

이슈페이퍼

한국 박사노동시장의 성별·고용형태별 임금격차

김명환

이슈페이퍼

한국 박사노동시장의 성별·고용형태별 임금격차

김명환

한국 박사노동시장의 성별·고용형태별 임금격차

김명환¹⁾

〈 목 차 〉

I. 서론	02
II. 선행연구	04
III. 분석방법 및 자료	07
IV. 분석결과	16
V. 요약 및 정책제언	25
참고문헌	27
Abstract	30
[부록]	31

본 연구는 박사노동시장의 특성을 분석하기 위해 성별·고용형태별 임금격차를 분해하였다. 일반 근로자에 비해 보다 동질적인(homogenous) 박사표본을 사용하여 미관측 이질성(unobserved heterogeneity)을 통제하였으며, 성향점수매칭(PSM)을 다양한 임금분해방법과 결합함으로써 선택성(selection bias)이 교정된 분석결과를 도출하였다. 박사학위 보유자의 성별격차를 분포적 접근법(distributional approach)인 RIF 임금분해를 활용하여 분석한 결과, 명백한 밑바닥 일자리(sticky floor) 효과와 제한적인 유리천장(glass ceiling) 효과를 확인하였다. 또한 일반화 임금분해를 통한 고용형태별 임금격차를 분석한 결과 박사노동시장에서의 비정규직 차별은 상당하며, 다만 STEM 부문에서 여타 평균적인 정도에 비해 다소 양호한 수준임을 보여 주었다. 이러한 고학력 노동시장 집단 간에 나타나는 임금격차를 완화하기 위해서는 처우개선을 위한 법·제도적인 기반구축, 합리적인 임금체계의 도입 등이 요구된다.

- 주제어: 박사학위 보유자, 임금격차, 임금분해분석, 성향점수매칭

1) 한국직업능력연구원 부연구위원(mhk@krivet.re.kr)

I. 서론

그동안 한국사회에는 교육을 통해 노동시장의 성과를 극대화할 수 있다는 기대가 널리 퍼져 있었다. 특히 박사학위자의 경우 학술연구를 통해 얻은 풍부한 지식과 정보에 대해 합당한 보상을 받으리라 여겨졌기 때문에 차별과는 거리가 먼 것으로 이해되어 왔다. 최근 기술혁신에 따라 연구역량을 갖춘 고급인력에 대한 수요가 증가했으며, 이에 국내 박사학위 취득자는 2016년 13,882명, 2018년 14,674명, 2020년 16,139명, 2022년 17,760명으로 지속적으로 증가해 왔다(장광남 등, 2022). 그러나 이러한 고학력자의 증가는 대학교수, 국책연구소 연구원 등 학력수준에 적합한 일자리의 수가 제한적인 상황에서 불만족스러운 노동시장 성과를 야기할 수 있으며 만연한 차별적 구조 역시 고학력 노동시장의 효율적 작용을 방해할 수 있다.

31.1%로 OECD 회원국 중 1위(OECD, 2021)인 한국의 성별 임금격차와²⁾, 2021년 38.4%로 역대 최대치를 기록한 비정규직의 정규직 대비 상대임금 역시 72.9% 수준에 불과하다는 점에 비추어 보면, 성별·고용형태별 격차는 한국노동시장의 주요 특징 중 하나라고 할 수 있다. 박사학위 보유자 역시 이러한 차별적 구조에서 자유로울 수 없을 것이다. 실제로 2021년 기준 연간 급여가 5,000만 원 이상인 남성박사의 비율이 여성박사의 1.9배에 이르고, 전체 박사학위 보유자 중 비정규직 고용형태는 34.7%에 달한다(백원영 등, 2021). 이에 본 연구는 박사학위 보유자의 성별·고용형태별 임금격차를 분석함으로써 고학력자에 대해서도 작용하는 노동시장 소수집단(minority group)에 대한 불평등 메커니즘을 살펴보고자 한다.

한편 교육수준(Becker 1985), 업종(Bayard et al. 2003) 등 관찰·통제가 가능한 요소 외 직업 지향성(Chevalier 2004)과 같은 관측할 수 없는 요소(unobserved factors)를 포함할 경우 임금효과 추정에 어려움을 줄 수 있다는 원리에 비추어 보면(Schulze 2015), 박사학위 보유자를 모집단으로 하는 본 연구는 실증분석 측면에서 상당한 이점을 가진다. 일반 근로자에 초점을 맞춰 이질적인 개인(heterogeneous individual)을 대상으로 대규모 설문조사를 통해 구축한 자료를 활용한 선행연구들의 경우, 추정결과의 편의를 통제하기 위한 복잡한 방법을 새로이 채택해야 했다. Heckman(1979)의 2단계 추정법, 전환회귀모형³⁾이 대표적인 방법이지만, 임금격차 분석에 적용하기 위한 시행절차가 상대적으로 복잡하다는 단점이 있다.

미관측 요인에 의한 이질성을 통제하기 위한 보다 직관적인 접근법 중 하나는 이론적으로 동질적인 모집단이라고 할 수 있는 박사학위 보유자를 모집단으로 한 데이터를 활용하여 임

2) 또한 지난 10년 동안 개선 폭이 5.5%p에 불과해 OECD 회원국 중 가장 작은 감소 폭을 보였다.

3) Heckman(1979) 방법은 프로비트(probit) 분석을 통해 Inverse Mill's ratio λ 를 계산한 후 이를 외생변수로 추가하여 편의를 제거하는 절차를, 전환회귀분석은 임금함수와 선택식(selection equation)을 결합추정하여 우도(likelihood)를 최대화하는 추정값을 구하는 최우추정법을 활용한다.

임금격차를 추정하는 것이다. 전체 인구에서 차지하는 비율이 상대적으로 낮지만 학술연구를 위한 특별한 훈련을 받고 주로 연구직 경력경로를 밟는 등 동질적인 특성을 가지는 박사학위 보유자를 분석함으로써 한국 박사노동시장에 대한 새로운 정보를 얻을 수 있을 뿐 아니라 관측할 수 없는 요소의 영향 또한 보다 용이하게 통제할 수 있는 것이다.

본 연구는 박사학위 보유자의 성별·고용형태별 임금격차 분석에 있어 격차의 크기뿐만 아니라 그 구성요소의 상대적 중요도에도 주목하여 다양한 형태의 임금분해방법을 활용하였다. 구체적으로 임금이 실제로는 편중분포(skewed distribution)되어 있다는 점에 착안하여 성별 임금격차에 유리천장(glass ceiling) 효과 또는 밑바닥 일자리(sticky floor) 효과가 있는지 검토하기 위해 RIF 임금분해를 활용하였다. 한편 고용형태별 임금격차를 차별로 인한 정규직 프리미엄(the premium for permanent contracts)과 비정규직 패널티(the penalty for temporary contracts)를 세부 분해하기 위해 일반화 임금분해(generalized wage decomposition)를 활용하여 이를 식별하였다. 더불어 최근 제4차 산업혁명, 탄소중립기술 등 이슈에 있어 중요한 이공계(STEM: science, technology, engineering, and mathematics) 분야에 대한 분석을 별도로 실시하였다. 실제 한국의 STEM 분야의 신규 박사학위자가 2014년 5,320명, 2016년 5,666명, 2018년 6,058명, 2020년 6,946명으로 점차 증가하고 있으나, 과학기술인력의 비정규직 수와 비율도 역시 늘고 있으며 정규직 대비 임금격차도 점차 커지고 있는 상황이다.⁴⁾

실증분석에는 과학기술정책연구원의「박사인력활동조사」2012년, 2017년 조사가 활용된다. 이 자료는 개별 임금액, 고용형태, 교육특성, 전공분야 등 한국 박사학위 보유자에 대한 종합적인 정보를 포함되어 있어 본 연구에 적합하다. 더불어 본 연구는 「박사인력활동조사」가 횡단면 데이터(cross-sectional data)임을 고려하여 성향점수매칭(PSM: propensity scored matching)을 통해 노동시장의 지배적 집단(남성, 정규직)과 소수집단(여성, 비정규직)이 상호 유사하게 구성된 데이터 세트를 활용함으로써 선택편의(selection bias)를 통제하고자 하였다.

4) 구체적으로 자연과학 및 공학박사 중 정규직 비율은 2012년 64.6%, 91.2%에서 2015년 52.4%, 71.5%로 감소했지만, 같은 기간 비정규직 비중은 각각 35.4%, 8.8%에서 47.4%, 28.5%로 증가했다.

II. 선행연구

유리천장(glass ceiling) 효과는 임금분포의 고임금 분위로 갈수록 성별 임금격차가 확대 되는 현상을 가리키는데, 주로 고위직 남성집단의 폐쇄적 네트워크, 임금 및 승진에 대한 여성의 낮은 협상력, 일-가정 양립 정책의 미비 등 다양한 사유에 기인한다고 알려져 있다 (Babcock and Laschever 2003; Datta Gupta et al. 2008; Chzhen and Mumford 2009). 반면 밑바닥 일자리(sticky floor) 효과는 임금분포의 하단부에서 성별 임금격차가 더 커지는 현상을 의미하고, 저임금 분위 여성을 대체할 충분한 남성인력의 존재, 여성에게 불리한 노동시장의 이중구조, 취약 여성 근로자에 대한 노동조합의 무관심 등이 이러한 현상의 원인으로 꼽히고 있다(Tannuri-Pianto et al. 2004; Booth 2007).

성별 임금격차에 관한 서구 선진국의 연구들은 임금분해에 관한 분포적 접근(distributional approach)을 활용하여 두 효과에 대한 실증적 증거를 발견했다. Arulampalam et al.(2007)는 1995~2001년 유럽 공동체 가구 패널(European Community Household Panel)에 조건부 분위회귀(conditional quantile regression)에 기반한 임금분해를 적용하여 11개국의 성별 임금격차를 추정하였다. 분석결과 오스트리아, 영국, 프랑스, 독일, 이탈리아 등 대부분의 유럽국가에서 유리천장(glass ceiling)이 관찰되며 밑바닥 일자리(sticky floor)는 일부 국가에서만 발견되었다. Christofides et al.(2013) 역시 2007년 소득 및 생활 조건에 관한 유럽 연합 통계(European Union Statistics on Income and Living Conditions) 자료를 사용하여 26개 유럽국가의 성별 임금격차를 분해하였다. 여기서 다수의 유럽국가들에서 설명되지 않는 격차가 임금분포의 상단과 하단 모두에서 넓어지는 것으로 나타났으나, 정규직(full-time full-year employment)만을 분석대상으로 삼았을 경우 유리천장 효과가 훨씬 더 분명하게 관찰되었다.

한국의 경우, Cho et al.(2014)은 노동시장을 핵심부문과 주변부부문으로 구분한 후 「한국 노동패널조사」 2008년 자료에 조건부 분위회귀에 기반한 Chernozhukov et al.(2013)의 임금분해방법을 적용하여 성별 임금격차를 분석하였다. 노동시장 구조를 고려하지 않고 노동시장 전체를 분석하였을 때에는 유리천장이 명확히 관찰되지는 않았지만, 중소기업에 소속된 저학력-비정규직-여성 근로자를 대상으로 하였을 경우 유리천장이 심각한 것으로 나타났다. 허식(2018)은 무조건부 분위회귀(unconditional quantile regression)에 기반한 RIF 임금분해와 「임금구조기본통계조사」를 활용하여 분석한 결과, 최근 전체 노동시장에서의 유리천장 현상은 관찰되지 않았지만, 중소기업 및 저학력 여성인력들이 대기업 및 고학력 여성인력보다 차별을 더 많이 받고 있으며, 이러한 주변부분 여성인력들에 대한 유리천장 현상은 과거

30년 동안 지속되고 있다고 하였다.

