

行政院所屬各機關因公出國人員出國報告書

(出國類別：其他)

參加聯行客製化訓練課程出國報告

服務機關：中央銀行

姓名職稱：賴翰群/專員

派赴國家：德國 法蘭克福

出國期間：民國 108 年 9 月 21 日至 9 月 28 日

報告日期：民國 108 年 12 月 19 日

目 錄

壹、前言.....	1
貳、全球經濟展望.....	2
一、美國實質 M1 貨幣供給量年增率及殖利率曲線.....	2
二、美國企業淨利率.....	2
三、紐約聯邦準備銀行及聯行的美國經濟衰退機率模型.....	3
參、主要經濟體貨幣政策、財政政策及聯行對美債殖利率預測....	4
一、貨幣政策.....	4
二、財政政策.....	5
三、聯行對美債殖利率的預測.....	5
肆、非農就業人口與美元指數的關係及預測模型.....	5
一、非農就業人口數據意外與美元指數的關係.....	6
二、預測非農就業人口.....	12
伍、心得與建議.....	16
一、心得.....	16
二、建議.....	17
參考資料.....	18

壹、前言

職奉派於9月23日至9月27日參加聯行於德國法蘭克福為本行提供之「客製化訓練課程」，安排與該公司諸多部門主管進行會談，內容包含全球經濟概況與投資展望、退休基金解決方案、人工智慧於資產管理的運用、美國不動產抵押證券市場及外匯交易。

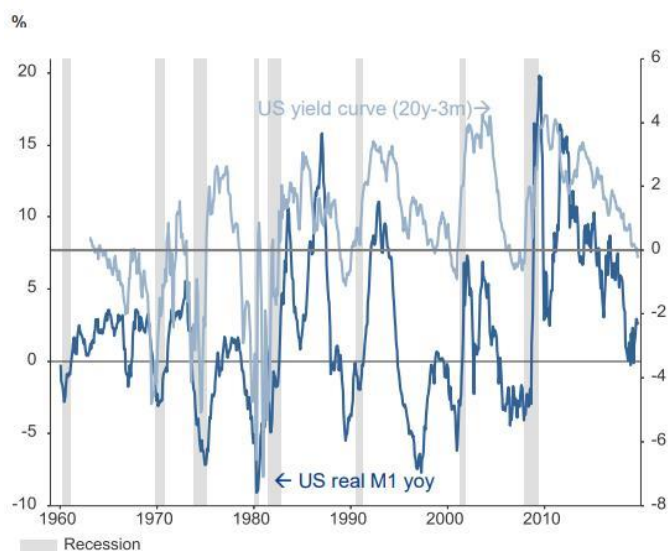
本報告分為五個部分，除此前言外，第貳節為全球經濟展望，第參節為主要經濟體貨幣政策、財政政策及聯行對美債殖利率預測，第肆節探討非農就業人口與美元指數的關係，並建立非農就業人口的預測模型，第伍節則為心得與建議。

貳、全球經濟展望

一、美國實質 M1 貨幣供給量年增率及殖利率曲線

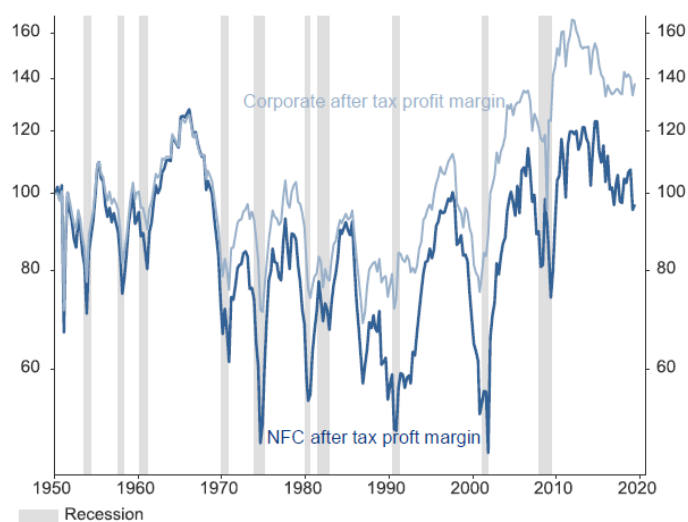
今年美國實質 M1 貨幣供給量(名目 M1 貨幣供給量以 CPI 平減)年增率呈現下滑趨勢，且美國 20 年公債及 3 個月國庫券殖利率差額一度出現負值(殖利率曲線倒掛)。根據歷史經驗，當這兩個現象同時發生，表示未來全球經濟衰退的風險提高，而在衰退發生前幾季，這兩項指標則會反向走升(圖 1)。

圖 1 美國實質 M1 貨幣供給量年增率及長短期殖利率利差



資料來源：聯行

圖 2 美國企業稅後淨利 (以 1950 為基期)



