

뉴럴 러닝 기반 로봇 손가락의 역기구학

Neural Learning-Based Inverse Kinematics of a Robotic Finger

김병호

Byoung-Ho Kim

경성대학교 전기전자메카트로닉스공학부 생체모방제어 및 로봇연구실

Bio-mimetic Control & Robotics Lab., Div. of Electrical and Mechatronics Eng., Kyungsoong Univ.,
Busan, 608-736, Korea

요약

일반적으로 인간 손에 있는 검지 손가락의 평면운동은 3개의 관절운동에 의해 이루어진다. 이러한 운동을 위해서는 기본적으로 역기구학 문제를 풀어야 하는데, 이것은 로봇 손을 이용한 파지나 조작행위에 있어서 필수적이다. 따라서 본 논문에서는 이러한 로봇 손가락의 역기구학 문제를 지능적으로 해결할 수 있는 뉴럴 러닝에 기반한 방법을 제안하고자 한다. 제안된 방법은 뉴럴 러닝에 있어서 동적인 학습율을 적용함으로써 보다 빠른 학습이 가능하고, 생체모방에 근거한 인간 손가락의 운동특성을 고려하는 것이 특징이다. 제안된 방법의 유용성을 입증하기 위하여 시뮬레이션을 수행한다.

키워드 : 역기구학, 뉴럴 러닝, 로봇 손가락

Abstract

The planar motion of the index finger in general human hands is usually implemented by the actuation of three joints. This task requires a technique to determine the joint combination for each fingertip position which is well-known as the inverse kinematics problem in robotics. Especially, it is an essential work for grasping and manipulation tasks by robotic and humanoid fingers. In this paper, an intelligent neural learning scheme for solving such inverse kinematics is presented. Specifically, a multi-layered neural network is utilized for effective inverse kinematics, where a dynamic neural learning algorithm is employed for fast learning. Also, a bio-mimetic feature of general human fingers is incorporated to the learning scheme. The usefulness of the proposed approach is verified by simulations.

Key words : inverse kinematics, neural learning scheme, robotic finger

1. 서론

최근 국내외적으로 인간형 지능로봇 개발을 위한 활발한 연구가 진행되고 있는데, 다지 로봇 손의 유연한 동작은 이러한 지능로봇이 다양한 작업을 수행하는데 있어서 필수적이며, 로봇 손을 이용하여 어떤 물체를 파지하고 조작하기 위해서는 다양한 기능이 필요하다 [1]- [5]. 따라서 이러한 로봇을 개발하기 위해서는

기본적으로 인간의 손에 관한 연구가 병행될 필요가 있으며, 인간이 활용하고 있는 다양한 손 동작의 장점을 모방할 필요가 있다. 이러한 시도는 유연한 로봇 손 및 의수(prosthetic hand)의 개발을 위하여 매우 괄목할 만하다 [6]- [9].

일반적으로 다지 로봇 손에 의한 물체의 파지 및 조작행위는 각 손가락 및 관절의 조합된 운동에 의해 이루어진다. 따라서 다지 손에 의한 물체의 조작을 보

접수일자 : 2007년 11월 10일

완료일자 : 2007년 12월 2일

감사의 글 : 이 논문은 2007학년도 경성대학교 학술연구비지원에 의하여 연구되었음.

다 효과적으로 수행하기 위해서는 물체의 조작에 참여하고 있는 각 손가락의 운동이 원활해야 하며, 궁극적으로 관절공간에서의 기구학적인 조합(kinematic combination)이 효과적이어야 한다. 특히, 어떤 로봇 손가락이 잉여구동 관절을 포함하고 있는 경우에는 주어진 작업의 목적에 따라 선호할 수 있는 손가락 구조를 활용할 수 있는 장점이 있지만, 일반적으로 역기구학이 쉽지 않다. Yoshikawa [10] 와 Chiu [11]는 조작성(manipulability) 및 적합성(compatibility)을 기반으로 하여 매니플레이터의 관절조합을 결정하는 방법을 제시하였다. 이러한 방법은 어떤 매니플레이터의 특이점 자세(singularity posture) 뿐만 아니라 장애물을 회피하는데 유용하게 사용할 수 있다. 그러나 제시된 성능지수에 대하여 최적의 해를 찾으려고 시도하기 때문에 어떤 경우에는 관절공간의 운동이 일관된 방향으로 나타나지 않을 수 있는 단점이 있다. Secco [12]는 인간의 손가락 운동에 있어서 근위지절간(proximal interphalangeal) 관절과 원위지절간(distal interphalangeal) 관절간의 동작을 동일하게 모델링하여 역기구학 문제를 단순화시키는 시도를 하였다. 그러나 이 경우에는 실제 조작행위에 있어서 물체를 원활하게 조작할 수 없는 자세가 발생할 수 있게 된다.

