

# 인공신경망과 근전도를 이용한 인간의 관절 강성 예측

## Predicting the Human Multi-Joint Stiffness by Utilizing EMG and ANN

강 병 덕<sup>1</sup>, 김 병 찬<sup>2</sup>, 박 신 석<sup>3</sup>, 김 현 규<sup>4</sup>

Kang Byung-Duk<sup>1</sup>, Kim Byung-Chan<sup>2</sup>, Park Shin-Suk<sup>3</sup>, Kim Hyun-Kyu<sup>4</sup>

**Abstract** Unlike robotic systems, humans excel at a variety of tasks by utilizing their intrinsic impedance, force sensation, and tactile contact clues. By examining human strategy in arm impedance control, we may be able to teach robotic manipulators human's superior motor skills in contact tasks. This paper develops a novel method for estimating and predicting the human joint impedance using the electromyogram(EMG) signals and limb position measurements. The EMG signal is the summation of MUAPs (motor unit action potentials). Determination of the relationship between the EMG signals and joint stiffness is difficult, due to irregularities and uncertainties of the EMG signals. In this research, an artificial neural network(ANN) model was developed to model the relation between the EMG and joint stiffness. The proposed method estimates and predicts the multi joint stiffness without complex calculation and specialized apparatus. The feasibility of the developed model was confirmed by experiments and simulations

**Keywords** : Joint Stiffness, Artificial Neural Network, Electromyogram, Contact Task

### 1. 서 론

현재 개발되어 있는 로봇에 비해 인간은 다양한 작업을 능숙하게 수행한다. 특히 문열기, 열쇠삽입과 같은 접촉작업에 있어서 인간은 뛰어난 작업 수행 능력을 가지고 있다. 이러한 작업 수행 능력은 인간 팔이 가지고 있는 기계적인 특성에서 기인 한다. 인간 팔을 단순하게 모델링 하면 강성과 댐핑을 가진, 즉 임피던스를 가지는 스프링 구조로 치환 할 수 있다<sup>[1]</sup>. 인간은 접촉 작업 시 자세 제어뿐 아니라 강성과 댐핑을 조절 하면서 능숙하게 접촉 작업을 수행 한다. 이는 로봇이 인간과 같이 능숙하게 접촉 작업을 하기 위해서는 인간의 임피던스 제어의 모방이 뒷받침 되어야 한다는

것을 의미 한다. 특정 작업 시 인간의 임피던스 제어를 로봇에게 가르쳐 주기 위해서 우선 인간이 작업 중에 임피던스를 어떻게 변화시키는 가를 측정하는 방법의 개발이 필요하다.

인간의 팔 관절의 임피던스 측정은 주로 인간의 모터 컨트롤 방법을 규명하기 위해서 개발되었다. 기존의 연구를 통해 소개된 임피던스를 측정하는 방법 중 하나는 팔의 말단점이 두 점 사이를 이동하는 작업 중에 작은 외력을 주어서 직접적으로 임피던스를 측정하는 것이다<sup>[2]</sup>. 그러나 이 방법은 팔의 움직임 중에 임피던스의 변화를 측정하기 위해서 피실험자가 여러 번의 동일한 작업을 수행해야 한다는 단점을 가지고 있다. 뿐만 아니라 외력을 주기 위한 특별히 고안된 기구가 필요하다. 따라서 문열기와 같은 일상적인 작업에 대한 임피던스의 변화를 측정하기에는 어려움이 있다. 또한 외력을 주기 위한 기구가 작업을 방해해서 의도하지 않은 임피던스의 변화를 줄 수 있다.

