네트워크분석과정(ANP)을 이용한 기술개발 성공 예측 : MRAM 기술을 중심으로

전정환¹ · 조현명² · 이학연^{3*}

¹경상대학교 산업시스템공학부 조교수 / 공학연구원 책임연구원

²한국철도기술연구원 주임연구원 / ³서울과학기술대학교 IT정책전문대학원 조교수

An Analytic Network Process(ANP) Approach to Forecasting of Technology Development Success : The Case of MRAM Technology

Jeonghwan Jeon · Hyunmyung Cho · Hakyeon Lee

¹Full-time Lecturer, Department of Industrial and Systems Engineering, GyeongSang National University

²Researcher, Korea Railroad Research Institute

³Assistant Professor, The Graduate School of Public Policy and Information Technology,
Seoul National University of Science and Technology

Forecasting probability or likelihood of technology development success has been a crucial factor for critical decisions in technology management such as R&D project selection and go or no-go decision of new product development (NPD) projects. This paper proposes an analytic network process (ANP) approach to forecasting of technology development success. Reviewing literature on factors affecting technology development success has constructed the ANP model composed of four criteria clusters : R&D characteristics, R&D competency, technological characteristics, and technological environment. An alternative cluster comprised of two elements, success and failure is also included in the model. The working of the proposed approach is provided with the help of a case study example of MRAM (magnetic random access memory) technology.

Keyword: technology development success, technological forecasting, Analytic Network Process(ANP), MRAM

1. 서 론

기술개발의 성공 가능성을 예측하는 것은 기술예측(technological forecasting)의 주요 주제 중의 하나이다. 공공 부문의 기술 포사이트(technology foresight)에서는 유망 기술의 출현 확률을 바탕으로 집중적으로 투자할 기술 분야를 선정하고 있으며, 기업의 기술 기획 및 기술 전략 수립에 있어서도 특정 기술의 개발 확률 및 성공 가능성은 매우 중요한 근거 자료로 활용된다. 특히 기술 개발의 성공 가능성은 R&D 프로젝트 선정 과정에서 중요한 평가 기준의 하나로 이용되어왔으며, 신제품개발(new product develop-

ment : NPD) 프로젝트의 계속 진행 여부에 대한 의사결정 기준으로 널리 사용되어 왔다(Cooper *et al.*, 2001; Carbonell *et al.*, 2004; Meade and Presley, 2002; Liberatore and Titus, 1983).

기술개발 성공 예측은 R&D 프로젝트 또는 NPD 프로젝트의 성패 여부 예측과는 그 성격을 달리한다. 프로젝트의 성공에 대한 다양한 정의가 존재하나, 일반적으로 R&D 프로젝트 및 NPD 프로젝트의 성공은 기술 및 신제품 개발이 상업화로 성공적으로 연결되는 것을 포함하는 개념이다(Balachandra and Friar, 1997). 반면, 기술개발 성공이란 상업적 성과는 고려하지 않은, 순수한 기술적인 측면만을 의미한다. 이는 R&D 프로젝트의 성공

*연락처 : 이학연, 139-743 서울시 노원구 공릉길 138 서울과학기술대학교, Fax : 02-974-2849, E-mail : hylee@seoultech.ac.kr
투고일(2011년 04월 22일), 심사일(1차 : 2011년 09월 14일, 2차 : 2012년 02월 01일), 게재확정일(2012년 02월 01일).

또는 NPD 프로젝트 성공을 위한 선행 조건이라고 할 수 있다.

그러나 R&D 프로젝트 및 NPD 프로젝트 수준에서의 성공 요인을 분석하고 성과를 예측하기 위한 연구가 활발히 진행되어 온 것에 반해, 이들 프로젝트의 성공에 있어 가장 중요한 요인 중 하나인 기술개발 성공 확률 자체를 예측하기 위한 연구는 매우 미비한 수준이다. 대부분이 델파이법(Delphi method) 등 정성적인 전문가의 판단에 의존해 왔으며, 보다 체계적이고 정량적인 접근 방법에 대한 연구가 부족한 실정이다. 전문가 판단에만 의존할 경우 여러 요인들의 상호작용을 체계적으로 고려할 수 없고, 개인의 주관이 상당 부분 개입될 수밖에 없으므로, 기술개발 성공을 예측하기 위한 체계적인 새로운 방법론이 필요하다.

본 연구에서는 네트워크분석과정(analytic network process : ANP)을 이용한 체계적인 기술개발성공 예측 모형을 제시한다. ANP는 계층분석과정(analytic hierarchy process : AHP)을 일반화한 것으로(Saaty, 1996), 의사결정 요인들 간의 다양한 상호연관성을 반영한 보다 정교한 의사결정을 수행하기 위해 개발된 다기준의사결정기법이다. ANP는 전문가들의 단순 직관에 의존하는 것이 아니라 일련의 구조화된 방법 및 과정을 통해 예측을 지원함으로써, 판단적 예측(judgmental forecasting) 방법으로도 유용하게 활용될 수 있다(Niemira and Saaty, 2004). 본 연구는 기존 문헌 연구를 통해 기술개발 성공에 영향을 미치는 요인들을 추출하고, 이들 간의 상호작용을 고려하여 기술개발 성공 확률 예측을 위한 ANP 모형을 설계한다. 모형의 검증을 위해 MRAM(magnetic random access memory) 기술에 대한 사례 연구가 제시된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 제 2장에서는 ANP에 대한 설명이 제시되고, 제 3장에서는 기존 문헌 연구를 통해 기술개발 성공 예측을 위한 ANP 모형을 설계한다. 제 4장에서는 제시된 모형을 이용한 MRAM 기술에 대한 사례 연구가 수행되며, 마지막 제 5장에서는 본 연구의 의의 및 한계, 추후 연구를 포함한 결론이 제시된다.