본 논문에서는 신경회로망의 학습기능을 활용하여 역기구학 해를 효과적으로 구할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 제안된 방법에는 뉴럴 러닝에 있어서 동적으로 변화되는 학습율이 적용되고, 생체모방에 근거한 인간 손가락의 운동특성이 고려된다.

2. 문제 정의: 역기구학

로봇 손가락의 원활한 제어를 위하여 인간 손의 기능을 잘 살펴볼 필요가 있다. 이러한 관점에서 보면, 인간이 손을 이용하여 수행하는 가장 기본적인 작업은 그림 1과 같이 어떤 물체를 파지하거나 조작하여 조립하는 작업을 들 수 있다. 이러한 조립작업을 로봇 손이 수행하기 위해서는 무엇보다도 역기구학 해를 구해야 한다. 이것은 로봇 손가락이 부여된 파지 및 조작 기능을 구현하는데 있어서 매우 중요하다.

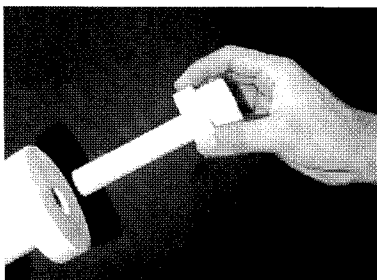


그림 1. 인간 손에 의한 조립작업.

Fig. 1. An assembling task by a human hand.

현재 휴먼로봇(humanoid robots)을 연구하는 분야에서 인간 손가락의 형상과 기능을 모방하고자 하는 시도는 매우 괄목할 만한 분야로 알려져 있고, 다양한

연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 인간의 검지 손가락을 2차원에서 그림 2와 같이 모델링하고, 이에 따른 역기구학 문제를 고려하고자 한다. 그림 2에서 각 링크 $l_i (i = 1, 2, 3)$ 는 인간의 검지 손가락에 있는 근위지골(proximal phalanx), 중위지골(middle phalanx) 및 원위지골(distal phalanx)에 해당되며, $O_i (i = 1, 2, 3)$ 는 중수지절간(MetaCarpoPhalangeal, MCP) 관절, 근위지절간(Proximal InterPhalangeal, PIP) 관절과 원위지절간(Distal InterPhalangeal, DIP) 관절의 원점을 나타낸다 [13] [14].

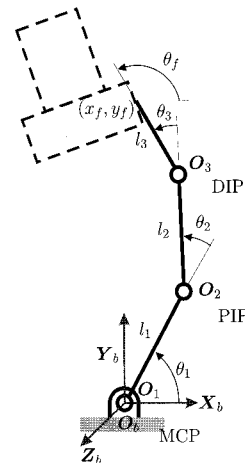


그림 2. 검지 손가락의 평면구조.

Fig. 2. A planar schematic structure of the index finger.

그림 2에서 기구학(forward kinematics) 관계식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_f = l_1 c_1 + l_2 c_{12} + l_3 c_{123} \quad (1)$$

$$y_f = l_1 s_1 + l_2 s_{12} + l_3 s_{123} \quad (2)$$

$$\theta_f = \theta_1 + \theta_2 + \theta_3 \quad (3)$$

여기서, x_f 와 y_f 는 각각 MCP공간에 대한 손가락 끝점의 x 축과 y 축 방향의 위치를 나타낸다. θ_f 는 손가락의 자세(orientation)를 나타내며, 간략화된 파라미터는 각각 다음과 같다: $s_i = \sin \theta_i, s_{ij} = \sin(\theta_i + \theta_j), s_{ijk} = \sin(\theta_i + \theta_j + \theta_k), c_i = \cos \theta_i, c_{ij} = \cos(\theta_i + \theta_j), c_{ijk} = \cos(\theta_i + \theta_j + \theta_k)$.

식 (2)~(3)으로부터, 손가락의 위치와 자세는 각 관절의 각 정보가 결정되면, 이에 따라 정해지는 것을 알 수 있다. 그런데 로봇 손을 이용한 물체의 파지나 조작행위를 수행하는데 있어서는 물체와 접촉하는 손가락 끝점의 위치가 먼저 결정되고, 이에 따른 각 관절각 정보를 구해야 하는 과정이 필요하게 된다. 이것이 바로 손가락에 대한 역기구학문제인데, 역기구학을 푸는 방법에 따라 그림 1과 같이 어떤 조립작업을 수행하는데 있어서 조작정밀도가 달라질 수 있을 뿐만 아니라, 일반적으로 잉여 관절이 포함된 로봇 손가락의 역기구학은 비선형 관계를 풀어야 하는 과제가 존재한다.