임피던스를 측정하는 또 다른 방법으로는 인간의 팔

\* 본 연구는 2007년도 정부(과학기술재단)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. R01-2007-000-20977-0)

<sup>1</sup> 고려대학교 기계공학과 석사 과정 (E-mail : haga99@korea.ac.kr)

<sup>2</sup> 고려대학교 기계공학과 석사 (E-mail : biomimetic@korea.ac.kr)

<sup>3</sup> 고려대학교 기계공학과 교수 (E-mail : drsspark@korea.ac.kr)

<sup>4</sup> 삼성전자주식회사 기술총괄 생산기술연구소 책임연구원 (E-mail : hyunk77.kim@samsung.com)

을 동역학적으로 모델링하고 측정상 오차와 수학적 단순화에 따른 오차 등의 불확실한 요소들을 제거해 나감으로써 정확한 임피던스의 변화를 측정하는 방법이 있다<sup>[3]</sup>. 그러나 이 방법 역시 일상적인 인간의 작업에 적용하기에 적합하지 않다. 그 이유 중의 하나는 임피던스의 변화를 측정하기 위해서는 필수적으로 힘분력계를 사용하여 말단점에 작용 하는 외력을 측정해야 한다는 점이다. 단순히 팔의 말단점이 두 점 사이를 이동하는 작업의 경우는 외력을 측정하는 것이 쉬울 수 있으나 인간의 일상적인 작업의 경우 외력을 측정하기란 쉽지 않다. 예를 들면 문열기 작업과 같은 경우 외력측정을 위해서는 팔의 말단점과 문의 접촉점 사이에 힘 분력계를 설치해 하여야 하고 이를 위해서는 특별히 고안된 기구가 필요하다. 더군다나 이 기구는 문의 종류나 작업에 종류에 따라서 변화가 있어야 하기 때문에 여러 가지 일상적인 작업에 적용하기는 어려움 있다.

본 연구에서는 기존의 방법에서 측정하기 어려웠던 일상적인 작업에서 인간이 어떻게 임피던스를 변화시켜 작업을 수행하는 지 관찰하기 위해서 표면 근전도와 관절의 각도 정도를 바탕으로 임피던스의 변화를 예측하는 방법을 소개한다. 표면 근전도는 근육의 운동단위에 대한 활동전위들이 중첩된 신호이다. 근전도는 근육의 활성화 정도를 나타내 주는 지표이므로 임피던스를 측정하기 위한 수단이 될 수 있다. 하지만 근전도 신호의 불규칙성 때문에 임피던스와의 관계를 규명하기는 쉽지 않다. 따라서 근전도와 임피던스와의 관계, 특히 본 연구에서는 임피던스 중 강성과의 관계를 맵핑하기 위해서 (관절 댄핑은 강성으로부터 근사적으로 구할 수 있다.) 인공신경망을 사용하였다. 인공 신경망은 근전도 신호와 강성의 비선형적인 관계를 학습하는데 효과적으로 사용될 수 있다. 본 연구에서 제시하는 방법의 장점은 인공신경망이 학습된 후에는 별도의 외력을 측정할 필요 없이 근전도 신호와 관절 각도 정보만으로 강성의 변화를 예측할 수 있다는 점이다. 따라서 일상적인 인간의 작업 중의 임피던스의 변화를 효과적으로 예측할 수 있다.

본 논문은 다음과 같은 형식으로 구성되어 있다. 2장 3장 에는 각각 강성 예측을 위한 인공신경망 모델과 실험 방법에 대해서 소개되어 있다. 강성 예측 결과는 4장에 서술되었고 결론 및 향후 연구과제는 5장에 서술되어 있다.

## 2. 방법

### 2.1 근전도 신호와 관절 강성과의 관계

근전도 신호는 근신경계적인 근육의 활성화 정도를 반영한다. 따라서 근전도 신호는 종종 인간의 모터 컨트롤의 연구에 사용 된다. 본 연구에서는 근전도를 관절의 강성을 예측하기 위한 수단으로 사용하였다. 근육이 정적인 상태에서 근전도 신호와 근육의 강성과의 선형적인 관계를 유도한 연구가 기존에 소개가 되었다<sup>[4]</sup>. 또한 근전도와 강성과의 선형적인 관계를 동적인 상태에 적용한 연구도 소개 되었다<sup>[5]</sup>. 하지만 근전도와 강성과의 선형적인 관계를 가진 모델은 근육의 길이와 수축 속도에 따른 비선형적인 장력을 무시하였기 때문에 정확한 모델이라고 보기 어렵다. 따라서 본 연구에서는 근육의 길이와 수축 속도에 따른 비선형적인 장력까지 고려한 인공신경망을 이용한 예측 모델을 소개한다.

