

분류자 시스템을 이용한 인공개미의 적응행동의 학습

Learning of Adaptive Behavior of Artificial Ant Using Classifier System

정 치 선*, 심 귀 보

중앙대학교 공과대학 전자전기공학부
로보틱스 및 지능정보시스템 연구실

Tel : 02)820-5319, Fax: 02)817-0553 E-mail : kbsim@cau.ac.kr

Chi-Sun Joung and Kwee-Bo Sim

Robotics and Intelligent Information System Laboratory

School of Electrical and Electronic Engineering, Chung-Ang University

Tel: +82-2-820-5319, Fax:+82-2-817-0553 E-mail: kbsim@cau.ac.kr

ABSTRACT

The main two applications of the Genetic Algorithms(GA) are the optimization and the machine learning. Machine Learning has two objectives that make the complex system learn its environment and produce the proper output of a system. The machine learning using the Genetic Algorithms is called GA machine learning or genetic-based machine learning(GBML). The machine learning is different from the optimization problems in finding the rule set. In optimization problems, the population of GA should converge into the best individual because their objective is the production of the individual near the optimal solution. On the contrary, the machine learning systems need to find the set of cooperative rules. There are two methods in GBML, Michigan method and Pittsburgh method. The former is that each rule is expressed with a string, the latter is that the set of rules is coded into a string. The classifier system of Holland is the representative model of the Michigan method. The classifier systems arrange the strength of classifiers of classifier list using the message list. In this method, the real time process and on-line learning is possible because a set of rule is adjusted on-line. A classifier system has three major components: Performance system, apportionment of credit system, rule discovery system. In this paper, we solve the food search problem with the learning and evolution of an artificial ant using the learning classifier system.

I. 서론

유전자 알고리즘(GA)의 대표적인 두 가지 응용 분야는 최적화와 기계학습분야이다. 기계학습에

서는 복잡한 시스템을 대상으로 하여 그 대상 시스템을 학습시킬 뿐만 아니라 시스템에 대한 적절한 출력을 만들어 내는 두 가지의 목적을 가진다. 이러한 기계학습에 유전자 알고리즘을 이용하는 것을 GA 기계학습이라고 한다. 이를 또한 GBML(genetics-based machine learning)이라고 한다[1]. 기계학습이 최적화 문제와 근본적으로 다른 점은 규칙의 조합을 구하지 않으면 안 되는 점이다. 최적화 문제에서는 최적해에 가까운 우수한 개체를 생성하는 것이 목적이기 때문에 최후의 한 종류만의 개체에 수렴하면 되지만, 기계학습에서는 가장 좋은 규칙을 하나만 구하면 되는 것이 아니라 서로 협조하는 규칙의 집합을 구하는 것이 필요하다[2]. GBML에 대표적인 방법은 크게 Michigan 방법과 Pittsburgh 방법[1]이 있다. 전자는 각각의 규칙이 하나의 스트링으로 표현되고 후자는 전체의 규칙집합이 하나의 스트링으로 표현되어 진화를 한다. 즉 규칙집합을 하나만 가지는 것과 여러 개를 가지는 차이점이 있는 것이다. 이 중 Michigan 방법은 Holland의 Classifier System이 대표적인 모델이다[3][4]. 분류자 시스템의 입력 부분에 가까이 있는 메시지 목록을 이용하여 시스템 내에서 생성되는 분류자 목록의 요소인 classifier를 정비해 간다. 이 방법에서는 규칙을 한 조를 가지고 온라인으로 정비하기 때문에 실제의 문제에 대해서 실시간 처리와 온라인 학습이 가능하다. 최근에는 퍼지 제어기 및 분류기를 설계하기 위해서 분류자 시스템의 Michigan 방법과 Pittsburgh 방법을 이용하는 Fuzzy Classifier system도 활발히 연구되고 있다[5].

본 논문에서는 32×32의 격자상에서 주어진 먹이를 빠른 시간에 모두 획득 할 수 있도록 분류자 시스템으로 구성된 인공개미가 적응행동의 학습을 보이는 것이다. 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 분류자 시스템에 대하여 간단히 나타내고, 3장에서 인공개미의 적응행동에 대한 학습을 구체적으로 설명한다.

