

# GENIE: 신경망 적응과 유전자 탐색 기반의 학습형 지능 시스템 엔진

장 병 탁

건국대학교 공과대학 컴퓨터공학과  
서울시 광진구 모진동 93-1 [우 143-701]  
E-mail: btzhang@ai.konkuk.ac.kr  
http://ai.konkuk.ac.kr/~btzhang

## GENIE: A Learning Intelligent System Engine Based on Neural Adaptation and Genetic Search

Byoung-Tak Zhang

Dept. of Computer Engineering, Konkuk University  
E-mail: btzhang@ai.konkuk.ac.kr  
http://ai.konkuk.ac.kr/~btzhang

### Abstract

GENIE is a learning-based engine for building intelligent systems. Learning in GENIE proceeds by incrementally modeling its human or technical environment using a neural network and a genetic algorithm. The neural network is used to represent the knowledge for solving a given task and has the ability to grow its structure. The genetic algorithm provides the neural network with training examples by actively exploring the example space of the problem. Integrated into the GENIE system architecture, the genetic algorithm and the neural network build a virtually self-teaching autonomous learning system. This paper describes the structure of GENIE and its learning components. The performance is demonstrated on a robot learning problem. We also discuss the lessons learned from experiments with GENIE and point out further possibilities of effectively hybridizing genetic algorithms with neural networks and other softcomputing techniques.

### 1. 서 론

인공지능의 관점에서 볼 때 신경망 시스템의 가장 흥미있는 특성 중의 하나는 무엇보다도 학습 능력이다. 전통적인 지식기반의 인공지능 기법에서는 문제 해결에 필요한 지식을 그 분야의 전문가 또는 지식 공학자에 의하여 시스템에 제공하여 주어야 하는데 반해서 신경망 기반의 지능형 시스템은 실제 문제해결의 예로부터 학습을 통하여 문제해결에 필요한 지식을 스스로 습득할 수 있는 장점이 있다. [Hinton, 1989]

그러나 전형적인 신경망 학습 알고리즘들은 학습에 필요한 데이터가 외부의 교사나 다른 환경으로부터 주어진다고 가정한다. 즉 신경망을 이용한 감독학습(supervised learning) 응용에서는 대부분의 학습 알고리즘이 외부에서 주어진 훈련집합(training set)에 의해 신경망의 웨이트(weight)만을 조정함으로써 성능을 향상시키려 시도한다. 이러한 수동적인 학습 방식보다 인공지능의 관점에서 더 흥미를 끄는 학습 방식은 학습 시스템 스스로가 능동적으로 학습예(learning examples)를 탐색함으로써 좀 더 효과적으로 새로운

지식을 습득하는 방식일 것이다. [Michalski et al., 1986; Zhang et al., 1991; Cohn, 1994]

능동적 학습에 의한 지식 습득의 필요성에 대한 전형적인 예는 로보틱스에서 찾을 수 있다. 만약 로봇이 알려지지 않은 환경에서 임무를 수행하여야 한다면 이 때는 항상 외부에 교사가 있어서 학습예를 모두 제공해 줄 수는 없다. 이 경우 로봇은 스스로 문제 해결 즉 주어진 임무를 수행하는데 필요한 외부 환경에 대한 정보를 스스로 감지 및 습득하여야 한다.

본 논문에서는 이와 같이 더욱 능동적으로 학습을 수행함으로써 신경망 기반의 지능형 시스템을 구축하기 위한 도구인 GENIE (Genetic Neural Intelligence Engine) 시스템을 소개한다. GENIE는 신경망에 의한 학습과 유전자 알고리즘에 의한 학습을 지원하며 이들은 서로 융합되어 진화하는 점진적 학습형 지능시스템 엔진이다. 유전자 알고리즘은 자연세계의 진화현상과 유전학에 기반한 계산 모델로서 특히 기계학습, 탐색 및 최적화에 성공적으로 응용되고 있다. [Goldberg, 1994; Fogel 1995] GENIE에서의 유전자 알고리즘은 신경망의 훈련에 필요한 학습예들을 능동적으로 생성하고 선택하는데 이용된다.

