



結合智慧 5G 網路的行動通訊：現況、應用與展望

呂錫民^{*}

工研院能源與環境研究所前研究員

摘要

在本文中，我們試圖強調人工智慧（Artificial Intelligence, AI）是 5G 時代革命性技術中最基本的特徵之一，在蜂巢式網路中，幾乎每個重要面向都有初步智慧的出現。然而，面對日益複雜的架構問題和蓬勃發展的新興服務，如果缺乏完整的 AI 功能，則仍然不足以充分用於 5G 蜂巢式網路。因此，我們除了介紹 AI 基本概念以及討論 AI 與 5G 蜂巢式網路候選技術之間的關係之外，並充分討論如何將感測、學習、優化與智慧互動架構交互結合，以促進 AI 賦能因素對 5G 蜂巢式網路的成功運用。其次，我們提出一款彈性、可快速部署的跨層 AI 框架，以因應 5G 更高版本的即將到來（Yao, Sohul, Marojevic, and Reed, 2019）。第三，我們提供 AI 賦能 5G 服務的應用案例，其中容納重要的 5G 特定功能，同時也討論出 AI 的未來價值，以求更完美網路演變歷程的實現。

關鍵詞：5G 時代、人工智慧、行動通訊、服務應用、無線接取網路

^{*} 通訊作者：呂錫民

電子郵件：shyimin@gmail.com

（收件日期：2019 年 6 月 10 日；修正日期：2019 年 8 月 15 日；接受日期：2019 年 8 月 16 日）



Mobile Communication with AI-Enabled 5G Network: Status, Application, and Perspective

Shyi-Min Lu*

Retired Researcher, Energy and Environmental Laboratories, Industrial Technology Research Institute

Abstract

In this paper, we try to emphasize that artificial intelligence (AI) is one of the most basic features of the revolutionary technology of the fifth generation (5G) era. In the cellular networks, almost every important aspect has appeared initial intelligence. However, in the face of increasingly complex architectural problems and thriving new service requirements, if in lack of full AI functionality, they are still not sufficient for 5G cellular networks. Therefore, we further introduce the basic concepts of AI and discuss the relationship of candidate technologies between AI and 5G cellular networks. In addition, this article discusses the interconnections among sensing, learning, optimization, and smart interaction architecture to facilitate the successful use of these enabling factors. Secondly, we propose a flexible, fast-deployable, and cross-layer AI framework to meet the needs of the upcoming 5G higher version. Third, we provide an AI-enabled 5G service application example that accommodates important 5G specific features and we also discuss the future value of AI to achieve a more perfect network evolution.

Keywords: 5G era, artificial intelligence, mobile communication, service application, radio access network

* Corresponding Author: Shyi-Min Lu
E-mail: shyimin@gmail.com

壹、前言

一、蜂巢式網路的演進

目前，第四代（The Fourth Generation, 4G）蜂巢式網路已在全球部署，以提供全網際網路協定（Internet Protocol, IP）的寬頻連接。回顧過去歷程，1991 年首次露面的第二代（2G）全球行動通訊系統（Global System for Mobile Communication, GSM）提供了數位語音電話，2001 年推出的第三代（3G）蜂巢式網路則提供行動網際網路解決方案。在前後花不到 30 年時間裡，蜂巢式網路成功地從純電話系統轉變為可以傳輸豐富多媒體內容的網路（C.-X. Wang et al., 2014），並且對我們的日常生活產生深遠巨大影響。如今資通訊科技（Information and Communication Technology, ICT）產業的格局正在迅速變化。首先，在 2010～2020 年之間，行動寬頻接取總吞吐量大幅擴增 1,000 倍（Andrews et al., 2014），而鏈級（Link Level）數量則擴充 10 倍（Soldani and Manzalini, 2015）。其次，越來越多數位物件形成了物聯網（Internet of Things, IoT），對延遲（Latency）、電池壽命提出更嚴格要求（Imran, Zoha, and Abu-Dayya, 2014）。因此，為了增強服務供應鏈，並滿足即將到來的多樣化需求，實有必要利用尖端技術進行蜂巢式網路更進一步革新。下一代（5G）蜂巢式網路的標準化正在加速進行，這也意味著更多候選技術的採用。這自然會引發一些問題，例如：5G 蜂巢式網路會有哪些新的候選技術出現？以及這些新興技術具有哪些共同特徵？

二、5G 的介紹

從一開始，5G 蜂巢式網路就被認為是 ICT 產業的關鍵賦能者及基礎設施供應者，其中最明顯的服務類型有三種：包括從具有頻寬消耗量及吞吐量驅動性要求的增強型行動寬頻（Enhanced Mobile Broadband, eMBB）到其他新型服務，如超可靠低延遲（Ultra-Reliable Low Latency, URLLC）服務和大規模機器型通訊（Massive Machine-Type Communications, mMTC）。

更詳細說明如下，國際電信聯盟（International Telecommunication Union, ITU）將 5G 通訊網路分成三類使用情景：eMBB、mMTC 以及 URLLC，目的在於藉此解決更多樣化的服務與資源應用。eMBB 是一種服務類別，可滿足大量頻寬需求應用，例如：大規模視訊串流（Massive Video Streaming）和虛擬／增強實境（Virtual Reality/Augmented Reality, VR/AR）。另外，mMTC 是一種服務類別，可支援大規模感測、監控和計量，例如：支援 IoT 的大規模部署。最後，如同 Yao, Sohal, Marojevic, and Reed (2019) 指出，URLLC 是一種服務類別，可支援對延遲敏感的服務，包括自動駕駛、無人機和觸覺網際網路。

關於這點，雖然諸如密集式蜂巢（Densified Cell）和大規模多輸入多輸出天線系統（Multiple-Input Multiple-Output, MIMO）¹ 技術至關重要提升了 5G 能量，但部署此類技術

¹ MIMO 是一種用來描述多天線無線通訊系統的抽象數學模型，能利用發射端的多個天線各自獨立發送訊號，同時在接收端用多個天線接收訊號並恢復原有資訊。

的成本效益卻很低。相反地，5G 蜂巢式網路一開始就擁抱智慧（Intelligence），彈性提高頻譜效率（Spectrum Efficiency, SE）和能量效率（Energy Efficiency, EE），從而徹底改變自己。

具體而言，5G 蜂巢式網路同時提出無線電資源管理（Radio Resource Management, RRM）、行動管理（Mobility Management, MM）、服務供應管理（Service Provisioning Management, SPM）、管理和編制（Management and Orchestration, MANO）等替代選項（Li, Zhao, Zhou, et al., 2017）。因此，我們不再需要為各個服務（例如：GSM- 鐵路通訊網路）² 建立專用網路。

相反地，如圖 1 所示，由於智慧 5G 網路的發展，使得端到端網路切片（Network Slice, NS）³（Zhou, Li, Chen, and Zhang, 2016）的定制提供，以及不同服務要求的同時滿足構想成為可能，這在 URLLC 中的超低延遲以及在 eMBB 中的超高吞吐量的實現就是最好例子。

三、為什麼要在 5G 蜂巢式網路中使用 AI（Artificial Intelligence）

毫無疑問，5G 蜂巢式網路可為不同預定服務裁製供應機制，並為完整智慧型應用鋪平道路。然而，5G 蜂巢式網路運營商在解決日益複雜的架構問題與同時滿足不斷變化的服務

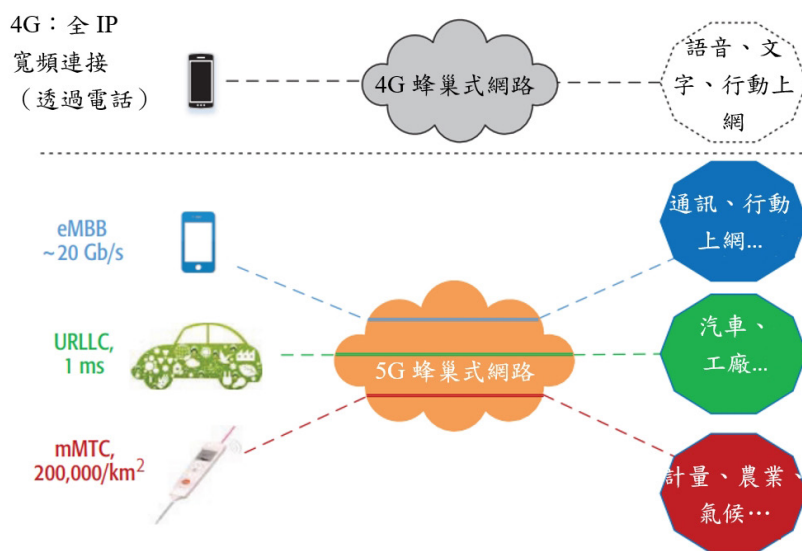


圖 1 5G 蜂巢式網路：跨越所有行業中的所有行動設備的關鍵賦能因素

資料來源：本研究整理。

² GSM- 鐵路通訊網路之英文全稱為 Global System of Mobile Communication for Railways (GSM-R)，即全球鐵路移動通訊系統，係由成熟的公共無線通訊網路 GSM 技術發展而來，增加了調度通信功能以及適合高速環境下工作條件，為鐵路（Railway）專用的通信網路。GSM-R 可以覆蓋地面設備和車載設備，為它們提供連續的、雙向的資訊（包括資料和語音）傳輸通道。

³ 5G NS 是 5G 網路支持產業數位轉型的關鍵，其將統一實體網路切割成多個虛擬 NS，可以用來適應工業控制、自動駕駛、智慧電網、遠程醫療等各種工業服務的差異化需求。

需求上面，仍具挑戰性和耗時性，因為 5G 蜂巢式網路具有的更多技術選項僅能處理預定的智慧型問題，但無法獲得與環境的互動能力，如流量負載與服務特徵。幸運的是，此類互動型行為問題可利用 AI 技術來加以解決，以 AI 賦能的機器或系統具有類似於人類的智慧，因此，結合 AI 的 5G 蜂巢式網路在處理新興問題上是大有可為的。

四、AI 的應用

20 世紀 30 年代，在杜林機理論（Turing Machine Theory）影響下，以及深度類神經網路（Deep Neural Network, DNN）出現的重新點燃，AI 方法已經廣泛應用在各項研究領域，包括自然語言處理、電腦視覺和無線通訊（LeCun, Bengio, and Hinton, 2015）。人工類神經網路（Artificial Neural Network, ANN）是設計 AI 的最古老方法之一，基本上模仿大腦中大規模並行、分散的表示與計算等能力。在各種類神經網路中，遞歸類神經網路（Recurrent Neural Network, RNN）允許神經元的創建與處理輸入模式具有任意序列的記憶體，其中各層之間的連接形成循環（Graves, Mohamed, and Hinton, 2013）；DNN 或深度置信網路（Deep Belief Network, DBN）採用分層結構，其具有多個限制型波茲曼機器（Restricted Boltzmann Machine, RBM），透過逐層連續學習程序來工作，RBM 形成無向圖形模型，沒有「可見—可見」和「隱藏—隱藏」連接，DBN 的優點在於其無監督學習的能力，由於多層結構而具有快速推理與彈性；另外一種卷積類神經網路（Convolutional Neural Network, CNN）是建立在可捲曲的可訓練濾波器層上，因此結果階層可形成越來越複雜的特徵（Krizhevsky, Sutskever, and Hinton, 2012）。基本上，如同 Yao, Sohul, et al. (2019) 所言，CNN 與 DBN 是不同的，其中 DBN 是一種生成模型（Generative Model），描述數據和相應目標之間的聯合分布，而 CNN 則是一種判別模型（Discriminative Model），是以數據為條件下描述目標分布。在無線通訊中，各類型類神經網路引發特殊應用興趣，其原因在於它們可以進行非線性逼近，並且本質上是屬於數據驅動的事實。