2. 분류자 시스템(classifier system)

분류자 시스템은 환경과의 상호작용을 통해서 작업을 완수하기 위해서 학습을 하는 적응시스템이다. 또한 환경으로부터 받는 보상값에 의해 학습이 좌우되기 때문에 강화학습(reinforcement learning) 시스템의 한 부류가 된다. Michigan 방

법에 의한 GBML을 분류자 시스템(classifier system)이라고 부르고, 1976년에 Holland[4]에 의해서 처음 제안되었다. 분류자 시스템은 문장적 의미를 가지는 간단한 문자열 규칙을 학습시키는 기계학습법이다. 위에서 말한 문자열 규칙을 분류자(classifier)라고 한다. 이러한 분류자들은 임의의 환경에서 시스템의 성능을 좌우하게 된다. 분류자 시스템은 production system의 한 부류이다. 일반적인 production system과는 달리 분류자 시스템은 병렬적으로 규칙이 활성화되는 차이점이 있다. 또한 분류자 시스템에서는 새로운 규칙을 발견하고 추가하는 것이 가능하다. production system인 전문가 시스템(expert system)에서는 모든 규칙을 사람이 제공해주어야 한다. 그러므로 규칙이 정적이기 때문에 경험에 의해서 제공된 법칙들이 유용하지 않을 때 시스템이 그것을 알 수가 없다. 또한 하나 이상의 규칙이 하나의 상태에 적용될 수 있을 때 시스템에 치명적인 결과를 초래하게 된다. 분류자 시스템은 규칙이 동적으로 변화한다. 존재하는 규칙의 유용성을 시스템이 반복되는 학습을 통하여 알아낼 수 있으며 유용하지 않는 규칙을 대체할 새로운 규칙을 생성할 수도 있다[6].

2.1. 시스템 구성

분류자 시스템은 그 역할에 따라 크게 3가지 요소로 나눌 수 있다[7].

- performance system.
- 신뢰할당(apportionment of credit) 시스템
- 규칙 생성(rule discovery)시스템

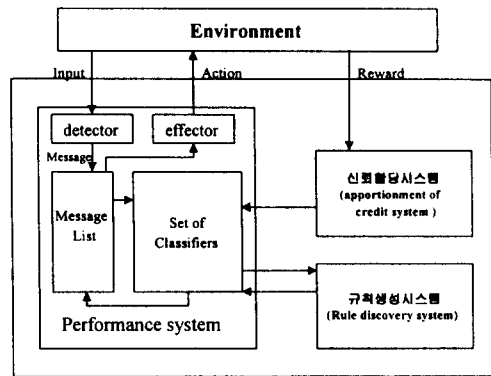


그림 1. 분류자 시스템의 구성요소

2.1.1 Performance system

분류자 집합(set of classifiers), 메시지 목록(message list), 검지기(detector), 효과기(effector)의 구성요소가 있다.

분류자 집합은 분류자 시스템을 구성하는 if-then 규칙의 후보를 저축해두는 기억영역이다. 각 분류자(classifier)는 조건부와 행동부로 나누어진다. 조건부에는 세 개의 문자로 구성된다. 즉 각 유전자가 취할 수 있는 값인 대립유전자의 집합에 임의문자인 #을 더한 문자로 구성된다. 예를 들면 가장 전형적인 예로써 대립유전자가 0,1일 때 길이 n의 조건부는 <조건> = (0,1,#)ⁿ으로 나타낸다. 예를 들어 n=5일 때는 1####, 0###1 와 같이 나타낸다. #부분은 0이든지 1이든지 어느 것이나 좋다는 의미이다. 그러므로 1#### 은 1로 시작하는 모든 메시지를 나타내는 것이다. 분류자의 조건부에서 사용하는 don't care symbol 은 스키마의 그것과는 구별된다. 규칙의 일부를 정의하는 한 개의 고정된 유전자좌의 값이기 때문이다. 조건부에 존재하는 '#' 심벌은 좀더 일반적인 규칙을 허용하는 역할을 한다. 조건부에 '#' 심벌이 많을수록 좀더 일반적인 규칙을 표현한다. 분류자의 행동부는 일반적으로 메시지의 길이와 같은 길이를 사용하게 된다. 메시지 목록에 존재하는 메시지를 만족하는 분류자들은 그들이 보유하고 있는 신뢰도(Strength)값을 가지고 경합을 통해서 활성화되는 분류자를 선택하게 된다. 이때 선택된 분류자의 행동부의 메시지가 메시지 목록에 기록되어 다음 스텝에서 다른 분류기를 활성화시키는 역할을 하고 효과기를 통해서 외부 환경으로 출력을 내보낸다.

