)、AR(2)、AR(3)皆存在Fixed-effect。

接著，我們檢驗一下模型使用Random-Effect或者Fixed-effect比較適合，在經過Hausman test檢定後，其 p-value 為 0.0000342，結果非常顯著，故應採用fixed effect model。Hausman test 考慮模型內有不隨時間改變的變數，如式 2.1

式 2.1

$$y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 x_{i,t} + \alpha_{i,t} + u_{i,t}$$

其中 $\alpha_{i,t}$ 不隨時間改變，故 Hausman test 之 H_0 為： $Cov(\alpha_{i,t}, x_{i,t}) = 0$ 。若結果為顯著，即表示模型中不隨時間改變的 $\alpha_{i,t}$ 與 $x_{i,t}$ 有關，應採用fixed effect model。

表2.2

Levin-Lin-Chu Unit-Root Test (ex. var.: None)

data: df["Unemployment.Rate"]

z = -1.07, p-value = 0.1423

alternative hypothesis: stationarity

Levin-Lin-Chu Unit-Root Test (ex. var.: None)

data: df["Unemployment.Rate"]

z = -1.0356, p-value = 0.1502

alternative hypothesis: stationarity

Levin-Lin-Chu Unit-Root Test (ex. var.: None)
data: df["Unemployment.Rate"]
z = -1.6993, p-value = 0.04463
alternative hypothesis: stationarity

由表2.2可知，除了AR(3)之外，AR(1)、AR(2)的模型也都存在Unit-Root。

表2.3

Breusch-Godfrey/Wooldridge test for serial correlation in panel models

data: Unemployment.Rate ~ U_1
chisq = 4.5136, df = 13, p-value = 0.9844
alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors

Breusch-Godfrey/Wooldridge test for serial correlation in panel models

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2
chisq = 10.828, df = 12, p-value = 0.5437
alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors

Breusch-Godfrey/Wooldridge test for serial correlation in panel models

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2 + U_3
chisq = 9.6879, df = 11, p-value = 0.5587
alternative hypothesis: serial correlation in idiosyncratic errors

由表2.3可知，AR(1)、AR(2)、AR(3)的模型並不存在serial correlation的問題。

由於AR(1)和AR(2)存在fixed-effect和unit-root，並且AR(3)存在fixed-effect，因此我們必須要對資料做demean或者一階差分。但因為這三個模型皆不存在serial correlation，因此對資料做demean得到的模型比起一階差分會更有效率，因此我們選擇Fixed-effect model作為我們的模型。

2.3模型的挑選

接下來，我們必須要決定使用哪一種AR模型，考量到我們的月失業率樣本數不多（每個國家只有14個，共有6個國家），為避免估計誤差，我們只考慮三個模型，分別是AR(1)、AR(2)和AR(3)。由於是AR的模型，除了使用 R^2 以外，我們還會使用BIC來決定使用哪個模型，若BIC和 R^2 差別不大，則選用使用最少落後項的模型。（Note：下表皆為Fixed-effect model的結果）

表2.4

Dependent variable:			
	AR(1) (1)	Unemployment.Rate AR(2) (2)	AR(3) (3)
U_1	0.578*** (0.086)	0.667*** (0.115)	0.492*** (0.122)
U_2		-0.271** (0.106)	-0.149 (0.137)
U_3			-0.214* (0.108)
Observations	78	72	66
R2	0.389	0.355	0.331
Adjusted R2	0.337	0.284	0.238
AIC	270.6	248.9	227.6
F Statistic	45.216*** (df = 1; 71)	17.615*** (df = 2; 64)	9.421*** (df = 3; 57)
Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01			

由表2.4可知，三種模型的BIC差別不大，並且透過F-statistic可知，三種模型皆顯著，但AR(1)的 R^2 最高、並且使用最少落後項，因此我們選擇AR(1)作為我們的初始模型。

