박사학위논문

인공지능분야 특허의 기술 파급에 관한 연구

2019년

한 성 대 학 교 대 학 원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합컨설팅전공

정 다 운

박사학위 논문
지도교수 이상복

인공지능분야 특허의 기술 파급에 관한 연구

A study on technology spillover of patent in the field of Artificial Intelligence

2018년 12월 일

한 성 대 학 교 대 학 원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합컨설팅전공

정 다 운

박사학위 논문
지도교수 이상복

인공지능분야 특허의 기술 파급에 관한 연구

A study on technology spillover of patent in the filed of Artificial Intelligence

위 논문을 컨설팅학 박사학위 논문으로 제출함

2018년 12월 일

한 성 대 학 교 대 학 원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합컨설팅전공

정 다 운

정다운의 컨설팅학 박사학위 논문을 인준함

2018년 12월 일

심사위원장 _____(인)

심 사 위 원 _____(인)

심 사 위 원 _____(인)

심 사 위 원 _____(인)

심 사 위 원 _____(인)

국 문 초 록

인공지능분야 특허의 기술 파급에 관한 연구

한 성 대 학 교 대 학 원
스 마 트 융 합 컨 설 팅 학 과
스 마 트 융 합 컨 설 팅 전 공
정 다 운

새로운 시대의 전환기를 맞이하여 전 세계 각 국가에서 4차 산업혁명에 대한 관심이 증가하고 있으며, 주요 기술인 인공지능, 자율주행차량, 빅 데이터, 사물인터넷, 로봇공학, 3D 프린팅 등의 개발 또한 활발히 이루어지고 있다.

4차 산업혁명의 주요 기술 중 인공지능 기술은 기술 분야 간의 융합과 다양한 산업으로의 파급이 활발히 이루어져 앞으로 국가와 사회에 큰 영향을 미칠 것으로 보고 있다. 이 시장을 선점하기 위해서 미국, 유럽, 일본 등의 주요국에서는 인공지능과 관련하여 많은 R&D 정책과 투자를 지원하고 있다. 우리나라 또한 인공지능 기술 개발 프로젝트를 통해 인공지능 핵심기술을 확보하고, 인공지능 시장을 선점하고자 노력하고 있다. 하지만, 아직까지는 우리나라의 인공지능 기술 수준 및 경쟁력은 선진국 대비 현저하게 낮은 수준이다.

따라서 본 연구를 통해서 인공지능 분야의 기술 중 타 기술 분야로 파급력이 큰 기술을 알아봄으로써 국가나 기업에서 R&D 전략 수립 및 투자 시 참고할 근거를 자료를 마련해 보고자 한다. 이를 위해 인공지능 기술 특허의 여러 가지 특허 정보들 중 어떠한 정보들이 타 분야로의 파급되는 특허에 영향

을 미치는지에 대해서 실증 분석을 하였다.

본 연구에서는 미국의 인공지능 분야의 특허 데이터를 WIPS의 WINTELIPS 데이터베이스를 사용하여 수집하였다. 미국의 특허분류코드인 USPC 706 (Artificial Intelligence)을 활용하여 인공지능 분야의 특허 정보를 수집하였다. 특허 정보는 기술의 활용성과 기술의 권리성 2가지 측면으로 8개의 변수 등 특허정보를 추출하였다.

수집된 특허 정보를 활용하여 인공지능 분야에서 활발히 출원되고 있는 분야를 IPC 코드를 통해서 분석하고, 타 분야로 파급력이 큰 기술 분야를 알 수 있는 기술파급지수(CTI)를 사용하여 인공지능 분야 기술의 동향을 살펴보았다. 기술파급지수를 산출하기 위해서는 타 분야로 파급된 특허문헌수가 필요하다. 이것은 특허흐름행렬표를 참고하여 원 특허와 파급된 특허 사이의 IPC 코드를 비교하여 타 분야로 파급된 특허들의 문헌 수를 도출하여 해당 값을 사용하였다.

인공지능 분야에서 활발히 출원되고 있는 기술 분야를 IPC 코드별로 분석한 결과 1위는 G06F(전기에 의한 데이터처리장치), 2위는 G06N(특허 계산모델 방식의 컴퓨터 시스템), 3위는 G05B(제어계 또는 조정계 일반)로 나타났다. 특허 출원이 많이 되어 있으면, 이에 대한 파급력도 클 것이라 예상되지만, 기술파급지수로는 1위가 G09G(정적수단을 사용하여 가변정보를 표시하는 표시장치의 제어를 위한 장치 또는 회로), 2위가 B60Q(차량의 일반적인 신호 또는 조명장치의 배치), 3위가 G04G(전자시계)로 나타났다. 분석 결과 특허가 활발히 출원되고 있는 기술 분야와 기술의 파급이 큰 기술 분야가 같지 않다는 것을 확인할 수 있었다.

기업 입장에서는 특허가 많이 출원된 기술 분야에 투자하는 것 보다 타 분야로 파급이 큰 기술 분야에 투자하는 것이 다양한 분야로 사업영역을 확장하는 데 더 도움이 될 것이다. 기술파급지수를 통해서 타 분야로의 파급이 많이 되는 기술 분야를 추정해볼 수 있다. 하지만, 기술파급지수를 구하기 위해서는 타 분야로 파급된 특허문헌수를 알아야한다. 한건의 특허에 대해서 인용한 특허들과 기술 분야를 비교해서 추출하는 데 시간이 소요되며, 인용문헌(forward reference)은 시간이 흘러야 증가되어 최근 특허에 대해서는 인용문헌이

적다. 따라서 타 분야로 파급된 특허문헌수를 예측하는 모형을 연구하였다.

우선, 상관관계분석을 통해 타 분야로 파급된 특허문헌수와 특허 정보 간에 얼마나 상관관계가 있는지 확인하였다. 그 결과 기술의 활용성(인용문헌수, 참고문헌수, 도면수, 발명자수, IPC수)과 기술의 권리성(청구항수, 출원인수, 패밀리 국가수)은 모두 유의한 상관관계가 있다고 나왔고, 출원인수만 음(-)의 상관관계가 있다고 나타났고, 나머지 변수들은 양(+)의 상관관계가 있다고 나타났다.

타 분야로 파급된 특허 문헌 수와 상관관계가 있는 8개의 특허 정보 변수를 사용하여 단계적 입력 방식에 의한 다중회귀분석을 통해 타 분야로 파급된 특허 문헌수를 예측하는 모형을 추정하고자 하였다.

다중회귀분석 결과 8개의 변수 중에 4개의 변수가 타 분야로 파급된 문헌들과 가장 영향이 있는 변수로 나타났다. 선택된 변수로는 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수이며, 해당 변수들을 통해 예측 모형을 도출하고, 실제값과 예측값을 비교하였다.

모집단 외에 최근 특허의 파급에 대해서도 예측해 보기 위해서, 모집단의 예측모형의 변수들을 활용하여 설명력 있는 모형을 도출하고자 하였다. 다중회귀분석을 통해 얻어진 4개의 변수를 사용하여 모집단의 특허를 연도별로 구간을 나누었다. 각 구간의 회귀식을 구하고, 해당 구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값을 비교하여 보았다. 각 구간별로 변수들의 회귀계수의 변화를 측정하여 최근 연도구간의 예측모형을 도출하였다.

본 연구는 파급력이 큰 기술을 선점하기 위해 타 분야로 파급된 특허문헌수를 모집단 특허의 예측 모형과 최근 특허의 예측모형을 연구하였다. 해당 연구 결과를 통해서 국가 및 기업 입장에서 인공지능기술의 R&D 전략 수립 시, 기술 투자 시 기술적으로 파급 효과가 있는 기술을 판단하는데 활용할 수 있는 근거자료가 될 수 있을 것으로 기대해본다.

【주요어】 인공지능, 특허정보, 기술파급, 기술흐름

목 차

I. 서 론 ····· 1

1.1 연구의 배경 및 목적 ····· 1
1.2 연구의 범위 및 구성 ····· 3

II. 이론적 배경 ····· 5

2.1 4차 산업혁명과 인공지능에 대한 이론적 고찰 ····· 5
2.1.1 4차 산업혁명 ····· 5
2.1.2 인공지능의 개념 ····· 9
2.1.3 인공지능 기술 분야 ····· 11
2.1.4 국가별 인공지능 정책 ····· 17

2.2 특허 정보에 관한 이론적 고찰 ····· 23
2.2.1 특허 정보의 개념 ····· 23
2.2.2 특허 정보에 관한 선행연구 ····· 25

2.3 특허의 인용과 기술 파급에 관한 이론적 고찰 ····· 26
2.3.1 특허 인용과 기술 파급의 개념 ····· 26
2.3.2 특허의 인용과 기술 파급에 대한 선행연구 ····· 28

2.4 선행연구와의 차별성 ····· 31

III. 연구설계 및 조사 방법 ····· 32

3.1 연구 모형 ····· 32
3.2 연구 가설 ····· 33
3.3 변수의 조작적 정의 ····· 37
3.4 연구 방법 ····· 39

IV. 실증분석 및 가설검정 ····· 41

4.1 실증자료의 구축 ····· 41
4.2 가설의 검정 ····· 48
4.3 가설 검정 결과 ····· 53

V. 결 론 ····· 90

5.1 연구의 결과 및 시사점 ····· 90
5.2 연구의 한계 및 향후 연구과제 ····· 93

참 고 문 헌 ····· 95

부 록 ····· 100

ABSTRACT ····· 106

【표 목 차】

[표 2-1] 산업혁명의 특징 ····· 6
[표 2-2] 4차 산업혁명의 주요기술 ····· 7
[표 2-3] 주요 연구자 및 기관에서 보는 인공지능에 대한 정의 ····· 10
[표 2-4] 한국정보화진흥원의 인공지능 기술 분류 ····· 12
[표 2-5] Tractica의 인공지능 기술 분류 ····· 13
[표 2-6] 인공지능 기술 분류 ····· 14
[표 2-7] 미국의 연구개발 전략 ····· 18
[표 2-8] Human Brain Project 의 목표 ····· 19
[표 2-9] 일본 인공지능 산업화 로드맵 ····· 21
[표 2-10] 엑소브레인 세부과제의 구성 ····· 22
[표 2-11] 특허 정보의 종류 ····· 24
[표 2-12] 기술파급의 유형 ····· 27
[표 3-1] 기술의 활용성에 대한 연구가설 ····· 33
[표 3-2] 기술의 권리에 대한 연구가설 ····· 35
[표 3-3] 변수의 조작적 정의 ····· 37
[표 3-4] IPC 코드 분류 구조 예시 ····· 38
[표 4-1] 모집단 항목 ····· 41
[표 4-2] IPC 코드별 특허문헌수 ····· 42
[표 4-3] IPC 코드별 의미 ····· 43
[표 4-4] IPC 코드별 기술파급지수 ····· 45
[표 4-5] 기술 통계 분석 결과 ····· 47
[표 4-6] 기술의 활용성 변수간의 상관관계 분석 결과 ····· 48
[표 4-7] 기술의 권리성 변수간의 상관관계 분석 결과 ····· 48
[표 4-8] 다중회귀분석 결과 (1단계) ····· 50
[표 4-9] 다중회귀분석 결과 (2단계) ····· 50
[표 4-10] 다중회귀분석 결과 (3단계) ····· 51
[표 4-11] 다중회귀분석 결과 (4단계) ····· 51

[표 4-12] 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측모형 ····· 53
[표 4-13] 기술의 활용성 연구가설 검정결과 ····· 53
[표 4-14] 기술의 권리성 연구가설 검정결과 ····· 54
[표 4-15] 실제값과 예측값 비교 ····· 55
[표 4-16] 기술파급지수의 실제값과 예측값 비교 ····· 57
[표 4-17] 구간별 연도구간 ····· 58
[표 4-18] 1구간 예측 모형 ····· 59
[표 4-19] 1구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 59
[표 4-20] 2구간 예측 모형 ····· 61
[표 4-21] 2구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 61
[표 4-22] 3구간 예측 모형 ····· 63
[표 4-23] 3구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 63
[표 4-24] 4구간 예측 모형 ····· 65
[표 4-25] 4구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 65
[표 4-26] 5구간 예측 모형 ····· 67
[표 4-27] 5구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 67
[표 4-28] 6구간 예측 모형 ····· 69
[표 4-29] 6구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 69
[표 4-30] 7구간 예측 모형 ····· 71
[표 4-31] 7구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 71
[표 4-32] 8구간 예측 모형 ····· 73
[표 4-33] 8구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 73
[표 4-34] 9구간 예측 모형 ····· 75
[표 4-35] 9구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 75
[표 4-36] 10구간 예측 모형 ····· 77
[표 4-37] 10구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 77
[표 4-38] 11구간 예측 모형 ····· 79
[표 4-39] 11구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 79
[표 4-40] 12구간 예측 모형 ····· 81

[표 4-41] 12구간 실제값과 예측값 비교표 ····· 81
[표 4-42] 연도 구간별 회귀계수의 값 (1) ····· 83
[표 4-43] 연도 구간별 회귀계수의 값 (2) ····· 83
[표 4-44] 13구간 예측 모형 ····· 86
[표 4-45] 2016년 실제값과 예측값 비교 ····· 87
[표 4-46] 기술파급지수(2016년) ····· 89

【그 림 목 차】

[그림 3-1] 연구 모형 ····· 32
[그림 3-2] 연구방법 절차 ····· 40
[그림 4-1] 특허분류코드흐름표 ····· 44
[그림 4-2] IPC 코드별 특허수와 기술파급지수 비교 ····· 46
[그림 4-3] 실제값과 예측값 추이 ····· 56
[그림 4-4] 1구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 60
[그림 4-5] 2구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 62
[그림 4-6] 3구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 64
[그림 4-7] 4구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 66
[그림 4-8] 5구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 68
[그림 4-9] 6구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 70
[그림 4-10] 7구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 72
[그림 4-11] 8구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 74
[그림 4-12] 9구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 76
[그림 4-13] 10구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 78
[그림 4-14] 11구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 80
[그림 4-15] 12구간 실제값과 예측값 추이 비교 ····· 82
[그림 4-16] 상수의 회귀계수 변화 그래프 ····· 84
[그림 4-17] 인용문헌수의 회귀계수 변화 그래프 ····· 84
[그림 4-18] 도면수의 회귀계수 변화 그래프 ····· 85
[그림 4-19] IPC수의 회귀계수 변화 그래프 ····· 85
[그림 4-20] 패밀리 국가수의 회귀계수 변화 그래프 ····· 86
[그림 4-21] 최근 특허문헌의 실제값과 예측값 비교 ····· 88

Ⅰ. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

4차 산업혁명의 대표적인 기술로는 인공지능, 자율주행차량, 빅 데이터, 사물인터넷, 로봇공학, 3D프린팅, 나노기술 등이 제시되고 있다.

전 세계적으로 4차 산업혁명에 대한 관심이 크다. 4차 산업혁명은 산업 영역뿐만 아니라 사회 · 경제 · 문화 영역까지 광범위하게 우리 삶의 영역에 영향을 미치고 있다. 4차 산업혁명이라는 용어는 독일의 'Industry 4.0' 전략에서 처음 쓰였다. 본래에는 제조업과 정보통신의 융합을 의미하였으나 최근에는 인터넷 플랫폼을 기반으로 사람과 사람, 사람과 사물, 사물과 사물이 지능적으로 연결되어 인류 사회 및 경제 등을 변화시키는 개념으로 확대되었다.

특히, 4차 산업혁명의 핵심기술로 뽑히는 것은 각종 기술들과 융합되면서 컴퓨터 소프트웨어를 기반으로 한 인공지능(AI: Artificial Intelligence)이 주목되고 있다. 인공지능은 일반적으로 인간의 인지능력, 학습능력, 이해능력, 추론능력들을 실현할 수 있는 기술을 의미한다. 즉, 컴퓨터기기가 인간과 유사한 지능을 가져서 스스로 생각하고, 사물을 인식하며, 그에 따라 행동하는 기기를 말한다.

인공지능 기술은 IT, 자율주행자동차, 헬스케어, 무인항공기 등 다양한 분야에서 응용이 가능하다. 따라서 인공지능 기술의 산업화가 확대되면 다양한 분야에서 큰 파급효과가 발생할 것으로 예상된다. 이에 인공지능 기술 시장을 선점하기 위해서 주요국들은 다양한 관련 정책을 발표하며 R&D에 적극적으로 투자를 하고 있다.

미국은 인공지능 기술의 경쟁력을 확보하기 위해서 정부차원에서 노력을 하고 있다. 2013년 오바마 정부에서 'BRAIN Initiative(Brain Research through Advancing Innovative Neurotechnology Initiative)' 정책을 발표하고, 뇌세포와 신경회로 연구 및 뇌의 동적 메커니즘 연구를 2014년부터 10년간 3억 달러

투자를 하였다. 2016년에는 국가과학기술위원회 (NSTC : National Science and Technology Council Committee on Technology) 산하에 머신러닝 및 AI 분과위원회를 신설하고, 'AI 의 미래준비 보고서 (Preparing for the future of Artificial Intelligence)' 및 '국가 AI R&D 전략 계획(The National Artificial Intelligence Research and Development Strategic Plan)을 제시하였다. 미국은 정책적으로 체계적이고, 장기적인 전략으로 인공지능 분야에서 기술적 우위를 다져나가고 있다(김지소, 유성민, 2017).

일본은 2016년에 4차 산업혁명을 범정부 차원의 종합전략으로 '일본재흥전략 2016(Japan Revitalization Strategy)'을 발표하였다. 특히 사물인터넷, 빅 데이터, 인공지능, 로봇 기술이 2020년에 30조 엔의 시장수요를 발생시킬 것으로 예상하고, 경쟁력 확보를 위한 공격적인 대응방안을 제시하였다. 또한, 아베총리의 지시에 따라 '인공지능기술전략회의'가 설치되었으며, 향후 10년(2016년~2025년) 간 1,000억 엔의 투입계획을 수립하고, 이를 효율적으로 추진하기 위해 문부과학성 산하 이화학연구소에 약 100여명 규모의 혁신지능통합연구센터를 설립하였다. 이처럼 일본은 인공지능 분야의 연구 개발을 사회적으로 실용화하기 위해 범부처, 범사회적 대응체계 마련에 박차를 가하고 있다.

한국의 인공지능개발 프로젝트는 2013년 미래창조과학부의 주관으로 진행된 '엑소브레인(Exobrain) 소프트웨어 개발정책'이 시작점이라고 볼 수 있다(한국전자통신연구원, 2015). 정부는 본 프로젝트에 2013년부터 2023년까지 연간 80억 씩 총 1,070억 원을 투자할 계획이다(미래창조과학부, 2013). 2016년 8월에 '9대 국가전략 프로젝트'를 선정하였으며, 전 세계적으로 이슈가 되고 있는 기술인 인공지능을 그 중 하나인 '지능정보사회 선도 AI 프로젝트'를 통해 4차 산업혁명을 주도할 핵심 기술을 확보하여 국가 인공지능 기술역량을 강화하고 글로벌 인공지능 시장을 선점하려고 한다. 하지만, 현재 우리나라의 인공지능의 기술 수준이나 전문인력 및 전문기업 등은 선진국에 대비하여 미흡한 실정이다. 인공지능 기술은 빠른 속도로 발전되고 있으며, 여러 산업분야에서 다양하게 활용될 것으로 보인다. 따라서 이에 대한 전략적인 대응이 필요하다.

본 연구에서는 인공지능 기술이 타 분야로 파급이 큰 기술을 인공지능 기술을 분석하기 위해 파급에 영향을 주는 특허정보의 요인들을 도출하고, 이를 예측할

수 있는 실증 분석을 실시하였다. 해당 연구를 통해서 국가 및 기업 입장에서 R&D 기획단계나 기술 투자 및 라이센싱 시 타 분야로 파급이 큰 인공지능 기술 분야를 예측할 수 있는 객관적인 근거를 마련하는 것이 목적이다.

1.2 연구의 범위 및 구성

본 연구에서는 특허 정보가 기술의 파급에 미치는 영향에 대해서 인공지능 분야의 특허를 대상으로 연구를 하였다.

인공지능분야의 특허의 데이터 수집은 WIPS(Worldwide Intellectual Property Service)의 특허 검색 데이터베이스인 WINTELIPS를 사용하였다. 미국의 인공지능 특허를 미국의 특허분류코드 USPC(United States Patent Classification)를 사용하여 인공지능 분야인 706(Intelligence Artificial) 특허를 수집하였다. 또한, 인공지능 특허의 파급에 대한 정보를 알기 위하여 최근 2011년부터 2015년 사이의 인용문헌(forward reference)이 존재하는 등록된 특허를 모집단으로 추출하였다. 미국 국가로 한정한 것은 미국 이외의 국가의 특허에 대해서는 인용정보가 함께 포함되지 않은 문헌들이 많고, 인용문헌을 입수하는데 어려움이 있어서 1976년부터 인용정보를 완벽하게 제공하고 있는 미국 특허 대상으로 분석을 하였다(유재복, 2009).

파급된 기술 분야의 특허문헌수에 영향을 미치는 변수를 살펴보고자 기술의 활용성 부분에 인용문헌수, 참고문헌수, 도면수, 발명자수, IPC수와 기술의 권리성에 청구항수, 출원인수, 패밀리 국가수 2가지 측면에서 8개의 독립변수로 연구모형을 제시하였다. 종속변수인 기술의 파급에 관한 변수는 타 분야로 파급된 특허문헌 수로 동일한 기술 분야로의 파급은 제외한 것으로써 국제특허분류코드(IPC : International Patent Classification)의 서브 클래스(Sub-class)로 비교하여 도출하였다.

본 연구는 총 5장으로 구성되어 있으며, 각 장의 내용은 다음과 같다.

제 Ⅰ장에서는 서론 부분으로 연구 분야를 4차 산업을 주도하는 인공지능 분야로 선정한 연구 배경과 목적을 제시하고, 연구의 범위와 구성을 기재하였다.

제 II장에서는 기술의 파급에 영향을 미치는 요인을 분석하기 위한 선행문헌들을 제시하고, 본 연구와의 차별성을 제시하였다.

제 III장에서는 본 연구의 연구모형을 제시하고, 가설을 설정하였으며, 변수의 조작적 정의와 연구 방법에 대해 기재하였다.

제 IV장에는 연구 데이터에 대한 분석과 상관분석, 다중회귀분석 등을 SPSS 22 version 프로그램으로 분석을 실시하고, 가설 검증을 하였으며, 타 분야로 파급된 특허문헌수를 예측하는 예측모형을 제시하였다.

끝으로, 제 V장에서는 연구결과를 정리하고 시사점을 제시하였으며, 연구의 한계점 및 향후 연구방향을 제시하였다.

Ⅱ. 이론적 배경

2.1 4차 산업혁명과 인공지능에 대한 이론적 고찰

2.1.1 4차 산업혁명

2.1.1.1 4차 산업혁명의 개념

산업혁명이란 기술의 발전으로 산업 경제의 구조와 정치, 사회 및 문화의 구조가 크게 바뀌는 것을 말한다. 1784년 영국에서 시작된 1차 산업혁명은 증기기관의 발명이 계기가 되어 농촌사회에서 도시 산업사회로 변화한 시기라고 볼 수 있다. 2차 산업혁명은 1870년에서 1차 세계대전이 발발한 1914년 사이에 시작되어 철강, 석유, 전기를 사용하여 대량생산과 자동화가 가능하게 된 시기이다. 3차 산업혁명은 디지털 혁명이라고도 하는데 1980년 이후를 말하며 컴퓨터 정보기술과 산업의 결합으로 시작되어 현재까지 계속 진행 중이라고 할 수 있다. 4차 산업혁명은 디지털 혁명으로 구축된 기술을 바탕으로 인공지능, 로봇, 빅 데이터, 사물인터넷 등 최첨단 기술들로 이루어져 있으며, '인더스트리 4.0(Industry 4.0)'으로도 불리고 있다(유수정, 2017). 독일 정부가 추진한 제조업 성장전략인 인더스트리 4.0(Industry 4.0)은 독일 제조업과 정보통신이 융합되는 단계를 의미하는 것으로 사용되었으나 최근에는 인터넷 플랫폼을 기반으로 모든 사물, 공간, 산업, 사람 등을 지능적으로 연결하고 융합하여 인류의 사회, 경제 그리고 생활방식 등을 변화시키는 개념으로 확대되어 4차 산업혁명을 나타내는 용어로 사용되고 있다.

2016년 스위스 다보스에서 개최된 46회 세계경제포럼(WEF : World Economic Forum)에서 '4차 산업혁명'이라는 개념을 명확하게 정의하였다. Schwab은 포럼에서 산업혁명이란 신기술이 경제체제와 사회구조를 급격하게

전면적으로 변화시키는 것이라고 정의하면서 1차 산업혁명은 육체노동의 기계화와 자본주의의 이행, 제2차 산업혁명은 기계화의 확산 및 대량생산 시스템 확립, 제3차 산업혁명은 디지털 혁명으로 인간의 지식노동 혹은 지식활동의 컴퓨터 대체, 제4차 산업혁명은 인공지능에 의해 자동화와 연결성이 극대화 되는 디지털 혁명의 구체적인 실현으로서 물리학, 디지털, 생물학 등 다수의 혁신적인 기술을 융합시킨 포괄적인 신기술들에 의해 주도된다고 분석하였다(김은경, 2016). 산업혁명별 특징을 〈표 2-1〉와 같이 볼 수 있다.

〈표 2-1〉 산업혁명의 특징

구 분	특 징	동 력
제1차 산업혁명 (1784년)	- 고에너지 화석연료(석탄, 석유 등)에 기반 한 증기기관차의 발명 - 증기기관차가 발명되고 운송과 이동의 범위를 확대시키는 다리와 터널, 항만 등의 건설로 연결성을 촉진 - 기계발명을 통한 초기 자동화 시작	기계적 생산, 증기기관
제2차 산업혁명 (1870년)	- 품질기준, 운송방법, 작업방식 등을 표준화하는 작업 및 컨베이어 벨트 생산방식 도입 - 대량생산에 기반 하여 기업 간·국가 간 연계로 글로벌 공급체인을 구축하여 국제적인 연결을 확대 - 대량생산의 확대로 인하여 노동의 분업과 연결 촉진	대량생산, 전기 에너지
제3차 산업혁명 (1969년)	- 알파넷 개발 이후 인터넷 기술이 급속하게 발전되고, 컴퓨터의 기술혁신과 모바일 기기의 발전으로 인하여 IT시대 시작 - 디지털 자동화의 확대로 사람-사람, 사람-사물, 사람-기계간의 연결성 급증	전자장치, IT
제4차 산업혁명 (현재~)	- 자동화와 연결성이 극대화되기 시작하면서 국가 사이의 경계와 장벽이 없어지고 초연결성에 기반한 비즈니스모델과 플랫폼 확대 - 육체의 노동뿐만 아니라 빅 데이터의 분석 및 처리 등을 포함하여 인간의 지적인 사무노동까지도 인공지능 로봇이 대체 - 사물과 사물로 연결성이 확대되어, '인간'이 없이 자동화 생산을 가능하게 한 스마트 팩토리로 생산방식의 혁명적인 전환	인공지능, 빅 데이터, 사이버 물리시스템 (Cyber Physical System)

2.1.1.2 4차 산업혁명의 주요 기술

Schwab은 4차 산업혁명의 대표적인 3대 기술영역인 물리학 기술, 디지털 기술, 생물학 기술에서 선도 기술들을 제시하였다. 물리학 기술에는 무인 운송수단, 3D 프린팅, 첨단 로봇공학, 신소재 등을 제시하였고, 디지털기술에서는 사물인터넷(원격모니터링 기술), 인공지능, 빅 데이터, 공유플랫폼 등을 생물학 기술에서는 유전공학, 합성 생물학, 바이오 프린팅 등을 선도 기술로 제시하였다. 한국은행(2016)은 4차 산업혁명의 주요 기술로 기술적인 측면에서 사물인터넷(IoT), 로봇공학, 3D 프린팅, 빅 데이터, 인공지능을 도출하였다. 주요 기술로 도출된 기술에 대해서 〈표 2-2〉로 나타냈다.

〈표 2-2〉 4차 산업혁명의 주요기술

기 술	내 용
사물인터넷(IoT)	-사물에 달린 센서를 통해 실시간으로 데이터를 주고받는 기술 -사물 상호 간 인간의 개입 없이 정보를 교환하며 필요에 따라서 정보를 분석하고 스스로 작동하는 자동화 기술
로봇공학	- 로봇공학에 생물학적 구조를 적용하여서 더욱 뛰어난 적응성과 유연성을 갖추어 다양한 분야(정밀농업, 간호 등)의 광범위한 업무 가능
3D 프린팅	- 입체적인 3D 디지털 설계도나 모델에 원료를 쌓아서 유형의 물체를 만드는 기술로 소형인 의료 임플란트에서 부터 대형의 풍력 발전기까지 광범위로 응용이 가능
빅 데이터	- 디지털 환경에서 다양한 형태로 만들어지는 엄청나게 방대한 데이터를 바탕으로 인간의 움직이는 패턴을 분석 및 예측하여 산업현장 등에서 사용함으로 시스템의 최적화 및 효율화 도모가 가능
인공지능(AI)	- 컴퓨터가 인간 특유의 지능적인 행동인 사고, 학습, 자기계발 등을 모방할 수 있도록 한 컴퓨터 공학 및 정보기술 - 다양한 분야와 연결이 가능하여 인간의 업무를 대체할 수 있어 보다 높은 효율성을 가져올 것으로 예상

사물인터넷 (IoT : Internet of Things)은 사물들이 네트워크 통신 기술을 이용해 직접 서로 소통할 수 있는 기술을 말한다. 사물에 센서를 부착하여 휴대전화망, 무선망, Wi-Fi를 통하여 다양한 물리적인 사물들이 서로 통신을 할 수 있는 기술이다. 사물인터넷이라는 용어는 1999년 미국 MIT (Massachusetts

Institute of Technology) 산하의 Auto-ID 센터 소장이던 엔지니어 케빈 애쉬튼(Kevin Ashton)이 최초로 사용한 것이 시초다(전홍배, 2015). 사물인터넷은 RFID 센서 기술 기반으로 인간의 개입이 없어도 사물 상호 간에 정보를 직접 교환하여 필요에 따라 정보를 분석하고 작동하는 자동화 기술이다. 사물인터넷 기술을 통해 인간의 행동 패턴을 분석하거나 예측하는 산업현장에서 활용할 수 있다. 사물인터넷은 빅 데이터 그리고 인공지능과 로봇공학 기술과 융합해 스마트 공장과 같은 새로운 산업현장을 만들었다(이성기, 2016).

