

‘연줄’인가, ‘연결’인가?: 인적 네트워크의 노동시장 효과 분석

김 영 철

(한국개발연구원 부연구위원)

Nepotism or Networking?: The Effectiveness of Social Networks
in the Labor Market

KIM, Young Chul

(Associate Fellow, Korea Development Institute)

* 본 논문은 『인적 네트워크(개인의 사회적 자본)의 노동시장 효과 분석』(정책연구시리즈 2010-08, 한국개발연구원, 2010)의 일부 내용에 기초하여 작성된 것임을 밝힌다.

김영철: (e-mail) yckim@kdi.re.kr, (address) Korea Development Institute, 47 Hoegire, Dongdaemun-gu, Seoul, Korea.

- Key Word: 인적 네트워크(Social Networks), 구직 네트워크 가치(Value of Job Networks), 일자리 매치(Job Match), 이직(Job Transfer), 성향점수매칭(P propensity Score Matching)
- JEL Code: J01, J63, Z13
- Received: 2011. 10. 28 • Referee Process Started: 2011. 11. 3
- Referee Reports Completed: 2012. 3. 15

ABSTRACT

This paper analyzes the effectiveness of social networks in finding jobs and estimates the value of job search network using the Korean Labor and Income Panel Study (KLIPS) dataset and utilizing the Difference-in-Difference Propensity Score Matching (PSM) methodology (Heckman *et al.*, 1997). While the wide use of social networks in the Korean labor market is often perceived as 'nepotism,' this study confirms that social networks, by serving as an effective information transmitter between job search and recruitment, make a significant contribution to improving the adequacy of job matching in the domestic labor market. In order to verify the effectiveness of using social networks for getting jobs, this study looks into the cases of labor turnover using social networks and also not using it. In the aspect of individual satisfaction improvement relating to workplace and job duties, both cases of turnover turn out to experience an increased satisfaction by 2~3 points (on a 100-score scale). Meanwhile, as for the educational and technical adequacy improvement, no positive effects are found in the case of turnover without social networks, whereas the educational and technical adequacy improvement turns out to increase by 2.13 and 2.52 points, respectively, in the case of turnover using social networks. The effect of income increase through turnover using social networks registered 40,074 Korean won per month (as of 2010), which can be considered as the result from the improved educational and technical adequacy. Of all things being considered, the value of job search network per wage worker in the Korean society is estimated to be 18.72 million won in terms of life-cycle wage improvement, and 758.2 scores in terms of the improvement of working life satisfaction. Provided that the cash value of satisfaction score 1 is equivalent to ' n ' times 10,000 won, the aggregate value of job search network is estimated to be $18.72+7.582n$ million won, which means the total amount of costs that a wage worker in the Korean society willingly pays to maintain and manage job networks for lifetime.

본 논문은 한국노동패널(KLIPS) 자료를 활용하여 국내 노동시장에서의 인적 네트워크 활용의 효과성을 검증하고 임금근로자 개인의 구직 네트워크 가치를 추정하였다. 흔히 인적 네트워크를 활용한 이직을 '연줄' 혹은 '정실인사'라고 하여 부정적으로 보는 견해가 많으나, 본 연구는 인적 네트워크가 이직자와 구인자 사이의 정보전달기능을 수행함으로써 사회 전반의 일자리 매치(job match)의 적합성을 증대시키는 긍정적 기능을 수행하고 있음을 입증하고 있다. Propensity Score Matching 방법론을 활용하여 검증한 결과, 자발적 이직자들의 이직을 네트워크형 이직과 비네트워크형 이직으로 구분하여 보았을 때, 네트워크형 이직만이 교육수준 및 기술수준의 적합도를 각기 (100점 만점에서) 2.13점과 2.52점 개선시키는 것으로 확인되었으며, 이러한 적합도의 개선은 월 4.074만원(2010년 기준)의 임금상승효과로도 재확인되었다.

ABSTRACT

덧붙여, 이를 활용하여 임금근로자 개인의 구직 네트워크의 가치를 추정해 보면, 구직 네트워크의 생애 금전적 가치는 1,872.0만원으로 집계되었으며, 여기에 주관적 만족도에 대한 보상 측면까지 고려하면, 만족도 1점의 현금가치를 n 만원으로 환산할 때, 대략 $(1,872.0 + 758.2n)$ 만원에 이르는 것으로 집계되었다.

I. 서론

인간은 사회적 동물(Social Animal)이다. 최근 불고 있는 SNS(Social Network Service) 열풍은 새삼 이를 실감케 한다. 이직과 취업 등 노동시장에서도 인적 네트워크는 매우 중요한 역할을 담당하고 있다(류석춘 외[2008]). 한 취업전문 포털업체가 직장인 2천여 명을 대상으로 진행한 설문조사에 따르면, 2007년 한 해 동안 응답자의 40.1%가 이직에 나선 반면, 실제 이직에 성공한 이들은 응답자의 14.3%에 머물렀다. 이직에 성공한 이들의 37.2%가 '기존 직장에서 능력을 인정받고 입지를 다진 것'을 성공요인으로 꼽은 데 이어, 무려 27.8%가 '동종·관련 업계 사람들과 두루 인맥을 맺고, 잘 관리한 것'을 성공요인으로 제시한 바 있다.¹ 이러한 인적 네트워크의 광범위한 영향력에도 불구하고, 국내 노동시장의 인적 네트워크 활용도와 그 효과성을 체계적으로 분석한 자료는 매우 드물다(김용혁[2003]). 김성훈(2005)이 한국노동패널조사 3차연도의 청년층 부가자료를 활용하여 청년층 첫 취업에서의 인적 네트워크의 효과를 분석한 바 있으나, 첫 취업에서 '공개채용'이 교육 및 기술 수준 적합도 측면에서의 긍정적 효과가 크다는 것을 밝혔을 뿐, 인적 네트워크의 순효과를 규명하지는 못하였다.² 그리고 이병훈(2002)이 같은 패널의 3차연도 자료를 활용하여 신규 취업자의 구직방법에 대한 영향요인을 분석한 바 있다.³

반면, 해외에서는 이에 대한 체계적인 연구가 다각적으로 진행되어 왔다. Blau and Robins(1992)는 구직활동에서 친구나 친지를 활용하였을 때 구직에 성공할 확률이 더 높

1 취업전문기관 인크루트가 리서치기관 엠브레인에 의뢰하여 직장인 2,243명을 대상으로 수행한 2008년 조사(『매일경제 Citylife』, 제114호).

2 김성훈(2005)은 인적 네트워크를 활용한 취업이 공개채용보다 사회적 차원에서 보다 비효율적임을 보이 고자 하였다. 이를 위해, 공개채용을 통해 취업하는 이들의 기술적합도나 교육적합도가 인적 네트워크 를 통해 채용하는 이들에 비해 높다는 것을 증거로 제시하였다. 그러나 이것은 공개채용이 주로 대형기 업을 중심으로 경쟁을 통하여 우수 인재를 선발하는 기능을 수행하고 있다는 것을 간과한 결과이다. 첫 취업에서 인적 네트워크에 의존하는 이들은 주로 이 경쟁에서 1차적으로 탈락한 이들에 해당한다. 이러 한 선택편의(selection bias)의 문제가 우선 해소되어야, 김성훈(2005)의 결론이 타당성을 확보할 수 있 을 것이다.

3 이병훈(2002)은 구직자의 학력이 높을수록 구직과정에서 인적 네트워크에 대한 의존도가 하락하고, 유 력인사와의 친인척관계가 구직자의 구직방법을 보다 다양하게 할 수 있으며, 아버지의 학력이 좋을 경 우 구직에서 인적 네트워크를 보다 많이 활용하는 경향이 있음을 확인한 바 있다.

고, 보다 좋은 조건의 고용제의를 받을 가능성이 크다는 것을 입증한 바 있으며, Datcher (1983)는 인적 네트워크를 활용한 입사인 경우, 그렇지 않은 경우에 비해 같은 기간 내의 퇴사 가능성이 현저히 낮아진다는 것을 보였다.⁴ 또한 Marmaros and Sacerdote(2002)는 구직과정에서 동문연결망을 활용하는 것과 높은 연봉의 좋은 일자리를 획득하는 것 사이에 높은 양의 상관관계가 존재함을 확인한 바 있다. 한편, Simon and Warner(1992)는 인맥을 활용한 취업에서 임금 프리미엄이 존재하며, 이는 시간이 지남에 따라 하락한다고 보고하였다. 또한 이 외에도 Granovetter(1975) 이후 비공식경로(Informal Networks)의 노동시장 효과에 대한 연구가 사회학적 관점에서 폭넓게 발전하여 왔다(Lin *et al.* [2001]; Glaeser *et al.*[2002]).

흔히 인적 네트워크를 활용한 구직을 ‘연줄’ 혹은 ‘정실인사’라 하여 부정적으로 보는 견해가 지배적이다. 이러한 견해에 따르면, 인적 네트워크를 활용한 취업이 개인적으로는 유익할지 모르나, 사회 전반적으로는 고용기회의 형평성을 저해하고 인력자원의 효율적 배치를 위협한다고 본다. 앞서 지적한 바와 같이 김성훈(2005)은 이러한 맥락에서 청년층의 첫 취업에서 인적 네트워크를 활용한 구직이 공개채용에 비해 사회적 차원에서 비효율적이라고 주장한 바 있다. 반면, 인적 네트워크의 구인/구직 간 정보전달기능에 초점을 맞춰 네트워크의 긍정적 측면을 강조하는 견해도 상당하다(Ioannides and Loury [2004]). 즉, 인적 네트워크는 각 개인의 취업기회를 확장시킬 뿐만 아니라 사회 전반의 일자리 매치(job match) 효율성 역시 증대시킨다는 주장이다. 업체의 입장에서는 채용후보자의 기술능력이나 직무적합도 등 서류 이면의 상세한 정보를 유통하는 주요한 통로가 인적 네트워크이며, 구직자에게도 네트워크는 취업정보를 확보하고 관심 있는 회사에 대한 중요한 내부사정을 사전에 확인할 수 있는 유용한 통로로 활용된다는 것이다.

본 연구는 이상의 엇갈린 견해에 대하여 부분적인 해답을 제시하고 있다. 즉, 인적 네트워크의 ‘연줄’효과와 ‘연결’효과가 동시에 한국사회 내에 상존한다고 볼 때, 과연 노동시장에서 어느 효과가 보다 지배적인지 확인해 보는 것이다. 분석에는 국내 임금근로자의 이직 관련 자료를 활용한다. 첫 취업의 경우 그 비교대상이 마땅하지 않아 인맥을 활용한 ‘네트워크 구직’의 순효과를 규명하기가 기술적으로 쉽지 않다. 반면, 이직의 경우에는 이직 전과 이직 후를 상호 비교함으로써 ‘네트워크 구직’의 직접적인 효과를 규명해 볼 수 있다. 동시에 본 논문은 이상의 분석을 바탕으로 국내 노동시장의 임금근로자 개개인이

4 Simon and Warner(1992)도 인적 네트워크를 활용한 입사인 경우, 근속연수가 더 증가하는 경향이 있음을 입증한 바 있다.

‘소유한’ 구직 네트워크의 가치를 추정하여 제시한다.

분석에는 한국노동패널(KLIPS)의 5차부터 10차까지의 자료를 활용하였다. 6개 연도 자료를 모두 하나로 취합하여 인적 네트워크 활용에 관한 방대한 규모의 표본을 구성하였으며, 이를 바탕으로 신뢰도 높은 분석 결과를 제시하고자 노력하였다. 덧붙여, 노동패널이 담보하고 있는 다면적인 정보, 즉 기업의 규모, 비정규직 여부, 일자리의 매치(match) 적합성, 각종 만족도 변화 등을 종합적으로 이용하여 기존의 연구들이 다루지 못했던 다각적 측면에서의 인적 네트워크 효과를 분석하였다. 무엇보다 본 연구에서 활용한 Propensity Score Matching(PSM) 방법론은 사후가정형 접근법(counterfactual framework)에 기반한 경제학의 진일보된 분석기법으로서, 선택편의(selection bias)의 문제를 충분히 해소할 수 없었던 국내 및 국외 네트워크 연구들의 한계를 상당 부분 극복하고 있다.

핵심적인 분석 결과는 다음과 같다. 우선 일자리 이동은 인적 네트워크의 활용 여부를 떠나 그 자발적 이직자의 효용(일자리에 대한 주관적 만족도)을 평균적으로 증대시킨다는 점을 확인하였다. 또한 네트워크를 주로 활용한 이직(네트워크형 이직)과 비네트워크를 주로 활용한 이직(비네트워크형 이직)을 구분하여 보았을 때, ‘네트워크형 이직’이 일자리 매치에서의 교육 및 기술 수준 적합도를 현저하게 향상시킨다는 점을 확인한 반면, ‘비네트워크형 이직’은 자발적 이직자의 개인효용 증대를 가져오더라도, 교육 및 기술 수준 적합도를 현저하게 개선시키지는 못한다는 점을 확인하였다. 구체적으로 살펴보면, 직장만족도와 직무만족도를 비롯한 개인의 만족도 개선 측면에서는, 네트워크형 이직과 비네트워크형 이직 모두 각 만족도를 (100점 만점에서) 2~3점가량 개선시키는 것으로 확인되었다. 반면, 교육 및 기술 수준의 적합도 개선 측면에서는 비네트워크형 이직의 긍정적 효과는 포착되지 않았고, 네트워크형 이직만이 교육수준의 적합도와 기술수준의 적합도를 각기 (100점 만점에서) 2.13점과 2.52점 개선시키는 것으로 확인되었다. 즉, 인적 네트워크가 구인과 구직 사이의 효과적인 정보전달기능을 수행함으로써, 국내 노동시장의 일자리 매치 적합성을 개선하는 데 현저히 기여하고 있음이 증명된 것이다.

이러한 현상은 네트워크형 이직이 이직자의 임금상승효과로 직결되는 반면, 비네트워크형 이직에서는 임금상승효과를 확인할 수 없었다는 점에서 재확인된다. 네트워크형 이직을 통한 임금상승효과는 월 4.074만원(2010년 기준)에 이르는 것으로 확인된 반면, 비네트워크형 이직 전반의 임금상승효과는 포착되지 않았다. 이를 활용하여 임금근로자 개인의 구직 네트워크의 가치를 추정해 보면, 구직 네트워크의 생애 금전적 가치는 1,872.0

만원으로 집계되었으며, 여기에 주관적 만족도에 대한 보상 측면까지 고려하면, 만족도 1점의 현금가치를 n 만원으로 환산할 때, 대략 $(1,872.0+758.2n)$ 만원에 이르는 것으로 집계되었다.