五、以 AI 定義 5G 無線通訊網路下的現行狀態

近年來，由於計算和 AI 的突破，鼓舞了無線通訊領域中的研究人員，擘劃 AI 特別在 5G 情境中能夠發揮重要功效的藍圖，詳見圖 2。

以 AI 定義 5G 網路為基地臺（Base Station, BS）／雲（Cloud）提供能力，藉由分割、處理和解釋操作數據，建立認知和綜合數據存儲庫。BS 在此處的定義為專屬於單一行動網路營運商的遠程無線電源頭，包括集中式和虛擬化基帶單元池（Baseband Unit Pool）。大量即時數據橫跨很多用戶生成，範圍從頻道狀態資訊（Channel State Information, CSI）到 IoT 設備讀數都有。收到的數據融入地理位置資料庫，取得對環境的全面瞭解。從以人為中心的通訊角度來看，人類行為被可重組的 AI 無線網路所學習和調整，從而進化了網路功能，並創建以人為本的服務。從以機器為中心的通訊角度來看，利用大數據分析可以提取大量模型，尤其是在實體層（Physical, PHY）和媒體存取控制層（Medium Access Control, MAC），從而藉此實現自我組織的操作型態。



圖 2 以 AI 定義 5G 網路的應用情景

資料來源：Yao, Sohul, et al. (2019)。

類神經網路可重新定義通訊網路，在運行期間和跨層之間解決若干非顯然（Nontrivial）的設計問題，例如：認知鏈結調適、資源排程、訊號分類和載波偵聽／碰撞檢測。RNN 還具有捕獲射頻（Radio Frequency, RF）組件⁴缺陷與減輕非線性的能力，這些缺陷和非線性在 PHY 中產生並影響網路性能，尤其是 DBN 和 CNN 非常適合擔任通訊系統中的上層工作，例如網路優化和資源管理。

六、章節內容

在第貳章，我們將嘗試回答有關在 5G 蜂巢式網路中關鍵技術進步的因素，例如：為何在 5G 時代擁抱 AI 是那麼至關重要，以及 AI 如何為 5G MANO 做出貢獻（Li, Zhao, Zhou, et al., 2017）。在第參章，我們將介紹關鍵性的 5G 賦能因素與用例，以及 AI 可能扮演的角色，同時我們討論在 5G 網路中的一些與新興 PHY 層和 MAC 層相關的問題，並提出兩種結合 AI 的 5G 無線電接取技術架構（Radio Access Technology, RAT），並透過數值結果說明它們的潛力。另外，我們指出一些如議題所述的局限性、開放性與研究挑戰，同時提供一個運用流量感知且更環保的蜂巢式網路案例。在第肆章，AI 在蜂巢式網路中的限制與機會被提出來。最後一章是結論、建議與未來展望。

⁴ 例如：高功率放大器（High Power Amplifier, HPA）。

貳、AI 賦能 5G 蜂巢式網路的原理概述

一、5G 蜂巢式網路的智慧

AI 是一種能夠使機器像人類般思考的科學和工程，AI 長期以來用於不同架構的通訊網路的優化 (X. Wang, Li, and Leung, 2015)。根據 Li, Zhao, Zhou, et al. (2017) 的研究依智慧化程度，AI 可以分為兩個層次。第一級和基本級 AI 是一臺機器或一實體，其可以提供多預定義選項，並以不同但確定的方式對環境作出反應。如後文討論，5G 允許對各別 eMBB 和 mMTC 服務進行授權與免授權傳輸。換句話說，網路在檢測到不同的預定義服務指標後，將進行聰明的調整與配置。第二級或完整級 AI 是一臺機器或一實體，其具有與環境互動的完全能力，例如：感測、採礦、預測、推理。更重要的是，機器或實體能夠學習如何做出適當反應，即使面臨奇怪的情景或任務。在本節中，我們將重點介紹候選技術如何向蜂巢式網路賦予初步智慧（即基本級 AI），並以標準誤差和預期誤差的有效改進，將蜂巢式網路從「以網路為中心」轉變為「以用戶為中心」及「以資訊為中心」。

（一）RRM

當前的 4G 蜂巢式網路主要是使用正交頻分多工 (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing, OFDM)⁵ 作為傳輸訊息和相關存取方案的基礎。根據 Li, Zhao, Zhou, et al. (2017)，由於 OFDM 可以頻分雙工 (Frequency-Division Duplex, FDD) 及時分雙工 (Time-Division Duplex, TDD) 兩種格式使用，因此，FDD 和 TDD 格式化 4G 蜂巢式網路，將靜態數量的子載波和符號，分組到一個資源塊 (Resource Block, RB)，以共享相似的框架結構 (Frame Structure)。受益於 OFDM 中令人滿意的子載波正交性，在不同 RB 中發送的訊息可以在接收器處以有限的計算成本單獨解碼。然而，使用 OFDM 同時滿足來自具有各種頻道條件、用戶終端能力（例如：多址連接 [Multiple Access] 支援、全雙工模式、特徵或智慧型手機）、行動性 (Mobility)、頻帶 (Band) 等不同用戶的服務要求是深具困難度的。有鑑於此，5G 蜂巢式網路旨在引入新的波形，並提供更柔和的空中介面。具體而言，濾波器組多載波 (Filter-Bank Multi-Carrier, FBMC) 和統一濾波器多載波 (Unified-Filter Multi-Carrier, UFMC) 是在 5G 時代中，具有更彈性框架結構和波形的著名技術候選者（以上摘錄自 Li, Zhao, Zhou, et al., 2017）。正如他們的名字所表示，FBMC 和 UFMC 皆附加過濾器來對抗子載波上的帶外洩漏，並且不必在 RB 之間嚴格同步。因此，5G 蜂巢式網路可以在不同的 RB 中提供不同的空中介面解決方案，其中不同的多址連接方案、傳輸時間間隔 (Transmission Time Interval, TTI) 參數、波形和雙工模式、導頻訊號等可以被很好地定義 (I, Han, Xu, Wang, Sun, and Chen, 2016)。如圖 3 (a) 所示案例，更大頻寬和符號長度可以應用在 eMBB 上以產生更高的速率，而更小的 TTI 可為 URLLC 架構，以縮短反應等待時間 (Latency) (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。

⁵ OFDM 的機制在於使用大量間隔緊密的正交子載波訊號在幾個並行資料流程或頻道上傳輸資料。OFDM 是一種定義良好且廣為人知的波形設計原理。4G (長程演進 [Long Term Evolution, LTE] 及其目前為止的演進) 和 IEEE 802.11 (WiFi) 都使用 OFDM 作為無線發送資料的基本訊號格式。基本上，OFDM 是使用大量並行窄頻子載波而不是單個寬頻載波來傳輸資訊。

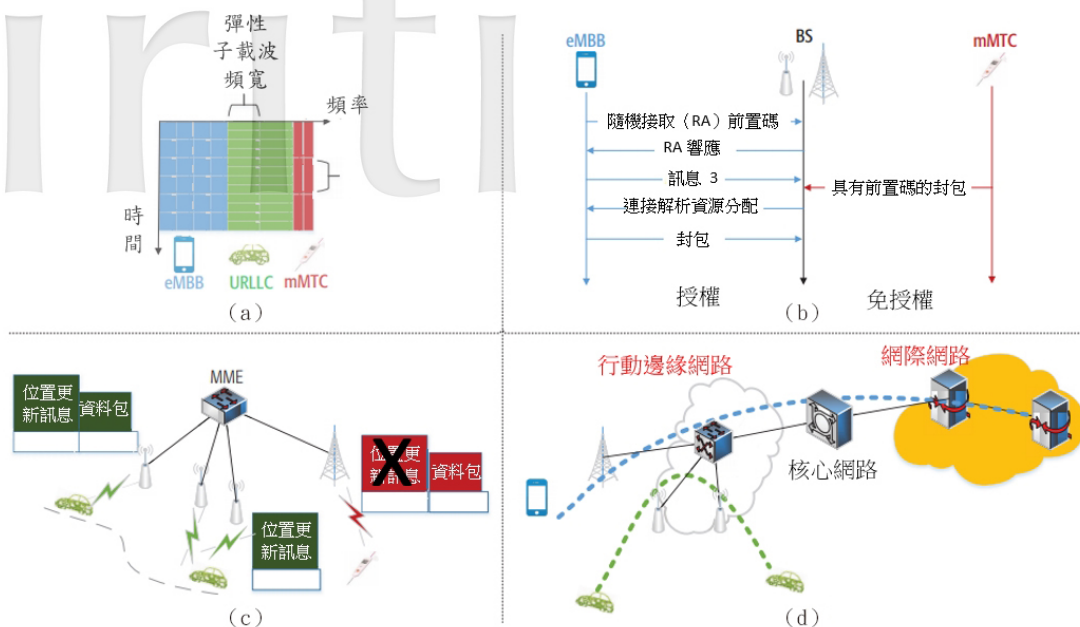


圖 3 智慧型蜂巢式網路的候選技術：(a) 以 FBMC 和 UFMC 賦能的彈性頻寬和符號長度；(b) 以非正交多址連接 (Non-Orthogonal Multiple Access, NoMA) 賦能的授權和免授權傳輸；(c) 彈性 MM 方案；(d) 動態服務供應堆層 (Stack)

註：MME：行動管理實體 (Mobility Management Entity)。

資料來源：本研究整理。

類似於從 OFDM 到 FBMC/UFMC 的演進，5G 蜂巢式網路可能採用 NoMA，例如：稀疏編碼多址 (Sparse Coding Multiple Access, SCMA) (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。這種 NoMA 方案與來自相同無線電資源中的兩個發射機訊息部分重疊，但是應用連續干擾消除 (Successive Interference Cancellation, SIC) 接收機或甚至更多計算上窮舉的最大似然接收機可以解碼所接收的訊息。很顯然地，NoMA 將帶來更高的吞吐量。此外，NoMA 的另一項優點為，如果用戶設備標識 (User Equipment [UE] Identity) 與免授權上行鏈結 (Uplink) 傳輸前置碼 (Preamble) 一起映射，在上行鏈結中的免授權傳輸是可能的，因為不同於 4G 蜂巢式網路那般需要等待資源分配命令，使用 SIC 接收器將使來自相同資源處的兩個用戶設備重疊訊息的解碼成為可能。從圖 3 (b) 可以看出，儘管授權傳輸具有可靠性優勢，但上行鏈結中的免授權傳輸可以避免繁瑣的傳訊過程，並且可以在輕微性能損失情況下節省小數據包的等待時間。在與 4G 相比之下，5G 蜂巢式網路終於有了一個非常適合 mMTC 服務的替代方案。

