

산업의 디지털 전환과 역기능 연구

- 니치의 죽음과 디지털 카르텔 -

Study on Digital Transformation of Industry and Dysfunctionality
- the death of niche and digital cartel -

김준연/강송희/박강민/김명호/이준민

2021.07.

이 보고서는 2020년도 과학기술정보통신부 정보통신진흥기금을 지원 받아 수행한 연구결과로 보고서 내용은 연구자의 견해이며, 과학기술정보통신부의 공식입장과 다를 수 있습니다.

목 차

제1장 서론	1
제2장 디지털 전환과 사회기술시스템 전환론	4
제1절 이론적 배경	4
1. 사회기술시스템의 다층적 접근론	4
2. 사회기술 체제전이	6
제2절 니치-레짐의 다이내믹스	8
1. 혁신과 기존체제간의 상호작용	8
2. 실패한 니치가 레짐의 전환에 미치는 영향	11
제3절 시뮬레이션 방법론	14
1. 행위자기반모형 개요	14
2. 행위자기반모형 기반 모델 개발	20
제4절 실험결과 및 시사점	24
제5절 소결	29
제3장 디지털 전환의 역기능 - 디지털 카르텔에 대한 재조명	31
제1절 이론적 배경	31
1. 디지털 전환의 역기능	31
2. 디지털 카르텔에 대한 논의 배경과 필요성	34
제2절 기존 논의의 한계와 실험연구의 이해	37
1. 기존 경제학적 논의의 한계와 연구의 차별성	37
2. 알고리즘 담합의 가능성을 탐구한 실험적 연구에 대한 이해	41
제3절 실험의 설계	44
1. 실험 설계의 가정 및 제약 조건	44
2. 기존 연구의 재현 및 경계조건, 한계의 탐색	45

3. 알고리즘과 수요 정보 비대칭성을 활용한 실험	47
제4절 실험 결과	50
1. 기존 연구의 재현과 한계, 경계조건에 대한 실험	50
2. 비대칭적 알고리즘의 경합을 고려한 실험 결과	55
3. 보유 정보의 비대칭성을 고려한 실험 결과	58
4. 민감도 및 신뢰도 분석	62
제5절 소결	67
1. 실험 결과에 대한 고찰	67
2. 경쟁법적 고려사항과 정책적 함의	68
3. 연구의 한계	71
제4장 결론	73

표 목차

<표 1-1> 디지털 전환 그간의 연구 주요 내용	2
<표 2-1> 체제전이의 구분 및 내용	7
<표 2-2> 복잡행위자의 유형 별 특성	16
<표 2-3> 복잡행위자들 간의 상호작용 메커니즘	16
<표 2-4> 시뮬레이션 파라미터 정의 및 초기값	23
<표 2-5> α 값에 따른 전환 및 실패 사례	26
<표 2-6> α 값 및 니치 실패 후 등장 순서에 따른 복잡행위자 생존 시간 결과	27
<표 3-1> 담합의 장기적 이익과 성립에 영향을 주는 요인에 대한 기존 연구의 요약	38
<표 3-2> 그간 진행된 기존 묵시적 알고리즘 담합에 관한 실험적 연구 요약	42
<표 3-3> $k=3$ 을 위한 선형 수요 행렬	43
<표 3-4> $k=6$ 을 위한 선형 수요 행렬	43
<표 3-5> [1]의 메커니즘 : Bellman 방정식	46
<표 3-6> [2]의 메커니즘 : 비결정론적인 요소 고려	46
<표 3-7> S-Agent의 가격 전략 설계를 Action 관점에서 요약	48
<표 3-8> $k=3$ 을 위한 Uniform 수요 행렬의 예	49
<표 3-9> $k=6$ 을 위한 Uniform 수요 행렬의 예	49
<표 3-10> 동일 하이퍼파라미터 하에서 Q-learning vs. Q-learning의 결과	50
<표 3-11> Q-learning vs. Tit-for-tat 결과	54
<표 3-12> Q-learning vs. Strict Tit-for-Tat 결과	55
<표 3-13> Q-learning vs. Uniform 결과	58
<표 3-14> Q-learning vs. Uniform2의 결과	58
<표 3-15> Q-learning vs. Q-learning의 민감도 분석 결과	62
<표 3-16> Q-learning vs. Strict Tit-for-tat의 민감도 분석 결과	63
<표 3-17> Q-learning vs. Uniform의 민감도 분석 결과	63
<표 3-18> 학습 속도에 따른 Q vs. Q 승률과 이익 변화($k=6, \alpha$ varied)	64

<표 3-19> 학습 속도에 따른 Q vs. Uniform 승률과 이익 변화($k=6$, α varied)	64
<표 3-20> k 값에 따른 Q vs. Linear 간의 상대적인 승률과 이익 변화	65
<표 3-21> 한국 현행법 상 부당한 공동행위라 추정되는 경우	68

그림 목차

[그림 2-1] 다층적 접근론에서 혁신의 발전	6
[그림 2-2] 전략적 재배치의 다이내믹스	9
[그림 2-3] 이차원 구조 공간 위의 복잡행위자와 단순행위자	15
[그림 2-4] 복잡행위자의 자원 생산·분배 메커니즘	18
[그림 2-5] 복잡행위자와 단순행위자 간 의사결정 메커니즘	20
[그림 2-6] 사회·기술시스템 관점에서 이차원 구조 공간 정의	21
[그림 2-7] AnyLogic을 이용한 공유모빌리티 시장 구현 시연	22
[그림 2-8] 레짐-니치간 시간에 다른 경쟁 결과	24
[그림 2-9] 등장순서에 따른 니치 생존시간 관계	25
[그림 2-10] 니치 실패 후 등장 순서에 따른 복잡행위자 생존 시간 결과	27
[그림 3-1] 택시업계와 신생 모빌리티 플랫폼 간의 갈등 강도 지수 변화	32
[그림 3-2] 시장 구조의 스펙트럼	37
[그림 3-3] Q-learning vs. Q-learning의 가격 분포도	52
[그림 3-4] 모든 k 값에 대한 Q-learning vs. Q-learning의 가격 분포도	52
[그림 3-5] Q-learning vs. Q-learning 가격 제시 추이	52
[그림 3-6] Q-Agent vs. StrictTfT S-Agent의 가격 제시 추이	56
[그림 3-7] Q-Agent vs. StrictTfT S-Agent의 가격 제시 추이	57
[그림 3-8] Q-Agent vs. RandomTfT S-Agent의 가격 제시 추이	57
[그림 3-9] Q-Agent vs. Random S-Agent의 가격 제시 추이	57
[그림 3-10] 모든 k값에 대한 Q-Agent vs. Uniform S-Agent의 가격 분포도	59
[그림 3-11] Q-Agent vs. Uniform S-Agent 가격 제시 추이	60
[그림 3-12] Q-Agent vs. Uniform2 S-Agent 가격 제시 추이	61
[그림 3-13] Q-Agent vs. Linear S-Agent 가격 제시 추이	66

요 약 문

1. 연구의 배경과 구성

□ 연구의 배경

- 전산화(Digitization)와 정보화(Digitalization)가 산업의 구조를 변화시켰다면, 최근의 디지털 전환(Digital Transformation)은 산업 구조를 넘어 사회 전체의 변화를 가져옴
 - 이에 따라 국가 과학기술 거버넌스도 기술과 산업혁신시스템(innovation system)에서 다층적 접근론(multi-level perspective) 관점에서 논의되기 시작함
- 디지털 전환이 기술과 사회 간의 공진화 과정을 통한 결과물이라고 보고, 이러한 관점에서 디지털 기술에 의한 사회체제 전환의 메커니즘을 살펴보고 공진화 과정에서의 역기능에 대해 살펴보고자 함
 - 특히 그간의 연구에서 디지털 전환의 사례를 수집해 유형화하여 정책적 시사점을 제시한 것에서 나아가 컴퓨터 시뮬레이션을 통한 실증을 시도함

□ 연구의 구성

- 디지털 전환과 사회기술 시스템 전환론
 - 사회기술시스템 전환론에 대한 다층적 접근론의 이론적 배경을 정리하고 체제 전환에 영향을 미치는 새로운 관점을 제시
 - 이 관점을 행위자기반모형(agent based modeling)을 통해 컴퓨터 시뮬레이션하여 니치의 지속적인 실패가 사회체제 전환에 부정적 영향을 미침을 보임
- 디지털 전환의 역기능
 - 최근 디지털 카르텔은 반경쟁적인 공동 행위의 경제학적 의미와 법학적 의미를 변화시키고 있어 전환의 역기능을 미리 대비할 필요가 증가함
 - 알고리즘에 의한 가격 담합 가능성을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 검증

2. 그간의 연구 요약

- 2017년 「제4차 산업혁명과 디지털 전환」에 이어 2018년, 2019년 2차년도에 걸친 「디지털 신산업 혁신 생태계 연구」를 진행
- 1차년도 연구에서는 디지털 전환에 대한 사회기술체제전환론의 이론 검토와 다양한 개념을 정의하고, 디지털 전환을 분석하는 프레임워크를 도출
 - 사회기술시스템 전환론의 다층적 접근론은 틈새 혁신, 사회-기술체제, 거시적 환경으로 구성되며, 체제가 변화하는 유형을 대체(substitution), 변환(transformation), 재구성(reconfiguration), 이탈 및 재정렬(de-&re-alignment)로 구분함
 - 9대 신산업(헬스케어, 제약, 물류, 푸드테크, 프롭테크, 전기, 자율주행자동차, 스마트스피커, IoT가전)을 분석하고 분야별 디지털 전환의 특성, 전환의 저해 요인 및 유형을 분석해 분야별 디지털 전환의 현황을 종합하여 정책적 시사점을 도출
- 2차년도 연구에서는 디지털 전환의 성과를 측정과 정책 시뮬레이션 방법론¹⁾을 분석함과 동시에 디지털 전환에 따른 갈등 지수와 유형별 대응 도출
 - DEA와 Malmquist 생산성 지수를 활용해 Tobit 회귀분석을 통해 SW 자본재의 생산성 기여도를 분석했으며, 결과적으로 긍정적 요인으로 작용함을 확인
 - 디지털 전환 갈등을 이해관계자, 산업별 특성에 맞게 관리하고, 산업별로 모든 사업자가 공정 경쟁할 수 있도록 최소한의 포용적 규제들을 마련할 것을 제시
 - 여러 컴퓨터 시뮬레이션 기법(시스템 다이내믹스, 이산사건모델링, 행위자기반 모델링) 등에 대한 디지털 전환 정책 효과 예측의 가능성을 분석

< 디지털 전환 그간의 연구 주요 내용 >

연도	제목	주요 내용
2019	디지털 신산업 혁신 생태계 연구 (2차년도)	<ul style="list-style-type: none"> - 디지털 전환의 수준 측정 - 디지털 전환과 역기능, 산업별 갈등지수 도출 - 디지털 전환과 정부의 역할, 정책시뮬레이션
2018	디지털 신산업의 혁신 생태계 연구 (1차년도)	<ul style="list-style-type: none"> - 산업별 혁신론의 이론적 흐름 정리 - 디지털 신산업 사례 분석
2017	제4차 산업혁명과 디지털 전환	<ul style="list-style-type: none"> - 산업별 혁신체제와 시스템 실패 - 디지털 전환의 정의와 시나리오, 사례 분석

1) 행위자 기반 컴퓨터 시뮬레이션은 사회기술시스템의 전환에 대한 이해를 넓히고 관찰되지 않은 미래 상황을 추론하기 위해 현존하는 지식과 정보에 근거한 비선형적 상호작용을 설명하기 적합

3. 2020년 연구 결과 및 시사점

□ 디지털 전환 : 니치의 죽음과 시스템 전환

- 사회기술시스템 전환론에서 체제 전환에 영향을 미치는 두가지 원인에 대한 관점을 제시
 - 그간 사회기술체제 전환은 니치의 등장과 성숙에 맞춰 거시적 환경변화가 있을 때 일어난다고 설명해왔음
 - 사회기술 체제 전환이 기술 현지화 같은 니치의 일부 개선, 니치가 성장하면서 생성된 기존 참여자들의 반발을 수용하는 형태로의 변화 등의 단계를 거치며 일어남을 제시
 - 또한 한편, 레짐의 전환을 이루지 못한 니치가 기존 레짐의 참여자 네트워크를 공고하게 하고, 이들이 사회적 관성과 낙인효과를 만들어 새로운 니치의 등장을 가로막아 향후 체제 전환이 더 어려워짐을 제시
- 행위자기반 모형을 통해 실패한 니치가 기존 레짐을 더욱 공고화 하는 현상을 보임
 - 이는 그간 기술 사업화에 ‘죽음의 계곡’에 빠지지 않도록 여러 정책적 노력이 더욱 강화되는 것이 필요함을 다시 확인

□ 디지털 전환의 역기능 : 디지털 카르텔의 재조명

- 최근 기업들이 인공지능 알고리즘을 가격 정책에 적용하면서 우버의 Surge Pricing과 아마존 포스터 사례와 같은 유사 담합 분쟁이 발생하고, OECD 원탁회의에서 디지털카르텔, 혹은 묵시적 알고리즘 공모의 가능성에 대한 문제를 본격 제기함
 - 이처럼 디지털 전환은 기업의 가격 정책, 나아가 시장의 독점과 과점, 공정 경쟁에 대해서도 경제학적 의미와 법제도적 의미에 변화를 가져오고 있음
- 기존 연구들은 동질적 알고리즘을 활용하여, 비결정적인 요소나 정보와 알고리즘의 비대칭성을 고려하지 않고 특수한 가정 하에서 실험하였다는 한계가 있어, 이를 고려한 추가 시나리오에서도 묵시적 알고리즘 공모가 재현되는지 모사 실험해 봄
 - 묵시적 알고리즘 공모가 가능하다는 기존 연구를 재현해 본 결과 본 연구에서도 공모에 준하는 상황이 가능함도 확인함

- 하지만, 이러한 결과는 추가적인 시나리오의 검증에서 볼 수 있듯 현실과 다른 매우 예외적인 상황임을 발견함
- 디지털 카르텔이 과거의 담합 행위와는 다른 특성을 갖고, 독과점 이외의 상황에서도 발생할 가능성을 부정할 수는 없기 때문에 정책 당국의 모니터링과 탐지 역량이 강화되어야하며, 국제적인 공조 하의 추가 연구가 필요

SUMMARY

While digitalization has changed the structure of industries, the recent digital transformation has brought changes in society as a whole beyond the industrial structure. Accordingly, national science and technology governance began to be discussed from the perspective of socio-technical system transition. This study analyzes that digital transformation is the result of the process of co-evolution between technology and society, and from this point of view, we try to examine the mechanism of socio-technical system transition. In particular, previous studies, we collected the cases of digital transformation and categorized to present policy implications.

In this study, we propose a different perspective of socio-technical transition of digital transformation. We summarized the multi-level perspective of socio-technical transition and proposed a new perspective that influenced socio-technical system transition. Moreover, by agent based modeling, we show that niche's continuous failure had a negative effect on the socio-technical system transition. We also analyze the negative impact of digital transformation. Recently, digital cartels are changing the economic and legal meanings of anti-competitive joint actions. In this study, the possibility of price coverage by the algorithm was verified through computer simulation.

In previous research, we reviewed the theory and proposed the framework to analyze the emerging new industries; healthcare, pharmaceuticals, logistics, foodtech, proptech, electricity, self-driving cars, smart speakers, IoT home appliances. By analyzing the current status of digital transformation by industries, policy implications were derived. Furthermore, while measuring the performance of digital transformation and analyzing the policy simulation methodology, the conflict index and response by type were derived. We analyzed the productivity contribution of SW capital goods through Tobit regression analysis using DEA and Malmquist productivity indices. And as a result, it was confirmed that SW acts as a positive

factor for productivity growth.

This study presents a perspective on two causes that influence the socio-technical system transition. So far, it has been explained that the transition occurs when there is a landscape environmental change in line with the emergence and maturity of the niche. We suggest that the transition would take place through stages such as improvement of niches such as technology localization, and a change to a form that accommodates the opposition of existing participants created as the niches grew. On the other hand, it was suggested that the niche that could not achieve a regime change solidifies the existing regime's participant network, and that they create social inertia and stigma effects to block the emergence of new niches making. As a result, failed niche make more difficult to change the regime in the future. Agent-based model showed the phenomenon of further solidifying the existing regime. This reaffirms the need to further strengthen various policy efforts to prevent falling into the “death valley” in technology commercialization.

Digital cartel is changing the economic and legal meaning of monopoly, oligopoly, and fair competition, as in many cases of Uber and Amazon. In this regard, the relative efficiency of various strategies in the environment of price presentation by an algorithm using machine learning was analyzed in terms of winning rate and profit. It was also confirmed that a situation similar to the competition is possible in this study, as in previous studies that implicit algorithm collusion or competition is possible. However, these results may differ from reality because they consider a special situation with various assumptions. As a result, since digital cartels can be differentiated from past behaviors, monitoring and detection capabilities are newly needed, and additional research is needed.

CONTENTS

Chapter 1. Introduction 1

Chapter 2. Digital Transformation and Socio-technical Transition 4

 Section 1. Research Background 4

 Section 2. Niche-Regime Dynamics 8

 Section 3. Research Method 14

 Section 4. Results and Discussion 24

 Section 5. Conclusion 29

Chapter 2 Digital Transformation Dysfunction 31

 Section 1. Research Background 31

 Section 2. Limitations of Previous Research and Research Method 37

 Section 3. Research Method 44

 Section 4. Results and Discussion 50

 Section 5. Conclusion 67

Chapter 3 Conclusion 73

제1장 서론

전산화(Digitization)에서 정보화(Digitalization)를 거쳐 최근에는 산업구조와 사회, 개인역량까지도 변화시키는 디지털 전환(Digital Transformation)이 심화되고 있다. 그간 전산화 정보화는 산업과 경제의 구조를 변화시켰다면 최근 진행되고 있는 4차산업혁명과 디지털 전환은 산업과 경제를 넘어 사회 전반의 변혁을 가져오고 있다. 이러한 사회 전반의 변화로 인해 그간 투입과 산출, 선택과 집중의 패러다임으로는 사회 변혁에 효과적으로 대응할 수 없으며, 기업의 혁신을 저해하는 요인을 없애 준다는 측면에서 그간 우리 사회가 제시한 규제제거론은 긍정적이다. 전통 기업과 신시장에 진출한 신규 기업, 그리고 기업 이외의 다양한 혁신 참여 주체 간 이해충돌이 심해지고 있어 규제 제거 만으로는 효과적인 디지털 전환을 달성하기 어렵다.

이러한 상황을 고려하면 기존의 SW산업의 범위에 대한 인식도 변화해야 할 것으로 보인다. 기존에는 SW를 생산하여 제품, 서비스화하는 분야를 SW산업으로 인식하여 개념과 범위를 정했다. 하지만 SW가 다양한 산업과 생태계를 디지털화시키는 도구라고 정의할 때, SW는 기존 제품이나 서비스의 생산효율을 높이기도 하지만 근본적으로는 비즈니스 모델 등 생태계 자체를 변화시킨다는 데에 더 큰 기여가 있을 수 있다. 예를 들어 기존 호텔숙박업에 SW가 융합되어 에어비앤비와 같은 공유형 생태계가 창출되거나 금융업에 SW가 접목되어 핀테크와 같은 새로운 비즈니스 모델이 등장하는 사례가 대표적이다. 그리하여 본 연구는 SW가 가지는 도구산업의 특성까지 포괄하여 아래와 같은 3가지 질문에 답을하고자 기획되었다.

첫째, SW에 의해 산업별로 진행되는 디지털 전환의 개념과 유형과 기제는 무엇인가?

둘째, 디지털전환은 산업별 생산성 제고에 얼마나 기여하는가? 그리고 산업별로 차이가 존재하는가?

셋째, 이러한 디지털 전환의 과정에서 역기능은 무엇인가?

이러한 관점에서 2017년 「제4차 산업혁명과 디지털 전환」에 이어 2018년,

2019년 2차년도에 걸친 「디지털 신산업 혁신 생태계 연구」를 진행했다. 1차년도 연구에서는 디지털 전환에 대한 사회기술체제전환론의 이론 검토와 다양한 개념을 정의하고, 디지털 전환을 분석하는 프레임워크를 도출했다. 이를 통해 9대 신산업(헬스케어, 제약, 물류, 푸드테크, 프롭테크, 전기, 자율주행자동차, 스마트 스피커, IoT가전)을 분석하고 분야별 디지털 전환의 특성, 전환의 저해 요인 및 유형을 분석해 분야별 디지털 전환의 현황을 종합하여 정책적 시사점을 도출했다. 결론적으로는 ‘재구성’과 ‘대체’의 유형으로 전이되는 과정에서 사회적 이해집단간의 합의가 형성되지 않거나 혁신에 대한 인센티브가 부족하게 되는 등 사회적인 이슈가 디지털 전환을 가로막는 저해요인으로 나타났으며, ‘변환’과 ‘이탈 및 재정렬’유형의 경우에는, 주로 기술적 요인이 저해요인으로 분석됐다.

2차년도는 디지털 전환에 대한 사회 여론이 형성되는 과정에 대한 시뮬레이션을 통해 사회적 수용의 조건을 제시했다. 또한 정량적으로 디지털 전환의 수준을 비교하기 위해 SW투입에 따른 산업별 생산성의 기여도를 측정했다. 결론적으로 생산성 기여도의 경우 SW자본재가 글로벌 기술반경과의 격차를 좁히는데 긍정적인 요인으로 작용하며, 규모수익가변 효율성의 향상에도 긍정적 영향을 보인 것을 확인했다.

〈표 1-1〉 디지털 전환 그간의 연구 주요 내용

연도	제목	주요 내용
2019	디지털 신산업 혁신 생태계 연구 (2차년도)	<ul style="list-style-type: none"> - 디지털 전환의 수준 측정 - 디지털 전환과 역기능, 산업별 갈등지수 도출 - 디지털 전환과 정부의 역할, 정책시뮬레이션
2018	디지털 신산업의 혁신 생태계 연구 (1차년도)	<ul style="list-style-type: none"> - 산업별 혁신론의 이론적 흐름 정리 - 디지털 신산업 사례 분석
2017	제4차 산업혁명과 디지털 전환	<ul style="list-style-type: none"> - 산업별 혁신체제와 시스템 실패 - 디지털 전환의 정의와 시나리오 - 디지털 전환 사례 분석 (농업, 신발제조, 유통)

기존의 연구에서는 그간 디지털 전환의 사례들을 분석하고 이에 대한 수준을 측정하는 것으로 전환의 과거를 돌이켜보고 현재를 진단하는데 초점을 두었다

면, 이번 연구에서는 전환 시에 기존 체제와의 동태적인 상호작용을 어떻게 해가는가에 대한 문제의식을 가지고 디지털 혁신과 기존 체제, 즉 레짐과의 상호작용을 주로 분석하였다. 또한 디지털 전환의 경제적 역기능에 대한 연구의 연장선에서 디지털 카르텔, 즉 알고리즘에 의한 가격담합 가능성을 실험을 통해 검증했다. 이러한 디지털 카르텔에 대한 가능성은 ‘반경쟁적인 공동 행위’의 경제학적 의미와 법학적 의미를 변화시키고 있으며, 실제로 아마존과 우버 등 여러 사례가 나타나는 만큼 디지털 전환의 역기능을 미리 대비할 필요가 있다는 점에서 중요한 주제라 할 수 있다.

구체적으로 본 연구는 다음과 같이 구성되어 있다. 제2장에서 사회기술체제 전환론의 다층적 접근방법에 따라 혁신이 우리 사회경제 체제를 바꿔놓는 과정에 대한 이론을 정리하고, 디지털 전환을 가속화하는 디지털 니치들이 어떻게 생존하는지 살펴본 후 이에 대한 시뮬레이션 연구 방법과 결과를 제시한다. 제3장에서는 디지털 전환의 과정에서 마주하는 역기능 중에서 디지털 카르텔에 대한 우려를 조명하고 시뮬레이션을 통해 정책적 시사점을 찾아보고자 한다. 각 장에서는 이론적 배경과 컴퓨터 시뮬레이션의 설계와 결과를 자세히 나타냈다.

제2장 디지털 전환과 사회기술시스템 전환론

제1절 이론적 배경

1. 사회기술시스템의 다층적 접근론

혁신시스템(systems of innovation)에 대한 연구는 혁신을 만들어내는 정부, 기업, 연구기관 등 시스템 참여자가 어떻게 상호작용하는지 연구해 왔으며, 상호작용을 위해 각 참여자들의 역할을 강조하고 있다. 혁신시스템은 혁신을 기술혁신, 국가혁신, 산업혁신, 지역혁신 등 다양한 층차로 나누어 분석해 왔다.

먼저 기술 시스템이란 특정 산업 내에 존재하는 기업, 대학 등 연구기관 등을 포함하는 기술의 창출과 확산, 활용하는 제도적 네트워크로 정의된다(Carlsson & Stankiewicz, 1991). 개별 기술을 넘어 조직, 기관, 제도 간의 상호작용을 개념화한 것은 국가혁신시스템으로 기업이 국가와 대학, 연구기관 등 관련 제반 제도와 상호작용하는 하나의 거대한 시스템을 개념화한 이론이다(Freeman, 1995; Lundvall, 2007). 마지막으로 한 국가 내에서도 산업별로 혁신의 확산 수준과 발전의 정도는 상이하기 때문에 국가혁신체제의 하위에 산업별로도 고유한 혁신의 체제가 작동한다는 논의가 있고, 이에 대해 지금까지 설명한 기술시스템과 산업별 기술과 시장특성과 통합한 개념이 바로 산업별혁신체제(sectoral systems of innovation)이다.

이러한 혁신 시스템에 대한 논의의 한계점은 첫째, 그 시스템들이 어떻게 생겨났는지 논의하고 있지 않다는 점이다(Geels, 2005). 다양한 층차에서 정의되는 시스템에 포함된 내부 요소간의 상호작용에 대해서는 설명하지만 이 요소가 어떻게 시스템에 등장하는지에 대한 논의가 부족하다.

둘째로는 혁신의 수준이나 그 지속성에 대해서는 논의하고 있지 못하다는 점이다(Geels, 2005). 혁신은 점진적 일수도 있으며, 급진적 일수도 있는데, 혁신 시스템의 관점에서는 이 혁신의 수준간 차이를 설명하지 못한다.

마지막으로, 혁신 시스템은 이 시스템의 발전 과정을 설명하지 못한다. 혁신

시스템이 기존의 경로 의존이나 잠금효과에 대해서 설명하고 있지만, 발전 과정을 설명하고 있지 못하기 때문에 혁신을 창출하기 위해 이러한 문제를 어떻게 해결할 수 있는지 방안을 제시하기 어렵다.