### 2.2 인공신경망 모델

인공신경망은 생물학적인 신경망을 수학적으로 단순화 시킨 것으로서 비선형적인 패턴을 인식 할 수 있는 능력을 가지고 있다. 따라서 근전도와 강성과의 비선형적인 관계에 인공신경망을 적용하는 것은 효과적인 방법이라 할 수 있다.

본 연구에서 사용한 인공신경망은 입력 1층과 출력 1층, 3층의 은닉 층을 가지는, 총 5층의 구조로 이루어져 있다. 인공신경망의 입력 노드 중 근전도와 관련된 노드는 4개의 근육그룹 (이두박근, 삼두박근, 대흉근, 어깨삼각근)에서 발생하는 근전도 신호와 관절각도와 관절의 각속도로 구성하였고 출력노드는 관절의 강성 요소로 결정하였다. 근전도가 입력되는 노드는 근전도 신호가 발생하여 근육의 힘으로의 전환 되기까지의 시간 지

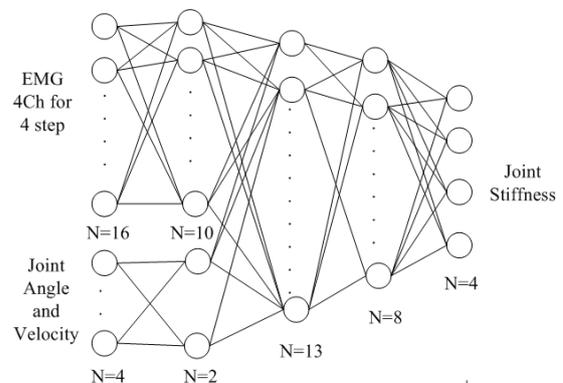


그림 1. 관절 Stiffness 예측을 위한 인공신경망

연을 보상하기 위해서 현재 시점에서 과거에 발생한 신호를 위한 3개의 노드를 추가적으로 구성하였다. 그리고 근전도 신호와 각도 정보를 이용한 효과적인 학습을 위해서 입력층과 제1 은닉층과의 분리된 가중치 연결을 구성하였다. 본 연구에서 사용한 인공 신경망 모델은 그림 1에 나타내었다.

인공신경망을 모델링 하는 데 있어서 중요한 점 중 하나는 은닉 층의 수를 결정하는 것이다. 왜냐하면 너무 많은 은닉 층은 인공신경망의 Overfitting을 야기시킬 수 있고 반대로 너무 적은 수의 은닉 노드와 은닉 층은 Underfitting을 유발시킬 수 있다. 이는 인공신경망의 예측 능력을 방해 하는 요소로서 적절한 은닉 층의 수를 결정하는 것이 중요하다. 은닉 노드와 은닉 층의 수의 결정에 있어서 최근에 진행되었던 연구<sup>6,7</sup>를 참고하였다. 이 연구들에서는 근전도와 근육의 활성화 정도를 파악하기 위해서 2층의 은닉 층을 가진 4층의 인공 신경망 모델을 사용하였다. 본 연구에서 파악하고자 하는 근전도와 강성과의 관계는 근전도와 근육의 활성화 정도의 관계보다 한 단계 복잡한 관계를 가지고 있으므로 이를 위해서 은닉 층을 1층 늘린 3층의 은닉 층을 가진 인공 신경망 모델을 사용하였다. 또한 은닉 노드의 수는 수렴성과 예측성을 기준으로 가장 좋은 성능을 가진 노드 수를 실험을 통해서 선정하였다.