(二) MM

在 4G 蜂巢式網路中，存在兩種狀態來管理 UE 對核心網路 (Core Network, CN) 的位置感知 (例如：演進版分封系統，Evolved Packet System [EPS])。亦即，所有與 EPS MM 連接的 UE 應該定期報告其位置，來保證連續性和訊息可達性。然而，對所有 UE 進行相同處理是耗費資源的。相反地，位於靜態位置處的一些 UE (例如：用於 mMTC 計量服務的

UE) 僅需在網路開始附接時進行一次報告即可。考慮實際因素, 5G 蜂巢式網路引入多層 MM 狀態, 促使 MM 機制更具有彈性。例如: 針對具有不動性、成本敏感性和能量效率嚴格要求的 mMTC UE, 5G 蜂巢式網路必須等待來自 UE 的通訊請求, 然後反應性地開始傳輸數據 (圖 3 (c))。同時, 5G 蜂巢式網路可依據區域特徵為一些垂直 UE 量身定制 MM 機制。也就是說, 一旦 UE 進入特定區域, 就授予它們更高級 MM 支援 (例如: 雙連接), 並主動更新它們的位置。

(三) MANO

最近, 產業界見證到軟體定義網路 (Software-Defined Network, SDN) 的日益成熟 (Li, Zhao, Zhou, Palicot, and Zhang, 2014)。特別是一些著名運營商, 如 AT&T、中國移動、Telefonica、思科、華為等廠商, 共同建立的開放網路實驗室 (opennetworking.org), 將 SDN 特有的開放性和創新性帶入網際網路 (Internet)。另外, 一個名為 Central Office 的計畫亦啟動, 含括重新設計一個數據中心, 稱為 Datacenter (Central Office Re-architected as Datacenter, CORD)。CORD 已成功完成現有硬體設備的虛擬化, 如用戶端設備 (Customer Premises Equipment, CPE)、光線路傳輸 (Optical Line Transmission, OLT) 和寬頻網路閘道 (Broadband Network Gateway, BNG), 以及在商品硬體上方的生產軟體對應體 (例如: 在開放網路作業系統, Open Network Operating System [ONOS]) 上運行的應用程式。此外, CORD 同時提供一個框架, 這些軟體元素 (以及運營商可能想要運行的任何其他雲端服務) 可以插入, 形成一個連貫的端到端系統 (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。因此, 藉由 CORD 概念, 5G 蜂巢式網路運營商能夠根據自己需求部署選取功能。同時, 為了協調來自不同供應商的服務, 5G 網路運營商可以利用更集中的 SDN 控制器來施行各種機制, 如開放相同的基礎設施層級介面或使用共同雲端作業系統 (例如: ONOS), 以屏蔽多硬體供應商的分散式部署伺服器之間的差異 (Zhou et al., 2016)。

(四) SPM

除了 FBMC 或 UFMC 賦能彈性空中介面之外, 我們同時還期望在 5G 中, 善用 SDN 應用介面 (Application Interface, API) 提供服務, 如智慧編程轉發路由 (Forwarding Route), 進而擁有更具彈性的服務供應堆層。隨著 SDN 和網路功能虛擬化 (Network Function Virtualization, NFV) 發展, 5G 蜂巢式網路同時提出 NS 革命性概念 (3GPP, 2016)。NS 並非為不同服務構建專用網路, 而是允許運營商以智慧創建自定義網路的管道, 針對需要不同功能、性能指標及隔離標準等不同服務提供優化解決方案。此外, 藉由調整如對話類別、錨點 (Anchoring Point) 和服務連續性功能等架構, 5G 對話管理能夠適應 UE 屬性及其服務要求。具體而言, 行動邊緣 (Mobile Edge) 可能已從僅有轉發功能發展到具有存儲、記憶和計算能力的領域 (Soldani and Manzalini, 2015)。因此, 根據實際需要, UE 可以在 CN 既有錨點 (例如: 服務閘道, Serving Gateway) 與行動邊緣網路之間再次選擇錨點和轉發點。例如: 在圖 3 (d) 中, 對行動性和服務連續性有嚴格要求的服務可將錨點移動到更接近邊緣網路的位置 (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。而在 4G 中, 設備到設備 (Device-to-Device, D2D) 通訊僅支援接近服務和公共安全通訊。然而在 5G 中車輛和 UE 之間的網路輔助直接通訊已經實現, 車輛到車輛基礎設施 (Vehicle-to-Vehicle Infrastructure, V2X) 服務正在成為熱門話

題，預期垂直 UE（例如：汽車）將能夠更佳適應 URLLC 服務。

由於摩爾定律促進訊號處理能力大幅成長，範圍幾乎橫跨整個 PHY 並延伸到網路架構每個層面，因此 5G 蜂巢式網路可以運用先進但需要龐大計算能力的無線行動通訊技術。展望未來，5G 蜂巢式網路能夠為不同情景提供替代選項技術，展示一些初步智慧功能，並滿足採用完整 AI 的最低要求。針對接取和 SPM，在 5G 時代的蜂巢式網路具有替代選項，從而為初步智慧應用奠定基礎。然而，目前 5G 蜂巢式網路發展仍然落後實際需求。

二、用於蜂巢式網路的 AI

（一）為什麼 5G 蜂巢式網路需要 AI？

蜂巢式網路在 5G 時代針對接取和 SPM 提供替代選項，從而為初步智慧應用奠定基礎。然而，在實際應用中，目前 5G 蜂巢式網路仍然落後實際需求。首先，節點的可架構參數，已從 2G 的 500 個、3G 的 1,000 個擴充到典型 4G 的 1,500 個 (Imran et al., 2014)。如果此一趨勢持續下去，典型 5G 中的節點參數預計將達 2,000 個或更多。因此，在 5G 時代增強智慧以實現自我組織特徵（例如：自我配置、自我優化和自我修復）至關重要 (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。其次，5G 時代定義的服務類型（例如：eMBB, URLLC, mMTC）雖是靜態，但是，新的服務類型仍在不斷發展，現有服務模式也經常發生變化。在這種情況下，5G 蜂巢式網路針對新類型服務仍缺乏許多功能，如自動識別、推斷出適當供應機制、建立所需 NS 等等。第三，5G 蜂巢式網路在很大程度上依賴 SDN 集中式網路架構，在不斷增加的異構和複雜蜂巢式網路情況下，依然缺乏靈巧性和堅固性。為了讓自我組織參數變得更大，針對新興服務自動建立 NS，並充分獲得網路維護彈性，蜂巢式網路必須觀察環境變化、瞭解不確定性、規劃響應動作、適當架構網路。巧合地，AI 就是主要透過環境互動來學習變化、分類問題、預測未來挑戰、找到潛在解決方案。因此，蜂巢式網路可以善用認知式無線電 (Cognitive Radio) 概念 (Mitola and Maguire, 1999)，使用 AI 與環境互動，從而全面加速進化，進入嶄新的智慧 5G 時代。

（二）三類機器學習 (Machine Learning, ML) (AI 最重要的子領域)

經過四十幾年的演化歷程，AI 領域已經擁有許多學科理論與工具，例如：機器學習、優化管理 (Optimization Theory)、競賽理論 (Game Theory)、控制理論 (Control Theory) 和啟發式演算法 (Meta-Heuristics) (Qadir, Yau, Imran, Ni, and Vasilakos, 2015)。其中，ML 屬於 AI 中最重要的子領域。通常，根據學習對象性質與學習系統訊號，ML 可分為三大類：監督學習 (Supervised Learning)、無監督學習 (Unsupervised Learning)、加強式學習 (Reinforcement Learning, RL)。

1. 監督學習

監督學習互動架構提供範例輸入及其所需輸出，旨在決定通規精確地將輸入映射成輸出。監督學習已經廣泛應用在蜂巢式網路中的頻道評估 (Channel Estimation) 問題的解決 (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。例如：假設存在一個無線頻道 h ，接收機試圖利用發射前置

碼 s 及接收訊號 $y = hs + n0$ (其中 $n0$ 表示雜訊) 來評估 h 。對於此類監督學習問題, 通常使用機率模型以特徵從 s 到 y 的變遷機率 $P(y|s)$, 並利用著名的貝氏學習方法 (Bayes Learning Method) (He, Yuan, and Chen, 2019) 來獲得結果。另外, 眾所周知的卡門濾波器 (Kalman Filtering, KL) (Aziz, Ibrahim, Aziz, and Aziz, 2019) 和粒子濾波方法 (Pak, Ahn, Shmaliy, and Lim, 2015) 在優化蜂巢式網路中也起著非常重要的作用。

2. 無監督學習

相對上述監督學習, 無監督學習的輸入訊息沒有先驗標籤 (Prior Label)。因此, 無監督學習互動架構必須依靠自身能力在輸入中找到嵌入結構或模式。通常, 無監督學習的目的在於發現隱藏模式及在輸入數據中找到合適的表示。在 AI 領域, 無監督學習被應用於估計類神經網路中的隱層參數, 然後在深度學習 (Deep Learning, DL) 方法中發揮重要作用。同時, 無監督學習可能是蜂巢式網路中應用最廣泛的 AI 類別。例如: 主要成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) (A. Wang, Yin, Yu, and Zhong, 2019) 和單一值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) (Aly, Zaki, Badawi, and Aly, 2019) 方法巧妙處理大規模 MIMO 的接收矩陣以降低計算複雜度。此外, 5G NoMA 接收器還會採用若干因子圖方法 (Factor Graph-Based Method), 例如期望最大化和訊息傳遞演算法, 從而實現更低的位元錯誤率 (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。另一方面, 諸如 K 均值演算法 (K-Means Algorithm) 的一些分類器也可用於檢測網路異常 (Chandra, Khatri, and Simon, 2019)。

3. RL

受到控制理論和行為主義心理學啟發, RL 互動架構可以透過與動態環境的互動來獲得目標。但是, 該互動架構並不明確知道是否接近目標。相反地, 互動架構應該在環境中採取行動, 以便在馬可夫決策過程 (Markov Decision Process, MDP)⁶ 中最大化累積獎勵。因此, RL 表現出強大的圖型識別 (Pattern Recognition) 能力。認知式無線電領域的研究人員通常將頻譜可用性的動態轉換建立成馬可夫鏈 (Markov Chain) 模型, 並廣泛應用 RL 方法, 例如: Q 學習 (Q-Learning) 和演員—評論家方法 (Actor-Critic Method) (Konda and Tsitsiklis, 2003; Li, Zhao, Chen, Palicot, and Zhang, 2014), 在主要頻譜的最小干擾情況下, 決定它是否適用於一個主要許可頻譜中的二次傳輸。

表 1 總結典型 AI 演算法可以解決的問題。顯然, AI 可透過學習關鍵網路參數來增強蜂巢式網路對刺激的響應 (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。例如: AI 能夠適時感測網路流量、資源利用、用戶需求、可能威脅等變化, 藉此以智慧協調 UE、BS 和網路實體。表 2 列出智慧型蜂巢式網路的諸多功能。