2. ANP

2.1 ANP 개요

ANP는 의사결정요소들 간의 다양한 상호연관성을 반영하여, 보다 정교한 의사결정을 수행하기 위해 개발된 평가기법으로, AHP를 개발한 Saaty(1996)에 의해 제시되었다. ANP는 AHP의 계층(hierarchy)을 네트워크(network)로 대체한 것으로, 의사결정요소들이 서로 독립적이라고 가정하는 AHP와는 달리, 의사결정요소들 간의 상호 연관성을 반영함으로써 보다 정교한 평가가 이루어진다.

ANP의 과정은 다음과 같은 크게 네 단계로 구분할 수 있다(Lee et al., 2009). 첫 번째 단계는 네트워크 모형을 구축하는 것이다. 이는 주어진 의사결정 문제를 네트워크 형태로 구조화시키는 것으로서, 네트워크의 기본 단위는 클러스터(cluster)이

며, 각각의 클러스터는 몇 개의 의사결정요소(decision element)를 포함한다. 어떤 클러스터가 다른 클러스터에 영향을 미치는 경우, 이를 화살표로 표시함으로써 클러스터들의 관계를 나타낼 수 있다. 또한 클러스터 내의 의사결정요소들 간에 상호연관성이 존재한다면 이를 피드백 고리를 이용하여 표시한다.

두 번째는 구축된 네트워크에 따라 쌍대비교(pairwise comparison) 및 부분 우선순위를 도출하는 단계이다. 쌍대비교를 수행하는 기본적인 기준과 방법은 AHP와 동일하며, 클러스터간의 영향 관계에 따라, 클러스터 내 의사결정요소들 간의 쌍대비교가 이루어진다. 클러스터에 피드백 고리가 존재하는 경우, 클러스터 내의 각각의 의사결정요소들에 관해서 나머지 의사결정요소들 간의 쌍대비교를 수행한다. 또한 클러스터 간 상대적 중요성을 측정하기 위해 클러스터 수준에서의 쌍대비교를 수행한다. 수행한 모든 쌍대비교에 대해 고유벡터법(eigenvector method)을 이용하여 의사결정요소들의 우선순위 벡터를 도출한다. 이 때 AHP에서와 마찬가지로 CI(consistency index)와 RI(random index)의 비율인 CR(consistency ratio)을 이용하여 일관성 검사를 수행한다.

세 번째 단계는 수퍼매트릭스를 구성하는 것이다. ANP에서는 다양한 클러스터들의 상호관계를 수퍼매트릭스를 통해 나타낸다. m 개의 클러스터, $C_h(h = 1, \dots, m)$ 로 구성된 네트워크가 있을 때 각 클러스터는 n_h 개의 의사결정요소를 가지고 있으며, 이를 $e_{h1}, e_{h2}, \dots, e_{hn_h}$ 라고 하면 수퍼매트릭스 W 는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$W = \begin{matrix} & \begin{matrix} C_1 & C_2 & \cdots & C_m \end{matrix} \\ \begin{matrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_m \end{matrix} & \begin{bmatrix} e_{11} & \cdots & e_{1n_1} & e_{21} & \cdots & e_{2n_2} & \cdots & e_{m1} & \cdots & e_{mn_m} \\ e_{11} & & & & & & & & & \\ e_{12} & & & & & & & & & \\ \vdots & & & & & & & & & \\ e_{1n_1} & & & & & & & & & \\ e_{21} & & & & & & & & & \\ e_{22} & & & & & & & & & \\ \vdots & & & & & & & & & \\ e_{2n_2} & & & & & & & & & \\ \vdots & & & & & & & & & \\ e_{m1} & & & & & & & & & \\ e_{m2} & & & & & & & & & \\ \vdots & & & & & & & & & \\ e_{mn_m} & & & & & & & & & \end{bmatrix} \end{matrix}$$

여기서 W_{ij} 는 i 번째 클러스터와 j 번째 클러스터의 상호관계, 즉 i 번째 클러스터의 j 번째 클러스터에 대한 중요성을 나타내는 매트릭스로, j 번째 클러스터의 의사결정요소 각각에 대해 i 번째 클러스터의 의사결정요소간의 쌍대비교를 통해 얻어진 우선순위 벡터($n_i \times 1$)들이 $W_{ij}(n_i \times n_j)$ 의 각 열을 구성한다. 클러스터들 간의 상호관계가 존재하지 않는다면, W_{ij} 의 각 원소는 0의 값을 갖는다.

마지막으로, 최종적인 우선순위 도출을 위해 수퍼매트릭스를 변환한다. 먼저, 수퍼매트릭스를 각 열의 원소 값들의 합이 1인 가중 수퍼매트릭스(weighted supermatrix)로 변환한다. 가중수

퍼매트릭스는 클러스터 간 쌍대비교를 통해 도출된 각 클러스터의 가중치(weight)를 각 열의 해당부분의 원소에 곱함으로써 얻어진다. 가중 슈퍼매트릭스를 극한 슈퍼매트릭스(limit super-matrix)로 변환시킴으로써 최종적인 우선순위가 도출된다. 의사결정요소들 간의 모든 간접적인 영향을 가중 슈퍼매트릭스를 무한히 곱함으로써 파악할 수 있으며, 이 때, 가중 슈퍼매트릭스의 무한곱은 유일한 형태로 수렴되고, 수렴된 매트릭스 상의 모든 열벡터는 같아진다. 극한 슈퍼매트릭스 상의 열벡터 값이 각 의사결정요소들의 최종적인 우선순위가 된다.

2.2 AHP/ANP를 이용한 판단적 예측

AHP/ANP의 기본적인 용도는 위에서 언급한 바와 같이 다기준 의사결정 문제에 있어서 주어진 대안의 우선순위를 결정하는 것이다. 하지만, AHP/ANP는 일반적인 판단적 예측 방법의 단점을 보완할 수 있는 대안으로써 그 유용성을 인정받고 있다. 기존의 판단적 예측 방법의 가장 큰 단점은 전문가들의 개별 예측치가 지나치게 단순 직관에 의존한다는 것이다. 전문가 개개인이 예측에 영향을 미치는 다양한 변수를 모두 고려하여 반영하기에는 한계가 있으며, 따라서 예측이 개인의 주관에 의해 지나치게 편향될(biased) 수 있다는 한계점을 가지고 있다.