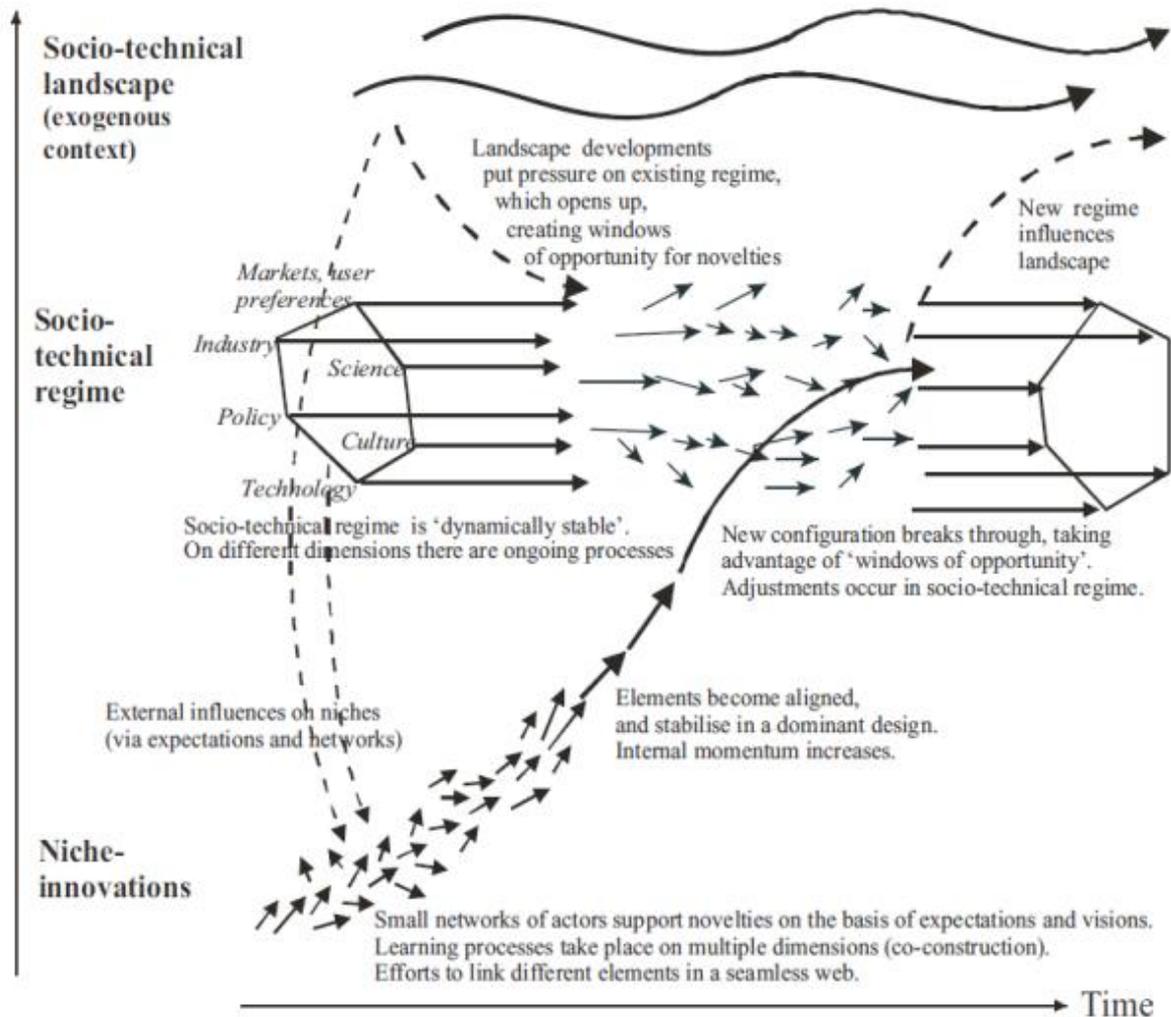
이러한 한계점을 극복하기 위해 사회기술시스템 전환론에서 다층적 접근론(MLP: Multi-level Perspective)이 대두되었다. 다층적 접근론은 진화경제학적 개념(Nelson & Winter, 1982)에서 출발해서, Kemp et al.(1998), Van den Ende & Kemp (1999) 등에 의해 기존 사회, 기술 시스템을 구성하고 있는 레짐을 사회학적, 역사학적 맥락으로 확대 해석하게 되었으며, 이후 체계화 되었다(Geels, 2005)

다층적 접근론은 [그림 2-1]과 같이 틈새혁신(Niche-innovations), 사회-기술 레짐(Socio-technical regimes), 사회-기술적 지형(Socio-technical landscape)이라는 세가지 분석적 구분을 하고 있다. 급진적 혁신(radical innovation)은 틈새 혁신에서 출발한다. 틈새 혁신은 급진적이며 새롭지만 초기의 성과는 미흡할 수 밖에 없으며(Schot, 1998), 이 때문에 이 틈새의 발생은 R&D, 실험실, 시범 프로젝트, 틈새 시장과 같은 일종의 보호된 공간(protected space, Geels, 2011)에서 출현하는 것이 일반적이다. 사회-기술적 지형은 도시 전체의 인프라나 인구구조의 변화 같은 거시 환경의 변화를 나타낸다.

사회-기술 레짐은 앞서 설명한 틈새혁신과 사회-기술적 지형의 변화에 따라 변화하는 생산 공정, 기술과 제품의 특성 등 다양한 규칙의 집합이라 할 수 있다. 이는 사회와 산업 전체에 내재하여 있는 것으로, 레짐은 서로 상호 의존성과 연계성을 가지기 때문에 쉽게 변화하지 않는 특성을 보인다.

[그림 2-1] 다층적 접근론에서 혁신의 발전

Increasing structuration
of activities in local practices



* 자료 : Geels (2011)

2. 사회기술 체제전이

사회기술 체제전환은 니치와 사회-기술적 지형이 레짐에 영향을 미치면서 레짐이 전환하는 것을 말하며, 그간의 연구에서는 이 레짐이 어떻게 변화하는지를 정리하려 시도했다. 대표적으로 Geels(2016)는 다음 <표 2-1>과 같이 대체 (Substitution), 변화(Transformation), 재구성(Reconfiguration), 이탈과 재정렬 (De-alignment and Re-alignment)로 구분하고 있다.

먼저, 대체 유형의 경우 급진적 혁신이 기존 기술들을 대체하는 것으로, 틈새 혁신에서 발생한 혁신에 맞는 새로운 규칙과 제도가 탄생하는 것을 말한다. 대단히 과감하고 파괴적인 혁신을 특성을 보인다. 반면 변환의 경우 틈새혁신과 외부 지형의 변화로 레짐이 영향을 받으면서 점진적인 방향 전환을 해나가는 유형이다. 여기서 레짐의 변화 주체는 다시 신생 기업과 기존 기업이 될 수 있으며, 신생 기업인 경우 새로운 제도로 상당부분 방향 전환이 이뤄지지만 주체가 기존 기업인 경우 제도는 제한된 변화를 가져온다.

<표 2-1> 체제전이의 구분 및 내용

구분		체제전의 유형(transition pathways)
1	대체 (substitution)	혁신의 주체가 신규 기업이며, 과감하고 파괴적 혁신의 특성을 보인다, 니치의 초기에는 경쟁관계를 형성하고, 기존 체제는 성숙하고 발달한 니치에 의해 대체됨
2	변환 (transformation)	혁신의 주체가 기존 기업이며, 점진적인 혁신의 특성을 보인다. 기존 기업에 의한 탐색적 혁신활동이 예상되며, 구기술의 점진적 개선이나 공생적 니치혁신이 진행되고, 신기술로의 방향전환은 (1) 기존기업이 신기술과 구기술 모두 개발하는 부분적 방향전환, (2) 기술적 대체로의 완전한 방향전환을 보인다.
3	재구성 (reconfiguration)	기존 기업과 니치간에 공생적 혁신, 새로운 연합관계가 형성된다. 혁신의 절차는 초기 부가기술→신-구기술의 새로운 조합→체제 구조의 변화를 만들어내는 혁신 연쇄효과가 예상된다.
4	이탈 및 재정렬 (de- & re-Alignment)	큰 변화가 갑자기, 다양하게 찾아오면 기존의 레짐에 참여하는 행위자들은 신뢰를 상실하고 기존 레짐으로부터 이탈하게 된다. 만약, 충분히 발달한 니치가 없다면 복수의 니치들이 경합하게 될 것이고 새로운 지배적 설계가 선택되면 새로운 레짐을 형성하게 될 것이다.

출처 : Geels et al.(2016) 수정인용

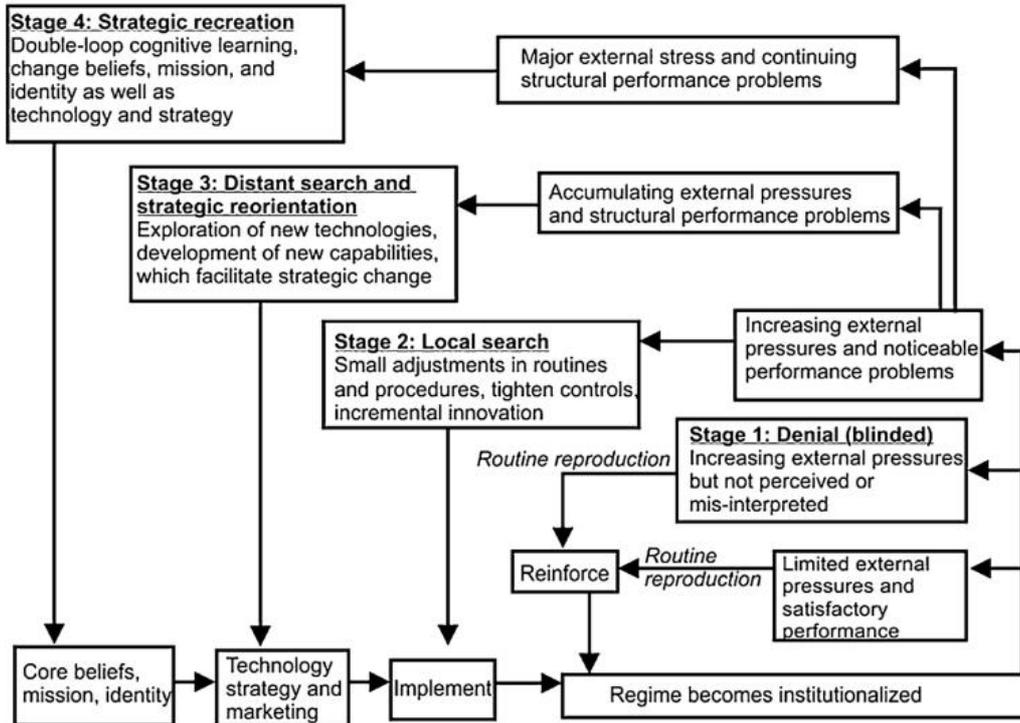
제2절 니치-레짐의 다이내믹스

이 절에서는 사회기술시스템 전환론에서 체제 전환에 영향을 미치는 두가지 다이내믹스에 대한 새로운 관점을 제시하고자 한다. 첫째는 니치가 기존 체제와 상호작용하는 것이고 둘째는 기존 체제로 전환이 실패한 니치가 기존 체제에 영향을 미치는 것이다. 이러한 두가지 다이내믹스는 기존의 사회기술시스템의 다층적 접근론에서는 비중있게 다루지지 않던 부분이나, 최근 디지털 전환이 그 속도와 범위가 기존 이론에서 다루지 않을 만큼 빠르고 광범위하게 일어나고 있어 그 중요성이 새롭게 더해지는 부분이다.

1. 혁신과 기존체제간의 상호작용

그간의 사회기술시스템의 전환에 대한 연구는 니치의 성숙도와 거시적 환경의 충격에 의해서 발생하는 것으로 이해되어 왔다 (Geels, 2014). 즉, 새로운 니치가 기술적 니치(technological niche)에서 시장적 니치(market niche)로 발전하고 궁극적으로 레짐으로 전환되는 것으로 설명했다. Geels (2014)는 이러한 배경에서 니치가 레짐으로 변화하게 되는 단계를 네 개로 나누었다. 첫 번째 단계는 부인 단계(denial stage)로 이 단계에서는 니치가 외부의 거시적 압력을 무시하는 단계이다. 이 부인 단계에서 외부 거시적 압력이 커지고 기존 레짐의 성과가 저하되면 두 번째 단계인 국지적 탐색(local search)으로 진입하게 된다. 이때 니치는 외부의 충격에 대응하기 위해 점진적 혁신(incremental innovation)을 추구하게 된다. 마지막 단계는 원거리 탐색(distant search)로 외부의 충격이 구조적인 문제를 만드는 단계로 결국 마지막 단계인 전략적 재배치(strategic recreation)가 촉발된다.

[그림 2-2] 전략적 재배치의 다이내믹스



출처 : Geels (2014)

앞서 설명한 Geels (2014)은 레짐의 변화가 외부적 압력이 존재하는 상황에서 니치가 점진적인 발전을 해나가는 과정을 강조한 것이다. 즉, 레짐과 니치의 상호작용을 통한 변화는 주목하지 않았다. 이 연구에서는 니치가 레짐과의 단계적 상호작용을 통해 레짐의 변화를 이끄는 것이 가능하다는 것을 보이하고자 한다.

레짐과 니치의 상호작용은 세가지 단계로 나눌 수 있는데, Lee et al. (2021)이 이를 구체화했다. 첫 번째 단계는 니치가 다른 니치를 모방하면서 등장하는 단계이다. 혁신 관련 이론에서는 시장 니치(market niche)가 급진적 혁신(radical innovation)의 형성에 중요한 영향이 있음을 그간 강조해왔지만 (Lynn et al., 1996), 시장 니치가 레짐으로의 전환을 위해 세력을 형성하는 것에 대해서는 강조되지 못했다. 이 단계에서 니치는 다른 니치를 모방하면서 유사해지며 레짐과 상호작용을 위한 준비를 하게 된다.

두번째 단계는 이렇게 모방을 통해 세력을 확장한 기술적, 시장적 니치가 그 모습을 전면적으로 수정하기보다는 레짐의 빈틈에 맞춰 약간의 변형을 해가는 단계이다. 즉 이 단계에서는 니치가 일부 사용자의 요구사항이나 규제 빈틈을

노려 레짐에 속해있는 일부 참여자들을 니치로 유도하는 단계이다. 외국의 혁신 서비스를 모방한 니치가 현지의 요구사항에 맞춰 현지화를 거치는 것이 대표적인 예시이다.

마지막 단계에서는 니치가 결국 사용자의 요구뿐만 아니라 레짐내에 다양한 참여자의 요구사항까지 맞추면서 레짐으로 변화한다. 예를들어 이 단계에서는 레짐내에 정치적 참여자, 시민단체 등 여러 주체와 의사소통 하면서 니치가 레짐으로 완전하게 전환하는 단계이다. 두 번째 단계에서는 레짐의 참여자 일부가 니치에 참여했다면, 마지막 단계에서는 니치가 레짐의 대부분의 사용자 참여를 유도하기 위해 변화하는 단계라 할 수 있다. 예를 들어 중국의 공유 모빌리티 산업이 기존 택시 산업에 보조금을 주는 형태가 대표적이다. 간혹 니치의 수익성과 같은 부분이 줄어들 수 있으나, 이 단계에서는 시장 자체가 확장되는 것이 이 부분을 상쇄하기도 한다.

이 상호작용의 과정은 Abernathy and Utterback (1978)의 연구에 기반하는데, 이들은 혁신의 단계를 유동화(fluid), 전환(transition), 경화(specific)의 세가지로 나눴다. 여기서 유동화 단계란 제품 혁신이 활발히 일어나는 단계로 제품에서 여러 개선점을 찾을 수 있는 시기이다. 두 번째 단계인 전환단계에서는 기술적 혁신이 안정화되는 단계로 이때에는 지배적 디자인(dominant design)이 등장하는 단계이다. 마지막 단계에서는 경화단계(specific stage)로써 기술이 표준화 되고 가격 경쟁이 일어나는 시기이다. 이 단계에서 대부분 공정이 자동화되고 시스템화 되는 단계이기도 하다. 이 단계에서 기업의 R&D 투자 유인이 줄어드는 단계이다.

이러한 레짐과 니치의 단계별 상호작용에서 비즈니스 모델은 상호작용을 중재하는 역할을 한다 (Bidmon & Knab, 2018). 비즈니스 모델이 기술적 니치를 여러 레짐의 참여자간의 필요를 받아들여 시장적 니치로 변화하고 궁극적으로는 레짐으로 변화하는 데 역할을 한다. 예를 들어 비즈니스 모델은 레짐 사용자의 선호, 투자 등을 반영하여 사용자가 니치의 기술을 사용하고 시장에 참여하게 한다. 또는 비즈니스 모델은 학습의 프로세스를 돕는다거나, 사용자의 선호도에 대한 민첩한 반응을 담당하면서 니치가 재빠르게 레짐의 틈새를 파악하는데 도움을 준다 (Chesbrough and Rosenbloom, 2002, Mason and Leek, 2008).

Lee et al. (2021)은 이러한 상호작용의 단계를 우리나라의 공유모빌리티 산업에 대응시켜 설명을 시도하였다. 요약하자면, 니치가 다른 니치를 모방하는 첫 번째 단계에서는 우리나라 공유 모빌리티는 해외의 우버(Uber)를 모방하면서 발전했다. 특히 우버가 2013년 8월 우리나라에 진입하면서 렉시, 콜버스, 차차크리에이션 등 다양한 서비스가 우버를 모방하여 등장했다. 이 과정에서 규제에서 자유로운 우버와 여러 공유 모빌리티 서비스는 기존 택시 산업보다 낮은 가격으로 경쟁에서 우위를 차지할 수 있었다.

공유 모빌리티가 규제당국으로부터 저지를 받게 되자 두 번째 단계가 시작되었다. 서울시가 2015년 우버와 이와 유사한 서비스를 불법으로 간주하자 규제의 틈새를 찾아 풀어스와 타다가 등장한 것이다. 타다는 규제에서 벗어나기 위해 렌터카를 기사와 함께 대여하는 방식을 비즈니스 모델로 활용했고, 풀어스는 출퇴근시간 카풀이 가능하다는 규제의 틈새를 이용했다. 이 때문에 우버를 불법으로 만든 규제를 피해가게 되었다. 이 과정에서 대기업인 카카오도 카풀 서비스를 시작하면서 논란이 되었다. 타다와 풀어스가 점차 확산되자 기존의 택시 업계에 반발이 더욱 심해졌다.

마지막 단계에서는 레짐 참여자의 다양한 요구사항을 맞추면서 레짐화 되는 과정인데, 타다와 풀어스가 여러 논란을 만들어 낸 것에 비해 카카오는 택시 서비스를 확대해 택시 업계를 적극적으로 인수하면서 공유 모빌리티 형태로 택시 산업계 전체를 변화시켰다.

2. 실패한 니치가 레짐의 전환에 미치는 영향

사회기술시스템 전환론은 니치가 레짐으로 변화하는 전환에 초점을 두고 있으며, 사회기술시스템 전환론에서 실패한 전환은 분석의 대상이 되지 않는다는 점에서 실패한 니치는 그간 연구가 미비했다. 하지만 최근의 디지털 전환의 여러 사례들에서 볼 수 있듯이 많은 수의 니치가 기존 산업 참여자나 규제 등으로 레짐의 전환을 이끌어내지 못하고 실패한다. 더 나아가 이 과정에서 니치의 실패가 레짐의 변화를 야기하기도 한다.

니치의 실패가 레짐의 변화를 야기하는 이유를 분석하기 니치가 레짐의 참여

자에게 어떤 영향을 미치는지 구체적으로 살펴볼 필요가 있다. 이 때문에 본 연구에서는 삼중배태 프레임워크(Trippl Embeddeness Framework, Geels, 2014)를 기반으로 니치가 레짐의 참여자에게 미치는 영향을 분석하고자 한다. 삼중배태 프레임워크는 여러 행위자간 상호작용을 고려하며, 산업과 경제 환경에 영향을 받는다고 주장한다 (Geels, 2014).

삼중배태 프레임워크에 따라 니치 실패의 영향을 세가지 차원에서 영향을 살펴볼 수 있다(Lee et al., 2021). 첫 번째는 참여자의 네트워크이다. 니치의 형성에는 다양한 참여자들의 네트워크의 협력이 필요하다(Kemp et al., 1998). 이때 산업 주체들은 정치적 주체와 니치 등에 영향을 주고받으면서 기존 산업 주체들과 더욱 강력한 네트워크를 형성하는데 기존 산업주체들은 가격과 같은 시장 전략뿐만 아니라 로비, 산업단체 형성 등과 같은 비시장적 전략으로도 니치의 형성에 대응하고자 한다 (Hillman et al., 2004). 또는 기존 산업 주체들은 벤처캐피털 투자 등 여러 방법으로 니치와 협력 네트워크도 만들 수 있다 (Dushnitsky and Lenox, 2005). 이 과정에서 대부분의 니치는 실패하고 사라진다. 하지만 니치의 등장으로 인해 생겨난 네트워크는 사라지지 않을 수 있다. 이렇게 형성된 네트워크는 다음 니치의 등장을 막게 된다. 니치가 등장하지 못하도록 기존 산업의 규제정책을 유리한 쪽으로 변화시키는 방법이 있을 수 있다.

둘째는 니치의 실패가 사회적 관성을 만들고 이 사회적 관성이 새로운 니치의 등장을 막는다는 것이다. 기존 사회기술시스템 전환 연구에서 규제와 제도는 전환을 촉진하기도 또는 늦추기도 한다는 것을 밝혀왔는데(Fuenfschilling and Truffer, 2014), 니치는 대부분 레짐이 되지 못하며, 기존 레짐은 이때의 상황을 학습하게 된다. 기존의 연구에서는 니치가 실패하면 실패로부터 배움으로 인해 새로운 니치가 더욱 나은 환경에 처할 수 있음을 보였는데, 반대로 니치가 실패했을 때 기존 레짐은 이러한 실패를 배우고 자신에 유리한 환경을 유지시킬 수 있다(Hegger et al., 2007). 이러한 예시는 우리나라의 카풀 앱인 풀어스 사례를 들 수 있다. 풀어스는 기존의 통근시간 범위에서 카풀이 가능하다는 규제를 이용하여 시장에 진입했는데, 이 통근시간의 범위를 24시간으로 확대하여 항시 서비스를 유지했다. 서울시에서는 이후 풀어스를 불법 서비스로 간주하면서 중지시켰고, 풀어스가 더 이상 서비스 하지 않음에도 통근시간은 법령에 아침 7시-9

시, 저녁 6시-8시로 제한되었다.

마지막으로 니치의 실패가 사용자에게 각인 효과(imprinting effect)를 남겨 새로운 니치의 등장을 저해하기도 한다. 예를 들어 태양력 발전을 매우 이른 시기에 도입한 사용자들은 매우 높은 가격에 저효율의 제품을 구매했고 이 때문에 이들 사용자가 태양력 발전에 대한 부정적 인식을 하게 되었고 다른 사용자들의 도입을 저해했다(Smith, 2007). 이러한 도입 저해 효과는 태양력 발전의 효율이 높아지고 가격도 낮아졌음에도 불구하고 이어지면서 태양력 발전의 도입을 늦춰왔다. 이런 부정적 인식은 실패한 니치가 새로운 니치의 도입을 막는 요인이 된다.

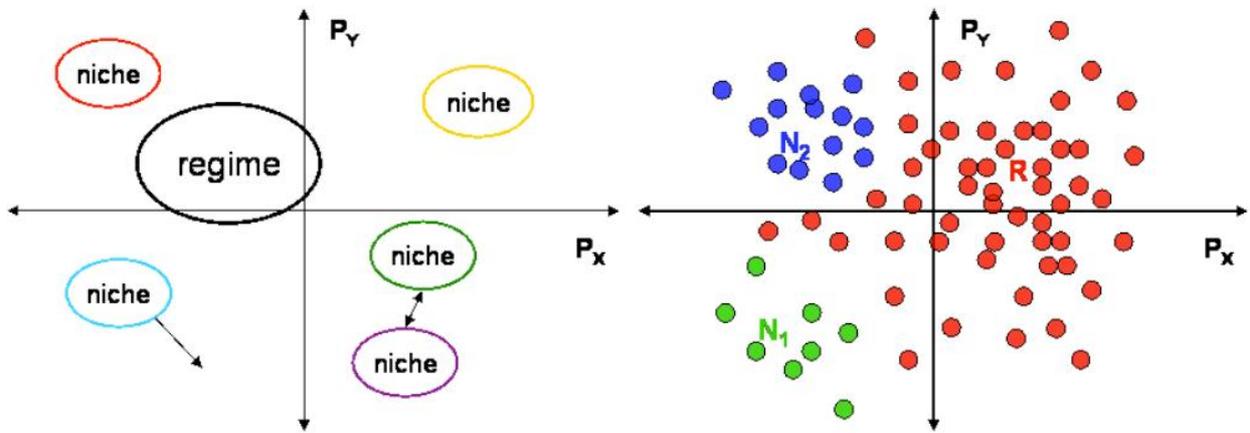
제3절 시뮬레이션 방법론

1. 행위자기반모형 개요

이 절에서는 앞서 설명한 니치-레짐의 상호작용 중, 실패한 니치가 레짐에 어떠한 영향을 미치는지 행위자기반모형의 컴퓨터 모사실험을 통해 살펴보고자 한다. 행위자기반모형은 지형(landscape), 레짐(regime), 니치(niche)라는 다층적 체계의 사회기술시스템을 한 시스템 내에서 살펴보기에 적합한 모델이다.

Köhler et al. (2009)은 행위자기반모형의 지형 형성하는 다층적 구조 공간(multi-dimensional practices space)에 소수의 복잡행위자(complex agent)와 다수의 단순행위자(simple agent)를 배치하여 시간의 흐름에 따른 복잡행위자의 흐름을 살펴보았다. 특정 행동 규칙을 가진 복잡행위자는 다층적 구조 공간 내에서 매 주기마다 여러 행위자들과 상호작용을 하는데, 단순행위자와의 상호작용 정도에 따라 레짐과 니치로 구분된다. Köhler et al. (2009)의 모델에서는 다층적 구조 공간 위의 단순행위자들이 주기 별로 선호(preference)하는 복잡행위자를 선택(voting)하고, 그 결과에 따라 복잡행위자의 유형이 결정된다. Bergman et al. (2008)에서는 Köhler et al. (2009)와 마찬가지로 다층적 구조 공간을 이차원 공간에서 P_X , P_Y 로 정의하였고, 그 위에 레짐과 니치 유형의 복잡행위자와 단순행위자들을 아래 그림과 같이 산발적으로 배치하였다. 오른쪽 그림은 니치와 레짐의 이동을 나타내고, 왼쪽 그림은 이차원 공간에 레짐 행위자(붉은색)와 니치 행위자(파란색, 초록색)으로 나타낸 것이다.

[그림 2-3] 이차원 구조 공간 위의 복잡행위자와 단순행위자



출처 : Bergman et al.(2008)

행위자기반모형의 복잡행위자의 유형은 단순행위자들의 선호 정도에 따라 레짐, 확장된 니치(empowered niche agent), 니치라는 세 가지 유형으로 변화한다. 단순행위자를 소비자라 예를 들자면 많은 소비자가 선호하는 복잡행위자는 레짐으로, 그보다 적은 소비자가 선호하는 복잡행위자는 확장된 니치, 니치로 구분한다. 단순행위자들의 선호는 시스템 내에서 복잡행위자에 대한 support 또는 strength라고 정의되며, 시장에서의 점유율(market share)로 볼 수도 있다. 복잡행위자는 그 유형에 따라 방향에 대한 의사결정 방식과 이동 속도가 다르다.

