

採用隔代多目標演化之基因演算法於 四足型多關節機器人自我調適運動行為

陳厚諭
朝陽科技大學
s10027621@cyut.edu.tw

吳世弘
朝陽科技大學
*contact author
shwu@cyut.edu.tw

摘要

近幾年來機器人漸漸融入在我們的生活，一般傳統機器人行為是依靠一套動力學指令來控制它，當周遭環境改變了，則需要立即編制一套新的指令來面對新的環境。進化式機器人可以彌補傳統機器人的缺點，在於進化式機器人可以透過進化式演算法立即編制一套適合目前環境行為，這就是進化式機器人的特色及優點。

進化式機器人在機器人學中是個重要的發展議題，主要是由機器人和機器人所在的環境兩大因素構成，本篇論文的目的是能夠讓機器人自主發展行為來完成指派的任務，我們採用的進化式演算法為基因演算法，也嘗試使用多目標演化作為進化的依據，我們會在終點處設置一個類似燈塔的光源，使機器人能夠快速朝向光源移動並且動作要平穩。在適應值的篩選相當嚴格，我們採用隔代與非隔代多目標演化的適應值，且取排名前三的適應值當作機器人演化行為的指標。在機器人的構型上分為四足型態和四足多關節型態，並針對向前運動行為作為實驗的主要方向。

關鍵詞：進化式演算法，仿生機器人，進化式機器人，多目標演化。

Keywords-Evolution Robotics,biomorphic robot, evolutionary algorithm,multi-objective evolution.

1. 介紹

進化式機器人近年來被視為有趣且具有研究意義的主題，有學者定義進化式機器人是由機器人和當時的環境一起構成，且這些機器人可以自行在環境中完成我們指派給它的任務，並且由 Dilp Kumar Pratihar 整理詳細的觀念[1]，進化式機器人可分為進化(Evolution)、學習(learning)兩大方向來加以解釋，進化是指假設機器人在環境執行任務，產生出可能會改變機器人的運動行為，並且這些改變是可以被證明的，我們可以稱此行為叫進化；另一方面學習是指假設機器人在進化的過程中產生出適合在這一任務的行為並且能夠適應周遭

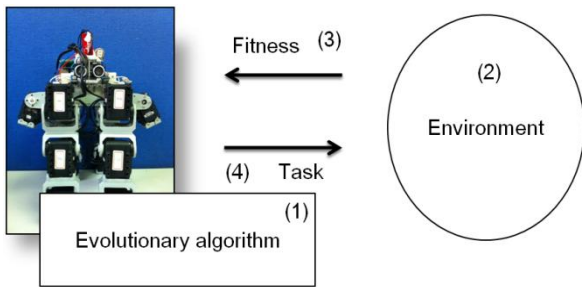
環境[2]。

許多學者嘗試使用基因演算法或類神經網路來找出進化和學習的相互關係[3]，更高層次的解釋進化式機器人其目的在於能夠使不同回饋機制當作進化式演算法的適應值，進而完成各種指定的任務[4]。圖一是我們進化式機器人與環境架構圖。在研究裡是由四個重要架構所組成的：(1)由於進化條件不是進化式機器人本身，而是必須由環境和進化式機器人共同決定的[1][3]，我們將進化式機器人拆分成進化式演算法以及機器人兩個區域來探討，這種機器人是像生物一樣，擁有自我啟發並且是有組織的生物並且具備學習功能。進化式演算法我們是使用基因演算法由選擇(Choose)、交叉(Crossover)、突變(Mutation)這三種元素任意改變人口群排列組合[5]。(2)環境的變數對於機器人的影響非常大，當機器人執行特定任務，環境大多在實驗中都不會做任何變動，因為這會影響整個實驗進行和結果。(3)是決定能自主行動的進化式機器人在篩選基礎行為的關鍵，所以必須要有規劃的，也是一種機器人自我評估的依據，大多的適應值源自於機器人上的感測器，在感測器部分，圖二是我們仿生機器人感測器。我們使用超音波作為距離的回饋，除此之外還加了光敏電阻感測器和三軸加速度計分別作為偏移量與平穩值的回饋，讓機器人在演化時不僅在速度上有所提升且具有方向性，平穩度也會得到改善，來達到我們多目標的演化，間接的進化式機器人在演化過程中比較不會造成時間，硬體間無謂的實驗消耗。(4)機器人所需執行的任務研究已經有超過二十幾年歷史，根據統計足型機器人步行的學習最為普遍[5]，本篇論文採用四足多關節進化式仿生機器人並且對其中的運動方式作為我們設計實驗的目的。

