

## Sensory Motor Coordination System for Robotic Grasping

金 泰 亨\* · 金 泰 善\*\* · 董 聖 秀\*\*\* · 李 鍾 浩§

(Tae Hyoung Kim · Tae Seon Kim · Dong Sung Soo · Chong Ho Lee)

**Abstract** - In this paper, human motor behaving model based sensory motor coordination(SMC) algorithm is implemented on robotic grasping task. Compare to conventional SMC models which connect sensor to motor directly, the proposed method used biologically inspired human behaving system in conjunction with SMC algorithm for fast grasping force control of robot arm. To characterize various grasping objects, pressure sensors on hand gripper were used. Measured sensory data are simultaneously transferred to perceptual mechanism(PM) and long term memory(LTM), and then the sensory information is forwarded to the fastest channel among several information-processing flows in human motor system. In this model, two motor learning routes are proposed. One of the route uses PM and the other uses short term memory(STM) and LTM structure. Through motor learning procedure, successful information is transferred from STM to LTM. Also, LTM data are used for next motor plan as reference information. STM is designed to single layered perceptron neural network to generate fast motor plan and receive required data which comes from LTM. Experimental results showed that proposed method can control the grasping force adaptable to various shapes and types of grasping objects, and also it showed quicker grasping-behavior learning time compare to simple feedback system.

**Key Words** : sensory motor coordination(SMC), grasping, neural networks, STM, LTM

### 1. 서 론

인간행동체계의 모방은 로봇 제어의 궁극적 목적중 하나이다. 이를 위해서 많은 연구자들은 환경 변화에 유연하게 적용할 수 있는 휴머노이드 로봇의 실현에 초점을 맞추어 왔다. 물체를 잡아 움켜쥐는 작업은 그 특성 상 휴머노이드 로봇구현에 있어서 인간행동체계의 모방이 필요한 대표적인 분야 중 하나이다. 일반적으로 로봇이 물체를 잡는 일을 수행하기 위해서는 대상 물체에 대해 무게, 형태 및 마찰계수 등의 기본적인 물리량을 바탕으로 적절한 악력을 결정하게 된다. 따라서 로봇을 이용해 물체를 잡는 작업은 대상 물체에 대한 사전정보가 주어진 경우로 제한하는 것이 일반적이다. 반면 인간은 임의의 물체를 잡는 작업의 수행에 있어서, 대상물체의 무게와 마찰계수를 알지 못하는 경우에도 손가락의 적절한 잡는 힘을 조절함으로써 그것을 들어올릴 수 있다. 더욱이 시각 정보가 없는 경우에도, 인간은 손가락으로 물체의 표면정보를 감지함으로써 미끄러짐 없이 물체를 들어올릴 수 있는 적절한 힘을 찾게 된다[1].

이러한 인간의 잡는 메커니즘을 모방하여 로봇을 구현하

기 위한 다양한 연구가 수행되고 있으며, 이러한 시도들은 물건을 잡기 위한 로봇 손의 자세 제어분야와 잡는 세기를 조절하는 두 분야로 크게 분류될 수 있다. 자세 제어 중 하나는 물체의 영상 처리와 접점 결정방법을 사용하여 손가락을 제어하고 임의의 모양을 가진 물체를 잡는 시도가 있다 [2]. 몇몇 연구들은 경험적 지식을 통한 잡기 자세 제어의 학습과 정확한 잡기 자세 제어에 초점을 맞추었다[3]. 물건을 정확히 잡기위한 자세 제어와 더불어 잡는 세기의 조절 또한 로봇의 잡는 작업에 필수적인 요소이다. 대상 물체에 대한 사전정보 없이 물체를 들어올리는 경우, 만약 잡는 세기가 충분치 못하면 물체는 들어올리는 중에 미끄러지거나 조금도 움직이지 않을 것이다. 역으로, 만약 잡기시도에서 가해진 힘이 너무 세면, 물체는 과도한 힘으로 인해 파손될 수 있을 것이다. 잡는 세기의 조절을 위해서도 많은 연구가 진행되고 있다. Yamada 등은 다중 센서 시스템을 사용하여 대상 물체에 대해 온라인(on-line)으로 여러 개의 관절의 잡는 힘을 제어하는 방법을 제안하였다[4]. Yoshikawa 와 Nagai 또한 다지 로봇(multi-fingered robot)을 사용하여 물체에 대해 각 손가락의 힘을 예측하여 최적의 움켜잡는 힘을 결정하는 시도를 하였다[5]. 이런 시도들 외에 로봇의 잡는 작업을 위한 대체 구동기(actuator)가 제안되기도 하였다. Yoseph 등은 ion-exchange membrane platinum(IEMP)의 하나인 electro active polymers(EAP)를 인공근육형태로 개발하여 유연성 있는 로봇팔을 개발하였다[6]. 이밖에 Perlrineet 등은 고속의 반응속도를 가진 electro-active polymer actuator를 휴머노이드를 위한 구동장치로서 제안하였다[7]. 이러한 인공 근육은 실제 근육과 매우 유사하며,

\* 準 會 員 : 仁荷大學 工大 情報通信工學科 工碩  
 \*\* 正 會 員 : 가톨릭대학교 情報通信工學部 教授 · 工博  
 \*\*\* 正 會 員 : 용인 송담대학 디지털전자정보과 教授  
 § 正 會 員 : 仁荷大學 工大 情報通信工學部 教授 · 工博  
 接受日字 : 2002年 11月 12日  
 最終完了 : 2002年 12月 23日

크기가 작고 가벼울 뿐 아니라 전력소비가 적어 실제 적용에 있어 많은 이점을 가진다.

본 논문에서는, 임의의 무게와 형태를 가진 다양한 물체를 로봇을 이용하여 파손 없이 잡을 수 있도록 잡는 힘을 제어하기 위하여 감각-운동 협응과 인간 행동 이론을 적용하였다. 제안된 운동학적 메커니즘은 인간 행동 체계와 유사한 감각-운동 협응(sensory motor coordination, 이하 SMC)을 사용하였다. SMC 이론은 인간운동모형에 관심이 고조되면서 최근 로봇공학에 적용되기 시작하였다[8,9]. 그러나 그 수준은 아직 초보단계로서, 실질적인 적용보다는 SMC의 구조와 학습 알고리즘의 개선에 관한 연구가 대부분이다. 또한, 현재 제안되는 SMC 모델은 생물학적 이론을 바탕으로 인간의 기억저장방식을 적용함에 목적이 있지만, 인간행동에 있어 즉각적인 반응만을 고려하기 위하여 센서와 운동기관의 직접연결 구조로 한정되어진 구조가 일반적이다. 이러한 구조상의 한계를 극복하고 효과적인 운동수행을 위해서 제안된 모델에서는 SMC에 인간 행동 이론을 결합시켰다.