AHP/ANP 기반 예측은 이와 같은 기존의 판단적 예측법이 가지는 한계점을 극복하기 위해, 주어진 예측 상황을 분해(decomposition)하고 모형화(modelling)함으로써 체계적이고 객관적인 예측이 가능하다(Belton and Goodwin, 1996). 즉, 예측치에 영향을 미치는 다양한 요소를 계층 또는 네트워크 형태로 모형화하고, 각 요소에 대한 개별적인 평가를 종합함으로써 최종적인 예측치를 산출해낸다. AHP/ANP 기반 예측은 정량적인 과거 데이터가 없는 가운데 예측을 수행해야 하는 경우, 전문가들의 단순 직관에 의존하는 것이 아니라 일련의 구조화된 방법 및 과정을 통해 예측을 지원함으로써, 보다 체계적이고 정량적인 예측이 가능하다는 데에 그 장점이 있다.

AHP/ANP를 이용한 판단적 예측의 유형은 모형 내의 대안을 어떻게 구성하는가에 따라 크게 세 가지로 구분될 수 있다. 첫 번째 유형은 예측하고자 하는 대상에 대해 사전에 몇 개의 예측치를 대안으로 선정하고, 각 예측치의 우선순위를 계산함으로써 가장 가능성이 높은 대안을 최종적인 예측치로 선정하는 방법이다. 다음 두 가지 유형은 AHP/ANP에서 대안들의 우선순위 합이 항상 1이라는 특성을 이용한 것이다. 두 번째 유형은 발생 확률을 예측하는 것으로, 이진 변수(binary variable)로 표현되는 특정 사건의 발생 여부, 즉 발생/미발생 두 가지 경우를 대안으로 간주하고, 사건 발생에 영향을 주는 요인을 고려하여 발생 확률을 예측한다. 마지막 세 번째 유형은 시장점유율을 예측하는 것으로, 시장에서의 주요 경쟁자들을 대안으로 간주하고, 시장점유율에 영향을 미치는 요인들을 모형화하여 최종적인 대안의 우선순위 점수를 시장점유율로 간주한다. 본 연구에서는 두 번째 유형과 같이 기술개발의 성공과 실패를

대안으로 간주하고 확률을 예측한다.

AHP를 이용한 판단적 예측(judgemental forecasting)에 관한 연구들은 많이 수행되어왔으나, ANP를 이용한 예측은 많이 이루어지지 않았다. Niemira and Saaty(2004)는 ANP를 활용하여 금융위기(financial crisis)가 일어날 가능성을 예측하는 데 이용하였다. 이 연구에서는 평가기준 클러스터로 대내 불균형(domestic imbalances), 정책 조치(policy actions), 외생적 충격(exogenous shocks), 금융위기의 원인(sources of financial crisis)을 이용하여 모형을 구성하였으며, 대안 클러스터인 금융 위기 가능성(financial crisis chance) 내의 발생과 미발생 의사결정요소의 최종 우선순위 값을 바탕으로 발생과 미발생의 확률을 예측하였다. 본 연구에서는 Niemira and Saaty(2004)의 모형과 유사한 형태의 기술개발 성공 예측 모형을 사용한다.

3. 기술개발 성공 예측을 위한 ANP 모형

3.1 기술개발 성공 요인 문헌 연구

기술개발 성공 예측은 특정 시점에서 신기술의 개발이 성공할지의 여부를 추정하는 것으로, 다양한 의사결정의 평가 기준으로 이용되어왔다. R&D 프로젝트 선정은 자원의 효율적인 배분을 위해 개발 초기 단계에서 장래성이 있는 신제품이나 프로세스를 파악하는 것으로(Mohanty *et al.*, 2005), 기술, 시장, 조직, 외부환경 등 다양한 요인들이 고려된다. Meade and Presley (2002)는 R&D 프로젝트 선정 기준을 크게 기술, 시장, 조직의 세 분류로 나누었는데, 이 때 기술성공확률이 기술 분류의 요인 중 하나로 이용되었다. 이 외에 많은 연구에서 R&D 프로젝트를 선정하는 과정에서 하나의 기준으로 기술적 성공 가능성이나 기술개발 성공확률 등이 사용되어 왔다(Mohanty *et al.*, 2005; Liberatore and Titus, 1983). 한편, NPD 프로젝트 관리에 있어서도 기술개발 성공 가능성 파악은 매우 중요하다. Cooper *et al.* (2001)는 신제품 개발을 위한 포트폴리오 관리에서 기술적 성공을 신제품의 가치를 측정하는 기준으로 이용하고 있다. 또한, Carbonell *et al.* (2004)는 신제품 개발 절차의 진행 여부를 결정하는 기준으로 기술적 성공을 이용한다.

이처럼 R&D 프로젝트 및 NPD 프로젝트와 관련된 의사결정에서 매우 중요한 요인인 기술개발 성공 가능성 자체에 영향을 미치는 요인들에 관한 연구가 일부 진행되어 왔으나, 이러한 요인들의 수나 정의, 이론적 근거 등에 대한 의견 수렴이 부족하였다(Astebro, 2004; Balachandra and Friar, 1997). 이를 위해 요인들의 차원이나 분류를 정의하는 연구들이 이루어지고 있다(Astebro, 2004; Heslop *et al.*, 2001). 기술개발 성공을 다룬 기존 연구들을 살펴보면, 기술개발의 성공에 영향을 미치는 요인들은 크게 R&D 속성, R&D 역량, 기술적 속성, 기술적 환경으로 구분할 수 있다. 기존 연구에서 제시된 기술개발 성공에 미치는 요인을 정리하면 아래 <Table 1>과 같다.