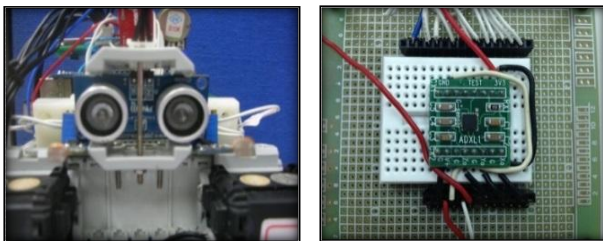
圖三是過去的四足仿生機器人構型。過去四足進化式仿生機器人運動速度過於緩慢[12]，所以我們設計一個新的仿生機器人構型。如圖四所示為四足多關節仿生機器人。與過去四足仿生機器人不同的地方，在於我們把機器人的

表一. 各種任務、進化式演算法、適應值[4]

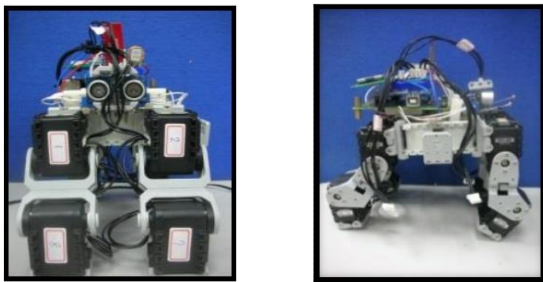
Task evolved/Learned ^o	Evolved controller type/Algorithm ^o	Fitness ^o
Object pushing ^o	Neural network ^o	$f = \text{mean}(v_1, v_2)(1 - S_{ir})^o$
Gait evolution ^o	Evolvable state lookup tables ^o	$f = \text{mean}(v_1, v_2)(1 - (v_1, v_2)^2)(1 - S_{ir})^o$
Locomotion ^o	Neural network ^o	$f = v^o$
Locomotion with object avoidance ^o	Evolvable sensor-to-motor excitation mapping ^o	$f = d^o$
Flying lift generation ^o	Genetic programming ^o	$f = d_{max}^2 - d^2^o$
Locomotion with wall avoidance ^o	Neural network ^o	$f = v^o$
Gait evolution ^o	Gait parameter set ^o	$f = d/t^o$



