

중장기 기술예측을 위한 시뮬레이션 기반 방법론

Simulation Based Method for Mid-and-Long Term Technological Forecasting

유성열

부산가톨릭대학교 유통경영정보학부

Sungyeol Yu(syyu@cup.ac.kr)

요약

본 연구는 시뮬레이션 기반의 중장기 기술예측 방법론에 대해서 다룬다. 먼저 전문가 집단을 상대로 한 델파이 조사를 통해 미래의 신기술들의 출현 시점과 기술들간의 영향 관계에 대한 데이터를 수집한 후, 취득한 데이터를 활용하여 미래에 개발되어야 하는 신기술들 중에서 핵심기술을 도출하는 새로운 방법론을 제시한다. 일반적인 델파이 조사가 기술 출현에 대한 일정 시점의 예측치만을 제공하는데 반해, 본 연구에서는 시뮬레이션 알고리즘을 통해 기술 출현 시기에 대한 범위를 도출하고, 이를 기초로 핵심기술을 정의한다. 미래에 개발될 기술들의 출현 시점 뿐 만 아니라 핵심 기술에 대한 정보도 함께 도출함으로써, 연구개발 담당자 및 중장기 프로젝트 관리자들에게 자원배분과 관련한 정보를 제공하여 그들의 의사결정을 도울 수 있을 것으로 기대된다.

■ 중심어 : | 기술예측 | 핵심기술 | 시뮬레이션 | 델파이 |

Abstract

In this study, we consider a mid-and-long term technological forecasting method based on simulation technique. We, first, gather information about a point of appearance time of new technologies which will be developed in the future and influence relationship among those technologies by Delphi survey. And then we propose a simulation-based heuristic approach searching for the key technology among new technologies which will be developed to attain a normative objective using the Delphi data. We also provide the range of occurrence time for individual technology and define key technologies in this study in contrast that a expert's estimate to occurrence time is only one point in traditional Delphi survey. The information for key technologies which are detected by this procedure gives priorities of R&D planning and aids the R&D planner or project manager in resource allocation.

■ keyword : | Technological Forecasting | Key Technology | Simulation | Delphi |

I. 서론

경영, 경제 환경이 점차 복잡해지는 미래의 환경에서,

연구 개발 부서 및 대규모 기술 개발 프로젝트 담당자에게 새로운 기술의 개발을 예측하고 이들 기술 간의 관련성을 예측하는 것은 매우 중요한 일이다. 기술 개

* 이 논문은 2008년도 부산가톨릭대학교 교내연구비에 의하여 연구되었음

접수번호 : #091109-001

접수일자 : 2009년 11월 09일

심사완료일 : 2009년 12월 15일

교신저자 : 유성열, e-mail : syyu@cup.ac.kr

발을 예측하는 것의 기본적인 관심은 어떤 새로운 기술이 개발되고 언제 만들어질 것인가이다.

하지만, 기술예측의 역할은 미래를 계획하고자 하는 관리자들에게 단지 '무엇이 개발되고 언제 개발될 것인가?'에 국한되는 것이 아니라, 기술 개발에 있어서 자원을 최적으로 할당할 수 있는 근거를 제시해 주어야 한다. 특히, 장래에 궁극적으로 달성되어야 할 당위적인 목표가 설정되어 있는 경우에는, 목표 달성을 위해 필요한 기술들이 무엇이며, 언제 개발될 것인가를 예측하는 것뿐만 아니라, 이 기술들 중에서 어떤 기술이 핵심적인 기술인가를 파악하는 것 역시 중요한 일이다 [6][9].

본 연구에서는 델파이 조사를 통해 얻어진 데이터를 미래의 기술 개발 예측에 활용한다. 일반적인 델파이 기반의 기술 예측이 미래의 기술 출현 시점에 대한 데이터에 집중하는 반면에 본 연구에서는 기술들 간의 상호연관성을 전문가 패널들로부터 얻게 된다. 이러한 상호연관성으로부터 원래의 델파이 데이터에는 표현되기 어려운 핵심기술에 대한 정보를 도출하기 위한 방법으로 새로운 시뮬레이션 기반의 방법론을 제시하고자 한다.

기술 개발간의 상호 연관성을 분석하고 평가하는 대표적인 예측 기법으로는 상호 영향 분석(Cross-Impact Analysis)이 있다. 상호 영향 분석의 개념은 Gordon과 Hayward에 의해 처음으로 소개되었다[8]. 이 기법의 기본 개념은 특정 기술의 출현이 다른 기술들의 출현 빈도(likelihood)에 의해서 영향을 받는다는 것이다. 상호 영향 분석의 개념을 구현한 기법들이 다양하게 개발되어 왔으나, 평가 상황에서 적용되는 경우에는 다음과 같은 7단계로 구분된다[11]. 1) 분석 기초 정의, 2) 개별 확률 추정, 3) 상호 영향 행렬의 추정, 4) 조정(calibration) 실행의 수행, 5) 실행에 대한 정책 활동 혹은 민감도 테스트의 정의, 6) 정책 활동 혹은 민감도 테스트에 대한 상호 영향 계산의 수행, 7) 결과 평가.