논문의 구성은 다음과 같다. 제2절에서는 GENIE에서의 학습에 대한 기본적인 아이디어와 시스템의 구조를 살펴본다. 제3절에서는 GENIE에 의해 제공되는 여러 가지 학습 방식을 소개하고 사용된 학습 알고리즘들을 간략히 기술한다. 특히 유전자 알고리즘이 신경망에 어떻게 응용되었는가에 대하여 쫓점을 두어 설명한다. 제4절에서는 하나의 응용예로서 GENIE에서의 유전자 알고리즘과 신경망에 의한 능동적 학습방식을 로봇 학습문제에 적용한 실험 결과를 살펴본다. 마지막으로 제5절에서는 본 연구를 통해 얻은 교훈과 신경망 기반의 지능형 시스템을 구축하는데 있어서 유전자 알고리즘의 효과적 응용 방법 그리고 유전자 알고리즘을 다른 유사 분야에 응용하기 위한 방안에 대하여 토론한다.

## 2. GENIE 시스템의 구조

GENIE는 크게 학습과 추론 시스템으로 구성되어 있다. 학습 시스템은 다시 두 개의 학습 모듈로 나뉜다. 하나는 신경망 학습 모듈(neural learning module)이고

또 다른 하나는 유전자 학습 모듈(genetic learning module)이다. 신경망 학습 모듈은 다시 적응(adaptation)과 발생(development)의 두 요소로 구성되며, 유전자 학습 모듈은 선택(selection)과 생성(creation)의 두 하부모듈로 이루어진다.

적응 모듈은 신경망의 시냅틱 웨이트들을 변경하는 일을 담당하며 발생 모듈은 신경망 구조의 성장을 제어하는 역할을 담당한다. 선택 모듈은 많은 후보 데이터의 집합으로부터 유용한 학습예들을 선택하여 주며, 생성 모듈은 기존의 훈련집합으로부터 새로운 학습예를 생성하는 일을 담당한다. 학습예의 선택과 생성에는 적자생존의 원리에 기반을 둔 유전자 알고리즘이 사용된다.

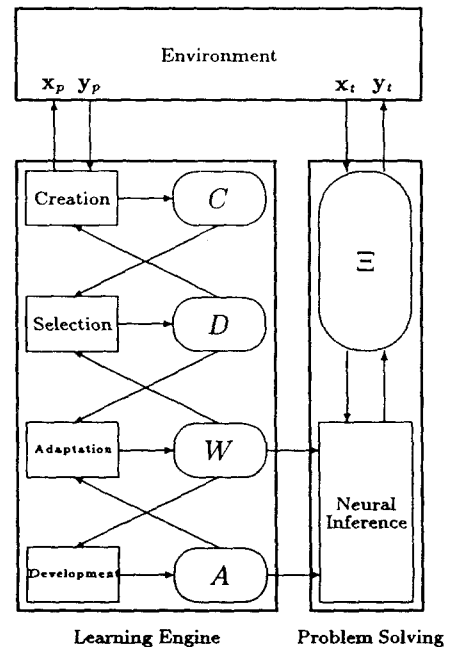


그림 1 : GENIE 시스템 구조

신경망 학습 모듈과 유전자 학습 모듈은 신경망과 훈련집합의 자료구조를 통하여 점진적으로 서로 영향을 미치면서 진화적으로 발전하게 된다. 신경망 학습 모듈은 유전자 학습 모듈이 제공하는 훈련집합을 이용하여 환경에 대한 개선된 모델을 형성하며 발전하고, 유전자 학습 모듈은 신경망에 의하여 구축된 환경

에 대한 새로운 모델을 기반으로 더욱 유용한 학습예들을 선택하고 생성한다. 이와 같은 과정은 신경망과 유전자 알고리즘에 의한 진화적 학습 "Learning by Genetic Neural Evolution" 또는 유전자 알고리즘과 신경망에 의한 점진적 자율 학습 "Genetic Neural Incremental Autonomous Learning"으로 일컬어진다 [Zhang, 1992]. 그림 1은 GENIE 시스템의 구조를 보여준다.

좀 더 상세히 살펴보자면, GENIE 시스템은 4개의 연산자

$$OP = \{F_A, F_D, F_S, F_C\} \quad (1)$$

를 사용하여 4가지의 자료 구조

$$DS = \{A, W, C, D\} \quad (2)$$

를 변형함으로써 학습 및 추론을 하는 지능형 시스템 구축 엔진이다. 연산자  $F_A, F_D, F_S, F_C$ 는 각각 적응, 성장(발생), 선택, 생성을 담당하며, 자료구조  $A, W, C, D$ 는 각각 신경망의 구조, 시냅스 연결강도, 후보 데이터집합, 훈련 데이터집합을 나타낸다. 각 기호의 의미는 표 1에 요약되어 있으며 이들을 이용하여 능동적인 학습을 하는 과정을 순서도로 설명하면 그림 2와 같다.