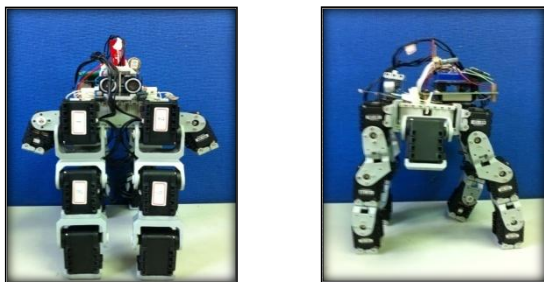
圖一. 進化式機器人與環境架構圖



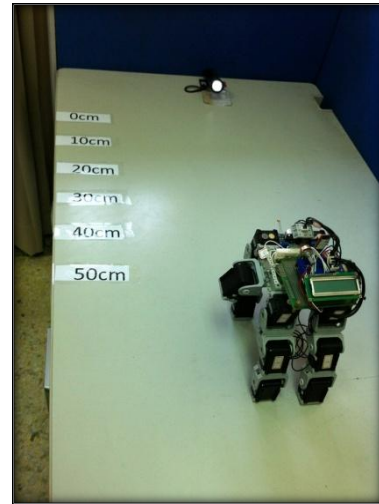
圖二. 進化式仿生機器人感測器
(左)超音波、光敏電阻(右)三軸加速度計



圖三. 四足仿生機器人構型



圖四. 四足多關節仿生機器人構型



圖五. 機器人運動實驗環境

四肢各增加一顆伺服馬達，因為機器人四肢增長導致機器人重心比較不穩，為了解決這問題，我們在機器人身體兩側各增加一顆伺服馬達來支撐機器人的重心，這樣不僅不會因為重心不穩在執行任務時導致零件的損壞與增加實驗的失敗，速度也有所提升。圖五是我們的實驗環境。實驗環境總長 160cm，寬為 80cm 的半開放式長方形空間。

2. 相關工作

2.1 嵌入進化式演算法的機器人

進化式演算法是模仿生物演化行為的演算法，其特點在保留好的基因並且以適當的機率進行交叉和突變，我們遵循這種精神，過去自主式機器人發展在進化演算法已經不是特例，但仍然有受到許多人關注的，相對地有許多人將此議題實現並且實作出真實例子[8][9][10]，成功的展現出這問題的可行性。

2.2 各式任務之進化式仿生機器人

各式各樣的進化式仿生機器人都會配備不同所需的感測器，例如：超音波、光敏電阻、三軸加速度計、紅外線、雷射測距儀，然而從進化式仿生機器人的角度來看最重要的事情在於是否能給予正確的回饋機制，有了這些回饋機制就能賦予機器人一種類似生物的生命力以及移動能力，並且可以完成使用者所託付的不

同任務，例如：避開障礙物、夾取目標物[11]。在表一中，列出了任務，進化式演算法和適應值，適應值會依據機器人的設計以及任務的不同要有不同的調整和改變，也會隨著賦予的任務不同而有不同的適應值定義，根據過去的文獻顯示這類的改變通常會依照起始和終點的設置來調整[4]。

3. 方法

3.1 機器人的行為與進化

從過去文獻指出機器人的行為，可能被制定的環境和任務所限制，但我們認為這是不太合理，因為從生物學角度物種會因周遭環境的變化而改變生活型態，所以我們設計進化式仿生機器人就是仿照生物的行為所產生的，自然而是應當能適應多變的環境[6][7]。舉例來說，從人類演化史的議題來看，從猿猴時期的四隻腳爬行來前進，經由不斷學習及外在環境因素，逐漸的演化出兩隻腳走路的人類，這是為什麼？因為這是經由很長時間學習和演化得出來的結論，我們認為相對的這也可以應用在仿生機器人的問題上。

3.2 嵌入基因演算法於仿生機器人

基因演算法一般可以分為三個層面。第一層要先產生隨機初始基因，第二層機器人在環境中執行任務時可以得到適應值。最後一層是突變基因。在使用基因演算法之前，必須先定義適應值函數並且評估適應值的好壞後，進行交叉與突變[8]，另外有一些參數值需要我們幫演算法做決定，像是基因大小、結束的標準或像是一些隨機數像是交叉點或是突變率[1][13]。在本研究中，機器人運動方式就考量機器人對於環境的適應值調整依據如下公式(1)(2)(3)。在公式(1)中，我們定義 S_n 為速度， n 為目前實驗的次數：

$$S_n = \Delta D_n / \Delta t_n \quad (1)$$

ΔD_n 為機器人目前移動的距離， t_n 為機器人目前移動距離所需的時間。

在公式(2)中，我們定義 O_n 為偏移值， n 為目前實驗的次數：

$$O_n = (ReadRight_n + ReadLeft_n) / 2 \quad (2)$$

偏移量是根據 $ReadRight_n$ ，為右邊光敏電阻讀出的值， $ReadLeft_n$ 為左邊光敏電阻讀到的值， O_n 假設小於 100 表示目標對正，相反的大於 100 表示目標偏移。