본 연구 역시 기술 개발가의 상호연관성과 관련이 되어 있으나, 상호 영향 분석과 같은 복잡한 분석을 요구하지는 않는다. 델파이 데이터의 분석과 시뮬레이션을 통해 자연스럽게 미래의 기술 출현시점을 예측하고, 동

시에 핵심기술도 도출하게 된다.

본 연구를 통해 사회 각 분야의 전문가 패널로부터 얻어진 미래의 각 기술들 간의 상호 연관성 및 발생 시점 데이터를 활용하여 핵심 기술 도출을 위한 방안을 개발한다. 본 연구를 통해 얻어진 핵심 기술 도출 방안은 미래를 계획하고자 하는 공공기관, 기업 경영자, 관리자들에게 체계적인 기술 개발의 가이드라인을 제공해 줄 수 있을 것이다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 먼저 II장에서는 델파이 데이터로부터 예측에 필요한 정보를 추출하는 과정을 제시한다. III장에서는 개발한 시뮬레이션 알고리즘을 제시하며, IV장과 V장에서 시뮬레이션 결과를 활용한 핵심기술 도출 방법과 예제를 제시한다. VI장은 결론 부분으로 중장기 기술예측에 있어서 본 연구의 의미에 대하여 제시한다.

II. 델파이법을 통한 정보 획득 과정

본 연구의 최초 입력은 델파이 서베이를 통해 얻어진 전문가 패널들의 응답 데이터이다. 이 델파이 데이터를 이용하여 핵심 기술 예측에 필요한 정보를 추출한다. 이렇게 도출된 변수들을 입력 파라미터로 활용하는 시뮬레이션 알고리즘을 개발한다. 시뮬레이션 알고리즘은 최종적인 기술 개발 시점에 대한 확률 분포에 관한 정보를 제공한다. 이 장에서는 델파이 설문 구성방안과 델파이 데이터로부터 예측에 필요한 정보를 추출하는 과정을 설명한다.

1. 설문 구성

일반적으로 중장기 기술 예측에 자주 활용되는 델파이 기법은 전문가 패널들에게 불확실한 미래의 기술이 언제쯤 개발될 것인가에 관한 주관적 추정치를 요구하게 된다[4][7]. 최종 라운드에서 패널들의 응답을 요약하면 이것이 패널들에 의한 예측 치로 받아들여지게 된다. 기존의 기술 예측을 위한 델파이 기법은 단순히 어떤 기술이 언제 나타나게 될 것인가에 대한 응답이 많이 있었으나, 본 연구에서는 두 가지 유형의 데이터를

델파이 조사를 통해 얻는다.

첫 번째는 언제 최종 제품이 개발되어지며, 그것과 관련된 새로운 기술들이 언제 개발되는지에 관한 예측치이다. 이 값은 패널들의 점 추정치에 의해 얻어진다. 두 번째 유형의 데이터는 각 기술들 간의 (혹은 각 기술과 최종 제품 간의) 연관성을 나타내는 데이터이다. 한 패널이 기술들과 최종 제품의 출현 시기를 예측할 때, 그는 어느 특정 기술의 출현이 다른 기술(들)에 의해 영향을 받는다고 생각할 수도 있다. 이와 같이 기술들 간의 영향관계를 간단한 이진 행렬을 통해 표현하여 패널들의 의견을 취합한다.

2. 델파이 결과로부터 정보 추출

빈도의 관점에서, 한 기술이 다른 기술(혹은 제품)의 출현에 영향을 끼치는 확률인 “영향 확률(influence probability)”은 많은 수의 실험에 기초한 상대적 빈도로 정의된다. 델파이 방법을 기술 예측에 적용할 경우 다수의 전문가가 조사에 참여하게 된다. 따라서 모든 전문가의 연관성 행렬(relationship matrix)의 합은 기술들 간의 영향 확률에 관한 정보를 제공한다.

먼저 다음과 같은 기호를 정의한다.

i, j : 최종 제품 개발에 필요한 기술들

T : 모든 기술들의 집합 ($i, j \in T$)

O : 현재 시점(가상의 기술)

F : 최종 제품

n_{ij} : 설문 응답 중 기술 i 가 기술 j 의 출현에 직접적으로 영향을 끼친다고 응답한 빈도

n_{iF} : 설문 응답 중 기술 i 가 최종제품 F 의 출현에 직접적으로 영향을 끼친다고 응답한 빈도

n_{Oi} : 설문 응답 중 기술 i 의 출현이 다른 기술들에 영향을 받지 않는다고 응답한 빈도

델파이 패널들로부터 얻은 최초의 데이터로부터의 연관성 행렬에는 기술 “ O ”를 나타내는 행과 열이 존재하지 않으므로, 원래의 관련성 행렬에 “ O ”를 나타내기 위한 행과 열을 하나씩 추가한다. 또한, 모든 항

(element)의 값이 ‘0’인 열(column)의 경우, 그 이전에 영향을 미치는 다른 기술이 존재하지 않는 기술임을 의미하므로, 새로운 연관성 행렬의 항은 ‘0’으로 바꾼다.