Table 1. Factors Affecting the Success of Technology Development

구 분	요인	기존 문헌
R&D 속성 (R&D characteristics)	예상 개발 비용 (expected development cost : EDC)	Iamratanakul <i>et al.</i> (2008), Astebro(2004), Barclay and Dann(2000), Balachandra and Friar(1997)
	예상 개발 시간 (expected development time : EDT)	Barclay and Dann(2000), Balachandra and Friar(1997), Griffin(1997)
	예상 개발 위험 (expected development risk : EDR)	Mohanty <i>et al.</i> (2005), Astebro(2004)
R&D 역량 (R&D competency)	R&D 인력 (R&D manpower : RDM)	Lee <i>et al.</i> (2009), Balachandra and Friar(1997)
	R&D 경험 (R&D experience : RDE)	Balachandra and Friar(1997), Maidique and Zirger(1985)
	R&D 자원 (R&D resources : RDR)	Astebro(2004), Meade and Presely(2002), Montoya-Weiss and Calantone(1994), Cooper(1981)
기술 속성 (technological characteristics)	기술 성숙도 (technological maturity : TEM)	Lee <i>et al.</i> (2009), Coldrick <i>et al.</i> (2005), Galbraith <i>et al.</i> (2006)
	기술 신규성 (technological newness : TEN)	Carbonell <i>et al.</i> (2004), Barclay and Dann(2000)
	기술 복잡성 (technological complexity : TEC)	Lee <i>et al.</i> (2009), Griffin(1997)
기술 환경 (technological environment)	인프라 수준 (level of technological infrastructure : LTI)	Sun and Wing(2005), Cooper(1999), Balachandra and Friar(1997)
	연구개발관리 수준 (level of R&D management : LRM)	Balachandra and Friar(1997), Montoya-Weiss and Calantone(1994), Cooper and Kleinschmidt(1987)
	기술 전략과의 연계성 (fit with technology strategy : FTS)	Montoya-Weiss and Calantone(1994), Rabino and Wright(1993), Cooper and Kleinschmidt(1987)

3.2 ANP 모형 구축

<Table 1>에 제시된 기술개발 성공에 영향을 미치는 요인들을 바탕으로 <Figure 1>과 같이 기술개발 성공 확률을 예측하기 위한 ANP 모형을 구축하였다. 구축된 ANP 모형은 복수의 평가기준 클러스터(criteria cluster : CC)와 하나의 대안 클러스터(alternative cluster : AC)로 이루어져있다. 평가기준 클러스터는 <Table 1>을 바탕으로 구성되었으며, R&D 역량(CC₁), R&D 속성(CC₂), 기술 속성(CC₃), 기술 환경(CC₄)의 네 가지가 포함된다. 대안 클러스터는 기존의 ANP를 이용한 확률 예측 연구에서와 같이(Niemira and Saaty, 2004), 기술의 성공과 실패의 두 요소로 구성된다.

화살표는 클러스터 간의 연관성을 나타내는데, 이 때 특정 클러스터에 속해 있는 의사결정요소 중 하나라도 다른 클러스터에 속해있는 의사결정요소와 연관성이 있으면 화살표를 표시

한다. 예를 들면, R&D 속성 클러스터의 예상개발비용 및 예상개발시간 요인들은 기술 속성 클러스터의 기술성숙도 또는 기술복잡도 요인들과 연관이 있으므로 두 클러스터는 상호 영향을 주고받는다. 또한, R&D 속성 클러스터의 예상개발시간이나 위험 요인들은 R&D 역량 클러스터의 R&D 인력이나 경험, 자원들의 영향을 받으므로 두 클러스터 역시 상호 영향을 주고받는다. 자신의 의사결정요소들 간에 상호 연관성이 존재하므로 네 개의 클러스터 모두 피드백 고리를 가진다. 예를 들면, 기술 속성 클러스터의 기술성숙도와 기술의 새로운 정도는 상호 연관이 있으며 기술 환경 클러스터의 기술적 인프라 수준과 기술정책 및 전략 간에는 상호 연관성을 가진다. 네 개의 평가기준 클러스터들은 모두 대안 클러스터에 영향을 미친다. 즉, 기술개발 성공에 영향을 미치는 모든 요인들을 고려하였을 때 기술의 성공 또는 실패 확률을 추정하는 것이 본 모형의 목적이며, 최종 확률은 대안 클러스터의 값으로부터 도출된다.

Figure 1. Network Model of Forecasting the Probability of Technology Development Success

4. 사례 연구 : MRAM 기술 개발 성공 확률 예측

4.1 사례 개요

제시된 ANP 모형을 활용한 사례 연구를 수행하였다. 사례 연구의 대상 기술로는 MRAM을 선정하였다. MRAM은 PRAM (Phase-change RAM), FRAM(Ferroelectric RAM)과 함께 대표적인 차세대 메모리 기술의 하나이다(Kim and Lee, 2004). 기존 메모리 중에는 비휘발성이면서 데이터 처리 속도가 빠른 제품이 없었기 때문에 많은 기업들이 두 가지 측면을 모두 만족하는 차세대 메모리 개발을 진행하고 있다. 이 중 MRAM은 자기저항(magnetoresistance)이라는 양자역학적 효과를 이용한 기억 소자로 전원이 꺼져도 정보가 지워지지 않는 비휘발성(non-volatile) 메모리 소자로서, 소비 전력이 적고 높은 온도 범위에서 동작이 가능하며 Flash가 갖는 비휘발성 이외에, 기존의 DRAM 급의 빠른 응답속도 등의 특성을 갖고 기존의 다양한 저장 매체를 대체할 수 있을 것으로 주목받고 있다(Grynkewich *et al.*, 2004). MRAM 기술은 개발이 활발히 진행되고 있는 성장 단계의 기술이고, 상용화가 아직 되지 않았으며, 메모리 시장에서 지배력이 약하고, PRAM이나 FRAM과 같은 대체기술이나 경쟁기술이 존재하기 때문에 사례 연구에 적합한 기술이라고 판단된다. MRAM 기술의 성공 예측을 위한 쌍대비교를

위해서 반도체 분야의 20명의 전문가(S전자의 책임급 연구원 10명, S 전자의 상품기획 및 마케팅 부서 책임 및 선임급 연구원 5명, 반도체 관련 학과 교수 5명)를 대상으로 3개월(2011년 4월~2011년 7월) 동안 전자우편을 통해 설문조사를 수행하였다.