在公式(3)中， A_n 為平穩值，1 表示平穩，0 表示不平穩， N 為門檻值，我們在這裡設成 11， n 為目前實驗的次數：

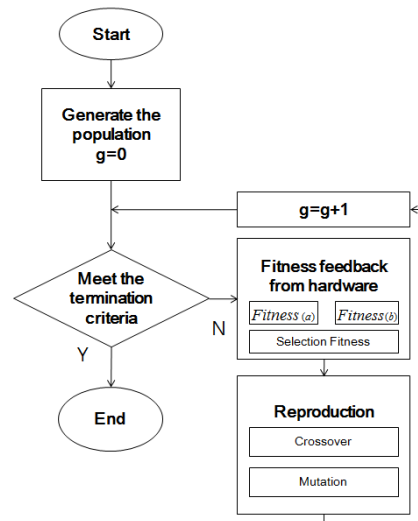
$$A_n = \begin{cases} 1, & |x_0 - x_n| < N \& |y_0 - y_n| < N \& |z_0 - z_n| < N \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

x_0 、 y_0 、 z_0 為機器人平穩狀態下，經由三軸加速度計所得到的三軸初始值， x_n 、 y_n 、 z_n 為機器人運動時得到的三軸數值。

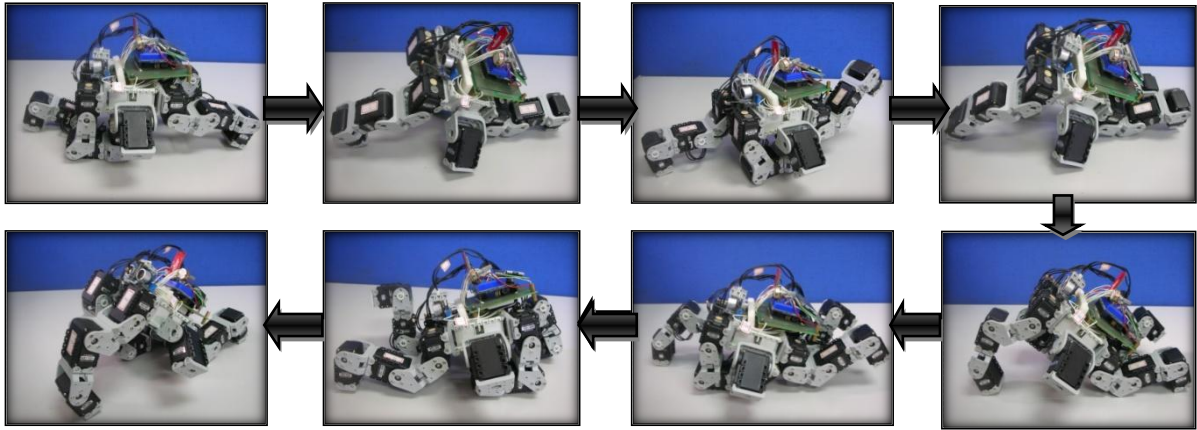
我們要先定義一組染色體基因序列作為機器人運動行為的一系列操作，每一次的染色體經過一定機率的遺傳、突變、自然選擇改變下一代的個體，由於我們使用的進化式仿生機器人是多顆伺服馬達構成的，我們想要馬達不間斷地反覆轉動，我們將用循序遺傳演算法來代表[5]。也就是說，我們將每一次伺服馬達所產生的角度是為染色體，並且設定不同動作重覆的完成一組運動行為。我們每顆伺服馬達有 256 種不同角度，因此我們以 8bits 代表一個伺服馬達，我們四足多關節進化式仿生機器人總共有 14 顆伺服馬達，在機器人身體兩側維持重心的馬達角度是固定的，所以真正用到的馬達為 12 顆，如此我們以 96bits 代表一個姿勢。假設我們定義一個行為是由 8 個動作組成的則需要 768bits 來表示。如圖七與圖八。