<표 2-3>은 복잡행위자의 유형별 특성을 정리한 것으로 이번 시뮬레이션에서는 단순행위자 50~100%의 선호를 차지하면 레짐으로, 15~20%를 차지하면 확장된 니치로, 0~15% 차지하면 니치로 정의했다. 또한 각각의 상대적 속도는 확장된 니치가 레짐의 1.5배, 니치가 레짐의 2.5배로 정의했다. 여기서 정의한 선호도의 크기와 속도의 상대 비율을 변화시키더라도 연구의 결과에는 변화를 주지 않는다. 각 행위자의 이동 규칙도 다른데, 레짐의 경우 더 많은 단순행위자들을 얻을 수 있는 곳으로 향하는 반면, 확장된 니치는 레짐을 향해 이동하고, 니치는 무작위하게 이동한다. 다만, 니치는 완전히 무작위하게 이동하는 것이 아닌 단순행위자가 이전과 비교하여 적어졌을 때만 무작위로 이동하게 된다. 이러한 이동의 가정은 레짐이 시장 전체의 정보를 가지고 있고, 니치는 소수의 정보만을 가지는 것을 가정하는 것이다.

〈표 2-2〉 복잡행위자의 유형 별 특성

유형	Strength (%)	행위자 속력 상대비율	행위자 방향
레짐	50-100	1	복잡행위자를 선호하는 단순행위자들이 위치가 가운데로 이동
확장된 레짐	15-50	1.5	레짐을 향해 이동
니치	0-15	2.5	만약, 이전 주기와 비교하여 strength가 증가했을 경우에는 동일한 방향으로 이동하고 그렇지 않으면 무작위로 방향을 재설정

Bergman et al., (2008)은 복잡행위자들 간의 상호작용 규칙을 적응, 등장, 흡수, 클러스터링, 전이 등 다양하게 모델링 했다. 구체적으로는 〈표 2-4〉와 같다. 본 연구에서는 니치의 실패가 레짐에 미치는 영향을 살펴보는 것을 목적으로 하기 때문에 복잡행위자는 최대한 단순 행동하도록 하여 복잡행위자 자체의 영향력은 배제하려 노력했다. 이 때문에 복잡행위자의 여러 상호작용은 고려하지 않았다.

〈표 2-3〉 복잡행위자들 간의 상호작용 메커니즘

구분	내용	행위
적응 (adaptation)	행위자가 자신이 갖는 선호를 더욱 증가시키기 위해 이동의 방향을 직접 수정	복잡행위자들이 주기마다 이동방향을 변경시킴
니치 등장 (emergence of niche)	다른 행위자들이 제공하지 못한 수요가 발생할 때, 다층적 구조 공간 위에 새로운 니치 행위자 등장	특정 조건에서 새로운 복잡행위자 등장
흡수 (absorption)	행위자가 strength가 더 작은 행위자를 흡수하고 속성을 획득	레짐 행위자가 니치 행위자 흡수
니치 클러스터링 (niche clustering)	유사한 속성을 가진 니치 유형의 행위자들이 서로 결합하여 속성을 강화	니치 행위자들이 특정 조건에서 결합
전이 (transformation)	행위자들이 니치와 확장된 니치, 레짐으로 유형을 변화시키는 과정	Strength에 따른 복잡행위자의 유형 변화

출처 : Bergman et al., (2008)

한편, 단순행위자들은 초기 선호에 따라 지정된 위치에서 이동하지 않고 복잡 행위자와 상호작용만 하게 된다. 이때 주기마다 불만족 정도(dissatisfaction level)을 측정하여 자신이 선호할 복잡행위자를 결정한다. 이 선호는 복잡행위자와의 거리와 이전 주기까지 선호했던 복잡행위자에 대한 불만적 정도를 기억하여 현 주기에 반영시켜 누적된 불만적 정도(cumulative dissatisfaction level, CDL)를 계산하여 결정한다. DC는 가장 가까운 복잡행위자간의 거리이며, memory(m)은 이전 주기의 단순행위자의 기억이다. 이를 수식으로 표현하면 아래와 같다.

$$CDL_t = m \cdot CDL_{t-1} + (1-m)DC_t$$

Normalized *CDL*는 복잡행위자 중 니치 행위자가 확률적으로 등장할 단순행위자들 내의 위치를 결정하는데 사용된다. ‘니치 등장’ 확률은 다음과 같다 (b는 birth parameter로, 초기값은 0.01).

$$p_i = b \cdot CDL_i / CDL_{mean}$$

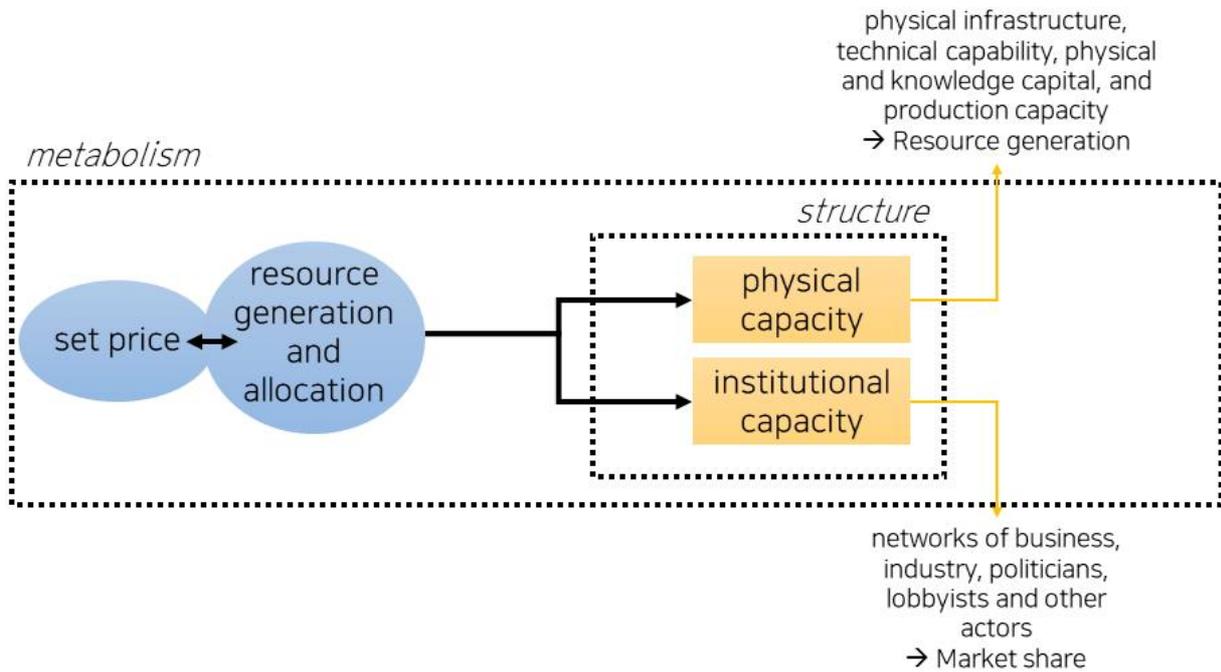
복잡행위자는 단순행위자들의 선호에 따라 자원(resource, R)을 생산·획득한다. 복잡행위자의 내부 메커니즘(metabolism)에서는 [그림 2-4]와 같이 자원의 생산(generation)과 분배(allocation)가 다음과 같은 규칙으로 결정된다. 자원은 가격(price)과 생산물(output)에 비례하여 생산된다. 생산된 자원은 물리적 능력(physical capacity, PC)와 제도적 능력(institutional capacity, IC)로 분배된다. PC는 다시 기술개발을 위한 물리적 인프라(physical infrastructure), 기술적 능력(technical capacity), 유무형 자원(physical and knowledge capital), 생산 자원(production capacity) 등 기술역량 축적 및 인프라 구축에 사용되는 비용이며, IC는 비즈니스 네트워크, 제도 순응 등에 대응하는데 발생하는 비용으로 정의된다. 복잡행위자의 생산물은 $PC+0.5$ 와 단순행위자의 선호도 비율 중 최소값으로 결정된다. 가령, Bergman et al.(2008)과 이준민(2019) 연구에서는 레짐의 경우 $preference = 0.8$, $PC = 100$, $CONST_{preference} = 125$ 로 가정하고 실험을 진행하였

다.

$$R = price \cdot output$$

$$output = \min(PC + 0.5, preference \cdot CONST_{preference})$$

[그림 2-4] 복잡행위자의 자원 생산·분배 메커니즘



출처: 이준민 (2019)

이렇게 결정된 자원 R은 시스템 내에서는 지형에 따라 정책변화, 규제 등 거시 환경의 영향(landscape)이 발생할 경우 변화할 수 있는 값으로 정의했다. 이러한 거시환경의 영향은 단순행위자들의 위치를 이동시키면서 복잡행위자에 대한 strength를 변화시킨다. 또한, 복잡행위자의 자원 생산에도 영향을 미치면서 행위자의 선순환 경향을 변화시키면서 중요한 역할을 한다. 실제로 정부 개입(government intervention), 정책 제안, 규제 등에 따라 시장에 영향을 미치는 경우 행위자들의 생산량과 시장 점유율에 영향을 미칠 수 있다. 하지만 이번 연구의 시뮬레이션의 목적은 니치의 실패가 레짐 전환에 미치는 영향을 살펴보는 것을 목적으로 하기 때문에 이 거시환경의 영향은 배제했다.

$$R = price \cdot output \cdot f(\text{landscape signal}, \text{policy})$$

PC와 IC는 아래와 같은 규칙으로 크기가 결정되며, 가치하락 지수(depreciation, d)에 영향을 받는다. 현 주기의 PC, IC의 크기는 f_{PC} 와 f_{IC} 의 비율에 따라 결정된다. 선행연구에서는 연구자의 시나리오에 따라 f_{PC} 와 f_{IC} 의 비율을 결정했는데, $f_{PC} = f_{IC} = 0.5$ 와 같이 복잡행위자가 모든 자원을 PC, IC에 사용하는 경우부터 $f_{PC} = f_{IC} = 0.33$ 으로 나머지 자원(1/3)이 복잡행위자의 적응(adaptation)에 사용된다고 경우를 대표적으로 설명하였다 (이준민, 2019).

$$PC_t = PC_{t-1}(1-d) + CONST_{PC} \cdot R \cdot f_{PC}$$

$$IC_t = IC_{t-1}(1-d) + CONST_{IC} \cdot R \cdot f_{IC}$$

단순행위자들은 attractiveness function에 따라 어떤 복잡행위자들을 선호할지 결정한다. Attractiveness function은 복잡행위자에 대한 단순행위자의 strength 값과 distance(D) 값에 따라 결정된다. 단순행위자 i 가 복잡행위자 j 에 대한 attractiveness 지수는 다음과 같다. α 초기값은 0.05이며, 1인 경우에는 strength가 중요한 요인이 되며, 0인 경우에는 만족도(satisfaction)가 중요한 고려 요인이 된다.

$$Attractiveness_{i,j} = \alpha \cdot s_j - D_{i,j}^2$$

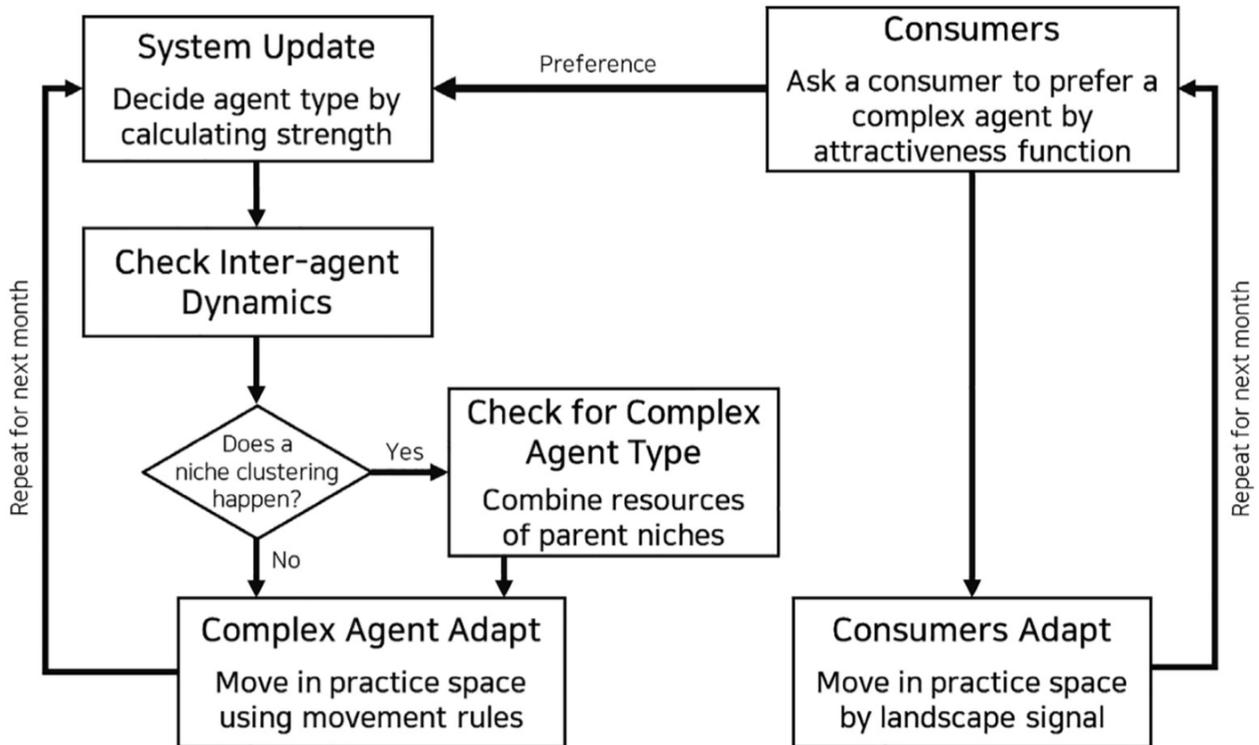
CDL를 결정하는 distance(D)는 attractiveness와 결합하여 다음과 같은 형태로 변형된다 (Eff는 행위자 j 에 대한 영향 지수이며, Imp는 행위자 i 에 대한 중요 지수이다).

$$Attractiveness_{i,j} = \alpha \cdot s_j - CDL_{i,j}^2$$

$$Attractiveness_{i,j} = \alpha \cdot s_j - CDL_{i,j}^2 + Imp_i \cdot Eff_j$$

정리하자면, 사회기술 시스템 내의 복잡행위자와 단순행위자 간의 의사결정 개요는 [그림 2-5]와 같이 정리될 수 있다.

[그림 2-5] 복잡행위자와 단순행위자 간 의사결정 메커니즘



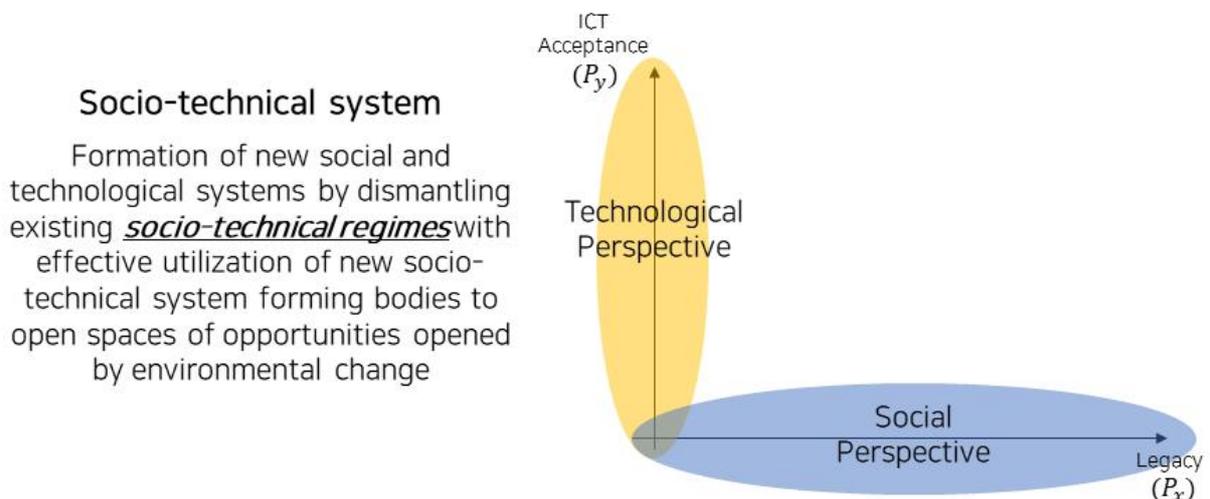
출처: Lee et al. (2020)

2. 행위자기반모형 기반 모델 개발

본 연구에서는 애니로직 (AnyLogic) 프로그램을 이용하여 이차원 구조 공간에 공유모빌리티 시장을 [그림 2-6]과 같이 구현하였다. 한국공유모빌리티 시장을 모티브로 한 이준민 (2019)는 이차원 구조 공간의 P_X 는 시장의 기존 정책 및 규제 속의 레거시에 얼마나 부합하는지를 나타내는 축이며, P_Y 는 시장의 ICT 혁신 수준의 정도로 정의하였다. 본 연구에서는 실제의 행위자들의 상호작용을 예측하는 것이 아닌, 행위자 규칙에 따른 특정 경향을 보는 것을 목적으로 하기

때문에 P_x , P_y 에 따른 단순행위자의 위치는 정규분포를 따라 무작위로 배치했다. 만약, P_x , P_y 에 따른 단순행위자의 위치를 실세계의 데이터에 기반한다 하더라도 이 연구에서 보이고자 하는 니치의 실패에 따른 레짐의 상호작용과 전환에 미치는 영향이라는 결과에 차이는 존재하지 않는다. AnyLogic 프로그램 내에서는 좌표평면 0, 0을 기준으로 P_x 와 P_y 의 범위를 각각 1,000으로 설정하고, 그 위에 정규 분포에 따라 단순행위자들을 산발적으로 배치하였다. 복잡행위자들 초기 위치가 정해지고, <표2-2>의 규칙에 따라 단순행위자들의 선호를 많이 받아 strength를 높이는 방향으로 이동하며 서로 경쟁한다.

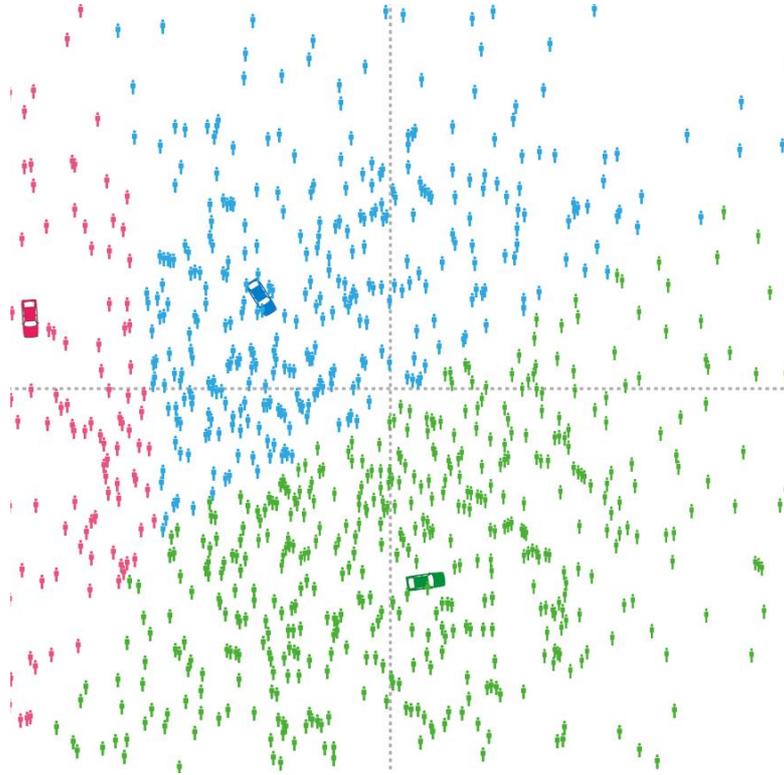
[그림 2-6] 사회·기술시스템 관점에서 이차원 구조 공간 정의



자료: 이준민 (2019) 박사논문 발표자료

AnyLogic을 통해 구현된 실제 그림은 [그림 2-7]과 같다. 여기서 자동차 모양은 복잡행위자로 레짐을 나타내고, 무수한 점은 단순행위자로 소비자를 나타낸다. 각 소비자는 자동차와 같은 색을 갖는데, 이 색은 해당 소비자가 선호하는 레짐을 나타낸다. 앞서 설명하였듯이 복잡행위자인 레짐과 니치는 이동이 가능하고 단순행위자인 소비자는 이동하지 않는다.

[그림 2-7] AnyLogic을이용한 공유모빌리티 시장 구현 시뮬레이션



자료: Lee et al. (2020)

본 실험에서는 니치 실패와 레짐의 공고화를 확인하기 위하여 모빌리티 시장에 레짐 유형과 니치 유형의 2개의 복잡행위자만 존재한다고 설계하였다. 레짐 유형의 복잡행위자는 이차원 구조 공간의 정 중앙 500, 500을 중심으로 ± 200 내의 위치에 정규분포를 확률로 무직위로 등장한다. 니치 유형의 복잡행위자는 구조 공간의 100이내의 모서리에서 출발한다. 이차원 구조 공간 위에 산재되어 있는 단순행위자는 복잡행위자와의 거리에 근거하여 선호를 결정하기 때문에 복잡행위자는 초기위치에 따라 민감하게 유형이 결정된다. 복잡행위자의 metabolism은 생산함수 resource generation과 PC, IC로의 resource allocation으로 구성된다. 단순행위자의 metabolism에는 α 와 m 파라미터 값이 복잡행위자에 대한 선호 함수에 영향을 미친다. 본 시뮬레이션 실험에 활용되는 파라미터들에 대한 정의 및 설명과 초기값은 <표 2-4>와 같다.

〈표 2-4〉 시뮬레이션 파라미터 정의 및 초기값

구분	파라미터	설명	초기값
복잡행위자	Regime_X	레짐의 X축 시작 위치	uniform(400,600)
	Regime_Y	레짐의 Y축 시작 위치	uniform(400,600)
	Niche_X	니치의 X축 시작 위치	uniform(0,100)
	Niche_Y	니치의 Y축 시작 위치	uniform(0,100)
복잡행위자 metabolism	price	Resource generation에 활용되는 모빌리티 서비스 이용 가격	3000
	f_PC	Resource 중 physical capacity 분배 비율	0.33
	f_IC	Resource 중 institutional capacity 분배 비율	0.33
	CONST_PC	PC weight parameter	0.003
	CONST_IC	IC weight parameter	0.003
	CONST_support	Support weight parameter	125
	depreciation	가치하락 지수	0.1
	speed	복잡행위자 속력	0.005
단순행위자	nSupporters	단순행위자 수	100
	Supporters_X	단순행위자 X축 분포	normal(500,250)
	Supporters_Y	단순행위자 Y축 분포	normal(500,250)
단순행위자 metabolism	alpha	기존 strength(Institutional capacity)에 대한 weight	시나리오에 따라 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5
	memory	T-1기의 <i>CDL</i> 에 대한 기억	0.5

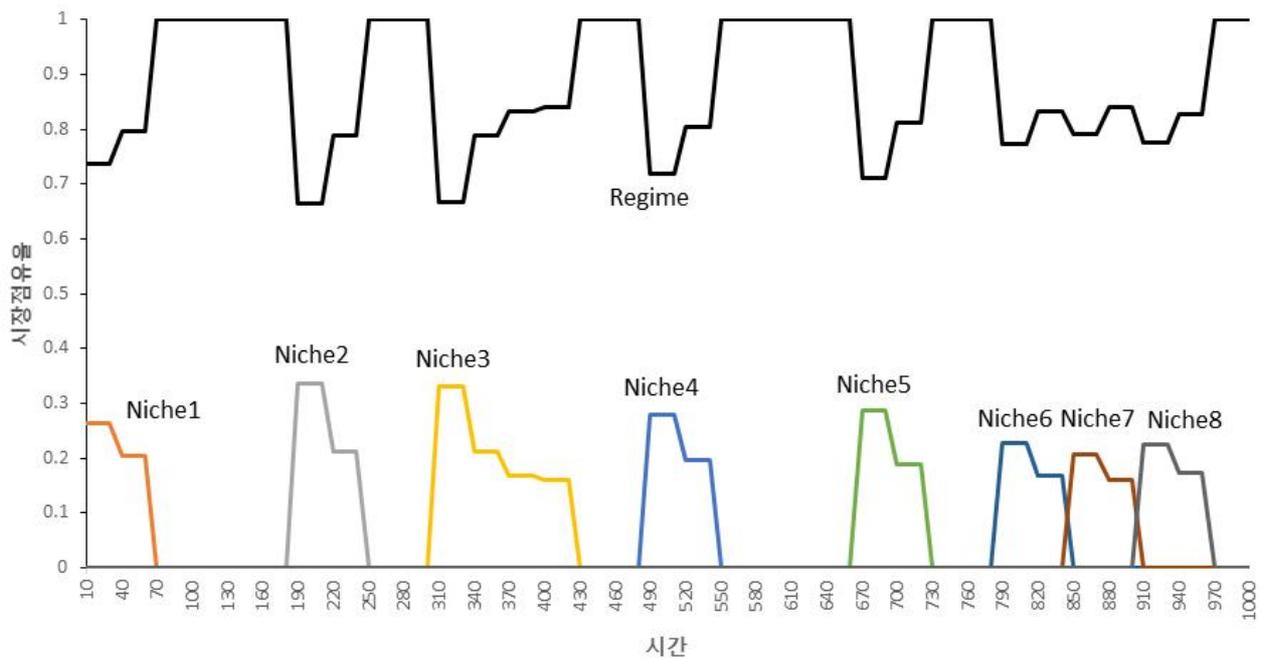
니치실패로 인한 시스템에서 복잡행위자의 등장(emergence of niche)과 소멸(disappearance of niche)에 대한 메커니즘은 다음과 같다. 새롭게 등장할 복잡행위자는 1~4사분면 중 하나 중 다른 복잡행위자가 영향을 미치지 못하는 여러 단순행위자의 가운데에서 50%의 확률로 등장하게 된다. 이때, 이 복잡행위자는 니치와 레짐 중 하나를 결정하게 되는데, 전체 단순행위자 중 새롭게 등장한 복잡행위자가 지지받는 단순행위자의 15% 미만일 때는 니치가 된다. 대부분의 새롭게 등장하는 복잡행위자는 니치가 된다.

제4절 실험결과 및 시사점

우선, 단일실험 시뮬레이션 결과는 [그림 2-8]과 같다. [그림 2-8]은 각 복잡행위자가 지지받는 단순행위자의 비율을 시장점유율로 하여 Y축에 나타냈으며, X축은 시간을 나타낸다. 초기에 등장한 복잡행위자(시간=0)는 단순행위자(소비자)의 지지를 기반으로 레짐과 니치로 나뉘게 되며, 이들은 이동하면서 단순행위자의 선택을 받게 된다.

시간이 지남에 따라 니치는 등장했다가 사라지는 것을 반복하게 되며, 니치의 등장에 따라 레짐의 시장 점유율도 줄어들었다가 늘어남을 반복한다. 이때 니치가 중첩해서 등장하기도 한다(Niche 6, 7, 8).

