

안전도 신호 분석을 통한 지능형 로봇 제어 기법의 개발

Development of Intelligent Robot Control Technology By Electroocculogram Analysis

김 민 성*, 김 창 현, 이 주 장

(Min-Soeng Kim, Chang-Hyun Kim, and Ju-Jang Lee)

Abstract : In this research, EOG(Electroocculogram) signal was analyzed to predict the subject's intention using a fuzzy classifier. The fuzzy classifier is built automatically using the EOG data and evolutionary algorithms. An assistant robot manipulator in redundant configuration has been developed, which operates according to the EOG signal classification results. For automatic fuzzy model construction without any experts' knowledge, an evolutionary algorithm with the new representation scheme, design of adequate fitness function and evolutionary operators, is proposed. The proposed evolutionary algorithm can optimize the number of fuzzy rules, the number of fuzzy membership functions, parameter values for the each membership functions, and parameter values for the consequent parts. It is shown that the fuzzy classifier built by the proposed algorithm can classify the EOG data efficiently. Intelligent motion planner that consists of several neural networks are used for control of robot manipulator based upon EOG classification results,

Keywords : electroocculogram, fuzzy model, evolutionary algorithm, intelligent control, redundant robot manipulator

I. 서론

의료 기술과 생활수준의 향상을 통하여 인구의 고령화가 급속히 진행되고 있으며 국내외적으로도 노약자나 장애인의 동작을 보조해 줄 수 있도록 노약자의 보행을 걷는 로봇이나, 휠체어의 장애인에게 도움을 주는 재활 로봇, 그리고 맹인 로봇 등의 개발이 진행되고 있다[1-6]. 하지만 기존에 제시된 모델 중 대부분은 어떤 형태로든 사용자의 물리적인 조작을 필요로 한다. 즉 노약자/장애인이라는 특수 사용자를 위한 로봇임에도 불구하고 그들에게 물리적인 조작을 요구하는 약점을 지니고 있다. 한편 의용 시스템 적용을 위해 사람의 생리 신호 분석에 대한 연구도 수행되고 있다[7-9]. 사람의 생리 신호와 사람의 동작 사이의 관계를 규명하고 이러한 관계를 기술해 줄 수 있는 알고리즘이 구현 가능하다면 이러한 생리 신호를 이용한 보조 로봇 혹은 보조 기기 부를 개발할 수 있을 것이다.

따라서 본 논문에서는 사람의 생리 신호중 하나인 안전도 신호를 이용하여 로봇팔을 지능적으로 제어할 수 있는 기법에 대한 연구를 수행하였다. 이러한 목적을 위해 먼저 진화 연산 기법을 통해 안전도 신호를 분류할 수 있는 퍼지 분류기를 자동적으로 생성할 수 있는 기법을 제안하였다. 진화 연산 기법을 사용하여 전문가의 지식이 없이 주어진 안전도 신호 데이터에 근거하여 퍼지 규칙의 수 및 소속도 함수의 계수를 자동적으로 결정할 수 있는 알고리즘이 제안되었다. 또한 사용자의 안전도 신호에 의해 움직일 수 있는 여유 자유도 형태의 로봇팔의 지능적인 제어를 위해 역기구

학 해석을 통해 얻어진 데이터를 학습한 일련의 신경망으로 구성된 로봇 모션 제어 모듈이 제안되었다. 본 논문의 구성은 아래와 같다. 먼저 II장에서는 안전도 신호의 계측 및 안전도 신호의 특성에 대해 설명한 후 주어진 안전도 신호 데이터를 이용하여 자동적으로 퍼지 분류기를 생성하는 기법에 대해 설명한 후 여유 자유도 형태의 로봇팔을 임의의 위치로 제어할 수 있는 기법에 대해 III장에서 설명한다. IV장에서는 실험 결과를 보인 후에 V장에서 결론 및 추후 과제를 제시한다.

II. 진화 연산 기법을 이용한 퍼지 안전도 신호 분류기 생성

1. 안전도 신호의 계측 및 특성

안전도 신호는 대상자가 눈동자를 움직일 경우, 즉 안구 운동을 수행할 때 발생하는 신호로서 전국을 그림 1에서와 같이 각각 대상자의 오른쪽 눈 주위에 부착함으로써 발생하는 전위차를 기록할 수 있게 된다. 본 논문에서 사람은 책상 앞의 정해진 위치에 착석한 상태에서 책상 위에 놓여 있는 주시점을 바라보도록 지시된다. 주시점들은 그림 2와 같이 구성되어 있으며, 대상자는 머리를 움직이지 않으면서 일정 시간 그림 2의 X 마크를 보고 있던 상태에서 각기 1, 2, 3번 대상을 5초동안 동안 주시하게 되며 이때의 안전도 신호를 계측한다. 가로 방향과 세로 방향의 안전도 데이터의 범위는 $-1000\mu V \sim +1000\mu V$ 이며 그림 3은 계측된 안전도 신호를 보여준다. 특정 주시점을 응시하지 않는 구간에 대해 발생하는 안전도 신호의 경우 잡음이 매우 심함을 알 수 있다. 동시에 각 주시점을 바라보도록 지시받은 시간 구간에 대해서는 미미하지만 약간의 특성을 보이고 있음을 알 수 있다. 이렇게 부정적인 작용을 하는 잡음을 극복하고 대상자가 어느 주시점을 바라보고 있는지 안전도 신호 분석

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2004. 6. 6., 채택 확정 : 2004. 7. 18.

김민성, 김창현, 이주장 : 한국과학기술원 전자전산학과
(mibella@odyssey.kaist.ac.kr/sunnime@odyssey.kaist.ac.kr/jjlee@ee.kaist.ac.kr)

※ 본 연구는 한국과학재단의 국제공동연구사업 (F01-2001-000-
20039-0) 지원을 받아 수행되었음.