4.2 쌍대비교 수행 및 부분 우선순위 도출

먼저, 의사결정요소들 간의 부분 우선순위 벡터를 도출하기 위해서 제안된 ANP 모형에 따라 네 가지 유형의 쌍대비교를 수행한다. 쌍대비교를 위해서는 일반적으로 아래 <Table 2>에서 제시된 9점 척도를 사용한다. 즉, 요소 A와 B에 대한 쌍대비교 값은 두 요소의 중요도가 비슷한 경우의 1부터, A가 B보다 극히 중요한 9까지의 값 중 하나로 결정된다. 본 연구에서는 복수의 전문가가 쌍대비교를 수행했기 때문에, 기하10 평균(geometric mean)을 이용하여 개별 전문가의 쌍대비교 결과를 종합하고 이를 통해 우선순위벡터를 도출한다.

Table 2. Scales for Pairwise Comparison

척도	정의
1	A와 B가 비슷함
3	A가 B보다 약간 중요함
5	A가 B보다 상당히 중요함
7	A가 B보다 매우 중요함
9	A가 B보다 극히 중요함
2, 4, 6, 8	위 값들의 중간 값

먼저, 평가기준 클러스터(CC) 내의 요소들 간의 쌍대비교를 수행한다. 예를 들면, CC₁의 의사결정요소들은 서로 영향을 주고받으므로, CC₁의 각 의사결정요소 간의 쌍대비교를 모두 수행한다. <Table 3>은 CC₁의 R&D 인력(RDM)에 대한 나머지 요소들 간의 쌍대비교를 수행한 결과를 나타낸 것이다. 이와 같은 방법으로 모든 피드백 고리가 존재하는 네 개의 모든 평가기준 클러스터를 내의 요소들 간의 쌍대비교를 수행한다.

두 번째로, 타 평가기준 클러스터 내의 의사결정요소들 간의 쌍대비교를 수행한다. 예를 들면, <Figure 1>에서 CC₁은 CC₂와 서로 영향을 주고받으므로, CC₁의 각 의사결정요소에 대한 CC₂의 의사결정요소들 간의 쌍대비교와 CC₂의 각 의사결정요소에 대한 CC₁의 의사결정요소들 간의 쌍대비교가 모두

Table 3. Pairwise Comparison Matrix with Respect to RDM of CC₁ among the Elements of CC₁

R&D 인력(RDM)	R&D 경험(RDE)	R&D 자원(RDR)	우선순위 벡터
R&D 경험(RDE)	1	3	0.750
R&D 자원(RDR)		1	0.250

CR = 0.00

Table 4. Pairwise Comparison Matrix with Respect to RDM of CC_1 among the Elements of CC_2

R&D 인력(RDM)	예상 개발 비용(EDC)	예상 개발 시간(EDT)	예상 개발 위험(EDR)	우선순위 벡터
예상 개발 비용(EDC)	1	1/3	1/5	0.109
예상 개발 시간(EDT)		1	1/2	0.309
예상 개발 위험(EDR)			1	0.582

CR = 0.00

Table 5. Pairwise Comparison Matrix with Respect to RDM of CC_1 among the Elements of AC

R&D 인력(RDM)	성공(TDS)	실패(TDF)	우선순위 벡터
성공(TDS)	1	4	0.800
실패(TDF)		1	0.200

CR = 0.00

Table 6. Pairwise Comparison Matrix with Respect to CC_1 among the Clusters

	CC_1	CC_2	CC_3	CC_4	AC	우선순위 벡터
CC_1	1	3	2	4	7	0.422
CC_2	1/3	1	1/2	2	5	0.168
CC_3	1/2	2	1	3	5	0.261
CC_4	1/4	1/2	1/3	1	4	0.107
AC	1/7	1/5	1/5	1/4	1	0.042

CR = 0.03

수행된다. <Table 4>는 CC_1 의 R&D 인력(RDM)에 대한 CC_2 의 의사결정요소들 간의 쌍대비교 행렬과 이에 따른 우선순위 벡터를 나타낸 것이다. 이와 같은 방법으로, 상호 연관성이 존재하는 평가기준 클러스터 내 의사결정요소들 간의 쌍대비교를 수행한다.

세 번째로, 평가기준 클러스터(CC)와 대안 클러스터(AC) 간의 쌍대비교를 수행한다. 즉, 기술개발 성공에 영향을 미치는 각각의 요소들 관점에서 성공 가능성이 실패 가능성보다 얼마나 더 높은지를 평가한다. 예를 들어, <Table 5>는 CC_1 의 R&D 인력(RDM)에 대한 대안 클러스터의 요소들 간의 쌍대비교를 수행한 결과를 나타낸다. 즉, 현재의 R&D 인력 수준을 고려해봤을 때, 기술개발의 성공 가능성이 실패 가능성보다 네 배 정도 높다고 판단된다. 이와 같은 방법으로 각 의사결정요소 관점에서의 기술개발 성공 가능성에 대한 쌍대비교를 수행한다.

마지막으로, 가중수퍼매트릭스 변환에 요구되는 클러스터들의 가중치 도출을 위한 클러스터 간 쌍대비교를 수행한다. 예를 들면, CC_1 은 피드백 고리와 함께 CC_2 , CC_3 , CC_4 , 그리고 AC와 상호연관성을 가지므로, CC_1 에 대한 가중치는 자신을 포함한 총 다섯 개의 클러스터 간의 비교를 통해 도출된다. <Table 6>은 이들 다섯 클러스터들의 CC_1 에 대한 쌍대비교 행렬과 이에 따른 우선순위벡터를 나타낸 것이다. 이와 같은 방법으로 나머지 네 개의 클러스터에 대해서도 쌍대비교를 수행한다.

