

경쟁적 문제 해결 과정에서 피드백 순서와 문제 해결 경험 : 온라인 혁신 경진 대회의 실증 분석*

문희진** · 정예림*** · 박경민***[†]

Feedback Order and Problem-Solving Experience in
Competitive Problem-Solving : An Empirical Analysis of
Online Innovation Contests

Hee Jin Mun** · Yerim Chung*** · Kyung Min Park***

■ Abstract ■

This study suggests that as receiving feedback is moved back, the effectiveness of problem-solving increases. Utilizing data from innovation contests in which a number of problem solvers compete with each other, we answer questions such as whether the order of receiving first feedback affects problem-solving effectiveness and how problem-solving experience moderates the relationship between the first feedback order and problem-solving effectiveness. Empirical results based on data collected from Kaggle, an online platform for innovation contests, showed that the order that contest participants receive the first feedback increases problem-solving effectiveness. Furthermore, the more prior experience of contest participants accentuates the suggested relationship between the order of receiving the first feedback and problem-solving effectiveness.

Keyword : Feedback Order, Innovation Contests, Problem-Solving Experience

논문접수일 : 2012년 11월 25일 논문게재확정일 : 2013년 01월 31일

논문수정일(1차 : 2013년 01월 15일)

* 이 논문은 2011년도 정부재원(교육과학기술부 사회과학연구지원사업비)으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구되었음(NRF-2011-330-B00076).

** 연세대학교 기술경영학협동과정

*** 연세대학교 경영대학

† 교신저자, kminpark@yonsei.ac.kr

1. 서 론

제한된 합리성을 가진 행위자들(actors)은 문제에 직면했을 때 문제에 대한 답을 찾기 위해 탐색을 한다[13, 31]. 탐색에 대한 피드백이 만족스럽다면 행위자들은 탐색을 중지한다. 그렇지 않다면, 행위자들은 탐색을 계속 한다. 불확실성과 변동성이 낮은 환경에서 이런 경험 기반의 탐색은 효율적일 수 있다[27]. 그러나 행위자들은 보통 미래가 불확실하고 변동폭이 큰 경쟁적 환경에서 탐색을 한다[30]. 실제로 실증 연구들은 제품 시장에서의 기업들의 탐색[32]부터 혁신 경진대회(innovation contests)에서의 개인과 팀들의 탐색[9]에 이르기까지 다양한 경쟁적 환경에서 행위자들이 탐색한다는 것을 밝혔다. 따라서 행위자들의 탐색이 실제로 이루어지는 경쟁적인 환경에서 탐색의 효율성을 어떻게 높일 것인지는 중요한 연구 주제라 말할 수 있다. 본 연구는 경쟁적 환경에서 행위자들이 경험 기반 탐색에 대한 피드백을 받는 순서에 초점을 맞춘다. 피드백은 행위자들에게 자신들이 얼마나 잘 하고 있는지를 알려주기 때문에[3, 34], 문제 해결 유효성(problem-solving effectiveness)을 증대시킨다[7, 43]. 그러나 경쟁적 환경에서는 행위자들 간의 탐색 시기가 다를 수 있으며 다른 경쟁자들의 대안들 때문에 행위자 자신의 대안의 상대적 가치가 변할 수 있다[22]. 이러한 사실은 경쟁적 환경에서 행위자들은 자신들의 상대적 위치를 파악하고 자신들의 대안의 가치를 높일 수 있는 탐색 전략을 짜기 위해 피드백을 적절한 시기에 받아야 함을 암시한다. 그러나 기존 연구들은 행위자들이 피드백을 일정한 시간 간격으로 받는다고 가정한다[26]. 이 가정은 기업들이 정기적으로 회계나 재무성과 피드백을 받는 환경에서는 적합하지만 다른 경쟁적 환경에서는 들어맞지 않는 가정일 수 있다. 예를 들어, 새로운 제품을 개발하기 위해 서로 경쟁적으로 탐색을 하는 기업들이 동일한 간격으로 동일한 시기에 피드백을 받을까? 또한 기업의 연구·개발 팀들은 자신들의 기술 탐색에 대해 동일한 간격으로 동

일한 시기에 피드백을 받지 않을 것이다.

본 연구는 특정 문제를 해결하기 위해 참가자들이 서로 경쟁하는 혁신 경진 대회에서 참가자들이 받는 첫 번째 피드백의 순서가 그들의 문제 해결 유효성에 미치는 영향을 논증한다. 먼저, 우리는 탐색 연구들에 기초하여 초기 탐색이 전반적인 탐색 결과를 결정하며, 이 때문에 초기 -특히 첫 번째- 피드백의 중요성을 강조할 것이다. 둘째, 혁신 경진 대회에서 참가자들이 받을 수 있는 피드백인 순위[8]가 주는 정보의 신뢰성이 시간의 흐름에 따라 변화하기 때문에 참가자들이 첫 번째 피드백을 받는 순서가 늦을수록 참가자들의 문제 해결 유효성이 높아진다는 것을 보여주고자 한다.

더 나아가 본 연구는 문제 해결 경험이 현재 문제 해결 과정에 미치는 영향에 대해 알아본다. 문제 해결 경험은 문제 해결에 긍정적인 영향력과 부정적인 영향력 모두 가지고 있으며[6, 38] 이는 현재 문제 해결 과정에도 영향을 미칠 수 있음을 암시한다. 혁신 경진 대회에서 문제 해결 경험이 문제 해결 유효성에 미치는 영향에 대한 연구는 있으나[7], 문제 해결 과정에 미치는 영향에 대한 연구는 아직 없는 실정이다. 본 연구에서는 과거 혁신 경진 대회에 참여했던 경험이 현재의 문제 해결 과정 즉, 첫 번째 피드백을 받는 순서와 문제 해결 유효성 간의 관계에 어떤 영향을 주는지를 알아보고자 한다.

본 연구의 실증 분석 대상은 혁신 경진대회를 위한 온라인 플랫폼인 Kaggle이다[11, 40].¹⁾ Kaggle은 기업이나 여타 조직들이 직면하는 대용량 자료(big data) 관련 문제들을 수만 명의 잠재적 참가자들과 연결한다. 하나의 문제당 하나의 경쟁(competition)이 열리며 잠재적 참가자들은 개인적으로 혹은 팀을 이루어 경쟁에 자유롭게 참여할 수 있다. 참가자들은 온라인을 통해 자신들의 대안들을 수시로 제출하여 이에 대한 점수와 중간 순위와 같은 피드백을 받을 수 있다. 또한 참가자들은 다른 경쟁자들이 받는 피드백을 온라인에서 실시간으로 알 수 있다. 이러한 특징들로 인해 Kaggle은

1) <http://www.kaggle.com>.

본 연구의 실증 분석에 적합하다. 본 연구는 49개 경쟁에 참가한 8,529개 팀의 대안 제출 자료에 기반하여 가설들을 실증적으로 검증한다. 실증 분석 결과, 첫 번째 피드백을 늦게 받을수록 문제 해결 유효성이 높아지는 것으로 나타났다. 또한 완료된 과거 경쟁에 참가한 경험이 많을수록 첫 번째 피드백 순서와 문제 해결 유효성 간의 양의 관계가 강화되는 것으로 나타났다.

본 연구의 이론적 공헌은 다음과 같다. 기존 피드백 연구들은 경쟁적 환경을 고려하지 않았다. 이 때문에 최근 피드백 연구들은 경쟁자들을 고려하지 않은 피드백의 특성 - 존재 유무[43], 누적 수[7], 빈도[28]-에 국한되어 있었다. 본 연구는 행위자들의 탐색과 피드백을 좀 더 명확하게 알기 위해서는 탐색이 일어나는 공간의 경쟁적 역동성의 이해가 필요하다고 판단하여[22] 경쟁적 탐색이 일어나는 대표적인 공간들 중 하나인 혁신 경진 대회에서의 피드백 타이밍을 고려하였다. 이를 통해 본 연구는 행위자들의 효과적인 탐색과 피드백에 대해 보다 명확한 이해를 제공한다. 둘째, 혁신 경진 대회의 피드백 관련 연구들에 공헌을 한다. 혁신 경진 대회에 대한 연구들은 대회의 최적설계가 초점인 경제학연구들이(관련 연구들의 검토는 Boudreau와 동료들의 연구[9]를 참고) 대부분이었다. 최근 경영학 연구들은 대회에서 문제 해결 유효성을 높일 수 있는 개인 수준의 변인들에 관심을 기울이고 있으나 대회 참가 경험이 참가자들의 문제 해결 과정에 미치는 영향에 대해선 연구가 덜 진행된 상태이다. 본 연구는 첫 번째 피드백 순서와 대회 참가 경험 간의 상호 작용을 고려함으로써 대회 참가자들의 효과적인 피드백 전략을 제시하는 데에서 그 의의를 찾을 수 있다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 관련 연구들을 검토하고 가설들을 제시한다. 제 3장에서는 본 연구의 표본, 변수, 그리고 실증 분석 방법에 대해 설명한다. 본 연구의 실증 분석 결과는 제 4장에서 제시한다. 마지막으로 제 5장에서 본 연구의 결론, 시사점 및 향후 연구 방안을 요약한다.