구 분	기 호	의 미
연산자 (OP)	$F_A$	Adaptation
	$F_D$	Development
	$F_S$	Selection
	$F_C$	Creation
자료구조 (DS)	$A$	Architecture
	$W$	Weights
	$C$	Candidate Set
	$D$	Training Data Set

표 1 : GENIE 엔진에서의 학습 연산자와 자료구조

생성 연산자  $F_C$ 는  $s$ 세대의 훈련집합  $D_s$ 로부터 새로운 후보집합  $C_{s+1}$ 을 만들어 낸다. 이 때 신경망 ( $A, W$ )가 사용된다.

$$C_{s+1} = F_C(D_s, A, W) \quad (3)$$

유전 연산자를 사용하여  $D_s$ 에 있는 예들을 부모로 삼아 자손이 생성되고 이를 후보집합  $C_{s+1}$ 에 추가함으로써 위의 과정이 수행된다. 신경망 ( $A, W$ )는 부모를 선택하는데 사용된다.

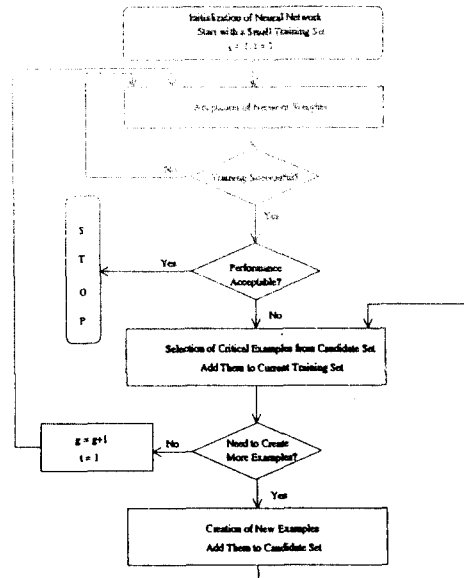


그림 2 : GENIE에서의 생성적 성장 학습

선택 연산자  $F_S$ 는  $s+1$ 세대의 후보집합  $C_{s+1}$ 로부터 새로운 훈련집합  $D_{s+1}$ 을 만들어 낸다. 이 때 역시 신경망 ( $A, W$ )가 사용된다.

$$D_{s+1} = F_S(C_{s+1}, A, W) \quad (4)$$

예를 선택하는데 있어서 적자 생존의 원리가 적용되어 후보예들 중에서 가장 적합도가 높은 학습예들이 훈련예가 된다. 신경망 ( $A, W$ )는 후보예들의 적합도를 측정하는데 사용된다.

성장 연산자  $F_D$ 는 현재의 훈련집합  $D$ 와 학습시각  $t$ 에서의 신경망  $(A_t, W_t)$ 로부터 신경망의 크기를 성장시킴으로써 망의 구조를 변경한다.

$$A_{t+1} = F_D(D, A_t, W_t) \quad (5)$$

적응 연산자  $F_A$ 는 현재의 훈련집합  $D$ 와 학습시각  $t$ 에서의 신경망  $(A_t, W_t)$ 로부터 신경망의 웨이트를 변경한다.

$$W_{t+1} = F_A(D, A_t, W_t) \quad (6)$$

웨이트의 변경을 통한 학습은 신경망의 정확도가 원하는 수준에 이를 때까지 반복된다. 그 결과로서 환경에 대한 지식베이스 역할을 하는  $W$ 가 개선되며 이 개선된 신경망을 사용하여 다시 다음 세대에서 좀 더 유용한 학습예를 생성하고 선택함으로써 신경망 학습 모듈과 유전자 학습 모듈은 다시 상호 진화를 반복하여 발전하게 된다.

### 3. GENIE 학습 방식의 종류

#### 3.1 개요

GENIE 시스템은 여러 가지 학습 상황에서 사용될 수 있다. 예를 들어서, 주어진 문제에 대한 학습 데이터가 아주 풍부한 경우에는 학습예를 생성하는 부분을 사용하지 않고도 학습이 수행될 수 있다. 그러나 학습예를 생성하는 기능을 가짐으로써 학습의 초기에 전혀 알려지지 않았거나 시간이 감에 따라 변화하는 환경에 신경망이 응용될 수 있는 가능성을 부여해 줌으로써 신경망 시스템의 응용 영역을 확대한다.

