



亞洲大學|資電學院

Asia University| College of Information and Electrical Engineering

資訊工程學系

Department of Computer Science and Information Engineering



最佳深度狀態空間神經網路設計與實現

指導老師：柯賢儒 老師 組員：鄭博文、周耕弘

研究動機

調整狀態空間跟S4或是MAMBA模型

加強自我數學知識和對於調整狀態空間模型以及深入研究 S4 和 MAMBA 模型的過程強調了數學理論與實踐應用的密切結合。

從數據建模到實際應用，理解模型的基本假設和限制是成功的關鍵。同時，實現這些模型的計算效率和穩定性是實際應用中不可忽視的挑戰。這一系列的研究不僅增強了對時間序列數據的理解，還開闊了多模態數據處理的視野，為未來的研究提供了堅實的基礎。

所以我也想再多多涉入對於AI演算加入其中幫助我更加精準對狀態空間參數。

研究背景及目的

本研究計畫的主要源自近年來在深度學習領域的持續發展，尤其是針對深度狀態空間模型 (State Space Model, SSM) 和結構化SSM (Structured State-Space Model, S4) 的研究。這些模型基於狀態空間理論，旨在提高深度神經網絡的效率和性能。本計畫將借鑒這些理論基礎，結合最新的MAMBA模型，並針對以下兩個關鍵問題進行深入研究：首先，我們將探索如何應用HiPPO理論 (高階多項式投影運算子) 到現有的深度學習模型結構中，包括CNN、RNN和Transformer等，以增強這些模型對時間序列資料的特徵提取能力，從而改善其對時間依賴性的捕捉。其次，我們將尋求結合CNN、RNN和MAMBA模型的學習機制，以創建一種新型深度學習模型。這將有助於模型在少量數據上快速收斂，同時提高模型對時間序列資料的處理能力和泛化能力。我們將使用指導教授開發的技術，對HiPPO和MAMBA模型進行進一步研究和優化。通過這些努力，我們期望創建一種具有高強健性和平行計算能力的全新深度學習模型，該模型將在處理時間序列資料方面取得顯著的性能提升。

研究方法與問題

本計畫的主要是基於近幾年發展的深度狀態空間模型(State Space Model, SSM)[1]–[4]，以及其延伸的結構性SSM(Structured State-Space Structure, S4)，簡稱為S4結構，以及基於S4結構。使用這種結構的主要動機在於這些作者發現狀態空間的遞迴(或者是回授)演算特性可以在進行深度神經網路實現時大量降低對於記憶體龐大需求，並可以在有效降低類神經網路參數的情形下也可以達到良好的訓練效果。我的指導教授剛好是訊號處理的專家，原本老師給我們的題目是要用硬體去實現一個改良型式的狀態空間濾波器，並將其應用到生理訊號處理方面，我們為此在老師那邊上了相當長一段時間的課，主要在線性代數、Z轉換、濾波器設計理論、MATLAB程式設計等方面聽老師講解及示範如何實現，這方面的理論對我們來說確實有點困難，不過透過程式語言的實現，這些困難的數學理論突然間變成看得到、摸得著，我們也慢慢可以了解老師講解的數學後面所代表的實質意義。

狀態空間模型的起源非常早，老師提到它是來自於匈牙利數學家卡曼(Kalman)在1960年所發表的卡曼濾波器(Kalman filter)[5]，早期它的設計是為了阿波羅計畫太空船軌道的估測而生，可以說沒有卡曼的發明，人類就上不了月球。後來研究控制理論的學者們把這樣的理論套到使用了上百年的控制工程模型[1]，就是經過積分變換[2]將濾波器從時間領域變換到頻率領域的一種數學轉換，原來在時間領域需要進行摺積分，即convolution這類複雜運算的場合，透過積分變換後就可以使用加減乘除來取代複雜的convolution，原先這樣的動機就是單純為了讓濾波器變得好設計，但是在卡曼的發明之後，控制工程領域的學者們大量地使用這種型式的數學模型用來設計濾波器與控制器，因為這種模型最大的優點就是除了輸入及輸出的樣態 (input-output pattern) 可以被完整觀察外，連內部的結構也都可以看得一清二楚，這對於更精密的控制要求也可以做得到，因此在1960年以後的控制理論研究，就從古典的頻域模型。下圖就是老師幫我們上課時，以簡單的基本電路講述兩種模型如何互相轉換的推導，此處因為是電路模型，所以我們使用了連續時間系統的Laplace轉換。