

인공지능 프로그램 기초

김상범



I. 인공지능 개론

[단원 소개]

IOT, 클라우드, 빅 데이터, 그리고, 고성능 GPU 발전으로 인해 인공지능기술이 현실화되기 시작하면서 미래 성장기술로서 자리매김 하고 있다. 특히 최근 기계학습의 발전으로 딥 러닝 기술을 활용한 다양한 분야에서 활용되고 있다. 이번 단원에서는 인공지능의 개념과 역사 그리고 활용에 대해 전반적으로 알아보도록 한다. 그리고 인공지능 기술을 체험할 수 있게 간단한 프로그램을 수행해 보도록 한다.

01. 인공지능 이해

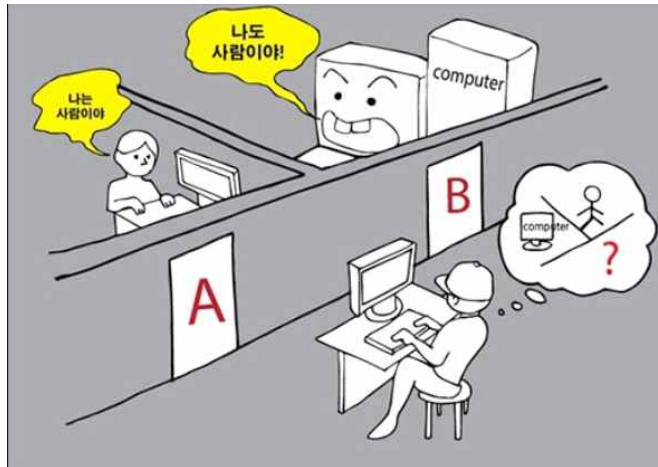
● 학습 목표

1. 인공지능의 개념을 이해 할 수 있다.
2. 인공지능의 역사를 이해 할 수 있다.
3. 전문가 시스템을 이해 할 수 있다.
4. 기계학습에 대해 이해 할 수 있다.

1. 인공지능이란

(1) 인공지능

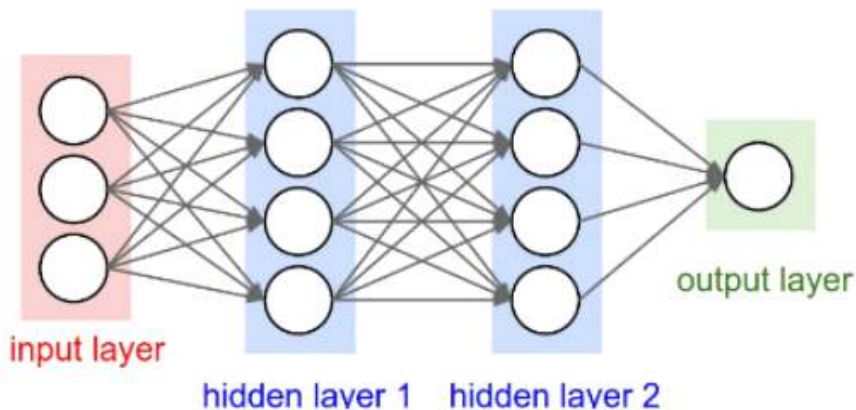
인공지능은 AI(Artificial Intelligence) 용어의 사전적 의미로서 인간의 지능을 컴퓨터나 기계에게 인공적으로 구현 시키려는 것을 의미한다. 여기서 지능은 문제를 이해하고 학습하여 문제를 해결하는 능력이다. 인간과 똑 같이 생각하고, 학습하여 문제를 풀고 결정을 내리는 능력을 가지는 로봇이 있다면, 이를 인공지능 로봇이라 부를 수 있다. 인간의 지능을 가지는 생각하는 기계를 만드는 연구는 수천년 전부터 철학자들과 과학자들의 의해서 연구되어 왔으며, 컴퓨터의 등장과 하드웨어 사양과 인터페이스의 고도화를 통해서 많은 과시적인 성과를 얻고 있다. 특히 최근 인공지능 알파고와 이세돌 바둑 프로와의 세기의 대결을 통해서, 인공지능의 발전과 성과를 확인할 수 있다. 그러나 아직까지 기계가 생각을 할 수 있는가에 대한 문제에 대해서는 끊임없이 답을 찾고 있는 중이다. 영국의 수학자 알란 튜링(Alan Turing)은 기계가 생각을 할 수 있는가에 대한 정의 대신에 기계가 얼마나 지능을 가지고 있는지를 튜링 모방 게임(Turing imitation game)이라는 행동 테스트를 통해서 알아보고자 했다. 즉 컴퓨터의 지능이 인간의 인지능력을 가질 수 있는지 알아보는 척도이다. 1950년 철학 저널 마인드(Mind)에 발표한 컴퓨팅 기기와 지능(Computing Machinery and Intelligence)이란 논문에서 제시한 개념으로 5분간 대화한 뒤 30% 이상 속일 수 있다면 인공 지능 컴퓨터라고 할 수 있다는 것이다. 튜링 모방 게임은 두 단계의 테스트 과정을 거친다.



<그림 1-1>튜링 테스트 진행과정

첫 번째 단계는 질문자, 여자, 남자가 각각의 독립된 방에서 서로를 보지 못하는 상황에서 원격 통신을 통해서 대화를 한다. 질문자는 두 사람에게 질문을 하면서 어느 쪽이 남자이고, 여자인지 알아내는 테스트이다. 이때 여자는 자신이 여자임을 질문자에게 확신을 심어주고, 대신에 남자는 자신이 여자라고 질문자에게 거짓말을 한다. 그리고 두 번째 단계에서는 남자 대신에 컴퓨터가 사람인 것처럼 질문자를 속인다. 이때 컴퓨터가 질문자를 완벽하게 속인다면 이 컴퓨터는 지능 행동 테스트를 통과한 것이 된다. 그동안 수많은 컴퓨터들이 테스트를 하였지만 인공지능 컴퓨터 수준에 도달하지 못했다. 그런데 2014년 6월 유진 구스트만(Eugene Goostman)이란 컴퓨터가 심사위원 33%를 속이는데 성공하였다. 그러나 구성 알고리즘이 튜링테스트의 허점을 교묘하게 활용한 것으로 진정한 인공지능 컴퓨터 수준에 도달하였다고는 볼 수 없는 상태이다. 그리고 튜링 모방 게임은 지식 기반 시스템 검증 시스템에 토대가 되었다. 지식 기반 전문가 시스템이 실제 전문가와 비교해서 얼마나 성과가 있는지 비교하고 평가하는데 활용되고 있다. 인공지능은 1970년대까지 침체기를 겪다가 1980년대 홉필드 신경망(neural net) 이론으로 인공지능 시장의 가능성을 부활시켰다. 신경망 이론은 인간의 사고를 두뇌 작용의 산물로 보고 이 두뇌 구조를 분석하고 처리하는 메커니즘을 규명해 생각하는 기계를 만들 수 있다는 이론에서 출발한 이론이다. 그러나 이 이론을 적용하기에는 방대한 데이터를 관리할 방법이 없었다. 다시 침체기를 맞았다가 1990년대 인터넷의 발전으로 다시 부활했다. 검색 엔진 등을 통해 방대한 데이터를 수집할 수 있게 되었기 때문이다. 여기에서 기계학습을 가능하게 하

여 수많은 데이터를 분석하고 인공지능 스스로 학습하는 방식으로 진화할 수 있게 되었다. 더 나아가 인간의 뇌를 모방한 신경망 네트워크(neural networks) 구조로 이루어진 딥러닝(Deep learning) 알고리즘으로 발전하면서 그 한계를 뛰어넘을 수 있었다. 기존의 컴퓨터는 인간의 연산능력을 배가하는 것만으로도 인간 사회를 크게 변화시켜 왔다. 더욱이 이는 인간이 작성한 프로그램을 통해서만 이루어졌고 인간이 관여했다. 그런데 컴퓨터가 인간의 관여 없이 스스로 학습해 결정하는 인공지능 능력을 만들어 낸 것이다. 지능은 인간만이 가진 고유한 능력으로 알려져 왔다. 물론 동물의 다른 종도 약간의 지능을 가지고 있지만, 그 정도는 매우 미약해 지능이라고 불릴 정도는 아니었다. 그런데 이렇게 인간만이 가진 것으로 알았던 지능을 컴퓨터가 스스로 갖게 된 것은 놀라운 일이었던 것이다. 이는 기계학습(machine learning)이라는 방법으로 이루어졌다. 기계학습은 기계가 수학적 최적화 및 통계분석 기법을 기반으로 사람의 도움 없이도 데이터로부터 일정한 신호와 패턴을 배우고, 그것을 바탕으로 다음에 일어날 일을 예측하며 적합한 의사 결정을 내리는 알고리즘을 만드는 일에 주력한다. 이런 기계학습 방법론에 기댄 인공지능 연구 흐름은 특히 2012년 6월 구글과 앤드루 응(Andrew Ng)이 기계학습의 한 분야인 딥러닝 알고리즘을 이용해 컴퓨터가 1000만 개의 유튜브 동영상 속에서 고양이 이미지를 74.8%의 정확도로 식별하도록 하는 프로젝트를 성공적으로 수행하면서 커다란 도약의 전환점을 맞게 되었다. 딥러닝은 신경망 네트워크 개념을 이용해 가능해졌다.



<그림 1-2>인공신경망 모델

클라우드 컴퓨팅 환경의 급속한 발전과 빅데이터가 뒷받침되자 딥러닝이 구현된 것이

다. 향후 멀지 않아, 인간의 뇌를 반도체 회로로 직접화해서 모델링 할 수 있는 날이 오게 되고, 튜링 모방 게임을 완벽하게 수행하는 날이 올 것이다. 그리고 인간의 능력을 월등히 뛰어 넘는 인공지능 컴퓨터가 나올 수 도 있을 것이다. 그렇지만 이들 인공지능 기계들은 인간들을 지배하는 것이 아니라 인간들의 삶을 윤택하게 하는데 사용되어야 할 것이며, 특히 이들 시스템은 인간이 부족하고, 경험이 없는 미지의 분야에 전문가의 지식을 얻고, 활용할 수 있게 되어야 한다.

1) 인공지능 세상의 도래

1968년 아서 C. 클라크 소설을 원작으로 2001년 스탠리 큐브릭 감독이 제작한 SF 영화인 스페이스 오디세이에 다양한 인공지능 기술이 나온다. 그중 인공지능 HAL9000 컴퓨터는 음성인식을 통해 사람과 대화를 할 수 있으며, 체스도 할 수 있다. 오늘날 인공지능 기술은 스페이스 오디세이에서 소개한 다양한 인공지능 기술을 구현 할 수 있을 만큼 발전되어 있다. 인공지능형 에어컨에서부터 로봇 청소기까지 다양한 가전제품뿐만 아니라 빅데이터 기반으로 한 상품추천 광고나 사용자 취향에 맞는 서비스를 제공하는 인터넷 클라우드 서비스 그리고 IBM의 닥터 왓슨의 의사 전문가 시스템까지 전 영역에서 두루 활용되고 있다. 최근에는 스마트 폰에서 인공지능 기술을 활용한 다양한 앱을 제공하고 있다. 대표적인 스마트 폰의 인공지능 앱으로는 애플의 시리(Siri)나 삼성 갤럭시 S8에 장착된 빅스비(Bixby)와 같은 지능형 비서 앱이 있다. 이 앱은 음성인식 인터페이스를 활용하여 사용자가 원하는 대화형으로 이야기를 나눌 수 있으며, 대화형 음성으로 구체적인 명령이 가능하다. 빅스비는 대화를 하는 것과 동시에 사용자 터치 결과를 이용해서 사용자가 원하는 행동 패턴을 피드백 해서 학습할 수 있다. 이를 통해 사용자가 원하는 것을 쉽게 파악하여 보다 나은 결과를 보여 줄 수 있다. 빅스비는 사용자가 관심 있어 하는 내용을 보여주며, 사용자가 원하는 정보를 제공한다. 그밖에 자연어 처리 기능과 번역기능을 제공한다. 특히 스마트 폰으로 사진을 찍으면 연관된 정보를 검색해서 보여주기도 하고, 번역기능을 활용하여 촬영된 특정 언어를 실시간으로 원하는 언어로 번역하여 보여 준다. 최근 인터넷과 사물 인터넷(IOT) 기술의 발전으로 모든 사물이 인터넷으로 연결되어 양방향으로 정보를 교환하면서, 물리적 세계와 사이버 세계가 통합되어가고 있다. 이는 사물끼리의 정보 교환을 통해서 엄청난 양의 데이터를 생산하게 되어 진다. 이를 빅데이터라 부르며, 빅데이터에서 의미있는 정보를 추출하기 위해 딥러닝(Deep Learning)과

같은 다양한 인공지능 기술을 활용하고 있다. 인공지능 기술의 발전으로 인해 사용자 인터페이스가 편리한 환경으로 변화되고 있다. 음성인식과 필기체 인식 기술을 통하여 편리하게 기계를 동작시킬 수 있게 되었다. 이는 하드웨어 발전과 인공지능 기술에 의해서 사용자 인터페이스가 실시간 응답성과 완벽한 인식율을 가지게 되었다.

2) 기업의 AI 전략

이렇게 극적인 돌파구가 열리자 인공지능은 큰 전환기를 맞게 되었다. 기계에게 이미지와 소리를 인식하는 방법을 가르치는 심화학습 기법이 영상인식, 음성인식, 번역 등 다양한 분야에 적용되면서 구체적인 결과를 만들어 내고 있다. 지금 주요 글로벌 기업들은 인공지능을 모두 미래의 최대 성장 동력으로 보고 있다. 구글, IBM, 마이크로소프트, 애플, 페이스북, 바이두, 알리바바, 삼성 등이 대거 참여하면서 인공지능 적용 분야가 의료기술 향상, 유전자 분석, 신약 개발, 금융거래 등으로 빠르게 확대되고 있다. 구글은 2001년 이후 AI 관련 기업을 인수합병하며 인공지능 분야를 선도하고 있다. 2014년에는 영국 AI 기업 딥마인드 테크놀로지(DeepMind Technologies)를 6억 달러(6600억 원)에 인수했다. 딥마인드는 이세돌 9단과의 바둑 대결에서 승리해 인공지능에 대한 관심을 불러일으킨 알파고를 개발한 회사다. 구글은 또한 2009년부터 자율주행차 개발을 시작하는 등 AI 기술을 활용하는데 앞장서 왔다. 로봇 분야에서도 앞서고 있다. 구글은 스마트폰 이용자를 위해 이메일을 읽고 이용자의 모든 동작을 파악하며, 묻기도 전에 원하는 것을 알아서 검색하고 그 결과를 이용자가 원하는 상황까지 감안해서 알려 주는 진정한 의미의 사이버도우미를 개발하는 목표를 세웠다. 그 일환으로 AI 비서 구글 어시스턴트(Assistant), 사물인터넷(IoT) 허브 구글 홈, AI 모바일 메신저 앱 알로(Allo) 등 인공지능을 활용한 서비스를 준비하고 있다. IBM은 딥블루와 왓슨을 개발해 인공지능의 실제 사례를 보여 주며, 구글과 함께 인공지능 분야를 선도하고 있다. IBM은 각 산업 전반에 접목해 거대한 인공지능 생태계를 만드는 데 주력하고 있다. 왓슨의 데이터 검색 능력과 자연언어 이용 능력을 활용해 개발자들이 다양한 인공지능 서비스를 개발하도록 하는 것이다. IBM은 특히 왓슨을 의료 분야에 적용하는 데 발군의 실력을 보여 주고 있다. 왓슨은 암 환자 치료에 암 환자의 데이터와 각종 의료 데이터를 동원해 암 발견과 최적의 치료를 수행하는 시스

템으로 발전하고 있다. 유명한 의사보다 왓슨이 더 정확하게 수행한다고 한다. 또한 최근에는 왓슨 IoT 기술을 적용한 자율 주행 셔틀버스를 발표했다. 이 버스는 차량 외부에 장착된 센서들로 데이터를 수집하고 이를 활용해 AI가 운전한다. 또 승객과의 일상 대화 가능해 승객이 목적지를 말하면 목적지와 최적 경로를 자동으로 운행한다. 이렇게 IBM은 왓슨을 실제 생활에 접목해 커다란 인공지능 생태계를 구축하고자 한다. 마이크로소프트는 코타나(Cortana)를, 이용자가 가장 먼저 의존하는 디지털 개인 비서로 만드는 데 주력하고 있다. 코타나는 자연언어 인식과 기계학습 기능을 갖추고, 검색 엔진 Bing(Bing)의 빅 데이터를 활용해 정보 검색을 넘어 이용자가 원하는 것을 도와주는 서비스로 발전하고 있다. 마이크로소프트는 모든 기계가 인공지능 기반으로 진화하며, 인간의 언어를 이해하는 컴퓨팅 시대가 되어 대화가 인간과 사물의 핵심 커뮤니케이션 수단이 된다는 것으로 보고, 이를 플랫폼과의 대화 개념으로 정리하고 있다. 애플은 음성인식 정보검색 서비스인 시리(Siri)의 생태계를 확대하는 데 주력하고 있다. AI 시리를 외부의 앱과 연동해 서비스 확장성을 추진한다. 또한 그동안 아이폰과 아이패드 등에서만 작동되던 시리를 PC와 노트북PC 운영체제(OS)인 맥 OS에도 포함한다고 한다. 페이스북은 뒤늦게 2013년에 AI연구소를 설립하고, AI 채팅플랫폼인 챗봇(Chatbot)을 공개했다. 10억 이용자를 기반으로 AI 기반의 생태계를 만들겠다는 목표를 내세웠다. 한편 중국은 거대한 시장과 막대한 자본력을 바탕으로 AI 산업에 적극 나서고 있다. 바이두는 구글의 거의 모든 비즈니스 모델을 따라 하는 것으로 알려져 있다. 따라서 인공지능 분야도 예외가 아니다. 바이두는 구글의 인공지능 분야를 이끌었던 앤드루 응을 영입해 인공지능 연구소의 책임자로 임명했다. 바이두의 인공지능 연구소는 진정한 의미에서 인간의 개입 없이 스스로 학습할 수 있는 지능을 개발하는 목표를 가지고 있다. 이런 인공지능 기술이 바이두의 비즈니스 역량을 향상시킬 것으로 보고 있다. 이렇게 글로벌 기업들은 인공지능 생태계를 만들어 선도하겠다는 공통된 전략을 가지고 있다. 이를 위해 공통적으로 인공지능 소프트웨어 기술을 오픈소스로 공개하고 있다. 이는 기술을 공개해 더 많은 개발자 우군을 확보, 인공지능 생태계 진화를 앞당기기 위한 것이다. MS는 AI 코타나와 스카이프(Skype) 번역 음성인식 기술 등을 오픈소스하고, 구글은 텐서플로(TensorFlow)를 오픈소스했다. 텐서플로는 머신러닝과 딥러닝을 위해 만들어진 것이다. 페이스북도 AI 기술을 위한 오픈소스 하드웨어인 빅서(Big Sur)를 공개했다. 빅서는 머신러닝 데이터를 학습할 때 사용되는 서버로, 데이터 처리 속도를 높였다. 중국의 바이두도 자체 개발한 인공지능 소프트웨어를 오픈소

스로 공개했다. 바이두의 인공지능 연구소에서 개발한 AI 기술인 WARP-CTC는 컴퓨터가 사람의 말을 인식하기 위해 필요한 머신러닝 기술에 적용됐다.

3) 인공지능과 일자리

인공지능의 발전과 기계화에 따라 단순한 일자리에서부터 복잡한 일까지 줄어들기 시작하고 있다. 향후 인공지능이 일자리 대체가 가능한 일반 사무, 은행 업무, 회계 업무, 공무원의 행정 업무 등의 대부분이 기계로 대체될 것이다. 심지어 인공지능은 전문직 일자리까지 넘보고 있다. 변호사, 의사, 기자 등과 같이 엘리트 직업조차 인간의 역할이 없어질 수 있을 것이다. 특히 의료 분야에서 인공지능 역할이 두드러지고 있다. 인공지능 알고리즘을 활용하여 환자들의 변명을 진단하고, 처방전까지 작성할 수 있게 되었다. 현재 IBM의 슈퍼컴퓨터 왓슨이 세계적인 암 전문 병원 MD앤더슨센터에서 암 진단을 위한 학습 과정을 진행하고 있다. 2014년 9월14일 IBM은 미국 메이요 클리닉(Mayo Clinic)와 제휴를 맺고 왓슨을 임상 시험에 관여하는 프로젝트에 참여하여, 암 환자들의 임상 시험 자료 수집과 컴퓨팅 기술을 암 환자 임상 시험에 적용하는데 참여한다. 인공지능이 할 수 없는 독창적인 직업만이 살아남을 것이란 전망이다. 예술가나 작곡가들은 창조적인 창작물을 만드는 직업중 하나로서 인공지능이 아직까지 접근을 못하고 있는 영역이다. 그러나 최근에 독창성을 흉내 내는 인공지능 기술까지 선보인다고 하니, 도대체 인공지능으로 대체 할 수 없는 직업이 무엇이 있는지 궁금할 따름이다. 그렇지만 인공지능은 사람이 생산한 데이터로부터 학습을 통해서 빠르고 정확하게 일을 할지 모르지만, 인간의 내면에 가지고 있는 독창성과 응용성은 기계가 대체를 할 수가 없을 것이다. 따라서 인공지능의 발전으로 인한 직업의 변화는 일하는 방식이 달라진다고 할 수 있을 것이다. 직업이 사라지는 것이 아니고, 인간이 해야 하는 역할이 달라지는 것이라 할 수 있다. 이를 테면 변호사가 인공지능을 활용해 과거의 법률과 판례를 방대한 데이터로부터 필요한 정보를 빠르고 정확하게 검색하고, 인간이 이를 근거로 의사 결정을 하는 역할을 하는 것이다.

4) 인공지능의 문제점

2001년 SF 영화인 스페이스 오디세이에 나오는 인공지능 HAL9000 컴퓨터가 반란을 일으키는 장면이 나온다. 기계가 인간을 장악하는 내용이다. 결국은 인간이 지혜롭게 대처

해서 인공지능을 이겼지만, 현실에서 과연 이런 일이 일어나지 않을까 걱정이 앞서게 된다. 물론 전문가들의 견해로는 영화에 나오는 인공지능의 수준은 아직 현실에서 미치려면 한참은 남았다고 한다. 그럼에도 우려의 목소리가 끊이지 않는 이유는 인공지능 발달의 속도와 강도가 가늠하기 어렵기 때문이다. 인공지능 분야의 미래학자이자 구글의 엔지니어링 이사인 레이 커즈웨일(Ray Kurzweil)은 2045년에는 인공지능이 인간의 지능을 능가할 수 있다고 한다. 이 시점을 기술적 특이점(Technological singularity point)이라고 한다. 특이점은 어느 순간에 인공지능 기술이 급속도로 폭발적으로 발전한다는 의미이다.

