

# 핵심 기술 파악을 위한 특허 분석 방법: 데이터 마이닝 및 다기준 의사결정 접근법

김철현\*

\*인덕대학교 테크노경영학과

## A patent analysis method for identifying core technologies: Data mining and multi-criteria decision making approach

Chul-hyun Kim\*

\*Dept. of Technology & Systems Management, Induk University

### Abstract

This study suggests new approach to identify core technologies through patent analysis. Specially, the approach applied data mining technique and multi-criteria decision making method to the co-classification information of registered patents. First, technological interrelationship matrices of intensity, relatedness, and cross-impact perspectives are constructed with support, lift and confidence values calculated by conducting an association rule mining on the co-classification information of patent data. Second, the analytic network process is applied to the constructed technological interrelationship matrices in order to produce the importance values of technologies from each perspective. Finally, data envelopment analysis is employed to the derived importance values in order to identify priorities of technologies, putting three perspectives together. It is expected that suggested approach could help technology planners to formulate strategy and policy for technological innovation.

**Keywords :** Core Technology, Patent Co-classification, Association Rule Mining, Analytic Network Process, Data Envelopment Analysis

### 1. 서론

기술 발전의 복잡성과 급격함, 소비자 요구의 빠른 변화, 그리고 제품 수명 주기의 단축은 현대 경쟁 환경의 중요한 특성들이다. 이러한 환경 하에서 기술 모니터링(technology monitoring)은 기업이나 국가가 경쟁 우위를 확보하고 유지하는데 있어 매우 중요한 요소로 인식되고 있다. 기술 모니터링은 기술의 변화와 기술간 관계 분석을 통해 높은 잠재력을 지닌 기술 분야를 발

견하는 활동이다(EIRMA, 2000). 즉, 기술이 어떠한 하부 기술들로 구성되어 있는지, 그리고 이들은 서로에게 어떠한 영향을 미치는지에 대한 분석을 통해 핵심 기술을 파악하고 기술 트렌드와 발전을 조망하는 활동을 의미한다.

기술 모니터링을 위해 가장 널리 사용되는 정보는 특허다(Trajtenberg et al., 1997). 그리고 특허의 분석을 위한 다양한 지표 중 대표적인 것으로 특허동시분류(patent co-classification)가 있다.

† 본 연구는 인덕대학교 연구비에 의해 수행되었음.

† Corresponding Author : Chulhyun Kim, Dept. of Technology & Systems Management, Induk University, 12 Choansan-ro, Nowon-gu, Seoul, M·P: 010-5618-5251, E-mail : stddevs@induk.ac.kr  
Received January 20, 2014; Revision Received March 11, 2014; Accepted March 19, 2014.

동시분류분석은 어떤 특허가 속해있는 기술 클래스들은 서로 연관성이 있으며, 특정 클래스에 해당하는 기술 영역들 사이에는 지식의 연결(linkage)과 스펠오버(spillover)측면에서 밀접한 관계가 있다는 것을 전제로 한다(Breschi et al., 2003). 특허동시분류정보를 이용하여 핵심 기술 파악을 시도한 기존 연구는 강도(intensity), 연관성(relatedness), 그리고 교차영향(cross-impact)의 세 가지 기술상호관계 관점에서 이루어져왔다. 이들은 기술 구조 및 기술상호관계 파악에 있어 많은 시사점을 주었지만 다음과 같은 한계점이 있었다. 첫째, 대부분의 기존 연구는 단지 높은 기술상호관계 값을 가진 기술 조합(technology pair)의 파악에 초점을 두고 있었으며, 각 기술들이 다른 기술들에 미치는 전반적인 영향을 고려하지 않았다. 둘째, 기술간 직간접적 영향을 모두 고려한 경우가 드물었다. 마지막으로, 세 가지 기술상호관계 중 하나의 측면에서 분석이 이루어졌으며, 이들을 모두 고려한 경우는 찾아볼 수 없었다.

이러한 기존연구의 한계점을 극복하고자 본 연구에서는 특허동시분류정보에 대해 데이터 마이닝 기법인 연관규칙 마이닝(association rule mining: ARM)과 다기준 의사결정 방법(Multi-criteria decision making: MCDM)인 ANP(Analytic network process) 및 DEA(Data envelopment analysis)를 적용한 핵심 기술 파악 방법을 제시하였다. 우선 ARM을 이용해 계산한 지지도(support), 개선도(lift), 그리고 신뢰도(confidence)를 이용해 세 가지 기술상호관계 행렬을 구축함으로써 각 기술이 다른 기술 전반에 미치는 영향을 고려하였다. 여기에 ANP를 적용해 기술 중요도를 도출함으로써 기술간 직간접적 영향을 모두 반영하였다. 또한 DEA를 이용해 세 가지 기술상호관계를 종합적으로 고려하여 핵심 기술을 파악하였다.