본 연구에서 사용한 인공신경망은 역전파 알고리즘을 통해서 목표 값에 맞게 학습되도록 모델링 되었다. 학습을 위한 알고리즘으로는 역전파 학습 알고리즘의 하나인 Levenberg-Marquart 알고리즘이 사용되었다. 이 알고리즘을 사용한 이유는 수백 개의 노드를 가지는 인공신경망에서 빠른 수렴성을 가지고 있기 때문이다<sup>8</sup>. 따라서 본 연구에서 사용한 인공신경망의 학습알고리즘으로 사용하기 적합하다. Levenberg-Marquart 알고리즘의 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{w} &= \mathbf{w} + \Delta \mathbf{w} \\ \Delta \mathbf{w} &= [\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \eta \mathbf{I}^T] \mathbf{J}^T \delta \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $\mathbf{w}$ 는 가중치 벡터,  $\mathbf{J}$ 는 가중치의 에러에 대한 1계도 자코비안 행렬,  $\mathbf{I}$ 는 고유행렬,  $\delta$ 는 목표 값과 출력 값의 차이를 의미한다.

인공신경망에서 각각의 층을 연결하는 활성화 함수로는 Hyperbolic Tangent Sigmoid 함수를 사용하였고 그 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{net}_i &= \sum X_j \omega_{ij} \\ \sigma(\text{net}) &= \frac{e^{\text{net}_i} - e^{-\text{net}_i}}{e^{\text{net}_i} + e^{-\text{net}_i}} \end{aligned} \quad (2)$$

여기서  $X_j$ 는  $j$  번째 입력 노드의 값,  $\omega_{ij}$ 는  $j$  번째 노드와  $i$  번째 노드를 연결하는 가중치 값,  $\text{net}_i$ 는 입력 값의 가중 합,  $\sigma(\text{net})$ 는 Sigmoid함수의 출력 값을 의미한다.

### 2.3 인공신경망의 목표 값 설정

자가 조직 인공신경망을 제외하고, 일반적으로 인공 신경망은 교사학습 알고리즘으로 분류된다. 즉 인공신경의 학습을 위해서는 목표 값을 설정해 주어야 할 필요가 있다. 본 연구에서 인공신경망의 출력의 목표 값은 관절의 강성이기 때문에 우선 관절의 강성을 측정하거나 계산 하여야 한다.

목표 강성 값의 설정을 위해서 본 연구에서는 기존의 연구<sup>9</sup>에서 소개되었던 관절의 토크와 강성 사이의 선형적인 모델을 적용하였다. 이 모델은 근육이 정적인 상태에 있을 때뿐 만 아니라 외력이 안정하게 작용하는 동적인 상태에서도 적용 가능하기 때문에 인공신경망의 목표 값으로의 설정이 가능하다. 그 모델은 다음 식과 같다.

$$\begin{bmatrix} K_{ss} & K_{se} \\ K_{es} & K_{ee} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \tau_s + \beta_1 & \alpha_2 \tau_e + \beta_2 \\ \alpha_3 \tau_e + \beta_3 & \alpha_4 \tau_e + \beta_4 \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서  $K_{ij}$ 은 관절의 강성,  $\tau_i$ 은 관절의 토크를, 하첨자  $s, e$ 는 각각 어깨 관절과 팔꿈치 관절을,  $\alpha_i, \beta_i$ 는 각각 기울기와 절편을 의미한다. 여기서 기울기와 절편을 구하면 관절의 토크를 이용하여 관절의 강성을 도출 하는 것이 가능하다.

$$\boldsymbol{\tau}_{\text{net}} = \mathbf{K}(\boldsymbol{\theta}_o - \boldsymbol{\theta}) - \mathbf{B}\boldsymbol{\theta}$$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} K_{ss} & K_{se} \\ K_{es} & K_{ee} \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} B_{ss} & B_{se} \\ B_{es} & B_{ee} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{B} = \frac{0.42}{\sqrt{\boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\theta} + 1}} \mathbf{K}$$

기울기와 절편은 관절 토크를 측정하고 관절의 강성

계산하여 선형 보간을 통해서 구할 수 있다. 관절의 강성 계산은 평형점 이론에 근거해서 이루어 졌다. 평형점 이론은 인간의 모터 컨트롤을 설명하는 이론 중 하나로서 이론에 따르면 가상의 평형점( $\theta_0$ )과 실제 위치( $\theta$ ) 사이의 차이에 비례하여 다음과 같은 식(4)으로 관절의 토크가 발생한다<sup>[10]</sup>. 식(4)에서  $\mathbf{K}$ ,  $\mathbf{B}$ 는 각각 관절의 강성과 댐핑 행렬을 의미한다. 추가적으로 댐핑 행렬은 Tee등의 연구<sup>[11]</sup>에서와 같이 강성과 비선형적인 관계를 가지는 근사 식으로 가정하였다.

