

2017 年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號 100003

參展科別 工程學

作品名稱 使用機械手臂實現黑白棋之人機對弈

得獎獎項 大會獎：四等獎

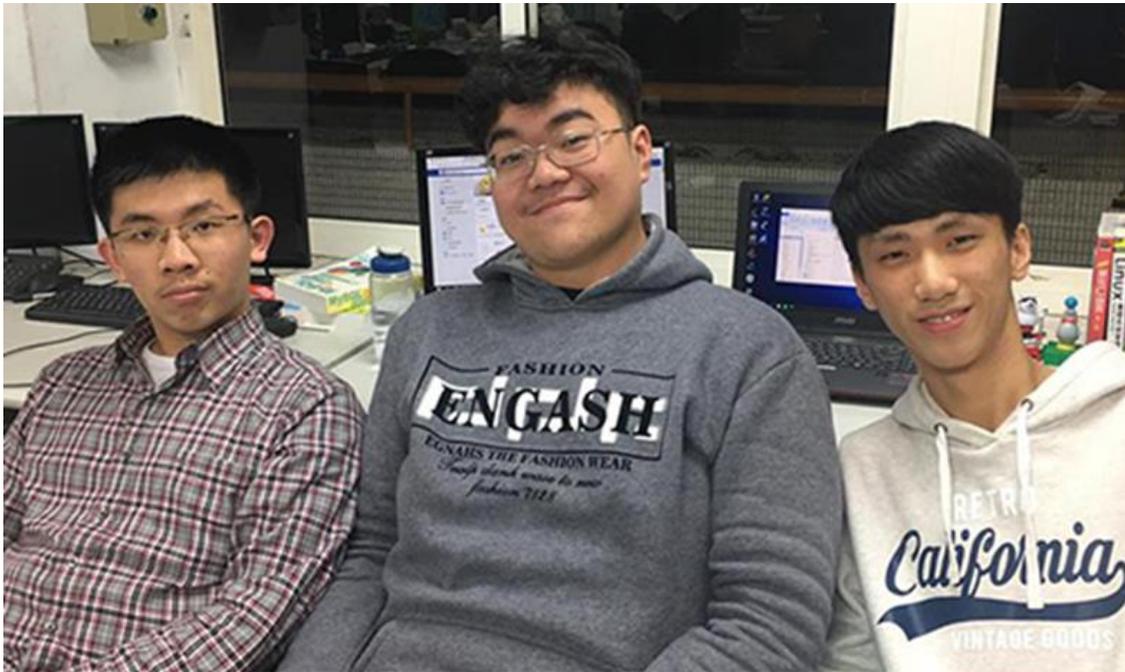
就讀學校 臺北市立內湖高級工業職業學校

指導教師 陳昭安、陳永華

作者姓名 邱奕凱、黃一烜、鄧絜陽

關鍵字 黑白棋、機械手臂、人工智慧

作者簡介



我是邱奕凱就讀內湖高工資訊科。因興趣加入資研社，期望精進自我的程式能力。有幸擔任社長，在這三年期間的經歷一些挫折、獲得不少成就，個人很享受這成長的過程。工科技藝競賽訓練的過程中，培養更進階的程式設計能力，當時老師要我挑戰黑白棋的人工智慧程式，後來引發與機械手臂結合的想法，一個不錯的挑戰，好高興我們把他完成了。

我是黃一烜就讀內湖高工資訊科。在國中時第一次接觸程式設計，喜歡透過想像與實驗解開解題系統的問題，促使我選擇資訊科，也參加了資研社，並在學長邀請下參加這項作品。在專題成果展中看見小朋友們使用我們的作品露出燦爛笑容使我堅定一定要完成。這次國際科展，可以看到更多作品增廣見聞，也希望能未來有機會將那小孩子的微笑散播到全世界。

我是鄧絜陽就讀內湖高工資訊科。小時候爸爸因為工作的需求在家中添購了一部電腦。我那時就產生了對電腦的興趣，也與爸爸學習電腦相關的基本知識。從此，我希望在學習的道路上能夠與電腦資訊能夠有著更大連結。在高中參加資研社，與老師、選手共同研究教更多知識學到了更多的科技與知識，也在學長邀請下有幸參與這個專題。

在這次的科展中，除了競爭之外，他也是個能夠傳遞各個想法的地方，希望能在此多認識些志同道合的朋友，交流彼此的想法。這專題是一個挑戰，而我們竟一步一步的把他完成了，感覺十分的夢幻。小組間的討論過程就算爭論或抱怨都是歡樂的過程，這遠比我們創作出這個作品意義還要深刻。

摘要

由工業 4.0 智慧生產的啟發，建構機械手臂進行人工智慧黑白棋之對弈系統，透過視訊分析棋面資料，輸入人工智慧黑白棋遊戲判斷。依據結果指揮機械手臂進行落子、取子的動作，人機對弈過程亦會判斷有無不合理的地方，以維持棋奕的規則公平。擷取雲端攝影機的盤面影像，使用霍夫找圓演算法取得棋目位置，透過彩度與明度分析黑子、白子或無子，黑白棋 AI 程式再透過遊戲樹演算決定落子、取子位置。透過畢氏定理及餘弦定理將棋子位置的立體座標轉成工具座標，再傳送至主控伺服器以指揮機械手臂進行正確的動作。透過減輕重量及使用彈力平衡力矩改善，機械手臂可改善硬體準確度，重現率測試達 85% 以上。黑白棋 AI 程式棋力可以與黑白棋 app 的 3 級力敵。視訊判斷棋局在調整適當彩度明度後可達 100% 正確率。透過演算法指揮機器手臂下棋，棋局中完成正確動作可達 80% 以上的成功率。

Abstract

Inspired by Industry 4.0, we construct a robot-vision player in Othello game. The Chess System which uses a robotic arm to play chess. Through webcam, this board game's information is analyzed and the game judgment is input to AI Othello of Chess System. According to the analyzing results, the actions of the robotic arm of placing, taking and replacing chess are conducted. The whole process of human-machine's chess playing is also being judged to see its rationality so that the chess regulations are maintained fairly. The disk images of IPCam's are retrieved and the location and color of the chess will be analyzed and transformed to digital data by using EmguCV. The experimental results show that deviation grows bigger when it is farther from the center point, because of the different torque of lengthen and shorten robotic arm, of which the accuracy should be revised and improved. By using game tree algorithm, the machine's chess ability can be raised to the same level of the test player. The number of times of finished games can be raised up to around 80% based on the robot-vision player.

壹、前言

一、研究動機

透過學校安排的校外教學，有幸參觀建置為工業 4.0 規格的企業「芳德鋁業」，該工廠為 IKEA 鋁製家俱的特約代工廠，大量使用機械手臂提高生產力並減少人力及人為錯誤，最重要的可以因應多樣化的智慧生產需求。運用物聯網、大數據隨時收集生產資訊，配合以視訊、機器手臂及微電腦構成的網宇實體系統 (Cyber Physical System)，讓生產流程可以隨時修正，使生產運作更加順暢，由這一個啟發加上日前資訊研究社很熱衷於人機對弈的人工智慧黑白棋遊戲，於是我們構想：「如果建構一套系統可以讓人與機器人或機器人與機器人對弈，分析視訊了解盤局的變化，根據變化使用微電腦運算下一步棋的決策，根據決策指揮機器手臂正確的運作落子、取棋動作、判斷輸贏及犯規等種種問題，這樣的形式似乎與工業 4.0 智慧生產觀念一致」。



圖 1 芳德鋁業使用機器手臂輔助生產實況

機器手臂方面，引用科展作品《具有手眼協調能力的高爾夫機器球童》六軸機器手臂的研究成果及 PCD 演算法判斷圓形物體的研究成果。為了更進一步達成工業 4.0 的規格，期望可透過網頁版的黑白棋遊戲大量收集對戰的棋譜，落實雲端、大數據的概念，使系統可以透過對戰不斷的提升棋力。透過資研社的訓練，成員具有 C#、PHP、Javascript 及 Arduino 微控板的開發能力。

二、研究目的

本研究利用雲端攝影機來截取棋局上的變化並將影像經由圓形及顏色的偵測，轉換成棋局的數位資料，並將數位化的資料輸入電腦的黑白棋程式進行判斷如何在此回合中下一個對自己最為有利的位置。再將此資料傳送至機械手臂，經由微電腦處理資料後運算出正確的角度使機械手臂可以正確的抵達位置進行取子、落子，當人機對弈時若玩家有下錯的情況可以提示。最後進而實現工業 4.0 智慧製造、生產的架構概念，呈現出現代化工業技術的革新與價值。

本系統希望能達到以下目標：

- (一) 製作四軸機器手臂，可透過指令作立體座標移動模式進行取子、落子動作。
- (二) 設計具有人工智慧的演算法進行黑白棋之對弈程式。
- (三) 設計影像分析程式，將棋局影像轉成棋局資料供後續人機對弈使用。
- (四) 整合上述的目標完成可讓人與機器人進行對弈的系統。

