

다치오토마타와 유전자 알고리즘에 의한 상태 전이 해석

State Transition Analysis Using Multiple-Valued Logic Automata and Genetic Algorithm

고현정, 손창식, 정환묵
대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부

Hyun-Jung Koh, Chang-Sik Son, Hwan-Mook Chung
Faculty of Computer & Information Communication Engineering
Catholic University of Daegu
E-mail : khj7232@chol.com

요 약

생물과 같이 외부 환경의 변화에 적응하는 능력을 갖도록 하기 위한 시스템을 다치오토마타를 사용하여 모델화하고 이들에 대하여 도태, 교배, 돌연변이 등의 유전적 조작을 반복함 적용에 의해 유한 상태 전이 과정을 해석하고 응용할 수 있는 방법을 제안한다. 이러한 해석과 방법에 대한 모델을 기초로 자기 갱신할 수 있는 자율 오토마타와 환경에 적응할 수 있는 적응 오토마타를 실현하는 기초 단계로 적용할 수 있는 가능성을 제안한다.

Key Words : multi-valued automata, genetic algorithm, state transition

1. 서론

기존의 오토마타는 유한 오토마타로서 이치 오토마타를 의미한다. 오토마타 이론은 수학적으로 추상화된 기계로서 순차적이고 전기적인 회로의 특성을 모델링하는데 사용되고 그 응용 범위가 점차 확대되어 컴퓨터 게임, 기계 처리, 인공지능, 신경 시스템 동작, 로봇 시스템과 같은 행동 상황과 지능 시스템을 모델링하는데 사용된다.

지금까지 지능 시스템의 여러 분야에서 모델링의 필요에 따라 오토마타에 확률, 퍼지 그리고 신경망 등의 개념을 도입한 다양한 오토마타 모델들이 제안되었다. 모든 경로가 0과 1만으로 판단되는 고정된 오토마타가 아니라 입력에 따라 출력 경로를 다양하게 표현할 수 있는 다치오토마타를 응용하도록 한다.

본 논문에서는 기존에 제안된 다치오토마타와 유전자 알고리즘을 사용하여 기존의 오토마타에

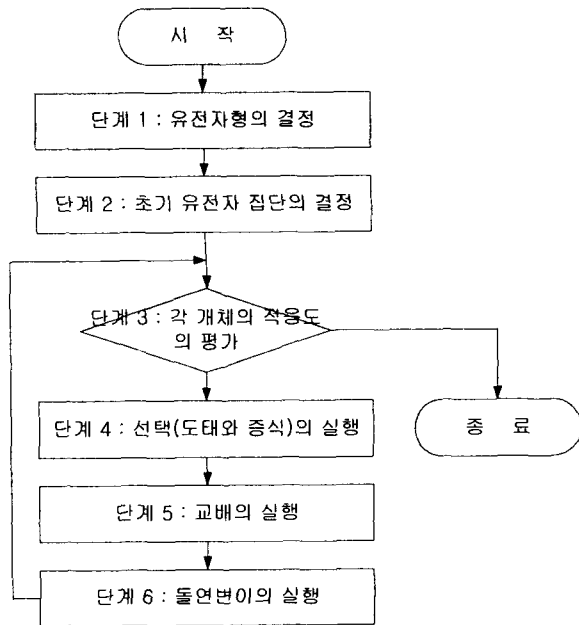
상태 변화를 확장시켜서 임의의 문자열 입력에 대한 다음 상태의 다양한 변화를 해석하고 적용할 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

2. 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘(Genetic Algorithm : GA)은 자연계에서 생물의 유전과 진화의 메커니즘을 공학적으로 모델화한 것으로 방법이다. 즉, 자연계의 진화 현상을 기반으로 한 계산모델로서 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 형태의 자료 구조로 표현하고 점차 변형시켜 차츰 좋은 해를 생성하게 한다[1].

2.1 유전자 조작

유전자 알고리즘을 구성하고 전체의 프로세스는 크게 나누어 [그림 1]과 같이 실시된다.



[그림 1] 유전자 알고리즘의 흐름도

[단계 1] 유전자형의 결정

대상이 되는 문제를 유전자형으로 표현한다.(유전자의 배당 위치, 배당 형태 등)

[단계 2] 초기 유전자 집단의 결정

요소가 다른 다양한 개체를 발생시킨다.(개체의 상호 처리 특징에 의거)

[단계 3] 각 개체의 적응도의 평가

각 개체의 적응도를 미리 결정한 방법으로 연산하고 결정 기준에 만족하는 개체의 유무를 체크하여 있으면 종료하고, 없으면 다음 단계로 간다.

[단계 4] 선택(도태·증식)

결정된 적응도에 기초하여 개체의 생존 분포를 결정한다.

