

석유 분야의 전문가 시스템 활용 현황과 향후 전망 분석

장승룡

Applications for Expert Systems in the Petroleum World : Present and Perspective

Seungyong Chang

요 약

인공지능 (Artificial Intelligence : AI)이란 인간이 가지고 있는 지각, 인식, 이해, 기억, 판단, 학습, 사고, 발견, 창조 등과 같은 지적인 능력을 기계에 실현하고자 하는 분야이다. 즉 기계에 인간이 가진 지능을 복제하여 우리 인간이 소유하고 있는 추론과 학습 메커니즘 등을 이용하여 신속한 계산을 수행할 수 있도록 컴퓨터의 실제 능력을 향상시키는 것이다. 인공지능 분야는 다양한 분야에 응용되어 왔으며 수많은 기술들이 개발되었다. 석유 분야도 예외는 아니며 석유 지질, 탐사, 매장량 평가, 시추, 생산, 수송, 정제 등 다양한 분야에 걸쳐서 인공지능 분야가 활용되어 많은 문제 해결에 적용되고 있다. 이와 같은 취지에서 본 논문에서는 우선 석유 분야별로 활용되고 있는 인공 지능 분야들을 정리하고 그 후 인공 지능 분야별로 실제 해결하고 있는 석유 분야의 문제들을 다시 한번 정리하였다. 그 후 특히 석유 분야에 있어서 실제 개발되어 사용중인 전문가 시스템들을 정리하였다. 마지막으로 향후 석유 분야의 전문가 시스템 발전 방향을 간략히 분석하였다.

주제어 : 인공지능, 추론, 학습 메커니즘, 전문가 시스템

1. 서론

인공지능 (Artificial Intelligence : AI)이란 인간이 가지고 있는 지각, 인식, 이해, 기억, 판단, 학습, 사고, 발견, 창조 등과 같은 지적인 능력을 기계에 실현하고자 하는 분야이다. 즉 기계에 인간이 가진 지능을 복제하여 우리 인간이 소유하고 있는 추론과 학습 메커니즘 등을 이용하여 신속한 계산을 수행할 수 있도록 컴퓨터의 실제 능력을 향상시키는 것이다. 인공지능은 인간 지능, 지식, 뇌 구조 및 인간이 아직 잘 이해하지 못하는 주제 등을 포함하기

때문에 논쟁의 대상이 되어 왔으며 더욱이 이 분야의 지식과 기술은 소수의 사람들에게만 이용되었으므로 외부인 들에게는 공상 과학과 같이 인식되었다. 그 동안 많은 인공지능 기술의 발전이 이루어 졌으나 처음에 의도하였던 인간 수준의 지능 표현은 매우 어려웠다.

인공지능 연구는 크게 두 가지로 분리되어 진행되어 왔는데 그 중 하나는 인간 지능의 실제 메커니즘 이해를 통한 완벽한 재생을 목표로 하는 순수과학이고 나머지는 비록 실제 메커니즘을 완전히 표현하지 못한다 해도 지능의 일부라도 재생하기 위하여 필요한 데이터 구조와 알고리즘 등을 찾고자 하는 공학적인 측면이다. 이러한 데이터 구조와 알고리즘은 학습 능력의 수행과 제한되고 특수한 지식 베이스를 바탕으로 한 추론을 표현하기 위하여 사용된다. 인공지능의 많은 응용 분야 중에서 컴퓨터 비전, 지적 로봇, 자연어 번역, 게임 이론, 자동 정리 증명 및 전문가 시스템 등

경기도 안산시 일동 638-1
한국가스공사 연구개발원
E-Mail : csy93@kogas.re.kr

이 널리 활용되고 있다. 그리고 인공지능에 의하여 해결되는 문제들은 진단, 계획, 설계, 예측, 번역, 감시, 디버깅, 수리, 제어 및 지지 등이다.

1956년에 미국의 뉴햄프셔 주에 있는 다트머스 대학에 당시 인공 지능 전문가들이 모여서 회의를 개최하였는데 그 회의를 다트머스 회의라고 하며 그 곳에서 인공지능이라는 용어가 처음으로 사용되었다. 이 전문가들은 인공지능이란 주로 추론 기술에 기초하며 사람들이 쉽게 그것을 컴퓨터에 재생할 수 있다고 가정하였다. 그들은 앞으로 25년 내에 컴퓨터들이 모든 힘든 일들을 담당할 때 사람들은 여가 활동을 즐길 수 있으리라 예측하였다.

그러나 인공지능은 초기의 예측하였던 것보다 훨씬 그 구현이 어려웠으며 그 시기의 인공지능에 대한 노력은 큰 진전을 이루지 못했다. 그러나 오늘날 인공지능의 성공에 기여한 많은 새로운 지식들을 습득하였는데 지식이 지능에 매우 중요한 요소임을 알게 되었으며 그 예로서 상식이란 그 동안의 많은 경험적 지식에 근거한 단순한 추론 과정임이 밝혀졌다. 초기 15년 동안, 인공지능은 거의 실효를 거두지 못하였으며 자동 기계 번역이 시도되었으나 큰 성공을 거두지는 못하였다.