4. 實驗

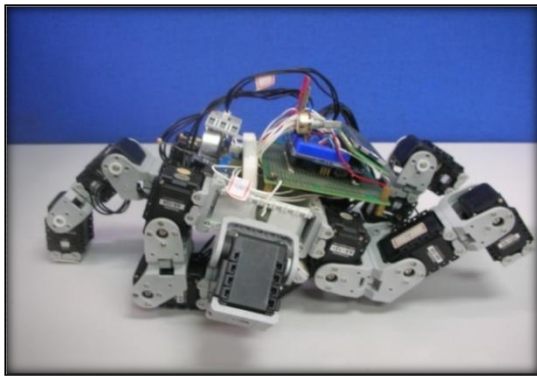
圖六為機器人演化運動行為的流程圖。這是一個標準基因演算法流程，我們遵照這個流程作為基本流程，從中加一點自己的想法落實在我們機器人身上，使機器人能夠自我調適演化自己的運動行為，讓行為能夠愈來愈好。順利達成目標，迭代全是自動的，但是如果機器人行為落差太大，我們會人為干預。圖五是我們的實驗環境。實驗環境總長 160cm，寬為 80cm 的半開放式長方形空間。



圖六. 進化式機器人流程圖



圖七. 8 個任意姿勢完成一組連續動作



m0	m1	m2	m3	m4	m5	m6	m7	m8	m9	m10	m11	m12	m13
86	158	223	56	82	201	48	106	94	128	184	156	110	110

圖八. 每顆伺服馬達的角度值

4.1 多目標演化下適應值之權重分配

適應值的選擇在演算法裡面是很重要的。一個環節，我們的適應值是從機器人身上的感測器與環境的交互作用下取得的。適應值有好壞之分，好的適應值能讓機器人在演化過程中愈來愈好，我們會從每一次的迭代當中選擇排名前三的適應值進行我們的交叉與突變，產生新一代的染色體，讓機器人接下來有好的運動行為。

在研究中，會有兩種取得適應值的方法。一個就如公式(4)所示把所有從感測器測到的數值乘上權重後作加總，當成一個適應值。

$$Fitness_{(t)} = W_1 \times S_n + W_2 \times A_n + W_3 \times \frac{1}{O_n} \quad (4)$$

另一個是我們所提出的作法為隔代取得適應值，如公式(5)和公式(6)所示。也就是說選擇 $Fitness_{(a)}$ 當作我們第一代的適應值，下一代則選擇 $Fitness_{(b)}$ 當作我們的適應值，當初為什麼會有這樣的想法，是因為如果在演化時其中一個數值分數很低就會讓當代的適應值分數不佳，導致機器人之後行為演化受到影響。

$$Fitness_{(a)} = W_1 \times S_n + W_2 \times A_n \quad (5)$$

$$Fitness_{(b)} = W_1 \times S_n + W_3 \times \frac{1}{O_n} \quad (6)$$

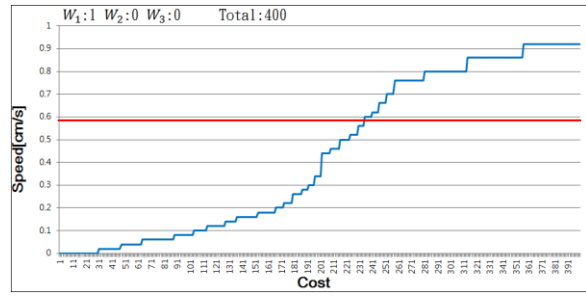
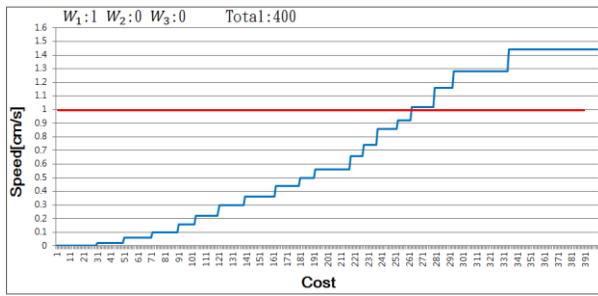
4.2 染色體的交叉與突變