인간이 2차원 평면 상에서 점과 점 사이를 운동 할 때 평형점들로 이루어진 궤적은 Jerk가 최소화 되는 Minimum Jerk 궤적을 이루며 다음과 같은 식으로 표현 된다<sup>[12]</sup>.

$$x(t) = x_i + (x_f - x_i) \left( 10 \left( \frac{t}{t_f} \right)^3 - 15 \left( \frac{t}{t_f} \right)^4 + 6 \left( \frac{t}{t_f} \right)^5 \right) \quad (5)$$

위 식으로부터 역기구학을 통해서 계산하면 식(4)에서 필요한 평형점( $\theta_0$ )을 계산 할 수 있다. 그리고 측정 한 관절 토크와 평형점( $\theta_0$ ), 그리고 실제의 관절의 각도 정보를 이용하면 식(4)를 통해서 관절 강성 행렬을 계산 할 수 있다. 위와 같은 식으로 다섯 번의 두 점 사이 운동에서의 강성을 계산하였고 식(3)에서의 기울기와 절편을 구하였다. 일단 기울기와 절편을 구하고 난 뒤에는 관절의 토크를 측정하여 인공신경망 출력의 목표 강성을 설정하였다.

### 3. 인공신경망 학습을 위한 실험

피실험자는 인간의 모터 컨트롤 연구를 위해 특별히 고안된 기구(KINARM, BKIN Technology)에 앉아서 2차원 평면상에서 팔의 말단점을 두 점 사이를 이동 시키는 작업을 수행 하였다. 여기서 손목 관절의 영향을 무시하기 위해서 손목 관절은 기구 부에 움직이지 않도록 고정 되었다. 그림 2는 두 점 사이의 이동 작업을 도식화 하고 있다.

피실험자는 목표점의 커서가 점등하면 목표 지점까지 팔의 말단점을 이동시킨 후 약 2초 동안 머무르게 지시 받았다. 2초 후 커서가 소등 되고 또 다른 지점에 커서가 점등 되면 같은 방법으로 팔의 말단점을 점등한 위치에 이동시키도록 하였다. 이런 식으로 반복적으로 두 점 사이의 운동 작업을 수행하였다.

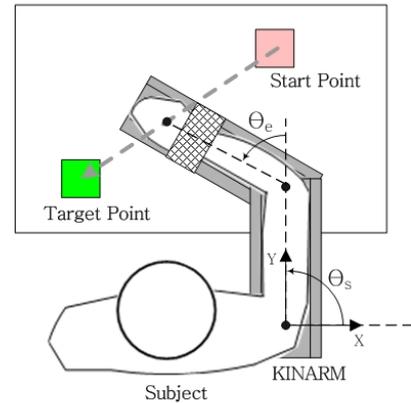


그림 2. KINARM을 이용한 2차원 평면상의 두 점 사이의 이동작업

KINARM은 2차원 평면상에서 다양한 포스 필드 (Force Field)를 형성 할 수 있다. 본 연구에서는 피실험자가 팔의 말단점을 이동 할 시 다음과 같은 외력이 발생하도록 포스 필드를 형성 하였다.

$$\text{Damping Force Field: } \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -10 & 0 \\ 0 & -10 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} \quad (6)$$

외력 조건은 인간이 접촉 작업 할 때 강성을 예측하는 것이 목적인 본 연구의 취지를 부합 시키기 위한 일환으로 이루어 졌다. 그리고 토크와 강성과의 선형적인 모델(식(3))이 적용 가능하도록 팔의 말단점이 움직이는 방향의 반대 방향으로 외력이 작용 하도록 설정하였다.