1980년 이래로 인공지능은 상업화되기 시작하였으며 1990년대에 들어서면서 많은 업무에 실제로 적용되었다. 실제 응용 측면에서 인공지능의 공학적인 정의는 다음과 같다. “어떠한 인공지능 기술을 사용하여야 하는가?”, “컴퓨터가 더욱 유용하고, 생산적이고 현명하게 만들기 위하여 이러한 기술들을 어떻게 사용하여야 하는가?” 비록 1950년대의 예측이 적중하지는 않았지만 오늘날 인공지능이 국제적으로 인식되었으며 실용적이고 풍부한 기술들을 개발할 만큼 성숙되었다.

인공지능 분야는 다양한 분야에 응용되어 왔으며 수많은 기술들이 개발되었다. 석유 분야도 예외는 아니며 석유 지질, 탐사, 매장량 평가, 시추, 생산, 수송, 정제 등 다양한 분야에 걸쳐서 인공지능 분야가 활용되어 많은 문제 해결에 적용되고 있다. 이와 같은 취지에서 본 논문에서는 우선 석유 분야별로 활용되고 있는 인공 지능 분야들을 정리하고 그 후 인공지능 분야별로 실제 해결하고 있는 석유 분야의 문제들을 다시 한번 정리하였다. 그 후 특히 석유 분야에 있어서 실제 개발되어 사용중인 전문가 시스템들을 정리하였다. 마지막으로 향후 석유 분야의 전문가 시스템 발전 방향을 간략히 분석하였다.

2. 인공지능 개요

인공지능은 크게 높은 수준과 낮은 수준의 두 가지로 나눌 수 있다. 높은 수준은 인간 지능을 심리학적 측면에서 연구하는 것이며 인간의 지식이나 추론을 직접적으로 표현하려고 한다. 이러한 이해를 기초로 지식표현에 대한 추론 알고리즘과 데이터 구조는 컴퓨터의 활용을 가능하게 설계되었다. 이것은 마치 환자를 인터뷰하여 일정한 형태로 지식과 추론을 획득, 정리 및 표현하는 심리학자의 작업과 유사하다. 이러한 절차는 인공지능 시스템의 개발을 위한 지식 획득 단계에서 이용될 수 있으며 이 부류에 대표적인 응용 기술은 전문가 시스템 (또는 지식 기반 시스템)이다.

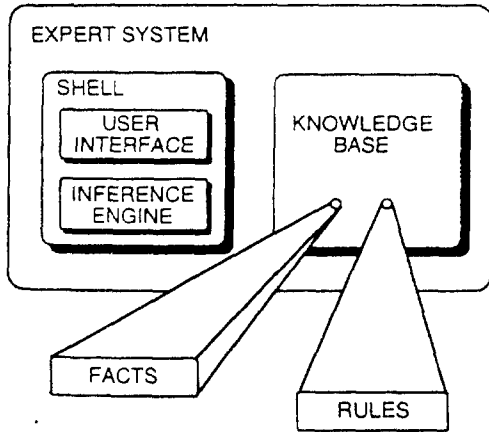
이러한 시스템에서 지식은 추론 트리로 불리는 거대한 지식 트리를 형성하는 심벌과 심벌들의 연결로 표현되며 추론 절차는 이러한 트리를 통하여 탐색되며 추론 작업을 수행한다[1]. 여기에서 지식은 추론 트리에서 잘 구성되지므로 사용자는 시스템이 왜 입력 정보를 묻는지 그리고 중간 또는 최종 결론에 어떻게 도달했는지 질문할 수 있다. 이 경우 시스템은 지식 트리를 통한 추론 절차에 수반되는 코드화된 지식과 논리적인 단계들을 보여줌으로써 응답하며 LISP (List and Symbol Processing)와 PROLOG (LOGic PROGRAMMING) 같은 컴퓨터 언어들이 심벌과 리스트를 처리한다.

낮은 수준은 인간 지능을 신경학적 측면에서 연구하며 지식과 추론 과정의 설명이 아닌 뇌 구조 연구에 중점을 둔다. 이것은 직렬 또는 병렬로 작용하는 수백 만개 뉴런의 네트워크로서 뇌의 메커니즘을 컴퓨터에 이해시키고 표현하려고 한다. 이 경우 인공지능은 신경망 뉴런들의 연결, 활성화 및 억제 등에 기반을 둔 학습과 연상 알고리즘을 고안하는 방법을 찾으며 신경학자들의 작업과 유사하다. 일단 신경망이 컴퓨터에 실행되면 원하는 문제를 해결하기 위한 학습이 필요하며 이러한 학습 과정은 알고리즘에 좌우되며 입력 데이터와 관련된 해의 학습 세트를 요구한다. 이러한 문제 해결 방법에 대한 지식은 외형적으로 코드화되어 있지 않으나 네트워크 특징에 의해 획득되며 대표적인 응용 분야를 인공 신경망이라 한다.

3. 전문가 시스템 개요

전문가 시스템은 특정 분야에서 복잡한 문

제를 해결하는 인간 전문가를 모사하기 위하여 설계된 컴퓨터 프로그램이며 전문가의 조언을 제공한다. 이러한 시스템은 전문가로부터 얻은 지식들을 직접적으로 컴퓨터에 표현한다. 일반적으로 전문가 시스템은 [그림 1]과 같이 세 부분으로 구성되어 있으며 다음과 같다[2].