한편, 지능시스템 분야에서는 복잡한 자료의 분류, 인식, 시스템 모델링 및 제어 등의 문제를 효과적으로 해결하기 위한 연구가 활발하게 진행되고 있으며, 다

총신경망은 학습에 의해 비선형 관계를 갖는 시스템의 제어를 위한 최적해를 구하는데 유용하게 활용될 수 있다 [15]-[19].

따라서 본 논문에서는 지능적인 신경망의 학습기능을 활용하여 그림 2와 같은 로봇 손가락의 역기구학 해를 구하는 방법을 제시하고자 한다.

3. 역기구학을 위한 신경망 학습 시스템

3.1 제안된 신경망 학습 시스템

로봇 손가락의 역기구학 해를 구하기 위하여 제안된 신경망 학습 시스템은 그림 3과 같고, 여기서 사용된 신경망의 구조는 그림 4와 같다.

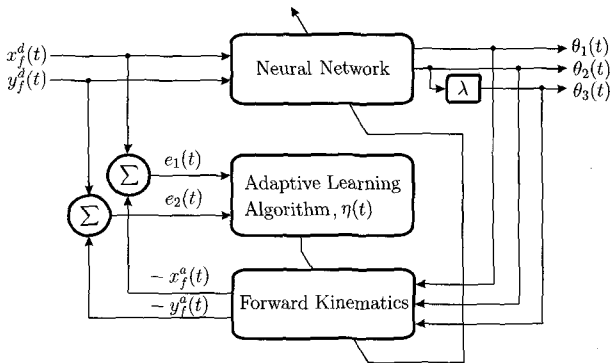


그림 3. 역기구학을 위한 신경망 학습 시스템.

Fig. 3. A neural learning scheme for inverse kinematics.

그림 3과 그림 4에 나타낸 전반적인 신경망 학습 시스템은 다음과 같다. 신경망의 입력 뉴런(input neurons)은 손가락 끝점의 x 축과 y 축 방향의 위치정보(x_f^d 및 y_f^d)로 설정한다. 모든 히든층(hidden layers) 뉴런은 바이어스(bias)를 갖는다. 출력 뉴런(output neurons)은 손가락의 각 정보로 설정하는데, 여기서는 θ_1 과 θ_2 만을 이용하여 설정한다. 왜냐하면, 인간의 근위지절간(Proximal InterPhalangeal, PIP) 관절 θ_2 와 원위지절간(Distal InterPhalangeal, DIP) 관절 θ_3 간에는 다음과 같은 선형적인 운동 영역이 존재하기 때문이다 [20] [21] [9].

$$\theta_3(t) = \lambda \theta_2(t) \quad (4)$$

여기서, λ 는 손가락에 따른 운동비를 나타낸다. 결국 세 번째 관절의 운동은 두 번째 관절의 운동에 의해 결정될 수 있으며, 본 논문에서는 이러한 인간의 손가락 운동 특성을 모방하여 이용하였다.

적응학습알고리즘(adaptive learning algorithm)은 x 축과 y 축 방향의 위치오차를 이용하여 지속적으로 체크하여 신경망의 빠른 학습을 위하여 적절한 학습율(learning rate)을 다이내믹(dynamic)하게 생성하는 역할을 수행하고, 신경망은 오차역전달 메커니즘(error back propagation mechanism) [22]을 이용하여 역기구학

해를 반복적으로 제공하게 된다. 실제 손가락 끝점의 위치는 신경망의 출력에 의해 결정되는 관절각 정보를 이용하여 기구학 관계식에 의해 계산되고, 결과적으로 설정된 손가락의 최대위치오차를 만족하게 되면, 신경망의 학습은 종료되며, 신경망의 출력값은 주어진 손가락의 위치에 대한 역기구학의 해가 된다.

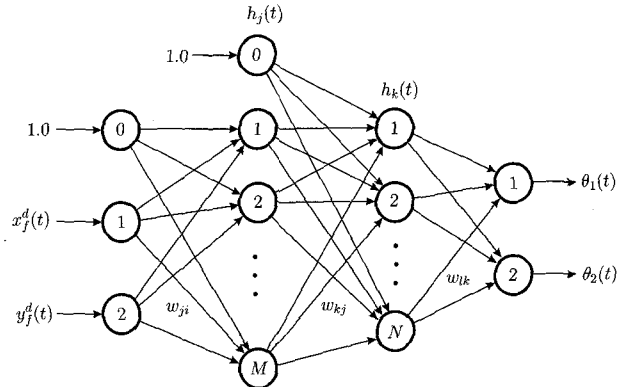


그림 4. 제안된 다층신경망.