또한 문제 해결의 초기부터 학습에 필요한 최적의 신경망 구조나 크기가 알려져 있다면 성장 모듈이 사용되지 않고 GENIAL 알고리즘이 수행될 수 있다. 그러나 성장의 가능성은 미리 주어진 데이터의 특성을 모르는 환경에서 좀 더 편리하게 신경망이 사용될 수 있도록 할 뿐만 아니라 훈련집합에 가장 적합한 신경망의 구조를 자동으로 찾음으로써 학습 속도와 일반화 성능의 향상을 꾀할 수 있는 잇점을 지닌다. 이와 같이 GENIE 엔진이 지원하는 학습 방식을 분류하면

표 2에 제시된 다섯 가지의 학습 알고리즘으로 나눌 수 있다.

다섯 가지 학습 모드외에 GENIE는 또한 추론모드를 추가로 지원한다. 추론 또는 문제 해결 모드에서는 문제(입력)가 신경망의 입력층에 제시되면, 이에 대한 해답(출력)이 신경망의 출력층에 제시되는데 이 과정에서 한 번 이상의 뉴런 활성화가 수반될 수 있다. 그러나 신경망의 구조나 웨이트 값은 변경되지 않는다.

적응	선택	생성	성장	학습 방식의 종류
•				고전적 신경망 학습
•	•			점진적 선택 학습
•	•	•		점진적 생성 학습
•	•		•	선택적 성장 학습
•	•	•	•	생성적 성장 학습

표 2 : GENIE 학습 방식의 종류

#### 3.2 신경망의 훈련

GENIE에서 지원하는 가장 간단한 학습 모드는 적응 모듈만을 사용한 학습이다. 이것은 다층퍼셉트론의 학습에 사용되는 기존의 오류역전파 알고리즘과 같은 고전적인 학습 방식이다. 학습 도중 망의 구조  $A$ 와 훈련집합

$$D = \{ (\mathbf{x}_p, \mathbf{y}_p) \}_{p=1}^N \quad (7)$$

은 고정되며 학습 데이터가 임의로 정해진 순서를 따라 반복적으로 주어짐에 따라 망의 웨이트들이 다음과 같이 변경된다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \epsilon_p(t) \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}(t)} + \eta_p(t) \Delta w_{ij}(t-1) \quad (8)$$

여기서  $E_p$ 는 훈련예  $(\mathbf{x}_p, \mathbf{y}_p)$ 에 대한 제곱오차의 총합

$$E_p = \sum_{i=1}^n (y_{pi} - f_i(\mathbf{x}_p; W, A))^2 \quad (9)$$

을 나타낸다.

### 3.3 학습예의 선택

GENIE 엔진이 지원하는 두 번째 학습 방식은 점진적 선택 학습으로서 이는 고전적 신경망 학습 알고리즘에 학습예를 선택하는 기능이 추가된 학습 방식이다. 신경망의 구조는 고정되어 있으며, 훈련집합은 주어진 학습 데이터의 부분집합으로 시작하여 학습이 진행되는 동안 증가된다.

$$D_0 \leq D_1 \leq D_2 \leq \dots \leq D_n = L \quad (10)$$

일반적으로 한 번에  $\lambda$ 개의 예가 선택되며, 각 선택 단계에서 훈련집합  $D_s$ 와 후보집합  $C_s$  간에는 다음의 관계가 성립된다.

$$D = C_s \cup D_s \quad (11)$$

즉 처음에 주어진 데이터  $L$ 에서 훈련집합  $D_s$ 를 뺀 나머지가 모두 후보집합  $C_s$ 이 된다.