그리고 레이 커즈웨일은 인공지능이 인류의 위협이 되지 않도록 인류가 스스로 도덕적이고 윤리적인 사회를 건설하는 것이라고 말하면서, 인공지능을 통제할 수 있는 윤리적 제어 장치가 필요하다고 주장하였다. 2015년 7월28일 아르헨티나 부에노스아이레스에서 개최된 국제 인공지능 컨퍼런스에서는 인공지능 무기 군비 경쟁을 경고하는 성명서를 발표하였다. 일론 머스크, 데미스 허사비스, 스티브 워즈니악 등 2500이 넘는 인공지능, 로봇공학 학자들이 인공지능 무기에 반대하는 성명서에 동참하였다. 인공지능 기술이 군사 무기에 활용되면, 적은 비용에 대량생산이 가능 하는 자율기능을 갖는 킬링 머신을 생산하게 된다. 이는 대량학살과 인종 학살에 이용될 수 있기 때문이다. 향후 인공지능 관련한 법제도를 정비하여야 할 것이다. 인공지능이 개입된 사고에서 법적 책임에 대한 논의가 끊임없이 진행되고 있지만 아직 완벽하게 법제화가 되지 않고 있다. 최근 인공지능이 탑재된 자율주행 자동차의 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 구글에서는 2009년부터 지금까지 자율주행 자동차를 운행하고 있다. 그동안 수십 건의 경미한 사고가 있었지만, 대부분 상대방 차량의 과실이었다고 한다. 향후 인공지능 운행 기술의 발전으로 자동운전 차량이 늘어나게 될 것이며, 그에 따른 운전사고가 발생할 수 가 있다. 사고가 났을 때 책임은 누가 있는지에 대한 책임소재가 명확해야 할 것이다. 인공지능이 자동으로 운전하다 사고를 당하면 인공지능에게 책임이 있는 건지, 자동차 제조사, 운행회사 그리고 탑승자에게 책임이 있는 건지 명확하게 법제도화가 되어야 할 것이다.

(2) 인공지능 활용

최근 인공지능 시대가 도래함에 따라 많은 스타트업 기업들도 인공지능 분야에 나서고

있다. 이에 따라 콘텐츠와 쇼핑 등 서비스 이용자들의 취향을 읽어서 상품을 추천해 주는 것부터 글이나 자료 작성, 자율 주행에 이르기까지 인공지능이 널리 활용되기 시작했다. 미국의 유력 일간지 워싱턴포스트는 2016년 여름 열린 리우데자네이루 올림픽 보도에 헬리오그래프(Heliograf)라는 인공지능 로봇이 기사를 쓴다고 밝혔다. 알파고의 성공 역시 스타트업인 딥마인드의 작품이다. 딥마인드는 인간의 창의성이 작동해 수많은 경우의 수를 다루어야 하는 바둑 게임을 통해 인공지능의 수준을 한 단계 높였다는 평가를 받았다. 바둑의 세계 최고가 된 알파고는 스타크래프트(Starcraft) 게임에도 도전하며 계속 진화할 것이라고 한다. 알파고는 바둑 게임용 인공지능이지만 그 이면에는 방대한 양의 빅데이터를 기계가 스스로 학습하고 승리하는 방법을 터득하는 과정과 반복 학습을 통해 지식을 지속적으로 강화하는 과정 등이 핵심 기술로 구현되어 있다. 따라서 이러한 핵심 기술은 다른 많은 분야에 적용되어 활용될 수 있다. 금융 업무도 인공지능이 담당하게 된다. 챗봇은 AI 기술의 하나로 인간 방식의 대화를 하는 컴퓨터 프로그램이다. 과거 챗봇은 단순 패턴매칭 방식을 사용해 사전에 정의된 키워드만 인식해 입력된 응답을 출력하는 방식이었다. 트윗봇(twitbot)이나 언론사에서 단신기사 작성에 활용 중인 기사봇 등이 대표적이다. 그러나 인공지능에 기반을 둔 챗봇은 더욱 진화해 자연스러운 언어로 질문이나 명령을 하면 맥락을 파악해 응답하는 것이 가능해졌다. 또한 대화가 축적될수록 스스로 학습해서 정확도를 높이는 것이 특징이다.



<그림 1-3>인공지능형 로봇 휴보

방대한 양의 금융거래 정보, 경제 지표 등과 같은 전문 정보를 알아서 학습하고 학습된 지식을 스스로 강화해 사람을 대신한 투자 자문 인공지능으로 구현되는 것이다. 최근 개인 간(P2P) 금융 업체인 8퍼센트라는 스타트업이 챗봇 에이다(Aida)를 개발했다는 보도가 나왔다(전자신문, 2016.7.10). 예컨대 소득은 3000만 원, 현재 근무 기간은 2년입니다. 1000만 원을 빌리고 싶은데 금리와 대출한도가 얼마일까요라고 물으면 에이다는 대답과 함께 P2P 대출을 이용할 수 있도록 관련 URL 링크를 안내한다. 이용자들은 웹사이트 접속 또는 전화를 걸지 않고도 메신저에서 대화하듯이 소통하며 필요한 정보를 찾거나 서비스를 이용할 수 있다. 에이다에는 알파고에 적용되었던 딥러닝(deep learning)이 활용되었다. 특히 인공지능이 사물인터넷과 결합해 지금과는 전혀 다른 서비스를 만들어 내는데 무궁무진한 잠재력이 있다. 예컨대 다양한 헬스케어 기기들이 왔습과 같은 지능형 의료 플랫폼에 연결되면 단순한 건강 정보의 수집이나 모니터링을 넘어서 질병의 진단과 처방에 이르는 의료 서비스를 구현할 수 있다.

IoT분야에서 중요한 이유가 바로 여기에 있다.는 단계다. 자율운전자동차의 예를 들면 운전자의 눈에 해당하는 시각 센서를 통해 주변의 상황을 인지하고 분석하고 자동차의 속도, 가속도를 분석한다. 또한 도로면의 상태도 감지한다. GPS로 나의 현재 위치를 파악한다. 그리고 도심에 설치돼 있는 CCTV와 다른 교통 시스템에서 확보한 교통정보를 클라우드와 같은 중앙컴퓨터에서 받는다. 이렇게 수집한 데이터를 분석해서 자동차가 스스로 경로를 결정하고 주행 및 정지 등을 수행한다. 또는 이러한 정보를 운전자에게 제공할 수도 있다.

2. 인공지능 역사

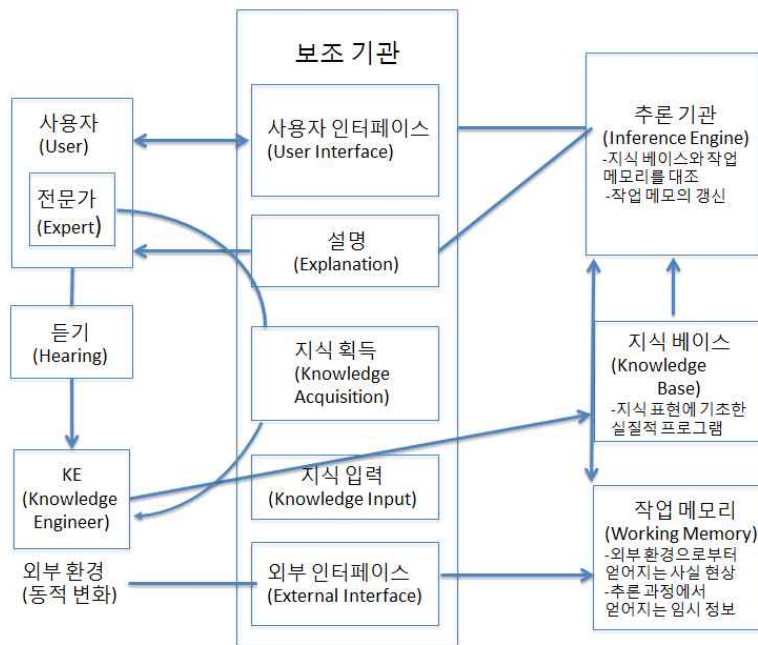
(1) 인공지능 탄생

인공지능 분야의 탄생은 1956년 존 매카시, 마빈 민스키, 나다니엘 로체스터, 클로드 샤논 같은 당시 최고의 정보과학자들이 다트머스대학에 모여 시작되었다. 이후 인공지능 분야는 수많은 혁신과 좌절, 새로운 도전이 반복적으로 이루지면서 점점 인간의 능력에 가까이 접근하고 있다. 1970년대까지 인공지능은 검색을 통한 추론, 자연어 분석, 마이크로 세계에 대한 모델링 방식으로 발전하였다. 1980년대에 들어오면서 인간의 지식을 여러 방

식으로 저장하고 이를 기반으로 하는 논리적 추론기능을 첨가하면서 새로운 방식의 인공지능 접근이 이루어 졌다. 1990년대까지 인공지능 접근방식은 인간의 지식을 저장하고 이를 추론하는 방법으로 하향식으로 지능을 구현하는 방식으로 발전하였다. 일반적으로 사람은 어떤 지식을 다양한 경험과 데이터를 통해 학습과정으로 축적한다. 이런 방식으로 문제를 접근하는 인공지능 기술을 머신러닝이라 한다. 그리고 머신러닝은 결정 트리, 클러스터링, 베이지안 네트워크, 연관 규칙, 귀납적 논리 계획법, 유전 알고리즘 등 다양한 방식으로 개발이 되고 있다. 학습을 위한 또 다른 접근방식으로 인공 뉴럴 네트워크(ANN)라고 부르는 연결주의적 접근방식이 지속적으로 발전하고 있다. ANN은 인간의 신경망 구조를 모방하면서 입력으로 들어오는 정보를 각각의 입력 노드에 배정하고, 이들을 주어진 함수를 표현하는 네트워크로 출력 노드를 통해 결과를 알아내는 인공신경망이다. 인공 신경망 연구는 1980년대, 2000년대의 어려움을 겪으면서도 꾸준히 발전해 나갔다. 그러다가 인공 신경망의 단점을 해결할 수 있는 방법들이 2006년부터 발전되면서 다시 다양한 분야에서 성과를 내고 있다. 특히 인터넷 발전으로 검색 엔진 등을 통해 방대한 데이터를 수집할 수 있게 되었다. 이는 기계학습을 가능하게 하여 수많은 데이터를 분석하고 인공지능 스스로 학습하는 방식으로 진화할 수 있게 되었다. 특히, 딥러닝(Deep learning)은 빅데이터에서 데이터의 특징을 자동으로 추출하는 기술로 활용되고 있으며, 이미지인식, 음성인식, 언어번역에 딥러닝 기계학습이 널리 사용되고 있다.

① 전문가 시스템

1960대부터 시작되었던 지식표현 연구는 전문가 시스템으로 발전하게 되었다. 1980년대에는 상용화로 이어져 인공지능 붐이라고 해도 좋을 만큼 활황을 보였다. 대기업은 독립조직을 구성하여, 전문가 시스템 개발을 추진하였다. 고객 측에서도 전문가 시스템이 자사의 문제 해결을 위한 최선의 수단이라는 적극적인 생각을 갖게 되었다. 그러나 1990년대 초에 들어서면서 극도로 변성했던 전문가 시스템도 전문가의 중요 요소라고 했던 미묘한 표현이 어렵고, 또 일반 상식까지 포함하면 방대해지는 지식을 유지, 관리하는 어려움도 있어 한계를 보였다. 그 후 특정 분야인 의료, 화학, 지질 탐사등 한정된 분야에서 활용되고 있다.

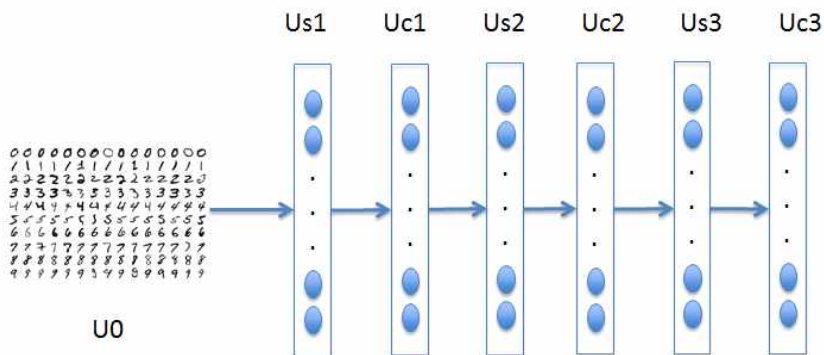


<그림 14>전문가 시스템 구조

②인공신경망

인공신경망은 1958년 프랭크 로젠블라트의 퍼셉트론이 등장하면서 주목을 받기 시작했다. 퍼셉트론은 학습과 의사결정을 하며, 언어를 번역할 수 있을 것이라고 기대를 모았다. 그러나 1969년 마빈 민스키와 세이무어 페퍼트가 펴낸 퍼셉트론이라는 책에서 퍼셉트론은 선형분리만 가능하여 XOR와 같은 복잡한 논리를 연산할 수 없다고 밝히면서, 이후 10년 간 인공 신경망 연구는 중단되기도 했다. 그러나 1979년 쿠니히코 후쿠시마의 네오코그니션(neocognition), 1982년 존 홉필드, 데이비드 러멜하트 등에 의해 새로운 유형의 뉴럴 네트워크가 제안되면서, 다시 활발한 연구가 되기 시작했다. 새로 제안된 뉴럴 네트워크는 다층 구조로 구성하면서 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 숨겨진 층을 갖고 있다. 이를 딥 뉴럴 네트워크(DNN)이라고 부른다. 그리고 이러한 학습 방식을 딥러닝(Deep Learning)이라고 부른다. 이는 단일 퍼셉트론에서 해결하지 못한 비선형 문제를 다층 신경망으로 해결하면서 주목을 받았으나, 효율적인 학습모델의 부재로 별다른 진전을 보지 못했다. 신경망 알고리즘에서 학습모델이란 각 층마다 연결돼 있는 신경망의 가중치 계수를 결정하는 것을 말한다. 이후 70년대 중반에 다층 신경망의 학습모델 방법으로 역전파

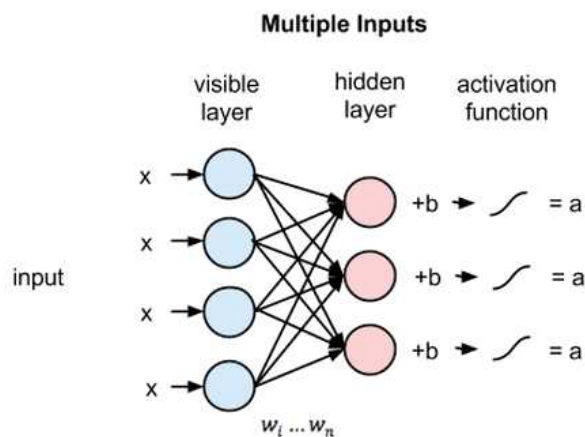
알고리즘이 소개되었다. 그러나 이 연구는 1차 인공지능 암흑기로 그늘에 빛을 보지 못하였다. 그후 80년대 중반에 몇몇 학자들에 의해 역전파 알고리즘이 재발견되면서 본격적인 인공지능경망의 부활로 이어지게 되었다. 후쿠시마 쿠니히코는 뇌의 시각피질(visual cortex) 구조의 학습모델을 근거로 네오코그니션을 개발하였다. 시각피질 모델은 서로 다른 종류의 세포가 계층적으로 결합되어 만들어진 신경회로에 의해 시각 정보를 처리한다는 가설이다. 네오코그니션은 이미지 특징을 추출하는 신경망과 이미지 위치 변화를 구별하는 신경망을 쌍으로 해서 여러 층으로 결합시킨 네트워크 구조를 이용한 인공지능망이다.



<그림 1-5>네오코그니트론 모델

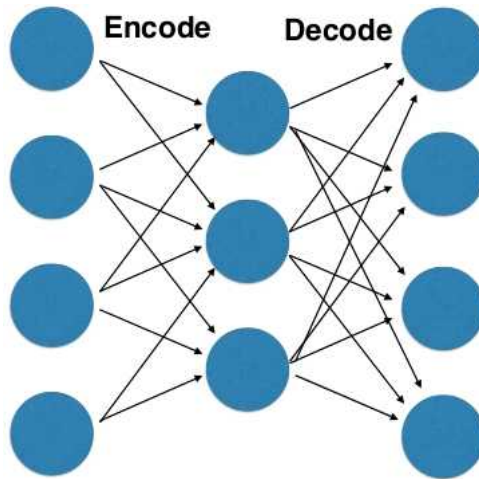
이 구조는 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)과 매우 비슷한 구조를 가지고 있다. 1998년에는 레쿤(LeCun) 연구팀이 필기체 숫자 인식을 CNN을 이용해서 높은 문자인식을 얻었다. 필기체 인식에 사용한 인공 신경망은 7층을 사용하였다. 32픽셀 * 32 픽셀에 입력된 필기체 숫자(픽셀 값)를 입력층에 넣으면 연결된 은닉층을 따라 출력층에 학습된 벡터값이 출력이 된다. 출력층은 숫자 0에서 9까지 값을 인식해서 분류하기 때문에 10차원 확률 벡터 구조를 가진다. 각 벡터의 값은 0에서 9까지 인식 확률 값이 되기 때문에, 10개의 벡터 중에서 가장 큰값을 가지는 벡터의 위치가 인식 숫자가 된다. 지속적인 인공지능망에 대한 연구가 진행되는 과정에서 딥 신경망의 중간층이 늘어나게 되면 모델의 해가 국부적인 최솟값을 벗어나지 못하게 되거나, 최적 값으로 수렴하는데 수많은 반복 계산이 발생하고, 인식율이 저하되는 문제가 발생하였다. 이는 신경망 층이 늘어나면서 출력층의 정보가 역전파되는 과정에서 판별력이 소멸되기 때문이다. 이 문제는 1990년대에 장단기 기억(Long Short-Term Memory)법등의 여러 알고리즘들에 의해 해결이 된다. 장단기 기억법은 이후 계속 개선되어 최근까지 필기체 인식이나 음성인식 및 자

언어 처리 등에 주요 알고리즘으로 사용되고 있다. 70년대 말에 소개됐었던 컨볼루션 신경망(CNN)이론은 80년대 말 역전파 알고리즘에 적용되어 이미지 인식 분야에 큰 발전을 가져왔다. 이미지 분석 분야에서는 역전파 기반의 컨볼루션 신경망이 오늘날 가장 효과적인 인식방법으로 사용되고 있다. 1990년대 다양한 형태의 인공신경망 모델이 소개되어, 일부 분야에서 괄목할 만한 인식율을 얻을 수 있었지만, 신경망 학습과정 중 발생하는 최적화 문제, 많은 계산량등의 문제로 인해 2000년대 초까지 어려움을 겪었다. 2000년대 중반에 들어서면서 딥 신경망의 계산 효율성을 높이려는 연구가 중점적으로 이루어 졌다. 2006년에 소개된 제한된 볼츠만 머신을 기반으로 하는 딥신경망이 대표적이다.



<그림 1-6>제한된 볼츠만 머신

이 볼츠만 머신은 컴퓨터비전분야에서 그 효력을 보여주었던 알고리즘인데 학습초반에 효과적으로 이미지의 특성을 분석하는 장점으로 신경망에서 해를 용이하게 구할 수 있게 해준다. 딥신경망 이론의 효과가 검증이 되고 나서 딥러닝이라는 용어가 본격적으로 사용되기 시작하였다. 여기에 2000년대부터 사용되기 시작한 범용 그래픽 프로세서의 활용도 더욱 딥러닝의 발전을 촉진한다. 그리고 인터넷 발전으로 검색 엔진 등을 통해 방대한 데이터를 수집할 수 있게 되고, 클라우드 컴퓨팅 환경을 통해 대용량의 데이터를 분산해서 처리할 수 있게 되어, 딥러닝 인공지능 기술이 다시 주목받게 되었다. 특히 2006년 벤지오(Bengio) 연구팀이 딥러닝 신경망 학습을 최적화 할 수 있는 오토인코더의 사전 학습(pre-trainng) 방법을 제안하여, 인공신경망 최적화 문제를 해결하게 되었다.



<그림 1-7>오토인코더 사전학습(pre-training)

이 방법을 이용해서 층이 깊은 딥 신경망 학습이 가능해 졌다. 이로 인해 2012년 이미지 넷(ImageNet) 주최 이미지 인식 콘테스트 ILSVRC에서 CNN을 기본으로 하는 이미지 인식방법이 다른 인식 방법을 누르고 압도적으로 1위를 차지하게 되었다. 당시 콘테스트에 참가한 팀들은 신경망을 이용한 방법을 거의 사용하지 않았으며, 다른 방법과 비교해 인식율이 10%이상 높았다. 이를 계기로 신경망을 이용한 딥러닝이 갑자기 높은 관심을 받기 시작하였다. 최근 GPU(Graphic Processor Unit)의 고속 연산 처리 기능을 딥러닝에 활용하면서 신경망 학습 속도를 획기적으로 줄이는 계기가 되었다. GPU(Graphic Processor Unit)란 컴퓨터 그래픽 처리 계산 전용으로 만들어진 하드웨어로서 빠른 그래픽 처리 속도를 구현한다. 엔비디아(NVIDIA)사의 GPU 프로세서인 TX2는 인텔 i7 CPU 보다 연산 속도가 약 10배 이상 빠르기 때문에 병렬처리 계산에서 월등한 성능을 가진다.



<그림 1-8>TX2 GPU

엔비디아사는 GPU 개발을 위한 그래픽 전용 프레임워크로 CUDA를 제공한다. CUDA를 사용하여 딥러닝 학습을 병렬처리 계산 할 수 있게 프로그래밍을 할 수 있다. 이로 인해 딥 신경망 계산량 문제가 크게 개선이 되어, 깊은 계층의 신경망을 이용하는 연구가 활발 해지고 있으며, 높은 성능을 실현이 가능하게 되었다.