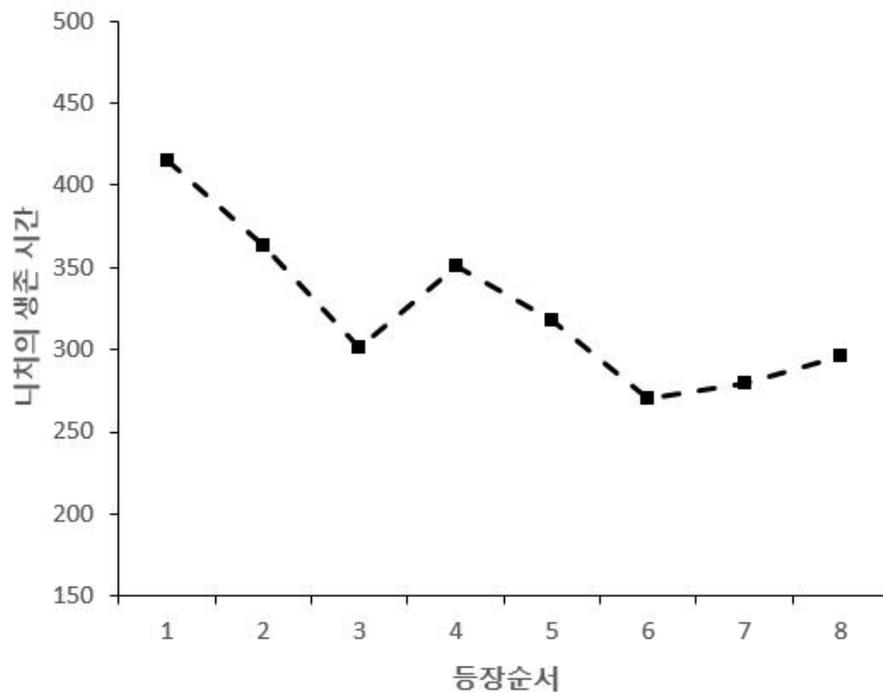
[그림 2-8] 레짐-니치간 시간에 다른 경쟁 결과 ($\alpha = 0.05$)



이 연구는 니치의 실패가 레짐에 미치는 영향을 살펴보기 위한 것으로, 니치가 생존한 시간과 이전기에 등장한 니치에 대한 관계를 살펴볼 필요가 있다. 즉 니치의 등장 순서에 따라 니치의 생존 시간을 살펴볼 필요가 있다. 예를 들어 [그림 3-8]에서 Niche3은 약 140시간 동안 생존해 있었는데, 이 니치가 등장하기까지 이전에 2개의 니치가 등장해 있었다.

[그림 2-9]는 등장순서에 따른 생존시간과의 관계를 나타낸 것으로 500번을 실행해 평균한 값이다. 이때 레짐이 니치로 대체된 경우는 335번이고, 니치가 실패한 경우는 165번이다. 이 그래프는 니치가 실패한 165번에 대해서 평균해 나타낸 것으로, 이전기에 등장한 니치의 개수가 많아질수록 니치의 생존시간이 떨어지는 것을 확인할 수 있다.

[그림 2-9] 등장순서에 따른 니치 생존시간 관계 ($\alpha = 0.05$)



한편, 니치 실패가 기존 시스템에 대한 레짐의 제도적 관성(institutional inertia) 정도에 따라 어떤 경향을 보일지 살펴보고자 한다. 앞서, 니치 실패가 일어나면 제도적 관성이 증대하고, 이 관성이 누적될수록 새로운 니치가 살아남기 어렵다는 것에 대해 예측했다. 시뮬레이션에서는 단순행위자가 복잡행위자에 대해 다음의 식과 같은 *Attractiveness*를 가지고 있는데, α 값은 단순행위자가 attractiveness function에 의해 복잡행위자를 선택할 때, 복잡행위자가 형성한 네트워크에 대한 의존 weight로 해석할 수 있다.

$$Attractiveness_{i,j} = \alpha \cdot s_j - CDL_{i,j}^2 + Imp_i \cdot Eff_j$$

따라서 실험은 α 값 변화에 따라 사회·기술 전환이 실패한 즉, 니치 실패 경향을 살펴보고자 한다. 실험 결과는 최초 니치 유형의 복잡행위자를 제외한 결과만을 살펴본다. 초기 실험 조건에서 니치 유형의 복잡행위자의 초기위치가 단순행위자의 선호에 민감하게 영향을 미치기 때문이다. 실험은 α 값 변화에 따라 동일한 시장에서 새롭게 등장하고 소멸되는 니치의 생존 정도를 시간의 변화에 따라 살펴본다. α 값에 따라 각 실험은 500번 진행되었고, 전환이 실패한 경우를 제외한 나머지 결과의 평균을 구하였다.

α 값에 따라 니치가 레짐으로 변화한 경우와 니치가 실패 레짐으로 변화를 실패한 것을 정리하면 <표 2-5>과 같다. α 값이 커질수록 니치실패가 더 많이 일어나는 것을 확인할 수 있으나, 그 차이가 작아 실제 α 값이 니치실패에 영향을 미치는 것인지는 확인할 수 없다.

<표 2-5> α 값에 따른 전환 및 실패 사례

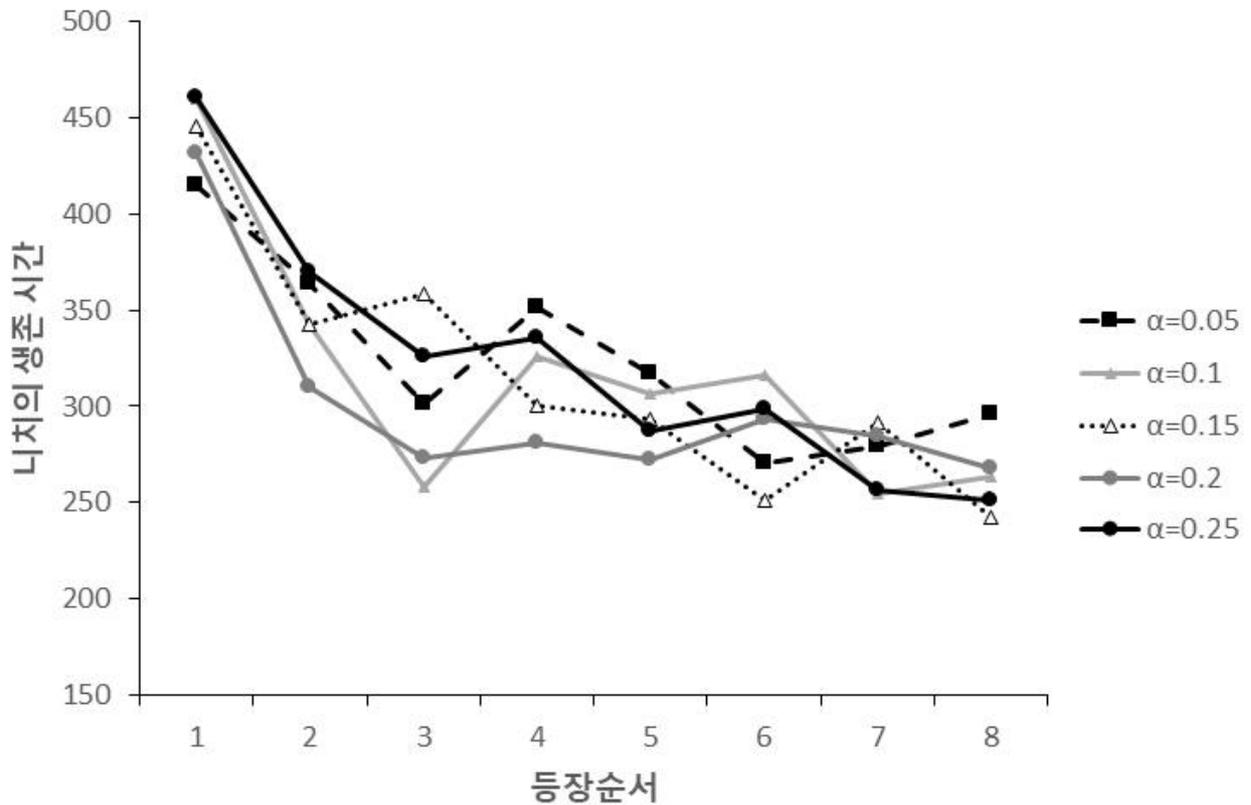
α	사회기술전환 (니치가 레짐으로 변화)	니치실패 (니치가 레짐으로 변화되지 못함)
0.05	335	165
0.1	345	155
0.15	321	179
0.2	334	166
0.25	328	172

한편, α 값이 사회·기술 전환 실패 즉, 니치 실패 후 등장한 복잡행위자의 생존 시간의 평균 결과는 <표 2-6>과 [그림 2-10]과 같다. 아래 그림과 같이 니치 실패 후, 새롭게 등장한 니치 빈도에 따른 니치 생존 시간은 시간이 지남에 따라 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 하지만 α 값에 따른 변화는 확인할 수 없다.

<표 2-6> α 값 및 니치 실패 후 등장 순서에 따른 복잡행위자 생존 시간 결과

α /등장순서	1	2	3	4	5	6	7	8
0.05	414.91	363.64	301.09	351.27	317.45	270.55	279.27	296.36
0.1	459.10	342.19	258.19	325.94	306.97	315.87	254.32	263.23
0.15	445.47	342.91	358.66	300.00	293.30	251.40	291.62	242.68
0.2	431.20	310.12	273.25	280.84	272.17	293.13	284.82	267.83
0.25	460.12	369.77	325.47	335.23	287.09	298.95	256.74	250.81

[그림 2-10] α 값 및 니치 실패 후 등장 순서에 따른 복잡행위자 생존 시간 결과



본 실험 결과를 통해 α 값과 관계없이 니치 유형 복잡행위자의 생존 시간이 점차 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 니치 실패 후 새로운 복잡행위자의 등장 횟수가 많아질수록 생존 시간은 점차 줄어드는 것을 확인할 수 있었다. 새로운 니치가 등장할수록 기존 레짐은 이차원 구조 공간의 정 가운데 방향으로 수렴하는 것을 확인할 수 있었다. 이에 새롭게 등장하는 니치의 경우 기존 소비자들의 선

호를 쉽게 얻기가 어려운 것으로 해석된다. 실험 설계에서는 기존 시장의 네트워크에 대한 institutional inertia 때문에 α 값이 커질수록 새롭게 등장한 니치의 생존 시간이 줄어들 것으로 예상하였으나, 실험 결과 무관한 것으로 나타났다.

제5절 소결

이번 장에서는 사회기술시스템 전환론에서 그간 많이 주목받지 못했던 니치와 레짐간의 상호작용에 관해서 설명했다. 그간 사회기술시스템 전환론은 다층적접근론에 따라 니치의 성숙도와 거시적 환경의 충격에 의해서 사회의 전환, 즉 레짐 변화가 일어난다 설명해왔다(Geels, 2014). 한편, 이 연구에서는 니치가 레짐과의 상호작용을 통해 사회의 전환이 일어남을 설명했다.

먼저, 레짐의 전환을 성공시킨 니치는 레짐과의 상호작용을 세단계로 진행했음을 밝혔다. 니치간 모방을 통해 성장한 니치는 레짐의 일부 참여자들을 포함시키기 위해 일부의 변형을 가하게 된다. 이러한 과정을 통해 레짐의 요구사항에 니치가 일부 변화하는 것이며 기술의 현지화 등이 대표적인 예시이다. 이후에는 레짐의 여러 참여자들을 포함시키기 위해 니치 자체가 변화하는 단계라 할 수 있는데, 대표적으로 니치가 성장하면서 만들어지는 레짐의 기존 참여자들의 반발을 수용하는 형태로 변화하는 것이다.

한편, 레짐의 전환을 성공시키지 못하는 니치도 레짐에 영향을 줄 수 있는데, 그 이유로 첫째, 니치가 생겨나면서 구성된 참여자간 네트워크가 니치가 실패하여도 유지되면서 기존 참여자들을 더욱 공고하게 연결하는 역할을 하기 때문이다. 둘째로는 니치의 실패가 사회적 관성을 만들어 낸다는 것이다. 기존의 연구에서는 니치가 실패하면 배움으로 인해 새로운 니치가 더 나은 환경에 처한다는 측면을 강조했는데(Weber, 2003), 이는 기존 레짐 참여자에게도 적용되기 때문에 레짐 참여자가 새로운 니치의 등장을 저지하는 활동을 니치가 실패했음에도 유지하게 되기 때문에 실패한 니치가 레짐에 영향을 준다. 마지막으로 실패한 니치는 일부 사용자들에게 각인효과를 남기고 새로운 니치의 등장에도 해당 기술이나 서비스의 사용자 수용도를 떨어뜨린다(Smith, 2007). 이러한 효과때문에 레짐의 전환을 성공시키지 못하는 니치는 레짐 전환을 늦추는 요인이 된다. 행위자기반모형의 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 이를 증명하기 위해 Bergman et al.(2008), Köhler et al. (2009), Lee et al.(2020)의 모형을 수정하여 제시했다. 결과적으로 니치의 실패가 반복되면 새로운 니치가 등장하기에 더욱 어려운 환경이 되는 것을 확인했다. 이는 니치의 반복된 실패는 사회기술 전환에 더 어려움

을 실증했다. 시뮬레이션은 니치의 실패가 반복되면 레짐이 소비자가 더 많이 위치한 곳으로 이동하게 되며, 레짐의 새로운 위치로 인해 새로운 니치의 등장에도 살아남기가 어렵게 되는 것이다.

정책적 시사점으로는 그간의 혁신 정책이 재도전을 응원하는 기업생태계를 구축하는 데 초점이 맞춰져 있었다. 실패한 창업자와 기업가를 다시 도전하게 하는 것은 매우 중요한 일이다. 하지만 이 연구에서 보듯이 기업생태계가 실패를 너무 쉽게 용인한다면, 이후 등장하는 혁신이 사회에서 자리잡기 더욱 어려워질 수 있다. 즉, 일단 창업한 스타트업이 실패하지 않도록 하는 정책적 지원이 필요하다. 이는 그간 기술 사업화에 ‘죽음의 계곡’에 빠지지 않도록 여러 정책적 노력이 더욱 강화되는 것이 필요함을 다시 확인한 것이다.

향후 연구로는 실패가 반복되더라도 사회기술 전환이 늦춰지지 않는 방법에 대한 규명이 필요하다. 즉, 실패가 성공의 어머니가 되려면 니치의 실패 이후 새롭게 등장한 니치가 더 오래 생존해야 한다. 예상되는 몇 가지 방법은 여러 니치를 동시에 등장시키는 것으로 이렇게 되면 레짐의 이동 방향이 무작위로 변화할 수 있다.

제3장 디지털 전환의 역기능 - 디지털 카르텔에 대한 재조명

제1절 이론적 배경

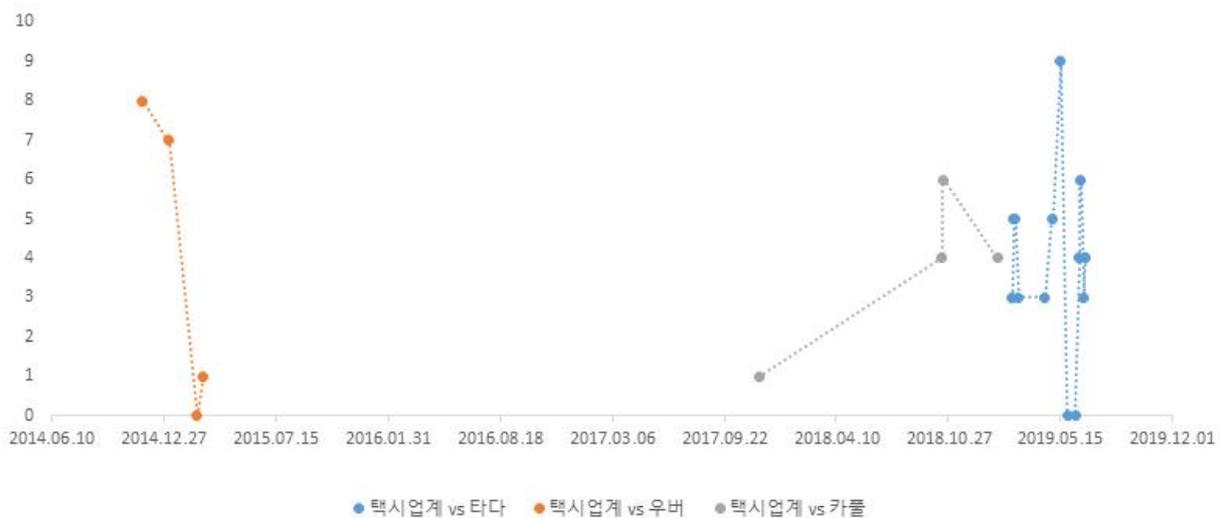
1. 디지털 전환의 역기능

제 4차 산업 혁명의 핵심 동력인 디지털 기술은 전 산업의 지능화를 추동하고 있다. 디지털 전환은 전통 산업의 생산성을 향상시키고 우리 사회를 좀 더 빠르게 서비스 중심의 경제체제로 이행시킬 것이라 예측된다(WEF, 2015). 또한 인간과 AI가 공존하며 교육, 직업, 윤리와 문화 등에서 삶의 방식을 변화시킬 것이라는 예측과 함께, 관련된 주요국의 다양한 정책적 노력도 눈에 띈다(Arbeiten 4.0, Society 5.0). 그러나 우리가 아직 충분히 다루지 못한 디지털 기술 발전의 불편한 진실은 디지털 기술은 굉장히 빨리 변하지만 조직이나 사람들의 능력은 그에 맞게 변하고 있지 못해서 많은 사람들이 더 풍요해진 경제 발전의 열매로부터 소외된다는 것이다(Brynjofsson and McAfee, 2011). 이를테면 자본이 자본을 낳는 자본 심화 현상(현대경제연구원, 2018)과 기술 격차와 임금 격차의 심화(통계청, 2019) 등을 근거로 들 수 있겠다. 한편 과학 기술 발전의 오랜 역사에서 사회적 갈등은 기술 혁신을 더디게 하는 핵심 요인이었다. 기술 혁신은 필연적으로 자동화와 일자리의 변화를 낳았고, 이후 사회적 갈등이 촉발되었으며, 이를 통해 사회 계층이 재결집하고 중심점이 역동적으로 이동하면서 사회가 점진적으로 기술 진보를 받아들이는 과정이 되풀이됐다. 아무리 갈등 상황이 극적으로 치닫게 되더라도 기술 진보와 사회 발전은 결국에는 불가역적으로 일정한 방향성을 갖고 이루어졌다.

급격한 변화가 일상이 된 현대의 환경 속에서 기술 진보와 사회 발전의 속도는 경쟁력의 중요한 부분을 차지한다. 그에 따라 디지털 전환이 본격화되는 시기에 적절한 갈등 관리의 필요성이 재조명되고 있다. 특히 우리 사회가 신기술을 통해 혁신하려는 주체들을 보다 유연하게 받아들이고 이들이 전통적인 시장 참여자들과 공생하며 공정한 경쟁을 통해 함께 진화하기 위해서는 시대의 변화를 수용하는 적절한 갈등 관리와 공정경쟁 정책이 필요하다.

위와 같은 문제 의식 속에서 2019년에 다뤘던 신규 혁신 주체와 전통적인 시장 참여자 간의 갈등은 대부분 의료, 금융, 운송 및 물류, 유통, 농수축산업 등 규제 산업이나 정부가 보조하고 보호하는 산업에서 주로 발생했다. 이들 사례에서 공통적으로 발견되는 특징은 신·구 주체 간 디지털 역량과 규제의 비대칭성이 존재한다는 것이다. 신규 주체는 월등한 디지털 역량을 갖추고, 규제가 미비하거나 존재하지 않는 틈새를 공략하며 기술적, 사업적 혁신을 추진하는 반면, 전통적인 참여자들은 디지털 역량이 상대적으로 일천하고, 기존 산업의 규제를 모두 적용받고 있어 상대적으로 혁신의 가능성이 낮다. 이러한 상황에서 신규 진입자의 성과는 높아지고 전통 참여자의 노동 여건과 수익 등이 악화될수록, 이들 간의 갈등은 점차 심화되는 과정을 겪는다. 이러한 기술력과 규제의 비대칭성 속에서, 산업별 갈등의 양상이 변화해 가는 과정을 관찰하고 적절히 관리하기 위해서는 정성·정량적 분석이 동시에 필요했다. 2019년 연구에서는 디지털 전환으로 인한 갈등을 정량적으로 분석하기 위해 텍스트 마이닝 방법론을 적용하여 갈등 빈도·강도 지수를 추출하고, 가장 높은 강도의 모빌리티 분야 사례 분석을 통해 시사점을 도출했다.

[그림 3-1] 택시업계와 신생 모빌리티 플랫폼 간의 갈등 강도 지수 변화



먼저, 기존의 공공행정 분야 연구의 흐름에서 살펴본 것과 달리 갈등의 양상은

선형적이 아니라 비선형적으로 진화 및 발전하기 때문에, 갈등의 완전한 해소는 달성하기 어려운 목표임을 보였다. 따라서, 사회적 갈등을 바라보는 관점을 바꾸어, 갈등을 적절한 수준으로 ‘관리’해야 할 필요가 있음을 역설했다. 다음으로, 갈등은 사회가 진화하는 과정에 필연적으로 발생하는 현상이지만 갈등이 심화됨으로써 기술, 사회 혁신과 신산업의 성장이 지체되기도 하기에, 지속적이고 효과적인 혁신을 위해서는 시스템화된 산업별 갈등 관리제도의 도입이 필요하다. 사회적 자본 축적, 제도와 정책 개선 등 기술외적 요인들의 관리 또한 기술 혁신의 안정적 추동을 위해 매우 중요한 역할을 한다. 더구나, 다양한 산업이 서로 융합되고 경계가 희미해지는 디지털 전환 시대에는 범부처 협업을 통한 제도 개선이 필요한 경우가 대다수다. 규제 개혁은 하나의 부처나 법령에 대한 정비가 아니라 여러 부처와 법령을 동시에 종합적으로 정비하는 방식의 새로운 접근이 요구된다. 따라서 산업별 갈등 관리 시스템과 더불어 대통령 직속 디지털 전환 총괄 조직을 대통령 비서실 아래 신설하여 디지털 전환 갈등을 포함한 디지털 전환의 제반 사항을 총괄토록 하자는 새로운 거버넌스 구조를 제안하였다. 나아가, 규제 개선의 수용도를 높이기 위한 대국민 소통 방식으로서 이해 관계자 그룹과 전문가 그룹, 집단 지성이 동시에 상호작용하는 속의 과정을 도입하여 소통 체계를 개선하는 것이 필요함을 주장한 바 있다.

2020년에는 이러한 디지털 전환의 경제적 역기능으로 꼽히는 신·구 사업자의 갈등 심화 현상에 이어, 디지털 카르텔 이슈를 다룬다. 동적 가격 알고리즘의 사용으로 비롯되는 가격 경쟁의 법·경제학적 의미 변화를 추적하면서, 디지털 카르텔에 대한 우려를 재조명하고 가격 설정 알고리즘의 비결정성과 이질성, 독점적 수요 정보의 활용과 같은 몇 가지 전제조건에 변화를 주는 방식으로 기존 모사실험을 재구성해 분석해 본다. 분석 결과는 묵시적 합의, 동조적 행위, 의식적 병행행위 등 구분이 애매하고 법적인 판단이 달라지는 다양한 상황을 포괄적으로 규제하는 것에 대해 경계할 필요가 있음을 시사한다. 알고리즘의 부정적인 측면만을 부각하여 규제하려고 하기 보다는 시장에서 알고리즘이 효율적 경제를 조성하는데 일정 부분 기여한다는 긍정적 측면을 적극 활용할 필요도 있다. 곧 경쟁법의 입법 취지를 고려했을 때 디지털 기술 혁신의 유인을 저해하지 않는 것도 중요함을 환기하고자 한다.

2. 디지털 카르텔에 대한 논의 배경과 필요성

2020년 코로나 대유행 이후, 2조 달러 규모 세계 전자 상거래 시장이 전년 대비 40% 이상 팽창했다(KOTRA, 2020). 이제는 전 세계 인구의 36%가 매주 온라인 쇼핑을 한다(Digital Commerce 360, 2020). 한국의 경우 전자 상거래 시장 규모는 소매 유통 분야에서 세계 1위 수준이다. 이 전자 상거래 시장이 맞닥뜨리고 있는 주요한 변화는 소비 품목이 방역제품, 생활필수품, 신선식품에 이르기까지 다양화되고 고령층의 온라인 쇼핑이 증가하고 있다는 것이다. 시장조사기관 칸타르의 설문조사에 따르면 2020년 4월 65세 이상 소비자의 온라인 식료품 지출액은 전년 동기 대비 94%이상 증가했다. 바야흐로 언택트(Contactless) 거래의 전성시대다. 사람들은 온·오프라인의 융합 및 옴니 채널의 일반화 뿐 아니라, 인공지능 등 혁신 정보기술의 도입이 확산되는 것을 이미 체감하고 있다. 그 중에서도, 기업의 고유한 수익 모델의 구성요소이자 경쟁우위의 원천이라 할 수 있는 가격 정책에 인공지능과 같은 디지털 기술이 널리 활용되기 시작했다. 시장 데이터 뿐 아니라 기업이 보유한 과거의 자료를 바탕으로 동적으로 자사의 이익을 최대화할 수 있도록 가격을 최적화하는 동적 가격 설정 알고리즘(Dynamic Pricing Algorithm)이 발전하고 있는 것이다. 이는 항공권, 호텔 숙박, 가전제품, 의류, 책, 각종 서비스 구독·이용권 등 광범위한 상품과 서비스의 판매에 이미 적용되고 있다(강송희, 2018). 대표적인 사례로는 아마존에서 제공하는 ‘앨고 셀러 (Algo Seller)’가 있다. 이 서비스는 시시각각 변화하는 소비자의 구매 행동을 분석하여 탄력적이고 효율적인 상품 가격을 판매자에게 제공한다.