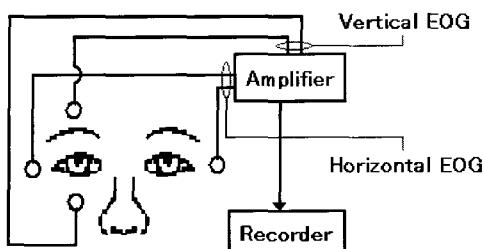


그림 1. 안전도 신호 측정.

Fig. 1. Measuring electroocculogram signal level.

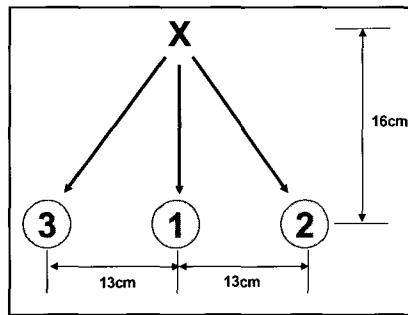


그림 2. 주시점 구성.

Fig. 2. Viewpoints configuration.

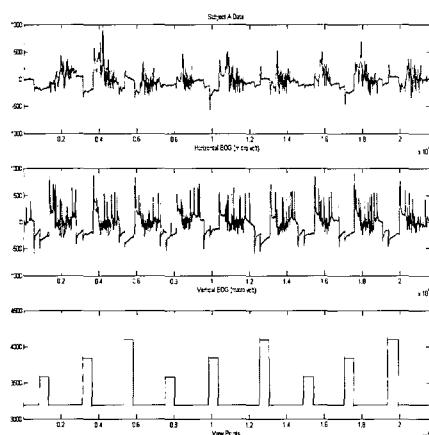


그림 3. 계측된 안전도 데이터.

Fig. 3. Measured electroocculogram data.

을 통해 알아낼 수 있는 분류기의 개발이 필요하다.

2. TSK 퍼지 분류기

주어진 안전도 신호를 분류하기 위해 본 논문에서는 퍼지 모델을 사용하였다. 퍼지 집합 이론을 기반으로 하는 퍼지 논리는 전리값이 언어변수를 바탕으로 하며 인간의 추론 방법과 유사한 방식으로 실세계의 여러 문제를 해결하기 위한 수단을 제공하며 여러 분야에 성공적으로 적용되어 사용되어 왔으며 특히 수학적인 기술이 어려운 시스템을 모사하는데 있어 널리 사용되어 왔다. 퍼지 추론 모델은 전건부(IF문)와 후건부(THEN문)로 이루어지는 규칙의 집합으로 표현된다. 이러한 퍼지 모델의 종류 중에 TSK(Takagi-Sugeno Kang) 모델은 특히 모델을 모사하는데 있어 더욱 높

은 성능을 나타내기 때문에 본 연구에서는 TSK 퍼지 모델을 사용하였다. 일반적인 TSK 퍼지 모델에 사용되는 규칙은 다음과 같은 수식으로 표현된다[10].

$$R_i : \text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in}$$

$$\text{then } y_i = c_{i0} + c_{i1}x_1 + \dots + c_{in}x_n$$

여기서 인덱스 i 는 규칙의 번호를 나타내며 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 은 입력 벡터를 의미한다. y_i 는 출력값을 나타내면 일반적인 TSK 퍼지 모델에서 출력값은 입력값에 계수 c_{ij} 가 곱해진 형태의 선형 합으로 표현된다. A_{ij} 으로 표현되는 입력 소속도 함수는 입력 값을 0에서 1사이의 퍼지 진리값으로 바꾸어 주는 역할을 하게 된다. 본 연구에서는 가우시안 형태의 함수를 입력에 대한 소속도 함수로 사용하였다.

$$\mu_{A_{ij}}(x_i) = \exp\left(\frac{-(x_i - w_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right)$$

여기서 w_{ij} 는 각 소속도 함수의 중앙값을 그리고 σ_{ij} 는 각 소속도 함수의 분포 정도를 나타낸다. N_R 개의 퍼지 규칙으로 구성된 퍼지 모델이 존재하는 경우 실제 출력값은 다음과 같은 비퍼지화 과정을 통해 얻어낼 수 있는데 먼저 입력이 인가되면 각 규칙에서는 다음에서와 같이 접화도를 구하게 된다.

$$\tau_i = A_{i1}(x_1) \times A_{i2}(x_2) \times \dots \times A_{in}(x_n) = \prod_{j=1}^n \mu_{A_{ij}}(x_j)$$

각 규칙에 대한 접화도를 구하고 나면 비퍼지화를 수행하여 최종 출력값을 구하게 된다.

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^{N_R} \tau_i y_i}{\sum_{i=1}^{N_R} \tau_i} = \frac{\sum_{i=1}^{N_R} \tau_i (c_{i0} + c_{i1}x_1 + \dots + c_{in}x_n)}{\sum_{i=1}^{N_R} \tau_i}$$

일반적으로 퍼지 모델을 구현할 때는 해당 분야의 전문가의 전문 지식을 바탕으로 하여 수작업을 통해 일련의 규칙을 정의하게 된다. 퍼지 추론 모델을 정의한다는 것은 일반적으로 규칙의 개수인 N_R , 각 입력에 대한 소속도 함수 개수의 정의, 각 소속도 함수에 사용되는 계수 w_{ij} 와 σ_{ij} 값의 정의 그리고 후건부에 사용되는 계수값 c_{ij} 를 정의하는 것이다. 하지만 전문가의 지식이 결여되어 있는 경우 이러한 작업은 기존에 존재하는 시스템의 입/출력 데이터를 사용하게 되며 최근에는 전역적 탐색 기법인 진화 연산 기법을 사용하여 퍼지 추론 모델을 생성해내는 여러 방법론들이 제시되어 왔다[11-13].

