

유전알고리즘을 이용한 스티키토 구성 최적화

김세기^o 강태원

강릉대학교 컴퓨터공학과

bultaneunso@hanmail.net, twkang@kangnung.ac.kr

Stiquito configuration optimization using genetic algorithms

Se-Ki Kim^o Taewon Kang

Dept. of Computer Science & Engineering, Kangnung National University

요 약

근육과 같은 움직임을 갖는 금속을 이용한 스티키토는 동작 방식이 실린더나 모터를 사용할 때와 많이 다르다. 고려할 내용이 많이 모양을 결정하는 것이 쉽지 않고, 사용 목적에 따라 구성도 달리 해야 한다. 이 논문에서는 근육처럼 반응하는 니티놀을 이용하는 스티키토의 구성 문제를 해결하기 위해 유전알고리즘을 이용하였다. 유전알고리즘을 이용하여 구성 최적화 한 개체들과 기존의 개체와 비교한 결과 약 5배 멀리 갈 수 있었고, 전류도 효율적으로 사용하였다.

1. 서론

로봇의 움직임에 관한 연구는 꾸준히 진행되고 있다. 그러나 자연의 동물들의 모습을 보면 로봇과 차이가 있다. 대부분의 로봇은 실린더나 모터를 사용하여 움직인다. 반면 동물들은 근육의 수축과 이완을 사용하여 움직인다. 심지어 갑각류, 조개, 문어 등도 근육을 사용하고 있다. 자연이 실린더나 모터 같은 형태로 근육을 진화 하지 않은 것은 이유가 있었으리라 생각한다. 그래서 근육과 같은 움직임을 갖는 금속을 이용하여 동물의 움직임이 필요한 로봇에 적용한다.

여기서는 형상기억합금(니티놀)을 이용하여 근육과 같은 움직임을 표현한다. 니티놀은 모터나 실린더 대신 수축과 이완 작용을 이용하여 로봇을 움직이게 한다[1-1장]. 이런 로봇의 모양을 결정하는 일은 쉽지 않기 때문에 유전알고리즘을 이용한다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 그 동안 진행되어 왔던 스티키토, 니티놀 및, 유전알고리즘에 대한 연구 내용을, 3장에서는 스티키토의 이동 최적화에 관한 연구를, 4장에서는 스티키토의 실험 및 분석을, 5장에서는 결론 및 향후 연구과제에 대하여 이야기 한다.

2. 관련연구

니티놀은 니켈과 티타늄으로 만든 형상기억 합금으로, 전류가 흐를 때 니티놀 자체의 저항 때문에 발생한 가열에 의해서만 수축하고 냉각에 의해서만 이완된다[1-4장]. 그래서 기계적 수축/이완 속도는 온도에 변화에 직접적으로 연관된다. 그래서 과열의 소지가 있지만, 그때는 바로 전류를 끊으면 식는다. 그림 1은 니티놀의 온도에 따른 길이 변형에 하여 보여준다[1-4장].

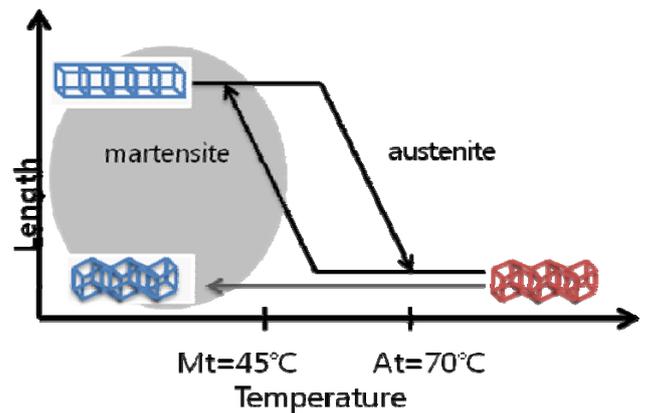


그림 3 니티놀의 구동 주기

니티놀은 4%의 수축률을 갖는다. 또한 표 1과 같은 역학적, 전기적 특성을 갖는다[2].

