

지능시스템의 실현과 지능화기술

지능시스템 (intelligent system)이란 우리 인간이 고도의 지능정보처리 메커니즘을 이용하여 어려운 문제를 대처해 나가는 것과 같이 애매함과 불확실성이 존재하는 환경에서도 스스로 적응하고 학습해 나가는 시스템을 말한다. 이러한 지능시스템이 갖추어야 할 요건은 말할 필요도 없이 **"불확실성에 대한 대처기능"**, **"적응 및 학습기능"**, **"최적 지향성기능"** 등을 꼽을 수 있는데 이러한 기능을 구현하고자 하는 기술을 지능화기술이라 하고, 이들의 기술을 이용해서 구현한 시스템을 지능시스템이라고 한다. 본 연구실에서는 이러한 지능 시스템의 모델을 연구하고 최적 지능 시스템을 개발하기 위한 최적화 기법들을 연구하고 있다.

어떻게 하면 인터넷상에서 데이터를 빠르게 보낼 수 있을까? 어떻게 내 친구의 위치를 핸드폰을 통하여 빠르게 찾을 수 있을까? 내가 원하는 노래/사진/동영상/을/를 데이터베이스에서 어떻게 빨리 찾을 수 있을까? 인터넷에 불순한 행동이 탐지되었다. 누가 어디서 어떻게 하였나 빨리 결정 할 수 있을까? 인터넷에 데이터가 너무 많아서 원만한 데이터 송수신에 장애가 오고 있다. "교통경찰"을 보내야 된다. 이를 위해 가장 적은 숫자를 어디에 어떻게 보내야 할까? 도둑이 어떤 집에 들어가서 가장 값이 나가는 것을 자기가 가지고 간 가방에 가능한 많이 집어넣어야 한다. 어떻게 할 수 있을까? 시장을 너무 많이 봐와서 냉장고에 잘 넣어야 할텐데 어떻게 할 수 있을까? 위에서 예처럼, 어떤 문제가 주어져 있고, 그것을 해결할 수 있는 방법이 많다고 가정했을 때, 그중에서 제일 좋은 방법을 찾아가는 것을 최적화라고 한다. 이것은 공학의 모든 분야에서 효과적인 시스템을 창출하기 위한 핵심이다.

지능화기술을 요소기술로 분류하면 크게 생체모델과 자연계모델로 나눌 수 있다. 생체모델은 생물체의 활동을 결정하는 정보처리 메커니즘을 바탕으로 컴퓨터 시스템을 디자인하고 제어하는 모델을 의미한다. 이러한 생체모델에는 유전계 (Genetic System), 뇌신경계(Brain-Nervous System), 결정 추론계(Decision Inference System), 면역계(Immune System), 내분비계 (Endocrine System) 등등이 있다. 자연계 모델로는 대표적으로 집단 또는 군 지능계 (Swarm Intelligence System)가 있다.

이 중 유전계는 생물의 진화 및 발생에 관계된 메커니즘으로서 컴퓨터 공학적으로 유전자 알고리즘으로 모델화되었고, 집단 지능계는 개미, 새, 벌, 물

고기들의 " 사회적 " 협동체제에 관계하여 집단 지능 최적화(Swarm Intelligence based Optimization)로 모델화 되었다. 뇌신경계는 적응과 학습과 관련하여 인공신경망으로 모델화되었으며, 결정 추론계는 불확실하거나 불분명한 정보를 다루는 인간의 추론과정을 모방한 퍼지논리, 순차적인 의사 결정을 모델하는 마코프 결정과정, 여러 의사 결정자들이 있을 때 리소스 분배를 관계하는 게임이론으로 모델링되어 지능시스템 연구의 훌륭한 도구로 다양한 분야에서 많은 성공을 거두고 있다. 반면 면역계와 내분비계에 관해서는 고도의 정보처리메커니즘을 가지고 있음에도 불구하고 컴퓨터학적으로 응용된 예는 그리 많지 않다. 하지만 최근에 그 연구가 점점 늘어나고 있고 최근에는 생명체에 초점을 둔 다양한 방식의 지능시스템이 연구되고 이들의 융합을 통한 시스템 구축 방법들이 개발되고 있다. 특히 인터넷 보안 분야에서 이런 면역계에 대한 연구가 활발하다. 다음은 최근 활발히 연구되고 있는 대표적인 지능화기술을 간단히 소개한다.

