creative commons
COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

경제학박사 학위논문

기술혁신이 경제적 성과와 고용에 미치는 영향

2022년 8월

서울대학교 대학원

농경제사회학부 농업·자원경제학 전공

임 동 근

기술혁신이 경제적 성과와 고용에 미치는 영향

지도교수 정 진 화

이 논문을 경제학박사 학위논문으로 제출함
2022년 8월

서울대학교 대학원
농경제사회학부 농업·자원경제학 전공
임 동 근

임동근의 경제학박사 학위논문을 인준함
2022년 7월

위 원 장 _____ (인)

부위원장 _____ (인)

위 원 _____ (인)

위 원 _____ (인)

위 원 _____ (인)

국문초록

경제성과 증대와 관련되는 기술혁신은 대부분 산업에서 채택되는 전략임에도 불구하고, 기술혁신의 경제적 영향은 주로 제조업에서 분석되어 왔다. 그러나 최근 스마트팜, 드론농법, 무인트랙터 등 미래 농업기술의 등장은 농업 기술혁신의 중요성을 보여주고 있다. 이러한 배경에서 본 논문은 제조업과 농업을 대상으로 경영성과 및 고용변화에 대한 기술혁신의 영향을 분석하였다.

기술혁신은 자본축적과 노동투입에 의해 결정되는 내생변수이다. 이러한 기술혁신의 내생적 특성을 고려하여 첫 번째 연구는 제조업체의 기술혁신(특허출원), 경영성과(근로자 1인당 매출액), 고용변화(근로자 수, 숙련근로자 비중)의 상호 연관관계를 분석하였다. 실증분석에는 각 종속변수의 시차변수가 다른 종속변수의 독립변수로 포함된 구조방정식 체계를 설정하고, 해당 방정식 체계를 3단계 최소자승추정법(3SLS)으로 추정하였다. 분석자료는 2005년~2017년의 인적자본기업패널(HCCP)이다. 분석결과에 의하면 기술혁신과 경영성과는 상호 보완관계에 있는 것으로 나타났다. 고용 측면에서 볼 때 기술혁신은 전체 근로자 수와 숙련근로자 비중을 높였다. 즉, 기술혁신은 숙련편향적 특성을 가지면서 고용규모를 확대한다. 반대로 근로자 수 및 숙련근로자 비중의 증가도 기술혁신을 촉진하는 것으로 분석되었다. 분석결과를 산업 기술수준별로 보면, 기술혁신이 경영성과에 미치는 영향은 기술집약산업과 일반산업 모두에서 유효했으며, 기술혁신과 고용의 관계는 산업 기술수준에 상관없이 동일했다. 따라서 기업의 지속적인 성장을 위해서는 산업 기술수준에 관계없이 기술혁신과 경영성과의 선순환 구조를 강화하는 전략이 필요하다. 또한 인적자원투자의

조절효과를 강화함으로써 기술혁신을 유도할 필요가 있다. 단, 기술혁신의 숙련편향성으로 인한 고용양극화는 별도의 대응이 필요하다.

두 번째 연구는 농업에서 기술혁신(농업특허 출원), 노동생산성, 농업취업자의 관계를 분석하였다. 분석기간은 1963년~2018년이며, 5년 시차를 갖는 벡터자기회귀모형(VAR)을 적용하였다. 또한 기술혁신의 구조변화를 고려하여 두 임계치를 갖는 자기회귀모형(threshold VAR)으로 농업특허와 농업취업자의 관계를 추정하였다. VAR추정결과에 의하면, 기술혁신은 노동생산성을 높이는 동시에 농업취업자를 대체해 온 것으로 나타났다. 농업 기술별로 볼 때, 쇄토 등 토지기술은 농업취업자를 대체하였고 신품종기술은 반대로 농업취업자를 증가시켰다. Threshold VAR 추정결과는 전체 분석기간을 세 개의 기간으로 구분하였다. 제 1기간(1963년~1989년)에서의 농업특허는 농업취업자를 대체하는 경향을 보였다. 그러나 제 2기간(1990년~2008년)에는 농업특허가 농업취업자에 미치는 영향이 유의하지 않았으며, 제 3기간(2009년~2018년)에는 농업특허가 오히려 농업취업자를 증가시켰다. 특히 해당 기간 구분의 경우 농업특허의 구조단절(1986년, 2008년) 시점 이후 발생한 것으로 분석되었다. 따라서 노동에 대한 농업 기술혁신의 영향은 기술혁신의 특성변화에 의존하는 것으로 판단된다.

세 번째 연구에서는 농가 기업가정신이 영농성과에 미치는 영향을 분석하였다. 이 때 농가의 작물선택 전략을 농가 기업가정신 발현의 결과로 보았다. 분석기간은 2000년~2020년이며, 「농업총조사」 작물자료에 장바구니분석(MBA)을 적용하여 작물 연관규칙(작물선택 전략)을 도출하였다. 다음으로 농가 연관규칙 채택의 경제적 영향을 토빗모형과 2단계 모형으로 분석하였다. 두 경제모형에서 종속변수는 재배면적 1ha당 판매금액이며, 독립변수는 연관규

칙 채택, 경영주특성, 생산특성, 인력투입, 이웃효과 변수 등을 사용하였다. MBA분석에 의하면, 최근으로 올수록 연관규칙 수는 감소하나 향상도 지표는 높아지는 것으로 나타나 농가 작물선택이 점차 체계화되고 있는 것으로 보인다. 토빗모형 추정결과, 연관규칙 채택은 2000년과 2005년에 농가 판매금액에 음(-)의 영향을 미쳤으나, 2010년 이후 양(+)으로 전환되었다. 다만 2단계 모형에서 연관규칙 채택의 내생성을 통제할 경우 모든 연도에서 연관규칙 채택은 판매금액을 높였다. 또한 연관규칙 채택확률은 경영주 교육수준, ICT활용, 이웃효과에 의해 증가하였다. 따라서 작물선택 전략은 기업가정신의 매개변수로서 영농성과에 기여한다. 따라서 농업 기술혁신의 파급효과는 농가 기업가정신이 확보될 때 극대화될 것으로 예상된다.

기술혁신은 제조업에서 그 중요성이 큰 것이 사실이나, 최근 4차 산업혁명 기술은 오히려 농업에 선제적으로 적용되는 모습을 보인다. 따라서 제조업과 농업 모두에서 기술혁신 전략은 우리나라의 경제성장에 중요하게 작용할 것으로 보인다.

제조업에서 기술혁신은 그간 우려와 달리 고용의 전반적인 확대로 이어졌다. 그러나 기술혁신의 숙련편향적 특성은 숙련근로자에게 유리하게 작용할 것으로 보이므로, 저숙련근로자의 임금감소나 실업 등에 대응하는 노력이 요구된다. 기술혁신의 노동대체성은 노동집약적 산업인 농업에서 클 수 있다. 따라서 농가 이탈방지 및 신규 농가 유입에 정책 지원을 강화하여 농업인력 감소에 대응할 필요가 있다. 농업노동의 숙련도를 높여 최신 기술혁신과 농업노동의 보완성을 지속시키는 것도 중요하다.

주요어 : 기술혁신, 특허, 경영성과, 고용변화
학 번 : 2017-33681

목 차

제 1 장 서 론 ····· 1

제 1 절 연구배경 ····· 1

제 2 절 연구의 목적 및 필요성 ····· 3

제 3 절 연구의 내용 및 구성 ····· 4

제 2 장 우리나라의 기술혁신 현황 ····· 6

제 1 절 기술혁신 투입 및 성과 ····· 6

제 2 절 산업별 기술혁신 특성 ····· 9

제 3 절 특허출원, 부가가치, 취업자의 상관성 ····· 14

제 3 장 기술혁신, 기업성과, 고용의 연관관계 ····· 17

제 1 절 서 론 ····· 17

제 2 절 선행연구 ····· 18

제 3 절 분석방법 및 분석자료 ····· 25

제 4 절 분석결과 ····· 33

제 5 절 소 결 ····· 40

제 4 장 기술혁신, 농업생산성, 농업노동의 연관관계 ·· 42

제 1 절 서 론 ····· 42

제 2 절 선행연구 ····· 43

제 3 절 분석방법 및 분석자료 ····· 46

제 4 절 VAR모형 추정결과 ····· 54

제 5 절 Threshold VAR모형 추정결과 ····· 65

제 6 절 소 결 ····· 69

제 5 장 작물선택 전략과 영농성과 ····· 71
제 1 절 서 론 ····· 71
제 2 절 선행연구 ····· 73
제 3 절 분석방법 및 분석자료 ····· 77
제 4 절 연관규칙 도출결과 ····· 91
제 5 절 실증모형 추정결과 ····· 99
제 6 절 소 결 ····· 106

제 6 장 결 론 ····· 108

참고문헌 ····· 111
부 록 ····· 123
Abstract ····· 136

표 목 차

[표 2-1] 연구주체별 전체 및 농업 R&D 현황 ····· 13
[표 3-1] 기초통계량 ····· 32
[표 3-2] 3SLS 추정결과: 특허출원-근로자 1인당 매출액-근로자 수 ····· 34
[표 3-3] 3SLS 추정결과: 특허출원-근로자 1인당 매출액-숙련근로자 비중 ·· 37
[표 3-4] 3SLS 추정결과: 산업 기술수준별 비교 ····· 39
[표 4-1] 농업특허 출원 추이: 1963년~2018년 ····· 52
[표 4-2] 단위근 검정 결과 ····· 53
[표 4-3] 공적분 검정 결과 (Johansen test) ····· 54
[표 4-4] VAR(5)모형 추정결과 ····· 56
[표 4-5] 그레인저 인과관계 검정 결과 ····· 57
[표 4-6] VAR(5)모형 추정결과: 농업기술별 ····· 59
[표 4-7] VEC(5)모형 추정결과 ····· 61
[표 4-8] 공적분관계 추정결과 ····· 62
[표 4-9] VAR(5)모형 추정결과: 농업R&D ····· 64
[표 4-10] 농업특허 출원 추이의 구조단절 검정 결과 ····· 65
[표 4-11] Threshold VAR 추정결과 ····· 67
[표 5-1] 주요 영농지표 비교(2020): 단일영농 vs. 복합영농 ··· 74
[표 5-2] 작물 및 농가 현황: 장바구니 분석 ····· 88
[표 5-3] 기초통계량: 2000년 및 2020년 ····· 90
[표 5-4] 작물별(기준작물) 연관규칙: 식량작물 ····· 95
[표 5-5] 작물별(기준작물) 연관규칙: 채소 ····· 96
[표 5-6] 작물별(기준작물) 연관규칙: 과수 ····· 97
[표 5-7] 작물별(기준작물) 연관규칙: 특용 및 약용 ····· 98
[표 5-8] Tobit모형 추정결과 ····· 100
[표 5-9] 2단계 모형 추정결과: 2000년 vs. 2020년 ····· 104

그 림 목 차

[그림 2-1] 주요 산업별 R&D집약도 추이 ····· 7
[그림 2-2] 주요 산업별 특허출원 추이 ····· 8
[그림 2-3] 2020년 주요 산업별 특허활용률 ····· 9
[그림 2-4] 제조업의 특허출원, 부가가치, 취업자의 상관관계 ····· 15
[그림 2-5] 농업의 특허출원, 부가가치, 취업자의 상관관계 ····· 15
[그림 4-1] 충격반응함수 ····· 58
[그림 4-2] 농업특허 출원의 구조단절과 농업취업자와의 관계 ····· 68
[그림 5-1] Apriori 알고리즘 단계별 적용 예시 ····· 79
[그림 5-2] 연도별-평가지표별 작물 연관규칙 분포 ····· 92

제 1 장 서 론

제 1 절 연구배경

대부분 산업에서 경제성과를 증대시키는 기술혁신은 경제 패러다임 전환을 위한 주요 전략 중 하나로 평가된다. 기술혁신이 생산성을 높이는 과정은 두 채널을 통해 이루어지는데, 공정기술을 개선시킴으로써 생산비용을 낮추기도 하며(공정혁신) 신제품개발을 촉진시켜 경제주체들의 효용증가에도 기여한다(제품혁신). 기술혁신의 두 채널은 정도의 차이는 있겠지만 대체로 산업에 관계없이 나타난다.

고용에 대한 영향도 기술혁신 논의의 다른 축을 담당해 왔다. 그러나 성과 논의에서와 달리 고용에 대한 기술혁신의 영향은 관련 연구들에서 공통된 결론을 내지 못하고 있으며, 지금까지도 지속적인 논쟁의 대상이 되고 있다. 그 중에서도 기술혁신이 노동을 보완하여 고용을 증가시킬지 아니면 노동을 대체하여 고용감소를 가져올지는 대표적인 논쟁이다. 기술혁신의 고용 보완성을 주장하는 측면에서는 과거 산업혁명에서의 고용대체가 일시적이었다는 점을 강조한다. 증기기관, 대량생산, 정보화의 각 산업혁명 단계에서 고용이 일시적으로 감소했더라도 규모효과(scale effects)에 의해 장기적으로는 고용이 증가했다는 것이다. 반면 노동대체를 주장하는 측면에서는 인공지능 및 자율주행과 같은 4차 산업혁명 기술이 과거보다 노동대체를 더 크게 가져올 것으로 본다. 실증연구들의 결과를 보더라도 기술혁신이 성과에 미치는 영향에 대해서는 동일한 결론을 도출하고 있으나, 기술혁신이 노동에 미치는 영향은 각 연구의 분석대상이나 분석자료에 따라 상이하게 제시되고 있다.

기술혁신 전략은 상대적으로 기술집약적인 우리나라 산업성과에 특히 중요하게 작용할 것으로 보인다. 우리나라 제조업의 경우 생산라인 내 ICT 활용도가 높고, 근로자당 산업용 로봇의 도입 정도도 다른 나라에

비해 월등히 높다(IFR, 2021). 특히 반도체 산업에서도 메모리 반도체에 이어 시스템(비메모리) 반도체에 대한 기술투자가 상당히 이루어지고 있다. 한편 우리나라 제조업에서 기술혁신과 고용의 관계를 보면, 실증연구들은 기술혁신이 고용을 보완해 온 것으로 보고하고 있으며, 이들 연구는 공통적으로 우리나라 근로자의 숙련도 증대를 보완성의 주요한 원인으로 보고 있다. 또한 제조업의 강한 고용보호도 기술혁신의 고용보완성을 높인 이유로 제시되고 있다.

기술혁신이 제조업에서 중요하게 다루어져 온 것에 비해, 농업 기술혁신을 다룬 연구는 소수이며 관련 국내 연구도 매우 부족하다. 농업에서 기술혁신 연구가 부족한 이유는 크게 두 가지로 볼 수 있다. 첫째, 농업 기술혁신의 출현빈도가 제조업 기술혁신에 비해 적다. 또한 기술혁신이 농업에 도입된다 하더라도 제조업 등 비농업 부문에서 도입되는 경우가 많다. 둘째, 농업생산의 실질적 주체인 농가가 기술혁신을 직접 창출하기 어려운 것도 농업에서 기술혁신을 분석하기 어렵게 하는 이유이다. 그러나 최근 스마트팜, 드론농법, 무인트랙터 등 4차 산업혁명 기술이 농업에 선제적으로 적용되면서 농업 기술혁신의 영향이 주목받고 있다. 또한 농업은 노동집약적인 산업인 동시에 농업노동의 고령화가 빠르게 진행되고 있어, 영농성과 및 농업노동에 대한 기술혁신의 영향를 분석할 필요성은 크다고 할 수 있다

농업의 경우 기술혁신이 농가에서 이루어지기보다 농업 외부에서 도입되거나 소수 농업기관에 의해 축적되는 경향이 있다. 따라서 농업생산의 실질적 주체인 농가는 기술혁신 창출자보다는 사용자에 가깝다. 따라서 농업의 경우 기술혁신 자체의 영향과 함께 기술혁신의 영향을 극대화할 수 있는 농가 기업가정신의 역할도 중요하게 다루어져야 할 필요가 있다.

제 2 절 연구의 목적 및 필요성

본 연구는 기술혁신, 경영성과, 고용의 상호 관계를 분석하여 우리나라 경제성장을 위한 기술혁신 전략을 수립하는 데 목적이 있다. 특히 제조업과 농업 두 산업에서 기술혁신의 영향을 분석하여, 제조업에 집중되었던 기술혁신 논의가 농업에 적용되는지, 차이를 보인다면 어떠한 점이 다른지를 살펴보고자 한다. 나아가 두 산업에서 기술혁신에 따른 성과 증대 전략과 고용정책 방향을 제시한다.

내생적 경제성장이론(endogenous growth theory)에 의하면, 기술혁신은 자본 및 노동 축적에 의해 이루어지는 내생변수이다. 즉, 기술혁신은 경제변수에 단방향적 영향을 미치기도 하지만, 반대로 경영성과나 고용의 변화에 의존하기도 한다. 예를 들어, 기업 경영성과의 개선은 신기술 투자를 촉진하면서 신제품개발에 기여한다. 또한 교육훈련 투자에 의해 근로자 숙련도가 높아지면 기업의 기술흡수역량(absorptive capacity)이 증가하여 기술혁신이 촉진될 수 있다. 그러나 기술혁신을 다룬 기존 연구들은 기술혁신이 경영성과와 노동에 미치는 단방향 인과관계만을 분석하는 데 집중하고 있다. 따라서 기술혁신의 내생적 특성을 고려하여 기술혁신, 경영성과, 고용 간 상호 영향관계를 분석하는 것은 기술혁신의 영향을 종합적으로 파악하는 데 도움이 될 수 있다.

우리나라 GDP에서 농업 비중은 2% 수준에 머물고 있으나, 최근 미래 농업기술의 중요성이 부각되고 있어 농업의 경제적·기술적 잠재성은 크다고 할 수 있다. 특히 무인트랙터, 드론농법, 스마트팜 등 최신 정밀농업 기술이 농업생산 과정에 적용되면서 농업 생산성을 획기적으로 높이고 있다. 따라서 농업 기술혁신은 우리나라의 경제성장 전략에서 중요하게 다루어질 필요가 있다. 한편 농업은 노동집약적인 동시에 생산인력이 노령층에 집중되어 있는 산업이다. 즉 농업 기술혁신은 농업노동 구조도 크게 변화시킬 것으로 보이며, 관련 노동정책 수립을 위해서도 농업에서 기술혁신을 분석할 필요성은 크다.

농업에 ICT활용이 증가함에 따라 농가의 기술혁신 수용이나 활용도도

함께 높아졌을 것으로 보인다. 이러한 ICT활용도의 증가는 농업 기술혁신에 대한 농가 기업가정신의 역할을 증대시켰을 것으로 예상된다. 따라서 농업 기술혁신을 종합적으로 평가하기 위해서는 기술혁신 자체의 영향 뿐만 아니라 농가 기업가정신의 역할까지 함께 고려해야 할 필요가 있다.

본 논문은 기술혁신, 경영성과, 고용의 양방향 영향관계를 분석하여 단방향 관계에 집중되었던 기술혁신 논의를 확장했다는 의의가 있다. 또한 제조업에 한정되었던 기술혁신 논의을 농업에 확대 적용했다는 점도 중요하게 평가된다. 마지막으로, 기술혁신 논의의 한 축을 담당하는 기업가정신을 농업에서 분석했다는 것도 본 연구가 갖는 차별적 의의이다.

제 3 절 연구의 내용 및 구성

기술혁신 성과변수인 특허는 투입변수인 연구개발투자(R&D)에 비해 적용시차가 짧으며 상용화에 근접한 기술혁신을 반영하는 변수이다. 특허의 몇몇 문제점에도 불구하고 과학분야 대부분의 기술정보를 제공하는 유일한 지표라는 점은 특허가 기존 연구들에서 기술혁신 지표로 많이 사용되고 있는 이유이다. 특허는 출원특허와 등록특허로 구분할 수 있는데, 전자는 후자에 비해 해당 시점의 기술혁신을 즉각 반영할 수 있고 특허등록 정책 변화에 덜 의존적이다. 이러한 장점을 바탕으로 본 논문은 기술혁신 지표로 출원특허를 사용하였다.

논문은 네 개의 장으로 구성된다. 제 2장에서는 우리나라 기술혁신 현황을 분석한다. 현황 분석에서는 기술혁신의 산업별 특성을 논의한 후 기술혁신, 경영성과, 고용 추이에 존재하는 상관성을 살펴본다.

제 3장에서는 제조업을 대상으로 특허출원, 근로자 1인당 매출액, 고용(고용량, 숙련근로자 비중)의 양방향 인과관계를 분석한다. 분석자료는 「인적자본기업패널(HCCP)」의 1차년도(2005년)부터 7차년도(2017년)이며, 이를 특허자료 및 재무자료와 병합하여 사용하였다. 실증분석에는 세 변

수가 종속변수인 구조방정식을 설정한 후, 해당 방정식을 3단계 최소자승추정법(Three-Stage Least Squares: 3SLS)으로 추정하였다. 한편 숙련편향적기술변화(Skill-Biased Technological Change: SBTC) 가설은 기술혁신이 숙련노동과 상대적으로 보완된다는 것을 시사한다. 이에 고용변수를 고용량과 숙련근로자 비중으로 보았을 때로 각각 나누어 추정결과를 제시하였다. 산업 기술수준별로도 기술혁신, 경영성과, 고용의 관계에 차이가 존재할 수 있다. 따라서 R&D집약도를 기준으로 기술집약산업과 일반산업을 나누어 각각에 대해 추정결과를 제시하였다.

제 4장에서는 농업에서 기술혁신의 영향을 분석한다. 농업특허 출원, 농업 노동생산성, 농업취업자의 연간 변수로 이루어진 벡터자기회귀(Vector Autoregression: VAR) 모형을 5년 시차를 갖도록 추정하였으며, 분석기간은 1963년~2018년이다. 농업특허는 특허청에서 추출하였고, 농업취업자와 농업 노동생산성은 각각 「경제활동인구조사」와 「농가경제조사」의 집계자료를 활용하였다. 농업 기술혁신은 농업 내부에서 축적되기도 하나 비농업 부문 기술혁신이 농업으로 유입되는 경우도 많다. 이러한 점은 농업 기술혁신의 구조단절을 가져올 것으로 보이며, 이에 상한 Wald검정(supremum Wald test)으로 농업특허 출원 추이의 구조단절(structural break) 시점을 검정하였다. 또한 기술혁신의 구조단절은 농업 기술혁신과 농업노동 관계의 구조변화로 이어졌을 것으로 예상해 볼 수 있다. 따라서 임계치를 갖는 벡터자기회귀(threshold VAR) 모형을 추정함으로써 농업 기술혁신과 농업노동의 관계를 비선형적으로 분석하였다.

제 5장에서는 농가 기업가정신의 경제적 영향을 분석하였다. 이 때 작물선택 전략을 농가 기업가정신 발현의 결과로 간주하였다. 분석자료는 2000년~2020년 「농업총조사」의 작물 및 가구·가구원 자료이다. 분석과정은 두 단계로 설정되었다. 먼저 우리나라 농가의 작물선택 패턴을 장바구니분석(Market Basket Analysis: MBA)을 통해 연관규칙으로 변환한다. 다음으로 재배면적 1ha당 판매금액이 종속변수인 토빗(Tobit)모형과 2단계 모형(Two-Stage Model)을 적용하여 농가 연관규칙 채택(작물선택 전략)의 경제적 영향을 분석하였다.

제 2 장 우리나라의 기술혁신 현황

제 1 절 기술혁신 투입 및 성과

우리나라는 기술혁신 투입에 많은 투자가 이루어지는 국가이다. 기술혁신 투입의 대표적 지표인 R&D투자 현황을 보면, 우리나라 R&D투자는 2019년 기준 764억 달러로 세계 5위이며, GDP 대비 R&D투자인 R&D집약도는 4.64%로 세계 2위이다(IMD, 2021). 기술혁신 성과 지표도 상위권에 속하는데, 우리나라 PCT특허출원 수[1]는 2021년 기준 15,573건으로, 중국, 미국, 일본에 이어 세계 4위에 위치하고 있다(WIPO, 2021).[2] 삼극특허(Triadic patent families)[3] 등록도 높은 수준이다. 2019년 우리나라의 삼극특허 등록 수는 2,558건으로 OECD국가 중 5위를 차지하고 있다(OECD, 2021).

기술혁신 투입 측면에서 보면, 2000년 1.98%였던 우리나라 R&D집약도는 2020년 3.70%로 2배 가까이 증가했으며, 산업별로 볼 때도 대부분 산업에서 R&D집약도가 증가해 왔다. <그림 2-1>은 2000년~2020년 기간 우리나라 주요 산업의 R&D집약도 추이를 나타낸다. 해당 추이에서 주목할 점은 농림어업 R&D집약도가 다른 산업에 비해 높고 연간 변동성도 크다는 것이다. 농림어업 R&D집약도는 2000년 0.97%에 불과했으나, 2009년 14.0%로 최대치를 기록한 후 2020년 9.6%로 높은 수준을 계속 유지하고 있다. 이러한 변동성은 농업R&D의 상당 부분이 공공부문에서 이루어지기 때문이다. 나머지 산업의 R&D집약도는 2020년 기준 제

---

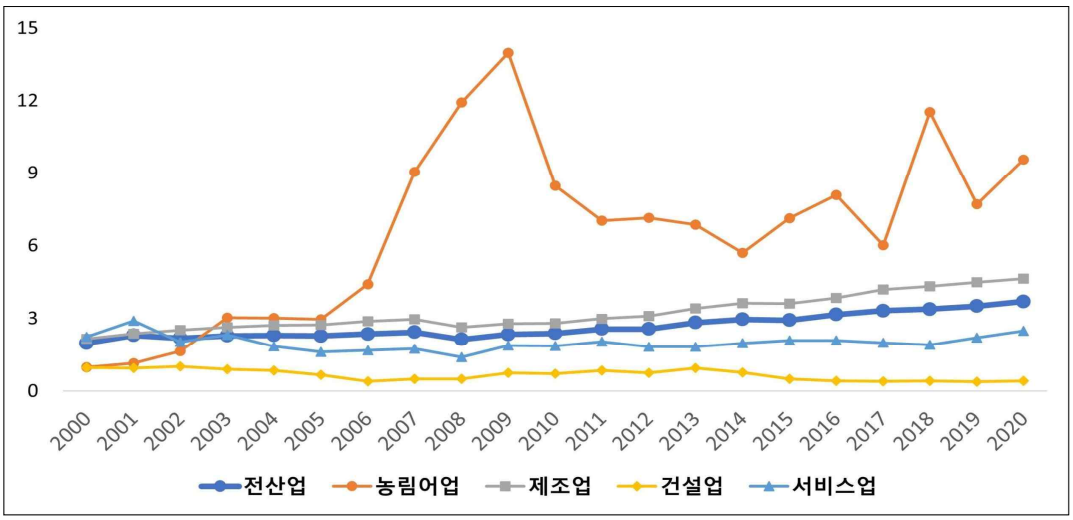
1) PCT는 특허협력조약(Patent Cooperation Treaty)의 약자이다. 특허는 속지주의에 따라 출원한 국가에서만 해당 기술을 보호하나, PCT특허의 경우 회원국 모두에서 해당 특허를 보호하게 하는 제도이다.

2) 우리나라 기업의 PCT특허 출원 순위를 보면, 2021년 기준 삼성전자와 LG전자가 각각 3,093건(2위), 2,759건(4위)을 출원하였으며, LG화학이 1,374건으로 14위에 위치하고 있다(WIPO, 2021).

3) 삼극특허는 미국특허청(USPTO), 유럽특허청(EPO), 일본특허청(JPO)에 모두 등록된 특허를 의미한다.

조업 4.6%, 서비스업 2.5%, 건설업 0.4% 순이다. 건설업 R&D집약도는 2002년 1.0%를 기록한 후 지속적인 감소 추세에 있다.

<그림 2-1> 주요 산업별 R&D집약도 추이



자료: KISTEP, 「연구개발활동조사」, 각 연도.
주: 1) R&D집약도 = (외부연구개발비+자체연구개발비-외부지출연구개발비)÷매출액
2) R&D집약도는 기업체 기준임.

기술혁신 성과변수를 보면, 2020년 우리나라 특허청에 출원된 특허 수는 약 22만 7천 건이다. 2010년에 17만 건의 특허가 출원되었다는 점에서 연간 특허출원은 10년 간 약 33% 증가하였다. <그림 2-2>는 2009년~2018년의 산업별 특허출원 추이이다.[4] 산업별 비중에서는 제조업이 71.8%로 가장 큰 것으로 나타나 특허출원이 대부분 제조업에 집중되어 있다는 것을 알 수 있다. 농림어업 및 음식료품의 연간 특허출원은 음식료품 출원이 크게 증가함에 따라 2018년에 6,334건을 나타냈다.

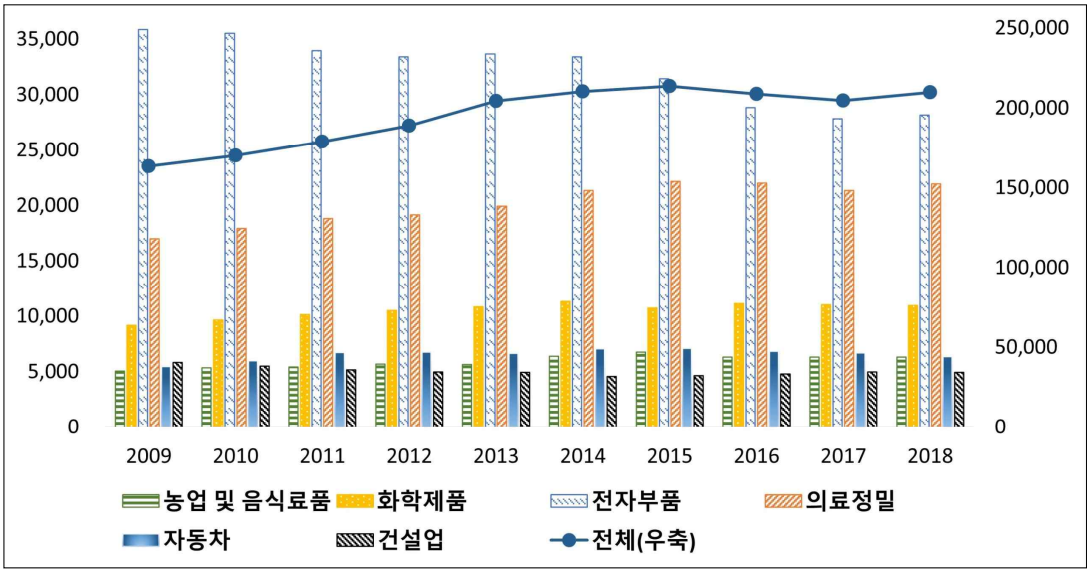
제조업의 세부 산업별로 보면, 기술집약산업인 전자부품의 특허출원은 2018년 28,183건으로 전체 제조업 특허출원 중 18.7%로 가장 높은 비중을 차지하고 있다. 의료정밀도 2018년 21,938건의 특허가 출원되면서, 전

4) 2019년 및 2020년 산업별 특허출원의 경우 KISTEP 「과학기술정책지원서비스」에서 자료등록의 문제로 기존 시계열과 단절되어 있다. 이에 산업별 특허출원 현황에서는 2018년까지의 현황만을 살펴보았다. 서비스업의 경우 특허 출원건수가 매우 낮아 제외하였다.

자부품과 의료정밀 산업이 제조업 특허출원을 대부분 이끌고 있다. 그러나 전자부품의 연간 특허출원은 감소하고 있는 반면 의료정밀의 연간 특허출원은 증가하고 있다. 화학제품 및 자동차 산업에서도 특허출원이 증가하고 있기는 하나, 그 비중은 전자부품과 의료정밀과 같은 기술집약산업에 비해 적은 수준이다.

<그림 2-2> 주요 산업별 특허출원 추이

(단위: 건)

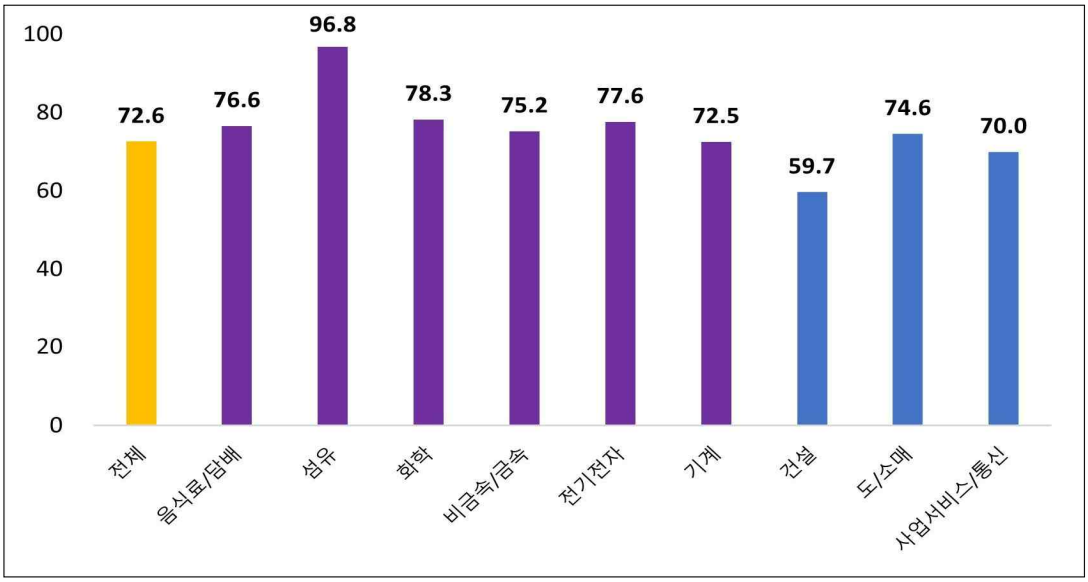


자료: KIPRIS(2021); KISTEP, 「과학기술정책지원서비스 특허데이터베이스」.
주: 모든 특허출원 자료는 2021년 2월 8일 기준으로 조사되었음.

기업의 보유특허 활용률은 70%~80% 수준이다(<그림 2-3>). 전체 기업의 특허활용률은 72.6%이며, 제조업 내 세부 산업별 특허활용률은 이보다 조금 높은 수준이다. 다만 섬유산업의 경우 보유특허 5,129건 중 4,946건을 활용하여 특허활용률이 96.8%로 높다. 주요 서비스업인 도소매와 사업서비스/통신은 각각 74.6%와 70.0%의 특허활용률을 보여 전체 기업 평균과 큰 차이를 보이지 않았다. 건설업 특허활용률은 59.7%로 다른 산업에 비해 낮았다. 건설업의 경우 신제품개발보다는 건설기술의 중요성이 클 수 있고, 또한 건설기술의 경우 특허 기반의 기술혁신이 현장에 적용되는 데 시간이 소요되기 때문인 것으로 보인다.

<그림 2-3> 2020년 주요 산업별 특허활용률

(단위: %)



자료: 특허청(2021b), 「2021년도 지식재산활동조사」.
주: 1) 기업이 보유한 국내외 등록특허 수 중 활용특허 수 비율임.
2) 「2021년도 지식재산활동조사」의 표본인 35,168개 기업 대상임.
3) 보라색 막대그래프는 제조업에 해당하는 산업임.

제 2 절 산업별 기술혁신 특성

기술혁신은 산업별로 다른 특성을 보이는 것으로 알려져 있다. 예를 들어 제품혁신이 중요한 산업이 있는 반면, 어떤 산업에서는 기술혁신에서 공정혁신 비중이 높을 수 있다. 또한 산업에 따라 내부 기술이 크게 작용하기도 하고 기술제휴를 통한 개방형 혁신이 빠르게 일어날 수도 있다. 이에 본 절에서는 제조업, 서비스업, 농업 각각에 대해 기술혁신의 특성을 살펴본다.

1) 제조업 기술혁신 특성

Pavitt(1984)의 분류를 활용하면 제조업 세부 산업별로 기술혁신 특성을 살펴볼 수 있다.[5] 해당 분류는 전체 기업을 기술혁신 원천에 따라 공급자주도자형(supplier-dominated), 규모집약형(scale-intensive), 전문공급자형(specialized suppliers), 과학기반형(science-based)의 4가지 유형으로 구분하고 있다.[6]

공급자주도형은 다른 산업으로부터 도입되는 중간재나 기계 등에 의해 기술혁신이 이루어지며, 따라서 해당 산업의 경우 R&D투자를 이용한 기술혁신 정도가 상대적으로 낮다. 통상 전통산업으로 불리는 식품산업이나 섬유산업이 해당 분류에 포함된다. 규모집약형 산업에는 철강 및 자동차 산업 등이 분포한다. 이들 산업에서는 규모의 경제가 가져오는 이점이 이미 크게 작용하므로 기술혁신이 빠르게 이루어지기보다는 서서히 누적된다는(incremental) 특징이 있다. 그러나 특정 시점에 대규모 기술혁신이 발생하는 것도 규모집약형 산업의 특징이다. 전문공급자형은 다른 산업의 기술혁신을 촉진하는데, 타 산업에 특화된 제품들을 생산하는 기계장비 산업 등이 해당 분류에 포함된다. 이들 산업에서도 기술혁신을 위해 R&D투자가 이루어지기는 하나, 그보다는 기업 내 암묵적 지식(tactic knowledge)이나 근로자에 내재된 기술숙련도(design skills)가 기술혁신의 주요 결정요인으로 작용한다. 따라서 상대적으로 기업규모가 작은 벤처기업들이 해당 분류에 포함된다. 전문공급자형 산업의 기술혁신은 후방 산업에서의 기술과 관련되는 경우가 많다. 마지막으로 과학기반형에는 과학지식과 R&D투자를 기반으로 기술혁신을 축적하는 산업들이 포함된다. 첨단산업으로 분류되는 의약산업 및 전자산업이 대표적인 과학기반형 산업이다. 과학기반형 산업은 자체연구소를 보유한 경우가

5) Pavitt(1984)의 산업분류는 1945년~1979년 영국기업의 혁신사례 2,000여 건을 바탕으로 하므로 해당 분류는 전 산업을 대상으로 하고 있다. 그러나 해당 분류가 일정 규모 이상의 기업을 분류하고 있다는 점에서, 이를 제조업에 한정하여 논의하는 것에는 큰 무리가 없을 것으로 판단된다.

6) 해당 분류와 관련된 전반적인 논의는 Pavitt(1984)의 산업분류를 2000년 이후에 대해 재해석한 Bogliacino and Pianta(2016)를 참고하였다.

많으며, 특허를 바탕으로 한 신제품개발이 다른 산업에 비해 빈번하다.

Pavitt(1984)의 산업 분류가 현대 산업에도 그대로 적용될 수 있는지를 검증하기 위한 시도는 최근까지도 활발히 이루어지고 있다. 이러한 시도를 수행한 연구들을 종합한 Bogliacino and Pianta(2016)는 Pavitt(1984)의 산업 분류가 현대 산업에도 적용되는 것으로 보고하고 있다.

Pavitt(1984)의 산업 분류에 따른 산업별 혁신특성은 우리나라 제조업에도 대체로 적용되는 것으로 보인다. 우리나라 2,731개 제조업체에 Pavitt(1984)의 분류를 적용한 홍장표·김은영(2009)의 논의를 보면,[7] 공급자주도형 산업의 혁신성과에는 기업 내부의 혁신역량보다 기업 외부정보 활용이 중요하게 작용한 반면, 생산집약형 및 과학기반 산업에서는 기업의 연구개발 역량이 혁신성과를 위해 중요했다. 외부기관과의 지식연계 정도를 살펴보면, 공급업체의 혁신정보는 공급자주도형과 생산집약형 산업의 제품혁신에 유의하지 않았으나 공정혁신에는 유의했다. 또한 대학 및 연구소로부터 획득한 혁신정보가 과학기반형 산업의 제품혁신 및 공정혁신 모두에 중요한 요인으로 작용했다.

2) 서비스업 기술혁신 특성

최근에는 서비스 혁신도 기술혁신의 새로운 분야로 많은 관심을 받고 있다. Pavitt(1984)의 분류에 의하면 서비스업은 제조업 기술혁신을 차용하는 공급자주도형 산업으로 분류된다.[8] 그러나 서비스업에 대한 범위가 관련 연구들에서 확립되지 못하고 있기 때문에, 서비스 혁신의 일반적 특성은 명확하지 않은 편이다.

---

7) 홍장표·김은영(2009)은 규모집약형과 전문공급자형을 생산집약적 산업으로 합친 후, Pavitt(1984)의 분류를 공급자주도형, 생산집약형, 과학기반형의 세 분류로 재정리하였다. 산업분류 결과, 전체 기업 중 28.3%에 해당하는 773개 기업이 공급자주도형에 속하며, 생산집약형에 속하는 기업은 1,368개로 전체 기업의 절반을 차지했다. 마지막으로 과학기반형은 590개로 전체 기업 중 21.6%를 차지하였다.