2. 이론 및 가설

2.1 문제 해결을 위한 탐색과 피드백 순서

행위자들이 문제 해결을 위해 하는 탐색에는 불확실성이 따른다[34]. 실행 가능성과 잠재력에 따라 다양한 문제 해결 접근법이 있을 수 있기 때문에 행위자들은 얼마나 많은 접근법이 있는지, 어떠한 접근법을 기본으로 해야 하는지, 그리고 접근법의 선택에 따라 결과가 어떻게 달라지는지 명확히 알기 힘들 수 있다[9]. 행위자들은 탐색 과정에 내포된 불확실성을 회피하고자 한다[13]. 이 때문에 행위자들은 기존 대안의 일부만 바꿔 가치의 변화를 관찰한 후 가치 변화에 따라 동일한 방향의 탐색을 계속할지 혹은 예전으로 되돌아갈지를 결정한다[19, 34]. 여기서 가치란 선택된 대안의 품질 혹은 대안이 가져다 줄 수 있는 성과이다. 이처럼 경험 기반 탐색에서는 가치 변화와 같은 피드백이 중요하기 때문에[13, 24] 선행 연구들은 피드백이 인지되는 정도[1]에서부터 피드백 기준[2, 12]과 피드백의 정확성[24, 43]에 이르기까지 피드백의 특성에 많은 관심을 기울여왔다.

경험 기반 탐색은 안정적인 환경에서 효율적인 메커니즘이 될 수 있다[27]. 그러나 많은 경우 행위자들은 하나의 문제를 해결하기 위해 여러 경쟁자들과 동시에 탐색을 하는 경우가 많다[9, 25]. 경쟁적 환경에서는 잠재적 경쟁자들에 대한 불확실성과 더불어 탐색이 만들어내는 대안들의 가치에 대한 불확실성이 존재할 수 있다[22]. 이러한 불확실성은 문제 해결 과정 동안 경험 기반 탐색을 통해 대안을 효율적으로 발견하는 것을 어렵게 만든다[17]. 더군다나 탐색에 대한 피드백을 받는 시기는 행위자들마다 다를 수 있다. 이처럼 탐색에 대한 피드백이 불확실하고 비정기적인 상황에서 행위자들은 어떻게 자신들이 발견한 대안이 만족스러운 것인지를 판단할 수 있을까? 그리고 언제 대안에 대한 평가를 받아야 할까?[24]

본 연구는 위의 질문들에 답하기 위해 경쟁적 탐

색이 일어나는 환경들 중 하나인 혁신 경진 대회를 배경으로 첫 번째 피드백을 받는 순서가 문제 해결 유효성에 미치는 영향에 대해 논의한다. 첫 번째 피드백에 중점을 두는 이유는 다음과 같다. 먼저, 경험 기반 탐색은 경로 의존적 특성을 보인다[27]. 이는 경험 기반 탐색은 선행 탐색의 경로 근처에서 발생하는 국지적 탐색(local search)의 특성을 보이기 때문이다[42]. 따라서 어떤 탐색 단계에서의 결과는 후에 탐색될 대안들뿐만 아니라 탐색에 대한 자원의 할당과 탐색의 효율성 등에 심대한 영향을 미칠 수 있다[27]. 또한 초기 탐색은 대안의 가치를 많이 상승시킬 수 있는 여지를 많이 가지지만 뒤로 갈수록 이런 가능성은 낮아진다[23]. 따라서 초기 탐색을 통해 얻는 피드백이 탐색의 전반적인 방향성을 결정한다고 볼 수 있다. 둘째, 현재까지의 탐색 과정을 포기하고 처음부터 다시 탐색을 시작하는 것은 큰 비용을 초래할 수 있다[42]. 탐색을 하는 도중에 탐색이 잘못되어 가고 있다는 것을 안다고 하더라도 탐색의 처음으로 돌아가는 것은 여러 면에서 행위자의 탐색 비용을 높일 수 밖에 없다. 따라서 탐색 초기에 올바른 피드백을 받는 것이 중요하다고 볼 수 있다. 마지막으로, 경쟁적인 환경에서 탐색을 통해 얻은 정보와 지식의 평가는 매우 복잡할 수 있다[29]. 이러한 환경은 행위자로 하여금 탐색 초기 단계를 수정하게 하거나 탐색 과정 동안의 자신의 위치를 재평가하게 만든다[29]. 그러나 앞서 지적하였듯이, 탐색의 초기로 돌아가는 것은 큰 비용을 초래한다. 이 때문에 경쟁적 환경에서는 탐색 초기에 탐색 과정의 효율성을 면밀히 관찰하는 것이 필요하며 따라서 초기 탐색 피드백이 중요해 질 수 밖에 없다. 본 연구는 초기 탐색 피드백 중 첫 번째 피드백에 초점을 맞춘다.

2.2 혁신 경진 대회에서의 첫 번째 피드백 순서

기업들은 역량이나 관련 지식의 부족과 같은 여러 이유들 때문에 자사의 문제들을 외부에 위임하곤 한다[20, 34]. 인터넷과 다른 커뮤니케이션 기술

들의 발전에 힘입어 기업들은 대중들에게 자신들의 문제를 공개하여 문제에 대한 혁신적인 해결책을 구하기 시작하였으며, 이로 인해 대중들이 특정 문제에 대한 해결책들을 제시하고 이것들 중 최고의 해결책이 우승 해결책으로 채택되는 혁신 경진 대회가 활성화되고 있다[3, 20].

혁신 경진 대회는 어떤 문제에 대한 탐색이 일어나는 토너먼트로 볼 수 있다[9]. 먼저, 혁신 경진 대회가 열리면 대회 참가자들은 혁신적인 해결책을 찾기 위해 동시에 탐색을 한다[9]. 따라서 문제 해결은 다양한 궤적을 따라 이루어진다. 둘째, 문제에는 다양한 해결책들이 있을 수 있다[3]. 따라서 탐색 궤적 모두가 최고의 해결책으로 귀결되지 않는다[3]. 어떤 탐색 경로는 최고의 해결책에 도달할 수 있게 해주지만 다른 탐색 경로들은 차선의 해결책에만 머무르게 만들 수 있다. 셋째, 혁신 경진 대회의 경쟁 구조는 참가자들의 절대적인 성과가 아닌 상대적인 순위에 의해 상금을 받는 형식을 가진다. 가장 높은 순위의 참가자는 거의 모든 상금을 가져가지만 최하위 참가자는 그렇지 않다. 또한 혁신 경진 대회는 한 참가자의 순위 상승은 다른 참가자의 순위 하락을 불러일으키는 제로섬 게임이다. 혁신 경진 대회의 이런 특징들은 경쟁의 장인 토너먼트의 전형적인 특징들이다[8].

다양한 탐색 궤적과 가치를 지닌 해결책들의 존재는 문제 해결을 위한 탐색에 불확실성이 있을 수 밖에 없다는 것을 암시한다. 제한된 합리성을 가진 대회 참가자들은 불확실성을 회피하려는 경향이 있을 것이고 이 때문에 자신들의 탐색에 대한 피드백이 필요하다. 피드백을 얻기 위해 참가자들은 대회 기간 동안 대안들을 제출하여 대안들에 대한 점수나 중간 순위와 같은 피드백을 얻는다[7, 43]. 따라서 혁신 경진 대회에서는 상대적 성과인 순위가 중요한 피드백이 될 수 밖에 없다.