3. 진화 연산을 이용한 퍼지 분류기 생성

진화연산 알고리즘은 기준의 국부적인 탐색 알고리즘들보다 훨씬 좋은 성능을 나타내며 전역적 해를 구할 수 있다는 장점을 가지기 때문에 많은 분야에서 사용되어 왔다[14]. 진화 연산 알고리즘을 특정한 문제에 적용하기 위해서는 몇 가지 사항들을 문제에 맞게 정의해주어야 하는데, 먼저 퍼지 추론 모델을 실수의 조합을 통하여 하나의 개체 혹은 유전자형으로 나타내어야 한다. 유전자형의 형태에 따라 탐색

공간의 형태 및 영역이 달라지게되며 효율적인 탐색을 위해 서는 개체의 표현 방법이 매우 중요하다. 일련의 개체로 이루어진 개체군에서 각 개체가 어느 정도 우수한 성능을 나타내는지 여부를 판단할 수 있는 적합도 함수의 설계가 필요하며 설계된 적합도 함수는 결과적으로 얻어지는 퍼지 모델의 형태에 영향을 준다.

본 논문에서는 일반적인 형태의 퍼지 모델을 기반으로 하였다. 이러한 형태의 퍼지 모델에서는 각 입력에 대한 소속도 함수의 개수에 따라 전체 퍼지 규칙의 개수가 정해지며 전체 규칙개수 N_R 은 다음과 같이 결정된다.

$$N_R = \sum_{i=1}^{N_I} N_{MF_i}$$

여기서 N_{MF_i} 는 i 번째 입력에 대한 소속도 함수의 개수이며 N_I 는 전체 입력의 개수이다. 하나의 퍼지 소속도 함수를 표현하는데 필요한 실수 개수를 N_{pmf} 라고 할 때 하나의 퍼지 모델을 나타나는데 필요한 실수의 길이는 $N_{pmf} \times \sum_{i=1}^{N_I} N_{MF_i}$ 가 되며 소속도 함수 문자열(Membership Function String, MVS)이라고 정의되었다. 하지만 이것만으로는 규칙의 개수를 조절할 수 없기 때문에 각 규칙의 사용여부를 나타내는 이진 문자열을 더하여 각 개체의 퍼지 규칙 수가 변할 수 있는 형태를 제안하였으며 규칙 유효성 문자열(Rule Validity String, RVS)이라 정의하였다. 본 논문에서는 각 입력에서 사용될 수 있는 최대 소속도 함수의 개수를 미리 정의하며 이 경우 최대 퍼지 규칙의 수 N_R 이 결정되기 때문에 각 개체 s_k 는 다음과 같이 표현된다.

$$s_k(t) = [v_{11} v_{12} \cdots v_{1M_1} \cdots v_{N_1,1} \cdots v_{N_1M_{N_1}} r_0 r_1 \cdots r_{N_R}]$$

여기서 v_{ij} 는 i -번째 입력의 j -번째 소속도 함수의 계수값을 나타내며 $v_{ij} = [w_{ij}, \sigma_{ij}]$ 이다. 또한 뒤쪽 r_0 은 RVS에 대한 이진 문자열이다. 또한 본 논문에서는 진화연산에 추가적인 문자열인 소속도 함수 유효성 문자열(Membership Function Validity String, MFVS)을 이용한다. 예를 들어 그림 5에서 같이 RVS가 '110010'으로 나타내어진 개체가 발생한 경우 역계산을 통해 실제로 첫번째 입력에 대한 두번째 소속도 함수인 'B'는 사용되지 않음을 알 수 있으며 이러한 역계산을 통해 MFVS를 구해낼 수 있다. MFVS는 실제로 진화연산을 통해 값이 변경되지는 않지만 이후 소개될 진화 연산자를 적용하는데 있어 유용한 정보를 제공하게 된다. 후건부의 계수 c_{ij} 는 전건부 소속도 함수의 계수와 규칙의 수가 결정되면 Least square 방법을 통해 쉽게 구해낼 수 있다[14].

본 연구에서는 실제로 주어진 안전도 데이터를 잘 모사하여 원하는 분류 효과를 거둘 수 있는 것이기 때문에 적합도 함수는 주어진 안전도 데이터와의 차이를 가장 최소화할 수 있도록 MSE(Mean Squared Error)를 사용하였으며 부가적으로 규칙의 개수가 작은 개체가 보다 좋은 평가를

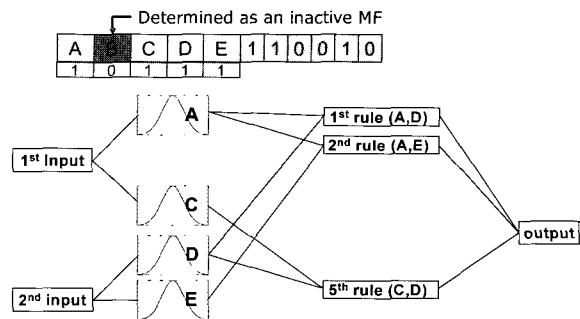


그림 5. MFVS의 예.

Fig. 5. An example of MFVS inference.

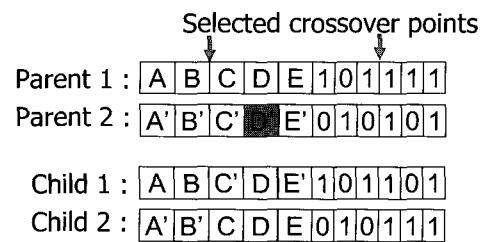


그림 6. 구조 교배 연산자.

Fig. 6. Structure crossover operator.