이제부터는 가상의 기술 “ O ”와 최종 제품 “ F ”는 다른 기술들과 동일하게 취급할 수 있다. 기술 $i, j \in T$ 에 대하여 n_{ij} 는 모든 응답자들의 연관성 행렬의 합으로부터 쉽게 구할 수 있다.

정의에 의해, 모든 i, j 쌍에 대한 영향 확률(influence probability) p_{ij} 는 다음 식으로부터 얻을 수 있다.

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{N}, \text{ for } i, j \in T \text{ and } i \neq j \quad (1)$$

여기에서, N 은 델파이 조사에 참여한 전문가 패널 전체의 수를 의미한다.

p_{ij} 는 i 가 j 보다 먼저 출현하는 조건하에서, 기술 i 가 기술 j 의 발생에 직접적으로 영향을 끼친다고 응답한 상대 빈도(relative frequency)에 해당한다. 행렬 $P = \{p_{ij}, i, j \in T\}$ 를 “영향 확률 행렬(influence probability matrix)”이라고 하자. 행렬 P 는 기술 개발들 간의 직접적 연관성을 표현하기 위한 가상의 행렬을 생성하기 위한 시뮬레이션의 입력의 하나로 이용된다. 시뮬레이션에 사용되는 또 다른 입력은 기술 i, j 와 시간 t 에 대한 경과시간 함수(holding time math function) $h_{ij}(t)$ 로서, 다음 식에 의해 결정된다.

$$h_{ij}(t) = \frac{n_{ij}(t)}{n_{ij}}, \text{ for } i, j \in T \text{ and } t=0,1,2,\dots \quad (2)$$

위 수식에서 $n_{ij}(t)$ 는 기술 i 가 기술 j 의 출현에 직접적으로 영향을 끼친다는 조건하에서, 기술 i 의 출현으로부터 기술 j 의 출현까지 걸리는 시간이 t 년이라고 응답한 빈도이다.

III. 시뮬레이션 알고리즘

1. 시뮬레이션 기반 알고리즘의 의미

시뮬레이션은 p_{ij} 와 $h_{ij}(t)$ 를 입력 파라미터로 이용

하여, 최종제품과 이 제품의 개발에 직간접적으로 영향을 미치는 모든 기술의 개발시간에 대한 확률 분포에 관한 예측치를 제공한다. 본 연구에서 시뮬레이션 기법을 사용하는 이유는 델파이 패널들로부터 얻은 원시데이터의 영향관계의 복잡성을 단순화하기 위해서이다. [그림 1]은 영향확률 행렬의 예를 개념도로 표현한 것이다. [그림 1]에서 호(arc)상의 값은 출발 노드(기술)가 도착 노드(기술)의 출현에 직접적으로 영향을 끼칠 확률이다. 시뮬레이션 알고리즘은 이 확률적 연관성을 지닌 모든 노드 쌍들 간의 두 개의 호 중 하나를 제거하고, 나머지 하나의 호의 확률 값을 1의 값을 갖도록 가상의 결정적(deterministic) 연관성으로 변환한다. 이렇게 함으로써 사용자(연구개발 계획자 혹은 프로젝트 관리자)가 기술들 간의 영향 관련성을 분석하기 쉽도록 해준다.

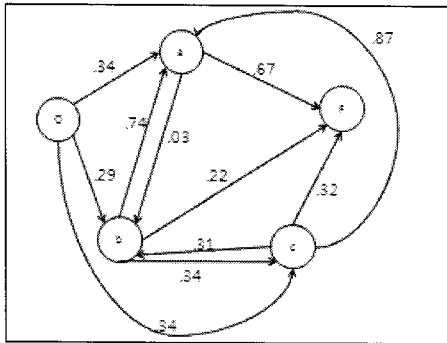


그림 1. 영향확률 개념도

시뮬레이션 기법을 사용하는 또 다른 이유는 개별적인 실행(run)에서 기술출현시간의 범위를 생성하기 위해서이다. 원래의 전문가 응답 데이터는 개별 기술들에 대해서 하나의 출현시점 예측치만을 가지고 있다. 그러나 한 번의 시뮬레이션 실행은 개별 기술들의 출현시간의 범위를 생성해낸다. 개별 시뮬레이션 실행의 출력물은 각 기술에 대해서 가장 빠른 출현 시간과 가장 늦은 출현시간을 보여준다. 모든 실행이 완료된 후에는, 가장 빠른 출현시간과 가장 늦은 출현시간에 관한 출현확률분포가 그 빈도에 의해서 추정된다. 기술들의 출현시간에 대한 범위를 생성하는 이유는 궁극적으로 핵심

기술을 도출하기 위해서이다. 다음 예를 통해 살펴보자.