貳、 研究方法與過程

建構人工智慧黑白棋與機械手臂整合之人機對弈系統，透過影像的判斷將棋盤的與各個棋子的狀況交給電腦判斷，讓機械手臂完成下棋者的動作。研究流程如下：

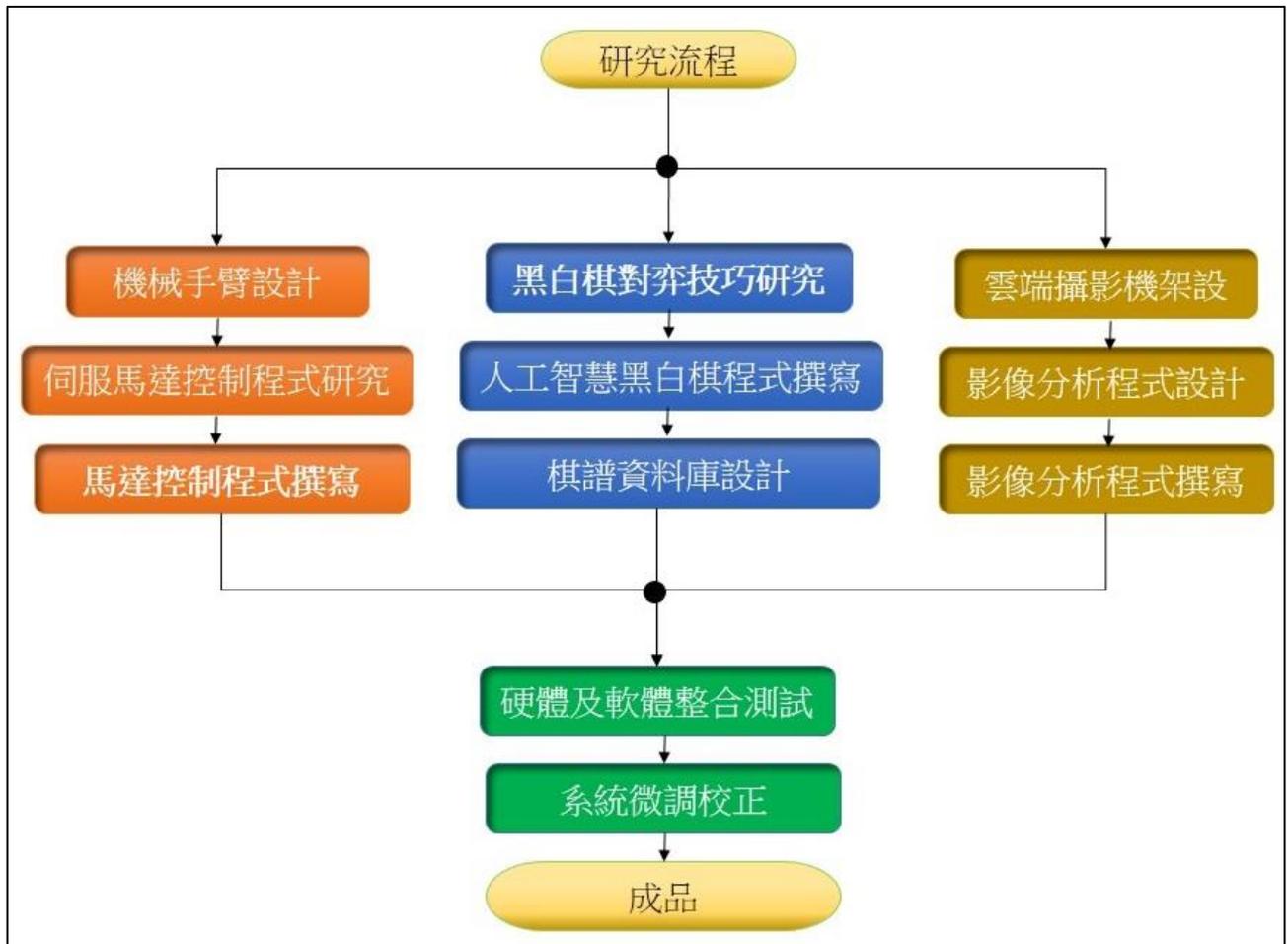


圖2 研究流程圖

一、 系統架構說明

系統架構依照硬體的功能，如圖 3 參考工業 4.0 建構網宇實體系統與雲端資料處理兩個部分。

(一) 網宇實體系統：主要是由網路攝影機、電腦控制系統與機械手臂組成一個閉迴路系統，工作平臺為黑白棋的棋局。透過電腦控制系統分析影像所得數據指揮手臂完成準確動作。符合網宇實體系統感測器和致動器裝置的整合控制系統。

(二) 雲端資料處理：影像分析程式及人工智慧黑白棋程式所構成，影像分析程式主要是負責將接收到的影像處理後所得的數據，傳送給人工智慧黑白棋程式進行運算，人工智慧黑白棋程式主要是負責將接收到的棋面進行運算選出最良好的位置來下棋。並且可以將棋局的結果傳送至雲端資料庫保存，以蒐集棋譜以利於日後使用。

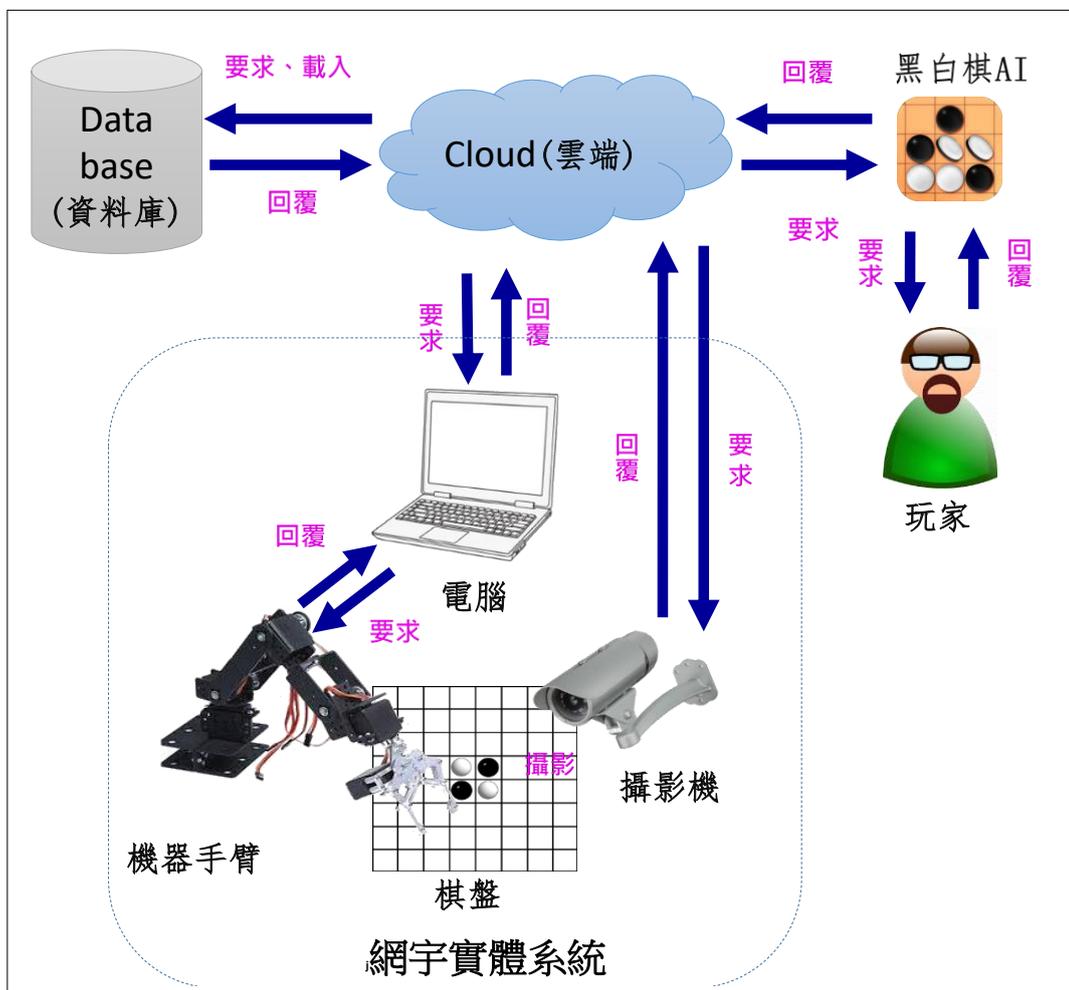


圖 3 參考工業 4.0 的系統架構示意圖

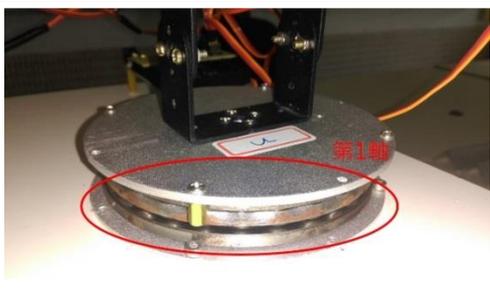
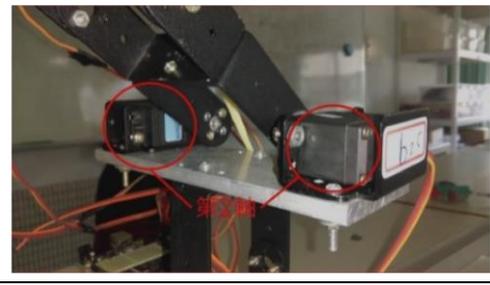
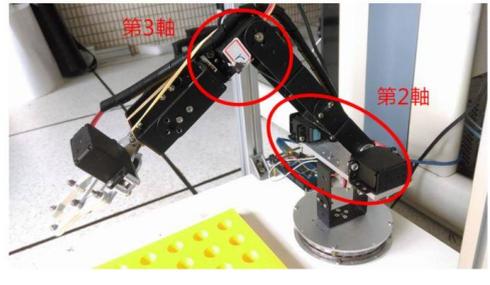
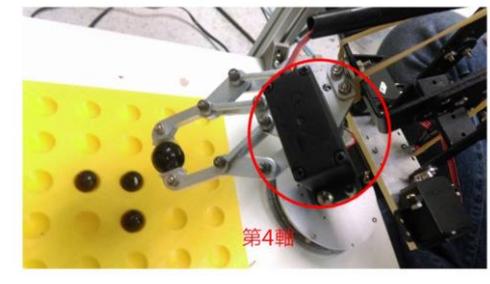
二、機械手臂製作過程