선택은 후보 집합의 원소 중에서 가장 큰 중요도  $e_m$ 를 갖는 예가 선택된다.

$$m^* = \arg \max_{m \in C} \{ e_m(s) \} \quad (12)$$

중요도는 현재 학습된 신경망  $(W, A)$ 에 의하여 측정되며 다음과 같이 평균오차에 비례하도록 정의된다.

$$e_m(s) = \frac{1}{\dim(\mathbf{y}_m)} \|\mathbf{y}_m - f(\mathbf{x}_m; W, A)\|^2 \quad (13)$$

학습예를 위의 기준에 의하여 진화적으로 선택함으로써

서 중요한 학습 패턴들이 선택되어 실제로 일반화 능력을 향상시킬 수 있음이 정보 이론적인 분석과 여러 실험을 통하여 검증되었다. [Zhang, 1994]

### 3.4 학습예의 생성

GENIE가 제공하는 세 번째 학습 방식은 점진적 생성 학습이다. 이 학습 방식은 점진적 선택 학습에 새로운 예를 생성하는 기능이 추가된 경우이다. 새로운 학습예는 학습데이터 공간에서 유전자 탐색을 수행함으로써 이루어진다. 먼저 다음의 적합도 값  $r_p(s)$ 에 따라 훈련집합  $D_s$ 에 있는 예가 선택된다.

$$r_p(s) = \frac{e_p(s)}{\sum_{q \in D_s} e_q(s)} \quad (14)$$

여기서  $e_q(s)$ 는 예의 중요도(식13)를 나타내며 인덱스  $q$ 는 훈련집합  $D_s$ 에 있는 모든 예에 대하여 적용된다.

분류 문제의 경우에는 위의 적합도 측정법 대신 다음의 평가함수를 사용할 수 있다.

$$r_p(s) = \frac{e_p(s)}{\sum_{q \in C_s} e_q(s)} \cdot \frac{1}{M} \left( 1 - \frac{N_{C_p}}{N} \right) \quad (15)$$

이 식에서  $M$ 은 분류하고자 하는 항목(category)의 갯수를 나타내며,  $N_{C_p}$ 는  $D_s$ 중에서  $p$ 가 속하는 항목  $C_p$ 에 있는 학습예의 갯수이다. 이 적합도 함수는 학습예의 오차와 밀도를 동시에 고려하는데, 오차를 많이 유발하거나 현재 학습예로 선택되어진 사례가 적은 학습 공간에서의 탐색을 유도함으로써 궁극적으로 일반화 능력 향상에 크게 기여하게 된다. 이 적합도의 유도과정은 [Zhang, 1996]에 보다 상세히 기술되어 있다.

새로운 예를 생성하기 위하여 교차(crossover)와 돌연변이(mutation) 유전 연산자가 사용된다. 교차 연산자는 먼저 두 개의 부모 학습예를 선택한다. 학습예를 표현하기 위한 염색체의 길이가  $n$ 이라고 할 때, 두 개의 교차점  $a, b$ 가 임의로 선택된 다음 두 스트링의 가운데 부분이 서로 교환됨으로써 새로운 두 개의 학습

예가 선택된다. 학습예가 다음과 같이 이진 스트링으로 표현된 경우,

$$\begin{aligned} x_1 &= 111111|111|111 \\ x_2 &= 000000|000|000 \end{aligned} \quad (16)$$

교차 연산자에 의해 아래와 같은 두 개의 새로운 학습예가 생성된다.

$$\begin{aligned} x_{1'} &= 111111|000|111 \\ x_{2'} &= 000000|111|000 \end{aligned} \quad (17)$$

돌연변이 연산자는 염색체의 임의의 유전자의 값이 임의의 다른 값으로 변형됨으로써 약간의 변이를 가져오는 연산자이다. 이진 스트링의 경우 다음의 염색체는

$$x_1 = 111111111111 \quad (18)$$

돌연변이에 의하여 아래의 염색체로 변형될 수 있다.

$$x_{1'} = 1101110111 \quad (19)$$

이진 스트링 대신 실수형으로 표현되는 염색체의 경우도 유사한 방법으로 기존의 학습예에 교차와 돌연변이 연산자를 적용할 수 있으며, 염색체가 이차원 배열로 구성된 경우에도 위의 방법을 확장할 수 있다.

### 3.5 신경망의 성장

GENIE에서 제공되는 다섯 가지 학습 방식 중 마지막 두 개의 학습 알고리즘은 3.3절과 3.4절에 기술한 능동적 학습 알고리즘에 신경망 구조의 성장 기능이 추가된 것이다. 즉 선택적 성장 알고리즘은 점진적 선택 알고리즘의 확장된 형태이고, 생성적 성장 알고리즘은 점진적 생성 알고리즘의 확장이다.

