

計算神經科學 書面報告 以nengo模擬實做神經進行加法運算之情形

蘇鈺崴*

Jan 15, 2021

*國立台灣大學經濟系四 年級, b06607057

目錄

1	緒論	1
1.1	前言	1
2	實驗方法與結果分析	1
2.1	實作方法	1
2.2	模型架構	1
2.3	模擬結果	3
3	結論與待改進	13
3.1	結論	13
3.2	問題與未來改進方向	13
3.2.1	缺乏生理基礎	13
3.2.2	建立實際視覺訊息	13
3.2.3	更好的mapping	13

圖目錄

2.1	模型主要架構圖	2
2.2	模型一輸出	4
2.3	模型一BG選擇	4
2.4	模型二輸出	6
2.5	模型二BG選擇	6
2.6	模型三輸出	8
2.7	模型三BG選擇	8
2.8	模型四輸出	10
2.9	模型四BG選擇	10
2.10	模型五輸出	12
2.11	模型五BG選擇	12

表目錄

2.1	模型參數	3
-----	----------------	---

1 緒論

1.1 前言

課堂中提到了以SPA進行向量加乘法作為高階認知的運算，可以有一些很好的性質，如資訊能夠很大程度地被保存，還能夠將低階訊息轉換成符號進行邏輯運算。這次的實作我試圖從SPA的角度，來模擬神經在加法上可以達成什麼樣的效果。

2 實驗方法與結果分析

2.1 實作方法

本次實作，我透過以nengo-spa去模擬在進行運算的時候，如何運用SPA向量來達到數字的加法，此模型試驗並沒有參考實際的生理運作模型，僅只有探討在SPA架構之下如何運用神經去達成加法的實行。一共進行了四個不同種模型。主要差異在於試圖在運算數量進行提高。模型一為最簡單的1+1模型。模型二到五則為嘗試將數字提高所建立的其餘模型。模型架構與設定如下：

2.2 模型架構

模型架構如下圖，輸出為模擬從視覺神經元所解碼出來的神經向量，進而傳入到處理視覺的高階皮質VISION，主要輸入結構如下：

$$INPUT = ADD + N1 \otimes n_1 + N2 \otimes n_2$$

ADD為代表加法的向量，N1和N2分別代表被加數和加數的屬性語意向量。 n_1, n_2 分別代表被加數和加數所對應到的數字。做為模擬如假設看到如1+1這個statement時所可能產生的語意向量。而VISION皮質則會將其解構：

$$\begin{aligned} (N1)^{-1} \otimes INPUT &\rightarrow MEM1 \\ (N2)^{-1} \otimes INPUT &\rightarrow MEM2 \end{aligned}$$

分別傳入MEM1、MEM2皮質。這兩個皮質會將自己的state分別傳入BG、THALAMUS。BG存有加法規則的mapping：

$$\begin{aligned} & \text{if } (state(n_1, n_2)n_2 > 0) \{state(n_1 + 1, n_2 - 1)\} \\ & \text{else} \{ send(MEM1, MOTOR), state(n_1, n_2) \} \end{aligned}$$