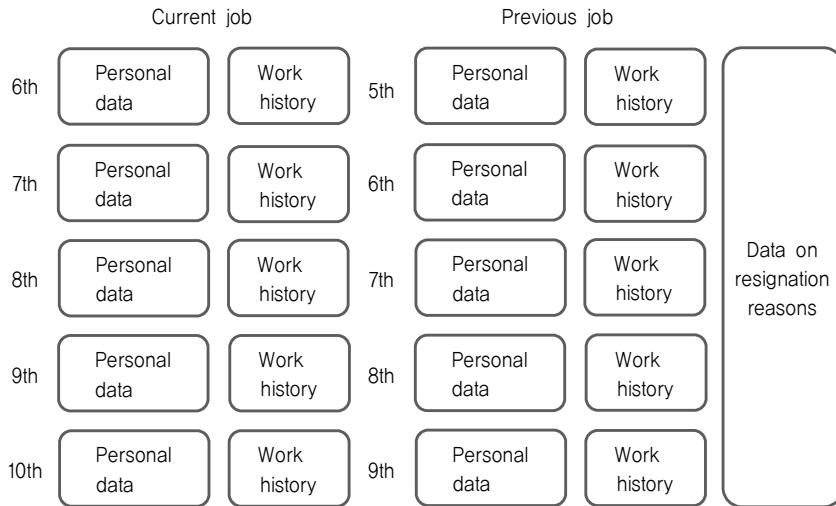
결론적으로, 본 연구는 근로자의 자발적 이직이 일자리에 대한 주관적 만족도를 높임으로써 근로자 개인의 효용을 개선할 수 있으며, 네트워크형 이직, 즉 네트워크를 주로 활용하는 이직은 이직자와 노동시장 수요자 사이의 매치 적합성을 향상시킴으로써 노동시장의 효율성을 개선할 수 있음을 보여주고 있다. 이러한 연구 결과는 인적 네트워크를 활용한 구직활동이 한국사회 전반에서 ‘정실인사(nepotism)’라는 부정적인 기능을 주로 담당하기보다는 ‘연결(networking)’을 통한 구인/구직 간 정보전달이라는 긍정적 역할을 주로 감당하고 있음을 강하게 뒷받침한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제Ⅱ장에서는 분석자료에 대해, 제Ⅲ장에서는 분석변수에 대해 설명한다. 제Ⅳ장에서는 국내 노동시장에서의 일자리 이동의 영향요인을 분석해 본다. 제Ⅴ장에서는 분석에 활용한 방법론, 즉 Propensity Score Matching에 대해 설명하고, 제Ⅵ장에서는 구체적으로 이직에서의 Propensity Score를 추정한다. 제Ⅶ장에서는 주요한 분석 결과를 요약하며, 제Ⅷ장에서는 임금근로자 개인의 구직네트워크의 가치를 추정해 본다. 마지막으로 제Ⅸ장은 결론 부분으로서 본 연구의 정책적 시사점을 제시한다.

Ⅱ. 분석자료

본 연구의 분석자료는 노동패널의 5차(2002년도 조사)부터 10차(2007년도 조사)까지의 자료 중 개인자료와 직업력자료를 활용하여 구성하였다. 분석에 활용한 최종 샘플은 다음의 과정을 거쳐 완성되었다. 우선 각 차수의 개인자료에 직업력자료의 정보를 추가한다. 직업력자료는 각 개인의 현재 일자리가 생애 몇 번째 일자리인가(job sequence)에 대한 정보를 제공해 주고 있다. 각 차수의 개인자료에 포함된 개인식별번호(pid)를 활용하여 각 개인의 한 해 전, 즉 한 차수 이전의 일자리 정보를 매칭하였다. 예를 들어 6차 개인자료에 포함된 각 개인에 대해 그 한 해 전인 5차에서의 일자리 정보를 첨부하였다. 단, 이전 차수에 일자리가 없었던 이들은 이전 차수의 일자리 정보를 ‘무직’으로 표시하였다.

[Figure 1] Diagram of Pooled Dataset



이를 6-5차 자료라 명하자. 이렇게 형성된 6-5차, 7-6차, 8-7차, 9-8차, 10-9차 자료를 합쳐서 통합 샘플(pooled dataset)을 구성하였다. 여기에 직업력자료가 제공하는 자발적, 비자발적 퇴사를 비롯한 퇴직 관련 정보를 첨부하였다. 이 정보는 이전 차수의 일자리를 그만둔 경우 그 퇴직사유를 파악하도록 돕는다. 통합 샘플의 구성도는 [Figure 1]에 요약되어 있다.

이 통합 샘플을 활용하여, 국내 노동시장에서의 개괄적인 일자리 이동 현황을 파악해 볼 수 있다. <Table 1>은 이전 차수에서 임금일자리 소유자였던 이들과 비임금일자리(즉, 자영업자/고용주 혹은 무급가족종사자) 소유자였던 이들의 현 차수에서의 일자리 내역을 정리하고 있다. 이전 차수에서 임금일자리 소유자였던 이들의 경우, 단 75.36%만이 이전 차수의 일자리를 그대로 유지하고 있는 것으로 나타났다. 네 명 중 한 명의 임금근로자가 한 해 사이에 일자리를 옮기거나 그만둔 것이다. 국내 노동시장에서 일자리 이동이 광범위하게 이루어지고 있음을 확인할 수 있다. 상당수인 10.72%가 한 해 뒤 같은 시기에 무직상태인 것으로 나타났고, 비슷한 규모인 10.75%는 새로운 임금일자리로 이동한 것으로 나타났다. 비임금근로자로 전환한 경우도 3.17%에 달한다. 반면, 이전 차수에서 비임금일 자리를 소유한 이들의 경우, 대부분인 86.13%가 당시 일자리를 현 차수에서 그대로 유지하고 있는 것으로 나타났으며, 단 7.01%만이 새로운 비임금일 자리를 시작하거나 임금일자리로 진입한 것으로 파악되었다.

〈Table 1〉 Status of Annual Job Turnover of Job Holders

Job turnover of paid job holders in the previous panel study			Job turnover of non-paid job holders in the previous panel study		
Maintained the paid job they had in the previous study	14,343	75.36%	Maintained the non-paid job they had in the previous study	8,258	86.13%
Entered a new paid job	2,046	10.75%	Entered a new non-paid job	255	2.66%
Entered a new non-paid job	603	3.17%	Entered a new paid job	417	4.35%
Currently jobless	2,041	10.72%	Currently jobless	658	6.86%
Total	19,033	100%	Total	9,588	100%

Source: The 5th to 10th Korean Labor & Income Panel Study.

이어서 분석에 활용할 최종 샘플을 구성하기 위하여 주어진 통합 샘플에서 현 차수에 일자리가 없는 개인은 제외시켰으며, 비임금일자리 소유자인 자영업자 및 무급 가족종사자도 제외시켰다. 최종적으로 현 차수에서 임금일자리 소유자로 파악된 이들은 6차부터 10차까지 총 21,199명으로 확인되었는데, 이들 중 이전 차수의 임금일 자리를 그대로 유지하고 있는 근로자가 15,004명이며, 새로운 임금근로 일자리에 진입한 경우가 6,196명으로 파악되었다. 이들의 각 차수별 구성은 아래와 같다.

Panel study (Year)	Paid job holders	Percentage
6th(2003)	4,211	19.86
7th(2004)	4,257	20.08
8th(2005)	4,085	19.27
9th(2006)	4,300	20.28
10th(2007)	4,346	20.5
Total	21,199	100

여기서 이전 일자리에 대한 상세한 정보를 파악할 수 없거나 이전 차수에서 무직이었던 4,393명을 우선 제하고, 이전 차수에서 비임금일자리 소유자였던 417명도 제하였다. 나머지 16,389명은 이전 차수와 현 차수 모두에서 임금근로자라고 답한 이들이다. 이는 〈Table 1〉에서 이전 차수의 임금일자리 소유자 중 현 차수에서도 임금일자리 소유자로 파악된 16,389명과 동일한 수치이다. 우선 분석자료의 신뢰도를 높이기 위하여 72명의 특수한 경우를 가려내어 최종 샘플에서 제하였다.⁵ 그리고 이직의 순효과만을 파악할 수

5 구체적으로, 지난 한 해 동안 2번 이상 일자리를 옮긴 근로자 55명과 현재의 임금근로 일자리가 이전 차수에서는 자신의 주된 일자리가 아니었다고 답한 15명을 제하였다. 그리고 일자리 일련번호(job

있도록 비자발적 이직자라고 밝힌 417명을 제외하였다. 다음으로 나이가 70세 이상인 임금 근로자 114명을 제외하였다.⁶ 마지막으로, 이전 차수의 임금정보가 누락된 81명을 제외하였다. 이로써 15,705명의 최종 샘플이 확보되었으며, 이들의 각 차수별 구성은 아래와 같다. 본 최종 샘플은 이전 차수와 현 차수 모두에서 임금근로자라고 밝힌 이들 중 중요 변수가 누락되었거나, 비자발적 이직을 비롯한 특수한 경우들을 제외하고 그 나머지 임금 근로자들의 전체 집합이라 할 수 있다.

Panel study (previous~current)	Paid job holders	Percentage
5th~6th	2,927	18.64
6th~7th	3,110	19.80
7th~8th	3,100	19.74
8th~9th	3,186	20.29
9th~10th	3,382	21.53
Total	15,705	100

Ⅲ. 분석변수

본 장에서는 각 분석변수에 관한 체계적 설명을 제시하고자 한다. 분석에 활용된 변수들에 대한 기초통계량은 <Table 2>와 <Table 3>에 요약되어 있다.

1. 개인 및 일자리 특성변수

개인에 대한 기초변수로는 성별, 나이, 교육수준,⁷ 혼인 여부를 포함하였다. 이전 차수, 즉 지난 조사시점에서의 일자리에 대한 기본정보로서 정규직 여부, 첫(혹은 두 번째) 일자리 여부, 임금수준(로그), 기업 규모를 포함하였다. ‘첫(혹은 두 번째) 일자리 여부’는 당시 일자리가 생애 첫 번째 혹은 두 번째 일자리에 해당하는가를 표시한다. ‘임금수준

sequence)가 누락된 2명을 추가로 제외하였다.

6 이들 대부분(97%)은 한 해 사이에 일자리 이동이 없었던 것으로 나타나, 근로자의 이직 특성을 보편적으로 대변하기 힘든 특이치(outliers)로 처리하였다.

7 ‘교육수준’에 대한 등급은 다음의 순서대로 1부터 8을 부여하였다: 무학, 초등학교, 중학교, 고등학교, 2년제 대학, 4년제 대학, 대학원 석사, 대학원 박사.

(로그)'은 임금상승률을 감안하여 2008년도 기준으로 환산된 월평균 임금액에 로그를 취한 값이다.⁸ 2008년 기준의 실질임금으로 환산하자면 임금상승률이 아닌 물가상승률을 이용하여야 할 것이나, 본 분석의 목적이 실질임금의 변화를 정확히 추정하는 데 있지 아니하고 전체 통합 샘플에서의 임금수준의 증가 여부에 있으므로, 2008년 기준 임금수준으로 일원화(equalizing)하는 차원에서 임금상승률을 대신 활용하였다. 단, 일부 응답자들이 월평균임금이 아닌 연봉을 기입한 것으로 판단되어, 8명의 이전 차수 월평균임금을 무응답 처리하고, 17명의 현 차수 월평균임금 역시 무응답 처리하였다.⁹ '종업원 규모(로그)'는 근무하는 직장의 종업원 수에 로그를 취한 값이다. 단, 응답자가 정확한 종업원 수가 아닌 1부터 10까지 종업원 규모의 등급만을 밝힌 경우, 해당 등급이 아우르는 범위의 중간값을 차용하였다. 예를 들어 3등급(종업원 10~29명) 직장인 경우 종업원 수를 19.5명이라 표시하였다.¹⁰

다음으로 '일자리(혹은 일)를 계속 유지하길 희망하는가'에 대한 응답으로 '직장유지의향'과 '직무유지의향'을 포함하였다. 노동패널은 5단위로 '전혀 그렇지 않다(1)'부터 '아주 그렇다(5)'까지를 표기하는데, 본 분석에서는 이를 백단위로 전환하여 '전혀 그렇지 않다'를 0점, '아주 그렇다'를 100점으로 표하였다.¹¹ '업무만족도'는 다음 네 가지 질의에 대한 5단위 응답을 역시 백단위로 전환한 후 산술평균한 값이다: 업무에 만족하나, 업무에 열정적인가, 업무를 즐겁게 하나, 업무에 보람을 느끼나. 그리고 다음 일곱 가지 영역에 대한 만족도 조사를 추가하였다: 임금에 대한 만족도, 취업의 안정성에 대한 만족도, 근로환경에 대한 만족도, 의사소통 및 인간관계에 대한 만족도, 개인의 발전 가능성에 대한 만족도, 인사고과의 공정성에 대한 만족도, 복지후생에 대한 만족도. 본 분석에서는 이들 만족도에 대한 5단위 응답을 100점 만점으로 전환하여 사용하였는데, '매우 만족' 100점으로, '만족'을 75점, '보통'을 50점으로, '불만족'을 25점, '매우 불만족'을 0점으로

8 임금상승률의 계산에는 노동부의 '고용형태별 근로실태조사(舊임금구조기본통계조사)'에 수록된 상용근로자 5인 이상 사업체의 6월 기준 월평균임금을 활용하였다. 이로부터 추정한 연간 임금상승률은 다음과 같다: 2002~03년 8.36%, 2003~04년 6.75%, 2004~05년 7.23%, 2005~06년 6.15%, 2006~07년 4.08%, 2007~08년 5.65%.

9 2002년 기준으로 환산된 월평균임금에서 8명의 이전 차수 임금이 현 차수 임금보다 500만원 이상 높게 나타났고, 17명의 현 차수 임금 역시 이전 차수 임금보다 500만원 이상 높게 나타났다. 한 해 사이에 월급여가 500만원(2008년 기준으로 723.8만원) 이상 변동하는 경우는 드물므로, 이들이 월급여 대신 연봉을 기입한 것으로 판단된다.

10 각 등급을 대체한 종업원 수는 다음과 같다: 1등급 2.5명, 2등급 7명, 3등급 19.5명, 4등급 39.5명, 5등급 59.5명, 6등급 84.5명, 7등급 119.5명, 8등급 159.5명, 9등급 214.5명. 마지막으로 종업원 1,000명 이상을 표시하는 10등급의 경우 종업원 수를 1,500명이라 표하였다.

11 5단위 점수 a 를 백단위 점수 b 로 전환하기 위하여 다음의 산술식을 활용한다: $b=25(a-1)$.

〈Table 2〉 Basic Statistics by Individual & Job Characteristic Variable

Variables		Observations	Mean	Standard deviation	Min	Max
Individual characteristics	Gender (female: 1)	15,705	0.37	0.48	0	1
	Age	15,705	40.05	10.81	18	69
	Educational background	15,703	4.51	1.35	1	8
	Marriage (single: 1)	15,705	0.27	0.45	0	1
Job characteristics (As of the previous panel study)	Regular/Non-regular worker (regular: 1)	15,659	0.76	0.43	0	1
	First-time (or second) employment	15,705	0.48	0.50	0	1
	Wage (unit: 10,000, log)	15,694	5.14	0.59	1.47	7.29
	Number of employees (unit: person, log)	12,912	4.00	2.31	0	10.97
Satisfaction characteristics (As of the previous panel study)	Willingness to continue to work for the current company	15,658	65.16	18.71	0	100
	Willingness to maintain the current work	15,645	64.09	19.22	0	100
	Work satisfaction (mean of four variables)	15,653	59.36	16.44	0	100
	Wage satisfaction	15,656	43.94	19.27	0	100
	Employment stability satisfaction	15,645	55.40	19.38	0	100
	Working environment satisfaction	15,653	54.46	18.48	0	100
	Workplace relations satisfaction	15,631	57.12	16.29	0	100
	Self-development satisfaction	15,649	50.88	18.39	0	100
	HR process satisfaction	15,460	49.75	16.02	0	100
Welfare satisfaction	15,552	45.69	19.58	0	100	
Dummies for occupational type (As of the previous panel study)	Professional managerial position	15,702	0.13	0.33	0	1
	General office work position	15,702	0.33	0.47	0	1
	Service/Sales position	15,702	0.13	0.34	0	1
	Farmers/Fishermen	15,702	0.01	0.08	0	1
	Skill work in production	15,702	0.41	0.49	0	1
Dummies for business type (As of the previous panel study)	Agricultural & fishery industries	15,703	0.01	0.08	0	1
	Mining & manufacturing industries	15,703	0.26	0.44	0	1
	Construction industry	15,703	0.11	0.31	0	1
	Wholesale & retail trade/lodging industry	15,703	0.16	0.37	0	1
	Service-related industry	15,703	0.46	0.50	0	1

처리하였다. 〈Table 2〉에서 보듯이 임금만족도와 복지후생만족도가 일반적으로 50점을 크게 하회하는 반면, 업무, 직업안정성, 인간관계에 대한 만족도는 일반적으로 50점을 크게 상회하는 것을 확인할 수 있다.