[Fig.1] Major Components of an Expert System

1. 잘 정의된 인간 전문가의 지식 집합을 표현하는 지식베이스
2. 데이터들을 조작하는 알고리즘 (추론)
3. 사용자로부터 입력 데이터를 요청하고 그 결과를 보여주는 사용자 편의의 인터페이스

현재까지 개발된 대부분의 전문가 시스템들은 생성 규칙 (Production Rule)이라 불리는 규칙을 사용하는데 이는 사실 또는 규칙들을 연결하는 지식의 동적 표현 양식이며 문제 표현에 따라 전진 또는 후진 추론 방식을 이용한다[3]. 현재의 많은 전문가 시스템들은 하나의 모듈로서 더욱 큰 규모의 시스템에 통합될 수 있다.

4. 석유 분야의 전문가 시스템 발전 과정

전문가 시스템 개발 초기에는 몇 년 이상의 개발 기간과 수백만 달러가 소요되는 등 많은 경비와 시간을 필요로 하였다. 이러한 대부분의 시스템들은 심벌 언어인 LISP를 사용하여 작성되었으며 다른 시스템과 연결이 불가능한

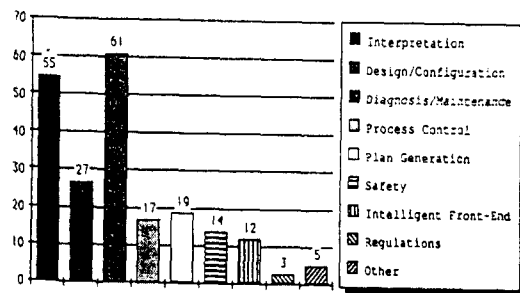
단독적인 응용 방식이었으며 그 목적은 인간의 지능을 컴퓨터 프로그램에 대체시키는 것이었다.

그러나 그 후 1988년까지 전문가 시스템의 개발 환경은 크게 변화되었으며 많은 시스템들이 수백 달러에서 수천 달러 정도의 개발 경비만이 소요되어 경제적으로 이용 가능하게 되었다. 그리고 전문가 시스템 구축 툴은 LISP로 작성되지 않았으며 C나 Pascal 같은 상용 프로그램 언어로 작성되었다. 또한 전문가 시스템의 일반적인 구성 요소인 추론 엔진이 구축 툴에 포함되어 개발을 더욱 용이하게 하였다. 이 시기의 전문가 시스템은 사용자를 대체한다는 관점보다는 보조한다는 관점으로 전환되어 더욱 소규모의 프로젝트를 가능하게 하였다. 그렇지만 이러한 시스템은 사용자 인터페이스 개발 툴과 데이터베이스 인터페이스의 부존으로 인하여 여전히 용이하지 않았다.

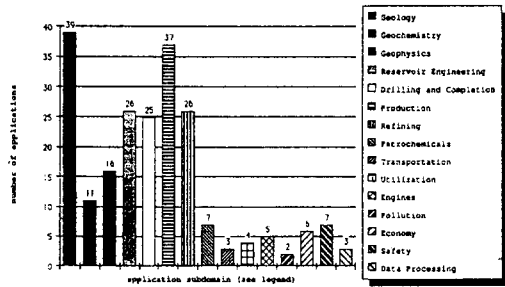
1993년에 들어서면서 큰 변화가 이루어 졌는데 모든 시스템에서 GUI가 사용됨으로써 전문가 시스템의 사용이 매우 용이해졌다. 그러나 한 가지 문제점은 검증 작업인데 일반적인 컴퓨터 시스템들은 시스템 수행 능력 평가를 위한 충분한 검증이 가능하지만 전문가 시스템은 이러한 검증 작업이 일반적으로 불가능하다. 그러므로 전문가 시스템의 검증은 여전히 연구가 필요한 분야이다.

5. 석유 분야별 인공지능 응용 분야[4]

석유 분야는 지질, 탐사, 매장량 평가, 시추, 생산, 수송, 정제 등 다양한 분야를 포함하며 각 분야마다 인공지능 분야가 활용되고 있다. [그림 2]와 [그림 3]은 각각 석유 분야의 문제 해결 유형과 활용 분야들을 나타낸 도표이다.



[Fig. 2] Type of Problem in Petroleum Industry

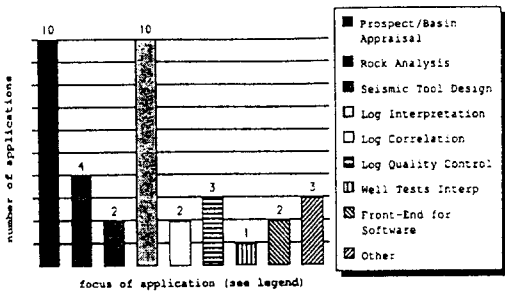


[Fig. 3] Application Subdomains in Petroleum Industry

여기에서는 각 석유 분야별로 이용되고 있는 인공지능 분야를 정리하여 보고 또한 어떠한 문제 해결에 이용되는지 알아보기로 한다.