## 2. 배경이론

### 2.1 ARM

ARM은 대규모 데이터베이스에서 아이템 간 흥미있는 연관관계 혹은 상관관계를 탐색하고자 할 때 사용하는 데이터 마이닝 기법이다. 연관 규칙(association rule)이란 어떤 트랜잭션에서 한 아이템이 발생했을 때 다른 아이템 또한 발생하는 현상으로, 개념적으로 볼 때 동시에 발생한 아이템 간에는 서로 연관성이 강하다는 것을 의미한다(Han and Kamber, 2001). 최근에는 기술 트렌드 분석(Shih et al., 2010)이나 보완 기술 파악(Wang, 2012) 등 특허에 대한 ARM의 적용을 통해 다양한 목적의 기술 분석을 하고자 하는 시도가 활발해지고 있다.

연관 규칙의 유용성에 대한 평가 기준으로 지지도, 신뢰도, 그리고 개선도가 있으며, 이에 대한 내용은 <Table 1>과 같다. 본 연구에서는 이들 세 가지 평가 기준을 기술상호관계 행렬의 구축을 위해 사용하였다.

<Table 1> Measures of interestingness

평가 기준	설명	식
지지도	연관규칙 X→Y에 있어서 X와 Y 아이템이 동시에 발생할 확률	$P(X \cap Y)$
신뢰도	연관규칙 X→Y에 있어서 X를 포함한 트랜잭션이 Y도 포함할 확률	$P(Y X)$
개선도	연관규칙 X→Y에 있어서 X와 Y의 통계학적 의존도	$\frac{P(Y X)}{P(Y)}$

### 2.2 ANP

ANP는 가장 널리 사용되는 MCDM 방법 중 하나인 AHP를 일반화한 것이다(Saaty, 1996). AHP는 문제를 몇 가지 단계의 계층적 구조로 분해하며, 각 의사결정 요소는 서로 독립적인 것으로 가정한다. 이에 비해 ANP는 AHP를 종속적이고 피드백이 있는 문제로 확장한 것이다. 즉 ANP는 AHP의 계층구조를 네트워크로 바꿈으로써 의사결정요소 간 복잡한 상호관계 하에서도 적용이 가능하다. 이런 이유로 최근에는 기술 선택(Shen et al., 2011)이나 R&D 파트너 선정(Geum et al., 2013) 등 특허에 대해 ANP를 적용함으로써 다양한 기술상호관계의 분석에 대한 시도가 활발해지고 있다.

일반적으로 ANP의 수행 절차는 다음과 같은 네 단계로 구성된다(Lee et al., 2010): (1) 네트워크 모형 구축, (2) 쌍대비교 및 우선순위 벡터 도출, (3) 슈퍼매트릭스 구축 및 변환, (4) 최종 우선순위 도출이다. 본 연구에서는 기술 간 직간접적 영향을 파악하고 상대적 중요도를 도출하기 위해 사용하였다.

### 2.3 DEA

DEA는 다수의 투입요소와 산출요소를 갖는 의사결정단위(DMU: Decision Making Unit)에 대해 효율성을 계산한 후 다른 의사결정단위와 상대적 효율성을 평가하는 방법이다(Charnes et al., 1978). DEA는 일종의 선형계획 모형으로 생산함수를 가정하지 않는 비모수

적 생산성 측정 기법이다. DEA에 있어서 효율성은 투입요소의 가중합과 산출요소의 가중합의 비율로 정의되며, 모든 DMU의 효율성이 1 이하여야 한다는 제약이 있다. 이러한 제약하에 목표 DMU의 효율성을 최대화시키는 각 요소들의 가중치를 기준으로 효율성을 측정한다. 최근에는 신사업 영역 파악(Seol et al., 2011)이나 기술 전략 효율성 평가(Lee, 2010) 등 다양한 목적을 위해 DEA를 특허 분석에 활용하고 있다.