신경망의 성장을 검토하기 위해 웨이트 변경에 의한 학습 도중에 매  $\Delta t$  기간마다 오차의 변이를 추적하여 누적오차를 계산한다.

$$\Delta E_{sum}(t) = E(t-\Delta t) + \frac{1}{2} \Delta E_{sum}(t-\Delta t) \quad (20)$$

여기서  $E(t-\Delta t)$ 은  $t$ 와  $\Delta t$ 사이의 오차의 변화량을 나타내며  $\Delta E_{sum}(t-\Delta t)$ 은 오차의 누적 변화량이다. 위의 값은 한 개의 학습예에 대한 각 출력뉴런의 누적 오차로 표현되도록 다음과 같이 정규화된다.

$$\Delta E_{avg}(t) = \frac{\Delta E_{sum}(t)}{N \cdot O} \quad (21)$$

여기서  $N$ 과  $O$ 는 각각 훈련집합의 크기와 신경망의 출력 뉴런의 개수를 나타낸다. 학습이 진행되는 도중 오차가 크어도 불구하고 오차의 변동이 없으면 신경망에  $\nu$  개의 은닉 뉴런이 첨가되어 망이 성장하며 다시 적응단계를 시작함으로써 훈련집합의 학습이 다시 이루어진다. 성장 과정은 선택적 학습이나 생성적 학습에 공히 사용될 수 있다.

좀 더 형식화하자면, GENIE에서의 능동적 성장 학습 과정은 전체 학습예의 공간상에서 학습이 가장 효율적으로 이루어질 수 있는 최소한의 훈련집합과 이를 학습하기 위한 최소 크기의 신경망 구조와 웨이트를 탐색하는 최적화 과정으로 표현될 수 있다.

$$D_s, W, A^* = \arg \min_{D, W, A} \sum_{s=0}^{sm} E(D_s \cup C_s | W, A) \quad (22)$$

여기서  $sm$ 은 선택 횟수의 최대치를 나타내는데, 생성적 성장 학습의 경우 이 값은 무한히 클 수 있으며, 선택적 성장 학습의 경우에는 다음과 같이 주어진다.

$$sm = \text{ceil}\left(\frac{|D| - |D_0|}{\lambda}\right) \quad (23)$$

위에서  $D$ 는 알려진 학습예이고  $D_0$ 는 초기 훈련집합이며,  $\lambda$ 는 한 번에 선택되는 학습예의 수이다. 좀 더 상세한 알고리즘은 [Zhang, 1993a]와 [Zhang, 1994]에 소개되어 있다.

#### 4. 로봇 학습에의 응용

GENIE가 지원하는 능동적 학습법은 여러 응용 문제에 적용되어 신경망 기반의 시스템에서 학습의 성과와 효율성을 향상시킬 수 있음을 보여주었다. [Zhang, 1993a; Zhang, 1994, Zhang, 1996a] 여기서는 로봇을 학습시키는데에 있어 GENIE 생성적 성장 학습이 어떻게 적용될 수 있는가를 예로 살펴보기로 한다.

과제는 경사진 비탈에서 굴러가는 탁구공을 잡도록 다관절 로봇팔을 학습시키는 문제이다. 이 문제를 풀기 위해서는 굴러가는 공의 위치를 예측하고 예측된 위치에 도달하기 위한 로봇팔 관절들의 각도를 찾아야 하는데, 여기에서는 후자에 대한 문제만으로 제한하기로 한다. 즉 3차원상의 임의의 점이 주어질 때 이 점에 도달하기 위한 로봇팔의 각도를 정하는 것을 학습하는 것이 목적이다.

작업 공간상에서의 한 점을 표현하기 위하여  $x$ ,  $y$ ,  $z$  축의 각 좌표값을 10개의 구간으로 분할하였다. 따라서 신경망의 입력층은 30개의 유닛으로 구성된다. 사용된 로봇팔은 미쯔비시의 MV R1인데 제공되는 6개의 자유도 중에서 4개의 자유도만을 사용하였다. 네 개의 관절 각도는 각각 6개의 구간으로 분할되어 총 24개의 신경망 출력 유닛을 구성하였다.