8) 강영모 외(2013)는 우리나라 서비스업에 Pavitt(1984)의 산업분류를 적용하였다. 분류결과에 의하면, 출판업과 의류판매업은 공급자주도형에 속하며, 항공사 및 철도 서비스는 규모집약형과 관련된다. 또한 전문컨설팅과 의료서비스는 전문공급자형이며 과학기반형에는 R&D대행 서비스 등이 포함된다.

우리나라 2,498개 서비스 기업의 유형화를 시도한 강영모 외(2013)의 논의를 보면, 우리나라 서비스업은 전문서비스, IT서비스, 전통서비스, 설비기반서비스의 네 개 분류로 구분된다. 전문서비스형은 컨설팅 관련 서비스업이 대표적인데, 해당 산업의 경우 고객화 정도는 높지만 설비투자의 중요성이 낮다는 특징이 있다. 다음으로 IT서비스형은 고객화 정도가 높다는 점에서 전문서비스형과 유사하나, 고객과의 상호작용 과정에서 IT가 기반이 되는 점이 중요한 차이이다. 전통서비스형에는 도매업 및 운송업과 같은 전통적 서비스업이 주를 이루며, 해당 산업들에서의 기술혁신은 제품혁신보다는 공정혁신에 집중되어 있다는 특성을 보인다. 마지막으로 설비기반서비스형에는 운송 및 공연 서비스와 같이 설비시설을 필요로 하는 산업들이 속해 있다. 설비기반서비스형의 경우 기술혁신이 자체R&D보다는 정보매체를 통한 외부 혁신정보에 의해 이루어지는 경우가 많으며, 설비시설에 대한 산업보호를 위해 특허등록이 이루어지는 경향이 높다.

3) 농업 기술혁신 특성

농업은 긴 역사 동안 기술혁신을 조금씩 축적해 온 산업으로서 다른 산업과 구별되는 기술혁신 특성을 갖는다. 예를 들어, 기술혁신의 투입(R&D)과 성과(특허)가 동일한 기업에서 이루어지는 여타 산업에서와 달리, 농업R&D는 공공부문에서 투자되고 농업특허는 민간부문에서 출원되는 경우가 많다. 또한 농업은 다른 산업에 비해 기술혁신이 적용되는 시차도 긴 편이다. 이에 본 절에서는 Alston et al.(2009a)의 농업R&D 특성을 참고하여 농업 기술혁신의 특성을 정리하였다.[9)]

첫째, 농업에서는 획기적인 생산증대보다는 병해충과 기후변화 등 외부요인으로부터 농업 생산량을 유지할 수 있는 기술혁신이 중요하다

9) 농업 기술혁신 연구의 논의들을 종합한 Alston et al.(2009a)이 농업R&D를 다루고 있기 때문에, 본 절에서는 농업R&D의 특성을 중심으로 서술하였다. 그러나 R&D가 기술혁신 성과요인과 큰 상관성을 가진다는 점에서, 농업R&D 특성을 농업 기술혁신의 특성으로 일반화하는 데는 무리가 없을 것으로 판단된다.

(Alston et al., 2009b). 따라서 일단 신제품출시로 이어지면 해당 기술의 중요도가 감소하는 제조업과 달리, 농업 기술혁신 효과는 단기에 그치치 않고 장기적으로 지속될 수 있다.[10]

<표 2-1> 연구주체별 전체 및 농업 R&D 현황

(단위: 백만 원, %)

연도	연구주체	전체		농업	
		R&D	구성비	R&D	구성비
2000년	공공연구기관	2,031,981	14.7	309,822	63.4
	대학	1,561,865	11.3	89,475	18.3
	기업체	10,254,655	74.0	89,610	18.3
	합계	13,848,501	100.0	488,907	100.0
2010년	공공연구기관	6,306,136	14.4	529,883	49.5
	대학	4,745,459	10.8	279,994	26.1
	기업체	32,803,240	74.8	261,745	24.4
	합계	43,854,834	100.0	1,071,621	100.0
2020년	공공연구기관	11,158,558	11.9	750,722	42.6
	대학	8,353,350	9.0	367,779	20.8
	기업체	73,599,778	79.1	645,218	36.6
	합계	93,071,686	100.0	1,763,719	100.0

자료: KISTEP,「연구개발활동조사」, 각 연도.
주: 연구개발비는 연구주체별 자체사용 기준임.

둘째, 농업 기술혁신은 다른 산업에 비해 생산현장에 적용되는 시차가 길게 나타난다. 농업은 공공부문이 기술혁신 투입을 담당하고 농가는 기술혁신의 사용자로서의 역할을 수행한다. <표 2-1>을 보면 2020년 기준 우리나라 전체 R&D에서 기업 R&D가 차지하는 비중은 79.1%이다. 그러나 농업R&D의 경우 기업체 비중이 36.6%에 불과하며, 공공연구기관 및 대학에 의해 수행되는 농업R&D 비중이 63.4%로 상대적으로 크다. 다만 최근으로 올수록 농업R&D의 공공부문 비중은 감소하고 있으며, 기업체 비중이 2000년 18.3%에서 2020년 36.6%로 2배 가까이 증가하였다. 따라서 농업 기술혁신의 경우 공공부문의 기술투자가 민간부문의 기술성과로 전환되는 효과시차(gestion lags)를 가지며, 그 다음 단계로 농가가 기술

10) Alston et al.(2009a)은 기존 연구들을 종합하여 농업R&D가 가져오는 경제적 효과(research benefits)의 평균 지속 시차를 30년 정도로 제시하고 있다.

혁신 성과를 생산현장에 적용하는 적용시차(adoption lags)를 함께 갖는다. 또한 작물생장에도 일정 기간이 필요하므로 기술혁신의 효과가 농업현장에 실제 적용되는 데는 추가적인 시차가 발생한다.

셋째, 농업 기술혁신의 파급효과(spillover effects)는 토지특성이나 작물특성 등으로 인해 공간적 제약을 받는다. 예를 들어 방제기술의 경우, 해당 기술이 적용되는 작물이 재배되는 지역에 기술혁신의 파급효과가 한정되기 쉽다. 또한 범용성이 높은 농업기계라 하더라도 토지특성에 따라 해당 기계의 활용이 어려운 경우도 많이 존재한다. 그러나 스마트팜 등 최신기술이나 농지 범용화 기술 등의 도입은 농업 기술혁신 파급효과의 공간적 제약을 어느 정도 해소하고 있다.

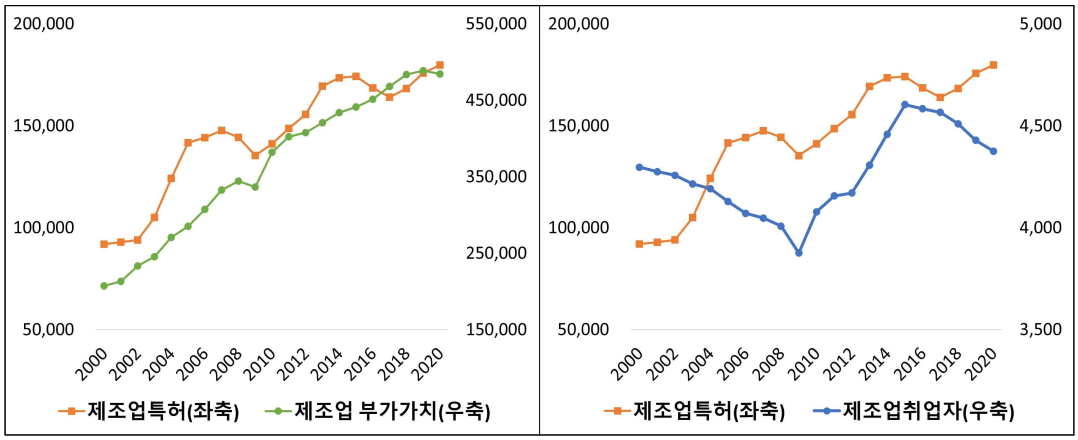
제 3 절 특허출원, 부가가치, 취업자의 상관성

<그림 2-4>는 제조업의 특허출원 및 산업별 부가가치 추이를 함께 보여준다.[11] 해당 그림에 의하면, 제조업에서 특허출원과 부가가치는 대체로 같은 방향으로 움직이고 있는 것으로 나타나 두 변수 간 양(+)의 상관관계가 존재할 것으로 예상된다. 그러나 특허출원과 취업자 간에는 상관관계를 확언하기 어렵다. 특허출원과 취업자 추이는 어떤 기간에는 다른 방향으로 움직이다가도, 어떤 기간에는 같은 방향으로 움직이고 있다. 이러한 원인은 제조업 기술혁신의 특성변화 때문일 수 있으나, 취업자 측면에서도 고용숙련도 변화 등이 함께 작용했을 것으로 보인다.

11) 산업별 특허출원을 장기 시계열로 구성하기는 어렵다. KISTEP의 「과학기술정책지원서비스 특허데이터베이스」가 산업별 특허자료를 제시하고 있기는 하나, 특정 기간(2009년~2018년)의 자료만을 제공하고 있어 장기 시계열로 활용하기는 어렵다. 이에 <그림 2-4>와 <그림 2-5>에서는 국제특허분류(IPC) 기준으로 각 산업의 특허출원을 재구성하였다. 다만, 이 경우 기업출원만이 아닌 개인 및 정부기관 등 여러 특허출원이 포함되어 있어 해석에 주의가 필요하다.

<그림 2-4> 제조업의 특허출원, 부가가치, 취업자의 상관관계

(단위: 건, 십억 원, 천 명)

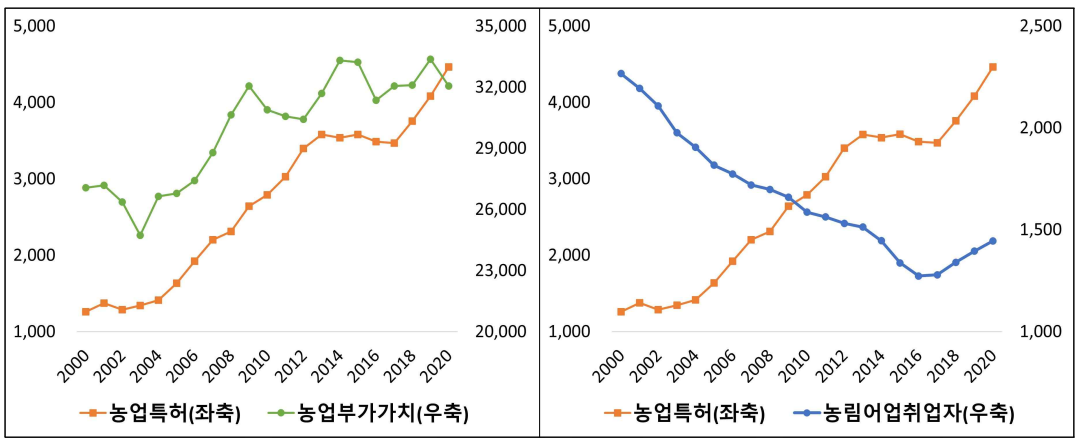


자료: 특허청(2021a), 「지식재산권통계」; 한국은행, 「국민계정」; 통계청, 「경제활동인구조사」, 각 연도.
주: 제조업 특허는 IPC 기준 Section B, D, F, G, H와 Class A23~A47, C03, C04, C06~C99, E01, E02에 해당하는 출원특허의 합임.

농업에서 특허출원, 부가가치, 취업자 추이를 나타내면 <그림 2-5>와 같다. 농업에서도 특허출원과 부가가치 간 양(+)의 상관성이 있는 것으로 보인다. 그러나 제조업에서 특허출원의 변동이 높고 부가가치가 안정적이었던 반면, 농업의 경우 특허출원보다는 부가가치의 변동성이 크다.

<그림 2-5> 농업의 특허출원, 부가가치, 취업자의 상관관계

(단위: 건, 십억 원, 천명)



자료: 특허청(2021a), 「지식재산권통계」; 한국은행, 「국민계정」; 통계청, 「경제활동인구조사」, 각 연도.
주: 농업특허는 IPC 기준 A01과 C05에 해당하는 출원특허의 합임.

농림어업취업자는 지속적으로 감소하다가 2017년 이후 증가 추세로 전환되었다. 대부분 기간에 농업특허와 농림어업취업자는 반대 방향의 추이를 보인다. 따라서 농림어업취업자에 대한 농업특허의 대체성이 클 것으로 예상된다. 다만 농림어업취업자가 증가했던 2018년 이후에 농업특허 출원도 함께 증가했기 때문에, 해당 시점에 대해서는 추가적인 논의가 필요하다.

<그림 2-4>와 <그림 2-5>는 추세가 제거되지 않은 변수 간 상관성만을 보여주고 있어, 변수 간 인과관계 파악을 위해서는 적절한 통계모형이나 통제변수가 요구된다. 그럼에도 불구하고 두 산업에서 기술혁신과 노동의 인과성을 논의해보자면, 산업별 기술혁신 특성 차이가 제조업에서 노동보완성을 가져오고 반대로 농업에서는 노동대체성에 영향을 주었을 것으로 판단된다.

우리나라 제조업 기술혁신을 특허 기준으로 보면, 제조업 특허는 반도체 산업과 의약산업 등 첨단제조업에 집중되어 있다. 반도체 산업의 경우 D램 클럭속도(clock speed)를 높이거나 세밀한 공정수준으로 저장용량(capacities)을 늘리는 것이 기술혁신의 주 목적이며, 의약산업의 경우 신약출시나 의료장비 개선이 기술혁신 성과에서 가장 우선시된다. 따라서 우리나라 제조업의 경우 제품혁신 측면에서 상당한 기술혁신이 이루어졌을 것으로 보인다. 즉, 생산요소 간 대체탄력성이 그간 크게 변화하지 않았다고 한다면 노동투입 역시 함께 증가했을 것으로 보인다.

반면 우리나라 농업의 경우 농업기계화가 빠르게 진행되면서 2019년 기준 밭 기계화율은 61.9%까지 높아졌으며 논 기계화율은 98.6%에 달하고 있다(통계청, 「농업기계이용실태조사」). 이에 반해 제품혁신에 해당하는 신품종기술은 2000년대 이후 증가하는 모습을 보인다.[12] 따라서 농업기술혁신은 공정혁신 측면에서 농림어업취업자를 감소시켰을 것으로 보인다.

12) 본 연구의 농업특허 자료를 보면, IPC 기준 '새로운식물(A01H)'에 해당하는 특허는 1990년 이전의 경우 연간 1건도 출원되지 않은 경우가 대부분이다. 그러나 1993년에 처음 두 자릿수 출원이 이루어진 후 2013년에는 155건까지 출원건수가 증가하였다. 해당 특허의 1963년~2018년 누적 출원건수는 1,586건으로 이 중 출원연도가 2000년 이후인 경우가 86.9%를 차지한다.

제 3 장 기술혁신, 기업성과, 고용의 연관관계

제 1 절 서 론

기술혁신은 일반적으로 기업성과를 높인다. 기술혁신은 기업의 경쟁우위 확보를 위한 중요한 수단이며(Hitt et al., 2000), 기업의 생존력을 높인다(임동근·정진화, 2017). 그러나 자동화기술이 제조업 생산라인에 확대 적용되고 서비스업의 디지털화까지 진행되면서, 기업성과에 대한 논의와 별개로 기술혁신이 결국 노동대체로 이어지는 것이 아니냐는 우려가 제기되고 있다. 특히 단순반복적 업무(simple and routine tasks)에 특화된 저숙련근로자가 기술혁신 과정에서 숙련근로자에 비해 더 쉽게 대체될 것으로 전망되고 있다(Acemoglu and Autor, 2011; Frey and Osborne, 2017). 노동대체에 대한 이러한 우려는 자칫 기업 기술혁신의 저해 요인으로 작용할 수 있으므로, 기술혁신에 따른 노동변화를 분석해야 할 필요성이 높아지고 있다.

역으로, 기업성과와 고용이 기업의 기술혁신에 영향을 미칠 수도 있다. 예를 들어 순이익의 증가는 기술투자를 용이하게 하며(Falk, 2006), 기업성과 증대에 따라 신제품 개발이 본격화될 수 있다. 노동투입 증가도 전체 노동비용 상승과 관련된다는 측면에서 노동절약적 기술혁신을 촉진하며(Cho and Kim, 2018; Jung and Lim, 2020), 기업 내 인력구조나 노동시장 상황도 기술혁신 창출과 관련된다(Bassanini and Enrst, 2002; Voudouris et al., 2017).

이처럼 기술혁신과 기업성과 및 고용 간에는 양방향의 관계가 존재할 수 있으나, 선행연구들은 기술혁신이 기업성과나 고용에 미치는 단방향 인과관계를 중점적으로 다루고 있다. 본 연구는 국내 기업자료로 기술혁신이 기업성과 및 고용과 갖는 양방향 인과관계를 분석한다는 점에서 기존 연구들과 차별화된다. 분석대상은 근로자 100인 이상 제조업체이며, 고용은 정규직 근로자를 대상으로 하였다.[13] 기술혁신의 대리변수(proxy

variable)로는 기업의 특허출원 수를 사용하였다. 실증분석을 위해 특허출원 수, 근로자 1인당 매출액, 고용(근로자수, 숙련근로자 비중)이 종속변수인 구조방정식을 설정하고, 이를 3단계 최소자승추정법(Three-Stage Least Squares: 3SLS)으로 추정하였다. 외생변수는 기업의 경영상특성과 일반적특성을 포함하며, 식별변수(identification variables)로는 R&D집약도, 교육훈련투자, 근로자 1인당 노동비용 등을 사용하였다. 분석자료는 한국직업능력개발원의 인적자본기업패널(HCCP) 1차년도(2005년)~7차년도(2017년) 자료이며, 이를 NICE신용평가(주)의 기업재무자료와 우리나라 특허청의 특허자료와 병합하여 최종 자료를 구성하였다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 2절에서는 기술혁신이 기업성과 및 고용에 미치는 영향을 다룬 선행연구들을 검토한다. 제 3절에서는 본 연구의 분석자료와 분석방법을 소개하며, 제 4절에서는 고용의 규모와 숙련도를 고려한 모형의 추정결과를 살펴본다. 마지막으로 제 5절에서 연구의 결론을 제시한다.

제 2 절 선행연구

1) 기술혁신과 기업성과

기술혁신은 기업의 주요 성장전략 중 하나이다. 기업은 기술혁신의 창출과 활용을 통해 경쟁우위를 확보할 수 있으므로(Hitt et al., 2000), 기술혁신은 기업성장을 위한 중요한 요인으로 작용한다. 기존 실증연구들은 기술혁신 변수로 주로 기술혁신 투입요소인 R&D투자와 성과변수인 특허를 사용하여 기업성과와의 관계를 분석하였다.

Monte and Papagni(2003)는 1989년~1997년 기간의 이탈리아 제조업체를 분석하여, R&D집약도 증가가 매출액 증가율 및 노동생산성의 상승

13) 본 연구의 분석자료에서 정규직 근로자 비중은 94.8%로 높다. 이에 고용특성이 다른 비정규직을 제외하고 정규직 근로자만을 분석에 사용하였다.

으로 이어진다는 사실을 밝혔다. 유사한 연구로서 García-manjón and Romero-Merino(2012)도 2003년~2007년 유럽 기업을 대상으로 높은 R&D집약도가 기업의 순수익 증가와 관련된다는 분석결과를 제시하였다. 특히 이러한 효과는 일반산업보다는 첨단기술(high-tech) 산업에서 더 큰 것으로 분석되었다. Demirel and Mazzucato(2012)는 1950년~2008년 기간의 미국 제약회사들을 분석하여 R&D투자가 매출 증가로 이어진다는 것을 확인하였다. 특히 해당 연구는 R&D투자의 매출 증대 효과가 특허생산이 활발한 기업에서 더 크며, 따라서 투입과 산출 두 측면 모두에서 기술혁신 전략을 수립해야 한다고 주장하였다. Zhu et al.(2021)은 중국 제조업체를 대상으로 R&D투자가 매출액에 미치는 효과를 분석하였다. 분석결과에 의하면, R&D투자의 매출액 증대 효과는 공기업(state-owned)보다는 사기업에서 크며, 중소기업보다 대기업에서 효과가 컸다.

R&D투자가 기업성과로 이어진다는 것에 대해 회의적인 시각도 존재한다. 대표적 연구로서 Coad and Rao(2010)는 R&D투자와 기업성과(매출증가율)가 양(+)의 방향으로 관련되는 것은 기업이 매출액의 일정 수준으로 R&D투자 비중을 유지하려 하기 때문이며, 오히려 기업성과 증가가 R&D투자에 선행할 수 있다는 분석결과를 제시하였다. 비슷한 관점에서 Audretsch et al.(2014)도 R&D는 복잡한 특성을 가지며 R&D전략도 다양하기 때문에, 기업성과에 대한 R&D투자의 정(+)의 효과는 다각적(multi-dimensional) 관점에서 분석되어야 한다고 하였다.

기술혁신의 성과지표로서 특허는 일련의 시차를 두고 신제품개발 등으로 이어져 최종적으로 기업성과에 영향을 미친다(이주관·정진화, 2014). 특히 특허는 기술혁신에 대한 기업의 배타적 권리를 부여하기 때문에, 일정 기간 동안 해당 권리를 소유한 기업의 성과 증대에 기여한다(Bloom and Van Reenen, 2002).

기술혁신 변수로 특허를 사용한 실증연구를 보면, Ernst(2001)는 독일 기계 제조업체를 대상으로 특허출원이 매출액 증가와 관련된다는 것을 확인하였으며, 효과시차는 3년 정도인 것으로 보고하였다. Bloom and Van Reenen(2002)은 인용·피인용 정도로 가중 평균된 특허출원 수가 기

업 총요소생산성을 약 3% 높인다는 분석결과를 제시하였다. 최근에는 기술분야의 다양성에 대한 논의도 이루어지고 있다. Kim et al.(2016)은 기술다양성(technological diversification)을 특허가 얼마나 다양한 분야에 출원되는지로 정의하고, 기술다양성이 매출액 증가율에 미치는 영향을 분석하였다. 이 연구는 기술다양성과 매출액 증가율 간에 역-U 형태의 관계가 존재하며, 따라서 적정 수준의 기술다양성이 기업성과 증대를 위해 중요하다고 주장하였다.

국내 연구들도 특허생산이 기업성과를 높이는 것으로 보고하고 있다. 박선영 외(2006)는 우리나라의 기술집약산업에 속한 기업을 대상으로 특허등록의 효과를 분석하였다. 이원분산분석과 회귀분석을 사용한 분석결과를 보면, 특허등록은 근로자 1인당 순이익을 높였고 이러한 효과는 등록특허를 이미 많이 보유하고 있는 기업에서 두드러졌다. 임동근·정진화(2017)는 특허출원의 효과가 기업의 단기성과 증대에 그치지 않고 장기생존과도 관련된다고 보았다. 이 연구는 기업의 장기성과 변수로서 유동비율과 부채비율을 설정하였으며, 특허출원 누적에 따른 신제품개발이 유동비율을 높이고 부채비율을 낮추는 것으로 분석하였다.

반대로 기술혁신을 위해 기업성과가 필요하다는 실증연구도 있다. 구체적으로, 기업규모(Tsai, 2005; Cho and Kim, 2018), 매출액(Coad and Rao, 2010; 봉강호·박재민, 2018), 기업의 시장가치(Moltchanski et al., 2010) 등의 증가는 기업의 기술혁신 창출을 촉진하는 것으로 알려져 있다. 즉, 기술혁신과 기업성과는 상호 영향을 미치는 양방향의 관계에 있는 것으로 보인다.

2) 기술혁신과 고용

기술혁신과 고용의 관계는 기술혁신의 특성에 따라 다르다. 공정혁신은 고용을 대체하는 경향이 있고, 신제품개발 및 제품개선과 같은 제품혁신은 고용증가와 관련되는 것으로 보고되고 있다.

공정혁신을 보면, Antonucci and Pianta(2002)는 생산라인이 집중되어 있는 제조업에서 주로 공정혁신이 발생하며, 이러한 공정혁신은 기업의 고용감소와 관련된다고 주장하였다. Piva and Vivarelli(2018)도 산업 내 자본스톡을 공정혁신의 한 형태로 정의하고, 이러한 자본스톡의 증가가 전체 고용에 음(-)의 영향을 미친다고 하였다.

최근 4차 산업혁명 기술이 확산되면서 공정혁신 중에서도 산업용 로봇 등 자동화 기술이 고용과 어떤 관계를 갖는지에 대한 관심이 커지고 있다. Cho and Kim(2018)은 우리나라 제조업체에서 산업용 로봇의 결정요인을 분석하였는데, 전체 근로시간이 많을 때 산업용 로봇 도입이 확대되었다는 결과를 도출하였다. 정진화·임동근(2018)은 40여 개의 주요 국가들의 자료를 사용하여 산업용 로봇 도입의 결정요인을 분석하였다. 동적(dynamic)모형을 적용한 이 연구는 고용증가율과 시간당 노동비용이 높을 때 산업용 로봇 도입이 확대된다고 주장하였다. 위 두 연구가 산업용 로봇 도입의 직접적인 노동대체 효과를 밝힌 것은 아니지만, 해당 연구를 통해 산업용 로봇이 어느 정도 노동대체를 목적으로 도입될 수 있다는 것을 알 수 있다. 후속연구로서 Jung and Lim(2020)은 전 세계 42개국을 대상으로 산업용 로봇과 고용의 양방향 인과관계를 분석하였다. 분석결과에 의하면, 고용규모의 증가가 산업용 로봇 도입을 촉진하지만 반대로 산업용 로봇 도입은 고용규모를 감소시키는 경향을 보였다.

제품혁신을 분석한 기존 연구들은 제품혁신이 고용을 증가시키는 것으로 보고하고 있다. Brouwer et al.(1993)은 기업의 전체 R&D투자액에서 신제품개발 관련 투자액이 차지하는 비중이 높을수록 기업의 고용증가율이 높아지는 것을 보였다. Falk and Hagsten(2018) 역시 유사한 분석결과를 제시하였는데, 기존 제품에 비해 신제품 출시가 많은 기업에서 자본 대비 노동수요가 높았다. 단, 제품혁신의 고용증대 효과는 산업의 기술수준에 따라 차이가 있는 것으로 보인다. Piva and Vivarelli(2018)에 의하면, 제품혁신의 고용증대 효과는 저기술(low-tech)이나 중위기술(medium-tech) 산업에서는 나타나지 않았고 첨단기술(high-tech) 산업에 속하는 기업들에서만 나타났다.

국내 연구들의 경우 대체로 기술혁신이 고용확대를 가져온다고 보고 있다. 신범철 외(2012)는 제품혁신은 고용증가에 유의하지 않으나 공정혁신은 고용을 증가시킨다고 하였다. 단, 이러한 효과는 기업규모에 따라 다른데, 대기업에서는 제품혁신과 공정혁신의 효과가 모두 유의하지 않고, 중소기업에서는 제품혁신과 공정혁신이 모두 고용을 증대시켰다. 이를 근거로 해당 연구는 정부의 R&D지원이 중소기업에 집중될 때 고용확대가 더 이루어질 것이라고 보았다. 국내 중소기업을 대상으로 한 봉강호·박재민(2018)의 연구에서도 기술개발 및 기술사업화의 고용증대 효과가 확인된 바 있다. 기술혁신의 원천이나 전략에 따라서도 고용에 미치는 효과가 다를 수 있다. 서일원(2018)은 외부기술 수용기업에서 고용증가가 더 이루어지는데, 이는 정부 등으로부터 기술을 획득한 후에도 사업화를 위한 인력수요가 증가하기 때문으로 보았다. 한상연(2020)은 기업의 기술우위 전략 채택이 특허출원을 중간매개로 전체 고용규모를 증가시키며, 이러한 효과는 과학기반형 및 공급자주도형 산업에서 두드러진다고 하였다.

기술혁신과 고용의 관계에 대한 또 다른 논의는 기술혁신의 영향이 노동숙련도에 따라 차이를 보인다는 것이다. 기존 연구들은 이를 숙련편향적기술변화(Skill-Biased Technological Change: SBTC) 가설을 중심으로 설명한다. 즉, 기술혁신에 따라 숙련(high-skilled) 노동에 대한 노동수요 및 임금은 증가하나, 저숙련(low-skilled) 노동에는 이와 반대의 효과가 나타나 고용의 양극화가 발생할 수 있다(Acemoglu, 1998; Acemoglu and Autor, 2011).

Frey and Osborne(2017)은 미국 내 700여 개 직업에 대한 자동화 대체가능성을 분석하였다. 분석결과에 의하면, 전체 직업 중 47%가 대체위험에 직면했으며, 대체위험 직종에는 유통(logistics), 단순생산(production), 경영지원(administrative supports) 등 상대적으로 단순반복적 업무를 수행하는 직업이 주로 포함되었다. Jung and Lim(2020)도 이와 비슷한 결과를 도출하였는데, 고용구조를 고려할 때 산업용 로봇 도입은 전체 고용규모를 감소시키면서 숙련근로자의 비중을 높였다. 한편,

Adermon and Gustavsson(2015)은 스웨덴의 경우 1975년~2005년 동안의 기술혁신 축적으로 숙련노동에 대한 수요가 증가한 것은 사실이나, 숙련도 간 상대임금 변화는 그리 크지 않았다고 주장하였다.

고용특성이 기술혁신에 영향을 미치기도 한다. Bassanini and Enrst(2002)는 OECD 국가들을 대상으로 노사협력관계와 고용보장성이 제조업의 R&D집약도에 미치는 영향을 분석하였다. 분석결과에 의하면, 노사관계가 협력적이고 고용보장성이 강한 국가에서 R&D집약도가 높았는데, 해당 연구는 그러한 국가일수록 노동의 지식베이스(cumulative knowledge base)를 효과적으로 활용하기 때문으로 보았다. Voudouris et al.(2017)은 그리스 벤처기업을 대상으로 고용유연성이 제품혁신에 미치는 영향을 분석하였다. 이들은 고용유연성을 업무전환 정도의 '기능적(functional) 유연성'과 임시직 비중으로 정의되는 '수량적(numerical) 유연성'으로 구분하였다. 분석결과에 따르면, 기능적 유연성이 높으면 점진적(incremental) 기술혁신이 늘고, 수량적 유연성이 높으면 급진적(radical) 기술혁신이 촉진되었다. Cho and Kim(2018)의 연구도 생산직이나 단순직 비중이 높을 때 산업용 로봇 도입이 촉진되는 것으로 보고한 바 있다.

요약하면, 기존 연구들은 기술혁신이 고용에 미치는 영향을 주로 분석하고 있으나, 일부 연구에서처럼 기술혁신이 고용상황에 의해 영향받기도 한다. 특히, 기술혁신과 고용 간의 관계는 기술혁신의 성격이나 고용의 특성에 따라 다르게 나타난다.

3) 기술혁신, 기업성과, 고용 간 연관성

기술혁신, 기업성과, 고용이 서로 영향을 미치는 상황에서 한 요인의 변화는 다른 요인의 변화를 가져온다. 이에 몇몇 연구에서는 이들 변수 간 연관성을 고려한 실증분석 결과를 제시하고 있다.

전 세계 2,375개 기업[14]을 분석한 Lepak et al.(2003)은 자기자본비율(ROE)과 시장장부가비율(market to book ratio)로 정의된 기업성과가 지식기반(knowledge-based) 인력 투입에 의해 높아진다고 하였다. 또한 R&D집약도와 자본집약도를 합하여 기술집약도(technological intensity)로 정의할 때, 기업성과 증대 효과는 기술집약도가 높은 기업에서 더 컸다.

Li et al.(2006)은 중국의 194개 기술집약 기업을 설문조사하여, 인적자원관리(HRM)가 기업 기술혁신과 기업성과에 미치는 영향을 구조방정식 모형을 통해 분석하였다. 해당 연구에 따르면, 생산공정 개선이나 신제품 개발 투자 등으로 정의된 기업 기술혁신은 교육훈련, 직무동기, 업무 평가 시스템 등에 의해 촉진되었다. 나아가 기술혁신은 구조적 경로(path)를 통해 매출액, 순수익, ROI 등 기업성과 개선에 기여하였다.

위 두 연구는 기술혁신, 기업성과, 고용 간의 연관관계를 확인하고 있다. 세 변수의 연관관계를 구체화하여 Koellinger(2008)는 기업성과에 대해 오차성분모형(error component model)을 적용하였다. 이 연구는 7,302개의 유럽 기업의 설문조사 결과를 바탕으로 기업의 수익증가 및 고용증가 여부가 기술혁신과 어떤 관계를 갖는지 분석하였다. 분석결과에 의하면, 공정혁신과 제품혁신은 모두 고용과 양방향 양(+)의 관계를 보였다. 제품혁신은 기업성과와도 양방향 양(+)의 관계를 보였으나, 공정혁신은 기업성과에 유의한 영향을 미치지 않았다.

기술혁신, 기업성과, 고용은 상호 관련되어 있으므로, 경기순환과 같은 외부 충격은 기업성과나 고용은 물론(Peric and Vitezic, 2016) 기술혁신 창출에도 영향을 미칠 수 있다(Beneito et al., 2015). 따라서 각 변수의 결정요인을 분석함에 있어 변수들 간의 연관관계가 중요하게 고려될 필요가 있다. 그러나 국외 연구들에서도 이러한 분석은 부족하며 국내 연구의 경우 더욱 찾아보기 힘든 실정이다.

14) 해당 연구는 Directory of Corporate Affiliations에 수록된 기업 목록을 대상으로 하고 있다.

제 3 절 분석방법 및 분석자료

1) 기술혁신 성과: 특허

특허는 기술혁신 활동의 성과를 반영하는 대표적인 지표이다. 특히 R&D스톡 및 총요소생산성 등 다른 기술혁신 지표가 특허와 양(+)의 상관성을 갖는다는 점에서 특허활용의 유용성이 보장된다고 할 수 있다(Griliches, 1998).

그러나 모든 특허가 등록상태를 유지하거나 기술사업화에 성공화하는 것은 아니다.[15] 그러나 기술혁신 성과지표로 특허를 대체할만한 지표를 확보하는 것은 어렵다. 또한 특허의 몇 가지 문제점에도 불구하고 기존 연구들은 다음의 이유로 특허를 기술혁신 지표로 주로 활용하고 있다. 첫째, 특허는 기업의 신제품개발과 비용절감에 기여하는 기술혁신의 일차적 성과이다(이주관·정진화, 2014). 둘째, 특허는 기업 무형자원의 가치를 측정하는 지표이며(Bessen, 2008), 특허의 출원, 등록, 유지를 위해 기업이 부담하는 기회비용을 고려할 때 특허의 기술적 가치는 크다고 할 수 있다(이기환·윤병섭, 2005).[16] 셋째, 특허는 성과지표로서 실제 산업기술에 근접한 정보이며, 혁신성과를 세부 기술별로 추적할 수 있다는 장점이 있다(Ma and Lee, 2008). 마지막으로, 특허의 세부 기술정보는 과학기술 대부분의 영역을 다루고 있다.

특허변수 활용에 대한 또 다른 논의는 등록특허와 출원특허 사용의 차이이다. 등록특허는 등록비용이 이미 지불되었다는 점에서 상대적으로 유용한 기술들의 집합을 의미한다. 그러나 등록특허는 특허 등록정책 변화에 의존하기 때문에 등록 추이에 시계열 단절이 존재한다는 단점이 있다.[17] 특허 등록의 시차를 고려할 때, 동일 시점에 등록된 서로 다른 특

15) 우리나라는 등록특허에 대해 20년의 배타적 권리를 보장하고 있다. 우리나라 특허청에 2015년~2019년 등록된 특허의 평균수명은 6.73년이며, 등록 후 3년 내 소멸율은 18.5%이며 10년 내 소멸율은 66.1% 수준이다(최용묵·조대명, 2021).

16) 특허청(2021b)에 의하면 우리나라 기업의 특허활용률은 80%에 달한다.

17) 우리나라 전체 등록특허 추이를 보면, 특허등록 절차 간소화 정책으로 2000년 이후 등록특허 수가 기존 추이에서 크게 벗어나 증가하는 모습을 보이고 있다(특허청, 2021b).

허가가 같은 시점의 기술을 나타내는지도 확실하지 않다. 반면 출원특허의 경우 등록정책 변화에 덜 의존적이며, 해당 시점의 기술혁신을 즉각 반영한다는 장점이 있다. 또한 출원특허의 연간 등록률이 대체로 60%~70%를 유지하고 있어(특허청, 2021a)[18] 출원특허와 등록특허 간 일정한 함수관계가 존재할 것으로 보인다. 따라서 등록특허 사용과 출원특허 사용의 분석결과 차이는 크지 않을 것으로 예상된다.

2) 변수 설정

특허변수 활용 논의를 바탕으로 본 연구는 기술혁신의 대리변수로 특허출원을 사용하였다. 기업성과 변수에는 매출액, 순수익, 영업이익 등 기업 손익계산서상의 지표와 유동비율과 부채비율 등 대차대조표상의 지표들이 다양하게 활용된다. 기업성과 지표의 선택은 연구목적에 따라 결정되는데, 일반적으로 손익계산서상 지표들은 단기적인 기업성과를 반영하며, 대차대조표상 지표들은 장기적인 기업생존성과 관련된다. 본 연구의 전체 분석기간은 2005년~2017년으로, 적용시차나 특정 변수의 활용가능성 등을 고려하면 최대로 보아도 최종 분석기간은 10년 정도이다. 이에 본 연구는 단기적 기업성과에 초점을 맞추고자 하였다. 한편 순수익과 영업이익의 경우 음(-)의 값이 존재하기 때문에 로그변환 시 자료절단 등의 문제가 야기될 수 있다. 따라서 본 연구는 기업성과 지표로 근로자 1인당 매출액을 활용하였다.

고용변수는 전체 근로자 수와 숙련근로자 비중을 사용하였다. 근로자 수는 정규직 인력이며, 숙련근로자는 정규직 인력 중 연구개발 인력, 생산제조기술 인력, 핵심전문직 인력의 합으로 정의하였다. 나머지 인력은 영업 및 서비스 인력, 경영지원 인력, 생산기능직 인력이다.

독립변수는 기업의 경영상특성과 일반적특성으로 구분된다. 경영상특성은 기업 운영의 기본적 방향을 나타내므로 기술혁신, 기업성과, 고용에

18) 우리나라 전체 특허의 심사청구 대비 최종등록 결정률은 2018년 65.0%, 2019년 68.8%, 2020년 72.2% 수준을 나타내고 있다(특허청, 2021a). 본 논문이 보유한 농업특허의 등록율은 60.1% 수준이다(출원 105,592건 중 65,506건 등록).

전반적인 영향을 미칠 수 있다. 경영상특성의 첫 번째 변수로는 전문경영 여부를 사용하였다. 기술혁신에 대한 경영자의 주도적 역할은 기술지식 경영을 통해 기술혁신을 촉진한다(황수정·신진교, 2009; 박재민·김효영, 2011). 또한 많은 연구들은 경영자의 특성이 성과보상 채널을 통해 기업 재무성과 및 고용성과에 영향을 미치는 것으로 확인하고 있다.

경영상특성으로 활용될 수 있는 또 다른 요인은 직무전환과 같은 기업조직의 기능적 유연성이다. 직무전환은 새로운 지식과 기술을 확산시켜 기업의 기술혁신을 촉진하며, 나아가 근로자들의 인적자본 형성에도 기여한다(노세리·이상민, 2018). 이러한 점을 바탕으로 본 연구는 기업 조직의 기능적 유연성 지표로 「인적자본기업패널」의 부서 및 조직의 변화 정도를 사용하였다. 마지막으로, 기업의 해외진출은 수출전략과 달리 새로운 시장전략 수립을 요구한다. 특히 확대된 경쟁환경은 기업생존을 위한 기술혁신과 성과 확대를 유도할 가능성이 높다. 이에 기업 경영상특성 변수로 기업의 해외진출 여부를 활용하였다. 기업의 일반적특성은 기업연령, 기업규모, 코스피·코스닥 상장여부를 사용하여 기업 간에 존재하는 이질적 특성들을 통제하고자 하였다.

3) 분석모형

기존 연구들의 논의를 종합해 볼 때, 기술혁신은 기업성과와 고용에 영향을 미치는 동시에 이들 변수에 의해 영향을 받는다. 이에 본 연구는 식 (3-1)과 같이 기술혁신의 대리변수인 특허출원(*Patent*), 근로자 1인당 매출액(*Revenue*), 근로자 수(*Emp*)가 종속변수인 구조방정식 체계를 설정하였다. 이 때 근로자 1인당 매출액과 근로자 수가 종속변수인 방정식에서 특허변수는 직전 5년 간의 특허출원 합으로 정의된 특허스톡 변수(*Patent_stock*)를 사용하였다.[19] 종속변수는 모두 자연로그값으로 변환하여 사용하였으며, 특허스톡을 제외한 나머지 종속변수들은 서로에 대해 한 개 시차(2년)를 갖고 영향을 미친다.