로봇공학은 기존의 로봇공학에 생물학적 구조를 적용하여서 여러 분야에서 광범위한 업무들을 처리할 만큼 활용도가 높다. 최근까지만해도 특정산업에서만 국한되어 있었는데, 현재는 정밀농업 분야, 간호 분야 등 넓은 분야에서 활용도가 높아지고 있다. 서비스 로봇 기술로써 사람과 대화가 가능하고 사람과 공존할 수 있는 다양한 시도가 활발히 이루어지고 있다. 인간과 기계가 협력하는 일들이 일상적인 현실이 가능하게 될 것으로 보인다.

3D 프린팅은 입체적으로 만들어진 디지털 설계도나 모델에 원료를 층층이 겹쳐서 쌓아 유형의 물체를 만들어내는 기술로 적층가공(additive manufacturing)이라고도 불린다. 기존에는 모양이 설계될 때까지 재료의 층을 자르거나 깍아서 만들었지만, 3D 프린팅은 디지털로 견본을 만들어서 유연한 소재를 사용하여 3차원으로 물체를 만들어내는 것이다. 3D 프린팅 기술을 이용해서 소형의 임플란트부터 대형의 풍력발전기까지 광범위하게 응용되고 있다.

빅 데이터는 다양한 형태의 방대한 디지털 정보로 기존의 방법이나 도구로는 수집하거나 저장하고 분석하는 것이 어려운 비정형데이터들을 말한다. 빅 데이터를 통해서 광범위한 산업 분야에서 더 빠르고 나은 의사결정이 가능해질 것으로 보인다. 또한, 이를 바탕으로 사물인터넷과 같이 인간의 행동패턴을 분석 및 예측하여 산업현장 등에서 활용하는 것이 가능할 것이라고 보고 있다.

인공지능은 인간의 지능과 같이 사고가 가능한 컴퓨터 프로그램을 연구하면서 1956년 마빈 민스키(M. Minsky)와 존 메카시(J.McCarthy) 등에 의해 '인공지능'이라는 용어가 처음으로 사용되어졌다. 컴퓨터가 스스로 사고하고 학습하는 등 인간의 지능과 행동을 모방할 수 있도록 하는 컴퓨터 공학 및 정보기술이며, 다양한 분야에서 인간의 업무를 대체하고 보다 높은 효율성을 가지고 올

것이라고 전망하고 있다. 초기의 인공지능은 게임 분야에서 많이 사용되었지만, 실생활에 응용되어 활용하기 시작하면서부터 발전하기 시작하였다. 다양한 분야에서 인공지능과 직간접적으로 많은 관련을 맺고 있으며, 현대에는 정보기술의 여러 분야에서 문제해결을 활용하려는 연구가 활발이 이루어지고 있다.

2.1.2 인공지능의 개념

'인공지능(AI: Artificial Intelligence)'은 인간의 지능으로 할 수 있는 사고나 학습, 자기개발 등을 컴퓨터를 통해 구현 할 수 있도록 하는 기술로 컴퓨터 공학 및 정보기술의 한 분야이다. 1956년 존 매카시(John McCarthy)에 의해 영국 다트머스 회의에서 인공지능이라는 용어가 처음 사용되었다. 존 매카시(John McCarthy)는 인공지능을 "지능이 관여되는 사람이 하는 일을 컴퓨터가 하도록 하는 것"이라 정의하였다(Braian Harvey, 1997). 다음의 〈표 2-3〉는 인공지능의 정의를 연구자에 따라 다르게 정의하는 것을 정리한 것이다.

조한상과 이주희(2016)는 인공지능을 현실의 환경을 인지하여 자율적으로 작동하면서 변화에 적응하며 목표를 가지고 행동할 수 있는 합리적 에이전트라고도 하였다.

존 설(John Searl)은 인공지능을 개념적으로 '강한 인공지능(strong AI)'과 '약한 인공지능(weak AI)'으로 구분하였다. 강한 인공지능을 강한 인공지능이라도 갖추고 있다고 볼 수 없는 시각을 바탕으로 기계가 실제로 생각한다고 여기는 것이라고 하였고, 약한 인공지능은 마치 지능이 있는 것 같이 행동을 한다고 여기는 것이라고 강한 인공지능과 약한 인공지능의 개념을 제시하였다. 하지만, 기존의 의도와는 무관하게 폭넓게 인공지능 개발 분야에서 쓰이고 있다(김진석, 2017).

Russell(2003)은 인공지능을 기술의 지능정도와 적용 방향에 따라서 4가지로 나누었다. 인간과 동일한 지적인 능력을 갖고 있어 인간처럼 생각하는 시스템과 인간처럼 행동하는 시스템을 강한 인공지능이라 하였고, 기본적인 논리에 따라서 생각하는 할 수 있는 합리적으로 생각하는 시스템과 합리적으로 행동하는 시스템을 약한 인공지능이라고 하였다.

원동규와 이상필(2016)은 강한 인공지능이란 사람처럼 자유로운 사고가 가능한 자아를 지닌 고성능 인공지능으로서 다양한 일처리가 가능한 것을 말하며, 이를 인공지능의 핵심 지향점이라고 하였다. 배영임과 신혜리(2016)는 강한 인공지능은 인간과 같은 자아를 지닌 인공지능과 인간과 다른 형태의 지각과 사고 추론으로 발전시키는 컴퓨터 프로그램을 비인간형 인공지능이라 하였고, 약한 인공지능은 자아가 없이 기계가 수칙에 따라 시설 등을 관리하는 현재 사용되고 있는 인공지능 체계이며, 인간의 한계를 보완하고 생산성을 높이기 위해 특정 분야에서 개발된다고 하였다. 그 예로 알파고(AlphaGo)나 왓슨(Watson)이 대표적이라고 하였다.

〈표 2-3〉 주요 연구자 및 기관에서 보는 인공지능에 대한 정의

연구자/기관	인공지능에 대한 정의
John McCarthy (1955)	지능적인 기계를 만드는 엔지니어링 및 과학
Charniak and McDermott (1985)	여러 계산 모델들을 사용하여 인간의 정신적인 기능들을 연구하는 것
Kurzweil (1990)	인간에 의해서 수행되어질 때 필요한 지능에 관련된 기능을 제공하는 기계를 만들어내는 작업
Rich and Knight (1991)	컴퓨터가 특정 시점에 사람보다 더 나은 방법으로 일을 할 수 있도록 하는 연구
Schalkof (1991)	인간의 지능적인 행동양식들을 계산적인 과정을 이용해 모방하고 설명하는 것에 대한 연구 분야
Luger and Stubblefield (1993)	컴퓨터 과학의 한 부문으로써 지능적인 행동의 자동화와 관련
Gartner (웹페이지)	인공지능은 특별한 임무수행으로 인간을 대체할 수 있고, 인지능력을 제고할 수 있으며, 자연스러운 인간의 의사소통 통합 및 복잡한 콘텐츠를 이해하고 결론을 도출하는 과정 등 인간이 수행하는 것들을 모방하는 기술
Technavio (2014)	스마트 기기는 인지 컴퓨팅(인공지능과 머신러닝 알고리즘이 적용된)이 임베디드된 기계로 볼 수 있음
BCC Research (2014)	스마트 기기는 불확실하거나 다양한 환경에서 업무를 수행할 수 있도록 고안된 하드웨어 및 소프트웨어 시스템으로 정의
NIA (한국정보화진흥원)	인공지능은 인간의 학습능력을 추론하고, 지각하며, 이해하는 능력 등을 실현하는 기술

석왕헌, 이광희(2015)/백승익, 임규건, 여등승(2016)/연구자 재정리

2.1.3 인공지능 기술 분야

인공지능과 관련된 기술은 연구자의 자료 작성의 목적이나 활용에 따라 여러 가지로 다르게 나타난다.

David(2006)은 인공지능 기술을 전문가 인공지능(Expert AI), 자율로봇(Autonomous robots), 인지기능 회복장치(cognitive prostheses), 인공지능이론·알고리즘(AI theory and algorithms) 및 튜링테스트 인공지능(turing test AI : 인공지능과 대화하는 시험관과 대화하는 상대가 기계인지 사람인지 구분을 할 수 없을 때 테스트에 통과 했다고 봄) 등으로 구분하였다. 성낙환(2012)은 주요기술로 발견적 방법(Heuristic method), 전문가 시스템(Expert system), 인공 신경망(Artificial Neural Network) 등 세 가지를 언급하였고, 인공지능 기술 분야의 최근 관심 분야로는 기계학습(Machine Learning), 에이전트(Agent), 자연어처리(Natural Language Processing), 패턴인식(Pattern Recognition) 등이라고 하였다.

한국정보화진흥원(2010)은 인공지능 분야에서의 관심분야가 매우 광범위하기 때문에 거의 모든 기술 분야에서 인공지능적인 처리가 요구된다는 설명과 함께 패턴인식, 자연어처리, 자동제어, 로보틱스, 컴퓨터 비전, 가상현실, 양자컴퓨터, 자동추론, 사이버네틱스, 데이터 마이닝, 지능엔진, 시멘틱 웹 등 12가지 인공지능 관련 기술 분야를 제시하였다. 각 기술 분야의 내용은 〈표 2-4〉로 나타냈다(김병운, 2016).

〈표 2-4〉 한국정보화진흥원의 인공지능 기술 분류

기술 분류	내용
패턴인식	- 기계를 통해 도형·문자·음성 등을 식별시키는 것 - 제한된 분야에서 실용화 되고 있고, 본격적인 패턴 인식은 아직 연구단계
자연어처리	- 인간이 쓰는 보통 언어를 컴퓨터에 인식시켜서 처리하는 것 - 정보검색·질의응답시스템·자동번역 및 통역 등이 포함
자동제어	- 제어 대상에 미리 설정해둔 목표 값과 검출된 피드백 신호를 비교하여 오차를 자동적으로 조정하는 제어
로보틱스 인지로봇공학	- 로봇에 관한 과학 및 기술학으로 로봇설계, 제조, 응용분야를 다룸 - 인지로봇공학은 제한된 계산 자원을 사용해 복잡하고 다양한 환경의 목표를 달성하도록 하는 인식능력을 로봇에게 부여하는 기술
컴퓨터비전	- 컴퓨터 비전은 로봇의 눈을 만드는 연구 분야로 컴퓨터가 실세계의 정보를 취득 하는 모든 과정을 다룸
가상현실	- 컴퓨터로 어떤 특정한 환경이나 상황을 가상으로 만들어서, 사용자가 마치 실제 주변 상황·환경과 상호작용을 하고 있는 것처럼 만드는 인간-컴퓨터 사이의 인터페이스
양자컴퓨터	- 양자역학의 원리에 따른 미래형 첨단 컴퓨터 - 양자역학의 원리에 따라 병렬처리가 가능해지면 기존의 방식으로 해결할 수 없던 다양한 문제를 해결 가능
자동추론	- 계산기과학의 한 분야로써 추론의 다양한 측면을 이해하고, 컴퓨터에 의한 자동추론을 가능하게 하는 소프트웨어 개발이 목표 - 인공지능연구의 일부로써 이론계산기과학 및 철학과도 관련이 있음
사이버네틱스	- 생물 및 기계를 포함하는 계(系)에서 제어와 통신 문제를 종합적으로 연구하는 학문
데이터 마이닝	- 여러 데이터 가운데 숨겨져 있는 유용한 상관관계를 발견하여, 실행 가능한 정보들을 추출해 내고 의사 결정에 이용하는 과정
지능엔진	- 인공지능 기능을 가진 소프트웨어 엔진 - 사용자를 보조하고 인간을 대신하여 반복된 컴퓨터 관련 업무를 실시하는 엔진
시멘틱 웹	- 컴퓨터가 정보자원의 뜻을 이해할 수 있고, 논리적 추론까지 할 수 있는 차세대 지능형 웹

Tractica(2015)는 인공지능 기술을 크게 7가지 기술(인지 컴퓨팅, 기계학습, 딥러닝, 응용프로그램 인터페이스 예측, 자연어처리, 이미지인식, 음성인식)로 분류하였다. 각 기술의 내용은 〈표 2-5〉로 나타냈다.

〈표 2-5〉 Tractica의 인공지능 기술 분류

기술	내용
인지 컴퓨팅 (Cognitive computing)	- 컴퓨터가 인간처럼 정보를 습득한 것을 이용해 의사결정 할 수 있는 모델의 과정을 시뮬레이션 하는 기술 - 인지시스템은 데이터들로부터 스스로 추론을 통해 결론을 도출하는 것
기계학습 (Machine learning)	- 미리 프로그램화된 로직이나 정형화된 규칙 등을 바탕으로 발생되는 데이터를 학습하는 수리/수학적 알고리즘을 의미 - 기계학습 알고리즘은 확률적 모델을 만들고 비슷한 데이터셋과 관련된 내용을 토대로 가정·예측하게 되는 과정을 거치는 것
딥러닝 (Deep learning)	- 기계학습과 유사하나 인간의 신경망을 모델화해 새로운 데이터셋을 예측하는 기술 - 예를 들어 특정 이미지 혹은 음향 및 동영상 데이터의 패턴분석을 수없이 많은 학습을 통해 스스로 인지하는 기술
응용프로그램 인터페이스 예측 (Predictive application programming interfaces)	- 표준화된 입출력 방식을 통하여 소프트웨어 모듈에 접근할 수 있게 공식화 해주는 기술 - 인터페이스 예측하는 프로그램을 통해 프로그래머가 실제 적용해야 될 입출력 방식을 보다 빠르게 제안이 가능
자연어처리 (Natural language processing)	- 컴퓨터가 인간의 언어를 알아 듣고, 인간처럼 말하고 쓸 수 있게 하는 기술 (다양한 인간의 언어를 가지고 의사소통이 가능하게 하는 것도 자연어처리로 볼 수 있음)
이미지인식 (Image recognition)	- 사람들이 보고 있는 특정한 피사체 사진의 정체를 확인하고자 시도하는 기술 - 사람이 볼 수 없는 지진계와 같은 파형 같은 것도 이미지 패턴인식에 포함될 수 있음
음성인식 (Speech recognition)	- 인간이 발성하는 음성을 이해하고 컴퓨터가 다룰 수 있는 문자 (코드) 정보로 변환하는 기술

노승민(2017)은 학습 및 추론기술, 상황이해기술, 언어이해기술, 시각이해기술, 인식 및 인지 기술 등으로 인공지능을 분류 하였다.

선행문헌을 통해 검토한 기술 분류를 살펴보면 〈표 2-6〉과 같다.

〈표 2-6〉 인공지능 기술 분류

기술 분류	한국정보화진흥원 (2010)	성낙환 (2012)	Tractica (2015)	노승민 (2017)
음성인식			○	○
기계학습		○	○	○
딥러닝			○	○
자연어처리	○	○	○	
이미지인식		○	○	○
인지 컴퓨팅			○	○
패턴인식	○	○		
스마트 로봇	○			
컴퓨터 비전	○			
가상현실	○			
지능엔진	○			
사이버네틱스	○			
데이터마이닝	○			
양자 컴퓨팅	○			
자동제어	○			
시멘틱 웹	○			

인공지능 기술 분류의 선행문헌을 통해 2개 이상의 공통적인 영역을 정리해 보면, 음성인식, 기계학습, 딥러닝, 자연어처리, 이미지인식, 인지 컴퓨팅, 패턴인식으로 7가지로 분류가 가능하다.

배영임, 신혜리(2016)은 아직 합의되어 나누어진 분류체계는 없지만 공통으로 언급하고 있는 기술 분야는 학습과 추론 그리고 인식을 기반으로 한 네 가지 분야 즉 전문가 시스템(Expert System), 딥러닝(Deep Learning), 자연어처리(Natural Language Processing), 기계 학습(Machine Learning) 등이라고 했다.

전문가 시스템은 인간이 가지고 있는 전문 지식을 컴퓨터로 활용이 가능한 형태로 만든 다음에 그것을 많은 사람들이 보편적으로 활용하도록 제공하는 것을 의미한다. 의료·금융 등의 전문가가 가진 방대한 지식체계(전문 지식, 경험, 노하우 등)를 규칙으로 만들어 컴퓨터에 입력하면 다양한 방식을 통해 전문가와 동일하거나 그 이상의 수준으로 문제 해결의 결과를 도출하는 시스템이다. 전문적인 정보를 제공해 주는 인공지능 시스템을 기반으로 하여 인간이 자연어로 질문하면 복잡하고 전문적인 질문에 대한 이해, 비 구조화된 데이터의 분석으로 적합성이 높은 답변을 제공하는 전문가 시스템은 인공지능기술의 응용분야 중 가장 활발하게 응용되고 있다. 의학, 공업·과학, 사무용 등 다양한 분야에서 응용되어 나타나고 있다.

딥러닝은 인간의 뇌를 모방한 인공신경망 알고리즘을 바탕으로 적용한 머신러닝 기법을 의미하는데, 인간의 신경망을 모델화해 데이터셋을 예측하고 딥러닝을 적용하여 컴퓨터가 스스로 인지·추론·판단을 하도록 하는 기술이다. 인공신경망의 복잡한 정보 속에서 학습의 횟수를 증가시켜 수많은 반복과 수정을 거치면서 귀납적으로 유의미한 패턴을 찾아낼 수 있다. 이러한 딥러닝 기술을 활용하여 구글에서는 '심층신경네트워크(DNN)', 페이스북은 '딥 페이스' 같은 딥러닝 기술을 적용한 이미지인식 기술을 구현하였다. 음성인식도 딥러닝 알고리즘을 적용해 개선하고 있는 분야 중 하나로써 MS의 윈도우폰 지능형 음성비서인 Cortana와 애플의 Siri, 삼성의 S-Voice 를 구현하였다. 최근에는 문장 번역 및 의료 진단 분야에서도 딥러닝 기술이 적용되고 있다. Neural Machine Translation을 통한 번역 기술이 확산되고 있는 추세이며, 의료 진단분야에서는 IBM의 'WATSON Health' 프로젝트, 국내의 유방암 진단 엔진 '클디'등이 대

표적인 사례이다.

자연어처리는 인간이 자연어를 통해 소통하는 것처럼 컴퓨터가 인간의 언어를 알아듣고 컴퓨터 스스로 일을 하게 하는 기술을 의미한다. 컴퓨터가 언어지능을 통해 인간의 음성과 텍스트를 이해할 수 있게 됨으로써 인간과 컴퓨터 사이의 상호작용이 가능하게 되었다. 자연어처리의 대표적인 사례로는 인공지능 스피커와 번역 프로그램이 있다.

기계 학습은 인간이 경험을 통해 학습하는 방식을 기계에 적용한 것으로, 컴퓨터 시스템이 다양한 데이터를 접하고 이를 학습하고 해석하여 귀납적으로 추론하도록 프로그래밍해서 궁극적으로 인공지능 알고리즘을 생성하는 데이터 기반의 인공지능을 구현하는 방법이다. 즉, 프로그램화된 규칙이나 논리를 바탕으로 학습하는 알고리즘으로 어떤 과업에 있어서 경험을 통해 성능을 높이는 것이다. 대표적으로 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습 등의 학습 알고리즘이 있다. 지도 학습은 알고리즘 초기에 투입되는 데이터를 명시적으로 설명하여 이를 기반으로 인공지능이 초기에 학습하도록 하는 것이고, E-mail의 스팸메일을 구분하는 기능, 음성을 인식하는 기능, 얼굴을 인식하는 기능 등이 대표적인 지도학습을 활용한 예이다. 비지도 학습은 데이터에 대한 설명 없이 다수의 데이터를 인공지능이 알고리즘이 접하고 분석하여 스스로 패턴을 학습하도록 하는 것이다. 또한, 강화 학습은 인공지능 알고리즘이 패턴을 학습하는 과정에서 그 결과물의 좋고 나쁨에 대한 평가를 반영하여 결과가 좋은 쪽으로 학습이 되도록 하는 방법이다.

인공지능의 핵심 기술들은 연구자에 따라 약간씩 다르게 분류되는 것을 보았고, 그 기술의 응용분야가 다양하다는 것을 살펴보았다. 이러한 기술들을 기반으로 다양한 분야에서 활용이 가능한 기술을 선점한다면, 기업 입장에서 하나의 기반 기술로 파급이 큰 기술을 보유한다면, 사업영역의 확장 및 수익을 높일 수 있을 것이다.

2.1.4 국가별 인공지능 정책

2.1.4.1 미국의 인공지능 정책

미국은 2013년 인간 두뇌 중심의 인공지능 연구개발을 수행하는 국가 대형 프로젝트로 브레인 이니셔티브(BRAIN Initiative : Brain Research through Advancing Innovative Neurotechnology Initiative)를 발표하였다. 브레인 이니셔티브는 신경과학 기술을 활용해 지각, 행동, 의식 등에 의해 발생하는 두뇌의 뉴런활동에 대한 뇌 활동 지도를 연구하여 뇌 관련 연구의 기초자료로 제공할 계획을 갖고 있다 . 백악관 과학기술정책국(OSTP: Office of S&T Policy)은 브레인 이니셔티브에 10년 동안 30억 달러를 투자하여 인공지능의 기반 기술뿐만 아니라 응용기술과 산업화 기술을 개발하는 것을 목표로 과학 기술국 정책국 아래에 DARPA(국방고등연구계획국), FDA(식품의학국), NSF(국립과학재단), NIH(국립보건원) 등의 정부기관이 연구에 참여 중이며, 유럽 연합과 연구를 위해 국제 협력관계를 맺고 있다. 기초 연구에 집중하면서 기업의 참여를 유도하여 기술개발과 산업화를 동시에 이루기 위하여 기술 개발 후, 상용화까지의 시간을 단축시키는 전략으로 프로젝트를 진행하고 있다.

미국 백악관에서는 2016년 10월에 '국가 AI R&D 전략 계획' 및 'AI 미래 준비' 보고서를 발표하여 인공지능 연구개발에 대한 정책 및 투자 방향을 제시하였다. '국가 AI R&D 전략 계획'에서는 인공지능 연구를 국가 R&D에서 우선순위를 높게 선정하여 투자가 필요하다고 제안하였다. 또한, 인간과 AI의 협업 방안, 법제도 및 윤리문제, 안전 및 보안, 공공데이터 구축, 기술 측정 및 평가 등 인공지능에 대한 연구개발 전략의 방향성을 〈표 2-7〉와 같이 제시 하였다(나영식, 조재혁, 2018).

〈표 2-7〉 미국의 연구개발 전략

① 미국이 인공지능(AI)연구의 세계적 리더십 유지를 위해 장기적 투자와 우선순위 상위 유지 ② AI가 인간을 대체하는 것이 아니라 인간-AI가 협업 가능한 효과적인 방법 모색 필요 ③ AI의 윤리적, 법적, 사회적 목표와 부합하도록 시스템 설계방법 연구 필요 ④ AI의 안전 및 보안 시스템 보장 필요 ⑤ AI의 교육 및 시험용 공공 데이터 공유 환경 구축 필요 ⑥ AI의 표준 및 벤치마킹을 통한 기술측정 및 평가필요 ⑦ 국가적인 AI R&D인력 수요 분석 필요

2.1.4.2 유럽의 인공지능 정책

유럽에서는 미래 6대 기술 중 하나로 인간 두뇌가 인지하는 방식으로 지식처리를 할 수 있도록 ICT 기반의 뇌 연구를 전략적으로 추진하는 휴먼 브레인 프로젝트(HBP : Human Brain Project)를 선정하여 2013년부터 2022년 까지 10년 동안 10억 유로를 투자하겠다고 하였다. 세부적인 연구 분야로는 인간 지식 식별과 일처리 우선순위를 결정하기 위한 실험데이터 수집 및 통합하기 위한 신경정보학, 의학 및 컴퓨팅 기술에 의한 프로토타입을 개발하고, 인간의 질병으로 인한 손상을 입기 전에 진단법을 개발하거나 맞춤형 치료방법을 시뮬레이션을 통하여 개선된 진단방법과 치료방법을 개발하는 통합형 ICT 플랫폼 개발, 뇌 시뮬레이션에 활용할 수 있는 빠른 연산장치를 개발하여 에너지 효율성 및 신뢰성을 제고하는 수학 모델 개발, 뇌지도에 필수적인 데이터를 생성하거나 분석에 필요한 데이터를 확보하는 기술 개발하는 것이 목표이다(특허청, 2016).

휴먼브레인 프로젝트에서 플랫폼에 따라 목표로 하는 개발을 윤장우, 김병운, 서지노, 유웅식, 오진태 (2016)가 정리한 것을 〈표 2-8〉에서 나타냈다.

〈표 2-8〉 Human Brain Project 의 목표

구 분	목 표
뉴로 인포매틱스 플랫폼	- 시맨틱 기술, 분산형 퀄리 처리기술, 유래추적 기술 등을 기반으로 대용량의 뇌관련 데이터를 해석, 분석하고 뇌지도 구축에 활용
뇌 시뮬레이션 플랫폼	- 3차원 시뮬레이션 기술을 바탕으로 다계층, 다구조로 뇌의 형태와 기능, 역할 등을 재현하여 이를 통해 신경질환의 원인을 규명하거나 신약개발에 활용
고성능 컴퓨팅 플랫폼	- 고성능의 슈퍼 컴퓨터를 기반으로하여 두뇌 시뮬레이션이나 뉴로모픽 컴퓨팅을 설계하는데 활용하고, 또한 엑사스케일의 두뇌 데이터를 시각화하거나 시뮬레이션 하는 분야에 활용
의료정보 플랫폼	- 의료기관, 연구기관에서 수지된 다양한 형태의 데이터를 두뇌 질환의 생물학적인 신호를 파악하는데 활용하고, 이를 통해 뇌질환을 진단하거나, 예방하며, 신약개발 및 새로운 치료법 개발에 활용
뉴로모픽 컴퓨팅 플랫폼	- 뉴런을 닮은 컴퓨팅 플랫폼을 신경과학의 비전문가나 공학자에게 제공하여 실험을 수행하게 하거나 두뇌지도를 구축하는데 활용
뉴로 로보틱스 플랫폼	- 로봇의 몸체나 이용환경을 가상으로 구축하거나 또는 로봇형태로 제작하여 두뇌의 인지능력과 행위의 연결을 실험하거나 시뮬레이션에 활용

2.1.4.3 일본의 인공지능 정책

일본은 2014년부터 300억원 규모의 브레인 마인드(Brain/MINDS : Brain Mapping by Integrated Neurotechnologies for Diesase Studes) 프로젝트를 2023년까지 진행할 계획이다. 브레인 마인드 프로젝트는 인간의 감정과 행동에 관한 고차원 두뇌 메커니즘을 이해하는 연구이며, 인간의 두뇌에 이해, 질병 진단 및 치료 등을 연구하고 있다.

일본은 로봇산업을 기반으로 인공지능 기술을 미래사회를 지배할 기술로 정하고 이를 추진하기 위해서 2015년 1월 '로봇 신전략'을 발표하였다. 주요 내용

으로는 로봇 기술 및 제품에 대한 주도권을 확보하는 전략으로 최종적으로는 인간을 모방하는 형태가 될 것으로 보고 있다. 일본을 세계 로봇 이노베이션 거점으로 하는 '로봇 창출력의 근본적인 강화', 중소기업, 농업, 간병·의료, 인프라등 세계 최고의 로봇 활용 사회를 목표로 로봇이 일상을 실현할 수 있는 '로봇 활용·보급', 사물인터넷 시대에 빅 데이터, IT와 융합, 네트워크, 인공지능을 구사하는 로봇으로 세계를 주도하는 '로봇혁명 전개·발전'을 기반에 두고 있다(이시직, 2015).

일본 총무성은 2015년에 인공지능의 향후 발전 가능성과 사회에 미치는 영향에 대해서 종합적으로 전망하고, 관련 분야의 경쟁력을 강화하기 위해 인공지능, 정보통신, 뇌 과학 등 전문가로 구성된 '인공지능화가 가속화 되는 ICT 미래상에 관한 연구회'를 출범 시켰다. 연구회에서는 인공지능 개발을 강화하기 위한 방안을 모색하고, 인공지능화가 가져올 변화, 사회에 미치는 영향, 정책 방안 등을 논의를 하고 있다.

4차 산업혁명을 범정부 차원의 종합전략으로 '일본재흥전략 2016(Japan Revitalization Strategy)'을 발표하였다. 재흥전략 2016에서는 자율주행, 스마트 공장, 소형 범용 로봇 등 신기술을 도입하여 고부가가치를 창출 위한 범부처, 민관 협력을 강조였으며, 산학연 연계를 위한 범부처 조직인 '인공지능기술 전략회의'를 출범하였다.

2017년에 인공지능 기술전략회의에서는 일본은 초스마트사회의 실현을 위해 'AI 연구개발 목표 및 산업화 로드맵'을 〈표 2-9〉와 같이 발표하였다. 일본은 전체 산업간 영역이 상호 연결 및 융합되어 인공지능 에코시스템을 구축하는 것을 목표로 인공지능 분야의 연구 개발을 사회적으로 실용화하기 위하여 범부처, 범사회적 대응체계 마련에 박차를 가하고 있다.