그런데, 이렇게 디지털 기술이 상거래 시장의 가격 전략에 적용되는 과정에서 디지털 카르텔(Digital Cartel) 형성이 가능하다는 이슈가 제기됐다. 디지털 카르텔, 묵시적 알고리즘 공조 또는 담합(Algorithmic Tacit Collusion, ATC)이라 불리는 개념은 넓게는, 현행법상 합법적인 행위인 의식적 병행행위²⁾에 동적 가격 설

2) ‘의식적 병행행위’(conscious parallelism)란 사업자들 사이에 명시적 또는 묵시적 의사의 연락, 혹은 소통은 없지만 병행적으로 행해지는 경쟁사업자의 사업 활동에 대하여 상호 인식하고 있는 경우를 말한다. 현재까지 한국, 미국, 유럽에서는 의식적 병행행위 자체로서 합의를 인정할 수는 없고, 병행적으로 이루어지는 경쟁행위에 관한 의사의 연락 기타의 합의의 존재를 나타내는 정황증거, 이른바 ‘추가적 요소’(plus factors)가 존재하는 경우에 한하여

정 알고리즘을 적용했을 때, 실제로는 담합과 유사한 결과가 나타난다는 이론적 주장을 포함한다. 2015년 미국 법무부는 아마존 오픈 마켓에서 경쟁 기업들과 합의 후 알고리즘을 이용하여 포스터의 가격을 고정한 Topkins 담합 사건을 고발했다. 2016년 3월 미국 뉴욕연방지방법원은 차량공유서비스 우버(Uber)의 가격 알고리즘이 담합을 조장했다는 혐의로 1심에서 우버의 책임을 인정하는 판결을 내리기도 했다. 우버와 직접적인 고용 관계가 아닌 운전기사들이 경쟁을 통하여 요금을 산정하지 않고, 우버의 가격설정 알고리즘을 동일하게 이용하여 요금을 산정하는 것은 가격 담합을 한 것과 마찬가지로 판단이었다(LG경제연구원, 2017). 한편, 리투아니아에서는 여행 예약을 대행하는 온라인 여행 예약 플랫폼 업체 Eturas가 예약 시스템의 최대 할인율을 3%로 일괄적으로 조정하였는데, 2016년 5월 리투아니아 최고 행정 법원은 이를 암묵적 동조 행위³⁾에 기초한 담합이라 인정하고 과징금을 부과했다(LG경제연구원, 2017). OECD는 2017년 원탁 회의(Algorithms and Collusion)⁴⁾에서 알고리즘 담합을 “자동화 시스템을 통해 촉진되거나 이행되는 기업들 간 모든 형태의 반 경쟁 합의⁵⁾ 또는 조정”을 일컫는 것이라 정의했다. 알고리즘을 이용하여 담합하거나, 알고리즘을 통해 동조적 행위를 하거나 의식적 병행행위를 하는 것을 모두 포함한다고 해석할 수 있는 것이다.

이 이슈가 컴퓨터 과학 뿐 아니라 경제학, 법학 등 다양한 분야에서 주목받는 이유는 알고리즘이 ‘반경쟁적인 공동 행위’의 경제학적 의미와 법학적 의미를 변화시키고 있기 때문이다. 베르트랑 경쟁 상황이라는 경제학의 한 고전적인 이론에 따르면 시장에 동질의 제품을 제공하는 기업이 둘 이상 있으며, 기업들은 실시간적으로 가격 경쟁을 하고, 고객은 가격이 낮은 제품을 구매하며, 기업 간

합의의 존재가 인정될 수 있다.

- 3) 동조적 행위란 “합의가 정식으로 체결되는 단계에 이르지 않고 경제적 독립성의 요구에 반하여 의도적으로 경쟁의 위험을 사실상 협력으로 대체하는 형태의 행위조정”(a form of coordination between undertakings which, without having reached the stage where an agreement properly so called has been concluded, knowingly substitutes practical cooperation between them for the risks of competition contrary to the requirement of economic independence)으로서 합의에 의하지 않는 카르텔형식에 해당하며, 독일 경쟁제한방지법 제1조 및 유럽공동체조약 제81조는 이를 카르텔의 행위형식 중 하나로 명시하고 있다.
- 4) 2017년 6월 OECD는 디지털 경제에서 알고리즘이 제기하는 경쟁에 대한 의미 변화 및 몇 가지 과제에 대해 다루는 "알고리즘과 담합(Algorithm and Collusion)"에 대한 원탁회의를 개최했다. 이 원탁회의에서는 반독점 기관이 합의 및 암묵적 공모라는 전통적인 반독점 개념을 다시 생각해볼 필요가 있는지 여부와 알고리즘 작성자 및 사용자에게 반독점 책임이 부과될 수 있는지 여부에 대한 질문을 다루었다.
- 5) 담합이 성립하는 데에는 ‘합의’가 중요한데, 합의는 명시적, 묵시적 합의를 모두 포함하며, 동조적 행위와 의식적 병행행위는 이와 구별된다.

협력이 없다고 가정했을 때, 두 기업이 제품에 매긴 가격은 한계비용 수준에 도달하게 된다. 하지만 디지털 카르텔의 담합적 결과 하에서는 기업들이 책정한 가격 수준이 기존 이론의 균형가격 이상으로 높아지는 결과를 보일 것이라는 주장이 있다. 이와 같은 시나리오는 소비자의 후생을 침해할 소지가 있을 뿐 아니라, 생산량 감소 또는 공정한 경쟁을 해칠 우려가 있다는 것이다. 특히 OECD 원탁회의(2017)에서 우려했던 것은 과점시장에서의 전통적인 문제라 생각되어 왔던 담합과 시장지배력 남용의 소지가 과점이 아닌 일반적인 경쟁 시장 상황에서까지 확대될 수 있다는 가능성이었다.

2018년 한국에서는 공정거래위원회가 독점규제 및 공정거래에 관한 법률 전부 개정안을 마련하는 과정에서 알고리즘 담합을 규율하기 위해 새 법조항으로 지목된 ‘동조적 행위’에 대한 규제를 논의하였으나 결론적으로는 포함하지 않았다. ‘동조적 행위’란 쉽게 해석하자면 기업 상호 간에 명시적인 담합의 합의가 없더라도 선도 기업이 가격을 올리고 다른 기업이 이를 따라 하는 경우 결과적으로 담합과 같은 효과를 내는 것으로 보는 것이다. 그동안 국내 일부 학자들도 동조적 행위를 규제할 경우 알고리즘 담합을 동조적 행위의 일종으로 보고 규제할 수 있다는 견해를 밝혀 왔다. 하지만 선진국에서도 논의가 이루어진 지 얼마 되지 않은 상황이고, 앞장서서 ‘동조적 행위’를 규제할 경우 ‘합의’와 ‘동조적 행위’의 개념 구분이 모호하고 논란을 불러일으킬 수 있어서 넣지 않기로 했다는 것이다(서울경제, 2018). 그러나, 2020년 8월에는 알고리즘 담합을 규제하기 위해 고영인 더불어민주당 의원이 중심이 되어 독점규제 및 공정거래에 관한 법률 개정안을 대표 발의했는데, 이 개정안은 사업자 간 합의 뿐 아니라 동조적 행위도 부당한 공동행위로 보도록 하고, 사업자 간 정보교환 행위를 부당한 공동행위의 유형에 포함시키는 내용을 담고 있다.

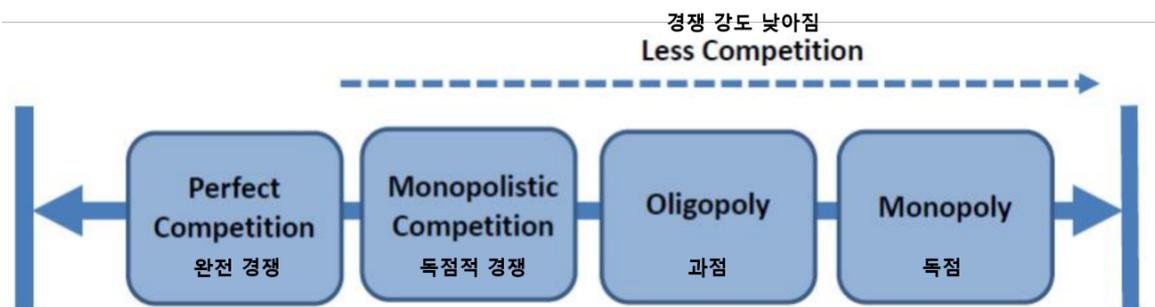
이 장의 목적은 이와 같이 2015년 이후 제기되어 온 디지털 카르텔, 혹은 묵시적 알고리즘 담합에 대비해야 한다는 일부 경제학자들의 주장과 기존 연구들의 논의의 한계를 살펴보고, 그 한계를 실험으로 실증한 후, 실질적으로 경쟁법적 법리에서 집중 논의되어야 하는 핵심 이슈와 대응방향을 도출하는 것이다.

제2절 기존 논의의 한계와 실험연구의 이해

1. 기존 경제학적 논의의 한계와 연구의 차별성

우리가 일반적으로 알고 있는 시장 구조의 유형은 크게는 네 가지로 구분할 수 있다. 많은 수의 기업들이 완전 경쟁을 하는 시장, 차별화된 제품을 가지고 독점적 경쟁을 하는 시장, 소수의 기업들이 과점하고 있는 시장, 그리고 하나의 기업이 공급에 있어서 독점적 지위를 갖고 있는 시장이 그것이다. 현실 세계에서 가장 빈번하게 나타나는 형태는 그 중에서도 소수의 기업이 과점하는 형태의 시장이다. 소비자의 입장에서는 많은 수의 기업들이 경쟁하면서 가격이 낮아지고 선택권이 넓어지는 완전 경쟁에 가까운 시장이 가장 이상적이라 할 수 있다. 한편, 기업의 입장에서는 한계수입과 한계비용이 일치하는 생산량을 선택하여 이윤을 최대화하려 한다. 기업은 태생적으로 공급 독점을 추구할 유인을 갖는다. 독점 시장에서는 공급곡선이 존재하지 않고 가격과 생산량 사이에 1:1 대응 관계가 성립하지 않는다. 그래서 독점 시장에서는 생산자의 잉여가 증가하고, 생산량이 줄며 가격이 높아지는 특징이 있다. 따라서 대다수의 국가에서는 경쟁법, 혹은 독점규제법을 통해 독점 기업의 지대 추구에 따른 사회적 비용을 낮추고, 시장 가격을 제한하는 등 독점 기업의 이윤을 줄이고 시장지배력 혹은 시장에서의 지위 남용을 적절히 규제하여 혁신에 대한 유인을 유지하면서도 공정한 시장 환경을 조성하려 노력하고 있다.

[그림 3-2] 시장 구조의 스펙트럼



카르텔, 담합, 또는 부당한 공동행위는 둘 이상의 사업자가 합의를 통하여 시장에서의 경

쟁을 제거함으로써 시장경제를 저해하는 대표적인 경쟁제한행위이다. 카르텔은 기업결합과 달리 직접적으로 경쟁을 제한하거나 소비자이익을 저해할 것을 목적으로 하기 때문에, 경쟁 제한을 목적 또는 내용으로 하는 ‘합의’ 만으로 금지되며, 법적으로는 불법행위의 판단에 합의 이외에 별도의 실행행위가 필요하지 않다.

한편, 경제학에서 명시적 담합과 암묵적 담합의 구분은, 연락이 발생하였는지의 유무에 따라 이루어진다. 여기에서 연락이란 유·무형의 무언가를 양방향으로 교환하거나 일방향으로 전달하는 것을 포함하는 넓은 의미이다. 그러한 연락의 발생 시점은 가격 설정 등의 공동 행위를 기준으로 행위의 시작 전과 그 후로 나눌 수 있다(Green et al., 2014; 산업연구원, 2018). 담합의 시작 전에 이루어지는 연락은 초과이윤의 분배, 공동 행위의 조정, 공동행위의 강제와 같은 문제(Stigler, 1964; Green et al., 2014)를 어떻게 해결할 것인지에 대한 인식의 공유로 이어지며, 담합의 개시와 연관이 깊다. 담합의 개시 후에 이루어지는 연락은 담합 메커니즘에 대한 실제적 이행을 주목적으로 한다. 대부분의 경제학이론 문헌에서 지칭하는 암묵적 담합은 이행 단계에서 연락을 필요로 하지 않는 담합을 일컫는다(Green and Porter, 1984; Ivaldi et al., 2003).

그간 경제학자들의 논의에서 담합의 장기적인 이익과 성립에 영향을 주는 요인은 ①시장 구조, ②수요, ③공급 측면으로 나누어 볼 수 있었다. 그 요인에 대한 연구는 아래 표에서 정리한다.

<표 3-1> 담합의 장기적 이익과 성립에 영향을 주는 요인에 대한 기존 연구의 요약

구분	변수	담합 가능성	관련연구
시장 구조	경쟁 기업의 수	많을수록 높음(+)	
	기업간 시장 점유율 차이	높을수록 낮음(-)	
	진입 장벽	높을수록 높음(+)	Grout and Sonderegger (2005)
	기업간 상호작용 빈도	많을수록 높음(+)	
	시장 투명성	높을수록 높음(+)	Stigler(1964) Green and Porter(1984) Abreu et al.(1986)

수요	수요의 증가 속도	빠를수록 높음(+)	
	수요의 변동 폭	클수록 낮음(-)	Rotemberg and Saloner(1986) Bagwell and Staiger(1997)
	수요 변동 예측가능성	높을수록 낮음(-)	Haltiwanger and Harrington(1991)
공급	혁신 활동의 정도	높을수록 낮음(-)	
	생산비용의 차이	클수록 낮음(-)	Bain(1948) Mason et al.(1992) Athey et al.(2004)
	생산가능규모 차이	클수록 낮음(-)	Davidson and Deneckere(1984, 1990) Lambson(1995) Compte et al.(2002)
	수직적 차별화	높을수록 낮음(-)	
	수평적 차별화	상반되는 결과	Raith(1996)
	복수시장경쟁	치열할수록 높음(+)	Bernheim and Whinston(1990) Evans and Kessides(1994) Parker and Røller(1997)

자료: 산업연구원(2018); OECD(2017)

그러나 논의의 배경에서 언급한 거시적인 기술 환경 변화(Landscape Change)에 따라 최근에는 시장구조, 수요, 공급과 더불어 기술적 패러다임의 차원에서 ④가격 최적화 알고리즘이 추가로 고려되고 있다. 연락의 도구로 사용될 뿐이던 디지털 기술이 가격 결정에 직접적으로 폭넓게 적용되면서 디지털 카르텔의 가능성이 제기되고 있는 것이다. 그간 학계에서 논의가 시작되면서 해결해야 할 난제로 꼽혔던 문제들은 다음과 같다.

1) 현재 반독점 정책이 합의에 의한 담합(Conscious Parallelism)에 대해 규정하고 있다면, 가격 최적화 알고리즘이 기업들이 유사 담합(Tacit Collusion)을 할 수 있는 능력을 더 고도화한다고 할 때, 현재의 정책을 그대로 유지해야 하는가?

2) 합의(Agreement)에 대한 법적 개념이 현대의 컴퓨터 알고리즘에 대해서는

시대착오적인가? 현재의 경쟁법이 알고리즘 담합을 방지하기에 충분한가?

3) 기관들이 이러한 동적 가격 기반의 알고리즘 담합을 식별할 수 있는 방법은 무엇인가?

4) 가격 최적화 알고리즘의 산업 내 활용과 관련된 위험을 감소시키기 위한 고려 사항이나 장치는 무엇이 있는가?

5) 가격 최적화 알고리즘과 관련하여 기업이 윤리나 합법성을 준수하기 위해 해야 할 일은 무엇인가?

6) 기업은 알고리즘 유사 담합이 일어나지 않도록 프로그램을 할 의무(Affirmative Duty)가 있는가?

Salcedo(2015)는 알고리즘 담합이 불가피함을 시뮬레이션 환경에서 증명했는데, 알고리즘을 통해서 가격 결정을 하는 시장에서 알고리즘의 수정보다 수요 충격이 자주 일어날 때, 장기적으로 기업들은 독점 가격 설정을 통한 담합을 하게 되며, 독점 이윤을 획득한다. 이때 알고리즘의 학습 능력은 디코딩, 수정 및 가까운 미래에 유지됨을 인지할 수 있음을 포함한다. 이후 Calvano et al.(2018)과 Klein(2018) 등은 반복적인 죄수의 딜레마 게임 기반 Q-learning 알고리즘을 사용해 가격 설정에 있어 빈번한 협조적 행위가 일어날 수 있음을 보였다. 산업연구원(2018)은 알고리즘의 이질성(Q-learning과 Tit-for-tat)을 고려하더라도 협조적 행위가 일어날 수 있다는 것을 보이기도 했다. 한편, 알고리즘 간 연락(Communication)이 없다면 협조적 행위, 혹은 묵시적 담합(Algorithmic Tacit Collusion)이 어렵다는 주장도 있다(Ezrachi and Strucke 2020).

이러한 묵시적 알고리즘 담합이 일어나기 위한 기본 조건은 ①알고리즘이 모니터링 할 수 있는 동질적인 제품을 대상으로 하는, 소비자가 구매력을 행사하기 어려운 집중화된 시장에서 ② 진입장벽이 높고 시장 투명성이 높으며 안정적인 수요가 있을 때, ③ 할인 등 가격에 편차가 탐지되는 경우 신뢰 가능한 억제 메커니즘이 신속하게 적용되어 경쟁사의 할인을 매칭하거나 할인의 인센티브를 제거하고, ④ 빈번하고 정기적이며 소규모의 거래가 일어나는 경우 ⑤ 또한 가격 조정에는 외부자가 관여할 수 없는 상황일 것을 제시하고 있다(AI Deng,

2018).

이와 같은 기존 연구를 종합해 보면 이론적으로는 동적 가격 설정 알고리즘이 명시적 소통 없이도 담합을 발생시킬 수 있다는 것이며, 실제로 그러한 상황이 일어날 수 있을지에 대해서는 서로 다른 주장들이 분분하다. 인공지능이 가격 정책을 스스로 학습하여 최적 가격 전략을 결정하는 과정과, 그 전략이 담합과 유사한 결과를 형성한다는 것은 별도의 과정과 가능성이다. 이 두 가지를 구분하는 조건을 찾을 수 있다면 정부의 역할도 명확해 질 수 있다.

또한, 그간의 연구는 정보의 분할(Information Partition) 혹은 독점 정보의 영향은 직접적으로 고려하지 못했다. 이 연구는 최초 2개의 전자상거래 플랫폼 기업의 동질적 재화에 대한 실시간 가격 경쟁 상황에서 경쟁기업 특성과 같은 투명한 시장 정보 뿐 아니라 소비 패턴 데이터 특성 등 독점 정보가 고려될 때 알고리즘 담합이 최적 가격 전략과 일치하는 조건에 대해서 탐색해 본다. 연구의 세부적인 목표는 두 가지인데, 이질적인 동적 가격 모델의 가격 수렴 혹은 발산 과정을 독점적인 정보를 고려하여 모사실험하게 된다. 반복적 동적 가격 경쟁에 따른 각 기업의 최적 가격의 변화를 추적하여, 기계학습 에이전트의 최적 가격이 연락이나 유사담합을 하도록 명시적으로 프로그래밍하지 않는 경우에도 묵시적 공모, 혹은 담합(Tacit Collusion)의 결과에 이르는가를 살펴본다. 또한, 가격 추적 과정에서 시장 점유율의 변화를 함께 추적하여, 더 높은 가격으로 수렴해 가는 협조행위가 실제 공정경쟁을 해치는 상황을 발생시키는지 관찰해 본다.

2. 알고리즘 담합의 가능성을 탐구한 실험적 연구에 대한 이해

OECD의 2017년 “Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age” 연구 발표를 전후하여 묵시적 알고리즘 공모에 관해 다양한 실험적 연구가 진행되었다. 이들은 상호 구별되는 개별적 특징도 있지만 큰 틀에서 보아 다음과 같은 공통점이 있다.

- 1) 머신러닝을 활용하여 동적으로 가격을 결정한다.
- 2) 머신러닝에 사용되는 알고리즘은 강화학습의 한 부류인 Q-Learning을 사용한다. 학습에 사용되는 Q-함수는 Bellman equation을 변형하여 사용한다.

3) 실제 실험은 반복적 죄수 딜레마(Iterative Prisoner's Dilemma, IPD) 방법을 사용하여, 경쟁과 협동의 이익과 불이익을 평가하여 하나 혹은 모든 죄수의 이익을 극대화하는 전략을 경쟁 혹은 반경쟁의 관점에서 접근하고 있다.

4) 모든 연구는 Q-Learning vs. Q-Learning, 혹은 Q-Learning vs. Tit-for-Tat(TfT)을 실험 대상으로 하였다. Tit-for-Tat은 이른바 “따라하기” 전략으로 이전 학습기간에 상대방(Q-Learning)의 선택을 참조하여 그보다 조금 낮은 가격을 제시하는 방법으로 승률과 그에 따른 이익을 취하려는 전략이다.

5) 모든 연구는 Q-Learning의 계산 지향적 특징을 완화하기 위해 가격제시 변동폭을 미리 정해두고 (예: 기준 예정가가 1일 때 그 가격의 1/12 단위로 가격을 올리거나 내릴 수 있다) 그 가운데 어느 하나만 제시할 수 있는 이산적 가격 제시로 제한한다.

6) 실험의 초기단계에서는 공모나 경쟁의 징후가 드러나지 않으나 반복 회수가 상당히 커지면 어느 정도 안정적인 상태에 이르게 된다.

다음은 실험 기반 묵시적 알고리즘 담합(Algorithmic Tacit Collusion, ATC)에 관한 주요 선행연구를 요약한 것이다.

<표 3-2> 그간 진행된 기존 묵시적 알고리즘 담합에 관한 실험적 연구 요약

연구자	가격 유형	보수 (이익)	비대칭 전략	IPD	Q-Learning 하이퍼파라미터			주요 결과
					α	γ	ϵ	
Emilio Calvano 외	Logit	가격x수요	수요, 비용	동시	0.15	0.95	0.3	항상 ATC 발생
신위뢰 외	Logit (PH/PL)	0.25, 0.5, 1, 1.25	Q vs. TfT	동시	0.15	0.995	0.04	항상 ATC 발생
Timo Klein	Logit ([0, 1/k, ..., 1])	가격x수요 (선형)	Q vs. TfT	순차	0.5	0.95	지수 감소	항상 ATC 발생

이산적 가격에 대한 가정은 가격제시 경합에 참여하는 기업들이 미리 정의된 유한 개수의 가격 가운데 어느 하나만을 제시할 수 있음을 의미한다. 이산적 가격들은 등거리로 떨어져 있으며 그 거리는 $1/k$ 로 결정된다. 그러므로 k 가 주어진 경우 제시 가능한 가격들은 $0, 1/k,$

2/k, ..., k/k(=1)과 같이 k+1개의 가격이 된다.

선형 수요에 대한 가정은 $Q = a - bP$ 와 같이 가격 P에 따라 수요 Q가 선형으로 결정되는 것이다. 경합에서 이긴 기업이 가져가는 이익은 제시한 가격에 수요를 곱한 것으로 계산할 수 있다. 기존 연구들에서는 a와 b가 각각 1인 선형 수요를 가정하고 있다. 아래는 구체적으로 k가 3과 6인 경우에 대한 수요 행렬을 각각 보인 것이다.

<표 3-3> k=3을 위한 선형 수요 행렬

[[0.	0.	0.	0.]
[0.	0.33333333	0.66666667	0.66666667]	
[0.	0.	0.16666667	0.33333333]	
[0.	0.	0.	0.]	

<표 3-4> k=6을 위한 선형 수요 행렬

[[0.	0.	0.	0.	0.	0.	0.]
[0.	0.41666667	0.83333333	0.83333333	0.83333333	0.83333333	0.83333333]
[0.	0.	0.33333333	0.66666667	0.66666667	0.66666667	0.66666667]
[0.	0.	0.	0.25	0.5	0.5	0.5]
[0.	0.	0.	0.	0.16666667	0.33333333	0.33333333]
[0.	0.	0.	0.	0.	0.08333333	0.16666667]
[0.	0.	0.	0.	0.	0.	0.]

수요 행렬은 다음과 같이 해석된다. 첫 번째 행은 가격을 0으로 제시한 경우로 이 가격을 제시한 기업이 경합에서 이기더라도 이익이 사실상 0이므로 모든 값을 0으로 제시하였다. 그 다음 행부터는 $1/k \sim k/k$ 의 가격을 제시한 기업이 경합 기업보다 낮은 가격을 제시한 경우 (즉 행 번호가 열 번호보다 작은 경우) 전체 수요를 차지할 수 있음을 의미하며, 낮은 가격을 제시할수록 승률이 높을 것이므로 더 많은 수요 1 - 행 번호/k의 값을 갖도록 설정한다. 대각선에 있는 원소들은 두 기업이 같은 가격을 제시한 경우로 수요(및 이익)를 반분하여 가지도록 설정하였다. 그러므로 전체적으로 수요 행렬은 예시한 것과 같이 형태상 우삼각 행렬이 된다.

제3절 실험의 설계

1. 실험 설계의 가정 및 제약 조건

실험의 가정 및 제약 조건은 다음과 같다. 시장은 규모가 큰 2개의 전자상거래 플랫폼 기업에 의해 과점된 상황이고, 소비자는 실제 소비자와 잠재 소비자로 나뉘며 소비자 총 수는 일정하다. 재화는 동적 가격 설정이 가능한 품질이 동일한 재화를 가정한다.

선발 기업은 단위 기간의 수익(유통마진, 평균 7-8%)을 최대화하기 위해 가격을 동적으로 조정하며, 사용자 상태와 구매이력 등 독점적 정보에 따른 가격 차별화를 구현한다.

타 기업은 그룹별 차별화된 가격에 접근은 가능하지만 소비자 데이터가 공유되지 않기 때문에 정확한 정보를 알 수 없으며, 따라서 타 기업은 선발 기업의 해당 재화에 대한 해당 기간의 공개된 평균적 가격을 해당 재화의 가격이라 가정한다.

후발 기업은 선발 기업의 해당 기간 평균 가격을 참조하여, 이윤 극대화 조건에 따라 다음 기간의 가격을 반응적으로 설정한다.

각 전자 상거래 플랫폼은 일반적인 검색, 비교, 결제 등의 기능을 제공하며, 사용하는 동적 가격 모델과 재화의 차별성을 제외하고는 기능상 동일하다고 가정한다.

소비자 특성과 구분에 따라 지불의사금액이 다르며, 해당 지불의사금액은 예를 들어 소비자의 경제력과 자발적 소비 클럽 가입 여부에 따라 소비자의 가치분소득의 특정 비율로 지정한다. 소비자는 해당 지불의사금액보다 낮고, 더 낮은 가격의 재화를 구매한다. 같은 품질의 재화에 대해서 소비자는 더 낮은 가격으로 구매하고, 동일한 가격이면 무작위로 구매한다.

초기 데이터는 온라인(캐글)에서 공유된 소매유통 데이터를 활용하여 가상으로 생성하며, 시간이 지남에 따라 각 기업이 소비자를 추가로 모집하고 독점적인 소비자 데이터가 축적된다. 소비자는 두 기업의 플랫폼을 모두 이용하거나, 한

기업의 플랫폼만 선호하여 이용할 수 있다.

추적된 소비자 데이터에서 가격 특성(가격 수준, 기간별 가격 등), 판매 정보 특성(기간별 판매량 등), 소비 패턴 특성(소비자 수, 소비 주기, 소비자 세부 그룹 등)이 추출되고, 경쟁자 가격 등의 시장 정보 특성이 추출되어 이를 기반으로 다시 동적 가격 모델을 적용한다. 여기서 기업들은 유사담합 형태가 되는 가격 전략을 배제하지는 않는다는 전제가 있다. 경쟁사의 가격이 동적으로 조정되는 주기에 따라 달라질 테지만, 경쟁사의 가격 전략이 유효한 기간 내에 해당 가격에 대한 정보를 마이닝하고 학습하여 최적 대응 전략을 도출한다고 가정한다. 이러한 모사실험 과정을 통해, 정보 격차가 있음에도, 유사담합이 최적 가격 전략으로 설정되는 조건을 식별해 본다.

두 개의 기업 에이전트는 다음과 같은 가격 전략을 사용하며, 이들 간 직접적인 연락(Communication)은 없다고 가정한다.