DEA 모형은 생산이 규모에 대한 수확 불변 특성을 나타내는 것을 가정한 CCR 모형(Charnes et al., 1978)과 CCR 모형을 규모에 대한 수확 가변인 경우로 확대시킨 BCC 모형(Banker et al., 1984)이 있다. 또한 목적에 따라 output-oriented와 input-oriented로 구분할 수 있다. 본 연구에서 사용되는 output-oriented BCC 모형의 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \max \quad & \eta \\ \text{s.t.} \quad & X\lambda \leq x_0 \\ & \eta y_0 - Y\lambda \leq 0 \\ & e\lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

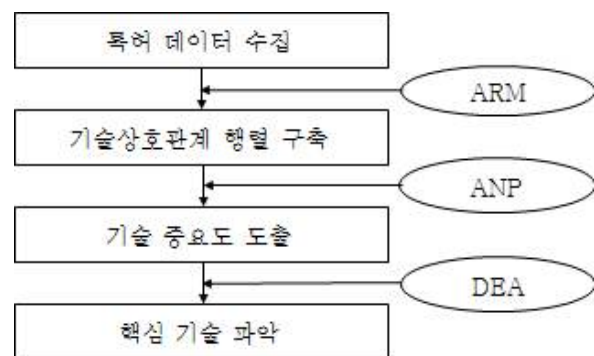
여기에서 X는 입력 벡터의 행렬, Y는 출력 벡터의 행렬,  $(x_0, y_0)$ 는 측정하고자 하는 DMU,  $\eta$ 는 효율성 점수의 역(reverse), 그리고  $\lambda$ 는 가중치 벡터를 의미한다.

### 3. 연구 설계

본 연구의 전체 과정은 다음과 같다. 첫째, 분석하고자 하는 기술 영역을 선정한 후 이에 대한 특허 데이터를 수집한다. 둘째, 수집한 특허 데이터의 동시분류 정보에 대해 ARM을 적용하여 지지도, 개선도, 신뢰도를 계산한 후, 이를 이용하여 각각 강도 행렬, 연관성 행렬, 교차영향 행렬의 세 가지 기술상호관계 행렬을 구축한다. 셋째, 구축한 기술상호관계 행렬들에 대해 ANP를 적용하여 각 측면에서의 기술 중요도를 계산한다. 마지막으로, 도출한 기술 중요도에 대해 DEA를 적용하여 세 가지 기술상호관계 전체 측면에서 핵심 기술을 파악한다. <Figure 1>은 본 연구의 전반적 과정에 대한 절차를 나타낸 것이다. 직사각형은 개별 수행 과정을, 타원은 다음 과정의 수행을 위한 방법론을 의미한다.

### 3.1 특허 데이터 수집

특허 데이터를 수집하기에 앞서 분석 대상 기술이 특허 분류 체계 중 어디에 속하는지 확인하는 것이 필요하다. 특허 분류 체계란 특허를 체계적으로 분류 및 관리하기 위하여 특허가 가지고 있는 기술적 특성을 참고하여 사전에 계층적으로 구조화한 기술분류 시스템을 의미한다. 일반적으로 특허의 기술적 특성은 특허의 청구항(claim)을 통해 판단하며, 특허는 보통 둘 이상의 기술적 특성을 지니므로 대부분 여러 개의 기술 분야에 분류된다. 분석 대상 기술의 특허 분류를 결정할 후 이에 속하는 특허 데이터를 수집한다.



<Figure 1> Overall research process

### 3.2 기술상호관계 행렬 구축

기술상호관계 행렬은 수집한 특허의 동시분류정보를 이용해 계산한 모든 기술 간 상호관계값을 행렬의 셀에 수치화함으로써 구성한다. M개의 특허가 각각 하나 이상의 기술에 분류되어 있다고 가정하자. 이들 중 어떤 특허 m이 기술 A에 분류되어 있으면  $F_{iA} = 1$  이라 하고, 그렇지 않을 경우  $F_{iA} = 0$  이라 하자.

그러면 기술 A와 B에 동시에 분류된 특허의 개수  $C_{AB}$ 는  $\sum_{k=1}^M F_{Ak}F_{Bk}$ 가 된다. 만약 M개의 특허가 가질 수 있는 동시분류의 총 개수를 N이라 하면, 기술 A와 B의 강도 지수  $Int(A, B)$ 는  $\frac{C_{AB}}{N} = P(A \cap B)$ 와 같다(Englesman and van Rann, 1992). 이는 기술 A와 B에 동시분류된 특허의 개수를 정규화한 것이다.

그리고 기술 A와 B의 연관성 지수  $Rel(A, B)$ 는

$$\frac{\sum_{k=1}^M C_{Ak}C_{Bk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^M C_{Ak}^2} \sqrt{\sum_{k=1}^M C_{Bk}^2}} = \frac{P(A \cap B)}{P(A)P(B)} = \frac{P(B|A)}{P(B)}$$

같이 표현할 수 있다(Jaffe, 1989; Han and Kamber, 2001). 이는 상관성 분석을 위한 대표적 지표인 cosine index의 형태이다. 또한 기술 A와 B의 교차영향 지수  $Imp(A, B)$ 는  $\frac{C_{AB}}{N_A} = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = P(B|A)$ 와 같은 조건부 확률의 형태로 정의할 수 있다(Choi, et al., 2007).