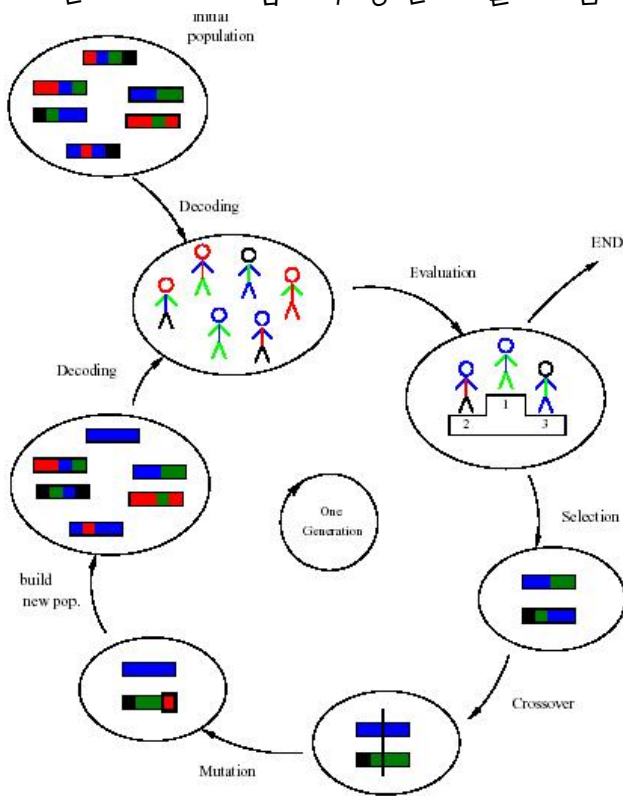
1. 뇌-신경계(Brain-nervous system) 모델

뇌-신경계는 생물의 뇌와 신경에 관계된 시스템으로 공학적으로 신경회로망(Neural Network, NN)으로 모델링 되어 있다. 신경회로망은 1980년대 다층 신경회로망과 역전파 학습알고리즘의 개발로 중흥기를 맞이하여 모델과 응용분야가 매우 다양해지고 있다. 대표적인 모델로 multilayer NN, recurrent NN, Self-organization Map, Adaptive Resonance Theory, radial basis NN, wavelet NN, 등이 있고 퍼지이론과 결합한 퍼지-신경회로망 모델도 개발되어 있다. 신경회로망은 패턴(또는 영상) 인식, 패턴매칭, 제어 및 로봇틱스 분야에 폭넓게 사용되고 있다. 최근에는 인공생명의 다른 모델과 결합하여 생물체의 뇌를 설계하고자 하는 인공뇌(Artificial Brain)에 대한 연구가 수행되고 있으며 대표적으로 de Garis의 셀룰라 오토마타 머신(CAM)을 이용한 고양이 뇌의 설계를 들 수 있다. 뇌 신경모델은 생물체의 적응성(학습)을 구현할 수 있는 대표적인 모델이라는 점에서 인공생명체 구현을 위한 매우 중요한 모델이다.

2. 유전계(Genetic system) 모델

유전계는 생물의 진화 및 발생에 관계된 메커니즘으로서 공학적으로 진화 알고리즘으로 모델링 되어 있다. 진화 알고리즘은 자연세계의 진화과정을 컴퓨터상에서 시뮬레이션함으로써 복잡한 실세계의 문제를 해결하고자 하는 계산 모델이다. 진화 알고리즘은 구조가 간단하고 방법이 일반적이어서 응용 범위가 매우 넓으며, 특히 적응적 탐색과 학습 및 최적화를 통한 공학적인

문제의 해결에 많이 이용되고 있다. 또한, 최근에는 신경망, 퍼지 로직과의 결합으로 그 응용범위는 점점 늘어나고 있는 추세이다. 진화 알고리즘은 염색체를 표현하는 방법과 연산자의 종류 및 특성에 따라 여러 가지가 있으나 대표적으로 4가지로 나누어 볼 수 있다. 유전자 알고리즘(Genetic Algorithms, GA)은 고정된 길이의 이진 스트링을 염색체로 사용하며 진화 전략(Evolution Strategies, ES)은 실수의 값을 취하는 유전자들로 구성된 벡터를 사용한다. 그 밖에도 그래프와 트리를 염색체 표현에 사용하는 진화 프로그래밍(Evolutionary Programming, EP)과 유전자 프로그래밍(Genetic Programming, GP)등이 있다. 진화적 탐색에 사용되는 연산자로는 EP와 ES는 돌연변이(mutation)를 GA와 GP는 교배(crossover)를 주로 사용한다. 최근에는 공진화 알고리즘이 동적인 환경에서의 강력한 최적화 수법으로 개발되고 있다. 공진화 알고리즘은 두 개 이상의 개체군(자연계에서는 종)이 상호작용을 하며 함께 진화하는 알고리즘이다. 두 개 이상의 개체군의 관계에 따라 협조적 공진화 알고리즘과 경쟁적 공진화 알고리즘, 기생