〈표 2-9〉 일본 인공지능 산업화 로드맵

단 계	내 용	기 간
1단계	ㅇ데이터 구동형 인공지능의 이용과 활용 시작 - 각 산업에서 인공지능 기술과 관련 데이터 활용이 시작되고, 관련 신산업이 태동	~2019년
2단계	ㅇ개별 영역을 넘는 인공지능과 데이터의 일반적인 이용 진행 - 인공지능과 데이터의 일반적 이용이 진전되고 관련 신사업 발전 시작	2020년~ 2024년
3단계	ㅇ각 영역이 복합적으로 연결되어 인공지능 에코시스템 구축 - 산업의 각 영역이 복합적으로 상호 연결되고 융합하여 인공지능 에코시스템 구축	2025년~ 2030년

2.1.4.4 한국의 인공지능 정책

한국의 인공지능개발 프로젝트는 2013년 미래창조과학부의 주관으로 진행된 '엑소브레인(Exobrain) 소프트웨어 개발정책'이 시작점이라고 볼 수 있다.

엑소브레인(Exobrain)은 사람과 의사소통이 가능한 인공두뇌라는 의미를 가지고 있다. IBM의 왓슨(Watson)을 능가하는 능력을 갖춘 인공지능 컴퓨터를 개발하는 것을 목표로 사용자와 의사소통이 가능하며 스마트기기와 자유롭게 협업이 가능하여 지식의 공유와 지능의 진화가 가능한 기술을 연구하고 있다. 정부는 2013년부터 2023년까지 연간 80억 씩 총 1,070억 원을 투자하고 있다. 엑소브레인 SW개발을 위해 필요한 3대 핵심 기술인 인간 모사형 기술, 자율학습기반 지식진화기술, 문제 해결형 협업기술을 확보하기 위한 세부과제들은 〈표 2-10〉과 같다(박상규, 김현기, 장명길, 류법모, 임수종, 2015).

〈표 2-10〉 엑소브레인 세부과제의 구성

세부과제 구분		인간 모사형기술	자율학습기반 지식진화기술	문제해결형 협업기술
1세부과제	지능진화형 wise QA 및 플랫폼기술	○	○	○
2세부과제	자기학습형지식 베이스 구축 및 추론기술	○	○	
3세부과제	인간모사 자가학습 기술	○	○	
4세부과제	자율지능형지식/ 기기가 현업 및 프레임워크 기술개발			○

2016년 8월 과학기술전략회의에서 인공지능을 비롯한 '9대 국가전략 프로젝트'를 추진할 계획을 발표하였다. 특히 제4차 산업혁명을 주도할 인공지능 핵심 기술을 확보하여 국가 인공지능 기술역량을 강화하고 글로벌 인공지능 시장을 선점하고자 한다. 인공지능의 국가 전략 프로젝트는 AI 공통 플랫폼 개발, 차세대 AI기술개발 추진, AI선도 서비스 추진을 주요 과제로 진행하고 있다.

한국 대기업들의 출자에 의해 인공지능을 담당하는 민간연구원인 지능정보기술연구원(AIRI, AI Research Institute)'이 2016년에 설립되어 연구 활동을 하고 있다. AIRI는 인공지능 관련 연구개발을 수행하며, 관련 중소, 중견, 벤처기업 및 스타트업 등과 협력하여 인공지능 산업을 육성할 계획을 가지고 있다.

2.2 특허 정보에 관한 이론적 고찰

2.2.1 특허 정보의 개념

특허는 전 세계적으로 심사를 통해 관리되는 신뢰성이 매우 높은 과학 데이터로서 모든 기술 지식과 아이디어의 80%이상을 포함하고 있으며, 특허 검색 데이터베이스를 통해 누구나 쉽게 접근이 가능하다.

특허 정보는 특허 출원이라는 일정한 절차를 거쳐서 생성되는 정보로서 특허제도상에 의해 발명에 대한 권리를 부여하는 과정에서 나타나는 모든 정보를 말한다. 즉, 특허정보는 특허 출원인이 특허에 대한 권리를 인정받기위해 해당 기관에 특허 출원서를 제출하면서부터 발생되는 모든 문서와 행정상의 정보를 포함한다. 이러한 특허정보는 일정기간 후에 특허 공개가 되는 정보로서 누구나 접근이 가능하며, 출원인은 발명의 공개를 대가로 부여되는 독점적인 권리도 가질 수 있다. 특허는 '발명의 이용'과 '발명의 보호'의 특징을 가지고 있다고 볼 수 있다.

주상돈(2017)은 특허데이터는 기술 기반 시장의 트랜드를 파악하거나 신사업과 관련된 정보를 얻을 때, 가장 활용도가 높은 미래 예측 도구라고 하였다. Ernst(1995)는 기술 개발의 방향을 계획하고, 예측할 때 특허정보를 통해서 할 수 있다고 하였다. 이처럼 특허 정보의 가치는 매우 뛰어난 것으로 평가되고 있다. 그 이유로는 첫째, 특허 정보를 통해서 구체적인 발명의 내용을 알 수 있기 때문에 신기술에 관한 내용도 쉽게 파악 할 수 있다. 특허 제도에 의해서 특허 명세서에는 구체적이고 명확하게 기술에 대한 설명을 하게 되어 있기 때문에 최신 기술에 대해서도 파악이 용이하다.

둘째, 특허 정보의 범위는 기술 분야 전반에 걸친 정보를 포함하고 있기 때문에 이미 상품화 된 정보, 아직 시장에 나오지 않는 정보까지 기술정보를 파악할 수가 있다.

셋째, 특허 공보의 형식은 국제적으로 통일된 숫자체계인 INID(Internationally agreed Numbers for the Identification of data) Code를 사용하여서 특허 데이터가 국내뿐만 아니라 국제적으로도 잘 정리가 되어 있다.

넷째, 특허는 국제적으로 통일되어 있는 기술 분류 코드인 IPC(International Patent Classification) 코드에 의해서 분류되어 있어, 특허 검색 및 통계적인 분

석에 도움을 준다.

다섯째, 특허 정보는 주기적으로 공보가 발행되고, 누구나 이용할 수 있도록 데이터베이스 구축이 되어있어 이용이 편리하다(김홍균, 2004).

특허 정보는 출원 후, 각 국의 특허청에서는 조기공개신청 혹은 1년 6개월이 경과되어 발간하는 '공개특허공보'와 심사청구 후 특허청의 심사관에 의해 권리를 인정받아 발간되는 '등록특허공보' 등이 있다. 이 공보의 서지정보에는 일자정보(우선권 주장일, 출원일, 공개일), 번호정보(출원번호, 공개번호, 등록번호), 인명정보(출원인, 발명자), 국제특허분류코드(IPC :International Patent Classification), 선진특허분류코드(CPC : Cooperative Patent Classification), 각국의 특허분류코드, 기타(인용문헌, 대리인, 심사관) 등의 정보가 포함되어 있다. 특허 공개 공보 및 등록 공보에서 볼 수 있는 정보들을 〈표 2-11〉로 나타냈다.

〈표 2-11〉 특허 정보의 종류

No.	항목	특허정보
1	번호	우선권출원번호,원출원번호, 출원번호, 공개번호,등록번호,공고번호
2	시간	우선권출원일자,원출원일자,출원일자,공개일자,등록일자,공고일자
3	누가	출원인,발명자
4	국가	우선권출원국,출원국,지정국
5	특허분류코드	국제특허분류(IPC)일본특허분류(FI,F-term), 미국특허분류(USPC,CPC)
6	기술내용	발명의 명칭 , 발명의 상세한 설명
7	권리	청구범위, 심사청구유무
8	참고자료	인용특허(Reference Cited),대응특허(Family Patent)
9	법적상태	출원절차,등록절차,심판절차
10	기타	대리인,심사관

이러한 특허정보를 통해서 발명의 시기, 기술의 분류, 출원인, 발명자, 선행 기술문헌 등의 정보를 얻을 수 있으며, 특허정보검색 데이터베이스를 통해 해당 정보들을 사용하여 용이하게 검색할 수 있다. 또한, 법적인 효력을 갖고 있는 문서로 기록의 오차가 거의 없어 신뢰성을 가지고 있다(권정도, 2012).

2.2.2 특허정보에 관한 선행 연구

특허정보에 관한 선행연구로 윤문섭(2003)은 특허정보가 객관적이고 표준화된 기술정보로써 특허분석을 통해 기술수준과 기술혁신의 흐름뿐만 아니라 기술혁신 동향 등을 예측하는데 유용하게 사용되고 있다고 하였다. Nam 과 Jeong (2006)은 기술 변화의 방향성과 새로운 기술 출현을 특허정보 분석을 통하여 예측할 수 있다고 하였다. 또한 Choi 와 Kim(2011)은 특허 정보들의 요소를 분석하여 기술변화의 트렌드, 기술수준, 기술의 상업적 가치를 파악할 수 있다고 하였다. 서규원(2011)은 특허정보의 활용은 기술·권리정보로서 활용과 정책·전략정보 활용으로 구분하였다. 기술내용(권리내용) 자체를 검색하여 기술동향을 분석함으로써 과학기술활동을 이해할 수 있고, 특허정보를 이용한 다양한 통계자료를 통해서 기술경쟁력을 비교·분석할 수 있다. 이러한 특허 정보 분석을 통해서 기업의 기술전략 및 국가의 과학기술정책 수립 시 의사결정정보로써 활용할 수 있다고 하였다.

특허정보를 활용하여 기업의 가치에 영향을 미치는 요인을 분석한 선행연구로 김수섭, 최수민(2008)은 전자산업에 속하는 상장기업(1999년~2005)을 대상으로 분석한 결과 특허 출원수, 특허 공개수, 특허 등록수가 기업의 주가에 유의하며, 양(+)의 영향을 미친다고 하였다.

특허의 정보를 활용하여 특허의 갱신 여부에 미치는 요인을 분석한 선행연구로 장관용 (2015)은 발명자수, 특허권자 국적수, 도면수, 패밀리 사이즈, 청구항수, 청구범위 등 특허정보가 특허 갱신에 영향을 미치는지 특허의 등록유지일수로 분석하였다. 등록유지일수에 영향을 미치는 특허정보는 발명자수, 특허권자 국적수, 도면수, 패밀리 사이즈가 정(+)의 영향을 미친다고 하였다.

특허 정보를 활용하여 성과를 측정하는 선행연구로 재무성과에 미치는 영향에 대해서 Narin, Noma, Perry(1987)는 미국 17개 제약회사의 등록특허를 대상으로 특허정보 중 인용건수가 기업의 재무성과에 정(+)의 상관관계가 있다고 하였다. 유태욱, 양동우(2009)는 기술혁신형 중소기업 578개를 대상으로 기술적 성과에 대해서 분석하기 위해 최근 3년동안 출원한 특허 건수가 매출액 증가율과 매출액 영업 이익률에 영향을 미치는지 분석하였다. 모두 유의한 결과를 보였지만, 매출액 증가율은 양(+)의 영향을 미치고, 매출액 영업 이익률에 대해서는 음(-)의 영향을 미친다고 하였다.

2.3 특허의 인용과 기술의 파급에 대한 이론적 고찰

2.3.1 특허 인용과 기술 파급의 개념

2.3.1.1 특허 인용의 개념

특허의 인용은 한 특허가 다른 특허 또는 비특허 문헌으로 인용된 횟수로 정의되고 있다(Freeman, 1984). 특허의 인용 정보는 발명자들, 출원인들 사이에 시간적, 기술적 흐름에 대한 정보를 제공해 주며, 개별 특허에 대한 질적인 정보도 제공한다(Hall, Jaffe, & Trajtenberg, 2005).

후속 특허들에 의하여 빈번하게 인용된 특허와 후속 특허들 사이에는 밀접한 관련이 있는 기술들이 출원될 가능성이 높다. 또한, 후속특허들은 인용된 특허들 보다 진보된 기술 내용을 포함하고 있을 수 있다. 일반적으로, 다른 특허들에 비해 인용 횟수가 높으면 상대적인 중요도를 파악할 수 있으며, 특허의 인용관계에 따라 특허의 흐름을 지식의 흐름으로도 분석하기도 하기 때문에(Karki, 1997) 지식흐름의 강도를 나타내는 대리변수로 인용빈도를 사용해서 해석할 수 있다(Jaffe, Trajtenberg, & Fogarty, 2000).

특허의 인용정보를 활용한 분석은 2000년도에 들어서 활발하게 이루어지고 있다. 특허의 인용정보를 이용하여 기업 간, 지역 간 및 국가 간 지식의 흐름을 파악하거나(Fung, Chow, 2001), 특허의 인용에 영향을 미치는 주요

변수들을 연구도 수행되었다(유재복, 2010). 백동현, 김헌, 신민주(2006)는 특허 인용정보를 활용하여 특허의 중요도 평가 모형의 개발에 대한 연구를 하였고, 남영준, 정의섭(2006)은 인용정보와 기관의 기술영향력지표를 고려한 새로운 특허지수개발에 관한 연구를 하는 등 인용정보를 활용한 다양한 연구가 수행되어져 왔다. 이 외에도 인용을 많이 받을수록, 해당 특허는 기술적·경제적 영향력이 높다는 것은 이미 다양한 연구들을 통해 증명되어 왔다. 기존의 실험결과를 보면 특허의 인용은 다양한 성과측정의 척도 중 하나로 받아들여지고 있으며, 특허의 인용정보는 국가 또는 기업의 기술력과 경제적 가치를 측정하는 수단으로 자리매김하고 있다.

2.3.1.2 기술 파급의 개념

기술 파급(Technology Spillover)은 R&D 활동에 의해 개발된 새로운 기술지식이 다른 기업이나 산업의 생산성 증가에 영향을 미치는 것으로써 기술지식의 외부효과를 의미한다(Madsen,2007). 이러한 기술에 대한 파급효과는 전통적으로 기술혁신을 연구하는 연구자들 사이에서 체화된 파급효과(embodied spillover)와 비체화된 파급효과 (disembodied spillover)로 구분되어왔다(Cohen, Levinthal, 1989). 체화된 파급효과는 신기술에 의해 개발된 장비나 생산품들이 시장 안에서 산업간의 거래를 통하여 한 산업에서 다른 산업으로 이전되는 과정에서 발생하는 기술파급을 의미하고, 비체화된 파급효과는 특허나 학술지 또는 인적 네트워크를 통한 기술지식의 흐름이나 연구인력의 이동 등을 통해서 신기술이 파급되어 나가는 것을 의미한다(김문수, 오형식, 박용태, 1998).

〈표 2- 12〉 기술파급의 유형

구분	체화된 기술 파급	비체화된 기술파급
개념	기계, 장비 등 자본재가 매개가 된 기술파급	지식, 특허 등 개발 주체의 행위로 인한 기술파급
측정방법	산업연관 분석	기술인용도 분석
경로	산업 간의 거래, 시장거래를 통한 투입 산출에 따라 진행	특허, 학술지, 인적네트워크, 라이센싱, 인수합병 등

기술지식의 파급이나 흐름을 측정하는 방법에는 산업연관표를 이용한 접근방법, 특허흐름을 이용한 접근방법, 기술혁신흐름을 이용한 접근방법, 기술적 위치를 이용한 접근 방법이 있다(홍순기, 홍사균, 안두현, 1991).

산업연관표는 산업연관표와 고정자본 흐름행렬표의 투입과 산출 흐름을 이용하는 방법으로 타 산업으로부터 유입되는 중간재 또는 자본재의 양의 비례하여 기술지식이 들어온다고 가정하고 분석을 통해 파급 효과를 측정하는 것으로써 Terleckyj(1980)에 의해 처음 제시된 방법이다. 타 산업으로 부터 제품을 많이 구입할수록 타 산업으로 부터 유입되는 기술이 많아진다는 것을 전제로 하고 있다. 기술흐름행렬표는 투입-산출 개념을 확장시켜서 발명산업-이용산업으로 Scherer에의해 제시된 방법이 있다.

또한 특허의 인용관계를 활용하여서 기술의 파급을 측정하는 연구방법으로 특허의 인용정보를 통해 분석을 함으로써 특허들 간의 상호연관관계뿐만 아니라 상대적인 중요도를 파악을 할 수 있다. Jeffe, Trajtenberg(2002)는 특허의 인용정보가 기술의 파급을 잘 설명해 줄 수 있는 자료라고 하였고, 특허 정보는 지식의 흐름을 규명하는 자료로서 객관적이고 신뢰성 있는 자료라고 하였다(유선희, 이방래, 이용호, 원동규 2004).

2.3.2 특허의 인용과 기술 파급에 대한 선행연구

특허 인용관계로 기술 파급을 측정하는 방법으로는 Schmookler(1966)가 특허정보를 이용해 산업 간에 발생하는 기술지식의 흐름을 최초로 측정하였다. 미국의 특허 통계정보를 활용하여 발명활동으로 나타난 기술의 변화는 투자의 행위에 영향을 미친다고 실증 분석을 하였다. Verspagen과 De Loo (1999)는 특허정보를 활용하여 특허의 인용정보를 통해 창출된 기술 분야와 받아들이는 기술 분야를 2차원 기술흐름행렬표를 구축하고 기술파급을 측정하기 위한 방법을 제시 하였다.

Lin, Chen, Wu(2006)는 논문에서의 인용과 같이 특허의 인용을 생각해 볼 수 있다고 하였다. 하나의 특허가 다른 특허에 의해 참고되거나 인용되는 것으로 이를 인용하는 특허들을 통해 특허의 기술 및 기술에 대한 권리를 설명할 수

있고, 인용을 받는 특허 기술의 권리적 측면과 기술 파급 정도를 나타낼 수 있다고 하였다.

유선희, 이용호, 원동규 (2007)는 미국특허 중 USPC 455 기술군(원거리통신)이 다른 기술군에 미치는 파급효과를 추정하기 위해 지식의 흐름을 지식흐름행렬로 다른 분야로 파급된 특허들을 보고, 네트워크 분석을 통해 시각적으로 두 기술군 간에 상호작용이 존재하는 것을 파악하였으며, 대상 기술군의 유형을 확인하였다. 또한 타 분야로의 인용이 많아 파급효과가 큰 기술군을 구할 수 있는 지수인 기술파급지수 (CTI : Cited-patent analysis for Technology Impact)를 아래의 수식으로 표현하였다.

$$CTI_i = \frac{\sum_j TI_{ij(j \neq i)}}{S_i}$$

기술파급지수는 인용된 i 기술군의 기술적 파급지수를 의미하고 있다. $TI_{ij(j \neq i)}$ 는 i 기술군이 j 기술군으로 인용된 건수이고 동일한 기술 분야는 제외시켰다. Si는 측정 시점까지 i기술군의 총 등록 특허건수를 의미하고 있다. 기술파급지수(CTI)는 해당기술 군에서 타 기술군으로 인용된 특허수의 총 합을 해당 기술군의 총 특허건수로 나눈 값으로 기술군 내의 개별 특허 당 타 분야로 인용된 정도를 나타낸 것이다.

특허청(2012)은 기술의 파급을 나타내는 기술지식방출 다양성 지수를 아래의 수식으로 표현하였다. 해당 IP포트폴리오내의 특허가 후방특허에 미치는 지식의 흐름을 특허의 IPC 코드 종류의 수를 사용하여 구하고, IP포트폴리오의 전체 특허수로 나누어 특정 IP포트폴리오의 기술이 얼마나 다양한 기술영역으로 파급되는지 특성을 파악하는데 활용이 가능하다고 하였다.

$$\text{기술지식방출다양성지수} = \frac{IP\text{포트폴리오의후방인용된}IPC\text{종류}}{IP\text{포트폴리오의등록특허수}}$$

이재헌, 정명선, 이성상, 조근태(2016)는 특허의 확산성과에 영향을 미치는 요인에 대해서 확산성과를 특허의 인용과 기술이전으로 측정하고, 이에 영향을

미치는 요인을 연구자와 연구개발과정의 특성, 특허의 서지적 특성, 특허의 질적 특성 으로 구분하였다. 연구자와 연구개발과정의 특성에는 발명자수, 발명자 등급, 연구기간, 연구개발비 등을 변수로 사용하였고, 특허의 서지적 특성에는 청구항수, 해외특허건수, 출연연도를 변수로 포함하고, 특허의 질적 특성에는 특허의 기술성, 시장성, 신규성 등급을 사용하여 실증분석을 하였다. 분석 결과를 살펴보면 특허의 서지적 특성의 청구항수, 해외특허수와 질적 특성의 기술성 등급이 기술 및 시장 영역에서의 확산성과에 모두 양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

Yong-Gil, Jeong-Dong, Yong-Il(2006)은 한국전자통신연구원(ETRI)이 미국에 등록된 특허 1,000여건을 대상으로 피인용 횟수에 영향을 미치는 요인을 분석하였다. 연구팀 관련된 변수(발명자수, 자기인용수, 단독-공동 출원여부), 발명 관련된 변수(청구항수, 출원국가수, 비특허인용수, 발명의 주제분야) 및 인용국가와 관련된 변수(미국특허에서의 인용, 일본특허에서의 인용, 기타국가에서의 인용)로 3가지 측면에서 NB(negative binominal), ZAP(zero-altered possion), ZANB(zero altered negative binominal) 등의 모형을 이용하여 분석한 결과, 자기인용수, 청구항수, 미국특허에서의 인용 등이 피인용 횟수에 긍정적인 영향을 미치고, 출원 국가수는 부정적인 영향을 미친다고 하였다.

2.4 선행연구와의 차별성

선행연구를 통하여 특허 정보, 특허의 인용과 기술 파급에 관하여 연구한 연구자들에 대하여 살펴보았다. 기술의 파급에 대해서 설명하는 변수로 선행문헌에서는 특허의 인용정보, 기술이전 정보, 인용된 IPC 코드 종류수 등을 사용하여 분석하였는데, 본 연구에서는 기술의 파급을 타 분야로 파급된 특허들을 측정하기 위해서 특허 정보 중 IPC 코드를 사용하였으며, 동일한 IPC 코드로 파급된 것은 제외하고, IPC 코드가 다른 코드만 추출하여 분석하였다.

기술 분야는 국제특허분류코드인 IPC 코드를 사용하여 해당특허(母특허)와 해당특허(母 특허)를 인용한 특허(子 특허)간의 IPC 코드를 비교하여, IPC 코드가 다른 것들만 수치화하였다. IPC 코드를 사용하여 연구한 것은 IPC 코드는 국제적으로 통용되어 사용하는 코드이며, 특허 심사관에 의하여 엄격하게 부여되어진 코드이기에 사용하기에 적합하다고 판단하였다(Joo, Kim, 2010).

선행연구는 기술의 흐름을 측정하는 것에 대해서 산업연관표 (I/O), 기술흐름행렬 등을 사용하였고, 본 연구에서는 특허분류코드흐름표로 IPC 코드로 특허의 인용관계흐름을 알아보았다.

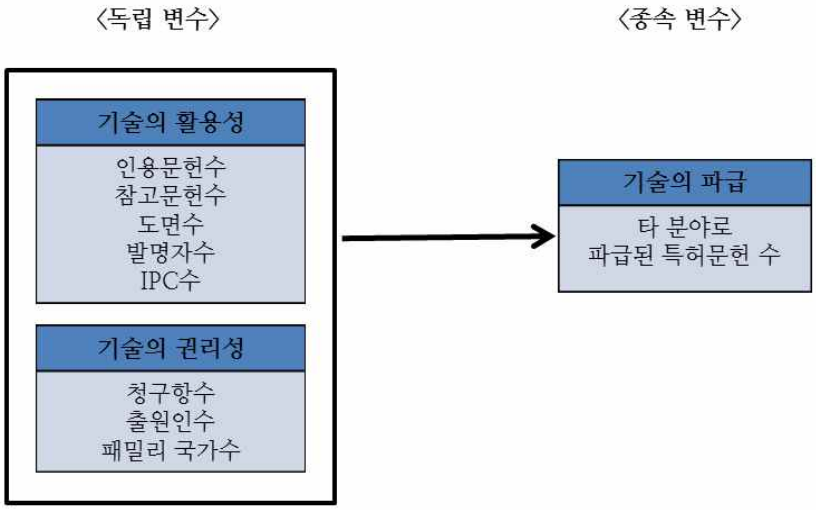
선행연구는 기술파급효과를 기술군의 연결망 분석, 기술지식방출 다양성지수로 기술파급지수 등으로 측정하였다. 본 연구에서는 기술파급지수를 사용하여 타 분야로 파급되는 정도를 측정하였으며, 기술파급지수를 측정하기 위해 필요한 변수인 타 분야로 파급된 특허문헌의 수를 예측하는 모형을 도출하여 실제 파급지수 측정값과 비교하여 보았다. 모집단 외에 최근에 출원한 특허에 대해서는 인용문헌이 적은 관계로 타 분야로 파급된 특허문헌수를 구하기 어려워서 연도구간별로 회귀식을 통해 타 분야로 파급된 특허문헌 수를 예측하기 위한 모형을 도출하였다.

Ⅲ. 연구 설계 및 조사 방법

3.1 연구 모형

본 연구는 인공지능 특허가 타 분야로 파급되는 데 영향을 미치는 특허정보의 요인을 분석하는 것으로써 〈그림 3-1〉과 같이 연구모형을 제시하였다.

본 연구는 특허 정보의 요인들과 파급된 특허 문헌 간에 상관관계를 갖고 있는 요인들을 분석하고, 상관관계가 있는 요인들만 도출하여, 타 분야로 파급된 특허문헌들에 영향을 미치는 특허정보들의 요인을 찾아서, 타 분야로 파급된 문헌의 수를 예측하는 모형을 제시하는 것이다. 타 분야로 파급된 특허 문헌수를 종속 변수로 하고, 종속변수에 영향을 미치는 독립변수를 기술의 활용성과 기술의 권리성 2가지 측면으로 분석하였다. 기술의 활용성에는 인용문헌수, 참고문헌 수, 도면수, 발명자수, IPC수 로 5가지 변수를 선정하였고, 기술의 권리성에는 청구항수, 출원인수, 패밀리 국가수로 3가지 변수를 선정하였다. 종속변수인 기술의 파급에는 타 분야로 파급된 특허 문헌수로써 인공지능 분야 특허의 IPC 코드(Sub-class)와 인용한 특허문헌들의 IPC 코드(Sub-class)를 비교하여 도출하였다.



〈그림 3-1〉 연구 모형

3.2 연구 가설

본 연구에서는 인공지능분야 특허정보가 타 분야로 파급된 특허 문헌의 수에 영향을 미치는 요인들에 대해 분석하기 위하여 〈그림 3-1〉에 제시한 연구 모형에 따라 연구 가설을 설정하였다.

3.2.1 특허 정보에 대한 가설 설정

기술의 활용성에 해당하는 5가지 변수인 인용문헌수, 참고문헌 수, 도면수, 발명자수, IPC수에 대한 가설 설정은 아래의 〈표 3-1〉과 같다.

〈표 3-1〉 기술의 활용성에 대한 연구가설

가설 1. 기술의 활용성은 기술의 파급에 유의한 영향을 줄 것이다.	
가설 1-1	인용문헌수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.
가설 1-2	참고문헌수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.
가설 1-3	도면수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.
가설 1-4	발명자수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.
가설 1-5	IPC수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.

가설 1-1은 인용문헌수와 타 분야로 파급된 특허의 문헌 수와 관련이 있는지 검증하는 것이다. 특허를 인용한 문헌이 많을수록 우수한 특허가 많다고 볼 수 있고, 인용한 문헌이 많으면 그 중 타 분야로 파급된 특허 문헌 또한 많다고 볼 수 있어 타 분야로 파급된 특허 문헌수에 영향을 미칠것으로 보았다. Hall, Jeffe, Trajtenberg(2005)는 미국에 등록된 특허의 인용정보를 활용하여

특허당 인용문헌이 한건씩 증가할수록 기업에 대한 시장가치가 3% 늘어난다고 실증 분석하였으며, 인용문헌이 많은 특허들이 경제적 가치가 있다고 하였다. 정선구, 양진선, 윤병운(2012)은 특허 인용정보를 활용하여 스위스 바테르 연구소가 개발한 DEMATEL 기법(복잡하게 연관된 문제들은 도해적으로 설명하거나 계량화하는 기법)으로 기술들 간의 인과구조와 파급력을 분석하여 기술의 파급력을 도출하는 방법론을 제안하였다.

가설 1-2는 참고문헌 수로 특허 출원 시 또는 심사 시 참고한 문헌들의 수로 참고문헌 수가 많다는 것은 해당 분야와 관련된 기술이 많고, 기술 개발이 활발히 진행되고 있다고 볼 수 있어서 타 분야로 파급된 기술 분야별 특허문헌수에 영향을 미칠 것으로 보았다. 유재복(2009)은 특허 인용의 영향 요인을 분석하는데 독립변수로 참고 문헌수를 사용하여 피인용 횟수와 상관관계가 있다고 연구하였다. 이재헌(2005)은 특허 출원 시 참고했던 선행 특허들의 인용관계를 분석하여 해당 기술의 원천 특허나 영향력이 있는 특허를 쉽게 찾을 수 있는 방법을 연구하였다.

가설 1-3은 도면수로 특허공보에 포함되어있는 도면의 총 수로써 기술의 대해 이해도를 높이는데 도움을 주는 요소로 볼 수 있다. 자세히 표현된 도면을 통해 후행 발명가의 기술에 대한 이해도를 높일 수 있고, 이로 인하여 응용된 특허출원을 할 수 있을 것으로 보여 타 분야로 파급된 특허문헌수에 영향을 미칠 것으로 보았다. 장관용(2014)은 도면이 특허 청구항의 내용을 표현한다는 점에서 도면수가 많은 특허는 당해업자가 상업적으로 활용이 높다고 하였고, 도면수와 등록유지일수 간에는 양(+)의 유의적 관계가 있다고 연구하였다. 송재국, 류태규, 윤장혁(2012)은 도면은 발명의 기술적 특징에 대해 설명한 것으로 도면의 수가 많다는 것은 이를 충실히 기재한 것으로 보았고, 도면의 수와 권리강도 간에는 정(+)의 영향을 미친다고 하였다.