본 논문에서는 SMC를 바탕으로 인간기억저장 방식을 구현하기 위하여 신경회로망이 단기기억저장고(short term memory, 이하 STM)의 역할을 하며 감각출력과 운동기 입력사이의 관계를 형성하는 모델로 사용되었다. 또한, 인간 행동 이론을 적용함으로써 장기감각저장고(long term memory, 이하 LTM)의 경험적 정보를 활용할 수 있고, 자극과 운동기(effector) 간의 학습된 정보는 정확하고 빠르게 STM으로 전달되어져 운동을 수행하게 한다. 본 실험을 통하여 인간 행동 시스템에 기초한 SMC모델이 다양한 모양의 물체에 대해 적응적으로 잡는 세기를 조절할 수 있고 단순 피드백 시스템에 비교하여 더 빠른 학습시간을 보였다.

## 2. 본 론

### 2.1. 감각 운동 이론

운동 학습(motor learning) 학자들은 운동 활동의 감각조정이 감각자극에 의해서 발달된다고 설명하였다. 동물에 있어서 감각-운동 협응(SMC)은 신체와 환경과의 상호작용을 통하여 학습되어지거나 혹은 정교화 되어진다. 감각-운동 협응은 특정목적에 대한 감각과 운동기의 결합과정이다. 이 과정은 주변 환경변화에 대한 효율적이고 효과적인 정보교환과 감각과 행동 간의 상호 인과적인 관계인 경험을 통해서 학습하는 것을 기본적인 전제로 하고 있다. 여기서 학습이란 행동과 감각 자극들 간의 특별한 mapping을 찾는 것을 의미한다. 특정 작업의 반복수행 동안에 어떤 감각 변화는 운동기의 변화와 동시에 일어난다. 이런 동시발생은 특정 행동에 대한 특정 감각데이터의 돌출을 의미한다. 감각운동이론은 로봇의 경우에 학습된 감각신호를 운동기의 구동에 활용할 수 있다. 실례로 Cambron 등은 SMC가 물체를 구별할 수 있는 능력을 갖기 위한 학습방법으로 사용되어질 수 있고, 또한 기존의 감각 탐지 시스템 대비 환경변화에 대해 보다 유연한 상호작용이 가능함을 보였다[10].

### 2.2. Singer의 인간 행동 통합 모형

본 논문에서는 그림1에서 보이는 것처럼 Singer의 인간 행동 이론에 기반한 행동 체계를 가진 SMC모델을 구성하

였다. Singer는 복잡한 운동과제를 효율적으로 학습하여 인지과정을 이해하여야 하고, 기능습득을 용이하게 해주는 여러 가지 인지적 접근방법을 이해하여야 한다고 강조하고, 여러 가지 종류의 개념적 모형을 통합하여 운동행동에 관한 좀더 함축적이고 종합적인 모형을 주장하였다. 제안된 모델에서 사용된 Singer의 행동 시스템은 환경적 입력에 해당하는 감각자극들이 감각저장고(sensory storage)에 저장되어짐으로써 시작된다. 환경적 입력은 짧은 순간 지나가는 시각적 기억을 예로 들 수 있다. 감각저장고는 내부 및 외부에서 들어오는 역치내의 자극을 받아들여 정확하고 완전한 상(image)을 0.1~0.5초 정도 유지하며, 저장용량은 무한하다. 감각저장고에 저장되어진 정보는 주변 입력으로 인한 간섭과, 시간적인 경과로 인해 쉽사리 잃어버리게 된다. 또한 감각저장고는 정보가 지각기체(perceptual mechanism, 이하 PM)에 전달되어지거나 혹은 장기기억의 저장된 정보와 접촉하기의 과정까지 일종의 다리 역할을 하는 것으로 여겨질 수 있다.

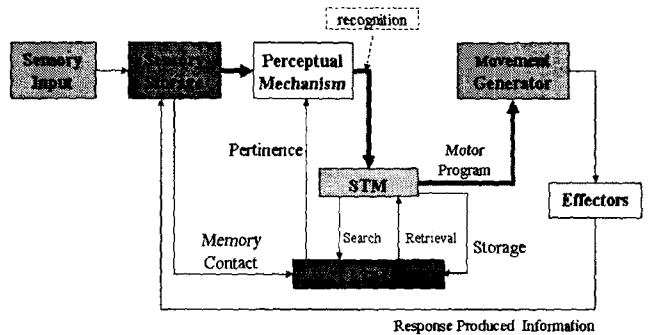


그림 1 Singer의 인간 행동 시스템 모형[11].

Fig. 1 Singer's human behaving system model[11].

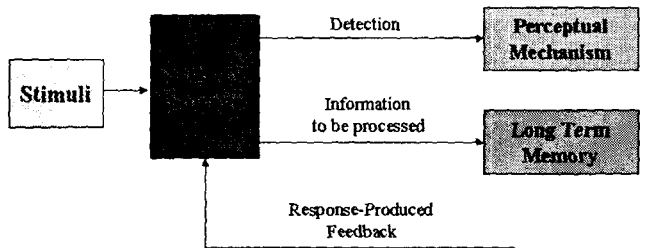


그림 2 감각저장고에서의 입력정보에 따른 인간 행동 시스템의 활동[11]

Fig. 2 Activation of the human behaving system by information reaching the sensory register[11]

감각저장고에서 탐지된 자극은 LTM과 PM으로 동시에 전달되어지는데, 그림2 에서처럼 감각저장고에서 받아들인 자극 지각기체로 전달되어 탐지 되거나 정보의 처리 전에 장기기억저장고로 전달되어 기억과 접촉하여 재인현상(recognition)이 일어나도록 진행된다. 자극의 이러한 특별한 경로는 입력되는 신호의 탐지와 인지 사이의 차이에 따라 다르다. 탐지는 인간행동 체계가 그 자극에 대해 어떤 의미도 부여함이 없이 새로운 자극을 받아들이는 것을 깨닫게 하는 과정이다. 그러므로 탐지란 최종적으로 체계에 의해서