이전 차수 일자리를 직종별, 업종별로 구분하여 더미변수로 처리하였다. 직종별로는 전문관리직(노동패널 대분류 0 ‘의회의원, 고위 임직원 및 관리자’, 1 ‘전문가’), 사무기술

직(대분류 2 '기술공 및 준전문가', 3 '사무 종사자', 소분류 950 '군인), 서비스판매직(대분류 4 '서비스 종사자', 5 '판매 종사자), 농어민(대분류 6 '농업 및 어업숙련 종사자', 생산기능직(대분류 7 '기능원', 8 '장치 및 기계조작 종사자', 9 '단순노무자')로 구분하였다. 업종별로는 농어업 종사(대분류 A '농업 및 임업', B '어업), 광공업 종사(대분류 C '광업', D '제조업), 건설업 종사(대분류 F), 도소매·숙박업 종사(대분류 G '도매 및 소매업', H '숙박 및 음식점업), 서비스 관련업 종사(대분류 E '전기, 가스, 수도사업) 외 각종 서비스 관련 업종)으로 구분하였다.

2. 이직 및 성과지표 관련 변수

최종 샘플 15,705명 중 지난 조사시점 이후 일자리를 이동한 임금근로자는 전체의 약 10%에 해당하는 1,560명이다. 각 샘플에 대한 이직 여부를 더미변수로 처리하였다. 이직의 성과를 측정하기 위하여, 다음의 일곱 가지 평가지표를 마련하였다: 개인의 주관적 만족도와 관련된 종합적 지표 세 가지(직장만족도, 직무만족도, 일자리만족도), 일자리 배치의 효율성과 관련된 종합적 지표 세 가지(기술적합도, 교육적합도, 교육기술복합지수) 그리고 임금수준. 이들에 대한 기초통계량은 <Table 3>에 요약되어 있다.

직장만족도는 다음 5가지 평가지표(5단위)의 평균값을 100점 단위로 환산한 것이다: 다닐 만한 직장인가, 들어온 게 기쁘냐, 친구에게 추천하고 싶은가, 다른 이에게 자랑할 수 있는가, 계속 다니고 싶은가(즉, 앞서의 '직장유지의향'). 직무만족도는 앞서 제시한 '업무만족도' 관련 네 가지 지표와 '직무유지의향'을 합친 다섯 가지 평가지표를 산술평균하여 100점 단위로 환산한 것이다. 일자리만족도는 '일자리에 대해 전반적으로 얼마나 만족하는가'라는 질의에 대한 5단위 응답을 100점 단위로 환산한 것이다. 이들 세 가지 만족도와 관련된 지표들의 연간 변화를 (현 차수 만족도-전 차수 만족도)로 측정하여 만족도 변화지표를 추가로 생성하였다.

기술적합도는 '현재 하는 일의 수준은 나의 기술(기능)과 비교하여 어느 정도인가'라는 질의에 대한 답변으로부터 구성하였다. 응답자는 '매우 낮다', '낮은 편이다', '맞다', '높은 편이다', '매우 높다' 중 응답하도록 되어 있다.¹² 대략 80% 안팎의 응답자가 다섯 응답 중 '맞다'에 답하였다. 여기서 '높은 편이다'와 '매우 높다'에 대한 응답은 전체 응답자의 1%

¹² 응답자별 분포: '매우 낮다 1.22%', '낮은 편이다 17.27%', '맞다 80.39%', '높은 편이다 1.06%', '매우 높다 0.06%'.

〈Table 3〉 Basic Statistics by Job Turnover & Performance Indicator

Variables	Observations	Mean	Standard deviation	Min	Max
Job turnover (job change: 1)	15,705	0.099	0.30	0	1
Workplace satisfaction in the previous panel study	15,636	56.59	16.98	0	100
Workplace Satisfaction in the current panel study	15,585	56.79	16.98	0	100
Changes in workplace satisfaction	15,531	0.19	16.36	-90	80
Occupational satisfaction in the previous panel study	15,653	60.52	15.99	0	100
Occupational satisfaction in the current panel study	15,600	60.56	16.15	0	100
Changes in occupational satisfaction	15,563	0.03	16.41	-75	85
Job satisfaction in the previous panel study	15,596	53.90	16.18	0	100
Job satisfaction in the current panel study	15,562	54.54	16.46	0	100
Changes in job satisfaction	15,468	0.65	17.22	-100	75
Skill fit in the previous panel study	15,613	90.14	21.38	0	100
Skill fit in the current panel study	15,590	90.58	21.46	0	100
Changes in skill fit	15,509	0.44	23.87	-100	100
Education fit in the previous panel study	15,656	89.69	21.69	0	100
Education fit in the current panel study	15,620	90.08	21.86	0	100
Changes in education fit	15,582	0.40	24.13	-100	100
Education & skill fit composite in the previous panel study	15,612	89.91	21.06	0	100
Education & skill fit composite in the current panel study	15,590	90.34	21.19	0	100
Changes in education & skill fit composite indicators	15,508	0.43	23.18	-100	100
Wage in the previous panel study (unit: 10,000 won)	15,697	202.47	120.55	0	1,469.75
Wage in the current panel study (unit: 10,000 won)	15,658	205.89	124.06	6.25	1,469.75
Changes in wage level (unit: 10,000 won)	15,650	3.44	56.19	-719.31	565.72

내외이다. 하는 일의 수준이 매우 높거나 높은 편이다라는 것은 하는 일이 도전적이며 자기 능력을 충분히 발휘할 기회가 많다는 것을 의미하므로 적합도가 낮다고만 평할 수는 없다. 따라서 100점 단위로 환산할 때, '매우 낮다'에 0점, '낮은 편이다'에 50점, '맞다'와 그 이상의 답변에 100점을 부여하였다.¹³ 교육적합도는 '현재 하는 일의 수준은 나의 교육수준과 비교하여 어느 정도인가'라는 질문에 대한 답변으로부터 구성하였으며, 같은 방식으로 '매우 낮다'에 0점, '낮은 편이다'에 50점, '맞다'와 그 이상의 답변에 100점을 부여하였다. 여기서 교육수준은 서류상에 기재되므로, 서류상에 기재가 어려운 기술수준과는

13 '높은 편이다'와 '매우 높다'가 차지하는 비중이 매우 낮아, 이들을 적합도가 '낮은 편이다'와 '매우 낮다'와 함께 '나의 기술(기능)과 맞지 않다'로 통으로 취급하여도 분석 결과에는 의미 있는 차이가 나타나지 않는다.

취업과정에서 다르게 취급된다. 특히 인적 네트워크는 교육수준보다 기술수준의 정보전달에 보다 유용한 채널로 작동할 가능성이 높다. 따라서 이직의 종합적인 배치효율성 개선효과를 측정하기 위해서는 두 지표를 아우를 수 있는 독립적인 지표가 필요하다. 도입된 ‘교육기술복합지수’는 기술적합도와 교육적합도의 산술평균으로서 일자리 배치효율성에 대한 종합적 평가지표로 작성되었다. 이들 세 가지 배치효율성 관련 지표들의 연간 변화를 (현 차수 배치효율성-전 차수 배치효율성)으로 측정하여 배치효율성의 변화분을 추가로 추출하였다.

마지막으로, 월평균임금(단위: 만원)의 절대치를 2008년 기준으로 환산하여 ‘전 차수 임금수준’과 ‘현 차수 임금수준’을 구성하였다. 앞서 ‘임금수준(로그)’ 변수의 생성에 활용한 임금상승률을 그대로 차용하였다. ‘임금수준 변화’는 (현 차수 임금수준-이전 차수 임금수준)으로 측정하였다. 표에서 보는 바와 같이, 전 차수 임금수준은 평균 202만 4,700원으로, 현 차수 임금수준은 평균 205만 8,900원으로 집계되었고, 평균 임금수준의 연간 상승분은 3만 4,400원으로 나타났다.

IV. 일자리 이동의 영향요인

본 장에서는 일자리 이동에 영향을 미치는 주요 요인들에 대해 평가해 보도록 한다. 이 직확률 추정을 위하여 로짓회귀분석(logistic regression)을 수행하였으며, 여덟 가지 회귀분석모형에 대해 그 결과를 <Table 4>에 요약하였다. 각 모형은 이전 차수와 현 차수 사이의 이직 여부를 종속변수로 한다. 모형 1은 개인 특성변수들과 일자리 특성변수들을 설명변수로 하였으며, 모형 2는 여기에 교육적합도를 추가하였다. 모형 3은 여기에 일과 일자리에 대한 만족도를 측정하는 여덟 개 변수를 추가하였다. 모형 4에는 직종더미를, 모형 5에는 업종더미를, 모형 6에는 연차더미를 차례로 추가하였다. 모형 7은 모형 6에서 종업원 규모를 제하고 추정한 결과이다. 종업원 규모에 응답하지 않은 샘플 수가 전체 최종 샘플의 17.8%에 달하므로, 설명변수에서 종업원 규모를 뺀 모형 7은 샘플 수를 극대화한 추정 결과를 제시한다. 모형 8은 모형 6의 설명변수 중 교육적합도를 기술적합도로 대체한 추정 결과이다. 교육적합도와 기술적합도의 상관계수가 0.913에 달하므로, 하나의 모형에 두 변수를 모두 포함시키기보다 별도의 모형을 만들어 상호비교하는 방법을 택한

<Table 4A> Analysis of Factors Affecting Job Turnover

Multinomial logit regression Dependent variable: job turnover	Model 1		Model 2		Model 3		Model 4	
	Estimated coefficient (standard error)	Marginal effects	Estimated coefficient (standard error)	Marginal effects	Estimated coefficient (standard error)	Marginal effects	Estimated coefficient (standard error)	Marginal effects
Gender (female: 1)*	-0.1627** (0.0665)	-1.313	-0.1272* (0.0672)	-1.030	-0.0669 (0.0701)	-0.536	-0.1378* (0.0753)	-1.081
Age	-0.0512*** (0.0041)	-0.420	-0.0513*** (0.0041)	-0.421	-0.0510*** (0.0042)	-0.412	-0.0507*** (0.0042)	-0.404
Educational background	0.0263 (0.029)	0.216	0.0135 (0.0294)	0.111	0.0350 (0.0306)	0.283	0.0264 (0.0342)	0.210
Marriage (single: 1)*	0.0531 (0.0746)	0.440	0.0601 (0.0748)	0.498	0.0563 (0.0757)	0.459	0.0643 (0.0762)	0.518
Regular/Non-regular worker (regular: 1)*	-0.3042*** (0.0713)	-2.688	-0.2777*** (0.0718)	-2.438	-0.2213*** (0.0743)	-1.887	-0.1853** (0.0751)	-1.544
First-time (or second) employment*	-0.5513*** (0.0647)	-4.453	-0.5462*** (0.0649)	-4.412	-0.5313*** (0.0656)	-4.227	-0.5429*** (0.0659)	-4.258
Wage (unit: 10,000, log)	-0.5933*** (0.0709)	-4.868	-0.5360*** (0.0727)	-4.398	-0.5253*** (0.0769)	-4.242	-0.5393*** (0.0782)	-4.294
Size of employees (unit: person, log)	-0.1019*** (0.0145)	-0.836	-0.1010*** (0.0145)	-0.829	-0.0838*** (0.0149)	-0.677	-0.0691*** (0.0149)	-0.550
Educational fit in the previous panel study			-0.0045*** (0.0012)	-0.037	-0.0031** (0.0014)	-0.025	-0.0030** (0.0014)	-0.024
Skill fit in the previous panel study								
Work satisfaction					-0.0031 (0.0025)	-0.025	-0.0036 (0.0025)	-0.029
Wage satisfaction					0.0025 (0.0020)	0.021	0.0029 (0.0020)	0.023
Employment stability satisfaction					-0.0041* (0.0021)	-0.033	-0.0044** (0.0021)	-0.035
Working environment satisfaction					-0.0049** (0.0021)	-0.039	-0.0050** (0.0022)	-0.040
Workplace relations satisfaction					-0.0016 (0.0024)	-0.013	-0.0015 (0.0024)	-0.012
Self-development satisfaction					0.0055** (0.0023)	0.045	0.0050** (0.0023)	0.040
HR Process satisfaction					0.0006 (0.0027)	0.005	0.0011 (0.0027)	0.009
Welfare satisfaction					-0.0069*** (0.0021)	-0.055	-0.0070*** (0.0021)	-0.055
(Base: production/skill work job)								
Professional managerial position*							0.3710*** (0.1169)	3.328
General office work position*							-0.1145 (0.0887)	-0.898
Service/Sales position*							0.4280*** (0.0885)	3.890
Farmers/Fishermen*							-0.3201 (0.4768)	-2.238
Year dummies	No		No		No		No	
Job turnover rate*100 (based on the mean of each variable)		9.02		9.02		8.86		8.72
Observations		12,869		12,829		12,655		12,652

Note: 1) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

2) Marginal effect is expressed as a percentage of estimated marginal effects.

3) Marginal effect of dummy variables represents a change in job change probability when variable value changes from 0 to 1 (Variable marked with asterisk (*) indicates dummy variable).