本研究使用機械手臂搭配黑白棋人工智慧程式，進行人工對弈。為了讓棋盤與機械手臂可以固定再一個工作平台上，使用合木板當作平台，利用電鑽及線鋸開孔放置伺服馬達，開固定孔固定機械手臂住，如下圖所示。

		
開出四個大孔供線鋸進入	使用線鋸切開矩形洞	鑽出底座固定孔

圖 4 製作底盤

將帶滾珠式旋轉底盤與底盤固定之後，就可以在上方建構機器手臂，機器手必須要 4 個旋轉軸，我們由下而上（第 1 軸~第 4 軸）分別定義其名稱為 u、b、r 及 f，所以 u 是帶動旋轉盤的馬達，而 f 是最後一個也就是夾爪。以下是我們的設計的架構說明：

	為了避免所有的重量都以同一顆馬達來承擔重量，帶滾珠式旋轉底盤，以減少磨擦力。
	手臂的後端因為伺服馬達較多且力臂長的緣故，所以需要的扭力相當的大。為避免單顆馬達超載，所以使用兩顆伺服馬達強化抬舉的力量。
	手臂主要是以第 2 軸、第 3 軸的馬達所組成。以這幾顆馬達加上目標物的直線距離構成一個三角形，以形成手臂的三個主要支點。
	手臂的尾端是以夾子形狀的構造來夾取目標物，以一顆馬達來帶動整個夾子，正確的與目標物契合、固定。

三、機械手臂的相關公式堆導

(一) Z 軸旋轉角(θ)及手臂長度 (L) 計算

假設原點為了求得手臂與棋子的距離和角度，我們先在棋盤上方先標出與其水平、垂直的 Y 軸和 X 軸，我們將 X 軸與 Y 軸上的格子位置定義為 BL_x 與 BL_y ，將電腦中定義的格子示意如下圖所示。

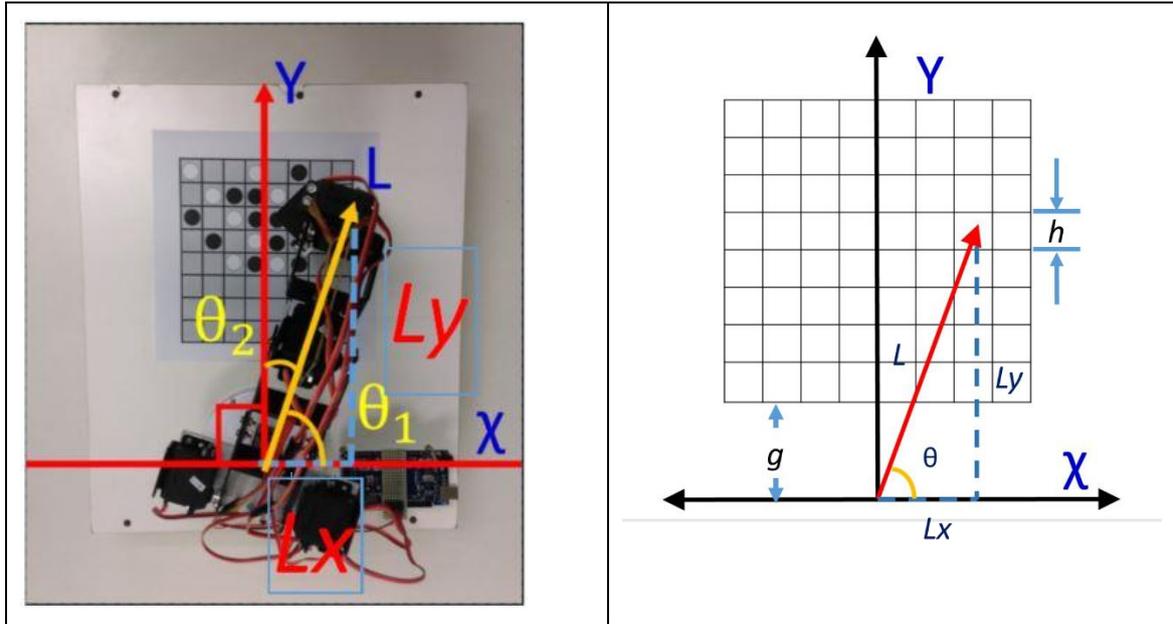


圖 5 手臂與極座標距離之關係

在實務上手臂的第 1 軸繞著立體座標 Z 軸旋轉角為 θ ，使用公式為

$$\theta = \tan^{-1} \frac{L_y}{L_x}$$

為直接利用格子位置計算。如果要直接代入格子位置就可以換算出 θ 、 L_x 及 L_y 可以修改公式。在 Y 軸上由於電腦上使用的位置順序跟與格子的位置相反的，格子不論 X 或 Y 都是 0-7 格，所以用 $-BL_y+7$ 轉換為我們盤面上認定的格子順序，但手臂夾取的目標是在每個格子中央，也就是 0.5 格，所以 Y 軸的格子數便是 $-BL_y + 7 + 0.5$ 。而轉而討論 X 軸的格子數，圖中 4-4 是假設成棋盤中央為 0，中心線為 4，格子中央一樣要加上 0.5，則 X 軸的格子數為 $BL_x - 4 + 0.5$ ，令每格的長度為 h ，棋盤下緣到 y 軸的距離為 g ，則 g / h 代表換算的格子數。因此 u 馬達(第 1 軸)所需旋轉的角度 θ 公式如下。

$$\theta = \tan^{-1} \frac{-BL_y + 7.5 + g / h}{BL_x - 3.5}$$

換算成實際的長度可以先計算落子的格子 x 軸及 y 軸的的長度 L_x 及 L_y ，只要將格數乘以每格的長度 h 即可換算，如下：

$$L_x = h (x - 3.5)$$

$$L_y = h (-y + 7.5 + g / h)$$

手臂長度 L 利用畢氏定理求得如下：

$$l = \sqrt{L_y^2 + L_x^2}$$

(二) 各軸馬達轉動角度換算

為求得第 2、3 軸伺服馬達轉動的角度 α_1 、 α_2 、 γ 為多少。由上面的說明，已經可以得知俯視的 L 長度，為進一步求得 α_1 、 α_2 、 γ ，機器手臂的架構如圖 6 幾何架構，可以推算出適當的數學公式。

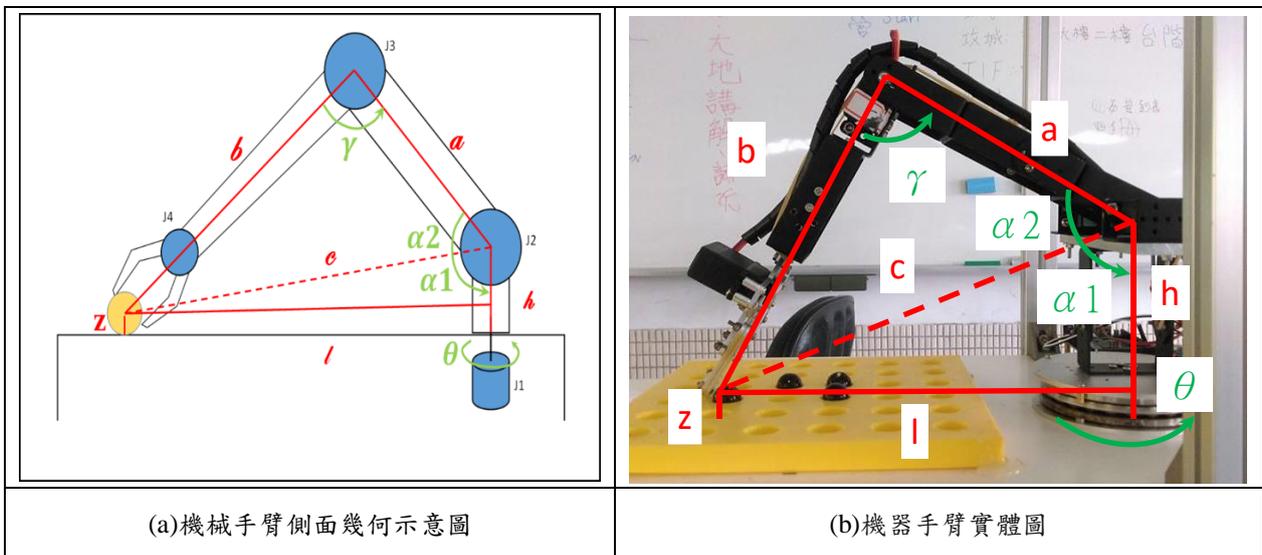


圖6 機械手臂幾何說明

由圖 6 幾何架構可以利用餘弦定理求出三個內角 α_1 , α_2 及 γ (J_1 的旋轉角)，公式如下：

$$c = \sqrt{l^2 + (Z - h)^2}$$

$$\gamma = \cos^{-1} \frac{a^2 + b^2 - c^2}{2ab}$$

$$\alpha_1 = \sin^{-1} \frac{l}{c}$$

$$\alpha_2 = \cos^{-1} \frac{a^2 + c^2 - b^2}{2ac}$$

$$J_2 \text{ 的旋轉角} = \alpha_1 + \alpha_2$$

伺服馬達採用 TR-223 的型號，此馬達有 0.1 度的解析度。旋轉角度採工作周期控制，2500us 週期中，如果高態有 500us 則旋轉角為 0 度、1500us 為 90 度、2500us 轉 180 度，藉此控制伺服馬達轉到指定的角度。