最後，我們比較使用當月確診人數與當月死亡人數作為解釋變數：

表2.5

	<i>Dependent variable:</i>		
	Model with Cases (1)	Unemployment.Rate Model with Death (2)	Model with Both (3)
U_1	0.527*** (0.088)	0.516*** (0.088)	0.517*** (0.088)
log(Monthly_Cases + 1)	0.061 (0.048)		-0.093 (0.142)
log(Monthly_Death + 1)		0.089 (0.056)	0.193 (0.167)
Lockdown_Dummy	0.707** (0.299)	0.635** (0.304)	0.566* (0.323)
Observations	78	78	78
R ²	0.451	0.459	0.462
Adjusted R ²	0.388	0.396	0.391
F Statistic	18.931*** (df = 3; 69)	19.480*** (df = 3; 69)	14.597*** (df = 4; 68)
BIC	270.9	269.9	273.8

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

由表2.5可知，三種模型的 R^2 與BIC差別不大，並且透過F-statistic可以知道，三種模型皆顯著，但比起Model(1)，Model(2)皆較為優秀，並且又比Model(3)需要更少的解釋變數，因此我們選擇Model(2)，也就是除了AR(1)加入當月死亡人數與封城與否的虛擬變數，作為我們的模型。

3. 資料來源處理與分析

3.1 資料處理

本研究模型資料為 panel data，是由六個國家（已開發國家包含美國、日本、英國，開發中國家包含馬來西亞、巴西、俄羅斯）與近十四個月（2020.01 至 2021.02）的時間序列組成。

模型內的變數均取自政府機關或具公信力的統計機構，其中 TradingEconomics 為總部設於美國紐約的統計資料提供商，其資料來源均來自官方。Our World in Data (OWID) 是一個總部位於英國牛津大學的科學數位出版物，其重點關注貧窮、飢餓、戰爭等全球性議題。

各國當月確診數與死亡數皆為日資料，本組自行將之轉為月資料。另外，各國封城狀態的虛擬變數，係參考各國官方機構宣布之新聞稿，其中某些國家如英國採取封城後解封，後又封城的對策，因此只要在特定封城時間段內，變數均為 1，其餘時間為 0。

變數的詳細定義與資料來源如表 3.1:

表 3.1

變數名稱	定義	資料來源
被解釋變數		
$Unem_{it}$	各國月失業率	<ul style="list-style-type: none">- Federal Reserve Economic Data- TradingEconomics- Office for National Statistics- Department of Statistics Malaysia Office Portal
解釋變數		
MD_{it}	各國當月因 Covid-19 死亡數	<ul style="list-style-type: none">- Centers for Disease Control and Prevention- Our World in Data- Public Health England- World Health Organization
MC_t	各國當月 Covid-19 確診數	<ul style="list-style-type: none">- Centers for Disease Control and Prevention- Our World in Data- Public Health England- World Health Organization
LD_{it}	各國封城狀態	<ul style="list-style-type: none">- Wikipedia- Office for Novel Coronavirus Disease Control, Cabinet Secret

3.2 資料分析

表 2與表 3 分別為各國失業率與當月因 Covid-19 死亡數之相關敘述統計。

表 3.2 (單位: %)

	Mean	SD	Max	Min	Median
美國	7.84	3.43	14.80	3.50	6.80
日本	2.81	0.24	3.10	2.40	2.90
英國	4.54	0.43	5.10	4.00	4.65
馬來西亞	4.55	0.63	5.40	3.20	4.75
巴西	13.39	1.12	14.60	11.20	13.85
俄羅斯	5.78	0.64	6.40	4.60	6.00

表 3.3 (單位: 人)

	Mean	SD	Max	Min	Median
美國	36625	30757	100517	0	26798
日本	564	799	2461	0	284
英國	10301	12053	35858	0	4436
馬來西亞	80	115	375	0	26
巴西	18210	12351	32881	0	22200
俄羅斯	6050	5855	16780	0	4117

表 2 顯示，在 Covid-19 蔓延期間，失業率中位數由大到小分別為：巴西、美國、俄羅斯、馬來西亞、英國、日本。若與 2019 年相比，失業率增加幅度依序為：美國 2.12%、巴西 1.77%、馬來西亞 1.45%、俄羅斯 1.41%、英國 0.8%、日本 0.61%。除了美國外，經濟較佳之已開放國家相較開發中國家的失業率增加幅度較小。