$Int(A, B)$ ,  $Rel(A, B)$ ,  $Imp(A, B)$ 의 세 지수를 이용해 행과 열이 기술 분류를 의미하는 정사각형의 기술상호관계 행렬을 구축할 수 있다. 즉, 이들 세 지수에 대한 수식을 모든 기술 조합에 대해 적용해 구한 값들을 해당 위치에 삽입시키면 된다. 하지만 특허와 같은 대규모 데이터베이스로부터 기술상호관계 행렬을 구축하기 위해서는 모든 기술 간 상호관계의 방대한 계산이 필요하다. 이를 위해 본 연구에서는 대규모 데이터베이스 탐색을 위한 대표적 데이터마이닝 기법인 ARM을 이용하였다. 왜냐하면 기술 A와 B의 상호관계를 나타내는 세 가지 식이 <Table 1>에 있는 연관 규칙  $A \rightarrow B$ 에 대한 세 평가 기준인 지지도, 개선도, 신뢰도를 구하는 식과 각각 동일하기 때문이다. 그러므로 ARM을 위한 상용 패키지를 이용한다면 비교적 용이하게 세 기술상호관계 행렬을 구축하는 것이 가능하다.

<Table 2>는 기술상호관계 행렬의 형태를 나타낸 것이다.  $T_i$ 는  $i$ 번째 영역의 기술을,  $Asc(T_i \rightarrow T_j)$ 는 연관 규칙  $T_i \rightarrow T_j$ 에 대한 평가 기준을 의미한다. 즉,  $Asc(T_i \rightarrow T_j)$ 는 강도 행렬의 경우 지지도, 연관성 행렬의 경우 개선도, 그리고 교차영향 행렬의 경우 신뢰도 값이 된다. 같은 영역에 속하는 기술 간에는 서로 100%의 상호관계가 있으므로 1을, 나머지 셀에는 두 기술 간 연관 규칙에 대한 해당 평가 기준값을 할당한다.

<Table 2> Technological interrelationship matrix

기술 \ 기술	$T_1$	$T_2$	...	$T_n$
$T_1$	1	$Asc(T_1 \rightarrow T_2)$	...	$Asc(T_1 \rightarrow T_n)$
$T_2$	$Asc(T_2 \rightarrow T_1)$	1	...	$Asc(T_2 \rightarrow T_n)$
...	...	...	1	...
$T_n$	$Asc(T_n \rightarrow T_1)$	$Asc(T_n \rightarrow T_2)$	...	1

### 3.3 기술중요도 도출

전 단계에서 구축한 세 가지 기술상호관계 행렬에 대해 ANP를 적용하여 모든 기술의 직간접적 관계를

고려한 기술 중요도를 강도, 연관성, 그리고 교차영향 측면에서 도출한다. 이를 위한 절차는 다음과 같다. ANP의 처음 두 단계인 (1) 네트워크 모형 구축과 (2) 쌍대비교 및 부분 우선순위 벡터도출은 필요하지 않다. 왜냐하면 본 연구에서의 네트워크 모형은 기술상호관계 행렬에 나타나있는 기술상호관계에 기반하여 만들어지기 때문이다. 즉 ANP 네트워크의 클러스터가 기술분류에 해당되므로 본 연구에서의 ANP 네트워크 모형은 오직 대안 클러스터만으로 구성된다. 그러므로 대안의 중요도가 평가기준이나 목표 측면이 아닌 기술상호관계 측면에서만 평가되는 되는 것이다. 그리고 두 기술 간 상호관계값이 기술상호관계의 강도에 대한 대용지표(proxy)이므로, 우선순위 벡터는 별도의 쌍대비교 없이 기술상호관계 행렬을 열의 합이 1이 되도록 정규화하여 구할 수 있다.

수퍼매트릭스는 모든 부분 우선순위 벡터를 모아서 구성하는데, 기술상호관계 행렬이 우선순위 벡터이므로 곧 수퍼매트릭스가 된다. 그리고 각 부분 우선순위 벡터에 대해 두 클러스터 간 가중치 값을 곱한 후 열의 합이 1이 되도록 정규화하여 가중 수퍼매트릭스를 구성한다. 그리고 가중 수퍼매트릭스의 각 열을 동일한 값으로 수렴시킴으로써 극한 수퍼매트릭스를 도출한다. 이러한 과정을 세 가지 기술상호관계 각각에 대해 적용하여 세 개의 극한 수퍼매트릭스를 구한다.