반응선택이 이루어질 수많은 정보처리의 첫 단계이다. 그림 2에서 알 수 있듯이 주어진 자극을 인지하기 위해서 LTM과의 접촉 없이도 탐지될 수 있다. 그리고 자극은 다음에 지각기제로 진행되는데, 본질적으로 인지과정이 없이도 탐지될 수 있다. PM은 선택적 주의를 통하여 필요한 정보를 인지한다. 이는 감각저장고에서 받아들인 자극의 특징을 인지할 수 있는 형태로 통합한 것으로 볼 수 있다. 또한 현재 순간 상황에 대한 의미를 부여하고 장기기억저장고로부터 정보에 대한 유관가(有關係, pertinence value, 예를 들면 과거의 경험)를 얻거나 혹은 감각저장고에서 직접 정보를 받아들이는 역할을 한다. PM이 정보를 받아들일 때 주의 집중되지 않은 정보는 제외되어진다, 즉 의미 없는 정보는 걸러내고, 단지 꼭 필요한 정보에만 관심을 갖게 한다. 지각과정이 완료됨으로써 인간행동체계는 관련특징을 분석하고, 이러한 특징을 인지할 수 있는 단위로 통합 정리되며, 입력정보에 의미를 부과하게 된다, 인지된 정보는 행동과정에 대한 결정이 이루어지는 단기기억저장고로 전달되어진다. 단기기억저장고인 STM은 인간 운동체계 안에서 세 가지 기능을 갖고 있다.

첫째로, STM은 현재 학습자에게 중요한 정보를 일시적으로 저장하는 장소를 제공한다. 일시적인 기억은 주의와 반향이 없을 때에는 빠르게 단기기억에서 사라지게 된다. 둘째로, 인간유기체의 의사결정, 문제해결, 사고행동을 결정짓는 역할을 한다. 이것은 운동을 수행하기 위한 운동프로그램을 선정하는 작업으로 볼 수 있는데 LTM으로부터 추출된 정보에 입각하거나 PM으로부터 의미 있는 정보를 입력받아 수행하게 된다. STM은 또한 LTM에 보내어야 할 의미 있는 정보를 결정한다. 셋째로, 정보에 대해 적절한 시연(rehearsal)을 거쳐 의미 있는 정보를 구별, LTM로 전달하는 역할을 한다. STM에 수용할 수 있는 정보의 양은  $7 \pm 2$  Chunk(정보의 단위)인데 한 번에 적을 때에는 다섯 개, 많을 때는 아홉 개의 정보단위를 처리할 수 있다.

학습자가 정보를 처리하는 동안 친숙한 정보는 자동적으로 처리되어 곧 바로 LTM으로 전달되지만 친숙하지 못한 정보는 STM에서 시연되어야 한다. 연습하는 동안 STM의 주 역할은 입력에 더욱 많은 의미를 부여해 이 정보가 LTM에 쉽게 전달되게 하는 것이다. STM과 반대로, LTM의 저장용량은 이론적으로 무한대이다. LTM에 입력된 처리된 정보는 기억되어 있는 비슷한 상황과 기억접촉(memory contact)을 하여 자극으로부터 유관가가 높으면 자동적으로 PM에 전달하게 되며 유관가가 낮으면 재인과정(recognition)을 거쳐 지각기제로 전달한다. LTM의 저장기간은 짧게는 수초에서 길게는 수십 년간 정보를 저장하며 STM으로 전달되어오는 정보를 부호화(code),조직화 과정을 거쳐 저장하는 일을 한다. LTM은 감각저장고와 달리 시간이 지남에 따라 정보가 소멸되지는 않으나 새로운 정보가 기존의 정보를 장기저장고로부터 인출되는 길을 막음으로써 잃어버리게 된다 [11].

Singer의 인간 행동 이론 중에서, 인간 기억 체계는 Atkinson과 Shiffrin의 모델[12]을 적용한 것이다. 이 모델에서는 그림3에서 보이듯 인간의 기억구조를 크게 감각저장고, 단기기억저장고, 장기기억저장고 3가지로 나누고 있는데, 그들은 기억을 기억의 구조와 제어 과정 면에서 설명하였다. 각 기제의 구조는 과제와 관계없이, 구조의 특성을 유지하는 고

정적이고, 영구적인 특징(features)이고, 반면에 제어과정은 정보의 저장(storage), 시연(rehearsal), 및 인출(retrieval)과 같이, 개인이 직접 제어할 수 있는 정보의 과정으로 설명하였다. 각기제의 역할은 Singer의 모델에서 설명하였다. 정보의 처리를 깊이(depth)와 관련해서 생각해보면 얕은 처리과정은 Atkinson과 Shiffrin의 모델에서 감각저장이나 단기저장과 유사하고, 깊은 처리과정은 장기저장과 관계한다. 운동발생기(movement generator)는 단기저장고로부터 얻은 운동프로그램을 수행하기 위해 필요한 근육 군을 선택하는 역할을 한다. 그다음 근육 군에 원심성 신경명령을 전달한다. 동시에 운동발생기는 앞으로 올 운동동작효과기(effector)의 효율적인 반응을 위한 몸속 기관을 움직이기 위한 근육으로 구성되어있다. 운동 수행 동안에는 운동결과의 반응산출피드백이 효과기로부터 발생하여 감각저장으로 전달되어진다.

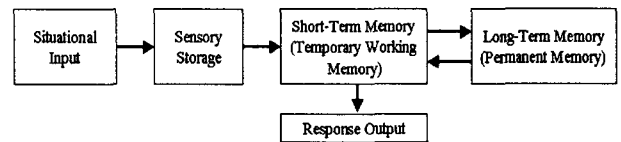


그림 3 Atkinson 과 Shiffrin의 인간 메모리 체계에서의 정보 흐름 모델[12]

Fig. 3 The Atkinson and Shiffrin's information flow model through the human memory system[12]

### 3. SMC 모델의 구성

Singer의 인간 행동 이론을 하드웨어로 구성하기 위해서는 목적에 맞도록 각 기능별 block(그림4)을 재구성하는 것이 필요하다. 또한 로봇의 잡는 작업에 적용함에 있어서 몇 가지 block은 적절하지 않는 것도 있다. 따라서 그림4와 같이 응용 목적에 맞게 인간 행동 이론을 재구성하였다. 본 논문에서는, 로봇의 잡는 작업에 인간 행동 체계를 적용한 SMC 모델을 사용하였고, 빠른 운동프로그램의 생성과 운동 학습 시간의 단축을 목적으로 하였다. 본 작업의 특성에 적합한 빠른 운동프로그램 생성과 운동프로그램의 기억을 위해서 STM에 단순신경망을 적용하였고, 이는 인간 행동 체계에서 가장 빠른 운동경로인 지각기제와 단기기억저장고를 활용하는 루트와 일치한다. 또한 로봇의 잡는 작업에 있어서의 학습시간 단축을 위해서 장기기억에 데이터를 저장하여 과거의 경험적 지식을 다음 운동수행에 적극 활용하도록 하였다.