받을 수 있도록 최대 가능한 규칙의 개수 N_R 과 현재 해당 개체가 사용 중인 규칙의 개수 N'_R 과의 비를 도입하였다. 현재 사용 중인 규칙의 개수 N'_R 은 RVS를 통해 쉽게 구할 수 있다. 따라서 적합도 함수 $F(s_k)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$1/F(s_k) = \frac{1}{N_T} \sum_{h=1}^{N_T} (y_h^d - y_h)^2 + K_1 \cdot N'_R / N_R$$

여기서 N_T 는 전체 학습 데이터 개수이며 K_1 은 설계 계수이다.

이제 실제 진화 연산을 수행하기 위해서는 각 개체의 유전자형을 효과적으로 변경시켜 줄 수 있는 여러 가지 진화 연산자의 설계가 필요하다. 선택 연산자는 다음과 같은 방식을 채택하였다. 현재 세대의 개체군을 적합도 값에 따라 순서대로 정렬한 후에 상위 30%를 사용하여 다음 세대 개체군의 50%를 생산해내고, 현재 세대 개체군은 나머지 70%를 이용하여 나머지 50%를 생성하였다. 현 세대 개체군에서 가장 우수한 성능을 나타내는 엘리트 개체는 항상 저장하고 있기 때문에 원하는 시점에서 제일 우수한 성능의 퍼지 모델을 추출해 낼 수 있도록 하였다. 교배 연산자의 경우, 본 연구에서 제안된 방법론에서는 해당 개체의 구조와 계수의 변경을 가할 수 있도록 두 가지 종류의 교배 연산자가 사용되었다. 먼저 구조 교배 연산자는 그림 6에서와 같이 교배 확률에 따라 선택된 한쌍의 부모 개체로부터 각 요소의 위치 교환을 통해 한 쌍의 자녀개체를 생성한다. 이 경우

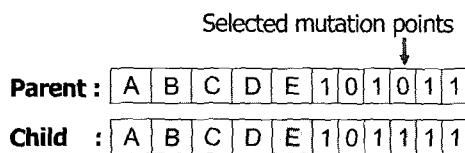


그림 7. 구조 돌연변이 연산자.

Fig. 7. Structure mutation operator.

MFS와 RVS에 대해 각각 한 부분씩 교배 지점을 확률에 따라 정해주게 되며 이 교배 지점을 기준으로 서로의 값을 교환하게 된다. 그림 6에서 실제 사용되지 않고 있는 소속도 함수인 D'의 경우 교배 연산자의 적용에서 제외되며 자녀 개체로 그 정보가 전달되지 않는다. 즉 현 개체에서 사용되고 있지 않은 정보는 다음 세대에서도 유용하지 않기 때문에 진화 과정에서 제외되게 된다.

구조 교배 연산자는 독립적으로 주어진 계수 교배 확률 값에 따라 계수 교배도 이루어지게 된다. 계수 교배 연산자는 개체에서 실수로 이루어져 있는 부분인 MFS에만 영향을 주게 되며 산술 교배 연산자가 이용되었다[14].

돌연변이 연산자도 구조와 계수 값에 대해 각각 설계되었으며 구조 변경을 위해 RVS의 이진 문자열을 바꿔주는 방식을 채택하여 실제로 퍼지 모델의 규칙 구조가 바뀔 수 있도록 하였다. 돌연변이 확률에 따라 특정한 개체의 돌연변이 지점이 선택되고 해당 지점의 값이 반전되게 된다. 구조 돌연변이 연산자의 경우 RVS의 해당 지점이 0에서 1로 1에서 0으로 바뀔 때에 대해 각각 다르게 설계되었다. 먼저 1에서 0으로 바뀌는 경우는 해당 RVS의 값만 바꾸어 주었다. 하지만 RVS의 해당 지점에 0에서 1로 바뀌는 경우에는 해당 퍼지 규칙이 사용되지 않다가 사용되기 시작하였으므로 그림 7에서 예를 보인 것처럼 해당 규칙과 관련된 소속도 함수의 값도 돌연변이를 일으키도록 하였다.

계수 돌연변이 연산자는 각 개체의 실수 계수 부분인 MFS의 각 지점에 대해 주어진 계수 돌연변이 확률에 따라 다음과 같은 수식으로 변경된다.

$$\theta(t+1) = \theta(t) + N(0, \delta_p)$$

θ 는 MFS를 구성하는 각 계수를 나타내며 $N(\cdot, \cdot)$ 는 표준 분포 함수이며 δ_p 는 분포 함수의 분산 정도를 나타내는 값이다.

III. 지능형 로봇팔 모션 제어기 설계

본 논문에서는 사용자의 안전도 신호에 근거하여 임의의 위치로 이동할 수 있는 로봇 팔 형태의 기구부가 설계되었으며 이동 경로상에 존재하는 장애물 등이 있거나 사용자가 원하는 형태로 움직일 수 있도록 여유 자유도 형태로 설계되었으며 그림 8에서처럼 5개의 자유도로 구성되었으며 이후 조작기를 달 수 있도록 설계하였다. 각 축에는 20W 급의 DC 모터가 사용되었다.

먼저 n 자유도를 가지는 여유 자유도 로봇팔이 m 차원의 작업 공간에서 ($n > m$) 사용되는 경우 정기구학은 다

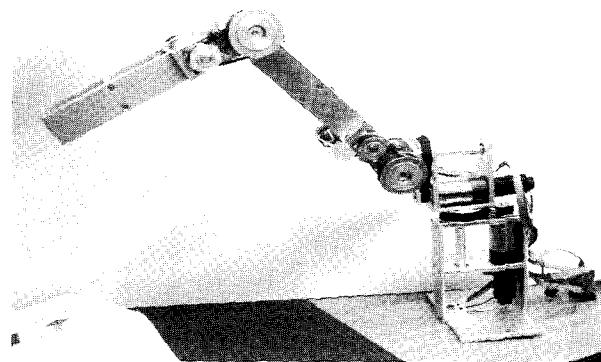


그림 8. 여유 자유도 형태의 보조 로봇 팔.