마지막으로, 최종 우선순위를 도출한다. 극한 수퍼매트릭스의 열은 기술간 모든 직간접적 관계를 반영한 극한 우선순위 즉, 기술의 중요도이며 ANP의 극한 우선순위 특성 상 합이 1이다. 이를 통해 강도, 연관성, 그리고 교차영향 각각 측면에서 기술 중요도를 도출할 수 있다.

### 3.4 핵심기술 파악

전 단계에서 도출한 세 가지 기술상호관계 측면에서의 중요도를 종합적으로 고려한 핵심 기술 파악을 위해 DEA를 적용한다. 핵심 기술 파악에 있어 세 가지 기술상호관계의 중요도만이 산출 요소로 취급되며 투입 요소가 존재하지 않기 때문에 투입 요소가 없는 output-oriented BCC 모형을 사용한다. 투입요소로 R&D 투자나 인력 투입 수준 등을 고려할 수 있으나, 본 연구는 R&D 효율성 혹은 노동 효율성을 측정하고자 하는 것이 아니므로 이들을 투입 요소로 반영하는 것은 적절하지 않다. 이러한 과정을 통해 얻은 각 기술의 효율성 점수를 바탕으로 핵심 기술을 파악할 수 있다.

## 4. 사례 연구

최근 삶의 질 향상, 기후 변화 대응, 그리고 수자원 관리 등 환경관련 이슈에 대한 관심이 증가하고 있다. 특히 환경산업의 많은 분야가 아직 시장 형성 단계에 있기 때문에 그 성장가능성이 매우 크다 할 수 있다. 이에 따라 환경기술에 대한 중요성이 커지고 있다. 첨단신기술을 의미하는 6T 중 하나인 환경기술은 미래의 경제 발전에 핵심적 역할을 할 것으로 기대되며, 국가나 기업의 경쟁력 확보 차원에서 환경기술 역량강화는 필수적이다. 이에 본 연구에서는 강도, 연관성, 그리고 교차영향 측면을 종합적으로 고려한 핵심 환경기술 파악을 사례 연구로 선택하였다.

### 4.1 특허 데이터 수집

핵심 환경기술 파악을 위한 기술분류체계로 IPC(International Patent Classification)를 채택하였다. IPC는 WIPO(World Intellectual Property Organization)가 1971년 Strasbourg 협정에 따라 제정한 특허분류체계이다. 과거에는 3년 혹은 5년 주기로 개정하였으나, 급격한 기술 변화를 분류 체계에 반영하고자 2009년 이후로는 수시개정하고 있다. IPC는 크게 8개의 섹션(section)으로 구성되어있으며, 각 섹션별로 클래스(class), 서브클래스(subclass), 메인그룹(maingroup), 그리고 서브그룹(subgroup)의 계층으로 나누어진다. 예를 들어 'A62D 1/02'의 경우 'A', '62', 'D', '1', '02'가 각각 섹션, 클래스, 서브클래스, 메인그룹, 서브그룹에 해당한다.

<Table 3>과 같이 IPC 중 환경기술에 해당하는 것은 서브클래스 수준 8개, 메인그룹 수준 39개이다 (Acosta et al., 2009). 본 연구에서는 메인그룹을 환경기술 분석 수준으로 선택하였다. 미국 특허청 데이터베이스를 대상으로 환경기술 관련 IPC에 분류되었으며 2012년까지 등록된 총 33,198개의 특허를 수집하였다.

<Table 3> IPC for environmental technology

서브클래스	메인그룹
A62D	1, 3, 5, 9
B01D	46, 47, 49, 50, 51, 53
B09B	1, 3, 5
B09C	1
C02F	1, 3, 5, 7, 9, 11, 101, 103
F01N	1, 3, 5, 9, 11, 13, 99
F23G	1, 5, 7
F23J	1, 3, 7, 9, 11, 13, 15,

## 4.2 기술상호관계 행렬 구축

세 기술상호관계행렬 중 우선 강도 행렬을 구축하였다. 수집한 환경기술 관련 특허의 동시분류정보에 대해 ARM을 적용하였다. ARM 패키지로는 SAS E-miner release 9.3을, 규칙 탐색을 위한 방법은 Apriori 알고리즘을 사용하였다. 이를 통해 도출한 모든 기술 간 지지도 값을 강도 지수로 이용하였다. <Table 4>는 메인그룹 수준 강도 행렬을 구축한 결과이다. 예를 들어, A62D 1→A62D 3에 대한 지지도 값인 0.3을 A62D 1에 해당하는 행과 A62D 3에 해당하는 열의 셀에 위치시켰다. 마찬가지로 모든 기술 간 개선도와 신뢰도 값을 이용해 연관성 행렬과 교차영향 행렬을 구축하였다.