資料來源：聯行

二、美國企業淨利率

美國商務部經濟分析局 (Bureau of Economic Analysis, BEA)發布的國民所得與生產統計(national income and product account; NIPA)，以複式簿記原理，系統性地記載美國一段時間的產出之貨幣價值與資源投入，及過程中的所得分配情形，是衡量美國 GDP 的重要基礎。

觀察 NIPA 發現，受勞動力成本持續提高，美國企業近 5 年的稅後淨利表現較為平庸，甚至出現負成長(圖 2)。企業淨利率是景氣預測的先行指標，當企業淨利率劇減時，往往伴隨經濟衰退。上市公司自 2011 年起即持續透

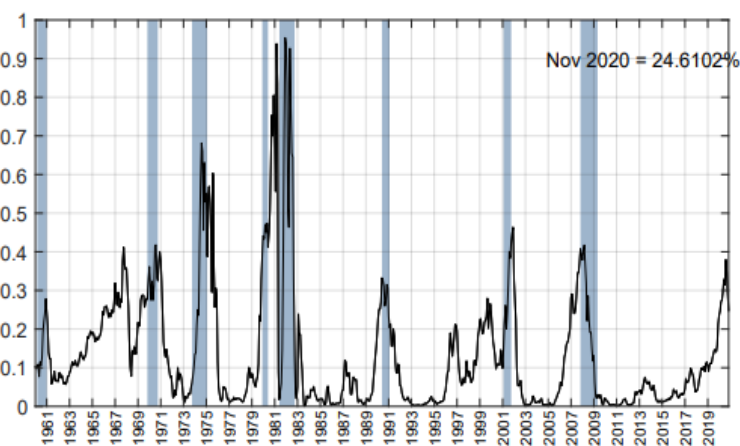
過借貸，以庫藏股方式推升股價，造成股票市場估值過高，在缺乏獲利基礎下，股票市場價格可能面臨修正。

三、紐約聯邦準備銀行及聯行的美國經濟衰退機率模型

紐約聯邦準備銀行(Federal Reserve Bank of New York, NY Fed)以美國公債 10 年期及 3 個月期利差，作為預測未來 4 至 6 季的美國實體經濟表現的先行指標。觀察圖 3 發現，以利差為基礎的衰退機率攀升後，往往會伴隨著經濟衰退，僅在 1967 年出現錯誤訊號。過去實證結果亦指出，該指標對 GNP 及 GDP 成長率、消費成長率、投資及工業產出均具有相當的預測能力，尤其是在實質 GDP 方面，約可解釋其 30% 以上的變異(Estrella and Hardouvelis (1991))。

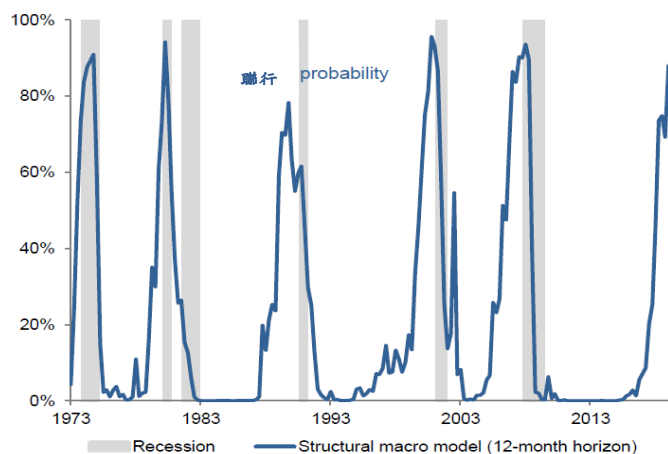
美債殖利率利差不僅是判斷美國經濟是否陷入衰退的良好指標，對於其他國家(特別是德國、加拿大及英國)亦有不錯的預警效果(Estrella and Mishkin (1997) and Bernard and Gerlach (1998))。

圖 3 NY Fed 美國經濟衰退機率模型



資料來源：NY Fed

圖 4 聯行美國經濟衰退機率模型



資料日期：2019 年 7 月 31 日

資料來源：聯行

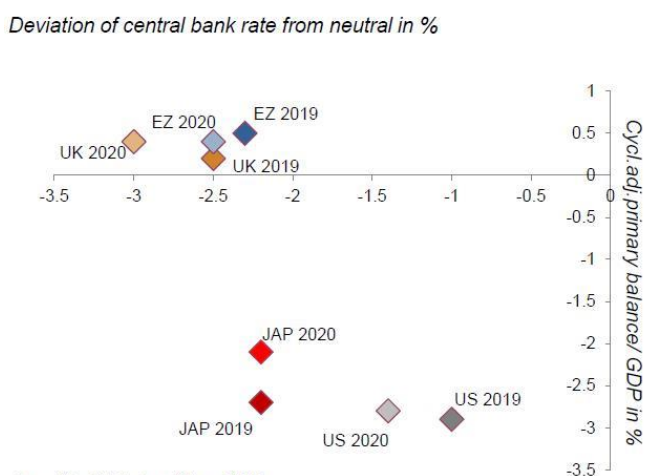
有別於紐約聯邦準備銀行的模型，聯行的總體模型涵蓋失業率缺口、實質貨幣供給量、非金融業淨利率、長期投資占 GDP 比重及房價租金比等總體變數，以上述總體數據為衡量標準的模型顯示，截至 2019 年 7 月 31 日時，預期未來一年發生衰退的機率超過 80%，已接近過往發生衰退前的水準。