그림 4에서 보이는 것처럼, 로봇의 잡는 작업을 위해서 제안된 SMC의 모델은 감각저장고(sensory register), 지각기제(PM), 단기기억저장고(STM), 장기기억저장고(LTM),연상기제(AM)의 5개의 block으로 구성되어진다. 각 block의 기능들은 다음과 같다. 감각저장고는 AVR 163 micro-controller(이하 MCU)내부의 RAM영역에 해당하며 5개의 ADC 포트에서 읽어 들인 아날로그 값을 디지털 값으로 변환 처리하는 과정동안 저장하게 된다. 감각 입력으로는 센서로부터 아날로그 전압 값을 받아들인다. 센서 입력 값은 인간 행동 시스템과 마찬가지로 PM과 LTM으로 동시에 전

달되어진다. 로봇의 감각데이터를 임시저장하고 데이터의 아날로그 값을 디지털화 하는 과정은 MCU가 처리하게 된다. STM, LTM, AM(연상기제, association mechanism, 이하 AM)은 PC(personal computer, 이하 PC)내부에서 처리되도록 하였는데 STM은 빠른 운동계획의 생성과 기억을 위한 단순 신경회로망으로 구성된다.

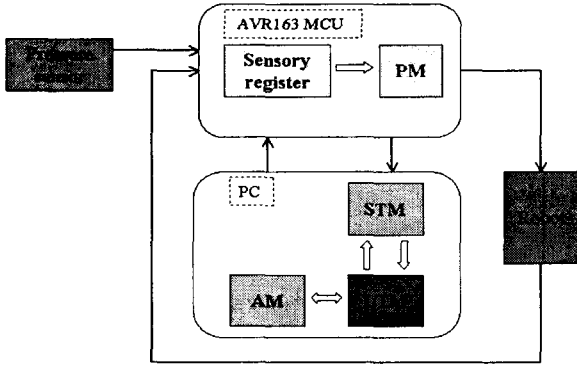


그림 4 제안된 인간 행동 구조에 기반한 감각-운동 협응 모델의 개념적 구성도

Fig. 4 The conceptual scheme for the proposed human behaving structure based SMC

LTM은 로봇이 잡는 작업을 성공했을 경우의 데이터가 저장되는데 초기 잡는 작업 시도 시의 로봇핸드의 감각데이터와 최종 성공 시에 수행하였던 STM 신경회로망의 가중치 값이 저장되어진다. AM은 필요한 정보를 LTM에서 검색하는 역할을 하는데 원래 인간 모델에서는 없는 기제이고 STM이 그 기능을 담당한다. 본 하드웨어 모델에서는 필요한 정보의 검색속도를 증가하고 STM의 역할을 빠른 운동계획생성에 더 비중을 두었으므로 새로이 AM기제를 추가하였다. AM은 MCU에서 변환되어 전송되는 센서 데이터를 LTM에 저장되어 있는 데이터와 비교하여 유사성을 찾는 역할을 하게 된다. 초기 LTM에 어떤 정보도 없을 때에는 AM block은 검색기능을 수행하지 않으며, 감각정보는 PM으로 곧바로 전달되어진다. 앞선 그림 1의 굵은 선 루트는 가장 빠른 운동경로를 나타내고 있는데 인간은 빠른 응답이 요구되는 운동에서는 미처 LTM에서 필요한 정보를 검색하는 과정없이 PM의 정보만으로 운동계획을 세운다. 따라서 하드웨어 모델의 구성에서도 LTM에 아무런 정보가 없거나 유용한 정보가 없을 시 PM만을 거쳐 빠르게 잡는 작업수행이 가능하도록 하였다. 즉 운동계획은 STM에서 담당하는데 PM으로부터 디지털화 된 센서 데이터를 받아서 원하는 운동계획을 세운다. 또한 운동의 결과로서 PM은 반응산출피드백 정보를 얻으며 이 정보는 다음 운동계획에 실시간으로 반영되어진다. 피드백정보는 로봇핸드의 잡는 작업의 수행 결과로 얻어지는 감각 데이터 값이고, 이것을 기준으로 다음 잡는 작업의 세기를 결정할 수 있게 하였다.

4. 실험 및 결과 고찰

4.1. 미지의 물체에 대한 잡는 작업 실험

제안한 모델의 성능을 보이기 위해서, 인간 행동 이론에

기초한 SMC 모델을 로봇의 잡는 작업에 적용하였다. 실제로, 인간은 눈으로부터의 시각정보와 손가락으로부터의 촉각 정보 등 다양한 정보들을 가지고 잡는 세기를 결정한다. 그러나 본 논문에서는 연구의 첫 단계로써 문제의 복잡성을 줄이기 위해, 잡는 대상에 대한 정보로 압력센서의 값만으로 제한하였다. 압력센서는 잡는 대상 물체의 표면을 대략 탐지할 수 있다. 그러나 정확한 잡는 세기를 알기에는 보다 많은 정보가 요구된다. 그러므로 단일 센서의 한정된 정보를 보충하기 위하여 잡는 작업 과정동안의 물체의 미끄러짐 시간을 측정하였다.