박사과정을 이수한다는 것은 높은 수준의 지식, 정보 및 소득 잠재력을 의미하므로 이들을 모집단으로 하는 표본은 일반 근로자에 비해 이론적으로 더 동질적으로 보여진다. 따라서 위에서 살펴본 일반 근로자에 초점을 맞춘 선행연구의 시사점이 박사학위 보유자에게까지 확대될 수 있는지는 불명확하다(Kim and Park, 2023). 그러나 박사학위 보유자 간 성별 임금격차는 소수의 연구에서만 다루어져 왔다. 예를 들어 Webber and Canché(2015)는 미국 STEM 분야의 박사학위 보유자 간에 상당한 성별 임금격차가 있음을 발견했고, Park(2018)은 한국 박사노동시장에도 상당한 성별 임금격차가 존재하며 주로 생산성으로 설명될 수 없는 차별적 요소에 크게 기인한다고 하였다.

특히 유리천장 효과와 밑바닥 일자리 효과에 초점을 맞추면서 박사학위 보유자를 분석한 연구는 더욱 제한적이다. Schulze(2015)는 고등교육 졸업생 목적지 조사(Destination of Leavers from Higher Education Survey)상의 2004년, 2005년 졸업 후 42개월 동안의 영국 박사학위 졸업생을 대상으로 성별 임금격차를 분석하였다. 조건부 분위회귀에 기반한 Machado and Mata(2005)와 Melly(2005)의 임금분해를 적용한 결과, 분야 간 패턴 차이가 있지만 더 높은 임금분위에서 계수효과(coefficient effect)가 크게 증가하는 유리천장이 관찰되었다. Alfano et al.(2021)은 이탈리아 박사학위 보유자 취업가능성 조사(Indagine sull'inserimento professionale dei Dottori di Ricerca)를 활용하여 조건부 분위회귀에 기반한 Chernozhukov et al.(2013)의 임금분해를 실시한 결과, 전체 박사학위자, 학술분야 또는 비학술분야 STEM 전공자, 비학술분야 비STEM 전공자에서 유리천장 현상을 발견했으며 비STEM 전공자 사이에서 더 큰 규모로 관찰되었다. 「박사인력활동조사」를 활용하여 한국의 사례를 분석한 Kim and Park(2023)은 RIF 임금분해와 PSM을 결합하였다. 월별 임금을 종속변수로 하여 분석한 결과, 한국 박사학위 보유자들 사이에는 명확한 밑바닥 일자리 효과와 제한적인 유리천장 효과가 존재한다는 실증적 증거가 발견되었다.

박사노동시장에 관한 선행연구의 부족은 고용형태별 임금격차의 경우에도 마찬가지여서 대부분 일반 근로자를 분석대상으로 하였다. 우선 임금분해를 활용한 것은 아니지만, Bosio(2014)는 이탈리아의 가계소득 및 재산조사(Survey of Italian Households' Income and Wealth)에 선택성을 통제하기 위한 무조건부 도구변수 분위수 처리 효과(Unconditional IVQTE) 모형을 적용한 결과, 비정규직에 대한 임금격차는 임금분포 하단에서 훨씬 크고 고임금 분위에서는 거의 없음을 보여 주었다. 마찬가지로 고용형태별 총 임금격차를 다룬 Booth et al.(2002)는 영국 가구 패널 조사(British Household Panel Survey)를 활용하여 비정규직 근로자는 직업만족도와 훈련도가 낮고 그에 따른 임금격차가 6.5%에 이르는 것으로 밝혔으며, Blanchard and Landier(2002)는 프랑스 인구의 1/300

을 대상으로 실시한 고용조사(Enquêtes Emploi)를 분석한 결과 정규직과 비정규직 간 임금격차가 20%에 이른다고 하였다. 임금분해를 통해 스페인 사례를 분석한 Davia et al.(2004)는 연령 집단에 상관없이 정규직이 비정규직보다 더 높은 임금을 받지만, 이는 고용구성이나 직무 및 개인 특성의 분포 차이로 설명이 될 수 있으며 보상격차에 의한 것은 아니라고 하였다.

한국사례를 분석한 남재량(2007)은 「한국노동패널조사」에 전통적인 Oaxaca-Blinder (1973)의 임금분해를 활용하여 고용형태별 임금격차의 9%가 생산성과 관계없는 차별적 요인에 의해 발생하였음을 밝혔다. Kim and Kim(2023)도 같은 자료로 일반화 임금분해를 실시하였는데, 유노조 사업장의 경우 고용형태별 임금격차의 29.1~38.8%가, 무노조 사업장에서는 18.8~26.2%가 차별에 기인한다고 하였다.

우리가 아는 한 박사학위 보유자의 고용형태별 격차를 분해분석한 본격적인 학술연구는 아직 진행된 바 없으며, 다만 정책연구 차원에서 전체 과학기술인력 표본 중 석·박사학위 보유자를 추출하여 정규직과 비정규직 간 임금격차를 분해한 사례는 존재한다. 한국과학기술기획평가원(2015)에 따르면, 대학·전문대 학사 집단의 경우 개인 특성에 따른 생산성 차이는 임금격차에 별다른 영향을 주지 못하고 이로써는 설명되지 않는 차별이 임금에 큰 영향을 주는 것으로 나타났으며, 석·박사학위 집단의 경우 차별보다는 개인 특성에 따른 생산성 차이가 임금격차에 더 큰 영향을 미쳤다.

이렇듯 박사학위 보유자 간 임금격차에 관한 선행연구가 풍부하지 않는 상황에서 차별의 원인을 설명하는 이론의 검토는 가설적 예측에 도움을 줄 수 있을 것이다. 우선 이중노동시장 이론(dual labor market theory)에 입각하여 박사노동시장도 성별·고용형태별로 분절된 구조를 가지고 있다고 가정해 볼 수 있다. 이에 따르면 노동시장은 고임금, 안정적인 고용 및 승진사다리를 가진 1차부문과 저임금, 훈련 및 승진 기회의 결핍을 특징으로 하는 2차부문으로 분절되어 있으며(Doeringer and Piore, 1971), 여성이나 비정규직 등 노동시장 소수집단은 후자에 속할 가능성이 높다고 설명한다. 결국 박사학위자라고 하더라도 이러한 소수집단에 해당하게 되면 학력수준에 부합하지 않는 차별을 겪게 된다는 것이다. 한편 임금결정에 있어 사회적 네트워크가 중요한 역할을 한다는 이론적 설명도 있다(Ragins and Sundstrom, 1989). 이에 따르면 조직생활에서 다양한 네트워크를 구축하여 사회적 자본을 축적할 수 있는데, 조직에서 지배적 영향력을 행사하는 집단은 비공식 네트워크 등을 통해서 고임금직무로 진출할 수 있는 기회가 다양하게 주어진다. 많은 경우 남성이나 정규직이 대학교나 연구기관 내에서 유리한 입지를 점하고 있다는 점에 비추어 보면, 각종 공식 및 비공식 네트워크에서 소외된 여성, 비정규직은 임금차별을 받을 수 있다.

III. 분석방법 및 자료

1. 분석방법

가. 성향점수매칭

Rosenbaum and Rubin(1983)이 처음 제안한 성향점수매칭(PSM)은 특정집단과 짝을 이루는 유사한 집단을 인위적으로 구성함으로써 선택편의를 통제하는 준실험적 분석방법(quasi-experimental design)이다.

관측된 특성 x 의 함수인 성향점수 $e(x)$ 는 매칭의 기준이 되며, 주어진 특성을 바탕으로 특정집단에 속할 조건부 확률로써 정의된다. 성향점수의 추정은 특정집단에의 소속 여부를 나타내는 이변량 변수(bivariate variable)를 종속변수로 하는 이진반응모형(binary response model)으로 추정하는 것이 일반적이다. 본 연구에서는 박사학위 보유자가 남성인지, 정규직인지 여부를 종속변수로 하는 프로빗 모형(probit model)을 이용하여 성향점수를 추정하였다.

$$e(x) = pr(z = 1) = F(h(x))$$

여기서 F 는 프로빗 모형의 누적분포함수(cumulative distribution function)이고, $h(x)$ 는 공변량(covariates)의 함수이다. 이 방정식은 성향점수가 여러 관찰된 특성을 하나의 차원(dimension)으로 축약한 지수임을 나타내는데, 이를 통해 유사한 특성을 가진 그룹별 관측치를 상호매칭함으로써 선택편의를 통제할 수 있는 것이다(Smith & Todd, 2005).

성향점수를 추정한 후 본 연구는 최근 거리 이웃(nearest-neighbor) 1:1 매칭을 하면서 매칭의 질을 높이는 동시에 과도한 표집을 방지하기 위해 캘리퍼(caliper) 범위 0.1 내에서 매칭을 실시하였다.

나. 일반화 임금분해: 지수문제와 식별문제의 고려

Blinder-Oaxaca(1973)의 전통적 임금분해에서는 남성, 정규직과 같은 이른바 지배적 집단(dominant group)의 임금구조가 성별·고용형태별 조건부 평균 임금격차를 분해하기 위한 절차에서 비차별적 규범(non-discriminatory norm)으로 간주되어 왔으나, 소수집단이 기준집단일 경우 분석결과가 달라지는 경우가 있어 임금차별의 존재나 정도에 대해 구체적인

결론을 내리기가 어려웠다. 뿐만 아니라 임금차별이 지배적 집단에 대한 프리미엄(premium)에 의한 것인지 아니면 소수집단에 대한 패널티(panelty) 때문인지 식별하기 어렵다는 점도 전통적인 임금분해의 문제점으로 지적되어 왔다. 이러한 문제를 극복하기 위해 본 연구는 일반화 임금분해를 활용하였다.

$$E(\overline{W}_m) - E(\overline{W}_f) = \hat{\beta}^* (\overline{X}_m - \overline{X}_f) + \overline{X}_m (\hat{\beta}_m - \hat{\beta}^*) + \overline{X}_f (\hat{\beta}^* - \hat{\beta}_f)$$

여기서 \overline{X}_m 과 \overline{X}_f 은 지배적 집단(m)과 소수집단(f) 각각의 평균 특성의 벡터이고, $\hat{\beta}_m$ 와 $\hat{\beta}_f$ 는 두 집단의 특성가격을 가리키는 벡터이다. $\hat{\beta}^*$ 는 두 집단 간의 격차에 영향을 미치지 못하는 비차별적 계수(non-discriminatory coefficient)의 추정치로 이를 구하는 방법으로는 합동표본(pooled sample)을 사용하여 별도로 추정된 두 집단의 임금회귀를 선형결합하는 방법(Neumark, 1988; Oaxaca and Ransom, 1994), 두 그룹의 평균적인 추정계수를 비차별적인 계수 구조로 활용하는 방법(Reimers, 1983), 지배집단의 상대적 표본 크기를 추정계수의 가중치로 지정하는 방법(Cotton, 1988) 등이 있다.