대회 참가자가 자신의 첫 번째 대안을 제출할 때 생길 수 있는 양 극단의 상황을 고려해보자. 하나는 자신이 제일 먼저 대안을 제출한 경우이고 다른 하나는 제일 늦게 대안을 제출한 경우이다. 제일

먼저 첫 번째 대안을 제출했을 경우 받는 순위는 부정확한 대안 평가일 수 있다. 왜냐하면 자신의 대안이 다른 경쟁자들에 비해 얼마나 좋은지, 혹은 얼마나 뒤떨어지는지를 알 수가 없기 때문이다. 이렇게 피드백의 신뢰성이 낮은 경우 피드백에는 두 가지 오류가 있을 수 있다[24]. 하나는 우월한 대안을 버리는 제1종 오류이며, 다른 하나는 열등한 대안을 채택하는 제2종 오류이다. 어떤 오류든지 간에 초기 피드백의 신뢰성이 낮은 경우 대회 참가자는 잘못된 방향으로 탐색을 할 확률이 높아질 수 있다. 이는 결국 참가자의 문제 해결 유효성을 낮출 수 밖에 없다.

참가자들은 첫 번째 대안 제출 이후 여러 번의 대안 제출을 통해 초기 피드백의 낮은 신뢰성을 보완할 수 있을지도 모른다. 그러나 여러 가지 이유들 때문에 보완의 정도에는 제약이 있을 수 있다. 먼저, 위에서도 언급하였듯이 탐색의 경로 의존성과 처음 탐색 위치로 돌아가는 데 드는 비용 때문에 보완의 정도에는 제한이 있을 것이다. 둘째, 역량의 함정(competency trap) 때문에 현재 대안을 버리고 완전히 새로운 대안을 확보하는 것은 쉬운 일이 아니다[17]. 새로운 대안의 잠재력을 끌어내기 위해서는 많은 실행과 실험이 필요하다. 그 결과 새로운 대안의 초기 가치는 기존 대안들보다 낮으며 가치의 변동폭은 더 높을 수 밖에 없다. 결국 참가자들은 정보가 충분하게 쌓여 익숙해진 기존 대안을 계속 유지 및 발전시켜 나갈 것이기 때문에 초기 피드백의 오류를 많이 수정하기 어려울 것이다. 마지막으로, 참가자들의 인지적 탐색과 경험 기반 탐색의 상호작용 때문에 급격한 대안 수정이 힘들 수 있다. Gavetti and Levinthal(2000)에 의하면 탐색은 인지적 탐색과 경험 기반 탐색의 결합체이다[19]. 인지적 탐색은 문제 해결의 장(landscape)의 축약된 묘사(representation)로 볼 수 있다. 성과 향상을 위해 기존 대안 탐색을 벗어나 새로운 대안을 탐색하려고 하는 행위자들은 묘사를 변화시킬 수 있지만 완전히 새롭게 변화된 묘사는 행위자들로 하여금 여태까지 쌓인 경험적 지혜를 무시하게

만들 수 있으며[19] 이는 문제 해결 유효성에 부정적인 영향을 미칠 수 있다. 따라서 초기 탐색과 피드백에 의해 생성된 대안의 경로를 완전히 벗어난 새로운 대안을 탐색하는 것은 쉬운 일이 아니다.

제일 늦게 첫 번째 대안을 제출한 경우를 고려해보자. 이 경우 대회에 참가하는 경쟁자들이 모두 파악된 상태이기 때문에 실시간 순위가 점차 안정화되기 시작할 것이다. 따라서 대안을 늦게 제출한 참가자는 자신의 위치를 어느 정도 명확하게 파악할 수 있기 때문에[8] 피드백의 오류는 상대적으로 적다고 말할 수 있다. 위의 논의들을 종합하면, 첫 번째 피드백을 빨리 받을수록 발생 가능한 피드백의 오류와 오류 수정의 어려움 때문에 문제 해결 유효성이 낮아질 수 있다. 반대로 첫 번째 대안을 늦게 제출할수록 낮은 오류를 지닌 피드백을 얻을 수 있기 때문에 문제 해결 유효성이 높아질 수 있다.

비록 위의 논지는 혁신 경진 대회에 국한되어 전개되었지만, 다양한 의사 결정 환경에서 피드백의 중요성을 강조한 연구들을 보았을 때[28], 피드백 순서가 일반적인 의사 결정 상황-특히, 경쟁자들이 있는 상황-에서도 중요할 수 있다고 추측할 수 있다. 본 연구의 논지는 실물 옵션 추론(real options reasoning)의 것과 비슷하다. 실물 옵션 추론에 따르면[10], 조직의 의사 결정자는 옵션 즉, 대안을 바로 행사해서는 안 된다. 이는 옵션을 둘러싸고 있는 불확실성이 해소되지 않았기 때문에 옵션이 가지고 있는 가치를 제대로 알 수 없고 제대로 실현할 수가 없기 때문이다. 의사 결정자는 옵션을 둘러싼 불확실성이 낮아졌다는 신호를 포착한 후에야 옵션을 행사해야 한다. 옵션을 둘러싼 불확실성이 여전히 높고 이에 대한 정보를 제대로 알지 못하는 상황에서 옵션을 행사하면 옵션이 지닌 리스크가 커져 옵션의 가치를 제대로 누릴 수 없게 된다. 종합하면, 일반적인 의사 결정 상황에서 자신이 가지고 있는 대안의 피드백을 빨리 받는 것은 대안에 대한 불확실성을 낮출 수 있는 정확한 정보를 가져다 줄 수 있다고 보기 힘들 수 있다. 따라서 대안의 가치를 제대로 실현하는 방법이 되

기 힘들 수 있다고 말할 수 있다.

가설 1 : 대회 참가자가 다른 참가자들에 비해 첫 번째 피드백을 받는 순서가 늦을수록 참가자의 문제 해결 유효성은 높아진다.

2.3 문제 해결 경험

지금까지의 논의는 하나의 문제를 해결하는 동안의 경험에 관한 것이었다. 하지만 경험은 여러 문제들을 해결하면서 누적된다[4]. 혁신 경진 대회에서의 누적된 경험은 과거에 해결했던 문제들의 수이다[7]. 학자들은 누적된 경험이 문제 해결 유효성에 미치는 영향에 대해 여러 환경에서 탐구해왔다[7]. 그러나 우리는 문제 해결 경험이 현재의 문제 해결 과정에 미치는 영향에 대해 그리 자세히 알지 못한다. 누적된 경험은 지식의 더 많은 잠재적 조합들의 탐색을 가능케 하여[38] 현재의 문제 해결 과정에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다. 반대로 과거의 경험이 창조적인 사고를 제약할 수 있기 때문에[6] 현재의 문제 해결 과정에 악영향을 미칠 수도 있다. 이렇듯 문제 해결 경험은 현재의 문제 해결 과정에 다양한 영향력을 발휘할 수 있기 때문에 문제 해결 경험이 현재의 문제 해결 과정 즉, 첫 번째 피드백 순서와 문제 해결 유효성 간의 관계를 어떻게 조절하는지를 알아보는 것은 중요한 문제라고 말할 수 있다.

혁신 경진 대회에서 피드백이 중요한 이유는 참가자가 자신의 해결책이 다른 경쟁자들의 것들에 비해 얼마나 우수한지를 알 수 있게 해주기 때문이다. 더 자세히 말하면, 현재 문제에 대한 참가자의 이해의 정도와 채택한 문제 해결 전략에 잠재되어 있는 비용과 가능성을 잘 설명해주기 때문에 피드백이 중요하다. 만약 참가자들이 현재의 문제에 대한 사전적인 지식 및 정보를 가지고 참가한다면 경쟁자들보다 문제에 대한 이해의 정도와 문제 해결 전략과 잠재적인 산출물 간의 관계에 대한 예측의 정확성이 높을 것이다. 이는 현재 피드백의 신뢰성

을 보완할 것이며 따라서 첫 번째 피드백의 순서와 문제 해결 유효성 간의 양의 관계는 강화될 것이다. 먼저 과거 문제 해결에 참여했던 경험들에 의해 생긴 인지적 틀/framework이 현재의 문제 해결을 위한 사전적인 정보를 구축하는 데에 도움이 된다는 것을 논증한다.