5.1. 지질학, 지화학 및 지구 물리학 (Geology, Geochemistry, Geophysics) [그림 4, 5, 6]

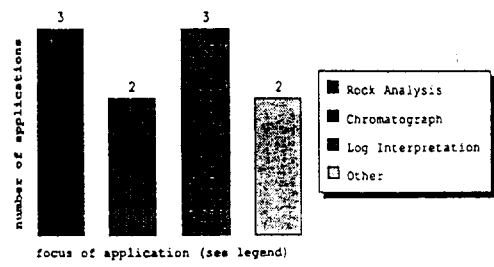
1. 로그 데이터 분석과 보정 : 규칙, 패턴 인식 알고리즘, 신경망
2. 분지와 가능성 평가에 대한 일부 접근 방법 : 시각 알고리즘, 객체 지향 네트워크
3. 암석 샘플, 크로마토그래피와 열 분해 데이터 분석 : 규칙, 신경망
4. 탄성파 데이터 분석 : 전문가 시스템, 신경망
5. 소프트웨어 코드와 데이터 작성 : 지식 기반 객체 지향 도구



[Fig. 4] Applications in Geology

5.2. 저류층 공학 (Reservoir Engineering) [그림 7]

1. 유체 물성 특성 분석 : 규칙 기반 시스템

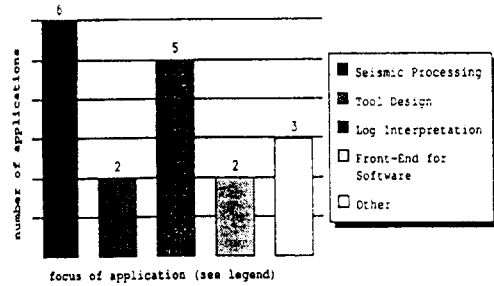


[Fig. 5] Applications in Geochemistry

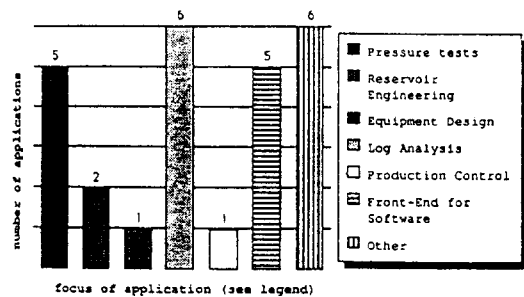
2. 유정 압력 시험 분석에 의한 저류층 모델 규명 : 규칙 기반 시스템, 신경망
3. 소프트웨어 작성 : 규칙 기반 객체 지향
4. 유정 손상, 침수법 감시, 중진 회수법 등 저류층의 기술적 분석 : 전문가 시스템

5.3. 시추 및 유정 완결 (Drilling and Completion) [그림 8]

1. 방향성 시추 시 도구와 경로 선택 : 전문가 시스템
2. 시추액 선택 : 지식 기반 시스템

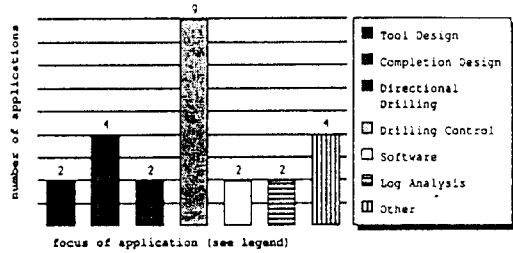


[Fig. 6] Applications in Geophysics



[Fig. 7] Applications in Reservoir Engineering

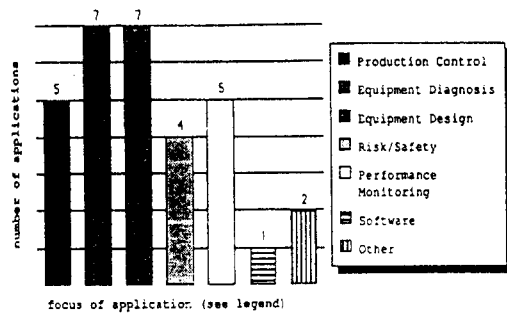
3. 시추 도구 선택과 감시 : 전문가 시스템, 신경망
4. 시추 작업 제어, 위험 진단 : 사전 신호 처리, 규칙 기반 분석
5. 세멘팅 작업 시 가장 적합한 세멘팅 방법 제시 : 전문가 시스템



[Fig. 8] Applications in Drilling and Completion

5.4. 생산 (Production) [그림 9]

1. 분리기, 펌프 등의 작업 및 설계 : 지식 기반 시스템
2. 전체 생산 공정, 인공 채유, 기계 감시 및 진단 단계의 생산 공정 제어 : 전문가 시스템, 추론
3. 설비 진단 및 유지 보수와 경보 필터링 : 모델 기반 추론
4. 해저 구조물 계산 : 전문가 시스템
5. 안전 연구 : 규칙 기반 시스템



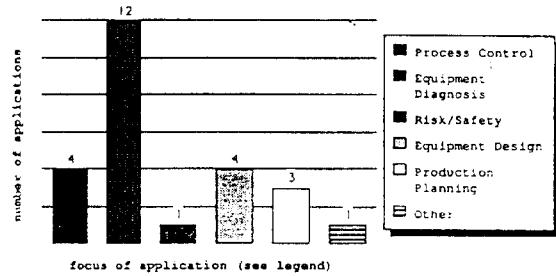
[Fig. 9] Applications in Production

5.5. 수송 (Transportations)

1. 배관 설계 : 기하학적 추론
2. 배관 운영 계획 : 전문가 시스템
3. 유조선 조업 : 지식 기반 시스템

5.6. 정제 및 석유 화학 (Refining and Petrochemistry) [그림 10]