<Table 4B> Analysis of Factors Affecting Job Turnover

Multinomial logit regression Dependent variable: job turnover	Model 5		Model 6		Model 7		Model 8	
	Estimated coefficient (standard error)	Marginal effects	Estimated coefficient (standard error)	Marginal effects	Estimated coefficient (standard error)	Marginal effects	Estimated coefficient (standard error)	Marginal effects
Gender (female: 1)*	-0.1528** (0.0759)	-1.194	-0.1482* (0.0760)	-1.154	-0.1872*** (0.0713)	-1.289	-0.1477* (0.0761)	-1.151
Age	-0.0505*** (0.0042)	-0.401	-0.0505*** (0.0042)	-0.400	-0.0521*** (0.0040)	-0.366	-0.0504*** (0.0042)	-0.399
Educational background	0.0309 (0.0345)	0.245	0.0327 (0.0347)	0.258	0.0113 (0.0324)	0.080	0.0346 (0.0345)	0.274
Marriage (single: 1)*	0.0659 (0.0764)	0.529	0.0635 (0.0766)	0.507	0.1045 (0.0721)	0.749	0.0684 (0.0767)	0.548
Regular/Non-regular worker (regular: 1)**	-0.2033*** (0.0770)	-1.696	-0.2075*** (0.0776)	-1.727	-0.1213* (0.0735)	-0.875	-0.2093*** (0.0777)	-1.744
First-time (or second) employment*	-0.5421*** (0.0660)	-4.240	-0.5445*** (0.0661)	-4.241	-0.6294*** (0.0623)	-4.407	-0.5495*** (0.0662)	-4.284
Wage (unit: 10,000, log)	-0.5309*** (0.0788)	-4.215	-0.5277*** (0.0790)	-4.172	-0.6554*** (0.0702)	-4.602	-0.5288*** (0.0791)	-4.186
Size of employees (unit: person, log)	-0.0685*** (0.0151)	-0.552	-0.0680*** (0.0152)	-0.546			-0.0685*** (0.0152)	-0.542
Educational fit in the previous panel study	-0.0028** (0.0014)	-0.022	-0.0029** (0.0014)	-0.023	-0.0027** (0.0013)	-0.019		
Skill fit in the previous panel study							-0.0030** (0.0014)	-0.024
Work satisfaction	-0.0038 (0.0025)	-0.030	-0.0043* (0.0025)	-0.034	-0.0054** (0.0023)	-0.038	-0.0045* (0.0025)	-0.036
Wage satisfaction	0.0029 (0.0020)	0.023	0.0026 (0.0020)	0.020	0.0027 (0.0019)	0.019	0.0026 (0.0020)	0.020
Employment stability satisfaction	-0.0048** (0.0021)	-0.038	-0.0045** (0.0021)	-0.035	-0.0051*** (0.0020)	-0.036	-0.0044** (0.0021)	-0.035
Working environment satisfaction	-0.0052** (0.0022)	-0.041	-0.0054** (0.0022)	-0.042	-0.0053*** (0.0020)	-0.037	-0.0053** (0.0022)	-0.042
Workplace relations satisfaction	-0.0014 (0.0024)	-0.011	-0.0015 (0.0024)	-0.012	-0.0014 (0.0023)	-0.010	-0.0013 (0.0024)	-0.011
Self-development satisfaction	0.0054** (0.0023)	0.043	0.0057** (0.0023)	0.045	0.0061*** (0.0022)	0.043	0.0057** (0.0023)	0.045
HR process satisfaction	0.0010 (0.0027)	0.008	0.0011 (0.0027)	0.009	-0.0006 (0.0025)	-0.004	0.0014 (0.0027)	0.011
Welfare satisfaction	-0.0069*** (0.0021)	-0.055	-0.0069*** (0.0021)	-0.054	-0.0060*** (0.0020)	-0.042	-0.0068*** (0.0021)	-0.053
(Base: Production/Skill work job)								
Professional managerial position*	0.3574*** (0.1203)	3.183	0.3594*** (0.1204)	3.190	0.3478*** (0.1160)	2.728	0.3514*** (0.1204)	3.114
General office work position*	-0.1409 (0.0916)	-1.098	-0.1365 (0.0917)	-1.060	-0.1322 (0.0878)	-0.911	-0.1374 (0.0917)	-1.068
Service/Sales position*	0.3146*** (0.1080)	2.752	0.3136*** (0.1081)	2.732	0.2369** (0.1012)	1.793	0.3037*** (0.1084)	2.640
Farmers/Fishermen*	-1.3598** (0.6827)	-6.349	-1.3198* (0.6821)	-6.224	-1.2188* (0.6557)	-5.262	-1.3254* (0.6828)	-6.246
(Base: Mining & manufacturing industries)								
Agricultural & fishery industries*	1.2277** (0.5423)	15.765	1.2064** (0.5429)	15.324	0.8109 (0.5129)	7.981	1.2026** (0.5431)	15.270
Construction industry*	-0.1858 (0.1239)	-1.386	-0.1819 (0.1240)	-1.353	-0.1896* (0.1146)	-1.251	-0.1797 (0.1240)	-1.339
Wholesale & retail trade/lodging industry*	0.1413 (0.1027)	1.165	0.1417 (0.1028)	1.163	0.2878*** (0.0976)	2.200	0.1393 (0.1029)	1.144
Service-related industry*	0.0006 (0.0808)	0.005	0.0016 (0.0808)	0.013	-0.0420 (0.0778)	-0.295	-0.0024 (0.0809)	-0.019
Year dummies	No		Yes		Yes		Yes	
Job turnover rate*100 (based on the mean of each variable)		8.69		8.65		7.60		8.67
Observations	12,651		12,651		15,344		12,614	

Note: 1) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

2) Marginal effect is expressed as a percentage of estimated marginal effects.

3) Marginal effect of dummy variables represents a change in job change probability when variable value changes from 0 to 1 (Variable marked with asterisk (*) indicates dummy variable).

것이다. 이들 모형들의 하단에 ‘평균치 이직확률’을 표기하였다. ‘평균치 이직확률’은 추정에 활용된 변수들의 평균치에서 계산한 이직확률을 나타낸다. 즉, 샘플 내의 대표적 임금근로자(representative paid worker)의 이직 가능성을 대변하는 수치이다. 주어진 모형들이 추정한 ‘평균치 이직확률’은 대략 8% 안팎(7.6~9.02%)이다. 각 추정계수 우편에는 한계효과를 함께 표시하였는데, 이는 설명변수가 한 단위 상승할 때(더미변수의 경우 0에서 1로 바뀔 때) ‘평균치 이직확률’의 변동분을 나타낸다. ‘평균치 이직확률’과 한계효과 모두 100을 곱하여 백분율로 표기하였다.

분석 결과에 따르면, 네 가지 개인의 특성변수(나이, 성별, 교육수준, 혼인 여부) 중에서는 나이와 성별만이 통계적으로 유의한 영향요인으로 확인되었다. 여성의 경우, 남성에게 비해 이직확률이 대략 1.1%p가량 낮은 것으로 나타났다. 연령이 높을수록 이직확률이 낮아지는데, 나이가 한 살 증가할수록 대략 0.4%p가량 이직확률이 하락하였다.

일자리 관련 특성변수 중에서는 정규직 여부, 첫(혹은 두 번째) 일자리 여부, 임금수준, 종업원 규모 모두 통계적으로 유의한 영향요인으로 파악되었다. 정규직일 경우 비정규직에 비해 이직확률이 2%p가량 하락하였다. 생애 첫(혹은 두 번째) 일자리인 경우 이직확률이 4.4%p가량 하락하였다. 그리고 임금수준이 높을수록 이직확률이 떨어지는 것으로 나타났다. 임금이 10% 상승할 때, 이직확률은 0.45%p 하락한다. 종업원 규모 역시 이직확률과 부의 관계를 가지는 것으로 나타났다. 종업원 규모가 10%가량 큰 기업에서 근무하면, 이직확률은 0.07%p가량 하락한다. 이는 종업원 규모가 큰 기업일수록 내부 노동시장을 활용한 직무 재배치가 용이하기 때문인 것으로 파악된다.

또한 교육적합도 혹은 기술적합도가 높을수록 이직확률이 하락하는 것으로 나타났다. 교육 혹은 기술 적합도가 10점 상승할 때, 이직확률은 0.25%p가량 하락한다. 이는 현재 하는 일이 나의 교육(혹은 기술)수준보다 낮다고 답한 경우(적합도 50점), 수준이 맞다고 답한 경우(적합도 100점)보다 이직확률이 1.25%p 증가하는 것을 의미한다. 따라서 노동자의 기술 혹은 교육 수준에 적합한 직무와 그에 합당한 대우가 이직확률을 떨어뜨리는데 효과적임을 알 수 있다.

일자리만족도와 관련한 여덟 가지 변수 중에서는 임금에 대한 만족도, 직장 내 인간관계에 대한 만족도, 인사고과의 공정성에 대한 만족도는 이직에 유의미한 영향을 미치지 못하는 것으로 나타났다. 특히 이 중 임금에 대한 만족도가 이직 여부에 결정적 역할을 하지 않는다는 점은 흥미로운 발견이며, 이는 여러 해외 연구 결과들과도 맥을 같이한다.¹⁴ 반면, 취업안정성에 대한 만족도와 근무환경 및 복지후생에 대한 만족도 그리고 업

무에 대한 만족도는 이직확률과 통계적으로 유의한 부(-)의 관계가 있음이 확인되었다. 취업안정성에 대한 만족도, 근무환경의 만족도 그리고 업무만족도의 경우, 100점 만점에 10점 향상 시 이직확률을 0.4%p가량 떨어트리는 것으로 나타났으며, 이는 이들 만족도에 대한 응답이 불만족(25점)에서 보통(50점)으로 개선된 경우, 이직확률이 1%p 감소하는 것을 의미한다. 개인만족도 관련 변수 중 이직확률에 가장 큰 영향력을 미치는 변수는 복지후생 변수로서, 이에 대한 만족도가 10점 향상될 경우 이직확률을 0.55%p가량 떨어트리는 것으로 나타났다. 복지후생만족도에 대한 응답이 불만족(25점)에서 보통(50점)으로 개선된다면, 대략 1.38%p의 이직률 하락을 기대할 수 있는 것이다.¹⁵

직종에 따른 이직확률의 차이에서는 전문관리직 종사자나 서비스판매직 종사자가 생산기능직 종사자에 비해 이직확률이 대략 3%p 높다는 것을 확인하였다. 반면, 농어민의 경우 생산기능직 종사자에 비해 이직확률이 6%p 낮았다. 업종에 따른 이직확률의 차이에서는 업종 간의 큰 차이를 발견하기 어려웠다. 다만, 농어업 관련 기업에 종사할 경우 광공업 관련 기업에 종사하는 경우보다 이직확률이 상당히(대략 15%p) 높아짐을 확인할 수 있었다. 한편, 노동패널은 군부지역을 제외하고 도시지역만을 대상으로 한 조사이기 때문에, 농어민 혹은 농어업 관련 산업의 종사자에 대한 자료는 매우 미흡한 수준이다.¹⁶ 따라서 농어민이나 농어업 종사자에 관한 이상의 결론은 신뢰도가 다소 떨어짐을 유념할 필요가 있다.

V. 분석방법

본 장에서는 일자리 이동의 효과성 분석에 사용할 방법론으로서 Heckman, Ichimura, and Todd(1997)가 제안한 Difference-in-Differences(DID) Propensity Score Matching

14 예를 들어 Gottschalk and Maloney(1985)는 Michigan PSID(Panel Study of Income Dynamics)를 이용하여, 이직 후 새로운 직장이 더 만족스럽다고 응답한 사람들 가운데 41%는 실질임금의 삭감을 감내한 것으로 밝힌 바 있다.

15 덧붙여, 개인의 발전 가능성에 대한 만족도는 이직확률과는 정(+)의 관계를 보이고 있다. 이는 근로자가 인적자본을 높일 수 있는 일을 하고 있을 때, 이러한 자기발전을 활용하여 보다 대우가 좋은 직장으로 이동하는 경향이 있음을 암시한다. 자기발전에 대한 만족도가 10점 상승할 경우 이직확률을 0.45%p 증가시키는 것으로 확인되었다.

16 최종 샘플에서 농어민이 차지하는 비중은 1% 미만이고 샘플 수로는 101명에 그친다. 농어업 관련 기업의 종사자가 차지하는 비중 역시 1% 미만이며 종사자 수는 111명에 그친다.

(PSM)에 대해 설명하고자 한다. 이에 앞서 우선 이 방법론의 근간이 되는 Average Treatment Effect for the Treated(ATT)(Rubin[1974])와 Propensity Score Matching (PSM)(Rosenbaum and Rubin[1983]) 일반에 대해 소개하기로 한다.

1. Average Treatment Effect for the Treated

결과에 영향을 미치는 treatment variable로서 더미변수 D 를 가정하자. treatment의 부여 여부에 따라서 treated group(혹은 실험군)과 untreated group(혹은 대조군)으로 구분할 수 있다: $D=1$ (treated group)과 $D=0$ (untreated group). 이때 잠재적 결과치(potential outcomes) Y 가 treatment 여부에 따라 각기 (Y_1, Y_0) 일 때, Average Treatment Effect(ATE)는 다음과 같다: $ATE: \Delta_T = E(Y_1) - E(Y_0)$. 그러나 이러한 전통적인 계산 방식은 treatment가 무작위(randomization)라는 가정하에서만 편중되지 않은 예측치(unbiased estimates)를 제공할 수 있다. 순수한 무작위 실험이 아니라면, 분석의 대상인 데이터에서 treatment 여부가 무작위적인 경우는 드물다.¹⁷

데이터로부터 우리가 관측할 수 있는 결과치는 treated된 경우의 Y_1 과 untreated된 경우의 Y_0 이다. 선택편의(selection bias)의 문제가 발생할 때, treatment의 효과를 제대로 알고자 한다면 우리가 비교해야 하는 대상은 treated된 경우의 treatment가 적용되지 않았을 때의 결과, 즉 $(Y_0 | D=1)$ 이다. 이러한 가상의 결과를 counterfactual이라고 한다 (역시 untreated된 경우의 treatment가 적용되었을 때의 결과, 즉 $(Y_1 | D=0)$ 역시 counterfactual이다). 다음의 표가 이를 간략히 정리하고 있다.

Group	Y_1	Y_0
Treated ($D=1$)	Observable	Counterfactual
Untreated ($D=0$)	Counterfactual	Observable

¹⁷ 즉, 특정한 요인들이 treatment 참여 여부에 직간접적인 영향을 미치는 것이다. 예를 들어 특정 약물의 효과를 알고 싶다고 하자. 약물이 투여된 사람과 그렇지 않은 사람의 건강상태를 파악하면 된다고 생각할 수 있다. 그러나 약물이 투여되지 않은 사람은 대개 건강한 사람들이기 때문에 이들의 건강상태를 약물이 투여된 사람과 직접 비교한다면, 약물을 투여한 사람은 여전히 건강상태가 나쁜 것으로만 나올 것이고, 약물 투여의 효과가 없다라고 결론짓게 될 것이다. 비교대상은 건강한 사람이 아니라, 약물이 투여된 집단만큼 건강이 양호하지 않은 집단이어야 한다. 이렇게 건강하지 않은 사람과 비교할 때, 약물 투여의 순수한 효과를 검증할 수 있다. 이러한 무작위의 여부로부터 발생하는 문제를 선택편의(selection bias)라고 한다.

선택편의(selection bias)의 문제하에서 treatment의 효과를 측정하기 위하여, 전체 집단에 대한 treatment effect가 아닌 treated group에 대한 treatment effect에 한정하여야 한다. 이렇게 한정된 집단, 즉 treated group에 대한 효과성 측정을 Average Treatment Effect for the Treated(ATT)라고 한다.

$$\begin{aligned} ATT: \Delta_{TT} &= E(Y_1 - Y_0 | D = 1) \\ &= E(Y_1 | D = 1) - E(Y_0 | D = 1) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $E(Y_0 | D = 1)$ 는 counterfactual에 대한 기대치이므로, 자료로부터의 직접적인 추정은 불가능하다. treatment selection이 관측 가능한 변수들의 특정한 집합 Z 에 의존한다고 가정해 보자. Dawid(1979)의 표현법에 따르면, 다음과 같은 관계가 성립한다: $Y_0 \perp\!\!\!\perp D | Z$. 즉, Z 를 통제하였을 때, untreated group의 Y 값의 분포와 treated group이 만약 treatment를 받지 아니하였을 때의 Y 값의 분포(즉, counterfactual의 분포)는 서로 동일하다는 것이다. 이는 기대치에 관한 다음과 같은 관계를 내포한다.

$$Y_0 \perp\!\!\!\perp D | Z \Rightarrow E(Y_0 | Z, D = 0) = E(Y_0 | Z, D = 1) \quad (2)$$

즉, counterfactual인 $E(Y_0 | Z, D = 1)$ 을 관측치인 $E(Y_0 | Z, D = 0)$ 이 대체할 수 있는 것이다. 식 (2)의 관계를 조건부 독립가정(Conditional Independence Assumption: CIA)이라고 한다. Rubin(1974)은 조건부 독립가정(CIA)의 조건이 충족될 경우, ATT를 다음과 같이 측정할 수 있다고 제안한 바 있다.

$$\begin{aligned} ATT: \Delta_{TT} &= E_Z [E(Y_1 | Z, D = 1) - E(Y_0 | Z, D = 1) | D = 1] \\ &= E_Z [E(Y_1 | Z, D = 1) - E(Y_0 | Z, D = 0) | D = 1] \\ &= E(Y_1 | D = 1) - E_{Z|D=1} E(Y_0 | D = 0, Z) \end{aligned} \quad (3)$$

즉, 직관적으로 설명한다면, $D=1$ 인 집단에 속한 특성 Z 인 개체에 대하여 동일 특성을 지닌 개체를 $D=0$ 인 그룹에서 찾아 그 둘의 Y 값을 비교하면 되는 것이다. $D=1$ 집단 내의 모든 개체에 대하여 동일한 계산을 한 뒤, 이를 합산하면 ATT를 구하게 된다.