검지기(detector)는 입력 데이터를 분류자 시스템에서 이용될 수 있는 메시지로 변환하는 부분이다. 여기서 만들어진 메시지가 메시지 목록(message list)로 저장된다. 효과기(effector)는 분류자 시스템에서 출력 메시지를 외부 시스템이 요구하는 형태의 코드로 변환해서 출력한다.

메시지 목록은 들어온 메시지나 내부에서 조회(matching)작업에 의해서 생성된 메시지를 저장하고 이 메시지들이 분류자들을 활성화시킨다. 일반적으로 메시지목록의 길이는 제한되어있기 때문에 활성화된 규칙 중 경합에 의해서 선택되어진 메시지만을 저장하게된다.

2.1.3 신뢰할당 시스템

주요한 작업은 규칙을 그것의 유용성에 따라 분

류하는 것이다. 복잡한 환경하에서 작동하는 규칙 베이스시스템의 가장 중요한 기능은 신뢰할당이다. 신뢰할당은 규칙이 단독으로 작동하는 것이 아니라 체인에 의해서 작동하기 때문에 어려운 문제이다. 이 말은 복수의 규칙이 병행해서 관계하고 있으면 어느 규칙이 결과를 부여하기 위하여 공헌하는가를 정하기가 어렵기 때문이다. 분류자 시스템에서 각각의 분류자들의 유용성을 측정하기 위해서 각 분류자들은 실수의 신뢰도를 보유하게 된다. 신뢰 할당에는 Holland에 의한 버킷릴레이(bucket brigade algorithm)[3]이라고 하는 방법이 있다. 이것은 각각의 분류자들은 초기에는 동일한 신뢰도를 할당받지만 트레이닝 데이터를 차례로 부여할 때 유용한 규칙은 신뢰도를 부가하고, 반대로 유용하지 못한 규칙의 신뢰도는 감소시키는 역할을 한다. 이 버킷릴레이 방법은 분류자 시스템을 경제사회로서 모델링한 것이다. 각각의 분류자들은 메시지 목록에 메시지를 추가할 권한을 얻기 위해서 그들의 신뢰도를 지불한다. 그리고 나서 자신의 메시지에 의해서 활성화된 분류자들이 지불한 보수를 받게 된다. 이와 같은 방법으로 그림2와 같이 분류자 체인을 통해서 환경으로부터 받은 보수가 역방향으로 전달 되게 되는 것이다. 그 결과 높은 보상을 받는 체인에 참여한 분류자들은 그들의 신뢰도가 증가하는 경향을 보이게 된다.

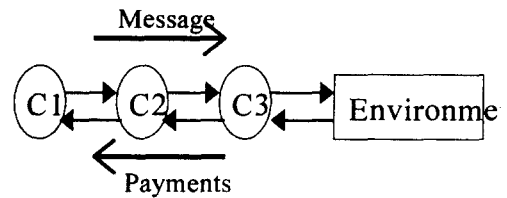


그림 2. Bucket Brigade Process

신뢰할당 알고리즘

Step1 환경으로부터 정보가 들어오면 검출기가 그것을 0,1로 코딩하여 메시지 목록에 게시한다.

Step2 분류자 목록에 있는 분류자 하나 하나에 대해서 조건부가 만족되는 메시지가 메시지 목록에 있는지 검사하여 만족되는 것을 찾는다. 해당하는 분류자를 모아서 집합 M을

구성한다.