March and Simon(1993)은 행위자들은 어떤 결정을 할 때 자신들의 인지적 기반을 이용한다고 주장하였다[30]. 혁신 경진 대회에서 행위자들이 문제를 해결할 때 사용하는 인지적 기반은 문제 해결 인지적 틀이라고 말할 수 있다[3]. 문제 해결 인지적 틀은 행위자들이 문제를 바라보는 렌즈로써 문제와 관련된 사실들, 믿음들, 혹은 가정들이라고 말할 수 있다[14, 21, 41]. 이러한 인지적 렌즈를 통해 행위자들은 불확실하고 복잡한 환경을 단순화하여 문제의 중요한 부분에 집중할 수 있게 된다. 또한 문제 해결에서 잠재적 대안들을 실질적 대안으로 실현하는 것이 중요하다[19]. 이를 위해 행위자들은 잠재적 대안들의 결과들을 인지적으로 예측할 수 있어야 하며[31] 그 중 높은 가치의 대안들을 빨리 발견할 수 있어야 한다[19]. 따라서 행위자들이 잠재적 대안들에 내재된 비용과 가능성을 정확하게 그리고 빨리 발견할 수 있는 인지적 틀을 튼튼하게 만든다면[41] 높은 가치의 대안을 발견할 가능성이 높아질 것이다[34].

문제 해결 인지적 틀은 행위자들의 경험과 같은 과거의 기록이라고 볼 수 있다[21, 41]. 비슷한 환경에서의 경험은 비슷한 문제에 대한 조직화된 지식으로[18, p.149] 지식 구조의 형성에 도움이 된다[41]. 따라서 비슷한 문제를 해결해왔던 경험이 많은 행위자들은 튼튼한 지식 구조를 가질 수 있다. 또한 과거 문제 해결 과정에서 했던 탐색과 이에 대한 피드백들은 행위자들이 가지고 있는 문제 해결 전략의 잠재 비용과 가능성을 예측하는 데에 도움을 준다[19, 41]. 따라서 문제 해결에 참여했던 경험이 많을수록 행위자들이 현재 문제 해결에서 사용할 문제 해결 인지적 틀이 보다 효율적으로 개선이 될 것이다. 이는 앞서 말했듯이 첫 번째 피드

백 순서와 문제 해결 유효성 간의 양의 관계를 강화할 것이다.

가설 2 : 대회 참가자의 문제 해결 경험이 많을수록 첫 번째 피드백을 받는 순서와 문제 해결 유효성 간의 양의 관계가 강화된다.

3. 방법론

3.1 자료 및 표본

혁신 경진대회를 위한 온라인 플랫폼인 Kaggle은 기업이나 여타 조직들의 대용량 자료와 관련된 문제를 수만 명의 잠재적 참가자들과 연결해주는 서비스를 제공한다. 이를 통해 문제를 의뢰한 측은 혁신적인 해결책을 얻을 수 있고 참가자들은 상금이나 기타 혜택에 도전할 수 있으며 Kaggle은 중계 수수료를 받을 수 있다. 하나의 문제가 Kaggle에 의뢰되면 Kaggle은 이 문제를 해결하는 장인 경쟁을 개최한다. 경쟁은 한정된 기간 동안 치러지며 이 기간은 경쟁마다 다르다. 경쟁에서 우승 해결책으로 채택될 경우 상금이나 여러 혜택(기업 입사 등등)을 받을 수 있다. 상금이나 혜택 그리고 채택되는 우승 해결책의 수는 경쟁마다 다르다.

경쟁 기간 동안 해당 문제에 관심이 있는 누구나 경쟁에 참가할 수 있다. 참가자들은 문제와 관련된 자료를 온라인에서 받을 수 있다. 참가자들은 받은 자료를 이용하여 문제의 해결책을 만들기 시작한다. Kaggle의 경쟁에서 참가자들의 문제 해결 과정은 크게 두 개로 나눌 수 있다. 첫 번째는 보다 나은 해결책을 만들기 위해 지속적으로 대안을 제출하고 이에 대한 피드백을 실시간으로 받는 단계이고 두 번째는 제출된 대안들 중 최종 해결 방안을 선택하는 것이다. Kaggle이 실시간으로 피드백을 주는 단계를 따로 마련한 이유는 참가자들이 대안의 잠재적 가능성을 가능한 많이 끌어올릴 수 있도록 해주기 위함이다.²⁾ 실제로 참가자들의 대안 제출 수를 보면 Kaggle의 이러한 의도에 부합하는

것을 알 수 있다. 만약 참가자들이 피드백을 얻기 위해서가 아닌 단순히 최종 해결책의 후보 군으로 대안을 제출한다면 대안 제출 수는 적어야 한다. 왜냐하면 피드백이 없는 많은 대안 제출은 문제 해결 유효성을 높이지 못하기 때문이다. 하지만 <표 1>에서 대안 제출 수를 보면 평균 4.057와 편차 4.665의 수치를 가진다(최대값 : 76). 이는 참가자들이 대안을 최종 해결책의 후보 군으로 올리기 보다는 Kaggle의 의도대로 피드백을 얻기 위해 올린다고 해석하는 것이 타당하다는 것을 암시한다. 또한 Kaggle처럼 대안을 제출하자마자 피드백을 주는 시스템을 채용한 혁신 경진 대회에 대한 연구들 [예 : 7, 43] 또한 대안 제출을 피드백을 얻기 위한 행동으로 보고 있으며 Kaggle에서 피드백의 존재가 최종 해결책의 질을 향상시키는 것으로 나타났다[5]. 따라서 Kaggle에서 참가자들의 대안 제출은 자신들의 문제 해결 유효성을 높이기 위해 피드백을 얻고자 하는 행위로 볼 수 있다.

참가자들이 제출하는 대안에 대한 피드백은 각 경쟁마다 사용되는 평가 공식에 의해 온라인에 공개된 자료의 일부인 공개 자료(public data)를 얼마나 잘 예측하는지를 점수로 알려주는 것이다. 공개 자료를 제외한 비공개 자료(private data)는 최종 제출된 해결책을 평가하는 데에 사용된다. 이처럼 공개 자료와 비공개 자료를 구분하여 사용하는 이유는 참가자들이 온라인에 공개된 전체 자료에 과적합(overfitting)하는 것을 막아 일반화를 확보하기 위함이다. 참가자들은 온라인에 공개된 대용량 자료 중 어떤 부분이 공개 자료이고 어떤 부분이 비공개 자료인지 알 수 없다. 물론 공개 자료와 비공개 자료를 나누지 않고 온라인에 공개된 자료는 피드백을 제공하기 위해서만 사용되고 최종 해결책을 평가하는 데엔 다른 자료가 사용되는 경쟁

2) "Real-time feedback is given on a live leaderboard, so when somebody makes a breakthrough, others revise their own algorithms to outdo the leader's performance. This leapfrogging continues until participants reach the full extent of what is possible." (kaggle.com/about).

도 간혹 있다. Kaggle은 참가자들이 제시한 대안들의 점수와 이를 반영한 실시간 중간 순위가 공개되는 온라인 공개 점수판을 제공한다. 공개 점수판을 통해 참가자들은 자신들과 경쟁자들 간의 문제 해결 정도를 비교할 수 있다.

경쟁이 종료되면 참가자들은 자신들이 여태까지 제출하였던 대안들 중 최종 해결책으로 제시할 것들을 최대 5개까지 선택할 수 있다. 만약 참가자들이 여러 이유들 때문에 선택하지 않으면 Kaggle의 온라인 시스템이 임의적으로 여태까지 제시되었던 대안들 중 최근 5개를 최종 해결책으로 선택한다. 이렇게 제시된 최종 해결책들은 위에서 설명했듯이 비공개 자료 혹은 최종 해결책을 위해 따로 마련된 자료를 통해 평가된다.

2012년 10월 말 기준으로 Kaggle에서 완료된 경쟁의 수는 총 53개이다. 이 중 첫 3개의 경쟁은 참가자들이 제출한 대안들에 대한 자료를 확보할 수 없기 때문에 제외하였다(다른 경쟁 참가자들이 제외된 3개의 경쟁에 참가하였는지는 알 수 없음). 또한 한 개의 경쟁은 너무 많은 결측치를 가지고 있기에(회원 탈퇴 등의 이유) 제외하였다. 우리는 49개의 경쟁에서 참가자들이 제시한 모든 대안들의 제출 시간, 제출 순서, 점수를 확보하였다. 참가팀의 수는 8,529개였다.

3.2 종속 변수 및 추정 방법

본 연구의 종속 변수는 문제 해결 유효성이다. 만약 모든 경쟁에서 사용되는 점수 추정 공식이 동일하다면 최종 해결책의 점수를 문제 해결 유효성으로 보는 것이 맞다. 하지만 Kaggle에서는 각 경쟁마다 사용되는 점수 추정 공식이 다르다. 이 때문에 본 연구에서는 최종 순위를 문제 해결 유효성으로 간주하고자 한다.