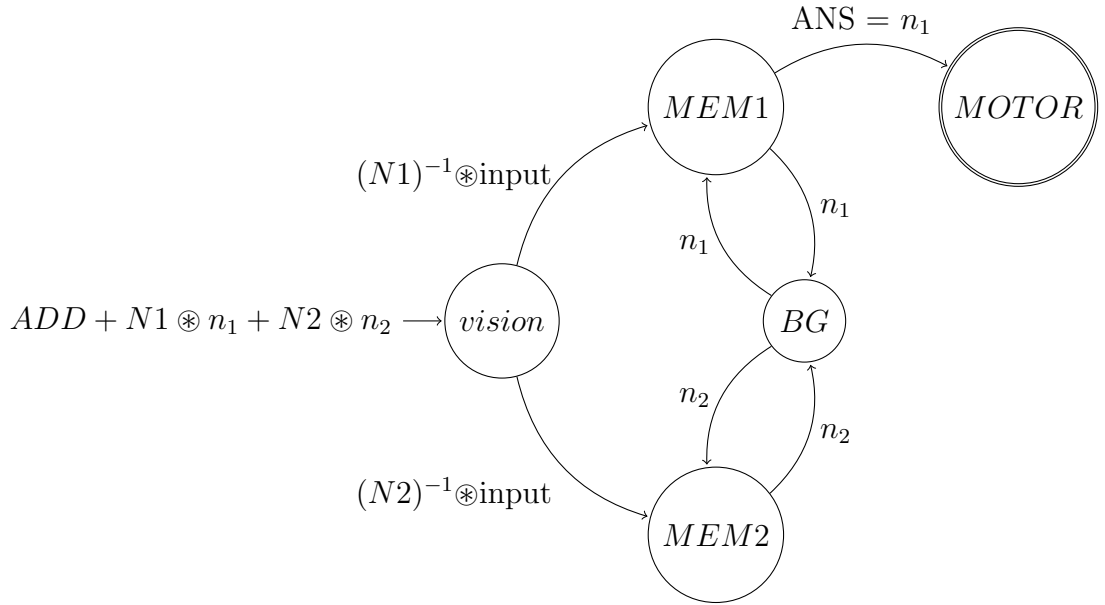


圖 2.1：模型主要架構圖

基本上即是將 $N2$ 視為counting的次數，如果 $N2 \neq 0$ ，BG內的規則就會使 $N1+1$ ，若為零代表找到答案而將其輸出。所以原則上robot必須有 $\dim(N1) * \dim(N2)$ 的mapping數量。必須了解任意加數和被加數對應到的下一個動作為何。其中較為不同者為模型參，模型參使用到的異質聯想模型，因此可以將其中一個state的關聯交由nengo的model所handle，但實際上面對的規則數應該還是差不多的。以下表列各模型所存有的向量與各模型之不同：

表 2.1: 模型參數

參數	模型一	模型二	模型三	模型四	模型五
模型性質	最簡單	無wta	HETER	WTA1	WTA2
語意向量維度	64	64	64	64	128
數字	2+2	4+4	4+4	4+4	4+4
記憶性質	無	無	HETER	WTA	WTA

2.3 模擬結果

各模型之圖分別為模組輸出圖以及動作選擇圖。模組輸出依序為 vision、mem1、mem2 和 motor。動作選擇模型圖則代表 BG 和 Thalamus 所決定之模型。utility 效用最高且達一定程度者將被選擇。

模型一

模型一的輸入為:0+2，從圖形可以看到，MEM1 初始為 0，經過兩次變動而達到 2。MEM2 則從 2 降至零。而在 mem2 為零後，motor 即按照動作選擇輸出 MEM1 之數值，即為向量二。在此加法下成功被執行，模型二則試圖更進一步，嘗試將數字增加到 8。