<Table 4> Intensity matrix

	A62D 1	A62D 3	A62D 5	...	F23J 11	F23J 13	F23J 15
A62D 1	1	0.03	0	...	0	0	0
A62D 3	0.03	1	0.01	...	0.01	0	0.03
A62D 5	0	0.01	1	...	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...
F23J 11	0	0.01	0	...	1	0.04	0.17
F23J 13	0	0	0	...	0.04	1	0
F23J 15	0	0.03	0	...	0.17	0	1

## 4.3 기술 중요도 도출

구축한 세 기술상호관계 행렬들에 대해 ANP를 적용하여 기술 중요도를 구하였다. 우선 강도 측면의 기술 중요도 도출 과정은 다음과 같다. <Table 4>의 강도 행렬의 각 열의 합이 1이 되도록 정규화하여 <Table 5>의 수퍼매트릭스를 구하였다. 별도의 가중치가 없으므로 수퍼매트릭스가 곧 가중 수퍼매트릭스이며, 각 열을 동일한 값으로 수렴시켜 극한 수퍼매트릭스를 구하였다(<Table 6>). 극한 수퍼매트릭스의 열이 최종 우선순위를 나타낸다. 즉 강도 측면에서 기술간 직간접적 영향을 모두 고려한 중요도를 의미한다.

이러한 과정을 연관성 행렬 및 교차영향 행렬에도 동일하게 적용하여 각각 측면에서 기술 중요도를 도출하였다. 강도, 연관성, 교차영향 측면에서 환경기술들의 중요도 값은 <Table 7>에 나타내었다.

<Table 5> Supermatrix of the intensity perspective

	A62D 1	A62D 3	A62D 5	...	F23J 15
A62D 1	0.952381	0.006383	0.000000	...	0.000000
A62D 3	0.028571	0.212766	0.009901	...	0.009231
A62D 5	0.000000	0.002128	0.990099	...	0.000000
...	...	...	...	...	...
F23J 15	0.000000	0.006383	0.000000	...	0.307692

<Table 6> Limit supermatrix of the intensity perspective

	A62D 1	A62D 3	A62D 5	...	F23J 15
A62D 1	0.009107	0.009107	0.009107	...	0.009107
A62D 3	0.040476	0.040476	0.040476	...	0.040476
A62D 5	0.007588	0.007588	0.007588	...	0.007588
...	...	...	...	...	...
F23J 15	0.028004	0.028004	0.028004	...	0.028004

#### 4.4 핵심기술 파악

세 기술상호관계를 모두 고려한 종합적 기술 중요도 파악을 위해 DEA를 적용하였다. 주어진 투입 요소하에서 산출 요소를 최대화시키는 output-oriented BCC 모형을 이용하였다. 모든 기술에 대해 일정한 값(10)을 투입 요소로, 각 기술의 세 기술상호관계 측면 중요도 값을 산출요소로 하였다. DEA 수행을 위해 Frontier Analyst 3을 이용하였다. 환경기술의 효율성 점수 즉, 종합 중요도 도출 결과는 <Table 7>에 나타내었다.

우선 기술 C02F 1(treatment of water, waste water, or sewage)과 C02F 101(nature of the contaminant)이 다른 환경기술에 미치는 종합적 상호관계 측면에서 가장 중요한 기술로 나타났다. 다음으로, C02F 103(nature of the water, waste water, sewage or sludge to be treated), B01D 53(separation of gases or vapours), F01N 3(exhaust or silencing apparatus having means for purifying, rendering innocuous, or otherwise treating exhaust)의 순서와 같았다. 반면 기술 F23J 9(preventing premature solidification of molten

combustion residues)는 가장 중요도가 낮은 기술로 분석되었다.

<Table 7> Technological importance value and efficiency score of environmental technologies