參、主要經濟體貨幣政策、財政政策及聯行對美債殖利率預測

一、貨幣政策

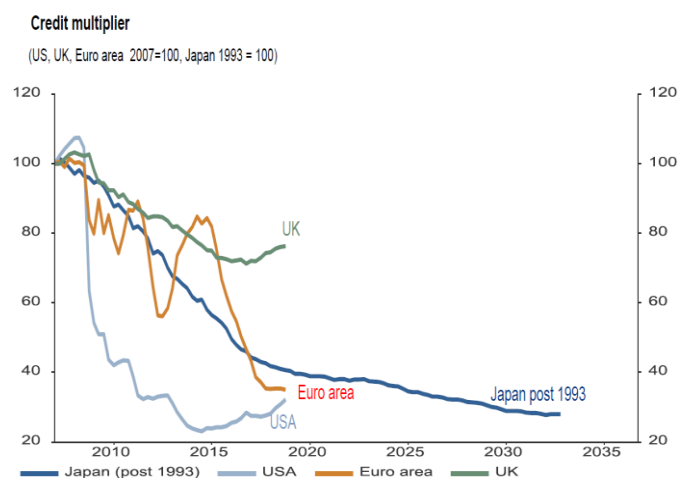
目前美國、日本、歐盟及英國的政策利率均遠低於其中性利率(圖 5)，即達成最大就業與穩定物價目標下，最適宜的利率水準。過度寬鬆的貨幣政策環境，造成私部門的高儲蓄及銀行部門的超額流動性問題。金融危機後，上述國家的銀行放款信用乘數(credit multiplier)大幅下滑，直至近年，美國及英國略為上升，歐元區亦趨於持穩(圖 6)，惟利率水準已接近 0，不免引發貨幣政策有效性的諸多討論。此外，政策利率長久維持在低水平，亦造成未來貨幣政策可選擇性減少、銀行部門獲利萎縮、資源配置無效率及金融穩定風險提高等非預期成本。

圖 5 實際利率與中性利率利差及
景氣循環調整後基本財政收支餘額占 GDP 比重



資料來源：聯行

圖 6 主要國家信用乘數



資料來源：聯行

二、財政政策

面對以擴張性財政政策支撐經濟成長的聲浪，考量國家法規及政治因素，日本及美國政府已無任何預算空間；英國未來若脫離歐盟，必須預留財政餘額因應；歐元區是景氣循環調整後基本財政收支餘額(Cyclical adjustment primary balance)占 GDP 比重最高的核心國家，最有餘裕採取財政策刺激措施(圖 5)。ECB 前總裁 Mario Draghi 曾公開表示支持歐元區進行財政整合，以擴大財政支出搭配量化寬鬆貨幣政策，惟德國仍強調預算平衡，歐元區財政同盟推行不易。

三、聯行對美債殖利率的預測

全球經濟趨緩，Fed 連續三次降息後，於本年 12 月 12 日宣布將聯邦資金利率目標區間維持在 1.50%-1.75% 不變。以該聯行模型衡量的美國十年期公債殖利率觀之，其值高於目前市場的殖利率水準，且期限溢酬達到歷史的低點，說明投資人已過度反應。該聯行預測未來美國十年期公債殖利率，仍有可能短暫彈升至 2% 以上水準。

肆、非農就業人口與美元指數的關係及預測模型

美國勞工部(Bureau of Labor Statistics, BLS)按月公布的新增非農就業人口，係指非從事農業相關工作的就業人口數較其前 1 個月的增額，能反映美國的就業和經濟情況，進而影響 Fed 貨幣政策方向，且公布後往往造成外匯市場劇烈波動。本文擬探討下列主題：

一、非農就業人口優於預期(不如預期)時，採作多(空)美元策略之分析

假設非農就業人口優於預期，表示美國經濟走強，將帶動美元指數上升，反之則相反。故本文以普通最小平方(ordinary least squares, OLS)模型，將非農就業人口數據意外做為解釋變數，分別以數據發布當天(t)及次一交易日(t+1)相較發布前一天(t-1)的美元指數之升貶幅度為被解釋變數，驗證非農就業人口優於預期(不如預期)時，採取作多(空)美元投資策略時，是否能獲得正

報酬。再者，透過遞迴最小平方法(recursive least squares, RLS)模型，逐次增加一個樣本點，觀察係數的變化情形，判斷兩者的因果關係是否存在結構性改變。