Fig. 8. Assistant robot manipulator in redundant form.

음과 같이 이산 형태로 수식화 할 수 있다[15, 16].

$$\begin{pmatrix} r_1(k) \\ r_2(k) \\ \vdots \\ r_m(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1(\theta_1(k), \theta_2(k), \dots, \theta_n(k)) \\ f_2(\theta_1(k), \theta_2(k), \dots, \theta_n(k)) \\ \vdots \\ f_m(\theta_1(k), \theta_2(k), \dots, \theta_n(k)) \end{pmatrix}$$

위 수식에서 $\theta_i(k)$ 는 관절 변수를, $r_i(k)$ 는 m 차원 공간에서의 로봇팔의 위치 변수를 나타내며 $f_i(k)$ 는 정기구학에 관계된 함수이다.

$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \Delta\theta_i(k)$ 로 표기할 경우 위 수식은 아래와 같이 표기된다.

$$\begin{pmatrix} r_1(k+1) \\ r_2(k+1) \\ \vdots \\ r_m(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1(\theta_1(k) + \Delta\theta_1(k), \theta_2(k) + \Delta\theta_2(k), \dots, \theta_n(k) + \Delta\theta_n(k)) \\ f_2(\theta_1(k) + \Delta\theta_1(k), \theta_2(k) + \Delta\theta_2(k), \dots, \theta_n(k) + \Delta\theta_n(k)) \\ \vdots \\ f_m(\theta_1(k) + \Delta\theta_1(k), \theta_2(k) + \Delta\theta_2(k), \dots, \theta_n(k) + \Delta\theta_n(k)) \end{pmatrix}$$

여유 자유도 로봇팔의 모션 계획 문제는 다음과 같은 최적화 문제로 치환된다. 여기서 첫 번째 항은 제어 입력값을 최소화 하는 역할을 하며 두 번째 항목은 추적 에러를 최소화 하는 역할을 한다.

$$\underset{\Delta\theta(k)}{\text{Minimize}} \quad \Phi = \sum_{i=1}^n w_{\theta_i} \Delta\theta_i(k)^2 + \sum_{i=1}^m w_{r_i} (r_{id}(k) - r_i(k))^2$$

이 때 다음과 같은 조건을 만족하여야 한다.

$$r(k+1) = f(\theta_1(k) + \Delta\theta_1(k), \theta_2(k) + \Delta\theta_2(k), \dots, \theta_n(k) + \Delta\theta_n(k))$$

여기서 r_{id} 는 원하는 위치 벡터이며, w_{θ_i} 와 w_{r_i} 는 임의의 가중치 값이다. 주어진 일련의 추적 벡터값에 대하여 원하는 관절 제어 명령을 구해내기 위해서 동적 프로그래밍 알고리즘을 사용하여 위 최적화 수식을 풀어내는 방법을 채

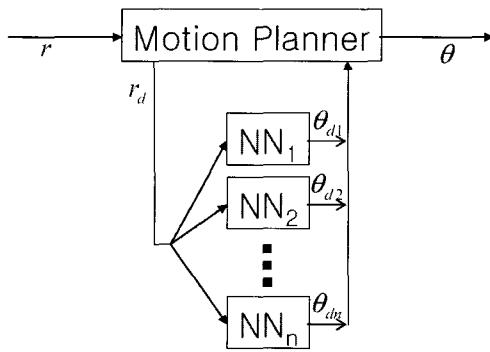


그림 9. 제안된 제어기 구조.

Fig. 9. Proposed motion planner.

택하였다[17]. 하지만 매번 주어진 경로에 대해 이와 같은 기법으로 관절의 제어 명령을 구해내는 방식은 시간이 많이 걸리고 실시간으로 적용이 어렵다는 단점을 가지기 때문에 본 연구에서는 신경망을 이용하여 사전에 계산된 제어 명령을 학습시키는 기법을 구현하였다. 본 논문에서는 MLP (Multilayer Perceptron) 신경망 구조가 이용되었다. 임의의 각각 좌표계에서의 원하는 값들을 정의한 후 해당 위치로 이동할 수 있는 일련의 제어 명령을 학습 데이터로 추출하였으며, 이렇게 추출된 학습 데이터를 사용하여 신경망을 학습시켰다. 제안된 제어기 구조는 그림 9와 같다. 각 신경망은 주어진 각각 좌표계 입력이 들어왔을 때 해당 관절의 출력값을 내는 구조로 되어 있다. 각 신경망의 입력은 각각 좌표계의 3차원 벡터값이며, 출력값은 각 관절의 각도 명령으로 되어 있다. 개발된 모터 제어 모듈에서는 관절 명령값만 주어지면 하위 제어 명령은 수행하기 때문에 상위 제어기에서는 관절 명령값만 생성해내면 된다. 각 신경망은 입/출력층과 두개의 은닉층으로 이루어지며 각 층의 뉴론의 개수는 3-20-20-1 구조로 이루어진 형태를 사용하였다. 제어 대상이 되는 각각 좌표계에서 총 343번의 학습 데이터를 구해 신경망 학습에 사용하였다.

IV. 실험결과

1. 안전도 신호 분류기 생성

먼저 안전도 신호는 -10 ~ +10의 영역으로 표준화하여 사용하였으며 정규화 하여 사용하였으며 표 1에서와 같이 계수를 설정하였다. 전체 22,500개의 안전도 입력/출력 데이터 중 처음 6,000개의 데이터를 사용하여 퍼지 모델을 학습하였다. 진화 연산의 적용을 통해 얻어진 최종 퍼지 모델은 평균적으로 12개의 규칙으로 구성되었다. 실제로 처음 시작 시에는 각 입력에 대해 4개의 소속도 함수를 정의함으로써 16개의 규칙으로 얻어지는 퍼지 모델이었으나 진화 연산 과정을 통해 적절한 구조가 찾아지게 되었으므로 최종 퍼지 모델은 12개의 규칙으로 이루어진다. 그림 10과 11은 얻어진 소속도 함수의 예를 보였다. 실제로 주어진 안전도 신호의 경우 가로 방향의 신호 차이가 주시점을 판단하는데 중요하므로 가로 방향의 안전도 신호에 대한 소속도 함수가 중앙 부분에서 세밀한 분포로 생성되었음을 보여준다.