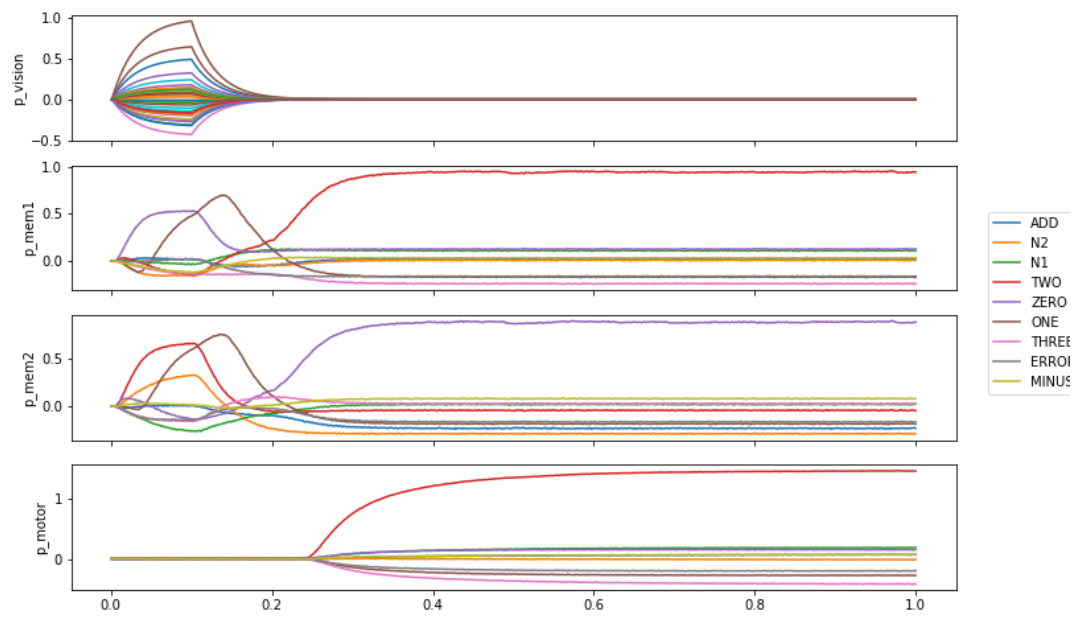


圖 2.2：模型一輸出

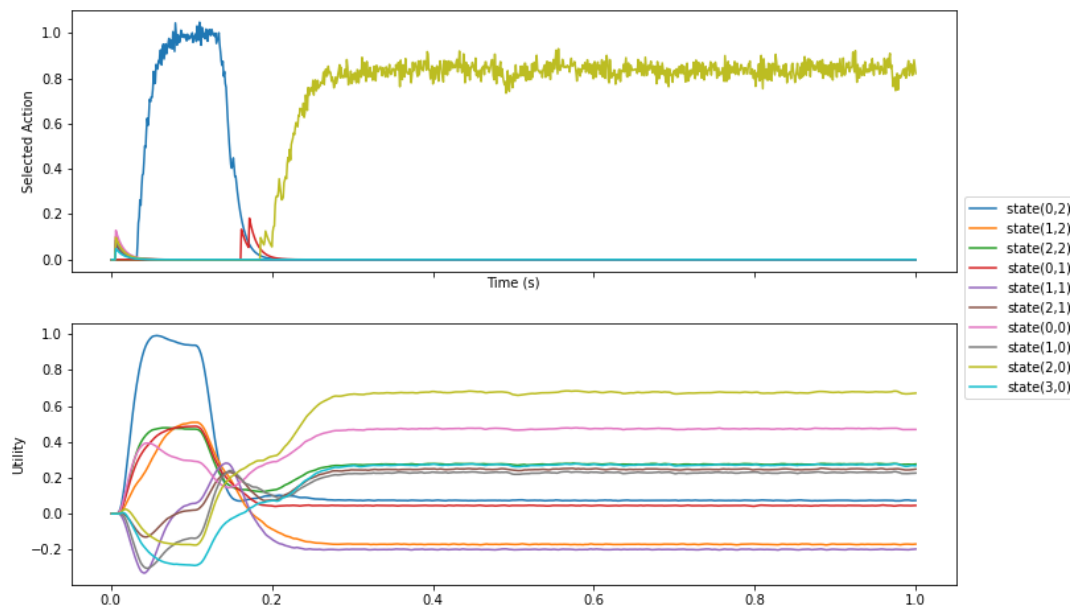


圖 2.3：模型一BG選擇

模型二

模型二的輸入為:0+4，從motor的圖形可以看到是沒有輸出的。代表其運算間出了問題。而在觀察BG，utility的圖形後，發現各state之間的效用相當接近且有decay的情況，我原先推測可能原因是因為mem所記錄的model的state過多導致BG內的造成混淆，因此試圖使用SPA所提供的異質記憶模型進行處理，即模型參。