19) 특허스톡은 영구재고법을 통해 계산되었으며, 김광두·홍운선(2011)의 논의를 따라 매년 15%의 감가상각률을 적용하였다.

$$
\begin{aligned}
(3\text{-}1)\ \ln(Patent_{i,t}) &= \alpha_0 + \alpha_1 \ln(Revenue_{i,t-1}) + \alpha_2 \ln(Emp_{i,t-1}) \\
&\quad + \boldsymbol{\alpha_3}' \boldsymbol{Manage_{i,t}} + \boldsymbol{\alpha_4}' \boldsymbol{Char_{i,t}} + \alpha_5 R\&D_{i,t} \\
&\quad + \Sigma \alpha_j Ind_{j,t} + \Sigma \alpha_t Year_t + \varepsilon_{i,t} \\
\ln(Revenue_{i,t}) &= \beta_0 + \beta_1 \ln(Patent_stock_{i,t}) + \beta_2 \ln(Emp_{i,t-1}) \\
&\quad + \boldsymbol{\beta_3}' \boldsymbol{Manage_{i,t}} + \boldsymbol{\beta_4}' \boldsymbol{Char_{i,t}} + \beta_5 Edu_{i,t} \\
&\quad + \Sigma \beta_j Ind_{j,t} + \Sigma \beta_t Year_t + \mu_{i,t} \\
\ln(Emp_{i,t}) &= \gamma_0 + \gamma_1 \ln(Patent_stock_{i,t}) + \beta_2 \ln(Revenue_{i,t-1}) \\
&\quad + \boldsymbol{\gamma_3}' \boldsymbol{Manage_{i,t}} + \boldsymbol{\gamma_4}' \boldsymbol{Char_{i,t}} + \gamma_5 Laborcost_{i,t} \\
&\quad + \Sigma \gamma_j Ind_{j,t} + \Sigma \gamma_t Year_t + \nu_{i,t}
\end{aligned}
$$

외생변수는 기업의 경영상특성(***Manage***)과 일반적특성(***Char***)으로 구분하였다. 경영상특성에는 전문경영 여부, 부서·조직변화 정도, 해외진출 여부가 포함되며, 일반적특성은 기업연령, 기업규모, 코스피·코스닥 등록 여부를 포함한다. 종속변수에 시차가 있기는 하나 분석모형이 하나의 방정식에 나머지 방정식의 종속변수가 포함되는 구조방정식 형태이므로, 각 방정식의 식별(identification) 문제가 고려되어야 한다. 해당 문제를 고려하기 위해 식별변수로 특허출원에는 R&D집약도(*R&D*)[20]를 사용하였고, 근로자 1인당 매출액과 근로자 수에 대해서는 각각 기업의 교육훈련투자(*Edu*)와 근로자 1인당 노동비용(*Laborcost*)을 사용하였다. 통제변수는 산업더미 및 연도더미 변수를 사용하였다. 산업더미(*Ind*)는 음식료품, 석유 및 화학, 금속 및 기계장비, 컴퓨터 및 전기전자, 기타 제조업 등 5개 산업으로 구분하였고, 음식료품을 준거집단(reference group)으로 사용하였다. 연도더미(*Year*)는 2년 단위의 2005년~2017년 기간을 나타내며, 2005년이 준거집단이다. ε, μ, ν은 모형의 오차항이다.

---

20) R&D집약도(R&D intensity)는 총 R&D투자액을 매출액으로 나눈 값이다. 이 때 총 R&D투자액은 기업 손익계산서상의 값이다. OECD(2016)에서 분류한 기술집약산업(high R&D intensity industries)과 본 연구에서 정의된 R&D집약도가 높은 산업이 대부분 일치하여(<부표 A-2>), R&D집약도 변수의 신뢰성은 높다고 판단된다.

고용규모와 별개로 기술혁신과 고용구조 간의 관계를 살펴보기 위해 식 (3-1)의 근로자 수를 숙련근로자 비중(*Highskilled*)으로 대체한 식 (3-2)를 방정식 체계에 추가하였다. 숙련근로자 비중에 대한 식별변수는 기업부설연구소 보유 여부(*R&DLab*)를 설정하였다.

$$(3\text{-}2)\quad Highskilled_{i,t} = \delta_0 + \delta_1 \ln(Patent_stock_{i,t-1}) + \delta_2 \ln(Revenue_{i,t-1}) + \boldsymbol{\delta_3'} \boldsymbol{Manage_{i,t}} + \boldsymbol{\delta_4'} \boldsymbol{Char_{i,t}} + \delta_5 R\&DLab_{i,t} + \Sigma \gamma_j Ind_{j,t} + \Sigma \gamma_t Year_t + \upsilon_{i,t}$$

4) 3단계 최소자승추정법(3SLS)

식 (3-1)과 식 (3-2)의 각 방정식은 개별로 추정될 수 있다. 그러나 경기순환과 같은 모형 외부 충격은 기술혁신, 기업성과, 고용 모두에 영향을 미치며, 특히 해당 방정식 체계는 하나의 종속변수가 나머지 방정식의 종속변수로 설정되어 있다. 즉, 각 방정식의 오차항 간 공분산이 0의 값이 아닐 수 있다.[21] 해당 문제를 고려하여 본 연구는 Zellner and Theil(1962)에 의해 제안된 3단계 최소자승추정법으로 식 (3-1)과 식 (3-2)의 구조방정식 체계를 추정하였다. 구조방정식의 추정에는 2단계 최소자승추정법(Two-Stage Least Squares: 2SLS)도 적용될 수도 있다. 그러나 2단계 최소자승추정치는 분산-공분산 행렬이 대각행렬(diagonal matrix)이 아닐 경우 효율성(efficiency)을 만족하지 못한다(Zellner and Theil, 1962). 이에 비해 3단계 최소자승추정법은 2단계 최소자승추정법에 비해 효율적인 추정치를 제공한다고 알려져 있다. 3단계 최소자승추정법은 2단계 최소자승추정치로부터 분산-공분산 행렬 $\hat{\Sigma}$을 도출한 후 다시 일반최소자승추정법(Generalized Least Squares: GLS)을 적용하는

21) 오차항 간 공분산이 0이 아니라는 것은 주어진 관측치 i에 대한 오차가 방정식 j와 j'간에 상관된다는 것을 의미한다. 즉, 방정식 j의 오차항을 u_j라 할 때, $E(u_{ij}u_{ij'}|X) = \sigma_{jj'}$이며 $\sigma_{jj'} \neq 0$이다. 그러나 고전적 회귀모형 가정에 의해 여전히 특정방정식 내 관측치 i와 i'간의 오차는 상관되지 않는다. 즉, $E(u_{ij}u_{i'j}) = 0$이다.

방법이다. 즉, 3단계 최소자승추정법은 2단계 최소자승추정법과 외관상무관회귀(SUR) 추정법을 결합한 것으로 볼 수 있다.

3단계 최소자승추정법의 전개과정을 살펴보기 위해 식 (3-3)과 같이 M개의 방정식으로 이루어진 방정식 체계를 상정해볼 수 있다.[22] 이 때, $\boldsymbol{Z}$는 외생변수 $\boldsymbol{X}$와 내생변수 Y를 모두 포함하는 내생벡터이다.

$$(3\text{-}3)\quad \boldsymbol{y} = \boldsymbol{Z}\delta + \varepsilon \qquad \text{또는} \qquad \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Z_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & Z_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & Z_M \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \vdots \\ \delta_M \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_M \end{pmatrix}$$

여기서, $Z_j = (X_j, Y_j)$, $E[\boldsymbol{\varepsilon} \mid \boldsymbol{X}] = 0$, $E[\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}' \mid \boldsymbol{X}]$, $j = 1,2,\cdots,M$

방정식 체계 식 (3-3)의 각 방정식마다(equation by equation) 최소자승추정법(OLS)을 적용한 추정치는 식 (3-4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$(3\text{-}4)\quad \boldsymbol{d} = [\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{Z}]^{-1}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{y}$$

이 때 식 (3-4)의 추정치는 두 가지 문제점을 갖는다. 첫째, 독립변수 $\boldsymbol{Z}$가 내생변수를 포함하므로 해당 추정치는 일관성(consistent) 특성을 만족하지 못한다. 둘째, 설령 추정치의 일관성이 만족된다고 하더라도 오차항 간 상관성이 고려되지 못했기 때문에 해당 추정치는 효율적(efficient)이지 못하다. 첫 번째 문제인 비일관성(inconsistent) 문제는 식 (3-5)와 같이 도구변수(instrumental variable)를 활용한 2단계 최소자승추정치 $\hat{\delta}_{IV}$를 추정함으로써 해결할 수 있다.

$$(3\text{-}5)\quad \hat{\delta}_{IV} = [\hat{\boldsymbol{Z}}'\boldsymbol{Z}]^{-1}\hat{\boldsymbol{Z}}^{-1}\boldsymbol{y}$$

---

22) 3단계 최소자승추정법의 내용은 Greene(2012)의 pp.329-332를 참조하였다.

두 번째 문제인 추정치의 비효율성(inefficiency)은 방정식 오차항 간 상관성에 기인한다. 따라서 외관상무관회귀 논의를 따라 식 (3-5)에 오차항 분산-공분산 행렬 Σ을 활용한 일반최소자승추정법을 적용하면 식 (3-6)과 같이 3단계 최소자승추정치 $\hat{\delta}_{3SLS}$를 도출할 수 있다.

(3-6) $\hat{\delta}_{3SLS} = [\hat{Z}'(\Sigma^{-1}\otimes I)\hat{Z}]^{-1}\hat{Z}'(\Sigma^{-1}\otimes I)y$

정리하자면, 3단계 최소자승추정의 과정은 먼저 2단계 최소자승추정법으로 일관성이 만족되는 추정치를 도출한 후, 다음 단계에서 일반최소자승추정법으로 방정식 간 상관성을 고려하여 추정치의 일관성을 만족시킨다. 다만 3단계 최소자승추정법은 외관상무관회귀와 달리 최대우도함수 추정치를 제공하지는 않으며, 반복추정(iterative estimation)을 통해 $\hat{Z}$와 $\hat{\Sigma}$ 의 최적 값을 계산한다.

5) 분석자료

기업 특허출원은 한국특허청의 특허데이터베이스 자료이며, 기업 재무자료는 NICE신용평가(주) 제공자료이다. 근로자 수와 외생변수들은 2년 단위로 조사되는 「인적자본기업패널(HCCP)」의 1차년도(2005년)부터 7차년도(2017년)까지의 자료에서 확보하였고, 이를 특허자료 및 기업 재무자료와 병합하여 최종 분석자료를 구축하였다.[23]

<표 3-1>은 변수들의 기초통계량을 보여주고 있다.[24] 기업의 당해 특허출원과 직년 5년 간 특허출원스톡은 각각 평균 14.2건과 48.1건이나, 기업별 편차가 매우 크다. 기업성과인 근로자 1인당 매출액은 평균 6억

23) 세 자료는 사업자등록번호(법인코드)로 연계되었으며, 소수이지만 사업자등록번호가 부분 변경된 경우 이전 자료의 연속성 및 기업명 등을 종합적으로 고려하여 연결하였다.

24) 독립변수의 상관계수 행렬은 <부표 A-1>에 수록하였다. 종속변수가 특허출원인 방정식에서 독립변수들에 대한 평균 분산팽창인자(VIF)는 1.90으로 독립변수 간 공선성 문제는 없는 것으로 판단된다.

783만 원 수준이다. 기업당 평균 근로자 수는 약 622명이며, 연구개발인력과 생산·제조기술인력을 숙련근로자라고 정의하면[25] 전체 근로자 중 19.2%가 숙련근로자이다.

<표 3-1> 기초통계량

변수	측정방법	단위	평균	표준편차
종속변수				
당해 특허출원	당해 특허출원 건수	건	14.21	621.95
특허출원스톡	직전 5년간 특허출원의 누적합	건	48.10	239.56
1인당 매출액	매출액/근로자 수	천 원	607,829.9	832,052.7
근로자 수	정규직 근로자 수	명	621.95	1,276.39
숙련근로자 비중	(숙련근로자 수/근로자 수)×100	%	19.22	13.61
경영상특성				
전문경영	전문경영인 경영=1, 오너경영=0	더미변수	0.52	0.50
부서·조직변화	변화 많음=1, 거의 변화 없음=0	더미변수	0.60	0.50
해외진출	진출=1, 미진출=0	더미변수	0.71	0.45
일반적특성				
기업연령	조사년도 - 기업 설립년도	년	34.33	17.23
기업규모	종업원 300인 이상=1, 300인 미만=0	더미변수	0.52	0.50
코스피·코스닥	등록=1, 미등록=0	더미변수	0.64	0.48
식별변수				
R&D집약도	(R&D투자액/매출액)×100	%	1.35	2.87
교육훈련투자	교육훈련투자액	천원	263.52	621.36
1인당 노동비용	근로자보수/근로자 수	천원	18,866.58	13,555.29
부설연구소[1)]	부설연구소 있음=1, 없음=0	더미변수	0.75	0.43
N			2,247	

주: 1) 부설연구소의 경우 HCCP 1차년도와 2차년도에서 조사되지 않아 1,691개의 관측치를 가짐.

경영상특성을 보면, 전체 기업의 절반 정도가 전문경영인 체제이며, 기업의 60% 정도가 부서 및 조직의 변화가 많았다고 응답하였다. 해외진출 기업은 전체 기업 중 71%를 차지했다. 기업의 일반적특성으로 기업연령은 평균 34.3년이었으며, 기업규모는 300인 이상인 기업이 절반 정도를 차지하고 있다. 코스피나 코스닥에 상장된 기업은 분석대상 기업의 64% 수준이었다.

25) 인적자본기업패널은 '생산·제조기술 인력'을 '생산·기능직 인력'과 구분한다.

마지막으로 식별변수를 보면, 기업의 평균 R&D집약도는 약 1.35%이며, 평균 이상의 R&D집약도를 나타낸 제조업체는 주로 의약, 반도체, 통신장비와 관련되었다. 기업의 연간 교육훈련투자는 근로자 1인당 약 26만 원 수준이었다. 근로자 1인당 노동비용은 평균 1,887만 원이며, 기업부설연구소 보유 비율은 75%로 높았다.

제 4 절 분석결과

1) 기술혁신, 기업성과, 고용규모

<표 3-2>는 특허출원,[26] 근로자 1인당 매출액, 근로자 수를 종속변수로 하는 방정식 체계에 대한 3SLS 추정결과이다.[27] 산업 더미변수와 연도 더미변수에 대한 추정결과는 생략하였다.[28]

특허출원과 기업성과 간의 관계를 보면, 근로자 1인당 매출액이 높을수록 특허출원이 증가하는 것으로 나타나 기업성과 증대가 기술혁신을 뒷받침하였다. 한편, 특허스톡은 근로자 1인당 매출액을 높였는데, 해당 결과는 기술혁신에 의한 생산효율성 증대 및 신제품출시에 기인한다. 결론적으로 기술혁신과 기업성과는 상호 보완관계에 있으며, 따라서 적극적인 기술혁신 투자를 통해 기술혁신과 기업성장이 서로 촉진되는 선순환구조를 구축하는 것이 중요하다.

---

26) 2000년부터 누적된 특허스톡이나 R&D스톡을 독립변수로 사용하더라도 추정결과는 거의 동일한 모습을 나타냈다.

27) 매출액 대신 근로자 1인당 영업이익(0에서 절단)으로 모형을 추정해도 분석결과에 유의한 차이는 발견되지 않았다. 또한 각 방정식을 패널 고정효과(panel fixed effect)로 추정하여 기업간 이질적 특성을 반영하더라도 추정결과는 대체로 유사했다.

28) 음식료품이 준거집단(reference group)인 산업더미의 추정결과를 보면, 음식료품 산업에 비해 다른 산업들의 특허출원은 많고 근로자 수는 적었다. 음식료품에 비해 컴퓨터/전기/전자 산업은 근로자 1인당 매출액에 유의한 차이를 보이지 않았으나, 나머지 산업의 경우 유의하게 높았다. 연도더미의 경우 최근으로 올수록 특허출원과 근로자 1인당 매출액이 모두 많아지나 근로자 수는 감소하는 경향을 보였다.

<표 3-2> 3SLS 추정결과: 특허출원-근로자 1인당 매출액-근로자 수

변수 구분	당해 특허출원	1인당 매출액	근로자 수
시차변수			
특허스톡		0.024 *	0.374 ***
		(0.011)	(0.010)
L1. 1인당 매출액	0.183 ***		0.184 ***
	(0.036)		(0.024)
L1. 근로자 수	1.018 ***	0.113 ***	
	(0.041)	(0.035)	
경영상특성			
전문경영	-0.061	0.140 ***	0.244 ***
	(0.057)	(0.042)	(0.037)
부서·조직변화	0.162 ***	0.029	0.023
	(0.056)	(0.042)	(0.038)
해외진출	0.165 **	-0.024	0.066
	(0.065)	(0.049)	(0.044)
일반적특성			
기업연령	-0.315 ***	0.034	0.227 ***
	(0.058)	(0.042)	(0.038)
기업규모[1)]	0.049	-0.023	
	(0.074)	(0.058)	
코스피·코스닥	0.226 ***	0.087 *	-0.075 *
	(0.061)	(0.045)	(0.041)
식별변수			
R&D집약도	5.238 ***		
	(0.881)		
교육훈련투자		0.023 ***	
		(0.005)	
1인당 노동비용			-0.275 ***
			(0.027)
상수항	-7.610 ***	11.504 ***	5.428 ***
	(0.524)	(0.252)	(0.358)
산업 더미변수	YES	YES	YES
연도 더미변수	YES	YES	YES
R-squared	0.3314	0.0968	0.4049
Chi2	1680.12 ***	202.01 ***	1913.74 ***
N	1,724		

주: 1) 기업규모가 근로자 수 기준으로 설정되었으므로 근로자 수의 설명변수에서 기업규모를 제외함.
2) ( ) 안은 표준오차임.
3) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

특허출원과 고용규모도 서로 양(+)의 영향을 미친다. 근로자 수가 많을수록 특허출원이 많았으며, 이는 고용 확대에 따른 노동비용 상승에 기업이 기술혁신으로 대응한 것으로 해석할 수 있다. 기술혁신 공급 측면

에서 R&D인력 투입 증가가 기술혁신을 촉진한다는 해석도 가능하겠으나, R&D인력 비중이 그리 크지 않다는 점에서 설명력은 낮을 것으로 보인다. 한편 특허스톡의 증가는 고용을 증가시켰는데 이는 다음과 같은 이유 때문인 것으로 보인다. 첫째, 제품혁신 기술이 특허에서 차지하는 비중이 컸다면, 고용에 대한 기술혁신의 효과가 양(+)의 방향으로 나타났을 것이다.[29] 둘째, 기술혁신이 저숙련근로자를 대체했더라도 기술혁신과 숙련노동 사이의 강한 보완성이 숙련근로자를 더 크게 증가시켰을 수 있다. 셋째, 본 연구가 정규직 근로자를 분석대상으로 했기 때문에 기술혁신에 의한 노동대체 효과가 작았을 수 있다.

기업성과와 고용규모와의 관계를 보면, 근로자 1인당 매출액의 증가는 근로자 수를 증가시키는 것으로 나타났다. 즉, 기업성과가 고용증대로 이어졌다. 근로자 수의 증가도 근로자 1인당 매출액을 유의하게 높였다.

기업의 경영상·일반적 특성을 살펴보면, 특허출원에 대한 전문경영의 영향은 유의하지 않았으나, 오너경영에 비해 전문경영 기업에서 근로자 1인당 매출액과 근로자 수는 많았다. 전문경영이 특허출원에 유의하지 않다는 것에 집중해서 보면, 전문경영이 기술혁신보다는 매출증대와 같은 단기성과 증대에 중요하다는 의미일 수 있다. 그러나 분석모형에 따라 특허출원에 대한 전문경영의 효과는 다를 수 있다.[30] 조직혁신 측면에서 보면, 부서 및 조직변화가 활발할수록 특허출원과 근로자 수가 많았다. 이는 직무순환 등 조직변화가 지식확산을 통해 기술혁신을 촉진하는 것으로 이해될 수 있다(Voudouris et al., 2017; 노세리·이상민, 2018).

---

29) 본 연구의 자료에서는 특허 서지정보를 활용할 수 없어 제품혁신과 공정혁신의 상대적 비중을 구하지는 못하였다.

30) 근로자 수 대신 고용구조를 반영한 분석모형에서는 전문경영에서 특허출원이 많았다(<표 3-3>). 이는 전문경영과 기술혁신 간에 어느 정도 양(+)의 관계가 있으나, 해당 관계가 분석모형이나 분석자료에 따라 다를 수 있다는 것을 보여준다. 기업은 전문경영을 통해 혁신성과를 높이기도 하지만 주인-대리인 문제(principal-agent problem)에 직면하기도 한다. 또한 전문경영인의 특성에 따라서도 혁신성과가 달라질 수 있다. 예를 들어, 전문경영인의 내부지분율이 일정 수준이 될 때까지는 전문경영인의 안주현상으로 인해 대리인비용이 증가한다(권정욱 외, 2012). 또한 전문경영인의 보유 지분율이 높은 경우 기술혁신이 촉진되나, 전문경영인의 연령이나 경력, 재임기간의 증대는 기술혁신에 부정적이다(이은화·유재욱, 2020).

기업 일반적특성을 보면, 기업규모는 특허출원과 근로자 1인당 매출액에 유의한 영향을 미치지 않았다. 반면 기업연령이 높을수록 특허출원이 적고 근로자 수는 많은 경향을 보였다. 코스피·코스닥 상장기업의 경우 비상장기업에 비해 특허출원과 근로자 1인당 매출액이 높았으나, 근로자 수는 적은 것으로 나타났다.

식별변수의 영향은 예상과 같은 방향으로 모두 유의했다.[31] R&D집약도가 높을수록 특허출원이 많았으며, 기업의 교육훈련투자는 근로자 1인당 매출액의 증가로 이어졌다. 또한, 근로자 1인당 노동비용이 높아질 때 근로자 수는 감소하였다.

2) 기술혁신과 고용구조

기술혁신이 고용에 미치는 효과는 노동숙련도에 따라 다를 수 있다. <표 3-3>은 특허출원,[32] 근로자 1인당 매출액, 숙련근로자 비중을 종속변수로 하는 구조방정식의 추정결과이다. 숙련근로자 비중의 식별변수는 기업부설연구소의 유무이다.

추정결과를 보면, 특허출원과 근로자 1인당 매출액은 여전히 서로 양(+)의 관계를 보이는 것으로 나타나 기술혁신과 기업성과 간 보완적인 관계가 확인된다. 특허출원과 숙련근로자 비중 간에도 양방향의 양(+)의 관계가 확인된다. 특허스톡의 증가는 숙련근로자 비중의 증가로 이어져 숙련편향적기술변화 가설이 지지되었다. 그러나 기술혁신이 전체 고용규모를 증가시키고 있기 때문에(<표 3-2>), 기술혁신이 반드시 저숙련근로자를 대체하는 것으로 해석하기는 어렵다. 예를 들어 자동화가 이루어질 때 기업은 저숙련근로자 수를 줄일 수도 있으나 검수작업 등 다른 업

31) 식별변수 검정은 각 방정식마다(equation by equation) 2단계 최소자승법을 적용한 후, 도구변수의 weakness 검정과 과대식별(over identification) 검정을 통해 수행하였다. 이 때 각 단일 방정식에는 나머지 종속변수 시차항을 하나씩 포함시켰다. 검정 결과에 의하면, 1단계 추정식에서의 F-통계량이 모든 식별변수에서 10 이상의 값을 가져 weakness의 문제가 없는 것으로 보이며, Sargan 검정 결과도 과대식별이 없는 것으로 보고하였다.

32) 독립변수로 5년 누적 특허스톡 대신 2000년부터 누적된 특허스톡이나 R&D스톡을 사용하여도 추정결과는 유사하였다.

무로 이들을 재배치하기도 한다. 기술혁신이 저숙련근로자를 대체하는 정도는 교육훈련투자나 직무전환시스템의 효율성에 따라서도 다를 수 있다. 반대로 숙련근로자 비중이 높을수록 특허출원이 많았으며, 이는 기술혁신을 위해 숙련된 인적자원의 투입이 중요하다는 것을 의미한다.

<표 3-3> 3SLS 추정결과: 특허출원-근로자 1인당 매출액-숙련근로자 비중

변수 구분	당해 특허출원	1인당 매출액	숙련근로자 비중
시차변수			
특허스톡		0.069 ***	2.709 ***
		(0.015)	(0.211)
L1. 1인당 매출액	0.297 ***		0.014
	(0.040)		(0.406)
L1. 숙련근로자 비중	0.028 ***	-0.002	
	(0.003)	(0.002)	
경영상특성			
전문경영	0.323 ***	0.165 ***	-1.223 *
	(0.065)	(0.046)	(0.659)
부서·조직변화	0.189 ***	0.022	3.026 ***
	(0.065)	(0.046)	(0.651)
해외진출	0.326 ***	-0.048	-0.050
	(0.076)	(0.054)	(0.782)
일반적특성			
기업연령	-0.245 ***	0.081 *	0.270
	(0.069)	(0.049)	(0.692)
기업규모	0.907 ***	0.017	-6.220 ***
	(0.066)	(0.050)	(0.707)
코스피·코스닥	0.187 ***	0.078	-0.733
	(0.069)	(0.049)	(0.703)
식별변수			
R&D집약도	4.705 ***		
	(1.060)		
교육훈련투자		0.020 ***	
		(0.006)	
부설연구소			3.577 ***
			(0.833)
상수항	-3.827 ***	12.249 ***	6.387
	(0.561)	(0.201)	(5.674)
산업/연도 더미변수	YES	YES	YES
R-squared	0.2947	0.0805	0.1889
Chi2	725.97 ***	144.34 ***	482.74 ***
N	1,482		

주: 1) ( ) 안은 표준오차임.
2) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

특허출원과 근로자 1인당 매출액에 대한 외생변수들의 영향은 대체로 이전 결과(<표 3-2>)와 유사하다. 단, 특허출원에 유의하지 않았던 전문경영과 기업규모가 특허출원에 양(+)의 영향을 미쳤다는 것에 차이가 있다. 또한 1인당 매출액에 유의하지 않았던 기업연령이 <표 3-3>에서는 1인당 매출액을 높이는 것으로 나타났다. 이러한 차이는 특허생산함수의 형태나 관측치 수의 차이에 의한 것으로 보인다.[33]

숙련근로자 비중에 대한 외생변수들의 영향을 보면, 전문경영에서 숙련근로자 비중은 낮았으나, 부서 및 조직변화가 활발한 경우 해당 비중이 높았다. 기업 일반적특성의 경우 기업규모가 클 경우 숙련근로자 비중은 낮았다. 식별변수를 보면, 기업이 부설연구소를 보유한 경우 그렇지 않은 경우에 비해 숙련근로자 비중이 높았다.

3) 산업 기술수준별 분석

기술혁신, 기업성과, 고용의 관계는 산업 기술수준에 따라 다른 양상을 보일 수 있다. <표 3-4>는 고용규모와 고용구조를 반영한 실증모형을 기술집약산업과 일반산업으로 나누어 각각 추정한 결과이다.[34]

고용규모나 고용구조 중 어떤 것을 분석모형에 고려하더라도, 기술집약산업과 일반산업 모두에서 특허출원과 근로자 1인당 매출액은 보완관계를 나타냈다. 기술집약산업에서 기술혁신은 생존전략이기 때문에 특허스톡이 1인당 매출액을 높이는 것은 자연스러운 결과라 할 수 있다. 그러나 본 연구의 분석결과는 일반산업에서도 기술혁신의 유용성이 존재하는 것으로 보고하고 있으며, 따라서 기술혁신 전략은 기술집약산업과 일반산업 모두에서 중요하다고 할 수 있다.

기술혁신과 고용의 관계도 산업 기술수준에 관계없이 동일한 모습을 보인다. 특허출원은 기술집약산업과 일반산업 모두에서 고용규모와 상호

33) 숙련근로자 비중이 사용된 모형의 관측치는 1,482개로 근로자 수를 사용한 모형의 관측치(1,724개)보다 적다. 이는 숙련근로자 비중의 식별변수인 기업부설연구소 보유 변수가 2005년과 2007년 조사에서 빠져있기 때문이다.

34) 산업의 기술수준은 산업별 R&D집약도를 기준으로 분류하였으며, 구체적인 분류결과는 <부표 A-2>에 수록되어 있다.

양(+)의 관계를 보였다. 특허출원이 고용증가를 가져오는 것은 기술혁신에 의한 기업성과 증대가 노동수요를 증가(규모효과)시키기 때문이다. 또한 기술혁신으로 숙련근로자에 대한 수요가 증가하는 것도 고용증가의 이유이다. 반대로 고용규모도 특허출원을 증가시키는데, 이러한 인과성은 노동이 기술혁신의 주요 투입요소라는 점을 말해준다. 또한 산업 기술수준에 관계없이, 전체 고용비용이 증가할 때 기업이 기술혁신으로 대응한다는 것을 의미한다.

<표 3-4> 3SLS 추정결과: 산업 기술수준별 비교

변수 구분	기술집약산업			일반산업		
	당해 특허출원	1인당 매출액	고용규모/ 고용구조	당해 특허출원	1인당 매출액	고용규모/ 고용구조
고용규모						
특허스톡		0.030 *	0.304 ***		0.089 ***	0.433 ***
		(0.018)	(0.014)		(0.022)	(0.016)
L1.1인당 매출액	0.229 ***		0.189 ***	0.293 ***		0.091 ***
	(0.062)		(0.037)	(0.044)		(0.035)
L1.근로자 수	0.879 ***	0.111 **		1.090 ***	-0.014	
	(0.071)	(0.047)		(0.051)	(0.049)	
고용구조						
L1.특허출원		0.062 ***	3.482 ***		0.093 ***	1.818 ***
		(0.019)	(0.363)		(0.022)	(0.222)
L1.1인당 매출액	0.303 ***		2.737 ***	0.311 ***		0.986 **
	(0.069)		(0.809)	(0.052)		(0.403)
L1.숙련근로자 비중	0.029 ***	0.002		0.031	0.009 ***	
	(0.003)	(0.002)		(0.004)	(0.003)	
통제변수						
기업 특성		YES			YES	
식별변수/상수항		YES			YES	
연도더미		YES			YES	
R-squared	0.2636	0.1031	0.3221	0.3682	0.0634	0.3959
	[0.2972]	[0.1014]	[0.1517]	[0.2829]	[0.0523]	[0.0971]
Chi2[1)]	501.0 ***	137.7 ***	477.8 ***	1021.3 ***	91.7 ***	862.0 ***
	[310.5 ***]	[81.9 ***]	[194.0 ***]	[365.9 ***]	[67.2] ***	[104.4] ***
N[1)]		824			892	
		[688]			[787]	

주: 1) [ ] 안은 고용구조(숙련근로자 비중)을 사용한 분석모형의 Chi2 및 N 값임.
2) ( ) 안은 표준오차임.
3) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

고용규모 대신 고용구조를 반영한 분석모형에서도 특허출원과 숙련근로자 비중의 관계는 산업 기술수준별로 차이가 없었다. 숙련근로자 투입

은 특허출원을 확대하고 특허출원은 다시 숙련근로자 비중을 높였다. 즉, 숙련인력의 투입은 기술수준에 관계없이 기술혁신의 주요 결정요인이다. 기업성과와 고용구조와의 관계를 보면, 기술집약산업과 일반산업 모두에서 숙련근로자 비중과 1인당 매출액 사이에는 양(+)의 영향관계가 존재했다. 기업성과와 고용규모 및 고용구조의 관계를 보더라도 기술집약산업과 일반산업은 큰 차이를 보이지 않았다.

이처럼 기술혁신과 기업성과 및 고용의 양방향 관계는 대체로 산업 기술수준과 관계없이 일관되게 나타난다. 단, 본 연구에서는 R&D집약도를 기준으로 기술집약산업과 일반산업을 구분하고 있으므로, 다른 기준으로 산업을 분류하거나 산업을 세분화할 경우 분석결과는 달라질 수 있다.

제 5 절 소 결

본 연구는 우리나라의 100인 이상 제조업체 자료를 사용하여 기술혁신, 기업성과, 고용 간의 상호 연관관계를 분석하였다. 기존 연구들이 해당 변수들의 단방향 관계를 다룬 것과 달리, 본 연구는 변수 간의 양방향성을 고려함으로써 효율적인 추정치를 제시했다는 데 의의가 있다.

실증분석에서는 특허출원, 근로자 1인당 매출액, 고용(근로자 수, 숙련근로자 비중)을 종속변수로 하는 구조방정식을 설정하고, 이를 3단계 최소자승추정법(3SLS)으로 추정하였다. 분석자료는 인적자본기업패널의 1차년도(2005년)~7차년도(2017년) 패널자료를 NICE신용평가(주)의 기업재무자료 및 우리나라 특허청의 특허출원 자료와 병합한 자료이다.

주요 분석결과는 다음과 같다. 첫째, 기술혁신과 기업성과는 상호 보완되는 관계를 갖는다. 기술혁신(특허스톡)은 기업성과(근로자 1인당 매출액)를 높이며, 기업성과는 기술혁신(당해 특허출원)을 촉진한다. 둘째, 기술혁신이 고용에 미치는 영향은 고용규모 증대와 숙련근로자 비중 확대로 나타난다. 해당 결과는 숙련편향적 특성에도 불구하고 기술혁신이 저숙련근로자를 반드시 대체한다고 볼 수 없다는 것을 의미한다. 셋째, 고

용규모가 크거나 숙련근로자의 비중이 높을수록 기술혁신이 촉진된다. 고용규모의 효과는 전체 노동비용 증가에 기업이 기술혁신으로 대응하는 것을 나타내며, 숙련근로자 비중이 높을수록 특허출원이 증가하는 것은 숙련 인적자원의 투입이 기술혁신에 필요하다는 점을 시사한다. 넷째, 기술집약산업과 일반산업으로 분석결과를 나누어 보면, 연간 특허출원은 기술집약산업과 일반산업 모두에서 근로자 1인당 매출액을 높였다. 또한 기술혁신과 고용의 관계도 산업 기술수준에 관계없이 동일했다.

분석결과를 종합해볼 때, 기술혁신은 기업성과를 높이는 중요한 전략이며, 따라서 기술혁신과 기업성과 간의 선순환 구조를 구축함으로써 기업의 지속적인 성장이 가능하다. 또한 숙련인력 투입이 기술혁신 창출에 중요하므로 인적자원에 대한 투자를 병행하여 선순환 구조를 강화할 필요가 있다. 특히 기술집약도가 높지 않은 산업이라도 기술혁신이 성과 증대를 위한 효과적인 전략이 될 수 있다. 노동대체에 대한 일반적인 우려와 달리, 우리나라 제조업에서 기술혁신은 아직까지는 고용의 양적 확대와 질적 상승으로 이어진 것으로 보인다. 단, 기술혁신의 숙련편향성으로 인한 고용양극화에 대한 별도의 대응은 필요하다.

본 연구는 기술혁신, 기업성과, 고용 간 양방향 인과관계를 분석하여 단방향 인과관계를 분석한 기존 연구들의 논의를 강화하였다. 특히 양방향 관계를 분석한 국내 연구가 미흡한 상황에서, 본 연구의 분석결과는 관련 국외 연구와의 비교분석을 위한 활용도가 높을 것으로 기대된다.

그러나 본 연구의 분석자료가 우리나라의 근로자 100인 이상 제조업체를 대상으로 하고 있다는 점에서, 분석결과를 모든 기업에 대해 일반화하는 데에는 한계가 있다. 또한, 최근의 4차 산업혁명 관련 논의에서처럼 앞으로의 기술혁신이 기존의 기술혁신과 뚜렷한 특성 차이를 보인다면, 기술혁신의 고용에 대한 영향도 달라질 수 있다. 이런 측면에서, 기술적 특성이 다른 다양한 산업별 비교분석이나 기간별 분석이 필요할 것으로 보인다. 특히 본 연구에서는 분석자료의 한계로 특허출원의 양적 측면만을 반영하였으나, 추후 관련 자료가 확보된다면 특허출원의 기술적 특성에 따른 분석이 이루어질 필요가 있다.

제 4 장 기술혁신, 농업생산성, 농업노동의 연관관계

제 1 절 서 론

기술혁신 논의가 제조업에서 많이 이루어졌던 반면, 농업 기술혁신 관련 연구는 상대적으로 부족하다. 그러나 농업에서도 기술혁신이 지속적으로 이루어지고 있고, 최근에는 정보통신기술(ICT) 및 바이오기술(BT)과 연계된 농업기술까지 부각되고 있다(Aker et al., 2016; Joshi et al., 2019). 한편 우리나라 농업의 경우 노동 측면에서 고령화가 지속적으로 확대되고 있다. 따라서 농업 기술혁신을 분석하는 것은 영농성과 증대 및 농업노동 질적 하락에 대응하는 데 중요하다.

본 연구는 우리나라 농업에서 기술혁신, 노동생산성, 농업취업자의 연관관계를 분석하였다. 농업 기술혁신는 농업특허의 연간 출원 수로 정의되며, 농업특허 출원, 노동생산성, 농업취업자 변수로 이루어진 벡터자기회귀(Vector Autoregression: VAR)모형을 5년 시차로 추정하였다. 또한 농업특허를 기초토지기술, 수확기술, 신품종기술로 구분하여 각 경우에 대해 VAR모형을 추정하였다.

농업 기술혁신은 농업 생산현장에서 자체 축적되기도 하나, 정부의 농기계보급사업과 같은 정책사업, 연구개발사업, 비농업 기술 등 외부요인에 의해 도입되는 경우도 많다. 기술혁신의 외부 도입은 농업 기술혁신 추이에 구조단절(structural break)을 발생시켰을 것으로 예상되며, 따라서 이러한 구조변화를 반영하여 분석결과를 확장할 필요가 있다. 이에 농업특허 출원 추이의 구조단절 여부와 단절 시점을 검정하였다. 또한 농업특허 출원 및 농업노동 변수에 대해 두 개의 임계치를 갖는 벡터자기회귀(threshold VAR)모형을 추정하고 이를 기존 VAR모형 추정결과와 비교하였다.

분석기간은 1963년~2018년의 56년이며, 우리나라 특허청에 출원된 특허 중 식물재배, 농기구, 살생물제, 비료 등 13개의 농업 분류에 속하는 특허자료를 ㈜PatentPia로부터 제공받았다. 해당 특허자료를 국제특허표준분류(IPC) Class로 재배열할 경우 A01~A24에 해당하는 특허가 주를 이루고 있다. 노동생산성과 농업취업자[35] 변수는 각각 통계청 「경제활동인구조사」와 「농가경제조사」의 연간 집계자료로부터 추출하였다.

연구의 구성은 다음과 같다. 제 2절에서는 농업에서 기술혁신, 농업생산성, 농업노동의 관계를 분석한 기존 연구를 검토하며, 제 3절에서는 연구의 방법론과 분석자료를 설명한다. 제 4절에서는 VAR모형 추정결과와 threshold VAR모형 추정결과를 제시한다. 마지막으로 제 5절에서는 연구의 결론과 시사점을 제시한다.

제 2 절 선행연구

1) 기술혁신과 농업생산성

R&D나 특허를 활용하여 농업 기술혁신을 분석한 연구는 찾아보기 힘들다. 다만 몇몇 연구들은 신기술 도입이 농업 생산성 증대에 미치는 영향을 확인하고 있다. 대표적인 연구를 보면, Lio and Liu(2006)는 1995년~2000년의 전 세계 81개국을 대상으로 ICT 채택이 농업 부가가치에 미치는 영향을 분석하였다. 분석결과에 의하면, ICT 채택은 농업 부가가치에 양(+)의 영향을 미쳤으며, 해당 결과는 농업생산성 증대가 각 국의 ICT인프라 구축에 의해 이루어진다는 것을 보여준다. 또한 상등계수(coefficient-equality)검정에 의하면, ICT채택의 효과는 GDP 기준 고소

35) 본 연구에서 농업취업자는 농업 외에 임업과 어업에 종사하는 취업자를 포함한다. 이는 통계청 제공 자료에서 농업취업자만을 대상으로 하는 시계열 자료를 확보하기 어렵기 때문이다. 그러나 농림어업취업자 중 농업취업자 비중이 92.8%(통계청, 「2015 인구총조사」)라는 점에서, 이로 인한 편의는 크지 않을 것으로 판단된다.