由表 3 的月死亡數中位數來看，受疫情影響造成最多死亡的國家前兩名都位於美洲，其中美國更曾創下單月十萬多名公民死於 Covid-19 的情況。

4. 實證結果

表4.1
Balanced Panel: n = 6, T = 13, N = 78

Residuals:

Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
-1.803157	-0.399426	0.037602	0.234590	7.909727

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t)
U_1	0.515685	0.087643	5.8839	1.303e-07 ***
log(Monthly_Death + 1)	0.089386	0.056434	1.5839	0.11779
Lockdown_Dummy	0.635357	0.303843	2.0911	0.04021 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 153.57

Residual Sum of Squares: 83.148

R-Squared: 0.45857

Adj. R-Squared: 0.39579

F-statistic: 19.4798 on 3 and 69 DF, p-value: 2.9589e-09

BIC:269.9

由表4.1可知，在我們採用的(1)模型之中，發現不但 ρ 顯著、 β_2 也顯著。意即，當月失業率與上一月份之失業率及該國是否實施封城有顯著相關，但與當月因 Covid-19 死亡數無顯著相關。除此之外， ρ_1 和 β_2 的估計量皆大於0。因此，對於失業率與平均失業率之差而言，其落後項和是否封城與封城政策頻率之差有足夠的解釋能力，並且能夠使 $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 上升。

首先， ρ_1 約為 0.52，代表每當 $Unem_{i(t-1)} - \overline{Unem}_i$ 增加一個百分點， $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 將會增加 0.52 個百分點，也就是 ρ_1 的數值，這顯示 Covid-19 對樣本國家失業率的影響是長遠的，此結果亦與 3.2 節資料分析中提到的失業率增幅呼應。

接著我們將討論 β_2 所代表的意義，由表4.1可知， $\beta_2 = 0.64$ ，也就是說，一旦政府決定封城， $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 將會增加 $0.64(1 - \text{封城頻率})$ 。從這邊也可以看出來，政府第一次封城將會導致 $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 增加 0.64%，但隨著封城次數增加，封城與否對於失業率與其平均之差的影響將會逐漸下降。我們也可以理解成，當封城次數逐漸增加，人民對於封城政策開始疲乏、習以為常，除此之外，由於當政府決定封城時，疫情已經在社會肆虐一段時間，失業率已經達到高峰，人民也慢慢將防疫當作日常生活的一部分。因此，封城政策對於失業率與其平均之差的影響漸漸消失。

若政府選擇不封城， $Unem_{it} - \overline{Unem}_i$ 將會下降 $0.64 * \text{封城頻率}$ 。在這個結果中，我們可以發現，每當政府在封城之後，若選擇取消封城政策，失業率與其平均之差將會下將，並且隨著先前政府的封城頻率越高，其下降的幅度會越大。因此，我們

也不難理解世界各國在開始取消封城政策之後，那些疫情爆發之時最嚴重的國家，如美國，在疫情控制之後，經濟數據為何能夠如此漂亮、失業率為何能夠大幅降低。

5. 結論

本研究利用AR(k)模型，針對已開發及開發中國家總計六國進行失業率預測，研究範圍自2020年1月到2021年2月，因此本研究資料屬於追蹤資料(panel data)，並採用固定效果模型(Fixed effect model)以消除個別特定效果(individual specific effect)的影響。

在固定效果模型下，時間不變性的變數無法被估計，同時R-squared用來作為模型配適解讀並不合適，因為其只代表組內變異(within variation)，而非整體變異(overall variation)。因此在進行模型配適時，本研究以Bayesian Information Criterion(BIC)作為模型配適依據，BIC衡量模型配適與其複雜度之間的取捨，公式如下：

$$BIC = -2\ln(L) + \ln(N)k$$

其中L是likelihood function 在參數估計值衡量下的值，N是觀測值個數，k是欲估計的參數個數，而較低的BIC值代表較佳的配適度。

本研究結果顯示AR(1)模型並且利用當月死亡人數代表疫情嚴重程度對失業率進行預測具有較佳的配適度。疫情嚴重程度的係數值為正，符合預期，但同時我們也發現其不具統計上的顯著。