표 3 니티놀의 역학적 & 전기적 특성

직경 (μm)	저항 (Ω/m)	실온전류 (mA)	MPF (g)	CS (sec)	RS (sec)
25	1770	20	7	1.0	0.1
50	510	50	35	1.0	0.3
75	200	100	80	1.0	0.5
100	150	180	150	1.0	0.8
125	70	250	230	1.0	1.6
150	50	400	330	1.0	2.0
200	31	610	590	1.0	3.5
250	20	1000	930	1.0	5.5

표 1에서 실온 전류량, 실온에서 소모되는 전류 양을, MPF는 최대 잡아당길 수 있는 무게를, CS는 발열하여 수축하는 시간을, RS는 냉각되어 이완되는 시간을 나타낸다.

Jonathan Mill에 의해 만들어진 스티키토는 기존 6족 로봇과

다른 형태이다. 이 로봇은 근육처럼 반응하는 금속인 니티놀과, 수축한 니티놀을 원래 길이로 다시 이완 시키도록 도와줄 수 있는 금속인 피아노 강선재를 사용한다[1-1장].

1975년 John Holland에 의해 처음 소개된 자연도태 원리 기반 최적화 방법인 유전알고리즘은 탐색, 최적화 및 기계학습에 많이 쓰인다[3]. 이 논문에서의 스티키토는 모양을 결정하는 쉽지 않다. 이런 비선형적인 문제를 최적화 하는데 유전알고리즘이 쓰인다. 유전알고리즘은 그림 2와 같은 방식으로 동작한다.

```

begin
t=0
initialize P(t) // population set
evaluate P(t)
while(not termination condition) do
begin
select P(t+1) from P(t)
evolution P(t+1) // crossover, mutation
evaluate P(t+1)
t=t+1
end
end
    
```

그림 4 유전알고리즘 의사코드

스티키토의 걷는 방법은 다양하다. 걸음걸이는 유전알고리즘의 적합도에 영향을 미친다. 그 이유는 걸음걸이에 따라 다리의 걷는 순서가 바뀌고, 이미 결정된 니티놀의 굵기 때문에 걷는 시간이 바뀌게 된다. 이 논문에서는 Tripod, Pace, Caterpillar, Detective tripod, Independent 중에 Tripod걸음으로 한다[1-5장]. 그림 3은 Tripod 걸음걸이를 나타낸다.

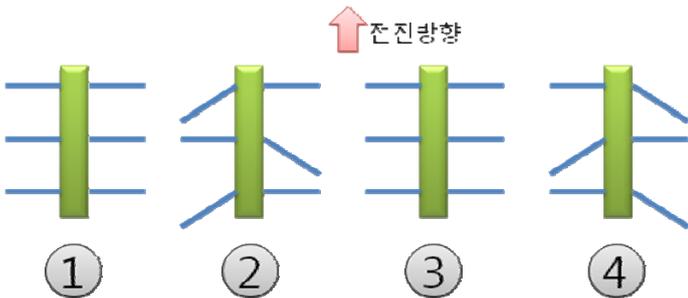


그림 3 스티키토의 걸음걸이 순서

3. 스티키토 최적화를 위한 유전알고리즘

유전알고리즘을 이용하여 개체를 진화시키려면 개체의 염색체 표현방법, 모집단 구성 방법, 적합도 평가, 진화 및 유전 연산을 정의해야 한다. 이 논문은 스티키토의 최적화를 위한 염색체 및 모집단 구성 방법, 적합도 평가 방법, 진화 및 유전 연산에 관하여 이야기한다.

3.1 스티키토 개체의 염색체 및 모집단 구성

스티키토 개체를 위한 염색체 구성은 그림 4와 같다. 염색체는 크게 몸, 다리, 다리 근육으로 구성되어 있다.