득국가에서 저소득국가에 비해 2배 이상 큰 것으로 나타났다. Ludena(2010)는 1961년~2007년의 중남미 및 카리브해(Caribbean) 지역 국가들의 농업 총요소생산성(TFP)을 맘퀴스트(Malmquist) 지표로 분석하였다. 분석기간 동안 해당 지역의 농업 총요소생산성 증가율은 1.9%로 나타나 전 세계 평균 1.7% 비해 높았다. 총요소생산성 분해 결과, 총요소생산성은 효율성변화(efficiency change)보다는 기술변화(technical change)에 의해 이루어졌다. 해당 연구는 유전자조작(GM) 기술과 위성위치확인시스템(GPS)을 활용한 비용절감 기술이 농업 기술변화에 기여했다고 보았다. Chavas et al.(2018)은 1963년~2013년 기간의 미국 농업에서 해충방제(insect resistance)와 관련된 바이오기술 도입이 농업생산성에 미치는 영향을 분석하였다. 분석결과에 의하면, 바이오기술은 미국 전체 농업의 생산성 향상에는 유의하지 않았으나, 콘벨트(Corn Belt) 지역의 농업생산성에는 양(+)의 효과를 미치는 것으로 분석되었다. 이러한 차이에 대해 해당 연구는 농업 기술혁신이 중간재 투입변화에 미치는 영향이 작물별로 다르기 때문으로 보았다.

우리나라 농업의 기술혁신을 분석한 연구는 대부분 생산함수나 비용함수를 이용하고 있다. 권오상 외(2015)는 1971년~2013년의 우리나라 농업의 총요소생산성을 분석하여, 각 투입지표 변화에 따른 세 개의 기간(1971년~1986년, 1987년~1997년, 2000년~2013년)을 구분하였다. 해당 연구에 의하면, 전체 기간의 기술혁신은 노동절약적 특성으로 총요소생산성 변화에 기여하였으며, 이러한 기여도는 두 번째(1987년~1997년) 및 세 번째 기간(2000년~2013년)에서 두드러졌다. 권오상 외(2018)는 1975년~2015년 농업 R&D의 누적지출로 정의된 R&D스톡이 농산물 가격 하락을 가져온다는 분석결과를 제시하였다. 또한 1982년~2014년에 대한 농업 총요소생산성 증가율을 분해하여, R&D스톡이 총요소생산성 증가율에 연평균 0.65%p 정도 기여하고 있다고 보았다.

위의 연구들은 농업R&D가 농업생산성에 미치는 양(+)의 효과를 보여주고 있기는 하나, 농업특허의 영향에 대해서는 제공하는 정보가 적다. 또한 생산함수 접근법은 공정혁신에 주로 한정되므로(Chun and Nadiri,

2008), 해당 접근법을 통해 제품혁신의 영향까지 분석하는 것은 어렵다. 따라서 농업특허를 기술혁신 지표로 사용한 본 연구의 분석결과는 기존 농업 기술혁신 논의를 보완할 것으로 기대된다.

2) 기술혁신과 농업노동

기술혁신과 농업노동의 관계를 분석한 연구는 최근에야 등장하고 있다(Ogutu et al., 2014; Bustos et al., 2016; McGowan and Vasilakis, 2019). 농업에서 기술혁신의 영향은 제조업에서 기술혁신이 노동에 미치는 영향과 유사하다. 즉, 공정혁신 관련 농업 기술혁신은 농업노동을 대체하는 반면, 신품종이나 작물개량 등 제품혁신과 관련되는 농업 기술혁신은 농업노동을 보완한다.

공정혁신을 보면, Ogutu et al.(2014)은 케냐농가 설문조사를 바탕으로 ICT마케팅서비스 도입이 노동생산성을 높이기는 하나 농가의 노동투입은 감소시킨다고 보았다. Bustos et al.(2016)은 대두(soybean)의 유전조작 기술을 노동특화기술로 보고, 브라질 농가에서 해당 기술 도입이 농업 노동투입 증가율 감소로 이어진다고 주장하였다. 그러나 토지특화기술로 정의된 옥수수 이모작 기술은 노동투입 증가율을 높였다. 즉, 해당 연구는 농업 기술혁신이 어떤 생산요소에 특화되었는지에 따라 농업노동에 서로 다른 영향을 미치는 것으로 보았다.

제품혁신과 농업노동의 관계를 분석한 연구는 많지 않으나, 최근 연구로 McGowan and Vasilakis(2019)를 들 수 있다. 이 연구는 1930년~1975년 미국 농업에서 하이브리드(hybrid) 옥수수 도입이 농업생산성을 높이는 데 기여했다고 주장하였다. 해당 연구는 분석결과에 대해 농업생산성 증대가 농업노동 수요를 높인 결과, 산업별 노동수요 격차에 의해 제조업과 서비스업 고용이 농업으로 이동했다고 보았다.

농업에서 기술혁신과 노동의 관계를 분석한 국내 연구는 찾아보기 어렵다. 다만 우리나라 농업기술 동향을 살펴봄으로써 농업 기술혁신의 특성을 유추할 수는 있다. 한국과학기술정보연구원(2015)이 델파이분석과

특허 인용분석을 통해 농업기술을 국제 비교한 결과, 우리나라 농업기술은 농업생명공학기술보다는 농산물의 안정적 생산기술에 강점이 있었다. 또한 한국농촌경제연구원(2005)과 농촌진흥청(2013)에 의하면, 우리나라 농업기술은 「농업기계화정책」의 결과로 수도작 동력기계에 의존해 왔다. Lim and Jung(2019) 역시 특허 인용정보를 활용한 중심도분석(centrality analysis)을 우리나라 농업특허에 적용하여 생산기술의 중요도가 확대되어 왔다는 결과를 제시하였다. 이상의 기존 연구들을 종합해 볼 때, 농업노동숙련도에 큰 변화가 발생하지 않았다면 우리나라 농업 기술혁신은 대체로 노동투입을 줄이는 방향으로 작용했을 것으로 판단된다.

제 3 절 분석방법 및 분석자료

1) 분석방법

1-1) 벡터자기회귀(VAR)

자기회귀(AR)모형은 자신의 과거 값으로 현상을 설명하지만, 두 개 이상 시계열 관계를 반영하여 모형의 설명력을 높일 수도 있다. 이러한 모형를 벡터자기회귀(Vector Autoregression: VAR)모형이라 하며, 이 때 시계열 y_t는 자신의 과거 값뿐만이 아니라 나머지 시계열 x_t의 과거 값으로부터도 영향을 받게 설계된다.[36] 한 시차를 갖는 VAR(1)모형은 식 (4-1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$(4\text{-}1)\quad y_t = \beta_{10} + \beta_{11} y_{t-1} + \beta_{12} x_{t-1} + v_t^y$$
$$x_t = \beta_{20} + \beta_{21} y_{t-1} + \beta_{22} x_{t-1} + v_t^x$$

36) 벡터자기회귀모형의 설명은 Hill et al.(2017)의 pp. 597-607을 참고하였다.

변수 y_t와 x_t가 각각 정상성(stationarity)을 만족하는 I(0) 시계열인 경우, 식 (4-1)의 VAR(1)모형은 최소자승추정법(OLS)으로 추정될 수 있다. 그러나 시계열 변수가 그 자체로 정상성을 만족하지 않고 1차 차분 후 정상성을 만족하는 I(1) 시계열인 경우, 오차항의 자기상관이 시간이 지나도 수렴하지 않거나 수렴하는 속도가 늦어 모형 예측력이 크게 감소한다.[37] 따라서 I(1) 시계열의 경우 정상성 전환과정이 필요하며, 결정적 추세(deterministic trend) 경우를 제외하면 식 (4-2)와 같이 해당 변수들을 차분한 후 최소자승추정법으로 VAR모형을 추정한다.

(4-2) $$\Delta y_t = \beta_{11}\Delta y_{t-1} + \beta_{12}\Delta x_{t-1} + v_t^{\Delta y}$$
$$\Delta x_t = \beta_{21}\Delta y_{t-1} + \beta_{22}\Delta x_{t-1} + v_t^{\Delta x}$$

계수 추정과 별개로, 특정 시계열이 다른 시계열의 과거 값에 영향을 받는 것을 검정하여 VAR모형의 예측력을 평가할 수 있다. 이를 그레인저 인과관계 검정(Granger-Causality test)이라 한다. 해당 검정은 자기회귀시차(Autoregressive Distributed Lag: ARDL)모형으로부터 도출된다. VAR(p)모형의 개별 방정식을 식 (4-3)과 같이 ARDL(p, q)모형의 형태로 표현하자. 이 때 식 (4-3)에서 시계열 y_t에 대한 시계열 x_t의 영향은 추정계수 벡터 δ에 반영된다.

(4-3) $$y_t = \alpha + \theta_1 y_{t-1} + \cdots + \theta_p y_{t-p} + \delta_1 x_{t-1} + \cdots + \delta_q x_{t-q} + e_t$$

식 (4-4)가 성립할 때 x_t는 y_t에 그레인저 인과관계를 미치지 않는다고 본다. 따라서 그레인저 인과관계 검정은 추정계수 $\delta_1,\cdots,\delta_q$들이 동시에 0이 아니라는 귀무가설을 F-검정으로 검정하게 된다(식 (4-5)).

---

37) 비정상정(non-stationarity)에 대한 자세한 내용은 Hill et al.(2017)의 12장 (Regression with Time-Series Data: Non-stationary variable, p.563)을 참고하기 바란다.

(4-4) $E(y_t \mid y_{t-1}, \cdots, y_{t-p}, x_{t-1}, x_{t-q}) = E(y_t \mid y_{t-1}, \cdots, y_{t-p})$

(4-5) $H_0 : \delta_1 = 0, \delta_2 = 0, \cdots, \delta_q = 0$

H_1 : 최소 하나의 δ_i는 0이 아니다. $(i = 1, \cdots, q)$

VAR모형의 또 다른 논의는 시계열 변수 간 공적분(cointegration) 관계에 관한 것이다. 각 시계열 변수가 1차 차분 후 정상성을 만족할 때, 공적분 관계는 차분 전의 시계열 변수들을 선형 결합한 새로운 시계열이 정상성을 갖는 경우로 정의된다. 이 경우 VAR모형의 차분 과정에서 정보 손실을 발생시키는 것보다, 모형 내 오차수정항(error-correction terms)을 포함시키는 벡터오차수정모형(VECM)을 적용하여 장기 정보를 유지시킬 수 있다. 따라서 VAR모형 적용 전에는 공적분 관계에 대한 검정이 필요하다.[38]

1-2) 시계열의 구조단절(structural break)

시계열의 구조단절은 특정 시점 전후에 자기회귀 과정이 다른 경우로 정의된다. 구체적으로 t_0기 값이 t_1기 값에 영향을 미치는 크기가 특정 시점 T_1을 기준으로 달라지는 경우 구조단절이 발생했다고 본다. 즉, AR모형을 비선형적으로 추정하여 구조단절을 검정한다. 식 (4-6)과 같이 내생변수 Y_t에 대해 구조단절이 존재하는 AR(1)모형을 설정하자.

(4-6) $$Y_t = \begin{cases} \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t & \text{if } t \le T_1 \\ \phi_2 Y_{t-1} + \varepsilon_t & \text{if } t > T_1 \end{cases}$$

38) 공적분 검정에는 일반적으로 Engel-Granger two-step method와 Johansen test가 활용된다. 해당 검정방법들의 경우 Hill et al.(2017)의 p. 582를 참조하기 바란다.

여기서, Y_t와 Y_{t-1}은 각각 정상성이 확보된 t기와 $t-1$의 농업특허 출원 수이며, T_1은 농업특허 출원 추이에 구조단절이 발생한 시점이다. ϕ_1과 ϕ_2는 T_1기 이전과 이후의 AR계수이며, ε_t는 모형의 오차항이다. 따라서 농업특허 출원 추이의 구조단절 발생여부는 ϕ_1과 ϕ_2가 통계적인 차이를 보이는지를 검정함으로써($H_0 : \phi_1 = \phi_2$) 확인할 수 있다.

구조단절 검정에는 구조단절 시점 T_1이 사전적으로 알려져 있는지 여부에 따라 서로 다른 검정통계량이 적용된다. 만약 T_1이 알려져 있다면 Chow검정과 같은 전통적 가설검정 방법이 적용되나, T_1이 알려져 있지 않은 경우 Andrews(1993)의 논의를 따라 상한 Wald검정(supremum Wald test)이 적용된다. 본 연구에서는 구조단절 시점 T_1이 사전적으로 알려지지 않은 후자를 상정하며, 이에 식 (4-7)과 같이 상한 Wald검정통계량을 설정하고 검정하였다.

(4-7) $SupW = \sup_{T_1} W(T_1)$

1-3) 임계치를 갖는 VAR (Threshold VAR)

농업특허 추이의 구조단절은 농업노동 등 다른 변수와의 관계에 구조변화를 가져올 수 있다. 변수 간 구조변화는 특정 기간(regimes)별로 시계열 구조가 변화하는 것으로 정의된다(Grynkiv and Stentoft, 2018). 이러한 구조변화는 식 (4-8)과 같이 두 기간 R_1, R_2에 대한 시계열 모형의 결합으로 표현할 수 있다.[39]

(4-8) $Y_t = \Phi_1 I(X_{t-1} \in R_1) Y_{t-1} + \Phi_2 I(X_{t-1} \in R_2) Y_{t-1} + \varepsilon_t$

39) Threshold VAR모형에 대한 세부 내용은 Grynkiv and Stentoft(2018)의 전개과정을 참고하였다.

여기서, Y_t는 시계열 변수들로 이루어진 임의벡터이며, Φ_1과 Φ_2는 각 기간에 대한 추정계수 벡터이다. 기간 구분과 관련하여 $I(\ )$는 지시함수(indicator function)를 나타내며, 지시함수의 조건을 만족하면 $I(\ )$는 1의 값을 갖고 조건을 만족하지 않으면 0의 값을 갖는다. X_t는 지시함수 내에서 기간 구분을 위한 확률변수이다. 이 때 X_t가 R_2에 속할 확률을 π로 표현하면 지시함수를 베르누이(Bernoulli) 분포를 갖는 식 (4-9)의 함수 형태로 나타낼 수 있고, 따라서 식 (4-8)을 식 (4-10)으로 수정할 수 있다.

(4-9) $S_t = I(X_t \in R_2)\ ,\ \forall t,$

여기서, $Prob(X_t \in R_2) = \pi,\ Prob(X_t \in R_1) = 1-\pi$

그리고 $R_1 \cup R_2 = R,\ R_1 \cap R_2 = \varnothing$

(4-10) $Y_t = (\Phi_1 + S_{t-1}\Phi_0)Y_{t-1} + \varepsilon_t$, 이 때 $\Phi_0 = \Phi_2 - \Phi_1$

$E(B_t) = 0$을 만족하는 $B_t = S_t\Phi_0 - \pi\Phi_0$을 이용하여 식 (4-10)을 적절히 수정함으로써 최종적으로 식 (4-11)과 같은 형태를 설정할 수 있다.

(4-11) $Y_t = (\Phi + B_{t-1})Y_{t-1} + \varepsilon_t,$

여기서, $\Phi = \Phi_1 + \pi\Phi_0 = (1-\pi)\Phi_1 + \pi\Phi_2$

식 (4-11)은 임의계수모형(random coefficient model)의 한 형태이다. 해당 모형을 최대우도추정법으로 추정함으로써 기간 구분을 위한 임계치 X_t를 추정할 수 있으며, 또한 각 기간에 대한 추정치 Φ_1과 Φ_2까지 확보할 수 있다.[40]

40) 임의효과모형에 대한 추정과정 및 threshold VAR의 정상성과 관련된 자세한 내용은 Lo and Zivot(2001)과 Grynkiv and Stentoft(2018)을 참고하기 바란다.

Threshold VAR모형의 추정과정에는 격자탐색(grid search)이 적용된다. 즉, 하이퍼 파라미터(hyper parameter)를 순차적으로 적용해 나가면서 최적 파라미터 값을 탐색한다. 기간 확률변수 X_t가 임계값(threshold values) γ_1, γ_2에 의해 결정될 때, 격자탐색 방식을 two-threshold VAR 모형에 적용하면 식 (4-12)와 같은 함수형태로 나타낼 수 있다.

$$\theta = \arg min \left(\sum_{t=1}^{T} \begin{pmatrix} Y_t - (\Phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_{1t}) I(X_t \le \gamma_1) \\ -(\Phi_2 Y_{t-1} + \varepsilon_{2t}) I(\gamma_1 \le X_t \le \gamma_2 \\ -(\Phi_3 Y_{t-1} + \varepsilon_{3t}) I(\gamma_2 \le X_t) \end{pmatrix} \right) \quad (4\text{-}12)$$

이 때 θ는 파라미터 벡터로 계수벡터 Φ_1, Φ_2, Φ_3와 임계값 γ_1, γ_2를 포함한다. 임계값이 사전에 정해질 경우 식 (4-12)를 최소자승추정법으로 추정하여 계수벡터를 도출할 수 있다. 그러나 임계값이 정해지지 않았을 경우에는 격자탐색이 적용되어 임계값과 계수벡터 모두 내생적으로 결정된다. 본 연구는 임계값이 정해지지 않은 후자의 경우를 상정하며, 모형 추정에 R패키지의 'tsDyn' 프로그램을 사용하였다.

2) 분석자료

농업특허는 1963년~2018년 기간 동안 우리나라 특허청에 출원된 특허 중 식물재배, 농기구, 살생물제, 비료 등 13개의 농업 관련 분류에 속하는 특허로 정의된다.[41] 농업특허 출원 자료는 ㈜PatentPia에서 제공받았으며, 해당 자료를 다시 국제특허표준분류(IPC)를 기준으로 재정리해보면 '농업(A01)'에 해당하는 특허의 비중이 높다.

41) 분류별 출원건수를 보면, 2020년 12월 기준 '가축사육(15,986건)', '낙농제품제조(187건)', '식물재배(24,583건)', '농기구(13,032건)', '살생물제,식물성장조절제(9,421건)', '비료(3,664건)', '사료(3,453건)', '어업과낚시(13,619건)', '포획,사냥(6,006건)', '생물의보존(539건)', '종에특징이있는동물(1,072건)', '기후변화에적응을위한농업기술(6,314건)', '농업용설비또는장비(16,068건)'이다.

<표 4-1>은 농업특허를 IPC 기준으로 재정리한 것이다.[42] 우리나라의 농업특허 출원은 계속 증가해 왔으며, 1990년 이전 연간 1,000건 미만이었던 농업특허 출원은 2000년 이후 빠르게 증가하여 2015년 이후에는 연간 4,000건씩 출원되고 있다. 농업특허는 1963년~2018년 동안 103,392건이 누적 출원되었으며, 같은 기간 농업특허의 등록은 63,296건으로 출원 대비 약 61.2%가 등록되었다. 해당 기간 우리나라 특허청에 누적 출원된 모든 특허가 약 393만 건이라는 점에서(특허청, 2019), 출원특허를 기준으로 농업특허는 전체 대비 약 2.6%를 차지한다.

<표 4-1> 농업특허 출원 추이: 1963년~2018년

(단위: 건)

연도	전체 농업 특허	주요 IPC 부문별 농업특허 출원								
		Section A						Section B ~Section H		
		A01					A21 ~A99	B	C	기타
		전체	A01G	A01K	A01N	기타				
1963	68	58	4	17	14	23	4	1	5	0
1970	94	78	8	34	8	28	4	9	2	1
1980	352	275	46	66	56	107	21	35	15	6
1990	1,216	935	192	389	126	228	78	133	52	18
1995	1,790	1,286	376	429	153	328	143	222	114	25
2000	3,415	2,632	797	937	252	646	272	292	158	61
2005	3,326	2,594	739	974	296	585	222	272	160	78
2010	3,841	2,969	836	911	398	824	349	287	161	75
2015	4,205	3,171	1,031	1,088	302	750	428	272	225	109
2018	4,818	3,447	990	1,381	325	751	474	511	194	192
계	103,392	77,843	21,626	27,661	9,100	19,456	8,764	9,754	4,858	2,173

농업특허 출원자료를 IPC Class별로 보면, '농업(A01)'에 해당하는 특허는 77,843건으로 전체 농업특허 출원(103,392건)의 75.3%를 차지한다.

42) IPC코드 중 Section A~H와 Section A의 세부 Class에 대한 분류코드 설명은 <부표 B-1>에 제시되어 있다. Sub-class 등 이외의 추가적 분류코드 설명은 특허청 분류코드를 참고하기 바란다.

IPC Sub-class별로 보면, ‘재배 및 관수(A01G)’, ‘축산(A01K)’, ‘살충 및 제초(A01N)’에 해당하는 특허가 ‘농업(A01)’에서 75.0%를 차지하고 있다. 한편, IPC Section 기준으로 ‘처리조작 및 운수(B)’나 ‘화학 및 야금(C)’에 해당하는 농업특허도 각각 9,754건과 4,858건이 출원되어 있다.[43]

농업취업자의 추출기간도 농업특허와 동일한 1963년~2018년이며, 해당 자료는 「경제활동인구조사」의 연간 취업자 집계자료에서 확보하였다. 농업취업자는 한국표준산업분류(KSIC) 대분류를 기준으로 농업, 임업, 어업에 종사하는 취업자이다. 노동생산성 변수는 통계청의 「농가경제조사」 연간 집계자료에서 추출하였으며, 연간 농업부가가치 총액에서 자영농의 연간 전체 농업노동시간을 나눈 값이다.

농업취업자 시계열의 분산은 비교적 안정적이었으나, 나머지 두 시계열(농업특허 출원, 노동생산성)의 경우 최근으로 올수록 분산이 커지는 경향을 보였다. 따라서 농업특허 출원과 노동생산성의 경우 자연로그로 변환된 변수를 사용하였다. <표 4-2>는 농업특허 출원 수, 노동생산성, 농업취업자 변수에 대해 단위근 검정을 실시한 결과이다. 검정 결과를 보면, 세 시계열 변수 모두 1차 차분 전에는 단위근이 존재했으나, 1차 차분 후에는 정상시계열인 것으로 확인되었다.

<표 4-2> 단위근 검정 결과

시계열 변수	구분	ADF	Phillips-Perron
농업특허 출원	차분 전(분산변환)	-0.883	-1.548
	1차 차분 후	-5.213 ***	-5.278 ***
노동생산성	차분 전(분산변환)	-1.886	-2.099
	1차 차분 후	-7.204 ***	-7.267 ***
농업취업자	차분 전	-1.811	-2.047
	1차 차분 후	-5.158 ***	-5.100 ***

주: 1) ADF검정 및 PP검정에 대한 검정통계량은 모두 t-통계량임.
2) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

43) IPC Section B에 출원된 농업특허는 사출성형(injection moulding, B29C 45/00)과 접합(joining, B29C 65/00)에 해당하는 특허이며, 이 두 분류에 해당하는 특허는 대부분 농업시설 기술과 관련된다. Section C에 출원된 농업특허는 비료(C05F 1/00, C05F 9/00, C05F 11/00)와 관련된 기술들이다.

요한슨검정(Johansen test)으로 시계열 변수 간 공적분관계를 검정한 결과는 <표 4-3>에 제시되어 있다. 검정 결과, 공적분관계가 존재하지 않는다는 귀무가설이 기각되지 못했기 때문에 세 시계열 변수 간에는 공적분관계가 존재하지 않는 것으로 판단된다.

<표 4-3> 공적분 검정 결과 (Johansen test)

귀무가설 (공적분벡터의 수)	Log likelihood	Eigenvalue	Trace statistics	5% Critical value
None	-14.60	.	28.25	29.68
At most 1	-8.13	0.25	15.31	15.41
At most 2	-2.04	0.24	3.14	3.76
At most 3	-0.47	0.07		

제 4 절 VAR모형 추정결과

1) 전체 농업특허 분석

<표 4-4>는 농업특허 출원 수, 농업취업자, 노동생산성을 변수로 하는 VAR모형 추정결과이다. 해당 모형의 최적 시차는 최종예측오차(Final Prediction Error: FPE)와 아카이케정보기준(Akaike Information Criteria: AIC)을 근거로 5년 시차를 적용하였다.

VAR모형 추정결과를 보면, 농업특허 출원은 노동생산성에 1년 시차와 4년 시차에 양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 즉 농업특허 출원은 단기에 농업생산성을 높이므로[44] 농업 기술혁신의 경제적 유용성이

44) Alston et al.(2009a)에 의하면 농업 기술혁신의 효과시차는 5년~10년이며, 경제적 영향은 수 십년에 걸쳐 지속된다. 그러나 본 연구가 56년이라는 상대적으로 짧은 기간을 분석기간으로 하므로 VAR모형에 10년 이상 시차를 반영하는 것은 쉽지 않다.

확인된다.[45] 그러나 농업생산성 증대가 특허출원 증가로 다시 이어지지는 않았다. 해당 결과는 농업특허 출원이 기관에 의해 이루어지는 경우가 많기 때문에 농가 측면에서의 생산성 증대가 농업 기술혁신으로 이어지는 데는 더 많은 시차가 필요하기 때문인 것으로 보인다.

농업특허 출원은 4년 시차로 농업취업자에 음(-)의 영향을 미쳤다.[46] 해당 결과는 농업 기술혁신이 공정혁신 측면에서 농업노동을 대체한다는 것을 말해준다. 시차가 4년이라는 것은 특허등록에 통상 2년 이상의 시간이 소요되고 기술혁신이 농업현장에 적용되는 데 추가적인 적용시차가 필요하다는 것을 반영한다. 한편, 농업취업자는 다시 2년 및 5년의 시차로 농업특허 출원에 음(-)의 영향을 미쳤다. 즉, 농업노동의 양적 감소는 농업 기술혁신의 주요 요인 중 하나이다.[47]

자기회귀 값들의 추정계수를 보면, 농업특허 출원은 1년(+), 3년(+), 4년(-)의 자신 값에 영향을 받는 것으로 나타났다. 노동생산성의 경우 3년(-)의 자기 시차에 영향을 받았고, 농업취업자는 자기회귀 값들에 유의한 영향을 받지 않았다.

---

45) 관련 연구의 부족으로 농업특허의 수익률을 제시하기는 힘들다. 그러나 농업R&D의 수익률의 경우 관련 연구들이 19%~56%까지 다양하게 제시하고 있다(Alston et al, 2009a).

46) 농업취업자에 외국인 근로자가 포함되어 있어 농업취업자 결정요인에 지금보다 다양한 변수가 고려될 필요가 있다. 그러나 VAR모형에 다수의 변수를 포함할 경우 과추정(over estimation) 문제가 발생할 수 있다. 따라서 향후 연구에서 추가 외생요인을 고려할 수 있는 전이함수모형(transfer function model)을 적용해 해당 논의를 확장할 필요가 있다.

47) 본 연구와 정확히 일치하지는 않지만, 권오상 외(2018)는 우리나라 농업KLAM 자료를 이용하여 농업R&D스톡의 투입요소 수요탄력성을 추정하였다. 해당 연구에 의하면, 농업R&D스톡 1% 증가는 자본수요를 0.3% 증가시키며, 노동, 토지, 중간재 수요는 각각 1.5%, 0.1%, 0.3% 감소시켰다. 해당 자료를 본 연구의 VAR(5)모형에 적용하면, 특허출원은 노동투입을 증가시키나 나머지 투입요소에 대한 영향은 명확하지 않다. 이러한 차이는 기술혁신 투입과 산출의 서로 다른 특성에 기인할 수 있다. 또한 농업특허에 개인출원이 많아 해당 특허가 대규모 혁신(major innovation)인지 아니면 소규모혁신(minor innovation)인지에 따라 투입요소 수요나 가격에 미치는 영향이 다를 수 있다.

<표 4-4> VAR(5)모형 추정결과

구분	농업특허 출원	농업 노동생산성	농업취업자
농업특허 출원			
L.1	0.478 ***	0.259 **	-2.042
	(0.152)	(0.126)	(1.468)
L.2	0.004	-0.064	1.445
	(0.127)	(0.105)	(1.221)
L.3	0.201 *	0.030	-0.912
	(0.119)	(0.098)	(1.144)
L.4	-0.216 *	0.272 ***	-2.292 **
	(0.115)	(0.095)	(1.110)
L.5	-0.134	0.059	0.876
	(0.129)	(0.107)	(1.240)
노동생산성			
L.1	0.177	-0.098	-0.853
	(0.177)	(0.147)	(1.707)
L.2	-0.054	-0.159	-1.962
	(0.166)	(0.137)	(1.596)
L.3	0.157	-0.208 *	-1.886
	(0.157)	(0.120)	(1.509)
L.4	0.277 *	-0.162	0.672
	(0.167)	(0.139)	(1.613)
L.5	-0.076	-0.110	-0.752
	(0.162)	(0.135)	(1.565)
농업취업자			
L.1	0.013	0.011	0.204
	(0.018)	(0.015)	(0.174)
L.2	-0.030 *	-0.014	-0.048
	(0.017)	(0.014)	(0.161)
L.3	0.001	-0.027 **	-0.188
	(0.014)	(0.012)	(0.139)
L.4	0.031 **	-0.001	0.032
	(0.015)	(0.013)	(0.148)
L.5	-0.027 *	-0.043 ***	0.142
	(0.015)	(0.012)	(0.143)
상수항	0.028	-0.018	-0.392
	(0.031)	(0.025)	(0.294)
R-suqared	0.4964	0.4145	0.3980
Chi2	39.4 ***	28.3 **	26.4 **
Log Lokelihood	33.3		
N	51		

주: 1) ( ) 안은 표준오차임.
2) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

VAR모형 추정결과를 바탕으로 그레인저 인과관계를 검정한 결과는 <표 4-5>에 제시되어 있다. 검정 결과를 보면, 농업취업자는 농업특허 출원과 노동생산성에 그레인저 인과관계를 가지며, 노동생산성은 농업특허 출원과 농업취업자 모두에 그레인저 인과관계를 갖지 못한다. 한편 농업특허 출원은 노동생산성과 농업취업자 모두에 그레인저 인과관계를 가지는 것으로 나타났다.

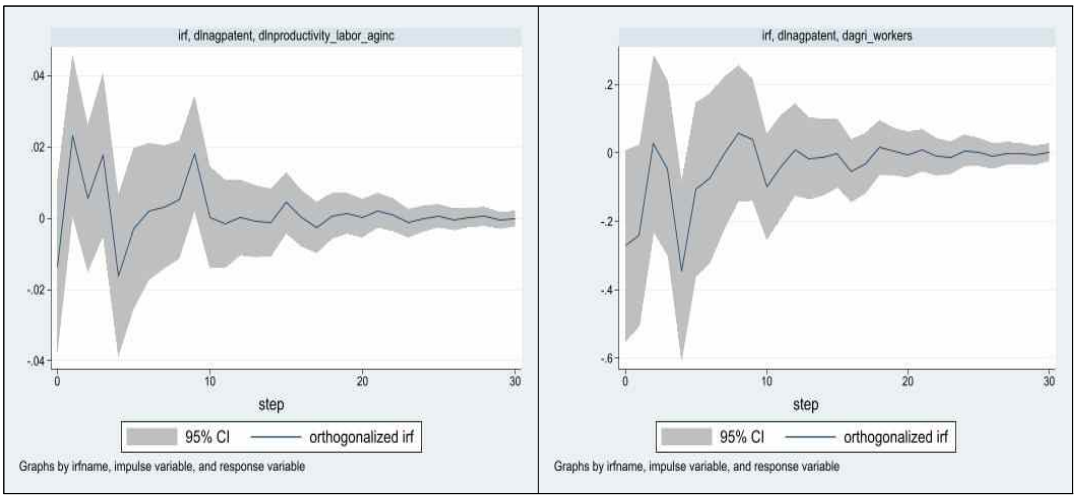
<표 4-5> 그레인저 인과관계 검정 결과

그레인저 인과관계			Chi2	
농업특허 출원	←	노동생산성	2.47	
	←	농업취업자	9.78	*
	←	ALL	12.86	
노동생산성	←	농업특허 출원	11.83	**
	←	농업취업자	19.64	***
	←	ALL	24.42	***
농업취업자	←	농업특허 출원	9.93	*
	←	노동생산성	3.51	
	←	ALL	14.62	

주: *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

<그림 4-1>은 노동생산성과 농업취업자에 대한 농업특허 출원의 충격반응함수를 보여준다. 해당 그림에 의하면, 농업특허 출원이 노동생산성에 미치는 양(+)의 영향은 10년~15년 이상 장기 지속되다가 사라졌다. 또한 농업특허 출원은 농업취업자에 단기에 상당한 음(-)의 충격을 주었으며, 해당 충격은 10년 이상 지속되었다. 즉, 농업 기술혁신의 영향은 우리나라 농업 내에서 상당 기간 지속될 것으로 보이며, 이는 농업 기술혁신 정책이 장기적 관점에서 수립될 필요가 있다는 것을 말해준다.

<그림 4-1> 충격반응함수



농업특허 출원 → 농업 노동생산성　　농업특허 출원 → 농업취업자

2) 농업기술별 분석

우리나라 농업에 농업기계 등 자동화기술이 많기는 하나, 신품종기술과 BT기술도 공공부문에서 축적되어 왔다. 최근에는 접목기술과 수정기술이 바탕이 된 농업 신품종기술들도 축적되고 있다. 따라서 농업기술을 공정혁신과 제품혁신으로 나누어 기술별 분석을 실시할 필요가 있다. 기술별 분석을 수행하기 위해 본 연구는 IPC코드를 기준으로 전체 농업특허를 토지기술, 수확기술, 관개기술, 신품종기술로 구분하고,[48] <표 4-6>과 같이 각 농업기술에 대해 VAR(5)모형을 추정하였다. 해석상의 편의를 위해 노동생산성과 농업취업자가 기술별 특허출원에 미치는 영향은 <표 4-6>에서 제외하였다.

48) 토지기술은 토작업(A01B), 식부 및 파종(A01C), 토양살균(A01G 3/00)을 포함하며, 수확기술은 수확 및 예취(A01D), 가공 및 저장(A01F), 조직배양(A01G 2/00), 식물보호(A01G 13/00), 과수재배(A01G 17/00, A01G 18/00 등)로 구성된다. 관개기술은 관수 및 액체비료(A01G 25/00), 자동 관수장치(A01G 27/00), 뿌리 급비장치(A01G 29/00)로 정의된다. 마지막으로 신품종기술은 새로운 식물 및 배양기술(A01H)이다.

<표 4-6> VAR(5)모형 추정결과: 농업기술별

기술 구분		기술별 농업특허	노동생산성	농업취업자
토지기술 (N=51)	L.1	-0.064	0.070	0.177
		(0.176)	(0.051)	(0.640)
	L.2	-0.167	0.057	0.281
		(0.160)	(0.046)	(0.582)
	L.3	0.045	-0.027	-0.181
		(0.152)	(0.044)	(0.554)
	L.4	-0.061	-0.060	-1.081 *
		(0.152)	(0.044)	(0.554)
	L.5	-0.034	0.134 ***	-0.206
		(0.164)	(0.047)	(0.598)
생산기술 (토지기술+수확기술+관개기술) (N=51)	L.1	0.110	0.070	-0.414
		(0.160)	(0.076)	(0.895)
	L.2	-0.106	0.055	0.120
		(0.142)	(0.067)	(0.792)
	L.3	0.141	0.024	0.023
		(0.135)	(0.064)	(0.757)
	L.4	-0.018	0.109 *	-1.246 *
		(0.137)	(0.065)	(0.763)
	L.5	-0.247 *	0.120 *	-0.330
		(0.146)	(0.069)	(0.816)
신품종기술 (N=26)	L.1	-0.473 **	-0.128 ***	1.183 ***
		(0.205)	(0.033)	(0.129)
	L.2	0.593 *	-0.219 ***	0.608 ***
		(0.348)	(0.056)	(0.220)
	L.3	0.824 ***	-0.086 *	-0.192
		(0.277)	(0.045)	(0.175)
	L.4	0.060	0.098 **	-0.265
		(0.279)	(0.045)	(0.176)
	L.5	-0.276	0.180 ***	0.768 ***
		(0.277)	(0.045)	(0.175)

주: 1) ( ) 안은 표준오차임.
2) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

토지기술(토작업 및 토양살균)의 추정결과를 보면, 토지기술은 5년 시차에 노동생산성을 높이고 4년 시차에 농업취업자를 대체하는 것으로 나타났다. 해당 결과는 전체 농업특허를 분석한 경우(<표 4-4>)와 크게 다르지 않다. 토지기술이 농업취업자에 미치는 음(-)의 영향에 집중해서 보면, 토지기술은 단순반복적인 작업과 관련되는 경우가 많고, 특히 쇄토나 플로우(plow) 작업의 경우 기계화가 상당히 이루어진 부문이다. 따라

서 토지기술은 공정혁신 측면에서 농업취업자를 대체했을 것으로 판단된다. 수확기술과 관개기술은 노동생산성을 높이고 농업취업자에는 유의하지 않다는 점이 동일했다. 이에 토지기술, 수확기술, 관개기술을 합하여 생산기술로 정의하였다. 생산기술은 4년과 5년 시차에 노동생산성을 높였고 4년 시차에 농업취업자를 대체하는 것으로 나타났다.

신품종기술은 1년, 2년, 5년 시차에 농업취업자에 양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.[49] 해당 결과는 신품종 확대로 농가가 노동투입을 증가시켰거나,[50] 신품종 재배를 위한 귀농·귀촌 확대의 결과일 수 있다. 신품종기술은 처음 3년에 농업생산성을 낮추었는데, 농가가 신품종을 처음 재배할 때 여러 시행착오에 직면하기 때문으로 보인다. 그러나 4년 이상 시차에서는 신품종기술이 농업생산성을 높이는 결과를 보였다.

농업기술별 분석결과를 종합하면, 공정혁신과 제품혁신에 따라 농업기술혁신이 농업취업자에 미치는 영향에는 차이가 존재한다.[51] 따라서 앞으로 어떤 농업기술이 더 확대되느냐에 따라 농업의 노동전략도 달라져야 할 것으로 보인다. 특히 신품종기술의 확대를 고려할 때 농업 기술혁신을 지속적으로 모니터링하여 대응할 필요가 있다.

3) 장기관계에 대한 논의: VECM

농업 기술혁신은 효과시차와 적용시차를 모두 갖는다. 따라서 농업 기술혁신은 장기적으로도 노동생산성과 농업취업자에 영향을 미칠 것으로 보이나, VAR(5)모형의 경우 단기적 관계만을 포착한다는 한계가 있다.

---

49) 신품종기술 특허가 대부분 2000년 이후에 출원되었기 때문에 시계열 분석에 충분한 관측치를 활용하지 못하였다. 따라서 향후 자료가 축적된다면 신품종기술의 영향을 지금보다 엄밀히 분석할 필요가 있다.

50) 해당 논의를 뒷받침하기 위해서는 농림어업취업자와 함께 노동투입시간 변수도 함께 고려해야 한다. 그러나 「농가경제조사」의 노동투입시간 변수는 5년 단위 패널전환으로 구조단절이 발생하고 있기 때문에 노동투입시간 변수를 활용하기 어려운 측면이 있다.

51) 출원인별로(개인, 기업, 정부, 연구기관, 교육기관) 분석할 경우, 모든 경우에 농업특허 출원은 노동생산성을 높이고 농업취업자를 대체하였다.

<표 4-7> VEC(5)모형 추정결과

구분	△농업특허 출원	△노동생산성	△농업취업자
△농업특허 출원			
L.1	0.233	-0.022	-0.518
	(0.146)	(0.085)	(1.379)
L.2	0.080	-0.015	0.098
	(0.147)	(0.085)	(1.387)
L.3	0.109	0.096 *	-0.459
	(0.144)	(0.054)	(1.360)
L.4	-0.247 *	-0.102	-2.450 *
	(0.144)	(0.084)	(1.359)
△노동생산성			
L.1	0.157	-0.127	2.641
	(0.270)	(0.157)	(2.544)
L.2	0.260	0.070	0.951
	(0.255)	(0.148)	(2.406)
L.3	-0.358	0.227	-1.466
	(0.242)	(0.140)	(2.277)
L.4	0.119	0.050	1.786
	(0.240)	(0.140)	(2.266)
△농업취업자			
L.1	-0.007	0.009	0.294 **
	(0.016)	(0.009)	(0.149)
L.2	-0.020	0.018 *	-0.020
	(0.017)	(0.010)	(0.160)
L.3	-0.030 *	-0.011	-0.101
	(0.018)	(0.010)	(0.167)
L.4	0.034 *	-0.006	0.292 *
	(0.017)	(0.010)	(0.164)
공적분 관계(C.E.)			
L.1	-0.023	0.048 ***	0.480 *
	(0.028)	(0.016)	(0.262)
상수항	0.026	0.065 ***	-0.005
	(0.040)	(0.023)	(0.373)
R-suqared	0.4504	0.4672	0.4408
Chi2	30.3 ***	32.4 ***	29.2 ***
Log Lokelihood	14.4		
N	51		

주: 1) 공적분 방정식이 1개 존재할 경우(rank=1)을 상정한 추정치임.
2) ( ) 안은 표준오차임.
3) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

본 연구는 장기관계를 확인하고자 공적분관계가 존재하는 것은 아니지만 <표 4-7>과 같이 VEC(5)모형을 추정하였다. VEC(5)모형의 시계열

변수는 1차 차분 값이므로 추정계수는 4년의 시차를 갖는다. 시차별 추정계수는 VAR(5)모형에서와 같이 단기 인과관계를 나타낸다. 단, 해당 결과는 공적분관계가 존재하지 않는 경우의 추정결과라는 점에서 해석상 주의가 요구된다.