순 임금격차 $E(\overline{W}_m) - E(\overline{W}_f)$ 는 세 가지 구성요소로 분해될 수 있다. 첫 번째 $\hat{\beta}^* (\overline{X}_m - \overline{X}_f)$ 는 관측특성의 차이로 설명되는 두 집단 간의 임금격차(explained differential)에 해당하고, 두 번째 $\overline{X}_m (\hat{\beta}_m - \hat{\beta}^*)$ 는 차별적 요인으로 지배적 집단이 평균수준 이상으로 얻는 프리미엄, 세 번째 $\overline{X}_f (\hat{\beta}^* - \hat{\beta}_f)$ 는 차별적 요인으로 소수집단이 받는 패널티를 가리킨다. 이 중 두 번째와 세 번째 구성요소는 설명되지 않는 차별(unexplained discrimination)로 해석된다. 다만 여기에는 차별적 요인 외의 미관측 오차를 포함할 수 있으므로 차별의 최대치(upper-bound)로 이해됨이 일반적이다.

다. RIF 임금분해: 임금차별의 분포적 특성 고려

임금격차에 관한 초기연구에서는 OLS로 추정된 조건부 평균값이 활용되어 왔으나 이에 대해 소득 그룹별 이질성(heterogeneity)을 반영하지 못한다는 비판이 있어 왔다(Firpo et al., 2009). 이에 최근에는 전통적인 임금분해에서 벗어나 임금차별의 분포적 특성을 살펴보기 위한 분위수 기반 분해(quantile-based decomposition)가 등장했다⁵⁾. 이 중 Firpo et al.(2018)가 제안한 RIF 임금분해는 독립변수의 변화가 임금에 미치는 한계효과와 그것이 전

5) 이에는 재가중 절차(reweighting procedure)를 활용한 반사실적 임금분포를 제안하는 DFL 분해(DiNardo et al. 1996), 시뮬레이션 절차(simulation procedure)와 결합되어 각 분위에 대한 회귀를 실시하는 MM 분해(Machado and Mata 2005), 종속변수의 조건부 분포에 대한 추정을 기반으로 하는 CVM 분해(Chernozhukov et al. 2013) 등이 있다.

체 임금분포에 걸쳐 어떻게 변화하는가를 분석하는 것으로, 여타 분위수 기반 분해와는 달리 OLS를 활용한 전통적인 임금분해와 유사한 해석을 가능케 한다.

RIF 임금분해에서는 재중심영향함수(RIF: recentered influence function)가 분석의 종속변수로 활용된다.

$$RIF(w; q_\tau, F) = q_\tau + IF(w; q_\tau, F)$$

이 RIF의 기댓값은 기존의 종속변수인 임금의 τ -분위수가 되고, 무조건부 분위회귀(unconditional quantile regression)로써 각 분위의 $Q_\tau(\hat{\beta})$ 계수를 추정할 수 있다. 각 분위에서의 순 임금격차는 다음과 같이 분해된다.

$$Q_\tau(\overline{W}_m) - Q_\tau(\overline{W}_f) = [\overline{X}_m - \overline{X}_f] Q_\tau(\hat{\beta}_m) + \overline{X}_f [Q_\tau(\hat{\beta}_m) - Q_\tau(\hat{\beta}_f)]$$

설명이 되는 격차인 $[\overline{X}_m - \overline{X}_f] Q_\tau(\hat{\beta}_m)$ 은 관찰이 가능한 특성의 차이가 반영된 특성효과(characteristic effect)를 가리키고, 설명이 되지 않는 차별인 $\overline{X}_f [Q_\tau(\hat{\beta}_m) - Q_\tau(\hat{\beta}_f)]$ 는 당해 특성의 가격차이로 인한 임금격차를 가리킨다.

2. 분석자료 및 기초통계

가. 분석자료

국내 박사학위 보유자에 관한 정보가 포함된 자료에는 한국노동연구원의 「한국노동패널조사」, 한국직업능력연구원의 「국내신규박사학위취득자 실태조사」, 과학기술정책연구원의 「박사인력활동조사」 등이 있다. 「한국노동패널조사」는 박사학위 보유자가 아닌 일반인을 모집단으로 하는 자료로서 그 중 박사학위 보유자만을 추출할 경우 선택성 이슈(selection issue)가 발생할 우려가 있다. 「국내신규박사학위취득자 실태조사」는 2012년부터 박사학위 보유자를 모집단으로 매년 수행되어 온 조사이지만, 종속변수로 활용될 임금이 연속변수가 아닌 범주변수로 설정되어 있어 임금분해에 적합하지 않다.

2012년과 2017년 두 차례에 공식조사가 실시된 「박사인력활동조사」는 박사학위 보유자를 모집단으로 하면서 인구통계학적 특성, 고용조건 및 경력, 국제이동, 성과 및 소득 특성 등 박사학위 보유자의 노동시장 특성을 엿볼 수 있는 다양한 요소를 포함하고 있기 때문에 본 연구에 적합하다고 보여진다. 다만 임금분해에 대한 분포적 접근법을 활용하는 본 연구에

서 10개의 임금분위 각각을 고려하기 위해서는 충분한 관측치가 요구되므로 두 개년도의 데이터를 통합(pooling)하여 분석에 활용하기로 하였다.

나. 변수 및 기초통계

분석에 활용된 변수의 정의는 다음 [표 III-1]에 제시되어 있다. 종속변수는 로그 시간급 임금이다. 「박사인력활동조사」는 박사학위 보유자의 연간소득과 1주 평균 근무시간을 조사하므로 연간소득을 12로 나눈 월평균소득을 월평균 주 수(4.34)⁶⁾와 1주 평균 근무시간을 곱한 월평균 근무시간으로 나누어 시간급을 산정하였다.⁷⁾ 설명변수는 인적자본 특성, 인구통계학적 특성 그리고 직장 특성 관련 변수로 분류하였다. 인적자본 특성에는 경험(노동시장 참가 경력년수) 및 그 제곱, 학위취득지역(해외박사 vs. 국내박사) 및 박사전공분야 (STEM vs. 그 외)가 포함된다. 인구통계학적 특성으로는 만 나이(조사 당시 연령), 연령집단(30~34세, 35~39세, 40~49세, 50~65세), 혼인(현재 혼인 상태 vs. 혼인이 아닌 상태), 거주지(서울·인천·경기 vs. 여타 지역), 성별(남성 vs. 여성) 그리고 대리변수(proxy variable)로서 포함된 아버지 학력(대졸이상 vs. 대졸미만)이 해당된다. 직장 특성으로는 기업 규모(300인 미만, 300인 이상 1000인 미만, 1000인 이상), 직장형태(공공부문 또는 교육부문 vs. 민간부문) 및 고용형태(정규직 vs. 비정규직)가 있다.

임금분해의 기초가 되는 임금함수의 추정에서 선택성의 통제가 매우 중요하다. 특히 「박사인력활동조사」와 같은 횡단면자료(cross-sectional data)의 경우 패널자료(panel data)와 달리 미관측 요인의 통제를 전제로 설계된 것이 아니고, 적절한 도구변수를 찾는 과정도 용이하지 않다. 본 연구는 Rosenbaum and Rubin(1983)에 의해 제안된 방식에 따라 성향점수를 활용하여 보다 동질적인(homogenous) 데이터 세트를 구성하였다.⁸⁾ 남성에 대해서 여성을 매칭한 경우, 초기의 표본은 남성 3,600명, 여성 468명이었으나 매칭 후에는 358명의 여성이 선별되었으며, 정규직에 대하여 비정규직을 매칭한 경우 매칭 전 정규직과 비정규직이 각 3,757명, 311명, 매칭 후 선별된 비정규직은 237명이었다.

6) 1년간 일 수인 365일을 1주간의 일 수인 7로 나누면 1년간 평균 주수(52주)를 산정할 수 있는데, 이를 1년간의 월 수인 12로 나누면 월평균 주 수를 구할 수 있다. 한편 근로소득 이외에 기타 소득의 비중이 높은 박사학위 보유자의 소득 특성을 고려할 때 연간소득이나 월별소득을 종속변수로 고려할 수도 있을 것이다.

7) 본 연구가 임금격차의 시계열적 추적을 목적으로 하는 것은 아니므로 명목임금을 분석에 활용하였다.

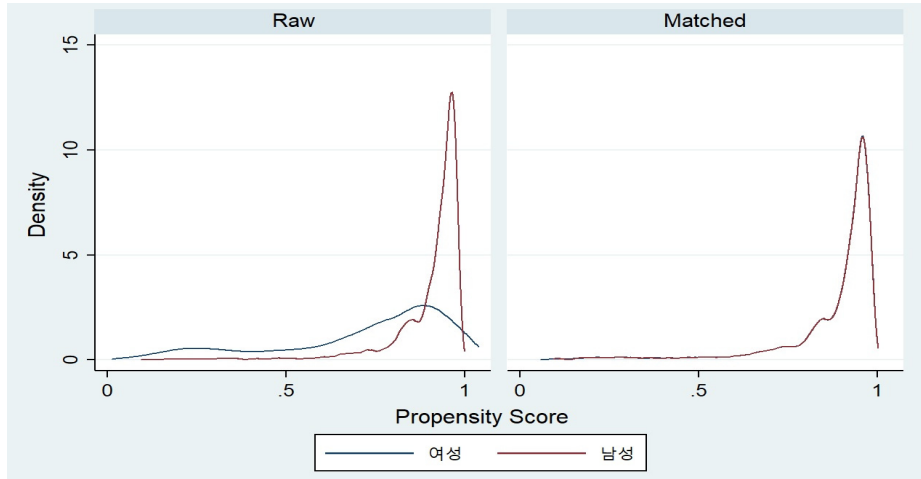
8) 성향점수의 추정에는 경험 및 그 제곱, 학위취득 지역, 만 나이, 연령집단, 혼인, 거주지, 아버지 학력, 기업 규모, 직장형태, 고용형태 등이 활용되었다.

〈표 III-1〉 임금분해분석에 활용된 변수의 정의

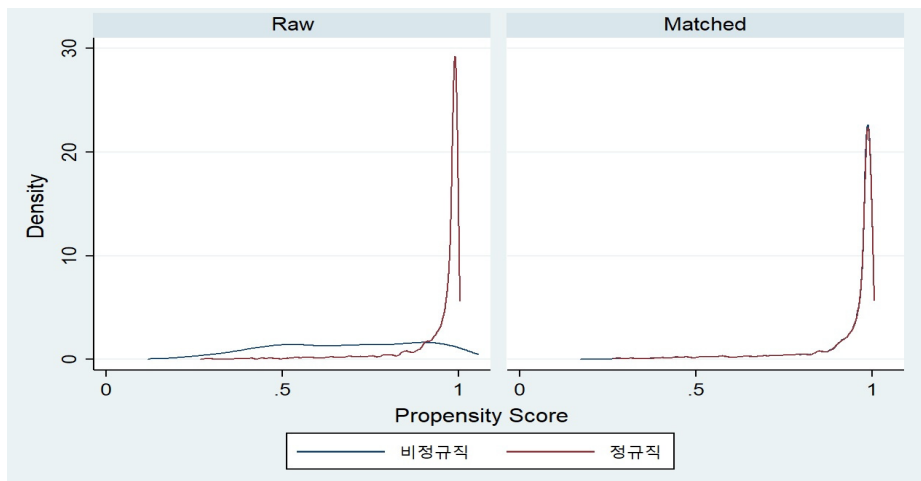
변수명		정의
종속 변수	로그 시간당 임금	시간급 자연로그값
인적 자본 특성 변수	경험	노동시장 참가 경력년수
	경험2	노동시장 경력년수÷100의 제곱
	학위취득지역	국외박사이면 1, 아니면 0
	박사전공분야	STEM이면 1, 아니면 0
인구 통계학적 특성 변수	만 나이	조사 당시 연령
	연령집단	1. 30세 이상 34세 이하
		2. 35세 이상 39세 이하
		3. 40세 이상 49세 이하
		4. 50세 이상 65세 이하
	혼인	혼인상태이면 1, 아니면 0
	거주지	수도권(서울·인천·경기) 거주이면 1, 아니면 0
	성별	남성이면 1, 아니면 0
아버지 학력	아버지가 대졸 이상이면 1, 아니면 0	
직장 특성 변수	기업 규모	1. 300인 미만
		2. 300인 이상 1,000인 미만
		3. 1,000인 이상
	직장형태	공공부문 또는 교육부문의 경우 1, 아니면 0
고용형태	정규직이면 1, 아니면 0	

표본 매칭 후 성향점수가 두 집단 간에 적절하게 균형을 이루고 있는지 다음 [그림 III-1]를 통해 확인해 보면, 매칭 전에는 서로 상이하던 성별 및 고용형태별 커널 밀도 플롯(kernel density plot)이 매칭 이후에 거의 일치됨을 알 수 있다.