전통적인 신경망 학습 방법에서는 이 문제를 풀기 위하여 가능한 훈련데이터가 모두 주어지고 학습이 시작되나, GENIE에서는 그렇게 하지 않고 한 개의 훈련예로 학습을 시작하여 생성과 선택과정을 반복하여 훈련집합을 점차 증가시켜 나간다. 또한 신경망의 은닉 뉴런의 수도 초기에는 한 개로 시작하여 성장이 필요한 경우마다 5개씩 증가하면서 학습한다.

실험결과 가능한 모든 학습데이터의 25%만을 사용하고도(1000개 중 약 250개) 아주 우수한 학습 효과를 가져올 수 있었으며 최종적으로 결정된 신경망은 61개의 은닉 뉴런을 가진 30-61-24 구조였다.

그림 3은 선택된 학습 데이터점들을 보여준다. 위의 그림은 실제로 3차원 작업공간상에서의 점들을  $xy$  평면의 2차원 공간으로 투영한 결과이다. 아래의 그림은  $yz$  공간상에 투영된 선택점들을 보여준다. 또한 유사한 방법으로 로봇팔의 관절각도를 표시하는 4차원 공간상에서의 학습예도 여러 개의 이차원 그림으로 나누어 분석할 수 있다. [Zhang, 1996a]

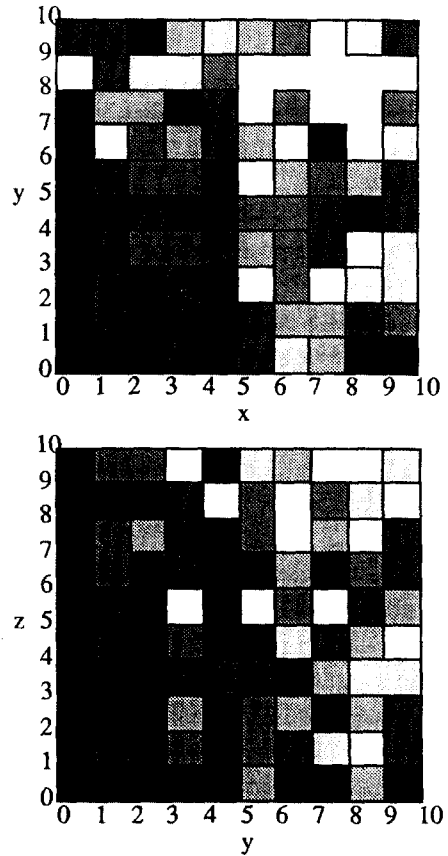


그림 3 : 로봇 실험에서 탐색된 학습점들 (이 그림은 xyz 작업 공간에서 총 250개의 학습예가 선택되었을 때 xy-공간과 yz-공간 상에 투영된 점들을 보여줌).

그림 3에서 각 영역은 한 개의 학습 데이터 점을 표시하며, 영역의 밝기는 선택된 순서를 나타내는데 진할수록 학습의 초기에 선택된 학습점을 표시한다. 일반적으로 시작점의 근처에서 좋은 학습예들을 찾아 내면서 경우에 따라서는 멀리 떨어져 있는 공간에서의 학습예도 선택되는 경향을 보여준다. 이러한 경향은 유전자 알고리즘에서 교차와 돌연변이 연산자의 특성을 반영하는 것이며 결과적으로는 로봇팔이 움직여야되는 전체 거리를 줄이는 경제적인 효과를 수반하면서 전체 탐색공간을 효과적으로 탐색함을 시사한다.

## 5. 결어

GENIE에서는 유전 연산자에 의한 전역적 탐색과 신경망 기반의 국부적 탐색의 결합에 의한 학습을 수행한다. 이러한 능동적 학습은 특히 학습의 대상이 되는 환경이 미리 알려져 있지 않거나 계속적으로 변화할 때 효과적인 지식 습득 방법을 제공한다. 또한 GENIE에서의 점진적 학습 방법은 많은 학습 데이터가 알려진 경우에도 그 중에서 중요한 데이터만을 선택적으로 학습함으로써 기존의 신경망 기반의 지능형 시스템의 학습 성능과 효율을 증대시킬 수 있다.