圖 4 示出一個可由 AI 所賦能的 5G 蜂巢式網路架構, 其中一 AI 控制器, 將充當 ONOS 或獨立網路實體上方的一項應用, 藉由使用開放介面與無線接取網路 (Radio Access Network, RAN)、CN 或全球 SDN 控制器等網路/元件, 從而進行通訊。Li, Zhao, Zhou, et al. (2017)

⁶ MDP 是一種離散時間隨機控制過程。在一部分結果為隨機, 另一部分結果為可控制下, MDP 替決策建模提供數學框架。透過動態規劃和 RL, MDP 可用於研究優化問題的解決方式。

表 1 用於增強蜂巢式網路的典型 AI 演算法

模組	案例	演算法	評論
感測	藉由來自混合資源的多項數據，檢測網路的異常或事件。	邏輯式迴歸 (Logistic Regression, LR)、支援向量機 (Support Vector Machine, SVM)、隱藏性馬可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM)	假設檢定 (Hypothesis Test) 在這部分起著重要作用。但不同演算法有特定的情景。與 SVM 相比，LR 更適合具有大量屬性組合及嚴格精度要求的情景感測。另一方面，如果我們試圖計算狀態的機率，並認為異常或事件發生機率相對較大時，HMM 也適用於感測。
採礦	根據所需提供機制 (例如：頻寬、錯誤率、延遲)，來分類服務。	1. 監督學習： • 梯度提升決策樹 (Gradient Boosting Decision Tree) 2. 無監督學習： • 譜相聚類 (Spectral Clustering) • 單類別 (One Class) SVM • 複製器類神經網路 (Replicator Neural Network)	監督學習主要依賴數據樣本的標記品質，而無監督學習取決於參數的準確性或適合性 (例如：門檻值 [Threshold]) 之設定。
預測	預測 UE 行動的趨勢或不同服務的流量。	1. KL 2. 自回歸移動平均線 (Autoregressive Moving Average, ARMA) 3. 自回歸綜合移動平均線 (Autoregressive Integrated Moving Average Model, ARIMA) 4. DL： • 遞歸類神經網路 (RNN) • 長短期記憶 (Long Short-Term Memory, LSTM) 5. 壓縮感知 (Compressed Sensing, CS)	KL/ARMA/ARIMA 可以很好地追蹤一次性序列變化，但無法捕捉到該序列背後特徵。 另一方面，像 RNN 和 LSTM 這樣的 DL 演算法也具有這種能力，找到嵌入的特性並發揮該序列中長時間依賴性之重要功效。同時，CS 是一專用工具，能夠調查移動交通系列和資源的普遍稀疏性，(例如：BS)。
推理	使用一系列參數的架構，以便更佳地改造服務。	1. 動態規劃 (Dynamic Programming, DP)： • 分支定界法 • 原始和雙重法 2. RL： • 演員—評論家方法 • Q-Learning 方法 3. 遷移學習 (Transfer Learning, TL)	DP 可能屬於一般化的 AI 感知，通常是基於對所考慮環境的完整知識，被利用於求解 Bellman 方程式。相比之下，RL 近似於以迭代法來更新策略或值函數 (Value Function)，在不知道環境的情況下最佳化求解 Bellman 方程式。此外，RL 和 TL 的組合可以產生優異的結果。

資料來源：本研究整理。

表 2 智慧 5G 的演進

類型	4G	5G	AI 模組				智慧 5G
			感測	採礦	預測	推理	
服務	MBB	eMBB/mMTC/URLLC					感知型服務
RRM	授權	授權或免授權 彈性頻寬 彈性符號長度	✓	✓	×	✓	依據需求的 UE 特定
MM	統一	依據需求 (On-Demand)	✓	×	✓	✓	位置追蹤／感知
MANO	簡單	營運商訂製	✓	✓	✓	✓	增強式自我組織和故障排除能力
SPM	統一	端對端 NS	×	✓	✓	✓	NS 自動實例化

資料來源：本研究整理。

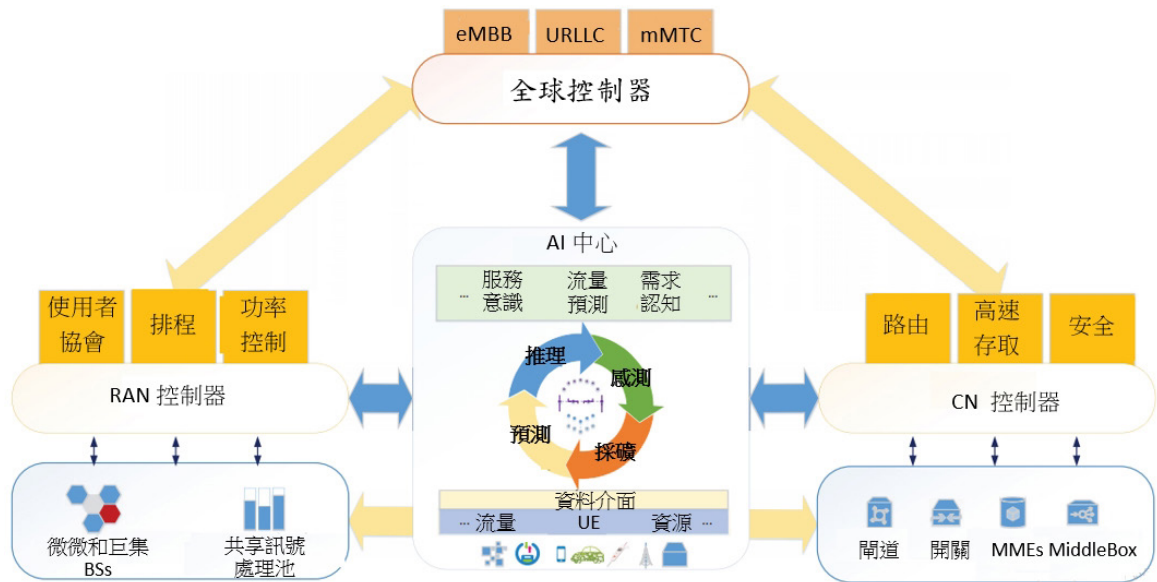


圖 4 AI 賦能 5G 蜂巢式網路

註：MiddleBox：中間盒。

資料來源：本研究整理。

指出，具體上 AI 中心從 SDN 控制器讀取許多資訊，例如：服務層級協定（例如：對速率、覆蓋範圍、故障持續時間、冗餘訊息等之要求）、UE 層級訊息（例如：接收器類別、電池限制）、網路層級訊息（例如：頻譜、服務用戶數量、服務品質〔Quality of Service, QoS〕）、網路功能的關鍵性能指標、預定維護週期等），以及基礎設施層級訊息（例如：伺服器類型、CPU、記憶體、存儲裝置、網路標準），以便與蜂巢式網路數據（例如：流量訊息、UE 和網路資源等）取得接觸（Li, Zhao, Zhou, et al., 2017）。之後，AI 中心利用其嵌入式模組（例如：感測、採礦、預測和推理）來處理所獲得的資訊，並且回饋學習結果至 SDN 控制器，其等可以包括：流量特性分析報告（例如：服務提供建議）、UE- 特定控制資訊（例如：服務優先等級、頻寬分配、行動追蹤命令）和網路架構通知（例如：參數調整、

存取方法、網路錯誤提醒）。此外，AI 利用感測模組來追蹤 UE 的位置，並使用預測模組根據歷史行動模式來預測未來行動趨勢，隨後，AI 利用推理模組，主動通知 UE 更新位置記錄，以準備切換資源，節省 MM 傳訊成本。

另一方面，5G 蜂巢式網路可以在 AI 中心發生潛在損害（例如：駭客攻擊）下維持正常工作狀態。同時，AI 中心也可在正常狀態下（半）週期性地與 SDN 控制器交換訊息，一旦傳統 SDN 控制器遭遇故障，就開始緊急響應以調度所需最小資源。因此，與傳統網路完整集中式架構相比，AI 中心和 SDN 控制器實質構成多層決策系統，從而提升網路穩健性。

參、AI 在 5G RAN 中的應用

一、以 AI 定義的 5G RAN

5G 環境的複雜性和 AI 的強大功能允許蜂巢式通訊被重新思考。圖 5 顯示關鍵的 5G 用例以及不同類型類神經網路被作為關鍵 5G 賦能器的應用案例。大規模並行處理設備，例如圖形處理單元（Graphic Processing Unit, GPU）和類神經網路處理單元（Neural Network Processing Unit, NPU），可以部署在 5G BS/Cloud 中，促成卸載式傳統數據處理功能的實現，並證明對類神經網路具有高能效學習與推理功能（Gu, 2018）。本節討論 AI 框架在克服 5G 技術挑戰上所具有的特質與優勢（Yao, Sohul, et al., 2019）。

（一）大規模 MIMO

Yao, Sohul, et al. (2019) 指出大規模 MIMO 被廣泛認為是 5G 的主要候選技術。大量的 BS 天線需要大量的功率放大器（Power Amplifier, PA），因為每個天線就需要一個 PA。

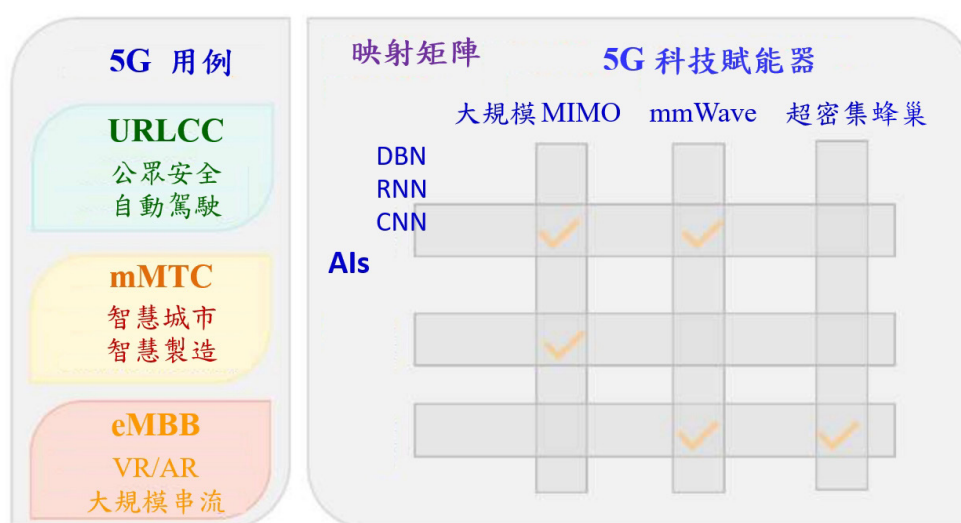


圖 5 5G 應用案例、關鍵技術賦能器，以及典型可應用的 AI 原理

資料來源：Yao, Sohul, et al. (2019)。

RF PA 中的主要問題在於線性度和效率之間的設計折衷，也就是放大器可以在犧牲效率下取得良好線性度來設計（Yao, Sohul, Nealy, Marojevic, and Reed, 2018）。高線性 PA 價格昂貴且功率效率低，但是在安裝有價廉組件的超數量 BS 天線方案下，無線通訊營運商仍可保持總體資本支出（Capital Expenditures, CAPEXs）及控制運營支出（Operational Expenditures, OPEXs）之間的平衡（Yao, Carrick, Sohul, Marojevic, Patterson, and Reed, 2019）。另一方面，新的能量／頻譜效率寬頻無線通訊系統容易受到非線性失真影響，這些失真是由射頻前端（RF Front End）尤其是 HPA 前端所造成，這將降低預期接收器及整個網路性能。