在我們的實驗設計中，我們將基因演算法的交叉環節設在每組染色體的中心點進行交換產生下代，這樣就能確保下一代不會跟父母一樣，由於每一代的長度是依據機器人伺服馬達數量定義來的，舉例來說，假設每一人口有 10 組伺服馬達角度，每一組由 8bits 大小組合而成且我們的四足多關節進化式仿生機器人有用到的馬達有 12 顆，所以在推論染色體交換率為 $12/(96*10)=8/960=0.0083$ 。

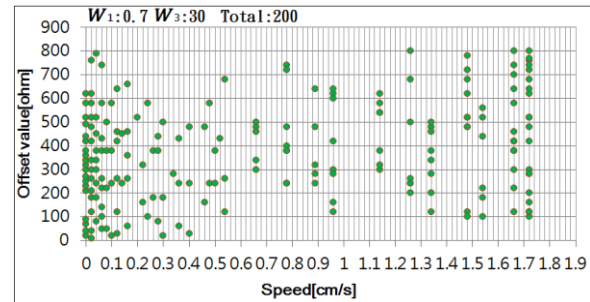
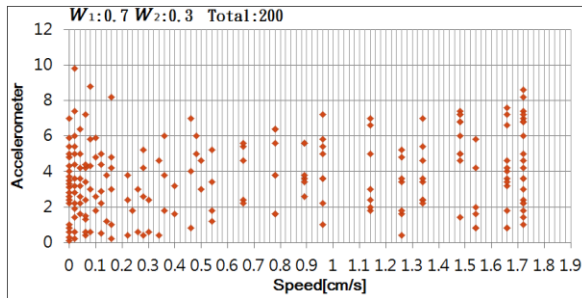
4.3 實驗 1: 比較在單目標演化下不同構型仿生機器人的速度

實驗一開始我們採取人口數:10 個、迭代次數 40 次共改變 400 次基因。以求實驗的公平性，每組馬達轉動的延遲時間設定是一樣的，且一律使用公式(4)來計算分數，在這個實驗中因為是單目標(速度)演化，所以在權重分配為 $W_1 = 1$ 、 $W_2 = 0$ 、 $W_3 = 0$ 。為了提升實驗準確性，在每一次的演化過程都會加入第三方的觀察，以確保硬體上的消耗與損失。

圖九 X 軸 Cost 為全部基因數目， $Cost = 人口數 * 迭代次數$ ，Y 軸為 Speed[cm/s]，隨著 Cost 的增加，機器人的速度也逐漸的變快。圖九(左)四足多關節進化式仿生機器人，紅色標線是寫死動作下機器人的速度為 1[cm/s]，且在 $Cost=281$ 超越了紅色標線 1[cm/s]。當在 $Cost=400$ 時的速度為 1.44[cm/s]，圖九(右)四足仿生機器人，在 $Cost=246$ 超越了紅色標線 0.6[cm/s]。當在 $Cost = 400$ 時的速度為 0.94[cm/s]。



圖九. 人口數:10、迭代次數:40 次共改變 400 次基因
(左)四足多關節進化式仿生機器人(右)四足進化式仿生機器人



圖十. 人口數:10、迭代次數:40 隔代多目標演化 (左)W1:0.7、W2:0.3(右)W1:0.7、W3:30

從實驗結果可以證明，進化式機器人速度是可以超越寫死動作下機器人的速度。且在 Cost=400 次的侷限下，四足多關節仿生機器人構型的速度是可以超越之前四足仿生機器人構型。

4.4 實驗 2: 比較四足多關節進化式仿生機器人在隔代/非隔代多目標演化結果

實驗一開始，我們一樣採取人口數:10 個、迭代次數 40 次共改變 400 次基因。這個實驗是在比較在多目標演化下隔代取得的適應值 $Fitness_{(a)}$ 、 $Fitness_{(b)}$ 對機器人行為演化比較好。還是非隔代取得的適應值 $Fitness_{(t)}$ 對機器人行為演化比較好。以求實驗的公平性，每組馬達轉動的延遲時間設定是一樣的，為了提升實驗準確性，在每一次的演化過程都會加入第三方的觀察，以確保硬體上的消耗與損失。表二為偏移量評價對照表。平穩值愈低愈好。