체-숙주 공진화 알고리즘으로 나뉜다. 공진화 알고리즘의 특징은 상대 개체군이 일종의 환경으로 간주되어 변화한다는 것이다. 따라서 진화에 따라 적합도 지형이 바뀌며 전역적인 최적해에 도달하기 쉽다. 또한 공진화 알고리즘은 동시에 여러 가지 파라미터를 동시에 최적화하기 위한 방법으로도 사용된다. 유전계 모델중 나머지는 발생모델이다. 생물의 세포는 하나의 수정란으로부터 발생한다. 이 발생을 제어하는 규칙은 생물의 암호코드인 DNA 분자이다. 대

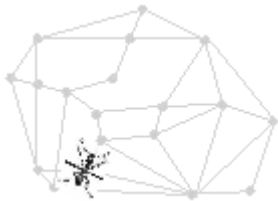
표적인 발생모델로 세포 간의 관계를 모델링한 셀룰라 오토마타(Cellula Automata, CA)와 식물의 성장을 모델링한 L-시스템(L-system)이 있다. 셀룰라 오토마타는 von Neumann에 의해 구상된 세포모델로서 현재는 1차원 CA, 2차원 CA, 3차원 CA, Continuous CA 등 여러 가지 모델이 제안되어 있다. 셀룰라 오토마타는 주로 동적인 시스템의 분석이나 신경회로망의 설계,

진화하드웨어 설계, 그리고 패턴생성 등에 사용된다. L-시스템은 Lindenmayer에 의하여 개발된 일종의 string rewriting 시스템이다, 이것은 컴퓨터 그래픽 기술과 접목되어 식물이나 자연의 모델링에 많이 사용되며 최근에는 신경회로망의 구조설계 등에도 사용된다. 한편 발생모델의 규칙을 설계하기 위한 방법으로 진화 알고리즘과 결합된 DNA 코딩방법도 개발되어 있다.

3. 자연계 모델(자율분산시스템, 군지능, 군행동, ESS, 게임이론, 카오스)