본 연구는 최종 순위를 통해 백분위 점수(percentile rank)를 종속변수로 만들었다. 전체 참가자가 40명인 경쟁과 전체 참가자가 200명인 경쟁은 여러 측면에서 다르다. 39명의 경쟁자를 가진 대회

참가자와 199명의 경쟁자를 가진 대회의 경쟁적 양상과 참가자가 사용하는 탐색 전략은 전혀 다를 것이기에 전자에서의 1위와 후자에서의 1위가 동일한 문제 해결 유효성을 달성했다고 말하기 어렵다. 따라서 전체 참가자들의 수를 고려하여 문제 해결 유효성을 측정해야만 상대적인 문제 해결 유효성을 측정할 수 있다. 우선 최종 순위를 정반대로 뒤바꾸었다. 참가자가 40명인 경쟁에서 최하위가 38위(공동 순위가 있는 경우)라면 1위는 38로, 2위는 37로, 38위는 1로 바꾸었다. 다음 이 값을 가지고 뒤바뀐 순위를 최하위 등수로 나누었다. 이 변수는 1위는 1을 문제 해결 유효성 값으로 가지며 최하위는 0보다는 큰 제일 작은 값을 가진다.

백분위 점수는 0에서 1사이의 제한된 연속 값을 가진다. 이 경우 OLS로 추정하거나 선형 함수를 이용하여 log-odds ratio를 모형화하는 것은 여러 문제점들을 야기할 수 있다[35]. 이 경우 logit quasi-maximum likelihood estimator(logit QMLE)를 사용해야 한다[35]. logit QMLE를 이용하여 본 연구 모형을 다음과 같이 표현할 수 있다 :

$$E(\text{percentile rank}X) = G(\beta_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k) \quad (1)$$

$G(\cdot)$ 은 로지스틱 함수이며 $k-1$ 은 종속 변수를 제외한 모든 변수들의 수이다.

본 연구의 종속변수와 같이 0과 1사이의 제한된 연속 값을 가지는 변수의 경우 two-part model을 염두에 두어야 한다[36]. 해당 변수의 양극단(0과 1)에 혹은 그 중 하나에 많은 관측치가 몰려있고, 양극단을 선택하게 만드는 원인에 대한 이론적 모델(binary choice model)과 0과 1을 제외한 부분을 설명하는 이론적 모델(fractional model)이 존재할 경우 two-part model을 분석해야 한다. 예를 들어, Ramalho and Silva의 연구(2009)에서 종속 변수는 부채(debt) 비율로서 다음과 같은 값을 가진다([37]: [0, 1]). 저자들은 기업들이 부채 발행을 선택하는 것에 대한 이론적 모형과 부채 비중을 설명하는 이론적 모형이 다르다는 것을 제시한 후 부

채의 발행을 선택하는 모델과 부채를 발행한 하위 표본에서 부채의 비중을 설명하는 모델을 분리하여 two-part model을 수립하였다.

본 연구에 two-part model을 적용하기 위해서는 다음과 요건을 갖추어야 한다. 먼저, 본 연구의 종속 변수인 문제 해결 유효성은 (0, 1]을 가지기 때문에 상당한 수의 관측치들이 1의 값을 가져야 한다. 둘째, 문제 해결 유효성 1을 달성하게 만드는, 다르게 말해 경쟁에서 1위를 할 수 있게 해주는 이론 모델과 1위를 제외한 문제 해결 유효성을 설명해주는 이론 모델이 존재해야 한다. 하지만 문제 해결 유효성에서 1의 값을 가지는 관측치는 50개에 불과하며 이는 전체 관측치(8529개)를 고려했을 때 아주 작은 비중을 차지한다. 그리고 1위 달성을 설명하는 이론 모델과 그 외의 등수에 대한 이론적 모델이 따로 존재한다고 보기 힘들다. 따라서 본 연구에서 제시한 이론 모형에는 one-part model만으로 충분하다고 판단할 수 있다.

추가적으로 동일한 모델들을 OLS로 추정하였지만 결과에 별다른 차이가 없었다. 선행 연구들[20]이 사용했던 우승 유무를 종속 변수로 삼아 로지스틱 회귀 분석을 통해 모델들을 추정하였지만 결과는 동일하였다. 마지막으로, 첫 번째 피드백 순서는 내생 변수일 수도 있기 때문에 augmented regression test를 통해 OLS의 일관성(consistency)의 기각 유무를 살펴보았지만[15] 유의수준 5%에서 OLS가 일관성을 가지고 있다는 귀무 가설을 기각하지 못했다. 따라서 도구변수를 분석 모형들에 포함하지 않았다.

3.3 독립 변수

앞서 언급하였듯이, 참가자들이 제출하는 대안들은 피드백을 얻기 위한 행동으로 볼 수 있다. 먼저 첫 번째 피드백을 받은 순서를 측정하기 위해 경쟁 기간 동안 모든 참가자들이 제출한 첫 번째 대안들을 제출한 날짜 기준으로 정렬을 하였다. 그 후 각각의 대안에 순차적으로 숫자를 부여하였다. 그런데

각 경쟁마다 총 참가자의 수가 다르다. 따라서 동일한 순서로 첫 번째 피드백을 받았을지라도 총 참가자의 수에 따라 그 의미가 달라질 것이다. 이 때문에 첫 번째 대안의 순서를 경쟁의 총 참가자 수로 나눈 값을 첫 번째 피드백을 받은 순서로 보았다. 이 방법 외에도 첫 번째 피드백을 받은 시기와 경쟁이 시작한 시기의 차를 피드백을 받은 순서로 볼 수 있다. 예를 들어 2012년 8월 1일 오전 9시에 시작한 경쟁에서 A 참가자는 첫 번째 피드백을 8월 2일 오후 9시에 받고 B 참가자는 동일한 날의 오후 12시에 받았다면, 시간 기준으로 A 참가자의 첫 번째 피드백을 받은 시기는 36이고 B는 39가 된다. 이 방법으로 측정된 값을 첫 번째 피드백을 받은 순서로 삼아도 가설 검증 결과에 큰 차이가 없었기에 전자의 방법을 통해 만들어진 변수를 사용하였다.

문제 해결 경험을 측정하기 위해 현재경쟁이 시작하기 전에 완료된 경쟁들 중 참가 팀 구성원들이 각각 참가한 경쟁의 수를 합하였다. 완료된 경쟁만 고려한 이유는 경쟁이 끝나지 않은 경우 해당 경쟁에서 얻을 수 있는 지식이 완전히 쌓이지 않았다고 판단하였기 때문이다. 만약 팀 구성원 중 두 명이 동일한 경쟁에 참여한 경험이 있다면 참여한 경쟁의 수를 두 개로 간주하였다. 이는 동일한 경쟁에 참여하였더라도 각자가 얻는 경험은 다를 수 있다고 판단되었기 때문이다. 마지막으로, 팀 구성원들이 참가한 경쟁의 수를 팀원 수로 나눈 값도 분석에 사용하였으나 결과에 큰 차이가 없었다.

3.4 통제 변수

과거 연구들이 밝혔듯이 상금 규모, 문제의 종류, 참가자 수와 같은 경쟁의 특징들이 문제 해결 유효성에 영향을 미칠 수 있다. 이를 통제하기 위해 각 경쟁의 상금 규모, 부가적인 혜택 유무, 그리고 총 참가팀의 수를 분석 모형에 포함시켰다. 상금의 단위는 USD이다. 혜택에는 단순히 기념품을 주는 것에서부터 해당 경쟁을 의뢰한 기업에 입사하는 것에 이르기까지 다양하게 있다. 모든 혜택에 대한

더미 변수를 만들어 분석 모델에 포함시키는 것에 는 무리가 있기 때문에 혜택의 유무에 대해서만 더미 변수를 만들었다.

Kaggle의 참가 팀의 인원수에는 별다른 제한이 없다. 따라서 여러 참가자들이 하나의 팀을 이루어 경쟁에 참가하는 경우도 있다. Taylor and Greve (2006)는 팀원 수가 증가하면 다양한 지식, 인지적 전략, 그리고 직업 경력 등이 결합되어 팀 활동 결과물의 질이 크게 변동한다고 주장하였다[39]. 혁신 경쟁 대회에서도 팀원의 수가 증가할수록 문제 해결 유효성의 변동폭 또한 증가할 수 있기에 팀원 수를 통제 변수로 분석 모델에 포함하였다.