此外，由於下一代通訊系統將在更動態環境及不同頻帶運行，因此動態範圍要求可能變得更加苛刻。換句話說，PA 需要滿足更嚴格的線性度規範，同時也需要保持可接受的效率。在最高功率線性區域的極限處持續饋電 PA，可實現最高 PA 效率，但這對高峰均功率比（Peak-to-Average Power Ratio, PAPR）訊號是不可行的，且對 5G BS 也不切實際。相反地，基於訊號處理的解決方案應該提供更好的成本—性能折衷策略（Yao, Sohul, et al., 2019）。

ANN 主要優勢在於能夠從大型數據庫（Massive Dataset）中提取、預測和表徵非線性。由於 ANN 可以捕獲各種時變輸入和輸出之間的多種關係，例如複雜的非線性或高度動態性，因此非常適合解決 PHY 中的非線性問題，包括 PA 非線性追蹤、預失真（Predistortion）和減損校正。

（二）延伸式射頻頻譜和頻譜管理

更高終端用戶數據速率及更高流量密度需求，驅動 5G 網路提供相對容量提升（Yao, Sohul, et al., 2019）。毫米波（mmWave）系統可以在 30 至 300 GHz 極高頻帶接取大量可用頻寬，實現每秒數十億位元速率連接。mmWave 通訊受益於高度定向通訊鏈結而便利，其中窄波束可將能量聚焦至預接收器，從而降低 PA 要求，並抑制來自其他發射器的干擾。儘管 mmWave 頻譜可能不缺乏，但是由於其傳播特性，它並不十分可靠。在 mmWave 頻率下，由於汽車、樹木、固體建築材料甚至人體部位的妨礙，從而發生嚴重的頻道變化（Yao, Sohul, et al., 2019）。因此，為了維持無縫網路連接並賦能 5G 垂直 UE，具有高低頻率的頻譜景觀需要混合（Qualcomm, 2017）。這種混合頻譜包括微米、毫米，以及其他不同類型的許可波帶（圖 6）。

AI 允許不同頻譜區段的智慧排程和協作，因為這樣可以根據用戶行為和網路條件來執行學習和推理。具體來說，NN 可為多 RAT BS 提供即時資源管理能力。Yao, Sohul, et al. (2019) 亦指出，它們還促成自我規劃、自我組織和自我修復能力，其中一組分散且自主的 AI 互動架構（Agent）分布在不同 BS 之間。在後面章節，我們將討論管理共享頻譜中的多個 RAT AI 賦能頻譜接取系統（Spectrum Access System, SAS）示例。

（三）網路超密集化

人們預估 5G 中爆炸性數據流量需求將很大程度取決於超密集小型蜂窩的部署（Ge, Tu, Mao, Wang, and Han, 2016）。技術挑戰包括更精細粒度資源分配和跨層干擾緩解（Yao, Sohul, et al., 2019）。實際上，只要能夠有效管理干擾，蜂巢密集化即可視為提高系統容量之最有效方法。



圖 6 5G 頻譜的全球快照

註：藍色：許可的；綠色：未許可的／共享的；紫色：現有頻帶。

資料來源：Yao, Sohul, et al. (2019)；Qualcomm (2017)。

透過大規模 MIMO 波束成形和 mmWave 傳輸機制，5G 中同頻道干擾自然可被成功抑制。結合集中式 AI 輔助學習機制，5G 網路預期將受到 AI 和小型蜂巢部署的裨益，像「像素」(Pixel) 等級的複雜 RRM 可望被更有效執行。例如：無線電環境地圖 (Radio Environment Map) 有望以密集地理位置資料庫為基礎，提供實用方法以實現 AI 賦能干擾減輕，其透過收集歷史無線電環境測量法和無線電情景來建立長期知識庫。另一方面，透過以網路覆蓋、容量和品質圖為基礎的主動式學習，將使無線電網路預測、演進、優化願景成為事實。

基帶單元池中的 AI 互動架構提供基帶處理功能協助，諸如 RRM、干擾管理和切換控制 (Yao, Sohul, et al., 2019)。這種由 AI 驅動的自我組織解決方案為自我組織網路設計優化提供更多機會、提高彈性、並實現成本降低。此外，AI 互動架構對 CSI 集中式處理允許額外協助，特別是針對更接近頻道容量的頻道，能夠提供具有更好公平性與最終用戶經驗的調程器 (Scheduler)。

二、AI 定義 5G RAT：PHY 和 MAC

面對能量效率和豐富內容應用需求的不斷增長，5G 中的典範移位 (Paradigm Shift) 功能從此被要求建立。在實際應用裡，許多頻譜失真效應，諸如相位與正交不平衡 (Quadrature Imbalance, IQ) 以及非線性失真，產生了帶外發射 (Out-of-Band Emission) 及能量效率損失。為了促進有效資源管理，本節介紹 AI 定義網路增強化的兩個關鍵組件：PHY 和 MAC。

(一) 用於 PHY 的 RNN：AI 輔助節能大規模 MIMO 波束成形

為了有效減輕在 PHY 處的非線性，針對無線通訊系統，AI 技術已經被研究 (Rondeau and Bostian, 2009)。特別是，RNN 非常適合解決 RF 非線性問題，因為它們允許透過循環

結構來存儲歷史訊息。這些網路起初是用於解決線性規劃問題，但同時也啟發瞭解決非線性問題的各種研究。RNN 能夠自動提取對環境不變的非線性系統特徵，並且可以在 PHY 訊號處理中勝過傳統方法（Yao, Sohul, Ma, Marojevic, and Reed, 2017）。

如前所述，BS 能量效率顯著地取決於 PA 效率（Yao, Sohul, et al., 2019）。在大規模 MIMO 系統中，由於 BS 天線數遠大於用戶數，因此產生過多自由度（Degrees-of-Freedom, DoF）（Yao, Carrick, et al., 2019）。假設用戶數量為已知時，未定頻道矩陣的未確定程度將隨著 BS 天線數量的增加而增加。過多 DoF 能促使從更大解答空間（Solution Space）中選取發送訊號。在大規模 MIMO 系統中，節能波束成形目的在於在該解答空間找到最小 PA 非線性波束形成矩陣。此舉將促成低成本 PA 使用以及他們在更高功率等級下操作，其目的在於增加能量效率，考慮一個下行鏈結（Downlink）中的大規模 MIMO-OFDM 系統，其具有 M_r 單一天線用戶、一個配備有 N_t 天線的 BS，以及 N_c 子載波（Yao et al., 2017）。其中，BS 天線的數量明顯大於用戶數量，即 $N_t \gg M_r$ （Yao, Sohul, et al., 2019）。如果逼零波束成形（Zero Forcing Beam Forming, ZFBF）⁷ 被使用，將 BS 處的用戶訊息符號映射到適當發射天線以確保最小干擾，則過多 DoF 允許選擇最佳化能效解決方案，同時最小化 PA 非線性影響。

如圖 7 所示，因為多用戶 MIMO 系統波束成形-PA 架構與 RNN 神經元啟動功能架構具有相似性，因此 RNN 解決方案使用在 5G 行動通訊網路。

該解決方案背後的神經元權重訓練的直觀能力如下：RNN 中的非線性活化函數遞歸地

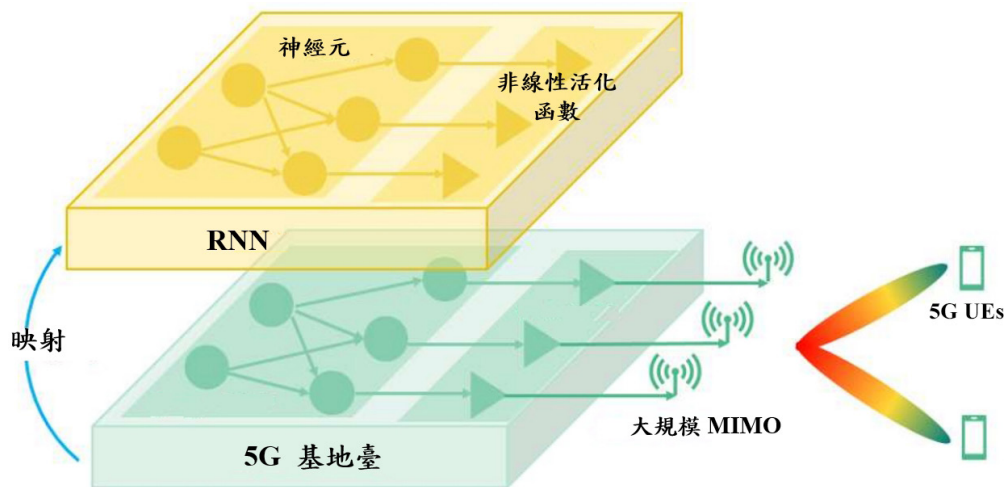


圖 7 5G BS ZFBF 改變了非線性 PA

註：其中 RNN 是由相互連接的神經元以及非線性活化函數所組成。

資料來源：Yao, Sohul, et al. (2019)。

⁷ ZFBF 是多天線無線設備中的空間訊號處理。在下行鏈結中，ZFBF 演算法允許發射機將數據發送到期望的用戶，同時將指示歸零到不期望的用戶，並且對於上行鏈結，ZFBF 從期望的用戶接收訊號，同時使來自干擾用戶的指示失效。

學習 PA 的非線性，並找到合適神經元權重以滿足下列兩項要求：ZFBF（意味著最小的多用戶干擾）和最小整體非線性失真。RNN 對 PA 陣列非線性進行建模，並在提供 ZF 解決方案同時優化至最小發射功率。然後，RNN 通知 5G 系統如何設定其 ZFBF 權重（Yao, Sohul, et al., 2019）。