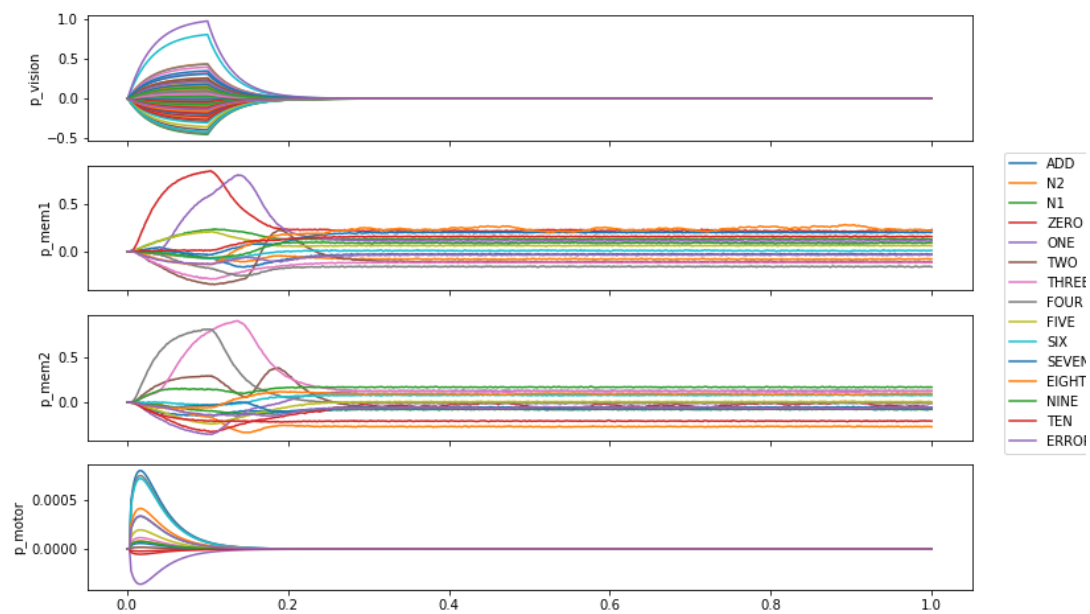


圖 2.4：模型二輸出

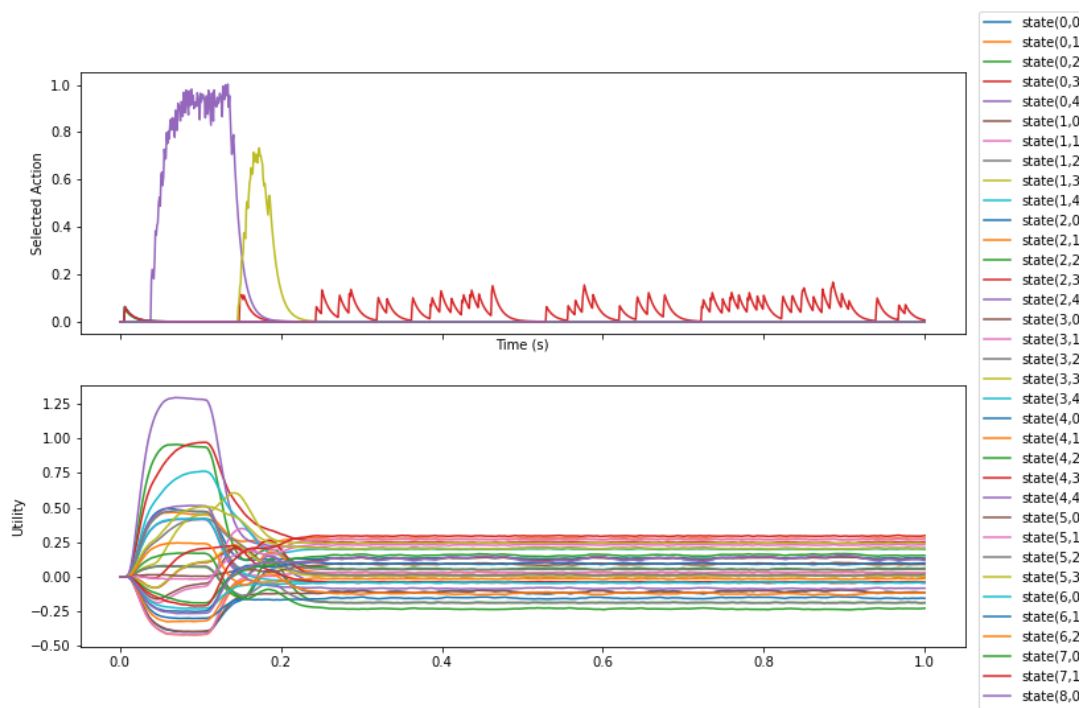


圖 2.5：模型二BG選擇

模型三

模型3的輸入為:3+4,因使用異質連結，因此不需要mem2的參與，不過實質上記得的規則數仍一樣多。而其BG選擇上一樣有decay的情況造成才計算到加2時就停止運作了，因此我後來在模型4上試圖改採用WTA記憶模型看是不是能夠解決decay的問題。