③현재의 인공지능

2000년대에 들어서면서 보고, 듣고, 생각하고 행동하는 인공지능의 수준은 괄목할 만한 성장을 보이고 있다. 최근 세계의 이목을 집중시켰던 인공지능 알파고와 이세돌의 바둑대전에서 인간의 능력을 넘어서는 인공지능 기술을 경험하였다. 알파고는 구글이 2014년에 인수한 딥마인드 기업에서 개발한 딥러닝 인공지능 소프트웨어이다. 알파고는 3년 만에 세상의 모든 바둑 기술을 학습하였으며, 스스로 바둑 경기를 하면서 바둑 지식을 축적하였다. 구글, 애플, 삼성은 스마트폰에 인공지능기술을 접목하여, 사람과 기계간의 접점의 변화를 시도하고 있다. 빅스비, 시리와 같은 개인비서는 음성인식이 가능하며, 상대방 말을 이해하고, 문자를 대신 보내주거나, 스케줄에 따라 식당을 대신 예약해 주기도 한다. 자연언어 처리를 통해 외국어를 실시간으로 통역을 해준다. 이메일을 분석해서 스팸 메일은 걸러주기도 한다. 인터넷에서 요리를 검색하고, 학습하여 새로운 요리를 만들기도 한다. 빅데이터 분석을 통해 상품, 영화등을 추천하는 추천시스템이 일상에서 활용되고 있다. 이미 퀴즈쇼, 체스, 장기, 프로바둑에서는 인간보다 월등함을 보여주고 있다. 그리고 닥터 왓슨과 같은 인공지능 전문가 시스템을 통해 환자의 증상을 분석하고 진단을 한다. 인공지능 챗봇을 통해 다양한 영역에서 자연스럽게 대화를 진행하면서, 업무를 수행하고 있다. 가정에서 말상대 도우미, A/S 상담요원, 금융 애널리스트나 상품설계사를 통해 금융시장을 예측하고 자산운용을 한다. 그리고 인공지능은 로봇분야까지 영역을 확장하여, 휴머노이드로봇, 무인 비행기 드론(drone), 자율주행 자동차등이 등장하였다. 로봇틱스 분야는 산업용 로봇, 전문 서비스 로봇, 그리고 개인용 서비스 로봇으로 크게 나눌 수 있다. 산업용 로봇은 이미 공장자동화 분야에서는 폭넓게 활용되고 있다. 전문 서비스 로봇으로는 재난용, 물류운송용, 군사용 로봇등에 활용되고 있다. 그리고 개인용 서비스 로봇으로는 장애인 도우미 로봇, 가정용 로봇 청소기, 개인 비서, 완구류 로봇 등이 이에 해당된다. 최근 일본에서 판매하고 있는 페페, 통신사에서 판매하는 인공지능 스피커등이 판매되고 있다. 미국 버클리대학의 한 로봇 연구실에서는 강화학습에 딥러닝 기술을 적용하여 옷을 사람처럼 개고 정리하고, 옷걸이를 걸고, 병뚜껑을 돌릴 수 있고, 못도 뽑을 수

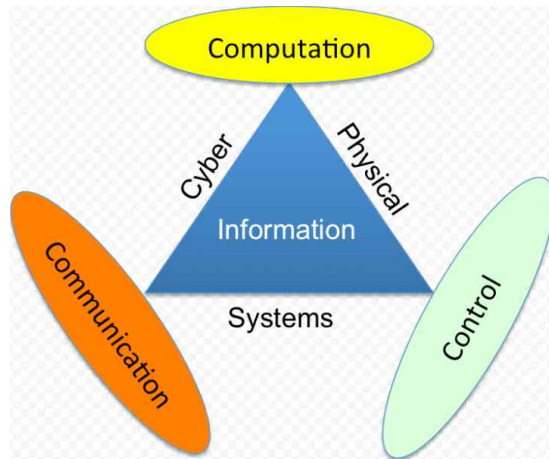
있는 로봇을 만들었다.



<그림 1-9> 강화학습 로봇 Brett

사람이 두 손으로 하는 대부분의 작업을 수행하는 데 아무런 문제가 없다. 로봇에 장착된 카메라는 컴퓨터비전 기술을 통해 상황을 인지하고 최선의 행동 정책을 찾아내어 로봇 관절 모터를 제어하면서, 시행착오를 통해 스스로 학습을 수행한다.

사물인터넷 환경의 고도화로 인해 주변의 일상적인 모든 환경이 네트워크화 되어 데이터를 생산하고, 서로 자율적으로 통신을 통해 데이터를 주고받는 시대가 도래 하고 있다. 여기서 생성되는 빅 데이터의 규모는 너무나 크고, 속도는 너무 빠르고, 그 종류가 너무나도 다양하다. IOT를 통해 모든 사물이 연결이 되면서, 사물과 사이버 세상이 하나로 연결되는 CPS(Cyber-Physical System) 생태계를 구성하게 되었다.



<그림 1-10>CPS(Cyber-Physical System)

이를 통해 휴대용 스마트 기기나 웨어러블 센서들을 통해 우리 몸에서 측정된 생체신호는 주변 환경에서 감지된 데이터와 나의 의료기록 등과 합쳐져서 나의 건강을 모니터링해주고 필요한 건강정보를 추천해 준다. 쇼핑몰에서 측정된 데이터는 상품 진열과 고객의 이동 동선을 설계하는 데 도움을 준다. 도시에 설치된 센서를 통해 교통상황을 감지할 수 있고, 대중교통 운행정보를 알 수 있다. 그리고 모니터링을 통해 좀 더 안전한 치안 환경을 유지할 수 있다. 공장 안에 설치된 센서는 원료의 공급 일정을 최적화하고 생산라인에서 발생할 수 있는 장애를 미리 감지하고, 예방정비를 통해 제품 생산성을 향상시킨다. 일반적으로 측정된 센서들은 대부분 중앙 서버 또는 클라우드(cloud)에 전송되어 저장된다. 센서에서 전달된 데이터를 저장하고 분석해서 적재/적소/적시에 의사결정을 내린다. 이때 생산되는 데이터량을 빠른 시간 안에 분석 처리하기 위해 딥러닝과 같은 기계학습 기술이 필요하게 된다.

④인공지능의 미래

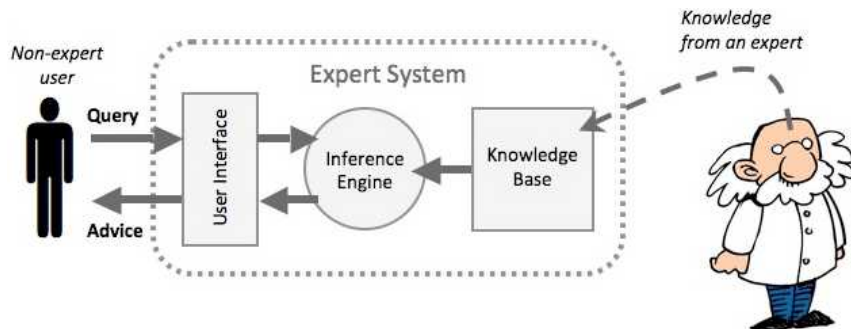
향후 인공지능 기술은 다양한 분야와 연계해서 발전될 것이다. 특히 인간의 뇌를 모방한 딥러닝 기법이 광범위하게 인공지능 분야에 적용되면서 다양하고 혁신적인 결과를 보여주게 될 것이다. 그리고 고성능 컴퓨터 등장으로 매일 생산되는 엄청난 규모의 데이터를 학습하게 된다면, 인간의 한계를 뛰어 넘는 인공지능 시스템이 조만간 탄생할 수 있을 것이다. 여기에 만약 컴퓨터가 스스로 알고리즘을 학습하고, 개선할 수 있다면 인간이 제어할 수 없는 수준을 벗어날 수도 있다. 이러한 이유로 일론 머스크, 빌 게이츠, 스티븐

호킹 박사등 많은 석학들이 초지능 컴퓨터의 도래를 경고하고 있다. 당장 인공지능 알고고가 바둑대회에서 압승을 한 것만 봐도 미래의 인공지능기술이 공상과학 소설에서만 나오는 얘기가 아니라 이미 우리 생활의 현실이 되어가고 있음을 느끼고 있다. 인공지능 분야의 미래학자인 레이 커즈웨일은 2045년 쯤 특이점에 도달한다고 예측하고 있다. 여기서 특이점은 인공지능 기술이 급속도로 발전하는 시기를 의미한다. 앞으로 의학, 회계, 생물학, 수학, 물리학, 심리학, 컴퓨터공학, 로봇공학 등 다양한 분야에서 인공지능 알고리즘을 활용하게 될 것이며, 각 분야는 오픈소스 플랫폼 기반아래 인공지능 생태계를 생산하게 될 것이다. 또한 인공지능 기술을 통해 인간을 대신하는 직업이나 직무로 인해 산업의 변화가 발생할 것이다. 전문가들은 현재의 인공지능 기술은 지금 중요한 변화의 변곡점에 있다고 말한다. 이는 인공지능 기술이 일반적인 IF-THEN 구조의 순서적 프로그래밍이 아니라 인간처럼 시행착오를 통해 스스로 학습하고, 터득하는 방식으로 동작될 것이다. 그리고 인공지능 기술은 인간과 비교도 안 될 정도로 빠른 학습속도를 가지게 될 것이다. 최근의 인공지능의 발전을 볼 때 특이점의 시점이 훨씬 빠르게 나타날지 모르겠다. 향후 인공지능 세상이 인간을 얼마나 윤택하게 할 것인지, 아니면 인공지능이 세상을 지배할지 아무도 미래를 점칠 수 없는 세상에 살고 있다.

(2) 전문가 시스템

전문가 시스템(Expert System)은 사실과 규칙을 기반으로 하는 지식을 이용하여 전문가 수준의 지식으로 동작할 수 있는 컴퓨터 처리 시스템을 의미한다. 이러한 전문가 시스템은 전문분야에서 지식보조자로 부족한 부분을 보완하거나, 전문가 대신 전문지식을 수행하는 역할을 담당하거나, 위험한 작업 등을 대신한다거나 하는 등의 폭넓은 활용이 가능하다. 특히 전문가 시스템은 공학, 의학, 지질학, 전력공급 시스템, 채광과 같은 특정 전문분야에서 활용되고 있다. 그러한 이들 시스템은 아직까지 완벽하게 전문가를 대신하지 못하고 보조 역할을 하고 있다. 그렇지만 최근 기계학습의 발전으로 더욱 전문가에 근접한 정확한 전문가 시스템이 개발되기 시작하고 있다. 대표적인 전문가 시스템으로는 DENDRAL, PROSPECTOR, MYCIN등이 있다. 이들 시스템은 특정 분야에서 괄목한 성과를 거두었으며, 이 이후에 많은 전문가 시스템 발전의 기반이 되었다. DENDRAL 전문가 시스템은 화학제품 분석도구로 활용되고 있다. 그리고 PROSPECTOR 전문가 시스템은 광물 탐사 전문가 도구로 활용되고 있다. MYCIN은 전염성 혈액 질환을 진단하는 전문가 시스템이다. 최근 전문가 시스템은 지식 베이스의 내용만 바꿔 넣으면 다양한 전문가 시

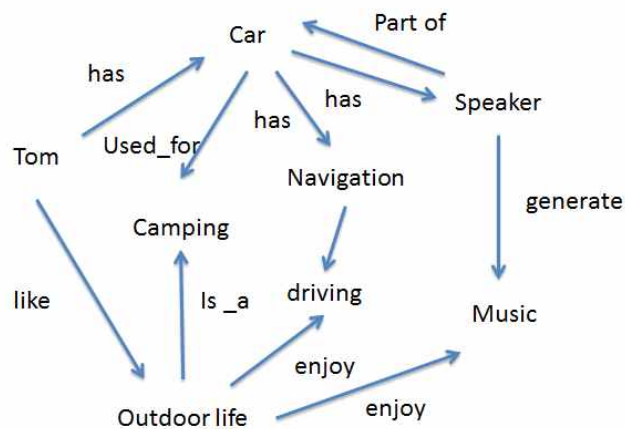
시스템으로 변환 할 수 있도록 발전하였다. 1980년대에 전문가 시스템 구축 프로그램은 여러 기업이 상용화를 위해 경쟁을 벌여 왔으나, 표면적인 지식 표현만으로는 인간의 상식을 판단하는데 커다란 영향을 주지 못하면서 1990년 이후 전문가 시스템의 인기는 사그라졌다. 그러나 특정 영역으로 범위를 제한하면, 전문가 수준으로 동작을 할 수 있기 때문에 의료분야, 법률, 플랜트 설비 분야에서는 실용화가 이루어지고 있다. 전문가 시스템에 사용하는 대표적인 지식표현 기법으로 규칙기반(rule-based), 시맨틱망(Semantic Network), 그리고 프레임모델(frame model)이 주로 사용된다.



<그림 1-11> 규칙기반 전문가 시스템 구조

규칙기반 시스템은 IF(조건) THEN(행동) 형식을 가지고 있다. 규칙의 조건이 만족하면, 행동이 수행이 된다. 이는 지식을 사물 또는 사실 a에 대하여 if(A)라면 then(a)라고 하는 것과 같은 인과 관계로 생각한다. A 부분은 조건이나 원인, a 부분은 결과나 행동에 해당한다. 구성된 규칙 집합은 지식베이스(knowledge base)로 구성된다. 실세계에서 얻어지는 관측 데이터에 해당하는 사실(fact)은 지식표현 규칙 조건에 일치하는 규칙을 찾아 행동을 실행한다. 규칙은 추가와 갱신이 용이하고 행동부분에 복잡한 처리도 서술할 수 있어 유연성이 높은 표현 방법이다. 그렇지만 논리적으로 모순이 없는지 확인할 필요가 있다. 그리고 어떤 규칙이 사용되었는지 알 수 어렵고 모든 조건부를 조사하는데 속도가 느려지는 문제도 발생한다. 일반적으로 규칙기반 전문가 시스템은 지식베이스, 데이터베이스, 추론엔진, 결과처리부, 그리고 사용자 인터페이스로 구성되어 진다. 지식베이스는 IF-THEN 생성규칙의 집합으로 구성되어 있다. 데이터베이스는 지식에 근거하는 사실을 포함하고 있다. 추론엔진은 지식베이스의 각각의 규칙을 데이터베이스에 있는 사실을 비교하여, 일치하면 행동을 수행하고, 결과처리부에서 처리과정을 설명한다. 이때 추론 방향에 따라 전향추론(Forward Reasoning)과 후향추론(Backward Reasoning)방법이 있다. 여기서 전향

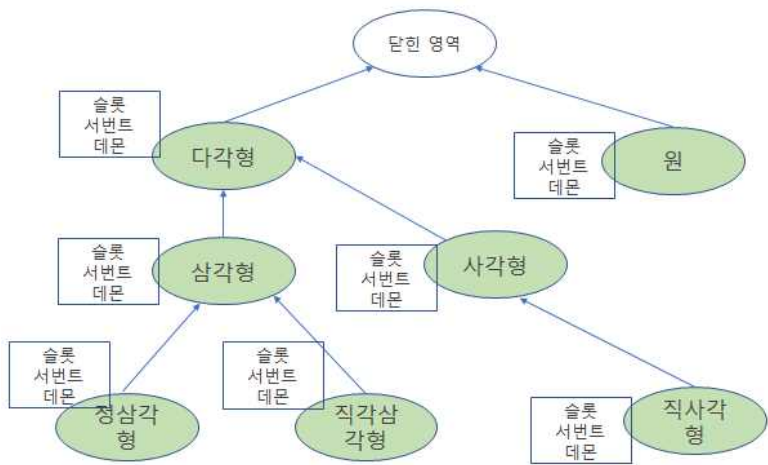
추론은 데이터 지향(Data-Driven) 추론으로 특정 사실로부터 출발하여 결론을 얻는다. 후향추론은 목표 지향(Goal-Driven) 추론으로 가설로부터 출발하여 특정 사실에 도달하는지 추론하는 방법이다. 시맨틱망은 뇌의 기억 모델을 지식 표현에 그대로 적용하여 사실들 간의 관계를 네트워크로 나타낸 것이다. 네트워크 연결은 지식표현을 종속관계를 의미로 갖는 선으로 연결한다. 예를 들어, 사과와 배라는 사물에 대하여 과일이라는 의미를 갖는 선으로 연결한다. 그리고 풍뎡이라는 사물에 대하여 과일세제라는 의미를 갖는 선으로 연결하는 것이다. 이와 같은 지식 표현방법과 구조를 시맨틱망이라 한다. 시맨틱망의 네트워크는 계층화와 상속이라는 개념을 활용하였다. 그러나 시맨틱망으로 지식을 표현하는 경우 네트워크 연결선이 복잡해지게 되며, 수정과 유지하는 일이 복잡해진다. 따라서 유지보수가 어렵게 되는 단점이 있다. 시맨틱망의 추론방법은 직접조회와 간접조회방법을 활용한다. 직접조회방법은 지식베이스에서 직접 연결된 네트워크 범위에서 일치하는 조건을 얻는 방법이다. 간접조회방법은 지식베이스에 연결된 네트워크 범위가 상속을 이용하여 일치하는 조건을 얻는 방법이다.



<그림 1-12> 시맨틱 지식표현 구조

프레임 모델은 복잡한 의미망을 단순하게 표현한 방법으로 네트워크 연결을 단순화 시켰다. 이는 기존의 의미망에서는 사실과 특성 모두를 의미가 부여된 네트워크로 묶었기 때문에 복잡하다. 반면에 프레임 모델은 사실과 특성을 관련 속성들로 정리하여 사실 속에 모두 서술해 두어 큰 폭으로 선의 개수를 줄일 수 있다. 이로 인해 유지보수가 쉽게 된다. 기본적으로 프레임 모델은 객체지향 프로그램 개념을 응용하였다. 프레임 모델은

특정 객체 또는 개념에 대한 지식으로 구성된 데이터 구조체로 구성되어 있다. 프레임 모델의 데이터 구조체는 슬롯과 프로시저라는 속성으로 구성되어 있다. 슬롯(Slot)은 사실의 속성과 그 값을 저장하는 구조체이다. 슬롯값은 심볼, 숫자, 불(bool)이 될 수 있다.



<그림 1-13>프레임 모델

상속 관계는 is-a 슬롯에 상위 사실로의 포인터를 저장한다. 프로시저는 슬롯값이 변하거나 슬롯 값이 필요할 때 실행되는 실행함수이다. 슬롯에 포함된 프로시저를 서번트(Servant)라고 한다. 그리고 프레임 실행 시 암묵적으로 실행되는 프로시저를 데몬(Daemon)이라 한다. 프레임 모델의 추론 엔진은 주어진 문제에 대하여 프레임을 조사하면서 데몬과 서번트를 제어하고, 추론 결과는 슬롯 값에 갱신이 된다. 프레임 모델은 사실의 계층화와 네트워크로 연결되어진 객체지향에 따른 지식 표현으로도 구성되어 진다. 따라서 사실은 슬롯과 서번트가 속성으로 포함되어 있다. 선은 사실의 계층 관계를 나타내는 선뿐이므로 매우 단순하게 된다. 네트워크 선은 is-a 슬롯에 상위 사실위치로 포인터를 나타낸다. 지식 검색은 사실에 있는 속성인 슬롯과 서번트가 is-a 상속으로 조회해가면서 검색한다. 전문가 시스템은 목적에 따라 진단형, 설계형, 제어형, 상담형, 그리고 교육형으로 나눌수 있다.

<표 1-1>전문가 시스템 유형

전문가 시스템목적	종류
--------------	----

진단형	관측된 현상으로부터 원인을 추정한다. 의료 진단, 조장 진단 등
설계형	주어진 제약 조건 중에서 최적해를 제시한다. 반도체 칩 내의 배선, 건축 설계 등 철 등
제어형	센서 등의 관측 데이터로부터 최적의 제어를 수행한다. 화학 플랜트, 용광로, 지하철 등
상담형	요구를 만족하는 최적해를 제시한다. 법률 상담 등
교육형	학습자의 이해도에 따른 최적의 지도를 수행한다. 지능적 CAO 등

(3) 기계 학습

①기계학습 개요

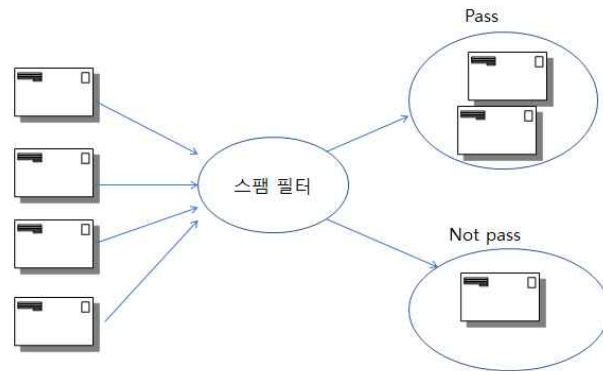
머신 러닝 또는 기계 학습은 인공지능의 한 분야로, 1959년 아서 사무엘(Arthur Samuel)의 논문에서 명시적으로 프로그램을 작성하지 않고 컴퓨터에 학습할 수 있는 능력을 부여하기 위한 연구 분야라고 정의하였다. 그 후 톰 미첼(Tom M. Mitchell)은 컴퓨터 프로그램이 어떤 작업 T와 평가 척도 P에 대해서 경험 E로부터 학습한다는 것은, P에 의해 평가되는 작업 T에 있어서의 성능이 경험 E에 의해 개선되는 경우를 말한다고 하고 있다. 따라서 머신 러닝은 컴퓨터가 데이터를 분석하고 스스로 학습하게 하여, 패턴을 인식할 수 있게 하는 것이라고 정의할 수 있다.