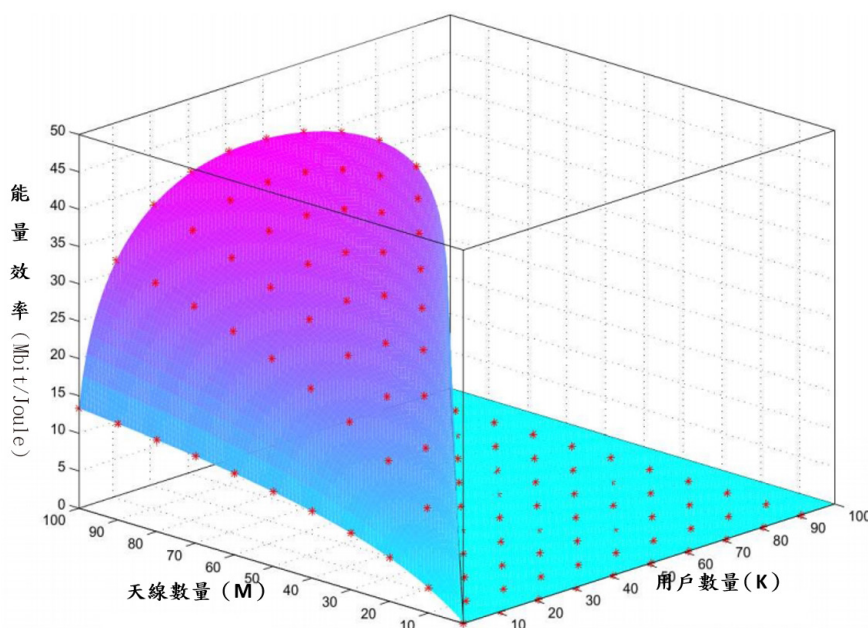


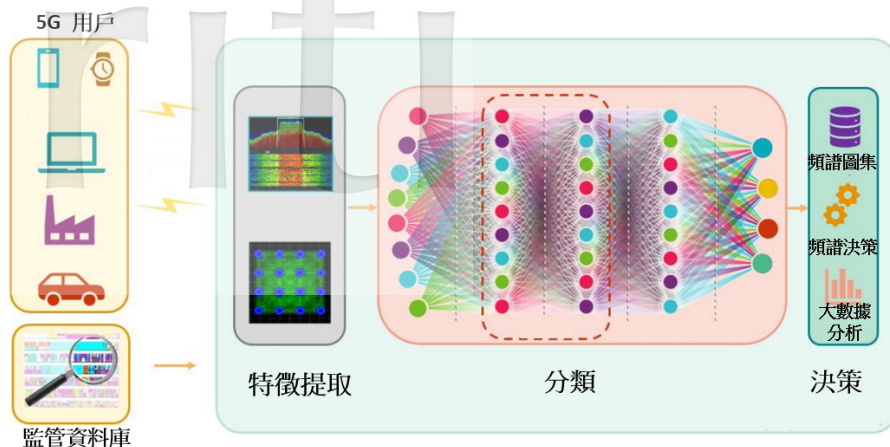
圖 8 在 RNN 輔助大規模 MIMO 系統中運用 ZFBF 能量效率

資料來源：Yao, Sohul, et al. (2019)。

RNN 基礎方案在一個大規模 MUMIMO⁸-OFDM 下行鏈結系統中模擬，該系統具有 128 個子載波，在 BS 處有多達 100 個天線，而具有單天線用戶數則有 100 個。最佳傳輸訊號和活化變數被導出。天線架構和能量效率之間的關係如圖 8 所示。

如圖 8 右方橫軸數據所示，隨著使用戶數的增加，對於縱軸的能源效率沒有顯著影響，但是左方橫軸的天線數的增加，卻明顯提升能量效率，這是一種 5G 行動通訊網路特徵，但是由於天線數的 DoF 增加也會加重非線性干擾，因此使用類似 RNN 的 ZFBF，將 BS 處使用戶訊息映設到適當發射天線可確保最小干擾，在大規模 MIMO 系統的過多 DoF 情況下，使用此一類似 RNN 的 ZFBF 策略，將可實現最大化能效解決方案同時最小化非線性干擾。由此結果顯示，只要 DoF 中存在足夠過量，就可以使用該方案實現巨大能量效率提升（Yao et al., 2017）。這也同時表示部署更多（低成本）天線是有效的，因為它們可以透過降低 OPEX 來快速克服 CAPEX。

⁸ MUMIMO 是 Multi-User Multiple-Input Multiple-Output 的縮寫，即多用戶多入多出技術。顧名思義，MU-MIMO 是一種可以讓無線路由同時與多個終端設備溝通的技術，是 WiFi 技術標準 802.11ac Wave 2 的最重要特性之一，它能有效改善網絡資源利用率，令我們的上網體驗效果更佳。



組態 (層數 × 神經元數)	檢測準確度 (高 SNR 狀態, 15 dB)	檢測準確度 (低 SNR 狀態, -5 dB)
3 × 200	0.81	0.65
4 × 200	0.90	0.72
4 × 400	0.99	0.85
5 × 500	0.99	0.88

圖 9 針對 5G 網路所建議的 SAS 架構及性能比較

註：1. 包含 20 MHz 802.11ac 訊號和 LTE 訊號的檢測準確度，該等訊號被轉換成 3.5 GHz 共享頻帶。

2. “1.00”代表 100% 檢測準確度。

資料來源：Yao, Sohul, et al. (2019)。

(二) 用於 MAC 的 DBN：AI 輔助 SAS

SAS 是 5G 網路中一組成部分，適合在 6 GHz 以下、24 ~ 71 GHz mmWave、及未許可頻帶系統中運作（圖 9）。在 mmWave 頻帶中部署分散式感測節點，可以協助有關頻道品質及使用方面有意義訊息的收集和提取，同時向 SAS 提供大規模數據庫。這些感測節點和額外傳訊與先驗訊息（A-Priori Information）一起為 SAS 提供增強性功能，進一步處理情境訊息（Contextual Information）以推斷和學習如何最佳分配頻譜。

對下一代公共安全網路頻譜共享，有學者展示若干貢獻（Sohul, Yao, Ma, Imana, Marojevic, and Reed, 2016）。他們使用認知中繼器（Cognitive Repeater）分析 3.5 GHz 頻帶寬頻公共安全應用的可行性。他們的系統架構為存儲操作數據提供了彈性，從而減少陳報負擔（Reporting Load）。在本研究，我們使用 AI 輔助框架來增強 SAS，以既有操作數據和無線電環境地圖進行訓練，希望能夠促進 5G 系統智慧頻譜調整。

一可重組 DL 框架，包括離線訓練階段（用於培訓和微調）和線上頻譜接取階段，表示在圖 9 當中，藉此詮釋 AI 輔助 5G BS 系統傳訊環境。該框架使用主要機制為：將已訓練模型（尤其是權重）有效存儲起來，以便即時進行線上頻譜接取決策。換句話說，其目的在於從大型頻譜數據庫及不同無線電情境中的監管資料庫中提取有意義的頻譜使用訊息，並提供有利於頻譜接取解決方案的全面基線知識。憑藉分散式頻譜監測／感知能力，5G BS 集中

式 SAS 可以提高頻譜利用率。為了論證這個框架，我們使用 RBM 堆層，以逐層方式訓練 DBN，降低訓練複雜性。網路首先使用第一層 RBM 參數對監管和輸入頻譜數據庫進行建模，然後，使用來自前一層輸出樣本對後續 RBM 層進行訓練。在本案例中，我們使用一步迭代法（1-Step Iteration Method）的對比分歧（Contrastive Divergence）策略更新每一層權重（Graves et al., 2013），找到 RBM 所有層參數。其次，在線上頻譜接取階段，我們進行頻譜決策來產生適當傳輸方案，包含合適接取方法、載波頻率／頻寬、調制／編碼格式、傳輸功率。

SAS 中干擾識別（Interference Recognition）的模擬結果如圖 9 所示，該圖示範了 DBN 在高訊號雜訊比和低訊號雜訊比（Signal-to-Noise Ratio, SNR）狀態下如何檢測 3.5 GHz 頻帶訊號，其中 DBN 是使用頻域數據進行訓練的，而 802.11ac 的有效負載數據（Payload Data）和 LTE⁹ 的實體下行鏈結共享頻道（Physical Downlink Shared Channel）都是由四相移位鍵控（Quadrature-Phase Shift Keying）所調變的。如圖 9 模擬結果數據顯示，在高的 SNR 情景中，基於 DBN 的訊號檢測方法的確具有高的檢測準確度，我們結論出，在較少雜訊干擾環境下，如果使用較多子層／神經元（RBM）進行決策分析（DBN），是有利於 SAS 操作準確度的提升。

三、使用案例：有流量感知並更環保的蜂巢式網路

在本節中，我們論證如何利用 AI 來增強 MANO，以構建更環保的蜂巢式網路（Li, Zhao, Chen, et al., 2014）。眾所周知，超過 80% 的功率消耗發生在 RAN 上，尤其是 BS。當前 BS 通常基於尖峰流量負載，來維持啟動狀態（Active State）部署，但無感於流量負載的巨大變化。緣此，受益於基帶資源雲池，SDN 控制器（Li, Zhou, Zhao, Palicot, et al., 2014）可以應用感測流量變化及調整未充分利用 BS 工作狀態，大幅提升能量效率。同時，AI 中心在學習流量變化和調整 BS 切換策略方面起著至關重要作用（Li, Zhao, Zhou, et al., 2017）。在這裡，我們簡要介紹兩種 AI 方案，以設計流量感知上更環保的蜂巢式網路，展示 AI 如何有效解決上述問題。

在此處，將使用最直觀的方法。首先，預測即將來到的流量負載，然後調整相關 BS 的狀態，以滿足預測的流量負載，從而產生最小的能量消耗。對於流量預測，基本上可以求助於 AI 的預測模組。例如：有若干學者（Li, Zhou, Zhao, and Zhang, 2014）透過結合時域和空域中的電信稀疏性（Traffic Sparsity）修改常用的 ARMA 演算法，依據標準化均方根誤差算法，將 China Mobile 收集到的總流量紀錄預測誤差降至 15%。此外，我們還透過文獻（Li, Zhao, Zheng, Mei, Cai, and Zhang, 2017）建議方法，預測具有更多突發屬性服務級別的流量，從實際流量記錄中導出流量模型（例如：穩定型模型），利用此基於模型的穩定壓縮

⁹ 在電信領域，LTE 是以 GSM/Enhanced Data Rates for GSM Evolution（EDGE）和 Universal Mobile Telecommunications System/High-Speed Packet Access（UMTS/HSPA）技術用於行動設備和數據終端的無線寬頻通訊標準。它使用不同無線接口和 CN 的改進來增加容量和速度。該標準由 3GPP 開發，並在 Release 8 中指定，但在 Release 9 中稍有增強。LTE 具有 GSM/UMTS 網路和 CDMA2000 網路載波升級路徑。而不同國家使用不同 LTE 頻率和頻段的情況下，只有多頻段電話才能在支持它的所有國家／地區使用 LTE。

性，展示吸引人的準確感測演算法。另一方面，為了確定適當 BS 切換策略，我們使用分支定界演算法，也就是一種動態規劃方法，闡明定制的優化理論 (Li, Zhao, Zhou, and Zhang, 2014)，證實在實際流量變化下，仍然可以達到顯著節能效果。特別是，當流量來到清晨最低點時（從早上 6 點到早上 8 點），AI 引發 BS 轉換策略消耗能量僅為沒有節能方案的 55%。