[그림 III-1] 매칭 전후 공변량 균형 테스트
(성별)

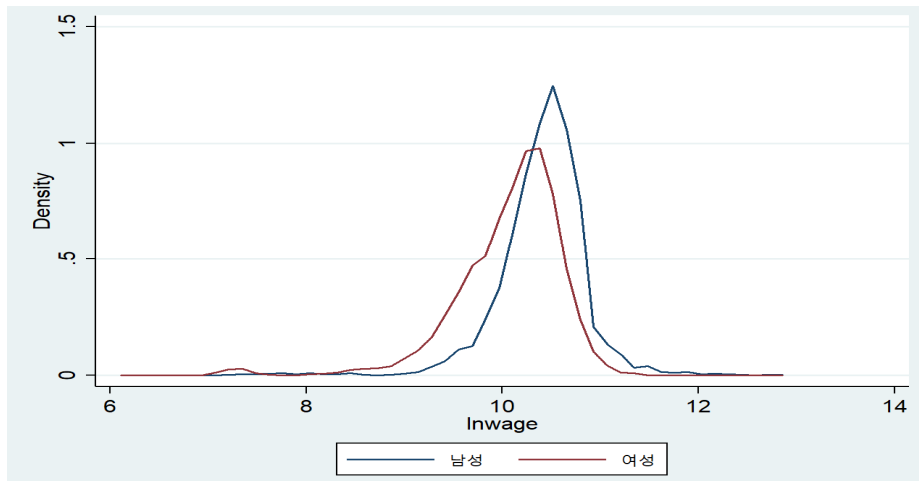


(고용형태별)



[표 III-2]는 성별 격차분석에 활용된 변수들의 매칭 전후 기초통계량을 보여 준다. 관측특성을 통제하기 전 로그 시간당 임금은 매칭 이후 그 격차가 다소 감소하기는 하나 지배적 집단인 남성이 소수집단인 여성보다 더 높다. 다음 [그림 III-2]의 커널 밀도 추정(kernel density estimation)을 활용한 로그 시간급의 성별 분포를 살펴보면, 남성이 여성보다 오른쪽으로 치우쳐져 있으며 밀도함수가 더 높고 분산이 더 낮은 것이 특징이다. 그리고 분포의 중하위 분위에서는 여성이 더 우위이고, 상위 분위에서는 남성이 더 우위인데, 이처럼 정규분포가 아닌 편증분포하는 성별 임금분포에서 기존의 선형접근법보다는 분위수 기반 접근이 보다 풍부한 정보를 제공해 줄 수 있을 것이다.

[그림 III-2] 로그 시간당 임금의 성별 분포



한편 설명변수 역시 일반적인 예측과 대부분 일치된다. 인적자본 특성을 살펴보면 매칭 여부와 관계없이 남성이 여성보다 노동시장 경험이 더 긴 경향이 있고, 해외대학에서 박사학위를 취득한 비율은 여성이 더 높으며, STEM 분야 전공자로는 남성이 더 많았다. 인구통계학적 특성과 관련하여 남성이 여성에 비해 평균적인 만 나이가 많았고, 연령집단별 통제를 위해 포함된 연령더미에서 고연령 집단의 비중이 더 높았으며, 혼인을 역시 남성이 더 높은 것으로 나타났다. 수도권에 거주하는 비율은 여성이 더 높으며, 매칭 후를 기준으로 아버지의 학력수준은 남녀의 차이가 거의 없었다. 직장 특성의 경우 남성이 보다 큰 규모의 사업장에서 근무하거나 정규직인 경우가 많았으며, 여성은 공공 또는 교육부문에 종사하는 비율이 남성보다 높았다.

다음 [표 III-3]에는 고용형태별 격차분석에 활용된 변수들이 제시되어 있다. 성별 기초통계량과 마찬가지로 정규직에 비해 비정규직이 상대적으로 불리한 특성이 있지만, 그 정도는 전체보다 STEM 분야에서 다소 완화됨을 알 수 있다. 가령 종속변수인 로그 시간급의 경우 비정규직의 상대임금은 매칭 후를 기준으로 전체에서 94.5%, STEM 분야에서 95.1%로 확인되며, 주요 인적자본 특성변수인 노동시장 경험도 전체에서 비정규직은 정규직 경력년수의 39.4%, STEM 분야에서는 42.2% 수준이었다. 전반적으로 해외학위자 비율, 연령, 혼인 및 남성 비율, 대규모 사업장에 종사하는 비율은 정규직의 경우가 더 높았고, 수도권 거주 비율, 아버지 학력, 민간기업 종사 비율은 비정규직이 더 높음이 확인된다.

〈표 III-2〉 성별분석에 활용된 변수의 기초통계량

변수명		남성	여성		
			매칭 전	매칭 후	
종속 변수	로그 시간당 임금	10.359 (0.469)	10.004 (0.523)	10.100 (0.450)	
	경험	12.085 (9.114)	8.252 (8.165)	9.354 (8.441)	
인적 자본 특성 변수	경험2	2.291 (2.875)	1.346 (2.367)	1.586 (2.465)	
	학위취득지역	0.213 (0.409)	0.223 (0.417)	0.234 (0.424)	
	박사전공분야	0.761 (0.426)	0.476 (0.500)	0.526 (0.500)	
인구 통계 학적 특성 변수	만 나이	47.157 (8.064)	43.179 (7.963)	44.706 (7.964)	
	연령집단	1	0.042 (0.202)	0.173 (0.379)	0.096 (0.295)
		2	0.183 (0.387)	0.236 (0.425)	0.228 (0.420)
		3	0.394 (0.489)	0.378 (0.485)	0.413 (0.493)
		4	0.381 (0.486)	0.213 (0.410)	0.263 (0.441)
	혼인	0.935 (0.247)	0.629 (0.483)	0.774 (0.419)	
	거주지	0.582 (0.493)	0.649 (0.478)	0.613 (0.488)	
	아버지 학력	0.489 (0.500)	0.492 (0.500)	0.487 (0.501)	
직장 특성 변수	기업 규모	1	0.308 (0.462)	0.507 (0.500)	0.435 (0.496)
		2	0.278 (0.448)	0.218 (0.413)	0.264 (0.442)
		3	0.414 (0.493)	0.275 (0.447)	0.300 (0.459)
	직장형태	0.626 (0.484)	0.829 (0.377)	0.797 (0.403)	
	고용형태	0.934 (0.249)	0.756 (0.430)	0.805 (0.396)	
표본 수		3,600	468	358	

주: 괄호 안의 수는 표준편차임.

자료: 과학기술정책연구원, 「박사인력활동조사」, 2012, 2017 자료.

〈표 Ⅲ-3〉 고용형태별 분석에 활용된 변수의 기초통계량

변수명		전체			STEM 분야			
		정규직	비정규직		정규직	비정규직		
			매칭 전	매칭 후		매칭 전	매칭 후	
종속 변수	로그 시간당 임금	10.361 (0.461)	9.757 (0.479)	9.797 (0.458)	10.371 (0.439)	9.825 (0.392)	9.863 (0.395)	
	인적 자본 특성 변수	경험	12.263 (9.061)	4.041 (4.936)	4.831 (5.400)	11.848 (8.835)	4.351 (5.398)	5.000 (5.873)
경험2		2.325 (2.873)	0.406 (1.367)	0.524 (1.567)	2.184 (2.769)	0.479 (1.617)	0.593 (1.814)	
학위취득지역		0.221 (0.415)	0.156 (0.363)	0.153 (0.361)	0.211 (0.408)	0.098 (0.298)	0.106 (0.308)	
인구 통계학적 특성 변수	만 나이	46.975 (8.107)	42.347 (7.634)	43.375 (7.714)	46.154 (8.164)	42.208 (7.983)	43.467 (8.072)	
	연령집단	1	0.055 (0.229)	0.133 (0.340)	0.101 (0.302)	0.066 (0.249)	0.147 (0.355)	0.106 (0.309)
		2	0.178 (0.383)	0.314 (0.465)	0.275 (0.448)	0.205 (0.404)	0.309 (0.463)	0.278 (0.450)
		3	0.392 (0.488)	0.390 (0.489)	0.433 (0.497)	0.391 (0.488)	0.372 (0.485)	0.409 (0.493)
		4	0.374 (0.484)	0.163 (0.370)	0.190 (0.393)	0.338 (0.473)	0.171 (0.378)	0.207 (0.406)
	혼인	0.903 (0.296)	0.738 (0.440)	0.795 (0.404)	0.911 (0.285)	0.783 (0.413)	0.800 (0.401)	
	거주지	0.588 (0.492)	0.639 (0.481)	0.643 (0.480)	0.580 (0.494)	0.600 (0.491)	0.605 (0.490)	
	성별	0.871 (0.336)	0.597 (0.491)	0.642 (0.480)	0.909 (0.288)	0.756 (0.431)	0.757 (0.431)	
	아버지 학력	0.490 (0.500)	0.488 (0.501)	0.521 (0.501)	0.527 (0.499)	0.522 (0.501)	0.581 (0.495)	
	직장 특성 변수	기업 규모	1	0.332 (0.471)	0.399 (0.490)	0.410 (0.493)	0.272 (0.445)	0.354 (0.480)
2			0.269 (0.444)	0.264 (0.441)	0.259 (0.439)	0.290 (0.454)	0.285 (0.452)	0.263 (0.442)
3			0.398 (0.490)	0.337 (0.474)	0.331 (0.472)	0.439 (0.496)	0.361 (0.482)	0.374 (0.485)
직장형태		0.632 (0.482)	0.906 (0.292)	0.873 (0.334)	0.563 (0.496)	0.892 (0.311)	0.860 (0.348)	
표본 수		3,757	311	237	2,667	192	149	

주: 괄호 안의 수는 표준편차임.

자료: 과학기술정책연구원, 「박사인력활동조사」, 2012, 2017 자료.

IV. 분석결과

1. 임금함수 추정결과

다음 [표 IV-1], [표 IV-2]에는 성별 임금격차 분해를 위한 OLS 및 무조건부 분위회귀 추정 결과가 각각 매칭 전후에 대하여 제시되어 있다. 우선 성별변수를 살펴보면, 전체적인 부분에서 통계적으로 유의한 양(+)⁹⁾의 값으로 남성이 성별 박사노동시장에서 지배적 집단임을 보여 준다. OLS를 통한 조건부 평균효과의 경우 매칭으로 선택편의가 통제될 경우 남성 프리미엄이 작아지는 것을 확인할 수 있는데, 무조건부 분위회귀의 경우 각 임금분위마다 상이한 결과가 관찰된다.