가령 한 패널이 제품 F 의 개발을 예측하고 있다고 하자. 또 F 를 개발하기 위해서는 두 개의 신기술 a 와 b 가 연관되어있다고 하자. 이 패널은 기술 a 와 b 의 출현 연도가 2015년, 제품 F 의 출현 연도가 2018년이라고 예측했다. 그리고 기술 a 와 b 는 모두 제품 F 의 개발에 직접적으로 영향을 미친다. 이 패널은 a 로부터 F 의 개발에 까지 걸리는 시간이 3년이며, b 로부터 F 의 개발에 걸리는 시간은 1년이라고 생각하고 있다고 가정하자. 만약 한 사용자(연구개발 계획자 혹은 프로젝트 관리자)가 이 전문가의 숨어있는 생각을 안다면, 이 사용자는 시간 관점에서 F 를 개발하는데 있어서 a 가 b 보다 더 중요한(critical) 기술이라고 결론내릴 것이다. 그리고 만약 이 사용자가 a 와 b 의 개발을 보다 앞당기려고 한다면(자금이나 인력등과 같은 자원 제약으로 인해 a 와 b 를 동시에 앞당겨 개발하는 것은 불가능하다고 가정하자) 그는 자연스럽게 a 를 3년 앞당기는 결정을 내릴 것이다. 이렇게 하면 F 의 개발년도는 2016년이 된다. 만약, 이 사용자가 경과시간에 대한 아무런 정보도 가지고 있지 못하다면, 그는 b 를 앞당기는 결론을 내릴 수도 있으며, 이렇게 할 경우 F 의 개발을 더 앞당기는 것은 불가능하게 될 수도 있다.

이상의 예로부터 b 의 출현시점이 2015년이라는 한 시점으로 예측되었음에도 불구하고 이론상으로 실제로는 빠르면 2015년 늦어도 2017년이라는 이라는 범위를 가질 수 있음을 알 수 있다

2. 알고리즘

2.1 초기화

먼저 반복횟수(iteration number)를 결정한다. 그리고 식 (1) 과 (2)를 이용하여, p_{ij} 와 $h_{ij}(t)$ 를 구한다.

2.2 완전영향행렬의 생성

p_{ij} (for $i, j \in T$ and $i \neq j$)를 이용하여 모든 기술 쌍들 간의 영향 관계를 나타내는 이진 행렬(binary matrix)를 생성한다. 이 이진 행렬은 초기 영향 행렬(initial influence matrix) 라고 이름 붙이며, 기호는 M

으로 표현한다. 행렬 M 의 i 행과 j 열의 원소는 m_{ij} 로 나타낸다. 만약 m_{ij} 가 1이면, 기술 i 가 j 의 출현에 영향을 미쳤음을 의미하며, 0이면 아무런 영향을 미치지 않음을 의미한다. 이 때, 시물레이션 알고리즘은 어떤 m_{ij} 가 1의 값을 가질 때 m_{ji} 는 반드시 0의 값을 가지는 것을 보장해준다. 이렇게 구성된 초기영향행렬은 다음 단계에서 경과시간을 생성하기 위한 입력으로 사용된다.

하지만, 초기 영향 행렬은 기술들 간의 영향 순서를 고려하지 않고 있기 때문에, 기술 a 가 기술 b 의 출현에, 기술 b 가 기술 c 의 출현에, 그리고 기술 c 가 기술 a 의 출현에 각각 영향을 끼치는 비논리적인 순환 경로 (illogical cycling routine)을 가질 수 있다. 비논리적 순환 경로를 발견하는 절차는 간단하다. $n = 2, 3, \dots$ 에 대하여, 행렬 M^{n-1} 과 행렬 M^n 이 같아질 때까지 새로운 행렬을 계속 구해 나간다. 그리고 $M^{n-1}(=M^n)$ 의 세 개 이상의 기술로 구성된 모든 부행렬 (sub-matrix)을 살펴본다. 이들 부행렬 중 어느 하나라도 모든 원소가 1의 값을 가지면 초기 영향 행렬 M 은 순환경로를 가지는 행렬이다[12]. 이렇게 순환 경로를 가지는 경우에는 초기 응답자들의 응답분포를 시드로 하여 랜덤하게 셋 중 하나의 영향관계를 제거한다. 네 개 이상의 기술들 간의 순환경로가 있는 경우에도 같은 방법을 적용할 수 있다.

어떤 경우에는 초기 영향 행렬이 완전한 영향관계를 보장하지 못하는 경우가 발생할 수도 있다. 이 행렬은 열 O 와 행 F 를 제외한 모든 열과 행에 적어도 하나 이상의 1의 값을 가지도록 생성되어야 한다. 즉 O 와 F 를 제외한 모든 기술은 하나 이상의 선행 기술과 후행 기술을 가져야 한다는 의미이다. 이러한 경우 이 행렬은 무시하고 새롭게 행렬을 생성해내도록 한다.