하나의 경쟁에 오랫동안 참여할 경우 많은 학습의 기회가 있을 수 있기 때문에 문제 해결 유효성이 증가할 수 있다[7]. 이를 통제하기 위해 문제 해결 기간을 분석 모델에 포함하였다. 여기서 문제 해결 기간은 참가자의 첫 번째 대안을 제출한 날과 마지막 대안을 제출한 날 간의 차이이며 시간 단위이다.

처음 낸 대안의 점수가 높다면 참가자가 문제에 올바르게 접근하고 있다고 생각할 수 있다. 따라서 해당 참가자의 문제 해결 유효성은 높아질 가능성을 볼 것이다. 위에서도 밝혔듯이 각 경쟁마다 대안을 평가하는 방법이 다르기에 첫 번째 대안의 점수를 그대로 사용할 수 없다. 본 연구에서는 각 경쟁마다 첫 번째 대안의 점수를 평균 0과 표준 편차 1을 가지도록 표준화하여 분석 모형에 포함하였다.

많은 연구들이 지적하였듯이 피드백을 받는 수가 많을수록 문제 해결 유효성이 증가할 수 밖에 없다[7, 43]. 이를 통제하기 위해 참가자들의 낸 모든 대안들의 수를 합산하였다.

4. 분석 결과

<표 1>은 모든 변수들의 기초 통계량을 보여준다. 몇 개의 변수들 간에 비교적 높은 상관관계가 나타났다. 이는 다중공선성의 가능성을 의미하는 것이기 때문에 각 변수들의 VIF(variance inflation factor)를 검증하였다. 모든 VIF 값들이 10 이하의

값을 가졌으며 최대 VIF가 2.35이었기 때문에 다중공선성의 가능성이 높다고 보기 힘들다[33].

<표 2>는 가설 검증 결과를 보여주는 표이다. 모델 1은 통제 변수들만을 포함하는 기초 모델이며 나머지 모델들은 가설 순서대로 모델 1에 순차적으로 독립변수들을 추가한 것들이다. 모델 1에서 모든 통제 변수들은 기존 연구들과 동일한 결과를 보여주었다. 또한 본 연구의 예측과 동일하게 첫 번째 대안의 점수가 높을수록 문제 해결 유효성이 높았다.

모델 2는 첫 번째 피드백을 늦게 받을수록 문제 해결 유효성이 증가한다는 가설 1을 검증하기 위한 것이다. 모델 2를 추정한 결과 1% 유의 수준에서 첫 번째 피드백 순서의 양의 계수가 통계적으로 유의하였다. 따라서 가설 1은 강력히 지지된다고 볼 수 있다.

모델 3은 조절 변수인 참가한 경쟁의 수만 모델 2에 추가한 것이다. 기존 경험 연구들이 검증해왔던 것처럼 참가한 경쟁의 수는 문제 해결 유효성을 증가시키며 이 효과는 통계적으로 유의한 것으로 나타났다.

모델 4의 경우 모델 3에 첫 번째 피드백 순서와 참가한 경쟁의 수의 상호 작용 변수를 추가하였다. 실증 분석 결과 5% 유의 수준에서 양의 관계가 나타났다. 이 결과는 누적된 문제 해결 경험은 문제 해결 과정에 영향을 미치고 있음을 암시한다.

본 연구는 첫 번째 피드백 순서와 문제 해결 유효성 간의 선형 관계만을 고려한다. 그러나 경쟁에 참가하는 경쟁자들의 수가 어느 정도 수준에 도달하면 피드백이 주는 정보의 신뢰성의 변동이 적어질 수 있다. 따라서 첫 번째 피드백 순서와 문제 해결 유효성 간의 양의 관계가 점차 약해지는 비선형 관계가 있는지를 확인해야 한다. 이를 위해 첫 번째 피드백 순서를 제공한 변수를 모델 2에 포함하여 추가 분석하였다. 분석 결과 제공 변수는 음의 계수 값(-0.047)을 가지지만 통계적으로 유의미하지 않았다($p > 0.1$). 이 결과는 첫 번째 피드백 순서와 문제 해결 유효성 간의 비선형 관계가 있을 가능성이 있으나 본 연구의 실증 분석 환경에서는 나타나지 않는다는 것을 보여준다.

〈표 1〉 기초 통계량

	평균	표준편차	최소값	최대값	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1. 문제 해결 유효성	0.499	0.294	0.001	1										
2. 총 참가 팀 수	371.615	280.291	26	926	0.017									
3. 상금	12746.92	19282.73	0	100000	-0.053**	-0.087**								
4. 혜택	0.232	0.422	0	1	-0.044**	-0.427**	-0.036**							
5. 팀원 수	1.146	0.817	1	40	0.084**	-0.021*	0.024*	-0.013						
6. 문제 해결 기간	238.424	415.316	1	2745	0.407**	0.047**	0.056**	-0.001	0.102**					
7. 첫 번째 대안 점수	0.000	0.997	-11.662	4.694	0.352**	0.000	-0.000	0.000	0.019†	0.017				
8. 대안 제출 수	4.057	4.665	1	76	0.457**	-0.005	0.052**	-0.018†	0.140**	0.666**	0.007			
9. 첫 번째 피드백 순서	0.532	0.309	0.001	1	-0.083**	-0.003	-0.022*	0.006	-0.064**	-0.321**	0.020†	-0.201**		
10. 참가한 경쟁의 수	0.809	2.228	0	36	0.144**	-0.132**	0.121**	-0.028*	0.068**	0.145**	0.051**	0.177**	-0.168**	
11. 첫 번째 피드백 순서 × 참가한 경쟁의 수	0.302	0.963	0	15.405	0.102**	-0.136**	0.070**	-0.038**	0.022*	0.003	0.049**	0.060**	0.102**	0.710**

† p < .10, * p < .05, ** p < .01.

〈표 2〉 가설 검증 결과

	모델 1	모델 2	모델 3	모델 4
상수	-0.634** (0.036)	-0.703** (0.042)	-0.749** (0.042)	-0.737** (0.042)
총 참가 팀 수	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
상금	-0.000** (0.000)	-0.000** (0.000)	-0.000** (0.000)	-0.000** (0.000)
혜택	-0.119** (0.030)	-0.119** (0.030)	-0.105** (0.030)	-0.102** (0.030)
팀원 수	0.041** (0.014)	0.043** (0.014)	0.042** (0.014)	0.042** (0.014)
문제 해결 기간	0.000** (0.000)	0.000** (0.000)	0.000** (0.000)	0.000** (0.000)
첫 번째 대안 점수	0.531** (0.019)	0.530** (0.019)	0.526** (0.019)	0.526** (0.019)
대안 제출 수	0.168** (0.007)	0.168** (0.007)	0.165** (0.007)	0.165** (0.007)
첫 번째 피드백 순서		0.120** (0.039)	0.153** (0.040)	0.119** (0.042)
참가한 경쟁의 수			0.087** (0.007)	0.019* (0.010)
첫 번째 피드백 순서 × 참가한 경쟁의 수				0.049* (0.023)
Obs.	8529	8529	8529	8529
Log pseudolikelihood	-3902.513	-3901.520	-3897.376	-3896.720

주) ()안은 robust stand error

* p < .10, ** p < .05, *** p < .01.

5. 결론 및 시사점

본 연구는 경쟁적 환경에서 이루어지는 행위자들의 탐색 효율성을 높이는 전략의 중요성을 인지하고 행위자들이 탐색에 대한 피드백을 받는 순서와 문제 해결 유효성 간의 관계를 논증한다. 더 나아가 다양한 행위자들이 최고의 해결책을 만들기 위해 서로 경쟁하는 혁신 경진 대회를 배경으로 첫 번째 피드백을 받는 순서가 문제 해결 유효성에 영향을 미치며 문제 해결 경험이 이를 조절한다는 것을 실증적으로 분석하였다. 온라인 혁신 경진 대회 플랫폼인 Kaggle을 대상으로 실증 분석한 결과 첫 번째 피드백을 받는 순서와 문제 해결 유효성 간에는 양의 관계가 있으며 과거 대회 참여 경험이 많을수록 이 관계는 강화되는 것으로 나타났다.