인적자본 특성변수를 살펴보면, 경험의 경우 대부분의 추정계수가 통계적으로 유의한 양(+)⁹⁾의 값이고 그 제곱항의 추정계수가 통계적으로 유의한 음(-)의 값으로 종속변수와 역U자의 비선형관계에 있다. 그리고 해외대학 박사학위에 대한 통계적으로 유의한 임금 프리미엄이 존재함이 확인되며, 비록 조건부 평균과 임금분위 양극단의 추정치가 유의하지 않으나 STEM 부문 박사가 대체로 노동시장에서 유리한 입지에 있는 것으로 보여진다.

인구통계학적 특성에 있어 연령이 높을수록 그리고 수도권에 거주할수록 통계적으로 유의한 양(+)⁹⁾의 영향을 가진다. 혼인 및 대리변수로서 모형에 포함된 아버지 학력의 경우도 임금에 양(+)⁹⁾의 영향이 있는 것으로 보이나 통계적으로 유의하지 않는 경우가 많았다.

한편 직장 특성변수의 경우 기업 규모가 클수록 공공 및 교육부문보다 민간 부분에서, 비정규직보다 정규직이 통계적으로 유의하게 더 높은 임금을 받는 것으로 나타나 일반적인 예측과 일치하였다.

다음 [표 IV-3]은 고용형태별 분석결과를 보여 준다.⁹⁾ 추정계수의 방향이나 통계적 유의성에 있어 성별 추정결과와 전반적으로 다르지 않았다. 관심변수인 고용형태를 살펴보면, 정규직이 비정규직에 비해 전체 박사노동시장에서의 지배적 집단임이 확인되며, 매칭을 통해 선택편의가 통제될 경우 조건부 평균 추정치가 작아진다. 한편 분석대상을 STEM 분야로 한정할 경우 고용형태별 격차가 감소하는데, 이는 비록 정규직에 비해 불리하기는 하나 STEM 전공의 박사 비정규직이 여타 전공에 비해서는 격차의 정도가 일정 부분 완화되어 있음을 의미한다.

9) 박사전공분야 변수가 포함된 성별 임금함수 추정과는 달리 고용형태별 분석의 경우 STEM 부문 하위집단 분석을 별도로 실시하므로 제외된다.

〈표 IV-1〉 성별 임금분해를 위한 무조건부 분위회귀 분석: 매칭 전

	OLS	10th	20th	30th	40th	50th	60th	70th	80th	90th
성별	0.136 ^{***} (0.026)	0.171 ^{***} (0.043)	0.188 ^{***} (0.036)	0.125 ^{***} (0.025)	0.122 ^{***} (0.019)	0.108 ^{***} (0.017)	0.070 ^{***} (0.014)	0.062 ^{***} (0.012)	0.066 ^{***} (0.012)	0.087 ^{***} (0.029)
경험	0.021 ^{***} (0.005)	0.021 ^{***} (0.005)	0.029 ^{***} (0.004)	0.025 ^{***} (0.003)	0.023 ^{***} (0.003)	0.021 ^{***} (0.002)	0.016 ^{***} (0.002)	0.010 ^{***} (0.002)	0.011 ^{***} (0.002)	0.006 ^{***} (0.005)
경험 ²	-0.050 ^{***} (0.008)	-0.045 ^{***} (0.011)	-0.064 ^{***} (0.011)	-0.056 ^{***} (0.007)	-0.051 ^{***} (0.008)	-0.045 ^{***} (0.006)	-0.036 ^{***} (0.006)	-0.020 ^{***} (0.007)	-0.022 ^{***} (0.005)	-0.011 ^{***} (0.012)
학위취득지역	0.061 ^{***} (0.020)	-0.004 (0.022)	0.034 ^{***} (0.016)	0.065 ^{***} (0.013)	0.082 ^{***} (0.014)	0.078 ^{***} (0.010)	0.095 ^{***} (0.014)	0.094 ^{***} (0.013)	0.094 ^{***} (0.014)	0.183 ^{***} (0.045)
박사진공분야	0.025 (0.018)	0.033 (0.022)	0.036 ^{***} (0.017)	0.051 ^{***} (0.015)	0.042 ^{***} (0.012)	0.043 ^{***} (0.012)	0.036 ^{***} (0.012)	0.025 ^{***} (0.011)	0.023 ^{***} (0.010)	-0.039 ^{***} (0.031)
만 나이	0.009 ^{***} (0.003)	0.003 (0.003)	0.006 ^{***} (0.003)	0.006 ^{***} (0.002)	0.010 ^{***} (0.002)	0.010 ^{***} (0.002)	0.011 ^{***} (0.002)	0.009 ^{***} (0.002)	0.010 ^{***} (0.002)	0.013 ^{***} (0.005)
연령집단 2	-0.006 (0.065)	0.189 ^{***} (0.090)	0.109 (0.081)	0.077 (0.050)	0.005 (0.032)	-0.016 (0.032)	-0.032 (0.026)	-0.031 (0.024)	-0.036 (0.026)	-0.005 (0.040)
연령집단 3	0.022 (0.068)	0.271 ^{***} (0.091)	0.271 ^{***} (0.091)	0.196 ^{***} (0.051)	0.058 (0.038)	0.026 (0.034)	-0.048 (0.035)	-0.047 ^{**} (0.028)	-0.061 ^{**} (0.033)	0.007 (0.054)
연령집단 4	0.047 (0.080)	0.284 ^{***} (0.108)	0.282 ^{***} (0.102)	0.236 ^{***} (0.062)	0.082 ^{**} (0.046)	0.047 (0.041)	-0.030 (0.048)	-0.024 (0.040)	-0.041 (0.045)	0.052 (0.083)
혼인	0.056 (0.036)	0.109 [*] (0.057)	0.047 (0.042)	0.042 [*] (0.025)	0.025 (0.023)	0.018 (0.020)	0.002 (0.020)	-0.007 (0.015)	0.001 (0.015)	0.066 ^{***} (0.033)
거주지	0.105 ^{***} (0.017)	0.046 ^{***} (0.021)	0.065 ^{***} (0.017)	0.077 ^{***} (0.013)	0.086 ^{***} (0.013)	0.091 ^{***} (0.012)	0.095 ^{***} (0.010)	0.093 ^{***} (0.008)	0.099 ^{***} (0.010)	0.227 ^{***} (0.060)
아버지 학력	0.019 (0.021)	0.000 (0.021)	0.015 (0.019)	0.018 (0.013)	0.022 [*] (0.013)	0.022 [*] (0.011)	0.018 (0.013)	0.036 ^{***} (0.012)	0.041 ^{***} (0.012)	0.063 ^{***} (0.026)
기업 규모 2	0.154 ^{***} (0.024)	0.132 ^{***} (0.041)	0.184 ^{***} (0.022)	0.168 ^{***} (0.017)	0.177 ^{***} (0.018)	0.170 ^{***} (0.016)	0.139 ^{***} (0.014)	0.078 ^{***} (0.017)	0.082 ^{***} (0.014)	0.097 ^{***} (0.035)
기업 규모 3	0.184 ^{***} (0.025)	0.195 ^{***} (0.045)	0.226 ^{***} (0.025)	0.190 ^{***} (0.017)	0.175 ^{***} (0.020)	0.163 ^{***} (0.015)	0.146 ^{***} (0.016)	0.098 ^{***} (0.014)	0.101 ^{***} (0.013)	0.104 ^{***} (0.032)
직장형태	-0.156 ^{***} (0.021)	-0.038 (0.025)	-0.033 (0.023)	-0.051 ^{***} (0.016)	-0.088 ^{***} (0.016)	-0.090 ^{***} (0.013)	-0.131 ^{***} (0.012)	-0.147 ^{***} (0.014)	-0.153 ^{***} (0.013)	-0.483 ^{***} (0.114)
고용형태	0.375 ^{***} (0.033)	1.000 ^{***} (0.166)	0.674 ^{***} (0.046)	0.345 ^{***} (0.031)	0.224 ^{***} (0.030)	0.189 ^{***} (0.017)	0.106 ^{***} (0.015)	0.053 ^{***} (0.016)	0.058 ^{***} (0.013)	0.059 ^{***} (0.023)
상수항	14.424 ^{***} (0.104)	13.366 ^{***} (0.256)	13.678 ^{***} (0.118)	14.254 ^{***} (0.101)	14.434 ^{***} (0.099)	14.660 ^{***} (0.073)	14.919 ^{***} (0.067)	15.252 ^{***} (0.081)	15.317 ^{***} (0.067)	15.293 ^{***} (0.207)

주: 1) ***, **, * 은 각각 p<0.01, p<0.05, p<0.1을 의미함. 2) 부트스트랩을 100회 반복. 3) 괄호 안의 수는 표준오차임 ; 자료: 과학기술정책연구원, 「박사인력활동조사」, 2012, 2017 자료.