四、人工智慧黑白棋的設計

黑白棋又名翻轉棋，是 19 世紀末的英國人所發明的。遊戲方式是將對方的棋夾住後能將對方的棋子換成我方的棋子，在對弈的時候只要有能將對方的棋子換成己方的位置就一定要落子，若沒有能將對方的棋子換成己方的棋子時則換對方下，當雙方皆無法落子或是棋盤上沒有空位時則遊戲結束，以棋盤上棋子數多的人獲勝。

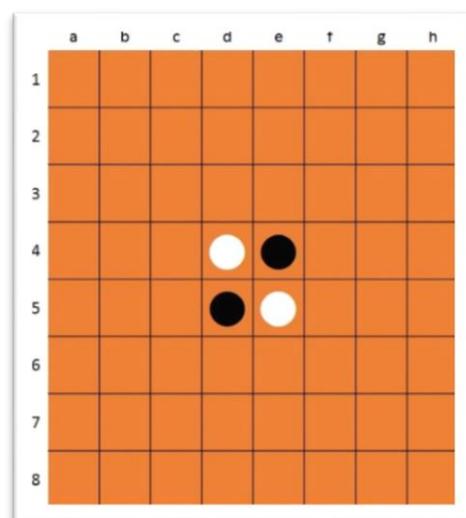


圖 7 黑白棋的棋面

(一) 單論翻棋數量

這是一般新手常使用的下棋方法，這種方法主要是在落子後可翻最多對手棋子的方法。在開局的時候取的大量的位棋子，但是由於自己所擁有的棋子數越多就代表對方能翻的棋越多。所以通常在高手之間的對決不太會出現這種下法。

單論翻棋數量以加權值的方式來估算落子後可翻牌的數量，每一顆棋子都代表一分，電腦將會選擇權值最高的格子做為落子的位置。以圖 2 為例，在 a2 的位置上，白子可以將三顆黑子翻成白色的所以加權分數是 3 分；g4 的位置，白子可以將一顆黑子翻成白色的所以加權分數是 1 分。以此類推，最後可以得到一個圖 9 的加權表，選擇分數最高的位置落子就可以翻最多的棋子。

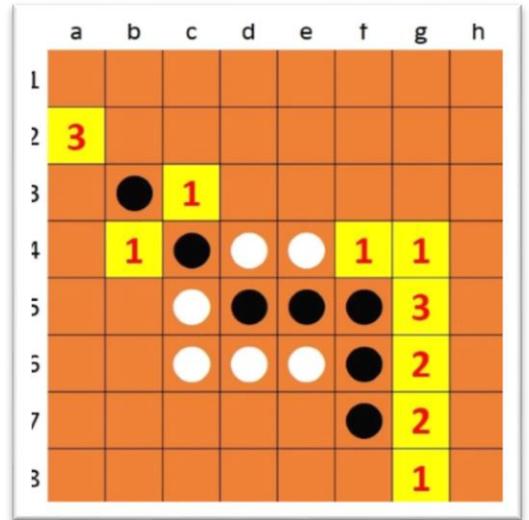


圖 8 單論翻棋數量的加權表

(二) 位置判斷法

使用翻棋數量的方法可以在遊戲前期取得很大的棋子數量的優勢，但是因為黑白棋獨特的規則，很容易使雙方棋子的數量劇烈變化。有可能在遊戲後期可能僅用幾個回合就將大量對方棋子變成己方，從而扭轉局勢。因此，太著重於棋子數量是沒有必要的，更重要的是占據有利的位置。

在撰寫這部分的人工智慧時，歸納出以下幾個重點（參考圖 10）：

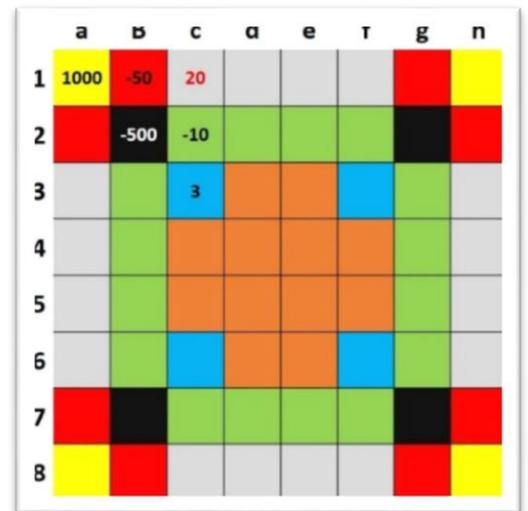


圖 9 棋盤上個位置的加權分數

1. **黃色位置**：下在角落的棋子是絕對不會被對手翻面，所以它是最重要的點，而且可以確保邊上的棋子。
2. **紅色位置**：若是落子在此位置，會使黃色位置被搶走的機會變高，但是因為邊上的點只會有一個方向被翻面，所以危險性較低。
3. **黑色位置**：是棋盤上最需要小心的位置，雖然他只有一個方向會使角落被翻面，但由於棋盤中間的棋子很容易翻來翻去，使得此位置上的點很容易讓角落被搶，所以在下這個位置時要非常小心。

4. **灰色位置**：只會有一個方向會使它換顏色，而且占了這個位置後可一次翻許多棋，而且也可以提高搶到邊的機率。
5. **綠色位置**：若是落子在這裡的時候，會開始進行搶邊的動作。而這通常對先落子於此位置的人來說有些許不利。
6. **藍色位置**：剛開局時很重要的位置，因為落子於那個位置後，對方若想要將它翻面，必須要下在綠色的位置。

(三) 遊戲樹

在使用位置判斷演算法時，可以有效的避免掉一些明顯的錯誤，但是與高手對弈時，下在有利的位置很有可能會落入對手設下的陷阱，這樣的思考不夠周全。所以如果可以推算對手下一步落子的位置，會更容易取得勝利。

遊戲樹演算法會推估對手可能落子的位置，選取最佳落子位置。以圖 11 的 a4 位置為例：AI 落子在邊上，所以這點的加權值加上 20；可以翻一粒敵方的棋子，在第二圈所以加權值減上 10。接下來要推測對手可以下的位置，

假設對手會選擇加權分數最高的位置下，所以可以算出圖 4 的加權表。想要推算更後面的棋局只要重複以上的步驟就可以進行。最後再把我方的加權分數減上對方的加權分數後就可以得到一個遊戲樹推算出的加權分數。

在這個遊戲樹演算法當中，有額外加入了 Min-Max 搜尋法、 α - β 剪枝演算法跟第二版位置判斷演算法進去作為輔助。加入 α - β 剪枝是希望能幫助遊戲樹在選擇位置方面能夠更加精準以及節省運算時間；而 Min-Max 搜尋是找出對於我們加權值高（極大）的地方以及對手加權值高（極小）的地方，判斷兩方各別的下棋走向，尋找我們能夠下的最好的位置和讓對手下最差的位置。

	a	b	c	d	e	f	g	h
1		●	-8					
2	-1010	-527	●	-26	-28	-16	-509	
3	●	●	●	●	●	●	-21	
4	-2	●	○	●	●	●	-22	
5	○	○	○	○	●	●	-21	○
6	○	○	○	○	○	○	○	
7			○	○	○	○		●
8			○		○	○		

圖 10 以遊戲數計算出來的加權表

五、影像分析

當棋盤上影像從雲端擷取後，必須進行影像處理，藉由判斷棋盤上棋子的位置、黑色、白色，來建構出一個棋局的陣列，供後續人工智慧的部份進行分析，以決定下一步的落子、取子、補子及違規，透過這些結果指揮機器手臂完成必要的動作。

(一) 灰階化

灰階化是用每個像素所含的 RGB 值來推算該圖片的明度稱之為灰階，透過灰階處理可以減少後續圖形資料處理的工作份量，在影像處理是很基本的一個技巧，以 RGB 的圖檔來說，三個色頻其實均以明度表示的是灰階圖。若以平均強度 $(R + G + B) / 3$ 計算比較能表現出整體的強度。但以自然人眼對於色光明度的敏感度，採用下列公式更精確。

$$\text{Gray} = R * 0.299 + G * 0.587 + B * 0.114$$



(a)原圖

(b)灰階化後

圖 11 灰階化處理

(二) 高斯模糊

是一種對於影像的模糊方式，利用每 1 像素當作 1 同心圓影響周圍像素顏色的一種平滑模糊效果。可以用於減少或消除雜訊，避免影像分析時出現不必要的雜訊干擾。以下為高斯模糊的公式，套用此公式進我們的二維圖像便能將圖片達到我們所定義的模糊效果。

$$G(u,v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(u^2+v^2)/(2\sigma^2)}$$