가설 1-4는 발명자수가 해당 발명을 연구한 사람의 수로써 연구한 사람들의 규모가 클수록 연구의 완성도가 높을 것으로 판단되어 타 분야로 파급된 특

허문헌수에 영향을 미칠 것으로 보았다. Yong-Gil, Jeong-Dong, Yong-Il(2006)은 특정 기관을 대상으로 발명자수와 특허 피인용 횟수의 상관관계를 분석한 결과 상관관계가 없는 것으로 나타났지만, 장관용(2014)은 발명자수가 많아지면 등록유지일수에 영향을 준다고 하였고, 오랜 기간 동안 특허를 유지 한다는 것은 기업입장에서 중요한 특허이고, 중요한 연구에는 투입된 연구인력 또한 많을 것이라고 하였다.

가설 1-5는 IPC수로 특허공보에 기재되어 있는 국제특허분류코드(IPC 코드)의 수를 나타내는 것으로써 IPC 코드의 수가 많다는 것은 해당 발명에 여러 기술 분야가 포함되어 있고, 해당 발명을 통해 다양한 분야로 인용될 수 있다는 것을 나타낸다. 따라서 타 분야로 파급된 특허문헌수에 영향을 미칠 것으로 보았다.. 유재복(2009)는 IPC수와 피인용 횟수 간에 유의미한 상관관계가 있다고 하였다.

3.2.2 기술의 시장성에 대한 가설설정

기술의 권리성에 해당하는 3가지 변수인 청구항수, 출원인수, 패밀리 국가수에 대한 가설 설정은 아래의 〈표 3-2〉와 같다.

〈표 3-2〉 기술의 권리에 대한 연구가설

가설 2. 기술의 권리성은 기술 파급에 유의한 영향을 줄 것이다.	
가설 2-1	청구항수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.
가설 2-2	출원인수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.
가설 2-3	패밀리국가수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.

가설 2-1은 청구항수로 청구항은 해당 발명에 대한 특허권리의 범위이며, 하나의 청구항을 하나의 특허로 간주하는 경향이 있기 때문에 하나의 발명에 청구항이 여러항 존재 한다면, 여러 개의 특허가 포함되어 있다고 볼 수 있다. 따라서 청구항수는 타 분야로 파급된 특허 문헌수에 영향을 미칠 것으로 보았다. 이재헌, 정명선, 이성상, 조근태 (2016)은 청구항수가 기술 및 시장영역에서 확산성과에 양(+)의 영향을 미친다고 하였다.

가설 2-2는 출원인수로 출원인은 특허를 출원하는 주체를 나타내며, 자연인이나 법인명으로 표기되어 진다. 출원인수가 많다는 것은 해당 발명에 대해 공동으로 연구를 진행한 것을 의미한다. 공동 연구를 통해 연구한 결과물은 단독으로한 결과물 보다 높은 성과를 낼 수 있을 것이라 판단되어 연구 성과가 높은 기술은 후속 연구도 활발히 진행될 것이라 생각되어, 출원인수가 많으면 타 분야로 파급된 특허문헌수에 영향을 미칠 것이라고 보았다. 김강회(2013)의 연구에 따르면, 단독연구가 공동연구에 의해 출원된 특허보다 품질 평가가 더 높지만, 공동연구의 경우에는 국제 공동연구의 성과가 우수하다고 실증분석을 하였다.

가설 2-3은 패밀리 국가수로 해당 발명이 출원된 국가의 수로 일반적으로 우수한 발명이거나 시장의 확보가 필요한 발명일 경우에 시간과 비용이 들지만 여러 국가에 특허 출원을 하는 경향이 있다. 여러 국가에 출원된 특허를 통해 후행연구자들이 인용하여 연구를 할 수 있어서 패밀리 국가수가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 영향을 미칠 것이라고 보았다. 김금란(2013)은 패밀리 국가수와 피인용 문헌수를 활용하여 핵심특허를 도출하는 연구를 하였다.

3.3 변수의 조작적정의

본 연구에서 필요한 데이터는 WIPS의 WINTELIPS DB를 통해 수집하였다. 독립변수 및 종속변수의 조작적 정의는 〈표 3-3〉과 같이 정리하였다.

〈표 3-3〉 변수의 조작적 정의

구분	연구 변수	조작적 정의
독립변수 (기술의 활용성)	인용문헌수	특허를 인용한 후행 특허의 문헌 수
	참고문헌수	특허 출원시 출원인이 인용한 선행 문헌 수 및 심사관이 심사시 참고한 선행문헌의 수
	도면수	특허 공보에 기입된 도면의 수
	발명자수	특허 공보에 기재된 발명자의 수
독립변수 (기술의 권리성)	IPC수	특허 공보에 기재되어 있는 IPC의 개수
	청구항수	특허 공보에 기재된 청구항의 수
	출원인수	특허 공보에 기재된 출원인의 수
	패밀리 국가수	우선권 주장번호 및 출원번호가 동일한 특허가 출원된 국가의 수
종속변수 (기술의 파급)	타 분야로 파급된 특허문헌 수	파급된 특허 중 동일한 기술 분야를 제외한 문헌의 수 (기술 분야는 IPC 코드 Sub-class 비교)

독립 변수 중 인용문헌수는 해당 특허를 인용한 후행 특허 문헌 수로써 분석 대상 특허 개별 당 인용 문헌수를 사용하였다. 이때, 인용 문헌이 존재하지 않는 특허는 제외하였다.

종속 변수인 타 분야로 파급된 특허문헌수는 해당 특허의 IPC 코드와 이를 인용한 특허들의 IPC 코드(Sub-class)와 각각 비교하여 파급된 특허들이 해당 특허의 기술 분야와 같은 기술 분야인지, 다른 기술 분야인지를 분리하여 다른 기술 분야의 특허 문헌의 수만 산출하였다.

IPC 코드는 특허 공보에 표기 되어 있는 국제적으로 통일된 분류코드로써, 출원된 발명을 대표할 수 있는 기술 분야를 IPC 코드로 부여한다. 발명과 관련된 기술 분야가 단독일 경우에는 하나의 주분류만 부여한다. 하지만, 발명의 내용이 여러 개일 경우에는 출원 발명과 관련된 기술 분야를 주분류로 하고, 그 외의 다른 기술 분류는 부분류로 부여한다(심재륜, 2015). 본 연구에서는 IPC 코드 주분류를 사용하여 분석하였다. IPC 코드의 분류체계는 최상위 계층인 섹션(Section)에서부터 클래스(Class), 서브 클래스(Sub-class), 메인 그룹(Main-group), 서브 그룹(Sub-group)로 구성되고, 레벨이 내려갈수록 기술 분야는 세분화 된다. 예를 들어 IPC 코드 G06N-003/02의 구조 및 정의를 〈표 3-4〉에서 나타냈다. 본 연구에서 IPC 코드는 서브 클래스(Sub-class)까지 가공하여 사용하였다.

〈표 3-4〉 IPC 코드 분류 구조 예시

섹션	클래스	서브클래스	메인그룹	서브그룹	IPC 코드 설명
G					물리학
G	06				산술논리연산; 계산; 계수
G	06	N			특정 계산모델 방식의 컴퓨터시스템
G	06	N	003		생체모델기반 컴퓨터시스템
G	06	N	003	02	신경망 모델을 사용하는 것

3.4 연구방법

본 연구는 특허 정보가 기술의 파급에 영향을 주는 요인을 인공지능 분야 특허를 대상으로 분석하기 위하여 WIPS(Worldwide Intellectual Property Service)의 WINTELIPS 데이터베이스를 사용하여 특허 데이터를 수집하였다.

미국의 인공지능 기술 분야 특허를 미국 특허분류코드인 USPC(United States Patent Classification) 706(Artificial Intelligence)을 사용하여 데이터를 수집하였다.

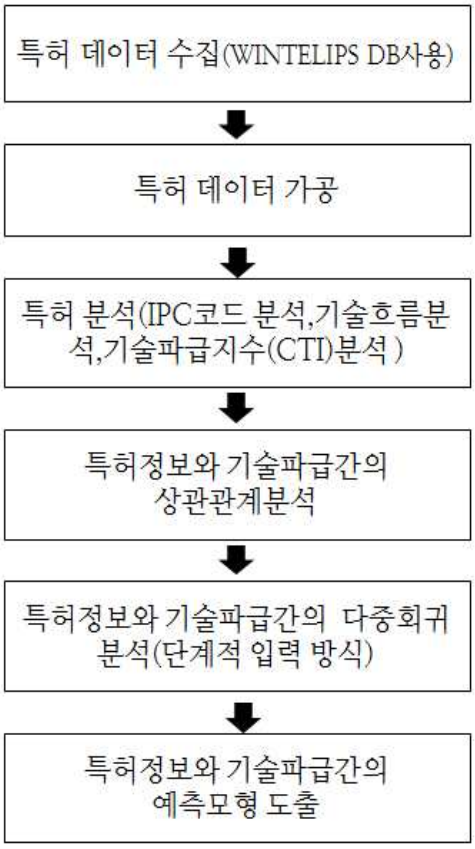
특허 정보 중 인용문헌수, 참고문헌 수, 도면수, 발명자수, IPC수, 청구항수, 출원인수, 패밀리 국가수, IPC 코드(Sub-class) 등을 추출하였다. 추출된 특허 정보 중 IPC 코드를 활용하여 인공지능 기술 분야별 특허 동향을 살펴보았다. 가장 많이 출원되고 있는 기술 분야를 IPC 코드를 통해 살펴보았다. 또한 인공지능 분야에서 기술파급이 큰 기술 분야를 IPC 코드를 사용하여 기술파급지수(CTI)를 산출하였다. 인공지능 분야에서 활발히 출원되고 있는 기술 분야와 기술파급지수를 통해 도출된 파급이 큰 기술 분야를 비교하였다.

인공지능분야 특허 중 기술의 파급이 큰 분야를 선점하기 위해서 특허정보의 요인들이 타 분야로 파급에 유의한 영향을 미치는지 확인하기 위해서, 기술의 활용성(인용문헌수, 참고문헌 수, 도면수, 발명자수)과 기술의 권리성(IPC수, 청구항수, 출원인수, 패밀리 국가수)이 타 분야로 파급된 특허문헌 수와 상관관계가 있는지 상관분석을 실시하였다.

상관관계분석을 통해서 상관관계가 있는 특허 정보만을 사용하여 다중회귀분석을 단계적 입력 방식으로 진행하였다. 다중회귀분석을 통하여서 타 분야로 파급된 특허문헌 수에 영향력이 있는 변수로 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수가 차례로 4단계에 걸쳐서 도출되었고, 해당 변수들로만 이루어진 예측모형을 도출할 수 있었다. 각각의 특허가 타 분야로 파급된 특허의 수와 예측모형을 통해 산출된 타 분야로 파급된 특허문헌 수를 비교하였다.

해당 연구 결과를 통해서 최근에 등록한 특허에 대해서도 타 분야로 파급이 큰 특허를 도출하고자 모집단 내 2000년부터 2015년까지 특허들에 대해서 연도구간별로 예측모형 도출 하였다. 도출된 예측 모형의 회귀계수를 활용하여 최

근 특허정보로도 기술파급을 예측할 수 있는 예측모형을 도출하였다. 연구방법은 〈그림 3-2〉을 통해 확인해 볼 수 있다. 해당 연구는 SPSS 22 version 프로그램으로 분석을 하였다.



〈그림 3-2〉 연구방법 절차

Ⅳ 실증분석 및 가설검정

4.1 실증 자료의 구축

4.1.1 데이터의 수집 및 분석

본 연구는 특허 정보가 기술의 파급에 영향을 주는 요인을 인공지능 분야의 특허 대상으로 분석하기 위하여 특허 데이터를 WIPS(Worldwide Intellectual Property Service)의 WINTELIPS 데이터베이스를 사용하였다. 미국의 인공지능 기술 분야 특허를 미국 특허분류코드인 USPC 706(Artificial Intelligence)을 사용하여 추출하였다. 데이터는 미국에서 출원한 1976년부터 2015년까지 출원한 특허의 등록문헌과 이를 인용한 특허 문헌을 추출하였다. 최근 4차 산업혁명 시대의 시작이라고 보고 있는 독일의 industry 4.0 전략을 발표한 시점 기준으로 인공지능기술의 영향을 보기 위하여 2011년부터 2015년까지 등록된 인용문헌이 존재하는 특허문헌 10,251건으로 모집단을 구성하였다. 모집단에 대한 각 항목들의 설명은 아래 〈표 4-1〉에 제시하였다.

〈표 4-1〉 모집단 항목

구분	내용
종류	특허 DATA
대상국가	미국
분석기간	1976.01.01~2015.12.31(출원일기준)
활용DB	WINTELIPS DB
분석대상	인공지능 (USPC 706) 특허

인공지능 기술 분야를 분석하기 위해서 국제특허분류코드(IPC 코드)를 사용하였다. IPC 코드는 표기형식이 섹션(Section), 클래스(Class), 서브클래스(Sub-class), 메인그룹(Main-group), 서브그룹(Sub-group)로 나누어 표현되며, 계층적인 구조를 가지고 있다. 본 연구에서는 IPC 코드 서브 클래스(Sub-class)까지 가공하여 분석하였다.

연구가 활발히 진행되어 특허 출원이 많은 기술 분야를 IPC 코드를 통해 분석하였다. 인공지능 기술 분야에서 활발히 연구되고 있는 기술 분야를 살펴보면, G06F로 전기에 의한 디지털 데이터 처리 관련된 기술이 가장 활발히 연구되고 있는 기술 분야라고 볼 수 있다. 그 뒤로 G06N G05B G06E 순으로 〈표 4-2〉에서 살펴 볼 수 있다. 〈표4-2〉는 가장 많이 부여된 IPC 코드를 1위부터 10위까지 나타낸 것이다.

〈표 4-2〉 IPC 코드별 특허 문헌수

No.	IPC 코드 (Sub-Class)	특허문헌 수
1	G06F	5504
2	G06N	1541
3	G05B	430
4	G06E	348
5	G06K	307
6	G06Q	269
7	G09B	139
8	G06G	117
9	H04L	87
10	G06T	78
⋮		

가장 많이 출원되어 있는 IPC 코드의 의미를 IPC 코드 서브 클래스(Sub-Class)까지의 정의를 〈표 4-3〉를 통해 나타냈다.

〈표 4-3〉 IPC 코드별 의미

No.	IPC 코드 (Sub-Class)	의 미
1	G06F	전기에 의한 디지털 데이터 처리
2	G06N	특허 계산 모델 방식의 컴퓨터 시스템
3	G05B	제어계 또는 조정계 일반; 이와 같은 계의 기능요소; 이와 같은 계 또는 요소의 감시 또는 시험장치
4	G06E	광학 계산 장치
5	G06K	데이터의 인식;데이터의 표시; 기록매체; 기록매체의 취급
6	G06Q	관리용, 상업용, 금융용, 경영용, 감독용 또는 예측용으로 특히 적합한 데이터 처리 시스템 또는 방법
7	G09B	교육용 또는 교시용의 기구; 맹인 또는 농아자와의 의사를 소통하기 위한 교습용 기구; 모형;
8	G06G	아날로그 컴퓨터
9	H04L	디지털 정보의 전송, 예. 전신통신
10	G06T	이미지 데이터 처리 또는 발생, 일반
⋮		

인공지능 특허와 파급된 기술 분야와의 흐름을 알기 위해 특허의 흐름을 이용하는 방법 중 기술지식흐름을 계측하는 지식흐름행렬표를 참고하여 〈그림 4-1〉과 같이 특허분류코드흐름표를 나타냈다. 〈그림 4-1〉과 같이 열에는 원데이터의 IPC 코드를 행에는 원데이터를 인용한 특허의 IPC 코드를 넣어 인공지능분야 특허의 IPC 코드간의 흐름을 보았다. 해당 표를 통하여 하나의 기술 분야가 파급되는 기술 분야를 쉽게 파악할 수 있다.

	F_IPC																							
O_IPC	A01B	A01C	A01D	A01F	A01G	A01H	A01J	A01K	A01M	A01N	A06K	A22B	A22C	A23C	A23G	A23J	A23L	A23P	A41C	A41D	A41H	A42B	A44B	A44C
A01B	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A01D	3	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A01G	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A01K	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A21C	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A22B	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A22C	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A23G	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A41H	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0
A43B	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A45D	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A47C	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A47J	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A47L	1	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A61B	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1
A61C	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

〈그림 4-1〉 특허분류코드흐름표

〈그림 4-1〉에서 인공지능분야 특허와 인용한 특허의 IPC 코드의 흐름을 보면 A01B가 A01C와 A01G로 파급되고 각각 2건 1건의 특허가 출원되어 있는 것을 알 수 있다. 특허분류코드흐름표를 통하여 기술 분야의 파급과 파급된 특허 수도 알 수 있다. 특허분류코드흐름표를 통해 동일한 기술 분야로 파급된 것을 제외하고 타 분야로 파급된 특허문헌 수를 도출 할 수 있다. 따라서, 도출된 타 분야로 파급된 특허문헌 수를 이용하여 아래의 기술파급지수(CTI)를 측정할 수 있다.

$$CTI_i = \frac{\sum_j TI_{ij(j \neq i)}}{S_i}$$

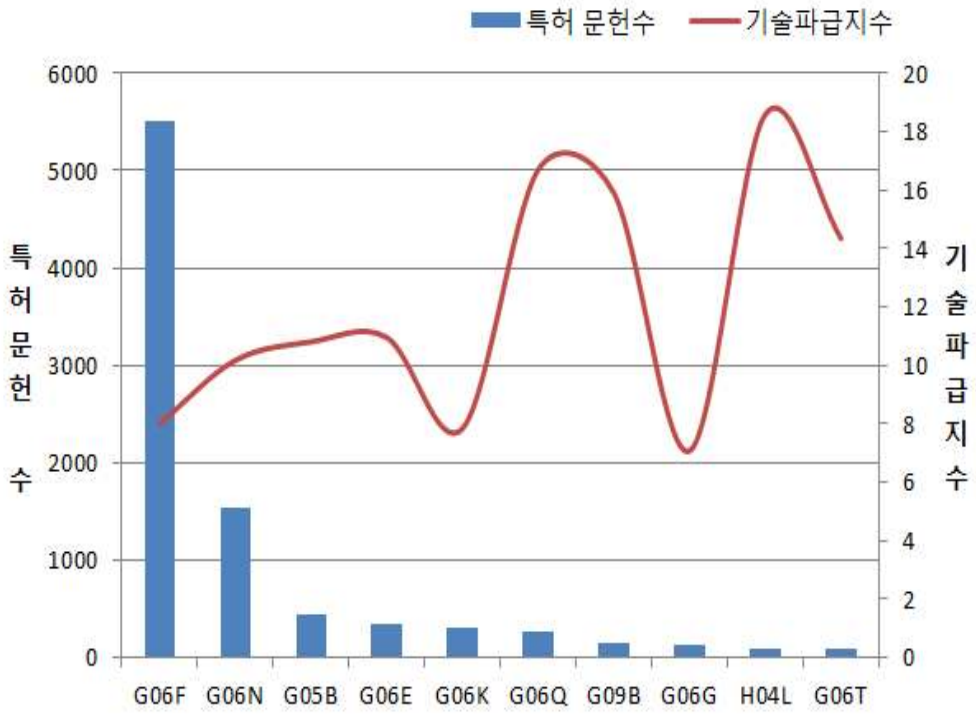
기술파급지수는 i기술 분야에서 j기술 분야로 파급된 기술 분야의 특허문헌 수를 i기술 분야의 총 특허수로 나눈 값이다. i기술 분야에서 j기술 분야로 파급된 기술 분야의 특허문헌 수를 구할 때 동일한 기술 분야로의 파급된 특허는 제외하고 산출한다(유선희, 이용호, 원동규, 2007).

인공지능 분야의 CTI지수를 산출한 결과 타 분야로 파급이 큰 기술 분야는 〈표 4-4〉에서 확인할 수 있듯이 1위가 G09G로 정적수단을 사용하여 가변정보를 표시하는 표시장치의 제어를 위한 장치 또는 회로를 의미하는 기술 분야이며 기술파급지수가 82.62로 가장 높았고, 그 뒤를 이어서 B60Q로 차량의 일반적인 신호 또는 조명장치의 배치, 그것의 또는 그것을 위한 회로의 장착 또는 지지이며, 기술파급지수가 73.00이다 그리고 그 다음으로는 G04G로 전자시계가 기술파급지수가 61.00로 기술파급지수가 높게 나타났다.

〈표 4-4〉 IPC 코드별 기술파급지수

No.	IPC 코드 (Sub-Class)	CTI
1	G09G	83.615
2	B60Q	77.000
3	G04G	61.000
4	A61J	47.000
5	A47L	42.667
6	A61C	38.000
7	A61G	37.000
8	F02P	36.000
9	B60R	35.125
10	B61C	35.000
⋮		

기술 분야별 특허 출원수와 기술파급지수 분석을 통해서 특정 기술 분야의 특허가 많이 출원 되었다고 해당 기술 분야가 타 분야로 파급이 많이 되는 것은 아닌 것을 알 수 있다. 인공지능 분야의 특허 중 가장 많이 출원된 기술 분야와 타 분야로 파급된 특허가 많은 기술 분야는 〈그림 4-2〉의 그래프를 통해서 다르다는 것을 알 수 있다.



〈그림 4-2〉 IPC 코드별 특허수와 기술파급지수 비교

4.1.2 기술통계분석

본 연구에서 수집된 자료의 주요 변수들에 대한 일반적 특성을 알아보기 위하여 기술통계분석 결과를 〈표 4-5〉에 나타냈다.

〈표 4-5〉 기술 통계 분석 결과

구분		N	최소값	최대값	평균	표준편차
기술의 파급	타 분야로 파급된 특허문헌수	10,251	1	354	9.55	16.954
기술의 활용성	인용문헌수	10,251	1	975	34.93	54.653
	참고문헌수	10,251	1	3058	23.10	62.109
	도면수	10,251	0	317	8.94	12.371
	발명자수	10,251	1	32	2.73	1.904
	IPC수	10,251	1	29	3.81	2.943
기술의 권리성	청구항수	10,251	1	760	21.88	17.885
	출원인수	10,251	1	9	1.97	0.317
	패밀리 국가수	10,251	1	23	2.89	2.689

기술의 파급인 타 분야로 파급된 특허문헌 수의 최솟값은 1.00, 최댓값은 354.00, 평균값은 9.55, 표준편차는 16.954로, 기술의 활용성 측면에 인용문헌수의 최솟값은 1.00, 최댓값은 957.00, 평균값은 34.93, 표준편차는 54.563로, 참고문헌수의 최솟값은 1.00, 최댓값은 3058.00, 평균값은 23.10, 표준편차는 62.109로, 도면수의 최솟값은 .00, 최댓값은 317.00, 평균값은 8.94, 표준편차는 12.371로, 발명자수의 최솟값은 1.00, 최댓값은 32.00, 평균값은 2.73, 표준편차는 1.904로, IPC수의 최솟값은 1.00, 최댓값은 29.00, 평균값은 3.81, 표준편차는 2.943로, 기술의 권리성에 청구항수의 최솟값은 1.00, 최댓값은 760.00, 평균값은 21.88, 표준편차는 17.885로, 출원인수의 최솟값은 1.00, 최댓값은 9.00, 평균값은 1.97,표준편차는 0.317로, 패밀리 국가수의 최솟값은 1.00, 최댓값은 23.00, 평균값은 2.89, 표준편차는 2.689로 나타났다.

4.2 가설의 검정

4.2.1 상관관계 분석

상관관계분석(Correlation analysis)는 두 변수간의 관련성을 분석하는 것이다. 따라서 종속변수 인 타 분야로 파급된 특허 문헌 수와 기술의 활용성과 기술의 권리성에 속하는 독립 변수간의 관련성을 보려고 한다. 본 연구는 상관관계에서 Pearson의 상관관계를 사용하여 연구모형에서 제시한 기술의 활용성과 기술의 권리성의 변수와 타 분야로 파급된 특허문헌 수 사이의 상관관계를 분석한 결과를 〈표 4-6〉과 〈표 4-7〉에 나타냈다. r은 Pearson 상관계수이고, p는 유의 확률이다

〈표 4-6〉 기술의 활용성과 상관관계 분석 결과

항목		인용문헌수	참고문헌 수	도면수	발명자수
타 분야로 파급된 특허문헌수	r	.799**	.043**	.060**	.043**
	p	.000	.0800	.000	.000

〈표 4-7〉 기술의 권리성과 상관관계 분석 결과

항목		IPC수	청구항수	출원인수	패밀리 국가수
타 분야로 파급된 특허문헌수	r	.078**	.119**	-.044**	. 085**
	p	.000	.000	.000	.000

**상관계수는 0.01 수준(양쪽)에서 유의.

상관관계를 분석한 결과에서 높은 상관관계로 두 변수 간에 선형관계를 보이면, 상관계수는 1 또는 −1이 나온다. 일반적으로 상관계수의 절대값이 0.4~0.7 미만으로 나오면, 다소 높은 상과관계가 존재하고, 절대값이 0.2~0.4 미만으로 나오면, 낮은 상관관계가 있다고 본다. 하지만, 0.2이하면 상관관계가 거의 없다고 보고 있다(송지준, 2009).

상관관계를 분석한 결과 타 분야로 파급된 특허문헌수와 인용문헌수는 0.799(0.000), 참고문헌 수는 0.43(0.000), 도면수는0.60(0.000), 발명자수는 0.43(0.000), IPC수는 0.078(0.000), 청구항수는 0.119(0.000), 패밀리 국가수는 0.085(0.000)으로 양(+)의상관관계가 있고, 출원인수는 −0.044(0.000)으로 음(−)의 상관관계가 있다는 것으로 나타났으며, 상관관계는 1%의 수준에서 유의적으로 나타났다. 타 분야로 파급된 특허문헌수와 모든 독립변수인 변수들 사이에는 상관관계가 있는 것으로 나왔다.

4.2.2 다중회귀분석

상관관계분석을 통해 타 분야로 파급된 특허문헌 수와 상관관계가 있는 변수를 확인하고, 다중회귀분석을 실시하기 위해 독립변수로 기술의 활용성에 인용문헌수, 참고 문헌수, 도면수, 발명자수, IPC수를 기술의 권리성에 청구항수, 출원인수, 패밀리 국가수를 사용하였다.

독립변수들이 종속변수에 영향력 있는 변수들만 회귀식에 포함시키기 위해서 다중회귀분석방법 중 단계별 입력방식(step wise regression)으로 검증하였다. 단계별 입력 방식이란 목적 변수와 가장 관계가 강한 설명 변수 하나를 선택한 후, 그 다음에 그 변수와 짝을 지었을 때 가장 기여율이 높은 변수를 선택하는 과정을 순차적으로 반복하는 것이며, 선택한 변수 중에서 불필요한 변수가 있을 때에는 그 변수를 제거하는 방법이다.

인공지능분야 특허 대상으로 단계별 입력방식으로 다중회귀분석을 실시한 결과 R^2값은 .644로 인공지능분야의 타 분야로 파급된 특허문헌 수를 나타내는 모형의 설명력은 약 64.4%로 나타났다. Durbin-Watson 지수가 1.892로 나타나 2에 근접하고, 0 또는 4에 가깝지 않기 때문에 자기상관 없이 독립적인 것으

로 나타났다. 독립변수들의 VIF 값이 10 미만으로 본 데이터는 회귀분석을 실시하기에 적합한 데이터로 확인 할 수 있다. 특허정보가 타 분야로 파급된 특허 문헌수에 미치는 영향에 대한 다중회귀분석의 결과는 〈표 4-8〉 부터 〈표 4-11〉을 통해 나타냈다.

〈표 4-8〉 다중회귀분석 결과 (1단계)

1단계	B	SE	β	t	p	공차	VIF
(상수)	.242	.135		1.790	.073		
인용문헌수	.230	.002	.799	121.609	.000	1.000	1.000
R^2=.639, F=14788.746,							

단계적 입력 방식으로 다중회귀분석을 한 결과 1단계는 인용문헌수가 가장 영향이 크며, F값은 14788.746이며, 유의확률이 .000(p<.01)이고, 설명력이 63.9%로 나타났다.

〈표 4-9〉 다중회귀분석 결과 (2단계)

2단계	B	SE	β	t	p	공차	VIF
(상수)	-.575	.155		-3.704	.000		
인용문헌수	.231	.002	.800	122.503	.000	1.000	1.000
도면수	.090	.009	.068	10.477	.000	1.000	1.000
R^2=.643, F=7545.359							

2단계는 인용문헌수에 도면수가 추가되면서, F값은 7545.359이며, 인용문헌수와 도면수는 유의확률이 .000(p<.001)으로 나타났고, 설명력이 64.3%로 도면수가 추가되면서 0.4%의 설명력이 증가하였다.

〈표 4-10〉 다중회귀분석 결과 (3단계)

3단계	B	SE	β	t	p	공차	VIF
(상수)	-1.006	.212		-4743	.000		
인용문헌수	.230	.002	.798	121.948	.000	.994	1.006
도면수	.092	.009	.070	10.651	.000	.996	1.004
IPC수	.109	.037	.020	2.979	.003	.990	1.010
R^2=.644,F=5037.932							

3단계는 IPC수가 추가되면서, F값은 5037.932이며, 인용문헌수와 도면수는 유의확률이 .000(p<.001)이고, IPC수는 유의확률이 0.003(p<.01)으로 나타났고, 설명력이 64.4%로 나타났다. IPC수가 추가되면서 설명력이 0.1% 증가하였다.

〈표 4-11〉 다중회귀분석 결과 (4단계)

4단계	B	SE	β	t	p	공차	VIF
(상수)	-1.198	.228		-5.252	.000		
인용문헌수	.230	.002	.797	121.578	.000	.990	1.011
도면수	.090	.009	.068	10.390	.000	.987	1.013
IPC수	.094	0.7	.017	2.531	.011	.959	1.043
패밀리국가수	.093	0.41	.015	2.284	.022	.957	1.045
R^2=.644, F=3781.657, Durbin-Watson = 1.892							

*p<.05, **p<.01, ***p<.001

4단계는 패밀리 국가수가 추가되면서, F값은 3781.657이고, 인용문헌수와 도면수는 유의확률이 0.000(p<.001)이고, IPC수는 유의확률이 0.011(p<.05)이고, 패밀리 국가수는 유의확률이 0.022(p<.05)이고, 설명력이 64.4%인 것으로 나타났다.