Step3 매칭한 분류자 c 의 bid는

$$B(c, k) = \frac{R(c)}{b} S(c, k) \quad (1)$$

로 한다. 여기서 b 는 조건부의 비트 길이를 나타내는 정수, $R(c)$ 는 조건부중의 #가 아닌 비트수를 나타내고 $S(c, k)$ 는 k 학습회수에 분류자 c 의 신뢰도를 나타낸다.

M 내의 각 분류자의 bid (1)식을 계산하여 승자를 결정한다. 이때 승자 c 는 bid를 지불하기 위해 신뢰도를 줄인다. 결국

$$S(c, k+1) = S(c, k) - B(c, k) \quad (2)$$

로 한다. 여기서 이전 단계에서 분류자 c 에게 메시지를 보낸 분류자 s 에 여기서 지불한 bid를 분배한다. s 가 c 에 메시지를 보냈다고 하면 s 의 신뢰도는

$$S(s, k+1) = S(s, k) + B(c, k)/n \quad (3)$$

가 된다. 여기서 n 은 c 에 메시지를 보낸 개체 수이다.

Step4 메시지 목록을 지운다.

Step5 M' 내의 각 분류자의 bid를 지불하고 그 bid의 값은 각각의 분류자의 입력 및 매칭하는 출력을 가진 분류자 중에서 균등하게 분배된다. M' 내의 분류자는 활성화하고 후건부에서 생기는 메시지는 메시지 목록에 게시한다.

Step6 메시지 목록의 메시지를 해석하여 경합하는 경우에는 모순을 해석하고 나서 출력인 터페이스에 출력한다.

Step7 환경으로부터 이득이 있으면 그것을, 출력을 실행한 분류자의 강도에 분배하여 부여한다.

분류자는 각각 프로그램의 최소단위로 간주할 수 있기 때문에, 이것을 연결함으로써 현재의 상태를 분류하여 환경에 대해서 적절한 출력을 만들어 낼 수 있는 프로그램이 자동 생성된다고 볼수 있다. 버킷릴레이에서 개체의 신뢰도 변경은 메시지가 매칭하는 분류자만이 실행된다. 출력까지 연결되어 있는 계열은 최후의 분류자가 환경으로부터

터 값을 받아들이는데, 이값이 크면 우수한 분류자 체인으로써 점점 확실한 것으로 성장해 간다.

2.1.4 규칙생성(rule discovery) 시스템

새로운 규칙은 GA의 메커니즘에 의해 생성한다. 규칙의 강도 값으로서는 교차하기 전의 부모의 강도를 계승하는 방법과 초기값을 일률적으로 하는 방법도 있다. 분류자 시스템에서는 교차연산자의 적용방법을 조금 변경하는 것이 좋다. 선택은 모든 분류자에 대해서 동일한 확률로 적용하는 것이 아니라 분류자의 신뢰도가 큰 것에 대해서 실행한다. 또 생성된 새로운 규칙은 부모와 치환하는 것이 아니라 분류자 리스트 전체에서 신뢰도가 작은 규칙을 이것과 치환하는 방법을 사용한다.

3. Artificial Ant Problem

3.1 시스템 환경

32×32 의 격자상에서 주어진 먹이를 모두 획득할 수 있도록 분류자 시스템을 적용하여 개미가 적용행동을 보이도록 하는 것이다. 주어진 격자는 Langton에 의하여 설계된 santafe trail로서 개미가 처할 수 있는 다양한 상황에 대한 고려가 되어 있다.

3.2 인공개미(Artificial Ant)의 메시지

현 상태가 되기 위해서 취한 행동 2bit, Ant의 앞에 먹이의 유무 1bit, 총 3bit로서 개미(환경)로부터 얻어지는 메시지를 표현한다.

3.3 분류자의 구성

분류자는 그림 3과 같이 2개의 조건으로 이루어진 조건부와 메시지 목록에 추가되는 다음상태(3bit)와 개미의 행동(2bit)을 나타내는 행동부로 이루어진다. 총 11bit로 이루어진다. 이때 메시지 목록은 환경 메시지와 내부 메시지 하나를 저장하는 즉 2개의 메시지를 저장할 수 있다.