4.3 수퍼매트릭스 구성

제 4.1절에서와 같은 방법으로 네트워크 상의 모든 연관관계에 대해 쌍대비교를 수행하였다. 본 연구에서는 총 62건의 쌍대비교 행렬을 작성하였다. 이를 통해 얻어진 우선순위 벡터를 바탕으로 수퍼매트릭스를 구성하면 아래 <Table 7>과 같다. 예를 들면, <Table 3>의 우선순위 벡터는 W_{11} 의 첫 번째 열을 구성하고 있고, <Table 4>의 우선순위 벡터는 W_{21} 의 첫 번째 열에 해당되며, <Table 5>의 우선순위 벡터는 W_{31} 의 첫 번째 열을 구성하고 있다.

4.4 수퍼매트릭스 변환

다음으로 <Table 7>의 수퍼매트릭스를 가중 수퍼매트릭스로 변환한다. 아래 <Table 8>은 클러스터 간 쌍대비교를 통해 도출된 클러스터 별 가중치를 나타낸 것이다. <Table 6>에서 도출된 CC_1 에 대한 각 클러스터의 가중치가 첫 번째 열에 포함되어 있다.

위의 클러스터의 가중치를 그에 상응하는 수퍼매트릭스의 부분 매트릭스에 곱하여 가중 수퍼매트릭스를 도출하였다. 예를 들어, 수퍼매트릭스에서 W_{11} 부분에는 0.422를 곱하고, W_{12} 부분에는 0.281을 곱한다. 이런 방법으로 도출된 가중 수퍼매트릭스는 <Table 9>과 같다. 가중 수퍼매트릭스를 연속하여 곱한 결과, W^{143} 에서 모든 열벡터의 값이 수렴하였다. 이 열벡터의 값이 각 의사결정요소들의 최종적인 우선순위 값이 된다. <Table 10>은 최종 극한수퍼매트릭스를 나타낸 것이다.

Table 7. Supermatrix

	CC ₁			CC ₂			CC ₃			CC ₄			AC	
	RDM	RDE	RDR	EDC	EDT	EDR	TEM	TEN	TEC	LTI	LRM	FTS	TDS	TDF
CC ₁	RDM	0.000	0.833	0.333	0.268	0.222	0.195	0.547	0.582	0.196	0.168	0.311	0.320	0.311
	RDE	0.750	0.000	0.667	0.614	0.644	0.717	0.263	0.309	0.147	0.484	0.196	0.558	0.493
	RDR	0.250	0.167	0.000	0.117	0.134	0.088	0.190	0.109	0.657	0.349	0.493	0.122	0.196
CC ₂	EDC	0.109	0.089	0.163	0.200	0.250	0.122	0.143	0.163	0.000	0.000	0.000	0.117	0.150
	EDT	0.309	0.323	0.297	0.000	0.750	0.230	0.286	0.297	0.000	0.000	0.000	0.200	0.106
	EDR	0.582	0.588	0.540	0.800	0.000	0.648	0.571	0.540	0.000	0.000	0.000	0.683	0.744
CC ₃	TEM	0.630	0.113	0.584	0.163	0.122	0.000	0.875	0.200	0.648	0.540	0.484	0.218	0.263
	TEN	0.218	0.508	0.184	0.297	0.648	0.667	0.000	0.800	0.230	0.297	0.349	0.151	0.190
	TEC	0.151	0.379	0.232	0.540	0.230	0.333	0.125	0.000	0.122	0.163	0.168	0.630	0.547
CC ₄	LTI	0.072	0.109	0.163	0.000	0.000	0.136	0.122	0.196	0.000	0.250	0.333	0.143	0.122
	LRM	0.649	0.582	0.540	0.000	0.000	0.238	0.558	0.657	0.167	0.000	0.667	0.571	0.558
	FTS	0.279	0.309	0.297	0.000	0.000	0.625	0.320	0.147	0.833	0.750	0.000	0.286	0.320
AC	TDS	0.800	0.875	0.857	0.833	0.750	0.800	0.333	0.250	0.750	0.857	0.800	0.000	0.000
	TDF	0.200	0.125	0.143	0.167	0.250	0.200	0.667	0.750	0.250	0.143	0.200	0.000	0.000

Table 8. Cluster weights

	CC ₁	CC ₂	CC ₃	CC ₄	AC
CC ₁	0.422	0.281	0.270	0.142	0.477
CC ₂	0.168	0.468	0.110	0.000	0.154
CC ₃	0.261	0.183	0.427	0.291	0.288
CC ₄	0.107	0.000	0.153	0.502	0.081
AC	0.042	0.068	0.040	0.065	0.000

Table 9. Weighed supermatrix

	CC ₁				CC ₂				CC ₃				CC ₄				AC	
	RDM	RDE	RDR		EDC	EDT	EDR		TEM	TEN	TEC		LTI	LRM	FTS	TDS	TDF	
CC ₁	RDM	0.000	0.352	0.141	0.038	0.075	0.062		0.053	0.148	0.157		0.028	0.024	0.044	0.153	0.148	
	RDE	0.317	0.000	0.281	0.176	0.173	0.181		0.194	0.071	0.083		0.021	0.069	0.028	0.266	0.235	
	RDR	0.106	0.070	0.000	0.067	0.033	0.038		0.024	0.051	0.029		0.093	0.050	0.070	0.058	0.093	
CC ₂	EDC	0.018	0.015	0.027	0.000	0.094	0.117		0.013	0.016	0.018		0.000	0.000	0.000	0.018	0.023	
	EDT	0.052	0.054	0.050	0.312	0.000	0.351		0.025	0.031	0.033		0.000	0.000	0.000	0.031	0.016	
	EDR	0.098	0.099	0.091	0.156	0.374	0.000		0.071	0.063	0.059		0.000	0.000	0.000	0.105	0.115	
CC ₃	TEM	0.164	0.029	0.152	0.025	0.030	0.022		0.000	0.374	0.085		0.189	0.157	0.141	0.063	0.076	
	TEN	0.057	0.133	0.048	0.044	0.054	0.119		0.285	0.000	0.342		0.067	0.086	0.102	0.043	0.055	
	TEC	0.039	0.099	0.061	0.114	0.099	0.042		0.142	0.053	0.000		0.036	0.047	0.049	0.181	0.158	
CC ₄	LTI	0.008	0.012	0.017	0.000	0.000	0.000		0.021	0.019	0.030		0.000	0.126	0.167	0.012	0.010	
	LRM	0.069	0.062	0.058	0.000	0.000	0.000		0.036	0.085	0.101		0.084	0.000	0.335	0.046	0.045	
	FTS	0.030	0.033	0.032	0.000	0.000	0.000		0.096	0.049	0.022		0.418	0.377	0.000	0.023	0.026	
AC	TDS	0.034	0.037	0.036	0.054	0.057	0.051		0.032	0.013	0.010		0.049	0.056	0.052	0.000	0.000	
	TDF	0.008	0.005	0.006	0.014	0.011	0.017		0.008	0.027	0.030		0.016	0.009	0.013	0.000	0.000	