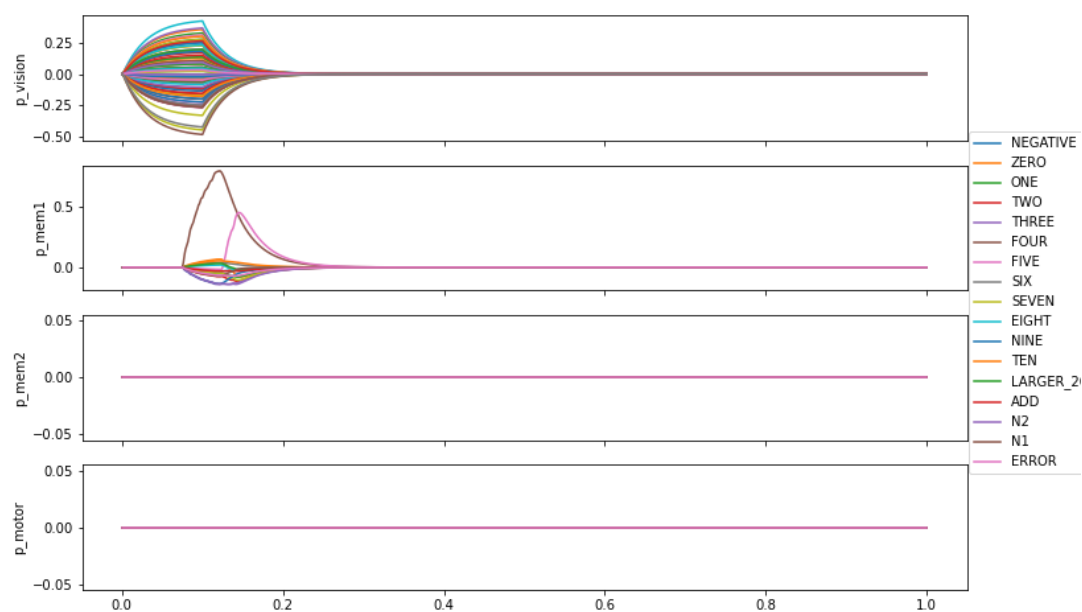


圖 2.6：模型三輸出

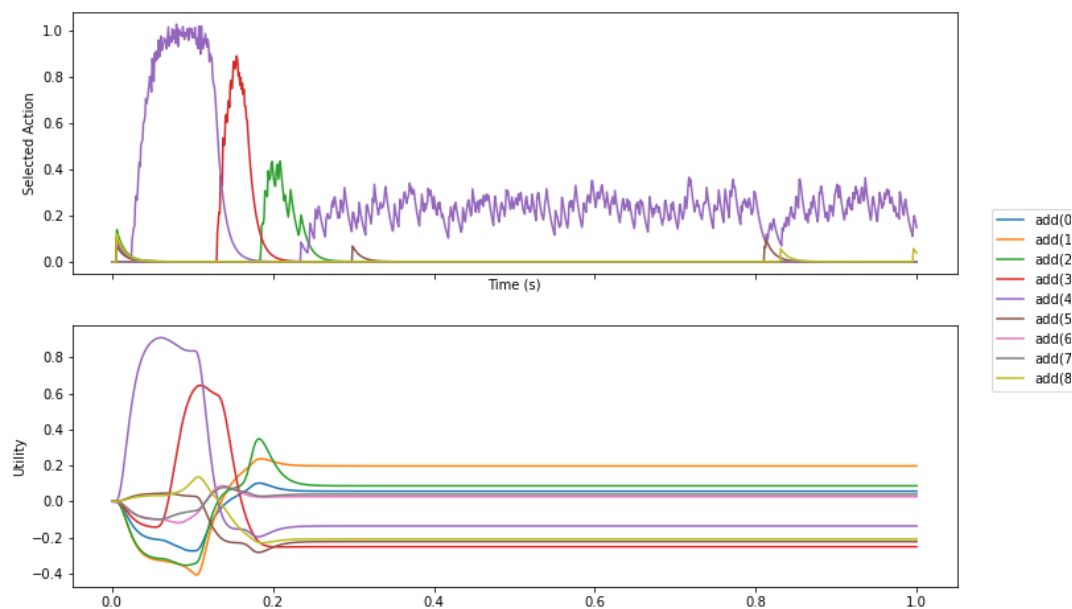


圖 2.7：模型三BG選擇

模型四

模型4的輸入一樣為:3+4,為了解決模型參的問題，我試圖改用WTA記憶模型，看是否能夠解決記憶decay的情況，而發現到好像有變好一些，mem2的輸出維持不變，然而達到最終結果時卻有不斷的震盪產生，但mem1依然有decay的情況發生。從BG的utility觀察，有很多的utility的大小非常相近，似乎是因為state數目過多導致無法分辨。且在第三步驟值，有一段時間有兩個state同時被激發的情況。且motor看似有輸出蛋實際上其值相當小，只是小幅度的擺動。