단계적 입력 방식에 의한 다중회귀분석을 실시한 결과 총 4단계를 거쳐서 1단계에는 인용문헌수, 2단계에는 인용문헌수, 도면수, 3단계에는 인용문헌수, 도면수, IPC수, 4단계에는 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수가 선정되었으며, 참고문헌수, 발명자수, 청구항수, 출원인수는 제외되었다.

따라서, 기술의 활용성에 인용문헌수가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 미칠 것이라는 가설 1-1은 채택되었으며, 참고문헌수가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 미칠 것이라는 가설 1-2는 기각, 도면수가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 미칠 것이라는 가설 1-3은 채택, 발명자수가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 미칠 것이라는 가설 1-4는 기각, IPC수가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 미칠 것이라는 가설 1-5는 채택되었다.

기술의 권리성에 청구항수가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 미칠 것이라는 가설 2-1은 기각되었으며, 출원인수가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 미칠 것이라는 가설 2-2는 기각, 패밀리국가수가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 미칠 것이라는 가설 2-2은 채택되었다.

다중회귀분석 결과 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수의 회귀계수(β)가 정(+)의 영향을 미치고 있고, 유의한 결과를 보이고 있어, 각 변수별 회귀계수(β)를 살펴보면 인용문헌수가 0.230, 도면수가 0.090, IPC수가 .0094, 패밀리 국가수가 0.093로 나타났다. 이를 토대로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형을 〈표 4-12〉와 같이 구현하였다

〈표 4-12〉 타 분야로 파급된 특허문헌 수의 예측모형

타 분야로 파급된 특허문헌 수의 예측식
타 분야로 파급된 특허문헌 수 = -1.198+(0.230 x 인용문헌수) + (0.09 x 도면수) + (0.090 x IPC수)+ (0.093 x 패밀리국가수)

4.3 가설 검정 결과

인공지능 특허의 파급된 기술 분야의 특허문헌 수에 영향을 미치는 특허정보의 요인을 검증하기 위하여 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 실시하였다. 연구가설의 검정결과를 〈표 4-13〉과 〈표 4-14〉로 나타냈다.

〈표 4-13〉 기술의 활용성 연구가설 검정결과

가 설		결과
가설 1. 기술의 활용성은 기술의 파급에 유의한 영향을 줄 것이다.		**부분 채택**
가설 1-1	인용문헌수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.	채택
가설 1-2	참고문헌수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.	기각
가설 1-3	도면수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.	채택
가설 1-4	발명자수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.	기각
가설 1-5	IPC수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.	채택

기술의 활용성에 인용문헌수 (t=121.57, p=.000＜.05), 도면수(t=.090, p=.000＜.05), IPC수(t=.093, p=.000＜.05)가 기술의 파급에 미치는 영향이 유의한 것으로 나타나 채택이 되었고, 참고문헌수와 발명자수는 유의하지 않은 것으로 나타나 기각되었다.

〈표 4-14〉 기술의 권리성 연구가설 검정결과

가 설		결과
가설 2. 기술의 권리성은 기술 파급에 유의한 영향을 줄 것이다.		**부분 채택**
가설 2-1	청구항수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.	기각
가설 2-2	출원인수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.	기각
가설 2-3	패밀리국가수는 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 줄 것이다.	채택

기술의 권리성에 패밀리 국가수 (t=.093, p=.000＜.05)가 기술의 파급에 유의한 것으로 나타나 채택이 되었고, 청구항수와 출원인수는 유의하지 않은 것으로 나타나 기각되었다.

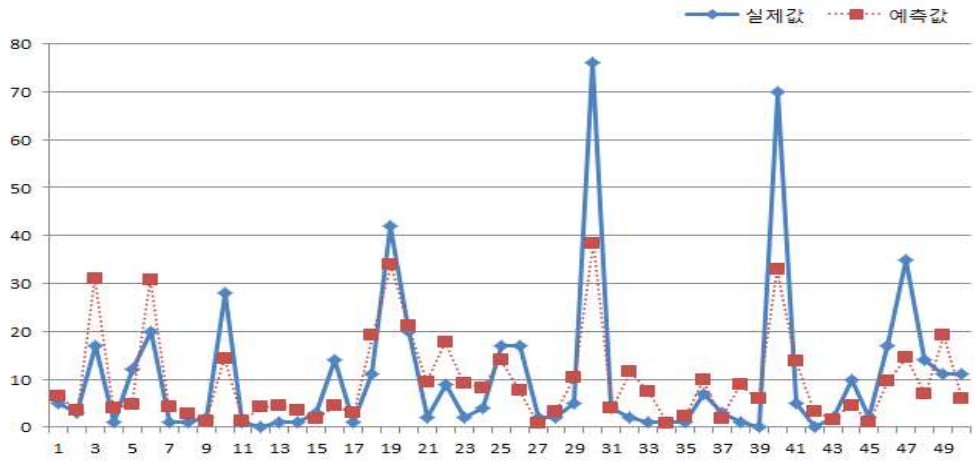
4.3.1 예측값과 실제값 차이 비교

앞서 구현한 예측모형인 '타 분야로 파급된 특허문헌 수 = -1.198 + (0.230 x 인용문헌수) + (0.09 x 도면수) + (0.094 x IPC수) + (0.093 x 패밀리 국가수)'의 수식에 따라 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측값과 실제값의 차이를 보기위해 〈표 4-15〉와 같이 인공지능분야의 특허를 50건을 선정하여 비교하여 보았다. 타 분야로 파급된 특허 문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 절대값의 평균을 산출해보니 6.05로 나타났다.

〈표 4-15〉 실제값과 예측값 비교

No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차	No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차
1	07/810005	5	6.57	1.57	26	09/476615	17	7.72	9.27
2	08/888361	3	3.47	0.47	27	09/485445	2	0.78	1.22
3	09/061706	17	31.07	14.07	28	09/487467	2	3.39	1.39
4	09/100595	1	4.09	3.09	29	09/495509	5	10.44	5.44
5	09/122284	12	4.61	7.38	30	09/498271	76	38.37	37.62
6	09/163848	20	30.81	10.81	31	09/498882	4	3.96	0.03
7	09/206663	1	4.13	3.13	32	09/500269	2	11.48	9.48
8	09/269972	1	2.83	1.83	33	09/506948	1	7.39	6.39
9	09/281745	2	1.2	0.71	34	09/507966	1	0.86	0.13
10	09/302154	28	14.38	13.61	35	09/508042	1	2.31	1.31
11	09/341232	1	1.42	0.42	36	09/517952	7	9.86	2.86
12	09/349494	0	4.18	4.18	37	09/520257	3	1.83	1.16
13	09/359599	1	4.58	3.58	38	09/520578	1	8.79	7.79
14	09/360472	1	3.39	2.39	39	09/520678	0	5.93	5.93
15	09/427802	3	1.84	1.15	40	09/521242	70	32.85	37.14
16	09/430767	14	4.49	9.50	41	09/524140	5	13.87	8.87
17	09/434662	1	3.01	2.01	42	09/524408	0	3.27	3.27
18	09/449773	11	19.13	8.13	43	09/530983	2	1.57	0.43
19	09/457608	42	33.86	8.14	44	09/534950	10	4.59	5.41
20	09/460708	20	21.26	1.26	45	09/537659	2	1.15	0.84
21	09/465143	2	9.50	7.50	46	09/539651	17	9.68	7.31
22	09/466041	9	17.62	8.62	47	09/565584	35	14.4	0.43
23	09/468222	2	9.24	7.24	48	09/574566	14	6.92	5.41
24	09/471689	4	8.27	4.27	49	09/588681	11	19.1	8.10
25	09/476141	17	14.00	2.99	50	09/598750	11	5.88	7.31
50건의 평균값							10.34	9.71	6.05

〈표 4-15〉를 통해서 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-3〉에 나타냈다. 〈그림 4-3〉의 그래프로 봤을 때, 전반적으로 비슷하게 나타나는 것을 알 수 있다.



〈그림 4-3〉 실제값과 예측값 추이

각 특허문헌 별로 타 분야로 파급된 특허문헌 수의 실제값과 예측값을 분석한 것을 토대로 앞서 살펴본 기술파급지수 수식에 따라 〈표 4-16〉과 같이 실제값과 예측값을 이용하여 1위부터 10위까지 IPC코드를 산출하였다.

〈표 4-16〉 기술파급지수의 실제값과 예측값 비교

No.	IPC 코드	실제값	No.	IPC 코드	예측값
1	G09G	83.615	1	G09G	56.670
2	B60Q	77.000	2	B60Q	56.421
3	G04G	61.000	3	F01K	36.772
4	A61J	47.000	4	G04G	35.647
5	A47L	42.667	5	C07K	31.991
6	A61C	38.000	6	F02P	31.565
7	A61G	37.000	7	A47L	28.661
8	F02P	36.000	8	F03D	25.857
9	B60R	35.125	9	A61K	25.308
10	B61C	35.000	10	A61J	23.727

상위 10위까지 타 분야로 파급이 큰 IPC 코드를 살펴보면 1위는 GO9G(정적수단을 사용하여 가변정보를 표시하는 표시장치의 제어를 위한 장치 또는 회로를 의미하는 기술 분야), 2위는 B60Q(차량의 일반적인 신호 또는 조명장치의 배치, 그것의 또는 그것을 위한 회로의 장착 또는 지지)로 기술파급지수의 차이는 있으나 실제값과 예측값이 동일하게 1위가 G09G(정적수단을 사용하여 가변정보를 표시하는 표시장치의 제어를 위한 장치 또는 회로를 의미하는 기술 분야)이고, 2위가 B60Q(차량의 일반적인 신호 또는 조명장치의 배치, 그것의 또는 그것을 위한 회로의 장착 또는 지지)로 나타났다. 기술파급지수를 통해 1위부터 10위까지 타 분야로 파급된 기술 분야가 많은 IPC 코드를 분석해 보니 10위 안에 6개의 동일한 분류코드가 들어 있는 것을 알 수 있었다. 동일한 IPC코드는 G09G, B60Q, G04G, A61J, A47L, F02P 분야로 나타났다. 타 분야로 파급된 특허 문헌수의 예측값을 도출하여, 기술파급지수도 예측하여 볼 수 있다고 판단된다.

인공지능분야의 특허는 계속 활발히 출원되고 있고, 최근에 출원된 특허들은 인용문헌(foward reference)들이 적어서 기술파급지수를 구하는데 어려움이 따른다. 따라서 타분야로 파급된 특허문헌수를 예측하여 기술파급지수를

구하여 보고자 한다. 하지만, 전체구간으로 도출한 예측 모형으로 설명력이 낮을 것으로 보여 최근 인공지능분야 특허 중 타 분야로 파급이 큰 특허를 찾기 위하여 설명력을 높일 수 있는 예측모형을 추정하여 보았다. 모집단 내에서 2000년부터 2015년의 특허를 5년 주기로 나누었고, 총 12개의 구간으로 〈표 4-17〉과 같이 나타났다. 각 구간마다 다중회귀분석에서 도출된 유의한 변수들을 사용하여 회귀식을 도출하였다.

〈표 4-17〉 구간별 연도구간

구간	연도구간	구간	연도구간
1구간	2000년~2004년	7구간	2006년~2010년
2구간	2001년~2005년	8구간	2007년~2011년
3구간	2002년~2006년	9구간	2008년~2012년
4구간	2003년~2007년	10구간	2009년~2013년
5구간	2004년~2008년	11구간	2010년~2014년
6구간	2005년~2009년	12구간	2011년~2015년

1구간(2000년~2004년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .685로 1구간의 타 분야로 파급된 특허문헌 수를 68.5%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수 는 0.268, 도면수는 0.084, IPC수는 0.477, 패밀리 국가수는 −0.115로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-18〉과 같다.

〈표 4-18〉 1구간 예측 모형

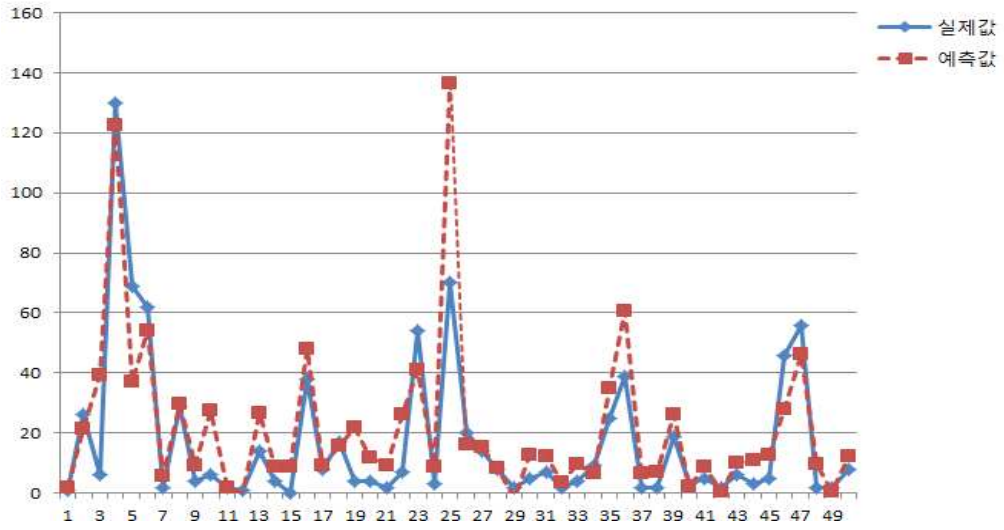
1구간(2000년~2004년) 예측모형
1구간의 타 분야로 파급된 특허 문헌수 = -3.196 + (0.268 x 인용문헌수) + (0.084 x 도면수) + (0.477 x IPC수)+ (-0.115 x 패밀리국가수)

1구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 1구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-19〉와 같이 비교하였다. 또한 1구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 8.84로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-19〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-4〉로 나타냈다.

〈표 4-19〉 1구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차	No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차
1	09/077106	1	1.64	0.64	26	08/912718	20	16.14	3.87
2	08/910555	26	21.21	4.79	27	08/941902	14	15.48	1.48
3	08/709914	6	39.18	33.18	28	08/833451	8	8.32	0.32
4	08/794387	130	122.70	7.30	29	08/765794	2	-1.75	3.75
5	08/695466	69	37.21	31.79	30	09/219086	5	12.55	7.55
6	09/053349	62	54.01	7.99	31	09/221217	7	12.13	5.13
7	08/736441	2	5.53	3.53	32	08/708741	2	3.70	1.70
8	09/079987	29	29.68	0.68	33	09/219201	4	9.45	5.45
9	08/828060	4	9.32	5.32	34	09/167830	9	6.76	2.25
10	08/850828	6	27.66	21.66	35	09/052119	25	34.97	9.97
11	07/911741	2	1.83	0.17	36	08/898470	39	60.81	21.81
12	08/396361	1	-0.08	1.08	37	08/833372	2	6.70	4.70
13	08/993718	14	26.59	12.59	38	08/992847	2	7.11	5.11
14	09/218968	4	8.71	4.71	39	09/015653	19	26.14	7.14
15	08/920975	0	8.63	8.63	40	08/814282	3	2.08	0.92
16	08/623569	38	47.93	9.93	41	09/218906	5	8.92	3.92

17	08/797497	8	9.37	1.37	42	08/691248	2	0.39	1.61
18	08/932439	17	15.63	1.37	43	09/218741	6	9.87	3.87
19	09/218749	4	22.05	18.05	44	09/219480	3	11.12	8.12
20	09/218726	4	11.86	7.86	45	08/900784	5	12.69	7.69
21	09/218976	2	9.03	7.03	46	09/036903	46	27.93	18.07
22	08/918503	7	26.32	19.32	47	08/955663	56	46.37	9.63
23	09/010824	54	41.06	12.94	48	08/939132	2	9.74	7.74
24	08/884210	3	8.88	5.88	49	08/731426	2	0.49	1.51
25	08/684003	70	136.35	66.35	50	09/219055	8	12.46	4.46
50건의 평균값							17.78	22	8.84



〈그림 4-4〉 1구간 실제값과 예측값 추이 비교

2구간 (2001년~2005년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .718로 2구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 71.8%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수 이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 0.29, 도면수는 0.035, IPC수는 0.345, 패밀리 국가수는 −0.113로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-20〉과 같다.

〈표 4-20〉 2구간 예측 모형

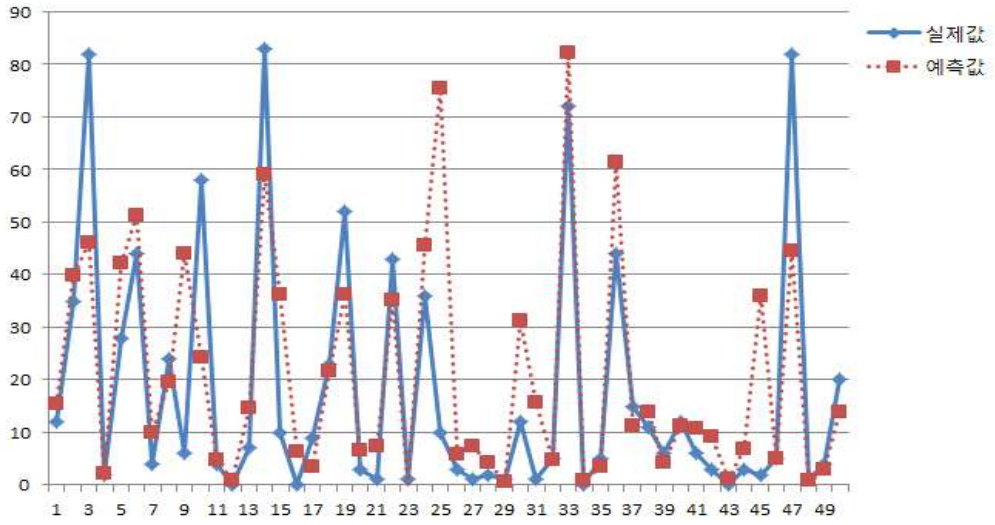
2구간(2001년~2005년) 예측모형
2구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = -2.161+ (0.29 x 인용문헌수) + (0.035 x 도면수) + (0.345 x IPC수)+ (-0.113 x 패밀리 국가수)

2구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 2구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-21〉과 같이 비교하였다. 또한 2구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 10.02로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 조금 더 높게 나타났다. 〈표 4-21〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-5〉로 나타냈다.

〈표 4-21〉 2구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차	No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차
1	09/167400	12	15.30	3.30	26	09/089149	3	5.73	2.73
2	08/867871	35	39.82	4.82	27	08/913472	1	7.46	6.46
3	08/878353	82	46.01	35.99	28	09/026822	2	4.32	2.32
4	08/950966	2	2.22	0.22	29	09/020953	1	0.67	0.33
5	08/931927	28	42.17	14.17	30	08/826107	12	31.35	19.35
6	08/915985	44	51.15	7.15	31	09/318865	1	15.71	14.71
7	09/174527	4	9.90	5.90	32	08/389545	5	4.67	0.33
8	09/137918	24	19.46	4.54	33	09/034767	72	82.17	10.17
9	09/315316	6	44.06	38.06	34	09/174770	0	0.76	0.76
10	09/173972	58	24.28	33.72	35	08/956890	5	3.54	1.47
11	08/943806	4	4.67	0.67	36	08/231655	44	61.28	17.28
12	09/203309	0	0.92	0.92	37	09/288916	15	11.22	3.78
13	08/810217	7	14.66	7.66	38	08/976795	11	13.95	2.95
14	08/853074	83	58.92	24.08	39	09/115702	6	4.32	1.68
15	09/070286	10	36.31	26.31	40	08/947633	12	11.37	0.63
16	09/039916	0	6.42	6.42	41	09/013298	6	10.62	4.62
17	09/045139	9	3.54	5.46	42	08/903068	3	9.25	6.25

18	08/966327	23	21.58	1.42	43	09/126341	0	0.99	0.99
19	09/047160	52	36.14	15.86	44	09/404869	3	6.95	3.95
20	09/069135	3	6.66	3.66	45	08/977634	2	36.04	34.04
21	09/398457	1	7.24	6.24	46	09/173305	5	5.00	0.00
22	09/523532	43	35.18	7.82	47	08/255128	82	44.54	37.46
23	08/806781	1	-0.03	1.03	48	09/000637	1	0.78	0.22
24	09/410513	36	45.41	9.41	49	09/562777	4	2.94	1.06
25	09/457190	10	75.37	65.37	50	09/273392	20	13.88	6.12
50건의 평균값							17.86	20.74	10.02



〈그림 4-5〉 2구간 실제값과 예측값 추이 비교

3구간 (2002년~2006년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .756로 3구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 75.6%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수 이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .299, 도면수는 .029, IPC수는 .233, 패밀리 국가수는 .016로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-22〉와 같다.

〈표 4-22〉 3구간 예측 모형

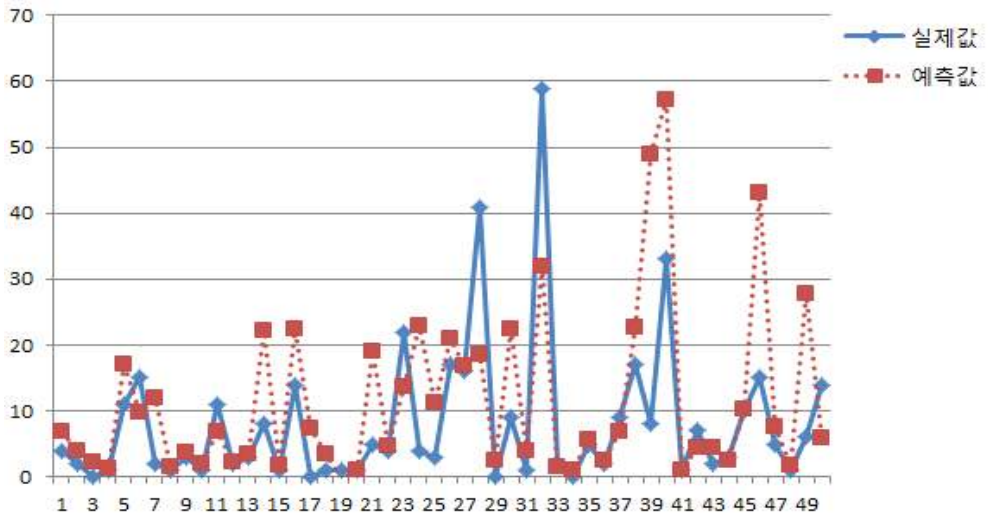
3구간(2002년~2006년) 예측모형
3구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = -1.888 + (0.299 x 인용문헌수) + (0.029 x 도면수) + (0.233x IPC수)+ (0.016 x 패밀리국가수)

3구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 3구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-23〉과 같이 비교하였다. 또한 3구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 6.71으로 나왔으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-23〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-6〉으로 나타냈다.

〈표 4-23〉 3구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차	No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차
1	09/596844	4	6.71	2.71	26	09/010818	17	20.85	3.85
2	09/211481	2	4.00	2.00	27	09/167751	16	16.91	0.91
3	09/026267	0	2.31	2.31	28	09/186306	41	18.46	22.54
4	09/124890	1	1.19	0.19	29	09/100493	0	2.43	2.43
5	09/220197	11	17.01	6.01	30	09/105951	9	22.45	13.45
6	08/840115	15	9.64	5.37	31	09/347210	1	3.90	2.90
7	09/050133	2	11.84	9.84	32	08/892954	59	31.84	27.16
8	09/301317	1	1.38	0.38	33	08/566432	2	1.60	0.40
9	09/300117	3	3.70	0.70	34	08/373937	0	1.02	1.02
10	08/397292	1	1.96	0.96	35	09/228962	5	5.52	0.52
11	09/204970	11	6.93	4.07	36	09/581002	2	2.46	0.46
12	09/535472	2	2.22	0.22	37	09/297392	9	6.86	2.14
13	09/203115	3	3.38	0.38	38	09/096678	17	22.70	5.70
14	09/176950	8	22.06	14.06	39	09/170894	8	48.91	40.91
15	09/318799	1	1.83	0.83	40	09/171818	33	57.22	24.22
16	09/010819	14	22.41	8.41	41	09/042754	1	0.88	0.12

17	09/361688	0	7.27	7.27	42	09/361776	7	4.49	2.51
18	09/501174	1	3.44	2.44	43	09/197114	2	4.48	2.48
19	09/057221	1	-0.58	1.58	44	09/156369	3	2.40	0.60
20	09/223478	1	0.99	0.01	45	09/243303	10	10.36	0.36
21	09/075730	5	18.90	13.90	46	09/208617	15	43.18	28.18
22	09/315921	4	4.60	0.60	47	09/029934	5	7.49	2.49
23	09/097413	22	13.55	8.45	48	09/408983	1	1.68	0.68
24	09/227910	4	22.79	18.79	49	09/040219	6	27.78	21.78
25	09/201927	3	11.15	8.15	50	09/289682	14	6	8.09
50건의 평균값							8	11.45	6.71



〈그림 4-6〉 3구간 실제값과 예측값 추이 비교

4구간 (2003년~2007년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .746로 4구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 74.6%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .306, 도면수는 .031, IPC수는 .185, 패밀리 국가수는 .004로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-24〉와 같다.

〈표 4-24〉 4구간 예측 모형

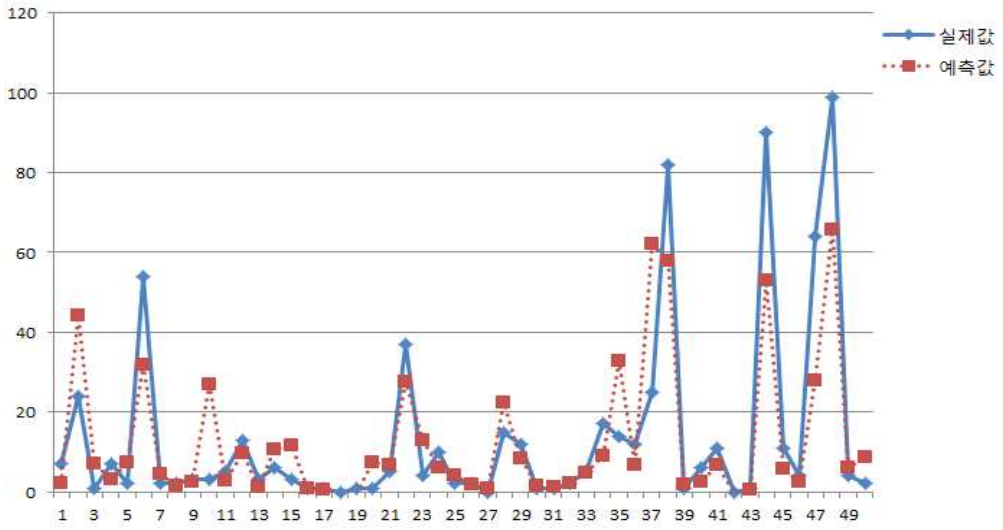
4구간(2003년~2007년) 예측모형
4구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 =-1.711 + (0.306 x 인용문헌수) + (0.031 x 도면수) + (0.185 x IPC수)+ (0.004 x 패밀리국가수)

4구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 4구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-25〉와 같이 비교하였다. 또한 1구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 7.65로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-25〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-7〉로 나타냈다.

〈표 4-25〉 4구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차	No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차
1	09/169474	7	2.16	4.85	26	09/375657	2	1.91	0.09
2	09/244451	24	44.18	20.18	27	09/514345	0	0.97	0.97
3	09/364191	1	6.91	5.91	28	09/568145	15	22.32	7.32
4	09/539207	7	3.04	3.96	29	09/353743	12	8.25	3.76
5	09/368438	2	7.30	5.30	30	09/822990	1	1.45	0.45
6	09/505266	54	31.68	22.32	31	09/587008	1	1.27	0.27
7	09/630149	2	4.30	2.30	32	09/556802	2	2.31	0.31
8	09/443241	2	1.36	0.64	33	09/506163	5	4.74	0.26
9	09/332790	3	2.53	0.48	34	09/371145	17	8.96	8.04
10	09/483828	3	26.82	23.82	35	09/589397	14	32.82	18.82
11	09/354261	5	2.83	2.17	36	09/844858	12	6.82	5.18
12	09/492753	13	9.66	3.35	37	09/549417	25	61.99	36.99
13	09/392853	3	1.25	1.76	38	09/277732	82	57.82	24.18
14	09/409345	6	10.51	4.51	39	09/494842	1	1.67	0.67
15	09/332896	3	11.71	8.71	40	09/418537	6	2.35	3.65
16	09/694449	1	0.97	0.03	41	09/548286	11	6.87	4.13

17	09/825156	1	0.60	0.40	42	09/563506	0	−0.33	0.33
18	09/545712	0	−0.30	0.30	43	09/470459	1	0.66	0.34
19	09/412199	1	−0.51	1.51	44	09/429514	90	52.95	37.05
20	09/268297	1	7.33	6.33	45	09/533323	11	5.89	5.11
21	09/457989	5	6.87	1.87	46	09/272697	4	2.55	1.45
22	09/596348	37	27.52	9.49	47	09/916810	64	27.90	36.10
23	09/270319	4	12.87	8.87	48	09/476982	99	65.68	33.32
24	09/542999	10	6.20	3.80	49	09/461414	4	6.00	2.00
25	09/484403	2	4.05	2.05	50	09/988000	2	8.8	6.8
50건의 평균값							13.56	12.49	7.65



〈그림 4-7〉 4구간 실제값과 예측값 추이 비교

5구간 (2004년~2008년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .736로 5구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 73.6%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .306, 도면수는 .031, IPC수는 .170, 패밀리 국가수는 −.031로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-26〉과 같다.