圖十(左) X 軸為速度，Y 軸為平穩值， $W_1:0.7$ 、 $W_2:0.3$ ，人口數:10 個、迭代次數 20 次共改變 200 次基因，圖十一(右) X 軸為速度，Y 軸為偏移量， $W_1:0.7$ 、 $W_3:30$ ，人口數:10 個、迭代次數 20 次共改變 200 次基因，加起來共改變 400 次基因，最佳點落在 1.72[cm/s]，有超過單目標演化最佳點 1.44[cm/s]。

實驗結果，如表三為隔代多目標演化權重分配表。在每一列分為奇數代和偶數代。奇數代為速度權重加上平穩值權重，偶數代為速度權重加上偏移量權重。

在奇數代 $W_1:0.7$ 、 $W_2:0.3$ 與偶數代 $W_1:0.7$ 、 $W_3:30$ 的權重設定下，機器人的運動行為是最好的。

以上為多目標演化下隔代適應值 $Fitness_{(a)}$ 、 $Fitness_{(b)}$ 對機器人的演化行為。

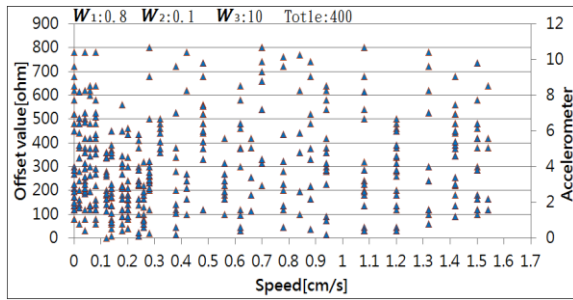
以下為非隔代多目標演化下取得的適應值 $Fitness_{(t)}$ 對機器人的演化行為。

圖十一 X 軸為速度，Y 軸分為偏移量和平穩值， $W_1:0.8$ 、 $W_2:0.1$ 、 $W_3:10$ ，最佳點落在 1.54[cm/s]，有超過單目標演化最佳點 1.44[cm/s]。實驗結果，如表四為非隔代多目標演化權重分配。在 $W_1:0.8$ 、 $W_2:0.1$ 、 $W_3:10$ 的權重設定下，機器人的運動行為是最好的。

在最後的實驗結果，隔代多目標演化平均速度為 $(1.4+1.34+1.72+1.28)/4=1.435$ [cm/s]。非隔代多目標演化平均速度為 $(1.28+1.54+1.34+1.06)/4=1.305$ [cm/s]。所以四足多關節進化式仿生機器人在隔代多目標演化的總平均速度比非隔代多目標演化還要來的好。隔代多目標演化方法也比較接近單目標演化的速度 1.44[cm/s]。

表二. 偏移量評價對照表

偏移量	評價
800~200	完全偏移
200~100	稍微偏移
0~100	完全對正



圖十一. 人口數:10、迭代次數:40
非隔代多目標演化, $W_1:0.8$ 、 $W_2:0.1$ 、 $W_3:0.1$

表三. 人口數 10、迭帶次數:40
隔代多目標演化權重分配

	W_1	W_2	W_3	最佳點 (S, A, O)		
1	0.9	0.1				
	0.9		10	1.4	1.2	120
2	0.8	0.2				
	0.8		20	1.34	2.4	160
3	0.7	0.3				
	0.7		30	1.72	1	120
4	0.6	0.4				
	0.6		40	1.28	2	160

表四. 人口數 10、迭帶次數:40
非隔代多目標演化權重分配

W_1	W_2	W_3	最佳點 (S, A, O)		
0.9	0.1	0	1.28	1.2	80
0.8	0.1	10	1.54	1.6	120
0.7	0.2	10	1.34	1.6	110
0.6	0.2	20	1.06	1.8	60