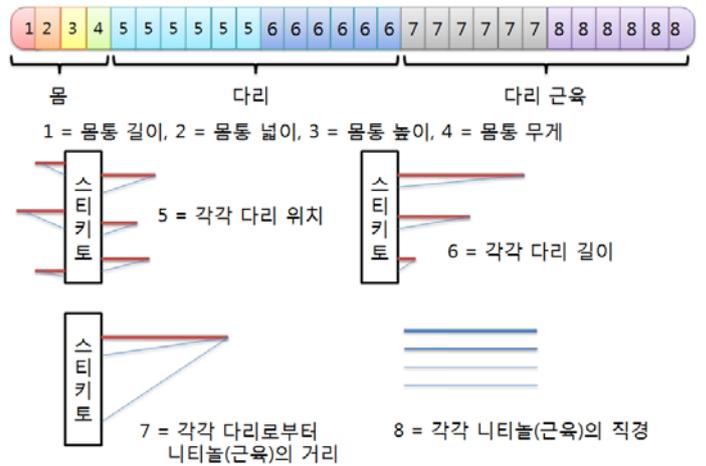


그림 4 스티키토 염색체

여기서 1~4번 유전자는 몸의 구조를 나타내는 유전자로, 1번 유전자는 몸통길이, 2번 유전자는 몸통 넓이, 3번 유전자는 바닥으로부터의 몸통 높이, 4번 유전자는 몸통 무게를 결정한다. 5~6번 유전자는 다리의 구조를 결정하는 유전자이다 5 유전자는 다리의 위치를, 6번 유전자는 다리의 길이를 결정한다. 7~8번 유전자는 다리근육의 구조를 결정한다. 다리 근육은 니티놀로 구성되어 있어서, 그 직경도 스티키토를 결정하는데 필요한 유전자이다(표1 참조). 7번 유전자는 다리로부터 떨어진 근육 거리를, 8번 유전자는 근육의 굵기를 결정한다. 1~4번 유전자는 연산 전에 정의하는 것이고, 5~8번 유전자는 진화의 대상이다. 스티키토는 다리가 6개이므로 5~8번은 각기 6개의 유전자를 갖고, 그룹으로 정의 하여 사용한다.

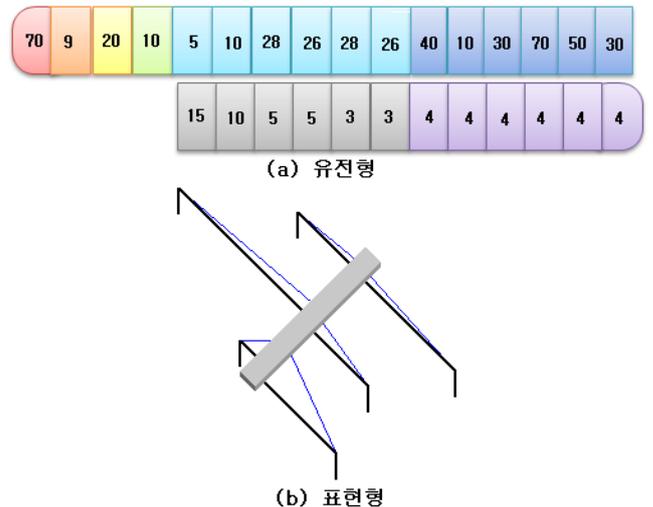


그림 5 스티키토의 유전형과 표현형

그림 5는 스티키토가 다음의 유전형(a)을 가질 경우의 표현형(b)을 나타낸다.

3.2 적합도 평가

적합도 함수는 스티키토 사용자들의 요구가 다양할 수 있으므로 3개의 기준과 3개의 가중치를 사용하였다. 적합도를 평가하는 기준은 정면이동거리, 직진성, 전류효율이다. P는 정면 이동거리 가중치, S는 직진성 가중치, C는 전류효율 가중치이

다. 이 가중치는 사용자의 요구에 맞게 진화 시키기 위해 기준에 공급한다. 적합도 함수 및, 정면이동거리, 직진성, 전류효율은 수식 1,2,3,4와 같다.

$$\text{적합도} = P \times \text{정면이동거리} + S \times \text{직진성} + C \times \text{전류효율} \quad (1)$$

단, $P+S+C=1$

$$\text{정면이동거리} = \frac{\text{스티키토}X\text{축이동거리}}{\text{Max}X\text{축이동거리}} \times 10 \quad (2)$$

단, $0 \leq \text{정면이동거리} \leq 10$

$$\text{직진성} = \frac{\sqrt{X\text{축이동거리}^2 + Y\text{축이동거리}^2}}{\text{스티키토가 움직인 거리}} \times 10 \quad (3)$$

단, $0 \leq \text{직진성} \leq 10$

$$\text{전류효율} = \frac{\text{Max소비전류} - \text{현재체소비전류}}{\text{Max소비전류} - \text{Min소비전류}} \times 10 \quad (4)$$

단, $0 \leq \text{전류효율} \leq 10$

$$\text{현재체소비전류} = \frac{\left(\sum_{i=1}^6 n\text{번근육의소비전류} \right)}{\text{왼쪽Max시간} + \text{오른쪽Max시간}} \times 60\text{초}$$

수식 1에서 구한 적합도가 큰 결과가 나온 유전자를 좋다고 판단한다.