2. 建立非農就業人口的預測模型

除 BLS 統計的非農就業數據外，民間機構美國人力資源管理公司(Automatic Data Processing, Inc.)亦發布 ADP 全國就業報告。

ADP 及 BLS 的非農就業數據在樣本選取及調查方法略有不同，例如，ADP 僅涵蓋私部門的非農就業，BLS 則涵蓋公部門及私部門的非農就業；ADP 以當月記載於企業薪資明細中的員工人數為就業人口，BLS 非農就業則僅將每月 12 日當週有拿到薪水者視為就業人口。惟兩者的相關性仍高，且 ADP 發布時間為美國非農就業數據公布的前 2 天，可視為非農就業數據的先行指標，市場稱之為「小非農」。

本文試圖建立非農就業人口的預測模型，以此作為外匯部位操作的參考。無論是單純統計上的預測，或是具有經濟意義的計量模型，自我迴歸模型 (autoregressive models, AR) 均是定態時間序列模型中最常被使用的，故首先以非農就業的落後期建立 AR(p)模型；再者，ADP 的全國就業報告應可提供有用的資訊，透過自我迴歸分配遞延模型 (autoregressive distributed lag model, ARDL)，將非農就業的落後期及 ADP 的當期及落後期納入作為解釋變數，以上述模型估計而得係數，進行樣本外預測(out-of-sample forecasting)，比較兩模型預測能力之優劣。

一、非農就業人口數據意外與美元指數的關係

(一) 資料來源

新增非農就業人口來自 BLS 官方發布的初值(*nonfarm_pre*)，樣本期間為 1999 年 4 月(1999 年 5 月 7 日發布)至 2019 年 10 月(2019 年 11 月 1 日發布)；分析師預測值(*nonfarm_poll*)資料來自 Reuters 各機構投資人預測值的中位數，闕漏的部分則以 Bloomberg 各機構投資人預測值的中位數替代；非農就業人

口數據意外(*nonfarm_surprise*)的衡量方法則定義為官方發布初值減分析師預期值(式 1)。

$$nonfarm_surprise_t = nonfarm_pre_t - nonfarm_poll_t; t = 1, \dots, T$$

(式1)

無論是 Reuters 或 Bloomberg，均未提供長時間序列的美元指數日內資料，故以非農就業數據發布日當天(DXY_t)及前一交易日(DXY_{t-1})的美元指數紐約收盤價計算升貶幅度(DXY_1day)。此外，再以非農就業數據發布日後一個交易日(DXY_{t+1})及發布前一交易日(DXY_{t-1})的美元指數紐約收盤價計算報酬率(DXY_2day)。

$$DXY_1day_t = DXY_t/DXY_{t-1} * 100 - 100; t = 2, \dots, T$$

(式2)

$$DXY_2day_t = DXY_{t+1}/DXY_{t-1} * 100 - 100; t = 2, \dots, T$$

(式3)

(二) 單根檢定

使用傳統的迴歸分析方法時，若變數存在非定態的特性，即經由隨機過程所產生的機率分配會隨時間的變動而改變，且對外部衝擊有累積的效果，使變數隨著時間逐漸偏離其平均值時，則估計出來的迴歸式之判定係數會過高，變數之 t 統計量過度顯著，產生所謂的虛假迴歸(Spurious Regression)，此時估計結果將不具任何意義。故在進行迴歸分析前，需先對變數進行單根檢定，本文採 ADF(Augmented Dickey Fuller)、KPSS 及 DF-GLS 三種檢定方法。

ADF 檢定使用最小平方法，惟當時間數列資料生成過程符合 AR(1)，且係數接近 1 時，傳統的 ADF 檢定力表現較差，可能將變數誤判為定態數列。對此，Elliot, Rothenberg and Stock(1996)提出修正後的 Dickey-Fuller t 檢定，在模型包含截距項及時間趨勢項時，使用一般最小平方法(Generalized Least

Squares, GLS)來估計參數方法，稱為 DF-GLS 檢定；雖仍存在缺失，但可作為 ADF 檢定結果之參考。

KPSS 的虛無假設與 ADF 相反，Cheung and Chinn(1996)認為可以此作為確認分析(confirmatory analysis)，唯有在不同虛無假設檢定下均能得到一致的結果，才能確認變數是否為定態數列。

表 1 為單根檢定結果，*nonfarm_surprise*、*DXY_1day* 及 *DXY_2day* 三個序列在 ADF 及 DF-GLS 的檢定結果均為拒絕變數具有單根的虛無假設，在 KPSS 的檢定結果則均無法拒絕序列為定態的虛無假設，說明變數符合定態特性。

表 1 非農就業數據意外及美元指數報酬率之單根檢定結果

	ADF檢定		DF-GLS檢定		KPSS檢定	
	統計量	p值	統計量	p值	統計量	p值
<i>nonfarm_surprise</i>	-7.8343	<1%	-6.8261	<1%	0.0416	>10%
<i>DXY_1day</i>	-7.0792	<1%	-4.9293	<1%	0.0768	>10%
<i>DXY_2day</i>	-8.4814	<1%	-7.647	<1%	0.0665	>10%