<그림 1-14>기계학습의 학습처리방법

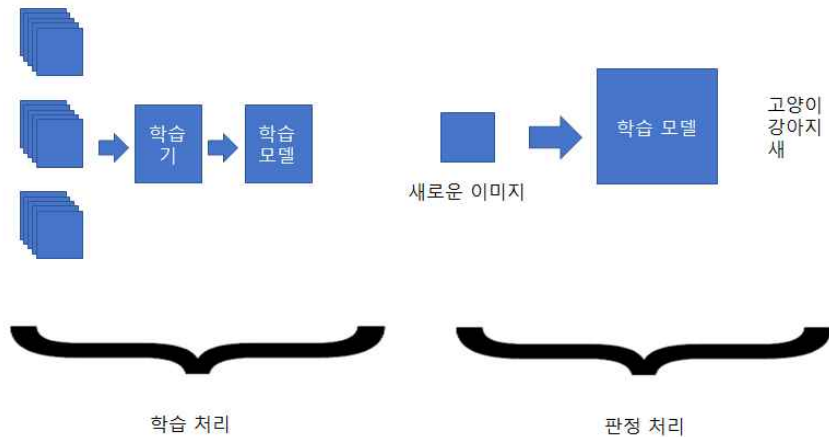
이렇게 되면 학습하지 않은 데이터에 대해서도 판단, 결정할 수 있게 되는 것이다. 여기서 학습이란 컴퓨터 또는 기계가 주어진 데이터로부터 패턴이나 인사이트(통찰력)를 찾아낼 수 있도록 데이터 및 알고리즘에 근거한 지능을 갖게 하는 것을 말한다. 여기서 데이터는 학습 데이터를 의미한다. 학습기가 학습 데이터에서 일정한 규칙이나 패턴을 찾아낸다. 이를 학습 모델이라 한다. 학습 데이터를 넣고 학습 모델을 만드는 과정을 학습처리라고 한다. 이러한 학습을 통해 기계는 매번 따로 프로그래밍을 하지 않아도 주어진 데

이터로 패턴을 감지해낼 수 있게 된다. 학습 처리를 통해 만들어진 학습 모델은 다양한 영역에서 사용된다. 예를 들어 쇼핑몰에서 구매자들의 경향을 분석하여, 구매 제품 추천을 할 수 있다. 스팸 메일 필터는 메일내용을 학습하여 스팸 메일인지 아닌지 알아서 자동으로 판별해준다. 주가 예측에서는 지금까지 주가 추이를 분석하여, 미래에 유망한 주식을 추천해 준다. 기계학습을 이용해 이미지 인식 시스템을 구축하는 경우에는, 먼저 학습 처리에 입력할 학습 데이터를 선정해야 한다.



<그림 1-15>스팸 메일필터

예를 들어, 고양이, 강아지, 새 이미지를 학습용으로 준비한다. 여기서 학습 데이터란 이미지와 이미지 인식 대상 정보 데이터를 말한다. 고양이 이미지 학습 데이터를 학습기에 넣고 학습 대상이 고양이임을 가르쳐서 학습 모델을 생성한다. 그리고 생성된 학습 모델을 이용해 입력된 새로운 이미지가 어떤 학습모델과 가까운지 판정한다. 즉, 학습 모델에 새로운 이미지를 입력하면 고양이, 강아지, 새 중 어떤 이미지인지 판별한다. 기계학습의 기법으로는 의사 결정 나무(Decision Tree), 인공 신경망(Neural Network), 유전자 프로그래밍(Genetic Programming), 군집화(Clustering), 몬테카를로 방법(Monte Carlo method) 등이 있다. 그중에서, 인터넷의 발전, 클라우드 컴퓨팅 환경, 하드웨어의 발전으로 인공 신경망 분야의 딥러닝(Deep Learning)기술이 비약적인 발전을 하고 있다. 이러한 다양한 기계학습 알고리즘은 데이터로부터 패턴과 인사이트를 뽑아내어 학습모델을 생성하게 된다. 그리고 각각의 기계학습 알고리즘은 어떤 종류의 데이터를 이용해 어떤 종류의 문제를 풀고자 하는지에 따라 달라진다. 따라서 모든 문제에 다 적용할 수 있는 범용의 기계학습 방법은 없다.



<그림 1-16>기계학습을 활용한 물체인식

일반적으로 기계 학습 방법은 크게 지도 학습방법과 비지도 학습방법으로 구분할 수 있다. 간단하게 예기하면, 지도 학습방법은 학습 데이터로 입력 데이터와 지도 학습 데이터를 같이 학습기에 넣고 학습하는 것이다. 이는 학교에서 선생님과 함께 공부하는 방식으로 보면 된다. 각각의 문제에 대해 선생님께서 정답을 구하는 방법을 학습한다. 비지도 학습방법은 학습 데이터로 입력 데이터만 학습기에 넣어 기계 학습을 하는 것이라 할 수 있다. 이는 혼자서 공부하는 방식으로 보면 된다. 문제 해결에 대해서 아무도 알려주지 않기 때문에 자기 스스로 학습해야 한다. 지도학습 방법으로는 분류 방법, 회귀 방법이 있으며, 비지도학습 방법으로는 군집화 방법, 연관성 규칙 학습 방법이 있다.

㉠지도 학습 방법

지도 학습 방법(supervised machine learning algorithm)은 기계학습 방법 중의 하나로, 주로 예측 모델에 많이 쓰인다. 예측 모델은 기본적으로 기계학습 알고리즘과 학습 데이터로부터 얻을 수 있는 값들로, 추측 가능한 값들을 학습해, 얻은 특성 또는 속성 값들로 이루어진다. 지도 학습 알고리즘은 타겟 예측 결과 값과 입력된 특징 간의 관계 및 연관성을 모델링하는 것이다. 여기서 지도 학습 데이터란 입력 데이터가 무엇인지 이미 정답이 있는 데이터를 말한다. 앞에서 이미지 인식 시스템 예를 들 때 이미지와 함께 이미지 이름을 같이 학습기에 넣었다. 이때 이미지 이름이 지도 학습 데이터에 해당한다.



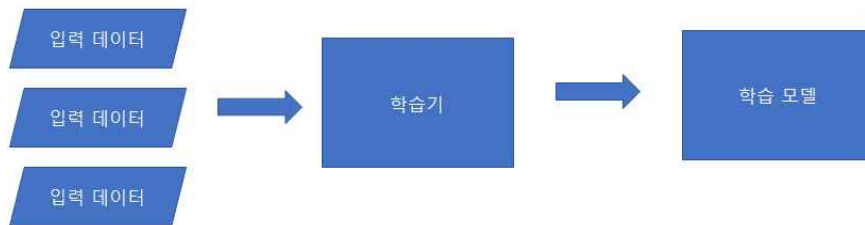
<그림 1-17>지도학습에 의한 기계학습

지도 학습 방법으로 분류방법과 회귀방법을 주로 사용한다. 분류 알고리즘은 특징 및 클래스 라벨을 가진 학습 데이터를 이용해 예측 모델을 만든다. 이러한 예측 모델은 결국 학습 데이터로부터 얻은 특성을 새롭고 이전에 보지 못한 데이터의 분류 라벨을 예측하기 위해 사용하게 된다. 이 결과 분류 결과는 별개의 값을 가진다. 분류 방법의 종류에는 의사결정 나무, 랜덤 포레스트, 서포트 벡터 머신 외에도 많은 것들이 존재한다. 데이터를 입력하면 데이터 속성 또는 종류를 출력해주는 방법이다. 예를 들어 스팸 메일 필터는 분류에 해당한다. 스팸 메일 필터에서는 메일의 내용과 그 내용이 평범한 메일인지 아니면 스팸 메일인지에 대한 속성을 학습 데이터로 학습기에 넣어 학습 모델을 만든다. 이 학습 모델은 새로운 메일 문장이 입력되면 그 메일이 평범한 메일인지 스팸 메일인지 결과 값을 출력해준다. 이렇게 입력한 데이터의 속성이나 종류를 출력하는 방법이 분류이다. 회귀 알고리즘은 데이터로부터 얻은 입력 특성으로부터 결과 값을 예측하는 데 쓰인다. 그러기 위해서는 학습 데이터로부터 얻은 특성 및 결과 값을 바탕으로 한 모델을 만들고, 이 모델을 통해 새로운 데이터에 해당하는 값을 예측하는 데 이 알고리즘을 사용한다. 회귀 알고리즘의 종류로는 선형 회귀, 다변량 회귀, 회귀 나무, 라소(lasso)회귀 외에 여러 가지가 있다. 예를 들어 주가 예측은 회귀분석에 해당한다. 주가 예측에서는 학습 데이터로 날짜와 주가를 같이 학습기에 입력해 학습 모델을 만든다. 이 모델은 날짜가 입력되면 해당 날짜의 예측 주가를 출력한다. 입력한 데이터에 대한 값을 출력하는 방법이 회귀분석이다.

㉠비지도 학습 방법

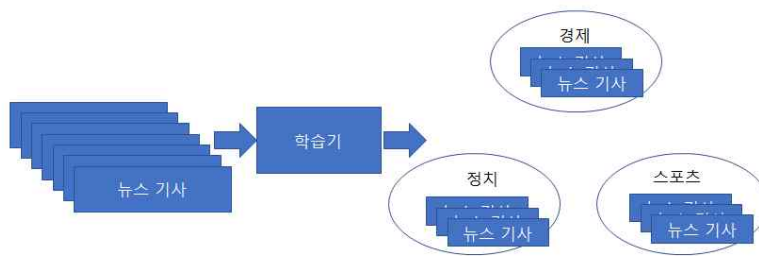
비지도 학습 방법(unsupervised machine learning algorithm)은 패턴 인식, 서술형 모델링에 주로 쓰이는 기계 학습방법 중에 하나이다. 비지도 학습 방법은 학습데이터에 대한 대상 정보를 주지 않고, 입력 값으로부터 규칙, 패턴을 인식하고 데이터를 요약하거나

그룹화해 사용자에게 의미 있는 인사이트를 도출하고 데이터를 분석해 준다. 따라서 비지도 학습은 학습에 따른 결과 값에 대한 카테고리나 라벨은 존재하지 않는다. 비지도 학습 방법으로 군집방법과 연관성 규칙 학습방법을 주로 사용한다. 군집화 알고리즘은 입력 기준점들을 다른 외부 정보 없이 입력 데이터로부터 도출해낸 특징으로 부터 다양한 클래스나 카테고리로 군집화하거나 그룹핑하는 것이 주목적이다.



<그림 1-18>비 지도학습에 의한 기계학습

분류와는 다르게 군집화가 끝나기 전에는 결과 라벨을 알 수 없다. 군집화 모델을 구축하기 위한 독특한 접근법으로 평균값, 대푯값, 대표 객체, 계층을 비롯한 여러 방법들을 사용한다. 인기 있는 군집화 방법에는 k-평균, k-대표 객체, 계층 군집화가 있다. 연관성 규칙 학습 알고리즘은 데이터 세트의 규칙과 패턴을 알아낼 때 쓰인다. 각기 다른 변수와 속성 간의 관계를 설명하는 규칙들이며, 데이터 내의 빈발 항목 집합과 패턴을 나타낸다. 이러한 규칙들은 결국 대규모 데이터를 가진 기업체나 기관이 유용한 인사이트를 발견하는 데 도움을 줄 것이다. 비지도 학습에 의한 기계 학습을 적용한 사례로는 뉴스 기사와 그룹 분류를 들 수 있다. 먼저 다양한 뉴스 기사를 모은다. 그리고 뉴스 기사의 문장을 넣으면 뉴스 기사를 그룹으로 분류해주는 학습기를 준비한다. 이 학습기에 모아 온 뉴스 기사를 넣는다. 그러면 뉴스 기사의 그룹 분류 결과가 학습 모델로 출력된다. 뉴스 기사의 문장만을 학습기에 넣고, 각 뉴스 기사의 속성이나 종류를 나타내는 데이터는 넣지 않는다. 따라서 이 방법은 비지도 학습에 의한 기계 학습으로 분류된다. 뉴스 기사가 스포츠 그룹, 정치 그룹, 경제 그룹으로 분류되어 있다.



<그림 1-19>뉴스기사 분류

같은 문제를 풀 경우, 지도 학습에 의한 기계 학습이 비지도 학습에 의한 기계 학습보다 정답을 얻어낼 가능성이 높다. 그러나 지도 학습에 의한 기계 학습은 모든 데이터의 지도 학습 데이터를 준비해야 하므로 그럴 필요가 없는 비지도 학습에 의한 기계 학습보다 일이 많아진다. 기계 학습을 이용하면 다양한 문제를 해결할 수 있다. 또 각각의 해법에 대해서도 여러 가지 방법이 나오고 있다. 기계 학습을 적용할 때는 대상이 되는 문제에 적합한 방법과 알고리즘을 선택해야 한다. 머신 러닝은 컴퓨터 과학을 포함한 대부분의 모든 분야에서 활용되고 있으며, 컴퓨터 시각(문자 인식, 물체 인식, 얼굴 인식), 자연어 처리(자동 번역, 대화 분석), 음성 인식 및 필기 인식, 정보 검색 및 검색 엔진(텍스트 마이닝, 스팸 필터, 추출 및 요약, 추천 시스템), 생물 정보학(유전자 분석, 단백질 분류, 질병 진단), 컴퓨터 그래픽 및 게임(애니메이션, 가상현실), 로봇틱스(경로 탐색, 무인 자동차, 물체 인식 및 분류) 등의 분야에서 응용되고 있다.

<표 1-2>기계학습 활용 분야

분야	활용	내용
유통	가격 예측	상점 간의 가격을 비교해 경쟁력 있는 가격 예측
	장바구니 분석	고객 구매 트렌드 및 구매 제품 추천을 위한 분석
	추천 엔진	소비자의 구매, 평가, 만족도를 평가해 다양한 사용자에게 제품을 추천 함
광고	웹 분석	웹사이트 트래픽 분석
	이동 고객 분석	고객 이동률 예측
	사용자 클릭 기반 예측 광고	관련 상품을 사기 위해 클릭한 사용자에게 어떻게 광고하는 것이 효율적일지 예측하는 데 쓰이고 있음
헬스케어	질병 검출 및 예방	환자의 병력을 바탕으로 질병 발생 가능성을 예측하고 진단함
기타분야	선거 결과 예측	선거 여론 분석을 통해 선거 결과 예측

	사기 감지 및 예측	거래내용을 분석해서 사기 감지 및 예측
	자동차, 비행기 등의 자율	센서 데이터와 주변 환경 데이터를 통해 자율
	주행 운송 수단	주행 방향 예측 및 사고 예측
	날씨, 교통, 범죄 예측	주변 데이터와 환경적 요인의 학습으로 범죄 예측
	감성 및 감정 분석	SNS 데이터 감성 분석

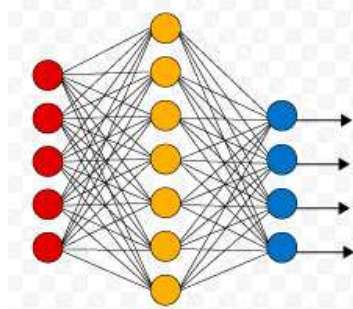
②딥러닝

딥러닝은 신경망을 여러 층 쌓아 올려 학습모델을 구축하는 모든 기계 학습방법을 의미한다. 대표적인 모델로는 입력층과 출력층 사이에 다층의 은닉층(hidden layer)이 존재하는 심층(deep) 신경망, 동물의 시각 피질의 구조와 유사하게 뉴런 사이의 연결 패턴을 형성하는 컨볼루션(convolutional) 신경망, 시간에 따라 매순간 신경망을 쌓아올리는 재귀(recurrent) 신경망, 입력 집합에 대한 확률 분포를 학습할 수 있는 제한 볼츠만 머신(restricted Boltzmann machine)등이 이에 해당한다. 딥 러닝 기술은 사람이 학습결과를 정해주지 않아도 컴퓨터가 스스로 인지·추론·판단할 수 있게 한다. 특히 딥러닝 기술은 사물이나 데이터를 군집화하거나 분류하는 데 탁월해서 음성·이미지 인식과 사진 분석 등에 광범위하게 활용되고 있다.

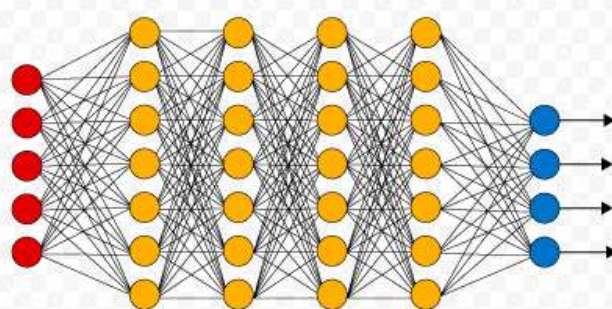
㉠인공 신경망

인공 신경망은 생물의 뇌 신경망을 모델로 삼아 만든 컴퓨터 처리 시스템이다. 인간의 뇌는 뉴런이라는 무수히 많은 신경 세포로 구성되어 있다. 뉴런에는 수상 돌기와 축삭 돌기가 나와 퍼져 있고, 이 돌기는 또 다른 뉴런과 연결되어 있다. 그리고 뉴런과 뉴런의 연결 부위를 시냅스라고 하며 신호 전달을 담당한다. 뉴런은 전기 신호를 보내 정보를 주고받는 역할을 한다. 뉴런은 상호 연결되어 거대한 네트워크 구조를 형성한다. 뉴런의 개수는 뇌 전체에서 수십억 개로 구성되어 있다. 한 뉴런에서 축삭 돌기로 전달된 전기 신호는 시냅스를 매개로 다음 뉴런의 시냅스로 전달된다. 시냅스는 전기 신호 양이 특정 양보다 많으면 활성화되어 수상 돌기를 거쳐 다음 뉴런으로 전달되게 된다. 이렇게 순차적으로 뉴런에서 뉴런으로 전기 신호가 전달된다. 인간의 뇌구조를 모델링한 인공신경망은 다음과 같이 네트워크 구조로 구성되어 학습처리를 수행한다. 신경망에는 입력층, 은닉층, 출력층이라는 층으로 구성되어 있다.

Simple Neural Network



Deep Learning Neural Network



● Input Layer ● Hidden Layer ● Output Layer

<그림 1-20>딥러닝 네트워크 구조

층은 입력층 -> 은닉층 -> 출력층 순서로 연결되어 있다. 은닉층은 한 층이 아니라 여러 층으로 구성될 수도 있다. 은닉층이 여러 층이면 입력층 -> 은닉층 1 -> 은닉층 2 -> 은닉층 3 -> 은닉층 N -> 출력층의 순서로 연결할 수 도 있다. 각 층에는 여러 노드가 있고, 각 노드는 값을 가진다. 노드들은 임의의 층과 다음 층 사이의 노드와 웨이트 (weight)라는 가상의 선으로 연결된다. 각각의 웨이트는 연결가중치라는 값을 가진다. 각 층의 노드는 반드시 전부 연결될 필요는 없으며, 층과 층 사이 노드를 연결하는 방법은 여러 종류가 있다. 신경망에서 각 층의 노드 값을 계산하는 방법을 간단히 알아보면 다음과 같다. 임의의 노드 값은 해당 노드와 연결된 이전 층의 노드 값을 기준으로 계산한다. 이전 노드의 값과 노드 사이의 웨이트 값, 그리고 출력 층 활성화 함수를 이용해 다음 노드 값을 구한다. 이는 이전 노드에서 다음 노드의 값을 결정 할 수 있음을 알 수 있다.

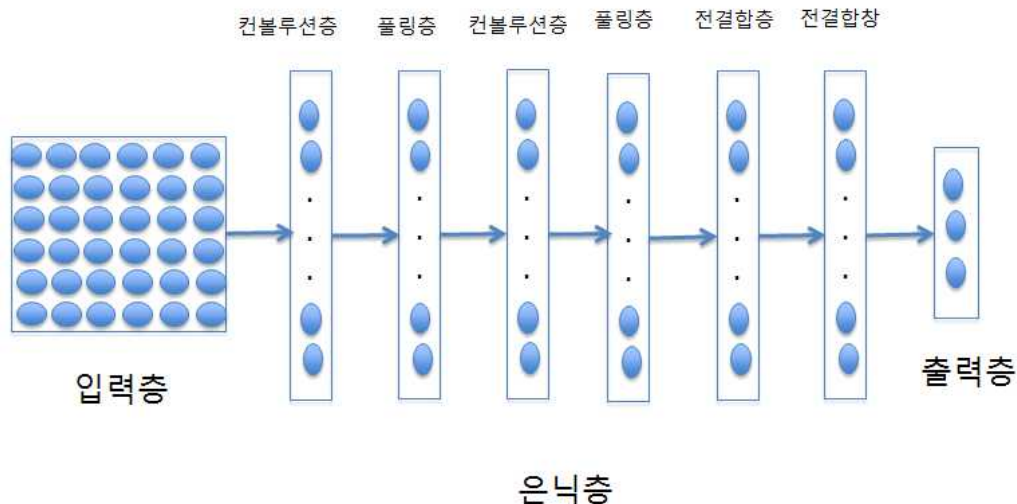
인공 신경망은 훈련 데이터로부터 최적화된 신경망을 학습 모델로 사용한다. 학습 처리를 통해 신경망의 연결가중치를 최적화해 입력 값을 적절하게 출력 값으로 변환한다. 신경망의 입력층에 값을 입력하면 각 층에 순차적으로 전달되어 최종 출력 층의 노드 값이 계산되어 나온다. 이렇게 나온 출력 층의 값을 비교해서 판정 처리한다.

딥러닝은 층이 깊은 신경망을 이용하는 알고리즘들을 의미한다. 지금까지 심층 신경망을 이용하는 다양한 방법이 시도되고 있다. 그 중 자주 사용되는 딥러닝 학습방법으로는 컨볼루션 신경망, 오토인코더, 순환 신경망 등이 있다.

㉠컨볼루션 신경망

인공 신경망에서 노드를 연결하는 방법은 다양하다. 또 각 층의 노드 값을 계산하는 방

법 또한 다양하다. 컨볼루션 신경망(Convolution Neural Network, CNN)은 컨볼루션층(convolution layer)과 풀링층(pooling layer)이라는 신경망을 이용한 알고리즘이다. 컨볼루션층이란 이전 층에서 근접해 있는 노드들이 다음 층 노드와 연결되는 구조를 말한다. 컨볼루션층은 임의의 이미지에서 국소적인 부분을 추상화하는 역할을 한다.