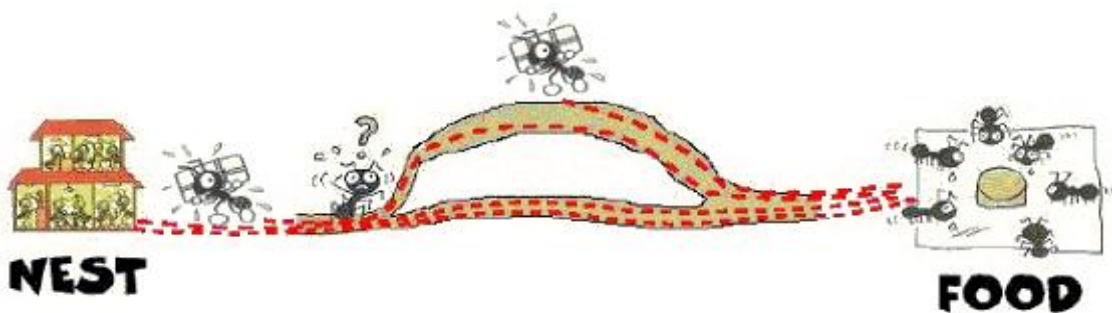
자율분산시스템이란, 시스템 전체를 통합하는 관리기능을 가지지 않고, 시스템을 구성하는 각 요소(서브 시스템 : 자율성을 강조하는 의미에서 個라고도 한다)가 개별적으로 시스템의 목적 및 환경, 다른 요소의 거동 등을 인식하여 자신의 행동을 자율적으로 결정함으로써 각 요소간의 협조를 도모하여 시스템 전체로서의 대역적인 질서를 형성 또는 유지하는 시스템이다. 자율분산시스템의 각 요소가 로봇이 되는 경우를 특히, 자율분산로봇시스템이라고 한다. 이때 개개의 로봇은 자율적인 판단에 따라 행동하여 시스템 전체의 목적을 달성하게 된다. 따라서 시스템의 크기가 커졌을 때, 즉 구성하는 로봇의 수가 많아졌을 때에도 시스템 설계에 큰 영향을 주지 않으며 시스템 환경의 변화에 대처하는 능력도 우수하다. 또한 구성하는 서브 시스템인 로봇 몇 대가 고장을 일으켰을 때 시스템의 유지 능력도 뛰어나다. 한편, 학습, 진화와 같은 생물체의 적응 메커니즘은 예로부터 과학자의 흥미를 끌어왔다. 특히 컴퓨터의 발달과 더불어 이러한 자연 시스템을 인공적으로 구현해보려는 시도가 계속되고 있다. 또한 80년대 후반 Langton은 인공생명이란 이름으로 이러한 연구결과를 모으고, 연구를 촉진시켜 하나의 분야를 이루고 있다. 이와 같이 생물이 가지고 있는 유연성, 다양성, 용장성, 자기 조직성 등의 특징을 공학적인 관점에서 유용하게 받아들여 실제 시스템에 적용하는 것이 하나의 중요한 과제가 되었다. 자율이동로봇군의 연구에서도 개미나 벌과 같이 집단을 이루고 사는 생물체에서 나타나는 창발적인 행동을 적용하여 군지능을 구현할 수가 있다. 여기서 창발적 행동이란 시스템을 구성하는 각 요소들의 단순한 규칙으로부터 복잡하고 예기치 못한 시스템 전체의 새로운 질서가 생겨나는 현상을 일컫는 말로써, 나타난 결과는 단순한 요소들의 합이 아닌 요소들의 상호작용의 결과로서 "전체가 부분의 합보다 크다" 라는 말로도 표현된다. 이외에도 자연계를 모델링한 것에는 여러 가지가 있다. 대표적으로 진화 안정전략(Evolutionary Stable Strategy, ESS), 게임이론, 카오스, 프렉탈 등이 있다. ESS 및 게임이론은 최근에 사회나 자연현상의 해석뿐만 아니라 다목적 최적화 수법으로서 진화 알고리즘과 결합되어

연구되고 있다. 한편 카오스, 프랙탈 등은 자연계 현상을 나타내는 모델로서 자연계 군집의 진화나 신경세포의 동작 등도 카오스 현상을 나타내는 것으로 알려지고 있다. 따라서 다른 인공생명 모델과 결합한 여러 가지 응용이 가능한 모델이다.



90년대에 개발된 개미 시스템은 개미 시스템(ant system)은 greedy heuristic의 constructive한 특성과 genetic algorithm 및 simulated annealing의 반복적(repetitive)인 특성을 가진 범용의 metaheuristic을 도출하고자 하는 바램으로 개발되었다.

Ant system에서는 directed 그래프를 이동하는 유한수의 인공개미들이 존재하며 그 그래프는 주어진 조합 최적화 문제에 있어 모든 가능한 (부분적인) 해답의 공간을 나타낸다. 각 개미의 (확률적) 이동에 어떤 제약을 두어 각 개미가 방향 그래프상의 이동을 끝낸 후 만들어진 경로(path)는 주어진 문제에 대한 하나의 가능한(feasible) 해답에 해당 된다 (예를 들면, 이동 세일즈맨 문제(Travelling Salesman Problem)에서는 개미가 생성한 하나의 path는 어떤 Hamiltonian 경로(cycle)를 의미한다). 각각의 개미는 현재 머무르고 있는 directed 그래프의 노드(node)에서 어떻게 다음 노드를 선택할 것인가를 어떤 확률적인 규칙을 가지고 다음 노드를 선택하게 된다. 일단 개미가 그래프에서 이동(해답 후보를 만드는 단계)을 끝내면 개미가 생성한 해답의 질을 평가한다. 해답의 질에 근거하여 개미가 만든 path를 거슬러 올라가면서 페로몬이라 불리는 호르몬 화학물질을 이용하여 경로를 따라 스스로의 이동에 관한 평가를 하는 어떤 정보를 땅에 남긴다. 그리하여 더 질이 좋은 해답을 확률적으로 더 높게 생성하도록, 시스템의 모든 개미들이 남겨놓은 페로몬 정보를 적절히 병합함으로써 그래프 상의 이동 경로에 관한 새로운 확률적 규칙이 생성된다. 이러한 과정은 해답의 질이 어떤 특정 종료 조건이 만족될 때까지 반복된다. 이러한 개미 시스템을 바탕으로 유전자 알고리즘과 같이 많은 연구가 최적화분야에서 활발히 진행되고 있다.