註：ADF 及 DF-GLS 兩種檢定的虛無假設均為「變數具有單根，為非定態之數列」；KPSS 檢定的虛無假設為「變數為定態時間數列」。

資料來源：作者自行整理

(三) 普通最小平方(Ordinary Least Squares, OLS)模型

表 2 的第(1)條回歸式，以非農就業數據意外(*nonfarm_surprise*)為解釋變數，非農就業數據發布日當天的紐約收盤價及前一交易日計算報酬率(*DXY_1day*)。估計結果顯示，*nonfarm_surprise* 的係數顯著為正，表示當非農就業數據優於分析師預期的差距越大時，對美元指數的正報酬程度就越大(式 4)。

$$DXY_1day_t = 0.061 + 0.003nonfarm_surprise_t \quad (\text{式 4})$$

(0.037) (0.0005)

表 2 的第(2)條回歸式，則設置 *nonfarm_sign* 虛擬變數。 $surprise_sign_t = 1$ ，表示非農就業數據優於預期； $surprise_sign_t = 0$ ，表示非農就業數據不如預期。估計結果顯示，常數項的係數顯著為負，*nonfarm_sign* 虛擬變數的係數顯著為正，說明在樣本期間內，當非農就業數據優於分析師預期時，美元指數平均升值 0.206%(-0.123+0.329)；當非農就業數據不如分析師預期時，美元指數平均貶值-0.123%(式 5)。

$$DXY_1day_t = -0.123 + 0.329surprise_sign_t \quad (\text{式 5})$$

(0.049) (0.074)

優於預期($surprise_sign_t = 1$)： $DXY_1day = -0.123 + 0.329$

不如預期($surprise_sign_t = 0$)： $DXY_1day = -0.123$

表 2 的第(3)條回歸式，則設置 *nonfarm_sign* 虛擬變數與非農就業數據意外(*nonfarm_surprise*)的交叉項。估計結果顯示，常數項雖不顯著，但 $(surprise_sign_t = 1) * nonfarm_surprise_t$ 及 $(surprise_sign_t = 0) * nonfarm_surprise_t$ 的係數均顯著為正，且前者的係數 0.004 大於後者的 0.002，表示非農就業數據意外對美元指數的影響效果存在不對稱性，非農就業數據優於預期造成美元指數升值的幅度會大於非農就業數據不如預期造成美元指數貶值的幅度(式 6)。

$$DXY_1day_t = 0.019 + 0.004(surprise_sign_t = 1) * nonfarm_surprise_t$$

(0.056) (0.001)

$$+0.002(surprise_sign_t = 0) * nonfarm_surprise_t \quad (\text{式 6})$$

(0.001)

優於預期($surprise_sign_t = 1$)： $DXY_1day_t = 0.019 + 0.004 * nonfarm_surprise_t$
(大於 0)

不如預期($surprise_sign_t = 0$)： $DXY_1day_t = 0.019 + 0.002 * nonfarm_surprise_t$
(小於 0)

表 2 非農就業數據意外與美元指數(*DXY_1day*)之 OLS 模型

	<i>Dependent variable:</i>		
	(1)	(2)	(3)
nonfarm_surprise	0.003*** (0.0005)		
surprise_sign1		0.329*** (0.074)	
I((surprise_sign == "1") * nonfarm_surprise)			0.004*** (0.001)
I((surprise_sign == "0") * nonfarm_surprise)			0.002*** (0.001)
Constant	0.061* (0.037)	-0.123** (0.049)	0.019 (0.056)
Observations	247	247	247
R ²	0.118	0.074	0.122
Adjusted R ²	0.115	0.070	0.115
Residual Std. Error	0.565 (df = 245)	0.579 (df = 245)	0.565 (df = 244)
F Statistic	32.923*** (df = 1; 245)	19.620*** (df = 1; 245)	16.942*** (df = 2; 244)
<i>Note:</i>			*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

資料來源：作者自行整理

若將被解釋變數改為非農就業數據發布日後一個交易日及發布前一交易日紐約收盤價升貶幅度(*DXY_2day*)，即可得到表 3 的第(1)、(2)、(3)條回歸式之估計結果，係數方向與表 2 一致，顯示非農就業數據意外的利多或利空消息，不僅影響當天外匯市場的美元行情，即使在公布後的隔天，影響效果仍持續存在。