Fig. 4. A proposed multilayered neural network.

그림 4에 나타낸 신경망의 신호처리는 다음과 같다. 입력층은 단지 입력을 그대로 히든층으로 내보내는 역할을 수행하고, $z_i(t)$ 를 입력층의 구성요소로 정의하면, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z_i(t) = \begin{cases} 1.0, & i = 0 \\ x_f^d(t), & i = 1 \\ y_f^d(t), & i = 2 \end{cases} \quad (5)$$

여기서, $x_f^d(t)$ 와 $y_f^d(t)$ 는 각각 x 축과 y 축 방향으로 주어진 손가락 끝점의 위치를 나타낸다. $z_0(t)$ 는 히든층의 출력을 조정하는 기능을 갖고 있는 바이어스 입력이다.

첫번째 히든층은 M 개의 뉴런으로 구성되고, 각 뉴런의 출력은 다음과 같이 결정된다.

$$h_j(t) = \begin{cases} 1.0, & j = 0 \\ \frac{1}{1 + e^{-s_j(I_j(t))}}, & j = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (6)$$

여기서,

$$I_j(t) = \sum_{i=0}^2 w_{ji}(t)z_i(t) \quad (7)$$

이고, $w_{ji}(t)$ 는 입력층의 i 번째 뉴런과 첫번째 히든층의 j 번째 뉴런과의 연결강도(weighting factor)를 나타낸다. 파라미터 s_j 는 첫번째 히든층의 j 번째 시그모이드(sigmoid) 함수의 기울기를 의미한다.

두번째 히든층의 출력 $h_k(t)$ 는 다음과 같이 결정된다.

$$h_k(t) = \frac{1}{1 + e^{-s_k(I_k(t))}}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

여기서,

$$I_k(t) = \sum_{j=0}^M w_{kj}(t)h_j(t) \quad (9)$$

이고, $w_{kj}(t)$ 는 첫번째 히든층의 j 번째 뉴런과 두번째 히든층의 k 번째 뉴런과의 연결강도를 나타낸다. 파라미터 s_k 는 두번째 히든층의 k 번째 시그모이드 함수의 기울기를 나타낸다.

신경망의 최종출력 $\theta_l(t)$ 는 다음과 같이 결정된다.

$$\theta_l(t) = \begin{cases} \sum_{k=1}^N w_{lk}(t)h_k(t), & l = 1 \\ \left(\sum_{k=1}^N w_{lk}(t)h_k(t) \right)^2, & l = 2 \end{cases} \quad (10)$$

여기서, $w_{lk}(t)$ 는 두번째 히든층과 출력층간의 연결강도를 나타낸다. 결과적으로, 손가락의 두번째 관절각과 세번째 관절각은 적어도 0보다 크게 결정된다. 이러한 경향은 인간의 검지 손가락의 운동특성으로부터 모방된 것이며, 실제로 쉽게 경험할 수 있다.

3.2 동적인 학습 방법

그림 4에 나타난 신경망의 학습을 위하여 다음과 같은 오차함수를 정의한다.

$$J(t) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^2 (e_m(t))^2 \quad (11)$$

여기서,

$$e_1(t) = x_f^d(t) - x_f^a(t) \quad (12)$$

$$e_2(t) = y_f^d(t) - y_f^a(t). \quad (13)$$

정의한 오차함수를 이용하여 신경망을 학습시키기 위한 출력층과 두번째 히든층간의 연결강도의 변화에 따른 출력층에서의 오차효과를 구하면, 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\frac{\partial J(t)}{\partial w_{lk}(t)} = -e_1(t) \frac{\partial x_f^a(t)}{\partial w_{lk}(t)} - e_2(t) \frac{\partial y_f^a(t)}{\partial w_{lk}(t)}, \quad l = 1, 2, k = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

여기서, $\frac{\partial x_f^a(t)}{\partial w_{lk}(t)}$ 과 $\frac{\partial y_f^a(t)}{\partial w_{lk}(t)}$ 는 각각 연결강도 w_{lk} 의 변화에 대한 x 축 방향과 y 축 방향에 대한 오차를 나타낸다.