3.3 진화 및 유전 연산

유전알고리즘에서의 진화 연산은 선택, 교차 돌연변이로 대표된다. 각 유전 연산의 종류는 다양하고, 각기 방법은 고유의 특징을 갖는다. 이 논문에서는 다음의 방법으로 진화연산을 한다.

선택 연산은 엘리트주의를 반영한 룰렛 선택을 이용한다. 엘리트주의란 모집단에서 가장 적합도가 높은 몇 개체를 다음 유전 연산에 포함하는 것이다. 룰렛 선택은 난수 기반 적합도 비례 선택을 구현하는 방법 중에서 가장 보편적이다. 엘리트주의만 사용하게 되면 빠른 수렴을 하지만 지역적 최소화에 빠질 수 있고, 룰렛 선택만 하게 되면 적합도가 높은 개체를 잃어버릴 수 있다. 그래서 엘리트주의와 룰렛 선택을 함께 사용하였다[4-5장].

교차 연산은 선택된 부모를 이용하여 자식 유전자를 만들기 위해 부모의 유전자를 서로 바꿔 자식에게 전달하는 것이다 [4-3장]. 교차 방법은 그룹 여러 점 교차를 이용하였다. 그림 3에서, 다리과 근육에 해당하는 5~8번 유전자가 진화의 대상이다. 그래서 5~8번 유전 그룹 중 하나를 선택하고, 그 그룹의 시작과 끝을 교차점의 시작과 끝으로 하여 여러 점 교차연산을 한다.

돌연변이 연산은 염색체 내부의 하나 이상의 유전자를 임의로 변경하는 것이다. 이것은 모집단에 새로운 개체가 포함되는 것이다[5-6장]. 이 논문에서는 난수를 이용한 한 점 돌연변이 연산을 이용한다.

4. 실험 및 분석

유전알고리즘을 이용한 스티키토 구성 최적화를 위하여 실험을 하였다. 실험은 3장에 있는 내용을 기반으로 구현하여 수행 하였다. 모든 실험에서 모집단 크기는 10, 교차율은 0.7, 돌연변이율은 0.05, 반복 횟수는 2500번으로 여 다음 실험을 수행하였다. 2500번 이상을 실험한 결과 이전에 상당히 수렴을 거친 상태이므로 적합도가 잘 변하지 않았다.

실험은 2개의 그룹으로 나누어 하였다. 1그룹은 비대칭 스티키토를 진화시키기 위해 만들었다. 그래서 다리 위치, 다리길이, 다리로부터 떨어진 근육 거리, 근육 굵기 그룹 유전자가 서로 다르다. 반면 2그룹은 대칭 스티키토를 진화시키기 위해 만들었다. 왼쪽에 해당하는 유전자와 오른쪽에 해당하는 유전자가 대칭이다.

4.1 Seed값에 따른 스티키토 진화

적합도 산정 수식 1의 적합도 가중치는 $P=0.4, S=0.3, C=0.3$ 으로 고정하고, Seed값을 1000에서 10000까지 1000단위로 계산하였다. 그림 6은 Seed값에 따른 스티키토 1, 2의 세대별 적합도를 나타낸다. 그룹 1은 1세대에서 5~6사이의 적합도로 시작하여 2500세대까지 그룹 2에 비해 편차가 적은 적합도 변화를 보인다.