본고에서는 비록 GENIE에서의 유전자 알고리즘과 신경망을 융합하는 방식에 대해서만 기술하였으나 그 기본원리, 즉 exploitation(탐색중에 이미 알아낸 정보를 최대한 이용하려는 경향)과 exploration(좋은 보장은 없으나 새로운 영역을 탐구해보려는 경향)을 결합한 유전자 알고리즘의 효과적인 탐색 능력은 다른 지능형 시스템을 구성하는 데에도 응용할 수 있다. 실제로 [Whitley et al., 1990; Zhang, 1993b; Zhang, 1995; Zhang, 1996b]에서는 유전자 알고리즘을 사용하여 새로운 신경망 구조를 설계하고 학습시키는 방법을 제시하고 있다. 또한 최근 들어서 유전자 알고리즘을 퍼지회로와 융합하여 사용하는 사례가 늘고 있으며 [Carse et al. 1995] 신경망과 퍼지회로의 융합 시스템에 다시 유전자 알고리즘을 사용하는 방안들도 제안되고 있다.

유전자 알고리즘이 다양한 분야에 성공적으로 응용될 수 있는 한 가지 이유는 연산 절차가 단순하면서도 일반적이기 때문이다. 또 다른 이유로서는, 기존에 알려진 문제 해결 방법이나 지식을 유전자 알고리즘에서는 하나의 새로운 유전 연산자로 간주하여 이용할 수 있다는 것이다. 그러나 유전자 알고리즘의 폭넓은 응용 분야를 설명하는 가장 큰 특징 중의 하나는, 유전자 알고리즘은 탐색 공간 즉 학습하거나 최적화하고자 하는 대상에 대해 연속성이나 미분가능성 등과 같은 특별한 제약을 가하지 않는다는 점이다.

## 참고 문헌

- [Hinton, 1989] Hinton, J. E., "Connectionist learning procedures", *Artificial Intelligence*, 40:185-234, 1989.  
[Michalski et al., 1986] Michalski, R. S., Carbonell, J. G.,

and Mitchell, T. M. (eds.) *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*, Vol. II, Morgan Kaufmann, 1986.

- [Zhang et al., 1991] Zhang, B. T. and Veenker, G., "Neural networks that teach themselves through genetic discovery of novel examples", In *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks*, New York: IEEE, Vol. I, 1991, pp. 690-695.  
[Cohn, 1994] Cohn, D. A., "Neural network exploration using optimal experiment design", AI Memo No. 1491, MIT, Cambridge, MA, June 1994.  
[Goldberg, 1994] D. E. Goldberg, "Genetic and evolutionary algorithms come of age", *Communications of the ACM*, 39(3): 113-119, 1994.  
[Fogel 1995] D.B. Fogel, *Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*, IEEE Press, 1995.  
[Zhang, 1992] Zhang, B. T., *Learning by Genetic Neural Evolution*, ISBN 3-929037-16-6, Infix-Verlag, Sankt Augustin/Bonn, 268pp., 1992.  
[Zhang, 1993a] B.T. Zhang, "Self-development learning: Constructing optimal size neural networks via incremental data selection", *Arbeitspapiere der GMD*, No. 768, German National Research Center for Computer Science (GMD), St. Augustin, July 1993.  
[Zhang, 1994] Zhang, B. T., "Accelerated learning by active example selection", *International Journal of Neural Systems*, 5(1):67-75, 1994.  
[Zhang, 1996a] B.T. Zhang, "An information measure for genetic exploration of effective training examples," *한국정보과학회 논문지(B)*, vol. 23, no. 10, 1996.  
[Whitley et al., 1990] Whitley, D., Starkweather, T., and Bogart, C., "Genetic algorithms and neural networks: optimizing connections and connectivity", *Parallel Computing*, 14:347-361, 1990.  
[Zhang, 1993b] Zhang, B. T. and Mühlenbein, H., "Evolving optimal neural networks using genetic algorithms with Occam's razor", *Complex Systems*, vol. 7, no. 3, pp. 199-220, 1993.  
[Zhang, 1995] B.T. Zhang and H. Muehlenbein, "Balancing accuracy and parsimony in genetic programming", *Evolutionary Computation*, vol. 3, no. 1, pp. 17-38, 1995.  
[Zhang, 1996b] B.T. Zhang, "Design and training of neural network models by genetic programming," *한국정보과학회 논문지(B)*, vol. 23, no. 10, 1996.  
[Carse et al. 1995] B. Carse, T. C. Fogarty and A. Munro, "Adaptive distributed routing using evolutionary fuzzy control, in *Proc. of 6th Int. Conf. on Genetic Algorithms*, L. J. Eshelman (ed.), Morgan Kaufmann, San Francisco, C.A., 1995, pp. 389-396.