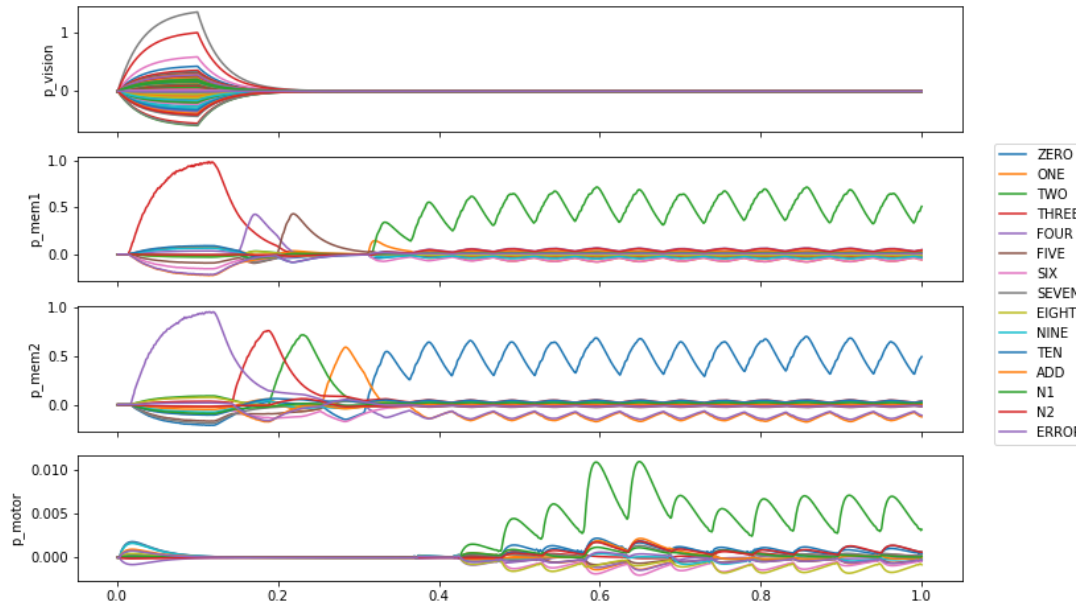


圖 2.8：模型四輸出

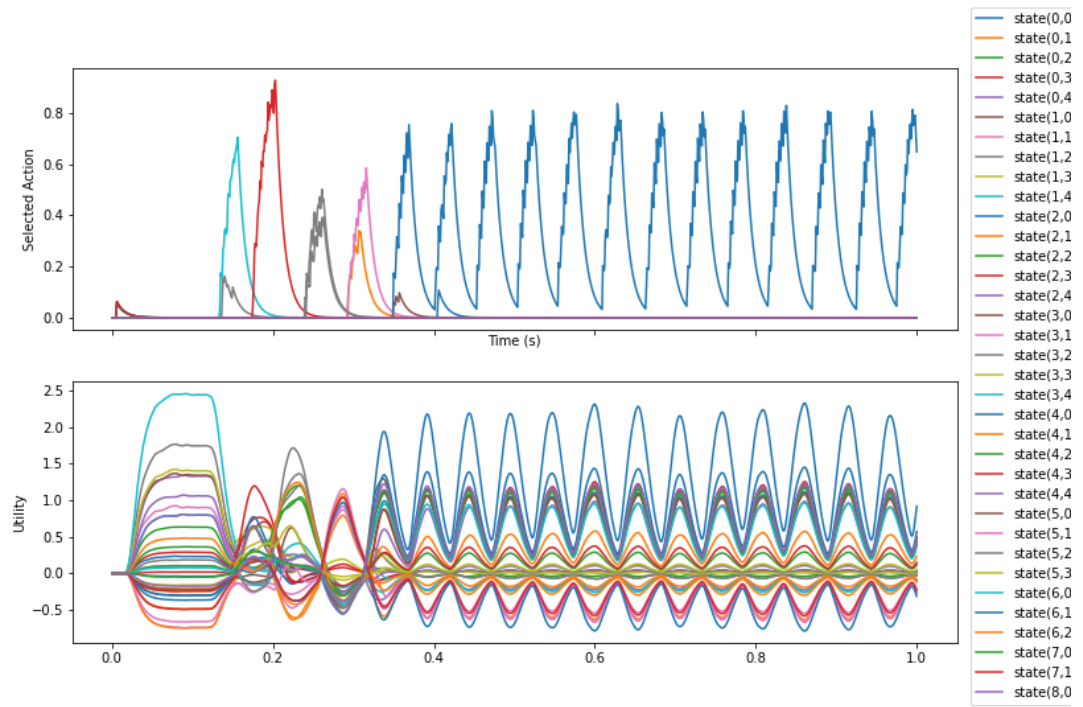


圖 2.9：模型四BG選擇

模型五

模型5的輸入一樣為:3+4，為了解決模型四的問題，我將向量的dimension提高到了128，而可以觀察到motor的輸出成功。MEM1從三變動四次state而達到7，MEM2變動四次從4到0。成功做出3+4的運算。