센서는 Tekscan사의 압력센서(Flexiforce)를 사용하였고 0~450g 정도의 측정 범위를 가진다. MCU의 내장기능인 ADC(analog to digital conversion)를 사용하여 5개의 ADC 포트에서 8bit resolution 으로 변환하여 각각 0에서 255사이의 값을 표현할 수 있게 하였다. 변환되어진 센서 데이터는 RS232 직렬통신 방법으로 MCU에서 PC로 전달되어진다. PC로 전달되어진 데이터는 먼저 AM을 통하여 LTM의 데이터와 유사도를 비교하는데 초기에는 LTM에 아무런 정보도 없으므로 받아들인 5개의 센서데이터는 STM의 신경회로망의 입력으로 곧바로 들어간다. 초기 잡는 세기는 로봇핸드가 움직이는 최소세기인 95 PWM 신호크기로 정하였고 퍼셉트론 학습과정으로 신경망의 가중치를 조절하게 된다. 초기에는 물체가 로봇 핸드에서 미끄러지는 시간을 측정할 수 없으므로 0~1사이의 임의의 값으로 6번째 입력뉴런의 값을 주고 학습을 시켰다. 그림5에서 보이는 것처럼 STM은 퍼셉트론 신경회로망으로 구성하였다. STM은 신경회로망의 학습을 통해서 현재의 운동 프로그램을 저장하게 되고, 출력으로는 로봇핸드 그림을 움직이는 motor에 토크 값을 주게 된다. 실험에서는 한 개의 DC motor(최대 토크 6kg/cm)를 사용하였으므로 STM의 출력 뉴런은 한 개가 된다. 또한 DC motor를 구동하기 위해 LB1630 motor 구동 칩을 사용하여 드라이버 회로를 구성하였고, 토크세기 제어를 위해 펄스폭 변조(PWM)방식을 사용하였다. 센서와 운동기 직접연결을 위한 STM구조는 빠른 운동 생성을 위한, 실제 생물학적 운동 행동구조에 기반을 둔 STM의 특징을 반영한 것으로 단일 층의 단순 구조의 신경망을 적용함으로써 감각입력과 운동기의 출력 간의 학습기억에 해당하는 mapping과 빠른 운동 생성을 위한 신경회로망의 구성을 가능하게 하였다.

모터 구동을 위한 신경회로망의 출력은 0~1사이의 아날로그 값이므로 인간 행동 모델의 운동발생기 역할에 해당하는

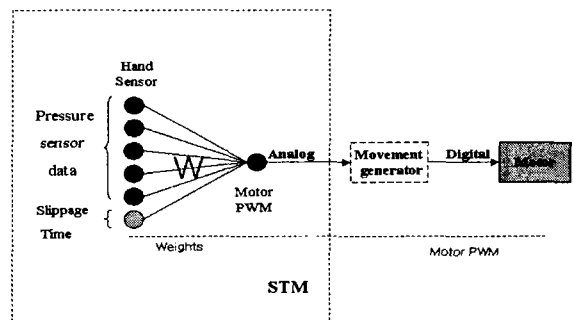


그림 5 STM 신경회로망의 연결구조

Fig. 5 Structure of STM Neural Network

디코딩 과정을 거쳐 디지털 값으로 변환 되어진다. 변환된 값은 PC에서 MCU로 직렬 전송되어지고 MCU는 입력받은 데이터의 크기에 비례하여 PWM 신호크기에 변화를 준다. PWM 신호 생성은 AVR163 MCU의 내장기능으로 실험에서는 8bit resolution으로 모터 토크의 세기변화를 줄 수 있게 하였다. 로봇핸드는 MCU으로부터 받은 PWM 신호에 따라서 압력을 조정하며 물체를 들어올리는데, 운동의 피드백 정보로서 물체를 들어올리기 시작해서 완전히 미끄러지거나 떨어질 때까지의 시간을 MCU가 측정하게 된다. MCU는 5개의 압력센서의 변화를 주기적으로 체크하면서 처음 입력시간과 5개의 센서의 입력 값 모두가 0이 될 때까지의 시간을 차이를 인터럽트기능을 사용하여 측정하고 데이터를 다시 PC로 전송하게 된다.

다음 운동계획에는 측정된 시간의 역비례 하도록 잡기 세기를 조절하여 빨리 미끄러지는 물체에 대해서는 보다 큰 잡는 힘을 가하였다. LTM에는 성공적인 잡는 작업시의 정보만이 저장되는데, 처음 잡는 작업을 시도할 하였을 때 얻어지는 각 물체의 압력데이터와 성공 시에 수행했던 STM의 신경회로망의 가중치가 행렬형식으로 저장되어진다. LTM은 PC의 하드디스크 공간으로 구성하였고, 추가적으로 필요한 공간은 외부 저장장치로 대체가 가능하다. 구체적인 센서 데이터의 처리 과정을 아래 그림 6에 나타내었다

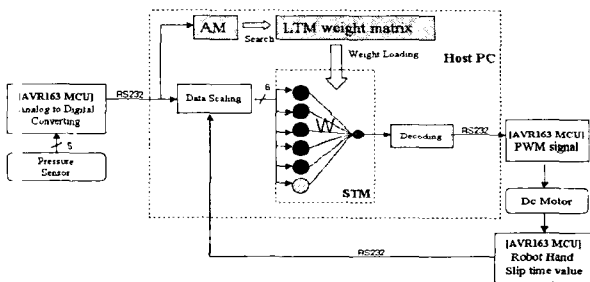


그림 6 제안된 모델에서의 데이터 처리 흐름도  
Fig. 6 Data flow diagram of proposed system

인간 행동 체계와 유사하게, 잡는 작업의 수행 초기에는 STM과 LTM에 아무런 정보도 없다. LTM에 어떤 정보도 갖고 있지 않다. 따라서 초기 잡는 세기는 임의로 결정되어 질수 있다. 그러나 본 실험에서는 비교대상인 단순 피드백 시스템의 초기 잡기 세기와 같이 최저 값인 95의 PWM 신호크기를 초기 잡는 세기로 사용하였다. 단순 피드백(simple feedback)으로 잡는 시도인 경우에는 초기에 움켜잡기를 위한 대상에의 접촉으로부터 시작하여, 물체가 미끄러지지 않고 완전히 잡힐 때 까지 잡는 세기를 5의 PWM 신호크기 만큼 증가시켰다. 본 실험에서는 첫 번째 잡기시도에서만 인위적으로 초기값을 결정하고 성공시의 정보를 LTM에 저장한 뒤, 다음 운동 계획에는 LTM에 있는 정보를 활용하였다. 잡기 성공 시에는 그 대상물체에 대한 초기 5개 센서 값과 모터의 출력 값으로 하는 STM 신경회로망의 가중치 값이 행렬형태로 LTM에 저장되어진다. 잡기 시도 횟수가 점차 증가함에 따라, LTM의 데이터는 점차 증가하고 STM은 보다 정확한 운동계획을 세울 수 있게 된다. AM은 감각

저장고로부터 얻은 감각정보를 LTM의 정보와 그 유사성을 비교한다, 그리고 정확하게 일치하는 정보를 STM으로 전달한다. 만약 일치하는 정보가 없을시에는 가장 유사한 정보가 STM 신경회로망의 초기조건으로 전달된다. PM은 MCU의 구동 프로그램에 해당하며 감각저장고에 있는 데이터인 압력센서의 값을 받아들이고 MCU의 ADC 포트를 주기적으로 체크하여 미끄러짐 시간을 운동결과로서 인지한다.