피실험자가 두 점 사이의 운동을 할 때 관절 각도 정보와 근전도 신호는 기구부의 센서를 통해서 각각 1KHz의 주기로 측정 되었다. 측정된 관절의 각도와 각속도는 고주파를 가지는 노이즈를 제거하기 위해서 10Hz의 주기로 Resampling 되었다. 또한 근전도 신호는 모터 컨트롤과 관계가 있는 신호만을 추출하기 위해서 30-300Hz의 대역통과 필터를 통과한 후 정류되고 다시 3Hz의 저역통과 필터를 통과 하는 과정을 거쳤다. 그 후 관절의 각도 정보와 근전도 신호는 인공신경망의 입력을 위해서 -1에서 1값을 가지도록 Scale down 되었다.

## 4. 결과

### 4.1 인공신경망을 이용한 관절 강성 예측

인공신경망의 학습을 위해서 총40번의 두 점 사이의 운동 작업에서 5438개의 데이터 세트를 선정하였다. 이

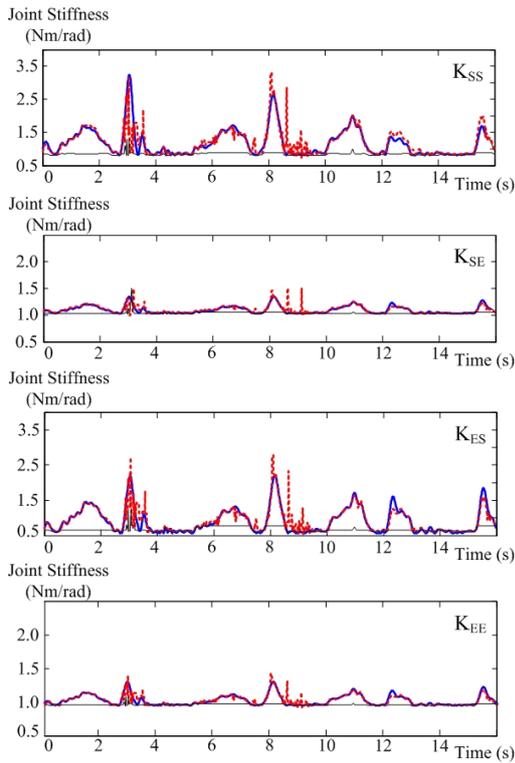


그림 3. 인공신경망을 이용한 관절 Stiffness 예측결과

를 통해서 인공 신경망은 학습되었고 학습된 인공신경망에 학습을 위한 데이터 세트가 아닌, 새로운 근전도와 관절의 각도 정보로 이루어진 데이터 세트를 이용하여 관절의 강성을 예측을 하였다. 그 결과는 그림 3과 같다.

그림3에서 적색 점선은 근전도와 관절의 각도 정보만으로 예측한 관절의 강성을, 청색 실선은 식(3)을 이용하여 계산한 강성을 나타낸다. 그림에서 볼 수 있듯이 예측한 강성과 계산을 통해서 구한 강성이 상당부분 일치함을 볼 수 있고 이는 학습된 인공신경망과 근전도와 관절의 각도 정보만으로 관절의 강성을 효과적으로 예측 할 수 있다는 것을 말해 준다. 그림 3에서 흑색 실선은 인공 신경망에 관절 각도 정보만 입력하여 도출한 관절의 강성을 의미 한다. 이렇게 도출한 강성을 계산을 통한 강성(적색 점선)과 많은 차이를 보인다. 인공신경망이 단순히 관절 각도 정보 만을 이용하여 자칫 단순한 관계를 학습 할 수 도 있기 때문에 이와 같은 검증과정이 필요하다. 만약 흑색 실선이 적색 점선과 일치 한다면 인공신경망이 단지 관절 각도 정보만을 이용해서 단순화된 근사관계를 학습하였을 뿐이고 근전도 신호에 대해서는 제대로 학습이 되지 않았다는 것을 뜻