而封城變數係數值為正，估計值為0.635357，同時具有統計上的顯著性，符合研究預期。每當個別國家選擇封城，將導致個別國家的失業率與該個別國家平均水平差0的失業率增加0.635357(1-該國封城頻率)個百分點；每當個別國家選擇不封城，將導致個別國家的失業率與該個別國家平均水平差0的失業率下降0.635357(1-該國封城頻率)個百分點。其結果能夠解釋為何各國在疫情爆發之初，失業率會大幅提升；為何各國在疫情獲得控制之後，失業率會大幅下降。

惟本研究採用的封城變數不易衡量，且各國對人民的人身自由有不同警戒標準。例如，日本雖截至2021年6月已發布三次緊急事態宣言，但大體上仍屬於強烈勸導性質，適用的範圍、期間、有無罰則與強制力等都不一致，而俄羅斯在2020年曾採用全國居家隔離制度，其公權力的介入皆高過於日本的緊急事態宣言。因為各國在封城制度上並無一致規範，因此本研究採用的封城變數可能在不同定義下而有不同結果，屬於本研究的主要限制之一。

本研究嘗試針對受新冠肺炎疫情影響下的失業率進行預測，發現封城與否的確對一國失業率造成顯著影響，我國於2021年始遭受疫情危害，若未來步入四級警戒，希望能藉由本研究結果提供對我國失業率預測的一定方向。

6. 參考資料

- [1]Murat Sadiku, Alit Ibraimi, Luljeta Sadiku(2015), “*Econometric Estimation of the Relationship between Unemployment Rate and Economic Growth of FYR of Macedonia*” , Procedia Economics and Finance 19 69 - 81.
- [2]LIANA SON,VASILICA CIUCA,DANIELA PAȘNICU(2010), "*An Autoregressive Short-Run Forecasting Model for Unemployment Rates in Romania and the European Union* ", Proceedings of the 11th WSEAS international conference on mathematics and computers in business and economics and 11th WSEAS international conference on Biology and chemistry.
- [3]FLOROS, Christos(2005),*FORECASTING THE UK UNEMPLOYMENT RATE: MODEL COMPARISONS*, International Journal of Applied Econometrics and Quantitative Studies. Vol.2-4.
- [4]Andrew Levina , Chien-Fu Linb, Chia-Shang James Chub(2002),*Unit root tests in panel data:asymptotic and "nite-sample properties*, Journal of Econometrics 108 (2002) 1 - 24.
- [5]Lung-fei Lee, Jihai Yu(2010),*Estimation of spatial autoregressive panel data models with fixed effects*, Journal of Econometrics 154 165 - 185.
- [6]Md. Sharif Hossain,Md. Masukor Rahaman(2021),*The Post COVID-19 Global Economy: An Econometric Analysis*, IOSR Journal of Economics and Finance (IOSR-JEF)Volume 12, Issue 1 Ser. VI , PP 22-43.
- [7]KEELAN BEIRNE, KARINA DOORLEY, MARK REGAN, BARRA ROANTREE AND DORA TUDA (2021),*THE POTENTIAL COSTS AND DISTRIBUTIONAL EFFECT OF COVID-19 RELATED UNEMPLOYMENT IN IRELAND*, BUDGET PERSPECTIVES PAPER 1.
- [8]Kozul-Wright, R. (2020). *COVID-19 crisis: How South-South cooperation can support economic recovery*. UNCTAD. Retrieved from <https://unctad.org/es/node/3025>
- [9]Cochrane, J. H. (2020). *Coronavirus monetary policy*. Retrieved from <http://johnhcochrane.blogspot.com/2020/03/corona-virus-monetary-policy.html>
- [10]Aysegül Şahin, Murat Tasci, Jin Yan. (2021). *UNEMPLOYMENT IN THE TIME OF COVID-19: A FLOW-BASED APPROACH TO REAL-TIME UNEMPLOYMENT PROJECTIONS*. Retrieved from <https://www.nber.org/papers/w28445>

7. 附錄

7.1 資料來源

data期間：2020/01/01~2021/02/29

美國

lockdown：

[https://en.wikipedia.org/wiki/U.S. state and local government responses to the COVID-19 pandemic](https://en.wikipedia.org/wiki/U.S._state_and_local_government_responses_to_the_COVID-19_pandemic)