1. 정유 설비, 분리기 종류, 부식 문제 등의 공정 설계 : 객체 지향 전문가 시스템
2. 공정도 설계 : 객체 지향 시스템
3. 공정 제어 시스템 : 전문가 시스템



[Fig. 10] Applications in Refining and Petrochemistry

5.7. 안전 연구 (Safety Studies)

1. 감독 업무 지원 : 지식 기반 시스템
2. 장비들의 위험성 분석 : 규칙 기반 시스템

6. 인공지능 분야별 석유 공학 문제 해결 분야

6.1. 전문가 시스템과 지식 기반 시스템 (Expert Systems and Knowledge-Based Systems)

전문가 시스템은 전체 석유 분야에서 가장 널리 응용되는 인공지능 분야이다. 그러나 지식 획득 기술은 거의 사용되지 않으며 대부분의 지식들은 전문가와의 인터뷰, 책과 논문 같은 전통적인 방법에 의하여 이루어진다. 그러나 PC에서 사용 가능한 지식 획득 도구가 널리 활용될 때 상황은 변할 것이다.

6.2. 시각 (Vision)

소수의 시스템들이 인공 시각의 일부 종류를 응용하고 있으며 대부분은 패턴 인식 알고리즘 또는 화상 특성을 인식하기 위한 단순한 변형 방법을 사용한다. 이 분야는 석유 분야에서는 활용도가 낮다.

6.3. 로보틱스 (Robotics)

로봇은 해저 모듈의 설치 또는 대규모 공장 내의 안전 업무 등의 자동화를 위하여 개발되어 사용되고 있다.

6.4. 자연 언어 (Natural Language)

현재까지의 적용 사례는 거의 전무하다고 볼 수 있다.

6.5. 계획 생성 (Plan Generation)

자동 계획 기술은 안전 훈련, 프로젝트 계획, 자원 할당, 소프트웨어 호출 순서 생성, 정유 생산 계획 같은 석유 분야의 여러 영역에서 응용된다. 매우 많은 적용이 시도되고 있으나 현재까지는 단순하고 전통적인 계획 방법만이 사용되고 있다.

6.6. 분류 (Classification)

분류와 유사한 다양한 문제들이 전문가 시스템 또는 신경망 기술로 접근되어진다. 분류는 석유 공학 분야에 매우 중요한 부분이며 석유분지 평가, 유정 시험 모델 규명, 로그 데이터 분석, 미생물 인식, 저류층 모델 선택 등 다수의 인공지능 개발이 이루어졌다.

6.7. 지적 데이터베이스 (Intelligent Database)

지적 데이터베이스를 별도로 개발하는 것보다 기존의 데이터베이스를 지식기반 시스템에 통합시키며 모든 이용 가능한 데이터와 프로그램이 전문가 시스템의 주요 지식 공급원으로 사용된다. 일부 예로서 열역학 모델 보정에서 사용되는 화학 제품 특성 관련 데이터베이스, 조업 기계의 감시와 진단을 위한 기술적 데이터베이스, 방향성 시추의 계획과 제어를 위하여 사용되는 기존의 유정 데이터베이스 등이 있다.

6.8. 시뮬레이션 (Simulation)

인공지능 응용 시 시뮬레이션 프로그램을 작성하거나 사용 방법을 변경하지 않으며 추가적인 지식으로서 기존의 시뮬레이션 소프트웨어를 사용한다. 이러한 접근 방식은 모든 종류의 시뮬레이션 모델들에서 발견된다.

6.9. 신경망 (Neural Networks)

신경망이 큰 인기를 얻음에 따라 비록 수준 차이는 있지만 거의 모든 석유 회사들이 신경망 프로젝트를 수행하고 있다. 석유 분야의 신경망 연구는 지질학, 지구물리학, 저류층 공학, 시추 및 생산 공학 등에서 출발하였고 현재 정유 과정 등 하부 산업 분야에도 새로운 시도들이 추진되고 있다. 이러한 사실은 신경망이 지식 기반 시스템에 비하여 개발 기간이 매우 짧으며 개발 경비도 500 ~ 5,000달러 정도로 저렴하다는데 있다.

7. 석유 분야의 전문가 시스템 개발 사례

석유 분야에서 가장 널리 알려진 전문가 시스템으로는 시추 관련 사고 진단 및 해결에 이용되는 Drilling Advisor, 지하의 지질 구조를 추론하는 Dipmeter Advisor, 로그 분석에 의한 암석 공극률, 투수율, 조성, 조직 및 층의 종류 등을 추론하는 Litho, 시추 시 시추액 문제의 진단과 처리 방안을 추천하는 Mudman과 인공 채유 펌프 문제 진단에 이용되는 Exprod[5] 등이 있다. <표 1>은 석유 분야에서 전문가 시스템이 이미 활용 중인 문제 해결 유형을 나타낸다[6].