그러나 이 방법 역시 일정 정도의 한계를 지닌다. 만약 Z 가 이산변수(discrete variable)가 아닌 연속변수(continuous variable)라면, $D=0$ 집단에서 동일한 Z 를 지닌 개체를 찾을 수 없으므로 이상의 측정법을 적용할 수 없다. 또한 특정 변수들의 집합인 Z 에 포함된 변수들의 수가 많은 경우에도, $D=0$ 집단으로부터 동일한 Z 를 지닌 개체를 찾는 것이 어려울 수 있다.

이러한 한계를 극복하고자 도입된 것이 바로 Propensity Score Matching 방식이다.

2. Propensity Score Matching Estimator

Propensity Score(PS)를 Z 특성을 지닌 개체가 treated될 확률로 정의하고 $P(Z)$ 로 표시하도록 하자.

$$\text{Propensity Score: } P(Z) \equiv \Pr(D = 1|Z) = E(D|Z) \quad (4)$$

Rosenbaum and Rubin(1983)은 $0 < P(Z) < 1$ 이 모든 Z 에 대해 만족할 경우, 다음의 관계가 성립한다는 것을 증명하였다.

$$Y_0 \perp\!\!\!\perp D|Z \Rightarrow Y_0 \perp\!\!\!\perp D|P(Z) \quad (5)$$

이 관계식은 $E(Y_0|P(Z), D=0) = E(Y_0|P(Z), D=1)$ 을 내포하므로, 변수집합의 Z 의 차원수(dimensionability)가 클 경우에도 다음과 같이 단일변수 $P(Z)$ 를 활용하여 ATT를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} ATT: \Delta_{TT} &= E_{P(Z)} [E(Y_1|P(Z), D=1) - E(Y_0|P(Z), D=1)|D=1] \\ &= E_{P(Z)} [E(Y_1|P(Z), D=1) - E(Y_0|P(Z), D=0)|D=1] \\ &= E(Y_1|D=1) - E_{P(Z)|D=1} E(Y_0|D=0, P(Z)) \end{aligned} \quad (6)$$

샘플 수의 유한성으로 인해 실제로 위 식의 두 번째 항을 추정하는 것은 간단치 않은 작업이다. 또한 ATT의 추정은 common support 영역, 즉 treated group의 $P(Z)$ 의 분포와 untreated group의 $P(Z)$ 의 분포가 겹치는 Z 의 영역에 한정하여야 한다. common support를 벗어나는 영역에 대해서는 비교 가능한 counterfactual을 찾기 힘들기 때문이다. 이를 반영하여 주어진 샘플 내에서 ATT를 추정할 수 있는 다양한 Propensity Score Matching(PSM) Estimator가 제안되었는데, 이는 다음과 같이 요약될 수 있다(Todd[2006]).

$$\begin{aligned} \widehat{\Delta}_{TT} &= \frac{1}{n_1} \sum_{i \in I_1 \cap S_p} [Y_{1i} - \widehat{E}(Y_{0i}|D=1, P(Z_i))], \\ \widehat{E}(Y_{0i}|D=1, P(Z_i)) &= \sum_{j \in I_0} W(i, j) Y_{0j} \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 I_1 은 treated group의 구성원을, I_0 은 untreated group의 구성원을 나타낸다. S_p 는 common support 영역 내의 개체들의 집합을 나타낸다. n_1 은 treated group의 구성원 중 common support 영역에 속하는 개체들의 총수이다. $W(i, j)$ 는 가중치를 나타내는 것으로, 두 Propensity Score의 거리인 $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 을 이용하여 결정된다. 가중치 적용방식에 따라 다양한 측정방식이 제시될 수 있다. 이에 대해서는 추후에 추가적으로 논의하도록 한다.

3. Difference-in-Differences Matching Estimator

여기서 한 단계 발전된 방식의 PSM이 Heckman, Ichimura, and Todd(1997)에 의해 제시된 Difference-in-Differences(DID) Matching Estimator이다. 앞서 ATT의 추정에서 관측 가능한 특정 변수들의 집합 Z 가 주어졌을 때, 결과치 Y_0 가 treatment에 독립적(즉, $Y_0 \perp D | Z$)이 성립)이라고 가정한 바 있다. 그러나 Z 에 포함되어야 할 많은 변수 중 관측되지 않는 경우가 있을 수 있다. 이러한 경우 $E(Y_0 | Z, D = 0) = E(Y_0 | Z, D = 1)$ 관계가 더 이상 성립하지 않아, 앞서의 ATT 추정법은 정당성을 상실한다. 하지만 longitudinal data가 주어진 경우, 즉 treatment 이전과 이후의 결과치(Y)가 주어진 경우, 분석대상을 Y 대신에 ‘ Y 의 변화분’으로 변경함으로써 이러한 문제를 상당 부분 해소할 수 있다. treatment 이전과 이후 두 개의 시간대를 t 와 t' 이라 한다면, 분석대상을 (Y_0, Y_1) 이 아닌 $(Y_{0t} - Y_{0t'}, Y_{1t} - Y_{1t'})$ 으로 둘 수 있는 것이다. 이때 ATT를 추정하기 위해서는 $Y_{0t} - Y_{0t'} \perp D | Z$ 의 가정이면 충분하게 된다. 이는 앞서보다 훨씬 완화된 가정이므로, 충족하기가 보다 용이해진다. 특히 관측되지 않는 시간 불변(time-invariant)의 일부 변수가 treatment selection에 연관된 경우에도, 이 변수가 Y_{0t} 와 $Y_{0t'}$ 에는 직접적인 영향을 미치지 않더라도 $Y_{0t} - Y_{0t'}$ 에 미치는 영향이 없다면(즉, 독립적이라면) 문제가 되지 않는 것이다.¹⁸ 따라서 longitudinal data가 주어진 경우에 DID Matching Estimator는 매우 효과적인 도구로 활용될 수 있다. 이때 DID Matching Estimator는 다음과 같은 방식으로 요약될 수 있을 것이다.

$$\widehat{\Delta}_{DID} = \frac{1}{n_1} \sum_{i \in I_1 \cap S_p} [Y_{1ti} - Y_{1t'i} - \widehat{E}(Y_{0ti} - Y_{0t'i} | D = 1, P(Z_i))], \quad (8)$$

¹⁸ 이 외에도 주어진 수치들이 데이터가 수집된 지역에 따라 Level이 다를 경우, Difference 변수를 활용함으로써 이러한 Level 차이에서 기인한 편향(bias)을 해소할 수 있다.

$$\hat{E}(Y_{0ti} - Y_{0t'i} | D=1, P(Z_i)) = \sum_{j \in I_0} W(i, j) (Y_{0tj} - Y_{0t'j})$$

본 연구에서는 앞서 소개한 DID Matching Estimator를 이용함으로써, 시간불변(time-invariant)의 관측되지 않는 변수들을 사전에 통제하고 이를 통해 보다 신뢰할 만한 분석 결과를 제시하고자 하였다.

4. Treatment Effect 측정방식

$|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 의 가중치를 결정하는 $W(i, j)$ 를 어떻게 설정하느냐에 따라 다양한 PSM Estimator가 존재한다. 본 연구의 분석에서는 가장 활발히 이용되는 측정방식들로서 Nearest Neighbor Matching, Radius Matching, Kernel Matching 등의 세 가지를 활용하기로 한다.¹⁹

가. Nearest Neighbor Matching

이 방식은 대조군인 untreated group에 속한 개체 중에서 Propensity Score가 실험군(treated group) 개체의 Score와 가장 근접한 개체를 선택하는 방식이다. 즉, $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 를 최소화시키는 j^* 에 대해서는 $W(i, j^*) = 1$ 이고, 나머지 j 에 대해서는 $W(i, j) = 0$ 이 성립한다. 이때 Score와 근접한 개체를 하나가 아닌 복수로 선정함으로써, 하나를 선정할 때보다 더욱 안정된 추정치를 얻을 수 있다. 다만, 매칭되는 개체 수가 너무 많을 경우 $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 가 크게 되어 편의(bias)가 증가할 수 있으므로 신중할 필요가 있다. n 개의 근접한 개체를 선택하는 경우 이들 개체 j^{**} 에 대해서는 $W(i, j^{**}) = 1/n$ 이 성립하고, 나머지 j 에 대해서는 $W(i, j) = 0$ 이 성립한다.

한편, Nearest Neighbor Matching의 경우, 가장 근접한 개체를 선택하였으나 $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 가 너무 커서 counterfactual로서 부적합한 매칭이 이루어질 가능성이 있

¹⁹ 이 외에도 주로 활용되는 측정방식으로 Stratification Matching, Mahalanobis Matching 등이 있으나, 이들을 활용한 결과와 본 연구의 분석 결과는 크게 다르지 않다. Dehejia and Wahba(2002)는 treated group과 untreated group 간의 Propensity Score 분포가 상당 부분 서로 겹친다면, 측정방식에 따른 분석 결과의 차이가 크지 않다는 점을 강조한 바 있다. 이는 실험군 한 개체에 대해 매칭 가능한 충분한 수의 대조군 개체들이 존재하기 때문이다. 즉, 측정방식의 차이에 따라 매칭이 되는 대조군들의 특성이 크게 달라지지 않는 것이다. 본 연구에서 추정된 Propensity Score 분포는 treated group, untreated group 두 집단 사이에 겹치는 부분이 매우 크다. 이는 [Figure 2]를 통해 쉽게 확인된다.

다. 이를 보완하기 위하여 Cochran and Rubin(1973)은 적절한 caliper를 선정하여, 매칭에 있어서 $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 를 일정 한도로 제한할 것을 제안한 바 있다. 본 분석에서는 n 을 5개로 선정함으로써 편의(bias)를 줄이면서도 안정된 추정치를 얻고자 하였으며, caliper는 적절히 작은 0.005로 설정하여 부적합한 매칭을 최소화하고자 하였다.²⁰

나. Radius Matching

이 방식은 일정 반경을 caliper로 설정하고, untreated Group에서 $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 가 caliper 이내인 모든 개체 j 를 treated group의 개체 i 에 매칭하는 방법이다. 개체 i 에 대하여 untreated group으로부터 매칭된 개체의 수가 n_i 라면 이들에 대해서는 $W(i, j) = 1/n_i$ 이 성립하고, 매칭이 안 된 나머지 개체들에 대해서는 $W(i, j) = 0$ 이 성립한다. 이 추정방식은 앞서 Nearest Neighbor Matching에 비해 Propensity Score가 근접한 대조군 내의 보다 많은 개체를 분석에 활용할 수 있다는 장점이 있다. 보다 많은 대조군 내 개체를 활용할수록 treatment effects 측정의 정확성(precision)은 상승하게 된다.

한편, 매칭이 가능한 대조군 개체의 수가 충분히 많다면 caliper는 작을수록 좋다. caliper가 클수록 부적합한 매칭에 따른 treatment effects의 편중(bias)이 커질 수 있기 때문이다. 본 분석에서는 샘플의 수가 충분히 크기 때문에 caliper를 0.002로 설정하여 매우 근접한 개체들에 대해서만 매칭이 이루어지도록 설정하였다.²¹

다. Kernel Matching

이 방식은 treated group 내의 각 개체에 대한 매칭을 untreated group 내의 모든 개체를 대상으로 진행하는 방식으로, $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 에 따라 가중치를 부여한다. $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 가 작을수록 가중치가 커진다. 이때 사용되는 가중치는 다음과 같이 표시될 수 있다.

²⁰ 여기서 caliper 설정은 실험군 개체와 매칭되는 대조군 개체 사이의 PS 거리, 즉 $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 를 적절한 수준으로 제한하고자 함이다. 대부분의 실험군 개체의 경우 caliper가 설정한 boundary에 크게 제한을 받지 않으므로, 적절히 작은 caliper의 설정이면 편의(bias)를 개선하기에 충분하다. 본 분석에서 설정한 0.005 이외에 0.002나 0.01을 사용하여 보았으나, 역시 결과의 차이가 크지 않음을 확인하였다.

²¹ 민감성 테스트(sensitivity check)를 통해 caliper 0.001이나 0.003에서도 연구 결과의 차이가 크지 않음을 확인하였다.

$$W(i,j) = \frac{G\left(\frac{P_j - P_i}{a_n}\right)}{\sum_{k \in I_0} G\left(\frac{P_k - P_i}{a_n}\right)} \quad (9)$$

여기서 G 는 선택된 kernel function을, a_n 은 bandwidth parameter를 표시한다. 이 방식은 Heckman, Ichimura, and Todd(1998)에 의해 도입되었는데, 주어진 모든 개체를 추정에 활용하므로 정보의 손실을 최소화할 수 있다는 장점이 있다. 또한 앞서의 두 추정방식과는 달리 인위적인 caliper의 설정이 불필요하다는 장점도 있다. kernel의 선택에는 gaussian function(normal distribution), biweight function, epanechnikov function 등 다양한 방식이 가능하나 본 분석에는 normal distribution을 채택하였다. bandwidth parameter로는 0.01을 선택하여 $|P(Z_i) - P(Z_j)|$ 가 근접한 이들에게 충분한 가중치가 주어지도록 하였다.²²

VI. Propensity Score의 추정

주어진 자료에서 treatment는 이직에 해당한다. 이직에 대한 Propensity Score(PS)를 추정하기 위해서는 이직에 영향을 미치는 주요 변수의 집합(Z)을 사용하여야 한다. 이들 변수는 다음 조건을 만족하여야 한다: $Y_{0t} - Y_{0t'} \parallel D \mid Z$. 즉, 이직에 영향을 미치는 주요 변수들을 통제한 후에는, 이직을 하지 않은 이들의 결과치(Y_0)에 관한 변화분($Y_{0t} - Y_{0t'} \mid D=0$)의 분포가 이직을 한 이들이 만약 이직을 하지 않았을 때 예상되는 결과치(Y_0)에 관한 변화분($Y_{0t} - Y_{0t'} \mid D=1$)의 분포와 동일해야 하는 것이다. 따라서 Propensity Score의 추정에 활용할 변수들은 앞서 제IV장의 일자리 이동의 영향요인에 대한 분석을 통해 선별할 수 있다. 특히 주어진 노동패널의 자료에서는 “현재의 직장을 계속 다니고 싶은가(직장유지의향)”와 “현재 맡고 있는 일을 계속하고 싶은가(직무유지의향)”라는 이직 의사와 관련된 매우 중요한 변수들이 포함되어 있는데, 이들을 주요 변수의

(Table 5) Equation for Estimating Propensity Score

²² bandwidth parameter가 0.005, 0.02인 경우도 확인해 보았으나, 결과에는 큰 차이가 발견되지 않았다.