Unemployment:

<https://fred.stlouisfed.org/series/UNRATE>

Daily Cases and Deaths:

https://covid.cdc.gov/covid-data-tracker/#trends_dailytrendscases

馬來西亞

LockDown：

https://en.wikipedia.org/wiki/Malaysian_movement_control_order

Unemployment

https://www.dosm.gov.my/v1/index.php?r=column/cthemByCat&cat=124&bul_id=Y3NVdE44azFHbzkyeFlaWGF2ZER6Zz09&menu_id=U3VPMldoYUxzVzFaYmNkWXZteGduZz09

Daily Cases and Deaths:

<https://covid19.who.int/region/wpro/country/my>

英國

Unemployment:

(Office for National Statistics)

<https://www.ons.gov.uk/employmentandlabourmarket/peoplenotinwork/unemployment/timeseries/mgsx/lms>

Daily cases:

(Public Health England)

<https://coronavirus.data.gov.uk/details/cases>

Daily deaths:

(Public Health England)

<https://coronavirus.data.gov.uk/details/deaths>

Lockdown dummy:

(Institute for Government)

<https://www.instituteforgovernment.org.uk/sites/default/files/timeline-lockdown-web.pdf>

巴西

Unemployment:

(Trading Economics)

<https://tradingeconomics.com/brazil/unemployment-rate>

Daily cases:

(Our World in Data)

<https://ourworldindata.org/coronavirus/country/brazil>

Daily deaths:

(Our World in Data)

<https://ourworldindata.org/coronavirus/country/brazil>

Lockdown dummy:

(Wikipedia)

https://en.wikipedia.org/wiki/COVID-19_pandemic_in_Brazil

日本

(unem)

<https://tradingeconomics.com/japan/unemployment-rate>

(monthly unem)

<https://stats.oecd.org/index.aspx?queryid=36324>

<https://ourworldindata.org/coronavirus/country/japan>

(lockdown)

https://corona.go.jp/news/pdf/kinkyu_jitai_sengen_0407.pdf

https://corona.go.jp/news/pdf/kinkyu_jitaisengen_houkoku_20210107.pdf

https://corona.go.jp/expert-meeting/pdf/kihon_h_20210514.pdf

<https://crossing.cw.com.tw/article/14811>

俄羅斯

(unem)

<https://tradingeconomics.com/russia/unemployment-rate>

(cases and deaths)

<https://ourworldindata.org/coronavirus/country/russia>

(lockdown)

<https://zh-tw.skyticket.com/guide/9121>

7.2 採用 random effect之 panel data 做 panel linear regression 程式碼及執行結果

程式碼:

```
rdm <- plm(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+log(Monthly_Death+1)+Lockdown_Dummy,
            data=allCount, index=c("Country","DATE"), model=c("random"), effect="twoway")
```

執行結果:

Twoways effects Random Effect Model
(Swamy-Arora's transformation)

Call:

```
plm(formula = Unemployment.Rate ~ U_1 + log(Monthly_Death + 1) +
    Lockdown_Dummy, data = allCount, effect = "twoway", model = c("random"),
    index = c("Country", "DATE"))
```

Balanced Panel: n = 6, T = 13, N = 78

Effects:

```
var std.dev share
idiosyncratic 1.253 1.119 1
individual 0.000 0.000 0
time 0.000 0.000 0
theta: 0 (id) 0 (time) 0 (total)
```

Residuals:

```
Min. 1st Qu. Median 3rd Qu. Max.
-2.327917 -0.341452 -0.050896 0.116445 9.711231
```

Coefficients:

```
Estimate Std. Error z-value Pr(>|z|)
(Intercept) 0.116077 0.374959 0.3096 0.7569
U_1 0.941715 0.045784 20.5685 <2e-16 ***
log(Monthly_Death + 1) 0.039394 0.052220 0.7544 0.4506
Lockdown_Dummy 0.395314 0.342263 1.1550 0.2481
```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 1109.4