表 3 非農就業數據意外與美元指數(*DXY_2day*)之 OLS 模型

	<i>Dependent variable:</i>		
	(1)	<i>DXY_2day</i>	
		(2)	(3)
<i>nonfarm_surprise</i>	0.003*** (0.001)		
<i>surprise_sign1</i>		0.232*** (0.087)	
I((<i>surprise_sign</i> == "1") * <i>nonfarm_surprise</i>)			0.004*** (0.001)
I((<i>surprise_sign</i> == "0") * <i>nonfarm_surprise</i>)			0.002** (0.001)
Constant	0.072* (0.043)	-0.070 (0.058)	0.025 (0.066)
Observations	247	247	247
R ²	0.092	0.028	0.095
Adjusted R ²	0.088	0.024	0.088
Residual Std. Error	0.659 (df = 245)	0.682 (df = 245)	0.659 (df = 244)
F Statistic	24.730*** (df = 1; 245)	7.038*** (df = 1; 245)	12.808*** (df = 2; 244)
<i>Note:</i>			*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

資料來源：作者自行整理

(四)遞迴最小平方(recursive least squares, RLS)模型

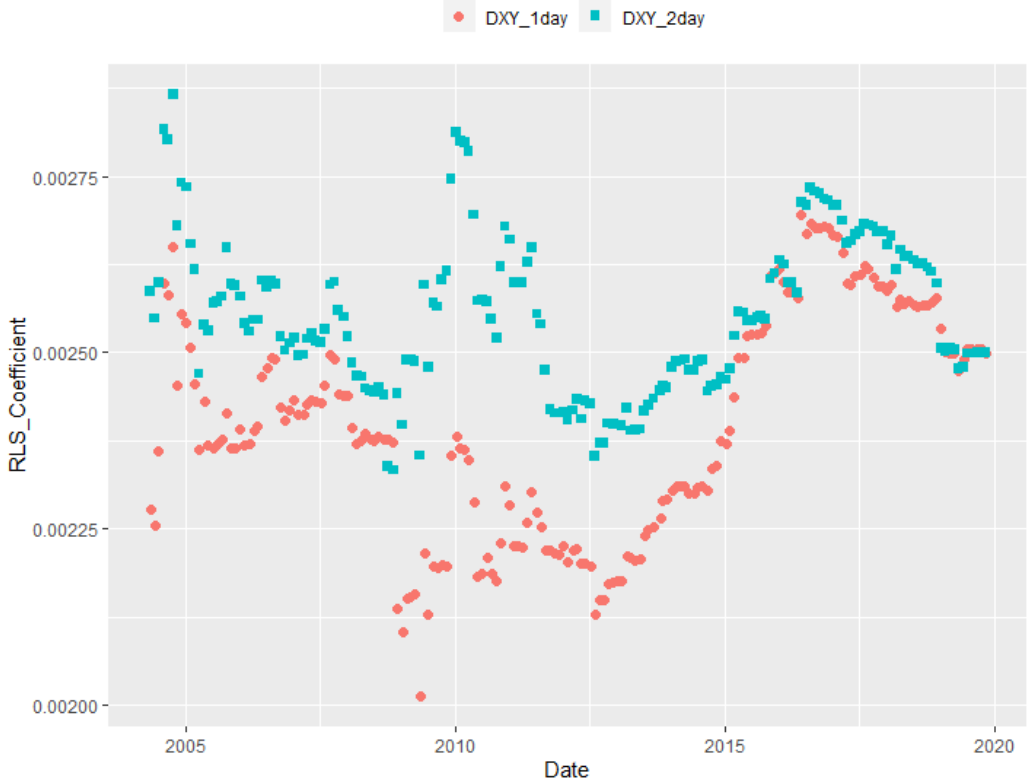
為觀察從過去到現在這段時間，非農就業數據意外對美元指數升貶幅度影響力的變化情形，遂將表 2 及表 3 的第(1)條回歸式改以遞迴最小平方(recursive least squares, RLS)模型進行估計。

首先使用第 1 期至 60 期資料(即 1999 年 4 月至 2004 年 3 月)，可估計出一個 *nonfarm_surprise* 係數，接著逐次加入一個樣本點，如此持續進行，重複此過程直到樣本結束，共可估計出 187 個因時變動(time-varying)的 *nonfarm_surprise* 係數，結果如圖 7 所示。

隨著時間經過，雖然 *nonfarm_surprise* 係數幾度下降，但仍為正值，表示非農就業數據意外對美元指數升貶幅度的影響曾減弱，但其影響力仍在。觀察兩條線的變化，在前段樣本期間，以 *DXY_2day* 為被解釋變數之 *nonfarm_surprise* 係數明顯大於以 *DXY_1day* 為被解釋變數之

nonfarm_surprise 係數，惟後段樣本加入後，兩者之係數的垂直距離越來越小，走勢漸趨一致。這說明在過去，外匯市場對非農就業數據意外的反應速度較緩慢，即使在發布日後的隔天還能對美元指數造成影響，惟近年可能在電子交易盛行，加上金融科技不斷創新的影響下，外匯市場反映訊息的效率逐漸提高，匯價在一天內即調整完畢，使得數據發布當天(t)及次一交易日(t+1)，相較發布前一天(t-1)的美元指數之升貶幅度相去無幾。