Table 10. Limit supermatrix

	CC ₁			CC ₂			CC ₃			CC ₄			AC	
	RDM	RDE	RDR	EDC	EDT	EDR	TEM	TEN	TEC	LTI	LRM	FTS	TDS	TDF
CC ₁	RDM	0.1137	0.1137	0.1137	0.1137	0.1137	0.1137	0.1137	0.1137	0.1138	0.1138	0.1138	0.1137	0.1137
	RDE	0.1372	0.1372	0.1372	0.1372	0.1372	0.1372	0.1372	0.1372	0.1373	0.1373	0.1373	0.1372	0.1372
	RDR	0.0535	0.0535	0.0535	0.0535	0.0535	0.0535	0.0535	0.0535	0.0535	0.0536	0.0536	0.0535	0.0535
CC ₂	EDC	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267	0.0267
	EDT	0.0634	0.0634	0.0633	0.0633	0.0633	0.0634	0.0634	0.0634	0.0634	0.0634	0.0634	0.0634	0.0634
	EDR	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822	0.0822
CC ₃	TEM	0.1137	0.1137	0.1137	0.1137	0.1137	0.1137	0.1138	0.1138	0.1138	0.1138	0.1138	0.1137	0.1137
	TEN	0.1157	0.1157	0.1157	0.1156	0.1156	0.1157	0.1157	0.1157	0.1157	0.1157	0.1157	0.1156	0.1157
	TEC	0.0723	0.0723	0.0723	0.0723	0.0723	0.0723	0.0723	0.0723	0.0723	0.0723	0.0724	0.0723	0.0723
CC ₄	LTI	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304	0.0304
	LRM	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681	0.0681
	FTS	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673	0.0673
AC	TDS	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347	0.0347
	TDF	0.0126	0.0126	0.0126	0.0126	0.0126	0.0126	0.0126	0.0126	0.0127	0.0127	0.0127	0.0126	0.0126

4.5 최종우선순위(성공 확률) 도출

제안된 모형에서 TDS와 TDF가 각각 기술개발 성공가능성 클러스터 내에 있는 성공과 실패 의사결정요소이므로, 이들 값을 바탕으로 기술개발의 성공 및 실패 확률을 추정할 수 있다. 극한수퍼매트릭스 상의 TDS와 TDF 값은 각각 0.0347과 0.0126이다. 이 두 값을 정규화하면 기술개발 성공 확률은 73.3%, 실패 확률은 26.7%가 된다. 따라서, 기술개발에 영향을 주는 여러 요인들을 고려한 결과, MRM 기술개발의 성공 확률은 73.3%로, 성공할 확률이 실패할 확률보다 높다고 예측되었다.

5. 결 론

본 연구에서는 기술개발 성공에 영향을 미치는 요인들의 상호 작용을 고려하여 개발 성공 확률을 예측하는 ANP 모형을 제안하였다. 기술개발 성공 예측을 위한 ANP 네트워크 모형은 R&D 속성, R&D 역량, 기술 속성, 기술 환경의 네 개의 요인 클러스터와 성공과 실패를 포함한 대안 클러스터로 구성된다. 제시된 ANP 모형을 MRAM 기술개발 성공 예측에 적용함으로써 모형의 유용성을 입증하였다.

본 연구는 지금까지 델파이법과 같은 정성적인 전문가 판단에 의존해 왔던 기술개발 성공 예측을 위해 ANP를 이용한 보다 체계적인 접근법을 제시했다는 점에서 의의를 가진다. ANP는 다기준 의사결정 기법으로 널리 활용되어 왔으나, 일련의 구조화된 방법 및 과정을 통해 예측을 지원함으로써, 판단적 예측 방법으로도 유용하게 활용될 수 있다. 본 연구에서는 이러한 ANP의 특성을 활용하여 전문가의 주관에 편향될 수 있는 기술개발 성공 예측을 기술개발 성공에 영향을 미치는 몇 개의 요인으로 세분화하고 이들 간의 연관관계를 고려함으로써 기술개발의 성공 가능성을 확률로써 예측하는 방법을 제시하였다.