(1) Q-agents : 각 상태(state)에서 가장 최적의 행동을 학습한다.

- 결정론적 알고리즘과 비결정론적 알고리즘을 사용하는 경우
- 매 기에 약간의 시차를 두고 경쟁사의 가격 정보가 스크래핑 된다.

(2) S-agents : 사전 정의된 다음의 가격 전략을 수행한다.

- Tit-for-tat, Random Tit-for-tat, Group Pricing

Group Pricing 전략은 구매 이력과 사용자의 상태에 따라 가중치 기반 점수를 매겨 할인율을 달리 적용하는 전략이다.

2. 기존 연구의 재현 및 경제조건, 한계의 탐색

순차적 가격제시에 대한 실험은 아래와 같이 반복적 죄수 딜레마 모의실험에 Q-Learning을 결합한 형태의 알고리즘을 사용하였다.

수요와 학습 매개변수를 설정한다.

처음 두 period(회)에 대한 가격 $\{p_1^t, p_2^t\}$ 를 임의로 설정한다.

t(회수) = 3, i = 1, j = 2로 각각 초기화한다.

매 회마다 다음을 수행한다.

[1]에 따라 $Q(p_i^{t-2}, p_j^{t-2})$ 를 조정한다.

[2]에 따라 p_i^t 를 조정한다.

$p_j^t = p_j^{t-1}$ 로 조정한다.

t=t+1로 i, j = j, i로 각각 설정한다.

t가 T이면 (지정된 회수까지 수행하였으면) 종료한다.

알고리즘에서 [1]을 위한 부분은 이른바 Bellman 방정식으로 실현된다.

<표 3-5> [1]의 메커니즘 : Bellman 방정식

$$Q^i(p^i, s) \leftarrow (1 - \alpha) \cdot \text{old_estimate} + \alpha \cdot \text{observed_estimate}$$

여기에서

$$\text{old_estimate} = Q^i(p^i, s)$$

$$\text{observed_estimate} = \pi(p^i, s) + \gamma \cdot \pi(p^i, s') + \gamma^2 \cdot \max_p Q^i(p, s')$$

direct
next period
highest possible
profit
profit
Q-value in s'

한편 알고리즘의 [2] 부분은 새로운 가능성 탐사(exploration)과 기존 학습 내용 활용(exploitation)의 비율을 설정하기 위한 것으로, 비결정론적인 요소를 고려해 다음과 같이 정의된다.

<표 3-6> [2]의 메커니즘 : 비결정론적인 요소 고려

$$p_i^t = \sim U\{P\} \quad \varepsilon_t \text{의 확률로 탐사 선택}$$

$$\text{argmax}_p Q^i(p, s_t) \quad 1 - \varepsilon_t \text{의 확률로 활용 선택}$$

여기에서 $U\{P\}$ 는 액션 집합 P 상에서 정의된 이산적 일량분포

이 알고리즘에서 α , γ , ε 는 각각 학습 속도, 디스카운트 인자, 탐사 인자로 불리는 하이퍼파라미터이다.

실험은 k값이 2, 3, 6, 12, 24인 경우에 대하여 $100 \times (k+1)^2$ 번의 회수를 가진 run을 1000번 실험하였으며, 매 run마다 최종 100 회의 가격을 수집하여 분석하였다.

3. 알고리즘과 수요 정보 비대칭성을 활용한 실험

본 연구에서는 기존 연구들이 가정한 환경과는 다른 실험환경에서도 여전히 알고리즘 답합이 가능한지 확인해볼 것이다. 구체적으로 두 참여기업이 비대칭적 알고리즘을 사용하거나, 정보의 비대칭성이 있을 때에도 기존 연구들과 일치하는 결과가 도출되는지 검증할 것이다. 또한 여러 전략 가운데 어떤 전략을 구사하면 Q-Learning을 일관성 있게 물리칠 수 있는지 대표적 후보군도 제시할 것이다.

연구의 효율성을 기하기 위해 이탈리아 볼로냐 대학의 Emilio Calvano 팀의 연구와 네덜란드 암스테르담 대학의 Timo Klein 팀으로부터 기존 연구에서의 자료를 제공받았다. 본 연구는 이러한 자료를 기반으로 기존 실험의 특징을 분석하였고, 특히 Timo Klein 팀의 순차적 가격제시 (Sequential Pricing) 알고리즘을 재현하여 여러 새로운 전략의 효율성을 상대적으로 검증하였다.

Timo Klein의 연구는 $[0,1]$ 구간 내 $k+1$ 개의 이산적 가격과 선형 수요 상황 하에서 두 기업이 동질적인 Q-Learning을 사용하는 경우와 한 기업은 Q-Learning을, 이와 결합하는 다른 기업은 Tit-for-Tat 전략을 사용하는 경우로 가정하여 시험한 결과를 분석한 것이다.

기존 연구들에서 시도한 전략들에 더하여 본 연구에서는 기업1과 경쟁하는 기업2가 다음과 같은 다양한 변형 전략을 구사하도록 실험을 설계하였다. 설명의 편의를 위하여 Q-Learning에 따라 가격을 제시하는 기업을 Q-Agent, 별도의 전략을 사용하여 제시하는 기업을 S-Agent로 부르기로 한다. (앞에서 설명한 TFT도 S-Agent의 사례이다.) S-Agent가 구사하는 전략들은 기본적으로 기업2가 기업1에 협력하기보다 승률 혹은 이익 측면에서 기업1을 물리치려는 목적을 가진 것으로 가정한 상황에서 기업1의 학습능력이 기업2의 전략을 따라잡거나 능가할 수 있는지의 여부를 파악하기 위해 설계되었다. 본 실험에서 기업1은 항상 Q-Agent인 반면 기업2는 Q-Agent이거나 S-Agent일 수 있다.

실험 조건의 일관성을 위하여 본 연구에서는 Timo Klein의 연구에 맞추어 k 값을 기준으로 하는 이산적 가격 유형과 순차적 IPD 알고리즘을 사용하며, Q-Agent를 위한 하이퍼파라미터는 학습 속도 $\alpha = 0.5$, 디스카운트 인자 $\gamma = 0.95$, 탐사 인자 $\varepsilon =$ 지수적으로 감소를 기본 값으로 설정하였다. (민감도 분석을 위해 다양한 α 값에 대한 실험도 별도로 진행하였다.)

가. 비대칭 알고리즘을 고려한 실험 설계

먼저 아래 1)~3)은 기존 연구들과 마찬가지로 선형 수요를 가정하되 기업2가 TfT의 변형, 혹은 전혀 다른 전략을 구사하는 경우를 위한 실험을 설계한 것이다. 구체적인 전략은 다음과 같다.

1) Strict TfT

TfT 전략의 변형이다. 제시할 수 있는 가격에 상한을 두지 않고 기업 2가 이전 회에서 기업 1이 제시한 가격에서 0보다 큰 $1/k$ 낮은 가격을 제시하는 전략이다.

2) Random TfT

TfT 전략의 또 하나의 변형이다. 제시할 수 있는 가격에 상한을 두지 않음은 물론 기업 2가 이전 회에서 기업1이 제시한 가격에서 $[1, k)$ 구간의 임의의 난수를 k 로 나눈 값만큼 낮은 가격을 제시하는 전략이다. 이는 이익을 적게 보더라도 승률을 높이기 위한 전략이다.

3) Random

기업2가 매 회마다 미리 설정된 여러 가격들 가운데 임의의 가격을 제시하는 전략이다. Q-Learning이 임의적 동작을 보이는 경쟁기업을 물리치는 학습 능력이 있는지 확인하기 위한 것이다.

다음 표는 TfT를 포함한 1)~4)번까지의 S-Agent의 설계를 Action 관점에서 요약한 것이다. p_1 은 경쟁기업의 제시 가격을, p_2 는 S-Agent의 가격 전략을 의미하며, t 와 $t-1$ 은 현재 경합과 이전 회의 경합을 각각 의미한다.

<표 3-7> S-Agent의 가격 전략 설계를 Action 관점에서 요약

S agent	Action p_2^t
TfT	if $p_1^{t-1} \geq 0.5$ then 0.5 else $p_1^{t-1} - 1/k$
StrictTfT	$\max(p_1^{t-1} - 1/k, 1/k)$
RandomTfT	$\max(p_1^{t-1} - \text{random}(1, k-1)/k, 1/k)$
Random	$[0, 1/k, 2/k, \dots, 1]$ 에서 임의 선택

나. 보유정보의 비대칭성을 활용한 실험 설계

선형 수요와는 다른 수요에 기반하거나, 기업 2가 수요에 대한 정보를 가지고 있어서 이를 활용할 수 있는 경우의 전략도 실험해 보았다. 이를 위해 선형 수요와는 별도로 일량 분포(uniform distribution)에 따르는 비선형 수요 행렬도 임의로 생성하고, 유의미한 수요가 보장되는 경합에서의 승률을 높이기 위하여 더 적극적 전략을 구사하도록 하였다.

다음은 Uniform 수요행렬의 구체적 사례들을 보인 것이다. 실제 시험에서는 일량분포의 난수들을 생성하여 사용하였으므로 구체적인 수요 값은 일정하지 않다.

<표 3-8> k=3을 위한 Uniform 수요 행렬의 예

	[0.	0.	0.	0.]
	[0.	0.93398262	0.3427187	0.07446921]	
	[0.	0.	0.43514624	0.92430583]	
	[0.	0.	0.	0.13719475]	

<표 3-9> k=6을 위한 Uniform 수요 행렬의 예

	[0.	0.	0.	0.	0.	0.	0.]
	[0.	0.62412994	0.9743551	0.02654315	0.18594754	0.5783295	0.35252894]	
	[0.	0.	0.78987412	0.26186727	0.00924025	0.1168646	0.95945261]	
	[0.	0.	0.	0.32351913	0.08781672	0.27509842	0.46303445]	
	[0.	0.	0.	0.	0.89384259	0.77918033	0.18949997]	
	[0.	0.	0.	0.	0.	0.75060054	0.34550596]	
	[0.	0.	0.	0.	0.	0.	0.72828183]	

1) Uniform 수요 (Uniform)

기업2가 기업1은 사용할 수 없는 비선형 수요 정보를 독점적으로 가지고 있어서 수요 행렬의 0이 아닌 항목들에 대해 Q-Learning과 RandomTfT 가운데 더 효과적인 전략을 동적으로 선택하는 S-Agent로 정의된다.

2) Uniform 전략을 사용하되 경합에서 이긴 경우 다음 회에 $1/k$ 을 더한 가격을 제시하여 승률에서 다소 손해를 보더라도 이윤을 극대화하는 전략 (Uniform2)

이미 이긴 경우에 이전 가격을 고수하여 이윤을 유지하기보다, 다소 가격을 높여 더 높은 이윤을 얻고자 하는 전략이다. 이는 현실 시장에서 상당한 장악력을 확보하고 있는 기업들이 점진적으로 가격을 높이는 다소 자신감 넘치는 가격 정책을 펼치는 것에서 착안한 것이다.

제4절 실험 결과

1. 기존 연구의 재현과 한계, 경제조건에 대한 실험

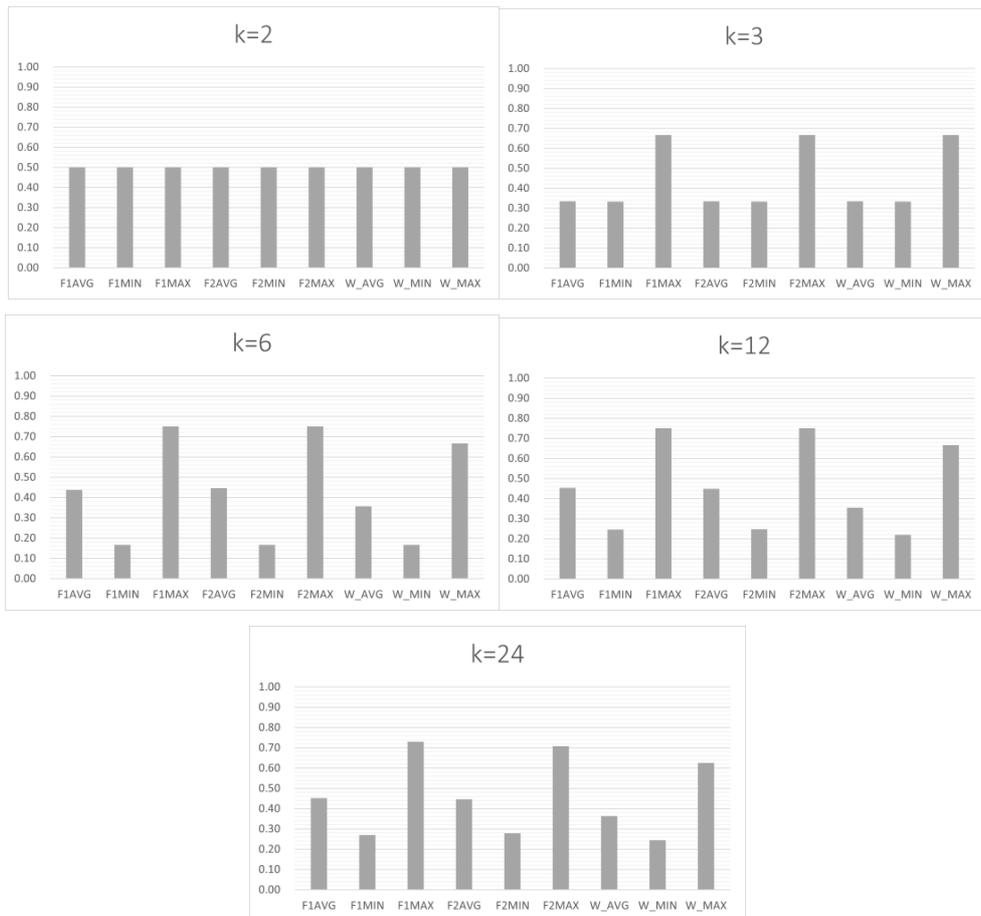
다음 표는 기업1과 기업2가 모두 동일한 하이퍼파라미터(학습 속도 $\alpha = 0.5$, 디스카운트 인자 $\gamma = 0.95$, 탐사 인자 $\varepsilon =$ 지수적으로 감소)를 사용하는 Q-Learning에 따라 가격을 제시하는 경우의 결과를 보인 것이다. 여기서 Ratio = Firm2/Firm1, Ratio' = Firm2/Firm1 (Draw를 공평하게 Firm1과 Firm2로 분배한 경우), Ratio2 = Firm2/Firm1을 각각 의미한다.

〈표 3-10〉 동일 하이퍼파라미터 하에서 Q-learning vs. Q-learning의 결과

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio'	Firm1	Firm2	Ratio2
3	0	0	100000	1	1	2.20	2.20	1
6	25000	25000	50000	1	1	2.07	2.07	1
12	44000	44000	12000	1	1	2.04	2.04	1
24	48250	48250	3500	1	1	2.10	2.10	1

결과에서 보면 k가 커감에 따라 (즉 제시할 수 있는 가격이 다양해짐에 따라) 무승부가 빠른 속도로 감소하는 것을 확인할 수 있다. 그러나 어떤 k값에 대해서도 승률과 이익은 거의 1:1의 결과를 보이고 있다.

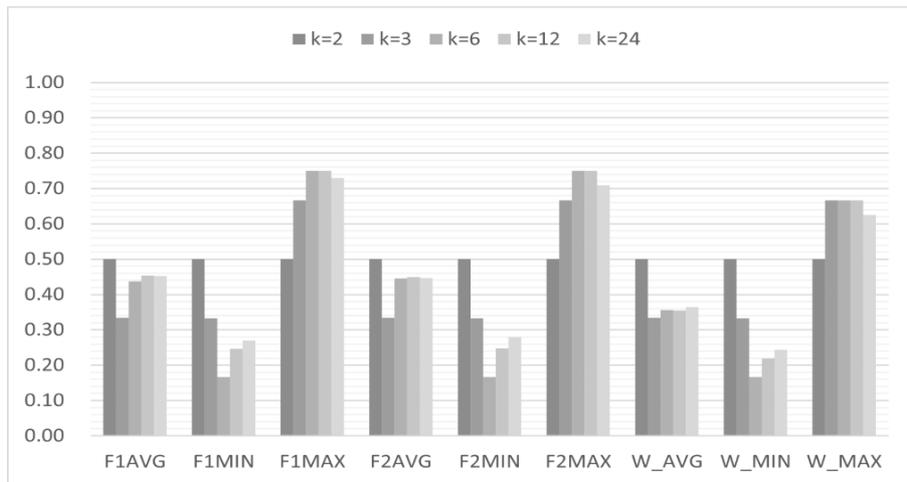
다음은 시험과정에서 수집된 모든 가격 정보에 대하여 기업1과 기업2, 경합 승자의 평균 가격, 최저가격, 최대가격을 각각 보인 것이다.



[그림 3-3] Q-learning vs. Q-learning의 가격 분포도

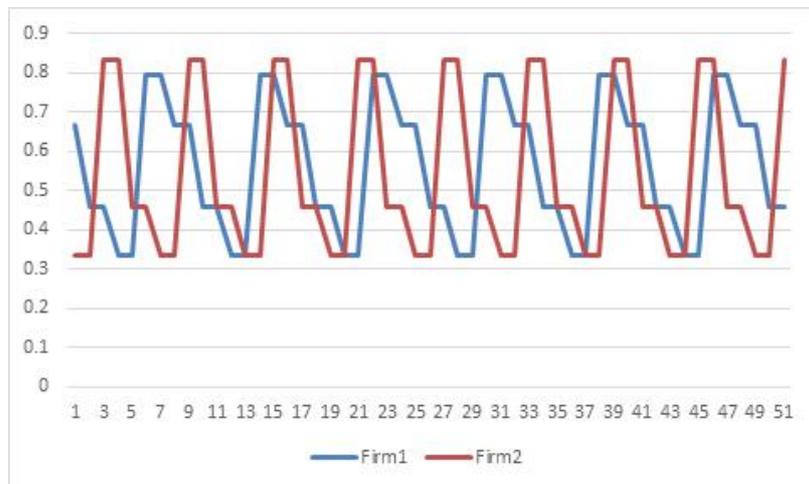
k가 2인 경우 최종적으로 모든 기업이 동일한 가격인 0.5를 지속적으로 제시하여 항상 무승부에 이르고 있다. k가 커갈수록 무승부보다는 승부가 확연하게 나뉘며, 승자와 패자가 제시하는 가격의 차이도 점차 줄어든다.

다음은 모든 k 값에 대한 가격을 비교한 것이다.



[그림 3-4] 모든k 값에 대한 Q-learning vs. Q-learning의 가격 분포도

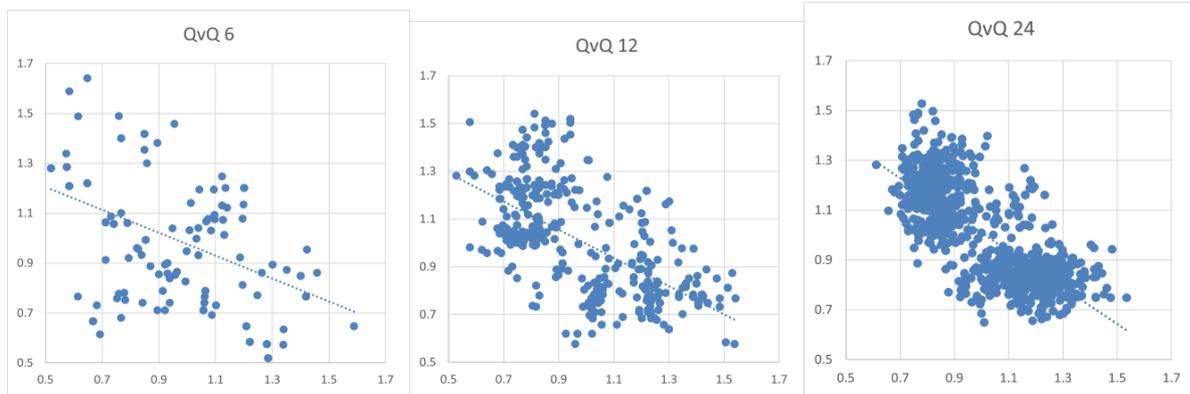
다음 그래프는 Q-Learning을 채택한 기업 간의 경합에서 특정 기(Run)의 최종 50 회의 가격 변동 추이를 보인 것이다.



[그림 3-5] Q-learning vs. Q-learning 가격 제시 추이

그래프에서 보면 기업1과 기업2가 이익을 추구하기 위해 가격을 상승시켰다가 경합에서의 승리를 위해 가격을 낮추는 패턴이 반복적으로 발견되며, 각각 경합 기업보다 낮은 곳에 위치하는 (즉, 더 낮은 가격을 제시하여 승리하는) 빈도수가 거의 비슷한 패턴을 보이고 있다. 그 결과 두 기업의 승률이나 이익이 평균적으로 동일한 값에 수렴하는 현상을 보인다.

다음 그래프는 시험과정에서 수집된 모든 이익 정보에 대하여 기업1의 평균 이익을 1로 하여 x축으로 표현할 때, 기업2의 상대적 이익을 y축에 보인 것이다. (k 값이 작은 경우에는 대부분의 값이 동일하여 비교가 무의미하므로 그래프를 생략하였다.)



[그림 3-6] Q-learning vs. Q-learning 이익 분포 추이

k 값이 클수록 더 많은 서로 다른 샘플이 형성되어 그래프에서 두 기업의 경합 패턴을 더 쉽게 파악할 수 있다. 그래프는 우하향으로 기운 형태를 띠고 있는데, 이는 기업1의 이익이 커질수록 기업2의 이익이 적어지는 것을 의미하며, 그 반대의 경우도 동일하게 해석할 수 있다. 매 회 실험마다 산출되는 결과는 그래프에서처럼 편차가 있으나 이들을 모두 취합하여 평균을 구하면 동일한 k값에 대하여 두 기업이 거의 동일하게 나누어 가지는 것을 확인할 수 있다. 기존 연구들이 알고리즘 암묵적 공모라고 부르는 것은 이 현상을 일컫는 것이다.

기업1은 Q-Learning을 사용하고 기업2는 Tit-for-Tat 전략을 사용하는 경우의 시험 결과는 다음과 같다. 여기서 Tit-for-Tat 전략은 이전 회에 기업1이 제시한 가격보다 $1/k$ 만큼 적은 금액을 제시하는 것으로, 기업1이 이전 회에 0.5보다 큰 가격을 제시한 경우 기업2는 최대 0.5를 제시하는 것으로 설계한 것이다. 다음은 이러한 조건 하에 시험한 결과를 보인 것이다.

<표 3-11> Q-learning vs. Tit-for-tat 결과

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio	Firm1	Firm2	Ratio2
3	0	0	100000	1	1	2.20	2.20	1
6	0	0	100000	1	1	2.50	2.50	1
12	0	0	100000	1	1	2.50	2.50	1
24	0	0	100000	1	1	2.23	2.23	1

결과에서 보면 모든 k에 대하여 기업1이 Q-Learning을 사용하여 어느 정도 학습하고 나면 기업2의 전략을 학습하여 항상 동일한 가격을 제시하게 되어 결국은 모든 회에 걸쳐 무승부에 이르게 되며, 이익도 동일하게 배분하는 것을 알 수 있다.

이상을 종합하면, 알고리즘 암묵적 공조에 대한 기존의 연구들은 강화학습을 사용하는 어떤 기업과, 모든 면에서 동일한 알고리즘을 채택하거나 그 기업의 이전 행위를 모방하는 다른 기업 사이의 경합을 한정된 개수의 가격 유형에서만 선택하게 하고 선형 수요를 가정한 환경에서 충분히 오랜 기간 학습 기회를 주면 궁극적으로 두 기업이 이익을 반분하는 상황에 이르게 되는 것을 확인한 것이다.

기존 대다수의 실험적 연구들은 알고리즘에 의한 암묵적 공조가 가능하며, 이를 이론적으로 입증할 수는 없지만 적절한 가정과 함께 실험 환경에서 확인할 수 있다고 주장한다. 그러나 이러한 주장에는 다음과 같은 근본적인 문제가 있다.

1) 모든 실험은 참여 기업들이 동일하거나 대칭적인 알고리즘을 사용하는 것으로 제한하였다. 즉 모든 참여자가 Q-Learning을 사용하거나 이를 모사한 Tit-for-Tat을 사용하는 것으로 가정한 것이다. 실제로는 Q-Learning을 사용하더라도 서로 다른 하이퍼-매개변수 값을 사용할 수도 있으며, Tit-for-Tat이라 하더라도 다양한 변형이 가능하다. 심지어 Q-Learning도 Tit-for-Tat도 아닌 다른 전략을 사용할 수도 있는데 이에 대한 고려가 없다.

2) 임의의 가격을 제시하는 방법 대신 가격 변동 폭을 이산적 집합으로 정의해두고, 이 집합에 속한 가격만 제시할 수 있는 것으로 한정하고 있다. 이는 이론적인 제한은 아니고 매우 오랜 기간 실행해야 의미 있는 결과를 얻을 수 있는 Q-Learning 실험환경의 현실적인 한계에서 기인한 것이다. 본 연구에서는 가격 변동 폭을 제어하는 매개변수를 편의상 k라고 부르기로 한다. 예를 들어 예정가가 1이라고 할 때 k=2이면 참여기업은 0, 0.5, 1 가운데,

k=3이면 0, 0.33, 0.67, 1.0 가운데 어느 하나의 가격만 제시할 수 있는 것으로 제한한다. k가 작은 값일수록 빠른 속도로 학습하지만 현실과는 동떨어진 환경에서의 실험이 되는 반면, k가 증가할수록 실행시간이 지수함수적으로 증가한다. (실제로 본 연구에서 기존 실험을 모사하여 실험한 결과 k=24인 경우 Q-Learning과 혼합되는 다른 하나의 전략을 실험하는 것만 해도 10여 시간 가까이 소요되었다. 이는 매우 미세한 가격 조정으로 수주 여부가 판가름 나는 실제 환경에서의 가격 제시 패턴과는 매우 다른 실험 환경이다.

3) 충분히 오래 진행되는 에피소드여야 어느 정도 의미 있는 경쟁 혹은 협동의 패턴이 발견된다. 최소 수백~수천회의 가격 제시가 있어야 하는데, k가 클수록 더 정밀한 결과를 얻을 수 있지만 학습에 훨씬 오랜 시간과 스텝이 소요되었다.

기존 연구들이 내린 결론은 이 모든 비현실적 조건 하에서 실험한 결과 “알고리즘에 의한 암묵적 공모가 가능하다”고 말할 수 있는 사례가 관측되었다는 것이다. 그러나 이는 “일반적인 상황에서 알고리즘에 의한 암묵적 공모가 발생한다”는 주장과는 거리가 먼 것이다.

2. 비대칭적 알고리즘의 경합을 고려한 실험 결과

실험 결과 전략 1~3은 가격제시에 임의성이 추가되어 승률이나 이익 면에서 Q-Learning이나 TFT와 많은 차이를 보였다. 다음은 Q-Agent와 StrictTFT S-Agent간의 경합 결과를 보인 것이다.