〈표 4-26〉 5구간 예측 모형

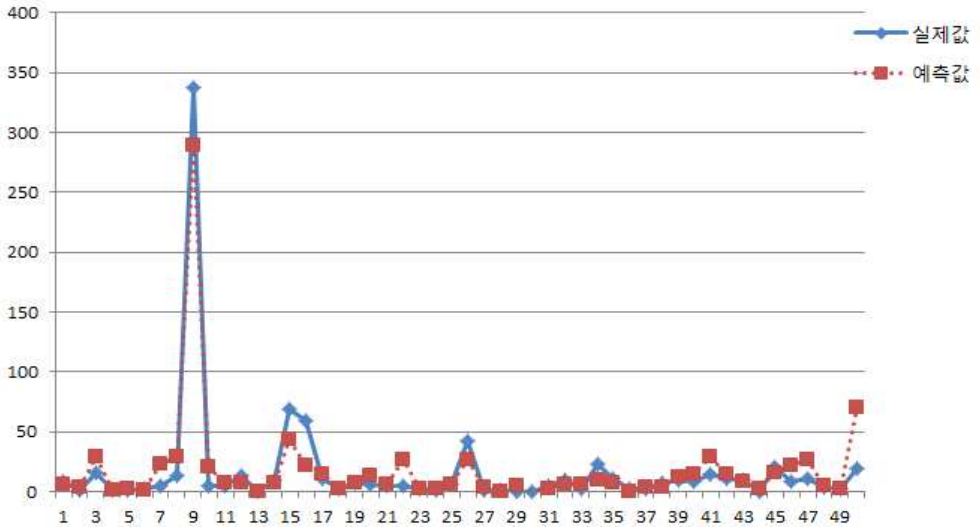
5구간(2004년~2008년) 예측모형
5구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 =-1.489 + (0.306 x 인용문헌수) + (0.031 x 도면수) + (0.170 x IPC수)+ (-0.031 x 패밀리국가수)

5구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 5구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-27〉과 같이 비교하였다. 또한 1구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 8.05로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-27〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-8〉로 나타냈다.

〈표 4-27〉 5구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차	No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차
1	09/812660	8	6.12	1.88	26	09/544953	42	27.25	14.75
2	09/817226	1	4.32	3.32	27	09/611137	1	3.91	2.91
3	09/882689	16	28.63	12.63	28	09/756511	1	0.66	0.34
4	09/808936	1	0.87	0.13	29	09/542128	0	4.92	4.92
5	09/081604	1	2.77	1.77	30	09/654694	0	-0.43	0.43
6	09/696381	2	0.89	1.11	31	10/122591	5	2.62	2.38
7	09/851036	5	23.59	18.59	32	09/699781	10	5.59	4.41
8	09/877685	13	29.30	16.30	33	10/205825	3	6.01	3.01
9	09/681146	338	289.1	48.84	34	10/194039	23	9.70	13.30
10	09/441286	5	20.19	15.19	35	09/987960	11	7.29	3.71
11	09/587865	5	7.15	2.15	36	09/540255	2	0.03	1.97
12	09/329196	13	7.45	5.55	37	09/748859	2	3.62	1.62
13	08/055093	0	0.43	0.43	38	09/487697	7	4.15	2.85
14	10/091520	10	6.83	3.17	39	09/489773	10	12.81	2.81
15	08/912133	69	43.59	25.41	40	10/327593	9	15.00	6.00
16	09/681336	59	22.37	36.63	41	09/736264	15	29.23	14.23
17	09/504209	11	14.21	3.21	42	10/118670	11	14.94	3.94

18	09/921131	2	2.76	0.75	43	09/489045	10	8.80	1.20
19	09/832379	7	7.13	0.13	44	09/388784	0	2.47	2.47
20	09/539356	6	13.90	7.90	45	09/849565	21	15.70	5.30
21	09/583867	5	5.78	0.78	46	10/279658	9	21.84	12.84
22	09/643527	5	26.62	21.62	47	09/591497	11	27.30	16.30
23	10/113225	3	2.77	0.23	48	10/072901	4	4.75	0.75
24	09/579799	1	2.25	1.25	49	09/883051	3	2.08	0.93
25	10/173267	6	5.71	0.29	50	09/693114	20	69.79	49.79
50건의 평균값							16	17.50	8.05



〈그림 4-8〉 5구간 실제값과 예측값 추이 비교

6구간 (2005년~2009년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .663로 6구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 66.3%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .277, 도면수는 .021, IPC수는 .181, 패밀리 국가수는 .095로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-28〉과 같다.

〈표 4-28〉 6구간 예측 모형

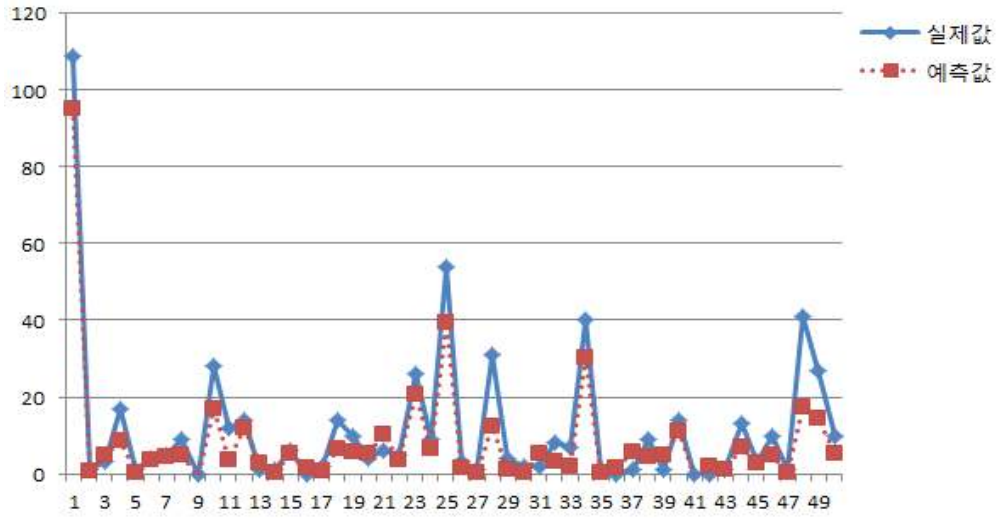
6구간(2005년~2009년) 예측모형
6구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = -0.69 + (0.277 x 인용문헌수) + (0.021 x 도면수) + (0.181 x IPC수)+ (0.095 x 패밀리국가수)

6구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 6구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-29〉와 같이 비교하였다. 또한 6구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 4.42로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-29〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-9〉로 나타냈다.

〈표 4-29〉 6구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차	No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차
1	09/679022	109	95.34	13.66	26	09/427802	3	1.53	1.47
2	09/925866	1	0.58	0.42	27	09/652930	1	0.14	0.86
3	09/976440	3	4.64	1.64	28	09/952821	31	12.33	18.67
4	10/042776	17	8.45	8.55	29	09/795246	4	0.97	3.03
5	09/507966	1	0.14	0.86	30	10/032966	2	0.42	1.58
6	09/629086	4	3.74	0.26	31	09/784432	2	5.40	3.40
7	10/434358	5	4.30	0.70	32	10/234185	8	3.19	4.81
8	09/772045	9	4.85	4.15	33	10/442741	7	2.08	4.92
9	10/127367	0	-0.41	0.41	34	09/971336	40	30.33	9.67
10	10/179436	28	16.76	11.24	35	09/827979	1	0.14	0.86
11	09/122284	12	3.74	8.26	36	09/521964	0	1.53	1.53
12	10/138922	14	12.05	1.95	37	09/884472	1	5.68	4.68
13	09/644399	1	2.63	1.63	38	10/051324	9	4.57	4.43
14	09/829798	1	0.42	0.58	39	09/359599	1	4.85	3.85
15	09/777941	6	5.13	0.87	40	09/626887	14	11.22	2.78
16	09/921182	0	1.53	1.53	41	09/727297	0	-0.41	0.41

17	10/384312	2	0.70	1.31	42	10/832291	0	1.80	1.80
18	10/681886	14	6.51	7.49	43	10/184983	1	1.25	0.25
19	09/922355	10	5.68	4.32	44	10/727701	13	7.07	5.93
20	09/616800	4	5.40	1.40	45	10/317708	3	2.63	0.37
21	09/651982	6	10.39	4.39	46	09/874167	10	4.85	5.15
22	09/805646	5	3.74	1.26	47	10/008286	1	0.42	0.58
23	10/451235	26	20.64	5.36	48	09/847771	41	17.32	23.69
24	09/952024	9	6.51	2.49	49	09/852609	27	14.55	12.46
25	10/134430	54	39.48	14.53	50	09/977054	10	5.40	4.60
50건의 평균값							11.42	8.04	4.42



〈그림 4-9〉 6구간 실제값과 예측값 추이 비교

7구간 (2006년~2010년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .625로 6구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 62.5%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수 이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .26, 도면수는 .008, IPC수는 .134, 패밀리 국가수는 .023로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-30〉과 같다.

〈표 4-30〉 7구간 예측 모형

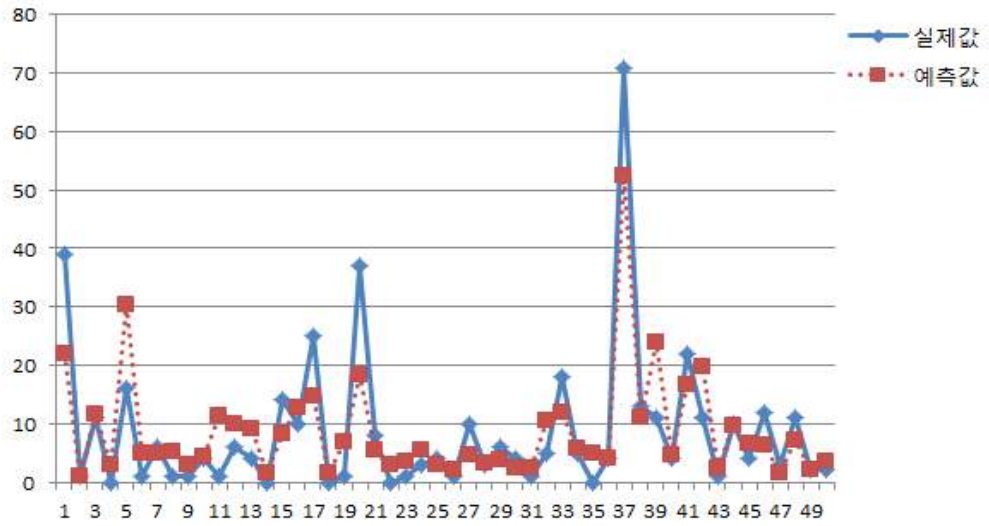
7구간(2006년~2010년) 예측모형
7구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = -0.362+(0.26 x 인용문헌수) + (0.008 x 도면수) + (0.134 x IPC수)+ (0.23 x 패밀리국가수)

7구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 7구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-31〉과 같이 비교하였다. 또한 7구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 4.36로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-31〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-10〉으로 나타냈다.

〈표 4-31〉 7구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차	No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차
1	10/045271	39	21.91	17.09	26	09/706948	4	2.82	1.20
2	10/316250	1	1.05	0.05	27	10/438450	1	2.20	5.42
3	09/958513	11	11.52	0.52	28	09/581949	10	4.58	0.33
4	09/771631	0	3.01	3.01	29	11/057726	3	3.33	2.20
5	09/778623	16	30.46	14.46	30	09/849737	6	3.80	1.47
6	10/657281	1	4.94	3.94	31	09/874698	4	2.53	1.32
7	10/041157	6	4.95	1.05	32	09/935219	1	2.32	5.60
8	09/655547	1	5.27	4.27	33	09/948991	5	10.60	6.05
9	09/341232	1	3.09	2.09	34	09/953829	18	11.95	0.64
10	10/154516	4	4.37	0.37	35	11/039547	5	5.64	4.79
11	09/996127	1	11.28	10.28	36	09/853841	0	4.79	0.20
12	10/146449	6	10.03	4.03	37	10/056438	4	4.20	18.65
13	09/935130	4	9.19	5.19	38	10/024649	71	52.35	1.84
14	10/724425	0	1.64	1.64	39	09/739432	13	11.16	12.92
15	10/087188	14	8.29	5.71	40	09/873768	11	23.92	0.52
16	09/933502	10	12.71	2.71	41	09/867582	4	4.52	5.23
17	10/855813	25	14.59	10.41	42	09/651439	22	16.77	8.77
18	09/957163	0	1.67	1.67	43	09/874700	11	19.77	1.33

19	10/072973	1	6.82	5.82	44	10/734152	1	2.33	0.41
20	09/690354	37	18.34	18.66	45	09/837882	10	9.59	2.53
21	09/817257	8	5.49	2.51	46	10/189749	4	6.53	5.56
22	09/824003	0	3.01	3.01	47	09/972849	12	6.44	1.45
23	10/941906	1	3.55	2.55	48	10/186135	3	1.55	3.71
24	09/943161	3	5.44	2.44	49	10/320053	11	7.29	0.01
25	10/003226	4	2.82	1.18	50	10/171011	2	1.99	1.42
50건의 평균값							8.56	8.58	4.36



〈그림 4-10〉 7구간 실제값과 예측값 추이 비교

8구간 (2007년~2011년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .569로 8구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 56.9%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수 이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .246, 도면수는 .004, IPC수는 .176, 패밀리 국가수는 .149로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-32〉와 같다

〈표 4-32〉 8구간 예측 모형

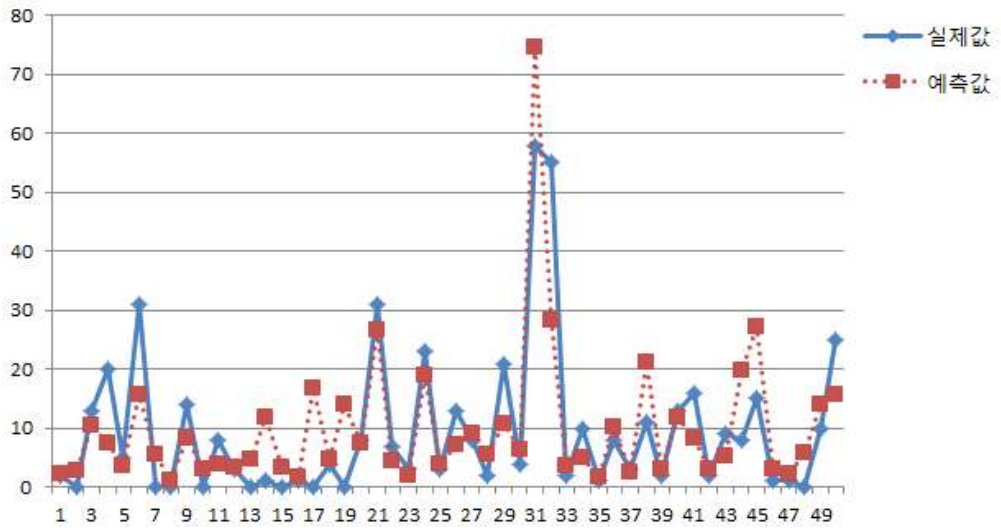
8구간(2007년~2011년) 예측모형
8구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = -0.232 + (0.246 x 인용문헌수) + (0.008 x 도면수) + (0.134 x IPC수)+ (0.23 x 패밀리국가수)

8구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 8구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-33〉과 같이 비교하였다. 또한 8구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 5.36로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-33〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-11〉로 나타냈다.

〈표 4-33〉 8구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차	No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차
1	09/537659	2	2.36	0.36	26	10/446840	13	7.16	5.84
2	10/302694	0	2.75	2.75	27	10/424852	8	9.13	1.13
3	10/746840	13	10.35	2.65	28	10/753013	2	5.54	3.54
4	11/047276	20	7.55	12.45	29	10/859040	21	10.72	10.29
5	09/952753	5	3.53	1.47	30	10/538089	4	6.43	2.43
6	11/320138	31	15.59	15.41	31	09/861860	58	74.67	16.67
7	09/349494	0	5.45	5.45	32	10/053353	55	28.23	26.77
8	10/388987	0	1.16	1.16	33	09/804248	2	3.72	1.72
9	10/308860	14	8.15	5.85	34	10/439402	10	4.86	5.14
10	09/806743	0	3.10	3.10	35	11/050392	1	1.76	0.76
11	11/049394	8	3.91	4.09	36	10/857450	8	10.23	2.23
12	10/244266	3	3.42	0.42	37	10/727590	3	2.37	0.63
13	10/627011	0	4.56	4.56	38	09/698159	11	21.27	10.27
14	10/177778	1	11.81	10.81	39	11/112324	2	3.09	1.09
15	10/450098	0	3.31	3.31	40	10/308933	13	11.82	1.18
16	11/064027	1	1.66	0.66	41	10/285461	16	8.12	7.88
17	10/704480	0	16.69	16.69	42	10/458166	2	3.12	1.12
18	10/697727	4	4.55	0.55	43	09/881746	9	5.33	3.67

19	10/268509	0	13.99	13.99	44	10/086036	8	19.89	11.89
20	11/217852	8	7.49	0.51	45	10/419742	15	27.25	12.25
21	10/022926	31	26.55	4.45	46	10/862579	1	3.08	2.08
22	10/624664	7	4.36	2.65	47	10/795768	1	2.33	1.33
23	10/696789	3	2.05	0.95	48	10/611119	0	5.71	5.71
24	10/000886	23	19.02	3.98	49	10/101154	10	14.08	4.08
25	10/199744	3	3.83	0.83	50	10/308884	25	15.75	9.26
50건의 평균값							9.5	9.86	5.36



〈그림 4-11〉 8구간 실제값과 예측값 추이 비교

9구간 (2008년~2012년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .591로 9구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 59.1%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .231, 도면수는 .002, IPC수는 .218, 패밀리 국가수는 .152로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-34〉와 같다.

〈표 4-34〉 9구간 예측 모형

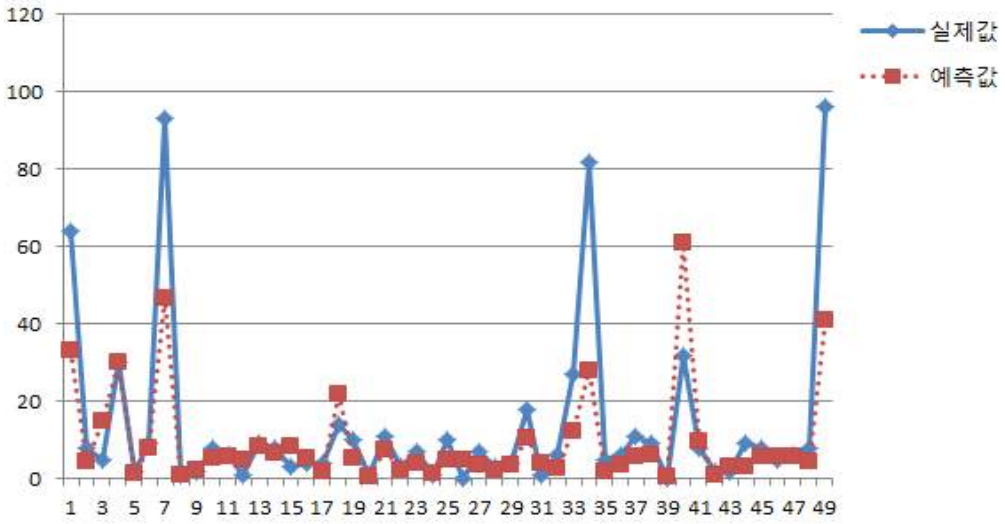
9구간(2008년~2012년) 예측모형
9구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = -0.349 + (0.231 x 인용문헌수) + (0.002 x 도면수) + (0.218 x IPC수) + (0.152 x 패밀리국가수)

9구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 9구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-35〉와 같이 비교하였다. 또한 9구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 6.90로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-35〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-12〉로 나타냈다.

〈표 4-35〉 9구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차	No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차
1	09/927790	64	32.94	31.06	26	10/839955	0	5.00	5.00
2	11/396868	8	4.29	3.71	27	10/035712	7	3.32	3.68
3	10/188430	5	14.69	9.69	28	10/714124	3	2.12	0.88
4	10/478192	30	30.23	0.23	29	11/484120	4	3.33	0.67
5	11/038830	2	1.19	0.81	30	10/230267	18	10.66	7.34
6	10/358158	9	7.90	1.10	31	10/352004	1	4.17	3.17
7	09/964224	93	46.51	46.49	32	11/145151	6	2.49	3.51
8	10/423307	1	0.73	0.27	33	10/301173	27	12.29	14.71
9	10/987455	2	2.08	0.08	34	10/749326	82	28.07	53.93
10	10/750294	8	5.10	2.90	35	11/246847	5	1.90	3.11
11	10/760511	6	5.72	0.28	36	10/695529	6	3.65	2.35
12	10/613560	1	4.64	3.64	37	10/888353	11	5.58	5.42
13	11/067066	9	8.44	0.56	38	10/920236	9	6.04	2.96
14	10/398914	8	6.68	1.32	39	11/014285	0	0.50	0.50
15	11/498884	3	8.13	5.13	40	10/639024	32	60.77	28.77
16	10/782811	4	5.30	1.30	41	09/892586	8	9.46	1.46
17	11/183341	4	1.80	2.20	42	11/369060	2	0.95	1.05

18	10/631468	14	21.79	7.79	43	10/634091	2	3.15	1.15
19	10/927221	10	5.38	4.62	44	10/888388	9	3.00	6.00
20	10/921330	1	0.49	0.51	45	10/067255	8	5.72	2.28
21	10/613366	11	7.40	3.60	46	09/675637	5	5.85	0.84
22	10/480020	3	2.06	0.94	47	10/903621	6	5.65	0.35
23	10/652542	7	4.15	2.85	48	11/359742	8	4.19	3.81
24	10/483093	1	1.51	0.51	49	11/245860	96	41.07	54.93
25	10/147620	10	4.65	5.35	50	11/268103	1	0.79	0.21
50건의 평균값							13.4	9.27	6.90



〈그림 4-12〉 9구간 실제값과 예측값 추이 비교

10구간 (2009년~2013년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .568 10구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 56.8%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .218, 도면수는 .004, IPC수는 .184, 패밀리 국가수는 .188로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-36〉과 같다.

〈표 4-36〉 10구간 예측 모형

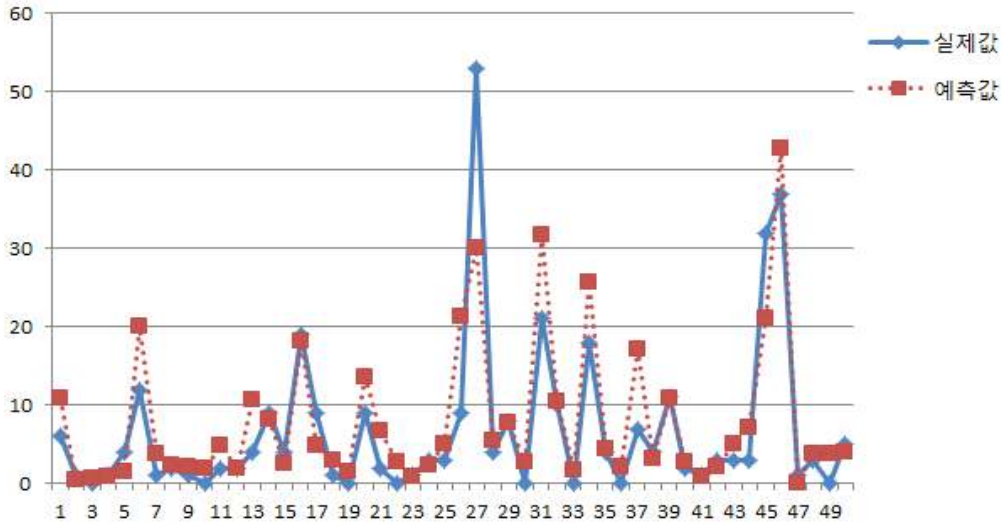
10구간(2009년~2013년) 예측모형
10구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = -0.496+(0.218 x 인용문헌수) + (0.004 x 도면수) + (0.184 x IPC수)+ (0.188 x 패밀리국가수)

10구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 10구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-37〉과 같이 비교하였다. 또한 10구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 3.26로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-37〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-13〉으로 나타냈다.

〈표 4-37〉 10구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차	No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차
1	10/494876	6	10.91	4.91	26	11/553961	9	21.29	12.29
2	11/357155	1	0.48	0.52	27	10/628000	53	30.13	22.87
3	11/144199	0	0.57	0.57	28	10/246718	4	5.42	1.42
4	11/232839	1	0.93	0.07	29	11/257341	8	7.78	0.22
5	11/443517	4	1.55	2.45	30	11/354730	0	2.70	2.70
6	09/749095	12	20.13	8.13	31	11/316214	21	31.81	10.81
7	10/680242	1	3.78	2.78	32	11/047527	10	10.43	0.43
8	10/861146	2	2.25	0.25	33	11/833345	0	1.76	1.76
9	11/403134	1	2.20	1.20	34	11/142316	18	25.70	7.70
10	11/768815	0	1.96	1.96	35	10/564895	4	4.43	0.43
11	11/075529	2	4.83	2.83	36	09/612136	0	2.03	2.03
12	10/894628	2	1.83	0.17	37	10/193886	7	17.22	10.22
13	11/118326	4	10.69	6.69	38	11/421379	4	3.15	0.85
14	10/965298	9	8.14	0.86	39	11/685587	11	10.93	0.07
15	10/529610	4	2.55	1.45	40	10/907417	2	2.78	0.78
16	11/015951	19	18.21	0.79	41	11/657832	1	0.87	0.13
17	11/400629	9	4.88	4.12	42	10/211782	3	2.11	0.89

18	10/478980	1	3.01	2.01	43	10/954574	3	5.04	2.04
19	10/579336	0	1.54	1.54	44	10/918713	3	7.04	4.04
20	10/231875	9	13.51	4.51	45	10/881429	32	21.03	10.97
21	10/374406	2	6.59	4.59	46	11/778405	37	42.71	5.71
22	10/824106	0	2.79	2.79	47	11/109070	1	0.11	0.89
23	11/637072	1	0.92	0.08	48	10/515013	3	3.87	0.87
24	10/770759	3	2.35	0.65	49	10/806090	0	3.87	3.87
25	11/768454	3	5.06	2.06	50	11/150852	5	4.05	0.95
50건의 평균값							6.70	8.00	3.26



〈그림 4-13〉 10구간 실제값과 예측값 추이 비교

11구간 (2010년~2014년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .548로 11구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 54.8%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .202, 도면수는 .004, IPC수는 .113, 패밀리 국가수는 .177로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-38〉과 같다

〈표 4-38〉11구간 예측 모형

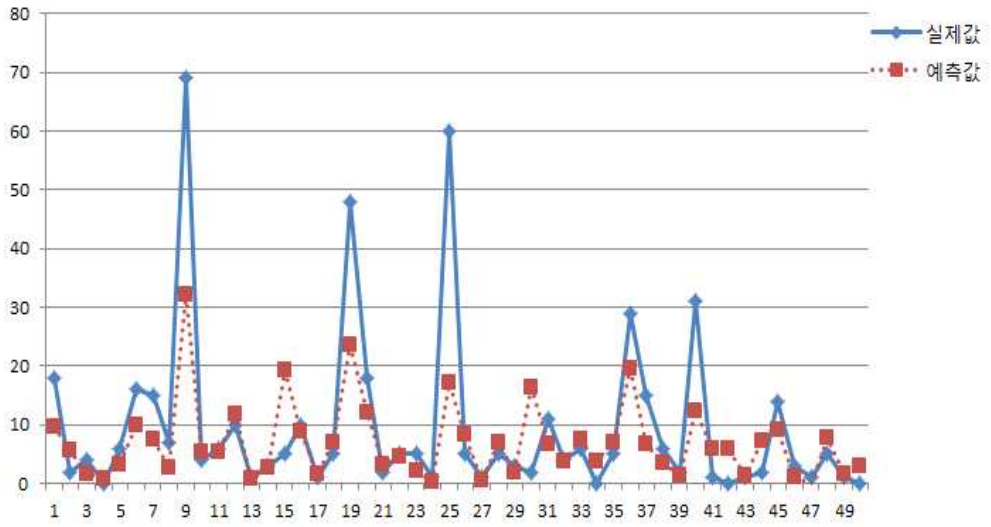
11구간(2010년~2014년) 예측모형
11구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = -0.531+(0.202 x 인용문헌수) + (0.004 x 도면수) + (0.113 x IPC수)+ (0.177x 패밀리국가수)

11구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 11구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-39〉와 같이 비교하였다. 또한 11구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 5.53로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다. 〈표 4-39〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-14〉로 나타냈다.

〈표 4-39〉 11구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차	No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차
1	11/075167	18	9.68	8.32	26	11/864039	5	8.27	3.27
2	10/573152	2	5.71	3.71	27	12/276071	1	0.51	0.49
3	11/260474	4	1.53	2.47	28	11/864050	5	6.95	1.95
4	10/993651	0	0.90	0.90	29	11/421913	3	1.98	1.02
5	11/002833	6	3.18	2.82	30	11/414405	2	16.45	14.45
6	11/494918	16	9.98	6.03	31	10/051757	11	6.70	4.30
7	11/368130	15	7.58	7.42	32	11/527897	4	3.70	0.30
8	11/070452	7	2.74	4.26	33	10/692697	6	7.45	1.45
9	11/561197	69	32.03	36.97	34	11/373392	0	3.64	3.64
10	11/120541	4	5.46	1.46	35	11/567328	5	6.88	1.88
11	11/650914	6	5.26	0.74	36	11/467921	29	19.69	9.31
12	10/839829	10	11.93	1.93	37	11/361166	15	6.74	8.26
13	11/788800	1	0.89	0.11	38	11/355299	6	3.49	2.51
14	11/067123	3	2.80	0.20	39	11/584877	2	1.28	0.72
15	11/669841	5	19.36	14.36	40	12/247163	31	12.25	18.75
16	11/068498	10	8.84	1.16	41	10/087621	1	5.98	4.98
17	11/068505	1	1.76	0.76	42	10/864163	0	5.92	5.92
18	11/843448	5	7.05	2.05	43	11/857115	1	1.41	0.41

19	11/199675	48	23.71	24.29	44	10/431780	2	7.17	5.17
20	10/590573	18	12.13	5.87	45	11/639554	14	9.04	4.96
21	10/855515	2	3.32	1.32	46	11/704075	3	1.19	1.81
22	09/534946	5	4.48	0.52	47	11/389815	1	-0.02	1.02
23	11/618862	5	2.22	2.79	48	11/863992	5	7.66	2.66
24	11/622766	1	0.34	0.66	49	12/146951	1	1.68	0.68
25	11/556085	60	17.29	42.71	50	10/632190	0	2.84	2.84
50건의 평균값							9.48	6.98	5.53



〈그림 4-14〉 11구간 실제값과 예측값 추이 비교

12구간 (2011년~2015년)에 대해 분석한 결과, R^2값은 .548로 6구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 54.8%로 설명할 수 있다. 이 모형의 독립변수는 단계별 입력 방식으로 다중회귀분석을 통해 도출된 인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수이다. 독립변수의 회귀계수를 살펴보면, 인용문헌수는 .187, 도면수는 .009, IPC수는 .079, 패밀리 국가수는 .12로 타 분야로 파급된 특허문헌수의 예측 모형은 다음의 〈표 4-40〉과 같다.