단기 인과관계 추정결과는 VAR(5)모형의 추정결과(<표 4-4>)와 유사하다. 농업특허 출원은 3년 시차로 노동생산성에 양(+)의 영향을 미쳤으며, 농업취업자에 4년 시차로 음(-)의 영향을 미쳤다. 노동생산성은 농업특허 출원에 유의하지 않았으며, 농업취업자는 3년 시차와 4년 시차로 농업특허에 음(-)과 양(+)의 영향을 각각 미쳤다. 공적분 방정식(Cointegrating Equations: CE)의 1년 시차는 농업특허 출원에 유의하지 않았으나 노동생산성 및 농업취업자에는 양(+)으로 유의했다.

공적분관계의 추정결과는 <표 4-8>에 제시하였다. 각 방정식의 식별을 위해 농업특허 변수를 표준화했기 때문에 농업특허 출원 계수와 상수항은 표준오차를 갖지 않는다. 농업특허 출원에 대한 공적분 방정식의 1년 시차 값이 유의하지 않으므로(<표 4-7>), 장기관계는 <표 4-8>의 마지막 행과 같이 노동생산성과 농업취업자에 대해서만 계산하였다. 농업특허 출원($patent_{t-1}$)은 노동생산성($prod_t$)과 농업취업자($labor_t$)에 양(+)의 장기 영향을 미쳤다. 즉, 농업 기술혁신은 단기와 장기에 영농성과를 높이며, 노동 측면에서 장기에 농업취업자를 보완한다. 해당 결과는 제품혁신의 영향일 수 있으나, 농업취업자의 숙련도 증가도 원인이 될 수 있다.

<표 4-8> 공적분관계 추정결과

구분	Coefficient	S.E.	z-statistics
농업특허 출원	1	-	-
노동생산성	-4.413	(0.890)	-4.96***
농업취업자	-0.063	(0.033)	-1.91*
상수항	4.562	-	-
Chi2	74.33***		
장기관계	$prod_t = 0.048 \times (4.562 + patent_{t-1} - 4.413 prod_{t-1} - 0.063 labor_{t-1})$ $labor_t = 0.480 \times (4.562 + patent_{t-1} - 4.413 prod_{t-1} - 0.063 labor_{t-1})$		

주: *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

4) 농업R&D와의 비교

농업R&D가 적용된 VAR(5)모형을 <표 4-9>와 같이 추정하고 이를 농업특허를 활용한 VAR(5)모형(<표 4-4>)과 비교하였다. 분석기간은 1975년~2018년의 44년이며, 권오상 외(2018)를 참고하여 농업R&D 자료를 과학기술정보통신부 「과학기술연감」과 KISTEP 「연구개발활동조사」로부터 확보하였다. 농업R&D 값을 확인하기 어려운 연도는 시간추세(t)를 활용하여 내삽(interpolation)하였다.[52] 농업R&D 변수는 자연로그로 변환하였으며, 해당 변수에 단위근이 존재하여 1차 차분 값을 분석에 사용하였다. 1975년~2018년의 농업특허 출원과 농업R&D의 상관계수는 0.92로 높은 수준을 보였다.

<표 4-9>의 VAR(5)모형 추정결과를 보면, 농업R&D는 4년 시차에 노동생산성을 높이는 것으로 나타나 농업특허를 고려한 추정결과(<표 4-4>)와 유사한 모습을 보였다. 즉, 농업 기술혁신은 투입요인과 성과요인 모두 영농성과 증대에 기여한다. 그러나 노동생산성이 농업특허에 유의하지 않았던 것과 달리, 농업R&D의 경우 노동생산성에 양(+)의 영향을 받았다. 농업R&D 투자를 담당하는 공공기관이 농가소득 증대라는 공익적 목적으로 운영된다고 할 때, 농가 생산성 증대는 농업R&D 투자 수요를 견인했을 것으로 보인다.

농업특허 출원이 농업취업자를 대체했던 것과 달리(<표 4-4>), 농업R&D는 1년~3년 시차에 농업취업자에 양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이러한 노동보완성은 신품종기술을 분석한 VAR(5)모형이나(<표 4-6>) 장기적 관계를 분석한 VEC모형의 추정결과(<표 4-7>)와 유사하다.

52) 1975년~1987년의 농업R&D 자료는 「과학기술연감」에서 추출하였고, 1988년~2018년의 경우 「연구개발활동조사」를 활용하였다. 그러나 1977년과 1984년에는 농업R&D 값을 활용할 수 없어 STATA 16의 'ipolate' 프로그램으로 시간 추세에 대해 내삽하였다.

<표 4-9> VAR(5)모형 추정결과: 농업R&D

구분	농업R&D	노동생산성	농업취업자
농업R&D			
L.1	-0.348 **	0.042	2.419 **
	(0.156)	(0.125)	(1.210)
L.2	-0.014	0.021	2.838 **
	(0.152)	(0.121)	(1.176)
L.3	-0.013	-0.004	2.000 *
	(0.137)	(0.110)	(1.065)
L.4	-0.107	0.126 ***	0.230
	(0.122)	(0.032)	(0.949)
L.5	-0.152	0.101	-0.872
	(0.124)	(0.099)	(0.963)
노동생산성			
L.1	0.404 **	-0.211	-1.776
	(0.195)	(0.155)	(1.508)
L.2	0.499 **	-0.186	-3.950 **
	(0.201)	(0.160)	(1.554)
L.3	0.287	-0.329 **	-3.999 **
	(0.201)	(0.161)	(1.557)
L.4	0.314	-0.231	-1.328
	(0.200)	(0.160)	(1.553)
L.5	0.162	-0.104	-1.038
	(0.202)	(0.162)	(1.569)
농업취업자			
L.1	0.014	-0.006	0.081
	(0.019)	(0.015)	(0.147)
L.2	-0.043 **	-0.015	-0.088
	(0.019)	(0.015)	(0.144)
L.3	-0.009	-0.029 *	0.159
	(0.019)	(0.016)	(0.151)
L.4	-0.020	0.005	0.225
	(0.020)	(0.016)	(0.153)
L.5	0.012	-0.028 **	0.208
	(0.017)	(0.013)	(0.130)
상수항	0.056	-0.032	-0.521 *
	(0.040)	(0.032)	(0.313)
R-suqared	0.4326	0.3126	0.4609
Chi2	29.0 **	20.3 *	32.5 ***
Log Lokelihood	22.6		
N	38		

주: 1) ( ) 안은 표준오차임.
2) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

공공기관에서 출원된 농업특허에는 신품종, 작물생장, BT와 관련된 특허가 많다. 공공기관의 농업R&D가 특허성과와 상관성을 가진다고 할 때, 농업R&D는 주로 신품종개발과 연관될 것으로 보인다. 따라서 농업R&D의 제품혁신 특성이 농업취업자를 보완했을 것으로 판단된다. 또한 농업특허의 경우 1963년부터를 분석대상으로 설정한 것에 비해, 농업R&D는 1975년부터를 분석대상으로 하기 때문에 1963년~1974년의 12년이 추정과정에서 제외된다. 이에 따라 농업R&D 분석에는 신품종기술이 확대되었던 최근의 영향이 크게 반영되었을 수 있다.

제 5 절 Threshold VAR모형 추정결과

1) 농업특허의 구조단절

농업특허 출원의 구조단절을 검정한 결과(상한 Wald검정)는 <표 4-10>에 제시되어 있다. VAR(5)모형의 시차를 고려하여 해당 검정에도 5년 시차를 갖는 AR(5)모형을 사용하였다. 구조단절 검정 결과를 보면, 농업특허 출원 추이는 1986년에 구조단절이 발생했던 것으로 나타났다. 또한 1986년~2018년에 대해 상한 Wald검정을 실시한 결과 2008년에 두 번째 구조단절이 발생했던 것으로 나타났다.

<표 4-10> 농업특허 출원 추이의 구조단절 검정 결과

분석모형	대상기간	구조단절 연도	$Sup\,W$
AR(5)	Full-sample (1963~2018년)	1986년	24.71 ***
AR(5)	Sub-sample (1986~2018년)	2008년	12.45 **

주: *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

1960년대 초 우리나라 농업에 도입되었던 동력기계는 1960대 말까지 전국에 8천 여대 보급된 것에 그쳤으며, 그마저도 단순 경운 목적에 한정되었다(농촌진흥청, 2013). 더욱이 1986년까지 우리나라 농업특허의 누적 출원은 1,000건 미만에 불과하며, 따라서 특허 기반의 농업 기술혁신이 출현하기는 어려운 상황이었다. 그러나 1982년「농업기계화기본계획」이 추진되면서 1980년대 중반부터 수도작 중심의 농업기계 보급이 확대되어 왔다. 따라서 구조단절 시기인 1986년은 이러한 농업 기술혁신의 양적 변화를 반영한 것으로 보이며, 당시에는 기계화를 바탕으로 한 공정혁신이 지배적이었을 것으로 보인다.

1990년 이후 농업기계가 다변화되기는 했으나 대부분 이앙기와 트랙터 등 수도작 중심의 대형 동력기계에 집중되었다(한국농촌경제연구원, 2005). 그러나 1990년대 중반 이후 정밀농업기술과 농산물품질안정화기술 등 밭작물 기술에도 정책적 지원이 이루어졌다(농촌진흥청, 2013). 2000년 이후에는 농산물 가공, 토양관리, 시설자동화 기술들이 확대되었으며, 이러한 농업기술들은 2000년대 중반 이후 ICT나 BT 기술과 융합되기도 하였다(Lim and jung, 2019). 또한 4차 산업혁명 기술도 농업에 꾸준히 누적되어 왔다. 실제 농업특허도 2010년 이후에 연간 3,000건~4,000건 출원되고 있다. 즉, 농업특허의 양적·질적 변화가 특허출원의 구조단절을 가져오는 요인인 것으로 판단된다.

2) Threshold VAR 추정결과

<표 4-11>은 농업특허 출원과 농업취업자에 대한 두 임계값을 고려한 threshold VAR의 추정결과이다. 기간 구분을 위한 관측치 수가 충분하지 않아 설정 가능한 최대 시차인 2년을 최적 시차로 설정하였다. 추정된 임계값(0.045, 0.226)을 기준으로 관측치를 세 기간으로 구분하면, 각 기간의 관측치는 대체로 연속적인 분포를 보인다. 따라서 전체 기간을 1963년~1989년(제 1기간), 1990년~2008년(제 2기간), 2009년~2018년(제 3기간)의 세 기간(regimes)으로 구분할 수 있다.

<표 4-11> Threshold VAR 추정결과

구분	제 1기간 (1963~1989)		제 2기간 (1990~2008)		제 3기간 (2009~2018)	
	농업특허	농업취업자	농업특허	농업취업자	농업특허	농업취업자
농업특허						
L.1	-0.523	-8.875 ***	-1.301	-4.974	0.813	14.798 ***
	(0.329)	(2.425)	(0.932)	(6.866)	(0.702)	(5.167)
L.2	0.100	-0.602	0.384 **	-0.910	-0.500 **	3.051 *
	(0.282)	(2.074)	(0.183)	(1.344)	(0.234)	(1.722)
농업취업자						
L.1	-0.030	2.076 ***	0.036	0.016	-0.117	2.468 ***
	(0.061)	(0.448)	(0.026)	(0.192)	(0.073)	(0.535)
L.2	0.014	0.022	-0.098 **	0.015	0.007	-0.884 ***
	(0.045)	(0.328)	(0.036)	(0.268)	(0.032)	(0.234)
상수항	0.018	0.529	0.072	-0.223	-0.201	-3.285 *
	(0.066)	(0.485)	(0.097)	(0.712)	(0.225)	(1.660)
% of N	48.8%		32.6%		18.6%	
Threshold	0.045 / 0.226					

주: 1) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$
2) ( ) 안은 표준오차임.

Threshold VAR의 추정결과를 보면(<표 4-11>), 농업특허 출원이 농업취업자에 미치는 영향은 기간에 따라 다르다.[53] 제 1기간(1963년~1989년)에는 농업특허 출원이 농업취업자에 음(-)의 영향을 미쳤으나 제 2기간(1990년~2008년)에는 이러한 효과가 유의하지 않았다. 특히 제 3기간(2009년~2018년)에는 오히려 농업특허 출원이 농업취업자를 증가시켰다. 즉, 농업 기술혁신은 전체 기간(1963년~2018년)에 노동대체를 가져왔으나(<표 4-4>), 최근에는 대체성이 약화되거나 농업 기술혁신이 노동을 보완하기도 한다. 기술별 분석에서와 같이(<표 4-6>), 이러한 대체성 약화는 신품종 기술 확대로 농업기술에 제품혁신 특성이 증가했기 때문으로 보인다. 또한 농업취업자의 숙련도 증가도 농업 기술혁신과 농업취업자 간 보완성에 영향을 미쳤을 것으로 판단된다.

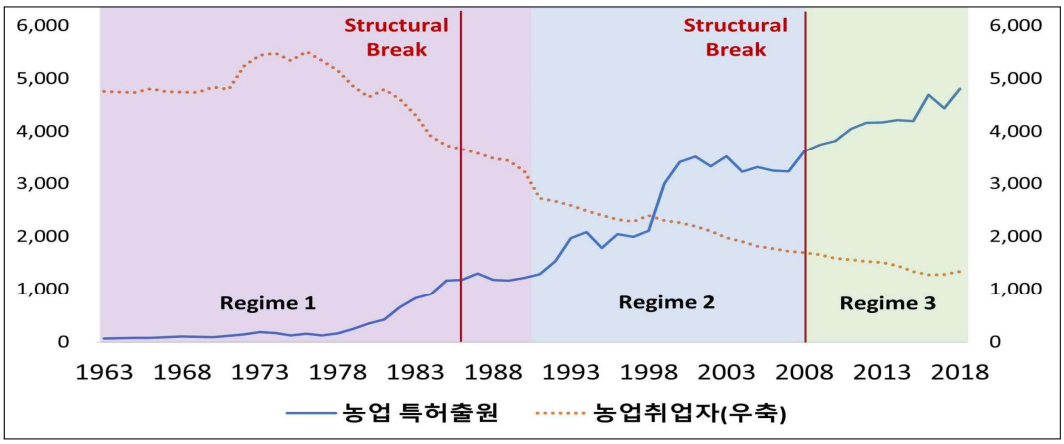
53) Threshold 모형에는 일반적으로 두 개의 시계열 변수로 사용이 제한된다. 3개 이상의 시계열 변수에 해당 모형을 적용할 경우, 임계값 설정에 상당 차원의 연산이 필요하므로 격자탐색(grid search) 수행이 어렵다(Seo, 2011). 농업특허 출원과 농업생산성 변수의 관계는 세 기간에 따라 유의한 차이를 보이지 않았다. 이에 해당 절에서는 농업특허 출원과 농업취업자로 이루어진 threshold VAR 추정결과에 대해서만 논의한다.

농업취업자가 농업특허에 미치는 영향은 제 2기간(1990년~2008년)의 2년 시차에서 음(-)의 방향으로 유의했다. 자기회귀 값의 경우 농업특허는 제 2기간과 제 3기간에서 2년 시차에 영향을 받으며, 농업취업자는 제 1기간과 제 3기간에서 양(+)의 영향과 음(-)의 영향이 번갈아 나타난다.

<그림 4-2>는 농업특허 출원의 구조단절 시점(1986년, 2008년)과 threshold VAR모형에서 구분된 세 기간을 나타낸다. 1986년 이전 농업특허 출원 수는 낮았으나 1986년 이후 빠르게 증가하였다. 2008년 이후를 볼 경우, 농업특허 수준에는 큰 변화가 없으나 변동성은 둔화되었다. 농업특허에 구조단절이 먼저 발생한 후 농업취업자와의 관계가 변화했다는 점은 주목할 점이다. 첫 번째 구조단절(1986년) 후 4년이 지난 시점에서 제 2기간(1990년~2008년)으로 전환되었으며, 두 번째 구조단절(2008년) 1년 후에 제 3기간(2009년~2018년)으로의 전환이 이루어졌다. 즉, 농업특허의 구조단절은 농업 기술혁신과 농업취업자의 관계 변화를 가져왔던 요인이다. 특허출원이 기술혁신의 질적 측면까지 반영하지는 않지만, 농업특허 출원의 질적 수준은 기간별로 다를 수 있으며 농업특허의 양적 변화가 질적 변화를 동반하기도 한다. 따라서 농업 기술혁신의 노동대체성 약화는 농업기술의 양적·질적 증대의 결과로 볼 수 있다.

<그림 4-2> 농업특허 출원의 구조단절과 농업취업자와의 관계

(단위: 건, 명)



주: 1) 음영 부분은 threshold VAR모형에 따라 구분된 각 기간을 나타냄.
2) 빨간 수직선은 농업특허 출원 추이의 구조단절 시점을 의미함.

제 6 절 소 결

본 연구는 농업특허 출원을 농업 기술혁신으로 정의하고, 기술혁신, 농업 노동생산성, 농업취업자의 관계를 시계열 모형으로 분석하였다. 본 연구는 우리나라 농업에서 기술혁신의 영향을 실증분석한 초기 연구라는 점에서 중요한 의의를 가진다. 또한 농업 기술혁신과 농업취업자 관계의 시기별 변화를 파악한 것은 기존 농업 기술혁신 논의를 확장한 것으로 평가된다. 마지막으로 본 연구의 분석결과는 농업 기술혁신 대응을 위한 농업정책 수립에 기초자료로 기여할 수 있을 것으로 보인다.

농업특허 출원, 농업 노동생산성, 농업취업자의 영향관계는 VAR(5)모형으로 분석하였다. 농업기술별로도 VAR(5)모형을 적용하였는데, 이를 통해 토지기술, 생산기술, 신품종기술이 각각 노동생산성 및 농업취업자와 갖는 관계를 확인하였다. 다음으로 농업특허의 구조단절을 검정하고 두 임계치로 이루어진 threshold VAR모형을 추정하여 농업특허 출원과 농업취업자의 관계를 세 기간에 대해 비교하였다. 농업특허는 1963년~2018년 동안 우리나라 특허청의 식물재배, 농기구, 살생물제, 비료 등 13개 분류에 출원된 특허자료이다. 노동생산성과 농업취업자는 각각 통계청의 「농가경제조사」와 「경제활동인구조사」의 연간 집계 자료이다.

주요 분석결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 전체 기간(1963년~2018년)에 농업특허 출원은 노동생산성에 1년 및 4년 시차로 양(+)의 영향을 미쳤으나, 반대로 노동생산성은 농업특허 출원에 유의하지 않았다. 둘째, 농업특허 출원은 농업취업자에 4년 시차에 음(-)의 영향을 미치며, 농업취업자 역시 최대 5년 시차를 가지고 농업특허 출원에 음(-)의 영향을 미친다. 즉, 농업특허 출원과 농업취업자는 서로 대체관계에 있다. 셋째, 농업기술별로 보면 농업특허는 기술에 관계없이 노동생산성을 높인다. 그러나 토지기술은 농업취업자를 대체하며 신품종기술은 농업취업자를 보완한다. 넷째, 농업특허 추이는 1986년과 2008년에 각각 구조단절이 발생했으며 신품종기술 증가와 같은 농업기술의 특성변화가 원인인 것으로 보인다. 다섯째, threshold VAR모형 추정결과에 의하면, 농업특허 출원

과 농업노동의 관계는 제 1기간(1963년～1989년), 제 2기간(1990년～2008년), 제 3기간(2009년～2018년)의 세 기간에 따라 다른데, 최근으로 올수록 농업특허가 농업노동을 보완하는 방향으로 작용했다.

이상의 분석결과를 종합해볼 때 우리나라 농업에서 기술혁신은 영농성과를 높이는 중요한 전략이다. 또한 우리나라 농업에서 기술혁신은 공정혁신 측면에서 농업노동을 대체해 온 것으로 보이나, 최근 이러한 대체성이 명확하지 않거나 보완성을 띄기도 한다. 해당 변화는 농업기술 특성과 농업노동 숙련도가 함께 변화했기 때문으로 보인다.

농업에서의 노동대체는 곧 농가의 감소를 의미하므로, 농업의 유지 및 성장을 위해서는 농업 기술혁신에 적절히 대응할 필요가 있다. 즉, 농업 기술혁신 투자와 병행하여 농가의 기술혁신 적응력을 높일 수 있는 교육정책이 강화되어야 한다. 특히 4차 산업혁명 기술이 우리나라 농업에 선제적으로 적용되면서 농업 기술혁신의 양적·질적 변화는 이전보다 더욱 클 것으로 예상된다. 따라서 해당 기술들을 효과적으로 흡수할 수 있는 전문농업인 양성을 위한 노력도 요구된다.

본 연구는 자료의 한계로 인해 충분한 관측치를 활용하여 threshold VAR모형을 추정하지 못하였다. 또한 최근 부각되고 있는 4차 산업혁명 기술을 풍부하게 파악하지 못했다는 점도 연구의 한계점으로 남는다. 따라서 지금보다 장기적인 시계열이 확보된다면, 후속연구에서는 농업 기술혁신의 최신 특성들을 고려한 추가 분석결과들을 제시할 필요가 있다.

제 5 장 작물선택 전략과 영농성과: 기업가정신의 역할

제 1 절 서 론

농가는 세대 간 전수되는 농법과 농업기술을 활용하여 생산활동을 수행하는 경우가 많다. 그간 농업에서 새로운 기술혁신이 부족했기 때문이기도 하나, 한편으로는 농업이 오랜 역사를 토대로 유용한 농업기술들을 축적해왔기 때문일 수도 있다. 즉, 기존 농법을 답습하는 것이 실제로 더 나은 영농성과를 가져왔을 수 있다.

그러나 최근 자동화기술이나 정보통신기술(ICT)이 우리나라 농업에 적용되면서, 전통 농법을 답습하는 것은 영농성과 측면에서 어느 정도 한계를 갖는 것으로 보인다. 예를 들어, 스마트폰 및 태블릿PC의 보급은 농업정보 공유를 원활하게 하여 농가의 기술채택과 기술활용도를 높여왔다. 최근에는 드론, 무인트랙터, 스마트팜 등 4차 산업혁명 기술들도 우리나라 농업에 도입되고 있다. 따라서 신농법이나 신기술을 효과적으로 운영할 수 있는 농가의 경영능력이 기술혁신 적응을 위해 중요하다.

그러나 농가 경영능력을 대리하는 변수를 확보하는 것은 쉽지 않다. 통계청 「농업총조사」가 '농가 정보화기기 보유 및 활용 여부' 변수를 제공하고 있기는 하나, 이 역시 농가 경영능력을 종합적으로 대변하기에는 여전히 한계가 있다. 신기술 채택에 경영자의 기업가정신이 중요하게 작용한다는 점을 생각해 볼 때(Grande et al., 2011; Verhees et al., 2011; Kangogo et al., 2021), 농가 경영능력을 기업가정신과 연관지을 수 있을 것으로 보인다. 기업가정신은 기업이 새로운 것을 창출하기 위한 일련의 행위를 의미한다(Baron and Shane, 2005). 기업가정신은 통상 기업가지향성(Entrepreneurial Orientation: EO)[54]으로 측정되는데, 해당 개념에

54) 기업가지향성은 위험수용성(risk taking), 혁신성(innovativeness), 능동성(proactiveness)

의하면 기업가정신은 기술투자, 신기술채택, 인적자원관리, 판매전략 수립 등 경영자의 대부분 의사결정과 관련된다. 이를 농가에 적용할 경우, 시설자동화, 농업신기술 채택, 생산요소 투입 결정 등 영농성과를 높이는 영농경영 전반이 농가 기업가정신으로 정의될 수 있다.

기업가정신과 관련되는 농가 전략은 다양하겠으나, 그 중에서도 본 연구는 복합농가[55]의 작물선택 전략을 농가 기업가정신 발현의 결과로 보았다. 기후변화로 우리나라 농업의 작물전환 이슈가 중요해지고 복합영농이 많은 밭농가가 증가하고 있는 상황에서(「농업총조사」, 2020),[56] 작물선택은 환경변화 대응을 위해 농가가 새로운 작물을 선택하는 위험수용적인(risk taking) 행위이다. 또한 농가의 신기술채택을 분석한 연구는 많은 반면 농가 기업가정신을 다룬 연구는 적다는 점에서, 작물선택 전략 분석은 농업 기업가정신 논의를 확장하는 데 기여할 것으로 보인다. 따라서 본 연구는 데이터마이닝 기법을 통해 우리나라 전체 농가의 작물선택 패턴을 도출한 후, 농가가 해당 패턴을 채택하는 것이 영농성과에 어떤 영향을 미치는지를 분석하였다.

분석방법은 크게 두 단계로 구분된다. 첫째, 장바구니분석(Market Basket Analysis: MBA)을 통해 연도별·작물별로 전체 농가의 작물선택 패턴을 연관규칙(association rules)화 한다. 이 때 연관규칙[57]은 Apriori 알고리즘을 통해 도출되며,[58] 지지도(support), 신뢰도(confidence), 향상도(lift) 지표로 평가된다. 둘째, 농가의 연관규칙 채택이 판매금액에 미치

을 구성요소로 갖는다(Miller, 1983; Anderson et al., 2009).

55) 복합농가는 특정 작물의 재배면적이 100% 미만인 경우로 정의하였다. 즉, 하나의 작물을 재배하는 농가는 단일농가이며, 최소 2개 이상의 작물을 조금의 재배면적에서라도 재배하는 농가는 복합농가로 정의한다.

56) 「농업총조사」에 의하면, 논벼농가의 비중은 2000년 56.9%에서 2010년 44.4%, 2020년 39.6%로 지속적으로 감소하고 있다.

57) 해당 부분 이후부터는 연관규칙 용어를 작물 연관규칙과 병행 표기한다.

58) 작물 연관규칙은 특정 작물조합을 얼마나 많은 농가가 선택하는지를 나타낸다. 그러나 연관규칙이 빈도만을 제시하는 것은 아니다. 연관규칙은 신뢰도나 향상도로 평가되기 때문이다. 작물A, 작물B, 작물C로 구성된 연관규칙에서 신뢰도는 작물A를 선택했을 때 작물B를 선택할 확률에 작물A 및 작물B가 선택되었을 때 작물C가 선택될 확률을 곱한 것이다. 즉, 연관규칙은 해당 작물조합이 얼마나 체계적으로 구성되어 있는지를 보여준다.

는 영향을 토빗(Tobit)모형과 2단계 추정법(two-stage estimation)으로 추정하였다. 분석자료는 2000년~2020년의 5개년도 「농업총조사」이다. 장바구니분석에는 해당 자료의 작물정보를 이항 선택변수로 변형하여 사용하였으며, 토빗모형과 2단계 모형 추정에는 가구자료, 가구원자료, 작물자료를 병합하여 활용하였다.

본 연구는 농가 기업가정신의 영향을 작물선택이라는 관찰가능한 행위로부터 직접 도출했다는 점에서 의미가 있다. 또한 본 연구가 보유한 작물 연관규칙 목록은 신규 농가나 작물전환 농가에게 많은 도움을 줄 수 있을 것으로 보인다. 농가 자료에 데이터마이닝 기법을 적용한 점도 우리나라 농업에 데이터기술이 적용될 수 있다는 학술적 기여를 보여준다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 2절에서는 단일농가와 복합영농의 일반적특성 및 영농성과 차이를 규모의 경제와 범위의 경제 측면에서 각각 살펴본다. 또한 작물선택과 기업가정신의 연결성을 기존 연구를 통해 논의한다. 제 3절에서는 분석방법과 분석자료를 설명하며, 제 4절에서는 장바구니분석으로 도출된 작물 연관규칙을 연도별·작물별로 제시한다. 제 5절에서는 작물 연관규칙이 재배면적당 판매금액에 미치는 영향을 토빗모형 및 2단계 추정모형 분석결과를 통해 분석한다. 마지막으로 제 6절에서는 연구의 결론과 시사점을 제시한다.

제 2 절 선행연구

1) 단일영농과 복합영농

단일영농은 농가가 하나의 작물만을 생산하는 것으로 규모의 경제(economies of scale)를 통해 영농경영의 효율성을 높이고 단위면적당 농업생산량을 높인다. 그러나 농산물의 가격변동이나 생산변동에 대해 위험헤징(risk hedging)이 어렵다는 단점이 존재한다. 반면 농가가 여러 작물을 생산하는 복합영농은 투입요소의 상보성(complementarity)을 통

해 단위당 생산비용을 절감하는 범위의 경제(economies of scope)를 가능하게 하며, 나아가 외부 환경변화에도 유연하게 대처할 수 있게 한다(강혜정, 2013). 특히 복합영농은 기후변화에 대한 적응 수단으로서 그 중요성이 강조되고 있다.

우리나라에서 단일영농과 복합영농 관련 논의는 주로 쌀 생산과 관련된다. 단일영농을 분석한 국내 연구들은 규모의 경제를 극대화하는 쌀 생산의 규모화가 필요하다고 본다(권오상, 1997; Kwon and Lee, 2004). 반면 쌀 농가의 복합영농을 주장하는 국내 연구들은 범위의 경제가 갖는 이점에 집중하고 있다(강혜정, 2013; 농촌진흥청, 2015).

최근 쌀 수요가 감소하면서 과수와 채소 등 경제성이 높은 밭작물을 재배하는 농가 비중이 높아지고 있다. 따라서 단일영농 및 복합영농 논의는 밭작물에서도 중요하게 다루어질 필요가 있으나 관련 연구는 부족하다. 또한 밭작물은 작물별로 서로 다른 토지특성이 요구되는 경우가 많기 때문에, 기존 쌀 연구의 단일영농 및 복합영농 논의를 밭작물에 그대로 적용하기는 힘든 측면이 있다.

<표 5-1> 주요 영농지표 비교(2020): 단일영농 vs. 복합영농

구분	단위	단일영농	복합영농	t-통계량
면적1ha당 판매금액	만 원	2,830.35	2,337.63	16.63 ***
생산자조직 참여 비중	%	28.97	26.59	18.53 ***
IT농업 활용 비중	%	29.67	28.14	11.80 ***
경영주 경력	년	26.36	28.90	-46.09 ***
경영주 대졸 이상 비중	%	13.84	11.13	28.36 ***
농업주종사가구원	명	1.42	1.45	-15.09 ***
3개월 이상 고용인력	명	0.59	0.51	2.16 **
재배면적(밭)	ha	0.76	0.63	21.32 ***
시설면적 비중	%	5.17	4.81	6.70 ***
농가 수		205,364	300,795	

자료: 「2020년 농업총조사」에서 저자 계산.

주: 1) 영농형태가 논벼, 축산, 화훼, 기타(양잠 등)인 농가는 제외됨.
2) 재배면적이 0인 농가는 제외됨.
3) 복합작물 농가는 특정 작물 재배면적이 전체의 70% 미만인 농가임.
4) t-통계량은 평균차에 대한 양측검정 결과이며 그룹별 이분산을 고려한 값임.
5) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

그럼에도 불구하고 해당 논의를 밭작물에 적용해 보자면, 밭작물의 경우 영농성과 측면에서 규모의 경제가 가져오는 효과가 큰 것으로 판단된다. 「2020 농업총조사」를 활용해 밭작물에서 단일농가과 복합농가의 특성을 t-검정으로 비교해보면(<표 5-1>), 재배면적 1ha당 판매금액은 단일영농에서 2,830만 원으로 복합영농의 2,338만 원에 비해 유의하게 높다. 또한 생산자조직 참여나 IT농업 활용 비중도 복합영농에 비해 단일영농에서 높은 것으로 확인된다.

영농성과가 상대적으로 낮음에도 불구하고 2020년 기준 밭작물 농가의 59%인 30만여 농가는 여전히 복합영농을 수행하고 있다. 특정 작물의 재배면적이 100% 미만인 농가를 복합농가로 재정의할 경우, 복합농가의 비중은 이보다 높은 69.4%에 달한다. 즉, 높은 영농성과에도 불구하고 밭작물 농가 중 상당수가 복합영농을 수행하는 것인데, 이는 다음과 같은 이유로 단일영농 수행에 현실적인 어려움이 존재하기 때문이다. 첫째, 밭작물은 경작지가 거리를 두고 위치하는 경우가 많으며, 이러한 경지들은 경사도 등 토지특성이 달라 단일영농 수행이 어려울 수 있다. 둘째, 가격변동과 같은 외부 위험은 농가가 복합영농을 유지하는 것에 경제적 인센티브를 제공한다. 셋째, 밭작물은 재배기간이 짧아 이모작을 통해 여러 작물을 생산하기 유리하다. 마지막으로, 농한기가 길어질 때 유휴노동을 줄이기 위해 의도적으로 복합영농을 수행하는 농가도 있다.

정리하자면, 단일영농의 영농성과가 높다 하더라도 밭작물 농가는 복합영농을 유지하는 것이 합리적일 수 있다. 따라서 단일작물로의 규모화도 중요하지만, 복합영농에 적합한 작물선택 전략을 도출하여 영농성과를 높이는 것도 필요하다. 특히 복합영농에는 다양한 작물정보가 중요한 만큼 농가의 경영능력도 중요하게 분석되어야 한다.

2) 농가 기업가정신

기업가정신은 재무성과, 고용지표, 리더쉽 등 다양한 측면에서 평가되나 그 동안 농업에서는 큰 관심을 받지 못했던 것이 사실이다. 그러나 4차 산업혁명 기술이나 기후변화가 농업에 영향을 미치기 시작하면서, 최근 농가 기업가정신을 분석한 연구가 등장하고 있다.

기존 연구들은 농가 기업가정신을 기업가지향성으로 조사하고 있다. 대표적인 연구로 Grande et al.(2011)을 들 수 있는데, 이 연구는 노르웨이 농가를 대상으로 위험수용성(risk-taking), 혁신성(innovativeness), 능동성(proactiveness)을 측정하여 기업가지향성이 농업 판매액 및 금융성과(financial results)를 높인다는 것을 보였다. 유사한 연구로서 Verhees et al.(2011)은 영농성과를 판매수익률 및 금융성과 등 7개 지표로 정의한 후, 네덜란드 농가의 기업가지향성이 영농성과를 높인다고 주장하였다. 기업가지향성은 농가의 신기술 채택률도 높이는 것으로 알려져 있다. Kangogo et al.(2021)은 사하라 이남 지역(sub-Saharan Africa) 농가를 설문조사하여, 기후스마트(climate-smart) 농업기술 채택에 농가 기업가지향성이 양(+)의 영향을 미친다는 것을 밝혔다. 다만, Veidal and Flaten(2014)은 노르웨이 농가에서 기업가지향성이 영농성과에 영향이 없다고 보고하고 있는데, 해당 연구는 농업에 대한 과도한 정책규제가 농가 기업가정신의 혁신성을 감소시켰을 수 있다고 보았다. 또한 노르웨이 농가의 평균 소득수준이 낮기 때문에 분석자료에 선택편의가 발생했을 가능성도 제시하고 있다. 기존 연구들을 종합해보면, 농가 기업가정신은 영농성과에 긍정적인 기여를 하는 것으로 평가된다.

우리나라 농가를 대상으로 기업가지향성을 조사한 자료가 존재하지 않기 때문에 농가 기업가정신의 영향을 분석한 국내 연구는 찾아보기 힘들다. 그러나 재배기술 도입 등 기술적 성과나(정진화 외, 2013) 자원배분 성과(이순석 외, 2003; 이상원 외, 2018)와 같은 농가 혁신행위를 분석한 연구는 존재한다. 이러한 혁신요소들이 기업가지향성 개념과 완전히 일치하지는 않겠으나, 기업가정신이 다양한 혁신전략과 관련된다는 점을

미루어 볼 때, 기존 연구들은 농가 기업가정신의 영향을 간접적으로 평가한 것으로 볼 수 있다.

기업가정신은 신기술채택과 자원배분은 물론 농가가 무엇을 재배할 지에도 영향을 미칠 수 있다. 그러나 우리나라 농업에서 작물선택의 경제적 영향을 분석한 연구는 저자가 아는 한 존재하지 않는다. 작물전환을 분석한 연구가 있기는 하나(권오상 외, 2016; 조현경 외, 2018), 해당 연구들은 작물선택을 다루지는 않는다. 또한 해당 연구들은 생산비용을 활용한 시뮬레이션 분석을 수행하고 있어, 이들 연구에서의 작물전환을 농가 기업가정신 관점에서 평가하기에는 무리가 있다.

제 3 절 분석방법 및 분석자료

1) 분석방법

1-1) 장바구니분석(MBA)

기업의 판매전략은 시장에 누적된 판매자와 구매자의 거래데이터베이스를 기반으로 수립된다. 최근에는 대규모 데이터베이스를 저장장치에 누적시키는 것이 가능해지고 프로세서(processor) 성능도 향상되면서, 판매전략 수립의 체계성이 이전보다 매우 높아졌다.

그 중에서도 상품진열 전략과 관련하여 Agrawal et al.(1993)은 소비자의 구매행위를 연관규칙 개념으로 정의하고 있다.[59] 해당 개념을 설명하기 위해 m개의 거래행위가 포함된 데이터베이스 벡터를 $\boldsymbol{D}$로 정의하고 n개 상품에 대한 구매벡터를 $\boldsymbol{I}$로 표현하자. 이 때 연관규칙은 식 (5-1)처럼 조건묶음(antecedent set) $\boldsymbol{X}$와 결과묶음(consequent set) $\boldsymbol{Y}$의 관계로 표현될 수 있다.[60]

59) 연관규칙은 의사결정나무(decision tree), K-클러스터, Warmr 등 다양한 방법으로도 정의될 수 있다. 그러나 상품판매 전략에 가장 근접하다는 점에서 Agrawal et al.(1993)의 연관규칙 도출이 장바구니분석으로 통용된다.

(5-1) $\boldsymbol{X} \Rightarrow \boldsymbol{Y}$,

여기서 $\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Y} \subseteq \boldsymbol{I}$, $\boldsymbol{D} = \{t_1, t_2, \cdots, t_m\}$, $\boldsymbol{I} = \{i_1, i_2, \cdots, i_n\}$

즉, 연관규칙은 [소비자가 $\boldsymbol{X}$상품묶음을 구매했을 때 $\boldsymbol{Y}$상품묶음을 함께 구매한다]로 표현되는 소비자의 연속적인 구매행태를 나타낸다. 또한 연관규칙을 도출하는 일련의 과정을 장바구니분석이라 한다. 연관규칙은 전체 데이터베이스 $\boldsymbol{D}$의 모든 거래벡터 t_j $(j=1,2,\cdots,m)$의 부분집합을 생성하는 과정에서 도출된다. 이러한 도출과정은 상당한 양의 메모리(memory) 프로세서 자원을 소모하기 때문에, 메모리 관리를 위한 별도의 알고리즘(algorithms)이 요구된다(Agrawal et al., 1993).[61]

연관규칙 도출에는 여러 알고리즘이 적용될 수 있으나,[62] 가장 보편적인 알고리즘은 Agrawal and Srikant(1994)가 제안한 Apriori 알고리즘이다. 해당 알고리즘은 상향방식(bottom-up approach)으로 연관규칙을 도출한다. Apriori 알고리즘의 적용과정을 보면, 거래벡터 $\boldsymbol{t}$ 내 최소 경계값(threshold values)을 만족시키는 개별 상품 i_k를 선택한 후, $\{i_k, i_l\}$과 같이 해당 상품 i_k를 포함하는 두 상품으로 이루어진 거래벡터를 다시 선택한다. 이어서 두 상품으로 이루어진 거래벡터만 또 한 번 남긴 후, 해당 거래벡터를 포함하는 세 상품으로 이루어진 거래벡터를 선택한다. 이러한 과정은 다음 거래벡터가 존재하지 않을 때까지 반복되는데, 상위

---

60) Agrawal et al.(1993)은 결과묶음을 단일 품목으로 간주하고 연관규칙을 $\boldsymbol{X} \Rightarrow i_j$ $(j=1,2,\cdots,n)$로 표현하고 있다.

61) 상품개수가 200개인 경우, 전체 상품묶음 개수는 부분집합의 개수인 $\sum_{i=1}^{200} [{}_{200}C_i]$ 개이다. 장바구니분석이 처음 소개된 1993년 당시 D램 메모리의 최대 용량은 64MB 수준이었는데, 이 경우 알고리즘의 도움없이는 해당 부분집합 개수를 연산하는 것은 불가능했다. 한편 2022년 기준 개인PC의 최대 메모리 용량은 128GB로 1993년의 64MB에 비해 2,048배 증가했다. 그러나 거래 데이터베이스 규모 역시 최근 수백GB 이상으로 증가했기 때문에, 연관규칙 도출을 위한 알고리즘의 활용성은 여전히 중요하다.

62) Agrawal et al.(1993)의 연관규칙 도출에는 Apriori 알고리즘 이외에도, ECLAT 알고리즘, FP-growth 알고리즘, ASSOC 알고리즘, OPUS 탐색법 등 다양한 방법이 적용될 수 있다.

거래벡터가 존재하지 않으면 직전의 거래벡터를 연관규칙으로 정의한다.