표 1. 각종 계수 설정값.

Table 1. Parameter setting.

계수	설정값
개체군 수	50
최대 세대 수	300
각 입력당 최대 소속도 함수 개수	4
최대 퍼지 규칙 개수	16
구조 교배 확률	0.6
계수 교배 확률	0.6
구조 돌연변이 확률	0.05
계수 돌연변이 확률	0.3
δ_p	0.5

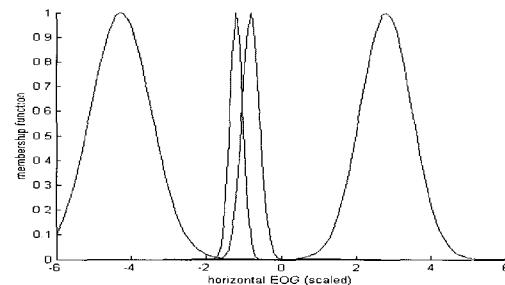


그림 10. 최종 퍼지 분류기의 가로 방향의 안전도 신호에 대한 소속도 함수의 예.

Fig. 10. An example of obtained MFs for horizontal electrooculogram signal.

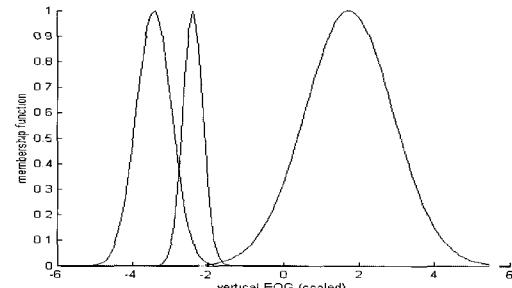


그림 11. 최종 퍼지 분류기의 세로 방향의 안전도 신호에 대한 소속도 함수의 예.

Fig. 11. An example of obtained MFs for vertical electrooculogram signal.

이렇게 얻어진 퍼지 분류기의 출력은 연속값이므로 주시점 데이터와 일치하도록 값을 이산화 하였으며 잡음으로 인한 오류를 막기 위해 현재 판단 시점에서의 전후 1초간의 데이터의 평균을 계산하여 최종 퍼지 분류를 수행하도록 하였으며 그 결과 예를 그림 12에 보였다.

2. 로봇팔의 제어

이러한 안전도 분류에 따라 로봇팔을 원하는 위치로 이동하기 위해서는 로봇팔이 작업영역내의 임의의 위치로 자유로이 이동할 수 있어야 한다. 이에 본 논문에서는 각각 좌표계의 평면내의 임의의 경로를 추적할 수 있는지 여부

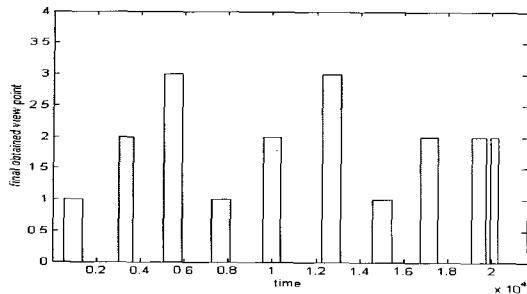


그림 12. 퍼지 분류기의 안전도 신호 분류 결과.

Fig. 12. Classification results of electrooculogram signal by the proposed method.

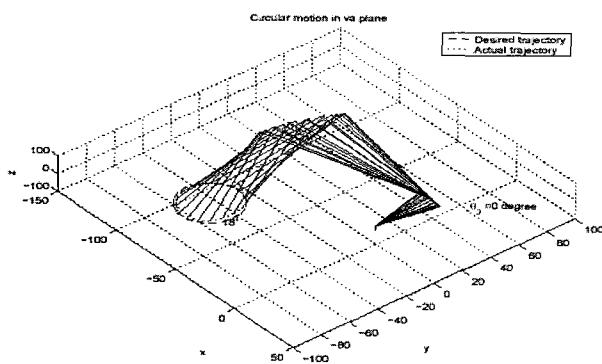


그림 13. 원형 궤도 추종 결과.

Fig. 13. Tracking results for a circular trajectory.

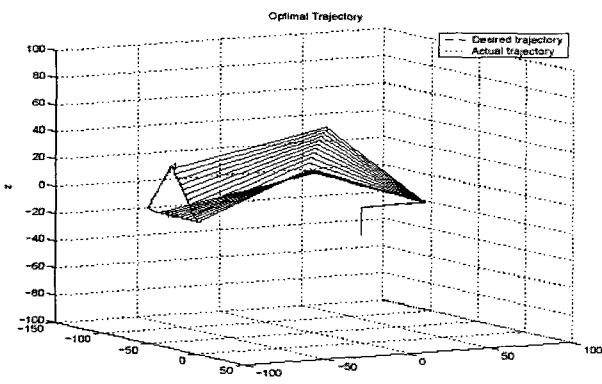


그림 14. 제어 입력에 대한 가중치가 높은 경우 추종 결과.

Fig. 14. Tracking results when high emphasis laid on the control input.

를 실험하였다. 실험에 있어서는 4번째 관절에 해당되는 회전각은 고정하고 총 4개의 관절을 움직이도록 하였다. 4번째 관절은 이후 조작기가 부착되는 경우 의미가 있는 관절이기 때문에 실험에서는 제외하였다. 먼저 원형의 평면 궤도를 추종하도록 한 결과를 그림 13에 보였다.