〈표 IV-2〉 성별 임금분해를 위한 무조건부 분위회귀 분석: 매칭 후

	OLS	10th	20th	30th	40th	50th	60th	70th	80th	90th
성별	0.122 ^{***} (0.026)	0.145 ^{***} (0.051)	0.184 ^{***} (0.035)	0.135 ^{***} (0.026)	0.122 ^{***} (0.019)	0.118 ^{***} (0.019)	0.092 ^{***} (0.014)	0.071 ^{***} (0.012)	0.073 ^{***} (0.013)	0.104 ^{***} (0.033)
경험	0.021 ^{***} (0.003)	0.019 ^{***} (0.004)	0.029 ^{***} (0.004)	0.024 ^{***} (0.003)	0.020 ^{***} (0.003)	0.019 ^{***} (0.002)	0.016 ^{***} (0.002)	0.009 ^{***} (0.002)	0.009 ^{***} (0.002)	0.006 (0.005)
경험2	-0.049 ^{***} (0.008)	-0.039 ^{***} (0.009)	-0.063 ^{***} (0.010)	-0.054 ^{***} (0.007)	-0.045 ^{***} (0.008)	-0.042 ^{***} (0.006)	-0.036 ^{***} (0.006)	-0.018 ^{***} (0.006)	-0.019 ^{***} (0.005)	-0.009 (0.015)
학위취득지역	0.061 ^{***} (0.020)	0.000 (0.019)	0.033 ^{**} (0.018)	0.064 ^{***} (0.013)	0.073 ^{***} (0.015)	0.073 ^{***} (0.014)	0.095 ^{***} (0.014)	0.085 ^{***} (0.012)	0.085 ^{***} (0.012)	0.183 ^{***} (0.046)
박사진공분야	0.014 (0.017)	0.026 (0.022)	0.037 [*] (0.019)	0.052 ^{***} (0.016)	0.042 ^{***} (0.012)	0.043 ^{***} (0.011)	0.038 ^{***} (0.014)	0.022 ^{***} (0.010)	0.022 ^{**} (0.011)	-0.040 (0.031)
만 나이	0.010 ^{***} (0.003)	0.003 (0.003)	0.006 ^{***} (0.003)	0.006 ^{***} (0.002)	0.010 ^{***} (0.002)	0.010 ^{***} (0.002)	0.012 ^{***} (0.002)	0.008 ^{***} (0.002)	0.009 ^{***} (0.002)	0.014 ^{***} (0.005)
연령집단 2	0.009 (0.072)	0.158 (0.120)	0.100 (0.075)	0.088 [*] (0.049)	-0.015 (0.038)	-0.015 (0.030)	-0.030 (0.028)	-0.028 (0.025)	-0.030 (0.023)	0.003 (0.049)
연령집단 3	0.019 (0.077)	0.238 ^{***} (0.119)	0.258 ^{***} (0.086)	0.214 ^{***} (0.052)	0.040 (0.041)	0.032 (0.036)	-0.043 (0.034)	-0.043 (0.033)	-0.050 [*] (0.023)	0.029 (0.069)
연령집단 4	0.036 (0.087)	0.247 [*] (0.130)	0.260 ^{***} (0.098)	0.250 ^{***} (0.061)	0.058 (0.052)	0.050 (0.045)	-0.026 (0.051)	-0.024 (0.046)	-0.030 (0.044)	0.076 (0.097)
혼인	0.037 (0.037)	0.107 [*] (0.057)	0.029 (0.045)	0.041 (0.029)	0.024 (0.024)	0.028 (0.020)	0.011 (0.023)	0.004 (0.018)	0.010 (0.018)	0.096 ^{***} (0.046)
거주지	0.104 ^{***} (0.016)	0.043 ^{***} (0.020)	0.062 ^{***} (0.018)	0.075 ^{***} (0.014)	0.085 ^{***} (0.012)	0.086 ^{***} (0.010)	0.096 ^{***} (0.012)	0.090 ^{***} (0.012)	0.091 ^{***} (0.011)	0.232 ^{***} (0.049)
아버지 학력	0.024 (0.021)	0.003 (0.019)	0.013 (0.016)	0.014 (0.015)	0.019 (0.012)	0.019 (0.012)	0.016 (0.012)	0.036 ^{***} (0.011)	0.038 ^{***} (0.012)	0.062 ^{***} (0.031)
기업 규모 2	0.142 ^{***} (0.024)	0.126 ^{***} (0.028)	0.172 ^{***} (0.023)	0.164 ^{***} (0.019)	0.166 ^{***} (0.019)	0.164 ^{***} (0.018)	0.143 ^{***} (0.013)	0.077 ^{***} (0.013)	0.077 ^{***} (0.013)	0.101 ^{***} (0.031)
기업 규모 3	0.171 ^{***} (0.025)	0.178 ^{***} (0.029)	0.210 ^{***} (0.024)	0.187 ^{***} (0.019)	0.165 ^{***} (0.020)	0.159 ^{***} (0.017)	0.151 ^{***} (0.015)	0.091 ^{***} (0.013)	0.093 ^{***} (0.013)	0.105 ^{***} (0.040)
직장형태	-0.164 ^{***} (0.020)	-0.041 ^{***} (0.020)	-0.033 (0.021)	-0.050 ^{***} (0.016)	-0.085 ^{***} (0.015)	-0.085 ^{***} (0.014)	-0.132 ^{***} (0.015)	-0.140 ^{***} (0.014)	-0.141 ^{***} (0.014)	-0.492 ^{***} (0.096)
고용형태	0.347 ^{***} (0.031)	0.901 ^{***} (0.092)	0.657 ^{***} (0.055)	0.350 ^{***} (0.031)	0.206 ^{***} (0.028)	0.195 ^{***} (0.020)	0.120 ^{***} (0.016)	0.063 ^{***} (0.015)	0.064 ^{***} (0.012)	0.070 ^{***} (0.026)
상수항	14.463 ^{***} (0.109)	13.559 ^{***} (0.194)	13.736 ^{***} (0.136)	14.233 ^{***} (0.094)	14.525 ^{***} (0.125)	14.653 ^{***} (0.078)	14.850 ^{***} (0.071)	15.274 ^{***} (0.061)	15.333 ^{***} (0.066)	15.208 ^{***} (0.193)

주: 1) ***, **, *은 각각 p<0.01, p<0.05, p<0.1을 의미함. 2) 부트스트랩을 100회 반복. 3) 괄호 안의 수는 표준오차임. ; 자료: 과학기술정책연구원, 「박사인력활동조사」, 2012, 2017 자료.

〈표 IV-3〉 고용형태별 임금분해를 위한 선형회귀 분석

	전체		STEM	
	매칭 전	매칭 후	매칭 전	매칭 후
고용형태	0.376*** (0.033)	0.361*** (0.033)	0.324*** (0.031)	0.312*** (0.034)
경험	0.021*** (0.003)	0.021*** (0.003)	0.020*** (0.003)	0.021*** (0.003)
경험2	-0.051*** (0.008)	-0.051*** (0.008)	-0.051*** (0.009)	-0.051*** (0.009)
학위취득지역	0.060*** (0.020)	0.065*** (0.019)	0.044* (0.023)	0.046* (0.023)
만 나이	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.012*** (0.003)	0.012*** (0.003)
연령집단 2	-0.008 (0.064)	-0.007 (0.068)	0.052 (0.070)	0.043 (0.075)
연령집단 3	0.019 (0.068)	0.011 (0.071)	0.049 (0.079)	0.043 (0.083)
연령집단 4	0.044 (0.079)	0.036 (0.082)	0.061 (0.091)	0.055 (0.094)
혼인	0.057 (0.036)	0.065* (0.037)	0.044 (0.041)	0.046 (0.043)
거주지	0.103*** (0.017)	0.103*** (0.016)	0.085*** (0.018)	0.088*** (0.019)
성별	0.142*** (0.027)	0.134*** (0.027)	0.111*** (0.031)	0.112*** (0.032)
아버지 학력	0.020 (0.021)	0.019 (0.021)	0.011 (0.024)	0.008 (0.025)
기업 규모 2	0.158*** (0.023)	0.158*** (0.023)	0.170*** (0.028)	0.175*** (0.028)
기업 규모 3	0.187*** (0.025)	0.185*** (0.025)	0.206*** (0.029)	0.207*** (0.030)
직장형태	-0.161*** (0.020)	-0.162*** (0.020)	-0.181*** (0.022)	-0.181*** (0.022)
상수항	14.447*** (0.101)	14.458*** (0.106)	14.376*** (0.113)	14.400*** (0.117)

주: 1) ***, **, *은 각각 $p < 0.01$, $p < 0.05$, $p < 0.1$ 을 의미함.

2) 부트스트랩을 100회 반복 실시함.

3) 괄호 안의 수는 표준오차임.

자료: 과학기술정책연구원, 「박사인력활동조사」, 2012, 2017 자료.

2. 성별 임금격차에 대한 RIF 임금분해 결과

다음 [표 IV-4]는 매칭 전후의 RIF 임금분해 결과를 보여 준다.¹⁰⁾ 설명되는 격차는 남성의 실제 임금분포에서 남성과 동일한 임금구조를 가진다고 가정할 경우 여성의 반사실적 임금분포(counfactual wage distribution)를 뺀 수치로 생산성 특성으로 인한 구성요소를 의미한다. 설명되지 않는 격차는 남성과 동일한 임금구조를 갖고 있는 경우 여성의 반사실적 임금분포에서 여성의 실제 임금분포를 뺀으로써 도출되는 설명되지 않는 구성요소로, 임금분해를 활용하는 대부분의 선행연구들에서 유리천장 효과나 밑바닥 일자리 효과 등 임금격차의 분포적 특성을 검토하는 기준이 되어 왔다(Arulampalam et al., 2007; Christofides et al., 2013; Schulze, 2015; Alfano et al., 2021 등).

〈표 IV-4〉 분위별 성별 임금격차에 대한 RIF 임금분해 결과

	10th	20th	30th	40th	50th	60th	70th	80th	90th
매칭 전									
총 임금격차	0.486***	0.442***	0.339***	0.270***	0.272***	0.278***	0.172***	0.269***	0.300***
설명되는 격차	0.208***	0.247***	0.229***	0.201***	0.203***	0.191***	0.131***	0.123***	0.128***
설명되지 않는 격차	0.278***	0.195***	0.109**	0.070**	0.069**	0.087**	0.041	0.146***	0.172***
매칭 후									
총 임금격차	0.311***	0.279***	0.300***	0.222***	0.234***	0.248***	0.162***	0.262***	0.286***
설명되는 격차	0.067	0.127***	0.171***	0.139***	0.148***	0.134***	0.110***	0.104***	0.106***
설명되지 않는 격차	0.244***	0.152**	0.129***	0.083**	0.086**	0.113***	0.052	0.158***	0.179***

주: 1) ***, **, *은 각각 $p < 0.01$, $p < 0.05$, $p < 0.1$ 을 의미함.

2) 부트스트랩을 100회 반복 실시함.

자료: 과학기술정책연구원, 「박사인력활동조사」, 2012, 2017 자료.

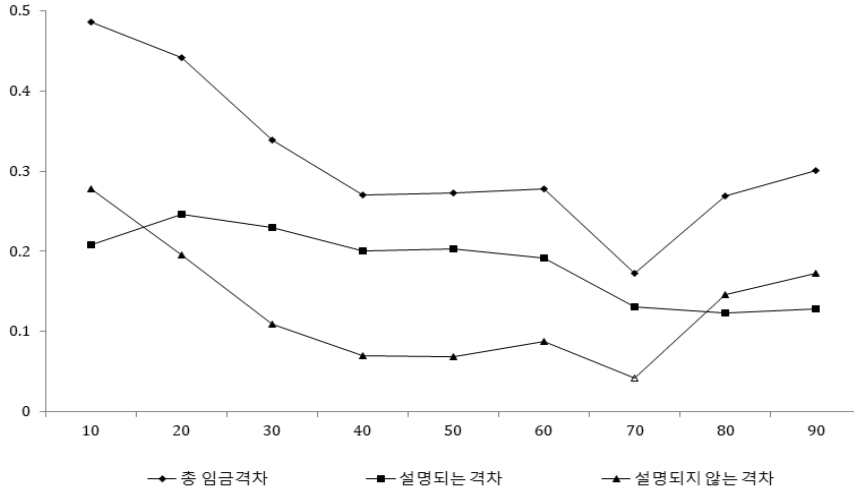
추정결과를 살펴보면 임금분포의 모든 임금분위에서 총 임금격차가 양수인데 이는 여성이 남성에 비해 임금분포 전체에서 저임금을 받고 있음을 의미하며, 조건부 평균분해의 경우와 마찬가지로 매칭을 통한 선택성 교정 이후에는 그 격차가 감소되는 경향이 관찰된다. 한편 임금분포의 중하위 분위(매칭 전 10~50분위, 매칭 후 10~40분위)에서 설명될 수 없는 임금

10) 성별 임금격차의 분포적 특성을 검토하기 전에, 〈표 부록-1〉에 제시된 조건부 선행분해결과를 살펴본다. Neumark(1988), Oaxaca and Ransom(1994)는 여타 일반화 임금분해를 포괄하는 가장 일반적인 방법으로 변수들의 설명력이 상대적으로 높게 나타나는 특성을 가지므로(Silber and Weber, 1999), 이를 중심으로 분석하였다. 총 임금격차의 경우 선택성 교정이 박사학위 보유자 간 성별 임금격차를 감소(0.340 → 0.288)시켰는데, 이를 구성하는 임금분해의 각 부분 역시 상당한 변화가 관찰된다. 매칭 전에는 생산성 차이로 설명되는 격차의 비율이 64.70%, 설명되지 않는 격차가 35.30%로 나타났으나, 매칭 후에는 그 비율이 각각 54.16%와 45.84%로 변화하였으며, 특히 설명되지 않는 차별의 확대는 남성 프리미엄의 증가(4.06% → 4.15%)보다는 여성 페널티의 증가(31.24% → 41.69%)가 주도한 것으로 보여진다. 이러한 결과는 선택편의를 교정하기 위해 Heckman의 2단계 접근 방식을 사용하여 한국 박사노동시장에서 41.9%의 설명할 수 없는 성별격차를 발견한 Park(2018) 연구결과와 유사하다.