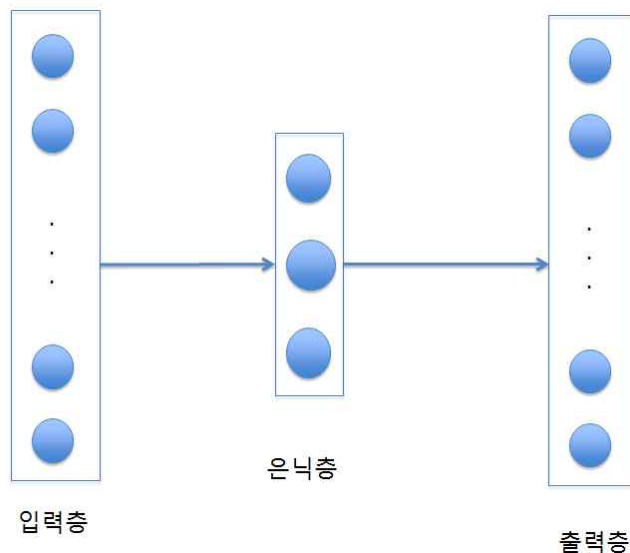
<그림 1-21> 컨볼루션 신경망

이전 층 노드 중 국소적인 부분(근처에 모여 있는 임의의 노드들의 집합)이 다음 층의 세 부분과 연결되어 있다. 이때 각 노드에서는 서로 다른 추상화 방법이 실행된다. 추상화란 특정 효과를 만들어 내는 것을 의미한다. 즉, 컨볼루션층은 이미지의 국소적인 부분에 다양한 방법으로 효과를 주어 특징이 나타나게 한다. 풀링층이란 이전 층 노드의 국소적인 부분을 통합하는 역할을 한다. 특히 국소적인 부분의 최대값을 취하는 처리로 맥스 풀링(max pooling)이라고 한다. 풀링층은 위치 변경에 따른 감도를 낮춰 이전 층의 미세한 평행 이동이 다음 층에 영향을 미치지 않도록 한다. 다시 말해, 노드가 수평으로 약간 이동해도 풀링층이 국소 부분의 최대값을 다음 층의 노드로 넘겨주어 다음 층의 노드 값은 거의 변하지 않는다. 풀링(pooling)이란 세분화된 층, 예를 들면 3*3 칸에 들어 있는 값에서 특정 값을 가져오거나 평균값을 가져올 때 3*3에 들어 있는 일부 숫자가 변하더라도

가장 큰 값(맥스 풀링)을 가져오기 때문에 이전 층에서 생긴 미세한 변화는 다음 층에 큰 영향을 미치지 않는다. CNN은 이미지 인식에 자주 이용된다. 이미지 인식에서 높은 성능을 보이는 알고리즘 대부분은 CNN을 기본으로 사용한다. 컨볼루션층이나 풀링층은 이미지의 국소 정보를 추상화시키거나 위치불변성을 주는 (위치가 변하지 않도록 해주는) 역할을 한다. 이렇게 신경망 구조가 사람의 시야 구조와 비슷해 CNN이 이미지 인식에 높은 성능을 나타낼 수 있는 원인이라고 알려져 있다.

㉔오토인코더

오토인코더(Autoencoder)는 신경망의 입력층과 출력층의 노드 개수가 같은 알고리즘이다. 이때 은닉층의 노드 개수는 입력층이나 출력층보다 적게 설계한다. 오토인코더 신경망은 은닉층이 반드시 한 개일 필요는 없으며, 좌우대칭이 되도록 은닉층을 복수로 하는 것도 가능하다. 이런 오토인코더는 은닉층이 한 개인 경우와 구별하기 위해 중첩된 오토인코더라고 부르기도 한다.



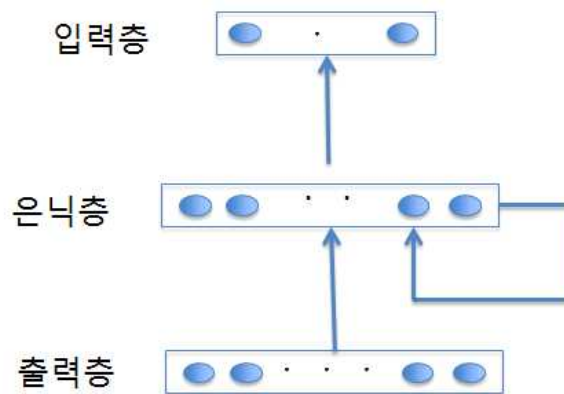
<그림 1-22> 오토인코더

입력층과 출력층의 노드 개수가 같기 때문에 입력층과 출력층의 값이 가능하면 같은 값을 출력하게 오토인코더를 최적화할 수 있다. 이때 은닉층은 노드 개수가 입력층보다 적기 때문에 입력층의 정보가 가능하면 손실되지 않도록 정보를 압축해야 한다. 다시 말

해 오토인코더가 정보를 압축하는 역할을 한다. 애당초 인코더(encoder)란 정보를 별도의 형식으로 변환하는 장치를 가리키는 용어이다. 오토인코더는 입력된 정보가 최대한 불완전한 부분이 없도록 변환하는 신경망이다.

㉔순환 신경망

신경망은 입력값으로 길이가 고정된(일정하고 같은 길이) 값을 가진다. 지금까지 소개한 CNN이나 오토인코더도 입력값의 길이는 고정이다. 그렇지만 경우에 따라서 길이가 가변적(각각 길이가 다른)인 데이터도 있다. 문장은 데이터마다 길이가 다르기 때문에 길이가 가변적인 데이터의 좋은 예이다.



<그림 1-23>순환 신경망

순환 신경망(recurrent neural network, RNN)은 이런 가변적 길이의 값을 취급하는 신경망이다. RNN은 은닉층에서 재귀적 접속이 있는 것이 특징이다. 재귀적 접속이란 은닉층에서 노드 값을 계산할 때 입력층 및 직전의 은닉층 노드 값을 이용해 계산하는 것을 말한다. RNN에서 순환은 재귀를 의미한다. 즉, 이전 상태를 재사용하면서 계산한다는 의미로 순환 신경망이라고 부른다. RNN은 가변적인 길이를 취급할 수 있는 딥러닝 방법이다. 그 특성을 살려서 자연어 처리나 음성 인식 처리에 이용되고 있다.

02. 인공지능 기술 경험해보기

● 학습 목표

1. 전문가 시스템 구조를 이해 할 수 있다.
2. 신경망 모델을 이해 할 수 있다.
3. 전문가 시스템을 활용 할 수 있다.
4. 퍼셉트론 신경망을 설계 할 수 있다.

1. 전문가 시스템

(1) 질병진단 알아보기

전문가 시스템(Expert System)은 사실과 규칙을 기반으로 하는 지식을 이용하여 전문가 수준의 지식으로 동작할 수 있는 컴퓨터 처리 시스템을 의미한다. 이러한 전문가 시스템은 전문분야에서 지식보조자로 부족한 부분을 보완하거나, 전문가 대신 전문지식을 수행하는 역할을 담당하거나, 위험한 작업 등을 대신한다거나 하는 등의 폭넓은 활용이 가능하다. 전문가 시스템을 활용하여 질병진단 프로그램을 구현해 보도록 한다. 질병진단 전문가 프로그램 작성을 위해 먼저 생성규칙을 정의하여야 한다. 다음은 질병에 따른 증상을 정의하여 엑셀에 생성규칙을 입력한 내용이다.

[illegible]

<그림 1-24>생성규칙

다음과 같이 증상과 질병을 엑셀에 입력을 한다.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF
1	질병 진단 전문가 시스템																															
2																																
3																																
4																																
5	1	열이 있습니까?																														
6	2	목이 통증이 있습니까?																														
7	3	기침을 합니까?																														
8	4	콧물이 나오니까?																														
9	5	가래가 나오니까?																														
10	6	두통이 있습니까?																														
11	7	오한이 납니까?																														
12	8	근육통이 있습니까?																														
13	9	호흡곤란이 있습니까?																														
14	10	피로 권태감이 있습니까?																														
15	11	피부가 가렵습니까?																														
16	12	배에 복수가 찹니까?																														
17	13	우측 상복부 답답 합니까?																														
18	14	활달입니까?																														
19	15	체중이 감소합니까?																														
20	16	오른쪽 윗배에 덩어리가 만져집니까?																														

<그림 1-25>질병진단 전문가 시스템 입력화면

마지막으로 매크로를 이용하여, 초기화 과정과 진단 프로그램을 실행한다. 초기화 과정은 증상과 질병에 입력된 내용을 초기화한다. 그리고 증상의 개수와 질병의 개수를 파악한다. 증상을 체크한 후 진단 버튼을 클릭하게 되면, 다음과 같이 증상에 관련되어 있는 질병의 체크개수가 출력이 되면서 가장 많이 체크된 질병이 파란색으로 표시가 된다.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF													
1	질병 진단 전문가 시스템																																												
2																																													
3																																													
4											초기화												진단																						
5													증상												질병																				
5	1	열이 있습니까?										1	예											아니오											1	인플루엔자									
6	2	목이 통증이 있습니까?										1	예											아니오											2	감기									
7	3	기침을 합니까?										1	예											아니오											3	폐렴									
8	4	콧물이 나오니까?										1	예											아니오											4	간염									
9	5	가래가 나오니까?										1	예											아니오											5	간암									
10	6	두통이 있습니까?											예											아니오																					
11	7	오한이 납니까?											예											아니오																					
12	8	근육통이 있습니까?											예											아니오																					
13	9	호흡곤란이 있습니까?											예											아니오																					
14	10	피로 권태감이 있습니까?											예											아니오																					
15	11	피부가 가렵습니까?											예											아니오																					
16	12	배에 복수가 찹니까?											예											아니오																					
17	13	우측 상복부 답답 합니까?											예											아니오																					
18	14	황달입니까?											예											아니오																					
19	15	체중이 감소합니까?											예											아니오																					
20	16	오른쪽 윗배에 덩어리가 만져집니까?											예											아니오																					

<그림 1-26>질병진단 전문가 시스템 실행결과 화면

다음은 질병진단 전문가 시스템을 구성하는 VBA 코딩 내용이다. 시스템 초기화를 하는 init() 함수와 전향추론를 통해 질병을 진단하는 Foward()함수로 구성되어 있다.

```
Dim M, N As Integer
```

```
Sub Init()
```

```
Dim i As Integer
```

```
Range("L5:L20").Value = Null
```

```
Range("L5:L20").Interior.ColorIndex = 0
```

```
Range("P5:P20").Value = Null
```

```

Range("P5:P20").Interior.ColorIndex = 0
Range("AE5:AF20").Value = Null
Range("X5:AF20").Interior.ColorIndex = 0
M = 0
For i = 16 To 1 Step -1
    If Cells(i + 5, 1).Value > 0 Then
        M = i
        Exit For
    End If
Next i
N = 0
For i = 16 To 1 Step -1
    If Cells(i + 5, 24).Value > 0 Then
        N = i
        Exit For
    End If
Next i
End Sub

Sub Forward()
    Dim i, j, k, x As Integer
    Range("AE5:AF20").Value = Null
    Range("X5:AF20").Interior.ColorIndex = 0
    For i = 1 To M
        k = Cells(i + 5, 1).Value
        If k > 0 Then

```

```

If Cells(i + 5, 12).Value > 0 Or Cells(i + 5, 12).Interior.ColorIndex > 0 Then
    x = 1
Elseif Cells(i + 5, 16).Value > 0 Or Cells(i + 5, 16).Interior.ColorIndex > 0
Then    x = -1
End If

For j = 1 To N
    If Cells(k + 23, j + 11).Value = 1 Then
        Cells(j + 5, 31).Value = Cells(j + 5, 31).Value + x
    End If
Next j

End If

Next i

x = Application.Max(Range("AE5:AF20"))

For i = 1 To N
    If Cells(i + 5, 31).Value = x Then
        Cells(i + 5, 24).Interior.ColorIndex = 5
        Cells(i + 5, 31).Interior.ColorIndex = 5
    End If
Next i

End Sub

```

(2) 퍼지로 에어컨 제어하기

퍼지 논리(Fuzzy logic)는 불분명한 상태, 모호한 상태를 정량적으로 표현하기 위한 퍼지 집합의 논리 개념이다. 퍼지 논리는 근사치나 주관적 값을 사용하는 규칙들을 생성함으로써 부정확함을 표현할 수 있는 규칙 기반기술(rule-based technology)이다. 퍼지기술을 활용하여 에어컨을 제어하는 시뮬레이션을 엑셀을 이용하여 구현해 보도록 한다. 먼저

퍼지추론을 위해서 에어컨 제어를 위한 퍼지규칙을 설정해야 한다. 퍼지규칙은 조건부와 결론부로 구성되어 있다. 예를 들면, 온도가 높고, 습도가 높으면, 에어컨을 강하게 켜다와 같이 온도와 습도의 상태가 조건부가 되고 에어컨 제어가 결론부에 해당된다. 그리고 온도가 높다, 낮다의 표현에 대하여 소속함수를 정의해야 한다. 소속함수는 경계가 모호한 상태, 즉 어떤 요소가 그 집합에 어느 정도 포함되는지 그 소속도를 나타낸 것이 소속함수(Membership Function)이다. 에어컨 온도조절을 위한 퍼지규칙을 다음과 같이 정의한다. 첫 번째 규칙은 온도가 높고, 습도가 높으면, 에어컨을 강한 냉방상태로 한다. 두 번째 규칙은 온도가 높고, 습도가 낮으면, 에어컨을 약한 냉방상태로 한다. 세 번째 규칙은 온도가 낮고, 습도가 높으면, 에어컨을 약한 난방상태로 한다. 네 번째 규칙은 온도가 낮고, 습도가 낮으면, 에어컨을 강한 난방상태로 한다. 그리고 온도와 습도에 대한 소속함수는 다음과 같이 정의한다.

온도

온도 °C	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
높다	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
낮다	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

습도

습도 %	0	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
높다	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	1.0	1.0	1.0
낮다	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

에어컨 온도

제어값	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8
강냉	1.0	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
약냉	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
약난	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0
강난	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.0	1.0

<그림 1-27>소속함수 정의

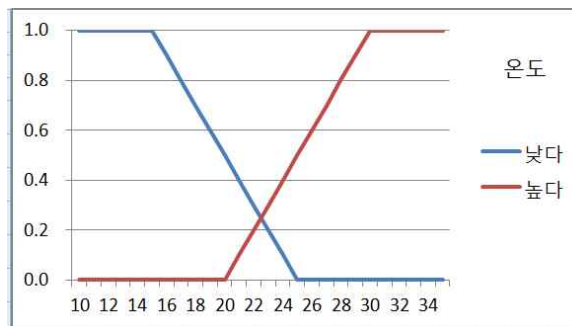
퍼지규칙과 소속함수가 정의가 되어 지면, 각 규칙의 조건부에 대한 각 개념의 관측값에 대해 각 개념의 교집합을 구한다. 퍼지에서 교집합은 각 개념을 비교해서 최솟값을 선택한다. 그리고 각 결론부의 개념에 대응하는 소속함수에 대한 조건부 척도의 최솟값으로 수평절단을 수행한다. 각 규칙에 대해 앞의 과정을 수행하여, 각 규칙의 결론부의 잘려진 소속함수 결과의 합집합을 구한다. 퍼지에서 합집합은 각 개념을 비교해서 최댓값을 선택한다. 그리고 결과의 척도를 나타내는 새로운 소속함수가 되며, 이 함수의 무게중심으로

비퍼지화를 수행한다. 엑셀을 실행하고, 다음과 같이 소속함수를 설정한다.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB
1	퍼지를 활용한 에어컨 제어																											
2	소속 함수																											
3																												
4	온도																											
5	온도 °C	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	
6	높다	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	
7	낮다	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
8																												
9	습도																											
10	습도 %	0	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100						
11	높다	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	1.0	1.0	1.0						
12	낮다	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0						
13																												
14	에어컨 온도																											
15	제어값	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8										
16	강냉	1.0	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0										
17	약냉	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0										
18	약난	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0										
19	강난	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	1.0	1.0										
20																												

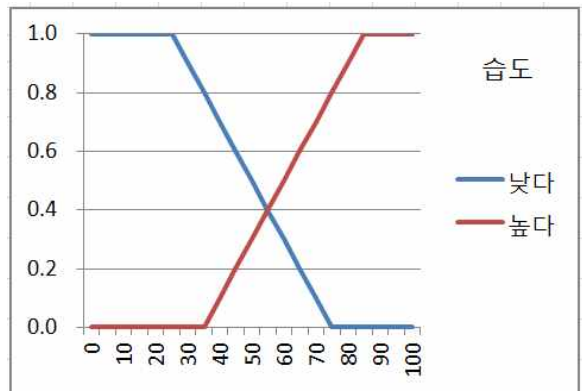
<그림 1-28>소속함수 입력화면

다음은 온도에 대한 소속함수 그래프이다.



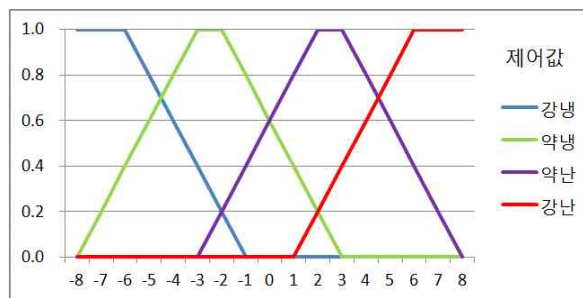
<그림 1-29>온도 소속함수 그래프

다음은 습도에 대한 소속함수 그래프이다.



<그림 1-30>습도 소속함수 그래프

다음은 에어컨 온도제어에 대한 소속함수 그래프이다.



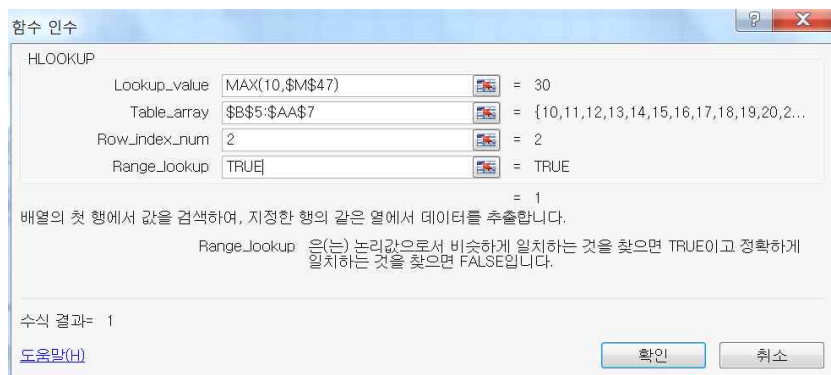
<그림 1-31>에어컨 온도제어 소속함수 그래프

다음과 같이 퍼지규칙을 정의하고, 입력창, 버튼 그리고 퍼지추론 과정에 대한 표를 다음과 같이 입력한다.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	
43																													
44																													
45		Fuzzy Rules							Fuzzy 추론																				
46		온도	습도	제어값																									
47	R1	높다	높다	강냉																									
48	R2	높다	낮다	약냉																									
49	R3	낮다	높다	약난																									
50	R4	낮다	낮다	강난																									
51																													
52																													
53																													
54		Fuzzy 추론과정							(각 규칙의 MIN에 의한 제어값의 절단 결과)																				
55		온도	습도	MIN	제어값	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8							
56	R1	1	0.3	0.3	강냉	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
57	R2	1	0.5	0.5	약냉	0.0	0.2	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.4	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
58	R3	0	0.3	0	약난	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
59	R4	0	0.5	0	강난	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
60					MAX	0.3	0.3	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.4	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		

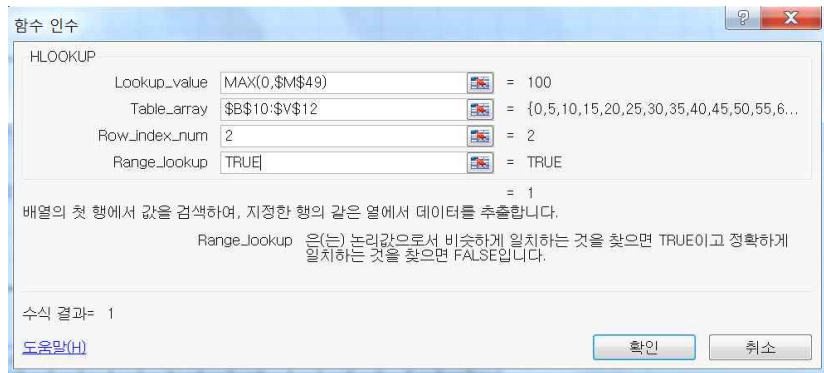
<그림 1-32>퍼지제어 에어컨 온도제어 실행화면

M47 셀에 있는 현재 온도를 참고하여, 첫 번째 퍼지규칙에 관련된 소속 함수의 값을 불러오기 위해 HLOOKUP 함수를 추가한다. 먼저 B56 셀을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. HLOOKUP 함수를 불러와서 다음과 같이 설정을 한다.



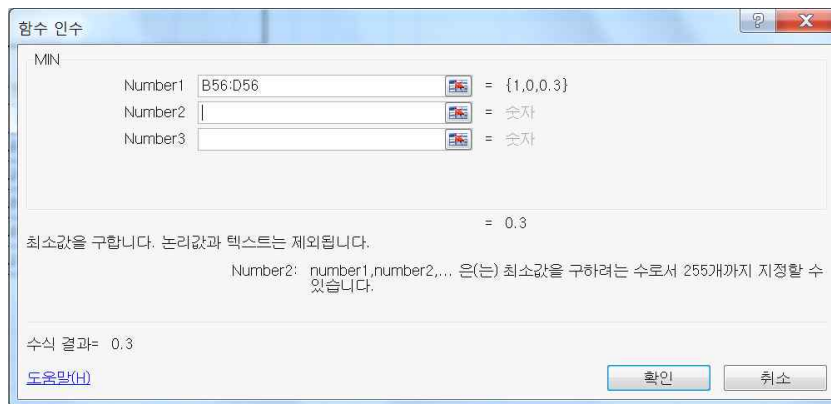
<그림 1-33>HLOOKUP 함수 설정

마찬가지로, 두 번째, 세 번째 ,네 번째 관련된 소속함수의 값을 불러온다. M49 셀에 있는 현재 습도를 참고하여, 첫 번째 퍼지규칙에 관련된 소속 함수의 값을 불러오기 위해 HLOOKUP 함수를 추가한다. 먼저 D56 셀을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. HLOOKUP 함수를 불러와서 다음과 같이 설정을 한다.



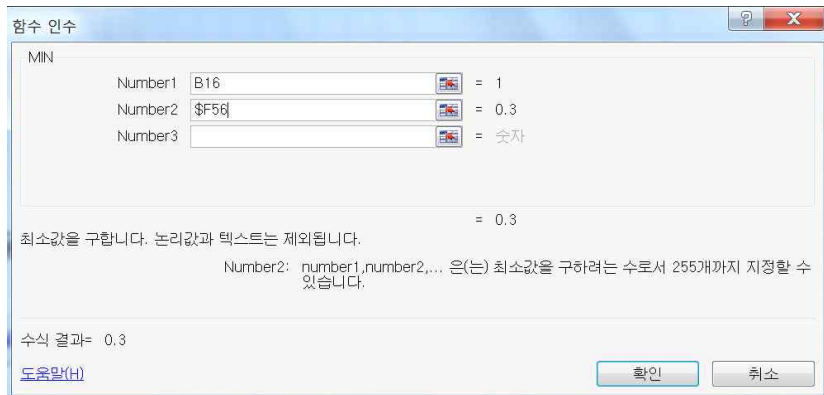
<그림 1-34>HLOOKUP 함수 설정

마찬가지로, 두 번째, 세 번째, 네 번째 관련된 소속함수의 값을 불러온다. 첫 번째 규칙에 포함된 소속함수들을 비교해서 최소값을 참고하기 위해 Min 함수를 추가한다. 먼저 D56 셀을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. Min 함수를 불러와서 다음과 같이 설정을 한다.