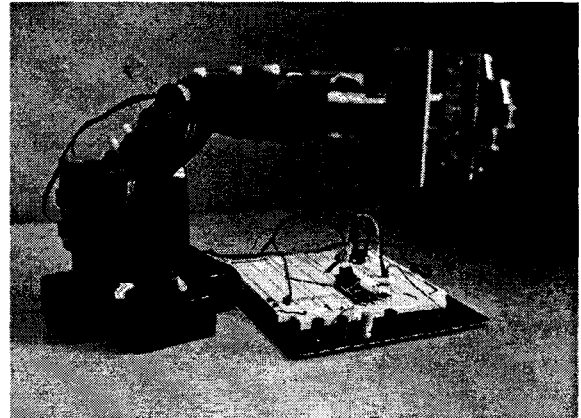


그림 7 실험수행에 사용된 로봇  
Fig. 7 The view of robot for implementation of SMC

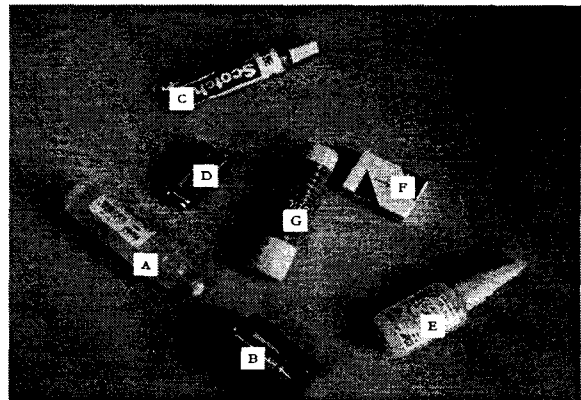


그림 8 잡는 실험을 위한 대상 물체  
Fig. 8 Objects for grasping experiment

#### 4.2. 결과 고찰

아래 그림 9는 제안된 방법과 단순 피드백 방법의 실험결과 비교를 나타내고 있다. 이 비교 실험에서는 실험대상 물체로써 A~G까지의 물체(알파벳순서)를 사용하였다. 그래프에서 보이는 것처럼, 성공적 경험이 늘어나면서, 즉 LTM의 데이터가 증가함에 따라 새로운 대상에 대한 적응을 위한 반복수도 횟수가 단순 피드백 체계와 비교하여 현저히 줄어들음을 보였다. 이것은 인간 행동 체계와 정확히 일치하는 것이다. 그림10은 새로운 환경에 대한 적응성을 나타낸다. 대상인 D에 대한 잡기시도 전 A, B, C까지는, 학습시간이 연속적으로 감소한다. 그러나 대상 D에 대한 잡기시도에서는 학습시간이 증가하는데 이는 LTM에 물체 D에 대한 적합한 정보가 없기 때문이다. 대상 D의 잡기성공 후에는, D와 유사한 대상 F에 대한 실험에서는 학습시간이 더욱 짧아짐을

표 1 실험 결과 데이터

Table 1 Experimental Results

PM정보만 잡는 시도횟수	활용시 Grasping Torque (단위: PWM)	미끄러짐 시간 (단위: sec)	미끄러짐 시간 차 (단위: sec)	Next torque (단위: PWM)	초기 잡는 세기에서의 압력치	잡기 성공시, LTM정보 활용시 압력치	LTM정보 활용시 잡는 시도횟수	단순 피드백 실험시 시도횟수
<b>물체 A</b>					158~165	160	7	13
1	100	3.25						
2	105	3.3						
3	126	3.53	1/0.05=20	105*1.2=126				
4	131	3.84	1/0.23=4.35	126*1.03=131				
5	135	3.97	1/0.31=3.23	131*1.03=135				
6	145	4.02	1/0.13=7.69	135*1.07=145				
7	174		1/0.05=20	145*1.2=174				
<b>물체 B</b>					187~195	255	6	31
1	100	4.2						
2	105	4.32						
3	113	4.43	1/0.12=8.33	105*1.09=113				
4	123	4.57	1/0.11=9.09	113*1.09=123				
5	132	4.75	1/0.14=7.14	123*1.07=132				
6	139	4.75	1/0.18=5.56	132*1.05=139				
7	149	4.89	1/0.14=7.14	139*1.07=149				
8	149	5.28	1/0.39=2.56	149*1.03=154				
9	154	5.32	1/0.04=25	154*1.25=192				
10	192	5.58	1/0.26=3.85	192*1.034=199				
11	199	5.73	1/0.15=6.66	199*1.067=212				
12	212	5.82	1/0.09=11.11	212*1.1=233				
13	233	5.87	1/0.05=20	233*1.2=279				
<b>물체 C</b>					175~182	120	1	5
1	100	5.23						
2	105	5.29						
3	123		1/0.06=11.7	105*1.17=122.85				
<b>물체 D</b>					146~152	145	4	29
1	100	2.23						
2	105	2.46						
3	109	2.51	1/(2.46-2.23)=4.347	105*1.04=109.2				
4	130	2.57	1/(2.51-2.46)=20	109*1.2=130.8				
5	150	2.68	1/(2.57-2.51)=16.66	130*1.16=150.8				
6	163	2.68	2.68-2.57=0.09	150*1.09=163.5				
7	163	2.73	2.73-2.68=0.05	163*1.2=195.6				
8	195	3.12	3.12-2.73=0.39	195*1.02=199				
9	198	3.24	3.24-3.12=0.12	198*1.08=213.84				
10	213	3.78	3.78-3.24=0.54	213*1.02=217.26				
11	217	3.87	3.87-3.78=0.09	217*1.1=238.7				
12	240							
<b>물체 E</b>					218~220	205	7	22
1	100	4.72						
2	105	4.78						
3	121	4.92	4.78-4.72=0.06	105*1.16=121.8				
4	127	5.21	4.92-4.78=0.14	121*1.07=127.33				
5	131	5.21	5.21-4.92=0.29	127*1.034=131.32				
6	143	5.32	5.32-5.21=0.11	131*1.09=142.79				
7	143	5.48	5.48-5.32=0.16	143*1.06=151.58				
8	152	5.94	5.94-5.48=0.46	152*1.021=155.04				
9	155	6.03	6.03-5.94=0.09	155*1.11=172.05				
10	172	6.27	6.27-6.03=0.24	172*1.046=179.9				
11	180	6.59	6.59-6.27=0.32	180*1.032=185.76				
12	186	7.12	7.12-6.59=0.53	186*1.018=189.34				
13	189	7.18	7.18-7.12=0.06	189*1.16=219.24				
<b>물체 F</b>					120~125	180	3	8
1	100	2.72						
2	105	2.84						
3	115	3.02	2.84-2.72=0.12	105*1.1=115.5				
4	121	3.31	3.02-2.84=0.18	115*1.05=120.75				
5	128	3.56	3.31-3.02=0.29	121*1.03=124.63				
6	133	3.61	3.56-3.31=0.25	128*1.04=133.12				
7	133	3.61	3.61-3.56=0.05	133*1.2=159.6				
8	159	3.78	3.78-3.61=0.17	159*1.06=168				
9	168	4.21	4.21-3.78=0.43	168*1.02=171				
10	171	4.59	4.59-4.21=0.38	171*1.03=176				
11	176	4.64	4.64-4.59=0.05	176*1.2=211.2				
<b>대상 G</b>					145~160	155	2	12
1	100	3.16						
2	105	3.22						
3	121	3.35	1/0.06=16.67	105*1.16=121				
4	135	3.41	1/0.07=14.3	121*1.43=135				
5	138	3.41	1/0.06=16.67	135*1.16=138				
6	142	3.56	1/0.15=6.67	138*1.06=142				
7	161	3.72	1/0.16=6.25	142*1.06=161				