기술	중요도			효율성 점수
	강도	연관성	교차영향	
A62D 1	0.009107	0.000650	0.000661	8.96
A62D 3	0.040476	0.005638	0.005392	40.45
A62D 5	0.007588	0.006697	0.007517	9.12
A62D 9	0.008960	0.007048	0.008567	10.70
B01D 46	0.037744	0.000922	0.000785	36.71
B01D 47	0.029728	0.001543	0.001385	29.10
B01D 49	0.010170	0.003886	0.003994	10.78
B01D 50	0.040329	0.001947	0.001756	39.45
B01D 51	0.012841	0.003993	0.003790	13.34
B01D 53	0.093318	0.001437	0.001247	90.59
B09B 1	0.016883	0.005113	0.004924	17.51
B09B 3	0.031354	0.005736	0.005483	31.65
B09B 5	0.010252	0.005362	0.005608	11.24
B09C 1	0.039532	0.006170	0.005909	39.66
C02F 1	0.103009	0.001691	0.001606	100.00
C02F 3	0.051078	0.001977	0.001797	49.85
C02F 5	0.017227	0.000378	0.000317	16.75
C02F 7	0.011199	0.001190	0.001356	11.15
C02F 9	0.049096	0.002369	0.002249	48.02
C02F 11	0.039623	0.002304	0.002164	38.85
C02F 101	0.008384	0.396042	0.387537	100.00
C02F 103	0.008010	0.392343	0.387347	99.95
F01N 1	0.017495	0.004517	0.003496	17.97
F01N 3	0.071957	0.002082	0.001721	70.06
F01N 5	0.013100	0.002643	0.002185	13.28
F01N 9	0.020080	0.002573	0.002221	20.01
F01N 11	0.020942	0.002193	0.001873	20.76
F01N 13	0.009913	0.039058	0.030582	18.65
F01N 99	0.000000	0.039134	0.064408	16.62
F23G 1	0.009136	0.003332	0.004097	9.81
F23G 5	0.038598	0.006344	0.005945	38.80
F23G 7	0.035324	0.004945	0.004645	35.30
F23J 1	0.012667	0.004344	0.004167	13.26
F23J 3	0.011978	0.004725	0.004527	12.68
F23J 7	0.011547	0.006881	0.006736	12.76
F23J 9	0.000000	0.000000	0.000000	0.00
F23J 11	0.014304	0.010756	0.010217	16.33
F23J 13	0.009047	0.004659	0.004861	9.90
F23J 15	0.028004	0.007377	0.006926	28.79

이러한 분석 결과는 국가나 회사의 환경기술 개발을 위한 전략이나 정책 결정에 활용될 수 있다. 예를 들어 환경 산업에 있어 전반적 기술적 우위를 점하기 위해

서는 우선적으로 기술 C02F 1이나 C02F 101에 대한 역량을 강화할 필요가 있다. 왜냐하면 이들 기술에 대한 경쟁적 우위를 보유하고 있다면 다른 환경기술 분야에 대한 역량도 쉽게 강화할 수 있기 때문이다. 또한 한 기술의 성장과 발전이 다른 기술에 영향을 미치므로 기술 진보의 예측을 위해 사용할 수도 있다. 예를 들어 기술 C02F 1이나 C02F 101 같은 기술들은 환경 기술 전반의 발전에 큰 영향을 미치므로, 이들의 급속한 발전은 멀지않은 미래에 환경기술 전반에 대한 진보로 이어질 것으로 기대할 수 있다.

## 5. 결론

본 연구의 의의는 다음과 같다. 첫째, 기존 연구들이 한 가지 관점에서 핵심 기술 파악한 것과는 달리, 본 연구는 특허정보의 정량적 분석을 통해 강도, 연관성, 그리고 교차영향의 관점을 종합적으로 고려하였다. 둘째, 특허 분석에 있어 ARM을 도입하였다. ARM을 위한 상용 패키지를 통해 세 기술상호관계 지수의 도출이 가능하므로 이를 위한 별도의 프로그램 구축이 필요 없다는 장점이 있으며, 특히 ARM의 활용 영역을 대규모 특허 데이터베이스로 확장하였다는 점에서 관련분야 연구에 기여하였다. 셋째, 핵심 기술 파악을 위해 MCDM 기법을 이용함으로써, 기술 간 직간접적 상호관계를 모두 반영할 수 있을 뿐만 아니라 여러 측면의 기술 중요도를 종합적으로 고려하는 것이 가능하게 하였다. 마지막으로, 본 연구에서 제안한 방법은 기업이나 국가가 기술 전략이나 정책 수립에 있어 유용한 정보를 제공할 수 있다는 점에서 의의가 있다. 특히 기업에 있어 관심 기술 분야에 대한 전반적 역량 강화를 위해 우선적으로 경쟁력을 향상시켜야 할 기술의 파악이나 기술 진보의 예측 등에 활용할 수 있다.