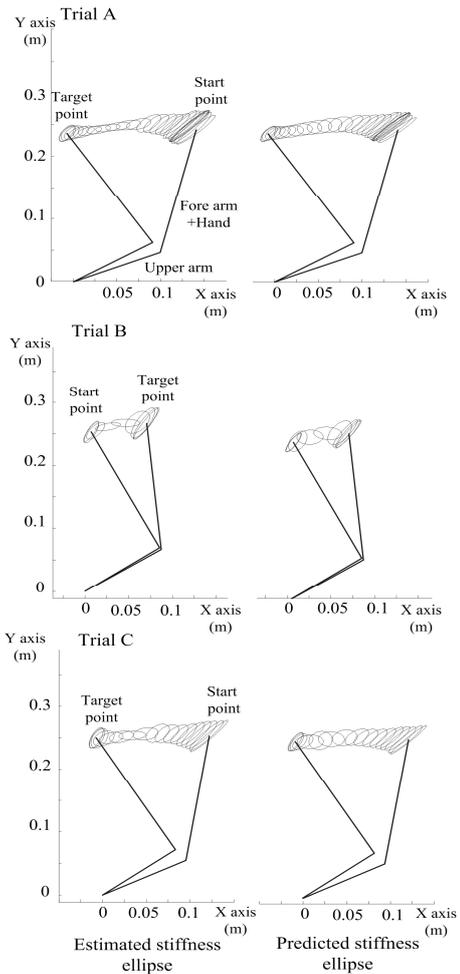


그림 4 직교 좌표상에서의 Stiffness 타원의 변화

한다. 하지만 그림 3에서 알 수 있듯 본 연구에서 사용한 인공신경망 모델은 근전도 신호와 관절 각도 정보를 이용하여 효과적으로 학습이 되었다.

#### 4.2 인공신경망을 이용하여 예측한 직교 좌표상의 강성 타원

관절의 강성은 다음과 같은 식을 통해서 직교 좌표상의 말단점의 강성으로 변환 된다.

$$K_c = (J^T)^{-1} K_j J^{-1} \quad (7)$$

여기서  $K_c$  는 직교 좌표에서의 강성 행렬,  $K_j$  관절 좌표계에서의 강성 행렬,  $J$  는 자코비안 행렬을 의미한다. 이렇게 변환된 강성은 직교좌표상에서 타원형태로 도식적으로 표현하는 것이 가능하다<sup>[1]</sup>. 강성 타원에서의 장축은 최대 강성 값을 가지는 방향, 단축은 최소 강성

값을 가지는 방향을 의미한다. 그림 4는 그림 3에 나타나 있는 임의의 두 점 사이의 이동 운동 중의 직교 좌표상의 강성 타원의 변화를 보여준다. 그림은 팔의 말단점이 이동 중에 강성 타원의 장축이 외력이 작용하는 방향과 일치하게 변화되는 모습을 묘사하고 있다. 이러한 강성 타원의 변화는 인간의 근육의 동적으로 움직이는 상황에서 외부의 외력의 변화에 따라 임의 방향으로 강성 타원을 변화시킬 수 있다는 기존 연구 결과<sup>[13]</sup>와 부합된다. 그림 4는 강성 타원의 변화의 특징을 인공신경망을 이용하여 효과적으로 예측할 수 있다는 점을 말해 준다.

## 5. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 로봇에게 인간이 능숙한 접촉 작업시의 임피던스를 변화시키는 법을 학습시키기 위한 첫 번째 단계로서 근전도와 관절 각도정보, 그리고 인공신경망을 이용한 관절 강성 예측 방법을 제안 하였다. 그리고 실험을 통해서 인공신경망을 이용한 강성 예측의 타당성을 살펴 보았다. 결과적으로 인공신경망을 이용하면 근전도와 관절각도 정보로부터 직접적으로 관절 강성을 도출 할 수 있다는 결론을 얻을 수 있었다.

본 논문의 저자들은 제안한 방법을 이용하여 인간이 접촉작업 시의 임피던스의 변화시키는 방법을 로봇에 적용하는 연구를 계획 중이다.