(a)原圖 (b)高斯模糊後

圖 12 高斯模糊

(三) 邊緣偵測

整個黑白棋對弈的流程中，有一部分需要進行影像處理轉成程式所需要的資料。影像處理時所需要最為重要的為圓形偵測以確保棋盤上目前對弈資訊，但在進行影像處理前，我們需先進行灰階化，因為只透過灰階明亮判別邊緣比含有色光資訊的邊緣，判斷上含有色光的部分反而還要在多上一些 RGB 的視覺亮度做運算，所以轉灰階能夠更加直觀的去做這類類比影像資訊轉數位資訊的影像處理系統。

通過灰階化後會因為背景有可能會有細小雜物而讓邊緣偵測有偵測錯誤的情況，所以將整張圖片進行高斯模糊後，細小的雜物會被模糊與背景同化且對於我們要偵測的大目標並不造成影響，而達到降噪的效果。進行降噪後進行邊緣偵測，邊緣偵測是指將一個自定義的基準灰階，進行比例，當上面黑灰的圖畫成反明度的量圖時，會發現會有一個點的明度有巨大的變化，此時產生變化的 pixel 便是我們所需要找的邊緣。



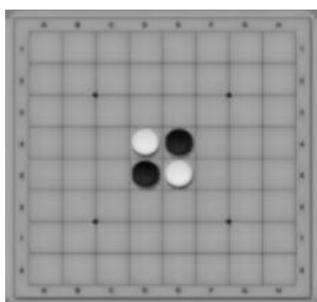
(a) 灰階化的圖

(b) 邊緣偵測後的圖

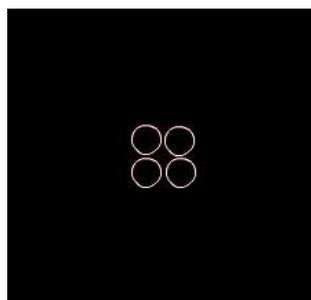
圖 13 邊緣偵測

(四) 圓形偵測

我們使用的圓形偵測方式為霍夫找圓(HoughCircles)，霍夫找圓的找圓方式是利用圓方程式 $(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2$ ，其中 (a, b) 為我們設定的圓心座標， r 為圓的半徑，圓形半徑是由我們所使用的棋子所產生，用這個二維數據，讓 (a, b) 在影像座標內不斷改變位置，最後當這三維數據組的點數，超過我們定的閾值時就判斷為圓，而將圓繪製。



(a) 灰階化的棋盤



(b) 圓型偵測後的圖

圖 14 圓形偵測

我們一開始會將圓型偵測後繪圖的圓形畫在我們預設的黑色影像上，利用我們設定的固定距離搜尋剛才的繪圖的結果，與高斯模糊後的黑白明度做比對讓程式知道黑白棋棋盤中目前哪一個棋在哪一個位置上，匯集成像是下圖的數位資料，之後將升成的資料輸入於程式中傳進資料庫與程式，以便給我們設計好的人工 AI 去判斷。

(五) 顏色偵測

在確立位置後可取得該圓的中心點 XY 目標點，我們可以透過將圖轉成 Bitmap 格式來取得該目標點的飽和度、明度來辨別，先利用該位置的飽和度辨別該點是否有棋，因有棋的情況下，只會有黑白等彩度偏低的顏色，所以當取該點的彩度有高於我們所設定的值，則可以先行判斷出此處為無子。假如此處有子，則利用明度偵測判斷該棋為黑棋或者白棋，來輸出成我們指定的圖片格式。

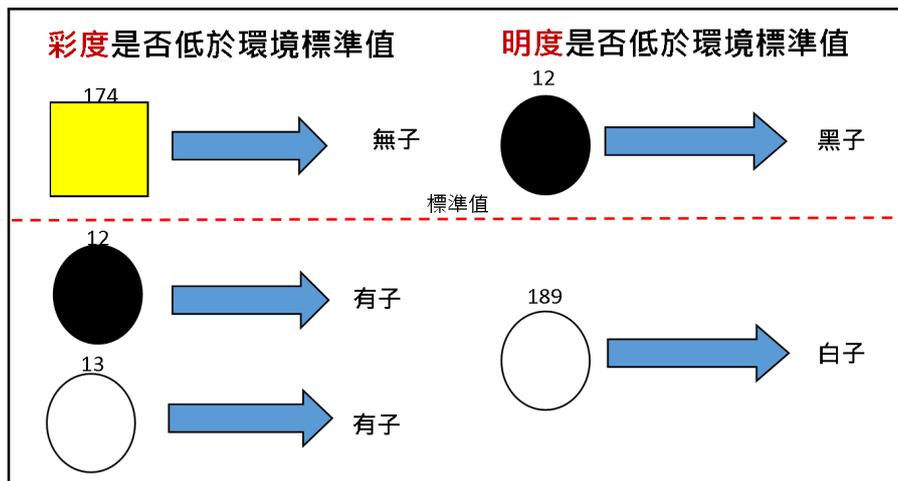


圖 16 利用彩度判斷該點是否有子

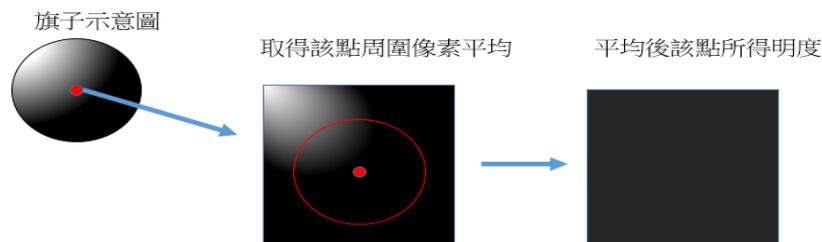


圖 15 取的該子的明度降低干擾

(六) 轉換數位資料

我們在固定影像中量取棋盤左上角的 XY 座標值以及其寬與高的長度值，因為我們使用的 IPCAM 傳回的影像是固定位置的影像，所以只需要量測並進行計算就能去換算成數位資料的格式，再將每一固定大小的格子內判斷其中是否有前段所偵測的點，如果有則輸進 8*8 的數字陣列內以供 AI 進行判斷。

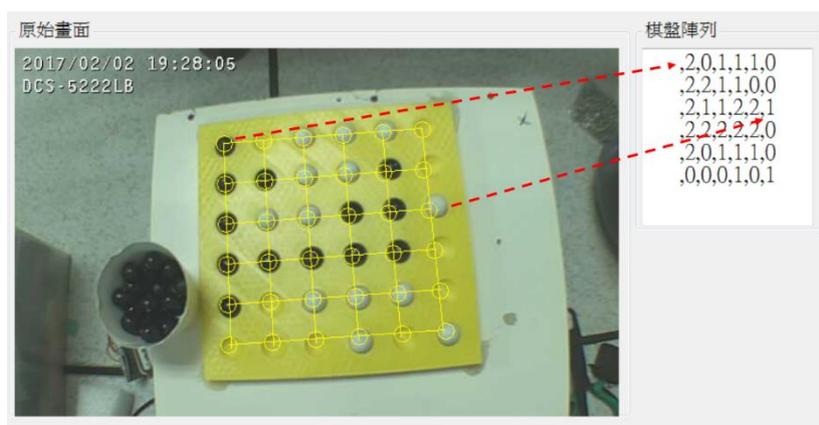


圖 16 將影像轉為數位化資料(網路攝影機畫面)

參、 研究結果及討論

一、 機器手臂測試

實驗一 重現率測試

實驗說明：

1. 為瞭解機器手臂是否可靠，經調整結構穩定、彈力平衡力矩、減輕重量已達最佳化後，進行 4 點間 6 種來回取子、落子動作測試成功的次數，評估機械手臂重現率。
2. 以玩家視角的位置，分別在棋盤上的四個角落標出四點，左上角為 A 點，以順時針的順序依序為 A→B→C→D。
3. 每次進行實驗都以兩點反覆落子與取子為一次動作。完整完成視為成功，若中間有動作失敗，則視該次測試為失敗。每一個動作都進行 50 次，利用上方的網路攝影機記錄每一次的動作過程。

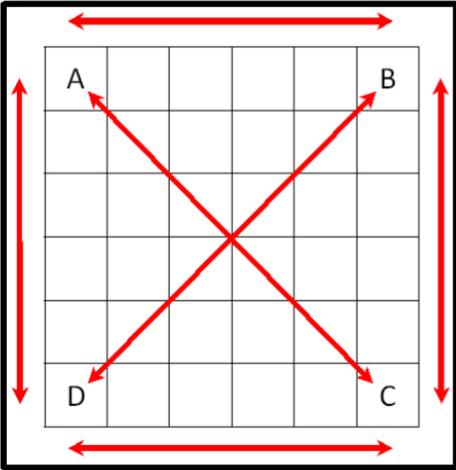
	<table border="1"> <thead> <tr> <th>動作</th> <th>成功次數</th> <th>重現率</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>A<-->B</td> <td>45</td> <td>90%</td> </tr> <tr> <td>B<-->C</td> <td>46</td> <td>92%</td> </tr> <tr> <td>C<-->D</td> <td>48</td> <td>96%</td> </tr> <tr> <td>A<-->D</td> <td>47</td> <td>94%</td> </tr> <tr> <td>A<-->C</td> <td>43</td> <td>86%</td> </tr> <tr> <td>B<-->D</td> <td>45</td> <td>90%</td> </tr> </tbody> </table>	動作	成功次數	重現率	A<-->B	45	90%	B<-->C	46	92%	C<-->D	48	96%	A<-->D	47	94%	A<-->C	43	86%	B<-->D	45	90%
動作	成功次數	重現率																				
A<-->B	45	90%																				
B<-->C	46	92%																				
C<-->D	48	96%																				
A<-->D	47	94%																				
A<-->C	43	86%																				
B<-->D	45	90%																				
4 點 6 方向測試路徑規畫	重現率測試結果																					