〈표 4-40〉12구간 예측 모형

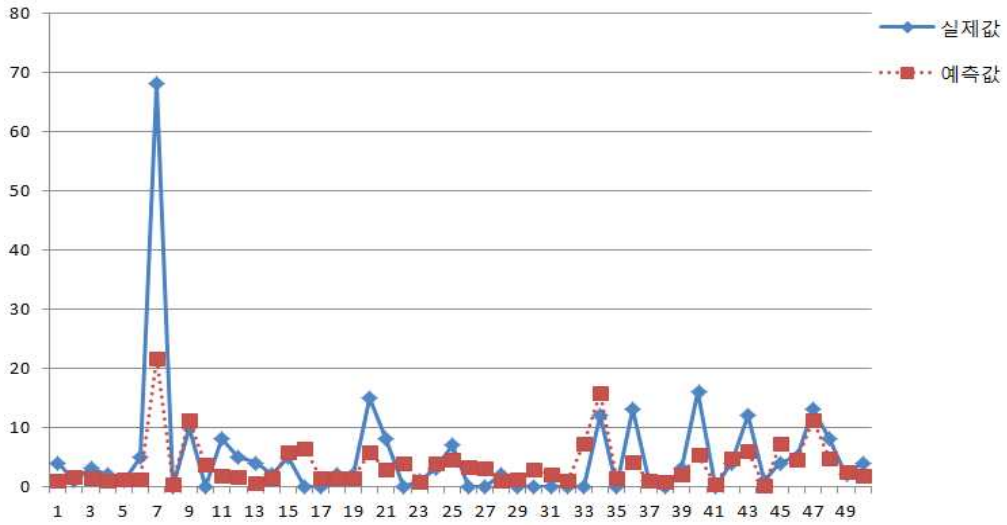
12구간(2011년~2015년) 예측모형
12구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = -0.53+(0.187 x 인용문헌수) + (0.009 x 도면수) + (0.079 x IPC수)+ (0.12 x 패밀리국가수)

12구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 12구간의 특허 50건 대상으로 〈표 4-41〉과 같이 비교하였다. 또한 12구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 3.49로 나타났으며, 모집단보다 절대값의 오차 평균이 더 작은 것으로 나타났다.〈표 4-41〉의 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-15〉로 나타냈다.

〈표 4-41〉 12구간 실제값과 예측값 비교표

No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차	No.	출원 번호	실제 값	예측 값	절대 오차
1	11/237945	4	0.91	3.09	26	11/670815	0	3.33	3.33
2	12/361057	1	1.71	0.71	27	11/737892	0	2.98	2.98
3	12/491133	3	1.38	1.62	28	11/138530	2	0.99	1.02
4	11/824018	2	0.88	1.12	29	11/777560	0	1.21	1.21
5	12/048136	1	1.14	0.14	30	11/688053	0	2.77	2.77
6	12/134371	5	1.23	3.77	31	11/378829	0	1.99	1.99
7	10/926154	68	21.60	46.40	32	11/671023	0	1.01	1.01
8	11/832100	0	0.45	0.45	33	10/729464	0	7.14	7.14
9	10/644582	10	11.24	1.24	34	11/141864	12	15.76	3.76
10	11/794395	0	3.72	3.72	35	10/938116	0	1.36	1.36
11	11/869886	8	1.85	6.15	36	11/850437	13	4.18	8.82
12	12/016601	5	1.58	3.43	37	12/541306	1	0.88	0.12
13	11/971262	4	0.47	3.53	38	11/907259	0	0.73	0.73
14	11/122763	2	1.45	0.55	39	10/569354	3	2.06	0.94
15	11/932261	5	5.83	0.83	40	11/695506	16	5.42	10.58
16	11/320177	0	6.50	6.50	41	11/870201	0	0.41	0.41
17	11/453094	0	1.35	1.35	42	12/395239	4	4.69	0.69

18	12/323851	2	1.50	0.51	43	11/758877	12	6.07	5.93
19	11/872366	2	1.45	0.55	44	11/800263	1	0.19	0.81
20	11/625266	15	5.73	9.28	45	10/890020	4	7.30	3.30
21	11/640941	8	2.78	5.22	46	11/828451	5	4.55	0.45
22	11/955262	0	3.90	3.90	47	11/396701	13	11.21	1.79
23	12/231160	1	0.86	0.14	48	12/022283	8	4.82	3.18
24	11/702836	3	3.88	0.88	49	11/694668	2	2.42	0.42
25	11/844632	7	4.57	2.43	50	11/694699	4	1.86	2.14
50건의 평균값							5.12	3.67	3.49



〈그림 4-15〉 12구간 실제값과 예측값 추이 비교

구간별로 타 분야로 파급된 특허문헌수를 실제값과 예측값과 비교해보면, 전반적으로 비슷하게 나타나는 것을 알 수 있다. 따라서 모집단 외에 최근 연도 구간 내에서 파급된 기술 분야의 특허문헌수를 예측하기 위해서 구간별 예측 모형을 도출하였다. 회귀 계수를 통해 13구간(2012년~2016년)의 예측모형을 도출하기 위하여 독립변수의 회귀계수를 〈표 4-42〉와 〈표 4-43〉과 같이 정리하였다.

〈표 4-42〉 연도 구간별 회귀계수의 값 (1)

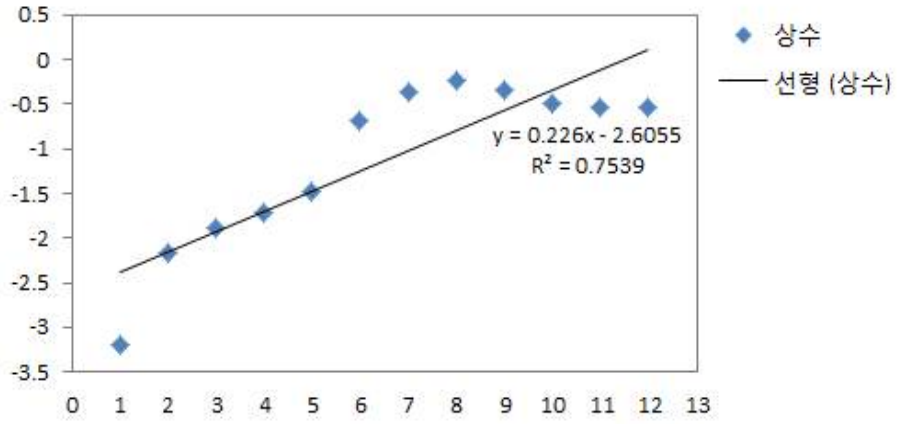
변수	1구간	2구간	3구간	4구간	5구간	6구간
상수	-3.196	-2.161	-1.888	-1.711	-1.489	-0.69
인용문헌수	0.268	0.29	0.299	0.306	0.306	0.277
도면수	0.084	0.035	0.029	0.031	0.031	0.021
IPC수	0.477	0.354	0.233	0.185	0.17	0.181
패밀리 국가수	-0.115	-0.113	0.016	0.004	-0.031	0.095

〈표 4-43〉 연도 구간별 회귀계수의 값 (2)

변수	7구간	8구간	9구간	10구간	11구간	12구간
상수	-0.362	-0.232	-0.349	-0.496	-0.531	-0.53
인용문헌수	0.26	0.246	0.231	0.218	0.202	0.187
도면수	0.008	0.004	0.002	0.004	0.004	0.009
IPC수	0.134	0.176	0.218	0.184	0.113	0.079
패밀리 국가수	0.23	0.149	0.152	0.188	0.177	0.12

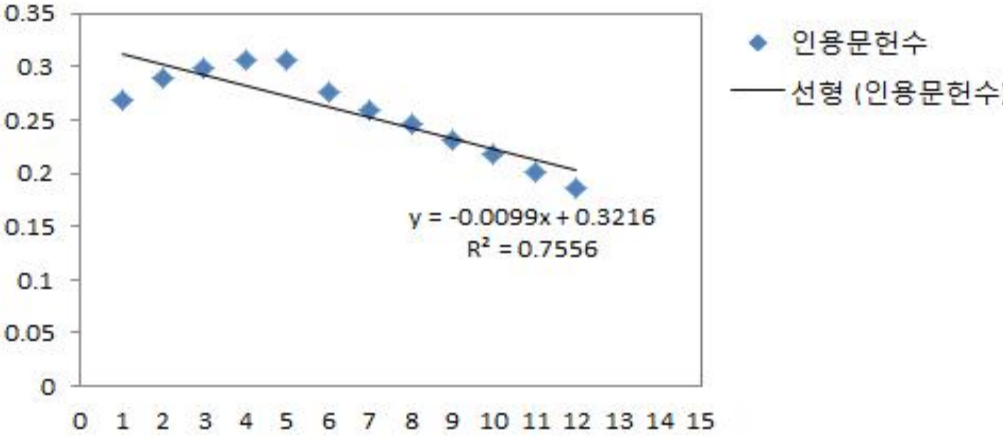
〈표 4-42〉와 〈표 4-43〉을 통하여 각각의 변수별로 회귀계수 값의 흐름을 시간의 흐름에 따라 〈그림 4-16〉부터 〈그림 4-20〉과 같이 그래프를 도출하였다. 그래프의 X축은 연도구간을 나타내며, Y축은 회귀계수이다. 시간의 흐름에 따라 인용문헌수, 도면수, IPC수의 회귀계수는 감소하는데, 패밀리국가수의 회귀계수는 증가하고 있는 것으로 나타난다.

〈그림 4-16〉은 상수의 회귀계수 변화를 알 수 있는 그래프로 13구간에 해당하는 상수를 구하기 위해 추세선의 R^2이 0.7539이고, 수식이 y=0.226x - 2.6055 인 선형 그래프를 도출하였다. 해당 수식을 통하여 13구간(2012년~2016년)의 예측되는 상수의 회귀계수는 0.3325이다.



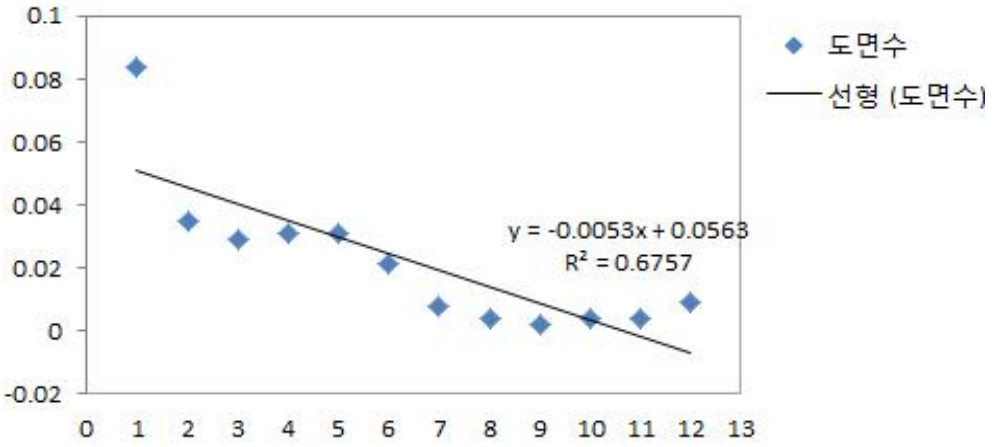
〈그림 4-16〉 상수의 회귀계수 변화 그래프

〈그림 4-17〉은 인용문헌수의 회귀계수 변화를 알 수 있는 그래프로 13구간에 해당하는 인용문헌수를 구하기 위해 추세선의 R^2이 0.7539이고, 수식이 y=-0.0099x + 0.3216 인 선형 그래프를 도출하였다. 해당 수식을 통하여 13구간(2012년~2016년)의 예측되는 인용문헌수의 회귀계수는 0.1929이다.



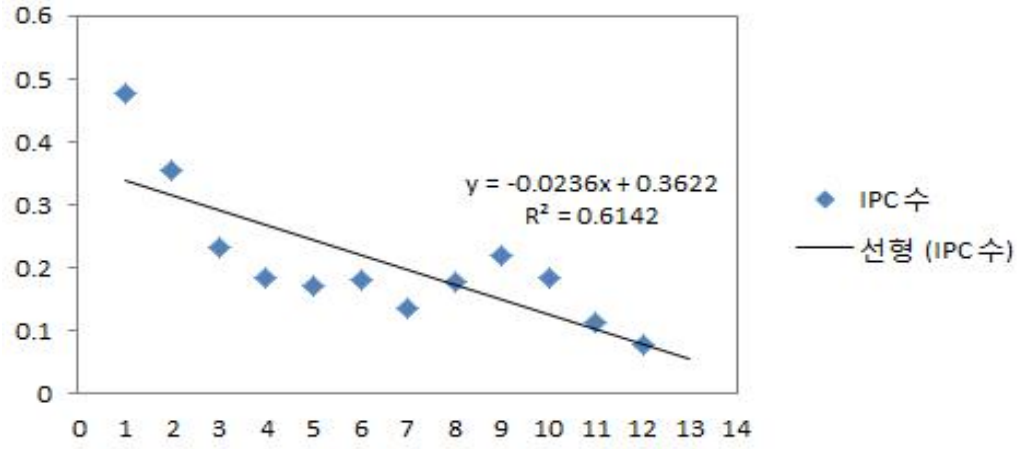
〈그림 4-17〉 인용문헌수의 회귀계수 변화 그래프

〈그림 4-18〉은 도면수의 회귀계수 변화를 알 수 있는 그래프로 13구간에 해당하는 도면수를 구하기 위해 추세선의 R^2이 0.6757이고, 수식이 y=-0.0053x + 0.0563 인 선형 그래프를 도출하였다. 해당 수식을 통하여 13구간(2012년~2016년)의 예측되는 도면수의 회귀계수는 -0.0126이다.



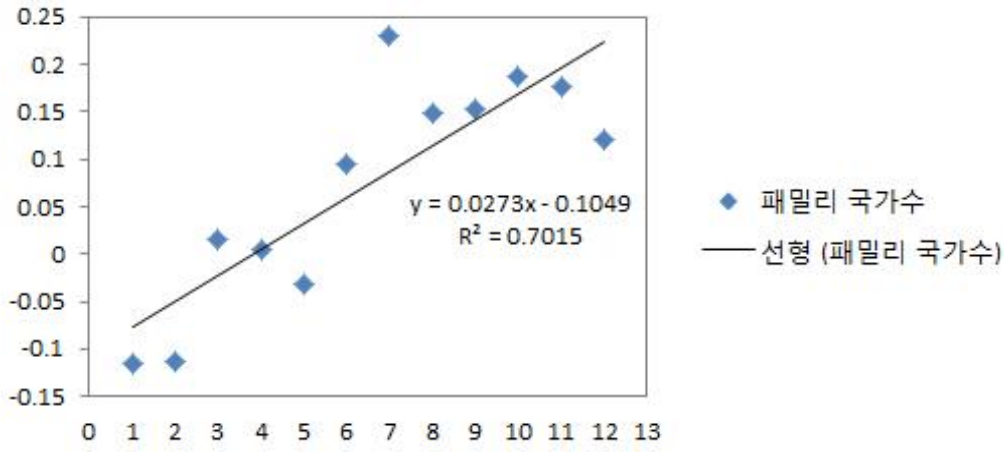
〈그림 4-18〉 도면수의 회귀계수 변화 그래프

〈그림 4-19〉는 IPC수의 회귀계수 변화를 알 수 있는 그래프로 13구간에 해당하는 IPC수를 구하기 위해 추세선의 R^2이 0.6142이고, 수식이 y=-0.0236x+0.3622 인 선형 그래프를 도출하였다. 해당 수식을 통하여 13구간(2012년~2016년)의 예측되는 IPC수의 회귀계수는 0.0554이다.



〈그림 4-19〉 IPC수의 회귀계수 변화 그래프

〈그림 4-20〉은 패밀리 국가수의 회귀계수 변화를 알 수 있는 그래프로 13구간에 해당하는 패밀리 국가수를 구하기 위해 추세선의 R^2이 0.7015이고, 수식이 y=0.0273x - 0.1049 인 선형 그래프를 도출하였다. 해당 수식을 통하여 13구간(2012년~2016년)의 예측되는 패밀리국가수의 회귀계수는 0.25이다.



〈그림 4-20〉 패밀리 국가수의 회귀계수 변화 그래프

연도구간별 각각의 특허 정보를 통해 도출된 13구간의 회귀계수는 상수 0.3325, 인용문헌수 0.1929, 도면수 -0.0126,IPC수 0.0554, 패밀리국가수 0.25로 〈표 4-44〉와 같이 13구간의 예측모형을 도출하였다.

〈표 4-44〉 13구간 예측 모형

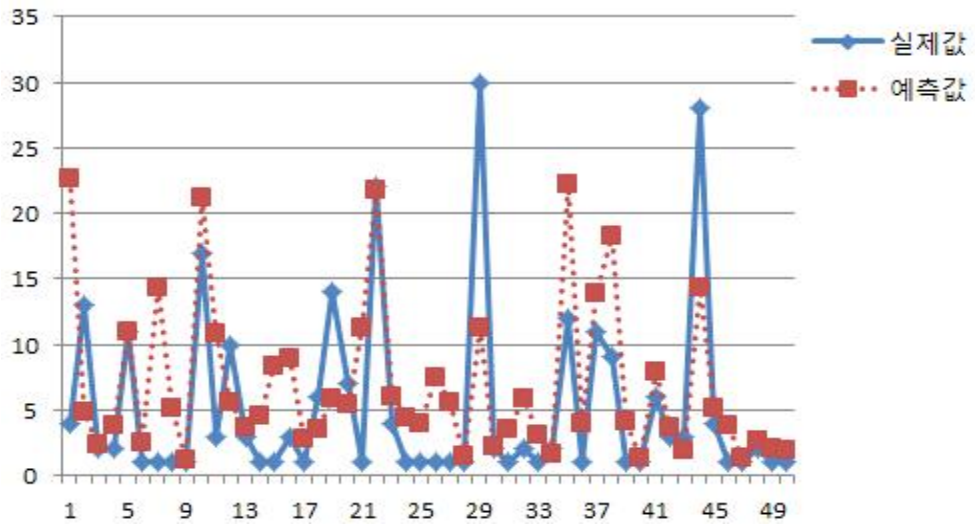
13구간(2012년~2016년) 예측모형
13구간의 타 분야로 파급된 특허문헌수 = 0.3325 + (0.1929 x 인용문헌수) + (-0.0126 x 도면수) + (0.0554 x IPC수) + (0.25 x 패밀리 국가수)

13구간의 예측 모형을 통하여 타 분야로 파급된 특허문헌수의 실제값과 예측값의 차이를 2016년 등록된 특허 50건 대상으로 〈표 4-45〉와 같이 비교하였다. 또한 13구간의 실제값과 예측값의 차이를 절대값으로 오차의 평균을 확인해 본 결과 50건에 대해서는 2.82로 나타났으며, 실제값과 예측값의 추이를 〈그림 4-21〉에 나타냈다.

〈표 4-45〉 2016년 실제값과 예측값 비교표

No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차	No.	출원번호	실제값	예측값	절대오차
1	10/692793	4	22.61	18.61	26	11/691688	1	7.45	6.45
2	10/925350	20	28.49	8.49	27	11/733169	1	5.60	4.60
3	11/006620	13	4.77	8.23	28	11/746154	1	1.46	0.46
4	11/010757	2	2.28	0.28	29	11/749888	2	2.21	0.21
5	11/079932	2	3.81	1.81	30	11/809462	1	3.58	2.58
6	11/081009	11	10.92	0.08	31	11/833009	2	5.79	3.79
7	11/122877	1	2.56	1.56	32	11/843468	1	3.04	2.04
8	11/148830	1	14.35	13.35	33	11/870661	2	1.59	0.41
9	11/153754	1	5.11	4.11	34	11/875585	12	22.14	10.14
10	11/242720	1	1.24	0.24	35	11/894049	1	3.89	2.89
11	11/253173	17	21.18	4.18	36	11/899034	11	13.90	2.90
12	11/289251	3	10.77	7.77	37	11/928745	9	18.25	9.25
13	11/322529	10	5.49	4.51	38	11/956288	1	4.10	3.10
14	11/349663	3	3.62	0.62	39	11/956403	1	1.28	0.28
15	11/415630	1	4.55	3.55	40	11/961121	6	7.90	1.90
16	11/437512	1	8.28	7.28	41	11/961489	3	3.62	0.62
17	11/461109	3	8.89	5.89	42	11/997067	3	1.97	1.03
18	11/467549	1	2.77	1.77	43	12/009769	4	5.17	1.17
19	11/484087	6	3.51	2.49	44	12/057408	1	3.82	2.82

20	11/500516	14	5.88	8.12	45	12/059986	1	1.28	0.28
21	11/512695	7	5.46	1.54	46	12/128375	2	2.58	0.58
22	11/558672	1	11.21	10.21	47	12/131331	1	2.04	1.04
23	11/579444	22	21.74	0.26	48	12/145354	1	1.87	0.87
24	11/619216	4	5.97	1.97	49	12/162985	3	6.66	3.66
25	11/680938	1	4.42	3.42	50	12/165027	1	5.14	4.14
50건의 평균값							4.44	7.06	3.73



〈그림 4-21〉최근 특허문헌의 실제값과 예측값 비교

2016년에 등록된 50건의 특허에 대해서 실제값과 예측값을 〈그림 4-21〉을 통해 비교하였다. 또한, 예측한 값을 사용하여, 〈표 4-46〉과 같이 2016년 인공지능 분야 특허의 기술파급지수를 추정하여 보았다. 최근에 출원된 특허는 인용문헌수가 적어서 파급된 특허 문헌의 수를 도출하는 데에 어려움이 따른다. 따라서 파급된 특허의 문헌수의 예측값만 사용하여 기술파급지수를 산출하였다.

〈표 4-46〉 기술파급지수의 예측값(2016년)

No.	IPC 코드	예측값	정 의
1	A61B	37.27	진단; 수술; 개인식별
2	H04L	34.91	디지털 정보의 전송
3	G08G	28.28	교통제어시스템
4	B60K	24.52	차량의 추진기관 또는 변속기
5	A61N	22.60	전기 치료; 방사선 치료;초음파 치료
6	G08C	21.83	측정치, 제어신호, 유사 신호를 위한 전송 방식
7	A63F	21.39	카드게임, 보드게임, 또는 룰렛게임; 작은 움직이는 물체를 사용하는 실내용 게임; 비디오 게임
8	G06K	15.25	데이터의 인식; 데이터의 표시; 기록매체; 기록매체의 취급
9	B62D	14.09	자동차;트레일러
10	G05F	13.36	전기적 또는 자기적 변량의 조절 또는 반복 펄스 주파수를 조정하는 것
⋮			

2016년도에 등록된 인공지능분야 특허를 통해서 타 분야로 파급이 큰 기술분야를 예측해 본 결과 IPC코드가 A61B로 진단; 수술; 개인 식별에 관련된 기술로 의료분야의 특허가 가장 파급이 크고, 그 뒤를 이어 H04L로 디지털 정보의 전송, G08G로 교통제어시스템, B60K로 차량의 추진기관 변속기, A61N으로 전기치료; 방사선치료, 초음파 치료 등으로 나타났다.

Ⅴ. 결 론

5.1 연구의 결과 및 시사점

제 4차 산업의 주요 기술인 중 하나인 인공지능기술은 다가올 미래 산업의 변혁을 가져올 주요한 기술 분야로 주목받고 있다. 미국, 유럽 등의 선진국에서는 인공지능 기술의 확보가 미래 국가 경쟁력을 좌우할 것이라 보고, 정부와 기업에서 적극적으로 R&D를 추진하고 있다. 하나의 기술이 다양한 기술 분야로 파급된다면, 기업 입장에서는 이러한 기술을 보유함으로써, 다른 영역으로 사업확장 및 라이센스의 기회로도 활용을 할 수 있을 것이며, 국가 차원에서도 다양한 분야로 파급되어 가는 기술 확보로 인하여 국가 경쟁력에 이바지할 것이다. 따라서 다양한 분야로 파급되는 기술 분야를 알기 위해 특허정보가 타 분야로 파급된 특허 문헌 수에 영향을 미치는 요인을 분석하였다.

본 연구는 특허정보가 타 분야로 파급된 특허문헌수에 영향을 미치는 특허정보의 요인을 분석하기 위하여, 미국의 인공지능 기술 분야의 특허(USPC 706) 10,251건을 대상으로 연구를 진행하였다. 모집단의 데이터를 통해서 활발히 출원된 기술 분야를 IPC 코드로 분석한 결과 G06F(전기에 의한 디지털 데이터 처리)가 가장 많이 출원되었고, 기술 파급이 가장 큰 분야는 G09G(정적수단을 사용하여 가변정보를 표시하는 표시장치 또는 회로를 의미하는 기술 분야)가 가장 크게 나타났다. 활발히 출원된 기술 분야와 타 분야로 파급이 큰 기술 분야는 다른 것으로 나타났다. 타 분야로 파급이 큰 기술 분야를 분석하기 위하여 기술파급지수를 사용하는데, 기술파급지수는 해당 기술 분야의 총 특허수와 기술 분야별로 타 분야로 파급된 특허문헌수를 알아야한다. 타 분야로 파급된 특허 문헌수를 파악하는 데는 각각의 특허를 인용한 후행 특허들을 분석해야하기에 많은 양의 데이터를 분석해야 할 뿐만 아니라. 시간이 많이 소요된다. 따

라서 타 분야로 파급된 특허문헌수를 예측할 수 있는 모형을 만들어서 이를 검증하였다. 본 연구에서 기술의 파급은 타 분야로 파급된 특허문헌수로 하였고, 이에 영향을 미치는 요인을 분석하기 위해 기술의 활용성에 인용문헌수, 도면수, 발명자수, IPC수, 참고문헌수, 기술의 권리성에 청구항수, 패밀리 국가수, 출원인수를 통해 실증 분석을 하였다.

먼저, 기술의 파급에 기술의 활용성과 기술의 권리성의 변수들이 얼마나 관련있는지 확인하기 위해 상관관계분석을 실시하였다. 기술의 활용성에 인용문헌수, 참고문헌 수, 도면수, 발명자수, IPC수와 기술의 권리성에 청구항수, 패밀리 국가수는 유의미한 상관관계가 있는 것으로 나왔으며 양(+)의 상관관계를 갖는 것으로 나타났다. 기술의 권리성에 출원인수는 유의미한 상관관계가 나왔지만 음(-)의 상관관계를 갖는 것으로 나타났다.

다음으로, 기술의 파급과 상관관계가 있는 변수들을 사용하여 타 분야로 파급된 특허문헌수를 예측하기 위하여 단계적 입력방식에 의한 다중회귀분석으로 실증분석을 실시하였다. 분석 결과 4단계의 검정을 통해 최종적으로 기술의 활용성과 기술의 권리성의 8개 변수 중에 기술의 활용성에 인용문헌수, 도면수, IPC수, 기술의 권리성에 패밀리 국가수가 기술의 파급에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 기술의 활용성에 인용문헌수는 기술의 파급에 양(+)의 영향으로 유의하다고 나타났다. 인용 문헌 수는 기술의 파급을 분석하는데 활용되는 정보로 인용문헌수가 많을수록 타 분야로 파급된 특허문헌수가 많아지는 것을 보여준다. 기술의 활용성에 도면수는 기술의 파급에 양(+)의 영향을 미친다고 나왔다. 도면수는 기술의 파급을 분석하는데 활용되는 정보로 도면수가 많을수록 타 분야로 파급된 기술 분야의 특허문헌수가 많아지는 것을 보여준다. 기술의 활용성에 IPC수는 기술의 파급에 양(+)의 영향으로 유의하다고 나타났다. IPC수는 기술의 파급을 분석하는데 활용되는 정보로 IPC수가 많을수록 파급된 기술 분야의 특허문헌수가 많아지는 것을 보여준다. 하나의 특허에 IPC수가 많다는 것은 여러 기술이 복합되서 출원된 것이라고 보고, 타 분야로의 파급에 영향을 미치는 것으로 보여진다. 기술의 권리성에 패밀리 국가수는 기술의 파급에 양(+)의 영향을 미친다고 나타났다. 패밀리 국가수는 기술의 파급을 분석하는데 활용되는 정보로 패밀리 국가수가 많을수록 파급된 기술 분야

의 특허문헌수가 많아지는 것을 보여준다. 패밀리 국가가 많다는 것은 우수한 기술이어서 시장을 확보하려는 전략이 있을 것이라 보고, 여러 국가에 출원된 기술이 많을수록 기술의 파급에 영향을 미친다고 판단된다.

참고문헌수는 특허 출원 시 또는 심사 시 참고한 문헌들의 수로 참고문헌수가 많다는 것은 해당분야와 관련된 연구가 활발히 진행되고 있다고 보아 타 분야로 파급된 특허문헌수가 많을 것이라 예상하였으나, 기각되었다. 해당 특허와 관련된 기술 분야에 대해서만 참고문헌이 기재된 것이라 타 분야로 파급된 특허문헌수에는 유의한 영향이 미치지 않는 것이라고 추정된다.