또한 최적화에 사용되는 가중치 값을 변경하여 평면에 수직되는 임의의 영역을 움직일 수 있는지 검증해 본 결과를 그림 14와 16에 보였다. 14의 경우에는 제어 입력이 최

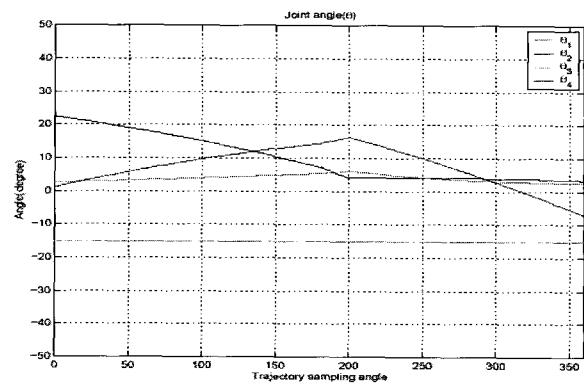


그림 15. 제어 입력에 대한 가중치가 높은 경우 관절 명령.

Fig. 15. Joint commands when high emphasis laid on the control input.

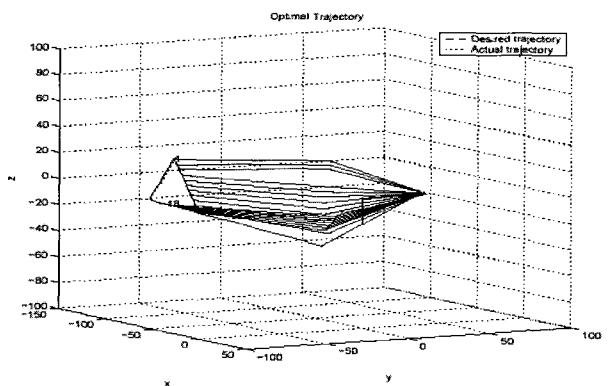


그림 16. 추종 에러에 대한 가중치가 높은 경우 추종 결과.

Fig. 16. Tracking results when high emphasis laid on the tracking error.

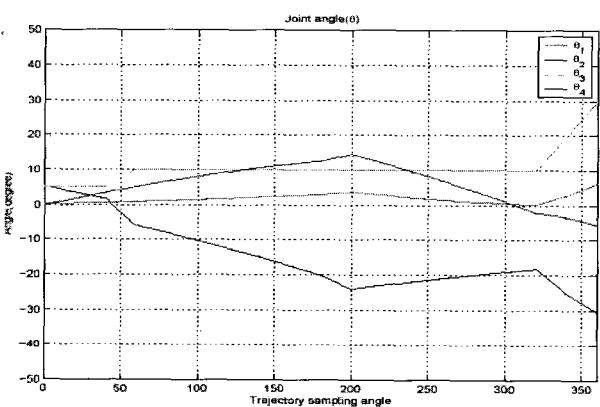


그림 17. 추종 에러에 대한 가중치가 높은 경우 관절 명령.

Fig. 17. Joint commands when high emphasis laid on the tracking error.

소화 될 수 있도록 $w_{\theta_i} = 1$ 로 $w_r = 0$ 으로 설정하고 구한 경로를 신경망으로 학습하였을 때이다. 이 경우 얻어진 관절 명령은 그림 15에 보였다. 그림 16 추종 에러에 대한 가중치를 보다 크게 주어 모든 i 에 대해 $w_{\theta_i} = 1$ 로

$w_r = 10$ 로 주고 구한 경로를 신경망으로 학습하고 추종 명령을 수행했을 때를 보여준다. 이 경우 신경망의 출력으로 나오는 관절 명령 값은 그림 17과 같다. 가중치의 설정에 따라 실제 로봇이 움직임은 최적화 목적을 만족시키기 위해 다르게 생성됨을 알 수 있다. 반면 어느 경우에도 원하는 추종 궤도를 적절하게 추종하고 있음을 알 수 있다.

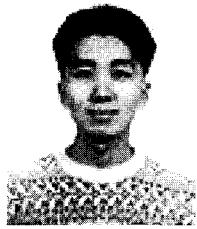
V. 결론 및 추후과제

본 논문에서는 복잡한 물리적인 조작이 아닌 순취운 사용자의 생체 신호를 이용하여 보조 기구부를 움직일 수 있는 한 방안에 대한 연구를 수행하였다. 이를 위해 본 논문에서는 안전도 신호를 분류할 수 있는 퍼지 분류기를 진화 연산 기법을 이용하여 자동적으로 생성할 수 있는 방법을 제안하는 동시에 생성된 퍼지 분류기의 출력에 따라 지능적으로 움직일 수 있는 로봇팔의 제어 기법을 제안하였다. 실험을 통해 전문가의 지식이 없는 경우에도 주어진 안전도 신호를 효율적으로 분류할 수 있는 퍼지 제어기를 손쉽게 생성할 수 있었음을 보였으며 생성된 퍼지 분류기가 잡음이 많은 안전도 신호를 효과적으로 분류하고 있음을 보였다. 또한 역기구학 해석 및 동적 프로그래밍을 통해 얻어진 관절 명령을 신경망으로 학습시킨 후 실제 적용시에는 주어진 궤적에 필요한 관절 명령을 쉽게 구해낼 수 있는 방법이 제안되었으며 이러한 제어기를 이용하여 여유 자유도 로봇팔을 원하는 위치로 움직일 수 있음을 보였다. 제안된 방법론은 일반적인 데이터를 기반으로 한 퍼지 모델 생성에 적용이 가능하다. 추후에는 이와 같은 방법론을 사람의 뇌신호 혹은 관절 신호등과 연계하여 발전시키는 방법 및 보다 적절한 보조 기구부의 형태 등에 대한 연구가 진행될 것이다.