마지막으로 초기 영향 행렬이 1의 값을 가지면서도 실제로는 불필요한 원소를 가지는 경우이다. 예를 들어, m_{ab} 와 m_{bc} 가 모두 1의 값을 가질 때, m_{ac} 도 값이 1인 경우이다. 이 경우 a 는 이미 b 를 통해 c 의 개발에 영향을 끼치고 있는 의미를 내포하고 있으므로 m_{ac} 가 1을 갖는다는 것은 별 의미가 없는 일이 되어버린다. 따

라서 이런 경우에는 m_{ac} 값을 0으로 바꿔준다.

이렇게 세 가지 문제점들이 모두 해결된 영향행렬을 “완전영향행렬”이라고 하자. 다음 단계는 $h_{ij}(t)$ 와 완전영향행렬을 이용하여 각 기술들의 경과시간을 계산하는 단계이다.

2.3 경과시간 생성

$h_{ij}(t)$ 와 완전영향행렬을 이용하여, 시물레이션 알고리즘은 각 기술 i 와 j 간의 개발경과시간을 생성한다. [그림 2]는 각 기술들 간의 영향관계 및 경과시간을 개념적으로 표현한 예이다. 호상의 수치는 두 기술 간의 경과시간을 나타낸다. 가령 기술 a 와 c 간의 경과시간은 3년이다.

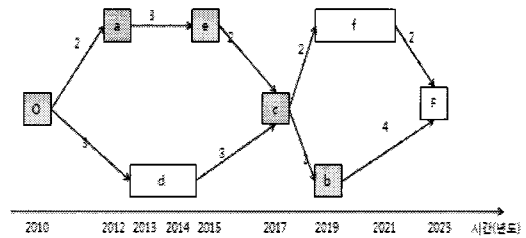


그림 2. 영향관계 및 경과시간 개념도

2.4 발생시간 범위의 계산

다음 절차는 각 기술에 대한 발생시간 범위를 계산하고, 기술들의 가장 이른 발생 시간과 가장 늦은 발생 시간을 기록하는 것이다. 가장 이른 시간과 가장 늦은 시간은 다음과 같이 계산된다. E_i 와 L_i 를 각각 기술 i 의 가장 이른 출현 시간과 가장 늦은 출현 시간이라고 하자. 먼저 $E_i (i \in T)$ 는 다음 식에 의해서 계산된다.

$$E_O = 0 \tag{3}$$

$$E_j = \max_i \{ E_i + h_{ij}(t) \}, \text{ for } m_{ij} = 1 \text{ and } i, j \in T \tag{4}$$

여기에서 i 는 j 에 바로 영향을 끼치는 기술이다.

$i \in T$ 에 대한 E_i 의 계산이 완료된 후에는 L_F 부터 시작하여 역방향으로 L_i ($i \in T$)를 계산한다.

$$L_F = E_F \quad (5)$$

$$L_i = \min_j \{L_j - h_{ij}(t)\} \text{ for } m_{ij} = 1$$

$$\text{and } i, j \in T \quad (6)$$

여기에서 j 는 i 에 의해 직접적으로 영향을 받는 기술이다. [그림 2]에 위 식 (3)~(6)의 계산 결과의 예시가 표현되어 있다. 예를 들어, 기술 a 의 경우에는 E_a 와 L_a 가 모두 2012년인 반면에 기술 d 의 경우에는 E_d 는 2013년, L_d 는 2014년이 된다.

이론상, 한 번의 시뮬레이션 실행은 전문가가 하나의 추정 점을 예측하는데 비해 발생 시간 범위를 추정하는 것으로 제외하고는 델파이 서베이를 통한 한 전문가의 판단과 동일하다. 따라서 만약 실행 횟수가 원래의 패널 사이즈에 맞추어질 수 있다면, 이는 원래의 델파이 데이터와 같은 통계적 유의성을 보장하게 될 것이다. 그러나 실행은 추가적인 비용이나 시간 부담 없이 원래의 패널 사이즈보다 많게 될 수 있을 분 만 아니라, 원래의 델파이 서베이 결과에는 나타나지 않는 숨어있는 정보, 즉 개별 기술의 발생시간 범위에 관한 정보를 획득할 수 있게 된다.

[그림 3]은 이상의 시뮬레이션 과정을 정리하여 순서도 형태로 요약한 것이다.

IV. 핵심기술 도출

이 장에서는 시뮬레이션 결과-발생시간 범위-로부터 핵심기술을 도출하는 방법이 기술된다.