한편 지능시스템에 필요한 여러 가지 특징은 창발성, 진화, 자기복제, 자기조직, 적응, 학습, 복잡성 등이 있는데, 분류상으로 가장 간단한 대표적인 모델로는 POE 모델이 있다. POE 모델은 지금까지 발전된 여러 가지 인공생명 및 소프트웨어 기술의 패러다임들을 분류시킬 수 있는 개념이다. POE 모델의 POE는 각각 Phylogeny(계통발생학, 진화), Ontogeny(개체발생학, 발달), Epigenesis(후성설, 적응 및 학습)의 첫 자를 딴 것으로서 그 의미는 자연계의 POE 현상을 구현한 공학적인 모델이라는 뜻이다. P, O, E 모델은 그림과 같이 각각 하나의 축을 이루고 있으며 각각의 조합에 의하여 다시 PO 모델, PE 모델, EO 모델, POE 모델로 구성된다. 이는 지능시스템을 구축하기 위한 필요충분조건은 아니며, 지능시스템이 갖추어야 할 독립적인 자유도를 갖는 필요조건에 해당하는 것이다. POE 모델은 앞의 생체 및 자연계 모델의 설명과 중복되는 부분이 많기 때문에 각 모델의 특성과 알고리즘에 대하여 간단히 언급한다.

a. P model

Phylogeny (P)는 계통발생, 진화의 의미를 가지고 있다. P 모델은 진화, 적응, 자기 재생산의 특징을 가진 모델로서 다음과 같은 모델이 개발되어 있다.

- 진화 알고리즘(Evolutionary Algorithm)
- 공진화 알고리즘(Co-Evolutionary Algorithm)
- 대화형 진화 알고리즘(Interactive Evolutionary Algorithm)

b. O model

Ontogeny (O)는 개체발생, 발달의 의미를 가지고 있다. O 모델은 자기복제, 자기조직화, 성장 등의 특징을 가진 모델로서 다음과 같은 모델이 개발되어 있다.

- 셀룰라 오토마타(Cellular Automata)
- L-시스템(L-system)
- 프랙탈(Fractal)
- 발생학(Embryonics) : 진화하드웨어의 발생학적 설계 방법
- DNA 코딩 : DNA의 동작을 모방한 발생 규칙 표현방법

c. E model

Epigenesis (E)는 후성설, 적응 및 학습의 의미를 가지고 있다. E 모델은 적응, 학습, 자율성, 자기조직화 등의 특징을 가진 모델로서 다음과 같은 모델이 개발되어 있다.

- 신경회로망(Neural Networks)

- 자기조직화 지도(Self-Organization Map)
- 증가 학습(Incremental Learning)
- 강화학습(Reinforcement Learning)
- 분류자 시스템(Classifier System)
- 인공면역시스템(Artificial Immune System)

본 연구실에서는 이러한 군집단 지능을 이용한 최적화 알고리즘을 개발하는 연구가 활발히 진행되고 있으며, 특히 네트워크 최적화 분야에 응용을 하고 있다.

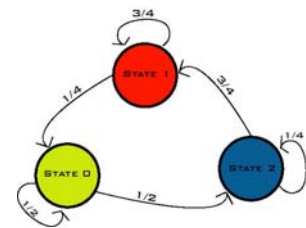
4. 결정 추론계

확률 동적 리소스 분배 문제는 오늘날의 컴퓨터 시스템에 있어 효과적인 시스템 창출 및 구현을 위한 가장 근본적이고 중요한 문제들 중 하나이다. 어떤 하나의 시스템이 어떤 주어진 일들을 처리하려면 리소스를 효율적으로 제어 분배 하여 사용하여야 하고 시스템 안의 에이전트 즉 컨트롤러가 시스템 전체 퍼포먼스를 최적화하기 위한 의사를 결정하여야 한다. 이러한 의사결정 문제들을 효율적으로 풀기 위한 계량적인 접근으로 리처드 벨만 (왼쪽 그림)이 확립한 대표적인 수학적 모델이 있는데, 마코프 (오른쪽 그림) 의사 결정과정 모델과 게임이론 모델이다. **마코프 의사 결정과정모델**에서는 어떤 의사결정자(예:



로봇, 컴퓨터, 인간 등등)는 의사결정 시에 자신이 속한 환경이 확률적으로 변하는 것으로 인지한다. 그가 인지한 세계, 정보 혹은 상태(state)에 바탕을 두고 그는 환경에 반응하여 결정을 하고 그의 결정과 세계의 상태와 연관하여 특정한 보상/비용을 얻게 된다. 의사결정자가 다음 결정을 내리면 환경이 어떻게 변할 것인가는 현재 의사결정자가 어떤 상태에서 어떤 결정을 내리느냐에 달려있다. 무한의 결정시간 구간에서 환경의 확률적 변화에 대한 보상/비용의 기대치를 최대/최소화하는 의사결정규칙 혹은 정책을 얻어내는 것이 의사결정자의 목표이다. 이러한 마코프 의사결정 과정 모델을 바탕으로 로봇이 주어진 임무를 최적으로 완수할 수 있도록 스스로 학습을 하게하는 학습이론이 탄생한다. Reinforcement Learning (RL) 이라고 불리는 이학습 기법은 마코프 의사결정과정

에 근거를 두어 로봇이 환경에 “적응”해 나가면서 최적의 의사결정을 할 수 있도록 하는 학습이론이다. 본 연구실에서는 이러한 학습기법에 대한 연구도



활발히 진행되어 지고 있다.

만약 의사 결정자가 2개 이상이면, 폰 노이만(아래)이 기반을 닦은 게임이론으로 모델을 할 수가 있다. 우리는 이러한 모델을 바탕으로 모든 의사결정자가 “행복”한 최적의 의사결정을 내릴 수가 있다. 이러한 결정 추론계는 컴퓨터학의 전 분야에 걸쳐 적용이 되고 실제로 많은 연구가 각 분야에서 이 모델을 바탕으로 진행 되어지고 있다. 특히 네트워크분야에서 리소스를 제어하는데 많이 사용이 되어지고 있으며, 본 연구실에서는 이 게임이론의 이론적인 연구도 진행되어지고 있다.



지능시스템 기술의 발전 동향

현대 사회는 정보화 사회라는 말과 같이 컴퓨터와 통신이 매우 발달된 시대이다. 전 세계가 인터넷을 통하여 연결되어 있고 개개인이 휴대용 단말기를 가지고 있으며 그 성능 또한 점점 좋아지고 있다. 한편 컴퓨터와 로봇이 각 가정에 파고들어 우리의 생활의 일부가 되고 있다. 지능시스템에 대한 연구는 이와 같은 기술개발에 따라 큰 전환기를 맞게 될 것으로 생각된다. 이전에는 해보지 못했던 모의실험 및 계산이 가능해 졌으며, 이에 따라 새로운 구조의 시스템이 나올 것이다. 또한 컴퓨터가 그 형태를 다양하게 바꾸어 우리의 생활에 파고들면서 지능시스템의 조건과 환경이 바뀌게 될 것이다. 예를 들면 인간과 기계의 상호작용이 중요하게 되어 지능뿐만 아니라 인간의 감성을 이해하는 시스템이 요구될 것이고, 개인용 지능 로봇(Personal intelligent robot), 컴퓨터를 몸에 장착하는 웨어러블 컴퓨터(Wearable computer), 건물이나 공간이 지능화되는 지능형 공간(Intelligent space), 일상의 도구들에 지능을 부여하게 되는 유비쿼터스(Ubiquitous)라는 개념에 적용될 것이다. 지능시스템은 지능을 모방하려는 시도에 의해 발전되어왔다. 지능의 논리구조의 연구인 인공지능에서 생물체 구조를 모방하는 인공생명까지 발전해왔다. 이러한 발전의 일면을 보면 컴퓨터의 계산속도의 증가에 기인한 발전이었다고도 볼 수 있다. 앞으로 역시 컴퓨터 기술의 발전에 따라 더욱 다양한 방식의 지능시스템이 탄생할 것으로 예상할 수 있다. DNA 컴퓨팅을 포함한 생물정보학(Bioinformatics)과 양자 컴퓨팅(Quantum Computing)이 지능시스템의 범주에 들어올 것이다. 또한 기계가 인간의 일상생활에 밀접하게 파고들며 따라 지능시스템의 다양한 요구가 생길 것이며

이 요구에 대응하는 지능시스템 또한 매우 다양해 질 것으로 예상할 수 있다.

주: 위 글의 내용은 한국 제어, 자동화, 시스템 공학회지 2004년 2월호에 수록된 한 논문의 일부 내용을 바탕으로 하였다.