為了獲得更佳 BS 切換解決方案，我們應用馬可夫鏈來模擬可能流量負載變化，並利用圖 10 的演員—評論家演算法 (Actor-Critic Algorithm) (Konda and Tsitsiklis, 2003)，亦即一種 RL 方法 (Li, Zhao, Chen, et al., 2014)，將預測和推理模型組合起來。更具體地說，AI 中心首先根據線上經驗來估計流量負載變化，之後，在預測環境中選取一個可能 BS 切換操作模式，然後，透過更新策略和值函數，根據來自 SDN 控制器的回饋成本訊息，降低或增加稍後選擇相同動作的機率。在重複動作及逐漸瞭解相應成本之後，AI 中心知道如何針對一特定流量負載輪廓來切換 BS。如圖 10 左方所示的典型 RL 演算法，利用時間差 (Temporal Difference)，不需要環境動態模型，就可直接從經驗經歷中學習。另一方面，由於蜂巢式網路流量表現出強烈的自類似性 (Self-Similarity)，AI 中心可在不同時期交換學習結果，以更快的方式來優化策略，如圖 10 右方的數據型 RL 演算法，將歷史時刻或鄰近區域 (源任務) 的 BS 切換操作策略，利用知識傳輸 (Technology Transfer)，從而加速感興趣區域 (目標任務) 正在進行的學習過程。由於具有模擬流量軌跡，實際 BS 部署方案中的數值結果證明，在事先不知道流量變化情況下，該 RL 方法 (Li, Zhao, Chen, et al., 2014) 仍然可以快速收斂，接近具有完全預測知識的解決方案規劃的節能性能。

總之，以感測、預測和推理模組為基礎，AI 可以設計出具有流量感測且更環保的蜂巢式網路。同時，這種設計除了充分利用 AI 典範方法之外，同時也反映 AI 在未來蜂巢式網路中的有效性。

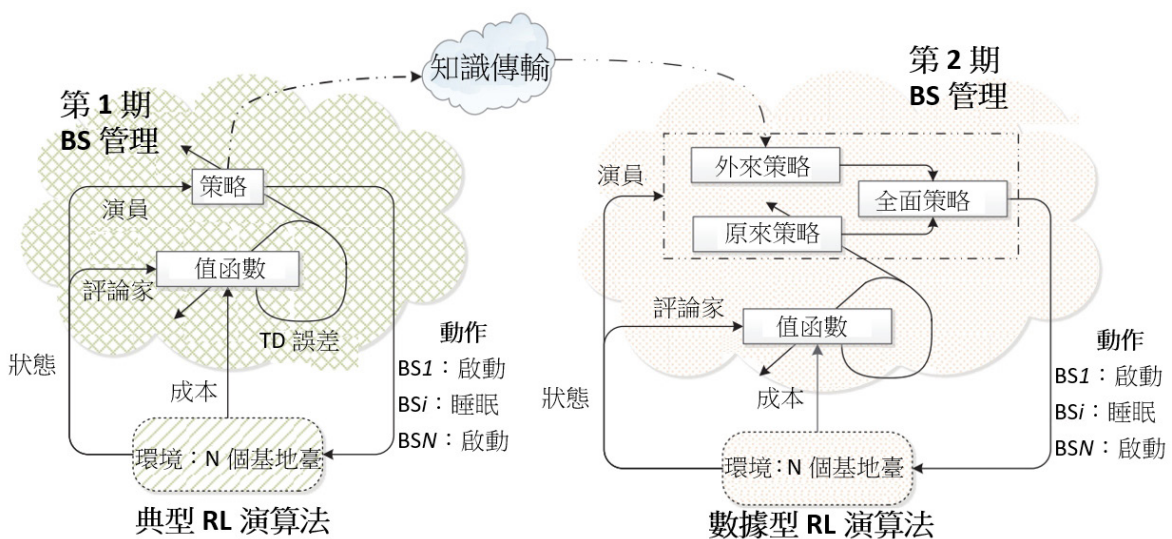


圖 10 在更環保蜂巢式網路中基於 RL 的 AI 應用框架

資料來源：本研究整理。

肆、機會與挑戰

一、局限、挑戰和開放研究問題

以 AI 定義 5G 網路的成功關鍵在於解決許多研究挑戰，特別是跨越網路的異構能力（Heterogeneous Capability）和不同級別的情境感知（Context Awareness）。依據 Yao, Sohul, et al. (2019)，諸如 NFV、環境感知、安全挑戰等技術問題預期將對正在進行的以 AI 定義 5G 網路研究產生重大影響。一些關鍵限制、挑戰和開放研究問題將在下章節討論。

（一）「邊緣 AI」或「橋上（Over-the-Bridge）AI」？

行動邊緣計算（Mobile Edge Computing）和高速存取（Caching）的發展使得行動設備能夠滿足局部性智慧需求。在過去幾年裡，大量 xPU 被引入，它們是實現 AI 硬體加速器的利器。這些不同類型的 xPU，包括大腦處理單元、DL 處理單元、智慧處理單元和 NPU，促成可擴展型和分散式 AI 互動架構分布在過量設備上，從而具有適當的訓練數據，這種 AI 靠近設備的方式稱為「設備 AI」或「邊緣 AI」。近年來配備有限應用情境（例如：AI 輔助攝影和蘋果 Memoji）的 AI 賦能智慧型手機，已被智慧型手機製造商廣為採用，此一概念很可能用於實體和網路層間問題的解決（Yao, Sohul, et al., 2019）。邊緣 AI 具有許多優勢：一是地理位置服務，例如：全球定位系統（Global Positioning System, GPS）、蜂窩三角測量（Cellular Triangulation）；其次是連接性，例如：4G/5G、WiFi；以及多類型非標準感測器，例如：陀螺儀、氣壓計、加速度計。但是，計算能力、記憶體和電池壽命對密集型 5G 服務仍然構成潛在障礙（Yao, Sohul, et al., 2019）。儘管可用資源有限，當代智慧型手機可能難以實現大規模且複雜的 AI 定義 5G 功能，但這在未來可能發生變化。

例如：應用於 BS/Cloud 上的 AI，即所謂的「橋上 AI」，透過有效的資源排程與協調，接取大量計算資源、記憶體頻寬與電力供應，支援具有極大異構需求的 5G 服務應用。橋上 AI 可以大量資源可用性替代資源不足缺陷。模型經過設備訓練之後進行橋上 AI 部署，可以減少上行鏈結數據流量。因此，AI 定義 5G 網路可將邊緣資源發揮至極致，例如：環境情況學習、預測用戶需求等等，並定期將預先訓練的模型從邊緣用戶儲存到網路以供後續使用。

（二）CSI

在接收器處進行相關檢測，以及在發射器處進行波束成形與功率控制，需要精確的頻道評估。CSI 是 AI 定義 5G 系統中推理、預測和大數據分析的最重要賦能者。豐富的情境資訊和大量 CSI，為促進創新的 AI 賦能應用，提供了超越直接情境感知的巨大潛力。藉由大量 CSI、AI 賦能 5G 網路，不同環境中用戶和 BS 生成數據庫的利用，從而進行學習和調適。

FDD 模式中的頻道估算導頻（Channel Estimation Pilot）的開銷與發射天線數成線性比例，這限制了實際天線數量。當以 TDD 模式操作時，大規模配備 MIMO 的 5G BS 透過上行鏈結導頻獲得上行鏈結 CSI，並且由於頻道的互易性，同時隱含地獲下行鏈結 CSI。然而，在某些情況下，由上行鏈結 CSI 訓練而用於下行鏈結的 AI 模型可能會產生誤導性。其中一個原因是，BS 處的 RF 組件和處理鏈，在上行鏈結和下行鏈結之間，通常不是互逆的

(Reciprocal)，並且在被大規模 MIMO 系統使用的類比領域中的廉價硬體組件可能進一步加劇該項問題。藉由導頻污染所引發的頻道估算不準確，也可能造成 AI 模型訓練誤差。此外，先天上屬於大規模 MIMO 系統的大量 CSI，對存儲和即時處理提出挑戰。CSI 冗餘數據需要消除，以處理延遲並降低資源開銷，因此，在決策過程中同時需要考慮不完美的 CSI 估算 (Yao, Sohu, et al., 2019)。

(三) 安全和隱私

安全和隱私在無線網路操作中至關重要，特別是提供關鍵性服務的 5G 網路 (Yao, Sohu, et al., 2019)。首先，AI 互動架構本身就有可能成為惡意攻擊目標。例如：在 AI 定義 SAS 情境中操作的自私用戶可能會向 BS 和用戶散播虛假訊息來操縱 AI 訓練程序，使得其他用戶拒於頻譜之外，造成惡意團體霸佔大部分共享頻道。此外，透過無線頻道進行攻擊 (例如：拒絕服務、欺騙和惡意數據注入) 也可能會破壞 AI 互動架構並導致不當行為 (Yao, Sohu, et al., 2019)。由於訓練 AI 需要大型訓練數據庫，因此高效、快速檢測惡意訓練內容變得十分具有挑戰。換句話說，各個群體和利益相關者之間需要協調努力，以防止安全漏洞和隱私洩露，並確保數據和決策的可信賴性。

二、機會

如同 Li, Zhao, Zhou, et al. (2017) 的研究指出，除了裨益 RRM、MM、MANO 和 SPM 之外，AI 還可以進一步解決下列問題。

(一) 超載的蜂巢式網路數據

藉由提供 UE 在各種頻道下的不同服務類型、網路實體架構，以及能量消耗條件，蜂巢式網路生成大量紀錄。特別是，AI 可以利用蜂巢式網路數據來預測潛在事件、評估流量，並協助網路資源預先分配 (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。同時，AI 提供統一方法來挖掘此些豐富數據相關性，並在服務需求到網路架構之間協助建立更具體映射。此外，AI 可以生成一些操作報告來說明或簡述用戶及網路的經驗統計數據，這在排列次序和市場政策上十分有用。

(二) 異構蜂巢式網路之間的競合

目前，運營商已經在 4G 時代部署異構 BS，其中包括：可提供高容量的微微蜂窩 (Pico-Cell)、為 eMBB 提供廣泛覆蓋的微蜂窩 (Micro-Cell)，以及為傳訊和 mMTC 服務提供更廣泛覆蓋的巨集蜂窩 (Macro-Cell)。在該類無線通訊系統中，透過包括 SE、EE 或其他更複雜標準，AI 可以分析新興服務需求，選擇最合適接取點，來照顧到該項服務。譬如說，AI 可以生成 UE 特定策略，讓一些 UE 附接到微微 BS 以獲得更大吞吐量，同時亦可讓一些 UE 連接到巨集 BS 以維持基本訊息交換 (Li, Zhao, Zhou, et al., 2017)。

(三) 運營商支援子系統的困難

通常，蜂巢式網路技術僅利用門檻值來監視網路異常。因此，營運商工程師必須隨時對

系統警報保持充分警戒並閱讀用戶指南以應對意外的網路狀況。但是，AI 可以使用蜂巢式網路數據來導出常見的網路流量模式（Li, Zhao, Zhou, et al., 2017）。因此，當網路遇到不熟悉模式的流量時，AI 可以在一開始就進行故障排除。同樣，一旦 AI 察覺有異常活動或操作時，網路亦可利用 AI 針對潛在威脅進行排除。

（四）RAN 與 CN 的結合

RAN 和 CN 管理通常的相互獨立，難以讓網路演進達到高峰，隨著行動邊緣計算變得越來越普遍，AI 授予控制器更多動力與能力，越來越多先進網路功能被實現，例如：聯合調度無線和有線資源，選取適當情景分布和快取伺服器（例如：邊緣和核心伺服器），以及提供更加統一保護以防止可能網路威脅。