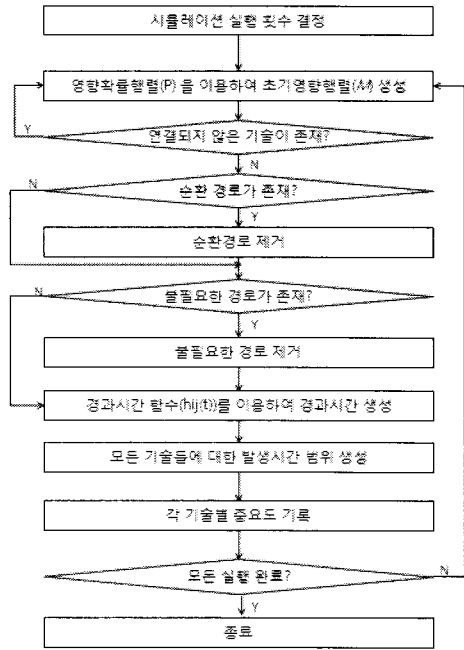


그림 3. 전체 시뮬레이션 과정

기본적인 아이디어는 E_i 와 L_i ($i \in T$)를 비교하는 것이다. 즉, E_i 와 L_i 의 차이가 클수록 i 의 중요도(criticality)는 떨어지게 된다. 본 연구에서는 두 가지 유형의 척도를 사용하여, E_i 와 L_i 의 차이를 측정한다. 첫 번째는 중요도 지수(criticality index)로써, 간단히 E_i 와 L_i 가 동일한 횟수를 비교하는 것이다. 이 방법은 본 연구에 쉽게 적용될 수 있다. 각 실행에서 임의의 i 에 대해 만약 E_i 와 L_i 의 값이 같다면, 이는 i 가 핵심 기술임을 의미한다.

따라서 모든 실행을 완료한 후, E_i 와 L_i 의 값이 같은 횟수가 크면 클수록 i 의 중요도는 그만큼 더 커진다고 할 수 있다. 이에, 상대적으로 동일한 횟수가 가장 큰 기술이 중요하다고 결론 내릴 수 있다. 그러나 이 방법은 쉽게 결과를 얻을 수 있으며 분석이 용이함에도 불구하고 발생시간 간격의 크기를 고려하지 않으며, 척도 자체의 모호성이 존재하는 단점이 있다.

이를 극복하기 위한 방법으로 E_i 와 L_i 의 확률 분포의 차이를 활용한다. $i \in T$ 와 $t=0,1,\dots$ 에 대하여

$F_{E_i}(t)$ 를 E_i 의 누적확률분포, $F_{L_i}(t)$ 를 L_i 의 누적확률분포라고 각각 정의하자.

두 분포의 동일성을 검증하기 위한 일반적인 통계적 검정 방법으로는 적합도 검정(goodness of fit test)을 많이 사용한다. 그러나 본 연구에서 다루고 있는 문제의 특성상 E_i 의 값은 L_i 의 값보다 항상 작거나 같은 값을 가질 수밖에 없다. 따라서 수백회 이상의 시뮬레이션 실행을 통해 나온 두 변수의 확률 분포는 적합도 검정을 수행할 경우, 항상 통계적으로 다른 분포로 나타날 수밖에 없다. 즉 분포 차이에 대해 통계적인 검정을 이용하는 것은 본 연구에서 적절한 방법이 되지 못한다. 이에 본 연구에서는 다음과 같은 척도 S_i (누적분포차이지수)를 개발하여 각 기술별 두 분포의 차이를 상대적으로 비교한다.

$$S_i = \sum_{t=1}^n \frac{K(t-1) + K(t)}{2}, \text{ for } i \in T \quad (7)$$

여기서 $K(t) = F_{E_i}(t) - F_{L_i}(t)$, ($t=1,2,\dots$)이다.

누적분포차이지수 S_i 는 두 누적확률분포 $F_{E_i}(t)$ 와 $F_{L_i}(t)$ 그래프 사이의 공간을 수치로 표현한 것이다. 각 기술들에 대해 S_i 의 값이 작을수록 보다 중요한 기술을 나타내는 지표로 활용될 수 있다.

V. 예제

1. 입력 자료

이 장에서는 과거에 수집된 델파이 데이터에 가상의 영향관계 데이터를 생성하여 개발된 방법론에 적용한 결과를 제시한다. 델파이 데이터에는 정보 기술 분야 99명의 전문가들이 최종제품인 'F' 개발을 위해 필요한 9개 분야의 미래 예상기술, 'a', 'b', ..., 'i'의 출현 시기에 대한 예측치가 포함되어 있다. 본 예에서 사용하고 자 하는 델파이 조사 자료에는 기술들 간의 영향관계는 포함되어 있지 않아, 기술들 간의 영향관계응답은 가상의 자료를 생성하여 사용하였다. 이렇게 만들어진 데이

터로부터 초기 영향 확률 행렬 $P = \{p_{ij}, i, j \in T\}$ 와 경과시간 함수 $h_{ij}(t)$ 를 계산하였다. [표 1]에는 시뮬레이션 실행의 입력 값으로 사용된 초기 영향 확률 행렬 P 가 나타나 있다. 경과시간 함수 $h_{ij}(t)$ 는 모든 $i, j \in T$ 에 대해서 구한 값을 입력으로 사용하는데, 여기에서는 한 가지 예로 기술 'd'의 개발에서 기술 'g'의 개발까지 걸리는 경과 시간의 함수 $h_{dg}(t)$ 의 분포를 [그림 4]에서 보여준다. [그림 4]에서, 기술 'd'의 출현이 기술 'g'의 출현에 직접적으로 영향을 끼친다고 응답한 전문가 중 'd'의 출현 이후 'g'가 나타날 때까지 4년이 걸린다고 응답한 비율이 36%로 가장 많으며, 9년이 걸린다고 응답한 사람의 비율은 3%로 가장 적음을 알 수 있다.