Estimated functions: logistic regression (changing jobs=1, not changing jobs=0)		
(Z)	Estimated coefficients	Standard error
Willingness to continue to work for the current company	-0.002	0.004
Willingness to maintain the current work	-0.015***	0.004
Gender (female: 1)	-0.104	0.071
Age	-0.138***	0.023
Age ²	0.001***	0.000
Educational background	0.169***	0.050
Marriage (single: 1)	-0.056	0.082
Regular/Non-regular worker (regular: 1)	0.342	0.248
First-time (or second) employment	-0.599***	0.068
Wage (unit: 10,000, log)	0.076	0.601
Wage (unit: 10,000, log) ²	-0.052	0.063
Size of employees (unit: person, log)	-0.084***	0.015
Educational fit in the previous panel study	0.000	0.001
Wage satisfaction	0.003	0.002
Working environment satisfaction	-0.004*	0.002
Job satisfaction	-0.003	0.003
Working for service/sales position	0.459***	0.077
Working for agricultural & fishery industries	0.324	0.378
Regular/Non-regular worker × Educational background	-0.131**	0.056
Willingness to continue to work for the current company × Willingness to maintain the current work	0.000	0.000
Constant term	3.558**	1.584
Observations	12,754	
Log likelihood	-4010.98	

Note: * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

집합(Z)에 포함시킴으로써 이상의 조건이 보다 용이하게 충족됨을 기대할 수 있다.

Propensity Score의 추정에는 logistic regression을 활용하였다. 추정에 활용된 주요 변수들의 집합(Z)과 각 변수에 대한 추정계수는 <Table 5>에 요약되어 있다. 앞서 제IV장에서 일자리 이동의 주요한 결정변수로 파악된 변수들이 대부분 PS 추정방정식에 포함되었다. 만족도와 관련한 변수 중 업무만족도, 취업안정성만족도, 자기발전만족도, 복지후생만족도 등의 네 변수는 일자리 영향요인으로 통계적으로 유의하게 파악되었으나, PS 방정식에 추가된 일자리만족도, 직장유지의향, 직무유지의향 등과의 통계적 상관관계가 매우 높아 PS 추정방정식에 따로 포함시키지 않았다.²³

또한 PS의 올바른 추정을 위해서는 Balancing Property를 충족시킬 필요가 있다.

23 예를 들어 일자리만족도와 이들 네 변수와의 상관계수(correlation coefficient)는 각각 업무만족도 0.6536, 취업안정성만족도 0.6014, 자기발전만족도 0.6279, 복지후생만족도 0.5514에 이른다. 이들을 포함시키더라도 전반적인 결과에는 큰 차이가 없다.

Rosenbaum and Rubin(1983)에 따르면, PS와 관련하여 다음의 관계가 성립하여야 한다.

$$Z \perp\!\!\!\perp D | P(Z) \Rightarrow E(Z|D=0, P(Z)) = E(Z|D=1, P(Z)) \quad (10)$$

즉, PS를 통제된 뒤에는 변수집합 Z 와 treatment 여부 D 가 상호 독립적이라는 것이다. 이는 PS가 동일한 개체들에 대해 Z 의 평균값을 구한다면, treatment를 받은 집단과 그렇지 않은 집단 사이에 차이가 없어야 한다는 점을 내포한다. 이를 Balancing Property라 한다. 이를 검증하기 위한 방법으로 $P(Z)$ 를 여러 구간(blocks)으로 나눈 뒤 각 구간에 대한 Mean Difference Statistical T-test를 시행할 수 있다. 일부 구간에 대해 T-test가 만족되지 않는 경우에는 구간을 더욱 세분하여 진행하고, 여전히 만족되지 않는 경우에는 문제가 되는 일부 변수들의 interaction terms들과 higher order terms들을 PS 추정방정식에 추가하여 앞서의 과정을 되풀이한다(Dehejia and Wahba[2002]). <Table 5>의 추정방정식에 포함된 interaction terms와 higher order terms들은 이상의 과정을 반복함으로써 추가된 항들이다. <Table 6>은 Balancing Property 검증을 위해 설정된 구간들을 요약하고 있다.²⁴

이렇게 확정된 PS 추정방정식을 이용하여 각 개체별로 PS를 구할 수 있는데, [Figure 2]는 각 집단별 PS 분포도를 요약하고 있다. treated group의 경우 PS의 분포가 untreated group에 비해 상대적으로 우측으로 치우쳐 있음을 쉽게 확인할 수 있다. 그리고 PS 분포에서 common support 영역이 [0.0149, 0.6]에 이른다는 것을 확인할 수 있다. 이는 PS가 0.6보다 큰 경우에는 treatment에 참여한 실험군 개체에 대해 그에 상응하는 counterfactual을 대조군으로부터 찾을 수 없음을 의미한다. 따라서 PS를 활용한 treatment의 효과 측정은 이 common support 영역에 들어오는 실험군 개체들에 한정하여 이루어질 수밖에 없다.

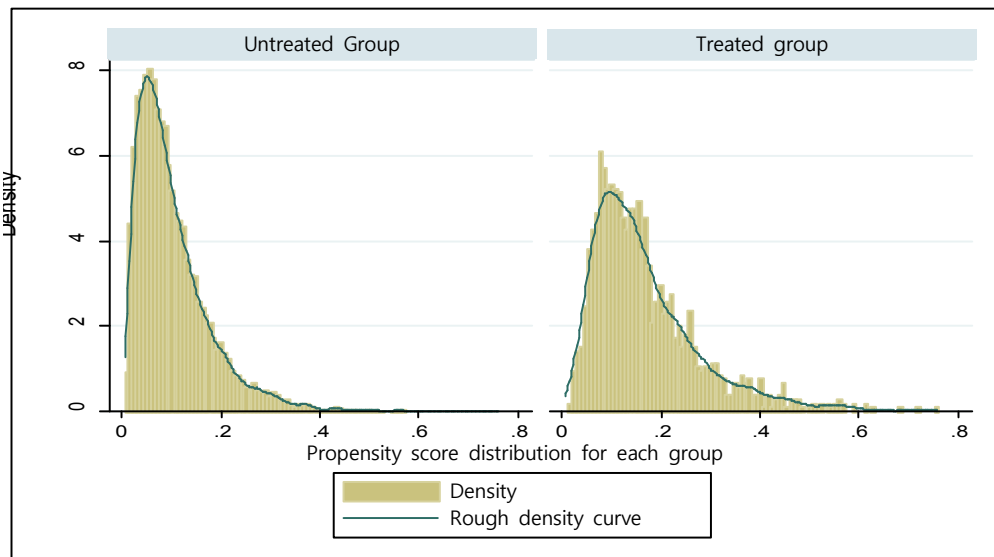
<Table 6> Blocks to Verify Balancing Property

24 최종적인 PS 추정방정식을 도출하기까지 Balancing Property 검증을 위한 다음의 테스트가 진행되었음을 밝혀 둔다. <Table 5>의 추정방정식에서 도출한 PS를 기준으로 <Table 6>과 같이 10개의 block을 구분한 뒤 Mean-Difference Statistical T-test를 수행하였다. block 설정은 PS의 common support 영역인 [0.0149, 0.6]에 대하여 이루어졌다. 추정방정식에 도입된 독립변수항이 총 20개이고 block의 수는 10개이므로 총 200개의 Mean-Difference T-test가 시행되었다. <Appendix Table 2>에서 확인할 수 있듯이, 5% significance level에서 대부분의 block들이 T-test를 통과하였다. 통과에 실패한 테스트는 단 두 개로, block 1의 '정규직 여부'에 관한 테스트와 block 8의 '성별'에 관한 테스트이다. 따라서 block test의 통과율이 99%에 이르러, 앞서의 PS 추정방정식이 Balancing Property를 대체로 만족하고 있다고 결론 내릴 수 있다.

Block no.	Propensity score scale	D=0	D=1	Total
1	0.0149~0.025	655	10	665
2	0.025~0.05	2,128	59	2,187
3	0.05~0.075	2,146	152	2,298
4	0.075~0.1	1,744	200	1,944
5	0.1~0.125	1,300	171	1,471
6	0.125~0.15	949	162	1,111
7	0.15~0.2	1,138	238	1,376
8	0.2~0.3	845	242	1,087
9	0.3~0.4	230	95	325
10	0.4~0.6	57	56	113
	Total	11,192	1,385	12,577

[Figure 2] Propensity Score Distribution by Group

Note: The number of items included in the Common Support area [0.0149, 0.6] is 11,192 observations from the untreated



group and 1,385 observations from the treated group.

VII. 분석 결과

이제 앞서 구해진 PS를 활용하여 이직의 효과 및 이직 시 인적 네트워크 활용의 효과성을 분석할 준비가 마련되었다. 본 분석에서는 직장만족도, 기술적합도, 임금수준 등 앞서 제Ⅲ장의 2절에서 소개한 7가지의 성과지표를 대상으로 분석을 진행한다. 우선 PS가 추정된 12,754개체에 대하여 PS를 고려하지 않은 단순비교를 진행하고 그 결과를 살펴보도록 하자. <Table 7>은 이직자 집단과 비이직자 집단의 성과지표 변화를 단순비교한 결과이다. 표에서 확인할 수 있듯이, 이직자의 경우 모든 지표들에 대하여 성과지표의 뚜렷한 증가가 목격되었다. 비이직자의 경우에는 임금수준이 2,782만원 증가한 것을 제외하고 눈에 띄는 성과지표의 개선이 나타나지 않았다.²⁵ 성과지표 개선에서 집단 간의 차이가 존재하는지를 검증하기 위하여 Mean-Difference Statistical T-test를 진행하고 그 결과를 표에 수록하였다. 모든 지표에 대하여 이직자 집단이 비이직자 집단에 비해 높은 증가세를 보이는 것이 통계적으로 유의하게 확인된다. 예를 들어 이직자 집단의 월평균 임금수준은 9,088만원 상승한 것으로 나타나, 비이직자 집단에 비해 6,307만원 더 큰 임금향상을 보였다. 하지만 우리는 이상의 결과를 이직의 효과라고 단정 지을 수 없다. 왜냐하면 이직의 효과는 이직자 집단에 속한 개체들의 성과 변화와 이들의 counterfactual, 즉 이들이 이직을 하지 않고 현 직장을 유지하였을 때의 성과 변화를 직접 비교해야 제대로 파악될 수 있기 때문이다. 이후 제시하는 Propensity Score Matching에 의한 이직 효과 추정은 이러한 counterfactual의 탐색에 기반한 분석 결과이다.

본격적인 분석에 앞서, 인적 네트워크를 이직경로로 활용한 경우와 그렇지 않은 경우로 이직의 성격을 구분지어 보도록 하자. 이를 위해 노동패널 6차부터 10차까지의 전체 경력직 취업자들을 대상으로 한 <Appendix Table 1>의 'Distribution of Job Seeking Methods by Type of Job Entry Methods for Experienced Workers'를 참조하도록 하자. 노동패널에서 제공하는 일자리 진입방식은 '공개채용', '스카우트', '소개나 추천', '직접 찾아가서', '기타' 이렇게 다섯 가지로 구분된다. 이 중 '공개채용' 형태의 일자리 진입에서는 '인터넷'이나 '매체광고'를 활용한 구직이 전체 사례의 84.86%에 이른다. '직접 찾아가서' 형태의 <Table 7> Simple Comparison of Annual Changes in Major Performance Indicators

25 주어진 임금수준은 연간 임금상승률을 감안한 수치이기 때문에, 비이직자의 임금에는 큰 변화가 없어야 정상이다. 현재 나타난 임금상승분은 임금상승률을 추정하는 데 사용된 '임금구조기본통계조사'의 표본과 본 노동패널 표본과의 구성의 차이에 의해 발생한 것으로 보인다.

Annual changes in performance indicators	Subjects for comparison		Job changer average	Non-job changer average	Difference (standard error)
	No. of Job Changer	No. of Non-job Changer			
Change in workplace satisfaction	No. of Job Changer	1,379	3,724	-0,334	4,058***
	No. of Non-job Changer	11,274			(0,466)
Change in work satisfaction	No. of Job Changer	1,386	2,962	-0,428	3,389***
	No. of Non-job Changer	11,285			(0,466)
Change in job satisfaction	No. of Job Changer	1,384	2,944	0,282	2,662***
	No. of Non-job Changer	11,261			(0,489)
Change in skill fit	No. of Job Changer	1,383	2,350	-0,058	2,408***
	No. of Non-job Changer	11,245			(0,684)
Change in education fit	No. of Job Changer	1,389	2,556	-0,142	2,697***
	No. of Non-job Changer	11,300			(0,689)
Change in education & skill fit composite	No. of Job Changer	1,383	2,422	-0,091	2,513***
	No. of Non-job Changer	11,245			(0,664)
Change in wage level	No. of Job Changer	1,384	9,088	2,782	6,307***
	No. of Non-job Changer	11,340			(1,614)

Note: 1) Mean-Difference Statistical T-test is conducted to measure the gap of changes in performance indicators between groups.

2) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

일자리 진입 역시 ‘인터넷’이나 ‘매체광고’ 그리고 ‘직접 탐문’ 방식의 구직이 사례의 81.13%에 이른다. 반면, ‘소개나 추천’ 형태의 일자리 진입에서는 ‘친구나 친지’를 통하거나 ‘취업희망 직장의 지인’ 혹은 ‘업무상 알게 된 지인’을 통하는 경우가 전체의 81.23%에 이른다. 즉, 각 일자리 진입방식 간에 매우 뚜렷한 구직형태의 차이를 확인할 수 있다. <Appendix Table 1>의 성공한 구직방법 2, 3, 8, 10, 11을 인적 네트워크를 활용한 구직으로, 1, 4, 5, 6, 7, 9를 그렇지 않은 구직으로 분류하고, 각 일자리 진입방식에 대한 인적 네트워크 활용도를 추산해 보면 <Table 8>과 같이 요약된다.

‘공개채용’과 ‘직접 찾아가서’ 형태의 일자리 진입에서 인적 네트워크를 활용하지 않은 구직은 각기 91.45%와 86.1%에 이른다. 반면, ‘소개나 추천’에서는 인적 네트워크를 활용한 구직이 84.59%에 이른다. 이를 바탕으로 본 분석에서는 ‘공개채용’과 ‘직접 찾아가서’를 ‘비네트워크 경로 이직’으로 ‘소개나 추천’을 ‘네트워크 경로 이직’으로 구분한다. 이 분류에 따르면 15,705명의 최종 샘플에서 이직자로 파악된 1,560명 중 1,438명의 대체적인 구직경로 구분이 가능하다. 이 중 999명이 네트워크 경로 이직자로, 439명이 비네트워크 <Table 8> Job Turnover Characteristics by Job Entry Method

Note: Figures in parentheses denote the percentage of job turnover characteristics in each job entry methods.

	Open recruitment	Scout	Introduction or recommendation	Visiting the company in person	Others
Using social networks	21 (6.9)	10 (62.5)	730 (84.59)	68 (11.66)	2 (5.56)
Not using social networks	278 (91.45)	4 (25.0)	118 (13.67)	502 (86.1)	27 (75.0)
Unidentified	5 (1.64)	2 (12.5)	15 (1.74)	13 (2.23)	7 (19.44)
Total (out of 1,802)	304 (100)	16 (100)	863 (100)	583 (100)	36 (100)
Job turnover characteristic	Non-network	-	Network	Non-network	-

Source: Restructured table of <Appendix Table 1>.

경로 이직자로 분류된다. 또한 앞서 PS가 추정된 12,754명 중에서는 1,391명이 이직자인데, 그중 891명은 네트워크 경로 이직자로, 387명은 비네트워크 경로 이직자로 분류된다.