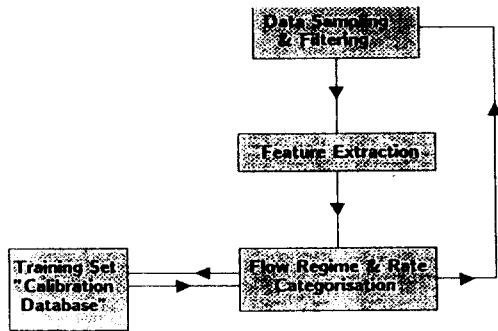
<Table 1> Areas In Which Expert Systems Have Been Developed

Geology	Utilization
Interpretation of deposition environment	Lubricant formulation
Geostatistics	Offshore Production/Production
Log quality control	Design of separators and platforms
Log interpretation and correlation	Controlling the production process
Identification of minerals	Diagnosis/maintenance of equipment (e.g., sucker-rod pump)
Rock classification	Intelligent interface for finite-element software
Descriptive appraisal	Allocation of offshore platforms
Analysis of rock samples, thin-section, and chromatography	Automatic planning and scheduling
Petrophysical evaluation	Risk analysis
Seismic	Transportation
Interpretation of local and multiple seismic signals	Pipeline design and scheduling
Interpretation of seismic section	Tankers
Preparation of seismic campaigns	Refining and Petrochemistry
Filtering seismic signals	Process design
Reservoir Engineering	Process control
Fluid properties characterization	Diagnosis and maintenance
Reservoir model identification by analysis of well tests	Corrosion control
Intelligent front end for mathematical simulator	Fault diagnosis at petrochemical plants
Fermentation damage	Safety Study
Waterflood monitoring	Regulations
EOR (screening)	Browsing large contractual, technical, or legal documents
Matrix acidizing	Risk analysis
Water quality	Others
Drilling and Completions	Intelligent decision-support systems
Directional drilling preparation	Optimization
Riser analysis	
Drilling-mud selection	
Drilling-mud monitoring during drilling	
Kick control	
DNE bit selection and monitoring	
Stim-hole control	
Gas lift	

7.1. ESMER[7]

ESMER는 석유 및 천연가스 생산 시 발생하는 다상 유동에서 액체와 가스 유량을 각각 측정할 수 있는 PC에 기반을 둔 전문가 시스템이다. 즉 이것은 다상 유량 측정계이며 영국의 Imperial College에서 4년여에 걸친 연구 끝에 개발되었다. 이것은 압력과 가스 점유율의 파장 형태에 의해 나타나는 유동의 수력학적 난류 특성을 교정 데이터베이스에 매칭 시킴으로써 각 유량을 측정한다. 그 방법은 음성 인식과 탄성과 분석에서 사용되는 불규칙한 신호 처리를 이용하며 교정 특성 벡터 데이터베이스 (Calibration Feature Vector Database)가 우선 액체와 가스 속도 영역에 구축된 후 패턴 인식 기술을 사용하여 측정 샘플의 특성 벡터를 교정 데이터베이스에 매칭한다.

ESMER는 다음과 같이 사용자 선택이 가능한 감지기, A/D 변환기와 PC로 구성되어 있으며 작업 과정은 [그림 11]과 같다.



[Fig. 11] ESMER's Block Diagram

1. 객체 (다상 유동 형태)의 물성을 나타내는 신호를 제공하는 감지기 (Sensors)
2. 객체의 주요 특성을 신호로부터 선택하는 추출기 (Extractor)
3. 그 객체가 속하는 영역을 규명하는 분류기 (Categoriser)

7.2. MUD[8]

MUD는 Carnegie-Mellon 대학에서 최근 개발된 전문가 시스템으로서 시추액 진단과 처리에 관련된 조언을 제공하며 현재 그 지식 베이스는 약 1,000개의 규칙으로 구성되어 있다. 최근 시작된 현장 적용 실험을 언급하는 것은 시기상조인 감이 있으나 MUD는 약 20개의 실험실 테스트에서 시추액 분야 전문가와 견줄 만한 능력을 보여주었다. MUD의 진

단 결과와 처리 관련 추천 결정은 사용하는 시추액의 조성 또는 종류에 민감하다. 현재 MUD는 10가지의 표준 시추액 종류중 2가지에 대하여 시추액 문제의 진단과 처리들을 조언할 수 있다.

7.3. TOPEX[9]

TOPEX는 석유와 가스 설비들의 조업 경비를 예측할 수 있는 새로운 접근 방식이며 설치의 자본 경비 지식에 의존하지 않고 계산된 전문가 시스템을 이용한다. 예측은 장비와 시스템들의 특성들과 가격 및 1인당 노동 시간의 데이터베이스로부터 도출된다. TOPEX는 What-if와 민감도 연구가 즉시 수행될 수 있도록 신속한 예측 계산이 가능하며 많은 양의 데이터를 포함한 지식 베이스는 강력한 도구를 제공한다.

7.4. Acidman[10]

유정 부근에서 발생하는 유정 손상은 생산에 중대한 감소를 초래하므로 이러한 생산 감소를 회복시키기 위하여 산 처리를 통하여 화학적으로 유정 부근의 손상을 제거한다. 그러나 많은 경우 산의 선택과 첨가제의 농도는 경험에 근거하며 손상의 종류, 암석 특성 및 유정의 매개변수들을 고려하여야 한다. Acidman은 산의 선택, 산 처리 작업의 방법과 순서 등의 계획 방법을 제시하는 전문가 시스템이며 약 200개의 규칙이 지식베이스에 포함된다. 처리 유체의 선택은 손상 종류, 암석 종류와 온도에 크게 좌우된다.