5. 結論與未來工作

在這篇論文,為了能讓進化式仿生機器人有多元化的運動行為,所以我們以多目標演化當作研究的主軸,我們要使四足多關節進化式仿生機器人,能夠快速朝向光源移動並且動作要平穩,在機器人的控制方面,我們使用基因演算法來分析控制機器人的運動,不採用動力學來控制機器人,並且朝向最少成本(例如:染

色體數目、時間複雜度),試著達到最大移動效率。

在實驗設計上,機器人身上搭載多種感測器,作為演算法需要的適應值資訊,在適應值選擇,我們分為兩種 1. 隔代多目標演化取得的適應值 2. 非隔代多目標演化取得的適應值,這兩種方法在實驗上是可以被證明的,從實驗結果上隔代多目標演化取得的適應值資訊對機器人演化行為比較好。另外我們也有比較在單目標演化下不同構型仿生機器人的速度,從實驗結果可以證明新的仿生機器人構型速度是可以超越之前四足進化式仿生機器人。

在未來工作裡,我們將嘗試不同構型的機器人,ex:生物形態仿生機器人,以及研發不一樣的演算法,ex:PSO 演算法、Memetic 演算法,另一方面,我們將使用模糊控制、類神經網路等其他演算法,優化每一次演化的可調參數。讓機器人的運動行為能夠超越現況,愈來愈好。

參考文獻

- [1] Dilip Kumar Pratihari, "Evolutionary robotics—A review" SADHANA Volume 28, Part 6, pp. 999-1009, 2003.
- [2] Dawkins, Richard, "Universal Darwinism". In Bendall, D. S. Evolution from molecules to man. Cambridge University Press, 1983.
- [3] Thomas Schmickl, Jürgen Stradner, Heiko Hamann, Karl Crailsheim "Major Feedbacks that Support Artificial Evolution in Multi-Modular Robotics", International Workshop Exploring New Horizons in Evolutionary Design of Robots at IROS'09, 2009.
- [4] Andrew L. Nelson, Gregory J. Barlow, Lefter Doitsidis, "Fitness functions in evolutionary robotics: A survey and analysis", Robotics and Autonomous Systems 57, pp. 345-370, 2009.
- [5] Gary Parker, David W. Braun, Ingo Cyliax "EVOLVING HEXAPOD GAITS USING A CYCLIC GENETICAL ALGORITHM" Proceedings of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing, 1997.

- [6] D. Floreano and F. Mondada, "Evolution of homing navigation in a real mobile robot," *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics Part B: Cybernetics*, Vol. 26, 1996, pp. 396-407.
- [7] S. Camazine, J.-L. Deneubourg, N. R. Franks, J. Sneyd, G. Theraulaz, and E. Bonabeau, "Self-Organizing Biological Systems", Princeton University Press, 2001.
- [8] R. A. Watson, S. G. Ficici, and J. B. Pollack, "Embodied evolution: Distributing an evolutionary algorithm in a population of robots," *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 39, pp. 1-18, 2002.
- [9] R. Stoen and K. Price, "differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," *Journal of Global Optimization*, Vol.11, pp. 341-359, 1997.
- [10] S. Nolfi and D. Floreano, "Co-evolving predator and prey robots: Do 'arms races' arise in artificial evolution?" *Artificial Life*, Vol. 4, pp.311-335, 1998.
- [11] B. Andersson, P. Svensson, M. Nordahl, and P. Nordin, "On-line evolution of control for a four-legged robot using genetic programming," in *Proceedings of Evo Workshops*, 2000, LNCS, pp.319-326, 1803.
- [12] Hou-Yu Chen, Shih-Hung Wu, "Applying evolutionary algorithm of multi-objective evolution automatic adaptive biomorphic robot locomotion behavior", *National Computer Symposium (NCS 2013)* .
- [13] Khairulmizam Samsudin, Faisul Arif Ahmad, Syamsiah Mashohor, "A highly interpretable fuzzy rule base using ordinal structure for obstacle avoidance of mobile robot", *Applied Soft Computing*, Volume 11, Issue 2, pp.1631-1637, 2011.