본 연구에서 제시된 기술개발 성공 예측을 위한 ANP 모형은 고정된 것이 아니며, 새로운 요인을 추가하거나, 특정 요인을 제외하는 등 기술개발 목적 및 환경에 따라 수정하여 활용하는 것이 바람직하다. 본 모형에는 기술개발 성공을 결정하는 요인으로써 네 개의 클러스터 및 12개의 세부 요인을 고려하였으나, 이 외에도 기술개발 성공에 영향을 미치는 요인은 매우 다양하다. 보다 다양한 요인을 모형에 반영한다면 예측 결과의 정확성 및 설득력을 향상시킬 수 있을 것이다. 특히 본 연구는 R&D 프로젝트 또는 NPD 프로젝트 성공을 결정하는 하나의 요인으로서 기술개발 성공 가능성을 예측하기 위한 방법을 제시했으므로, 개발된 기술의 양산 및 상업화와 관련된 요인을 포함하지 않았다. 기술의 양산 및 상업화 또는 시장성과 관련된 요인은 R&D 프로젝트 및 NPD 프로젝트의 성공을 결정짓는 매우 중요한 요소이므로, 본 연구에서 제시된 모형에 이와 관련된 클러스터 및 요인들을 추가하는 방식으로 모형을 확장하면 R&D 프로젝트 또는 NPD 프로젝트의 성공 예측에도 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- Astebro, T. (2004), Key success factors for technological entrepreneurs' R&D projects, *IEEE Transactions on Engineering Management*, 51(3), 314-321.
- Balachandra, R. and Friar, J. (1997), Factors for success in R&D projects and new product innovation : a contextual framework, *IEEE Transactions on Engineering Management*, 44, 276-287.
- Barclay, I. and Dann, Z. (2000), New-product- development performance evaluation : A product-complexity-based methodology, *IEEE Proceedings, Science, Measurement and Technology*, 147(2), 41-55.
- Belton, V. and Goodwin, P. (1996), Remarks on the application of the analytic hierarchy process to judgmental forecasting, *International journal of forecasting*, 12(1), 155-161.
- Carbonell, P., Escudero, A. R., and Aleman, J. M. (2004), Technology newness and impact of go/no-go criteria on new product success, *Marketing Letters*, 15(2-3), 81-97.
- Coldrick, S., Longhurst, P., Ivey, P., and Hannis, J. (2005), An R&D options selection model for investment decisions, *Technovation*, 25(3), 185-193.
- Cooper, R. G. (1981), An empirically derived new product project selection model, *IEEE Transactions on Engineering Management*, 28, 54-61.
- Cooper, R. G. and Kleinschmidt, E. J. (1987), New products : What separates winners from losers?, *Journal of Product Innovation Management*, 4(3), 169-184.
- Cooper, R. G. (1999), From experience : The invisible success factors in product innovation, *Journal of Product Innovation and Management*, 16(2), 115-133.
- Cooper, R. G., Edgett, S. J., and Kleinschmidt, E. J. (2001), Portfolio management for new product development : Results of an industry practices study, *R&D management*, 31(4), 361-380.
- Galbraith, C. S., Erlich, S. B., and DeNoble, A. F. (2006), Predicting technology success : identifying key predictors and assessing expert evaluation for advanced technologies, *Journal of Technology Transfer*, 31, 673-684.
- Grynkeiwich, G., Akerman, J., Brown, P., Butcher, B., Dave, R. W., DeHerrera, M., Durlam, M., Engel, B. N., Janesky, J., Pietambaram, S., Rizzo, N. D., Slaughter, J. M., Smith, K. Sun, J. J., and Tehrani, S. (2004), *MRS Bulletin*, 29, 818.
- Griffin A. (1997), Modeling and measuring product development cycle time across industries, *Journal of Engineering and Technology Management*, 14(1), 1-24.
- Heslop, L. A., McGregor, E., and Griffith, M. (2001), Development of a technology readiness assessment measure : the cloverleaf model of technology transfer, *Journal of Technology Transfer*, 26, 369-384.
- Iamratanakul, S., Patanakul, P., and Milosevic, D. (2008), Innovation and factors affecting the success of NPD projects : Literature explorations and descriptions, *International journal of management science and engineering management*, 3(3), 176-189.
- Kim, K. and Lee, S. Y. (2004), Future emerging new memory technologies, *Integrated Ferroelectrics*, 64, 3-14.
- Liberatore, M. J. and Titus, G. J. (1983), The practice of management science in R&D project management, *Management Science*, 29(8), 962-974.
- Lee, H., Lee, S., and Park, Y. (2009), Selection of technology acquisition mode using the analytic network process, *Mathematical and Computer Modelling*, 49(5/6), 1274-1282.
- Maidique, M. A. and Zirger, B. J. (1985), The new product learning cycle, *Research Policy*, 14, 299-313.
- Meade, L. M. and Presely, A. (2002), R&D project selection using the analytic network process, *IEEE Transaction on Engineering Management*, 49(1), 59-66.
- Mohanty, R. P., Agarwal, R., Choudhury, A. K., and Tiwari, M. K. (2005), A fuzzy ANP-based approach to R&D project selection : A case study, *International Journal of Production Research*, 43(24), 5199-5216.
- Montoya-Weiss, M. and Calantone, R. (1994), Determinants of New Product Performance : A Review and Meta-Analysis, *Journal of Product Innovation*

Management, 11(5), 397-417.

Niemira M. P. and Saaty T. L. (2004), An analytic network process model for financial-crisis forecasting, *International Journal of Forecasting*, 20, 573-587.

Rabino, S. and Wright, A. (1993), Accelerated product introductions and emerging managerial accounting perspectives : Implications for marketing managers in

the technology sector, *Journal of Product Innovation Management*, 10(2), 126-135.

Saaty, T. L. (1996), Decision Making with Dependence and Feedback : The Analytic Network Process. Pittsburgh, PA : RWS Publications.

Sun, H. and Wing, W. C. (2005), Critical success factors for new product development in the Hong Kong toy industry, *Technovation*, 25(3), 293-303.

전정환

KAIST 기계공학과 학사

KAIST 기계공학과 석사

서울대학교 산업공학과 박사

현재 : 경상대학교 산업시스템공학부 조교수/

공학연구원 책임연구원

관심분야 : 기술기획, 기술예측, 기술획득

조현명

KAIST 공학부 전산전공 학사

서울대학교 산업공학과 석사

현재 : 한국철도기술연구원 주임연구원

관심분야 : 기술마케팅, 기술정책개발, 연구

개발평가

이학연

서울대학교 산업공학과 학사

서울대학교 산업공학과 박사

현재 : 서울과학기술대학교 IT정책전문대학원

조교수

관심분야 : 기술예측, 기술확산, 연구개발 평가,

서비스사이언스