Apriori 알고리즘에 대한 간단한 예시를 <그림 5-1>과 같이 나타내 볼 수 있다. 전체 데이터베이스 벡터 $\boldsymbol{D}$에 8개의 거래자료가 포함되어 있다고 하자.

<그림 5-1> Apriori 알고리즘 단계별 적용 예시

거래자료($\boldsymbol{D}$)	{a, b} {b, d}	{c, d} {a, b, d}	{a, d} {a, c, d}	{a, e} {a, b, c, d}

↓ min[support] = 3

1단계: i_j

상품명	a	b	c	d
Support	6	4	3	6

↓ a, b, c, d를 최소 1개 포함하는 거래

2단계: $n(t_j)=2$

거래명	{a, b}	{a, c}	{a, d}	{b, c}	{b, d}	{c, d}
Support	3	2	4	1	3	4

↓ min[support] = 4

3단계: $n(t_j)=3$

거래명	{a, c, d}
Support	1

↓ min[support] = 4

4단계: $n(t_j)=4$

거래명	없음
연관규칙 확정	{a, c, d}

이 때, 첫 번째 경계값을 최소 지지도(minimum support) 값 3으로 설정하면, 1단계에서 a, b, c, d 4개 상품이 선택된다. 2단계에서는 해당 상품 4개 가운데 최소 1개 이상 상품을 포함하면서 두 개의 상품으로 이루어진 6개의 거래벡터가 도출된다. 이 때 2단계에도 최소 지지도를 4로 설정했다면, 두 개 상품으로 이루어진 거래벡터 중 $\{a, d\}$와 $\{c, d\}$만이 남게 된다. 3단계에서는 이 두 벡터 중 최소 하나의 벡터를 포함하는 세 개의 상품으로 이루어진 거래벡터가 선택되며, <그림 5-1>의 예에서는 거래벡터 $\{a, c, d\}$가 유일하다. 만약 3단계 최소 지지도 값이 4로 설정될 경우, 해당 거래벡터를 포함하는 네 개 상품으로 이루어진 거래는 존

재하지 않는다. 따라서 $\{a, c, d\}$를 연관규칙으로 확정한다.[63] Apriori 알고리즘의 SQL코드는 <부도 C-1>에 제시하였다.

연관규칙은 지지도, 신뢰도, 향상도로 평가되며, 세 지표를 확률식으로 표현하면 식 (5-2)와 같다. X와 Y를 각각 조건묶음과 결과묶음이라 하면, 지지도는 데이터베이스 내 연관규칙의 출현빈도를 나타내며, 신뢰도는 X가 구매되었을 때 Y가 구매될 조건부 확률이다. 신뢰도는 특정 구매자에 대한 연관규칙을 평가하므로 전체 출현빈도를 나타내는 지지도에 비해 우월하다. Apriori 알고리즘에는 지지도와 신뢰도가 이미 경계값으로 활용되므로, 연관규칙에는 두 지표가 사전적으로 반영되어 있다. 향상도는 조건묶음과 결과묶음의 상호관계를 나타내는데, 향상도로 평가할 경우 두 상품묶음이 우연히 함께 구매된 경우가 배제된다. 특히 향상도는 연관규칙을 사후적으로 평가하므로, 향상도가 1보다 클 경우 새로운 데이터(future dataset)에 대한 예측력이 증가한 것으로 평가된다.

(5-2) $Support = P(X \cap Y)$

$$Confidence = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

$$Lift = \frac{P(A \cap B)}{P(A) \times P(B)} = \frac{P(B \mid A)}{P(B)}$$

장바구니분석은 소비자의 상품구매 패턴분석에 적용되어 왔으나, 최근에는 이용자의 웹페이지 방문패턴, 질병 발생패턴(Rao et al., 2021), 차량사고 패턴 분석(Esenturk et al., 2022) 등 다양한 분야에 적용되고 있다. 장바구니분석의 적용범위는 지속적으로 확대되고 있으며, '연속선택'과 관련된다고 한다면 해당 패턴에는 연관규칙 논의가 적용될 수 있다.

63) Apriori 알고리즘 각 단계에서 최소 경계값을 만족시키는 거래벡터만 남기는 방법은 데이터마이닝 기법 중 하나인 의사결정나무(decision tree)의 가지치기(prunning) 방식과 유사하다고 볼 수 있다.

1-2) 작물선택에의 적용

장바구니분석 논의를 바탕으로 본 연구는 데이터베이스 벡터 D를 우리나라 농가의 전체 작물선택 패턴으로 정의하고 작물 연관규칙을 도출하였다. 즉, 식 (5-3)과 같이 거래벡터 t_k와 상품 i_k를 각각 농가의 작물선택 조합 h_k와 작물종류 c_k로 대체하였다.

(5-3) $\boldsymbol{D} = \{t_1, t_2, \cdots, t_m\} = \{h_1, h_2, \cdots, h_m\}$

$\boldsymbol{I} = \{i_1, i_2, \cdots, i_n\} = \{c_1, c_2, \cdots, c_n\}$

따라서 작물선택 연관규칙은 식 (5-4)에서 나타내는 것과 같이 [농가가 $\boldsymbol{A}$작물묶음을 재배하고 있을 때 $\boldsymbol{B}$작물묶음을 함께 재배한다]의 농가의 연속적인 작물선택 패턴을 나타낸다.

(5-4) $\boldsymbol{A} \Rightarrow \boldsymbol{B}$,

여기서 $\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Y} \subseteq \boldsymbol{I}$, $\boldsymbol{D} = \{h_1, h_2, \cdots, h_m\}$, $\boldsymbol{I} = \{c_1, c_2, \cdots, c_n\}$

작물 연관규칙도 지지도, 신뢰도, 향상도의 세 지표로 평가된다. 지지도는 작물 연관규칙이 우리나라 농가에서 얼마나 빈번하게 등장하는지를 나타낸다. 신뢰도는 작물 연관규칙의 조건부 확률이다. 예를 들어 작물 연관규칙이 오이, 가지, 배추의 세 작물로 구성될 때, 신뢰도는 오이가 재배될 때 가지와 배추가 얼마나 재배되는지를 말해준다. 향상도는 오이가 선택될 때 다음에 가지나 배추가 선택되는 예측력을 나타낸다. 따라서 신뢰도가 높은 작물 연관규칙은 신규 농가를 위한 작물교육 정책 수립에 도움을 줄 수 있다.

장바구니분석의 결과는 수 많은 연관규칙들로 이루어져 있기 때문에 전체 연관규칙을 네트워크 형태로 시각화하기 용이하다. 따라서 식 (5-4)의 작물 연관규칙을 활용하면 우리나라 농가의 작물 네트워크를 시각적으로 구축할 수도 있다.

1-3) 회귀모형 설정과 토빗 추정

작물 연관규칙은 작물선택의 조건부 패턴을 장바구니분석이 포착한 것이다. 따라서 작물 연관규칙은 새로운 농가 데이터를 예측하는 데는 유용하나, 해당 연관규칙이 영농성과를 개선하는지는 명확하지 않다.[64] 즉, 농가가 영농성과를 높이는 목적으로 연관규칙을 채택한다 하더라도, 해당 전략은 어디까지나 다수 농가가 수행하는 작물선택을 모방한 것에 가깝다. 특히 데이터마이닝의 블랙박스(black box) 특성[65]을 생각해 볼 때, 해당 방법으로 도출된 연관규칙은 인과관계 측면에서 해석되기 어렵다. 그러나 작물 연관규칙 채택이 교육수준이나 ICT활용에 영향을 받는다면, 해당 규칙은 농가 기업가정신을 반영한다고 볼 수 있다. 이 경우 작물 연관규칙 채택은 영농성과를 높일 것으로 기대된다.

해당 논의를 바탕으로 본 연구는 작물 연관규칙 채택이 영농성과에 미치는 영향을 분석하였다. 실증분석을 위해 식 (5-5)와 같이 종속변수가 재배면적 1ha당 농산물 판매금액($Sales$)인 회귀모형을 설정하였다.

$$(5\text{-}5)\ \ln(Sales_i) = \alpha_0 + \alpha_1 AR_i + \boldsymbol{\alpha_2}' \boldsymbol{HHChar_i} + \boldsymbol{\alpha_3}' \boldsymbol{FarmChar_i} + \boldsymbol{\alpha_4}' \boldsymbol{Neighborhood_i} + \boldsymbol{\alpha_5}' \boldsymbol{Labor_i} + \sum_{j=1}^{3} \tau_j Crop_{ij} + \sum_{k=1}^{9} \psi_k Prov_{ik} + \varepsilon_i$$

여기서 i는 개별 농가를 나타내며, 독립변수는 작물 연관규칙 채택여부(AR)와 함께 경영주특성($HHChar$), 생산특성($FarmChar$), 이웃효과($Neighborhood$), 노동투입($Labor$)을 설정하였다. 경영주특성에는 경영주의

64) 연관규칙은 소비자 구매한 물품묶음의 체계적 패턴이다. 이 경우 연관규칙 기반의 물품진열은 소비자가 아닌 판매자의 성과증대로 나타난다. 반면 작물 연관규칙의 성과는 규칙을 채택한 농가에 귀속된다. 따라서 작물 연관규칙이 영농성과를 높이는지는 실증분석을 통해 확인되어야 한다.

65) 데이터마이닝은 이론적 모형을 사전에 설정하지 않는다. 데이터마이닝은 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이에 은닉층(hidden nodes)을 생성하여 층간 관계를 무한 수정하여 가장 예측력이 높은 결과를 채택한다. 따라서 데이터마이닝 모형의 내부(인과관계 등)는 확인하기 어려우며, 이러한 특성으로 인해 데이터마이닝을 블랙박스 모델로 부른다.

연령, 성별, 교육수준이 포함되며, 생산특성은 농가의 전업여부, 재배면적, 시설면적 비중으로 구성된다. 영농성과에는 농가의 자체적 특성도 중요하지만 지역 내 다른 농가의 영농성과가 해당 농가에 파급되는 이웃효과(neighborhood effects)도 영향을 미친다(권오상·강혜정, 2013).[66] 이에 이웃효과(*Neighborhood*) 변수로 농가의 생산자조직 참여 여부와 시군구 지역 판매금액(1ha당)의 평균값[67]을 사용하였다.

노동투입은 농업에 주 종사하는 가구원 수와 3개월 이상 고용된 인력으로 구성된다. 이외에도 식량작물, 채소, 과수, 특용·약용 등 4개의 농가 영농형태 더미변수(*Crop*)와 시도 기준 9개 지역 더미변수(*Prov*)[68]를 통제변수로 사용하였다. ε_i는 모형의 오차항이다.

분석자료는 5년 단위 조사인 「농업총조사」의 2000년~2020년의 5개년도 자료이다. 해당 자료가 농산물 판매금액의 구간 값을 제공하고 있으므로, 각 판매금액 구간의 중심값을 종속변수로 설정하였다. 2000년, 2005년, 2010년 자료의 판매금액 상한값은 2억 원이며, 2015년과 2020년 자료의 상한값은 5억 원이다. 또한 귀농가구나 소농의 경우 판매금액이 없는 경우가 많아 종속변수에 0의 값이 상당히 존재한다. 즉, 종속변수는 0에서 좌측절단(left-censoring)되고 2억 원(2015년과 2020년은 5억 원)에서 우측절단(right-censoring)된다.[69] 이 때 식 (5-5)를 최소자승추정법(OLS)으로 추정하면 추정치에 편의(bias)가 발생하고 일치성(consistent)을 갖지 못한다. 설령 절단된 관측치를 제외하고 모형을 추정하더라도 표본선택편의(sample selection bias)로 인한 내생성 문제에 직면하게 되므로 해당 방법도 식 (5-5) 추정에 적절하지 않다.

---

66) 권오상·강혜정(2013)은 시군구 내 다른 농가들의 소득이 1% 늘어나면 특정 농가의 농가소득, 농업소득, 농외소득이 각각 0.106%, 0.075%, 0.127% 증가하는 것으로 보고하고 있다.

67) 지역 판매금액 계산에는 해당 농가의 판매금액은 제외하였다.

68) 지역더미의 준거집단(reference group)은 특별시 및 광역시로 설정하였다.

69) 종속변수의 절단(censored)과 자료의 절단(truncated)은 독립변수 활용가능 여부에 의해 구분된다. 전자의 경우 종속변수가 특정 값(예를 들어 0) 부근에서 관측되지 않는다 해도 독립변수 값은 해당 부분에서 존재할 수 있다. 반면 후자의 경우 관측되지 않는 부분에 대한 자료 자체가 존재하지 않아 종속변수와 독립변수 모두 관찰되지 않는다.

종속변수가 중도절단된 경우 통상 토빗 추정방법이 적용된다.[70] 예를 들어 종속변수 y가 0에서 좌측절단된다고 하면, 절단된 부분($y=0$)과 나머지 부분($y>0$)에 각각 프로빗(probit) 확률을 적용한 후 두 확률의 곱으로 우도함수(likelihood function)를 구성한다. 다음으로 최대우도추정법(Maximum Likelihood Estimation: MLE)을 통해 프로빗모형의 추정치를 도출한다. 구체적인 추정방법을 보면, 먼저 절단된 부분에 잠재변수 y^*를 설정하고, 해당 부분의 프로빗확률을 식 (5-6)과 같이 설정한다. 이 때 함수 Φ는 독립변수 벡터 $\boldsymbol{x}$에서 평가된 표준정규분포의 누적분포함수(Cumulative Distribution Function: CDF)이다.

$$(5\text{-}6)\quad P(y=0\,|\,\boldsymbol{x}) = P(y^* \le 0\,|\,\boldsymbol{x}) = 1-\Phi\left[\frac{\alpha_1+\alpha_2 x}{\sigma}\right]$$

다음으로 잠재변수 y^*의 프로빗확률함수를 관측 가능한 부분($y_i>0$)의 확률밀도함수(Probability Density Function: PDF)[71]에 곱하여 식 (5-7)의 우도함수가 설정된다. 최종적으로 우도함수를 최대우도추정법으로 추정함으로써 $\hat{\alpha_1}$, $\hat{\alpha_2}$, $\hat{\sigma}$을 확보할 수 있다. 토빗추정은 각 종속변수의 프로빗확률로 구성된 우도함수를 활용하므로 비선형 추정방법에 해당한다.

$$(5\text{-}7)\quad L(\alpha_1,\alpha_2,\sigma\,|\,\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = \prod_{y_i=0}\left\{1-\Phi\left(\frac{\alpha_1+\alpha_2 x_i}{\sigma}\right)\right\} \times \prod_{y_i>0}\left\{\left(2\pi\sigma^2\right)^{-0.5}\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\left(y_i-\alpha_1-\alpha_2 x_i\right)^2\right)\right\}$$

토빗모형의 한계효과(marginal effects)는 McDonald-Moffitt분해로 명명되는 분해법을 통해 식 (5-8)과 같이 계산된다. 우변의 첫째항은 독립

70) 토빗모형 추정과정의 설명은 Hill et al.(2017) pp. 718-725를 참조하였다.

71) 관측 가능한 종속변수($y_i>0$)에 대한 확률밀도함수는 평균이 $\alpha_1+\alpha_2 x_i$이고 분산이 σ^2인 정규분포를 상정한다.

변수 x의 변화에 대한 관측가능한 종속변수($y_i > 0$)의 변화를 나타내며, 우변의 둘째항은 독립변수 x의 변화에 대한 관측되지 않는 종속변수($y_i = 0$)가 관측가능한 종속변수로 전환되는 비중의 변화를 나타낸다.

$$(5\text{-}8)\quad \frac{\partial E(y|x)}{\partial x} = Prob(y>0)\frac{\partial E(y|x,y>0)}{\partial x} + E(y|x,y>0)\frac{\partial Prob(y>0)}{\partial x}$$

토빗모형의 최대우도추정치 $\hat{\alpha}$, $\hat{\sigma}$는 통상의 최소자승추정법을 적용했을 경우에 비해 점근적인 정규성 특성과 일치성을 만족한다.[72] 이러한 장점을 바탕으로 본 연구는 식 (5-5)에 토빗추정을 적용하였다.

1-4) 2단계 모형(Two-stage model)

작물 연관규칙은 토지특성과 같은 관측되지 않는 특성에 영향을 받을 수 있다. 또한 판매금액이 작물선택에 역의 영향을 미칠 수도 있다. 따라서 연관규칙 채택은 모형 내에서 내생성을 가질 것으로 보인다. 이에 2단계 모형을 활용하여 연관규칙 채택의 내생성을 통제하였다. 2단계 모형의 추정방법을 보면, 1단계에서 연관규칙 채택(AR)이 종속변수인 방정식 식 (5-9)를 추정하고, 2단계에서는 연관규칙 채택변수 추정치($\widehat{AR}$)를 독립변수로 하여 재배면적 1ha당 판매금액($Sales$)을 추정하였다(식 (5-10)). 연관규칙 채택 변수는 4.2절의 작물별 연관규칙 도출결과를 활용하였다. 연관규칙 채택은 도구변수는 ICT활용여부[73]로 설정하였다.

---

72) 토빗 추정치의 불편성, 일치성, 정규성 만족여부 등에 대한 자세한 내용은 Hill et al.(2017)을 참고하기 바란다(pp. 720-722).

73) 정보화기기 활용분야는 재배시설 및 축산관리, 농산물 판매, 경영관리, 농업 관련 정보 수집 등 4개 분야로 설정하였다. 농가 ICT활용은 작물탐색 후보를 넓힌다는 점에서 농가 연관규칙 채택의 유용한 변수로 판단하였다.

(5-9) $$AR_i = \beta_0 + \boldsymbol{\beta_1}' \boldsymbol{HHChar_i} + \boldsymbol{\beta_2}' \boldsymbol{FarmChar_i} + \boldsymbol{\beta_3}' \boldsymbol{Neighborhood_i} + \boldsymbol{\beta_4}' \boldsymbol{Labor_i} + \sum_{j=1}^{3} \phi_j Crop_{ij} + \sum_{k=1}^{9} \Phi_k Prov_{ik} + v_i$$

(5-10) $$\ln(Sales_i) = \gamma_0 + \gamma_1 \widehat{AR_i} + \boldsymbol{\gamma_2}' \boldsymbol{HHChar_i} + \boldsymbol{\gamma_3}' \boldsymbol{FarmChar_i} + \boldsymbol{\gamma_4}' \boldsymbol{Neighborhood_i} + \boldsymbol{\gamma_5}' \boldsymbol{Labor_i} + \sum_{j=1}^{3} \zeta_j Crop_{ij} + \sum_{k=1}^{9} \xi_k Prov_{ik} + u_i$$

연관규칙 채택은 0 또는 1을 선택하는 이항선택(binary choice) 변수이다. 따라서 식 (5-9)를 최소자승추정법으로 추정하면 종속변수의 예측값이 이항값을 벗어나는 문제가 발생한다. 따라서 종속변수를 0과 1 사이의 확률분포 값으로 한정하여 예측값의 정확도를 높일 필요가 있으며, 본 연구는 프로빗모형(probit model)을 식 (5-9)에 적용하였다.[74]

프로빗모형은 종속변수의 확률분포로 표준정규분포(standard normal distribution)를 가정한다. 추정방법을 보면, 표준정규분포의 누적분포함수(Cumulative Distribution Function: CDF) $\Phi(z)$를 활용하여(<식 5-11>), 식 (5-12)와 같이 종속변수가 1의 값일 때의 프로빗 확률함수를 구성할 수 있다.

(5-11) $$\Phi(z) = P[Z \leq z] = \int_{-\infty}^{z} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-0.5u^2} du$$

(5-12) $$P(y_i = 1 | \boldsymbol{x_i}) = p(\boldsymbol{x_i}) = \Phi(\beta_1 + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_K x_{iK})$$

해당 확률함수를 이용하면, 독립변수 벡터 $\boldsymbol{x_i}$가 정해졌을 때 이항선택 0과 1에 대한 각각의 프로빗함수를 식 (5-13)과 같이 나타낼 수 있다.

(5-13) $$\begin{cases} P(y_i = 1 | \boldsymbol{x_i}) = \Phi(\boldsymbol{x_i}' \beta) \\ P(y_i = 0 | \boldsymbol{x_i}) = 1 - \Phi(\boldsymbol{x_i}' \beta) \end{cases}$$

---

74) 프로빗모형의 설명은 Hill et al.(2017)의 pp. 686-693을 참조하였다.

이 때 각 이항선택에 대한 관측치가 독립항등분포(Independent and Identically Distributed: IID)를 따른다고 가정하면, 전체 관측치의 우도함수는 식 (5-14)와 같이 두 프로빗확률의 곱으로 표현된다. 따라서 토빗모형과 마찬가지로 프로빗모형도 비선형 추정방법에 해당한다.

(5-14) $L(\beta; y_i, \boldsymbol{x_i}) = \left[\Phi(\boldsymbol{x_i}'\beta)\right]^{y_i}\left[1-\Phi(\boldsymbol{x_i}'\beta)\right]^{1-y_i}, \quad y_i = 0 \text{ or } 1$

최종적으로 식 (5-14)의 우도함수를 로그우도함수로 변환한 후, 최대우도추정법을 통해 추정치 $\hat{\beta}$를 확보할 수 있다. 해당 추정치는 불편성, 일치성, 효율성 등의 특성을 모두 만족한다. 이 때 종속변수가 0과 1 사이의 확률값으로 정의되므로, 한계효과는 독립변수 한 단위 증가에 대한 작물 연관규칙 채택 확률의 증감으로 표현된다.

식 (5-9)의 프로빗모형과 식 (5-10)의 토빗모형을 함께 추정하는 방법으로 2단계 최소자승추정법(2SLS)과 외관상무관회귀(SUR) 추정법을 고려해볼 수 있다. 즉, 두 방정식의 오차항 간 상관성을 조정하여 효율적인 추정치를 도출할 수 있다. 그러나 2단계 최소자승추정법은 종속변수의 연속성을 요구하므로 제한된 종속변수(limited dependent variable) 특성을 반영하기 어렵다. 외관상무관회귀 추정법도 독립변수의 외생성을 전제로 하기 때문에 연관규칙 채택변수의 내생성을 반영하기 어렵다.

이에 본 연구는 Roodman(2011)의 논의를 따라 조건부혼합과정(Conditional Mixed Process: CMP)으로 두 방정식을 추정하였다. 해당 방법은 각 방정식의 오차과정(error process)을 결합한 연결함수(link functions)를 통해 여러 방정식을 단일 모형으로 분석하게 한다. 특히 조건부혼합과정은 토빗과 프로빗 등 다양한 모형을 추정과정에 적용할 수 있다는 장점을 가진다. 즉, 오차항의 상관성을 고려한다는 점에서 2단계 최소자승추정법이나 외관상무관회귀과 유사하다고 볼 수 있으나, 조건부혼합모형은 이들 모형에 비해 더 유연한 추정방법이라 할 수 있다.[75]

75) 조건부혼합모형의 연결함수에 대한 논의는 Roodman(2011)을 참조하였다.

2) 분석자료

본 연구는 장바구니분석, 토빗모형, 2단계 모형 모두에 통계청의 「농업총조사」 자료를 사용하였다. 장바구니 분석에는 작물자료를 활용했으며, 토빗모형과 2단계 모형 추정에는 작물자료와 가구 및 가구원 자료를 병합하여 활용하였다. 분석기간은 2000년부터 2020년까지이며, 「농업총조사」가 5년 단위 농가 센서스(Census)이므로 2000년, 2005년, 2010년, 2015년, 2020년의 5개년도 자료가 사용되었다.

장바구니분석에 사용된 작물자료 현황은 <표 5-2>에 제시하였다. 축산, 화훼, 양잠 등 재배업과 직접 관련되지 않는 경우는 제외하였다. 우리나라 상당수 농가는 적은 면적에라도 논벼를 재배하는 경우가 많다. 이 경우 논벼가 작물선택 패턴의 상당 부분을 일원화하므로, 연관규칙의 다양성 확보 차원에서 논벼를 장바구니분석 대상에서 제외하였다.

<표 5-2> 작물 및 농가 현황: 장바구니분석

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년
전체 조사 작물(A)	142개	182개	297개	325개	447개
분석대상 작물(B)	137개	168개	174개	190개	257개
- 기준작물	40개	55개	62개	53개	97개
(B/A)	96.5%	92.3%	58.6%	58.5%	57.5%
전체 농가(C)	1,380,687	1,272,792	1,173,759	1,086,035	1,026,267
분석대상 농가(D)[1)]	504,358	519,189	530,974	538,549	506,159
- 단일농가	86,164	97,501	109,286	164,676	153,375
- 복합농가(E)[2)]	418,194	421,688	376,167	373,873	352,784
(D/C)	36.5%	40.8%	45.2%	49.6%	49.3%
(E/D)	82.9%	81.2%	70.8%	69.4%	69.7%

자료: 2000년~2020년 「농업총조사」에서 저자 계산.
주: 1) 분석대상 농가에는 논벼, 축산, 화훼, 기타(양잠 등)인 영농형태는 제외됨.
2) 복합농가는 특정 작물 재배면적이 전체 재배면적의 100% 미만인 농가임.

<표 5-2>를 보면, 「농업총조사」가 제공하는 작물 수(A)는 2000년 142개에서 2020년 447개로 3배 이상 증가했다. 이 중 분석대상 작물(B)에는 기타작물 등 작물명이 명확하지 않은 경우를 제외하였으며 유사한 작물명은 병합하여 사용하였다. 전체 조사작물(A) 대비 분석대상 작물(B) 비중은 2000년과 2005년에 각각 97%와 92%로, 조사작물 중 상당수가 분석대상 작물로 설정되었다. 그러나 2010년, 2015년, 2020년의 조사작물 대비 분석작물 비중은 58%~59%로 이보다 낮았는데, 해당 연도의 경우 과수가 세부 품종으로 구분되어 조사되었기 때문이다.[76]

장바구니분석은 선택 빈도가 낮은 상품의 연관규칙을 도출하지 않는다. 따라서 작물 전체에 장바구니분석을 적용할 경우 특용·약용과 같은 소수 작물의 연관규칙을 확보하기 어렵다. 따라서 작물별 장바구니분석 수행을 위해 기준 작물을 사전에 설정하였다. 예를 들어 사과의 연관규칙은 사과를 선택한 농가의 나머지 선택작물을 모아서 Apriori 알고리즘을 적용한 결과이며, 이 때 기준 작물은 사과이다. 기준 작물은 분석기간에 대해 40개~100개 수준으로 설정하였다.[77]

단일농가와 복합농가는 재배면적을 기준으로 구분하였다. 단일농가는 분석대상 작물(B)의 재배면적 총합이 작물별 재배면적의 최대값과 일치하는 경우이며, 그 나머지 농가는 복합농가로 정의하였다. 영농형태가 논벼, 축산, 화훼, 기타(양잠 등)에 해당하는 농가와 경지면적이 없는 농가는 분석대상에서 제외하였다.

우리나라 전체 농가 수(C)는 감소하고 있다. 그러나 분석대상 농가(D)는 2000년 50만 4천여 가구에서 2020년 50만 6천여 가구로 큰 변화를 보이지 않았다. 분석대상 농가 비중(D/C)은 2020년 49.3%로 증가했는데, 해당 추이는 논벼농가가 분석대상에서 제외되었기 때문이다. 분석대상

76) 2010년, 2015년 2020년 「농업총조사」 작물자료에서 과수는 사과 13개, 배 13개, 복숭아 24개, 단감 5개, 포도 10개, 감귤 17개, 떫은감 6개 등의 세부품목으로 구분된다. 본 연구는 이러한 세부품목을 대표 과수명으로 병합하여 장바구니분석을 실시하였다.

77) 기준 작물에 포함되지 못한 작물(예: 오미자, 장뇌삼)의 경우 장바구니분석을 위한 충분한 관측치를 갖지 못한다. 이러한 작물들은 대부분 「농업총조사」 작물자료에서 '시군구작물'로 구분되어 있다.

농가(D) 대비 복합농가(E)의 비중은 2000년 82.9%에서 2020년 69.7%로 감소하였다.

토빗모형과 2단계 모형의 2000년 및 2020년의 기초통계량은 <표 5-3>에 제시되어 있다.[78] 연관규칙을 채택한 농가의 비중은 2000년 89%에서 2015년 57%로 감소했다. 이러한 감소는 연관규칙의 유용성이 감소했다기보다는 연관규칙 특성이 변화했기 때문으로 보이는데, 관련 논의는 제5절의 작물 연관규칙 도출결과에서 자세히 논의하도록 한다.

<표 5-3> 기초통계량: 2000년 및 2020년

구분	측정방법	단위	2000년		2020년	
			Mean	S.D.	Mean	S.D.
작물선택						
연관규칙	채택=1, 미채택=0	더미	0.89	0.31	0.57	0.49
종속변수						
1ha당 판매금액	판매금액(중심값)÷재배면적	만원	1,451.84	4,416.33	2,093.81	7,947.98
경영주특성						
연령	경영주 연령	년	58.61	11.70	66.31	10.47
성별	남성=1, 여성=0	더미	0.81	0.39	0.81	0.39
교육수준	대졸이상=1, 미만=0	더미	0.04	0.20	0.11	0.32
농업 ICT활용	활용=1, 미활용=0	더미	0.03	0.18	0.29	0.45
생산특성						
전업	전업=1, 겸업=0	더미	0.66	0.47	0.57	0.50
재배면적	밭 재배면적 총합	ha	0.77	1.19	0.70	1.85
시설면적 비중	(시설면적÷재배면적)×100	%	7.42	21.49	4.98	17.27
노동투입						
농업주종사가구원	농업에 주 종사하는 가구원	명	1.74	0.79	1.45	0.77
고용인력	3개월 이상 고용인력	명	0.00	0.14	0.52	13.53
이웃효과						
생산자조직	참여=1, 미참여=0	더미	0.26	0.44	0.26	0.44
지역 영농성과	1ha당 판매금액 지역평균	만원	1,473.36	643.77	2,128.14	963.31
N			401,334		344,924	

종속변수인 재배면적 1ha당 판매금액은 2000년 1,452만 원에서 2020년 2,094만 원으로 44.2% 증가하였으나, 농가 간 편차는 더 커진 것으로 나타났다. 경영주특성을 보면, 경영주 연령은 2000년 58.6세에서 2020년 66.3세로 증가하였다. 경영주가 남성인 경우는 두 년도 모두에서 81%로

78) 2005년, 2010년, 2015년의 기초통계량은 <부표 C-1>에 제시하였다.

많았다. 대졸이상 경영주는 2000년 4%에 불과했으나 2020년 11%로 증가하였으며, ICT 활용 농가도 같은 기간 3%에서 29%로 10배 가까이 증가하였다. 생산특성의 경우 전업농가는 2000년 66%에서 2020년에 57%로 감소한 것으로 나타나, 소득보전을 위한 농가의 농외활동이 증가했다는 것을 알 수 있다. 재배면적은 2000년 0.77ha에서 2020년 0.70ha로 감소했으며, 시설면적 비중도 2000년 7.4%에서 2015년 5.0%로 감소했다. 시설면적 비중의 감소는 시설재배가 용이한 채소농가가 감소했기 때문인 것으로 판단된다.[79] 노동투입과 관련하여 농업주종사가구원은 2000년 농가당 1.74명에서 2020년 1.45명으로 감소했으나, 고용인력은 2020년 0.52명으로 증가하였다. 마지막으로 이웃효과 변수들을 보면, 생산자조직에 참여하는 농가의 비중은 두 년도에서 차이를 보이지 않았으며, 각 농가가 속한 시군구 지역의 1ha당 판매금액은 2000년 1,473만 원에서 2020년 2,128만 원으로 44.5% 증가하였다.

제 4 절 연관규칙 도출결과

1) 전체 작물 연관규칙

전체 작물에 대한 연관규칙을 보면(<그림 5-2>), 연관규칙 수는 2000년 29,870개에서 2005년 36,930개로 증가했으나, 2010년 이후 그 수가 감소하여 2020년에는 11,883개의 연관규칙이 도출되었다.[80] 연관규칙 수의 감소는 작물선택 다양성 감소보다는 작물선택이 몇 개 패턴으로 병합·수

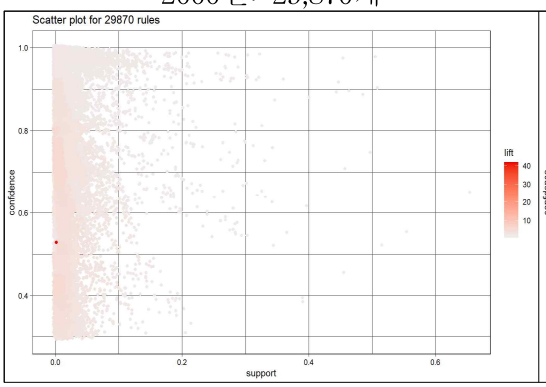
79) 식량작물, 채소, 과수, 특용·약용 농가를 전체 농가로 볼 때, 과수농가의 비중은 큰 변화가 없었으나, 채소농가의 비중은 2000년 46.6%에서 2020년 30.2%로 16.4%p 감소했다. 반면 노지재배가 대다수인 식량작물은 같은 기간 18.0%에서 25.2%로 7.2%p증가하였다(「농업총조사」, 각 연도).

80) 전체 연관규칙 수는 Apriori 알고리즘 각 단계에서 지지도 값과 신뢰도 값을 각각 0.003과 0.03으로 설정한 결과이다. 해당 임계값들은 Agrawal and Srikant(1994)가 제안한 기본값이며, 향후 우리나라 농업 부문에 데이터마이닝을 적용한 분석결과들이 누적될 경우 임계값을 지금보다 정교하게 설정할 수 있을 것으로 판단된다.

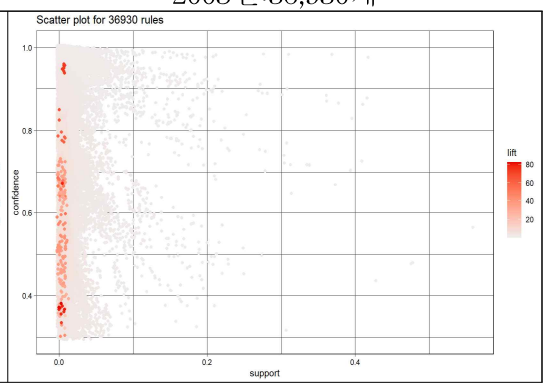
정되었기 때문이다. <그림 5-2>는 작물 연관규칙을 지지도, 신뢰도, 향상도 기준으로 분포시킨 것이다. 전체 작물의 연관규칙에는 주산지가 통제되지 않아 해당 분포를 추천 정보로 활용하는 것은 어렵지만, 우리나라 농가의 평균적인 작물선택 전략을 평가하는 데는 도움이 될 수 있다.

<그림 5-2> 연도별-평가지표별 작물 연관규칙 분포

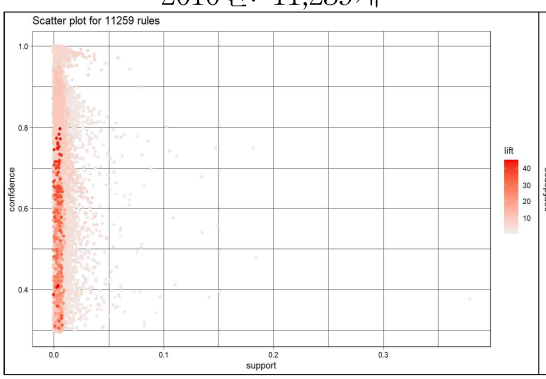
2000년: 29,870개



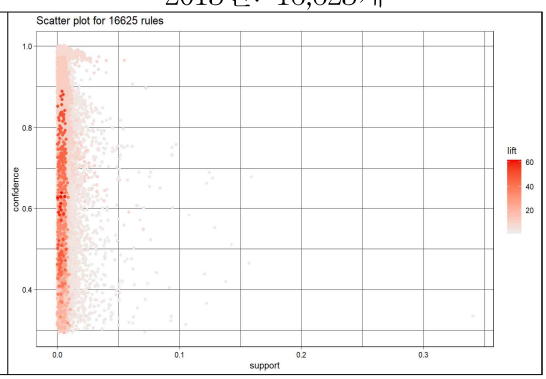
2005년:36,930개



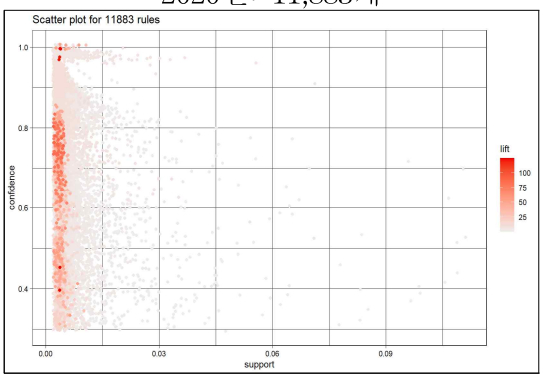
2010년: 11,259개



2015년: 16,625개



2020년: 11,883개



주: 1) 각 점은 연관규칙, X축은 지지도, Y축은 신뢰도, 색의 농도는 향상도를 나타냄.
2) 지지도 0.003, 신뢰도 0.3을 바탕으로 한 Apriori 알고리즘 적용 결과임.

지지도(X축)와 신뢰도(Y축) 평면에서 연관규칙 분포는 큰 차이를 보이지 않았으나, 최근으로 올수록 연관규칙의 향상도(각 점의 밀도)가 높아졌다. 구체적으로, 2000년 작물 연관규칙 수는 29,870개로 높지만 향상도 측면에서 신뢰할만한 규칙은 소수에 불과하다. 그러나 2020년을 보면 상당수 연관규칙이 2000년에 비해 높은 향상도를 가졌다. 향상도는 예측력과 관련되므로, 최근의 향상도 증가는 농가가 어떤 작물을 선택할지에 대해 정확히 예측할 수 있다는 것을 의미한다. 다시 말해, 최근 우리나라 농가의 작물선택은 이전에 비해 체계적인 형태로 이루어지고 있다.

연관규칙 수 감소와 향상도 증가를 함께 고려해 볼 때, 작물선택 패턴이 체계적으로 병합·수정되어 온 것으로 평가할 수 있다. 이러한 원인은 크게 두 가지로 제시해 볼 수 있다. 첫째, ICT기기의 농가 보급 확대이다. 2000년대 중반 농촌지역의 광통신망 확대는 농업기관 등 소수 주체에게 공유되던 영농정보가 개별 농가에 확대되는 것을 유도했다. 최근에는 스마트폰과 태블릿PC 등의 양방향 통신기기를 농업에 활용하는 농가가 많아지면서, 영농정보가 실시간으로 농업 생산현장에 누적되고 있다. 따라서 ICT확대는 영농정보의 양적·질적 확대를 가져왔을 것으로 보이며, 그 결과로 작물선택 패턴 중 상대적으로 성공적인 전략만이 생존했을 수 있다. 또한 작물선택의 성공 및 실패 사례들이 ICT기기를 통해 공유된 것도 연관규칙의 향상도를 높였을 것으로 보인다. 둘째, 농가에 대한 영농교육의 확대이다. 최근 중앙정부와 지자체 모두에서 영농교육에 대한 관심이 높아지면서 우리나라 농업교육은 과거에 비해 체계화되고 전문화되어 왔다. 특히 교육수준이 높은 귀농·귀촌 인력에 대한 전문교육 확대도 작물선택 체계화에 기여한 것으로 보인다.

2) 작물별 연관규칙

전체 작물의 연관규칙에는 선택 빈도가 낮은 작물이 포함되지 않을 수 있다. 예를 들어 오미자와 구기자 등 몇몇의 특용작물은 2020년 11,883개 연관규칙에 등장하지 않는다. 이 경우 장바구니분석은 선택 빈도가 낮은

작물에 대해 신뢰할만한 연관규칙을 제시한다고 볼 수 없다. 따라서 작물별로 연관규칙을 도출하였는데, 예를 들어 배추의 연관규칙은 배추 재배 농가의 나머지 작물선택에 Apriori 알고리즘을 적용한 결과이다.[81]

주요 식량작물 5개에 대한 연관규칙 도출결과를 2000년과 2020년에 대해 보면 <표 5-4>와 같다.[82] 이 때 주요 선택작물은 향상도 기준 상위 10개 연관규칙 중 최소 5개 이상 연관규칙에 나타나는 작물로 정의된다. 따라서 작물 연관규칙에는 주요 선택작물 작물 이외에도 여러 작물들이 포함될 수 있다. 식량작물 연관규칙에 대한 2000년과 2020년의 가장 큰 차이는 연관규칙 수의 감소이다. 옥수수의 연관규칙 수는 2000년 2,157개였으나 2020년에는 17개로 크게 감소했으며, 나머지 식량작물의 연관규칙도 2020년 기준 100개 미만에 불과하다. 과거 식량작물은 강원도와 제주도의 고랭지 지역을 제외하면 소규모 여분 농지에서 생산되었던 경우가 많았다. 따라서 식량작물은 과거 여러 작물과의 결합이 가능했던 작물이었을 것이나, 최근에는 소규모 자급 목적을 제외하면 주요 재배지인 강원도와 제주도에 대부분 생산이 집중되어 있다. 또한 식량작물은 최근 수요감소와 재배면적 감소를 동시에 겪고 있다. 따라서 이러한 생산지역 및 생산량 감소가 식량작물의 연관규칙 수를 감소시켰을 것으로 보인다. 식량작물의 주요 선택작물은 배추와 무를 제외할 경우 대부분 같은 식량작물에 속하는 작물들로 구성되어 있다.