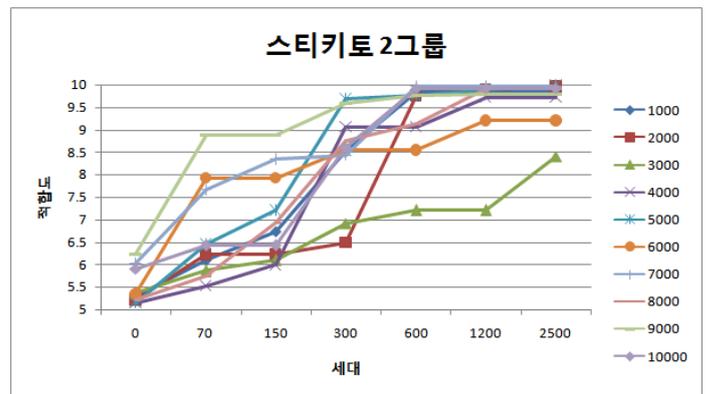
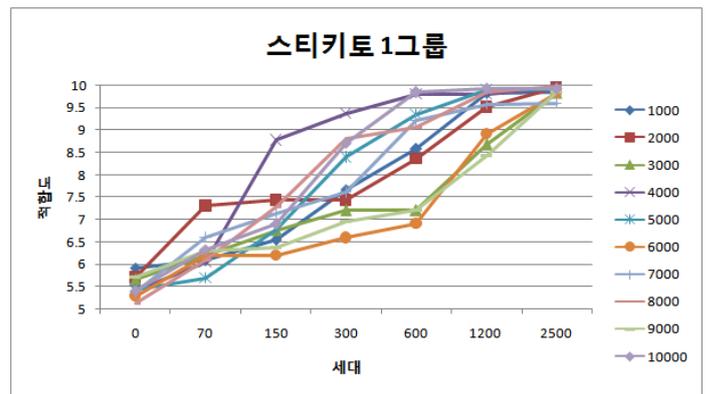


그림 6 Seed값에 따른 세대별 스티키토 적합도

Seed값 4000은 150세대 이후에 가장 빠른 수렴을 보였고, Seed값 7000은 2500세대 이후에 적합도 9.6에서 머물렀다. 지역적 최소화에 빠진 듯 하다. 그룹 2는 Seed값 9000이 1세대부터 8.88적합도로 시작하여 수렴하였다. Seed값 5000은 2500세대에 적합도 10에 도달하였다. 그림 7은 그림 6에서 Seed 5000의 스티키토 1그룹 & 2그룹의 표현형이다.

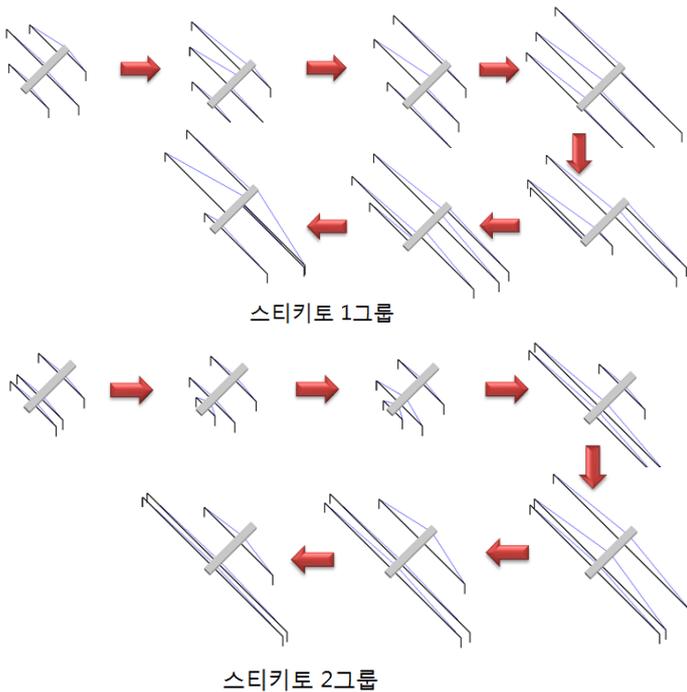


그림 7 스티키토의 세대별 표현형

두 그룹의 적합도가 비슷하지만, 모양이 완전히 다르다. 단지, 좌/우의 다리 중 2개가 긴 것만 같은 특징을 보인다.