- 도태 : 각 개체의 평가에 기초한 삭제 처리
- 증식 : 도태로 감소한 집단 수를 랜덤 샘플링으로 증식시켜 집단 수 증가 처리

[단계 5] 교배 처리

2개의 염색체 사이에서 유전자를 바꾸어 새로운 개체를 발생시킨다.

[단계 6] 돌연변이 처리

유전자의 부분 값을 강제로 바꾸고 유전자 집단

의 다양성을 크게 한다.

[단계 7] 반복

단계 3으로 돌아가고 각 개체의 적응도를 평가한다.

3. 다치오토마타와 상태 전이

다치오토마타(MVL-automata)는 다음과 같이 정의한다. 오토마타는 입력 (외부 환경) 스트링의 값, 상황 (상태) 및 출력(행동)으로 나타낸다[2].

$$f = a_i \sum X_i X_j \quad (1)$$

(단, $i, j \in 1, 2, \dots, n$)

여기서, a_i 는 출력, X_i 는 입력 스트링의 값,

X_j 는 상태에 대한 값이다.

다치오토마타 모델(MVL-Automata Model)은 유한 상태 기계(Finite-State Machine : FSM)정의에 따라 5가지 요소로 구성된다[3].

$$MVLA=(I, O, S, f, g) \quad (2)$$

여기서 I, O 및 S는 다치 입력, 출력, 그리고 상태들의 공집합이 아닌 유한 집합이다. 그리고 $f = I \times S \rightarrow S$ 는 상태 전이 함수이고, g 는 출력 함수이다. 즉 $g : I \times S \rightarrow O$ 이다. 카티시언 곱(Cartesian Product) $I \times S$ 는 요소(X(t), S(t))의 모든 쌍들을 포함한다. 상태 전이 함수 f는 S내에 다음 상태 S(t+1)상에 각각의 쌍 (X(t), S(t))을 사상하고, 그리고 출력 함수 g는 식에 따라 O내에 출력 y(t)상에 각각 쌍 (X(t), S(t))을 사상한다.

$$S(t+1)=f(X(t), S(t)) \quad (3)$$

그리고

$$y(t)=g(X(t), S(t)) \quad (4)$$

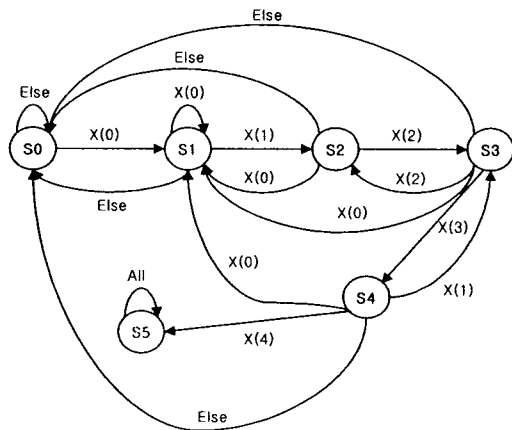
여기서, 불연속 시간(이산시간)은 $t=0, 1, 2, \dots$ 으로 정의된다. X(t)는 입력, S(t)는 현재 상태,

그리고 $S(t+1)$ 은 다음 상태이다. 그리고 현재 상태 출력 함수는 다음과 같다.

$$y(t)=g(S(t)) \quad (5)$$

4. 응용 예

예를 들어 [그림 2]과 같은 상태 전이도로 가정한다.



[그림 2] 상태 전이도

[그림 2]에서 시작 상태는 S0이고 종결 상태는 S5이다. 그리고 All은 다치오토마타의 입력(즉, X(0), X(1),..., X(4))을 의미하고, Else는 5가지 입력 이외에 입력 패턴을 의미한다.

[표 1] 상태 전이표

input	Present State	Next State
X(i)	S(i)	S(i+1)
X(0)	S0	S1
Else	S0	S0
X(0)	S1	S1
X(1)	S1	S2
Else	S1	S0
X(0)	S2	S1
X(2)	S2	S3
Else	S2	S0
X(0)	S3	S1
X(2), X(3)	S3	S2, S4
Else	S3	S0
X(0)	S4	S1
X(1), X(4)	S4	S3, S5
Else	S4	S0
All	S5	S5

[표 1]은 [그림 2]에 상태 전이도로 생성한 것이다.

초기상태(S0)에서 시작하여 종결상태(S5)로 끝

나는 패턴을 P라고 할 때, [그림 2]에 상태 전이도의 패턴 P는 다음과 같다.

[표 2] 상태 전이도를 만족하는 패턴

패턴	만족하는 패턴 단계
P1	S0-S1-S2-S3-S4-S5
P2	S0-S1-S2-S1-S2-S3-S4-S5
P3	S0-S1-S2-S0-S1-S2-S3-S4-S5
P4	S0-S1-S2-S3-S1-S2-S3-S4-S5
.....