〈표 3-12〉 Q-learning vs. Strict Tit-for-Tat 결과

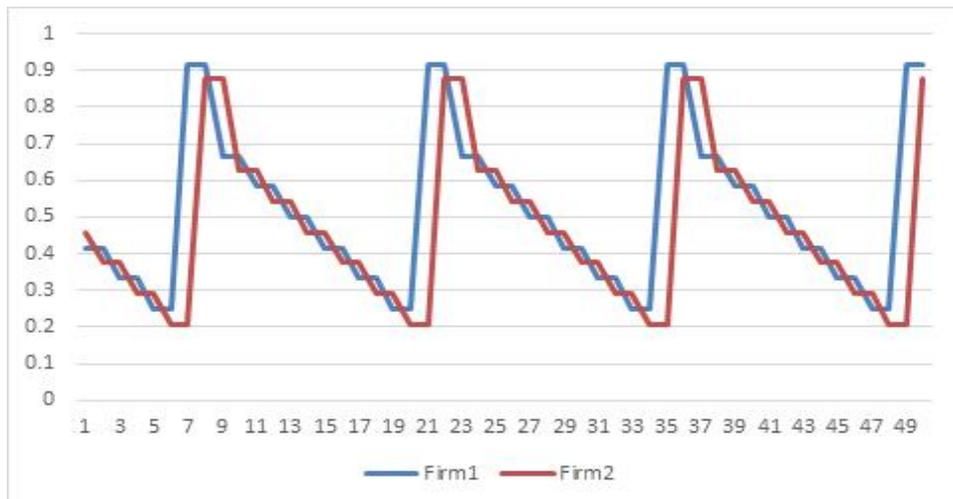
k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio	Firm1	Firm2	Ratio2
3	25000	75000	0	3	3	1.10	1.10	1
6	33343	66657	0	2	2	1.52	2.25	1.48
12	37590	62410	0	1.66	1.66	1.78	2.51	1.41
24	42850	57150	0	1.33	1.33	2.01	2.38	1.19

결과에서 보면 k 값이 작은 경우 기업2의 승률이 크게 높으나 k 값이 커질수록 Q-Agent인 기업1이 승률을 점차 따라잡는 것을 확인할 수 있다. 계산용량과 기억장소 사용의 폭증

으로 k 가 24보다 더 큰 경우에 대한 실험을 진행할 수 없었으나 관측된 추세에서 볼 때 충분히 큰 k 에 대하여 Q-Agent와 S-Agent가 동일한 승률에 수렴할 것을 예측할 수 있다.

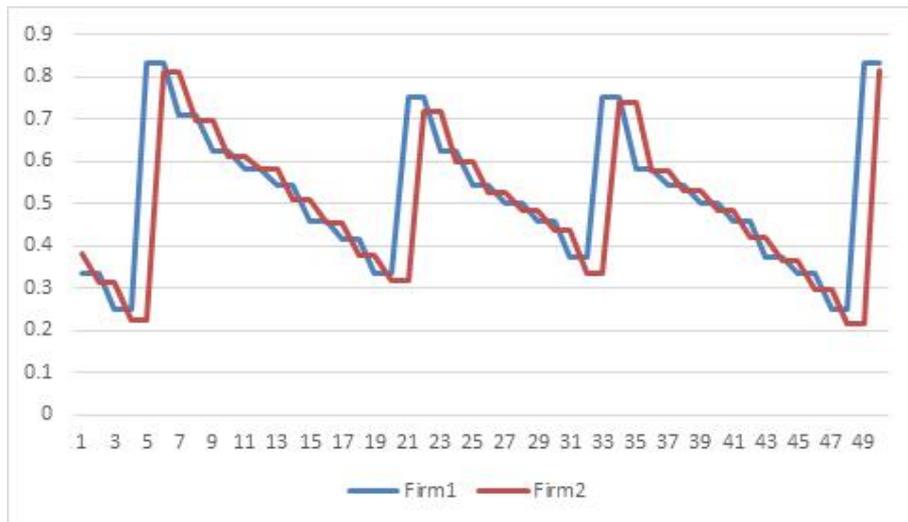
이익 측면에서도 k 가 커질수록 Q-Agent와 S-Agent의 이익 간격이 축소되어 결국은 두 Agent가 이익을 반분할 것으로 판단할 수 있다. k 값이 작을 때 S-Agent의 승률이 3배나 높았음에도 불구하고 평균 이익은 동일한 값을 보여 승리를 위한 공격적 가격 정책이 항상 이익으로 직결되지 않는다는 것도 보여주고 있다.

다음 그래프는 Q-Agent와 StrictTfT 전략을 사용하는 S-Agent 간의 경합에서 특정 run의 최종 50 회의 가격 변동 추이를 보인 것이다. S-Agent는 이전 회에서 Q-Agent가 제시한 가격에서 $1/k$ 만큼 낮은 금액을 제시하는 전략을 구사하고 있음을 확인할 수 있다.



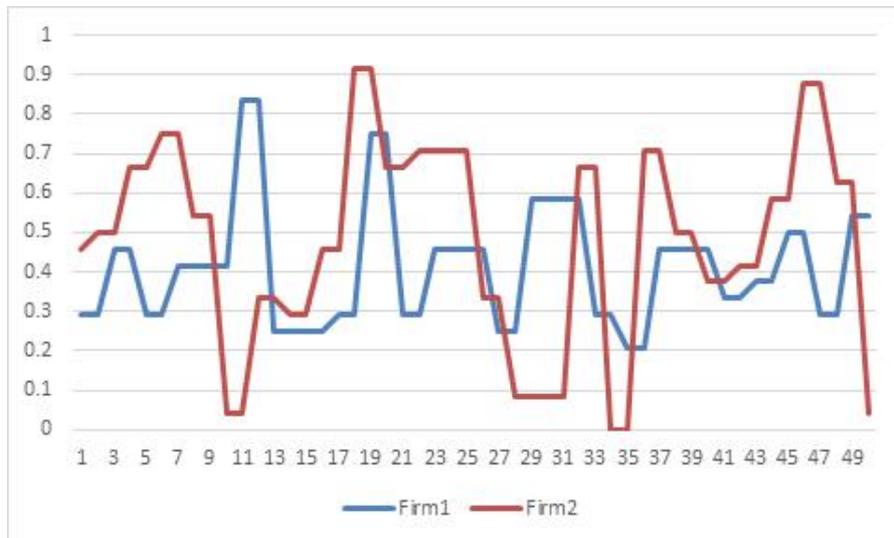
[그림 3-7] Q-Agent vs. StrictTfT S-Agent의 가격 제시 추이

RandomTfT 전략을 사용하는 S-Agent들에 대한 시험도 이와 유사한 결과를 얻을 수 있었다. 그래프에서 보면 Q-Agent와 StrictTfT S-Agent가 경합할 경우 일정 구간 내에서 가격의 부침이 반복되지만, 기업2가 RandomTfT 전략을 구사하는 S-Agent인 경우 가격 변동 폭이 상대적으로 예측이 어렵게 진동하는 것을 확인할 수 있다.



[그림 3-8] Q-Agent vs. RandomTfT S-Agent의 가격 제시 추이

Random 전략을 사용하는 S-Agent에 대하여 Q-Agent는 승률과 이익에서 각각 3배 가까운 성능을 보였다.



[그림 3-9] Q-Agent vs. Random S-Agent의 가격 제시 추이

이상과 같은 실험 결과는 약간의 임의성을 도입한 S-Agent에 대하여 Q-Agent는 충분한 학습 시간이 주어지고 제시할 수 있는 가격의 다양성이 보장되면 S-Agent의 전략을 학습하여 승률 혹은 이익을 반분하거나 독점하는 상황에 이를 수 있음을 보여준다.

3. 보유 정보의 비대칭성을 고려한 실험 결과

Uniform 전략을 사용하는 S-Agent는 Q-Agent 기업에 비해 k 값의 크기에 관계없이 일관성 있게 승률은 3배, 이익은 2배 정도의 결과를 얻을 수 있었다.

<표 3-13> Q-learning vs. Uniform 결과

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio	Firm1	Firm2	Ratio2
3	0	49500	50500	-	2.96	4.19	8.03	1.92
6	132	49984	49984	378.66	2.98	5.70	10.90	1.87
12	2283	49984	47733	21.90	2.82	7.99	16.43	2.06
24	2392	50026	47582	20.91	2.81	6.30	12.33	1.96

Uniform2는 알고리즘의 안정성이 매우 떨어지며 승률은 물론 이익에서도 유리하지 못한 경우가 발생한다.

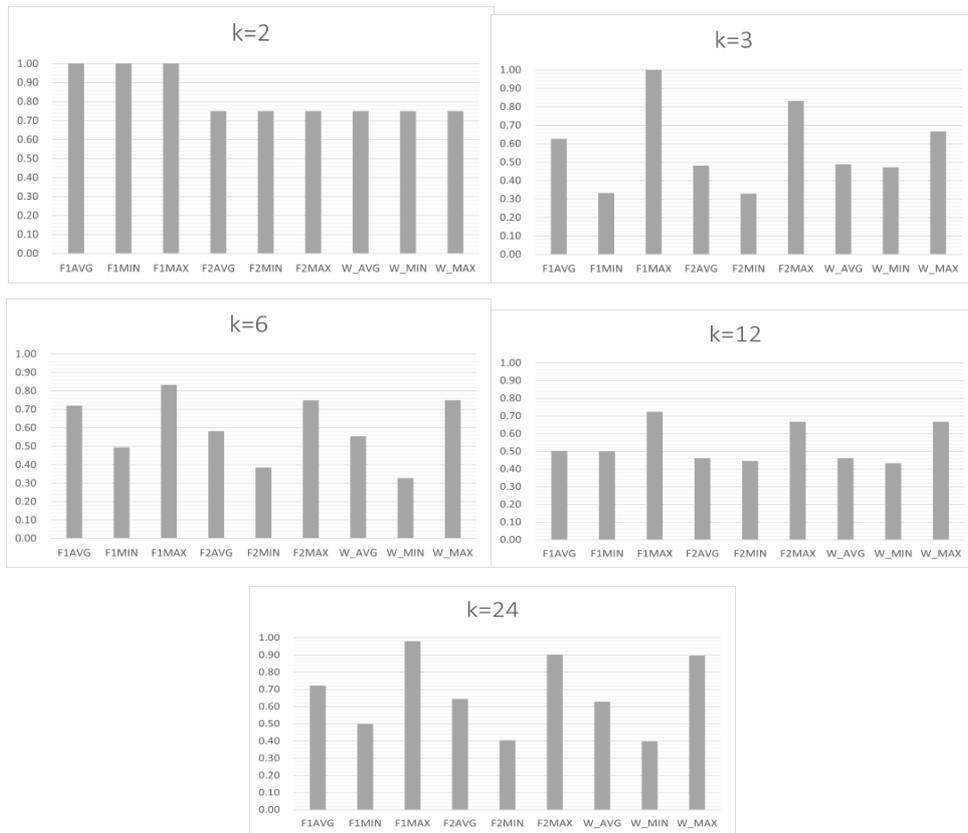
<표 3-14> Q-learning vs. Uniform2의 결과

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio	Firm1	Firm2	Ratio2
3	13254	49200	37546	3.71	2.12	3.56	6.90	1.95
6	78320	19963	1717	0.25	0.26	10.70	7.05	0.66
12	51692	47167	1141	0.91	0.91	5.79	7.55	1.31
24	50627	48342	1031	0.95	0.95	7.94	7.46	0.90

기업2가 선형 수요에 대한 정보를 독점적으로 활용할 수 있는 경우의 결과는 Uniform에 비해 안정성과 효율성은 떨어지나 Q-Agent에 비해 승률과 이익이 모두 앞서는 결과를 보인다.

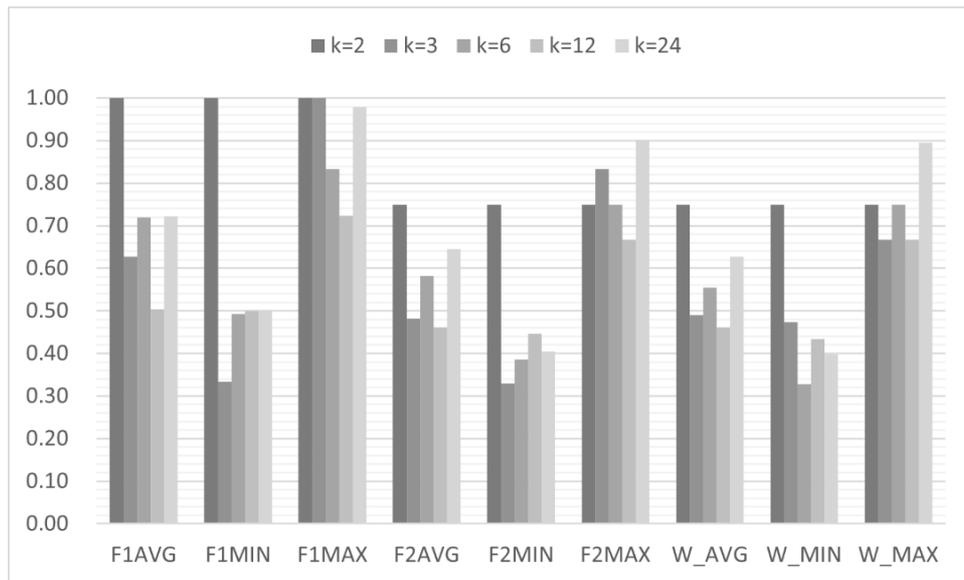
수요 정보를 독점적으로 활용할 수 있는 기업은 수요 유형에 관계없이 경합 기업에 비해 승률과 이익 모두 유리한 결과를 얻을 수 있었다. 특히 Uniform 전략은 k 값에 관계없이 안정적 승률과 이익을 보이는 전략의 대표적 사례임이 확인되었다.

다음 그래프는 Uniform 전략을 사용한 시험과정에서 수집된 모든 가격 정보에 대하여 기업1과 기업2, 승자의 평균 가격, 최저가격, 최대가격을 각각 보인 것이다.



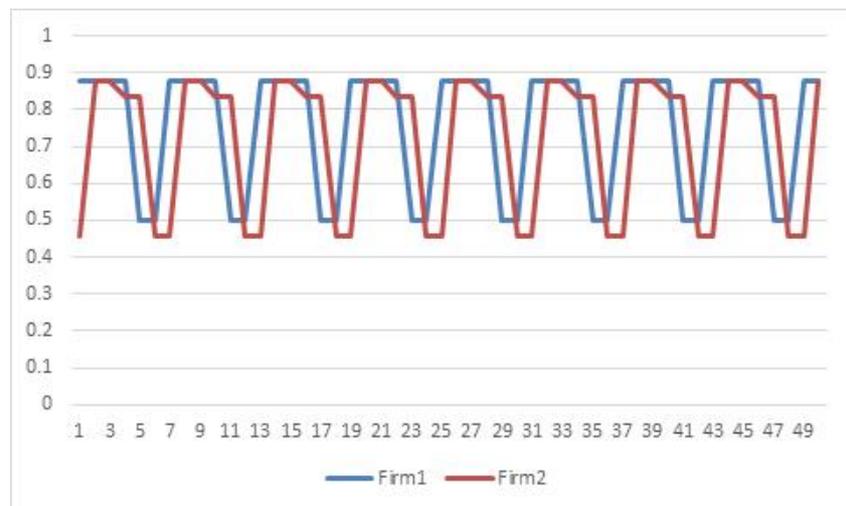
[그림 3-10] Q-Agent vs. Uniform S-Agent의 가격 분포도

다음은 모든 k 값에 대한 가격을 비교한 것이다.



[그림 3-11] 모든k값에 대한 Q-Agent vs. Uniform S-Agent의 가격 분포도

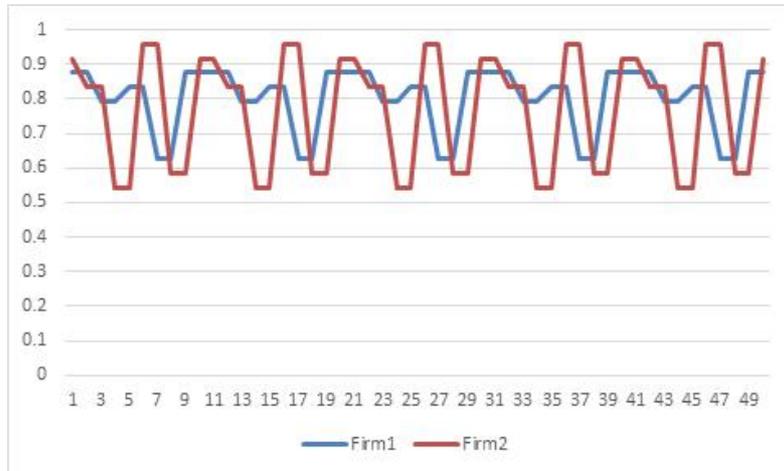
다음 그래프는 Q-Agent와 Uniform 전략을 사용하는 S-Agent 간의 경합에서 특정 run의 최종 50 회의 가격 변동 추이를 보인 것이다. 비교를 위하여 앞에서 보인 Q-Agent간의 경합 결과를 보인 그래프도 아래에 함께 보였다.



[그림 3-12] Q-Agent vs. Uniform S-Agent 가격 제시 추이

Uniform 전략을 사용하는 S-Agent는 Q-Agent에 비해 경합 Q-Agent가 가격을 낮출 때 더욱 빠른 속도로 이를 추격하고, 승리해야하는 수요가 있는 회에서는 Q-Agent보다 더 큰 폭으로 낮은 가격을 제시한다. 그 결과 Q-Agent에 비해 승률이 높을 뿐만 아니라, 수요가 있는 회에 더 자주 승리함으로써 이익도 높일 수 있다. 이처럼 수요 정보를 활용하여 적대적으로 가격을 제시하는 S-Agent에 대하여 Q-Agent는 효과적으로 대응하지 못하는 사례가 있다는 것이 확인되었다.

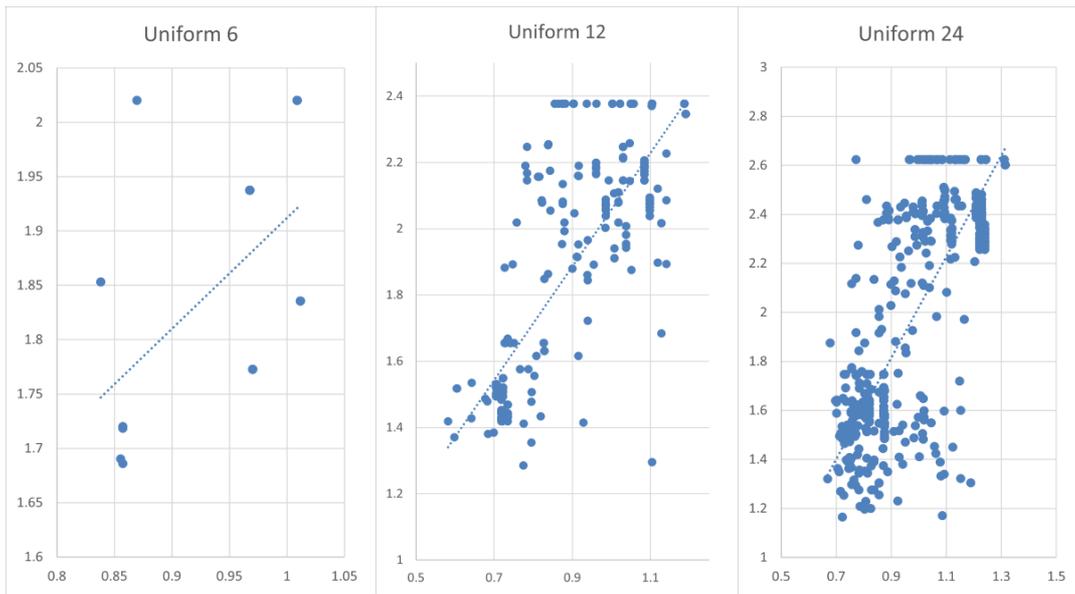
다음 그래프는 Q-Agent와 Uniform2 전략을 사용하는 S-Agent간의 경합에서 가격 변동 추이를 보인 것이다.



[그림 3-13] Q-Agentvs. Uniform2 S-Agent 가격 제시 추이

그래프에서 보면 Uniform2 전략이 가격 상승에는 효과적으로 대처하지만 하강에는 서투르게 대처하고 있다. 이는 이전 회에 승리한 경우 이익을 유지하기 위해 계속하여 공격적으로 가격을 제시하는 것이 오히려 Q-Learning 보다 효과적이지 않음을 보여준다.

이익 측면을 조사하기 위하여 서로 다른 이익을 보이는 run 들의 분포를 사용하여 서로 다른 전략을 비교 분석하기로 한다. 다음 그래프들은 Uniform 전략을 사용하는 S-Agent가 k의 값이 6, 12, 24일 때 Q-Agent에 비해 상대적으로 어떤 이익 패턴을 보이는지 도식화한 것이다.



[그림 3-14] Q-Agent vs. Uniform S-Agent 이익 분포

결과에서 보면 수요가 확률적으로 분포하므로 선형 수요를 사용하는 경우에 비해 이익 분포가 널리 퍼져 있다. 추세선의 기울기가 2 가까우므로 기업2는 기업1이 얻는 이익의 평균에 비해 일관성 있게 2의 이익을 얻는 것을 확인할 수 있다.

4. 민감도 및 신뢰도 분석

실험에서는 이산적 k 값에 대한 여러 전략들의 동작을 조사하였다. 대부분의 전략에서 k가 작은 경우 가격 선택의 종류가 제한적이어서 일부 전략의 경우 (대표적으로 Q vs. Q, Q vs. TFT와 같이 대칭적 알고리즘을 사용하는 경우) 동일한 가격에 수렴하여 무승부가 되는 경우가 자주 발생하지만, k가 커갈수록 선택할 수 있는 가격이 다양해져서 승부가 더 확연하게 나뉘는 것을 확인하였다.

<표 3-15> Q-learning vs. Q-learning의 민감도 분석 결과

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio ₁	Firm1	Firm2	Ratio2
3	0	0	100000	1	1	2.20	2.20	1

6	25000	25000	50000	1	1	2.07	2.07	1
12	44000	44000	12000	1	1	2.04	2.04	1
24	48250	48250	3500	1	1	2.10	2.10	1

한편 Tit-for-Tat의 변형 알고리즘을 사용한 비대칭 전략의 경우 무승부는 원천적으로 거의 발생하지 않는 대신 k 값이 작은 경우 Q-Learning의 효율이 매우 나빴으나 점차 경합 기업 알고리즘의 동작을 학습하여 승률과 이익이 거의 1:1에 이르는 것을 알 수 있다.

<표 3-16> Q-learning vs. Strict Tit-for-tat의 민감도 분석 결과

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio	Firm1	Firm2	Ratio2
3	25000	75000	0	3	3	1.10	1.10	1
6	33343	66657	0	2	2	1.52	2.25	1.48
12	37590	62410	0	1.66	1.66	1.78	2.51	1.41
24	42850	57150	0	1.33	1.33	2.01	2.38	1.19

그러나 수요 정보를 독점적으로 보유한 기업의 Uniform 전략의 경우 다음과 같이 k 값의 변화에 이익이나 승률이 거의 영향을 받지 않는 매우 안정적 전략임을 확인할 수 있다.

<표 3-17> Q-learning vs. Uniform의 민감도 분석 결과

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio	Firm1	Firm2	Ratio2
3	0	49500	50500	-	2.96	4.19	8.03	1.92
6	132	49984	49984	378.66	2.98	5.70	10.90	1.87
12	2283	49984	47733	21.90	2.82	7.99	16.43	2.06
24	2392	50026	47582	20.91	2.81	6.30	12.33	1.96

이상에서 k 값의 영향은 채택한 전략에 따라 다양한 형태로 나타나며, 이 값이 클수록 무승부가 감소하거나 승률이나 이익이 배분되는 패턴이 달라지는 것을 확인할 수 있다. 실제 경합 환경에서는 가격 조정 폭(1/k)이 매우 미세할 수 있으므로 k 값이 클수록 실제 환경에

더 가깝다. 그러나 현실적으로 24보다 큰 k 값에 대하여 기억장소 부족으로 실험 진행이 불가능하였다.

한편 하이퍼파라미터가 초래하는 영향을 분석하기 위해 학습속도를 조절하며 실험하여 보았다. 다음은 다양한 α 값에 대하여 대표적으로 k=6인 경우의 Q-learning vs. Q-learning 실험 결과를 보인 것이다.

<표 3-18> 학습 속도에 따른 Q vs. Q 승률과 이익 변화(k=6, α varied)

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio	Firm1	Firm2	Ratio2
0.00	42500	42500	15000	1	1	-	-	-
0.10	20000	20000	60000	1	1	2.04	2.00	1
0.25	25000	25000	50000	1	1	2.08	2.09	1
0.50	26000	26000	48000	1	1	2.05	2.06	1
0.75	26500	26500	47000	1	1	1.96	2.01	1
1.00	27000	27000	46000	1	1	1.83	1.86	1

결과에서 보면 다양한 학습 속도에 대하여 기업1과 기업2가 무승부에 이르는 경우가 영향을 받는 것을 알 수 있다. 그러나 무승부를 두 기업이 이익을 반분하는 것으로 간주할 경우 전체 이익의 배분은 사실상 영향을 받지 않는 것을 알 수 있다. 이를 기반으로 본 연구에서는 하이퍼파라미터의 조정에 따른 영향은 고려하지 않고 비대칭성 위주로 연구를 진행하기로 하였다.

한편 동일한 실험을 Q-learning vs. Uniform에 대하여 수행한 결과는 다음과 같다.

<표 3-19> 학습 속도에 따른 Q vs. Uniform 승률과 이익 변화(k=6, α varied)

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio	Firm1	Firm2	Ratio2
0.00	30162	53141	16697	1.76	1.60	-	-	-
0.10	17882	39310	42858	2.20	1.55	6.67	13.95	2.09

0.25	2973	50618	46409	17.03	2.82	6.82	13.09	1.92
0.50	132	49984	49984	378.6 6	2.98	5.70	10.90	1.87
0.75	9197	49222	41581	5.35	2.33	5.68	11.27	1.98
1.00	5744	50163	44093	8.73	2.60	7.30	16.30	2.23

결과에서 보면 α 값에 따라 기업1의 승리와 무승부 빈도수는 많은 변동이 있으나 이들의 합이 기업2의 승리 빈도수와 거의 같은 값을 유지하는 추세가 관측되었으며, 이익은 α 에 관계없이 기업2가 2배의 상대적 이익을 얻는 것이 관측된다.

Uniform 전략은 일량분포를 가정하여 수요 정보를 생성하였다. 이처럼 어떤 의도에 의해 가공된 데이터가 아닌 난수 기반의 실험은 객관성은 있지만 실제 환경과는 차이를 보일 수가 있다. 이 전략의 신뢰도를 확인하기 위하여 선형 수요 정보를 사전에 알고 있어서 이를 활용할 수 있는 Linear 전략의 S-Agent도 설계하여 Uniform의 경우와 비교해 보았다. 이 S-Agent는 수요 함수는 선형 수요를 사용하되 기업2가 독점적으로 수요 정보를 알고 있는 경우 수요 행렬의 0이 아닌 항목들에 대해 Q-Learning과 StrictTfT 가운데 더 효과적인 전략을 동적으로 선택한다.