伍、結論、建議與未來展望

因應 5G 時代的來臨，我們建議將 AI 應用於蜂巢式網路，首先討論 5G 蜂巢式網路幾乎全面顯現的初步智慧功能，包括 RRM、MM、通用 MANO，以及 SPM。之後，我們展望幾個潛在機會並列出一些潛在挑戰，期望為 5G 蜂巢式網路帶來更多的 AI 功能。最後，我們提供了一個如何獲得更環保 5G 蜂巢式網路的應用案例，展示了運用 AI 的驚人效果。我們可以大膽預測，在即將的未來，AI 賦能 5G 蜂巢式網路將成功地步入數位時代的舞臺中心。

參考 Yao, Sohul, et al. (2019) 的研究，我們針對未來的發展，首先介紹了 AI 定義 5G 網路的概念，並討論了 AI 互動架構如何引入一些關鍵性 5G 賦能因素與應用情景。另外，我們提出了用於解決 5G 網路部署與管理的 AI 輔助應用，並討論了用於 BS/Cloud 中 PHY 和 MAC 層處理程序的兩種架構。我們還詳細闡述了研究人員需要解決的一些局限性、挑戰和未決問題。我們鼓勵無線通訊科學家和從業者之間進行 AI 定義 5G 研究與合作，彼此分享見解及數據，就像他們在情境感知與智慧時代設計網路節點一般。

儘管已經顯現明顯機會，但是要將 AI 應用於蜂巢式網路仍然存在挑戰。首先，在 5G 時代，網路數據是一把雙刃劍，無庸置疑地，它是為 AI 提供分析趨勢和識別模式的寶貴工具。但是，要導出與數據完全匹配的簡單模型或模式不是那麼簡單（Li, Zhao, Zhou, et al., 2017）。另外很有可能的是，由許多參數組成的導出結果非常難以解讀，並且缺乏實際應用價值。其次，為了及時保存和處理蜂巢式網路數據，大量存儲和計算資源需要發展，與此同時也會衍生巨大潛在資訊安全威脅與風險。此外，在應用大多數 AI 演算法之前，通常需要以集中方式收集數據。這些因素不可避免地增加了網路實體和 BS 的計算能力，並給產品的實際成本帶來巨大的開銷。因此，網路數據妥善及效率處理無疑是 AI 在 5G 通訊系統中大顯身手的機會，而成本開銷與能源效率則是未來以 AI 賦能 5G 無線通訊網路是否能夠普及的兩大關鍵因素。

參考文獻

- 3GPP, 2016/12, "Study on Architecture for Next Generation System," *TR 23.799*, <https://www.tech-invite.com/3m23/tinv-3gpp-23-799.html> (accessed June 9, 2019).
- Aly R. M., Zaki A., Badawi W. K., and Aly M. H., 2019, "Time Coding OTDM MIMO System Based on Singular Value Decomposition for 5G Applications," *Applied Sciences*, 9(13), 2691. doi:10.3390/app9132691
- Andrews J. G., Buzzi S., Choi W., Hanly S. V., Lozano A., Soong A. C. K., and Zhang J. C., 2014, "What Will 5G Be?" *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 32(6), 1065-1082. doi:10.1109/JSAC.2014.2328098
- Aziz N. A. A., Ibrahim Z., Aziz N. H. A., and Aziz K. A., 2019, "Simulated Kalman Filter Optimization Algorithm for Maximization of Wireless Sensor Networks Coverage," in *Proceedings of the 2019 International Conference on Computer and Information Sciences (ICCIS)*, Sakaka, Saudi Arabia: IEEE. doi:10.1109/ICCISci.2019.8716387
- Chandra A., Khatri S. K., and Simon R., 2019, "Filter-Based Attribute Selection Approach for Intrusion Detection Using K-Means Clustering and Sequential Minimal Optimization Techniq," in *Proceedings of the 2019 Amity International Conference on Artificial Intelligence (AICAI)*, Dubai, United Arab Emirates: IEEE. doi:10.1109/AICAI.2019.8701373
- Ge X., Tu S., Mao G., Wang C.-X., and Han T., 2016, "5G Ultra-Dense Cellular Networks," *IEEE Wireless Communications*, 23(1), 72-79. doi:10.1109/MWC.2016.7422408
- Graves A., Mohamed A.-R., and Hinton G., 2013, "Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks," in *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vancouver, Canada: IEEE, 6645-6649. doi:10.1109/ICASSP.2013.6638947
- Gu D., 2018/6, "Cloud Data Centers in the 5G Era," *Experts' Forum*, <https://www-file.huawei.com/-/media/corporate/pdf/publications/communicate/85/03-en.pdf> (accessed June 9, 2019).
- He Z.-Q., Yuan X., and Chen L., 2019, "Super-Resolution Channel Estimation for Massive MIMO via Clustered Sparse Bayesian Learning," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 68(6), 6156-6160. doi:10.1109/TVT.2019.2908379
- I C.-L., Han S., Xu Z., Wang S., Sun Q., and Chen Y., 2016, "New Paradigm of 5G Wireless Internet," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 34(3), 474-482. doi:10.1109/JSAC.2016.2525739
- Imran A., Zoha A., and Abu-Dayya A., 2014, "Challenges in 5G: How to Empower SON with Big Data for Enabling 5G," *IEEE Network*, 28(6), 27-33 doi:10.1109/MNET.2014.6963801
- Konda V. R., and Tsitsiklis J. N., 2003, "On Actor-Critic Algorithms," *SIAM Journal on Control and Optimization*, 42(4), 1143-1166. doi:10.1137/S0363012901385691

- Krizhevsky A., Sutskever I., and Hinton G. E., 2012, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, in P. Bartlett, F. C. N. Pereira, C. J. C. Burges, L. Bottou, and K. Q. Weinberger (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS2012)*, Lake Tahoe, NV: Neural Information Processing Systems Foundation.
- LeCun Y., Bengio Y., and Hinton G., 2015, “Deep Learning,” *Nature*, 521(7553), 436-444. doi:10.1038/nature14539
- Li R., Zhao Z., Chen X., Palicot J., and Zhang H., 2014, “TACT: A Transfer Actor-Critic Learning Framework for Energy Saving in Cellular Radio Access Networks,” *IEEE Transaction on Wireless Communication*, 13(4), 2000-2011. doi:10.1109/TWC.2014.022014.130840
- Li R., Zhao Z., Zheng J., Mei C., Cai Y., and Zhang H., 2017, “The Learning and Prediction of Application—Level Traffic Data in Cellular Networks,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 16(6), 3899-3912. doi:10.1109/TWC.2017.2689772
- Li R., Zhao Z., Zhou X., Ding G., Chen Y., Wang Z., and Zhang H., 2017, “Intelligent 5G: When Cellular Networks Meet Artificial Intelligence,” *IEEE Wireless Communications*, 24(5), 175-183. doi:10.1109/MWC.2017.1600304WC
- Li R., Zhao Z., Zhou X., Palicot J., and Zhang H., 2014, “The Prediction Analysis of Cellular Radio Access Network Traffic: From Entropy Theory to Networking Practice,” *IEEE Communication Magazine*, 52(6), 234-240. doi:10.1109/MCOM.2014.6829969
- Li R., Zhao Z., Zhou X., and Zhang H., 2014, “Energy Savings Scheme in Radio Access Networks via Compressive Sensing-Based Traffic Load Prediction,” *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 25(4), 468-478. doi:10.1002/ett.2583
- Mitola J., and Maguire G. Q., 1999, “Cognitive Radio: Making Software Radios More Personal,” *IEEE Personal Communications*, 6(4), 13-18. doi:10.1109/98.788210
- Pak J. M., Ahn C. K., Shmaliy Y. S., and Lim M. T., 2015, “Improving Reliability of Particle Filter-Based Localization in Wireless Sensor Networks via Hybrid Particle/FIR Filtering,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(5), 1089-1098. doi:10.1109/TII.2015.2462771
- Qadir J., Yau K.-L. A., Imran M. A., Ni Q., and Vasilakos A. V., 2015, “IEEE Access Special Section Editorial: Artificial Intelligence Enabled Networking,” *IEEE Access*, 3, 3079-3082. doi:10.1109/ACCESS.2015.2507798
- Qualcomm, 2017/12, “Spectrum for 4G and 5G,” *Qualcomm Technologies*, <https://www.qualcomm.com/media/documents/files/spectrum-for-4g-and-5g.pdf> (accessed June 9, 2019).
- Rondeau T. W., and Bostian C. W., 2009, *Artificial Intelligence in Wireless Communications*, Norwood, MA: Artech House.
- Sohul M. M., Yao M., Ma X., Imana E. Y., Marojevic V., and Reed J. H., 2016, “Next Generation Public Safety Networks: A Spectrum Sharing Approach,” *IEEE Communication Magazine*, 54(3), 30-36. doi:10.1109/MCOM.2016.7432144

- Soldani D., and Manzalini A., 2015, "Horizon 2020 and Beyond: On the 5G Operating System for a True Digital Society," *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 10(1), 32-42. doi:10.1109/MVT.2014.2380581
- Wang A., Yin R., Yu G., and Zhong C., 2019, "Adaptive PCA Based Channel Estimation and Tracking for URA Massive MIMO Systems," in *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Shanghai, China: IEEE. doi:10.1109/ICC.2019.8761589
- Wang C.-X., Haider F., Gao X., You X.-H., Yang Y., Yuan D., Aggoune H. M., Haas H., Fletcher S., and Hepsaydir E., 2014, "Cellular Architecture and Key Technologies for 5G Wireless Communication Networks," *IEEE Communications Magazine*, 52(2), 122-130. doi:10.1109/MCOM.2014.6736752
- Wang X., Li X., and Leung V. C. M., 2015, "Artificial Intelligence-Based Techniques for Emerging Heterogeneous Network: State of the Arts, Opportunities, and Challenges," *IEEE Access*, 3, 1379-1391. doi:10.1109/ACCESS.2015.2467174
- Yao M., Carrick M., Sohul M., Marojevic V., Patterson C. D., and Reed J. H., 2019, "Semidefinite Relaxation-Based PAPR-Aware Precoding for Massive MIMO-OFDM Systems," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 68(3), 2229-2243. doi:10.1109/TVT.2018.2874819
- Yao M., Sohul M., Ma X., Marojevic V., and Reed J. H., 2017, "Sustainable Green Networking: Exploiting Degrees of Freedom Towards Energy-Efficient 5G Systems," *Wireless Networks*, 25(3), 951-960. doi:10.1007/s11276-017-1626-7
- Yao M., Sohul M., Marojevic V., and Reed J. H., 2019, "Artificial Intelligence Defined 5G Radio Access Networks," *IEEE Communications Magazine*, 57(3), 14-20. doi:10.1109/MCOM.2019.1800629
- Yao M., Sohul M., Nealy R., Marojevic V., and Reed J., 2018, "A Digital Predistortion Scheme Exploiting Degrees-of-Freedom for Massive MIMO Systems," in *Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Kansas, MO: IEEE.
- Zhou X., Li R., Chen T., and Zhang H., 2016, "Network Slicing as a Service: Enabling Enterprises' Own Software-Defined Cellular Networks," *IEEE Communications Magazine*, 54(7), 146-153. doi:10.1109/MCOM.2016.7509393