경험 기반 탐색 연구들은 행위자들의 대안과 관련된 피드백을 중요시해왔다[24]. 또한 일반적인 의사 결정 상황에서의 피드백의 효과에 대해 많은 연구들이 있어왔다[28]. 하지만 이 연구들은 피드백의 순서에 그리 많은 관심을 기울이지 않았다. 이는 이 연구들이 혁신 경진 대회와 같은 경쟁적 환경과 관련된 정보의 신뢰성을 고려하지 않았기 때문으로 풀이할 수 있다. 실제로 최근까지의 연구들을 보면 피드백의 유무[43], 피드백의 누적 수[7], 피드백의 빈도[28] 등과 같이 경쟁적 환경을 고려하지 않은 피드백의 특성에 초점이 맞추어져 있다. 본 연구는 경쟁자 대비 피드백 순서에 따른 문제 해결 유효성의 변화를 논증 및 실증 분석함으로써 선행 연구들이 가지고 있는 공백을 메우는 데에 공헌을 한다.

여기서 한 가지 짚어야 할 점은 본 연구는 대안 제출과 이에 대한 피드백이 동시에 일어난다고 가정한다는 것이다. 이 가정을 바탕으로 대안 제출과 이에 대한 피드백이 동시에 발생하는 환경을 대상으로 실증 분석하였다. 그러나 선행 연구들이 지적하였듯이 많은 행위들은 즉각적인 혹은 직접적인 피드백을 얻지 못할 수 있다[16]. 이는 대안 제출과 피드백 사이에 시간적 공백이 존재하는 환경도 있다는 것을 의미한다. 따라서 대안 제출과 이에 대한

피드백 사이의 시간적 차이가 행위자의 문제 해결 유효성 혹은 탐색 행위에 어떤 영향을 미치는가에 대한 연구가 있어야 한다. 시간적 공백 동안의 정보 부족은 그 사이의 탐색 행위를 혼란스럽게 만들어 탐색 효율성을 낮출 수 있을 것이다. 혹은 실물 옵션 이론에서 주장하는 것[10]을 대입하면 대안을 제출했던 시기보다 더 이후의 피드백은 낮은 불확실성을 가진 정보를 가져다주어 탐색 행위의 효율성이 더 높아질 수 있을 것이다. 이런 상반된 가능성에 대한 보다 명확한 실증 분석이 이루어져야 할 것이다.

본 연구는 대회 참가 경험과 첫 번째 피드백 순서와의 상호 작용을 고려함으로써 혁신 경진 대회의 피드백 관련 연구들에 공헌을 한다. 대회의 최적 설계에 관심을 기울이던 경제학 연구들에 반해 최근 경영학 연구들은 참가자들의 문제 해결 유효성을 높일 수 있는 방안에 초점을 맞추고 있지만 참가자들의 피드백 전략과 대회 참가 경험 간의 상호 작용에 대해선 상대적으로 연구가 덜 진행된 상태이다. 문제 해결 경험과 관련된 연구들이 암시하듯이 문제 해결 경험은 현재 문제 해결 과정에 상당한 영향을 미칠 수가 있다. 본 연구는 과거 대회 참가 경험의 조절 효과를 고려함으로써 더욱 효과적인 피드백 전략을 확보할 수 있는 방안을 제시한다.

대회 참가 경험과 관련해서 다음과 같은 의문을 제기할 수 있다. 대회 참가 경험이 개인의 문제 해결 유효성에는 긍정적인 영향을 미칠 수 있지만[7] 대회 참가 경험이 많은 개인들이 많이 참여하는 대회의 전반적인 문제 해결 성과는 어떻게 될까? 경험이 쌓일수록 대회 관련 지식은 많아질 수 있다. 하지만 경험이 많은 참가자가 많다는 것은 참신한 생각을 가진 대회 참가자가 상대적으로 적다는 것을 의미할 수 있으며 이는 대회에서 혁신적인 문제 해결책이 나올 가능성을 낮출 수 있다[20]. 더 나아가 실시간 문제 해결 순위를 하나의 장으로 보고 과거 대회 참가 경험이 있는 참가자들의 분포의 형태와 정도가 대회의 전반적인 문제 해결 성과에 미치는 영향을 알아볼 수도 있을 것이다. 예를 들어 과거 대회 참가 경험이 있는 참가자들이 상위권에

포진한 경우와 전반적으로 분포된 경우 대회 참가자들의 전반적인 성과 분포는 어떻게 달라지는가? 후속 연구들은 이러한 질문에 답할 수 있는 실증 분석을 해야 할 것이다.

본 연구의 실무적 시사점은 다음과 같다. 피드백이 주는 정보의 신뢰성이 변하는 이유들 중 하나는 경쟁자들의 수를 정확하게 예측하기 힘들다는 것이다. 대회 참가자가 충분히 많은 경쟁자들이 진입한 상태라고 예상을 할지라도 대회 참가자 수에 제한이 없다면 향후 더 많은 경쟁자가 진입할 수 있다. 다르게 말해서 만약 대회 참가자 수에 제한이 있다면 대회 참가자들이 느끼는 불확실성이 낮아지고 피드백이 주는 정보의 신뢰성이 올라갈 수 있을 것이다. 이러한 주장은 과거 경제학 연구들에서 주장된 바와 일맥상통한다. 혁신 경진 대회 관련 경제학 연구들은 최적의 혁신 경진 대회를 위해서는 경쟁자의 수에 제약이 있어야 한다고 주장한다[9]. 또한 참가자 수가 제한된 혁신 경진 대회를 개최하는 온라인 플랫폼이 이미 존재한다[9]. 따라서 대회 참가자들의 전반적인 문제 해결 유효성을 높이기 위해선 대회 참가자의 수에 어느 정도 제약을 가하는 것에 대한 고려도 필요하다고 볼 수 있다. 둘째, 본 연구의 실증 분석 결과에 의하면 과거 문제 해결 경험이 현재의 문제 해결 과정에 긍정적인 역할을 하는 것으로 나타났다. 이는 특정 범주의 문제들을 해결한 경험이 풍부한 참가자들의 수를 일정하게 유지할 수 있다면 혁신 경진 대회의 전반적인 문제 해결의 정도가 높아질 수 있음을 암시한다. 따라서 혁신 경진 대회 플랫폼 관계자들은 플랫폼 내에 있는 잠재적 대회 참가자들의 과거 문제 해결 경험을 참고하여 새로운 경진 대회가 열렸을 때 비슷한 유형의 경진 대회에 참가했던 잠재적 참가자들의 참여를 독려하는 방안을 강구해야 할 것이다. 그러나 Jeppesen and Lakhani(2010)이 밝혔듯이 의외성을 가져다 줄 수 있는 대회 참가자들 또한 혁신 경진 대회의 성공에 중요한 영향을 미치기 때문에 [20] 참여 독려를 받는 잠재적 대회 참가자들의 수에는 제한이 있어야 할 것이다.

위에서 언급한 주제들 외에도 본 연구의 한계점들 역시 후속 연구에서 고려되어야 한다. 먼저, 모든 혁신 경진 대회가 피드백을 제공하지 않는다. 최근 연구들은 Kaggle, Logomyway, 99Designs, CrowdSpring과 같이 실시간 피드백을 주는 혁신 경진 대회를 배경으로 진행되고 있다. 그러나 InnoCentive와 같이 피드백을 제공하지 않는 혁신 경진 대회가 있는 것도 사실이다[20]. 따라서 본 연구의 결과가 모든 혁신 경진 대회에 적용될 수 있다고 말할 수 없다. 향후 연구들은 피드백을 제공하지 않는 혁신 경진 대회에서 대회 참가자들의 문제 해결 유효성을 높이는 방안을 보다 심층적으로 고려해야 할 것이다. 둘째, 본 연구는 대회 참가자들이 문제 해결에 시간과 같은 자원을 얼마나 많이 투자하였는지를 고려하지 못했다. 문제 해결 기간을 분석 모형에 포함하였지만 이는 참가자들의 자원 투자를 정확히 반영하지 못한다. 비록 본 연구의 초점이 대안 제출에 대한 피드백의 순서이지만 대회 참가자들의 자원 투자 역시 문제 해결 유효성에 유효한 영향을 미칠 수 있다. 후속 연구들은 이를 분석 모형에 포함해야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 강희택, 오한모, “지식관리시스템에서 지각된 피드백, 동기, 지식기여 간의 관계에 대한 실증분석”, 『한국경영과학회지』, 제37권, 제1호(2012), pp.73-88.
- [2] 박성희, 박경민, “회계기준 및 시장기준 성과피드백이 기술탐색에 미치는 영향”, 『한국경영과학회지』, 제36권, 제1호(2011), pp.57-68.
- [3] Afuah, A. and C.L. Tucci, “Crowdsourcing as a Solution to Distant Search,” *Academy of Management Review*, Vol.37, No.3(2012), pp.355-375.
- [4] Argote, L. and E. Miron-Spektor, “Organizational Learning : From Experience to Knowledge,” *Organization Science*, Vol.22, No.5(2011), pp. 1123-1137.
- [5] Athanasopoulos, G. and R.J. Hyndman, “The