4.2 가중치에 따른 스티키토 진화

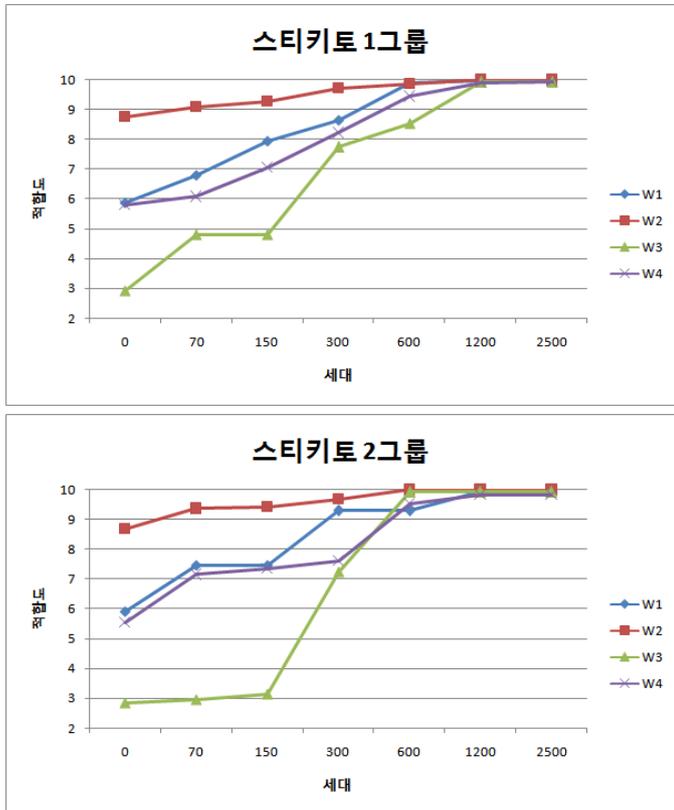


그림8 가중치 변경에 따른 세대별 스티키토 적합도

4.1장에서 비교한 Seed값 5000을 고정하고, 가중치가 편중될 때와, 균형 잡혀있을 때에 관하여 계산하였다. 그림 7에서 W1는 P=0.1 S=0.1 C=0.8을, W2는 P=0.1 S=0.8

C=0.1을, W3은 P=0.8 S=0.1 C=0.3을, W4는 P=0.34 S=0.33 C=0.33을 나타낸다. 그림 7은 가중치에 따른 1그룹 & 2그룹의 세대별 적합도를 나타낸다.

그림 8에서 보면 W2가 처음부터 적합도가 높은 것으로 보아 처음 베스트 개체가 직진성이 좋은 것으로 나왔다. 그러나 그림 3처럼 단지 현재의 걸음은 Tripod이기 때문에 위와 같은 적합도가 나왔다.

표 2는 기존 스티키토와 각기 진화한 개체를 비교한다. SeedR은 4.1장에서 실행한 Seed값 5000을 주고 실행한 그룹 1개체이고, SeedT는 그룹 2개체이다. WeightR은 4.2장에서 실행한 W2가중치의 그룹 1개체이고, WeightT는 그룹 2개체이다. 각 개체는 2500세대에서의 적합도, 이동거리, 소모전류, 직진성을 나타낸다.

표 4 기존 스티키토와의 비교

	기존	SeedR	SeedT	WeightR	WeightT
적합도	5.175	9.9	10	9.99	10
이동거리	39.6	210.6	216	213.84	216
소모전류	18	3.272	3.272	3.272	3.272
직진성	10	10	10	10	10

모든 노드가 직진성은 좋았으나, 유전알고리즘을 이용한 개체 4개가 기존 스티키토보다 이동거리는 평균 5.4배나 멀리 갔고, 소모 전류는 평균 18%정도만 소모했다. 그래서 적합도도 평균 1.92배 높았다.

5. 결론 및 향후 연구과제

이 논문에서는 유전알고리즘을 이용하여 스티키토의 구성을 최적화를 실험했다. Seed값을 변화한 실험과 가중치를 변화한 실험으로 생성된 개체 모두가 기존의 스티키토보다 높은 성능을 보였다.

향후 연구과제는 걸음거리를 바꿔 보고, 앞으로 가는 것 말고 지그재그나 뱅뱅 도는 스티키토도 만드는 것이다. 그래서 다양한 용도의 스티키토를 만들 수 있도록 하는 것이다.

6. 참고문헌

[1]. James M. Conrad & Jonathan W. Mills, "Stigito for beginners, An Introduction to Robotics", WILEY-INTERSOCEINCE, 1997
 [2]. <http://www.dynalloy.com/docs/TCF1140RevD.pdf> & http://www.dynalloy.com/docs/MWPBv4.00_FlexSpecs.pdf
 [3]. http://www.aistudy.co.kr/biology/genetic/genetic_algorithm.htm
 [4]. Andy Smith & Mat Buckland, "AI Techniques for Game Programming", Premier Press, 2002
 [5]. M. Tim Jones, "AI Application Programming", CHARLES RIVER MEDIA, 2003