표 1. 초기 영향 확률 행렬 $P = \{p_{ij}, i, j \in T\}$

	O	a	b	c	d	e	f	g	h	i	F
O	-	.41	.83	.11	.16	.31	.87	.80	.56	.14	.00
a	.00	-	.16	.72	.44	.63	.21	.89	.42	.65	.11
b	.00	.22	-	.39	.51	.43	.10	.62	.29	.42	.71
c	.00	.22	.83	-	.70	.35	.08	.47	.22	.38	.10
d	.00	.20	.28	.29	-	.22	.11	.38	.19	.26	.93
e	.00	.27	.39	.27	.71	-	.10	.60	.31	.48	.30
f	.00	.38	.21	.35	.27	.18	-	.88	.23	.85	.22
g	.00	.23	.27	.43	.55	.30	.09	-	.01	.27	.68
h	.00	.43	.56	.25	.80	.56	.17	.71	-	.15	.11
i	.00	.23	.35	.48	.63	.36	.09	.58	.12	-	.43
F	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00	.00	-

표 2. 경과시간 확률분포 예 (기술 'd'와 기술 'g')

경과시간	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
확률	.06	.04	.14	.36	.06	.11	.06	.08	.03	.06

2. 시뮬레이션 실행

여기에서는, 입력 자료를 이용하여 완전영향행렬과 경과 시간을 생성하기 위한 시뮬레이션 실행 과정을 예를 통해 설명하고자 한다.

각각의 시뮬레이션 실행은 먼저 초기 영향 확률 행렬 $P = \{p_{ij}, i, j \in T\}$ 의 각각의 확률 값을 이용하여, 초기 영향 행렬 M을 생성한다. [그림 4]는 생성된 초기 영향 행렬의 예를 도식적으로 표현한 것이다. [그림 4]에서, 각 기술들 간의 호(arc)는 두 기술의 출현이 직접

적으로 관련이 있음을 의미한다. 예를 들어, 기술 'g'는 기술 'f'와 기술 'e'의 출현에 직접적으로 영향을 끼침을 의미한다. [그림 4]의 초기 영향 행렬에서는 두 기술간의 간접적인 영향관계도 포함하고 있다. 예를 들어, 호 (g, f)는 호 (g, e)와 호 (e, f)가 이미 존재하기 때문에 간접적인 영향관계이다. 완전 영향 행렬을 생성하기 위해서는 이러한 간접적인 영향 관계들이 제거되어야 하는데, [그림 4]에서는 호 (O, c), (a, i), (g, f), (f, b), (i, F), (e, F)가 이에 해당된다. 이들 불필요한 호를 제거하면, 완전 영향 행렬을 얻게 되는데, 이렇게 생성된 완전 영향 행렬을 개념적으로 나타낸 것이 [그림 5]이다.

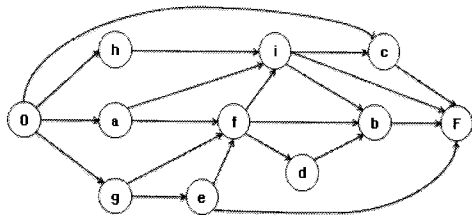


그림 4. 초기 영향 행렬의 개념도

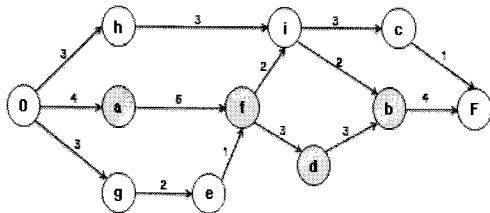


그림 5. 완전 영향 행렬의 개념도

도출한 완전 영향 행렬과 경과시간함수를 이용하여 각 기술들 간의 경과시간을 생성한다. [그림 5]의 호 상의 숫자는 이렇게 생성된 각 기술간의 경과시간을 나타낸다. 기술 간의 경과시간이 주어지면, 식 (3) - (6)을 이용하여 모든 기술에 대한 E_i 와 L_i ($i \in T$)를 계산하여, 해당 시뮬레이션 실행에서의 핵심기술을 정의한다. [그림 5]의 예에서는 기술 'a', 'f', 'd', 'b'가 핵심기술로 정의된다.