본 연구의 한계 및 추후 연구 과제는 다음과 같다. 첫째, 특허가 기술 혁신의 대응 지표로 널리 사용되어 왔지만, 이를 통해 핵심 기술 파악을 모두 설명할 수 있는 것은 아니다. 추후 산업 연관표나 논문 데이터베이스 같은 다른 중요 정보를 함께 활용한다면 이러한 한계가 어느 정도 극복될 것으로 기대된다. 둘째, 핵심 기술을 파악을 위해 특허동시분류 정보를 이용하였는데, 특허인용, 특허패밀리, 청구항 등 다양한 정보들을 종합적으로 고려하는 것으로 연구의 범위를 확장하는 것이 필요하다. 마지막으로, 환경기술의 정의를 위해 IPC를 사용하는 것은 내생성(endogeneity) 문제가 발생할 수 있다. 특허 분류가 시간에 따라 변한다면 모형의 견고성(robustness)이 훼손될 수 있다. 전술한 바와 같

이 IPC는 지속적으로 변하고 있으며, 본 연구의 경우 과거부터 최근까지 등록된 모든 환경기술 관련 특허를 분석 대상으로 하였기 때문에 근본적 문제점을 내포하고 있다. 그러므로 환경기술 관련 키워드를 선정하여 특허를 수집한 후, 특허 내용에 대해 텍스트 마이닝을 적용하여 키워드 빈도 벡터를 도출하고 이에 대해 군집 분석을 적용하는 것과 같은 taxonomical approach를 통해 환경기술을 정의한다면 이러한 한계점을 극복할 수 있을 것이다.

## 6. References

- [1] Acosta, M., Coronado, D., and Fernández, A. (2009), "Exploring the quality of environmental technology in Europe: Evidence from patent citations", *Scientometrics*, 80(1), 131-152.
- [2] Banker, R.D., Charnes, A., and Cooper, W.W. (1984), "Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis", *Management Science*, 30(9), 1078-1092.
- [3] Breschi, S., Lissoni, F., and Maleraba, F. (2003), "Knowledge-relatedness in firm technological diversification", *Research Policy*, 32(1), 69-87.
- [4] Charnes, A., Cooper, W.W., and Rhodes, E. (1978), "Measuring efficiency of decision making units", *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444.
- [5] Choi, C., Kim, S., and Park, Y. (2007), "A patent-based cross impact analysis for quantitative estimation of technology impact: The case of information and communication technology", *Technological Forecasting & Social Change*, 74(8), 1296-1314.
- [6] EIRMA (2000), "Technology monitoring for business success", *European Industrial Research Management Association, Working Group 55 Report*.
- [7] Englesman, E.E. and van Rann, A.F.J. (1992), "A patent-based cartography of technology", *Research Policy*, 23(1), 1-26.
- [8] Geum, Y., Lee, S., Yoon, B., and Park, Y. (2013), "Identifying and evaluating strategic partners for collaborative R&D: Index-based approach using patents and publications", *Technovation*, 33(6-7), 211-224.
- [9] Han, J. and Kamber, M. (2001), "Datamining: Concepts and techniques", *Academic Press, San Diego*.

- [10] Jaffe, A.B. (1989), "Characterising the technological position of firms, with application to quantifying technological opportunity and research spillovers", *Research Policy*, 18(2), 87-97.
- [11] Lee, H., Seol, H., Sung N., Hong, Y.S., and Park, Y. (2010), "An analytic network process approach to measuring design change impacts in modular products", *Journal of Engineering Design*, 21(1), 75-91.
- [12] Lee, L.T.S. (2010), "On efficiency of integrative strategies among companies in US high-tech industry", *International Journal of Management and Enterprise*, 9(3), 311-323.
- [13] Saaty, T. (1996), "Decision making with dependence and feedback: The analytic network process", RWS Publications, Pittsburgh.
- [14] Seol, H., Lee, S., and Kim, C. (2011), "Identifying new business areas using patent information: A DEA and text mining approach", *Expert Systems with Applications*, 38(4), 2933-2941.
- [15] Shen, Y.C., Lin, G.T.R., and Tzeng, G.H. (2011), "Combined DEMATEL techniques with novel MCDM for the organic light emitting diode technology selection", *Expert Systems with Applications*, 38(3), 1468-1481.
- [16] Shih, M.J., Liu, D.R., and Hsu, M.L. (2010), "Discovering competitive intelligence by mining changes in patent trends", *Expert Systems with Applications*, 37(4), 2882-2890.
- [17] Trajtenberg, M. (1990), "A penny for your quotes: Patent citations and the value of inventions", *The RAND Journal of Economics*, 21(1), 172-187.
- [18] Wang, M.Y. (2012), "Exploring potential R&D collaborators with complementary technologies: The case of biosensors", *Technological Forecasting & Social Change*, 79(5), 862-874.

## 저 자 소 개

### 김 철 현



서울대학교 산업공학과 학사, 석사, 박사, 석사, 박사를 졸업하였다. 한국 IBM과 연구개발인력교육원에 재직하였으며, 현재 인덕대학교 테크노경영학과 조교수로 재직 중. 관심 분야 서비스 사이언스, 기술 전략 및 특허 분석 등이다.

주소: 서울특별시 노원구 초안산로 12 인덕대학교 테크노경영학과