7.5. REMEDIATOR[11]

REMIATOR는 석유로 오염된 토양을 보수하는 토양 보수 기술을 결정하는데 적합한 기술을 제공한다. 이 시스템은 1 입방 야드당 기술 적용 시 소요 경비에 의하여 순위화된 이용 가능한 기술 목록을 제공하며 두 가지로 구성되어 있다. 이 중 첫 번째 목록은 많은 현장에서 입증되었거나 또는 자주 사용되는 기술들을 포함하며 두 번째 목록은 입증은 되었지만 사용 빈도가 낮은 기술들을 포함한다.

7.6. PVT Advisor[12]

공학자들은 저류층의 생산성 분석 시 저류층 물성을 결정하는데 실험 보고서나 통계적 보정 방법을 사용하지만 두 가지 접근 방법을 사용하는데에는 어려움이 따른다. 실험 보고서에서 석유와 가스 물성의 결정은 데이터 적용 관련 지식뿐만 아니라 관련된 각 실험과

정의 이해를 필요로 하지만 이러한 정보는 보고서에 잘 포함되어 있지 않다.

실험 보고서가 이용 가능하지 않을 때는 저류층 물성들은 보정을 통하여 결정되며 많은 보정 방법들이 이미 개발되었다. 그러므로 현장 조업 조건에 대한 가장 적합한 보정 방법을 결정하는데 있어서 전문가의 도움을 받는 것이 바람직하다. PVT Advisor는 다양한 저류층 물성들을 결정하는데 지적인 방법을 제공하며 또한 일상적인 PVT 보고서나 실험 과정들도 심도 있게 설명한다.

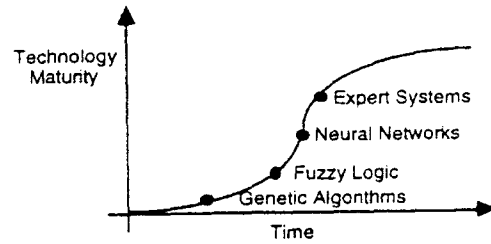
7.7. SCRAM[2]

보수를 위한 현장 특성 평가는 환경 공학자의 중요한 역할이다. 각 현장의 특성 평가는 광범위한 주요 특성과 조건에 근거하며, 공학자는 환경의 영향에 대한 잠재성을 결정하고 현장 보수의 필요성을 평가하여야 한다. 정량적이고 정성적인 현장 묘사 데이터들과의 비교와 보수 노력에 대한 우선 순위를 선정하기 위하여 현장의 표준 모델들이 사용된다. SCRAM은 현장 특성과 보수 평가의 과정에서 환경 공학자들을 보조하는 전문가 시스템이다.

이 시스템은 공학자가 평가에 대한 부류들을 신속히 규명하는 것을 도와주며 현장 특성의 각 요소에 대하여 대화식 질문 방식을 이용한다. SCRAM의 지식 베이스는 공기, 물, 토양 오염, 유독 물질, 설비와 지형학적 문제 고려에 이용 가능한 환경 모델들을 탐색하며 공학자에게 유해 물질의 적절한 특성을 제공한다. 환경, 건강과 규정 기준에 근거하여 현장들의 보수 순위가 결정된다.

8. 석유 분야의 전문가 시스템 발전 방향

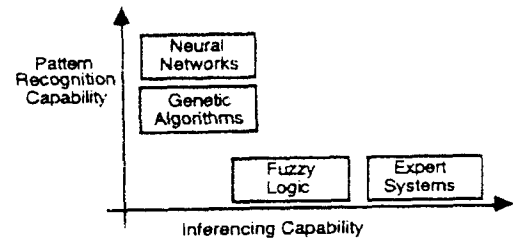
전문가 시스템은 석유 분야에서 활용되는 중요한 인공지능 분야의 하나이며 그 외에 퍼지 논리, 신경망과 유전 알고리즘 등의 분야들이 향후 석유 분야에 중요한 영향을 미칠 전망이다. 그러나 이러한 기술들은 각각 다른 단계에서 출현하였으며 비록 모든 분야들이 실제 응용에 사용되는 단계까지 발전하였지만 이 가운데 전문가 시스템이 가장 성숙된 분야이며 유전 알고리즘이 가장 덜 성숙된 분야이다[그림 12]. 향후에는 로봇틱스 또는 자연언어 등과 같은 인공지능 기술들도 석유 분야에 사용될 전망이다.



[Fig. 12] S-Shaped Curve of Technology Evolution with Time

퍼지 논리는 1965년 Zadeh에 의하여 개발된 퍼지 집합 이론에 바탕을 두고 있으며 부정확하고, 명확치 않으며 애매한 개념들을 포함하기 위한 표현법을 다루며 공정 제어 같은 자동 제어 시스템에서 광범위하게 사용되고 있다[13]. 신경망 기술은 인간이 분석과 번역 문제 해결에 이용하는 정련화된 패턴 인식 능력을 모사하며 다수의 문제 해결 시 실수를 범하면 선생님이 정답을 줌으로써 학생이 학습하는 방법과 유사한 방법을 사용한다. 유전 알고리즘은 기존의 선형 프로그래밍 접근 방식으로는 처리할 수 없는 최적화 문제를 해결하는데 강력하고 효과적이다.