식 (14)에서 보는 것과 같이, 출력층에서의 오차 효과는 각 관절각에 따라 나누어 구할 필요가 있다. 먼저 첫번째 관절($l = 1$)에 대하여 고려하면, x 축 방향에 대한 오차효과는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial x_f^a(t)}{\partial w_{lk}(t)} = \left(\sum_{n=1}^3 a_n \right) h_k(t), \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

여기서,

$$\begin{aligned} a_1 &= -l_1 \sin \theta_1(t) \\ a_2 &= -l_2 \sin(\theta_1(t) + \theta_2(t)) \\ a_3 &= -l_3 \sin(\theta_1(t) + (1 + \lambda)\theta_2(t)). \end{aligned}$$

또한, y 축 방향에 대한 오차효과는 다음과 같다.

$$\frac{\partial y_f^a(t)}{\partial w_{lk}(t)} = \left(\sum_{n=1}^3 b_n \right) h_k(t), \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (16)$$

여기서,

$$\begin{aligned} b_1 &= l_1 \cos \theta_1(t) \\ b_2 &= l_2 \cos(\theta_1(t) + \theta_2(t)) \\ b_3 &= l_3 \cos(\theta_1(t) + (1 + \lambda)\theta_2(t)). \end{aligned}$$

다음으로, 두번째 관절($l = 2$)에 대하여 고려하면, x 축 방향에 대한 오차효과는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\partial x_f^a(t)}{\partial w_{lk}(t)} = \left(\sum_{n=1}^2 c_n \right) h_k(t), \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (17)$$

여기서,

$$\begin{aligned} c_1 &= -l_2 \sin(\theta_1(t) + \theta_2(t)) \left\{ 2 \left(\sum_{k=1}^N w_{lk}(t)h_k(t) \right) \right\} \\ c_2 &= -l_3 \sin(\theta_1(t) + (1 + \lambda)\theta_2(t)) \\ &\quad \left\{ 2(1 + \lambda) \left(\sum_{k=1}^N w_{lk}(t)h_k(t) \right) \right\}. \end{aligned}$$

또한, y 축 방향에 대한 오차효과는 다음과 같다.

$$\frac{\partial y_f^a(t)}{\partial w_{lk}(t)} = \left(\sum_{n=1}^2 d_n \right) h_k(t), \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (18)$$

여기서,

$$\begin{aligned} d_1 &= l_2 \cos(\theta_1(t) + \theta_2(t)) \left\{ 2 \left(\sum_{k=1}^N w_{lk}(t)h_k(t) \right) \right\} \\ d_2 &= l_3 \cos(\theta_1(t) + (1 + \lambda)\theta_2(t)) \\ &\quad \left\{ 2(1 + \lambda) \left(\sum_{k=1}^N w_{lk}(t)h_k(t) \right) \right\}. \end{aligned}$$

신경망의 학습과정에서 출력층 오차가 역방향으로 전달되는데, 이를 효과적으로 기술하기 위하여 다음과 같이 $\delta_{ol}(t)$ 를 정의한다.

$$\delta_{ol}(t) = \begin{cases} e_1(t) \sum_{n=1}^3 a_n + e_2(t) \sum_{n=1}^3 b_n, & l = 1 \\ e_1(t) \sum_{n=1}^2 c_n + e_2(t) \sum_{n=1}^2 d_n, & l = 2, \end{cases} \quad (19)$$

그러면, 두번째 히든층의 k 번째 뉴런에서의 오차 $\delta_{h2k}(t)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\delta_{h2k}(t) = \sum_{l=1}^2 w_{lk}(t) \delta_{ol}(t) \frac{\partial h_k(t)}{\partial I_k(t)}, \quad k = 1, 2, \dots, N. \quad (20)$$

또한, 첫번째 히든층의 j 번째 뉴런에서의 오차 $\delta_{h1j}(t)$ 는 다음과 같이 결정된다.

$$\delta_{h1j}(t) = \sum_{k=1}^N w_{kj}(t) \delta_{h2k}(t) \frac{\partial h_j(t)}{\partial I_j(t)}, j = 0, 1, \dots, M. \quad (21)$$

최종적으로, 각 층에 있는 모든 연결강도의 학습은 다음과 같이 이루어진다.

$$w_{lk}(t+1) = w_{lk}(t) + \eta(t) \delta_{ol}(t) h_k(t) \quad (22)$$

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta(t) \delta_{h2k}(t) h_j(t) \quad (23)$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta(t) \delta_{h1j}(t) z_i(t) \quad (24)$$

여기서, 학습율 $\eta(t)$ 는 신경망의 학습정도에 따라 결정된다. 자세한 결정과정은 [23]에 제시되어 있으며, 초기 학습율도 자동적으로 결정된다.

4. 적용 예

이 장에서는 제안된 신경망 학습 방법을 이용하여 그림 2에 나타낸 로봇 손가락의 역기구학 해를 구하고 제안된 방법의 효용성을 확인하고자 한다.