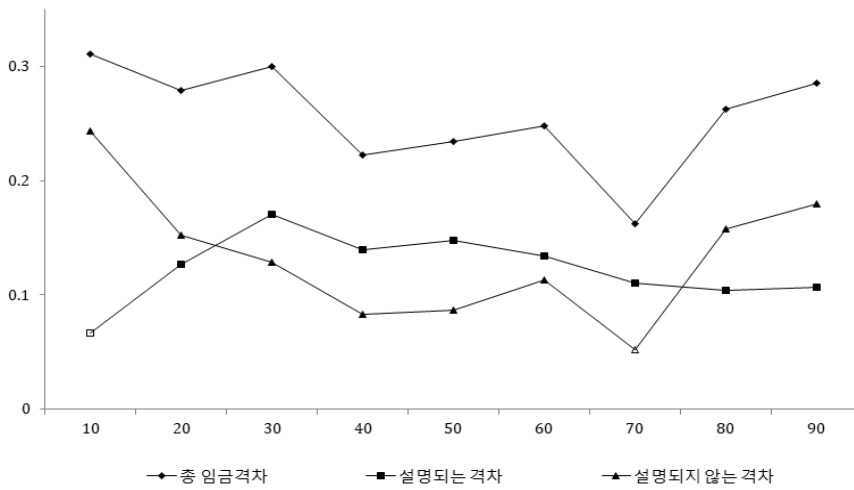
격차의 차별적 부분은 지속적으로 감소하는 밑바닥 일자리 효과가 명확하게 확인되며, 이후 임금분위에 대해서는 (70분위의 추정치가 통계적으로 유의하지 않은) 제한된 수준의 유리천장 현상이 관찰된다.

동일한 분석결과인 [그림 IV-1]을 보면 임금분포 20~60분위 사이에는 임금격차가 생산성으로 설명되는 요소에 의해 주도되는 반면 임금분포의 양측 꼬리 부분, 특히 좌측 꼬리부분에서 차별적 요소가 더 큰 왼쪽으로 기울어진 U자형을 보여 주어, 한국 박사노동시장의 명백한 밑바닥 일자리 효과와 제한된 수준의 유리천장 효과의 실증적 근거를 시각적으로 제시하고 있다. 한편 매칭 전후 간 설명되지 않는 구성요소 값의 차이가 10~20분위에서 양(+)의 값을 가지고 있고, 30~40분위에서 음(-)의 값을 가지는데, 이는 보다 동질적인 성별집단을 매칭하였을 때 밑바닥 일자리 효과가 부분적으로 완화됨을 의미한다.

[그림 IV-1] 분위별 성별 임금격차에 대한 RIF 임금분해 결과
(매칭 전)



(매칭 후)



주: 빈점은 통계적으로 유의하지 않은 추정결과임.
자료: 과학기술정책연구원, 「박사인력활동조사」, 2012, 2017 자료.

3. 고용형태별 임금격차에 대한 일반화 분해 결과

고용형태별 임금분해 결과를 제시한 다음 [표 IV-5]에서 총 임금격차는 세 부분, 즉 특성차 이로 설명되는 격차, 차별적 요인으로 정규직이 평균 이상으로 받는 프리미엄, 차별로 인한 불리한 처우로 비정규직이 평균 미만으로 받는 페널티로 분해되며, 설명되지 않는 격차의 전반적인 규모는 두 번째와 세 번째 부분의 합이다.

총 임금격차의 경우 정규직과 비정규직 간에 관측된 공변량이 상호 유사해질수록 전체 (0.631 → 0.599) 및 STEM 분야(0.573 → 0.527) 모두에서 감소한 것으로 나타났으며, 이러한 변화 이후에도 STEM 분야의 총 격차가 전체에 비해 상대적으로 작았다.

분해결과의 경우 각 방법론별로 다소 차이가 있음이 확인된다. 첫째, Reimers(1983)와 Cotton(1988)의 방법에서는 매칭 전후 모두에서 설명되지 않는 격차의 비중이 총 임금격차의 절반 이상을 차지하였으나, Neumark(1988), Oaxaca and Ransom(1994)의 방법에서는 설명되는 부분과 설명되지 않는 부분 간의 구성비율이 매칭 전후로 달랐다. 둘째, 설명되지 않는 격차에 대한 세부 분해(further decomposition)의 경우 여타 방법론들에서는 차별로 인한 비정규직 페널티가 고용형태별로 설명되지 않는 차별을 주도하는 것으로 나타났으나, Reimers(1983)의 방법에서는 매칭 전 정규직 프리미엄의 비중이 비정규직 페널티보다 상당히 높았으며 매칭 후에도 다소 완화될 뿐이었다.

그럼에도 불구하고 고용형태별 일반화 분해의 각 결과는 다음과 같은 중요한 공통점을 갖는다. 첫째, 매칭을 통해 선택성을 통제하면 박사학위 보유자의 고용형태별 격차가 설명되지 않는 차별에 크게 기인함이 확인된다. Neumark(1988), Oaxaca and Ransom(1994)의 분해결과도 매칭 후에는 생산성에 따른 격차의 비율보다 설명되지 않는 격차의 비율이 더 크게 나타났다. 둘째, 매칭으로 세부 분해의 구성요소 중 정규직 프리미엄은 감소되는 반면 비정규직 페널티의 비중은 증가하였다.

종합적으로 박사학위 보유자 간 고용형태별 임금격차는 생산성으로 설명되지 않는 구성요소에 의해 주도되며, 이에는 차별적 요소에 의한 비정규직 페널티가 상당한 영향을 미쳤을 가능성이 실증적으로 확인되었다. 한편 STEM 분야의 경우 설명되지 않는 격차의 비중이 전체의 경우보다 작는데, 이는 비록 정규직에 비해 불리하긴 하지만 인문사회계를 포함한 박사 일반에 비해 STEM 전공의 비정규직 박사의 처우가 상대적으로 양호함을 의미한다고 할 수 있다.

〈표 IV-5〉 고용형태별 임금격차에 대한 일반화 분해 결과

	전체		STEM	
	매칭 전	매칭 후	매칭 전	매칭 후
총 임금격차	0.631 (100%)	0.599 (100%)	0.573 (100%)	0.527 (100%)
Neumark(1988), Oaxaca and Ransom(1994)				
설명되는 격차	0.318 (50.38%)	0.259 (43.20%)	0.310 (54.00%)	0.250 (47.54%)
설명되지 않는 차별	0.313 (49.62%)	0.340 (56.80%)	0.264 (46.00%)	0.276 (52.46%)
정규직 프리미엄	0.024 (3.79%)	0.020 (3.37%)	0.018 (3.09%)	0.015 (2.78%)
비정규직 페널티	0.289 (45.83%)	0.320 (53.43%)	0.246 (42.91%)	0.262 (49.68%)
Reimers(1983)				
설명되는 격차	0.205 (32.46%)	0.184 (30.64%)	0.224 (39.03%)	0.201 (38.27%)
설명되지 않는 차별	0.426 (67.54%)	0.416 (69.36%)	0.350 (60.97%)	0.325 (61.73%)
정규직 프리미엄	0.236 (37.35%)	0.222 (37.03%)	0.187 (32.65%)	0.165 (31.37%)
비정규직 페널티	0.190 (30.19%)	0.194 (32.34%)	0.162 (28.32%)	0.160 (30.36%)
Cotton(1988)				
설명되는 격차	0.243 (38.53%)	0.208 (34.77%)	0.245 (42.78%)	0.206 (39.17%)
설명되지 않는 차별	0.388 (61.47%)	0.391 (65.23%)	0.328 (57.22%)	0.320 (60.83%)
정규직 프리미엄	0.036 (5.71%)	0.026 (4.39%)	0.025 (4.39%)	0.017 (3.32%)
비정규직 페널티	0.352 (55.76%)	0.365 (60.84%)	0.303 (52.84%)	0.303 (57.51%)

주: 1) 추정결과는 1% 수준에서 통계적으로 유의함.

2) 부트스트랩을 100회 반복 실시함.

자료: 과학기술정책연구원, 「박사인력활동조사」, 2012, 2017 자료.

V. 요약 및 정책제언

본 연구의 목적은 동질적인 특성을 가지는 박사학위 보유자를 모집단으로 한 데이터를 활용하여 관측할 수 없는 요소의 영향을 통제함과 더불어 한국 박사노동시장의 특성을 살펴보는 것이다. 성별·고용형태별 임금격차의 규모와 구성은 여타 선행연구들에서 집중적으로 분석되어 왔지만 박사학위 보유자와 관련해서는 아직 국내에서 연구된 바가 거의 없다. 이에 본 연구는 한국 박사노동시장의 성별 임금격차가 어떠한 분포적 특징을 가지는지, 그리고 노동시장에 만연한 비정규직 차별이 박사학위 보유자에 대해서도 존재하는지 여부를 임금분해 방법을 활용하여 분석했다. 특히 성향점수 매칭으로 성별·고용형태별 집단이 상호 유사해짐에 따라 임금격차의 각 구성효과가 어떻게 변화하는지를 검토함으로써 선택편의가 통제된 강건한 추정결과를 도출하고자 하였다.

분석결과 남녀 박사학위 보유자의 유리천장 현상을 제시한 해외 선행연구들(Schulze, 2015; Alfano et al., 2021)과는 달리, 한국의 경우에는 제한된 부분의 유리천장 현상과 더불어 명백한 밑바닥 일자리 효과가 함께 존재함이 확인되었다. 한편 박사학위를 취득한 비정규직이라 하더라도 고용형태를 이유로 차별을 겪고 있으며, STEM 부문에서 여타 평균적인 정도에 비해 다소 양호한 수준이었다.

이러한 연구결과로부터 몇 가지 정책적 함의를 얻을 수 있다. 첫째, 여성·비정규직 연구자의 처우개선을 위한 법·제도적 기반을 마련하여야 한다. 정책의 효과성을 위해 일반 근로자의 정책영역과 연구자 및 고급인력에 대한 차원을 분리할 필요가 있기는 하나, 다른 인력과의 형성평이 문제되지 않는 범위에서 감독체계의 마련과 기금 연구자제도 확대 및 연구자 DB 구축이 요구된다. 특히 출산·육아와 관련된 부담으로 여성 박사학위 소지자들이 비정규직을 선호하는 현상을 방지하기 위해 연구자 모성보호, 돌봄의 사회화가 고려될 필요가 있다.

둘째, 박사노동시장의 미스매치 해소를 위한 정책적 노력이 요구된다. 대학원 구조조정을 통한 공급조절과 민간부문 진출 등 수요확대를 동시에 추진하여 고학력 인력의 수급구조를 개선할 필요가 있으며, 정보의 비대칭성을 극복하기 위해 산학협력을 강화하고 기업과 박사 후 연구원의 니즈를 맞춰 가는 중간과정을 거칠 수 있도록 정책을 설계하여야 한다.

셋째, 박사학위 보유자의 합리적인 노동시장 수익 보장을 위한 정책적 조치 역시 중요하다. 기존 공공기관을 중심으로 추진되어 온 직무 기반 임금체계를 연구자에 적합한 형태로 설계·확산함으로써 연구직 노동의 가치를 명확하게 드러내거나 박사학위 보유자를 임금공시제 시범집단으로 설정하여 우선적으로 도입하는 방안도 고려할 필요가 있다.