3. 핵심기술 도출

시뮬레이션은 총 500회의 실행을 반복하였다. 500회

의 실행 후 각 기술별로 획득한 누적확률분포 $F_{E_i}(t)$ 와 $F_{L_i}(t)$ 를 비교하여 중요도 지수 및 누적분포차이 지수를 계산한 결과가 [표 3]에 나타나 있다. [표 3]을 살펴보면, 기술 'f'의 중요도 지수가 0.99, 누적분포차이 지수는 0.05로 가장 중요한 핵심기술임을 알 수 있다. 반면 기술 'e'의 경우에는 중요도 지수 0.49, 누적분포차이 지수 1.89로써 상대적으로 덜 중요한 기술로 나타났다.

이 결과를 활용하여 장기 기술개발 프로젝트를 수행하는 연구자 등의 의사결정자는 기술 'f'가 핵심 기술임을 인식하고 이 기술에 대한 관리 포인트를 강화하고 자원 배분에 우선순위를 두고 활용할 수 있는 중요한 정보를 얻게 된 것이다.

표 3. 각 기술별 중요도 지수 및 누적분포차이지수

기술	a	b	c	d	e	f	g	h	i
중요도 지수	.75	.65	.75	.85	.49	.99	.54	.67	.77
누적분포 차이 지수	.71	1.23	.76	.29	1.89	.05	1.63	1.40	1.16

VI. 결론

본 연구에서는 델파이 설문 결과와 시뮬레이션 기법을 활용하여 핵심 기술을 도출하는 방법을 제안하였다.

델파이 방법은 중장기 기술 예측 방법에서 전문가들의 합의를 도출하기 위해 많이 활용되고 있는 방법이다. 하지만 일반적인 델파이 방법은 특정 기술의 출현 시점을 예측하는 데는 유용한 방법이지만, 기술들 간의 관련성을 고려한 예측에는 많은 어려움이 따른다. 기술들 간의 연관성을 고려한 예측 기법으로 상호 영향 분석이 있으나, 이 방법은 복잡한 계산과정을 거쳐야 하는 단점이 있다. 이에 반해 본 연구에서 제안한 방법은 다수 전문가들의 의견을 바탕으로 설문 조사에서는 포함되어 있지 않지만, 전문가 의견에 숨어 있는 의미를 함께 이끌어내 기술들 간의 연관성 및 중요한 핵심 기술의 결과까지 함께 도출한다는 점에서 기존 방법과 차이가 있다.

또한, 본 연구에서 제안한 시뮬레이션 알고리즘은 개별 신기술들 사이의 상호 연관성을 파악하여 원래의 델파이 결과에는 나타나지 않는 신기술들의 발생 가능한 시간 범위를 제시하게 되는데, 이는 V장의 실제 델파이 데이터를 통한 예제에서도 살펴본 바와 같이, 원래의 데이터에는 포함되지 않은 핵심기술에 대한 결과도 함께 제시해준다.

결과적으로 본 연구를 통해 미래의 정책 개발자나 관리자들에게 핵심기술에 관한 정보를 제공해줌으로써, 미래의 R&D 계획 수립의 우선순위를 제공하고, 자원 배분과 관련한 의사결정에 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

[1] 신태영, 박재형, 김형수, *기술예측방법론*, 과학기술정책연구원, 1995.

[2] 안두현, 신태영, 엄미정, 김형수, *과학기술예측을 위한 미래 사회의 이슈 및 니즈 도출*, 과학기술정책연구원, 2003.

[3] 한국과학기술기획평가원, *과학기술예측조사 (2005-2030) : 미래사회의 전망과 한국의 과학기술*, 과학기술부, 2005.

[4] R. U. Ayres, "The Future of Technological Forecasting," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.36, No.1, pp.49-60, 1989(8).

[5] M. F. Bloom, "Time-Dependent Event Cross-Impact Analysis: Results from a New Model," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.10, No.2, pp.181-201, 1977.

[6] R. A. Burgelman and M. A. Maidique, *Strategic Management of Technology and Innovation*, Homewood, 1988.

[7] T. Dietz, "Methods for Analyzing Data from Delphi Panels: Some Evidence from a Forecasting Study," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.31, No.1, pp.79-85,

1987(4).

[8] T. J. Gordon and H. Hayward, "Initial Experiment with the Cross-Impact Matrix Method of Forecasting," *Futures*, Vol.1, No.2, pp.100-116, 1968(12).

[9] J. P. Martino, *Technological Forecasting for Decision Making*, Elsevier, 1975.

[10] R. C. Lenz, "A Heuristic Approach to Technology Measurement," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.27, No.2, pp.249-264, 1985(5).

[11] J. W. Stover and E. D. Gordon, *Cross Impact Analysis*, Greenwood Press, 1978.

[12] J. N. Warfield, "Binary Matrices in System Modeling," *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.3, No.5, pp.441-449, 1973.

저자 소개

유 성 열(Sungyeol Yu)

정회원



- 1989년 8월 : 고려대학교 산업공학과(공학사)
- 1992년 2월 : 한국과학기술원 산업공학과(공학석사)
- 2001년 2월 : 한국과학기술원 산업공학과(공학박사)
- 현재 : 부산가톨릭대학교 유통경영정보학부 부교수 <관심분야> : 기술예측, BPM, IT평가