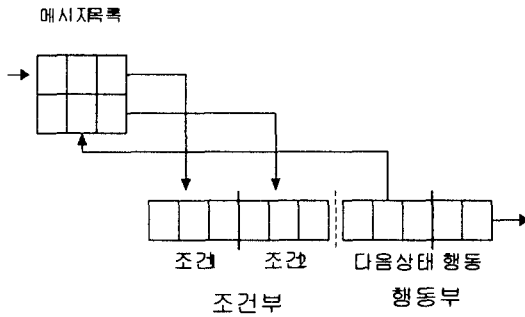


그림3. 분류자와 메시지 목록

3.4 강화신호

- 개미가 보상을 받을 경우.
- 개미가 먹이를 먹었을 경우
- 앞에 먹이가 없을 때 행동 후 앞에 먹이가 생긴 경우
- 개미가 벌칙을 받을 경우
- 앞에 먹이가 있는데도 방향을 바꾸었을 때
- 전진을 했는데도 먹이를 먹지 못했을 경우

3.5 신뢰도 할당

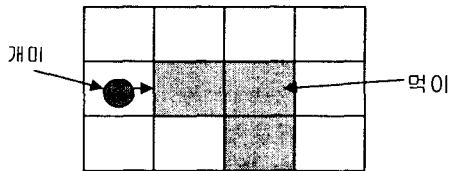


그림 4. 인공개미의 환경

그림 4와 같은 경우를 인공개미 분류자 시스템의 신뢰도 할당 메커니즘을 보면 다음과 같다. 다음과 같은 5개의 분류자가 존재한다고 가정한다. 각각의 신뢰도는 다음과 같고, bid값은 신뢰도에 0.1을 곱한 값을 사용한다.

	분류자 리스트	신뢰도
1	#10#00:01001	150
2	01###0:01111	100
3	1##0##:10011	300
4	#011##:00111	200
5	#001#1:00011	80

그림 3과 같이 개미가 위치해있으면 환경으로부터의 메시지는 001이 되고 메시지 목록에 111이 있다고 가정하면 이 두 개의 메시지는 4번 분류자를 만족해서 4번 분류자는 활성화된다. 이때 bid값으로 20을 내놓고 내부메시지 001이 메시지 목록에 실린다. 그리고 개미는 전진을 하고 보상값 10을 받고 신뢰도가 190이 된다.

Step 0

	분류자 리스트	신뢰도	bid
1	#10#00:01001	150	
2	01###0:01111	100	
3	1##0##:10011	300	
4	#011##:00111	190	20
5	#001#1:00011	80	

다시 환경으로부터 111메시지가 들어오고 메시지목록 001이 있으므로 이것은 분류자 3은 활성화된다. 다시 bid 30을 내놓고 메시지목록에 100을 보내고 개미는 전진을 해서 보상값 10을 얻는다. 이때 bid 값은 분류자 3을 활성화시킨 4번 분류자에게 보내진다.

Step 1

	분류자 리스트	신뢰도	bid
1	#10#00:01001	150	
2	01###0:01111	100	
3	1##0##:10011	280	30
4	#011##:00111	220	
5	#001#1:00011	80	

다음으로 환경으로부터 110메시지가 검출되고 메시지목록에 100이 있으므로 분류자 1을 활성화시킨다. 분류자 1은 bid 15을 내놓고 메시지목록에 010을 보내고 개미를 우측으로 회전시킨다. 이때 분류자 3이 bid값을 받고 신뢰도가 295가 된다.

Step 2

	분류자 리스트	신뢰도	bid
1	#10#00:01001	145	15
2	01###0:01111	100	
3	1##0##:10011	295	
4	#011##:00111	220	
5	#001#1:00011	80	

마지막으로 환경 메시지 011이 들어오고 메시지 목록에 010이 분류자 2를 활성화 시켜서 bid 10을 내놓고 메시지 목록에 011을 보내고 개미를 움직여 보상 10을 받는다. 분류자 1은 분류자 2로부터 bid값을 받아서 신뢰도가 155가 된다.

