**三、研究計畫內容（以中文或英文撰寫）：**

1. 研究計畫所要探索的課題。
2. 研究方法及進行步驟。
3. 預期達成目標及可行性評估指標。
4. **研究計畫所要探索的課題**
5. 說明機器人辩識聲音來源方位的重要性
6. 說明機器人辨識聲音來源方位方法上的限制
7. 指出探索課題: 回音環境下移動人形機器人的仿生聲源定位及聲音識別

Biologically-Inspired Sound Source Localization and Sound Identification for a Mobile Humanoid Robot in a Reverberant Environment

何謂複雜環境?

何謂仿生計算?

聽覺週邊圖

腦幹聽覺訊號路徑圖

系統方塊圖

Nengo概念圖

1. 既有的方位辨識方法

4.1 麥克風陣列方法

4.2 雙耳辨識方法

4.4 仿生方法

聽覺訊號傳播處理路徑

HRTF

外耳

中耳

內耳

MSO

LSO

IC

* 1. 神經系統模擬軟體Nengo, SPA, 及 Spaun

Neural Engineering Framework

Nengo

SPA

1. **研究方法及進行步驟**
2. HRTF from Brian
3. 聽覺周邊 : IPEM 模型
4. Jeffrey model in Nengo
5. LSD model in Nengo
6. IC model in Nengo
7. **預期達成目標及可行性評估指標**

**預期達成目標**

1. 產生一篇國際會議論文，預計2018年6~7月，計畫接近結束時投稿。
2. 所完成的軟體系統，預備以下列五種測試場景類型，在單一聲源的假設下，進行數值實驗。

各實驗中的機器人擬真人頭HRTF取自於 Brian Hear Python程式庫(官網http://www.briansimulator.org/docs/hears.html#head-related-transfer-functions)，及CIPIC資料庫(Algazi, Duda, Thompson, &Avendano, 2001)(官網

http://interface.cipic.ucdavis.edu/sound/hrtf.html)，並比較所產

生的差異。

第三、四種場景類型使用roomsim (Campbell, Palomaki, &Brown, 2005)

(MATLAB程式原始碼位於<https://sourceforge.net/projects/roomsim/>)

產生雙耳室內脈衝響應函數BRIR(Binaural Room Impulse Responses)，

與聲源發出之聲音訊號摺積(convolution)計算後，即得接收位置收到，

包含多重反射回音效果的聲音。

由於roomsim的計算方法是以簡單的聲源多次鏡射影像，求反射聲波的

傳播路徑及聲音強度，無法應用到實際的複雜房間環境，所以我們另外

以計算機圖學的3D射線追蹤方法，求算複雜房間環境的BRIR，並應用

於第五種測試場景類型。

1. 所完成的Python程式，移植到Robot Operating System (ROS)(官網http://www.ros.org/)，以ROS所附機器人模擬系統Gazebo(官網http://gazebosim.org/)呈現3D場景，顯示機器人在無窮空間/長方形空房間內，靜止或運動時，轉頭面向聲音來源的行為過程。
2. 完成上述以3D射線追蹤方法計算更實際房間環境的BRIR程式，並公開為ROS下的一個process。

**測試場景類型1**

探討無反射(anechoic)環境下的靜止機器人聲源定位以及語

意指標建立準確率，與文獻已知數值實驗結果或神經生理特性比較，並討

論對應物理生理機制。

聲源：為簡化問題，設定俯仰角(elevation) 0o; 水平角(azimuth) -90o至

90o， 間隔30o，正前方為0o。

與機器人頭部中心距離1.28 m

雜訊: 不同訊雜比(Signal to Noise Ratio，SNR)的White Gaussian、冷氣

聲、與交通背景雜訊。

數值實驗預定結果:

場景1.1~1.4: 求得單聲源方位水平角，畫出類似

(Liu, Erwin, &Wermter, 2008)之圖9(d)的圖表(複製於本計畫書圖 1)，

並探討其準確性及相關物理生理機制。



圖 1.聲音方位辨識結果呈現，圖中方塊大小代表Estimated Angle附近的神經脈衝數與整體脈衝速率的比例大小。本圖取自(Liu, Erwin, &Wermter, 2008)文中的Fig. 9(d)。

場景1.4: 對於國語數字0到10的語音，以及特殊聲音，產生各聲音訊號的語意指標，估算判定語意指標的正確率並對較重要的參數如聲源方向角度作圖。

場景1.1:

聲音訊號：低頻弦波(100 Hz、100 x 151/15 Hz、100 x 152/15 Hz、…、1500 Hz)，預期ITD影響較ILD為大。

場景1.2:

聲音訊號：高頻弦波(1200 Hz、1200 x 151/15 Hz, 1200 x 152/15 Hz、…、

18,000 Hz)，預期ILD影響較ITD為大。

場景1.3:

聲音訊號：自然語音(五個英語字：”hello,” “look,” “fish,”

“coffee,” “tea”)，(Liu et al., 2008) 指出這五個單字包含相當大

範圍的日常語音型態)。雖然我們人形機器人的頭部形狀與

(Liu et al., 2008)的機器人頭部不同，語音特徵也有差異，但是仍可與

其結果參考比較。

場景1.4:

聲音訊號：國語數字0到10的發音、老人呻吟聲、老人低沉呼救聲、重物落地

聲(模仿老人摔倒發出的聲音)、門窗開啟聲、玻璃破裂聲。

**測試場景類型2**

探討回音環境(reverberant environment)下，靜止機器人聲源定位以及語

意指標建立的正確率，與文獻結果及測試場景類型1的各對應場景所得比較，討論相關物理與神經生理機制。

多重反射回音環境:

長方形空房間(shoebox 模型)，使用與

(Youssef, Argentieri, &Zarader, 2012)相同的設定。主要參數如下：

5 x 4 x 2.7 m，灰泥(acoustic plaster)牆、木頭地板、混凝土天花板；

濕度50%；溫度20oC，同時考慮空氣吸收率及聲音強度隨距離產生的衰減。

此時回音時間。

牆壁的吸收係數可以修改，得到RT60等於0.45s與0.7s的回音，一併加入數值實驗，比較不同RT60的結果。

機器人頭部:中心位置: (2, 2, 1.5)m。

聲源: 使用與(Youssef et al., 2012)相同的設定。為簡化問

題，設定俯仰角0o; 水平角 -45o至45o，間隔5o，正前方為0o。與頭部中心的距離由1m 到2.8m，間隔0.45m。

雜訊：與測試場景類型1相同。

數值實驗預定結果:

場景2.1~2.2: 以不同RT60之值，畫出聲源方位水平角誤差與RT60的相關

曲線，並探討其準確性及相關物理生理機制。

場景2.2: 對於國語數字0到10的語音，以及特殊聲音，產生各種聲音訊

號的語意指標，估算判定語意指標的正確率並對RT60統計作圖。

場景2.1: 聲音訊號為自然語音(五個英語字：”hello,” “look,”

“fish,” “coffee,” “tea”)，結果可以參考(Youssef et al., 2012)(Youssef, Argentieri, &Zarader, 2013)(Mroueh, Marcheret, Goel, &Ibm, 2015)。

場景2.2: 國語數字1到10的發音、老人呻吟聲、老人低沉呼救聲、重物落地

聲(模仿老人摔倒發出的聲音)、門窗開啟聲、玻璃破裂聲。

**測試場景類型3**

探討無反射環境下，機器人在不同速率下直線或繞圈運動，求

出聲源定位以及語意指標建立的正確率，相對於時間的變化，與文獻結果及

測試場景類型1的各對應場景所得比較，討論相關物理與神經生理機制。

聲源：為簡化問題，設定俯仰角(elevation) 0。

測試開始時，位於機器人正前方，與機器人頭部中心距離1.28 m。

雜訊: 不同訊雜比(Signal to Noise Ratio，SNR)的White Gaussian、冷氣

聲、與交通背景雜訊。

數值實驗預定結果:

場景3.1~3.3: 求得聲源方位水平角，畫出各弦波頻率下，誤差與時間的

關係圖，並探討其準確性及相關物理生理機制。

場景3.4: 求得聲源方位水平角，畫出聲源定位以及語意指標建立的正

確率，相對於時間的變化，並探討其準確性及相關物理生理機制。

場景3.5: 聲音辨識為重物落地聲時，或呻吟求救聲時，觀察機器人是否

直線移動到發出聲音處。

場景3.1: 聲音訊號：低頻弦波，同場景1.1。

場景3.2: 聲音訊號：高頻弦波，同場景1.2。

場景3.3: 聲音訊號：自然語音，同場景1.3。

場景3.4: 聲音訊號：同場景1.4。

場景3.5: 聲音訊號: 同場景1.4。

當聲音為重物落地聲或呻吟求救聲時，機器人直線移動到發出聲音處。

**測試場景類型4**

探討回音環境下，直線或繞圈運動機器人聲源定位以及語意指標建立的正確

率，與文獻結果及測試場景類型2的各對應場景所得比較，討論相關物理與神經生理機制。

多重反射回音環境: 同測試場景類型2。

機器人頭部: 起始中心位置: (2, 2, 1.5)m。

聲源: 起始時位於機器人正前方，與機器人頭部中心距離1.28 m。

雜訊: 不同訊雜比(Signal to Noise Ratio，SNR)的White Gaussian、冷氣

聲、與交通背景雜訊。

數值實驗預定結果:

場景4.1~4.2: 以不同RT60之值，畫出聲源方位水平角誤差與RT60的相關

曲線，並探討其隨時間變化的準確性及相關物理生理機制。

場景4.2: 對於國語數字0到10的語音，以及特殊聲音，產生各聲音訊號

的語意指標，估算判定語意指標的正確率隨時間變化的關物理生理機制，並

對RT60統計作圖。

場景4.3: 聲音訊號: 同場景1.4。

當聲音為重物落地聲或呻吟求救聲時，機器人直線移動到發出聲音處。

場景4.1: 聲音訊號：自然語音，同場景1.3。

場景4.2: 聲音訊號：同場景1.4。

場景4.3: 聲音訊號: 同場景1.4。

當聲音為重物落地聲或呻吟求救聲時，機器人直線移動到發出聲音處。

**測試場景類型5**

測試以3D射線追蹤方法計算更實際室內環境的BRIR程式正確性，並用於

類似圖2所示的房間分布環境，其中當然也可放置家具。

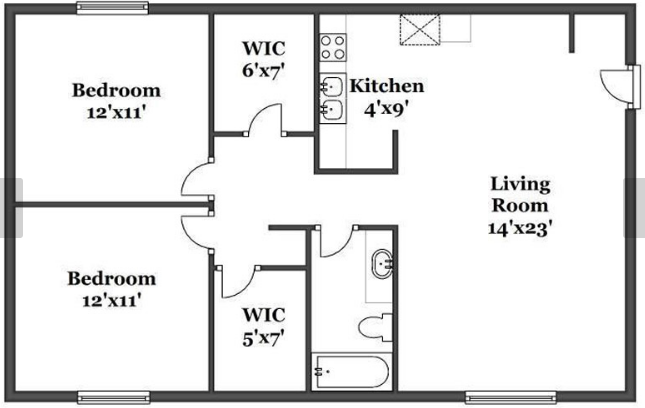


圖2. 典型的室內環境 (取自http://kalamazoo.apartments/hillside-village/floor-plans/)

數值實驗預定結果:

場景5.1: 檢驗所得的BRIR是否與採用場景類型3和4的shoebox模型計

算結果一致。

場景5.2~5.3:檢視所得BRIR的各個尖峰位置是否有反射機制合理對應。

場景5.4~5.5:分別與場景4.2及4.3比較，討論其差異。

場景5.1: 利用場景類型3和4的shoebox模型與設定，計算BRIR。

場景5.2: 利用圖2房間配置，不放家具，計算BRIR。

場景5.3: 利用圖2房間配置，安放數個形狀簡單的家具如桌椅，計算BRIR。

場景5.4: 利用場景5.3的房間和家具，聲音訊號同場景1.4，對於國語數字0

到10的語音，以及特殊聲音，產生各聲音訊號的語意指標，估算判定語意

指標的正確率隨時間變化的關物理生理機制，並對RT60統計作圖。

場景5.5: 利用場景5.3的房間和家具，聲音訊號同場景1.4，當聲音為重物落

地聲或呻吟求救聲時，機器人以ROS中的navigation system，移動到發出聲音處。

**可行性**

**評估指標**

請參見以上各測試場景之說明。

參考文獻

Algazi, V. R., Duda, R. O., Thompson, D. M., &Avendano, C. (2001). THE CIPIC HRTF DATABASE Creative Advanced Technology Center 1500 Green Hills Road Scotts Valley , CA 95066. *Signal Processing*, (October), 99–102.

Campbell, D. R., Palomaki, K. J., &Brown, G. (2005). A MATLAB simulation of“ shoebox” room acoustics for use in research and teaching. *Computing and Information Systems J*, *9*, 48–51.

Liu, J., Erwin, H., &Wermter, S. (2008). Mobile robot broadband sound localisation using a biologically inspired spiking neural network. *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS*, 2191–2196. http://doi.org/10.1109/IROS.2008.4650760

Mroueh, Y., Marcheret, E., Goel, V., &Ibm, M. I. T. (2015). Deep Multimodal Learning for Audio-Visual Speech Recognition, 2130–2134. http://doi.org/10.1109/ICASSP.2015.7178347

Youssef, K., Argentieri, S., &Zarader, J. (2012). Towards a Systematic Study of Binaural Cues, 1004–1009.

Youssef, K., Argentieri, S., &Zarader, J. L. (2013). A learning-based approach to robust binaural sound localization. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2927–2932. http://doi.org/10.1109/IROS.2013.6696771