Residual Sum of Squares: 119.06

R-Squared: 0.89268

Adj. R-Squared: 0.88833

Chisq: 615.513 on 3 DF, p-value: < 2.22e-16

7.3採用 fixed effect之 panel data 做 panel linear regression 程式碼及執行結果

程式碼:

```
ind <- plm(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+log(Monthly_Death+1)+Lockdown_Dummy,
           data=allCount, index=c("Country","DATE"), model=c("within"), effect="individual")
```

執行結果:

Oneway (individual) effect Within Model

Call:

```
plm(formula = Unemployment.Rate ~ U_1 + log(Monthly_Death + 1) +
     Lockdown_Dummy, data = allCount, effect = "individual", model = c("within"),
     index = c("Country", "DATE"))
```

Balanced Panel: n = 6, T = 13, N = 78

Residuals:

Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
-1.803157	-0.399426	0.037602	0.234590	7.909727

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t)
U_1	0.515685	0.087643	5.8839	1.303e-07 ***
log(Monthly_Death + 1)	0.089386	0.056434	1.5839	0.11779
Lockdown_Dummy	0.635357	0.303843	2.0911	0.04021 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 153.57

Residual Sum of Squares: 83.148

R-Squared: 0.45857

Adj. R-Squared: 0.39579

F-statistic: 19.4798 on 3 and 69 DF, p-value: 2.9589e-09

2. Hausman test

程式碼:

```
phtest(fix, rdm)
```

執行結果:

Hausman Test

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + log(Monthly_Death + 1) + Lockdown_Dummy

chisq = 23.345, df = 3, p-value = 3.422e-05

alternative hypothesis: one model is inconsistent

7.4 程式碼

```
df = read.csv("All_Data.csv")
head(df)

#import library
library(plm)
library(stargazer)
#build BIC function
aicbic_plm <- function(object, criterion) {4

# object is "plm", "panelmodel"
# Lets panel data has index :index = c("Country", "Time")

sp = summary(object)

if(class(object)[1]=="plm"){
  u.hat <- residuals(sp) # extract residuals
  df <- cbind(as.vector(u.hat), attr(u.hat, "index"))
  names(df) <- c("resid", "Country", "Time")
  c = length(levels(df$Country)) # extract country dimension
  t = length(levels(df$Time)) # extract time dimension
  np = length(sp$coefficients[,1]) # number of parameters
  n.N = nrow(sp$model) # number of data
  s.sq <- log( (sum(u.hat^2)/(n.N))) # log sum of squares

# effect = c("individual", "time", "twoways", "nested"),
# model = c("within", "random", "ht", "between", "pooling", "fd")

if (sp$args$model == "within" & sp$args$effect == "individual"){
  n = c
  np = np+n+1 # update number of parameters
}

if (sp$args$model == "within" & sp$args$effect == "time"){
  T = t
  np = np+T+1 # update number of parameters
}

if (sp$args$model == "within" & sp$args$effect == "twoways"){
  n = c
```

```

T = t
np = np+n+T # update number of parameters
}
aic <- round( 2*np + n.N * ( log(2*pi) + s.sq + 1 ),1)
bic <- round(log(n.N)*np + n.N * ( log(2*pi) + s.sq + 1 ),1)

if(criterion=="AIC"){
  names(aic) = "AIC"
  return(aic)
}
if(criterion=="BIC"){
  names(bic) = "BIC"
  return(bic)
}
}
}

#Compare Ar models
#Ar(1)
ar1 = plm(formula = Unemployment.Rate ~ U_1,data=df,index=c("Country","DATE"))
ar2 = plm(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+U_2,data=df,index=c("Country","DATE"))
ar3 = plm(formula = Unemployment.Rate ~U_1+U_2+U_3,data=df,index=c("Country","DATE"))
stargazer(ar1,ar2,ar3,type="text",column.labels = c("AR(1)","AR(2)","AR(3)"),out="armodel.html")
print(c(aicbic_plm(ar1,"BIC"),aicbic_plm(ar2,"BIC"),aicbic_plm(ar3,"BIC")))
#choose Ar(1)
Model1 = plm(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+log(Monthly_Cases+1)+Lockdown_Dummy,data=df,
index=c("Country","DATE"))
Model2 = plm(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+log(Monthly_Death+1)+Lockdown_Dummy,data=df,
index=c("Country","DATE"))
Model3 = plm(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+log(Monthly_Cases+1)+log(Monthly_Death+1)+Lockdown_Dummy,data=df,index=c("Country","DATE"))
stargazer(Model1,Model2,Model3,type="text",column.labels = c("Model with Cases","Model with Death","Model with Both"),out = "compare.html")
print(c(aicbic_plm(Model1,"BIC"),aicbic_plm(Model2,"BIC"),aicbic_plm(Model3,"BIC")))
print(c(aicbic_plm(ar1,"BIC"),aicbic_plm(ar2,"BIC"),aicbic_plm(ar3,"BIC")))
#fix effect
aneweytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+f(log(Monthly_Cases+1))+Lockdown_Dummy,data=df)
aneweytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1,data=df)
aneweytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+U_2,data=df)
aneweytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+U_2+U_3,data=df)
#unit root
purtest(df["Unemployment.Rate"],lag =1)
purtest(df["Unemployment.Rate"],lag =2)