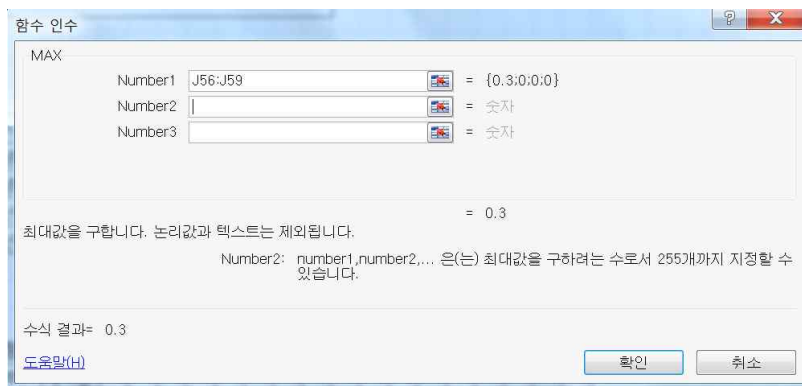
<그림 1-35>Min 함수 설정

마찬가지로, 두 번째, 세 번째, 네 번째 관련된 소속함수의 값을 불러온다. 첫 번째 규칙에서 구한 최소값과 에어컨 제어값과 비교하여 최소값을 구한다.



<그림 1-36>Min 함수 설정

마찬가지로, 두 번째, 세 번째, 네 번째 규칙에서 구한 최소값과 에어컨 제어값과 비교하여 최소값을 구한다. 에어컨 제어값별로 얻어진 규칙 별 최소값 중에서 최댓값을 구하기 위해 Max 함수를 이용한다. J60 셀을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. Max 함수를 불러와서 다음과 같이 설정을 한다.



<그림 1-37>Max 함수 설정

마지막으로 매크로를 이용하여, 비퍼지화를 수행한다. 에어컨 제어값 별로 얻어진 최댓값을 합하여 반(1/2)을 취한다. 그리고 에어컨 제어값을 누적해서 더한 값이 최댓값 합 반값(1/2)보다 높은 제어값 위치가 출력결과가 된다. 다음은 퍼지추론 VBA 코딩 내용이다.

```
Dim i, a, r As Integer
```

```
a = 0
```

```
For i = 0 To 10
```

```
    a = a + Cells(60, i + 10).Value
```

```
Next i
```

```
a = a / 2
```

```
x = 0
```

```
For i = 0 To 10
```

```
    r = r + Cells(60, i + 10).Value
```

```
    If r >= a Then
```

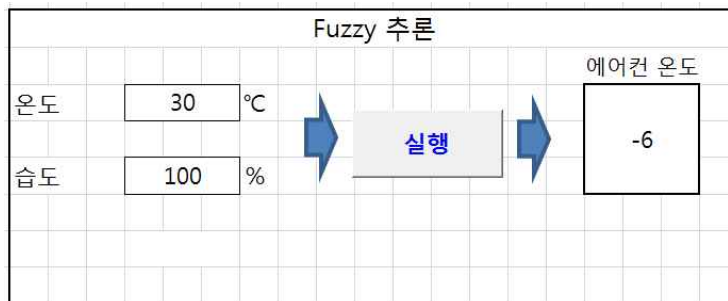
```
        Exit For
```

```
    End If
```

```
Next i
```

```
Cells(48, 25).Value = Cells(55, i + 10).Value
```

온도가 30도이고, 습도가 100인 경우의 퍼지추론값은 -6이 됨을 알 수 있다.



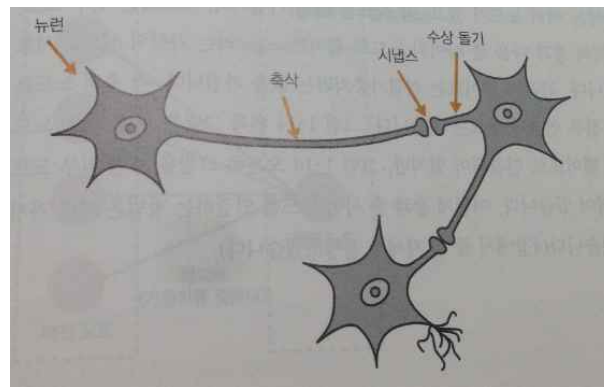
<그림 1-38>퍼지 추론 실행 결과 화면

2. 기계학습

(1) AND 논리연산자 학습하기

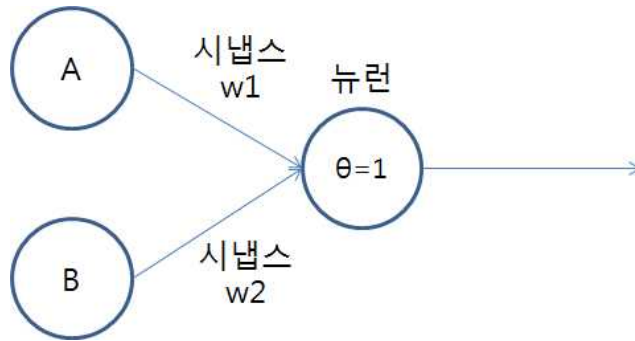
인공지능 신경망은 과학, 산업, 금융등 다양한 분야에서 응용되고 있다. 기계학습의 대표적인 특징은 패턴분류 기능이 뛰어나다. 이는 학습과정을 통해 데이터를 일반화하고 단계적 분화를 시켜 열성 데이터를 배제하여, 패턴분류의 인식효과를 높인다. 이번 장에서

는 이러한 인공지능 신경망의 학습기능을 알아보기 위해서, 퍼셉트론 신경망으로 AND 논리연산 기능을 구현해 보도록 한다. 이번에도 누구나 쉽게 다룰 수 있는 엑셀의 함수기능과 매크로 명령을 활용하여, 뉴럴 네트워크 구성, 학습, 그리고 테스트를 한다. 퍼셉트론 뉴런은 워런 매컬록(Warren McCulloch)과 월터 피츠 (Walter Pitts)에 의해서 제안되었다. 퍼셉트론 뉴런은 실제 뉴런 신경망의 구조를 참고한 인공 신경망이다. 다음 그림은 실제 뉴런 신경망의 구조로서 뉴런끼리는 시냅스에 의해 연결된다. 시냅스를 통해 뉴런 신호를 전달한다. 이때 신호를 증폭하거나 감쇠시켜서 뉴런의 정보를 처리하고 전달한다. 인공신경망 퍼셉트론에서는 시냅스를 가중치(weight)라고 부른다.



<그림 1-39>뉴런모델

다음 그림은 실제 뉴런모델에 흡사한 구조를 가지고 있는 인공 신경망인 퍼셉트론 뉴런이다. 2개의 입력과 1개의 뉴런 출력으로 구성되어 있다. A와 B는 두 개의 입력을 의미하고, 세타(θ)는 임계치를 의미한다. 세타값을 가지고 있는 부분을 뉴런이라 한다. 각각의 입력은 시냅스(가중치)로 연결되어 뉴런으로 연결되어 있다. 시냅스 W_1 , W_2 는 가중치값(weight)을 가진다. 그리고 1개의 뉴런 출력값은 참, 거짓에 해당하는 2개의 패턴을 분류할 수 있다.



<그림 1-40>퍼셉트론

뉴런 출력값은 입력 가중치의 합계를 통해서 얻은 활성화 값이다. 활성화 값을 임계치와 비교해서 활성화 값이 임계치보다 크면 활성화되어 1을 출력한다. 이때 뉴런이 동작이 되어 활성화값을 다음 뉴런에 전달한다. 반대로 활성화 값이 임계치 값을 넘지 못하면 활성화되지 못해 0을 출력하게 된다. 이때 뉴런은 동작이 되지 않아 다음 뉴런에 활성화 값을 전달하지 않는다.

$$\text{활성화 값} = (A * W1) + (B * W2)$$

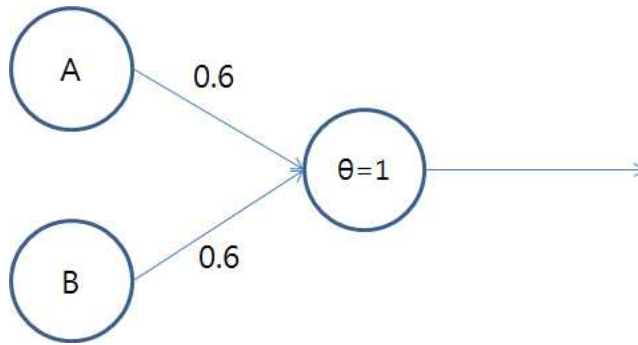
㉠ 퍼셉트론으로 구현한 AND 논리 연산

AND 연산은 두 개의 입력이 모두 참일 때 출력이 참이 되는 연산이다. 입력 조건중 하나라도 거짓이면, 출력은 거짓이 되는 논리연산자이다.

<표 1-3> AND 논리연산

A	B	$A \cap B$
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

다음 그림은 AND 논리 연산을 하는 뉴런 네트워크의 예이다. AND 논리표에서와 같이, 두 입력이 모두 활성화(참) 되었을 때 뉴런이 1을 출력하도록 가중치를 0.6으로 설정하였다.



<그림 1-41>퍼셉트론 다이어그램

설계한 퍼셉트론 신경망이 AND 연산 기능을 구현하는지 알아보기 위해 입력 A와 B 각각에 AND 진리표 값을 입력한다. 각각의 A와 B 입력과 연결된 뉴런의 시냅스(가중값)을 곱한다. 그리고 계산된 각각의 값을 더한다. 시냅스 가중 입력의 합계가 임계값보다 큰 경우 1을 출력하고 그렇지 않으면 0을 출력한다. 이를 계산식으로 표현해 보면 다음과 같다. 이는 AND 연산자 동작을 수행하고 있는 것을 확인 할 수 있다.

<표 1-4> AND 논리연산 계산 과정

A	B	시냅스 가중입력 합계 ($A*0.6 + B*0.6$)	임계값($\theta=1$) 비교 ($A*0.6 + B*0.6$) > 1	출력값 참:1,거짓:0
0	0	$0*0.6 + 0*0.6 = 0$	$0 < 1$	0
0	1	$0*0.6 + 1*0.6 = 0.6$	$0.6 < 1$	0
1	0	$1*0.6 + 0*0.6 = 0.6$	$0.6 < 1$	0
1	1	$1*0.6 + 1*0.6 = 1.2$	$1.2 > 1$	1

그럼 앞에서 구현한 퍼셉트론 모델을 엑셀로 구현해 보도록 하자. 먼저 엑셀을 실행하고, 다음과 같이 퍼셉트론 모델을 구성한다.

	A	B	C
1		A	B
2	입력		
3	웨이트	0.6	0.6
4	활성값		
5	임계치		
6	출력		

<그림 1-42>엑셀 입력화면

A입력은 셀 B2, B입력은 셀 C2에 각각 AND 진리표의 값을 입력한다. A입력과 뉴런을 연결하는 시냅스(가중치)는 셀 B3에 임의의 값을 입력한다. 여기서는 0.6을 입력한다. B입력과 뉴런을 연결하는 시냅스(가중치)는 셀 C3에 임의의 값을 입력한다. 여기서는 0.6을 입력한다. 활성값은 셀 B4에서 계산할 수 있도록, 셀 B4를 클릭하고, $= B2 * B3 + C2 * C3$ 수식을 입력한다. 그리고 셀 B4를 더블 클릭하여 계산식이 제대로 입력이 되어 있는지 참고선을 확인한다. 다음 그림과 같이 계산식에 참고 되는 셀이 색으로 구분되어 표시되어진다. 셀 B5를 클릭하고 임계치를 1로 설정한다.

IF

$=B2*B3+C2*C3$

	A	B	C	D	E
1		A	B		
2	입력				
3	웨이트	0.6	0.6		
4	활성값	$=B2*B3+C2*C3$			
5	임계치				
6	출력				

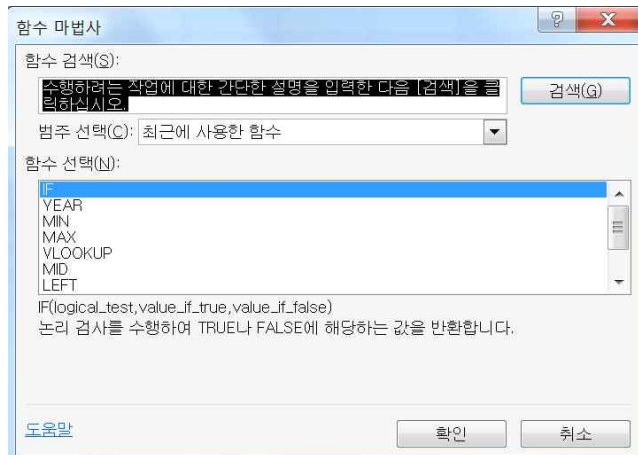
B4

$=B2*B3+C2*C3$

	A	B	C	D	E
1		A	B		
2	입력	0	0		
3	웨이트	0.6	0.6		
4	활성값	0			
5	임계치	1			
6	출력	0			

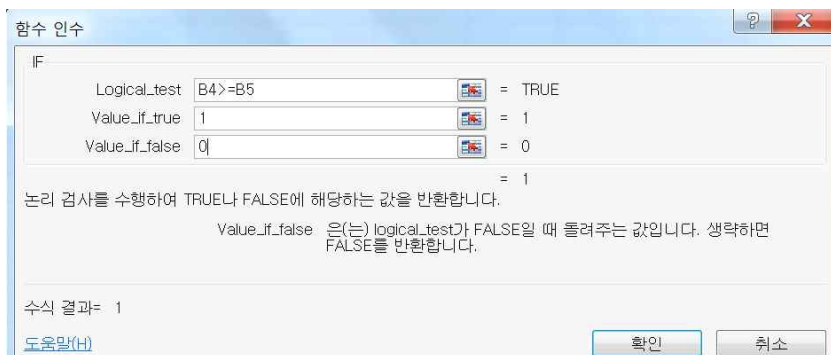
<그림 1-43>활성화 계산 입력 화면

활성값과 임계치를 비교하여 뉴런의 활성화 여부를 계산하기 위해 IF 함수를 추가한다. 셀 B6을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. 이 버튼을 클릭하면 아래와 같은 입력창이 나타난다.



<그림 1-44>IF 함수 불러오기

여기서 IF 함수를 선택하고 확인버튼을 클릭한다. 그러면 다음과 같은 화면이 나타난다. 첫 번째 입력에는 활성값과 임계치를 비교하기 위해 B4 >= B5를 입력한다. 셀 B4에 활성값을 넣었고 셀 B5에는 임계치를 넣었다. 조건 B4 >= B5는 B4가 B5 보다 크거나 같은 조건을 의미한다. 두 번째 입력은 비교값이 참일 때 뉴런을 활성화하기 위해 1을 입력한다. 세 번째는 비교값이 거짓일 때 뉴런을 비 활성화하기 위해 0을 입력한다.



<그림 1-45>IF 함수 설정

B6		f_x	=IF(B4>=B5,1,0)		
	A	B	C	D	E
1		A	B		
2	입력	0	0		
3	웨이트	0.6	0.6		
4	활성값	0			
5	임계치	1			
6	출력	0			

<그림 1-46>IF 함수 설정 내용

그리고 A입력은 셀 B2, B입력은 셀 C2에 각각 AND 진리표에 대한 입력 값을 넣어보고, AND 논리 연산 조건이 출력이 되는지 확인한다. 셀 B2에 1, 셀 C2에 1을 입력하면, 뉴런이 활성화 되어 출력값이 1이 됨을 확인 할 수 있다. 마찬가지로 셀 B2에 1, 셀 C2에 0을 입력하면, 뉴런이 비활성화 되어 출력값이 0이 됨을 확인 할 수 있다. 셀 B2에 0, 셀 C2에 1을 입력하면, 뉴런이 비활성화 되어 출력값이 0이 됨을 확인 할 수 있다. 그리고 셀 B2에 0, 셀 C2에 0을 입력하면, 뉴런이 비활성화 되어 출력값이 0이 됨을 확인 할 수 있다.

	A	B	C		A	B	C
1		A	B	1		A	B
2	입력	1	1	2	입력	1	0
3	웨이트	0.6	0.6	3	웨이트	0.6	0.6
4	활성값	1.2		4	활성값	0.6	
5	임계치	1		5	임계치	1	
6	출력	1		6	출력	0	

	A	B	C		A	B	C
1		A	B	1		A	B
2	입력	0	1	2	입력	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	3	웨이트	0.6	0.6
4	활성값	0.6		4	활성값	0	
5	임계치	1		5	임계치	1	
6	출력	0		6	출력	0	

<그림 1-47>AND 논리 연산 수행

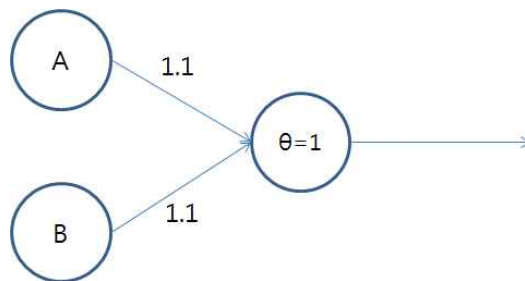
㉔ 퍼셉트론으로 구현한 OR 논리 연산

OR 연산은 두 개의 입력 중 하나 또는 모두가 참일 때 출력이 참이 되는 연산이다.

<표 1-5> OR 논리연산

A	B	$A \cup B$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

퍼셉트론 신경망을 이용하여 OR 연산 동작을 하기 위해서 각 시냅스의 값을 임계치보다 크게 하면 된다. 왜냐하면, A와 B 중 하나 또는 둘 모두 참 값이 입력되면 가중치 합계가 임계치보다 큰 값을 가지게 되기 때문이다. 다음 그림은 OR 논리 연산을 하는 뉴런 네트워크의 예이다. OR 논리표에서와 같이, 두 개의 입력 중 하나 또는 모두가 참일 때 출력이 참이 되도록 가중치를 1.1로 설정한다. 그리고 임계치는 1로 설정한다.



<그림 1-48>퍼셉트론 다이어그램

앞에서 구현한 퍼셉트론 모델에 시냅스 값을 각각 1.1로 수정을 한다. 그리고 A입력은 셀 B2, B입력은 셀 C2에 각각 OR 진리표에 대한 입력 값을 넣어보고, OR 논리 연산 조건이 출력이 되는지 확인한다. 셀 B2에 1, 셀 C2에 1을 입력하면, 뉴런이 활성화 되어 출력값이 1이 됨을 확인 할 수 있다. 마찬가지로 셀 B2에 1, 셀 C2에 0을 입력하면, 뉴런이 활성화 되어 출력값이 1이 됨을 확인 할 수 있다. 셀 B2에 0, 셀 C2에 1을 입력하면, 뉴런이 활성화 되어 출력값이 1이 됨을 확인 할 수 있다. 그리고 셀 B2에 0, 셀 C2에 0을 입력하면, 뉴런이 비활성화 되어 출력값이 0이 됨을 확인 할 수 있다.

1	A	B	C	1	A	B	C
2	입력	A	B	2	입력	A	B
3	웨이트	1	1	3	웨이트	1	0
4	활성값	1.1	1.1	4	활성값	1.1	1.1
5	임계치	2.2		5	활성값	1.1	
6	출력	1		6	임계치	1	
					출력	1	

1	A	B	C	1	A	B	C
2	입력	A	B	2	입력	A	B
3	웨이트	0	1	3	웨이트	0	0
4	활성값	1.1	1.1	4	웨이트	1.1	1.1
5	임계치	1.1		5	활성값	0	
6	출력	1		6	임계치	1	
					출력	0	

<그림 1-49>OR 논리 연산 수행

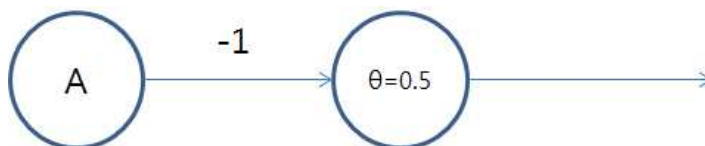
㉔ 퍼셉트론으로 구현한 NOT 논리 연산

NOT 연산은 입력이 참이면 출력이 거짓, 입력이 거짓이면 출력이 참이 되는 연산이다

<표 1-6> NOT 논리연산

A	NOT A
0	1
1	0

퍼셉트론 신경망을 이용하여 NOT 연산 동작을 하기 위해서는 입력이 임계치를 초과하지 않게 하면 된다. 그리고 입력이 거짓일 때 출력이 참이 되기 위해서는 임계치를 0 보다 낮게 설정해야 한다. 왜냐하면, 입력을 받지 않더라도 여전히 임계치를 초과하게 되어 활성화가 되기 때문이다. 앞에서 구현한 퍼셉트론 모델에 시냅스 값을 -1로 수정을 한다. 그리고 임계치를 -0.5로 설정한다.



<그림 1-50>퍼셉트론 다이어그램

A입력 셀 B2에 NOT 진리표에 대한 입력 값을 넣어보고, NOT 논리 연산 조건이 출력

이 되는지 확인한다. 셀 B2에 1을 입력하면, 뉴런이 비활성화 되어 출력값이 0이 됨을 확인 할 수 있다. 마찬가지로 셀 B2에 0을 입력하면, 뉴런이 활성화 되어 출력값이 1이 됨을 확인 할 수 있다.

	A	B		A	B
1		A	1		A
2	입력	1	2	입력	0
3	웨이트	-1	3	웨이트	-1
4	활성값	-1	4	활성값	0
5	임계치	-0.5	5	임계치	-0.5
6	출력	0	6	출력	1

<그림 1-51>NOT 논리 연산 수행

㉔ 퍼셉트론으로 AND 논리 연산 학습하기

앞에서 설계한 AND 신경망 모델에 학습을 통해서 시냅스 값을 가장 최적의 값을 구할 수 있도록 프로그램을 추가하도록 한다.