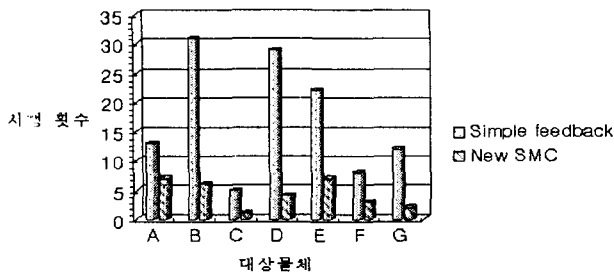


그림 9 새로운 물체에 대한 잡는 동작 학습 시행횟수의 비교  
 Fig. 9 Comparison of grasping-behavior learning trials for new objects

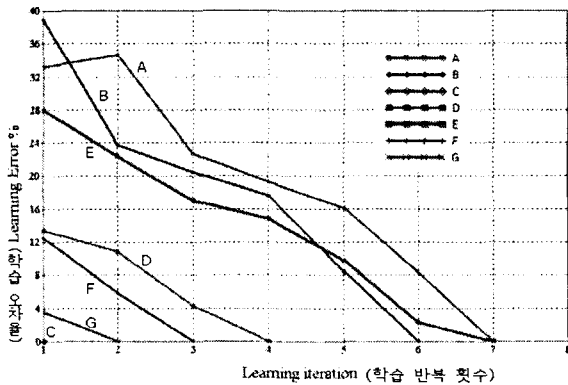


그림 10 7가지 다른 물체에 대한 학습 오차표  
 Fig. 10 Learning error for seven different objects

보였다. 표1에 중요한 실험결과 데이터를 정리하였다. 표를 살펴보면 첫 실험 대상물체인 A에서 시작하여 대상 G까지 각각 PM의 정보만을 사용하여 미끄러짐의 시간차의 반비례값을 다음 잡는 시도의 토크크기로 사용하였고, 그 시도 횟수를 기록하였다. 이와 별도로 LTM정보를 활용하여 초기 잡는 세기를 조정된 경우의 시도횟수와 실험 비교대상인 단순 피드백 실험시의 시도 횟수도 각각 기록하였다. 일반적인 SMC 모델에서는, 많은 경험 정보는 운동계획을 세우는데 시간적 지연을 가져오게 되고 보다 큰 저장용량과 긴 정보가 인출시간이 필요하게 된다. 인간 행동 시스템에 기반을 둔 SMC 모델은 이런 문제를 해결할 수 있는데, 별도로 AM을 구성하여 LTM으로부터 필요한 정보를 인출한다. 그리고 STM은 신경회로망을 사용하여 빠른 운동프로그램을 생성하고 현재의 운동정보를 저장함으로써 동일 운동에 대한 학습을 수행할 수 있다. STM의 운동계획을 보다 정교하게 만들기 위해서는 보다 많은 감각정보를 사용하여 sensor fusion을 통하여 보완적인 모델로 만드는 작업이 필요할 것이다. 본 실험에서는, 단지 압력센서를 사용하여 대상물체를 구별하려는 시도를 하였다, 그러나 임의 물체에 대한 적응을 위한 추가 감각으로 시각정보가 필요할 것이고, 이것은 추가적인 작업으로 고려해야 할 것이다.

5. 결 론

본 논문에서는 인간행동 시스템에 기반을 둔 SMC 알고리즘을 로봇의 잡는 작업에 사용하였다. 그리고 인간 행동 체

계를 적용함에 있어, 로봇이 정보를 알지 못하는 다양한 물체의 잡는 작업 동안 신속한 동작과 시행착오 횟수를 줄이기 위한 방법에 초점을 맞추었다. 환경적 변화에 해당하는 대상의 물체에 대한 감각정보로써 로봇 핸드 그림에 부착된 압력 센서의 값과 미끄러짐 시간 정보를 사용하였다.