```

```

purtest(df["Unemployment.Rate"],lag =3)
purtest(log(df["Monthly_Death"]+1))
#serial correlation
pbgtest(ar1)
pbgtest(ar2)
pbgtest(ar3)

```

7.5程式結果截圖

AR Model

Dependent variable:			
	Unemployment.Rate		
	AR(1) (1)	AR(2) (2)	AR(3) (3)
U_1	0.578*** (0.086)	0.667*** (0.115)	0.492*** (0.122)
U_2		-0.271** (0.106)	-0.149 (0.137)
U_3			-0.214* (0.108)
Observations	78	72	66
R2	0.389	0.355	0.331
Adjusted R2	0.337	0.284	0.238
F Statistic	45.216*** (df = 1; 71)	17.615*** (df = 2; 64)	9.421*** (df = 3; 57)
Note:			
BIC	BIC	BIC	
270.9	269.9	273.8	

Final Model Selection

Dependent variable:			
	Model with Cases (1)	Unemployment.Rate Model with Death (2)	Model with Both (3)
U_1	0.527*** (0.088)	0.516*** (0.088)	0.517*** (0.088)
log(Monthly_Cases + 1)	0.061 (0.048)		-0.093 (0.142)
log(Monthly_Death + 1)		0.089 (0.056)	0.193 (0.167)
Lockdown_Dummy	0.707** (0.299)	0.635** (0.304)	0.566* (0.323)
Observations	78	78	78
R2	0.451	0.459	0.462
Adjusted R2	0.388	0.396	0.391
F Statistic	18.931*** (df = 3; 69)	19.480*** (df = 3; 69)	14.597*** (df = 4; 68)
Note:			
BIC	BIC	BIC	
270.9	269.9	273.8	

Fixed Effect Test Result

```
> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+f(log(Monthly_Cases+1))+Lockdown_Dummy,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + f(log(Monthly_Cases + 1)) + Lockdown_Dummy
chisq = -330.4, df = 465, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1
chisq = -72.659, df = 155, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+U_2,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2
chisq = -183.94, df = 262, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+U_2+U_3,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2 + U_3
chisq = -227.72, df = 327, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply
```

Unit Root Test Result

```
> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+f(log(Monthly_Cases+1))+Lockdown_Dummy,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + f(log(Monthly_Cases + 1)) + Lockdown_Dummy
chisq = -330.4, df = 465, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1
chisq = -72.659, df = 155, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+U_2,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2
chisq = -183.94, df = 262, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+U_2+U_3,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2 + U_3
chisq = -227.72, df = 327, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply
```

Serial Correlation Test Result

```
> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+f(log(Monthly_Cases+1))+Lockdown_Dummy,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + f(log(Monthly_Cases + 1)) + Lockdown_Dummy
chisq = -330.4, df = 465, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1
chisq = -72.659, df = 155, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+U_2,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2
chisq = -183.94, df = 262, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply

> aneueytest(formula = Unemployment.Rate ~ U_1+U_2+U_3,data=df)

Angrist and Newey's test of within model

data: Unemployment.Rate ~ U_1 + U_2 + U_3
chisq = -227.72, df = 327, p-value = 1
alternative hypothesis: within specification does not apply
```