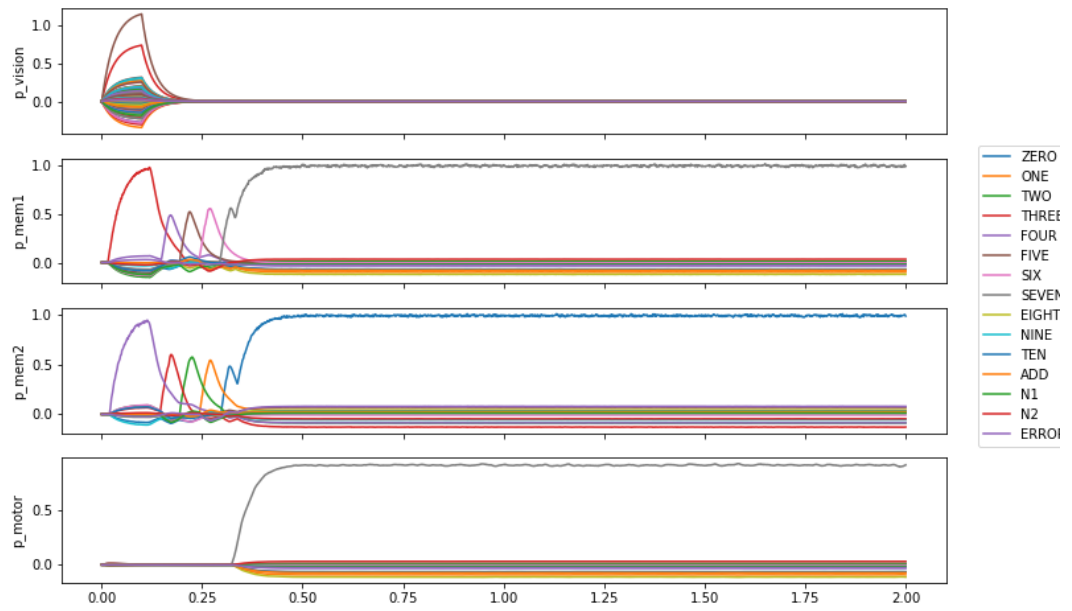


圖 2.10：模型五輸出

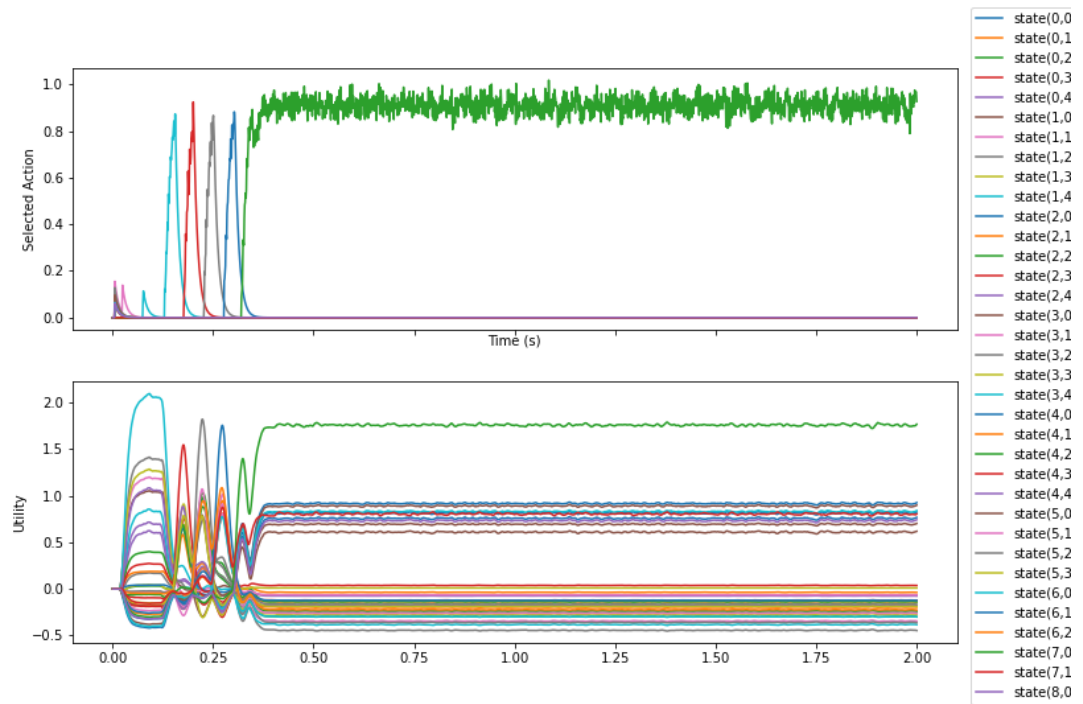


圖 2.11：模型五BG選擇

3 結論與待改進

3.1 結論

這次的實作在建立1+1的模型之時，相對簡單，然而試圖在往上提高運算量時，就馬上遇到瓶頸，如同上課中所提及，SPA具有一些良好的性質，可以保存住資訊。但若以此方式進行運算時，則就可能會造成代表的向量隨著結構產生指數倍的成長。若實際上大腦是以這種方式進行運算，那透過簡化神經衝動而得的向量又馬上會變得過度複雜。似乎暗示著大腦可能存在有其他機制可以解決或是encoding。

3.2 問題與未來改進方向

3.2.1 缺乏生理基礎

這次的實作缺乏生理基礎，模型之規則皆為自行設定，跟大腦實際在進行的迴路可能會有所不同，同時在這次的實做上，其運算規則都是寫死的，模型缺乏彈性，實際生理上則可能可以藉由學習而記憶到此規則，透過學習則可能可以學習到更好的算數的規律等等，如 $4+3=7$ 的直接mapping。

3.2.2 建立實際視覺訊息

這次的實作僅預設在高階認知上進行操作，實際input訊息則應可與視覺訊息做binding。而在實際bind之後所對應到的運算則就可能可以更像是spaul model所示的功能。

3.2.3 更好的mapping

如同前述所提，這種mapping必須有指數倍的規則數才能記錄下所有state，是否從在著更好的演算法來達成運算。

參考文獻

- [1] Stewart, Terrence. Choo, Xuan. Eliasmith, Chris. (2010) "Dynamic Behaviour of a Spiking Model of Action Selection in the Basal Ganglia," *10th International Conference on Cognitive Modeling*
- [2] Bear, M. F., Connors, B. W., & Paradiso, M. A. (2016) "Neuroscience: exploring the brain. Fourth edition." *Philadelphia: Wolters Kluwer*.

- [3] compneuro.uwaterloo(2020), “SYDE 556: Simulating Neurobiological Systems,” URL: <http://compneuro.uwaterloo.ca/courses/syde-750.html>