圖 7 遞迴最小平方法估計的非農就業數據意外係數



資料來源：作者自行整理

二、預測非農就業人口

(一) 資料來源

BLS 於下月初會發布上月的新增非農就業人口初值(*nonfarm_fin*)，並於隔月發布第二次修正值，再下個月會發布第三次修正值(即終值(*nonfarm_act*))；ADP 全國就業報告則是發布後就不再修正。

新增非農就業人口終值資料來自 BLS 官網；由於 ADP 官網僅保留 2002 年 6 月以來的資料，Reuters 則保留自 2001 年 5 月以來的資料，故此處以 Reuters 資料為主，將 2001 年 5 月至 2018 年 12 月作為樣本期間。並以模型估計結果，進行 2019 年 1 月至 2019 年 11 月的樣本外預測。

(二) AR(P)模型

AR(P)模型方面，文獻中常用的最適落後期準則以 Akaike information criterion(AIC)及 Bayes information criterion(BIC)為主，AIC 及 BIC 越小，代表模型的解釋能力越好(用的變數越少或誤差平方和越小)。BIC 對於多增加一個變數落後期作為解釋變數的懲罰較 AIC 大，故 BIC 會傾向選擇變數落後期較少的模型；而理論上，BIC 所決定的落後期數為真實落後期數的一致估計式，故本文選取 $p=2$ (表 4)，建立非農就業人口的 AR(2)模型。

表 4 非農就業人口 AR(p)模型最適落後期

p	BIC
1	9.599
2	9.497
3	9.521
4	9.551
5	9.568
5	9.542

資料來源：作者自行整理

(三) ARDL 模型

ARDL 模型包含解釋變數的 p 個落後期和被解釋變數的 q 個落後期的模型，記為 ARDL(p, q)。

由 AR(P)模型已知最適落後期(p)為 2 期，係數估計結果如表 5 的第(1)條回歸式。故以 AR(2)模型為基礎，將 AR(2)加上 ADP 當期及落後 1 期作為

解釋變數，即成為 ARDL(2,1)模型，係數估計結果如表 5 的第(2)條回歸式；此外，將 ARDL(2,1)模型再加入 ADP 落後 2 期作為解釋變數，即為 ARDL(2,2)模型，係數估計結果如表 5 的第(3)條回歸式。

表 5 非農就業人口 AR(2)、ARDL(2,1)及 ARDL(2,2)模型估計結果

	Dependent variable:		
		nonfarm_ts	
	(1)	(2)	(3)
L(nonfarm_ts, 1)	0.530*** (0.065)	0.291*** (0.069)	0.291*** (0.069)
L(nonfarm_ts, 2)	0.342*** (0.065)	0.188*** (0.063)	0.220*** (0.068)
ADP_ts		0.467*** (0.082)	0.490*** (0.084)
L(ADP_ts, 1)		-0.024 (0.091)	0.037 (0.102)
L(ADP_ts, 2)			-0.118 (0.090)
Constant	13.216 (8.520)	13.054* (7.579)	12.526* (7.576)
Observations	210	210	210
R ²	0.690	0.758	0.760
Adjusted R ²	0.687	0.753	0.754
Residual Std. Error	111.868 (df = 207)	99.292 (df = 205)	99.123 (df = 204)
F Statistic	230.376*** (df = 2; 207)	160.652*** (df = 4; 205)	129.300*** (df = 5; 204)
Note:			*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

資料來源：作者自行整理

(四) 樣本外預測結果

將 AR(2)、ARDL(2,1)及 ARDL(2,2)模型估計而得的係數，分別計算 2019 年 1 月至 2019 年 11 日新增非農就業人口的預測值(*nonfarm_f*)，另列出 Reuters 分析預測的中位數(*nonfarm_poll*)，將上述各預測值與新增非農就業數據終值(*nonfarm_act*) 比較。

其中，黃底者為與 BLS 發布的新增非農就業人口終值最為接近者(表 6)。發現加入 ADP 作為解釋變數後，模型的預測能力較 AR(2)提高，甚至有幾個

月份，ARDL 模型的預測能力更優於分析師預測的中位數。

表 6 非農就業人口終值、分析師預期值及模型預測值比較

	nonfarm_act	nonfarm_poll	AR2_f	ARDL21_f	ARDL22_f
2019/1	312	165	200.5	233.2	244.4
2019/2	56	180	256.1	242.8	241.6
2019/3	153	180	149.6	156.4	152.1
2019/4	216	185	113.4	183.4	174.4
2019/5	62	185	180.0	119.9	122.5
2019/6	178	160	119.9	120.5	102.2
2019/7	166	164	128.7	140.7	146.6
2019/8	219	158	162.0	165.6	170.7
2019/9	193	145	186.0	162.0	162.7
2019/10	156	89	190.3	163.8	162.1
2019/11	266	180	161.8	123.0	123.2

資料來源：BLS、Reuters、作者自行整理

為評斷上述模型之優劣，本文以均方差的平方根(root mean squared error, RMSE¹)為標準，衡量新增非農就業人口預測值與終值²之間的偏差，RMSE 數值越小，表示模型的預測能力越佳，結果如表 7 所示。