81) 대부분 작물에 주산지가 존재한다는 점에서 작물별 분석은 연관규칙 도출에 농가특성이나 지역특성을 통제할 수 있을 것으로 판단된다. 재배면적 비중을 고려하여 작물선택을 분석할 필요가 있겠으나, 이 경우 장바구니분석에 요구되는 관측치가 충분하지 못하다는 문제가 있다.

82) 작물선택 연관규칙 도출결과에 대한 전체 자료(전체 농가, 작물별)는 저자에게 요청할 시 추가로 제공할 수 있다.

<표 5-4> 작물별(기준작물) 연관규칙: 식량작물

구분	2000년		2020년	
	규칙수 (길이)	주요 선택작물	규칙수 (길이)	주요 선택작물
옥수수	2,157 (7.3)	콩, 감자, 배추, 무, 고추, 대파, 마늘, 참깨	17 (2.8)	배추, 무
콩	441 (5.2)	감자, 배추, 무, 고추, 대파, 마늘, 참깨	58 (2.5)	감자, 고구마, 배추, 무, 고추, 들깨
팥	2,188 (7.0)	감자, 고구마, 배추, 무, 고추, 대파, 마늘, 참깨	99 (3.4)	콩, 배추, 무
감자	1,298 (6.6)	콩, 고구마, 배추, 무, 고추, 대파, 마늘, 참깨	20 (2.9)	고구마, 배추, 무
고구마	1,194 (6.3)	콩, 감자, 배추, 무, 고추, 대파, 마늘, 참깨	9 (2.7)	배추, 무, 고추

주: 1) 주요 선택작물은 향상도 상위 10개 규칙 중 5개 규칙 이상에 포함된 작물임.
2) 노지재배 작물 기준임.
3) ( ) 안은 연관규칙의 길이로 연관규칙에 포함된 작물 개수의 평균값임.

<표 5-5>는 채소의 연관규칙 도출결과이다. 2000년과 2020년 모두에서 배추와 무는 채소의 주요 선택작물에 포함된다. 배추와 무의 경우 김장을 이유로 꾸준한 시장 수요가 존재하여 많은 농가가 선택하는 작물이다. 또한 배추와 무가 다른 작물에 비해 이모작이 수월한 것도 주요 선택작물에 자주 나타나는 이유이다. 연관규칙 수가 크게 감소한 작물은 양파와 마늘인데, 각각 2000년 3,059개, 563개에서 2020년 266개, 74개로 감소했다. 양파와 마늘은 2010년 이후 다른 채소에 비해서 가격변동이 컸다. 따라서 양파와 마늘을 재배하는 농가는 가격변동성을 헤징하고자 소수의 검증된 작물전략을 선택한 것으로 이해할 수 있다.

채소는 이모작이 수월하고 소농과 취미농이 많이 선택하는 작물이기 때문에 연관규칙이 많이 도출될 것으로 예상되었다. 그러나 식량작물에서와 같이 채소의 연관규칙 수도 감소하고 있다. 이러한 감소에는 여러 이유가 있겠지만, 시설재배가 늘어남에 따라 채소농가가 시설생산에 적합한 소수 작물선택 패턴을 선택한 결과일 수 있다.

<표 5-5> 작물별(기준작물) 연관규칙: 채소

구분	2000년		2020년	
	규칙수 (길이)	주요 선택작물	규칙수 (길이)	주요 선택작물
배추	317 (6.0)	감자, 고구마, 무, 고추, 마늘, 참깨	40 (3.4)	고추, 마늘, 들깨
고추	228 (5.2)	배추, 무, 마늘, 감자	57 (2.7)	배추, 무, 마늘, 들깨
양파	3,059 (6.8)	감자, 배추, 무, 고추, 대파, 마늘, 참깨	266 (4.8)	배추, 무, 고추, 마늘
대파	2,169 (7.2)	팥, 감자, 고구마, 배추, 무, 고추, 마늘, 참깨	822 (5.3)	배추, 무, 고추, 마늘, 참깨, 들깨
마늘	563 (4.9)	콩, 배추, 고추, 대파	74 (3.4)	배추, 무, 고추

주: 1) 주요 선택작물은 향상도 상위 10개 규칙 중 5개 규칙 이상에 포함된 작물임.
2) 노지재배 작물 기준임.
3) ( ) 안은 연관규칙의 길이로 연관규칙에 포함된 작물 개수의 평균임.

과수는 비료나 성장촉진제 사용 비중이 높아 토지특성이 해당 작물에 귀속되기 쉽다. 또한 한 번 심은 묘목은 수년에 걸쳐 활용되기 때문에 이모작이 쉽지 않다. 실제로 최소 임계값을 넘는 과수의 연관규칙은 존재하지 않거나 존재하더라도 소수에 불과하다. 따라서 과수 연관규칙의 경우 최소 임계값을 지지도 0.03과 신뢰도 0.8로 완화하여 Apriori 알고리즘을 적용하였다. 과수의 연관규칙과 주요 선택작물은 <표 5-6>에 제시하였다. 임계값을 완화하더라도 2020년 과수의 연관규칙 수는 수 십여 개에 그치며 주요 선택작물도 거의 존재하지 않는다. 즉, 과수에는 신뢰할만한 작물선택 패턴이 존재한다고 보기 어렵다. 다만 배추, 무, 고추와 같이 여분 농지에 재배가 가능한 작물은 병행이 가능할 것으로 보인다.

<표 5-6> 작물별(기준작물) 연관규칙: 과수

구분	2000년		2020년	
	규칙수 (길이)	주요 선택작물	규칙수 (길이)	주요 선택작물
사과	3,788 (4.8)	콩, 배추, 무, 마늘	49 (2.4)	고추
배	4,806 (4.3)	옥수수, 팥, 감자, 배추, 무, 고추, 대파	241 (3.3)	배추, 무
복숭아	6,153 (4.7)	옥수수, 배추, 무, 고추, 대파, 마늘	53 (2.4)	-
단감	4,280 (5.1)	팥, 감자, 배추, 무, 고추, 마늘	383 (3.8)	배추, 무, 고추
포도	4,219 (4.6)	콩, 감자, 고구마, 배추, 무, 고추, 대파	50 (2.5)	고추

주: 1) 주요 선택작물은 향상도 상위 10개 규칙 중 5개 이상 규칙에 포함된 작물임.
2) 노지재배 작물 기준임.
3) 해당 표의 과수 연관규칙은 지지도 0.03, 신뢰도 0.08 임계치 기준임.
4) ( ) 안은 연관규칙의 길이로 연관규칙에 포함된 작물 개수의 평균임.

마지막으로 특용·약용의 연관규칙 도출결과는 <표 5-7>에 제시되어 있다. 2000년 「농업총조사」에서 특용·약용은 대부분 시군구작물로 분류되어 관측치가 충분하지 못한 경우가 많았다. 이에 2000년의 특용·약용 연관규칙은 인삼과 버섯 두 작물에 대해서만 도출하였다. 인삼의 연관규칙 수는 2000년 444개에서 2020년 107개로 감소하였다. 나머지 작물의 경우에도 2020년 기준 버섯 16개, 구기자 8개, 오갈피 62개로 매우 적은 수의 연관규칙이 도출되었다. 해당 결과는 과수에서와 같이 토지특성이 해당 작물에 귀속되기 때문일 수 있다. 또한 특용·약용은 생장기간이 지나기만 하면 높은 농업소득을 확보할 수 있다. 따라서 특용·약용작물을 선택한 농가는 여러 작물을 재배할 유인이 상대적으로 작을 수 있다.

<표 5-7> 작물별(기준작물) 연관규칙: 특용 및 약용

구분	2000년		2020년	
	규칙수 (길이)	주요 선택작물	규칙수 (길이)	주요 선택작물
인삼	444 (4.9)	콩, 배추, 무, 고추, 마늘	107 (2.7)	고추
버섯[1)]	362 (4.5)	배추, 무, 마늘, 감자	16 (2.8)	배추, 무, 고추
도라지	-	-	130 (4.0)	배추, 무, 고추
구기자	-	-	8 (2.6)	고추
오갈피	-	-	62 (3.4)	배추, 무, 고추

주: 1) 2020년은 표고버섯의 연관규칙임.
2) 주요 선택작물은 향상도 상위 10개 규칙 중 5개 이상 규칙에 포함된 작물임.
3) 노지재배 작물 기준임.
4) ( ) 안은 연관규칙의 길이로 연관규칙에 포함된 작물 개수의 평균임.

작물별 연관규칙 도출결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 작물별로 보더라도 연관규칙 수는 점차 감소하고 있다. 이러한 감소는 전체 작물의 연관규칙 논의에서와 같이 작물선택의 체계화와 관련되는 것으로 보인다. 둘째, 배추와 무를 제외한다면 모든 작물의 연관규칙에서 주요 선택작물 수가 감소했다. 해당 결과는 연관규칙 길이(연관규칙에 포함된 작물 수)가 작아졌기 때문이거나 또는 작물 연관규칙이 과거보다 다양한 작물로 구성되었기 때문일 수 있다. 셋째, 과수와 약용·특용의 연관규칙 수는 매우 적은 수준이며, 특히 과수에서는 최소 임계값을 넘어서는 연관규칙을 찾아보기 힘들다. 과수와 약용·특용에서 연관규칙이 적게 도출된 것은 토지특성이 해당 작물에 귀속되는 경향이 크기 때문에 여러 작물을 재배하기 힘들기 때문인 것으로 보인다.

제 5 절 실증모형 추정결과

1) 토빗모형 추정결과

토빗모형의 추정결과를 2000년, 2010년, 2020년에 대해 보면 <표 5-8>과 같다.[83] 분석대상 농가는 특정 작물 재배면적이 100% 미만인 복합농가이며 영농형태가 밭작물, 과수, 채소, 특용·약용인 농가이다. 판매금액은 모든 연도에서 0에서 좌측절단되며, 2000년~2010년과 2015년~2020년은 각각 2억 원과 5억 원에서 우측절단된다.[84]

연관규칙을 채택한 농가는 그렇지 않은 농가에 비해 판매금액이 높았다. 즉, 연관규칙 채택의 경제적 효용성을 확인할 수 있다. 그러나 2000년의 경우 연관규칙 채택은 판매금액을 낮추었다. 연관규칙을 최대한 단순하게 정의하면 농가가 많이 선택한 작물선택의 집합이다. 따라서 과거 농업에서 기술혁신이 드물었고 농가 기술수용도도 낮았다고 한다면, 연관규칙은 농가가 전통작물을 선택한 정도로 해석된다. 이 경우 연관규칙 채택은 농가수입의 안정 또는 감소를 가져왔을 것으로 보인다.[85]

그러나 최근 농업에 ICT가 확대되면서 농가 간 정보교류가 수월해졌고 농가의 기술흡수역량(absorptive capacity)도 증가했다. 따라서 2010년 이후 연관규칙 채택이 판매금액에 미치는 양(+)의 효과는 작물 연관규칙에 시장성이 높은 작물이 포함된 결과일 수 있다.

---

83) 2005년과 2015년에 대한 토빗모형 추정결과는 <부표 C-3>에 수록하였다.

84) 2000년과 2020년의 독립변수 상관계수 행렬을 <부표 C-2>에 수록하였다. 독립변수들의 평균 분산팽창인자(VIF)는 2000년과 2020년에 각각 2.07, 1.48로 나타나 독립변수 간 공선성 문제는 없는 것으로 판단된다.

85) 연관규칙이 2000년과 2020년에 서로 다른 특성을 갖는 것을 확인하기 위해서는 연관규칙 채택 농가를 선도농가와 일반농가로 구분할 수 있어야 한다. 그러나 신기술채택, 새로운 작물도입, 농업소득 등 선도농가를 구별할 수 있는 변수의 경우 현재 자료만으로는 확보하기 어렵다.

<표 5-8> Tobit모형 추정결과

변수구분	재배면적 1ha당 판매금액(ln)		
	2000년	2010년	2020년
작물선택			
연관규칙 채택	-0.098 ***	0.048 ***	0.226 ***
	(0.010)	(0.008)	(0.007)
경영주특성			
연령	0.085 ***	0.053 ***	0.028 ***
	(0.002)	(0.003)	(0.003)
(연령)^2	-0.001 ***	-0.000 ***	-0.000 ***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)
성별	0.092 ***	-0.041 ***	0.081 ***
	(0.009)	(0.011)	(0.010)
교육수준(대졸)	0.480 ***	0.324 ***	0.240 ***
	(0.067)	(0.075)	(0.068)
연령×교육수준	-0.022 ***	-0.018 ***	-0.014 ***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)
생산특성			
전업	0.227 ***	0.166 ***	0.247 ***
	(0.007)	(0.008)	(0.008)
재배면적	0.335 ***	0.136 ***	0.003
	(0.004)	(0.004)	(0.004)
시설비중	0.017 ***	0.014 ***	0.016 ***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)
노동투입			
농업종사가구원	0.376 ***	0.331 ***	0.162 ***
	(0.005)	(0.006)	(0.005)
고용인력	-0.136 ***	0.005 ***	0.001 ***
	(0.022)	(0.002)	(0.000)
이웃효과			
생산자조직 참여	0.470 ***	0.513 ***	0.464 ***
	(0.008)	(0.010)	(0.009)
지역 영농성과	0.303 ***	0.261 ***	0.540 ***
	(0.009)	(0.012)	(0.011)
농가형태더미	YES	YES	YES
지역더미	YES	YES	YES
상수항	YES	YES	YES
LR Chi2	129734.2 ***	137281.3 ***	68693.9 ***
Pseudo R-squared	0.0738	0.0811	0.0455
N	401,334	365,889	344,924

주: 1) 복합작물 농가(단일작물 재배면적 100% 미만) 대상임.
2) 논벼, 축산, 기타(양잠 등)인 영농형태의 농가는 제외됨.
3) 재배면적이 없는 농가는 제외됨.
4) 단절값의 하한은 0원이며, 상한은 2억 원(2000년, 2010년)과 5억 원(2020년)임.
5) ( )는 표준오차임.
6) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

경영주특성의 영향은 모든 연도에서 큰 차이를 보이지 않았다. 경영주 연령은 판매금액에 역-U의 형태로 영향을 미쳤다. 2000년과 2020년에는 남성 경영주가 여성 경영주에 비해 농가 판매금액이 높았으나, 2010년에는 여성 경영주의 판매금액이 더 높았다. 경영주의 교육수준(대졸)은 판매금액에 양(+)의 영향을 미쳤으며, 연령과 교육수준의 교호항(interaction term)의 영향은 음(-)인 것으로 나타났다. 교호항의 경우 연령의 한계효과가 경영주가 대졸일 때 감소하는 것으로 해석하거나, 연령이 높을수록 교육수준의 한계효과가 낮다고도 볼 수 있다.

생산특성의 영향도 연도에 따라 크게 다르지 않다. 농외활동보다 농업활동에 전념할 때 판매금액이 높았으며, 재배면적이 크고 시설비중이 높을 때 판매금액이 높았다. 시설비중은 판매금액에 양(+)의 영향을 미쳤는데, 이는 시설재배가 노지재배에 비해 면적당 생산량이 높고 단위당 가격도 높기 때문이다.

노동투입 변수인 농업종사가구원과 고용인력의 증가는 모두 판매금액을 높였다. 그러나 2000년의 고용인력 투입은 판매금액을 낮추었다. 이러한 음(-)의 효과는 고용투입이 곧 자영노동이 적정 수준으로 투입되지 못한다는 것을 의미하기 때문일 수 있다. 그러나 과수와 특용·약용 농가의 시설재배가 증가하면서,[86] 2010년과 2020년에는 고용인력 투입이 생산량 증대와 관련되었을 수 있다. 김정섭 외(2014)에 의하면 최근으로 올수록 고용노동 투입이 소농에서 감소하고 대농에서 증가했는데,[87] 이러한 양극화도 고용인력 투입이 판매금액을 높이는 데 영향을 주었을 것으로 보인다. 생산자조직 참여와 지역 영농성과 증대는 농가의 판매금액을 높였다. 즉, 주변 농가에 의한 이웃효과가 판매금액에 영향을 미친다.

농가형태더미와 지역더미는 연도별로 큰 차이를 보이지 않았다. 농가형태를 보면, 모든 연도에서 밭작물에 비해 채소, 과수, 특·약용 농가의

86) 밭작물, 채소, 과수, 특·약용 농가를 전체 농가로 볼 때, 채소농가 비중은 2000년에 46.6%로 절반 정도를 차지했으나 2010년과 2015년에 각각 41.0%, 35.6%로 감소하였다(「농업총조사」, 각 연도).

87) 김정섭 외(2014)에 의하면, 2003년과 비교할 때 2012년 고용노동 투입시간은 노동투입이 1,800시간 미만인 농가에서 감소했으나, 1,800시간 이상인 농가에서 증가했다.

판매금액이 높았다. 지역더미의 경우, 특별시와 광역시에 비해 나머지 지역의 판매금액이 높은 것으로 추정되었다.

2) 2단계 모형(CMP) 추정결과

연관규칙 채택은 관측되지 않는 토지특성 등에 영향을 받으므로, 해당 변수는 모형 내에서 내생성을 가진다. 따라서 연관규칙 채택의 추정치를 판매금액의 독립변수로 활용하는 2단계 모형을 조건부혼합과정(CMP)으로 추정하였다. 해당 모형을 활용하면 내생성을 통제하는 것 이외에도 연관규칙 채택의 결정요인까지 파악할 수 있다는 장점이 있다.

2-1) 연관규칙 채택 결정요인

<표 5-9>는 연관규칙 채택 및 판매금액에 대한 2단계 모형의 추정결과이다. 2단계 모형 추정결과는 2000년과 2020년의 두 년도에 대해 제시하였다.[88]

연관규칙 채택 결정요인(1단계)을 경영주특성에서 보면, 경영주 연령은 2000년과 2020년 모두에서 역-U의 형태로 연관규칙 채택에 영향을 미쳤다. 따라서 탐색기간과 시행착오와 같은 경영주의 경험적 요인은 연관규칙 채택에 중요한 요인으로 작용한다. 한편 2000년에는 남성 경영주의 연관규칙 채택 확률이 높았으나, 2020년에는 여성 경영주에서 높았다. 경영주 교육수준의 영향은 2000년에 유의하지 않았으나, 2020년에는 교육수준이 연관규칙 채택 확률을 높이는 것으로 나타났다. 농업 정규교육의 효과는 노동자효과(worker-effects)와 분배효과(allocative effects)로 구분된다(Welch, 1970; Pudasaini, 1983). 노동자효과는 영농성과에 대한 정규교육의 직접적 효과를 의미하며, 분배효과는 농가의 자원배분 능력과 관련된다. 작물선택을 투입요소 결정으로 볼 때, 교육수준이 연관규칙 채택을 높이는 효과는 분배효과 측면에서 해석될 수 있다.[89] 특히 분배

88) 2005년 추정결과는 2000년과 유사하고, 2010년 및 2015년은 2020년 추정결과와 유사하다. 2005년~2015년의 2단계 모형 추정결과는 <부표 C-4>에 제시하였다.

효과는 기업가정신의 한 종류이다. 따라서 연관규칙이 선도농가가 새로운 작물을 선택한 결과이든 후발농가가 다수 선택을 모방한 결과이든, 연관규칙 채택은 교육을 바탕으로 한 기업가정신 발현의 결과로 볼 수 있다. 농업 ICT활용 역시 두 년도 모두에서 연관규칙 채택 확률을 높였다. 다만 교육수준이 분배효과와 관련된다면, ICT활용은 농가가 작물정보에 쉽게 접근하도록 유도한다는 측면에서 기업가정신과 연관된다.

생산특성을 보면, 겸업농가는 전업농가에 비해 모든 연도에서 연관규칙 채택 확률이 높았다. 재배면적의 증가는 2000년에 연관규칙 채택 확률을 낮추었으나, 2020년에는 연관규칙 채택 확률을 높였다. 시설비중의 증가는 두 년도 모두에서 연관규칙 채택 확률을 낮추었다. 노동투입을 보면, 두 년도 모두에서 농업주종사가구원이 많은 농가일수록 연관규칙 채택확률이 높았다. 반면 고용인력의 증가는 2000년과 2005년 모두에서 연관규칙 채택에 유의하지 않았다.

이웃효과는 연관규칙 채택에 양(+)의 영향을 미쳤다. 생산자조직 참여가 2000년에 연관규칙 채택 확률을 낮추기는 했으나, 2020년에는 연관규칙 채택확률을 높였다. 생산자조직은 농산물 공동 판매와 같은 농가판매의 조직화를 담당해왔으며, 최근에는 정책정보 및 영농신기술에 대한 정보교류의 역할을 하고 있기도 하다. 따라서 생산자조직은 경제적 성과나 작물선택 패턴 등 영농전략의 농가간 교류를 확대했을 것으로 보인다. 지역 영농성과 증대도 연관규칙 채택 확률을 높였는데, 따라서 지역 영농성과가 높을 때 농가는 주변 농가의 작물선택을 더 모방하고자 한다. 즉, 연관규칙은 데이터 패턴에 한정되나, 해당 규칙을 채택하는 것은 농가 기업가정신이 발현된 결과라 할 수 있다.

89) 분배효과는 투입요소 배분과 관련되는 투입분배효과(input allocation effects)와 적절한 투입요소 선택을 의미하는 투입선택효과(input selection effects)로 나뉜다. 따라서 작물선택 연관규칙에 대한 정규교육의 영향은 분배효과 중에서도 특히 투입선택효과와 관련될 것이라 판단된다.

<표 5-9> 2단계 모형 추정결과: 2000년 vs. 2020년

변수구분	2000년		2020년	
	연관규칙 채택	1ha당 판매금액(ln)	연관규칙 채택	1ha당 판매금액(ln)
작물선택				
연관규칙 채택		2.865 ***		0.217 ***
		(0.008)		(0.038)
경영주특성				
연령	0.016 ***	0.063 ***	0.021 ***	0.026 ***
	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.003)
(연령)^2	-0.000 ***	-0.001 ***	-0.000 ***	-0.000 ***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
성별	0.090 ***	0.077 ***	-0.008	0.081 ***
	(0.007)	(0.009)	(0.006)	(0.009)
교육수준(대졸)	-0.007	0.349 ***	0.123 ***	0.237 ***
	(0.050)	(0.069)	(0.044)	(0.063)
연령×교육수준	0.003 ***	-0.018 ***	-0.002 **	-0.013 ***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
농업 ICT활용	0.096 ***		0.045 ***	
	(0.010)		(0.005)	
생산특성				
전업	-0.084 ***	0.244 ***	-0.065 ***	0.237 ***
	(0.006)	(0.008)	(0.005)	(0.008)
재배면적	-0.225 ***	0.336 ***	0.099 ***	-0.017 ***
	(0.003)	(0.004)	(0.003)	(0.004)
시설비중	-0.011 ***	0.025 ***	0.002 ***	0.016 ***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
노동투입				
농업종사가구원	0.023 ***	0.313 ***	0.054 ***	0.159 ***
	(0.004)	(0.005)	(0.003)	(0.005)
고용인력	0.057	-0.122 ***	-0.000	0.001 ***
	(0.018)	(0.023)	(0.000)	(0.000)
이웃효과				
생산자조직 참여	-0.063 ***	0.477 ***	0.134 ***	0.455 ***
	(0.006)	(0.008)	(0.006)	(0.008)
지역 영농성과	0.081 ***	0.273 ***	0.017 **	0.517 ***
	(0.007)	(0.009)	(0.007)	(0.010)
농가형태	YES	YES	YES	YES
지역더미	YES	YES	YES	YES
상수항	YES	YES	YES	YES
Wald chi2	271926.0***		120803.7***	
Log likelihood	-904117.4		-920292.8	
N	401,334		344,924	

주: 1) 복합영농 농가(단일작물 재배면적 100% 미만)을 분석대상으로 함.
2) 논벼, 축산, 기타(양잠 등)인 영농형태를 갖는 농가는 제외됨.
3) 재배면적이 0인 농가는 제외됨.
4) 단절값의 하한은 0원이며, 상한은 2억 원(2000년)과 5억 원(2020년)임.
5) ( )안은 표준오차임.
6) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

농가형태 더미를 보면, 2000년의 경우 밭작물에 비해 과수와 특용·약용에서 연관규칙 채택 확률이 낮았지만, 2020년에는 반대로 채소, 과수, 특용·약용에서 연관규칙 채택 확률이 높았다. 지역더미의 영향은 두 년도에 차이를 보이지 않았다. 다만, 2000년의 경우 특별시·광역시에 비해 경기도의 연관규칙 채택확률이 높았으나, 2020년에는 특별시·광역시와 경기도 간 효과 차이에 통계적인 차이가 없었다.

2-2) 판매금액 결정요인

판매금액 결정요인(2단계)은 토빗모형 추정결과(5.1절)와 유사하다. 경영주특성의 경우 연령이 높을수록, 남성일수록, 교육수준이 높을수록 판매금액이 높았으며, 생산특성에서는 농업활동에 전념하고 시설비중이 높을수록 판매금액이 높았다. 그러나 재배면적은 2000년에 판매금액을 높였으나, 토빗모형에서와 달리 2020년에는 판매금액을 낮추었다. 해당 차이는 분석모형이 다르기 때문인 것으로 보이나, 연관규칙의 내생성이 통제되었기 때문일 수 있다. 농업주종사가구원과 고용인력 증가도 판매금액에 양(+)의 영향을 미쳤으며, 농가형태의 경우 채소, 과수, 특용·약용농가의 판매금액이 높았다. 지역더미의 추정결과는 토빗추정과 차이가 없었다.

내생성을 통제하면 2000년과 2020년 모두에서 연관규칙 채택은 판매금액을 높였다. 해당 결과는 농가의 작물선택 전략이 경제적 유효성을 갖는 것을 보여준다. 단, 연관규칙이 조건부 확률로 평가되는 것을 고려할 때, 작물조합을 한 번에 선택할 때보다 주변 작물 선택을 단계별로 적용할 때 영농성과가 높다고 할 수 있다.

연관규칙은 교육수준, ICT활용, 이웃효과에 영향을 받으므로, 연관규칙 채택은 농가 기업가정신의 발현의 결과로 평가된다. 나아가 기업가정신은 연관규칙을 매개로 영농성과를 높인다. 따라서 농업의 경제적 성과를 높이기 위해서는 기술혁신 자체 뿐만 아니라 농가 기업가정신을 함께 제고하는 노력이 병행되어야 한다.

제 6 절 소 결

본 연구는 우리나라 농가의 작물 연관규칙(작물선택 전략)을 장바구니분석(MBA)으로 도출하고, 연관규칙 채택이 영농성과에 미치는 영향을 분석하였다. 연관규칙 채택을 활용하여 농가 기업가정신의 경제적 영향을 분석한 것은 본 연구의 중요한 의의이다.

분석은 두 단계로 나누어진다. 먼저 장바구니분석을 통해 복합농가의 작물 연관규칙을 도출한 후, 다음으로 연관규칙 채택이 재배면적 1ha당 판매금액에 미치는 영향을 토빗모형과 2단계 모형으로 추정하였다. 분석자료는 2000년~2020년 「농업총조사」이며, 장바구니분석에는 300여 개 작물을 포함하는 작물자료가 사용되었고, 토빗모형과 2단계 모형에는 해당 작물자료를 가구 및 가구원 자료와 병합하여 활용하였다.

분석결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 전체 작물의 연관규칙 도출결과, 최근으로 올수록 연관규칙 수가 감소하고 연관규칙의 향상도는 높아졌다. 이는 작물선택 패턴들이 병합·수정되면서 몇몇 소수 패턴만이 생존했기 때문으로 보인다. 둘째, 작물별 연관규칙을 보면, 모든 작물에서 연관규칙 수와 각 규칙에 포함되는 작물 수가 감소했으며, 과수와 특용·약용에서 감소 정도가 컸다. 셋째, 토빗모형에 의하면, 농가의 연관규칙 채택은 판매금액을 높였으나, 2000년에 한하여 음(-)의 영향을 보였다. 그러나 2단계 모형에서 연관규칙 채택의 내생성을 통제하면, 모든 연도에서 연관규칙 채택은 판매금액을 높였다. 넷째, 2단계 모형의 연관규칙 채택의 결정요인을 보면, 경영주 교육수준, 농업 ICT활용, 이웃효과는 연관규칙 채택 확률을 높였다. 즉, 연관규칙 채택은 자원배분 능력을 기반으로 한 농가 기업가정신 발현의 결과로 평가된다.

분석결과를 종합해 볼 때, 농가 기업가정신은 연관규칙을 매개로 영농성과에 기여한다. 또한 연관규칙이 소비자 행동패턴을 예측하듯이, 작물 연관규칙은 농가 작물선택에 대한 예측정보를 제공한다. 그러므로 본 연구의 작물 연관규칙 목록은 농가 작물선택에 대한 선제적 대응전략 마련의 기초자료로 활용될 수 있을 것이다.

본 연구는 다음과 같은 한계점을 갖는다. 첫째, 분석자료인「농업총조사」가 패널자료가 아니므로, 연관규칙 도출에 농가의 작물선택 순서를 반영하지 못했다. 따라서 현재에는 대외비로 분류되어 있는「농업경영체 조사」등 농가 추적 자료에 장바구니분석이 적용된다면, 지금보다 더 체계적인 연관규칙을 도출할 수 있을 것이다. 둘째, 분석자료가 소득변수를 제공하지 않아, 연관규칙이 생산비용이나 농업소득에 미치는 영향을 분석하지 못했다. 따라서 후속 연구에서는 소득자료를 활용하여 연관규칙 채택의 영향을 다양한 측면에서 분석할 필요가 있다. 마지막으로, 작물 연관규칙이 선도농가의 선제적 선택인지 아니면 후발농가의 모방인지를 명확히 구분하지 못했다. 따라서 선도농가 구분을 위한 변수가 확보된다면 연관규칙 채택의 영향을 농가전략별로도 살펴볼 수 있을 것이다.

제 6 장 결 론

본 논문은 기술혁신, 경영성과, 고용의 연관관계를 제조업과 농업에서 분석하였다. 기술혁신 논의가 대부분 제조업에서 이루어져 왔던 만큼, 기술혁신 논의를 농업으로 확장한 것은 본 논문이 갖는 중요한 의의이다. 또한 기술혁신의 내생적 특성을 반영하여 기술혁신, 경영성과, 고용의 관계를 분석한 것은 본 논문의 학술적 기여이다. 마지막으로 농업에서 기술혁신과 함께 농가 기업가정신을 분석함으로써 본 연구는 기술혁신에 대응한 농업 전략수립을 구체화하였다.

논문은 총 세 부분으로 구성되었다. 제 2장에서는 제조업에서 기술혁신(특허출원), 근로자 1인당 매출액, 고용(근로자 수, 숙련근로자 비중)의 연관관계를 구조방정식모형으로 추정하였다. 추정결과는 기술집약산업과 일반산업으로 나누어 제시되었다. 제 3장에서는 농업에서 기술혁신(농업특허 출원), 농업 노동생산성, 농업취업자의 관계를 VAR(5)모형으로 분석하였다. 또한 농업특허 출원의 구조단절 시점을 검정하고, 농업특허 출원과 농업취업자 관계의 구조변화를 threshold VAR모형으로 확인하였다. 제 4장에서는 기업가정신에 초점을 맞추어 농가의 작물 연관규칙 채택이 가져오는 경제적 영향을 분석하였다. 작물 연관규칙은 데이터마이닝 기법인 장바구니분석으로 도출하였으며, 토빗모형과 2단계 모형으로 연관규칙 채택이 판매금액에 미치는 영향을 분석하였다.

논문의 분석결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 기술혁신은 제조업과 농업 모두에서 경영성과 증대를 가져오며, 역으로 경영성과도 기술혁신을 촉진한다. 따라서 두 산업 모두에서 기술혁신과 경영성과 간 선순환 구조를 강화하는 것이 중요하다. 둘째, 농업에서 기술혁신의 영향은 농가 기업가정신에 의해 확대되므로, 영농교육 강화와 농가 ICT활용을 높일 수 있는 방안이 마련되어야 한다. 셋째, 고용의 양적 측면에서 기술혁신의 영향은 제조업과 농업에서 차이를 보인다. 기술혁신은 제조업에서 고용과 보완되나 농업에서는 고용대체를 가져왔다. 이러한 차이는 농업에

서 제품혁신에 비해 공정혁신의 영향이 컸기 때문인 것으로 보인다. 다만, 기술혁신과 고용 관계의 구조변화를 고려할 경우, 농업에서 기술혁신의 노동대체성은 최근에 약화되었다. 노동대체성의 약화는 농업 기술혁신 특성과 농업인력 숙련도의 변화에 의한 것으로 보인다. 넷째, 기술혁신이 고용의 질적 측면에 미치는 영향은 두 산업에서 유사하다. 기술혁신은 제조업의 숙련근로자를 증가시켰으며, 농업에서는 노동생산성을 높였다. 고용의 질적 수준도 역으로 기술혁신을 촉진했다. 따라서 기술혁신 촉진을 위해 교육훈련투자를 통한 고용의 질적 수준을 높이는 노력이 두 산업 모두에서 필요하다. 다만 기술혁신의 숙련편향성은 임금격차 확대나 실업으로 이어질 수 있으므로 이에 대응한 전략 수립이 요구된다.

기술혁신과 경영성과의 선순환 관계를 볼 때, 우리나라 경제성장을 위해서 기술혁신 전략을 강화할 필요가 있다. 기술혁신 전략은 두 측면에서 제시될 수 있다. 첫째, 기술혁신이 경영성과로 원활히 이어질 수 있도록 기술혁신의 활용도와 사업화를 높여야 한다. 제조업에서는 특허가 신제품개발로 원활히 이어지게 하는 것이 중요하며, 농업에서는 생산현장에 기술혁신이 적용되는 시차를 줄이는 노력이 필요하다. 둘째, 경영성과가 기술혁신에 재투자될 수 있도록 숙련노동의 역할을 강화해야 한다. 제조업에서는 연구개발 및 기술경영 인력에 대한 투자가 확대되어야 하며, 농업의 경우 농가 ICT활용도를 높여 농가의 노동생산성을 증가시킬 필요가 있다. 기술혁신 효과를 지속시키기 위해 고용전략도 수립되어야 한다. 제조업과 농업 모두에서 기술혁신이 저숙련근로자를 대체할 것으로 예상되므로, 이들 고용의 직무전환을 지원하고 기술교육을 강화하는 등 정책적 지원이 뒷받침되어야 한다. 특히 농업은 노동집약적인 산업이며 농업에서 노동대체는 농촌·농업 공동화로 이어질 수 있으므로, 기술혁신에 대한 농가의 적응력을 높일 수 있는 정책 마련이 요구된다.

본 논문은 기술혁신의 대리변수로 특허출원 수를 주로 사용했다. 그러나 특허 사업화나 특허간 파급정도와 같은 특허의 질적 측면도 경영성과나 고용에 많은 영향을 미칠 것으로 예상된다. 또한 최근 4차 산업혁명 기술은 기술간·산업간 특허 네트워크의 중요성을 높일 것으로 예상된다.

따라서 후속 연구에서는 특허의 양적 측면과 함께 질적 측면까지도 심도 있게 분석할 필요가 있다. 최근에는 서비스업에서도 기술혁신의 영향이 중요해지고 있다. 특히 서비스업의 경우 노하우, 혁신전략, 서비스 네트워크 등 무형적인 요인이 기술혁신과 관련되는 경우가 많다. 따라서 서비스혁신을 반영하는는 기술혁신 지표를 활용할 수 있다면, 앞으로 본 논문의 분석결과를 서비스업으로까지 확대할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

강영모·조찬우·이성주(2013), “서비스 유형별 혁신활동의 특성 연구”, 「기술혁신학회지」, 제16권 제3호, pp. 559-581.

강혜정(2013), “복합영농의 범위 경제성 및 생산효율성 분석”, 「농촌경제」, 제36권 제4호, pp. 73-92.

권오상(1997), “한국 미작농가의 생산기술 분석: 비모수적 방법을 이용한 효율성 분석을 중심으로”, 「경제학연구」, 제45권 제4호, pp. 4251-4270.

권오상·강혜정(2013), “농가소득에 있어 ‘이웃효과’ 추정”, 「농촌경제」, 제36권 제2호, pp. 97-113.

권오상·강혜정·정학균·김창길(2016), “PMP 최적화 모형을 이용한 기후변화 대응 작물전환 분석”, 「농촌경제」, 제39권 제2호, pp. 1-27.

권오상·반경훈·윤지원(2015), “한국 농업 KLAM자료의 구축과 생산성 변화 요인 분석”, 「농업경제연구」, 제56권 제3호, pp. 69-103.

권오상·반경훈·허정희(2018), “농업부문 연구개발투자가 농가유형별 소득에 미치는 영향”, 「농촌경제」, 제41권 제2호, pp. 1-34.

권정욱·김동욱·김병곤(2012), “한국기업의 지배구조와 대리인비용: 소유경영기업과 전문경영기업 비교분석”, 「산업경제연구」, 제25권 제6호, pp. 3997-4019.

김광두·홍운선(2011), “혁신활동이 기업의 경영성과에 미치는 영향”, 「기술혁신연구」, 제14권 제2호, pp. 373-404.

김정섭·오내원·허주녕(2014), 「농업 고용 노동력 수급 실태와 대응 방안」, 한국농촌경제연구원 연구보고서(R722).

노세리·이상민(2018), “직무순환과 기술혁신 간의 관계: 조직 학습지원의 조절된 매개효과를 중심으로”, 「경영경제연구」, 제40권 제1호, pp. 136-164.

농촌진흥청(2013), 「2012 경제발전경험모듈화산업: 농업기계화 촉진 정책 및 기술 개발」, 농촌진흥청.

농촌진흥청(2015), 「농업환경변화에 따른 쌀 재배농가 경영다각화 방안 연구」, 농촌진흥청 연구과제(PJ009205).

박선영·박현우·조만형(2006), “특허분석을 통한 기술혁신과 기업성과의 관계분석”, 「기술혁신학회지」, 제9권 제1호, pp. 1-25.

박재민·김효영(2011), “기술혁신 성과와 경영자 특성에 관한 연구: IT벤처기업을 중심으로”, 「디지털융복합연구」, 제9권 제6호, pp. 173-186.

봉강호·박재민(2018), “프로세스 관점에서의 기술혁신 및 고용성과에 관한 연구”, 「기술혁신학회지」, 제21권 제4호, pp. 1508-1535.

서일원(2018), “기술혁신의 원천에 따른 고용효과에 관한 연구”, 「기술혁신학회지」, 제21권 제2호, pp. 767-787.

신범철·송치웅·최국현(2012), “기업의 기술혁신 유형에 따른 고용효과 비교분석”, 「기업경영연구」, 제19권 제6호, pp. 79-91.

이기환·윤병섭(2005), 「특허활동이 경영성과에 미치는 영향」, 과학기술정책연구원(STEPI).

이상원·추성민·안동환·김혁주·김관수(2018), “농업소득 변동성을 고려한 농외소득활동 참여 및 농외소득 결정요인 분석”, 「농업경제연구」, 제59권 제1호, pp. 1-26.

이순석·조성주·정호근(2003), “콩 생산의 효율성 요인분석과 벤치마킹”, 「농업경영·정책연구」, 제30권 제3호, pp. 426-443.

이은화·유재욱(2020), “전문경영인의 특성과 수요자 혁신활동 간의 관계 분석: 전문경영인 지분율의 조절효과를 중심으로”, 「경영과 정보연구」, 제39권 제4호, pp. 17-34.

이주관·정진화(2014), “특허생산과 기술성과: 기업 혁신전략의 역할”, 「기술혁신연구」, 제22권 제1호, pp. 149-175.

임동근·정진화(2017), “제품혁신이 기업의 수익 및 재무안정성에 미치는 영향”, 「기술혁신연구」, 제25권 제4호, pp. 239-261.

정진화·노재선·조현정·김새봄(2013), “고령 농업인에 적합한 농업신기술 확산: 딸기 고설수경재배 사례”, 「농업경제연구」, 제54권 제5호, pp. 245-262.

정진화·임동근(2018), “동적 패널모형을 이용한 산업용 로봇 도입의 결정요인 분석”, 「기술혁신연구」, 제26권 제4호, pp. 173-198.

조현경·권오상·이승호(2018), “최적화 모형을 활용한 주요 작물의 공급탄력성 추정”, 「농업경제연구」, 제59권 제2호, pp. 41-60.

최용묵·조대명(2020), “특허갱신료 지불주기가 특허권 유지 의사결정에 미치는 효과에 관한 연구: 매몰비용과 보유효과를 중심으로”, 「디지털융복합연구」, 제19권 제3호, pp. 65-79.