圖 17 六組測試的規畫及測試結果

測試結果：

4. 以最後的實驗結果得知，手臂的重現率達 85% 以上。
5. 經由觀察發現，動作時候會產生馬達些微的顫動，原因在於手臂的負荷過大。

討論：經觀察利用橡皮筋產生彈力平衡力矩，並改變機械手臂結構減輕重量，可以防止因為在快速動作時所產生的過度修正，而導致的手臂晃動問題。另外螺絲固定是否穩固對精準程度也有很大的影響。實驗過程中經上述的修正後，可以讓機械手臂更加穩定及精準。

實驗二 實際對弈之落子取子成功率及觀測紀錄

實驗說明：

1. 為了得知系統運作正確性，透過程式版面監視處理資料（如影像、指令、A I 判斷結果與環境值設定等）直接確定，來評估系統是否照設計的架構運作。
2. 採用霍夫找圓找出中間四子的座標，並推出其他各點的座標。
3. 先將棋盤的格子各點，以橫坐標由左至右、縱坐標由上至下 0 至 5，對上各個座標。
4. 將每次對弈結果記錄在 6x6 的表上，以成功/總次數的方式表達該棋目的成功率，落子與取子分開記錄。
5. 分別將動作紀錄的數值加總(成功/總次數)，將其計算出成功率。
6. 由於遊戲規則的限制，不會在角落的四點執行取子的動作，所以在取子紀錄的表格上以 X 紀錄。

表 3 各座標落子與取子成功率紀錄表

落子紀錄							取子紀錄						
	0	1	2	3	4	5		0	1	2	3	4	5
0	10/15	15/15	15/15	15/15	10/10	10/10	0	X	10/10	10/10	5/5	9/9	X
1	5/5	25/25	20/20	20/25	15/25	4/5	1	2/2	5/5	20/20	15/15	20/20	5/5
2	5/15	20/20	35/45	25/25	10/10	10/10	2	5/5	5/15	30/40	35/40	5/10	4/6
3	10/10	30/30	40/50	45/45	30/30	10/10	3	3/5	15/20	25/40	40/45	25/25	5/5
4	10/10	20/25	40/40	40/45	30/30	10/10	4	4/4	20/20	25/25	25/35	20/20	7/8
5	10/10	15/15	10/10	10/10	5/10	5/5	5	X	5/5	10/10	8/9	4/5	X
總落子紀錄 639/700							總取子紀錄 422/498						
成功率：91.2%							成功率：84%						

測試結果：

1. 由實驗的結果可以得知，機器手臂在棋盤上落子與取子的成功率。
2. 對弈過程棋盤的中心點落子、取子動作比外圍頻繁，棋盤邊緣比中心點附近準確。

- 座標運算結果套入機械手臂能夠正確完成水平移動、垂直移動、落子及取子動作。
- 機械手臂可連續做出期望的連續動作
- 由上表對弈過程目視觀察落子取子位置，落子成功率為 91.2%，取子成功率 84%。

討論：就以這次的實驗觀察，機械手臂可以完整的做出取子、落子之連續動作。過程中仍有失誤的情況發生，原因大多數都是夾取目標物時施力不足。經由幾次的調校，成功率就慢慢的有顯著的上升，讓整體的機械手臂架構能夠更完整的運行。

二、系統整合測試

實驗一 黑白棋 AI 是否會依照我們所訂定的規則落子

實驗說明：

為了瞭解根據翻棋數量、位置判斷及遊戲樹三種演算法所設計的人工智慧黑白程式與人對弈黑白棋的獲勝率，邀集 12 位校內同學，包含新手與有玩過經驗的分別針對這三組程式各玩 5 次。

測量結果：

- 翻棋數量：計算加權值的黑白棋 AI 會按照所訂定的規則落子，而且正確率高達 100%。AI 在剛開局的時候會以棋子數量壓制對面，讓對手感覺無法輕易取勝，但是玩個五六次以後幾乎都會下贏黑白棋 AI。

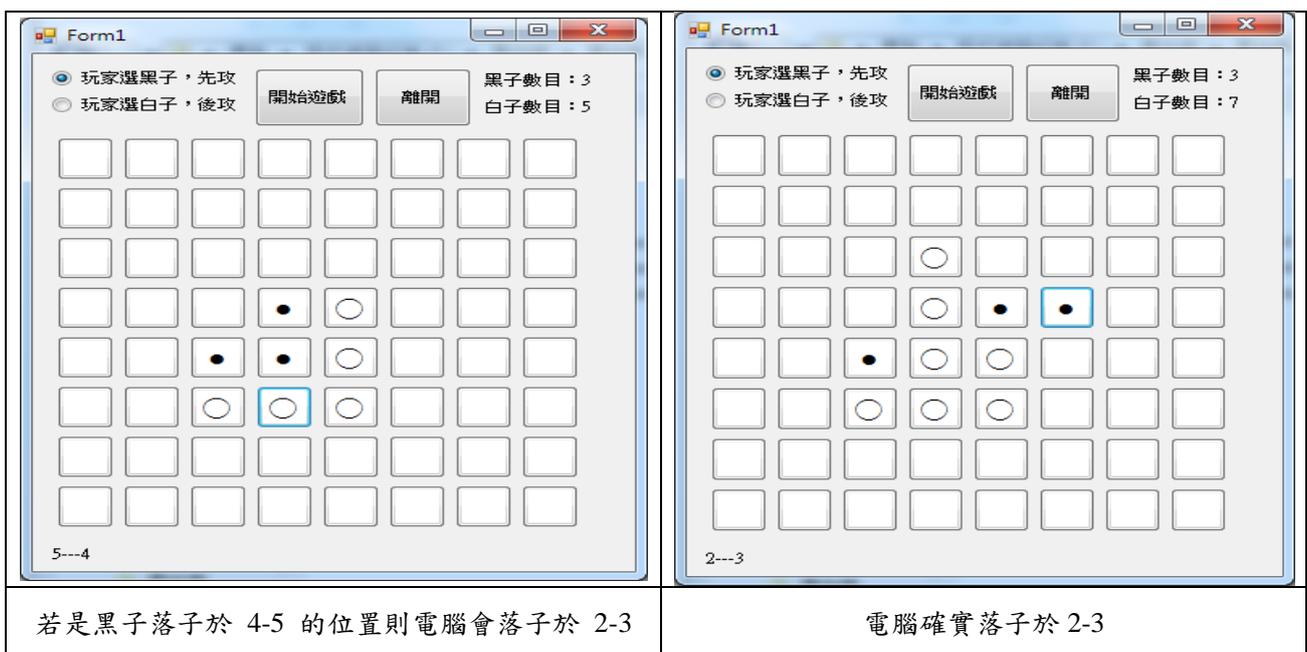


圖 18 以翻棋數量計算加權值的黑白棋 AI 是否會依照數量來落子

- 位置判斷：計算加權值的黑白棋 AI 也會按照所訂定的規則落子，而且它在與新手的對弈中勝率達到 70%，並且會以最安全的位置為落子的點。但也因此十分容易中有黑白棋經驗的人所設的陷阱，也會因為都以最好的位置為落子點所以輸掉比賽。

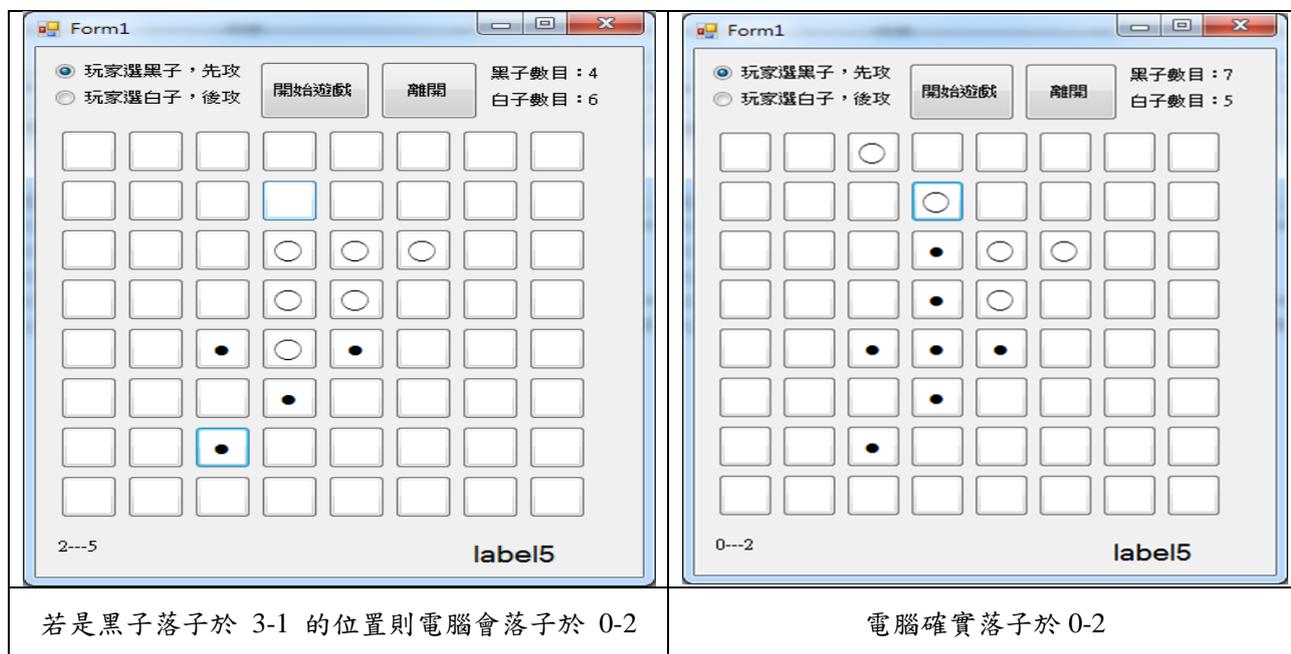


圖 19 以位置判斷計算加全值的黑白棋 AI 是否會依照數量來落子

- 遊戲樹：所撰寫的黑白棋 AI 有很高的機率不會按照所訂定的規則走，而且若是推算到很多步以後的棋通常執行時間有會很長，但是新手幾乎贏不了它，連即使是有玩過黑白棋的人也常常會輸掉棋局。