## 참 고 문 헌

- [1] F. A. Mussa-Ivaldi, N. Hogan, and E. Bizzi, "Neural, mechanical, and geometric factors subserving arm posture in humans," *J. Neurosci.*, vol.5, pp. 2732-2743, Oct. 1985.
- [2] E. Burdet, R. Osu, D. W. Franklin, T. Yoshioka, T. E. Milner, and M. Kawato. "A method for measuring endpoint stiffness during multi-joint arm movements," *J. Biomechanics*, vol. 33, pp. 1705-1709, June 2000.
- [3] M. Deng, N. Saijo, H. Gomi., and A. Inoue, "A Robust real time method for estimation human multijoint arm viscoelasticity," *ICIC International*, vol. 2, pp. 705-721, Aug. 2006.
- [4] Keamey, R. E. and Hunter I. W.: System identification of stretchreflex dynamics. in *Crit. Rev. Biomed. Eng.* vol 18, pp.55-87, 1990
- [5] R. Osu, D. W. Franklin, H. Kato, H. Gomi, K. Domen, T. Yoshioka, and M. Kawato, "Short- and long-term changes in joint co-contraction associated with motor learning as revealed from surface EMG," *J. Neurophysiol.*, vol. 88, pp. 991-1004, Apr. 2002.
- [6] H. K. Kim, "Strategies for control of neuroprostheses through brain-machine interfaces," Ph.D. dissertation, Dept. Mech. Eng., Mass. Inst. Technol., MA, Cambridge, 2005.
- [7] L. Wang, and T. S. Buchanan, "Prediction of joint moments using a neural network model of muscle activations from EMG signals," *IEEE Trans. Neural Systems and Rehabilitation Eng.*, vol. 10, pp. 30-37, Mar. 2002.
- [8] M. T. Hagan, and M. B. Menhaj, "Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 5, pp. 989-993, Nov. 1994.
- [9] D. W. Franklin, R. Osu, E. Burdet, M. Kawato, and T. E. Milner, "Functional significance of stiffness in adaptation of multijoint arm movements to stable and unstable environments," *Exp. Brain Res.*, vol 151, pp. 145-157, May 2003.
- [10] E. Bizzi, N. Hogan, F. Mussa-Ivaldi, and S. Giszter, "Does the nervous system use equilibrium-point control to guide single and multiple joint movement," *Behav. Brain Sci.*, vol. 15, pp. 603-613, 1992.
- [11] K. P. Tee, E. Burdet, C. M. Chew, and T. E. Milner, "A model of force and impedance in human arm movements," *Biol. Cybern.*, vol 90, pp. 368-375, May 2004.
- [12] T. Flash, "The control of hand equilibrium trajectories in multi-joint arm movements," *Biol. Cybern.*, vol. 57, pp. 257-274, Nov. 1987..
- [13] E. Burdet, R. Osu, D. W. Franklin, T. E. Milner, and M. Kawato, "The central nervous system stabilizes unstable dynamics by learning optimal impedance.," *Nature*, vol. 414, pp.446-449, Sep. 2001.



**강 병 덕**

2006 고려대학교 기계공학과 (공학사)

2006~현재 고려대학교 기계공학과 석사 과정

관심분야: Human-Machine Interface, 로봇 머니-플레이터



**김 병 찬**

- 2005 고려대학교 기계공학과 (공학사)
- 2007 고려대학교 기계공학과 (공학석사)

관심분야: Human-Machine Interface, 로봇 학습



**김 현 규**

- 2000 MIT 기계공학과 (공학사)
- 2002 MIT 기계공학과 (공학석사)
- 2006 MIT 기계공학과 (공학박사)

2006~현재 삼성전자주식회사 기술총괄 생산기술연구소 책임연구원

관심분야: Brain-Machine Interface, Neural control of motion, Robotics, Virtual reality



**박 신 석**

- 1989 서울대학교 기계설계학과 (공학사)
- 1991 서울대학교 기계설계학과 (공학석사)
- 1999 MIT 기계공학과 (공학박사)

2004~현재 고려대학교 기계공학과 교수

관심분야: Human-Machine Interface, 로봇 머니-플레이터, 수술 로봇, 로봇 학습,