[그림 13]은 추론 능력과 패턴인식 능력에 대한 네 가지 기술의 위치를 비교한 것이다. 추론 능력은 추론 시 그 기술이 달성할 수 있는 복잡성 또는 정련성의 정도를 묘사하며 패턴 인식 능력은 주어진 계산 노력을 바탕으로 감지하고 분석할 수 있는 형태의 복잡성 수준을 나타낸다.



[Fig. 13] Cross-Plot of Pattern Recognition with Inferencing Capability

여기에서 신경망과 유전 알고리즘은 패턴 인식 능력은 뛰어나지만 추론 능력은 낮으며 전문가 시스템과 퍼지 논리는 이와 반대이다. 이러한 상호 보완적인 차이점은 두 개 이상의 이러한 기술들을 인터페이스화할 수 있는 잠

재적 가치를 제시한다. 신경망 또는 유전 알고리즘의 정련된 패턴 인식과 식별 능력은 기본 데이터의 낮은 수준 분석을 수행할 수 있고 그 후 퍼지 논리 또는 전문가 시스템으로 사전 처리된 정보를 제공할 수 있다. 그러면 인터페이스 시스템은 해를 제공하기 위하여 인간의 전문 지식을 바탕으로 더 높은 수준의 분석이 가능하다. 현재 이러한 상호 보완적인 차이점을 이용하는 시스템은 거의 없으나 곧 증가될 전망이다.

9. 결론

석유 분야에서 전문가 시스템 사용의 급격한 증가는 현재까지 축적된 대규모의 실험적 지식 베이스로부터 유래한다. 더욱이 현재 인공지능 응용이 가능한 많은 석유 분야 업무들의 코드화가 가능해짐에 따라 인공지능은 더욱 안정된 학문으로 정착하고 있으며 기존 계산 방법에 의하여 해결할 수 없었던 많은 작업들이 이제 인공지능 기술로써 해결 가능하게 되었다.

인공지능 분야 중 전문가 시스템은 가장 실용적이고 활용성이 높은 인공지능 분야로서 작업의 코드화뿐만 아니라 지식의 구조화, 규명 그리고 문서화가 가능하다. 현재 전문가 시스템 활용은 석유 회사들에게 막대한 이익을 안겨주고 있으며 적절한 개발 도구들과 프로젝트 선택 전략 등의 표준화는 전문가 시스템의 사용을 더욱 가속화시키는 주요 요소라 하겠다.

앞서 언급한 퍼지 논리, 신경망, 유전 알고리즘, 로보틱스, 자연언어 등 다른 인공지능 기술들도 전문가 시스템과의 상호 보완적인 차이로 인하여 곧 전문가 시스템과 통합되어 석유 분야에 사용될 전망이며 이에 따라서 가까운 장래에 더욱 개선된 다수의 전문가 시스템들이 출현될 것으로 기대된다.

참고문헌

[1] Hayes-Roth, F., Waterman, D.A., and Lenat, D.B., Building Expert Systems, Addison-Wesley Publishing Co., Inc., Reading, MA, 1983.
 [2] MacAllister, D.J., Day, R., and McCarmack, M.D., "Expert Systems: A Five-Year Perspective," paper presented at the SPE Petroleum Computer Conference, New Orleans, U.S.A., July 11-14, 1993.
 [3] Charniak, E., and McDermott, Introduction to Artificial Intelligence, Addison-Wesley,

Reading, MA, 1987.

[4] Braunschweig, B.L., "Artificial Intelligence in The Petroleum World," Survey Report, Institut Francais du Petrole, Paris, Jan. 1990.
 [5] Svinos, J.G., "Expert Adviser Program for Rod Pumpings," JPT, April 1989.
 [6] Alegre, L., "Potential Applications for Artificial Intelligence in the Petroleum Industry," JPT, November 1991.
 [7] Darwich, T.D., Toral, H., and Archer, J.S., "An Expert System for Multiphase Measurement and Regime Identification," paper presented at the SPE Petroleum Computer Conference, San Antonio, U.S.A., June 26-28, 1989.
 [8] Kahn, G. and McDermott, J., "The MUD System," SPE Reprint Series, No. 41, Expert Systems in Engineering Applications.
 [9] Greffioz, J., "TOPEX: An Expert System for Estimating and Analyzing the Operating Costs of Oil and Gas Production Facilities," paper presented at the SPE Asia Pacific Oil & Gas Conference & Exhibition, Singapore, February 8-10, 1993.
 [10] Blackburn, R., Abel, J., and Day, R., "ACIDMAN-Acidizing Design with an Expert System," paper presented at the Conference on AI in Petroleum Exploration & Production, College Station, U.S.A., May 16-18, 1990.
 [11] MacAllister, D.J. and Day, R., "REMEDIATOR II : A Soil Remediation Expert System," paper presented at the Conference on AI in Petroleum Exploration & Production, Plano, U.S.A., May 19-21, 1993.
 [12] Kuo, T.B., Bone, R.L., and Gobran, M.L., "PVT Advisor Facilitates Technology Transfer," paper presented at the Conference on AI in Petroleum Exploration & Production, Houston, U.S.A., July 22-24, 1992.
 [13] Zadeh, L.A., "Fuzzy Sets," Information and Control, Vol. 8, 1965.