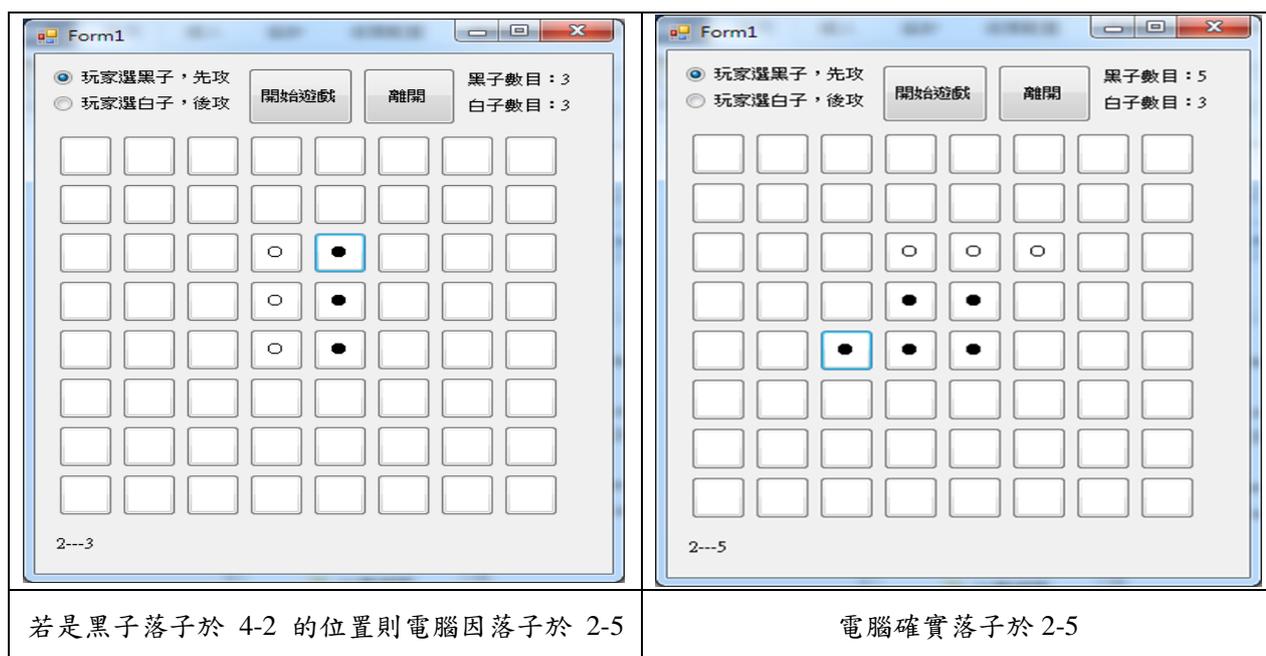


圖 20 以遊戲樹為基礎所撰寫的黑白棋 AI 是否會依照數量來落子

討論：若是以勝率來看：遊戲樹的勝率最高、位置判斷其次、翻棋數量計算最低。速度上在使用的電腦上面表現，均沒有辦法感覺其差異。在博弈以「贏」為目的的原則上，以遊戲樹演算法來撰寫黑白棋 AI 最為合適。

表 4 人與黑白棋進行 10 次對弈的結果統計 (12 人各玩 5 次結果)

使用何種方式運算	對手為第一次玩的人勝率	對手為有玩過的人勝率
以翻棋數量計算	30%	40%
以位置判斷計算	80%	77%
以遊戲樹為基礎	90%	90%

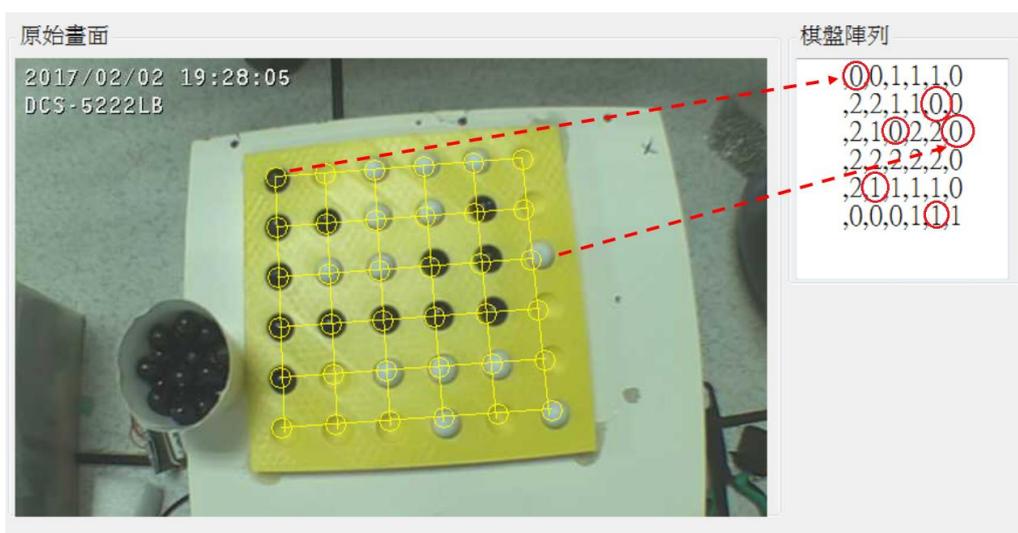
實驗二 透過霍夫找圓能否成功圈出棋盤上的棋子

研究說明：

1. 將棋盤上的影像攝影下來，進行霍夫找圓演算法，判斷出圓的位置。
2. 將找出來的位置周圍的顏色作平均，判斷該棋目的狀態。

測量結果：將獲得的資料進行位置比對後可以準確的將資料轉換為，數位的資料。

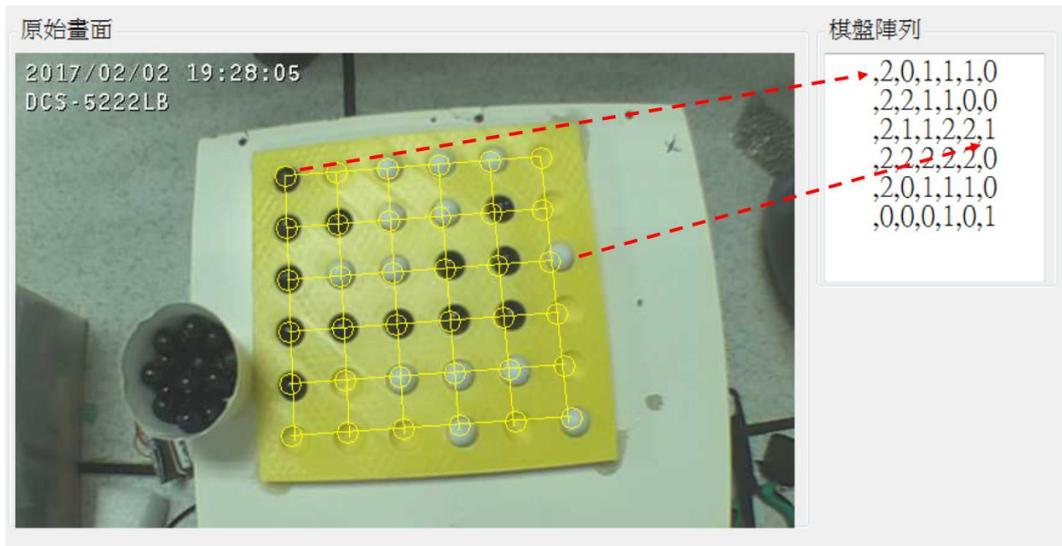
討論：場地環境光與實驗時的環境光有所不同，導致棋盤盤面上的彩度與原先不一樣，使每次的判斷依據有所不同，導致結果不穩定。最後選擇手動調整判斷依據來適應每次的環境變化。



(a) 框出影像中的旗子

(b) 將旗子的旗子放入陣列中

圖 21 框出影像中的旗子並將資料轉乘數位化的資料(彩度標準過高)



(a)框出影像中的旗子 (b)將旗子的旗子放入陣列中
圖 22 框出影像中的旗子並將資料轉乘數位化的資料(彩度差異較高)