넷째, 박사노동시장 내 성별 직종분리 완화가 필요하다. 연구기관, 대학교 등 박사노동시장

은 남성지배적인 시장으로 채용에 있어서의 차별이나 남성중심적인 문화는 여성이 더 큰 기회비용과 더 적은 기대보상으로 대학원 진학을 포기하게 할 수 있다. 따라서 채용공정성을 위한 모니터링 제도, 불공정채용 신고제도를 적극 도입하거나 여성박사의 애로사항 개선을 위한 컨설팅을 통해 연구자의 조직문화를 개선할 필요가 있다.

마지막으로 본 연구의 한계를 지적하면 첫째, 박사전공별 이질성이 충분히 통제되지 못하였다. 여성·비정규직 관측치 수가 적은 관계로 충분한 하위집단의 분석이 이루어지지 않았지만, 향후 추가적인 데이터 공개로 노동시장 소수집단의 관측치가 충분히 확보된다면 세부 전공별, 혼인 여부별, 기업 규모별 분석도 다양하게 가능해질 것이다. 둘째, 박사학위 보유자 고유의 정보를 충분히 고려할 필요가 있다. 연구자 경력의 중요한 측면인 각 개인의 연구참가 경험이나 프로젝트 기반 연구박사의 소득구조 등이 포함된 데이터를 활용할 수 있다면 일반 근로자와 구별되는 박사학위 보유자 특유의 임금특성을 도출할 수 있을 것이다. 셋째, 관측치 수를 확보하기 위해 2012년과 2017년 데이터를 통합함으로써 임금격차의 시계열적 변화를 검토하지 못했다. 후속연구에서 두 시기 동안의 성별·고용형태별 비중이 크게 변화한 기업 규모나 직장형태, 전공을 확인한 후 Juhn, Murphy and Pierce(1993) 방법을 적용한다면 임금격차의 각 구성부분의 변화를 시간의 흐름에 따라 추적할 수 있을 것이다.

참고문헌

〈국내 문헌〉

- 남재량(2007). 비정규 근로와 정규 근로의 임금격차에 관한 연구 -패널자료를 사용한 분석. 노동경제논집, 30(2), 1-31.
- 과학기술정책연구원(2015). 과학기술인력의 임금격차에 대한 실증적 연구 -정규직·비정규직을 중심으로-.
- 백원영·송창용·손희전·이은혜·이지은·김혜정·윤종혁(2021). 박사조사(2021) -국내신규박사학위 취득자 실태조사-. 한국직업능력연구원.
- 장광남·송창용·최현식(2022). 국내 신규박사학위 취득자의 특성과 지방대학 박사의 노동시장 이행. 한국직업능력연구원.
- 허식(2018). 지난 30년간(1986-2016) 우리나라 유리천장 현상의 변화에 관한 연구. 응용경제, 20(4), 37-59.

〈국외 문헌〉

- Alfano, V., Cicatiello, L., Gaeta, G. and Pinto, M. (2021). The gender wage gap among Ph.D. holders: evidence from Italy. *The B.E. Journal of Economic Analysis & Policy*, 21(3), 1107-1148.
- Arulampalam, W., Booth, A. and Bryan, M. (2007). Is there a glass ceiling over Europe? Exploring the gender pay gap across the wage distribution. *Industrial and Labor Relations Review*, 60(2), 163-186.
- Babcock, L. and Laschever, S., 2003. *Women don't Ask: Negotiation and the Gender Divide*, Princeton University Press, New Jersey.
- Bayard, K., Hellerstein, J., Neumark, D. and Troske, K. (2003). New evidence on sex segregation and sex differences in wages from matched employee-employer data. *Journal of Labor Economics*, 21(4), 887-922.
- Becker, G. (1985). Human capital, effort, and the sexual division of labor. *Journal of Labor Economics*, 3(1), S33-58.
- Blanchard, O, and Landier, A. (2002). The perverse effects of partial labor market reform: Fixed-term contracts in France. *Economic Journal*, 112(480), F214-44.
- Blinder, A. (1973). Wage discrimination: reduced form and structural estimates. *Journal of Human Resources*, 8(4), 436-55.
- Booth, A. (2007). The glass ceiling in Europe: why are women doing badly in the labour market?. *Swedish Economic Policy Review*, 14(1), 121-44.

- Booth, A., Francesconi, M. and Frank, J. (2002). Temporary jobs: Stepping stones or dead ends?. *Economic Journal*, 112(480), F189-213.
- Bosio, G. (2014). The implications of temporary jobs on the distribution of wages in Italy: An unconditional IVQTE approach. *Labour*, 28(1), 64-86.
- Chernozhukov, V., Fernandez-Val, I. and Melly, B. (2013). Inference on Counterfactual Distributions. *Econometrica*, 81, 2205-2268.
- Chevalier, A. (2004). Motivation, expectations and the gender pay gap for UK graduates. IZA Discussion Papers, No. 1101, Institute of Labor Economics, Bonn.
- Cho, J., Lee, T. and Jung, H. (2014). Glass ceiling in a stratified labor market: evidence from Korea. *Journal of the Japanese and International Economies*, 32, 56-70.
- Christofides, L., Polycarpou, A. and Vrachimis, K. (2013). Gender wage gaps, “sticky floors” and “glass ceilings” in Europe. *Labour Economics*, 14(1), 86-102.
- Chzhen, Y. and Mumford, K. (2009). Gender gaps across the earnings distribution in Britain: are women bossy enough? IZA Discussion Papers, No. 4331, Institute of Labor Economics, Bonn.
- Cotton, J. (1988). On the decomposition of wage differentials. *The Review of Economics and Statistics*, 70(2), 236-43.
- Datta Gupta, N., Smith, N. and Verner, M. (2008). Child care and parental leave in Nordic countries: a model to aspire to?. *Review of Economics of the Household*, 6(1), 65-89.
- Davia, M. and Hernanz, V. (2004). Temporary employment and segmentation in the Spanish labour market: An empirical analysis through the study of wage differentials. *Spanish Economic Review*, 6, 291-318.
- DiNardo, J., Fortin, N. and Lemieux, T. (1996). Labor market institutions and the distribution of wages, 1973-1992: a semiparametric approach. *Econometrica*, 64(5), 1001-44.
- Doeringer, P. and Piore, M. (1971). Internal labor markets and manpower analysis. Lexington, MA: Lexington.
- Firpo, S., Fortin, N. and Lemieux, T. (2009). Unconditional quantile regressions. *Econometrica*, 77(3), 953-73.
- _____ (2018). Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. *Econometrica*, 6(2), 1-40.
- Heckman, J. (1979), Sample selection bias as a specification error. *Econometrica*, 47(1), 153-161.
- Juhn, C., Murphy, K. and Pierce, B. (1993). Wage Inequality and the Rise in Returns

- to Skill. *Journal of Political Economy*, 101, 410-442.
- Kim, M. and Kim, G. (2023), Effect of Korean trade union on wage discrimination between regular and irregular workers. *Asian Economic Journal*, Published online: 23 March 2023.
- Kim, M. and Park, K., 2023. Glass ceiling or sticky floor? Evidence from a distributional approach of the gender wage gap among PhD holders in South Korea. *Asian-Pacific Economic Literature*, Published online: 01 May 2023.
- Machado, A. and Mata, J. (2005). Counterfactual Decomposition of Changes in Wage Distributions Using Quantile Regression. *Journal of Applied Econometrics*, 20, 445-65.
- Melly, B. (2005). Decomposition of Differences in Distribution Using Quantile Regression. *Labour Economics*, 12(4), 577-590.
- Neumark, D. (1988). Employers' discriminatory behavior and the estimation of wage discrimination. *The Journal of Human Resources*, 23(3), 279-95.
- Oaxaca, R. (1973). Male-female wage differentials in urban labor markets. *International Economic Review*, 14(3), 693-709.
- Oaxaca, R. and Ransom, M. (1994). On discrimination and the decomposition of wage. *Journal of Econometrics*, 61(1), 5-21.
- Park, K. (2018). Decomposing the gender pay gap among doctorate holders. *Korean Journal of Labor Economics*, 41(3), 61-93.
- Ragins B. and Sundstorm, E. (1989). Gender and power in organizations. *Psychological Bulletin*, 105, 51-88.
- Reimers, C. (1983). Labor market discrimination against Hispanic and Black men. *The Review of Economics and Statistics*, 65(4), 570-579.
- Rosenbaum, P. and Rubin, D. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 7(1), 41-55.
- Schulze, U. (2015). The gender wage gap among PhDs in the UK. *Cambridge Journal of Economics*, 39(2), 599-629.
- Smith, J. and Todd, P. (2005). Does matching overcome LaLonde's Critique of Nonexperimental Estimator?. *Journal of Econometrics* 125(1-2), 305-353.
- Tannuri-Pianto, M., Pianto, D. and Arias, O. (2004). Informal employment in Bolivia: a lost proposition?. *Econometric Society 2004 Latin American Meetings*, No. 149.
- Webber, K. and Canché, M. (2015). Not equal for all: gender and race differences in salary for doctoral degree recipients. *Research in Higher Education*, 56(7), 645-672.

Abstract

**Wage gap by gender and employment type
in the Korean PhD labor market**

Our study decomposes the wage gap by gender and employment type to analyze the characteristics of the Korean PhD labor market. Unobserved heterogeneity is controlled by employing a more homogeneous PhD holders sample compared to general workers, and analysis results in which selection bias is corrected are derived by combining PSM with various wage decomposition techniques. As a result of decomposing the gender gap among PhD holders using RIF decomposition, a distributional approach, a clear sticky floor and limited glass ceiling are empirically confirmed. And, the generalized wage decomposition employed to analyze the employment type wage gap indicates that there are serious discrimination against temporary contracts in the PhD labor market, but STEM field is found to be somewhat better than other averages. In order to resolve this wage disparity against minority groups in the highly educated labor market, it is necessary to establish legal and institutional foundation for improving working conditions, and introduce reasonable wage structure.

〈표 부록-1〉 성별 임금격차에 대한 일반화 분해 결과

		매칭 전	매칭 후
총 임금격차		0.340 (100%)	0.288 (100%)
설명되는 격차		0.220 (64.70%)	0.156 (54.16%)
설명되지 않는 차별		0.120 (35.30%)	0.132 (45.84%)
	남성 프리미엄	0.014 (4.06%)	0.012 (4.15%)
	여성 패널티	0.106 (31.24%)	0.120 (41.69%)

주: 1) 추정결과는 1% 수준에서 통계적으로 유의함.

2) 부트스트랩을 100회 반복

자료: 과학기술정책연구원 「박사인력활동조사」, 2012, 2017 자료.

□ 저자 약력

- 김명환
- 부연구위원

한국 박사노동시장의 성별·고용형태별 임금격차

- 발행 연월일 2023년 11월 8일 인쇄
2023년 11월 8일 발행
- 발행인 류 장 수
- 발행처 한국직업능력연구원
30147, 세종특별자치시 시청대로 370
세종국책연구단지 사회정책동
홈페이지: <http://www.krivet.re.kr>
전 화: (044)415-5000, 5100
팩 스: (044)415-5200
- 등록일자 1998년 6월 11일
- 등록번호 제16-1681호
- I S B N 979-11-7175-321-5 93330
- 인쇄처 대한문화체육교육협회 장애인자립지원단
(042-631-5656)

www.krivet.re.kr