참고문헌

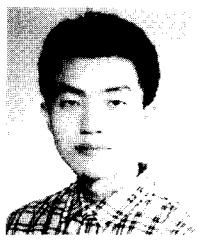
- [1] D. H. Stefanov, Z. N. Bien, W.-K. Song and J.-S. Han, "Some aspects of human-friendly control for movement-helping devices", *Artif Life Robotics* (2000) 4, pp. 198-205, April 2001.
- [2] J.-J. Lee, C.-Y. Lee, K.-H. Seo, and C. M. Oh, "Development of Mobile Gait Training System with Body Weight Support" *Proceedings of Korea-China Joint Workshop*, vol. 1, pp. 5 - 10, Korea Seoul, 2002, May.
- [3] D.-O. Kang, S.-H. Kim, H. Y. Lee, and Z. N. Bien, "Multiobjective Navigation of a Guide Mobile Robot for the Visually Impaired based on Intention Inference of obstacles", *Autonomous Robots*, vol.10, pp. 213-230, Mar. 2001.
- [4] S. H. Kim, H. C. Shin, S.-H. Jung, J.-J. Lee, and B.-O. Kim, "Supporting Force Control of Walking Training Robots", *International Journal of Human-Friendly Welfare Robotic Systems*, vol. 3, no. 3, pp. 2-7, 2002, October.
- [5] C.-Y. Lee and J.-J. Lee, "Development of Mobile Manipulator System for Gait Training" *Proceedings of 2nd China-Korea Joint Workshop on Robotics*, vol. 2, pp. 138 - 143, China Shenyang, 2002, June.
- [6] C.-Y. Lee and J.-J. Lee, "Human-Interface for Intelligent Walking-Assistance Robot System Using Accelerometer" *Proceedings of Korea-Slovenia Joint Symposium on Intelligent Systems*, vol. 1, pp. 48 - 52, Korea Seoul, 2002, May.
- [7] O. Bai, M. Nakamura and H. Shibasaki, "Assistant Force Compensation for Hand Movement of Patients by Using Exogenous Signals and/or Neurophysiological Signals, *Journal of Artificial Life and Robotics*", vol. 4, no. 4, 227/232, 2001.
- [8] O. Bai, M. Nakamura and H. Shibasaki, "Compensation of Hand Movement for Patients by Assistant Force : Relationship between Human Hand Movement and Robot Arm Motion", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 9, no. 3, 302/307, September 2001.
- [9] T. Sugi et al., "Extraction of Human Volition on Gazing Visual Target from EOG Signal", 일본 기계 학회, 제2회 복지공학 심포지움 강연 논문집, 나고야, pp. 345-348, no. 02-34, 2002. November.
- [10] C. T. Lin and C. S. George Lee, "Neural Fuzzy Systems", Book, 1996, Prentics Hall.
- [11] Y. Shi, R. Eberhart and Y. Chen, "Implementation of Evolutionary Fuzzy Systems", *IEEE Trans. on Fuzzy Syst.*, vol. 7, no. 2, pp. 109-119, 1999.
- [12] M. Setnes and H. Roubos, "GA-fuzzy modeling and classification: complexity and performance," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 8, pp. 509-522, Oct. 2000.
- [13] Y. Jin, W. von Seelen, and B. Sendhoff, "On generating FC³ fuzzy rule systems from data using evolution strategies," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.-Part B*, vol. 29, no. 6, pp. 829-845, Dec., 1999.
- [14] Min-Seong Kim, Chang-Hyun Kim and Ju-Jang Lee, "Structure/Parameter Optimization of Fuzzy Models by Evolutionary Algorithm", *Proceedings of the IASTED International Conference Intelligent Systems and Control*, Salzburg, Austria, pp. 295-300, June, 2003.
- [15] C. L. Chen and C. J. Lin, "Motion Planning of Redundant Robots", *J. of Robotic Systems*, vol. 14, no. 12, pp. 839-850, 1997.
- [16] A. A. Goldenberg, B. Benhabib and R. G. Fenton, "A Complete Generalized Solution to the Inverse Kinematics of Robots", *IEEE J. of Robotics and Automation*, vol. RA-1, pp. 14-20, 1985.
- [17] Sheldon Ross, "Introduction to Stochastic Dynamic Programming", Book, Academic Press, 1983.

김 민 성



1997년 한양대학교 전자공학과 졸업. 한국과학기술원 전자전산학과 석사(1999). 현재 한국과학기술원 박사과정. 관심분야는 퍼지 모델링 및 진화 연산 기법.

김 창 현



2000년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업. 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사(2002). 2002년~현재 한국과학기술원 전자전산학과 박사과정. 관심분야는 인공지능, 지능제어, 로보틱스. ICASE 학생회원.

이 주 장



1973년 서울대학교 전기공학과 졸업. 서울대학교 석사(1977). 미국 위스콘신 대학 전기공학 박사(1984). 1977년~1978년 전자통신 연구소 근무. 1978년~1979년 G.T.E. Automatic Electric Co., Waukesha, WI 근무. 1983년 Research and Development

Department of the Wisconsin Electric Power Co, Milwaukee, WI 근무. 1984년~현재 한국과학기술원 교수 재직. 관심 분야는 이동로봇의 지능제어, 노약자 및 장애인을 위한 서비스 로봇 개발, 우주 로봇, 진화 연산, 가변 구조 제어기, 혼돈 제어 시스템, 자동차 전자 부품 개발 및 전력 시스템 안정화. IEEE의 senior member이며 IEEE Robotics and Automation Society, IEEE Evolutionary Computation Society, IEEE Industrial Electronics Society, KIEE, KITE와 KISS의 멤버이며 현재 한국 ICASE의 부회장직 및 일본 SICE의 이사직 역임.