시뮬레이션을 위하여 로봇 손가락의 각 링크 파라미터(link parameters)는 인간의 검지 손가락의 길이로 모방하여 다음과 같이 설정하였다: $l_1=0.050$ m, $l_2=0.030$ m, $l_3=0.025$ m. 식 (4)의 λ 는 0.62로 설정하였고, 손가락의 기구학적 운동함수는 인간의 검지 손가락의 기구학적인 운동모델 [9]을 활용하여 다음과 같이 설정하였다.

$$y_f = -13.53x_f^2 + 0.86x_f + 0.06. \quad (25)$$

시뮬레이션에 사용된 신경망은 그림 4와 같이 4층으로 구성하였고, 입력층, 첫번째 히든층, 두번째 히든층 및 출력층의 뉴런 수는 각각 2개, 5개, 3개, 2개를 사용하였다. 시그모이드 함수의 기울기는 1.0, 동적인 학습을 결정 [23]을 위한 파라미터 β, σ, P, Q 는 각각 0.0015, 0.5, 3, 5로 설정하였다. 신경망의 학습 과정을 통하여 손가락의 각 관절값을 결정함에 있어서 손가락의 위치오차 범위는 주어진 작업의 정밀도에 의존하여 결정될 수 있는데, 여기서는 ± 0.5 mm로 규정하였다. 즉, x 축 방향과 y 축 방향으로 최대 위치오차가 이 범위 내에 들어오면, 신경망의 학습은 종료되고, 이때의 신경망의 출력이 역기구학의 해가 된다.

그림 5는 제안된 신경망 학습과정을 통하여 얻은 손가락의 x 축 방향 및 y 축 방향으로의 시간경로를 나타낸다. 여기서 주어진 손가락의 위치경로는 이전 학습이 종료되면, 다음 위치가 주어지게 되고, 학습에 의하여 추종되는 경로는 신경망의 학습결과로 나타나는 각 관절값을 이용하여 기구학적으로 구한다. 그림 5로부터, 실제 추종경로가 학습에 의해 점진적으로 주어진 경로를 만족스럽게 추종하고 있음을 확인할 수 있다. 실제로 신경망의 학습은 그림에 나타낸 각 서클(circle)의 순간에서 종료되며, 상응하는 관절값이 역기구학의 해가 된다. 이러한 결과를 그림 6에 나타내었다.

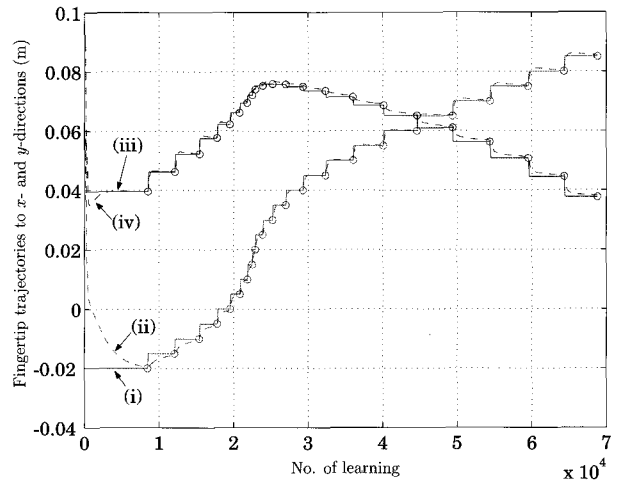


그림 5. 손가락의 위치경로: (i) 주어진 x 축 방향 경로(x_f^d), (ii) 제안된 방법에 의하여 추종된 x 축 방향 경로(x_f^a), (iii) 주어진 y 축 방향 경로(y_f^d), (iv) 추종된 y 축 방향 경로(y_f^a).

Fig. 5. Fingertip trajectories: (i) given x -direction trajectory(x_f^d), (ii) actual x -direction trajectory followed by the proposed neural learning(x_f^a), (iii) given y -direction trajectory(y_f^d), and (iv) actual y -direction trajectory followed by the neural learning(y_f^a).

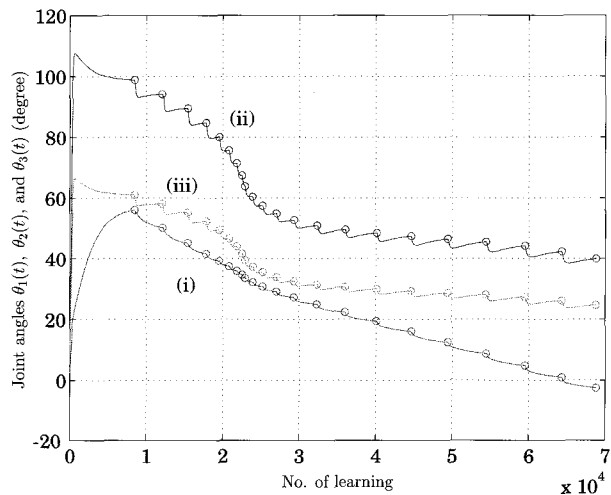


그림 6. 뉴럴 러닝 기반 역기구학 해: (i) $\theta_1(t)$, (ii) $\theta_2(t)$, (iii) $\theta_3(t)$.