實驗三 智慧黑白棋系統測試：統合所有系統，進行人機對弈的測試

研究說明：

1. 使用攝影機將棋盤上的影像傳送至電腦進行霍夫找圓以及顏色判斷的處理，將影像轉為數位化資料，傳送至電腦。
2. 將接收到的數據經過黑白棋程式的計算，並將計算出來的最佳位置傳送至 Arduino。
3. 再由 Arduino 接收程式所傳的指令，以進行機械手臂夾棋和放棋的動作。



圖 23 人機對弈實況

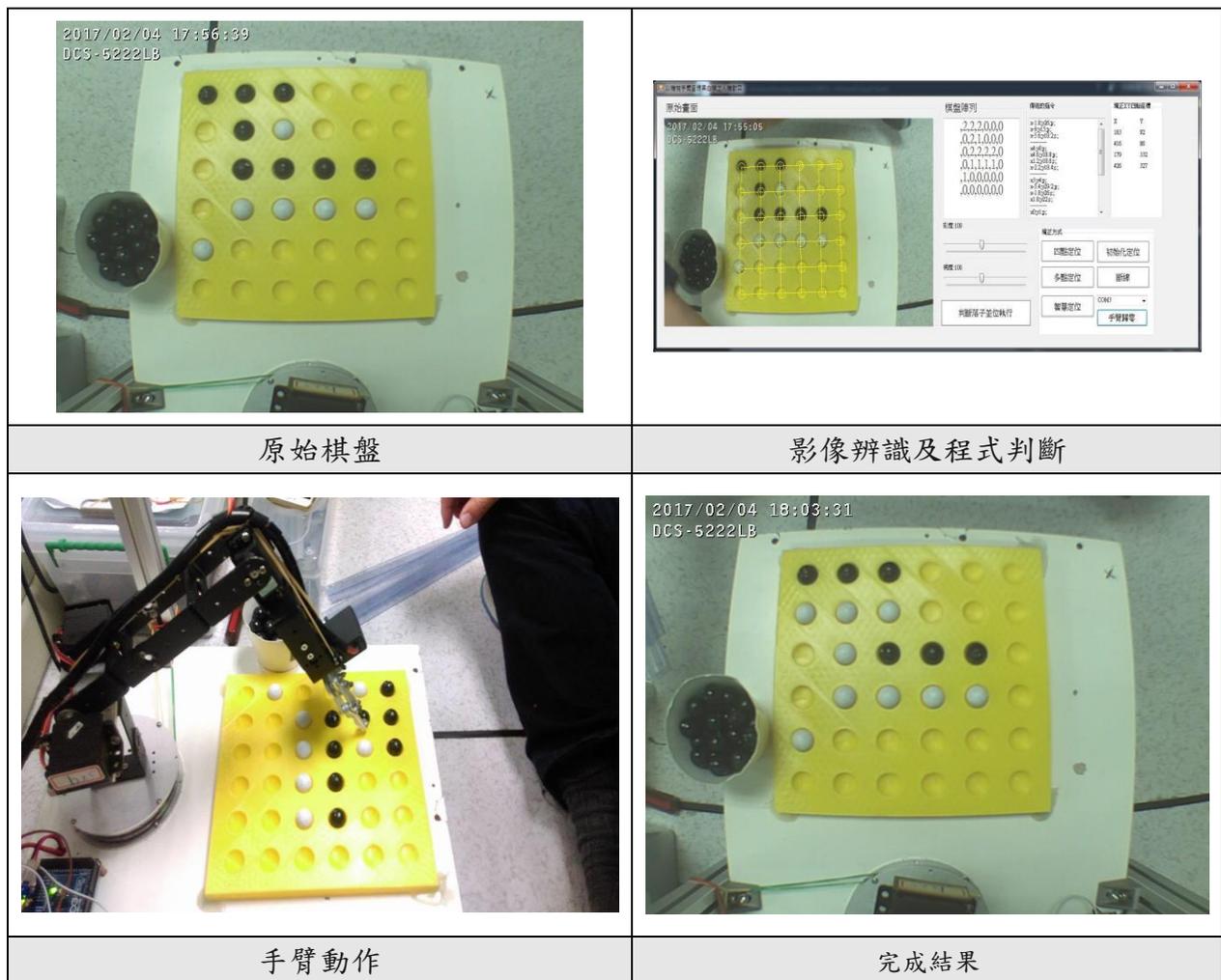


圖 24 夾棋動作與各系統互相協同

測試結果：

1. 影像辨識時攝影機會因為放置得太過接近或是光源的問題有時會導致些微的誤差。
2. 人工智慧的判斷只要數位化的資料是正確的，就幾乎可以判斷出正確的位置
3. 我們進行了 20 次的測試後，我們成功的完成了 5 次的棋局。
4. 對弈中有時候會因為機械手臂的些微誤差以及人為的放置不精準而導致判斷失誤。

討論：雖然可以完成一整個系統的程序，可是我們也發現環境以及人為的變因，會造成許多的誤差，為了降低誤差我們希望可以在將棋盤上製作一些凹槽使的棋子的位置更加固定，我們打算在攝影機上加一些光源以增加灰階化的區別，來加強判斷棋子顏色的精確度。

三、討論

一、若是在比較陰暗的地放下棋的話那是否會因為光線不足而導致影像判斷失準？

A：這是我們可以改善的方向，例如我們可以在網路攝影機的上方加上 LED 燈以供給一個標準的亮度及彩度。

二、若只是計算棋面上的狀況，在對弈時是否會稍微有點不夠強？

A：這是我們未來想發展的方向，我們想將蒐集到的棋譜進行分析，以達到人工智能學習的目標。

三、是否可以以兩隻機械手臂進行對弈？

A：理論來說是可以的，因為兩隻手臂進行對弈時，棋盤上的畫面是共用的，只要在影像分析時將黑棋和白棋分來使用於兩個演算程式，就可以達到兩隻手臂的對弈，但也會因為機械手臂可能會互相碰撞，因此這個想法是我們未來發展的目標之一。

肆、結論與應用

本次研究所製作出的黑白棋智慧系統，可以影像辨識系統辨識出棋子的正確位置，運用資料計算出來最高加權位置的點傳送給機械手臂，以完成落子及取子的動作，本系統可以確實而完整的完成一場人機對弈的棋局。研究成果如下

- 一、遊戲樹演算法本系統與圖 25 的黑白棋遊戲 APP 對弈，棋力可與其 3 級棋力相抗衡。
- 二、透過餘弦定理及畢氏定理的運算，決定馬達轉動角度，均可正確的讓機械手臂的取子、落子動作達到 84% 以上的重現率。
- 三、適當調整攝影機的彩度及明度，透過霍夫找圓進行四點定位以及 HSV 色彩空間，系統可以正確判斷棋子的位置及顏色。將視訊判讀的畫面轉換成二維



圖 25 與本 AI 對戰的 APP

陣列，可提供人工智慧黑白棋進行進一步的權值運算。

- 四、人工智慧黑白棋的程式可以計算獲得的資訊中，加權值最高的位置並將該位置的座標傳送至機械手臂，以達到落子及取子的動作。
- 五、機械手臂可以連續及順利的達成指定的動作以完成棋局。總計 20 次的測試對弈，共有 5 次完整完成棋局，整理統計取子、落子的成功率均有 84% 以上。

本研究未來展望及應用領域如下：

- 一、目前以一隻手臂和玩家進行對弈，若加入機器間的協定規則，可以進行機器與機器間的對弈競賽。
- 二、配合棋譜資料庫，並加入蒙地卡羅演算法，進行更高等級的人工智慧。使系統可以透過學習的方式讓玩家與人工智慧一同成長。
- 三、透過雲端科技可以進行異地對弈，讓下棋機器人可以成為遠端下棋者的實體分身。
- 四、在老年化社會的趨勢下，可做為「居家陪伴的下棋機器人」。透過大數據除了可以供系統學習使用，亦有分析下棋者的行為模式的可能性，是否可透過分析做為例如失智症相關醫療照護研究有待後續研究。

伍、 參考文獻

張任佐、李昀龍(2015)。具有手眼協調能力的高爾夫機器球童。中華民國第55屆中小學科學展覽會。

鍾國亮(2012)。影像處理與電腦視覺(第五版)。台北市：台灣東華書局股份有限公司。

莊順斌(2005)。以改良式Sobel邊緣偵測法與密度分群為核心之產品外觀檢測系統—以車牌辨識為例。國立屏東科技大學碩士論文。

陳閩雄(2003)。一個應用托勒密定理的隨機圓形偵測演算法。國立臺北科技大學資訊工程系碩士論文。

盧正川、張益順(2011)。數位邏輯實習。旗立資訊股份有限公司

王小科、王軍(2015)。王者歸來-C#完全開發範例集。佳魁資訊。

成和平(2004)。百玩不厭的黑白棋《國內第一本黑白棋攻略專書》。宇河文化出版有限公司。

柯博文。我的第一個Arduino。2013年3月。取自 <http://www.powenko.com/wordpress/?p=4210>

葉難。Arduino練習：伺服馬達以Tower Pro SG90為例。2013年9月2日。取自：

<http://yehnan.blogspot.tw/2013/09/arduinotower-pro-sg90.html>

周冠羽。國立交通大學_電控工程研究所_應用於機器人之基於影像人員活動偵測_論文研讀心得。2016年10月9號。取自

http://coolmandiary.blogspot.tw/search/label/EmguCV_%E9%96%8B%E7%99%BC

【評語】 100003

以光學辨識黑白棋，並結合棋譜及機械手臂系統對弈，未來可以在陪伴機器人上有其貢獻以及 AR 的設計應用上。