그리고 유전자 조작 간단히 하기 위해서 각각의 상태에 수치적인 값을 다음과 같이 할당하였다.

[표 3] 수치값 할당

상태	수치값	비트패턴
S0	0	000
S1	1	001
S2	2	010
S3	3	011
S4	4	100
S5	5	101

개체의 적합도를 평가하기 위해 목적함수(objective function) 즉, 최적화하고자 하는 함수는 각 개체의 적합도를 평가하기 위해 사용된다. 그러나 목적함수의 값의 범위는 문제마다 다르므로 대개 보통 정해진 구간 사이의 양수값을 갖도록 표준화된 값을 사용한다.

표준화하기 이전의 적합도 값은 “선형 표준화” 함수를 사용하여 값을 구한다.

[단계 1] 개체군의 평균 적합도 \bar{f} , 최대 적합도를 f_{max} , 최소 적합도를 f_{min} 이라 하고 $c=2$ 라고 한다. (여기서 c 는 최고 좋은 개체가 다음 세대에 재생할 개체수의 기대치로서 보통 개체군의 크기가 50에서 100일 경우 0.2에서 2사이 정도로 한다.)

[단계 2]

$$f_{min} > \frac{c \cdot \bar{f} - f_{max}}{c - 1.0} \quad (6)$$

조건을 만족할 경우, [단계 3]으로 이동하고,

만족하지 않을 경우 [단계 4]로 이동한다.

[단계 3]

$$a = \frac{(c-1.0) \cdot f}{f_{\max} - f}, b = \frac{f \cdot (f_{\max} - c \cdot f)}{f_{\max} - f} \quad (7)$$

조건을 만족할 경우, [단계 5]로 이동한다.

[단계 4]

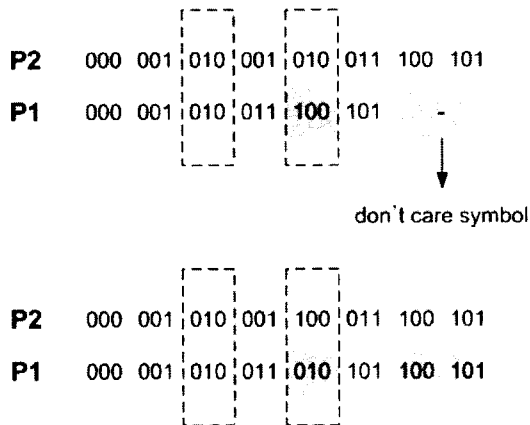
$$a = \frac{f}{f - f_{\min}}, b = \frac{f_{\min} \cdot f}{f - f_{\min}} \quad (8)$$

조건을 만족할 경우, [단계 5]로 이동한다.

[단계 5]

$i = 1, 2, \dots, N$ 에 대하여, $f'_i = af'_i + b$ 로서 선형 스케일을 행한다.

그리고 본 논문에서 사용할 교배연산은 “2점 교배” 연산을 사용하였다. 한 예로 [표 2]에 패턴 P2와 패턴 P1이 2점 교배를 할 경우는 다음과 같다.



[그림 3] 2점 교배 후 패턴의 변화

[그림 3]에 2점 교배 과정에서 패턴 P1에 don't care symbol은 패턴 P2의 비트를 이용하여 교배하였다.

즉, 위의 패턴 P1은 S0 - S1 - S2 - S3- S4 - S5인 단계로 종결됨을 의미하고, 교배 후 아래 P1은 S0 - S1 - S2 - S3 - S2 - S5 - S4 - S5 단계로 종결됨을 의미한다.

5. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서 제안한 다치오토마타 모델과 유전자 알고리즘에 의한 상태 전이 해석은 오토마타의 해석이나 지능 시스템 모델링에 이용될 수 있는 가능성을 제안하였다. 또한 이러한 해석과 응용 방법을 적용한 모델을 기초로 자기 갱신할 수 있는 자율 오토마타와 환경에 적응할 수 있는 적응 오토마타에 대한 연구가 요망된다. 또한 이치 논리를 확장한 다치의 경우 유전자 알고리즘의 적용에 대한 연구도 요망된다.

6. 참고문헌

- [1] 정환목, “지능정보시스템원론”, 21세기사.
- [2] 정환목, “다치논리함수의 구조 해석과 전개”, 한국정보과학회 논문지, 제13권 제3호, pp. 153-166, 1986. 8.
- [3] 손창식, 정환목, “다치오토마타 모델을 이용한 신경망 시스템 구현”, 한국 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제11권 제8호, pp701-708 2001.12.