Fig. 6. Joint angles obtained by the neural learning-based inverse kinematics: (i) $\theta_1(t)$, (ii) $\theta_2(t)$, and (iii) $\theta_3(t)$.

그림 5와 그림 6을 살펴보면, 손가락의 초기 위치에 대한 역기구학을 구하는데 있어서 다소 긴 학습시간이 요구됨을 확인할 수 있는데, 이것은 손가락의 초기 자세를 위하여 사용되는 학습이기 때문에 실제로 주어진 작업을 수행하는 데에는 직접적인 영향을 주지 않는다. 한편, 초기자세를 잡고 난 후에는 상대적으로 학습에 걸리는 시간이 짧다는 것을 알 수 있다. 실제로 신

경망을 산업응용에 적용하기 위해서는 역기구학에 필요한 학습시간이 가능한 짧은 것이 유리하다. 따라서 신경망의 학습을 보다 빠르게 유도하기 위하여 본 논문에서는 동적인 학습율을 사용하였으며, 학습과정에서 적용된 학습율은 그림 7에 나타내었다.

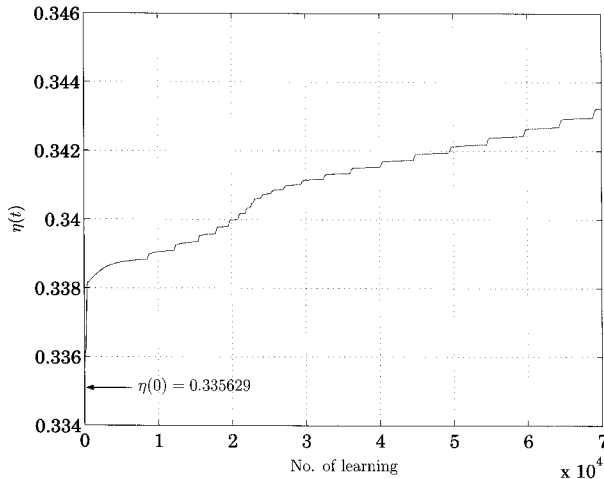


그림 7. 적용된 학습율 $\eta(t)$

Fig. 7. Trace of the dynamic learning rate $\eta(t)$ for the task

결과적으로, 제안된 뉴럴 러닝 기반 역기구학 방법이 비선형 관계를 갖는 로봇 손가락의 역기구학 해를 구하는데 유용하게 이용될 수 있다고 판단된다. 물론, 제안된 방법은 어떤 특정한 성능지수에 기반한 손가락의 역기구학 문제에서도 쉽게 적용이 가능하다.

5. 결론

본 논문에서는 신경망의 학습기능을 이용하여 로봇 손가락의 역기구학 해를 구하는 방법을 제안하였고, 4층 신경망을 이용한 시뮬레이션을 통하여 그 유용성을 확인하였다.

결과적으로, 제안된 방법은 학습기능을 활용하기 때문에 수학적으로 쉽게 풀리지 않는 비선형 관계를 갖는 로봇 손가락의 역기구학 해를 주어진 위치오차에 따라 효과적으로 구할 수 있는 장점이 있다. 특히, 본 논문에서는 인간 손가락의 운동특성을 고려하여 신경망 학습 시스템을 구성하였고, 보다 빠른 학습을 위하여 동적인 학습율을 사용한 것이 제안된 방법의 특징이다. 따라서 제안된 방법은 인간형 로봇 손이나 의수 [24] 등에 유용하게 활용될 수 있다.

참고 문헌

[1] K. Hirai, M. Hirose, Y. Haikawa, and T. Takenaka, "The development of Honda humanoid robot," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1321-1326, 1998.

[2] S. Jacobsen, E. Iversen, D. Knutti, R. Jhonson, and K. Biggers, "Design of the Utah/MIT dextrous hand," *Proc. 1986 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1520-1532, 1986.

[3] C. S. Lovchik and M. A. Diftler, "The Robonaut Hand: A dexterous robot hand for space," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 907-912, 1999.

[4] J. L. Pons, R. Ceres, and F. Pfeiffer, "Multifingered dexterous robotics hand design and control: a review," *Robotica*, vol. 17, pp. 661-674, 1999.

[5] J. Butterfass, M. Grebenstein, H. Liu, and G. Hirzinger, "DLR-Hand II: Next generation of dextrous robot hand," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 109-114, 2001.