- Value of Feedback in Forecasting Competitions,” *International Journal of Forecasting*, Vol.27, No.3(2011), pp.845-849.
- [6] Audia, P.G. and J.A. Goncalo, “Past Success and Creativity over Time : A Study of Inventors in the Hard Disk Drive Industry,” *Management Science*, Vol.53, No.1(2007), pp.1-15.
- [7] Bockstedt, J., C. Druehl, and A. Mishra, “Do Participation Strategy and Experience Impact the Likelihood of Winning in Unblind Innovation Contests?,” *Working Paper*, (2011), Retrieved(<http://ssrn.com/abstract=1961244>).
- [8] Bothner, M.S., J.-H. Kang, and T.E. Stuart, “Competitive Crowding and Risk Taking in a Tournament : Evidence from NASCAR Racing,” *Administrative Science Quarterly*, Vol.52, No.2 (2007), pp.208-247.
- [9] Boudreau, K.J., N. Lacetera, and K.R. Lakhani, “Incentives and Problem Uncertainty in Innovation Contests : An Empirical Analysis,” *Management Science*, Vol.57, No.5(2011), pp.843-863.
- [10] Bowman, E.H. and G.T. Moskowitz, “Real Options Analysis and Strategic Decision Making,” *Organization Science*, Vol.12, No.6(2001), pp.772-777.
- [11] Carpenter, J., “May the Best Analyst Win,” *SCIENCE*, Vol.331, No.6018(2011), pp.698-699.
- [12] Chen, W.-R., “Determinants of Firms’ Backward- and Forward-looking R&D Search Behavior,” *Organization Science*, Vol.19, No.4 (2008), pp.609-622.
- [13] Cyert, R.M. and J.G. March, *A Behavioral Theory of the Firm*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1963.
- [14] Dane, E., “Reconsidering the Trade-off between Expertise and Flexibility : A Cognitive Entrenchment Perspective,” *Academy of Management Review*, Vol.35, No.4(2010), pp.579-603.
- [15] Davidson, R. and J. MacKinnon, *Estimation and Inference in Econometrics*, Oxford University Press, New York, 1993.
- [16] Denrell, J., C. Fang and D.A. Levinthal, “From T-mazes to Labyrinths : Learning from Model-based Feedback,” *Management Science*, Vol.50, No.10(2004), pp.1366-1378.
- [17] Denrell, J. and J.G. March, “Adaptation as Information Restriction : The Hot Stove Effect,” *Organization Science*, Vol.12, No.5(2001), pp. 523-538.
- [18] Fiske, S.T. and S.E. Taylor, *Social Cognition*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1984.
- [19] Gavetti, G. and D.A. Levinthal, “Looking Forward and Looking Backward : Cognitive and Experiential Search,” *Administrative Science Quarterly*, Vol.45, No.1(2000), pp.113-137.
- [20] Jeppesen, L.B. and K.R. Lakhani, “Marginality and Problem-solving Effectiveness in Broadcast Search,” *Organization Science*, Vol.21, No. 5(2010), pp.1016-1033.
- [21] Kaplan, S. and M. Tripsas, “Thinking about Technology : Applying a Cognitive Lens to Technical Change,” *Research Policy*, Vol.37, No.5(2008), pp.790-805.
- [22] Katila, R. and E.L. Chen, “Effects of Search Timing on Innovation : The Value of not Being in Sync with Rivals,” *Administrative Science Quarterly*, Vol.53, No.4(2008), pp.593-625.
- [23] Kauffman, S., J. Lobo, and W.G. Macready, “Optimal Search on a Technology Landscape,” *Journal of Economic Behavior and Organization*, Vol.43, No.2(2000), pp.141-166.
- [24] Knudsen, T. and D.A. Levinthal, “Two Faces of Search : Alternative Generation and Alternative Evaluation,” *Organization Science*, Vol.18, No.1(2007), pp.39-54.
- [25] Kornish, L.J. and K.T. Ulrich, “Opportunity

- Spaces in Innovation : Empirical Analysis of Large Sample of Ideas,” *Management Science*, Vol.57, No.1(2011), pp.107-128.
- [26] Lehman, D.W., J. Hahn, R. Ramanujam, and B.J. Alge, “The Dynamics of the Performance-risk Relationship within a Performance Period : The Moderating Role of Deadline Proximity,” *Organization Science*, Vol.22, No.6(2011), pp. 1613-1630.
- [27] Levinthal, D.A. and J.G. March, “A Model of Adaptive Organizational Search,” *Journal of Economic Behavior and Organization*, Vol.2, No.4(1981), pp.307-333.
- [28] Lurie, N.H. and J.M. Swaminathan, “Is timely Information Always Better? The Effect of Feedback Frequency on Decision Making,” *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Vol.108, No.2(2009), pp.315-329.
- [29] Maggitti, P.G., K.G. Smith, and R. Katila, “The Complex Search Process of Invention,” *Research Policy*, In Press(2012).
- [30] March, J.G. and J.P. Olsen, *Ambiguity and Choice in Organizations*, University Press of Norway, Bergen, 1976.
- [31] March, J.G. and H.A. Simon, *Organizations*, 2nd ed. Blackwell, Cambridge, MA, 1993.
- [32] Martin, X. and W. Mitchell, “The Influence of Local Search and Performance Heuristics on New Design Introduction in a New Product Market,” *Research Policy*, Vol.26, No.7-8(1998), pp.753-771.
- [33] Neter, J., M. Kutner, W. Wasserman, and C. Nachtsheim, *Applied Linear Statistical Models*, McGraw-Hill/Irwin, Chicago, 1996.
- [34] Nickerson, J.A. and T.R. Zenger, “A Knowledge-based Theory of the Firm : The Problem-solving Perspective,” *Organization Science*, Vol.15, No.6(2004), pp.617-632.
- [35] Papke, L.E. and J.M. Wooldridge, “Econometric Methods for Fractional Response Variables with an Application to 401(k) Plan Participation Rates,” *Journal of Applied Econometrics*, Vol.11, No.6 (1996), pp.619-632.
- [36] Ramalho, E.A., J.J.S. Ramalho, and J.M.R. Murteira, “Alternative Estimating and Testing Empirical Strategies for Fractional Regression Models,” *Journal of Economic Surveys*, Vol. 25, No.1(2011), pp.19-68.
- [37] Ramalho, J. and J.V.D. Silva, “A Two-part Fractional Regression Model for the Financial Leverage Decisions of Micro, Small, Medium and Large Firms,” *Quantitative Finance*, Vol.9, No.5(2009), pp.621-636.
- [38] Shane, S., “Prior Knowledge and the Discovery of Entrepreneurial Opportunities,” *Organization Science*, Vol.11, No.4(2000), pp.448-469.
- [39] Taylor, A. and H.R. Greve, “Superman or the Fantastic Four? Knowledge Combination and Experience in Innovative Teams,” *Academy of Management Journal*, Vol.49, No.4(2006), pp.723-740.
- [40] Valentino-Devries, J., “May the Best Algorithm Win.,” *Wall Street Journal*, 2011.
- [41] Walsh, J.P., “Managerial and Organizational Cognition : Notes from a Trip Down Memory Lane,” *Organization Science*, Vol.6, No.3(1995), pp.280-321.
- [42] Winter, S.G., G. Cattani, and A. Dorsch, “The Value of Moderate Obsession : Insights from a New Model of Organizational Search,” *Organization Science*, Vol.18, No.3(2007), pp.403-419.
- [43] Wooten, J.O. and K.T. Ulrich, “Idea Generation and the Role of Feedback : Evidence from Field Experiments with Innovation Tournaments,” Working Paper, 2012, Retrieved(<http://ssrn.com/abstract=1838733>).