특허청(2021a), 「지식재산권통계」, 한국특허정보원.
(URL: http://ipstat.kipi.or.kr)

특허청(2021b), 「2021년도 지식재산활동조사」, 한국지식재산연구원(KIIP).

한국과학기술정보연구원(2015), 「농업 신기술 개발을 위한 기술수준분석」, 한국과학기술정보연구원(KISTI).

한국농촌경제연구원(2005), 「농업경쟁력 확보를 위한 농업기계화 정책방향과 농기계산업의 발전방향」, 한국농촌경제연구원(KREI).

한상연(2020), “기업 기술혁신전략 활동이 혁신 및 재무성과와 고용에 미치는 영향”, 「산업경제연구」, 제33권 제5호, pp. 1449-1475.

홍장표·김은영(2009), “한국 제조업의 산업별 기술혁신패턴 분석”, 「기술혁신연구」, 제17권 제2호, pp. 25-53.

황수정·신진교(2009), “최고경영자특성, 조직구조, 시장경쟁, 기술혁신 및 재무성과 사이의 관계에 관한 실증연구”, 「대한경영학회지」, 제22권 제2호, pp. 987-1011.

Acemoglu, D. (1998) “Why Do New Technologies Complement Skills”, *Quarterly Journal of Economics*, vol. 113, no. 4, pp. 1055-1089.

Acemoglu, D. and D. Autor (2011), “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings”, *Handbook of Labor Economics*, Elsevier, vol. 4, pp. 1043-1171.

Adermon, A. and M. Gustavsson (2015), “Job Polarization and Task-biased Technological Change: Evidence from Sweden, 1975-2005”, *Scandinavian Journal of Economics*, vol. 117, no. 3, pp. 878-917.

Agrawal, R. and R. Srikant (1994), “Fast Algorithms for Mining Association Rules”, Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Base (VLDB).

Agrawal, R., Imielinski, T. and A. Swami (1993), “Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases”, Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data.

Aker, J. C., Ghosh, I. and J. Burrell (2016), “The Promise (and pitfalls) of ICT of Agriculture Initiatives”, *Agricultural Economics*, vol. 47, no. S1, pp. 35-48.

Alston, J. M., Andersen, M. A., James, J. S. and P. G. Pardey (2009a), *Persistence Pays: U.S. Agricultural Productivity Growth and the Benefits from Public R&D Spending*, Springer: New York.

Alston, J. M., Beddow, J. M. and P. G., Pardey (2009b), “Agricultural Research, Productivity, and Food Prices in the Long Run”, *Science*, vol. 325, no. 4, pp. 1209-1210.

Anderson, B., Colvin, J. and D. Slevin (2009), "Understanding the Relationship between Entrepreneurial Orientation and Strategic Learning Capability: An Empirical Investigation", *Strategic Entrepreneurship Journal*, vol. 3, no. 3, pp. 218-40.

Andrews, D. W. K. (1993), "Tests for Parameter Instability and Structural Change with Unknown Change Point", *Econometrica*, vol. 61, pp. 1383-1414.

Antonucci, T. and M. Pianta (2002), "Employment Effects of Product and Process Innovation in Europe", *International Review of Applied Economics*, vol. 16, no. 3, pp. 295-307.

Audretsch, D. B., Coad, A. and A. Segarra (2014), "Firm Growth and Innovation", *Small Business Economics*, vol. 43, no. 4, pp. 743-749.

Baron, R. A. and S. Shane (2005), *Entrepreneurship: A Process Perspective*, Southwestern Thomson: Cincinnati, OH.

Bassanini, A. and E. Ernst (2002), "Labour Market Regulation, Industrial Relations and Technological Regimes: A Tale of Comparative Advantage", *Industrial and Corporate Change*, vol. 11, no. 3, pp. 391-426.

Beneito, P., Rochina-Barrachina, M. E. and A. Sanchi-Llopis (2015), "Ownership and the Cyclicality of Firms' R&D Investment", *International Entrepreneurship and Management Journal*, vol. 11, no. 2, pp. 343-359.

Bessen, J. (2008), "The Value of U.S. Patents by Owner and Patent Characteristics", *Research Policy,* vo. 37, no. 5, pp. 932-945.

Bloom, N. and J. Van Reenen (2002), "Patents, Real Options and Firm Performance", *Economic Journal*, vol. 112, no. 478, pp. C97-C116.

Bogliacino, F. and M. Pianta (2016), “The Pavitt Taxonomy, Revisited: Patterns of Innovation in Manufacturing and Services”, *Economia Politica*, vol. 33, no. 2, pp. 153-180.

Brouwer, E., Kleinknecht, A. and J. O. N. Reijnen (1993), “Employment Growth and Innovation at the Firm Level”, *Journal of Evolutionary Economics*, vol. 3, no. 2, pp. 153-159.

Bustos, P., Caprettini, B. and J. Ponticelli (2016), “Agricultural Productivity and Structural Transformation: Evidence from Brazil”, *American Economic Review*, vol. 106, no. 6, pp. 1320-1365.

Chavas, J. P., Shi, G., Nehring, R and K. Stiegert (2018), “The Innovation-Employment Nexus: A Critical Survey of Theory and Empirics”, *Journal of Economic Survey*, vol. 32, no. 1, pp.83-117.

Cho, J. and J. Kim (2018), “Identifying Factors Reinforcing Robotization: Interactive Forces of Employment, Working Hour and Wage”, *Sustainability*, vol. 10, no. 2, p. 490.

Chun, H. and M. I. Nadiri (2008), “Decomposing Productivity Growth in the U.S. Computer Industry”, *Review of Economics and Statistics*, vol. 90, no. 1, pp. 174-180.

Coad, A. and R. Rao (2010), “Firm Growth and R&D Expenditure”, *Economics of Innovation and New Technology*, vol. 19, no. 2, pp. 127-145.

Demirel, P. and M. Mazzucato (2012), “Innovation and Firm Growth: Is R&D Worth It?”, *Industry and Innovation*, vol. 19, no. 1, pp. 45-62.

Ernst, H. (2001), “Patent Applications and Subsequent Changes of Performance: Evidence from Time-series Cross section Analyses on the Firm Level”, *Research Policy*, vol. 30, no. 1, pp. 143-157.

Esenturk, E., Wallace, A. G., and S. Khastgir (2022), “Identification of Traffic Accident Patterns via Cluster Analysis and Test Scenario Development for Autonomous Vehicles”, *IEEE Access*, vol. 10, pp. 6660-6675.

Falk, M. (2006), “What Drives Business Research and Development (R&D) Intensity across Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD) Countries?”, *Applied Economics*, vol. 38, no. 5, pp. 533-547.

Falk, M. and E. Hagsten (2018), “Employment Impacts of Market Novelty Sales: Evidence for Nine European Countries”, *Eurasian Business Review*, vol. 8, no. 2, pp. 119-137.

Frey, C. B. and M. A. Osborne (2017), “The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, pp. 254-280.

García-Manjón, J. V. and M. E. Romero-Merino (2012), “Research, Development, and Firm Growth. Empirical Evidence from European Top R&D Spending Firms”, *Research Policy*, vol. 41, no. 6, pp. 1084-1092.

Grande, J., Madsen, E. L. and O. J. Borch (2011), “The Relationship Between Resources, Entrepreneurial Orientation and Performance in Farm-Based Ventures”, *Entrepreneurship and Regional Development*, vol. 23, no. 3-4, pp. 89-111.

Greene, W. H. (2012), *Econometric Analysis 7th Edition*, Pearson: Boston.

Griliches, Z. (1998), “Patent Statistics as Economic Indicators: A Survey”, *R&D and Productivity: The Econometric Evidence,* University of Chicago Press: 298-343.

Grynkiv, G. and L. Stentoft (2018), “Stationary Threshold Vector Autoregressive Models”, *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 11, no. 45, p. 45.

Hill, R. C., Griffiths, W. E. and G. C. Lim (2017), *Principles of Econometrics 5th Edition*, Wiley: Hoboken.

Hitt, M. A., Ireland, R. D. and H. Lee (2000), “Technological Learning, Knowledge Management, Firm Growth and Performance: An Introductory Essay”, *Journal of Engineering and Technology Management*, vol. 17, no. 3-4, pp. 231-246.

IFR (2021), *World Robotics 2021*, International Federation of Robotics: Frankfurt.

IMD (2021), *World Competitiveness Yearbook*, International Institute for Management Development: Lausanne.

Joshi, H., Bishnoi, S., Choudhary, P. and S. L. Mundra (2019), “Future Prospects of Nanotechnology in Agriculture”, *International Journal of Chemical Studies*, vol. 7, no. 2, pp. 957-963.

Jung, J. H. and D. G. Lim (2020), “Industrial Robots, Emploment Growth, and Labor Cost: A Simultaneous Equation Analysis”, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 159, article 120202.

Kangogo, D., Dentoni, D. and J. Bijman (2021), “Adoption of Climate-Smart Agriculture Among Smallholder Farmers: Does Farmer Entrepreneurship Matter?”, *Land Use Policy*, vol. 109, article 105666.

Kim, J., Lee, C. Y. and Y. Cho (2016), “Technological Diversification, Core-technology Competence, and Firm Growth”, *Research Policy*, vol. 45, no. 1, pp. 113-124.

Koellinger, P. (2008), “The Relationship between Technology, Innovation, and Firm Performance – Empirical Evidence from e-Business in Europe”, *Research Policy*, vol. 37, no. 8. pp. 1317-1328.

Kwon, O. S. and H. Lee (2004), “Productivity Improvement in Korean Rice Farming: Parametric and Non-Parametric Analysis”, *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, vol. 48, no. 2, pp. 323-346.

Lepak, D. P., Takeuchi, R. and S. A. Snell (2003), “Employment Flexibility and Firm Performance: Examining the Interaction Effects of Employment Mode, Environmental Dynamism, and Technological Intensity”, *Journal of Management*, vol. 29, no. 5, pp. 681-703.

Li, Y., Zhao, Y. and Y. Liu (2006), “The Relationship between HRM, Technology Innovation and Performance in China”, *International Journal of Manpower*, vol. 27, no. 7, pp. 679-697.

Lim, D. G. and J. H. Jung (2019), “Technological Changes in Agriculture and Information Technology: Centrality and Citation Analyses of South Korean Agricultural Patent Data”, *Science, Technology and Society*, vol. 24, no. 2, pp. 316-337.

Lio, M. and M. Liu (2006), “ICT and Agricultural Productivity: Evidence from Cross-Country Data”, *Agricultural Economics*, vol. 34, no. 3, pp. 221-228.

Lo, M. C. and E. Zivot (2001), “Threshold Cointegration and Nonlinear Adjustment to the Law of One Price”, *Macroeconomic Dynamics*, vol. 5, no. 4, pp. 533-576.

Ludena, C. E. (2010), “Agricultural Productivity Growth, Efficiency Change and Technical Progress in Latin America and the Caribbean”, IDB working paper, IDB-WP-186.

Ma, Z. and Y. Lee (2008), “Patent Application and Technological Collaboration in Incentive Activities: 1980-2005”, *Technovation*, vol. 28, no. 6, pp. 379-390.

McGowan, D. and C. Vasilakis (2019), “Reap What You Sow: Agricultural Technology, Urbanization and Structural Change”, *Research Policy*, vol. 48, no. 9, article 103794.

Miller, D. (1983), “Correlates of Entrepreneurship in Three Types of Firms”, *Management Science*, vol. 29, no. 7, pp. 770-791.

Moltchanski, K. Nagm, F. and R. Powell (2010), “Does the Market Value Innovative Investments?”, A Comparison of CAPEX with Investment in R&D and IT, July 30, 2010.

Monte, A. D. and E. Papagni (2003), “R&D and the Growth of Firms: Empirical Analysis of a Panel of Italian Firms”, *Research Policy*, vol. 32, no. 6, pp. 1003-1014.

OECD (2016), “OECD Taxonomy of Economic Activities Based on R&D Intensity”, OECD STI Working paper (2016/4).

OECD (2021), *Main Science and Technology Indicators (MSTI Database)*. OECD Statistics. (2021. 3. 13.)

Ogutu, S. O., Okello, J. J. and D. J. Otieno (2014), “Impact of Information and Communication Technology-Based Market Information Services on Smallholder Farm Input Use and Productivity: The Case of Kenya”, *World Development*, vol. 64, pp. 311-321.

Pavitt, K. (1984), “Sectoral Patterns of Technical Change: Towards a Taxonomy and a Theory”, *Research Policy*, vol. 13, no. 6, pp. 343-373.

Peric, M. and V. Vitezic (2016), “Impact of Global Economic Crisis on Firm Growth”, *Small Business Economics*, vol. 46, no. 1, pp. 1-12.

Piva, M. and M. Vivarelli (2018), “Technological Change and Employment: Is Europe Ready for the Challenge?”, *Eurosian Business Review*, vol. 8, no. 1, pp. 13-32.

Pudasaini, S. P. (1983), “The Effects of Education in Agriculture: Evidence from Nepal”, *American Journal of Agricultural Economics*, vol. 65, no. 3, pp. 509-515.

Rao, A. B., Kiran, J. S. and G. Poornalatha (2021), “Application of Market-Basket Analysis on Healthcare”, *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, pp. 1-6.

Roodman, D. (2011), “Fitting Fully Observed Recursive Mixed-Process Models with CMP”, *Stata Journal*, vol. 11, no. 2, pp. 159-206.

Seo, M. H. (2011), “Estimation of Nonlinear Error Correction Models”, *Econometric Theory*, vol. 27, no. 2, pp. 201-234.

Tsai, K. H. (2005), “R&D Productivity and Firm Size: A Nonlinear Examination”, *Technovation*, vol. 25, no. 7, pp. 795-803.

Veidal, A. and O. Flaten (2014), “Entrepreneurial Orientation and Farm Business Performance”, *International Journal of Entrepreneurship and Innovation*, vol. 15, no. 2, pp. 101-112.

Verhees, F. J. H. M., Kuipers, A. and M. Klopcic (2011), “Entrepreneurial Proclivity and Farm Performance: The Case of Dutch and Slovenian Farmers”, *International Journal of Entrepreneurship and Innovation*, vol. 12, no. 3, pp. 169-177.

Voudouris, I., Deligianni, I. and S. Lioukas (2017), “Labor Flexibility and Innovation in New Ventures”, *Industrial and Corporate Change*, vol. 26, no. 5, pp. 931-951.

Welch, F. (1970), “Education in Production”, *Journal of Political Economy*, vol. 78, no. 1, pp. 35-59.

WIPO (2021), *WIPO Statistics Database*, World Intellectual Property Organization: Geneva.

Zellner, A. and H. Theil (1962), “Three-Stage Least Squares: Simultaneous Estimation of Simultaneous Equation”, *Econometrica*, vol. 30, no. 1, pp. 54-78.

Zhu, H., Zhang, Z. Huang, Y. and W. Mao (2021), “Quantile Heterogeneous Impact of R&D on Firms Growth in Chinese Manufacture: How Ownership, Firm Size and Sectors Matter?”, *Applied Economics*, vol. 53, no. 28, pp. 3267-3287.

부 록 A. 기술혁신, 기업성과, 고용의 연관관계

<부표 A-1> 독립변수 상관계수

구분	a	b	c	d	e	f	g	h	i
a.경영체제	1								
b.부서·조직변화	0.096	1							
c.해외진출	-0.055	0.109	1						
d.기업연령	0.024	-0.087	0.050	1					
e.기업규모	0.183	0.094	0.158	0.168	1				
f.상장여부	-0.037	0.032	0.169	0.225	0.051	1.			
g.R&D집약도	-0.067	0.097	0.111	-0.098	-0.016	0.081	1		
h.교육훈련투자	0.068	0.126	0.027	-0.036	0.116	0.034	0.110	1	
i.1인당 노동비용	0.102	0.066	0.085	0.230	-0.056	0.103	0.073	0.115	1
평균 VIF: 1.90									

주: 평균 VIF 값은 종속변수가 특허출원인 방정식을 근거로 하며, 교육훈련투자와 1인당 노동비용은 평균 VIF 계산에서 제외되었음.

<부표 A-2> 기술수준별 산업 분류

구분	산업명	R&D 집약도(%)	N
기술집약산업	핵연료 가공업	2.15	20
	기타 화학제품 제조업	2.31	58
	기초 의약물질 및 생물학적 제제 제조업	16.30	5
	의약품 제조업	4.51	67
	의료용품 및 기타 의약관련 제품 제조업	20.77	2
	반도체 및 기타 전자부품 제조업	1.24	52
	자동차 차체 및 트레일러 제조업	3.51	1
	반도체 제조업	1.88	42
	전자부품 제조업	1.22	132
	컴퓨터 및 사무용 기기 제조업	1.98	60
	통신 및 방송장비 제조업	3.11	62
	영상 및 음향기기 제조업	3.58	34
	측정, 시험, 항해, 제어 및 기타 정밀기기 제조업	6.87	16
	안경, 사진장비 및 기타 광학기기 제조업	6.45	9
	전기공급 및 전기제어장치 제조업	3.00	8
	전동기, 발전기 및 전기변환·공급·제어장치 제조업	2.81	68
	일반 목적용 기계 제조업	1.09	112
	특수 목적용 기계 제조업	2.25	95
	자동차 부품 제조업	1.63	238
	항공기, 우주선 및 부품 제조업	2.25	2
	평균/소계	**2.27**	**1,083**
일반산업	고기, 과실, 채소 및 유지 가공업	0.05	7
	도축, 육류 가공 및 저장 처리업	0.18	9
	수산물 가공 및 저장 처리업	0.01	5
	낙농제품 및 식용빙과류 제조업	0.26	24
	곡물가공품, 전분 및 사료 제조업	0.44	12
	기타 식품 제조업	1.47	54
	동물용 사료 및 조제식품 제조업	0.21	12
	음료 제조업	0.17	7
	알콜음료 제조업	0.17	18
	비알콜음료 및 얼음 제조업	0.13	29
	담배 제조업	0.00	1
	모피가공 및 모피제품 제조업	0.74	2
	방적 및 가공사 제조업	0.03	28
	직물직조 및 식물제품 제조업	1.65	33
	편조원단 및 편조제품 제조업	2.56	2
	섬유제품 염색, 정리 및 마무리 가공업	0.23	9
	기타 섬유제품 제조업	3.04	9
	봉제의복 제조업	0.03	16
	가죽, 가방 및 유사제품 제조업	0.37	19
	제재 및 목재 가공업	0.00	4
	나무제품 제조업	0.04	8

일반 산업	펄프, 종이 및 판지 제조업	0.13	14
	골판지, 종이상자 및 종이용기 제조업	0.00	1
	기타 종이 및 판지제품 제조업	0.62	5
	인쇄 및 인쇄관련 산업	0.14	17
	석유정제품 제조업	0.06	10
	기초화합물 제조업	0.65	64
	비료 및 질소 화합물 제조업	0.39	8
	합성고무 및 플라스틱 물질 제조업	0.95	15
	화학섬유 제조업	1.53	5
	고무제품 제조업	0.43	41
	플라스틱제품 제조업	1.22	72
	유리 및 유리제품 제조업	0.44	20
	도자기 및 기타 요업제품 제조업	0.44	26
	시멘트, 석회, 플라스터 및 그 제품 제조업	0.23	24
	기타 비금속 광물제품 제조업	2.07	6
	1차 철강 제조업	0.26	155
	1차 비철금속 제조업	0.26	37
	금속주조업	0.35	5
	구조용 금속제품, 탱크 및 증기발생기 제조업	0.56	35
	기타 조립금속제품 제조 및 금속처리업	0.36	12
	무기 및 총포탄 제조업	2.31	44
	기타 금속가공제품 제조업	0.58	42
	일차전지 및 축전지 제조업	0.39	14
	절연선 및 케이블 제조업	0.65	14
	전구 및 조명장치 제조업	3.53	5
	기타 전기장비 제조업	0.31	5
	가공 공작기계 제조업	0.43	2
	기타 가정용 기구 제조업	0.72	7
	가정용 기기 제조업	0.85	20
	자동차용 엔진 및 자동차 제조업	0.08	4
	선박 및 보트 건조업	0.78	75
	그 외 기타 운송장비 제조업	0.59	13
	가구 제조업	0.45	11
	악기 제조업	1.57	10
	인형, 장난감 및 오락용품 제조업	0.87	5
	그 외 기타제품 제조업	0.00	5
	평균/소계	**0.67**	**1,156**
평균/총계(전체 산업)		**1.42**	**2,239**

주: 해당 산업분류는 10차 한국표준산업분류(KSIC) 소분류를 기준으로 함.

부 록 B. 기술혁신, 농업생산성, 농업노동의 연관관계

<부표 B-1> IPC 분류코드 설명

IPC 코드	설명
Section A	생활필수품 및 농업
A01	농업, 임업, 축산, 수렵, 포획, 어업
A21	제빵, 반죽 제조 또는 가공의 기계 혹은 설비, 제빵용 반죽
A22	도살, 육(肉)처리, 가금류 또는 어류의 가공
A23	다른 클래스에 속하지 않는 그것들의 처리, 식품 또는 식료품
A24	담배, 엽권담배, 지권담배, 흡연용구
A41	의류
A42	두의
A43	신발류
A44	장신구류, 귀금속 보석류
A45	소지품 또는 여행용품
A46	브러시류
A47	가구, 가정용품 또는 가정용 설비, 커피 빻는 기구, 향신료 빻는 기구, 진공청소기 일반
A61	위생학, 의학 또는 수의학
A62	인명구조, 소방
A63	운동, 놀이, 오락
A99	이 섹션 중에서 그 밖에 분류되지 않는 주제 사항
Section B	처리조작, 운수
Section C	화학, 야금
Section D	섬유, 지류
Section E	고정구조물
Section F	기계공학, 조명, 가열, 무기, 폭파
Section G	물리학
Section H	전기

주: 특허청「국제특허분류(IPC) 코드 2019.01버전」을 참고하여 작성되었음.

부 록 C. 작물선택 전략과 영농성과: 기업가정신의 역할

<부표 C-1> 기초통계량: 2005년, 2010년, 2015년

구분	단위	2005년		2010년		2015년	
		Mean	S.D.	Mean	S.D.	Mean	S.D.
작물선택							
연관규칙 채택	더미	0.85	0.35	0.68	0.46	0.58	0.49
종속변수							
1ha당 판매금액	만원	1,780.60	4,607.49	2,096.02	6,233.15	1,973.19	7,053.19
경영주특성							
연령	년	61.43	11.05	62.69	11.30	65.44	10.73
성별	더미	0.80	0.40	0.82	0.39	0.80	0.40
교육수준	더미	0.04	0.20	0.07	0.25	0.08	0.27
농업 IT활용	더미	0.10	0.30	0.22	0.41	0.21	0.41
생산특성							
전업	더미	0.62	0.49	0.53	0.50	0.54	0.50
재배면적	ha	0.74	1.29	0.83	1.92	0.75	1.77
시설면적 비중	%	6.96	21.22	6.08	19.66	5.27	17.85
노동투입							
농업종사가구원	명	1.65	0.75	1.57	0.78	1.51	0.78
고용인력	명	0.00	0.12	0.16	2.32	0.19	3.45
이웃효과							
생산자조직	더미	0.23	0.42	0.26	0.43	0.22	0.41
지역 영농성과	만원	1,919.00	797.20	2,097.01	882.87	2,126.05	930.47
N		408,212		365,889		366,414	

<부표 C-2> 독립변수 상관계수: 2000년, 2020년

2000년

구분	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
a.연관규칙	1											
b.농업IT활용	-.053	1										
c.연령	.084	-.187	1									
d.성별	-.027	.071	-.238	1								
e.교육수준	-.015	.127	-.135	.081	1							
f.전업	-.023	-.010	.193	-.048	-.064	1						
g.재배면적	-.060	.140	-.197	.159	.037	.077	1					
h.시설비중	-.171	.100	-.177	.117	.003	.067	-.015	1				
i.농업가구원	-.030	.087	-.052	.402	-.027	.314	.207	.173	1			
j.고용인력	.001	.011	-.009	.002	.015	-.000	.034	.000	.055	1		
k.생산자조직	-.128	.147	-.220	.185	.006	.080	.166	.326	.262	.007	1	
l.지역성과	-.068	.015	-.033	.038	-.004	.091	-.138	.322	.093	-.003	.193	1

평균 VIF: 2.07

2020년

구분	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
a.연관규칙	1											
b.농업IT활용	.053	1										
c.연령	-.025	-.267	1									
d.성별	.054	.128	-.154	1								
e.교육수준	.012	.148	-.222	.084	1							
f.전업	.019	-.108	.334	-.072	-.146	1						
g.재배면적	.041	.093	-.082	.067	-.017	.051	1					
h.시설비중	.054	.083	-.094	.050	-.012	.073	.016	1				
i.농업가구원	.078	.020	.184	.234	-.089	.422	.108	.121	1			
j.고용인력	.005	.024	-.024	.013	-.005	.011	.145	.023	.023	1		
k.생산자조직	.128	.147	-.093	.107	-.019	.067	.138	.202	.169	.036	1	
l.지역성과	.051	-.001	-.011	.007	-.047	.116	.001	.180	.005	.005	.070	1

평균 VIF: 1.48

<부표 C-3> Tobit모형 추정결과: 2005년, 2010년

변수구분	재배면적 1ha당 판매금액(ln)			
	2005년		2015년	
작물선택				
연관규칙 채택	-0.223	***	0.460	***
	(0.010)		(0.009)	
경영주특성				
연령	0.095	***	0.049	***
	(0.003)		(0.004)	
$(연령)^2$	-0.001	***	-0.000	***
	(0.000)		(0.000)	
성별	-0.090	***	-0.041	***
	(0.010)		(0.011)	
교육수준(대졸)	0.652	***	0.421	***
	(0.088)		(0.086)	
연령×교육수준	-0.030	***	-0.019	***
	(0.002)		(0.001)	
생산특성				
전업	0.304	***	0.192	***
	(0.008)		(0.009)	
재배면적	0.517	***	0.180	***
	(0.004)		(0.005)	
시설비중	0.017	***	0.014	***
	(0.000)		(0.000)	
노동투입				
농업종사가구원	0.500	***	0.295	***
	(0.006)		(0.006)	
고용인력	-0.199	***	0.002	*
	(0.029)		(0.001)	
이웃효과				
생산자조직 참여	0.445	***	0.482	***
	(0.010)		(0.011)	
지역 영농성과	0.519	***	0.313	***
	(0.011)		(0.013)	
농가형태				
채소	0.779	***	2.149	***
	(0.009)		(0.010)	
과수	1.200	***	1.951	***
	(0.012)		(0.013)	
특용/약용	1.005	***	1.886	***

	(0.018)		(0.015)	
지역				
경기도	-0.404	***	-0.382	***
	(0.018)		(0.018)	
강원도	0.008		0.272	***
	(0.020)		(0.019)	
충청북도	-0.018		0.282	***
	(0.020)		(0.020)	
충청남도	0.057	***	0.308	***
	(0.019)		(0.020)	
전라북도	0.384	***	0.355	***
	(0.020)		(0.020)	
전라남도	0.755	***	0.507	***
	(0.017)		(0.018)	
경상북도	0.418	***	0.425	***
	(0.017)		(0.018)	
경상남도	0.555	***	0.265	***
	(0.018)		(0.019)	
제주도	0.430	***	0.607	***
	(0.024)		(0.027)	
상수항	-1.904	***	-0.093	
	(0.123)		(0.152)	
LR Chi2	133574.1	***	113993.0	***
Pseudo R-squared	0.0710		0.0669	
N	408,212		366,414	

주: 1) 복합작물 농가(단일작물 재배면적 100% 미만) 대상임.

2) 논벼, 축산, 기타(양잠 등)인 영농형태의 농가는 제외됨.

3) 재배면적이 없는 농가는 제외됨.

4) 단절값의 하한은 0원이며, 상한은 2억 원(2005년)과 5억 원(2015년)임.

5) (　　)는 표준오차임.

6) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

<부표 C-4> CMP 추정결과: 판매금액 결정요인(2005년~2015년)

변수구분	2005년		2010년	
	연관규칙 채택	1ha당 판매금액(ln)	연관규칙 채택	1ha당 판매금액(ln)
작물선택				
연관규칙 채택		3.093 ***		0.104 ***
		(0.008)		(0.024)
경영주특성				
연령	0.018 ***	0.058 ***	0.020 ***	0.051 ***
	(0.002)	(0.003)	(0.002)	(0.003)
$(연령)^2$	-0.000 ***	-0.001 ***	-0.000 ***	-0.000 ***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
성별	0.050 ***	-0.065 ***	0.012 *	-0.026 ***
	(0.007)	(0.010)	(0.006)	(0.010)
교육수준(대졸)	-0.228 ***	0.536 ***	0.036	0.298 ***
	(0.052)	(0.090)	(0.044)	(0.066)
연령×교육수준	0.006 ***	-0.025 ***	0.001	-0.016 ***
	(0.001)	(0.002)	(0.001)	(0.001)
농업 ICT활용	0.034 ***		0.017 ***	
	(0.006)		(0.006)	
농가특성				
전업	-0.049 ***	0.296 ***	-0.064 ***	0.153 ***
	(0.005)	(0.008)	(0.005)	(0.008)
재배면적	-0.256 ***	0.528 ***	0.061 ***	0.093 ***
	(0.003)	(0.004)	(0.003)	(0.004)
시설비중	-0.010 ***	0.027 ***	0.001 ***	0.014 ***
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
노동투입				
농업종사가구원	0.018 ***	0.404 ***	0.031 ***	0.314 ***
	(0.004)	(0.006)	(0.004)	(0.005)
고용인력	0.045 **	-0.178 ***	-0.003 ***	0.005 ***
	(0.018)	(0.029)	(0.001)	(0.001)
이웃효과				
생산자조직 참여	-0.077 ***	0.518 ***	0.084 ***	0.514 ***
	(0.006)	(0.010)	(0.006)	(0.009)
지역 판매금액	0.008	0.465 ***	0.173 ***	0.275 ***
	(0.007)	(0.012)	(0.007)	(0.011)
농가형태				
채소	-0.075 ***	0.799 ***	-0.031 ***	2.224 ***
	(0.006)	(0.009)	(0.006)	(0.009)
과수	-0.480 ***	1.461 ***	1.150 ***	2.109 ***
	(0.007)	(0.012)	(0.008)	(0.013)
특용/약용	-0.374 ***	1.238 ***	0.043 ***	2.062 ***
	(0.011)	(0.018)	(0.010)	(0.015)

지역								
경기도	0.335	***	-0.510	***	0.114	***	-0.426	***
	(0.012)		(0.019)		(0.012)		(0.017)	
강원도	-0.012		-0.008		-0.255	***	0.327	***
	(0.013)		(0.021)		(0.012)		(0.018)	
충청북도	-0.031	**	0.011		-0.117	***	0.334	***
	(0.012)		(0.020)		(0.013)		(0.018)	
충청남도	0.031	**	0.012		-0.191	***	0.226	***
	(0.012)		(0.019)		(0.012)		(0.017)	
전라북도	-0.005		0.276	***	-0.207	***	0.376	***
	(0.013)		(0.021)		(0.012)		(0.018)	
전라남도	-0.385	***	0.925	***	-0.426	***	0.572	***
	(0.011)		(0.018)		(0.011)		(0.016)	
경상북도	-0.018	*	0.340	***	-0.178	***	0.499	***
	(0.010)		(0.017)		(0.011)		(0.016)	
경상남도	-0.186	***	0.603	***	-0.268	***	0.382	***
	(0.011)		(0.019)		(0.012)		(0.017)	
제주도	-0.382	***	0.909	***	-0.728	***	0.700	***
	(0.014)		(0.024)		(0.015)		(0.022)	
상수항	0.435	***	-3.003	***	-1.460	***	0.378	***
	(0.077)		(0.126)		(0.080)		(0.117)	
Wald chi2	286530.6***				209601.6***			
Log likelihood	-992631.4				-975220.8			
N	408,212				365,889			

주: 1) 복합영농 농가(단일작물 재배면적 100% 미만)을 분석대상으로 함.

2) 논벼, 축산, 기타(양잠 등)인 영농형태를 갖는 농가는 제외됨.

3) 재배면적이 0인 농가는 제외됨.

4) 단절값의 하한은 0원이며, 상한은 2억 원임.

5) ( )안은 표준오차임.

6) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

<부표 C-4> CMP 추정결과: 판매금액 결정요인(2005년~2015년)

변수구분	2015년			
	연관규칙 채택		1ha당 판매금액(ln)	
작물선택				
연관규칙 채택			0.494	***
			(0.036)	
경영주특성				
연령	0.026	***	0.045	***
	(0.002)		(0.003)	
(연령)^2	-0.000	***	-0.000	***
	(0.000)		(0.000)	
성별	-0.005		-0.027	***
	(0.006)		(0.010)	
교육수준	0.232	***	0.367	***
	(0.048)		(0.076)	
연령×교육수준	-0.004	***	-0.017	***
	(0.001)		(0.001)	
농업 ICT활용	0.062	***	0.181	***
	(0.006)		(0.008)	
농가특성				
전업	-0.067	***	0.181	***
	(0.005)		(0.008)	
재배면적	0.134	***	0.124	***
	(0.003)		(0.004)	
시설비중	0.001	***	0.014	***
	(0.000)		(0.000)	
노동투입				
농업종사가구원	0.064	***	0.276	***
	(0.003)		(0.005)	
고용인력	-0.002	***	0.003	***
	(0.001)		(0.001)	
이웃효과				
생산자조직 참여	0.120	***	0.478	***
	(0.006)		(0.010)	
지역 영농성과	0.034	***	0.307	***
	(0.007)		(0.011)	
농가형태				
채소	0.392	***	1.894	***
	(0.005)		(0.011)	
과수	1.202	***	1.707	***
	(0.007)		(0.018)	
특용/약용	0.305	***	1.632	***
	(0.008)		(0.014)	

지역				
경기도	-0.029	***	-0.331	***
	(0.010)		(0.016)	
강원도	-0.296	***	0.248	***
	(0.010)		(0.017)	
충청북도	-0.263	***	0.264	***
	(0.011)		(0.018)	
충청남도	-0.306	***	0.287	***
	(0.011)		(0.018)	
전라북도	-0.264	***	0.331	***
	(0.011)		(0.018)	
전라남도	-0.346	***	0.476	***
	(0.010)		(0.016)	
경상북도	-0.172	***	0.405	***
	(0.010)		(0.016)	
경상남도	-0.315	***	0.247	***
	(0.011)		(0.017)	
제주도	-0.509	***	0.598	***
	(0.016)		(0.024)	
상수항	-1.123	***	0.358	***
	(0.085)		(0.135)	
Wald chi2	185149.4***			
Log likelihood	-1012578.4			
N	366,414			

주: 1) 복합영농 농가(단일작물 재배면적 100% 미만)을 분석대상으로 함.

2) 논벼, 축산, 기타(양잠 등)인 영농형태를 갖는 농가는 제외됨.

3) 재배면적이 0인 농가는 제외됨.

4) 단절값의 하한은 0원이며, 상한은 5억 원임.

5) ( )안은 표준오차임.

6) *** $p<0.01$, ** $p<0.05$, * $p<0.1$

<부도 C-1> Apriori 알고리즘 (SQL)

순서	Algorithm Apriori
1)	$L_1 = \{large\ 1-itemsets\}$;
2)	***for*** $(k=2;\ L_{k-1} \neq 0; k++)$ ***do begin***
3)	$C_k = apriori-gen(L_k-1);$ $//New\ candidates$
4)	***forall*** $transactions\ t \in D$ ***do begin***
5)	$C_t = subset(C_k, t);$ $//\ Candidates\ contained\ in\ t$
6)	***forall*** $candidates\ c \in C_t$ ***do***
7)	$c.count++;$
8)	***end***
9)	$L_k = \{c \in C_k \mid c.count \geq minsum\}$
10)	***end***
11)	$Answer = \cup_k L_k;$

자료: Agrawal and Srikant(1994), p.5.

Abstract

Technological Innovation, Economic Performance, and Employment

Dong-Geon Lim

Department of Agricultural Economics and Rural Development

The Graduate School

Seoul National University

Technological innovation is one of the major strategies adopted in most industries because of its benefits in boosting economic performance. The effects of technological innovation on economic performance and labor have been receiving much attention in the manufacturing sector. However, the most recent cutting-edge digital transformation technologies, such as smart farming, drone-based farming, and unmanned tractors, have been receiving less attention in the agricultural sector despite its magnificent impact on agricultural productivity. This paper analyzed the effects of technological innovation on economic performance and employment in both

manufacturing and agricultural industries.

In Chapter 3, since technological innovation is considered an endogenous variable determined by capital accumulation and labor inputs, this paper considered its endogenous characteristics by analyzing two-way causal relationships among firms' technology innovation (stock of patent applications), corporate performance (sales per worker), and employment (number of workers, proportion of high-skilled workers). To this end, a three-stage least squares (3SLS) method was employed to estimate the system of equations in which the three dependent variables affected each other with a two-year time lag using firm-level panel data for Korean manufacturers with 100 or more workers over the period between 2005 and 2017. Exogenous variables, including firms' managerial and other characteristics, were used in the model. Identification variables for the three equations were firms' R&D intensity, investment in workers training, and labor cost per worker (or operation of firms' own R&D center), respectively. The empirical results revealed that firms' patent stock increased sales per worker, number of workers, and proportion of high-skilled workers and that the causal relationships in the opposite direction were also significant. This can imply that firms' technological innovation is critical to employment growth and quality improvement as well as sustainable corporate growth.

In Chapter 4, the paper focused on technological innovation in the agricultural sector and estimated the causal relationships between technological innovation (agricultural patent applications), labor productivity, and the number of agricultural workers using time-series analysis. A vector autoregression (VAR) model with a five-year time lag was applied to each time-series variable for the

period of 1963-2018. Drawing on Lo and Zivot (2001), a two-threshold VAR model was also estimated employing two endogenous variables: the number of agricultural patent applications and agricultural workers. The VAR(5) model revealed that there was a substitute relationship between the applications of agricultural patent and number of agricultural workers over the entire period (1963-2018). The two-threshold VAR model, however, showed that this substitution effect has been less strong and even switched to a complementary relationship over three different regimes (1963-1989, 1990-2008, 2009-2018). Given that the two different years separating the three regimes were followed by the years when structural breaks of agricultural patents happened (i.e., 1986, 2008), the weakening of labor substitution effect might be caused by the changes in the characteristics of agricultural technological innovation. This may suggest the importance of education and training systems that enable farmers to follow-up with the latest technologies and the technologies to further expand its applicability to agriculture.

In Chapter 5, I analyzed the effects of farms' adoption of association rules (i.e., crop portfolio strategies) on their economic performance (crop sales) for the period of 2000-2020. Two approaches were employed in this analysis. First, I derived association rules related to farms' crop choices using the Market Basket Analysis (MBA) with Census of Agriculture, Forestry and Fisheries dataset. Second, I estimated the effects of the farms' adoption of the association rules on their crop sales using the Tobit model and the two-stage model in which the endogeneity problem of the adoption of association rules was controlled. In this step, I used explanatory variables including the farms' adoption of the association rules, farm-specific characteristics, production characteristics, labor input,

and other variables representing neighborhood effects. The main results of the analysis are as follows. First, the MBA analysis suggested that the number of association rules decreased over the two decades, while lift indices of the association rules increased, implying that crop portfolio strategies have become simpler and more reliable. Second, the Tobit model indicated that the adoption of association rules had positive effects on the farms' crop sales for the years 2010-2020, but negative effects for the years 2000-2005. Third, the two-stage model, however, showed that the adoption of the association rules increased the farms' crop sales significantly for the entire period 2000-2020. Moreover, the farmers' education levels and the degree of information and communication technology (ICT) utilization for their farm activities were positively related to the probability of adopting the association rules. Therefore, the farmers' entrepreneurship related to their crop portfolio strategies might be essential to enhancing their economic performance.

From the abovementioned results, technological innovation, that could increase the economic performance of the two industries, has been the crucial determinant for sustainable economic growth in Korea over the past few decades. This may support the importance of enhancing farmers' managerial ability that enables them to absorb agricultural information and/or new agricultural technologies, thereby increasing farm performance.

Despite concerns about its labor substitution effects, this paper showed that the expansion of technological innovation led to employment growth in the Korean manufacturing sector. However, given the skill-biased characteristics of technological innovation, policy efforts would be required to respond to the possibilities of wage polarization and the unemployment of low-skilled workers. In

terms of the agricultural sector, the degree of labor substitution tends to be larger than that in manufacturing because of its labor-intensive characteristics, implying that policy makers should take actions to deal with the decrease in agricultural workers by preventing rural out-migration and inducing rural in-migration. Additionally, increasing the supply of skilled agricultural workers for enhancing the complementary relationship between technological innovation and agricultural labor may be necessary.

keywords : Technological innovation, Patent applications, Econonmic performance, Employment

Student Number : 2017-33681