Step 3

	분류자 리스트	신뢰도	bid
1	#10#00:01001	155	
2	01###0:01111	100	10
3	1##0##:10011	280	
4	#011##:00111	220	
5	#001#1:00011	80	

3.6 규칙의 생성

Steady-state 선택방법을 사용하여 신뢰도가 높은 분류자중에서 임의로 부모를 선택하여 자식 개체를 생산하고 이 개체를 신뢰도가 낮은 개체들과 대체하는 방법을 사용하였다. 위에서의 예를 생각해보면 분류자 5가 학습이 끝난후의 신뢰도가 가장 낮았다. 그러므로 분류자 5를 제거한다.

	분류자 리스트	신뢰도	bid
1	#10#00:01001	155	
2	01###0:01111	100	
3	1##0##:10011	280	
4	#011##:00111	220	
5			

그리고 신뢰도가 높은 분류자중에서 3과 1의 분류자를 선택해서 3의 전반부 1#..... 와 1의 후반부 .0#0001001를 교차연산을 수행하여 새로운 분류자 1#0#00:01001 생성하고 초기 신뢰도를 부여한다.

	분류자 리스트	신뢰도	bid
1	#10#00:01001	155	
2	01###0:01111	100	
3	1##0##:10011	280	
4	#011##:00111	220	
5	1#0#00:01001	100	

3.7 실험 결과

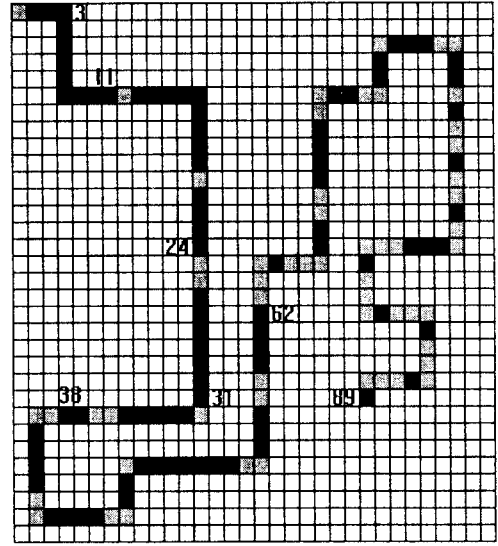


그림 5. 인공개미의 santafe trail 이동

4. 결론

GBML중에서 Michigan 방법의 분류자 시스템은 서로 협조하는 규칙의 집합을 구하는 것이 목적이다. 이 방법은 각각의 규칙이 하나의 스트링으로 표현된다. 분류자 시스템은 메시지 목록을 이용하여 시스템 내에서 생성되는 분류자를 실시간으로 정비해 간다. 즉 규칙의 한 조를 가지고 온 라인으로 정비하기 때문에 실제의 문제에 대해서 실시간 처리와 온라인 학습이 가능하다. 인공 개미문제를 통하여 그 가능성을 확인하였다.

감사의 글

본 논문은 정보통신부 대학기초연구의 지원에 의한 결과임.

참고 문헌

- [1] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Program 3rd ed.*, Springer-Verlag, 1995.
- [2] B. Boer, "Classifier Systems: A useful approach to machine learning?", *Master's Thesis*, 1994.
- [3] J.H. Holland, *Adaptation in Natural and*

Artificial Systems, The MIT Press, 1991.

- [4] J.H. Holland, *Adaptation*. Progress in Theoretical Biology IV. ed. Rosen, R.F. New York: Academic press, 1976.
- [5] Furuhashi T., Nakaoka K., and Uchikawa Y. "An efficient finding of fuzzy rules using a new approach to genetic based machine learning.", *In Proc. Fourth IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 715-722, 1995.
- [6] D.E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley publishing company. 1989.
- [7] M. Dorigo, U. Schnepf, "Genetics-based Machine Learning and Behaviour Based Robotics : A New Synthesis," *IEEE Transactions on systems, man, and Cybernetics*, 23, 1, 141-154, January, 1993.