ARDL 模型的預測誤差遠小於 AR 模型，說明將 ADP 考量在內，有助於預測當月的新增非農就業人口，故 ADP 數據仍具相當的參考價值。惟 ARDL 模型的預測能力卻不如 Reuters 分析師預測的中位數，主要原因可能在於，ARDL 模型納入的變數有限，僅以新增非農就業人口的落後期、ADP 的當期及落後期作為預測的依據，未來若能以混頻資料的處理，納入高頻的就業數據變數(例如初領失業金人數)或其他總體經濟數據來進行估計，將可

¹ $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (nonfarm_f - nonfarm_{act})^2}{n}}$

² 報告所用資料，係截至 12 月 6 日發布的非農就業數據為止，故 11 月新增非農就業人口為初值，10 月為第二次修正值。

望進一步增加模型的預測能力。

表 7 非農就業人口分析師預測及各模型預測誤差

	Poll	AR(2)	ARDL(2,1)	ARDL(2,2)
RMSE	80.9	93.9	81.9	82.2

資料來源：作者自行整理

伍、心得與建議

一、心得

(一) 學習聯行經濟分析方法及預測模型，了解其投資策略，有助檢核本行資產管理帳戶

本次客製化課程安排職與該公司諸多部門主管進行個別會談，透過雙方觀點與意見交流，除了學習專業投資機構在全球經濟分析方法及模型外，對聯行組織架構及各部門分工情形亦有更深入了解，經資產管理帳戶經理人介紹 MBS 市場及講述其投資策略後，更能充分掌握本行委外績效表現的變化，有助日後檢核資產管理帳戶之業務進行。

(二) 持續追蹤美國非農就業數據對美元匯價的影響，並加強對非農就業數據的預測，對未來景氣轉折預做準備

全球正處於有史以來最長的擴張期，市場對於主要國家貨幣、財政政策及經濟數據的發布皆保持高度關注，為未來可能發生的景氣轉折預做準備。相較於其他發布頻率較低的經濟數據，美國的非農就業數據是時效性較高、對未來經濟預測能力良好的重要指標，為 Fed 調整聯邦資金利率的依據，發布後往往造成美元匯價劇烈變動。本行將持續追蹤非農就業數據的變化情形，並密切觀察其對美元匯價的影響。

二、建議

(一) 極寬鬆的貨幣環境下，歐元區公債投資陷入惡性循環，歐元缺乏反彈動能

1. ECB 於本年 9 月份政策會議降低政策利率並重啟量化寬鬆政策，惟長期負利率已對金融體系產生副作用。聯行高階經理人認為，ECB 的貨幣政策過度政治化，極寬鬆的貨幣環境使得銀行投資歐元區公債陷入惡性循環。凸顯在低利時代下，機構投資人普遍面臨資產報酬率偏低的窘境，亦加深各國央行外匯存底操作的難度。
2. 在歐元區預算政策協調方面，歐元區各國財長目前並未推行聯合支出計畫，缺乏財政刺激措施支持歐元區經濟；英國脫歐進程仍存在不確定性，歐元缺乏反彈動能。

(二) 分析投資銀行的程式交易模組，藉此了解人工智慧對外匯市場價格之影響，擬定合適投資策略

1. 此次與聯行交易室主管面談發現，該聯行雖已將程式交易運用在外匯交易上，比重卻不高，主要係其交易員多採被動操作，接收經理人指示或客戶委託時需即刻下單，從中賺取價差並非主要目的。此外，執行程式交易需支付交易平台手續費，須將成本效益預作考量。目前頻繁使用程式交易者仍以避險基金為主。
2. 近年程式交易觸發的連鎖反應，使得外匯市場常出現閃崩或閃升行情，建議可對投資銀行的程式交易模組進行分析，藉此了解人工智慧對外匯市場價格之影響，以利擬定合適投資策略。

參考資料

- 張天惠(2012)，「我國金融情勢指數與總體經濟預測」，中央銀行季刊，第三十四卷第二期，11-32。
- 陳旭昇(2013)，時間序列分析：總體經濟與財務金融之應用二版，臺北市：臺灣東華。
- 鍾惠民、周賓凰、孫而音(2009)，財務計量，臺北市：新陸書局。
- Bernard, H., & Gerlach, S. (1998). Does the term structure predict recessions? The international evidence. *International Journal of Finance & Economics*, 3(3), 195-215.
- Chen, S. S. (2009). Predicting the bear stock market: Macroeconomic variables as leading indicators. *Journal of Banking & Finance*, 33(2), 211-223.
- Estrella, A., & Hardouvelis, G. A. (1991). The term structure as a predictor of real economic activity. *The journal of Finance*, 46(2), 555-576.
- Estrella, A., & Mishkin, F. S. (1997). The predictive power of the term structure of interest rates in Europe and the United States: Implications for the European Central Bank. *European economic review*, 41(7), 1375-1401.