청구항수는 특허에 포함되고 있는 발명의 개수를 나타내어 타 분야로 파급된 특허문헌수에 영향을 미칠 것이라고 예상하였으나 기각되었다. 청구항수는 해당 발명에 대한 권리를 주장하는 발명의 내용을 포함한 것이고, 해당 발명을 벗어나는 타 분야의 내용이 기재되지 않아서 타 분야로 파급된 특허문헌수에 유의한 영향을 미치지 않는 것이라고 추정된다.

발명자수와 출원인수는 연구하는 사람들이 많거나, 공동으로 투자를 통해 공동 출원인이 많으면, 중요한 연구라 생각되어 이를 인용하여 타 분야로 파급되는 특허문헌수가 많을 것이라고 예상되었지만 기각되었다. 중요한 특허일수록 출원인은 더 신경을 써서 다른 특허를 침해하거나 침해를 당하지 않도록 더 강력한 청구항을 작성하여 타 분야에서 특허 출원 시 어려움이 있을 것이라 추정된다. 따라서 타 분야로 파급된 특허문헌수에는 발명자수와 출원인수가 유의한 영향을 미치지 않는다고 나타난 것으로 보인다.

최종적으로 단계적 입력 방식으로 다중회귀분석을 한 결과를 통해 총 4단계를 거쳐 64.4%의 설명력을 갖는 4개의 변수(인용문헌수, 도면수, IPC수, 패밀리 국가수)가 도출되어 타 분야로 파급된 특허문헌수를 예측하는 모형을 도출하였다.

다중회귀분석을 통해 도출된 예측모형인 '타 분야로 파급된 특허문헌수 = −1.198 + (0.230 x 인용문헌수) + (0.09 x 도면수) + (0.094 x IPC수) + (0.093 x 패밀리 국가수)'를 이용하여 모집단의 특허 50건을 대상으로 타 분야로 파급된 특허문헌수를 예측하여 보고, 실제값과 비교하여 보았다. 타 분야로 파급된 기술 분야의 특허 문헌 수의 실제값 평균은 10.34, 예측값 평균은 9.71로 나타났으며, 절대오차 평균은 6.05로 나타났다.

타 분야로 파급된 특허문헌수를 예측한 값과 실제값을 도출한 결과로 타 분야로 파급된 파급 지수를 IPC 코드를 통해서 Top 10을 산출해 본 결과 지수 값에는 차이를 보였지만, 1위는 G09G 2위 B60Q로 동일하게 분석 되었고, 순위는 다르지만 10위안에 드는 6개의 동일한 IPC 코드가 있었다. 동일한 IPC 코드는 G09G와 B60Q를 포함하여, G04G, A61J, A47L, F02P로 나타났다.

빠르게 발전되고 있는 인공지능분야 특허의 최근 특허 중에 타 분야로 많이 파급되는 기술 분야를 알기위해 최근에 등록된 2016년도 특허를 수집하였다. 하지만, 최근 특허들은 인용문헌이 적어서 기술파급지수를 측정하기 어렵다. 따라서 최근 특허들의 타 분야로 파급된 특허문헌수를 예측하기 위한 모형을 만들었다. 우선, 모집단의 2000년~2015년 특허를 5년 주기로 12구간으로 나누어서 타 분야로 파급된 특허문헌의 수를 예측하는 모형을 만들었다. 타 분야로 파급된 특허문헌의 수를 실제값과 예측값의 차이를 분석하여 보니 시간이 흐를수록 절대오차 평균값이 전체 예측 모형을 통해 절대오차 평균값을 측정한 값보다 더 줄어드는 것을 알 수 있었다. 각 구간의 모형을 통해서 변수들의 회귀계수 흐름을 구간별로 살펴보니 패밀리 국가수의 회귀계수가 시간의 흐름에 따라 증가하는 것으로 나타났다. 각 변수별 회귀계수 흐름을 통하여 13구간(2012년~2016년)의 예측 모형을 추정하였다. 13구간의 회귀식은 0.3325 + (0.1929 x 인용문헌수) + (-0.0126 x 도면수) + (0.0554 x IPC수)+ (0.25 x 패밀리 국가수)로 도출되었다. 2016년에 등록된 특허정보를 이용하여 타 분야로 파급된 특허문헌의 수를 산출하여 기술파급지수를 추정하여 보았다. 그 결과 IPC코드가 A61B인 분류코드가 타 분야로 파급이 큰 기술 분야인 것으로 나타났다. A61B는 진단; 수술; 개인 식별로 정의 되는 것으로 보아 의료분야의 특허들이 타 분야로 가장 파급이 크다고 예측해 볼 수 있다.

5.2 연구의 한계 및 향후 연구과제

본 연구는 인공지능분야 특허가 파급에 영향을 미치는 요인들을 특허정보를 통해서 알아보았다. 본 연구에서는 특허 정보를 통해서만 파급에 영향을 미치는 요인을 분석하였는데, 특허정보 외에 다양한 변수를 검토하여 파급에 영향을

미치는 변수들을 추가하였다면 타 분야로 파급된 특허들에 대한 예측값을 더 정확히 나타낼 수 있었을 것으로 보인다. 또한 기술의 파급력을 측정하는 다양한 방법들을 이용하여 파급이 큰 기술 분야를 도출하여 비교분석하였다면, 인공지능 분야에서 파급이 큰 기술 분야에 대해 선별할 때 더 설명력이 있었을 것으로 보인다. 따라서 향후 연구에 타 분야로 기술 파급에 영향을 미치는 요인들에 대해 분석할 때, 다양한 변수를 선정하고, 기술의 파급을 측정할 수 있는 다양한 방법들을 적용하여 연구를 하는 것이 필요하다고 생각된다.

본 연구에서는 IPC 코드로 기술 분야를 판단하였는데, 미국특허청(USPTO)과 유럽특허청(EPO)에서 협력해서 만든 CPC(Cooperative Patent Classification) 코드, 또는 일본의 특허분류코드인 F-term 등을 사용하여 연구를 진행하였다면, IPC 코드 보다 세분화된 기술 분야를 나눌 수 있어 향후 연구에서는 다른 특허 분류 코드로도 연구를 진행해보는 것이 필요하다고 판단된다. 그리고 특허분류코드와 산업분류코드와 접목시킨 연구도 진행된다면 인공지능 분야가 타 분야로 파급되는 산업의 흐름도 이해 할 수 있어 이러한 요소들을 적용한다면, 더 세분화되고 확장된 연구로 발전시킬 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

1. 국내문헌

김기영, 정치윤, 오진태. (2015). 미래 도전 ICT 기술 발굴 전략.『한국통신학회지』, 33(1), 16-22.

김문수, 오형식, 박용태. (1998). 한국 제조업의 지식 네트워크의 구조변화의 특성.『기술혁신연구』, 6(1), 71-98.

김병운. (2016). 인공지능 기술발전에 따른 우리나라의 현안 진단 및 정책 시사점.『부동산포커스』, 100(단일호), 22-33.

김성태. (2010). 모바일 시대를 넘어 AI 시대로.『IT & Future Strategy』, 7(단행본), 3-28.

김수섭, 최수민. (2010). 전자산업의 특허출원과 기업가치와의 관련성.『경영경제연구』, 32(2), 3-24.

김은경, 문영민. (2016). 제 4차 산업혁명에 대한 경기도의 대응방향.『정책연구』, 1-88, 경기연구원.

김진석. (2017). '약한' 인공지능과 '강한' 인공지능의 구별의 문제.『철학연구』, 113.

권정도. (2012). "특허지표 기반 핵심특허 선별에 관한 실증연구". 한성대학교 지식서비스&컨설팅대학원 석사학위논문.

곽헌, 전성태, 박성혁, 석왕헌. (2016). 인공지능(AI) 기술 및 정책 동향.『ISSUE PAPER』, 2-35, 한국지식재산연구원.

나영식, 조재혁. (2018). 인공지능(SW).『KISTEP 기술동향브리프』, 1-34, 한국과학기술기획평가원.

나주몽, 김일태, 류수열. (2005). 지역 산업구조의 변화와 R&D투자의 파급효과: 광주광역시 제조업을 중심으로.『한국지역개발학회지』, 17(2), 1-26.

남영준, 정의섭. (2006). "인용정보를 이용한 신 특허지수 개발에 관한 연구".『정보관리학회지』, 23(1), 221-241.

노승민. (2017). 특허분석을 통한 인공지능 기술 분야의 연구동향.『한국디지털콘텐츠학회』, 18(2), 423-428.

박상규, 김현기, 장명길, 류법모, 임수종. (2015). 엑소브레인 SW : 지능진화형 빅 데이터 지식처리 인공지능 기술개발.『정보과학회지』, 33(1), 48-55.

백승익, 임규건, 여등승. (2016). 인공지능 사회의 변화.『정보화정책』, 23(4), 3-23.

배승종. (2010). DEMATEL 및 내용분석기법을 활용한 농촌마을종합개발사업 문제점 및 개선방안의 정량적 분석.『농촌계획』, 16(3), 173-184.

배영임, 신혜리. (2016). 인공지능기술 융합 및 협력패턴에 관한 연구회.『경기연구원』, 13.

백동현, 김헌, 신민주. (2006). 인용분석을 이용한 특허의 중요도 평가 모형 개발.『한국지능정보시스템학회 학술대회 논문집』, 223-232.

서규원. (2011). 특허지표를 활용한 기술수준평가 연구방법론의 개발 및 적용.『혁신정책이슈페이퍼』, 한국과학기술기획평가원.

석왕헌, 이광희. (2015). 인공지능 기술과 산업의 가능성.『Issue Report』, 30(단일호), 한국지식재산연구원.

성낙환. (2012). 인공지능 기술의 걸음마가 시작되었다.『LG Business Insight』, LG경제연구원.

송지준. (2013).『논문작성에 필요한 SPSS/AMOS 통계분석방법』. 21세기사.

심재륜. (2015). 국제특허분류(IPC) 코드 기반 전자상거래(G06Q) 분야 특허 정보 분석에 관한 연구.『한국정보통신학회논문지』, 19(6), 1499-1505.

유수정. (2017). 4차 산업혁명과 인공지능.『한국멀티미디어학회지』, 21(4), 1-8.

유재복. (2010). 특허 인용에 영향을 미치는 요인분석.『정보관리 학회지』, 27(1), 103-118.

유태욱, 양동우. (2009). 기술혁신 활동, 기술적 성과, 경제적 성과 간의 관계에 관한 실증 연구.『벤처경연연구』, 12(4), 69-93.

윤문섭, 이우형. (2003).『IT 및 BT 분야의 기술수준 평가 및 정책적 시사점 : 미국특허의 인용도 분석』, 과학기술정책연구원 신기술경제성분석연구센터.

윤장우, 김병운, 서지노, 유웅식, 오진태. (2016). 인공지능 관련 기술과 정책동향 및 시사점.『전자통신동향분석』, 31(2), 9-17.

원동규, 이상필. (2016). 인공지능과 제 4차산업혁명의 의.『ie 매거진』, 23(2), 13-22.
이성기. (2016). 4차 산업혁명 시대에 대응하는 IP의 역할.『ISSUE & FOCUS on IP』, 한국지식재산연구원.
이시직. (2017). 4차산업혁명 시대, 지능정보기술의 사회적 영향과 법적과제.『연세대학교 법학연구원』, 8(1), 47-64.
이준혁. (2012). 생명공학 분야에서의 특허 피인용도 예측에 관한 실증연구, 서강대학교 대학원 석사학위논문.
이학식, 임지훈. (2016).『SPSS22 매뉴얼』. 집현재.
정선구, 양진선, 윤병운. (2012). 특허 인용 데이터베이스를 활용한 기술파급분석 : DEMATEL의활용.『Entrue Journal of information technology』, 11(1), 111-124.
정하교, 황규승. (2006). 특허분석을 이용한 기술이 산업에 미치는 경제적 파급효과에 관한 연구.『한국국방경영분석학회지』, 32(2), 143-164.
전홍배. (2015). 사물인터넷기술의 개념, 특징 및 전망.『Entrue Journal of Information Technology』, 14(1), 7-19.
조한상, 이주희. (2016). 인공지능과 법, 그리고 논증.『법과 정책연구』, 16(2), 299.
주상돈. (2017), 특허기반의 미래예측 방법론 현황 및 과제,『ISSUE PAPER』, 6(단일호), 1-33.
최나린, 현병환, 김방룡. (2012). 우리나라 BT 융합기술 시장의 특성에 관한 실증연구.『기술혁신학회지』, 15(2), 299-322.
홍동표. (1999). 산업간 R&D투자 파급분석.『산업조직연구』, 7(2), 77-95.
홍순기, 홍사균, 안두현. (1991). 연구개발투자의 산업부문간 흐름과 직·간접 생산성 증대효과 분석에 관한연구,『정책연구』, 1-285, 과학기술정책연구소.
클라우스 슈밥. (2017).『클라우스 슈밥의 제4차 산업혁명』. 새로운현재.
한국지식재산전략원. (2014).『특허성과지표활용 가이드라인』. 특허청.

2. 국외문헌

Brian Harvey. (1997). Computer Science Logo Style : Beyond Programming. MIT Press, 3, 277.

Choi, J. H., & Kim, N. I. (2011). Keyword Network Analysis for Technology Forecasting. Journal of Intelligence and Information Systems, 17(4), 227-240.

Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1989). Innovation and learning: the two faces of R&D. Economic Journal, 99(397), 569-596.

David, L. W. (2006) Evolution, sociobiology, and the future of artificial intelligence, *IEEE Intelligent Systems*, 21(3), , 66-69.

Freeman, L. (1984). Turning a Profit from Mathematics : The Case of Social Networks. *Journal of Mathmatical Sociology*, 10, 343-360.

Fung, M. K., & Chow, W. W. (2001). Measuring the Intensity of Knowledge Flow with Patent Statistics. Economic Letters, 74(3), 353-358.

Hall, B. H., Jaffe, A., & Trajtenberg, M.(2005). Market Value and Patent Citations. *RAND Journal of Economics*, 36(10).

Jaffe, A., Trajtenberg, M., & Fogarty M. S. (2000). Knowledge Spillovers and Patent Citation: Evidence from a Survey of Inventors. American Economic Review, 90(2), 215-218.

Jaffe, A. & Trajtenberg, M. (2002). Patents, Citations, and Innovations; A Window on the Knowledge Economy. The MIT Press, 199-234.

Karki, M. (1997). Patent Citation Analysis: A Policy Analysis Tool. World Patent Information, 19(4), 269-272.

Madsen, J. (2007). Technology Spillover through Trade and TFP Convergence: 135 Years of Evidence for the OECD Countries. *Journal of International Economics*, 72(2), 464-480.

Narin, F., Noma, E., & Perry, R. (1987). Patents as Indicators of Corporate Technological Strength. Research Policy, 16(2), 143-155.

Nam, Y. J., & Jeong, E. S. (2006). A Study on the Development of New Patent Index Used the Citation Information. *Journal of Intelligence and Information Systems*, 23(1), 221-241.

Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). Artificial intelligence: a modern approach. Malaysia; Pearson Education Limited.

Schmookler, Jacob. (1966). Invention and Economic Growth. Cambridge, MA: Harvard University Press.

Tractica, (2015). Artificial Intelligence for Enterprise Applications : Deep Learning, Predictive Computing, Image Recognition, Speech Recognition, and Other AI Technologies for Enterprise Markets-Global Market Analysis and Forecasts, USA.

Verspagen, B., & De Loo, I. (1999). Technology spillovers between sectors. *Technological Forecasting and Social Change,* 60(3), 215-235.

Van Zeebroeck, N., de la Potterie, B., & Guellec, D. (2009). Claiming more: the increased voluminosity of patent applications and its determinants. *Research Policy*, 38(6), 1006-1020.

Yoon, B. G., & Park, Y. T. (2004). A Text-Mining-Based Patent Networ k : Analytical Tool for High-Technology Trend. *Journal of High Technology Management Research*, 15(1), 37-50.

Yoshikane, F., Suzuki, Y., & Tsuji, K. (2012). Analysis of the relationship between citation frequency of patents and diversity of their backward citations for Japanese patents. *Scientometrics,* 92(3), 721-733.

【 부록 】

인공지능 IPC 코드별 기술파급지수 실제값과 예측값 비교표(모집단기준)

No.	IPC 코드	실제값	예측값	절대오차
1	A01B	7.000	21.060	14.060
2	A01D	30.000	14.302	11.612
3	A01G	19.000	16.986	2.014
4	A01K	5.000	8.457	3.457
5	A21C	2.000	1.538	1.005
6	A22B	12.500	10.379	2.121
7	A22C	10.000	8.213	1.787
8	A23G	6.000	10.641	4.641
9	A41H	4.429	7.625	3.196
10	A43B	1.000	1.998	6.137
11	A45D	1.000	13.023	0.998
12	A47C	1.000	0.639	3.586
13	A47J	3.000	3.287	1.935
14	A47L	42.667	28.661	14.006
15	A61B	18.377	20.615	2.238
16	A61C	38.000	17.946	20.054
17	A61F	12.333	7.554	4.779
18	A61G	37.000	20.693	16.307
19	A61J	47.000	23.727	23.274
20	A61K	22.000	25.308	3.308
21	A61M	14.071	13.033	1.038
22	A61N	21.000	19.824	1.176
23	A63B	2.500	1.679	0.821
24	A63F	24.875	21.906	2.969
25	A63G	3.000	3.792	0.288
26	A63H	11.000	11.891	0.891
27	B01D	12.308	8.073	4.235
28	B01F	12.000	11.864	0.136
29	B01J	15.333	11.430	3.903
30	B04B	9.000	4.725	4.707
31	B05D	3.000	2.993	1.951
32	B07C	4.000	3.422	1.113

33	B08B	2.000	3.218	0.243
34	B21B	2.063	2.942	0.879
35	B21C	1.000	1.375	1.225
36	B21D	3.000	3.288	0.319
37	B21J	8.000	4.841	3.306
38	B22D	2.000	6.143	1.218
39	B23H	3.750	4.661	0.911
40	B23K	3.462	9.431	5.969
41	B23P	18.500	23.388	4.888
42	B23Q	8.000	11.045	3.159
43	B24B	2.000	0.607	0.114
44	B25B	2.000	2.243	2.338
45	B25J	18.500	13.896	4.604
46	B26D	3.000	4.072	0.007
47	B28C	12.000	4.565	6.266
48	B29B	5.000	1.210	0.115
49	B29C	2.286	3.757	1.471
50	B41F	4.000	3.631	0.419
51	B41J	7.385	7.121	0.264
52	B44D	9.000	5.849	3.455
53	B60C	11.000	6.790	4.935
54	B60G	5.600	9.472	3.872
55	B60H	13.143	8.430	4.712
56	B60K	5.882	7.498	1.615
57	B60L	11.000	10.973	4.210
58	B60N	24.000	17.395	1.857
59	B60P	1.000	1.942	0.773
60	B60Q	77.000	56.421	20.579
61	B60R	35.125	21.212	13.913
62	B60T	11.333	9.002	2.331
63	B60W	4.571	11.180	6.609
64	B61C	35.000	19.860	15.140
65	B61L	15.600	10.391	5.209
66	B62D	9.556	7.602	1.954
67	B63B	1.000	1.067	0.801
68	B63H	1.000	3.221	0.942
69	B64D	2.000	2.303	2.200
70	B64G	7.000	4.791	2.024
71	B65D	4.000	5.275	0.578

72	B65G	7.000	5.067	5.623
73	B65H	6.000	5.974	0.683
74	B66B	1.524	5.393	3.869
75	B81B	15.000	13.037	1.963
76	B82Y	1.000	5.816	0.361
77	C01B	1.000	7.137	12.023
78	C02F	7.800	6.358	1.442
79	C03B	0.000	0.929	0.470
80	C04B	8.000	4.694	4.261
81	C05D	1.000	1.773	0.890
82	C07B	12.000	8.242	7.435
83	C07K	25.000	31.991	6.991
84	C08F	3.000	2.515	0.728
85	C09C	4.000	2.935	1.131
86	C09D	0.000	7.609	0.929
87	C10C	0.000	0.470	3.294
88	C10G	24.500	22.956	1.544
89	C10L	2.000	4.200	1.393
90	C12M	5.000	3.516	1.451
91	C12N	4.000	4.419	1.275
92	C12Q	14.667	12.020	2.647
93	C21B	1.000	2.128	4.816
94	C21C	11.500	11.944	0.444
95	C23C	11.000	6.065	0.214
96	D01H	31.500	13.205	18.296
97	D03D	0.800	1.763	0.963
98	D06C	4.000	2.887	1.936
99	D06F	3.400	5.398	1.998
101	D21C	21.000	18.821	2.179
102	D21F	0.500	2.609	2.109
103	E02F	9.000	5.545	0.064
104	E03B	2.000	4.338	4.143
105	E04B	34.000	16.889	17.111
106	E21B	6.182	7.456	1.274
107	E21D	4.000	5.131	0.369
108	F01D	4.500	3.856	0.644
109	F01K	28.000	36.772	8.772
110	F01L	1.000	0.268	0.553
111	F01N	2.000	6.912	0.462

112	F01P	15.000	6.807	8.193
113	F02B	3.000	3.319	0.486
114	F02C	1.000	1.890	1.128
115	F02D	10.382	10.405	0.023
116	F02P	36.000	31.565	4.435
117	F03D	24.000	25.857	6.605
118	F04D	10.500	9.352	1.148
119	F16F	15.500	12.891	3.510
120	F16H	4.522	6.206	1.684
121	F16J	8.000	3.739	2.443
122	F16K	15.500	19.010	2.609
123	F21V	12.000	5.734	3.758
124	F22B	5.333	4.970	7.763
125	F23B	1.000	2.225	2.221
126	F23G	19.500	8.422	11.078
127	F23N	7.833	5.516	2.318
128	F24C	0.000	3.294	7.609
129	F24F	6.778	8.389	1.611
130	F25B	5.000	6.451	3.790
131	F25D	3.000	4.935	0.792
132	F26B	2.000	3.005	0.303
133	F27B	1.000	1.801	0.732
134	F28B	1.000	2.677	0.067
135	F41G	3.167	2.800	0.366
136	F42B	3.000	1.049	4.199
137	G01B	4.778	4.687	0.091
138	G01C	12.320	8.470	3.850
139	G01D	12.067	10.895	1.171
140	G01F	3.250	3.436	0.186
141	G01G	4.667	3.719	0.948
142	G01H	17.900	19.746	1.846
143	G01J	7.615	6.790	0.826
144	G01K	16.000	10.057	5.943
145	G01L	2.333	2.090	0.243
146	G01M	14.250	11.907	2.343
147	G01N	12.683	11.176	1.507
148	G01P	3.000	3.728	1.072
149	G01R	7.723	9.574	1.850
150	G01S	11.524	10.625	0.899

151	G01T	7.000	12.623	2.209
152	G01V	6.480	9.277	2.797
153	G01W	3.600	7.711	4.111
154	G02B	9.929	11.959	2.030
155	G02C	13.000	14.098	1.098
156	G02F	2.818	5.197	2.379
157	G03B	5.500	8.111	2.611
158	G03F	5.333	13.096	0.363
159	G03G	5.435	6.903	1.468
160	G03H	11.000	10.786	0.027
161	G04F	5.000	0.502	2.448
162	G04G	61.000	35.647	25.353
163	G05B	10.951	9.889	1.063
164	G05D	8.514	6.982	1.532
165	G05F	8.000	4.362	3.638
166	G06C	5.000	4.885	1.484
167	G06E	11.555	6.438	5.117
168	G06F	4.930	7.611	2.681
169	G06G	7.068	5.484	1.584
170	G06J	5.250	8.438	3.188
171	G06K	7.834	8.074	0.241
172	G06M	9.000	8.936	3.151
173	G06N	10.171	6.669	3.503
174	G06Q	16.699	14.914	1.785
175	G06T	14.346	9.917	4.429
176	G07B	1.000	0.132	0.071
177	G07C	7.333	8.903	1.569
178	G07D	1.000	4.586	0.375
179	G07F	30.000	18.388	15.698
180	G07G	8.250	5.346	2.904
181	G08B	19.406	17.120	2.286
182	G08C	20.500	11.597	8.903
183	G08G	5.500	4.623	0.877
184	G09B	15.906	16.158	0.251
185	G09F	20.000	11.633	8.367
186	G09G	83.615	56.670	26.945
187	G10H	4.571	5.572	1.000
188	G10K	9.000	13.707	4.275
189	G10L	7.559	9.254	1.695

190	G11B	8.375	8.707	0.332
191	G11C	5.636	7.951	2.314
192	G21C	11.250	11.068	0.182
193	G21D	8.000	5.557	3.045
194	H01F	19.000	5.882	13.118
195	H01J	1.000	0.671	0.868
196	H01L	6.000	5.317	0.931
197	H01Q	5.000	2.552	4.498
198	H01R	1.000	0.447	0.329
199	H01S	2.667	9.896	7.229
200	H02H	1.667	5.189	3.523
201	H02J	10.200	11.028	0.828
202	H02K	3.000	7.199	0.287
203	H02P	3.571	3.635	0.064
204	H03D	4.000	2.064	0.156
205	H03F	2.000	1.886	4.912
206	H03G	6.000	5.712	0.288
207	H03H	3.714	7.467	3.753
208	H03K	7.300	6.798	0.502
209	H03L	4.000	2.175	1.825
210	H03M	13.818	14.852	1.034
211	H04B	6.438	5.758	0.679
212	H04H	7.000	9.024	1.933
213	H04J	10.250	6.072	4.178
214	H04K	1.500	0.727	0.773
215	H04L	18.598	13.015	5.583
216	H04M	8.196	7.167	1.029
217	H04N	9.657	9.408	0.249
218	H04Q	6.714	3.889	2.825
219	H04R	4.000	4.156	1.066
220	H04W	11.286	5.845	5.440
221	H05B	2.667	3.617	0.951
222	H05G	1.000	0.929	1.677
223	H05K	6.000	6.931	0.026
평균값		9.976	8.795	3.421

ABSTRACT

A Study on technology spillover of patent in the filed of Artificial intelligence

Chung, Da Un

Major in Smart Convergence Consulting

Department of Smart Convergence Consulting

The Graduate School

Hansung University

As the society of the new era begins, interest in the fourth industrial revolution is increasing in many countries, and major technologies such as AI, self-driving cars, big data, Internet of Things, robotics, and 3D printing are also actively being developed. Among the major technologies of the fourth industrial revolution, artificial intelligence technology is expected to have a significant impact on the nation and society in the coming years as it is actively engaged in convergence between technology fields and spreading to various industries. To dominate the market, major countries such as the United States, Europe and Japan are supporting R&D policies and investment in artificial intelligence. South Korea is also trying to secure core AI technologies through its artificial intelligence technology development project and occupy the AI market first. However, so far, South Korean AI technology

is significantly lower than that of advanced countries.

Therefore, through this research, I am going to find out about technologies that have a great ripple effect on other areas of AI technology and prepare a basis for reference when developing and investing R&D strategies by national or corporate companies. To this end, I conducted an empirical analysis on which of the various patent information of AI technology patents affected the spread of technology patents to other areas.

In this study, patented data from the U.S. AI sector were collected using WINTELIPS's database. The AI field has collected patent information using USPC 706 (Artificial Intelligence), a U.S. patent classification code. Patent information used up to the sub-class by processing eight variables and IPC codes as a factor of the utilization of the technology and the rights of the technology.

Using the collected patent information, the IPC codes were used to analyze areas that are actively applied in AI fields, and the CTI (Cited-patent analysis for Technology Impact) was used to calculate patent ripple indices for each technology sector. In order to calculate the CTI(Cited-patent analysis for Technology Impact), the number of patent literature that has spread to other areas is needed. This used the value by comparing the IPC code between the original and the spread of the patent by referring to the patent flow matrix.

According to an analysis of IPC codes in the technology field, the first place was G06F (electrical-based data processing unit), the second place was G06N (intellectual computational computer system), and the third place was G05B (control system or regulator general). It was expected that the high number of patent applications would have a significant ripple effect on this, with the CTI(Cited-patent analysis for Technology Impact) showing G09G (device or circuit for controlling a display that

uses static means), B60Q (general vehicle signals or lighting systems), and G04G (electronic clocks). The analysis showed that the technology field in which patents are actively applied and the technology field in which the spread is not the same.

Although the CTI(Cited-patent analysis for Technology Impact) shows many areas of technology for which patents have spread to other sectors, the number of patents that have recently been applied is limited and therefore the number of patents that have been applied is limited. Therefore, the company wanted to develop a model that predicts the number of patents that spread to other fields.

The correlation between the number of patent literature diffused to other fields and the information of patents was identified through the correlation analysis. The results showed that the usefulness of the technology (backward references, forward references, drawings, inventors, IPCs) and the rights of the technology (claims, applications, family countries) all had a significant correlation, and that the number of applications had a negative correlation.

Using eight patent information variables that are correlated with the number of patent literature spread to other areas, the model was designed to predict the number of patent literature diffused to other areas through the multiple regression analysis method using the step-by-step input method.

As a result of the multiple regression analysis, four of the eight variables were selected as the most influential variables with the literature spread to other areas. The variables selected are the number of forward reference, drawings, IPCs, and family countries, and the variables are used to derive a predictive model and compared to actual and predicted values indicate that the actual and expected values are relatively similar.

However, it is difficult to see the number of patents that have recently been applied. Thus, through a predictive model, it was intended to derive the spread of the literature of the recently applied patents. Using four variables obtained from multiple regression analysis, the population's patents were divided into segments of the year, resulting in a predictive model for each interval, and then measuring the changes in the regression coefficients for each of the variables to derive a predictive model for the recent year.

In conclusion, this study expects that by predicting the number of patents that have spread to other areas as one of the ways to preempt technology, it can be used to determine technologies that have technically ripple effects when developing R&D strategies for AI technologies from national and corporate perspectives.

【Keyword】AI(Artificial Intelligence), Patent Information, Technology Spillover, Flow of Technology