앞에서 구현한 퍼셉트론 모델에 다음과 같이 추가로 AND 진리표, 목표치, 에러, 델타가중치, 새 가중치, 입력 행, 그리고 학습율을 행 제목으로 셀에 각각 입력한다.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A AND B
2	입력	0	0			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6			1	0	0
4	활성값	0				0	1	0
5	임계치	1				1	1	1
6	출력	0						
7								
8	목표치			입력 행				
9	에러			학습율				
10	델타가중치							
11	새 가중치							

<그림 1-52>셀 입력화면 내용

셀 F1, 셀 G1, 셀 H1 컬럼 행에 학습데이터에 해당하는 AND 진리표를 입력한다. 이는 퍼셉트론 모델에서 뉴런이 어떤 입력을 받을 것인지 선택하는 것을 자동화하기 위한 것이다. 학습데이터(AND 진리표) 패턴을 입력(셀 B2, 셀 C2) 셀을 통해서 참고한다.

F	G	H
A	B	A AND B
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

<그림 1-53>셀 입력화면 내용

입력 행 옆에 있는 셀 E8은 학습데이터(AND 진리표) 패턴 중 한 개를 선택한다. 셀 E8에 1을 입력하면, AND 진리표에 있는 첫 번째 입력패턴을 가리킨다. 이는 F, G, 그리고 H의 두 번째 행을 가리키고 있는 것이다. 마찬가지로, 셀 E8에 2를 입력하면, AND 진리표에 있는 두 번째 입력패턴을 가리킨다. 이는 F, G, 그리고 H의 세 번째 행을 가리키게 된다. 셀 E8에 3을 입력하면, AND 진리표에 있는 세 번째 입력패턴을 가리킨다. 이는 F, G, 그리고 H의 네 번째 행을 가리키고 있는 것이다. 셀 E8에 4를 입력하면, AND 진리표에 있는 네 번째 입력패턴을 가리킨다. 이는 F, G, 그리고 H의 다섯 번째 행을 가리키게 된다. 학습을 행 옆에 있는 셀 E9는 학습율을 입력한다. 보통 0.01에서 0.5 값을 설정한다.

입력 행	3
학습율	0.05

<그림 1-54>셀 입력화면 내용

왼쪽 아래에 각각 목표치, 에러, 델타가중치, 새 가중치를 행 제목으로 입력을 한다. 목표치 셀 옆에 있는 셀 B8은 입력 행에서 선택되는 행 번호(1,2,3,또는 4)를 참고하여, H 열에 해당하는 AND 진리표 연산 값을 참고한다.

목표치	
에러	
델타가중치	
새 가중치	

<그림 1-55>셀 입력화면 내용

목표치는 임의의 데이터를 학습할 때 교사 학습 데이터가 된다. 에러 셀 옆에 있는 셀 B9는 목표치 값에서 실제 취득한 값을 뺀 오차 값을 계산한다. 그리고 이 에러 값은 델타 가중치를 계산하는 데 사용된다. 다음은 에러(Error)를 이용하여 오차 값을 구하는 식이

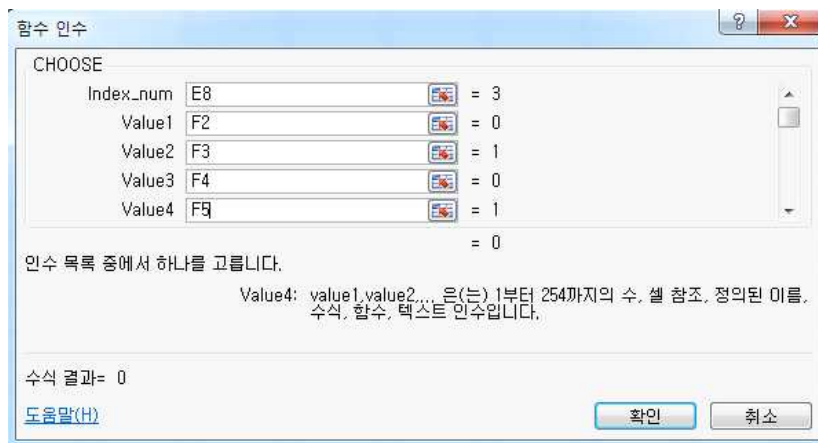
다.

$$\text{에러} = \text{목표치} - \text{실제 취득 값}$$

델타가중치 셀 옆에 있는 셀 B10은 최적의 가중치에 접근할 수 있도록 가중치에 더하는 델타가중치 값이다. 여기서 델타가중치는 목표치에 접근하기 위해 시냅스 가중치에 더하는 값이다. 다음은 델타규칙(Delta rule)을 이용하여 델타 가중치를 구하는 식이다.

$$\text{델타가중치} = \text{학습율} * (\text{에러}) * \text{입력 data}$$

델타가중치 식을 분석해 보면, 시냅스 가중치의 오차를 줄이기 위한 조정 값으로 에러 값을 반영하고 있다. 그리고 이전 뉴런에서 가중치를 반영하기 위해 data 입력을 포함하고 있다. 그리고 목표 값의 오버 샷을 피하기 위해, 학습 속도를 줄이는 학습율이 계산식에 반영이 되어 있다. F열에 설정되어 있는 A 입력 데이터들을 입력 B2 셀에 자동으로 참조하기 위해 CHOOSE 함수를 추가한다. 먼저, 셀 B2을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. 팝업창이 뜨면 CHOOSE 함수를 선택한다. 그리고 다음과 같이 입력을 한다.

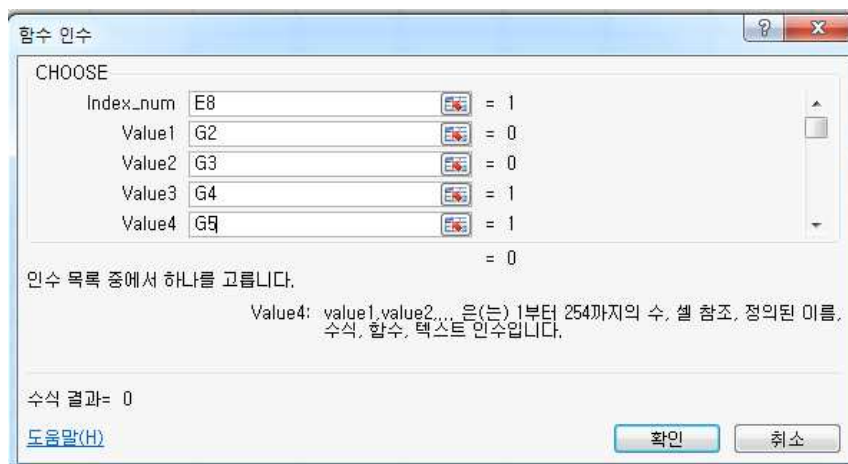


<그림 1-56>CHOOSE 함수 설정

B2		=CHOOSE(E8,F2,F3,F4,F5)						
	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A AND B
2	입력	0	0			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6			1	0	0
4	활성값	0				0	1	0
5	임계치	1				1	1	1
6	출력	0						
7								
8	목표치	0		입력 행	1			
9	에러	0		학습율	0.05			

<그림 1-57>셀 입력화면 내용

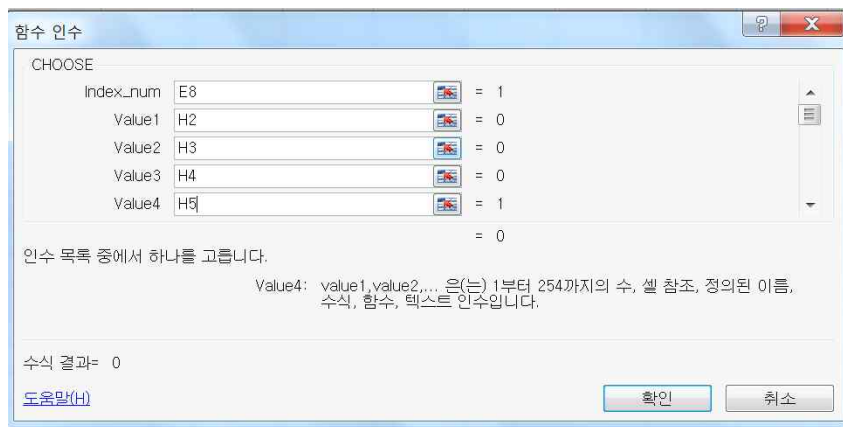
CHOOSE 함수의 첫 번째 매개변수는 인덱스 번호로서 다음 매개변수에 등록되어 있는 셀을 참조한다. 예를 들어 인덱스가 1이면 Value1에 등록되어 있는 F2 셀을 참조한다. 인덱스가 2이면 Value2에 등록되어 있는 F3 셀을 참조한다. 인덱스가 3이면 Value3에 등록되어 있는 F4 셀을 참조한다. 그리고 인덱스가 4이면 Value4에 등록되어 있는 F5 셀을 참조한다. 따라서 F열에 있는 A 입력값들이 참조된다. 마찬가지로 G열에 설정되어 있는 B 입력 데이터들을 입력 C2 셀에 자동으로 참조하기 위해 CHOOSE 함수를 추가한다. 먼저, 셀 C2을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. 팝업창이 뜨면 CHOOSE 함수를 선택한다. 그리고 다음과 같이 입력을 한다.



<그림 1-58>CHOOSE 함수 설정

인덱스가 1이면 Value1에 등록되어 있는 G2 셀을 참조한다. 인덱스가 2이면 Value2에 등록되어 있는 G3 셀을 참조한다. 인덱스가 3이면 Value3에 등록되어 있는 G4 셀을 참조한다. 그리고 인덱스가 4이면 Value4에 등록되어 있는 G5 셀을 참조한다. 따라서 G열에 있는 B 입력값들이 참조된다. .

H열에 설정되어 있는 (A AND B) 논리 값인 교사 학습데이트를 목표치 B8 셀에 자동으로 참조하기 위해 CHOOSE 함수를 추가한다. 먼저, 셀 B8을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. 팝업창이 뜨면 CHOOSE 함수를 선택한다. 그리고 다음과 같이 입력을 한다.



<그림 1-59>CHOOSE 함수 설정

인덱스가 1이면 Value1에 등록되어 있는 H2 셀을 참조한다. 인덱스가 2이면 Value2에 등록되어 있는 H3 셀을 참조한다. 인덱스가 3이면 Value3에 등록되어 있는 H4 셀을 참조한다. 그리고 인덱스가 4이면 Value4에 등록되어 있는 H5 셀을 참조한다. 따라서 H열에 있는 (A AND B) 논리 값들이 참조된다. 셀 E8의 값을 1, 2, 3 또는 4로 변경하여, B2, C2, 그리고 B8 셀이 F, G, H 컬럼 행의 AND 진리표를 참고하는지 확인한다. 에러 수식 (에러 = 목표치 - 실제 취득 값)을 입력하기 위해 에러 제목행 옆에 있는 B9 셀을 클릭한다. = 수식을 입력하고, 목표치 셀인 B8 셀을 클릭한다. 그리고 - 수식을 입력하고 활성값 셀인 B6셀을 입력하고 Enter 키를 누른다.

B9		fx		=B8-B6	
	A	B	C	D	E
1		A	B		
2	입력	0	0		
3	웨이트	0.6	0.6		
4	활성값	0			
5	임계치	1			
6	출력	0			
7					
8	목표치	0		입력 행	1
9	에러	0		학습율	0.05

<그림 1-60>셀 입력화면 내용

학습 속도를 설정하기 위해 학습율 제목 옆에 있는 E9 셀을 선택하고, 0.3을 입력한다. 이는 가중치를 얼마만큼 업데이트해야 하는지를 계산하기 위한 학습 속도이다. 가중치 A에 대한 델타가중치 수식(델타가중치 = 학습율 * (에러) * 입력 data)을 입력하기 위해 델타가중치 제목 옆에 있는 B10 셀을 클릭한다. = 수식을 입력하고, 학습율 셀인 E9 셀을 클릭한다. 그리고 * 수식을 입력하고 에러값 셀인 B9셀을 입력한다. 이어서 * 수식을 입력하고 A 입력값 셀인 B2셀을 클릭하고 Enter 키를 누른다. 마찬가지로 가중치 B에 대한 델타가중치 수식을 입력하기 위해 C10 셀을 클릭한다. = 수식을 입력하고, 학습율 셀인 E9 셀을 클릭한다. 그리고 * 수식을 입력하고 에러값 셀인 B9셀을 입력한다. 이어서 * 수식을 입력하고 B 입력값 셀인 C2셀을 클릭하고 Enter 키를 누른다.

B10		fx		=E9*B9*B2	
	A	B	C	D	E
1		A	B		
2	입력	0	0		
3	웨이트	0.6	0.6		
4	활성값	0			
5	임계치	1			
6	출력	0			
7					
8	목표치	0		입력 행	1
9	에러	0		학습율	0.05
10	델타가중치	0			

C10		fx		=E9*B9*C2	
	A	B	C	D	E
1		A	B		
2	입력	0	0		
3	웨이트	0.6	0.6		
4	활성값	0			
5	임계치	1			
6	출력	0			
7					
8	목표치	0		입력 행	1
9	에러	0		학습율	0.05
10	델타가중치	0			

<그림 1-61>셀 입력화면 내용


학습을 통해 최적의 가중치를 변경하기 위해 현재 가중치에 델타가중치를 더한다. 새로

은 A 가중치를 구하기 위해, 새 가중치 제목 옆 셀인 A11을 클릭한다. = 수식을 입력하고, 현재 A 웨이트(가중치) 셀인 B3 셀을 클릭한다. 그리고 + 수식을 입력하고 A 델타가중치 셀인 B10셀을 입력하고 Enter 키를 누른다.

B11			fx		=B3+B10	
	A	B	C	D	E	
1		A	B			
2	입력	0	0			
3	웨이트	0.6	0.6			
4	활성값	0				
5	임계치	1				
6	출력	0				
7						
8	목표치	0		입력 행	1	
9	에러	0		학습율	0.05	
10	델타가중치	0	0			
11	새 가중치	0.6				

<그림 1-62>셀 입력화면 내용

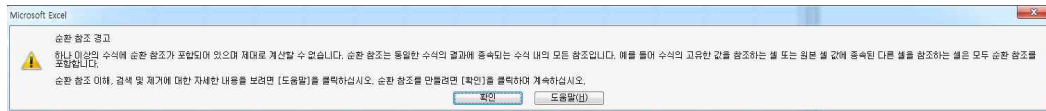
마찬가지로 새로운 B 가중치를 구하기 위해, 새 가중치 제목 옆 셀인 B11을 클릭한다. = 수식을 입력하고, 현재 B 웨이트(가중치) 셀인 C3 셀을 클릭한다. 그리고 + 수식을 입력하고 B 델타가중치 셀인 C10셀을 입력하고 Enter 키를 누른다.

C11				f_x =C3+C10	
	A	B	C	D	E
1		A	B		
2	입력	0	0		
3	웨이트	0.6	0.6		
4	활성값	0			
5	임계치	1			
6	출력	0			
7					
8	목표치	0		입력 행	1
9	에러	0		학습율	0.05
10	델타가중치	0	0		
11	새 가중치	0.6	0.6		

<그림 1-63>셀 입력화면 내용

그리고 현재 가중치를 새 가중치로 변경하여 업데이트하여, 학습된 가중치를 얻는다.

새로운 A 가중치를 새로 업데이트하기 위해 웨이트 제목 옆 셀인 B3을 클릭한다. = 수식을 입력하고, A 새 가중치 셀인 B11 셀을 클릭하고 Enter 키를 누른다. 이때 다음과 같은 가 나타난다. 일단 무시하고 확인을 클릭한다.



<그림 1-64>순환참조예러 메시지

B3		fx = B11			
	A	B	C	D	E
1		A	B		
2	입력	0	0		
3	웨이트	0	0.6		
4	활성값	0			
5	임계치	1			
6	출력	0			
7					
8	목표치	0		입력 행	1
9	에러	0		학습율	0.05
10	델타가중치	0	0		
11	새 가중치	0.6	0.6		

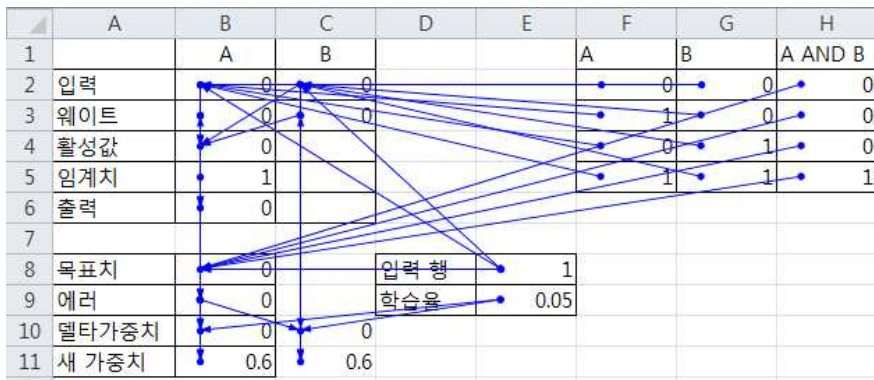
<그림 1-65>셀 입력화면 내용

마찬가지로 새로운 B 가중치를 새로 업데이트하기 위해 웨이트 제목 옆 셀인 C3을 클릭한다. = 수식을 입력하고, B 새 가중치 셀인 C11 셀을 클릭하고 Enter 키를 누른다. 이 때 다음과 같은 순환참조예러가 나타난다. 일단 무시하고 확인을 클릭한다.

	C4		f _x		
	A	B	C	D	E
1		A	B		
2	입력	0	0		
3	웨이트	0	0		
4	활성값	0			
5	임계치	1			
6	출력	0			
7					
8	목표치	0		입력 행	1
9	에러	0		학습율	0.05
10	델타가중치	0	0		
11	새 가중치	0.6	0.6		

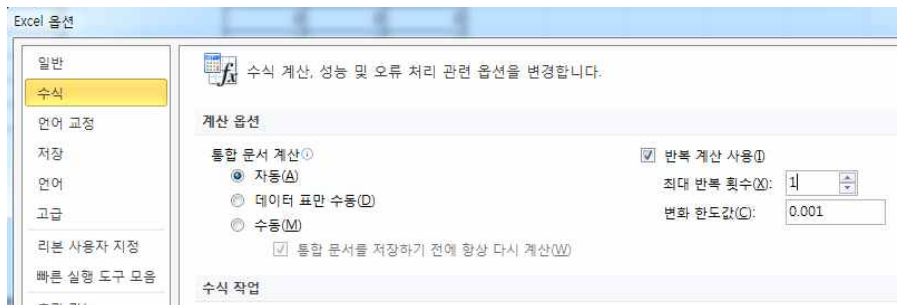
<그림 1-66>셀 입력화면 내용

순환참조에러가 발생한 이유를 잠시 생각해 보면, 셀 계산이 가중치를 기반으로 에러, 새 가중치, 그리고 가중치를 참고하면서 원으로 순환하는 구조를 가지기 때문이다. 이러한 계산구조는 무한루프 계산을 발생할 수 있기 때문에 경고창이 나타난 것이다. 퍼셉트론 학습 신경 모델이 순환 참조 구조를 가지는 것은 매 학습마다 에러를 감소하기 위해 가중치를 수정하며, 반복하는 구조이기 때문이다.



<그림 1-67>셀 입력화면 내용

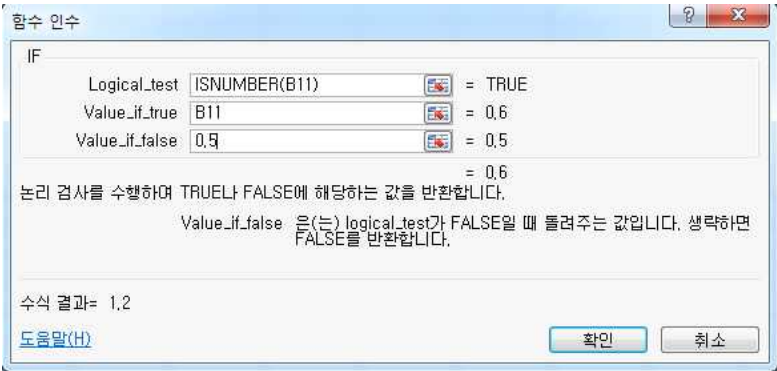
순환참조 셀 계산 반복 횟수를 설정하기 파일메뉴에 있는 옵션을 클릭하여 Excel 옵션 창을 불러온다. 옵션에서 수식 탭을 선택하고 반복 계산 사용 설정을 설정하고, 최대 반복 횟수를 1로 변경한다.



<그림 1-68>Excel 옵션 설정

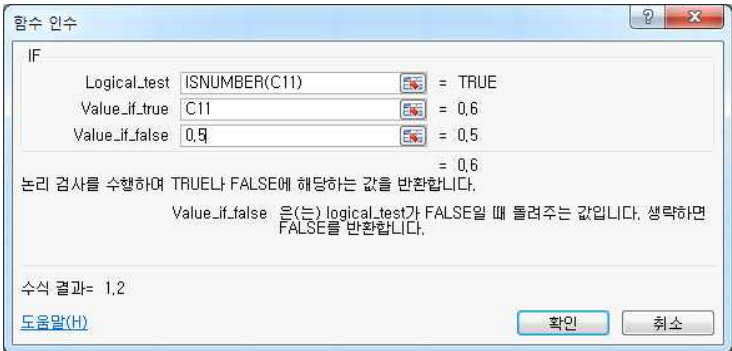
셀 계산에서 가중치가 새 가중치를 순환 참조하기 때문에 초기 가중치 설정을 어디에서부터 해야 하는지 알려 주어야 한다. 이를 위해 IF 함수를 이용하여 초기 실행 시 설정할 가중치 정보를 알려준다. 먼저 A 가중치 B3셀을 클릭 한 후 함수 삽입버튼을 클릭하고 IF 함수를 선택한다. 그리고 다음과 같이 설정을 한다. A 새 가중치 B11 셀에 있는 숫

자가 숫자인지 여부를 확인하여, 숫자가 입력이 안 되어 있으면, 최초 수행상태이기 때문에 초기값을 설정한다. 만약 처음이 아니고 학습중인 경우는 갱신된 새 가중치 B11을 설정하게 한다. 따라서 조건이 참인 경우는 B11을 입력하고, 조건이 거짓일때는 초기값 0.5를 입력한다.



<그림 1-69>IF 함수 설정

마찬가지로 B 가중치를 설정하기 위해 먼저 C3셀을 클릭 한 후 함수 삽입버튼을 클릭 하고 IF 함수를 선택한다. 그리고 다음과 같이 설정을 한다. B 새 가중치 C11 셀에 있는 숫자가 숫자인지 여부를 확인하여, 숫자가 입력이 안 되어 있으면, 최초 수행상태이기 때문에 초기값을 설정한다. 만약 처음이 아니고 학습중인 경우는 갱신된 새 가중치 C11을 설정하게 한다. 따라서 조건이 참인 경우는 C11을 입력하고, 조건이 거짓일 때는 초기값 0.5를 입력한다.