[6] M. R. Cutkosky, "On grasp choice, grasp models, and the design of hands for manufacturing tasks," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 5, no. 3, pp. 269-279, 1989.

[7] T. Iberall, "Human prehension and dextrous robot hands," *Int. Jour. of Robotics Research*, vol. 16, no. 3, pp. 285-299, 1997.

[8] B.-H. Kim, "A joint motion planning based on a bio-mimetic approach for human-like finger motion," *Int. Jour. of Control, Automation, and Systems*, vol. 4, no. 2, pp. 217-226, 2006.

[9] B.-H. Kim, "A study on characteristics of inter-articular coordination of human fingers for robotic hands," *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, vol. 23, no. 7, pp. 67-75, 2006.

[10] T. Yoshikawa, "Analysis and control of robot manipulators with redundancy," *Robotics research: the first international symposium*, Eds. M. Brady and R. Paul, Cambridge: MIT Press, pp. 735-747, 1984.

[11] S. L. Chiu, "Task compatibility of manipulator postures," *Int. Jour. of Robotics Research*, vol. 7, no. 5, pp. 13-21, 1988.

[12] E. L. Secco, A. Visioli, and G. Magenes, "Minimum jerk motion planning for a prosthetic finger," *Jour. of Robotic Systems*, vol. 21, no. 7, pp. 361-368, 2004.

[13] C. C. Norkin and P. K. Levangie, *Joint structure & function: a comprehensive analysis*, F.A. Davis, 1992.

[14] M. Nordin and V. H. Frankel, *Basic biomechanics of the musculoskeletal system*, Lippincott Williams & Wilkins press, pp. 358-387, 2001.

- [15] T. Wojitara and K. Nonami, "Hand posture detection by neural network and grasp mapping for a master slave hand system," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 866-871, 2004.
- [16] P. Afshar and Y. Mastuoka, "Neural-based control of a robotic hand: evidence for distinct muscle strategies," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 4633-4638, 2004.
- [17] S. S. Kim and S. Jung, "Hardware implementation of a real time neural network controller with a DSP and an FPGA," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 4639-4644, 2004.
- [18] W.-K. Choi, S.-H. Ha, S.-J. Kim, Y.-T. Kim and H.-T. Jeon, "The intelligent control system for biped robot using hierachical mixture of experts," *Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 16, no. 4, pp. 389-395, 2006.
- [19] J.-T. Ju, D.-W. Kim and K.-B. Sim, "Pattern classification algorithm of DNA chip image using ANN," *Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 16, no. 5, pp. 556-561, 2006.
- [20] P. Hahn, H. Krimmer, A. Hradetzky, and U. Lanz, "Quantitative analysis of the linkage between the interphalangeal joints of the index finger," *Jour. of Hand Surgery*, vol. 20B, pp. 696-699, 1995.
- [21] D. G. Kamper, E. G. Cruz, and M. P. Siegel, "Stereotypical fingertip trajectories during grasp," *Jour. of Neurophysiology*, vol. 90, pp. 3702-3710, 2003.
- [22] R. H. Nielsen, *Neurocomputing*, Addison-Wesley, 1990.
- [23] B.-H. Kim, "Characteristics modeling of dynamic systems using adaptive neural computation," *Jour. of Control, Automation, and Systems*, vol. 13, no. 4, pp. 309-314, 2007.
- [24] B. Massa, S. Roccella, M. C. Carrozza, and P. Dario, "Design and development of an underactuated prosthetic hand," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3374-3379, 2002.

저 자 소 개



김병호(Byoung-Ho Kim)

1989년 금오공과대학교 전자공학과(공학사). 1994년 동 대학원(공학석사). 2001년 한양대 전자공학과(공학박사). 1995년 ~ 2001년 한국과학기술연구원 지능로봇연구센터 학생연구원. 2002년 ~ 2004년 Ritsumeikan대학(일본) 로봇공학과 JSPS Post-Doctoral Fellow. 2004년 ~ 2005년 RIKEN 생체모방연구센터(일본) 연구원. 2005년 ~ 현재 경성대학교 전기전자메카트로닉스공학부 메카트로닉스공학 전공 조교수. 2006년 ~ 현재 한국퍼지 및 지능시스템학회 국제이사. 관심분야 : humanoid robots, modeling and control of bio-mimetic mechanisms, multi-fingered hands and multiple arm control, macro/micro mechanism and mobile manipulation, soft manipulation, intelligent control and neural network applications.
Phone: 051-620-4692
Fax.: 051-624-5980
E-mail: kimbh@ks.ac.kr
<http://www.ks.ac.kr/~kimbh/>