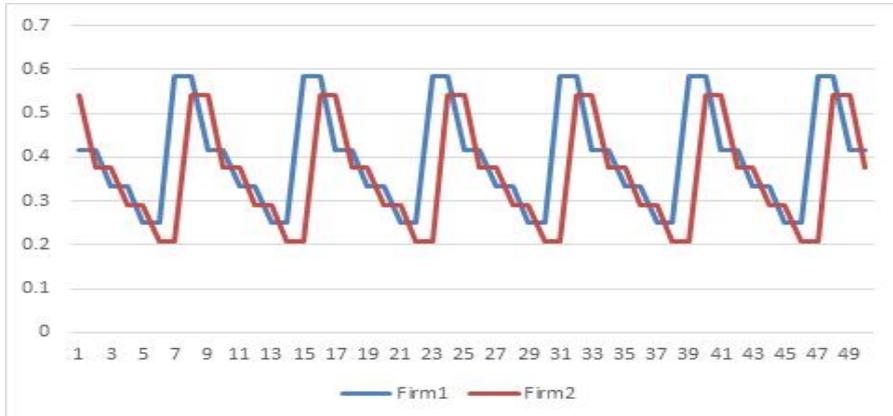
다음은 Q-Agent와 Linear 전략을 사용하는 S-Agent의 상대적인 승률과 이익을 보인 것이다.

<표 3-20> k 값에 따른 Q vs. Linear 간의 상대적인 승률과 이익 변화

k	Winner Tally					Average Cumulative Profit		
	Firm1	Firm2	Draw	Ratio	Ratio	Firm1	Firm2	Ratio2
3	0	0	100000	1	1	2.20	2.20	1
6	4045	9806	86149	2.42	1.12	1.38	1.88	1.36
12	34866	63259	1875	1.81	1.79	1.56	2.50	1.60
24	36571	63289	140	1.73	1.73	1.69	2.63	1.55

결과에서 보면 Linear 전략은 Uniform 전략과 수요의 차이만 있을 뿐 다른 모든 면에서 동일하나 승률과 이익은 Uniform에 비해 낮게 나타난다. 그러나 k 값에 의한 영향은 거의 관측되지 않았다.

다음 그래프는 Q-Agent와 Linear 전략을 사용하는 S-Agent간의 경합에서 가격 변동 추이를 보인 것이다.



[그림 3-15] Q-Agent vs. Linear S-Agent 가격 제시 추이

앞에서 보인 Q-Agent vs. Uniform S-Agent를 위한 그래프와 비교해 보면 Linear 전략은 경합 기업이 가격을 낮출 때 Uniform보다는 느리게 대처하는 것을 보여 주는데 그 결과 승률이나 이익에도 영향을 미쳤음을 알 수 있다.

제5절 소결

1. 실험 결과에 대한 고찰

지금까지 머신러닝을 사용하는 알고리즘에 의한 가격 제시 환경에서 여러 전략들의 상대적인 효율을 승률과 이익 측면에서 분석해 보았다. 다수의 기존 연구들의 공통적인 결론은 묵시적 알고리즘 담합, 혹은 공모가 가능하다는 것이었다. 기존 연구를 재현하여 실험해본 결과 두 기업이 모든 면에서 대칭적인 (하이퍼파라미터가 동일한) Q-Learning을 사용하거나, 하나의 기업은 Q-Learning을 사용하고 다른 한 기업은 Tit-for-Tat 전략을 사용할 때 공모에 준하는 상황이 가능함도 확인하였다.

그러나 이러한 결과가 도출되었다고 해서 이를 일반화하는 것은 무리한 해석으로 보인다. 무엇보다 이러한 결과를 얻기 위한 여러 가정들 가운데 예컨대 미리 결정된 이산적 가격 리스트에서 하나의 가격만 제시할 수 있고, 대칭적 알고리즘이나 Tit-for-Tat과 같은 따라하기 알고리즘을 사용하며, 짧은 시간 내에 승부가 결정되고 빈번히 경합이 이루어진다는 등의 가정은 현실과 너무나 동떨어진 것이다. 즉 묵시적 알고리즘 공모는 일반적 규칙이 아니라 현실에서는 접할 가능성이 없는 특수한 상황의 예외적 결과라는 것이다.

본 연구에서는 기존 연구와 동일한 환경에서 Tit-for-Tat의 여러 변형을 포함하여 가격 정보를 독점적으로 알고 있는 기업이 이를 활용하는 전략을 설계하여 실험하였다. 실험 결과 이른 바 Uniform 전략을 사용하는 기업이 승률과 이익 측면에서 Q-Learning을 사용하는 기업에 안정적이고 일관성 있게 앞설 수 있음을 보였다. 한편 일량분포 대신 선형 수요를 가정하고, 이 수요를 미리 알고 있는 기업을 위한 Linear 전략도 Uniform 전략만큼 효과적이지는 않지만 여전히 Q-Learning을 안정적으로 물리치는 것으로 확인되었다. 즉 기존 연구들과 모든 면에서 동일하나 독점적 수요 정보와 같이 주요한 가정 한 가지만 변경하더라도 기존 연구와는 다른 결과에 다다를 수 있음을 보인 것이다.

본 연구에서는 공모에 이르는가의 여부에 관계없이 기계학습, 특히 Q-Learning의 어떤 특징으로 인해 그런 결과에 이르는가에 대해서는 탐구하지 않았다. 그

러나 머신러닝이 산출한 결과의 경제학적, 법적 의미를 논하기 위해서는 결과를 그대로 수용하기보다는 기술의 어떤 측면이 논제의 입증이나 부정에 어떻게 기여했는지 확인할 필요가 있으며, 이러한 노력이 의미 있는 설명을 제공할 수 있을 때 비로소 그 기술을 믿을만한 도구로 사용할 수 있을 것이다. 그러므로 묵시적 알고리즘 공모 논제의 경우 설명 가능한 인공지능 관점에서 더 깊은 연구와 조사가 요구된다.

2. 경쟁법적 고려사항과 정책적 함의

가. 부당한 공동행위와 ‘묵시적 알고리즘 담합’의 차이와 정책적 이슈 제기

한국 경쟁법에서는 아래 표에서 나열한 경우에는 명시적인 합의가 없더라도 합의가 있는 부당한 공동 행위로 추정하며, 실제 합의가 없었음을 입증하는 것은 사업자의 책임이다.

〈표 3-21〉 한국 현행법 상 부당한 공동행위라 추정되는 경우

<p>(나) 공동으로 수행되어야만 당해 사업자들의 이익에 기여할 수 있고 개별적으로 수행되었다면 당해 사업자 각각의 이익에 반하리라고 인정되는 경우</p> <p><예 1> 원가상승 요인도 없고 공급과잉 또는 수요가 감소되고 있음에도 불구하고 가격을 동일하게 인상하는 경우</p> <p><예 2> 재고가 누적되어 있음에도 불구하고 가격이 동시에 인상된 경우</p> <p>(다) 당해 사업자들의 행위의 일치를 시장상황의 결과로 설명할 수 없는 경우</p> <p><예 1> 수요공급조건의 변동, 원재료 공급원의 차이, 공급자와 수요자의 지리적 위치 등의 차이에도 불구하고 가격이 동일하고 경직되어 있는 경우</p> <p><예 2> 원재료 구입가격, 제조과정, 임금인상률, 어음할인금리 등이 달라 제조원가가 각각 다른데도 가격변동 폭이 동일한 경우</p> <p><예 3> 시장상황에 비추어 보아 공동행위가 없이는 단기간에 높은 가격이 형성될 수 없는 경우</p> <p>(라) 당해 산업구조상 합의가 없이는 행위의 일치가 어려운 경우</p> <p><예 1> 제품차별화가 상당히 이루어진 경우에도 개별 사업자들의 가격이 일치하는 경우</p> <p><예 2> 거래의 빈도가 낮은 시장, 수요자가 전문지식을 갖춘 시장 등 공급자의 행위 일치가 어려운 여건에서 행위의 일치가 이루어진 경우</p>
--

원칙적으로 법적 용어는 특별한 사정이 없는 한 해당 용어의 통상적 의미, 즉

사전적 의미로 해석되고 이해되어야 한다고 볼 수 있다(주진열, 2020). 그런데 가격담합 구성요건인 합의와 관련하여, 묵시적 합의 또는 묵시적 담합 등 서로 비슷해 보이지만 일반적 인식이나 법적 판단이 달라질 수 있는 용어가 혼용되고 있다. 경쟁법상 합법인 의식적 병행행위를 경제학에서는 주로 묵시적 담합이라고 칭한다. 한편, 묵시적 담합이라는 용어는 한국 대법원 판례에서는 사용된 적이 없다. 경제학 문헌에서는 명시적 합의가 없을 뿐 결과적으로는 명시적 담합과 같으므로 규제할 필요가 있다는 점을 강조하기 위해 묵시적 담합(Tacit Collusion)으로 칭하는 것으로 보인다. 법학자로는 Posner가 1960년대부터 의식적 병행행위도 가격담합과 같은 소비자후생 감소를 초래하므로 금지시켜야 한다는 입장인데, 자신은 의식적 병행행위보다는 묵시적 담합이라는 용어를 선호한다고 밝힌 바 있다. 이처럼 묵시적 담합이라는 말에는 경쟁법상 합법인 의식적 병행행위를 가격담합처럼 금지시켜야한다는 의미가 함축되어 있다.

특히 일부 경제학자들이 주장하는 묵시적 알고리즘 담합을 대비해야 한다는 묵시적 알고리즘 담합 대비론은 알고리즘 담합(Algorithmic Collusion)이라는 용어를 ①‘알고리즘을 이용한 담합’의 의미로 쓰기도 하고 ② ‘묵시적 알고리즘 담합’의 의미로 쓰기도 한다. 앞서 언급하였듯이 ①은 이미 가격담합이 성립한 뒤에 알고리즘을 이용하는 것이므로 가격 담합에 해당되고, ②는 현행법상 가격에 관한 명시적/묵시적 합의가 없으므로 가격 담합이 아니다. ②는 동조적 행위와 의식적 병행행위 모두 해당될 수 있는데, 이들 사이의 구분이 현실적으로 매우 모호하다. 법제도적으로 보았을 때에는 가격담합의 합의에는 묵시적 합의(Tacit Agreement)도 포함되지만 어떠한 합의도 없는 의식적 병행행위(Conscious Parallelism)는 가격담합이 아니다.

법학자들의 경우에는 원칙적으로 알고리즘을 가격 담합 행위를 돕는 도구로 생각하며, 현실적으로 세 가지 도전 과제가 있음을 강조한다. 그 세 가지 도전 과제는 (1) 탐지, (2) 불법적 행위에 대한 판단 (3) 책임소재의 판별이 그것이다(Darr, 2020).

먼저 규제 당국은 모니터링, 탐지에 관한 노력을 강화해야 한다. 특히 본 연구에서는 특수한 상황의 예외적 결과라 판단되는 묵시적 알고리즘 공모의 현상은 제3의 동적 가격 결정 알고리즘 제공자가 존재할 때 더욱 그 위험성이 커지며,

실제로 어떠한 의도를 갖고 동질적인 알고리즘과 하이퍼파라미터를 설정해야지만 그러한 현상이 나타날 가능성이 높음을 보였다. 따라서 모니터링 및 탐지 노력도 집중되어야 할 분야가 있음을 강조하고자 한다.

다음으로 중요한 것은 어떠한 알고리즘이 이러한 가격 담합 행위를 촉진하는지, 혹은 어떠한 실세계적 메커니즘 하에서 이를 조장하는 특정한 조건이 존재하여, 가격 담합 행위가 촉진되는지를 구분할 수 있어야 한다는 것이다. 즉, 알고리즘 자체가 아니라 주변 환경이 직접적인 원인이 될 수 있다. 이러한 불법적인 행위에 대한 판단은 알고리즘이 다른 시장 계층 간의 교류를 원활하게 하여 더 효율적인 경제를 조성하는데 기여할 수 있다는 점도 고려하여 지나치게 포괄적인 기준을 세워서는 안 될 것이다.

책임 소재에 대한 판단은 알고리즘의 설계자와, 사용자(기업), 그 알고리즘에 영향을 받은 소비자로 이해 관계자를 구분하여 판단할 수 있어야 하는데, 여기에 강화학습과 같은 스스로 학습하는 알고리즘이 개입하면서부터 알고리즘의 ‘담합 의도’에 대한 판단이 중요해진다. 본 연구의 결과에 의하면 동일한 알고리즘을 사용하면서 하이퍼파라미터를 의도적으로 묵시적 알고리즘 공모가 일어나도록 조정하는 등의 행위를 하는 경우 곧 이러한 ‘담합 의도’를 반영한다고 볼 수도 있다.

나. 법제도적 대응 방안

이러한 이슈에 대한 법제도적 대응 방안으로서, 역시 세 가지 고전적인 접근법을 취할 수 있는데, 그것은 (1) 현행 유지, (2) 사전 규제, (3) 사후 규제가 그것이다.

(1) 현행 유지를 선택하는 경우에는 앞서 제기된 불법적 행위와 책임 소재에 대한 판단 기준을 더 명확히, 적절히 규정해야 할 필요가 있다. 이는 매우 도전적인 과제이며, 어떠한 명확한 원칙이 글로벌하게 아직 수립된 바 없는 상황이다. 한편, (2) 사전 규제의 가장 대표적인 예로는 알고리즘이 상용화되기 이전에 사전에 감독하여 묵시적 알고리즘 공모의 가능성을 미리 조사하는 것이며, (3) 사후 규제는 알고리즘이 상용화 된 후 그 결과를 관찰하여 부당한 공동 행위가

발생하는지를 감독하는 것이다. 사전, 혹은 사후 규제를 입안하더라도 불법적 행위와 책임 소재에 대한 판단 기준을 먼저 수립해야 한다는 대전제는 유효하다.

본 연구는 이렇게 사전, 사후 규제를 논의하기 이전에 가상의 시뮬레이션 환경에서 알고리즘의 가격 결정, 최적화 경향성과 묵시적 공모의 패턴을 연구하는데 기여하였으며, 알고리즘 묵시적 공모라는 상황은 특히 제 3자의 가격 최적화 알고리즘을 동일하게 사용하는 경우, 어떠한 의도를 가지고 동질적인 알고리즘을 사용하고 동일하게 하이퍼파라미터를 조정하는 경우 더 발생 가능성이 높은 매우 예외적인 상황임을 밝혔다.

이러한 법제도적 대응 방안은 어느 한 국가의 노력으로 설계될 수 있는 것은 아니다. 오히려 글로벌한 공조 아래, 신뢰 가능한 인공지능, 책임성 있는 인공지능에 대한 원칙과 기준안을 수립하고 가이드라인을 배포하는 방향으로 진행되어야 한다. 알고리즘의 윤리와 위험성에 대한 전반적인 인식 수준을 높이고, 규제 당국의 입장을 명확화할 수 있도록 해야 한다. 그리고 이 모든 과정에서, 동시에 인공지능의 혁신이 저해되지 않도록 하는 노력이 매우 절실하다.

3. 연구의 한계

본 연구에서 진행한 실험은 기존 연구들과는 다른 가정 하에서 모의실험을 진행할 경우 공모에 이르지 않을 수 있는 전략의 사례를 발굴하기 위한 것이었다. 이를 위하여 일량분포에 따르는 난수로 구성된 수요 행렬을 발생하여 실험을 진행하였다. 그러나 이러한 수요행렬은 실제 마켓에서의 수요를 적절히 반영한다고는 볼 수 없는 문제가 있다. 특히 경합하는 기업에 비해 자신의 수요가 있다는 확실한 근거는 현실 세계에서는 취득하기 힘든 정보이므로 이를 기반으로 승률과 이익을 추구할 수 있다는 가정 또한 허구일 수 있다. 한편 구매자 입장에서 예상 가격을 미리 책정하지 않고 수요만 설정해 두는 것 또한 현실적이지 않은 가정이다. 이러한 문제에 대처하기 위하여 실험을 진행할 때마다 새로운 수요 행렬을 생성하여 Uniform 전략을 복수 회 실험하였는데, 그 결과는 일관성 있게 3배의 승률과 2배의 이익에 수렴하였다.

k 값에 따른 민감도 또한 추가적인 고려가 필요하다. Tit-for-Tat의 변형을 사용하는 전략들은 k가 커질수록 Q-Agent가 제시하는 가격에 수렴하는 추세를 보였으며, 결과적으로 승률과 이익도 1:1에 수렴하게 된다. 한편 Uniform 전략의 경우 이익은 거의 유지되나 승률이 미세하게나마 조금씩 감소하는 추세를 보인다. 실험을 위한 프로그램의 특성상 큰 값에 k에 대해 실험할 수 없었으나 충분히 큰 k에 대하여 실험할 경우 어떤 결과를 보일지 본 실험의 결과만으로는 확인할 수 없다.

본 연구는 알고리즘에 의한 공모가 필연이 아니라 특수한 상황에서의 예외적 결과라는 것을 보였다. 그러나 이러한 결과를 묵시적 알고리즘 공모는 발생하지 않는다는 입증으로 사용해서는 안 될 것이다. 다만 알고리즘 공모가 발생한다고 주장하는 연구들의 공통된 특징이 현실 세계의 일반적인 상황을 가정한 것이기 보다는 실험실에서 이론적으로 가정한 특수 상황에 기반을 둔 것임을 감안할 필요가 있다.

제4장 결론

이 글은 디지털 전환의 사례 분석과 이에 대한 수준을 측정하는 것에서 나아가 첫째, 디지털 혁신이 기존 사회 시스템과 어떠한 상호작용을 어떻게 하는가에 대해 연구했으며, 둘째, 디지털 전환의 과정에서 마주하는 역기능 중에서 디지털 카르텔에 대한 우려를 조명하고 시뮬레이션을 통해 정책적 시사점을 도출하고자 했다.

먼저 디지털 전환을 추동하는 니치가 기존 체제(레짐)와의 상호작용을 통해 사회체제의 전환이 일어남을 설명하고 이 상호작용이 니치 간 모방, 기술 현지화 같은 노력을 통해 니치의 개선, 성장 그리고 기존 참여자와의 갈등의 세 단계를 거쳐 진행된다는 것을 설명했다. 특히 기존 체제(레짐)의 전환을 성공시키지 못하는 니치가 그대로 소멸하지 않고 오히려 기존 체제(레짐)를 공고히 한다는 점을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 증명했다. 이 결과는 니치의 실패가 반복되면 새로운 니치가 등장하기에 더욱 어려운 환경이 되는 니치의 역설을 존재함을 시사하는 흥미로운 발견이다. 산업육성의 관점에서 기존 정책은 신생 기업의 시장진입에 초점을 두고 있으나, 일정 정도는 신규로 시장에 진입한 기업이나 수요에게 시장진입의 기회와 더불어 생존에 유리한, 보호되는 환경을 제공하는 것이 새로운 혁신이 파생될 수 있게 하는 중요한 정책이라는 점을 시사한다.

다음으로 디지털 카르텔은 최근 독점과 과점, 공정경쟁에 대한 경제학적 의미와 법학적 의미를 변화시키고 있으며, 실제로 아마존과 우버 등 여러 사례가 나타나고 있다. 이에 대해 본 연구에서는 머신러닝을 사용하는 알고리즘에 의한 가격 제시 환경에서 여러 전략의 상대적인 효율을 승률과 이익 측면에서 분석해 보았다. 기존 연구를 재현하여 실험해본 결과 공모에 따르는 상황이 가능성도 확인하였다. 그러나 이러한 결과는 현실과 동떨어진 가정에 기반한 예외적 상황이며, 알고리즘과 정보의 비대칭성을 고려할 때 동일한 결과가 현실에 재현될 가능성은 희박하다. 그러나 기업들이 제3의 업체로부터 동일한 가격 결정 알고리즘을 구매하는 경우 등을 고려할 때 발생할 수 있는 반경쟁적 결과에 대비할 수 있도록 국제적인 공조에 의한 정책 당국의 노력도 필요하다. 결국, 이러한 실험 결과를 종합하여 볼 때, 디지털 카르텔 문제는 개별 국가의 선제적 입법에

의한 해결 보다는 국제적인 공동 연구와 합의를 거쳐 신중하게 접근해야 할 문제이며, 그러한 과정에서 기술적 혁신의 인센티브를 저해하지 않도록 하는 것이 매우 중요함을 환기할 필요가 있다.

이 연구는 다음과 같은 정책적 시사점을 지닌다. 첫째, 그간의 혁신 정책이 과감한 도전을 응원하는 기업생태계를 구축하는 데 초점이 맞춰져 있었다면, 실패를 너무 쉽게 용인한다면, 새로운 혁신이 시장에 안착하기 더욱 어려워질 수 있다는 점을 시사한다.

둘째, 디지털 카르텔, 알고리즘 담합에 대한 추가적인 연구가 필요하다는 점이다. 정책당국은 디지털 카르텔이 과거의 담합행위와는 다르기 때문에 모니터링과 탐지 역량이 새롭게 필요하며, 어떠한 실세계적 메커니즘 하에서 이를 조장하는 특정한 조건이 존재하여, 가격 담합 행위가 촉진되는지를 구분할 수 있어야 한다. 또한 알고리즘에 의한 담합에서는 이에 대한 책임 소재에 대한 판단 역시 어려우므로 정책당국의 역량은 더욱 중요해진다고 할 수 있다.

참고문헌

[국내 문헌]

- 김건우. (2017), 「알고리즘으로 움직이는 경제 디지털 카르텔 가능성 커진다」, LG경제연구원 연구보고서.
- 신위뢰, 성열용, 박양신, 양훈식, 강민지, 박 진. (2018), 「알고리즘 담합과 경쟁정책」, 산업연구원 연구보고서 2018-896.
- 주진열. (2020), 「AI 알고리즘 가격설정과 이른바 ‘알고리즘 묵시적 담합’ 문제에 대한 고찰」, 경쟁법연구, 41, 332-368.

[해외 문헌]

- Abernathy, W. J., & Utterback, J. M. (1978). Patterns of industrial innovation. *Technology Review*, 80(7), 40-47.
- Bergman, N., Haxeltine, A., Whitmarsh, L., Köhler, J., Schilperoord, M., & Rotmans, J. (2008). Modelling socio-technical transition patterns and pathways. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11(3), 1-32.
- Bidmon, C. M., & Knab, S. F. (2018). The three roles of business models in societal transitions: New linkages between business model and transition research. *Journal of Cleaner Production*, 178, 903-916.
- Carlsson, B., & Stankiewicz, R. (1991). On the nature, function and composition of technological systems. *Journal of Evolutionary Economics*, 1(2), 93-118.
- Chesbrough, H., & Rosenbloom, R. S. (2002). The role of the business model in capturing value from innovation: evidence from Xerox Corporation's technology spin-off companies. *Industrial and Corporate Change*, 11(3), 529-555.
- Darr, A. (2020). *Algorithms in the market place - the effect and the treatment*
- Deng, A. (2018), What Do We Know About Algorithmic Tacit Collusion?. *Antitrust*, 33(1), 1-17.
- Dushnitsky, G., & Lenox, M. J. (2005). When do incumbents learn from entrepreneurial ventures?:

- Corporate venture capital and investing firm innovation rates. *Research Policy*, 34(5), 615–639.
- Emilio Calvano, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicoló, Sergio Pastorello. (2018), *Artificial intelligence, algorithmic pricing and collusion*, London, Center for Economic Policy Research.
- Freeman, C. (1995). The ‘National System of Innovation’ in historical perspective. *Cambridge Journal of Economics*, 19(1), 5–24.
- Fuenfschilling, L., & Truffer, B. (2014). The structuration of socio-technical regimes—Conceptual foundations from institutional theory. *Research Policy*, 43(4), 772–791.
- Geels, F. W. (2005). *Technological transitions and system innovations: a co-evolutionary and socio-technical analysis*. Edward Elgar Publishing.
- Geels, F. W. (2011). The multi-level perspective on sustainability transitions: Responses to seven criticisms. *Environmental Innovation and Societal Transitions*, 1(1), 24–40.
- Geels, F. W. (2014). Reconceptualising the co-evolution of firms-in-industries and their environments: Developing an inter-disciplinary Triple Embeddedness Framework. *Research Policy*, 43(2), 261–277.
- Hegger, D. L., Van Vliet, J., & Van Vliet, B. J. (2007). Niche management and its contribution to regime change: the case of innovation in sanitation. *Technology Analysis & Strategic Management*, 19(6), 729–746.
- Hillman, A. J., Keim, G. D., & Schuler, D. (2004). Corporate political activity: A review and research agenda. *Journal of Management*, 30(6), 837–857.
- Kemp, R., Schot, J., & Hoogma, R. (1998). Regime shifts to sustainability through processes of niche formation: the approach of strategic niche management. *Technology Analysis & Strategic Management*, 10(2), 175–198.
- Köhler, J., Whitmarsh, L., Nykvist, B., Schilperoord, M., Bergman, N., & Haxeltine, A. (2009). A transitions model for sustainable mobility. *Ecological Economics*, 68(12), 2985–2995.
- Lee, J., Kim K., Park, G. (2021) Niche-regime interaction through the business model in socio-technical transition: Focused on shared mobility services in China and South Korea,

Working Paper.

- Lee, J., Kim, J., Kim, H., & Hwang, J. (2020). Sustainability of ride-hailing services in China's mobility market: A simulation model of socio-technical system transition. *Telematics and Informatics*, 101435, 1-14.
- Lundvall, B. Å. (2007). National innovation systems—analytical concept and development tool. *Industry and innovation*, 14(1), 95-119.
- Lynn, L. H., Reddy, N. M., & Aram, J. D. (1996). Linking technology and institutions: the innovation community framework. *Research Policy*, 25(1), 91-106.
- Mason, K. J., & Leek, S. (2008). Learning to build a supply network: an exploration of dynamic business models. *Journal of Management Studies*, 45(4), 774-799.
- Nelson, R. R., & Winter, S. G. (1982). The Schumpeterian tradeoff revisited. *The American Economic Review*, 72(1), 114-132.
- OECD. (2017), *Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age*.
- Schot, J. (1998). The usefulness of evolutionary models for explaining innovation. The case of the Netherlands in the nineteenth century. *History and Technology*, 14(3), 173-200.
- Timo Klein. (2018), 「Autonomous Algorithmic Collusion: Q-Learning Under Sequential Pricing」, No 18-056/VII, Tinbergen Institute Discussion Papers from Tinbergen Institute. (Date: 2018-06-21, Revised 2019-11-01)
- Van den Ende, J., & Kemp, R. (1999). Technological transformations in history: how the computer regime grew out of existing computing regimes. *Research policy*, 28(8), 833-851.

주 의

1. 이 보고서는 소프트웨어정책연구소에서 수행한 연구보고서이다.
2. 이 보고서의 내용을 발표할 때에는 반드시 소프트웨어정책연구소에서 수행한 연구결과임을 밝혀야 한다.

비매품/무료



9 791197 090455

ISBN 979-11-970904-5-5 (PDF)



[소프트웨어정책연구소]에 의해 작성된 [SPRI 보고서]는 공공저작물 자유이용허락 표시기준 제 4유형(출처표시-상업적이용금지-변경금지)에 따라 이용할 수 있다.

(출처를 밝히면 자유로운 이용이 가능하지만, 영리목적으로 이용할 수 없고, 변경 없이 그대로 이용해야 한다.)