<그림 1-70>IF 함수 설정

앞서 옵션 설정에서 순환 참조 계산 시, 1번 자동 계산하도록 설정하였다. 셀 계산을 하기 위해 상단의 수식 탭 메뉴로 이동하여, 지금계산 버튼을 클릭한다. 학습을 통해서

에러가 없을 질 때까지 학습을 하면 가중치가 최적의 값으로 갱신이 된다.



<그림 1-71>지금계산 메뉴

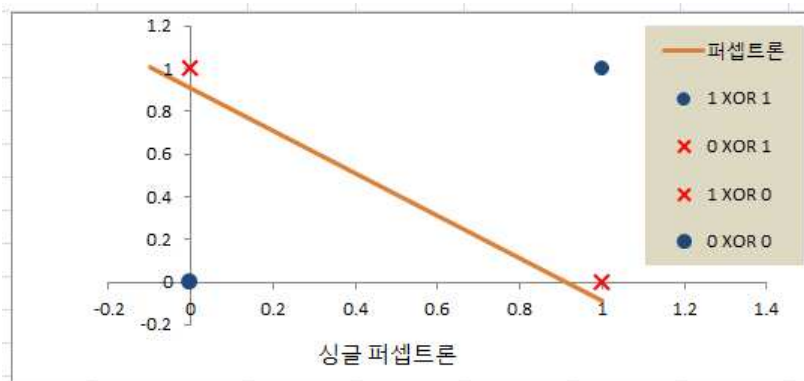
(2) XOR 논리연산자 학습하기

XOR 연산은 두 개의 입력 상태가 같으면 출력은 거짓이 되고, 두 개의 입력 상태가 틀리면 출력이 참이 되는 연산이다. 즉, A가 참일 때 또는 B가 참일 때 출력 값은 참이 되고, A와 B가 모두 참 일 때와 A와 B가 모두 거짓 일 때 출력이 거짓이 된다.

<표 1-7> XOR 논리연산

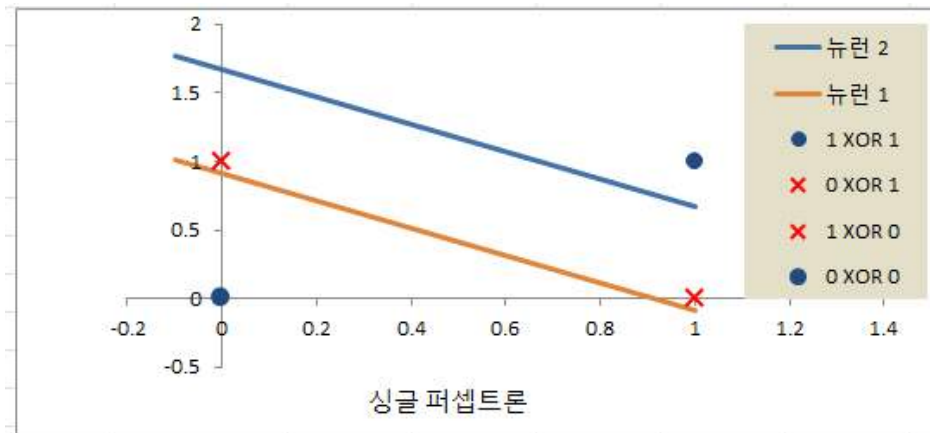
A	B	A XOR B
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

싱글 퍼셉트론은 참, 거짓과 같이 두가지 상태의 분류만 가능하다. 이는 1차 방정식과 같이 직선의 형태로 두 가지 상태만 분류가능하다. 그렇다면 XOR 논리연산자는 한 개의 직선의 방정식으로 분류할 수 있을까? 결론적으로 말하면, 한 개의 직선으로 분류를 할 수 없다. 이는 싱글 퍼셉트론으로 분류할 수 없다는 의미이다. 왜냐하면, 다음 그림과 같이 각 상태를 한 개의 직선으로 분류를 할 수 없기 때문이다.



<그림 1-72>싱글 퍼셉트론 분류

따라서 XOR 논리연산자를 분류하기 위해서 다음과 같이 2개 이상의 뉴런을 이용하여만 세부적으로 분류할 수 있다. 2개의 뉴런을 이용하면 2개의 직선으로 분류하기 때문에 XOR 연산자를 분류할 수 있게 된다.



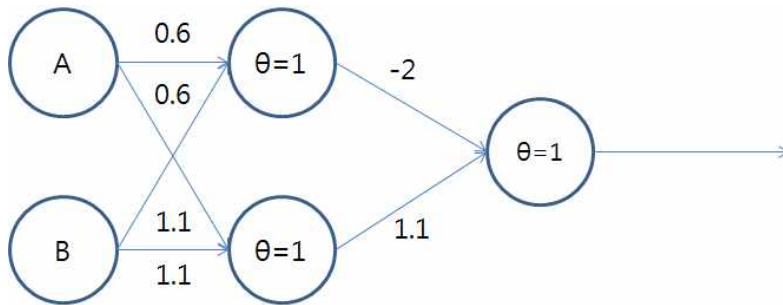
<그림 1-73>다층 퍼셉트론 분류

앞에서 단일 퍼셉트론으로 XOR 연산을 수행할 수 없음을 알았다. 또한 이를 해결하기 위해서는 신경망을 2층 이상으로 구성해야 한다는 것을 알았다. 다음은 XOR 연산을 할 수 있는 신경망 모델을 구성하기 위해 다층 뉴런을 구성하는 예이다. XOR 연산을 단일 논리연산자로 표현하여, 각각의 연산자를 뉴런으로 변경하는 방법을 활용하였다. XOR 연산자는 논리대수를 활용하여 다음과 같이 등가 논리연산으로 나타낼 수 있다.

$$A \text{ XOR } B = (A \cup B) \cap \text{NOT } (A \cap B)$$

다시 말해서 $A \text{ XOR } B$ 논리연산은 $A \text{ OR } B$ AND NOT $A \text{ AND } B$ 논리 연산식과 같다. 이는 A와B를 OR 연산한 결과하고, A와 B를 AND 연산하고 NOT을 실행한 결과를 AND한 연산이다. 이는 A, B 입력이 모두 참일 때 출력을 거짓으로 설정되게 하여, XOR 진리표 중 A와 B가 모두 참 일 때 출력이 거짓이 나오는 연산을 제대로 수행하게 된다. 따라서, XOR 등가 논리 연산식을 신경망으로 표현하면 다음과 같은 구조로 설계할 수 있다. AND 연산자와 OR 연산자를 각각 표현하기 위해 2개의 뉴런이 첫 번째 층에 설정되어 있으며, 첫 번째 층에서 계산된 활성화값은 두 번째 층에 전달되어 진다. 첫 번째 층 위에 있는 뉴런은 입력으로부터 시냅스 웨이트값이 각각 0.6으로 설정되어 있다. 이는 앞에서 설계했던 AND 연산자 모델에 해당한다. 그리고 첫 번째 층 아래에 있는 뉴런은 입력으로부터 시냅스 웨이트값이 각각 1.1로 설정되어 있다. 이는 앞에서 설계했던 OR 연

산자 모델에 해당한다. 그리고 첫 번째 위 뉴런에서 두 번째 층 뉴런으로 전달되는 시냅스 웨이트값이 -2로 설정되어 있다. 이를 통해서 NOT(A AND B) 논리 연산식을 신경망 모델로 구성한 것임을 알 수 있다. 이와 마찬가지로 첫 번째 아래 뉴런에서 두 번째 층 뉴런으로 전달되는 시냅스 웨이트값이 1.1로 설정되어 있다. 이를 통해서 A AND B 논리 연산식을 다음 뉴런으로 전달하게 신경망 모델로 구성한 것임을 알 수 있다.



<그림 1-74>다층 퍼셉트론 다이어그램

앞에서 설계한 AND 신경망 모델에 XOR 신경망을 추가 수정하여 구성해 보도록 한다. AND 연산을 하는 뉴런, OR 연산을 하는 뉴런, 그리고 입력 신경망의 출력을 입력으로 받아들이는 세 번째 뉴런으로 구성되어 있다. 먼저 다음과 같이 셀에 제목을 추가한다.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	0	0			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6			1	0	1
4	활성값	0		0		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	0						
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	1			
9	활성값	0						
10	임계치	1						
11	출력	0						

<그림 1-75>셀 입력화면 내용

셀 F1, 셀 G1, 셀 H1 컬럼 행에 XOR 진리표를 입력한다. AND 연산을 할 수 있게 웨이트 제목 옆 옆에 있는 B3 셀과 C3셀에 각각 0.6을 설정한다. 그리고 OR 연산을 할 수 있는 뉴런을 추가한다. 먼저 웨이트 값을 설정하기 위해 D3 셀과 E3 셀에 각각 1.1을 설정한다. 두 번째 뉴런의 활성값은 셀 D4에서 계산할 수 있도록, 셀 D4를 클릭하고, = B2

* $D3 + C2 * E3$ 수식을 입력한다. 그리고 셀 D4를 더블 클릭하여 계산식이 제대로 입력이 되어 있는지 참고선을 확인한다. 다음 그림과 같이 계산식에 참고 되는 셀이 색으로 구분 되어 표시되어진다. 셀 D5를 클릭하고 임계치를 1로 설정한다.

CHOOSE =B2*D3+C2*E3

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	0	0			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	0		=B2*D3+C2*E3		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	0						
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	1			
9	활성값							
10	임계치	1						
11	출력	0						

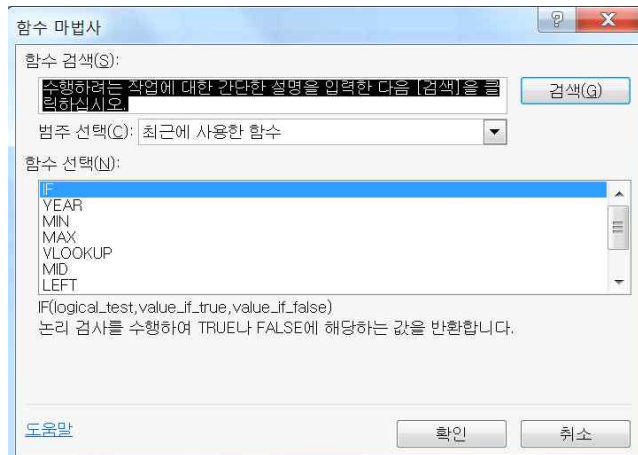
<그림 1-76>셀 입력화면 내용

D4 =B2*D3+C2*E3

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	0	0			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	0		0		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	0						
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	1			
9	활성값	0						
10	임계치	1						
11	출력	0						

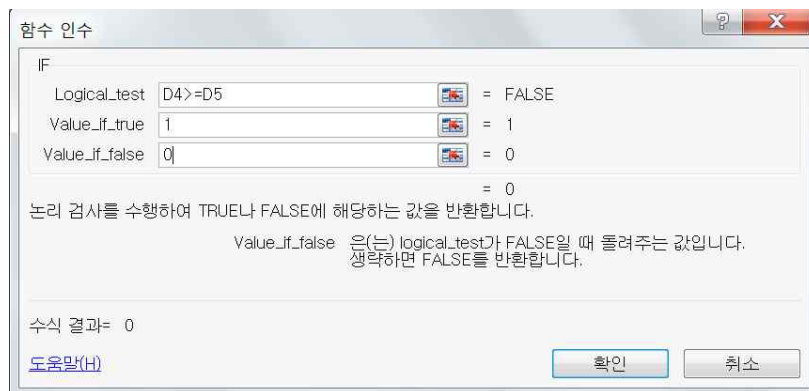
<그림 1-77>셀 입력화면 내용

활성값과 임계치를 비교하여 뉴런의 활성화 여부를 계산하기 위해 IF 함수를 추가한다. 셀 D6을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. 이 버튼을 클릭하면 아래와 같은 입력창이 나타난다.



<그림 1-78>IF 함수 불러오기

여기서 IF 함수를 선택하고 확인버튼을 클릭한다. 그러면 다음과 같은 화면이 나타난다. 첫 번째 입력에는 활성값과 임계치를 비교하기 위해 $D4 \geq D5$ 를 입력한다. 셀 D4에 활성값을 넣었고 셀 D5에는 임계치를 넣었다. 조건 $D4 \geq D5$ 는 D4가 D5 보다 크거나 같은 조건을 의미한다. 두 번째 입력은 비교값이 참일 때 뉴런을 활성화하기 위해 1을 입력한다. 세 번째는 비교값이 거짓일 때 뉴런을 비 활성화하기 위해 0을 입력한다.



<그림 1-79>IF 함수 설정

D6		=IF(D4>=D5,1,0)						
	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	0	0			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	0		0		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	0		0				
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	1			
9	활성값							
10	임계치	1						
11	출력	0						

<그림 1-80>셀 입력화면 내용

마지막으로 AND 연산을 할 수 있는 뉴런을 하나 더 추가한다. 먼저 웨이트 값을 설정하기 위해 B8 셀에는 -2를 C8 셀에 1.1을 설정한다. 세 번째 뉴런의 활성값은 셀 B9에서 계산할 수 있도록, 셀 B9를 클릭하고, $= B6 * B8 + D6 * C8$ 수식을 입력한다. 그리고 셀 B9를 더블 클릭하여 계산식이 제대로 입력이 되어 있는지 참고선을 확인한다. 다음 그림과 같이 계산식에 참고 되는 셀이 색으로 구분 되어 표시되어진다. 셀 B10을 클릭하고 임계치를 1로 설정한다.

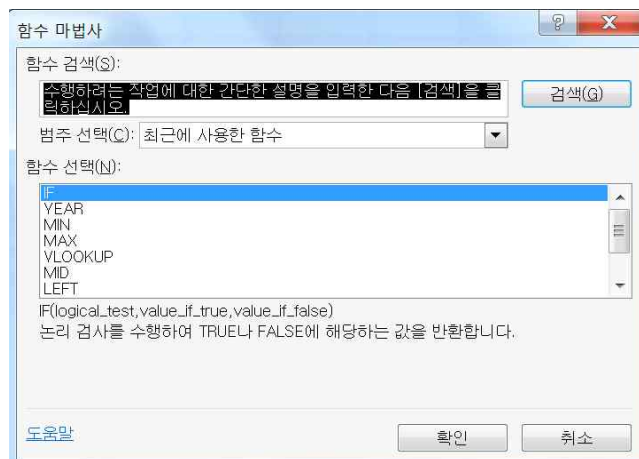
CHOOSE		=B6*B8+D6*C8						
	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	1	1			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	1.2		2.2		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	1		1				
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	4			
9	활성값	=B6*B8+D6*C8						
10	임계치	1						
11	출력	0						

<그림 1-81>셀 입력화면 내용

B9		=B6*B8+D6*C8						
	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	1	1			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	1.2		2.2		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	1		1				
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	4			
9	활성값	-0.9						
10	임계치	1						
11	출력	0						

<그림 1-82>셀 입력화면 내용

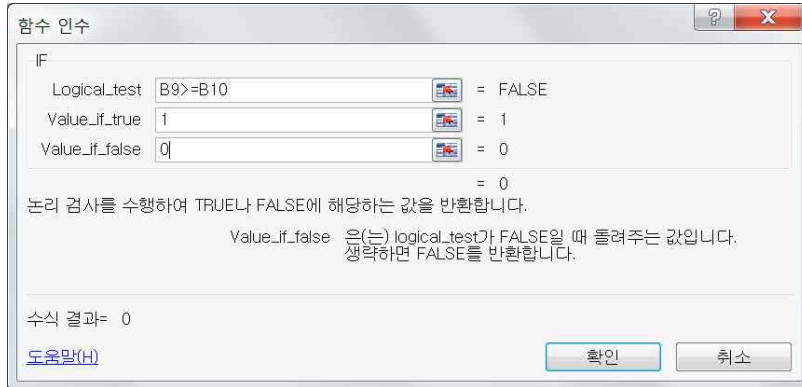
활성값과 임계치를 비교하여 뉴런의 활성화 여부를 계산하기 위해 IF 함수를 추가한다. 셀 A11을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. 이 버튼을 클릭하면 아래와 같은 입력창이 나타난다.



<그림 1-83>IF 함수 불러오기

여기서 IF 함수를 선택하고 확인버튼을 클릭한다. 그러면 다음과 같은 화면이 나타난다. 첫 번째 입력에는 활성값과 임계치를 비교하기 위해 $D4 \geq D5$ 를 입력한다. 셀 D4에 활성값을 넣었고 셀 D5에는 임계치를 넣었다. 조건 $D4 \geq D5$ 는 D4가 D5 보다 크거나 같은 조건을 의미한다. 두 번째 입력은 비교값이 참일 때 뉴런을 활성화하기 위해 1을 입

력한다. 세 번째는 비교값이 거짓일 때 뉴런을 비 활성화하기 위해 0을 입력한다.

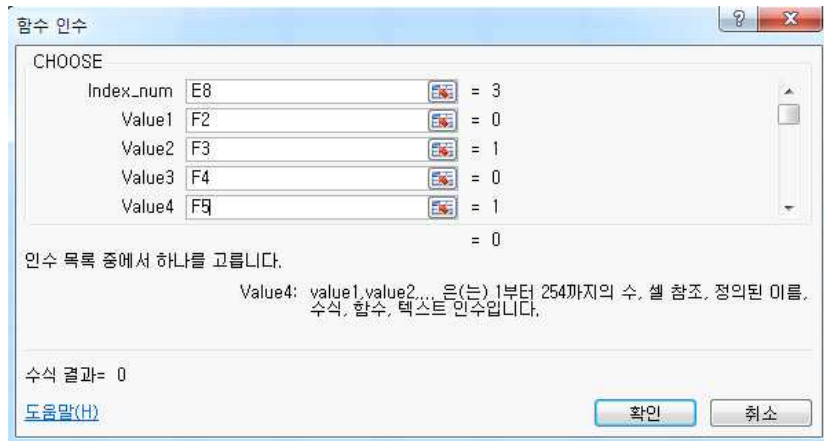


<그림 1-84>IF 함수 설정

B11		=IF(B9>=B10,1,0)							
	A	B	C	D	E	F	G	H	
1		A	B			A	B	A XOR B	
2	입력	1	1			0	0	0	
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1	
4	활성값	1.2		2.2		0	1	1	
5	임계치	1		1		1	1	0	
6	출력	1		1					
7									
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	4				
9	활성값	-0.9							
10	임계치	1							
11	출력	0							

<그림 1-85>셀 입력화면 내용

F열에 설정되어 있는 A 입력 데이터들을 입력 B2 셀에 자동으로 참조하기 위해 CHOOSE 함수를 추가한다. 먼저, 셀 B2을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. 팝업창이 뜨면 CHOOSE 함수를 선택한다. 그리고 다음과 같이 입력을 한다.

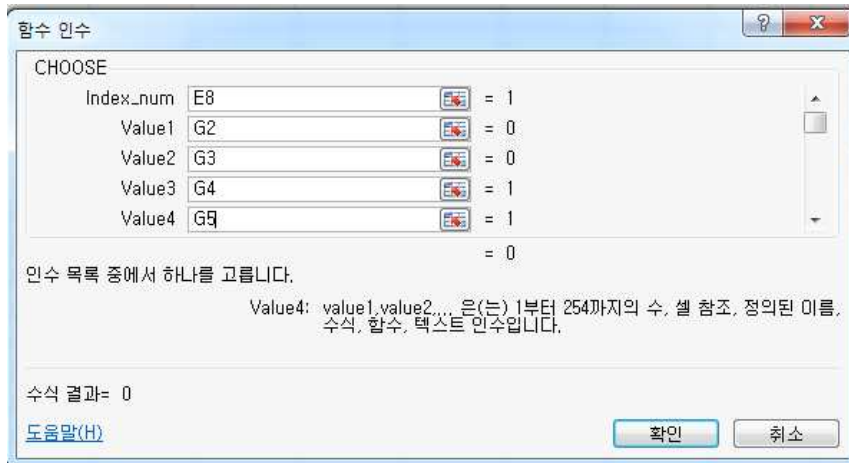


<그림 1-86>CHOOSE 함수 설정

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	1	1			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	1.2		2.2		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	1		1				
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	4			
9	활성값	-0.9						
10	임계치	1						
11	출력	0						

<그림 1-87>셀 입력화면 내용

마찬가지로 G열에 설정되어 있는 B 입력 데이터들을 입력 C2 셀에 자동으로 참조하기 위해 CHOOSE 함수를 추가한다. 먼저, 셀 C2을 클릭하고, Excel 함수를 사용하기 위해 메뉴에 있는 수식 탭으로 이동 한 다음, 왼쪽에 있는 함수 삽입버튼을 클릭한다. 팝업창이 뜨면 CHOOSE 함수를 선택한다. 그리고 다음과 같이 입력을 한다.



<그림 1-88>CHOOSE 함수 설정

마지막으로 입력행 제목 셀 옆에 있는 E8 셀에 XOR 진리표에 대한 입력 행 값을 넣어 보고, XOR 논리 연산 조건이 출력이 되는지 확인한다. 입력 행에 1을 입력하면, A XOR B 진리표의 첫 번째 행이 입력으로 참조되어 출력값이 0이 된다. 입력 행에 2를 입력하면, A XOR B 진리표의 두 번째 행이 입력으로 참조되어 출력값이 1이 된다. 입력 행에 3을 입력하면, A XOR B 진리표의 세 번째 행이 입력으로 참조되어 출력값이 1이 된다. 입력 행에 4를 입력하면, A XOR B 진리표의 네 번째 행이 입력으로 참조되어 출력값이 0이 된다. 따라서 A XOR B 진리표의 모든 연산이 제대로 출력이 됨을 알 수 있다.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	0	0			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	0		0		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	0		0				
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	1			
9	활성값	0						
10	임계치	1						
11	출력	0						

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	1	0			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	0.6		1.1		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	0		1				
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	2			
9	활성값	1.1						
10	임계치	1						
11	출력	1						

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	0	1			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	0.6		1.1		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	0		1				
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	3			
9	활성값	1.1						
10	임계치	1						
11	출력	1						

	A	B	C	D	E	F	G	H
1		A	B			A	B	A XOR B
2	입력	1	1			0	0	0
3	웨이트	0.6	0.6	1.1	1.1	1	0	1
4	활성값	1.2		2.2		0	1	1
5	임계치	1		1		1	1	0
6	출력	1		1				
7								
8	웨이트	-2	1.1	입력 행	4			
9	활성값	-0.9						
10	임계치	1						
11	출력	0						

<그림 1-89>XOR 논리연산 수행