인간 행동 이론에서와 유사하게 감각정보가 전달되는 동안, PM은 감각을 인지하여 각 기체로 보내는 역할을 한다. LTM 데이터의 축적 여부에 따라서 경험적 지식이 활용되는데, AM은 신속하게 LTM으로부터 입력감각정보의 유관가에 기초하여 필요한 정보를 검색한다. 또한 STM은 AM으로부터 데이터를 전달 받아 단층 신경회로망에 가중치 값을 전달함으로써 빠르게 운동계획을 산출 할 수 있게 한다. 신속한 동작을 위해서 정보의 빠른 검색을 위해 AM을 사용하였고 운동프로그램 수행과 기억을 위해서 단층 신경망을 이용하였다. 그리고 LTM에 원하는 정보가 없을 때에는 PM과 STM만을 사용하여 피드백정보를 다음 운동에 반영하는 방법을 사용하였다. 또한 실험 대상이 늘어남에 따라 증가하는 LTM의 데이터를 활용하여 잡는 작업에 있어서 반복수행 횟수를 줄이게 하였다. 실험적 결과는 제안한 SMC 모델이 다양한 모양을 물체들에 대해서 적응적으로 잡는 힘을 제어할 수 있음을 보여준다. 그리고 일반적인 단순 피드백 시스템과 비교하여 보다 빠른 학습 시간을 보였다.

감사의 글

※ 본 논문은 과학기술부의 뇌연구 개발 사업 (M1-0107-02-0002)의 지원하에 연구되었습니다.

참 고 문 헌

- [1] Galan, G, and Jagannathan, S, "Adaptive critic neural network-based object grasping control using a three-finger gripper," Proc. of the 40th IEEE Conf. on Decision and Control, Vol.4, pp. 3140-3145, 2001.
- [2] Doulergi, Z, and Fasoulas, J, "Stable grasping control under gravity by dual robotic fingers with soft rolling contacts," IEEE/RSJ International Conf. on Intelligent Robots and System, Vol. 2, pp. 1681-1686, Sept.-5 Oct. 2002.
- [3] Rezzoug, N, and Gorce, P, "A multistage neural network architecture to learn hand grasping posture," IEEE/RSJ International Conf. on Intelligent Robots and System, Vol.2, pp. 1705-1710, Sept.-5 Oct. 2002.
- [4] Buss, M, and Schlegl, T, "Multi-fingered regrasping using on-line grasping force optimization," Proc. of 1997 IEEE International Conf. on Robotics and Automation, Vol.2, pp. 998-1003, 20-25 April. 1997.
- [5] Yoshikawa, T, and Nagai, K, "Evaluation and determination of grasping forces for multifingered hands," Proc. of the IEEE International Conf. on Robotics and Automation, Vol.1, pp. 245-248, 24-29 April. 1988.

- [6] Yoseph Bar-Cohen, Electroactive Polymer Actuators as Artificial Muscles, Vol. PM98 : SPIE Press Monograph, 2001.
- [7] Ron Perlrine, Roy Kornbluh, Qibing Pei, and Jose Joseph, "High-Speed Electrically Actuated Elastomers with Over 100% Strain", in Science, Vol. 287, pp. 836-839, 4 Feb. 2000.
- [8] Bestavros, A. A., Clark, J. J, and Ferrier, N. J, "Management of sensory-motor activity in mobile robots," Proc. of the IEEE International Conf. on Robotics and Automation, Vol.1, pp. 592-597, 13-18 May. 1990.
- [9] Fukayama, A, Ida, M, and Katai, O, "Behavior-based fuzzy control system for a mobile robot with environment recognition by sensory-motor coordination," Proc. of the IEEE International Conf. on Fuzzy Systems, Vol.1, pp. 105-110, 22-25 Aug. 1999.
- [10] Cambron, M. E, and Peters, R. A, "Learning sensory motor coordination for grasping by a humanoid robot," Proc. of the IEEE International Conf. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.1, pp. 6-13, 2000.
- [11] Singer, R. N, Motor Learning and Human Performance, 3rd Edition, pp. 203-252 : Macmillan Press, 1980.
- [12] Magill, R. A, Motor Learning Concepts and Application, chapter 5, pp. 84-85, 129, 132-134, 190-193: Wm. C. Brown Company Publishers, 1980.
- [13] Adamczyk, M. M. and Crago, P.E, "Simulated feedforward neural network coordination of hand grasp and wrist angle in a neuroprosthesis," IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation, Vol. 8, Issue. 3, pp. 97-304, Sept. 2000.
- [14] Dong Sun and Mills, J.K, "Manipulating rigid payloads with multiple robots using compliant grippers," IEEE/ASME Trans. on Mechatronics, Vol. 7, Issue. 1, pp.23-34, March. 2002.

저 자 소 개



**김 태 형(金泰亨)**  
 1975년 9월 6일생. 2002년 인하대 전기전자컴퓨터공학부 전기 및 제어전공 졸업. 2004년 2월 인하대 정보통신대학원 정보통신과 졸업예정(석사).  
 Tel : 032-860-8693  
 Fax : 032-863-5822  
 E-mail : bkslider@naver.com



**김 태 선 (金泰善)**  
 1968년 9월 26일생. 1991년 인하대 전기공학과 졸업, 1993년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사), 1998년 미국 Georgia Institute of Technology 전기 및 컴퓨터공학과 졸업(공학), 1999년 미국 Packaging Research Center (PRC), Post-doctoral research associate, 1999년-2001년 삼성전자 반도체 System LSI사업부 SoC팀 책임연구원, 2001년-현재 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 조교수  
 Tel: 032-340-3367, Fax: 032-340-3777  
 E-mail: tkim@catholic.ac.kr



**동 성 수 (董聖秀)**  
 1967년 5월 11일생. 1990년 인하대 전기공학과 졸업. 1992년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사), 1992년-1995년 (주)나우정밀연구소 전임연구원, 1996년-2000년 8월 (주)삼성전자 정보통신 선임연구원, 2000년 9월-2001년 7월 (주)브레인월드 책임연구원, 2001년 8월-현재 용인송담대학교 디지털전자정보과 교수  
 Tel : 031-330-9292, Fax : 031-330-9290  
 E-mail : ssdong@ysc.ac.kr



**이 증 호 (李鍾浩)**  
 1953년 4월 14일생. 1976년 서울대 전기공학과 졸업. 1978년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사), 1986년 미국 아이오와 주립대 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업(공학), 1979년-1982년 해군사관학교 전임강사, 1980년-1982년 국방과학연구소 위촉연구원, 1986년-1989년 미국 노틀담대학교 조교수, 1991년-1993년 대한전기학회 컴퓨터 및 인공지능연구회 간사장, 1994년-1995년 미국 브라운대학교 방문교수, 1997년-1998년 인하대 집적회로설계센터소장, 1989년-현재 인하대학교 정보통신공학부 교수, 2000년-현재 수퍼지능기술연구소 소장  
 Tel : 032-860-7396, Fax : 032-863-5822  
 E-mail : chlee@inha.ac.kr