1. 이직을 통한 개인만족도의 변화

다음 세 개의 도표 <Table 9>, <Table 10>, <Table 11>은 이직을 통하여 개인의 만족도가 개선되는지의 여부를 PSM을 통하여 검증한 것이다. 각각의 만족도지수(직장만족도, 직무만족도, 일자리만족도)에 대하여 세 가지 방식의 PSM 추정치(Five Nearest Neighbors, Radius Matching, Kernel Matching)를 제시하고 있다.

앞서 <Table 7>의 단순비교에서는 이직자와 비이직자의 연간 만족도 변화가 100점 만점에서 4.058점(직장만족도), 3.389점(직무만족도), 2.662점(일자리만족도) 차이가 나는 것으로 집계되었다. 그러나 PSM 방식으로 재추정된 이직의 만족도 개선효과는 각각 약 2.50점(직장), 2.16점(직무), 1.55점(일자리)으로 나타났다.²⁶ 종합하면, 단순비교방식(<Table 7>)은 PSM 활용방식(<Table 9>, <Table 10>, <Table 11>)에 비해 이직의 만족도 개선효과를 약 1~1.5점 과대추정하고 있음을 확인할 수 있다. 이러한 현상이 나타난 이유는 실제 이직한 이들이 그렇지 않은 이들에 비해 기존 직장에서의 만족도가 상대적으로 낮았다는 데 있다. 예를 들어 주어진 최종 샘플에서 이직자들의 기존 직장에서의 직장만족도는 평균 <Table 9> Changes in Workplace Satisfaction through Job Change

²⁶ 이는 분석에 사용된 세 가지 방식의 PSM 추정치들을 산술평균하여 정리한 수치들임.

Matching method	Comparison groups (number of samples)	Change in treated group (A)	Change in untreated group (B)	Job change effect (A - B) (standard error)	T-stat.
Total effects of job change					
Five Nearest Neighbors	Treated group (1,371)	3,662	1,201	2,460*** (0,610)	4,03
	Untreated group (11,274)				
Radius Matching	Treated group (1,362)	3,543	1,009	2,534*** (0,581)	4,36
	Untreated group (11,274)				
Kernel Matching (normal)	Treated group (1,372)	3,659	1,165	2,494*** (0,564)	4,34
	Untreated group (11,274)				
Average of total effects of job change		3,62	1,13	2,50	
Effects of job change through networks					
Five Nearest Neighbors	Treated group (881)	3,309	1,169	2,140*** (0,730)	2,93
	Untreated group (11,274)				
Radius Matching	Treated group (879)	3,231	0,939	2,292*** (0,693)	3,31
	Untreated group (11,274)				
Kernel Matching (normal)	Treated group (881)	3,309	1,146	2,162*** (0,686)	3,15
	Untreated group (11,274)				
Average of effects of job change through networks		3,28	1,08	2,20	
Effects of job change through non-network methods					
Five Nearest Neighbors	Treated group (380)	4,224	1,525	2,699** (1,206)	2,24
	Untreated group (11,274)				
Radius Matching	Treated group (373)	3,981	1,438	2,543** (1,171)	2,17
	Untreated group (11,274)				
Kernel Matching (normal)	Treated group (381)	4,213	1,565	2,647** (1,149)	2,30
	Untreated group (11,274)				
Average of effects of job change through non-network methods		4,14	1,51	2,63	

Note: 1) Caliper is set as 0,005 in the Five Nearest Neighbors Matching and as 0,002 in the Radius Matching. Also, in the Kernel Matching, normal distribution is used as kernel and its bandwidth is set as 0,01.

2) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

50.71점을 보이는 반면, 같은 시기 비이직자들의 평균 직장만족도는 이보다 무려 7점 가까이 높은 57.24점으로 나타났다. 따라서 단순비교방식에서는 이직을 통한 만족도 개선 효과가 다소 과장되어 추산되기 마련이다.

〈Table 10〉 Changes in Work Satisfaction through Job Change

Matching method	Comparison groups (number of samples)	Change in treated group (A)	Change in untreated group (B)	Job change effect (A - B) (standard error)	T-stat.
Total effects of job change					
Five Nearest Neighbors	Treated group (1,377)	2,850	0,701	2,149*** (0,592)	3,63
	Untreated group (11,285)				
Radius Matching	Treated group (1,368)	2,767	0,626	2,140*** (0,562)	3,81
	Untreated group (11,285)				
Kernel Matching (normal)	Treated group (1,378)	2,852	0,648	2,204*** (0,554)	3,98
	Untreated group (11,285)				
Average of total effects of job change		2,82	0,66	2,16	
Effects of job change through networks					
Five Nearest Neighbors	Treated group (884)	2,302	0,808	1,494** (0,707)	2,11
	Untreated group (11,285)				
Radius Matching	Treated group (882)	2,256	0,658	1,598** (0,670)	2,38
	Untreated group (11,285)				
Kernel Matching (normal)	Treated group (884)	2,302	0,654	1,648** (0,661)	2,49
	Untreated group (11,285)				
Average of effects of job change through networks		2,29	0,71	1,58	
Effects of job change through non-network methods					
Five Nearest Neighbors	Treated group (381)	3,648	0,577	3,072*** (1,142)	2,69
	Untreated group (11,285)				
Radius Matching	Treated group (374)	3,463	0,774	2,688** (1,098)	2,45
	Untreated group (11,285)				
Kernel Matching (normal)	Treated group (382)	3,652	0,888	2,764** (1,077)	2,57
	Untreated group (11,285)				
Average of effects of job change through non-network methods		3,59	0,75	2,84	

Note: 1) Caliper is set as 0,005 in the Five Nearest Neighbors Matching and as 0,002 in the Radius Matching. Also, in the Kernel Matching, normal distribution is used as kernel and its bandwidth is set as 0,01.

2) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

이들 이직한 이들이 만약 기존 직장에 그대로 남아 있었다면, (이들의 만족도가 상대적으로 낮은 수준이므로) 다른 이들에 비해 보다 높은 수준의 만족도 개선을 한 해 사이에 경험하였을 것이다. 실제로 전체 비이직자들의 연간 만족도의 변화가 각기 -0,334점(직장), <Table 11> Changes in Job Satisfaction through Job Change

Matching method	Comparison groups (number of samples)	Change in treated group (A)	Change in untreated group (B)	Job change effect (A - B) (standard error)	T-stat.
Total effects of job change					
Five Nearest Neighbors	Treated Group (1,375)	2,909	1,571	1,338** (0,617)	2,17
	Untreated Group (11,261)				
Radius Matching	Treated Group (1,366)	2,818	1,276	1,543*** (0,588)	2,62
	Untreated Group (11,261)				
Kernel Matching (normal)	Treated Group (1,376)	2,907	1,147	1,760*** (0,581)	3,03
	Untreated Group (11,261)				
Average of total effects of job change		2,88	1,33	1,55	
Effects of job change through networks					
Five Nearest Neighbors	Treated Group (882)	2,523	1,626	0,897 (0,742)	1,21
	Untreated Group (11,261)				
Radius Matching	Treated Group (880)	2,472	1,246	1,225* (0,707)	1,73
	Untreated Group (11,261)				
Kernel Matching (normal)	Treated Group (882)	2,523	1,139	1,383** (1,697)	1,98
	Untreated Group (11,261)				
Average of effects of job change through networks		2,51	1,34	1,17	
Effects of job change through non-network methods					
Five Nearest Neighbors	Treated Group (381)	3,609	1,499	2,110* (1,196)	1,76
	Untreated Group (11,261)				
Radius Matching	Treated Group (374)	3,409	1,530	1,879 (1,151)	1,63
	Untreated Group (11,261)				
Kernel Matching (normal)	Treated Group (382)	3,599	1,365	2,235** (1,133)	1,97
	Untreated Group (11,261)				
Average of effects of job change through non-network methods		3,54	1,46	2,07	

Note: 1) Caliper is set as 0,005 in the Five Nearest Neighbors Matching and as 0,002 in the Radius Matching. Also, in the Kernel Matching, normal distribution is used as kernel and its bandwidth is set as 0,01.

2) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

-0,428(직무), 0,282점(일자리)에 그치는 데 반해, 실험군(이직자 집단)의 counterfactual, 즉 PSM을 사용하여 실험군 개체에 매칭된 (비이직자 집단 내) 대조군 개체들의 만족도 변화는 각기 1,13점(직장), 0,66점(직무), 1,33점(일자리)에 이르렀다(각 표의 'Change in untreated group (B)' 항목 참조). 실험군 counterfactual에서의 만족도 개선폭이 여타 비

이직자들의 연간 만족도 개선폭보다 대략 1점 이상 높게 나타나는 것이다. 이상의 선택 편향(selection bias) 문제가 적절히 통제될 때, 이직의 순효과가 바르게 추정될 수 있다. 앞서 적시한 PSM 방식으로 추정된 이직의 만족도 개선효과는 이러한 선택편향의 문제를 counterfactual framework으로 극복한 추정 결과라 할 수 있다.

그럼 네트워크 경로 이직과 비네트워크 경로 이직 사이에 뚜렷한 차이가 존재하는지 살펴보도록 하자. 표에서 확인할 수 있듯이 두 경우 모두, 이직의 만족도 개선효과가 통계적으로 유의한 수준에서 명확히 확인된다. 네트워크 경로의 이직에서는 만족도 개선의 효과가 각기 2.20점(직장), 1.58점(직무), 1.17점(일자리)으로 확인되었고, 비네트워크 경로의 이직에서는 각기 2.63점(직장), 2.84점(직무), 2.07점(일자리)으로 확인되었다. 흥미로운 부분은 비네트워크 경로의 이직에서 이직을 통한 만족도 개선의 효과가 소폭 높게 나타난 점이다. 이는 비네트워크형 이직 사례들이 상당수의 ‘공개채용’ 입사자를 포함하기 때문에 나타난 현상으로 보인다. ‘공개채용’은 주로 종업원 300인 이상의 규모가 큰 기업에서 집중적으로 활용되고 있다.²⁷ 이들 큰 기업에 ‘공개채용’으로 입사한 이들은 그 전 직장에 비해 주관적인 만족도가 크게 향상되었을 것이다. 이러한 ‘공개채용’ 사례들이 비네트워크형 이직의 만족도 개선효과를 다소 증폭시키는 역할을 하였을 것으로 추정된다. 결국 이직을 통한 주관적 만족도 개선 측면을 살펴볼 때, 이직은 ‘네트워크형 이직’과 ‘비네트워크형 이직’ 모두에서 개인의 주관적 만족도를 (100점 만점에서) 2~3점가량 개선시키는 효과가 있는 것으로 결론지을 수 있다.

2. 이직을 통한 배치효율성의 변화

다음은 이직을 통한 일자리 재배치의 효율성 문제에 대해 살펴보도록 하자. 직장의 이동이라는 것은 개인에게 있어서는 근로환경의 변화라 할 수 있지만, 기업의 입장에서는 노동인력의 교환에 해당한다. 따라서 이직을 통한 노동인력의 재배치가 과연 사회 전반의 경제적 순익을 창출하고 있는지를 따져 볼 필요가 있다.

앞서 <Table 7>에서 기술수준, 교육수준, 교육기술복합지수 이 세 가지 적합도에 관해 이직자 및 비이직자 집단 내의 연간 변화를 정리한 바 있다. 여기서 비이직자의 경우 각 지수에서 연간 적합도가 소폭 하락한 것으로 나타났고, 이직자의 경우 적합도가 크게

27 이 부분에 대한 구체적인 설명은 한국개발연구원 정책연구시리즈로 출간된 『인적 네트워크(개인의 사회적 자본)의 노동시장 효과 분석』(김영철[2010]) 보고서를 참조하기 바란다.

상승한 것으로 나타났다. 비이직자는 기술수준의 적합도에서 0.058점이, 교육수준의 적합도에서 0.142점이, 그리고 교육기술수준의 복합지수에서는 0.091점이 하락한 데 반해, 이직자들은 각기 2.350점(기술), 2.556점(교육), 2.422점(복합지수)의 적합도 상승이 발견되었다. 비이직자들의 적합도 하락은 기술이나 경제환경의 변화와 밀접한 관련이 있다. 경쟁력 있는 기술 및 이에 관한 사회적 수요가 시간에 따라 변화하므로, 현 직장에서의 자신의 기술 혹은 교육 수준은 (평균적으로 보아) 이전보다 적합성이 다소 떨어지게 마련이다. 반면, 이직자들의 적합도 상승이 과연 이직의 순효과인지에 대해서는 여전히 의문의 여지가 크다. 이직을 결행한 이들은 이전 직장에서의 직무 관련 적합도가 평균적으로 크게 떨어지는 이들이다. 예를 들어 최종 샘플에서 이직을 하지 않은 이들의 한 해 전 기술적합도는 평균 90.66점인 데 반해, 이직을 결행한 이들의 한 해 전 (이전 직장에서의) 기술적합도는 평균 85.47점에 머무는 것으로 나타났다. 이들은 애초에 워낙 적합도가 떨어지기 때문에, 굳이 이직을 택하지 않더라도 직무재배치나 직장 내 부서이동 등을 통하여 1년 사이에 상당한 정도의 적합도 개선을 이루었을 것으로 예상된다.

따라서 이직을 통한 배치효율성의 개선효과, 즉 전반적인 근로자의 직무 관련 적합도 상승효과를 명확히 규명하기 위해서는 이직한 이들이 이직을 하지 아니하였을 때에 예상되는 적합도의 개선을 우선 추정해 볼 필요가 있다. 이것은 앞서 설명하였듯이 counterfactual의 추정을 통해서만이 가능하다. <Table 12>, <Table 13>, <Table 14>는 PSM을 이용하여 비이직자들의 정보로부터 이직자들의 counterfactual을 추정된 뒤 이를 보고하고 있다. 세 방식(Five Nearest Neighbors, Radius Matching, Kernel Matching)의 추정치를 산술평균하면, 기술적합도에서는 0.88점, 교육적합도에서는 0.57점, 교육기술복합지수에서는 0.75점의 상승이 확인되었다(각 표의 'Change in untreated group (B)' 항목을 참조). 이를 실험군, 즉 실제 이직자들의 적합도 상승(각 표의 'Change in treated group (A)' 항목)과 비교함으로써 이직의 순효과를 추정할 수 있는데, 분석 결과에 따르면 각기 1.31점(기술적합도), 1.83점(교육적합도), 1.40점(교육기술복합지수)에 이르는 것으로 나타났다.

그럼 이직을 통한 배치효율성 개선 측면에서 인적 네트워크의 역할을 살펴보도록 하자. 네트워크 경로 이직과 비네트워크 경로 이직으로 나누어 이직효과를 각기 추정해 보면, 둘 사이에 의외의 뚜렷한 차이가 존재함을 확인할 수 있다. 네트워크 경로의 이직인 경우 이직을 통한 적합도 개선효과가 통계적으로 유의한 수준에서 매우 높게 나타난다. 추정된 <Table 12> Changes in Skill Fit through Job Change

Matching method	Comparison groups (number of samples)	Change in treated group (A)	Change in untreated group (B)	Job change effect (A - B) (standard error)	T-stat.
Total effects of job change					
Five Nearest Neighbors	Treated group (1,374)	2,220	1,095	1,124	1.21
	Untreated group (11,245)			(0,929)	
Radius Matching	Treated group (1,365)	2,088	0,735	1,353	1.55
	Untreated group (11,245)			(0,874)	
Kernel Matching (normal)	Treated group (1,375)	2,255	0,795	1,460*	1.68
	Untreated group (11,245)			(0,869)	
Average of total effects of job change		2.19	0.88	1.31	
Effects of job change through networks					
Five Nearest Neighbors	Treated group (881)	2,951	0,919	2,032*	1.81
	Untreated group (11,245)			(1,125)	
Radius Matching	Treated group (879)	2,844	0,746	2,098**	1.98
	Untreated group (11,245)			(1,057)	
Kernel Matching (normal)	Treated group (881)	2,951	0,702	2,250**	2.14
	Untreated group (11,245)			(1,049)	
Average of effects of job change through networks		2.92	0.79	2.13	
Effects of job change through non-network methods					
Five Nearest Neighbors	Treated group (381)	0,525	2,297	-1,772	-0.96
	Untreated group (11,245)			(1,840)	
Radius Matching	Treated group (374)	0,267	0,868	-0,600	-0.34
	Untreated group (11,245)			(1,753)	
Kernel Matching (normal)	Treated group (382)	0,654	1,297	-0,642	-0.37
	Untreated group (11,245)			(1,746)	
Average of effects of job change through non-network methods		0.48	1.49	-1.00	

Note: 1) Caliper is set as 0,005 in the Five Nearest Neighbors Matching and as 0,002 in the Radius Matching. Also, in the Kernel Matching, normal distribution is used as kernel and its bandwidth is set as 0,01.

2) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

순효과가 각기 2.13점(기술적합도), 2.52점(교육적합도), 2.26점(교육기술복합지수)에 이른다. 반면, 비네트워크 경로의 이직인 경우 이러한 이직의 순효과가 모두 사라져 버렸다. 즉, 기술적합도, 교육적합도, 교육기술복합지수 모두에서 이직효과가 양과 음을 반복 (Table 13) Changes in Education Fit through Job Change

Matching method	Comparison groups (number of samples)	Change in treated group (A)	Change in untreated group (B)	Job change effect (A - B) (standard error)	T-stat.
Total effects of job change					
Five Nearest Neighbors	Treated group (1,380)	2,428	0.630	1.797*	1.93
	Untreated group (11,300)			(0.931)	
Radius Matching	Treated group (1,371)	2,298	0.496	1.802**	2.07
	Untreated group (11,300)			(0.872)	
Kernel Matching (normal)	Treated group (1,381)	2,462	0.586	1.876**	2.16
	Untreated group (11,300)			(0.869)	
Average of total effects of job change		2.40	0.57	1.83	
Effects of job change through networks					
Five Nearest Neighbors	Treated group (886)	3,047	0.342	2.705**	2.45
	Untreated group (11,300)			(1.106)	
Radius Matching	Treated group (884)	2,885	0.528	2.357**	2.27
	Untreated group (11,300)			(1.037)	
Kernel Matching (normal)	Treated group (886)	3,047	0.551	2.496**	2.43
	Untreated group (11,300)			(1.029)	
Average of effects of job change through networks		2.99	0.47	2.52	
Effects of job change through non-network methods					
Five Nearest Neighbors	Treated group (382)	1.702	2.007	-0.305	-0.16
	Untreated group (11,300)			(1.891)	
Radius Matching	Treated group (375)	1,600	0.559	1.041	0.58
	Untreated group (11,300)			(1.788)	
Kernel Matching (normal)	Treated group (383)	1,828	0.910	0.917	0.51
	Untreated group (11,300)			(1.793)	
Average of effects of job change through non-network methods		1.71	1.16	0.55	

Note: 1) Caliper is set as 0.005 in the Five Nearest Neighbors Matching and as 0.002 in the Radius Matching. Also, in the Kernel Matching, normal distribution is used as kernel and its bandwidth is set as 0.01.

2) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

하였으며, 그 통계적 유의성도 전혀 확보되지 않는다. 말하자면, 비네트워크 경로를 통한 이직에서는 일자리 재배치를 통한 사회 전반의 경제적 이득을 기대할 수 없는 것이다. 앞서 이직 전반의 배치효율성 개선효과를 확인한 바 있는데, 이 효과의 대부분은 비네트워크 <Table 14> Changes in Education & Skill Fit Composite through Job Change

Matching method	Comparison groups (number of samples)	Change in treated group (A)	Change in untreated group (B)	Job change effect (A - B) (standard error)	T-stat.
Total effects of job Change					
Five Nearest Neighbors	Treated group (1,374)	2,293	0,893	1,399	1,55
	Untreated group (11,245)			(0,904)	
Radius Matching	Treated group (1,365)	2,161	0,641	1,520*	1,79
	Untreated group (11,245)			(0,850)	
Kernel Matching (normal)	Treated group (1,375)	2,327	0,711	1,616*	1,91
	Untreated group (11,245)			(0,847)	
Average of total effects of job change		2,26	0,75	1,40	
Effects of job change through networks					
Five Nearest Neighbors	Treated group (881)	2,951	0,643	2,308**	2,12
	Untreated group (11,245)			(1,087)	
Radius Matching	Treated group (879)	2,816	0,662	2,154**	2,11
	Untreated group (11,245)			(1,021)	
Kernel Matching (normal)	Treated group (881)	2,951	0,645	2,306**	2,28
	Untreated group (11,245)			(1,014)	
Average of effects of job change through networks		2,91	0,65	2,26	
Effects of job change through non-network methods					
Five Nearest Neighbors	Treated group (381)	1,115	2,233	-1,118	-0,62
	Untreated group (11,245)			(1,816)	
Radius Matching	Treated group (374)	0,936	0,749	0,187	0,11
	Untreated group (11,245)			(1,727)	
Kernel Matching (normal)	Treated group (382)	1,243	1,131	0,112	0,07
	Untreated group (11,245)			(1,726)	
Average of effects of job change through non-network methods		1,10	1,37	-0,27	

Note: 1) Caliper is set as 0,005 in the Five Nearest Neighbors Matching and as 0,002 in the Radius Matching. Also, in the Kernel Matching, normal distribution is used as kernel and its bandwidth is set as 0,01.

2) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

경로 이직보다는 네트워크 경로 이직을 통하여 창출된 것임을 짐작할 수 있다.

특히 기술적합도를 보면, 이직자들의 적합도 개선은 네트워크형과 비네트워크형 이직 사이에 뚜렷한 차이를 보이는데, 네트워크형 이직자들의 적합도 개선은 평균 2.92점인 데 반해, 비네트워크형 이직자들의 적합도 개선은 평균 0.48점에 그친다. 인적 네트워크를

활용하지 않고 이직을 하였을 경우, 이직을 하였음에도 불구하고 기술적합도의 개선은 평균적으로 거의 기대되지 않는 것이다. 이는 앞서 주관적 만족도의 개선효과와 비교하여 매우 상반된 결과에 해당한다. 이직을 통한 주관적 만족도의 개선에서는 네트워크형과 비네트워크형 이직 모두 그 효과가 분명하였으며, 특히 비네트워크형 이직자들의 주관적 만족도 개선폭은 3점 내지 4점대에 이르렀다. 따라서 이직이 전반적으로 개인의 주관적 만족도를 개선하는 효과가 있으나, 배치효율성의 개선 측면에서는 오직 인적 네트워크에 의존한 이직만이 재배치의 분명한 경제적 효과를 평균적으로 창출하고 있다고 결론지을 수 있다.

이러한 네트워크형과 비네트워크형 이직 사이의 뚜렷한 이직효과의 차이는 네트워크가 지닌 정보전달기능에 기인한 것으로 판단된다. 구직자에게는 어떠한 일자리가 구직자의 기술능력 혹은 교육수준에 비추어 적합한지에 대한 정보를 제공하고, 구인자에게는 구인자가 필요로 하는 적합한 기술의 소유자가 누구인지에 대한 정보를 제공하는 것이다.

이러한 정보제공은 평소에 구인자와 구직자 모두를 아우르는 중간 매개로서의 인적 네트워크가 있었기에 가능한 것이다. 반면, 비네트워크형에서는 이러한 효과를 기대하기 힘들다. 비네트워크형 채용에서는 주어진 서류와 단시간의 인터뷰 혹은 직무능력 테스트만을 가지고 적합한 인력을 선발하여야 한다. ‘공개채용’의 경우 많은 지원자들의 경쟁을 거치므로, 상대적으로 보다 적합한 후보자를 선별할 수 있을 것이다. 그러나 ‘직접 찾아가서’ 형태의 입사에서는 이러한 경쟁의 과정 역시 생략되므로 높은 적합도를 지닌 후보의 채용은 더욱 기대하기 힘들다. 정리하자면, 인적 네트워크는 국내 노동시장에서 일자리와 일자리 후보 사이의 활발한 정보전달기능을 수행함으로써 노동시장의 효율적 작동을 돕고 있는 것이다.

끝으로, 이러한 네트워크형 이직의 배치효율성이 모든 이직 사례에 일괄적으로 적용되는 것이 아님을 주지할 필요가 있다. 인적 네트워크가 구인과 구직 사이의 ‘연결(networking)’ 기능을 수행할 때 이상의 긍정적인 효과를 기대할 수 있을 것이나, 이 둘 사이의 ‘연줄(nepotism)’로서 기능할 때는 오히려 역효과를 초래할 수 있다. 즉, 인적 네트워크를 통하여 적합하지 않은 지원자를 연줄로 채용시키는 경우, 해당 일자리에 대한 매치 적합성은 네트워크형 이직으로 인해 오히려 감퇴할 수 있다.

우리는 이상의 분석을 통하여 국내 노동시장에서 네트워크형 이직의 전반적인 교육 및 기술 수준 적합도 개선효과를 확인하였다. 이러한 분석 결과는 국내 노동시장의 고용 프로세스에서 ‘연줄’의 부정적 효과보다는 구인/구직 간 ‘연결’이라는 네트워크의 긍정적 효

과가 보다 강하게 작동하고 있음을 분명하게 시사한다.

3. 이직을 통한 임금수준의 변화

마지막으로 이직을 통한 임금수준의 변화가 실재하는지의 여부를 검토해 보도록 하자. 네트워크형 이직과 비네트워크형 이직을 나누어 볼 때, 앞서 우리는 네트워크형 이직이 일자리 매치 적합도를 현저히 개선시킨다고 밝힌 바 있다. 임금이 근로자의 생산성 기여분을 그대로 반영한다고 한다면, 네트워크형 이직에 따른 매치 적합도의 개선은 해당 근로자 집단의 전반적인 임금상승으로 이어져야 할 것이다.

앞서 <Table 7>의 단순비교에서 이직자들의 연간 임금상승분은 평균 9.088만원, 비이직자들의 연간 임금상승분은 2.782만원으로 집계된 바 있다. 둘 사이의 격차가 6.307만원에 이른다. 한 해 사이에 이직한 이들의 연간 임금상승폭이 직장을 그대로 유지한 이들의 연간 임금상승폭보다 현저히 높은 수준인 것이다. 하지만 이러한 단순비교는 선택편의(selection bias) 문제를 역시 고려하지 않고 있으므로, 이직의 직접적인 임금상승효과라 볼 수는 없다. 즉, 실제로 이직을 결행한 이들의 이직 전 임금수준은 같은 시기 직장을 그대로 유지한 이들에 비해 상대적으로 낮은 수준일 가능성이 높다. 이들이 전 직장을 그대로 유지하였다면, 다른 이들에 비해 현저히 높은 수준의 임금상승을 경험하였을 것이다. 실제 이직한 이들이 만약 이직을 하지 않고 전 직장을 그대로 유지하였을 때 예상되는 임금상승분, 즉 이직자 임금상승분의 counterfactual을 PSM 방식을 활용하여 추정된 수치가 <Table 15>의 'Change in untreated group (B)'에 요약되어 있다. 이에 따르면 실제 이직자들이 이직을 하지 않았을 때 기대할 수 있는 임금상승분은 대략 5만원 정도에 이르는 것으로 나타난다. 따라서 이직에 따른 임금상승의 순효과는 앞서 제시한 6.307만원이 아닌 이보다는 상당히 축소된 3.86만원이다. 또한 이러한 이직의 임금상승 효과는 통계적으로도 유의한 것으로 확인되었다.

반면, 네트워크 경로 이직자와 비네트워크 경로 이직자의 임금상승분을 비교해 보면 둘 사이에 상당한 격차가 존재함을 쉽게 확인할 수 있다. 네트워크형 이직자들의 이직을 통한 임금상승효과는 통계적으로 유의한 수준에서 대략 3.84만원으로 추정되는 반면, 비네트워크형 이직자들의 임금효과는 -0.77만원이고 이는 통계적으로도 유의하지 않다. 즉, 네트워크를 활용하여 이직하였을 때 뚜렷한 임금상승이 기대되는 반면, 인적 네트워크를 <Table 15> Changes in Wage Level through Job Change

Matching method	Comparison groups (number of samples)	Change in treated group (A)	Change in untreated group (B)	Job change effect (A - B) (standard error)	T-stat.
Total effects of job change					
Five Nearest Neighbors	Treated group (1,375)	8,887	5,274	3,613*	1.84
	Untreated group (11,340)				
Radius Matching	Treated group (1,366)	8,842	4,813	4,029**	2.08
	Untreated group (11,340)				
Kernel Matching (normal)	Treated group (1,376)	8,861	4,916	3,945**	2.06
	Untreated group (11,340)				
Average of total effects of job change		8.86	5.00	3.86	
Effects of job change through networks					
Five Nearest Neighbors	Treated group (882)	8,943	5,519	3,423	1.50
	Untreated group (11,340)				
Radius Matching	Treated group (880)	8,827	4,855	3,972*	1.78
	Untreated group (11,340)				
Kernel Matching (normal)	Treated group (882)	8,943	4,819	4,124*	1.86
	Untreated group (11,340)				
Average of effects of job change through networks		8.90	5.06	3.84	
Effects of job change through non-network methods					
Five Nearest Neighbors	Treated group (381)	4,772	5,672	-0.900	-0.24
	Untreated group (11,340)				
Radius Matching	Treated group (374)	4,805	5,201	-0.396	-0.11
	Untreated group (11,340)				
Kernel Matching (normal)	Treated group (382)	4,691	5,716	-1.025	-0.28
	Untreated group (11,340)				
Average of effects of job change through non-network methods		4.76	5.53	-0.77	

Note: 1) Caliper is set as 0.005 in the Five Nearest Neighbors Matching and as 0.002 in the Radius Matching. Also, in the Kernel Matching, normal distribution is used as kernel and its bandwidth is set as 0.01.

2) * denotes 10% of significance, ** denotes 5% of significance and *** denotes 1% of significance.

활용하지 않고 이직하였을 때는 이 효과를 확신할 수 없을 뿐더러 직장을 그대로 유지하는 것에 비해 오히려 더 하락할 가능성도 있는 것이다. 따라서 앞서 확인된 이직을 통한 전반적인 임금상승의 효과는 대체적으로 네트워크형 이직을 통해 창출된 효과라고 결론 지을 수 있다.

이직은 새로운 일자리에 자신의 기술 및 직무 능력을 적응시키는 과정이다. 따라서 임금상승효과가 이직 초기에 항상 담보되지는 않을 것이다. 반면, 인적 네트워크를 활용하였을 때 자신에게 보다 적합한 일자리에 배치됨으로써, 즉 자신의 능력과 잠재력을 보다 잘 발휘할 수 있는 직무에 재배치됨으로써 이상의 추가적인 임금상승을 기대할 수 있는 것이다. 이는 앞서 이직을 통한 배치효율성 검증에서 확인되었던 네트워크형 이직의 기술수준(혹은 교육수준) 적합도 상승효과와 일맥상통하는 결과이다. 인적 네트워크를 활용한 이직은 임금근로자를 보다 적합한 일자리에 재배치하는 데 일조하고, 이것이 생산성에의 긍정적 기여를 창출함으로써 이직자들의 추가적인 임금상승으로 이어지는 것으로 해석할 수 있다.

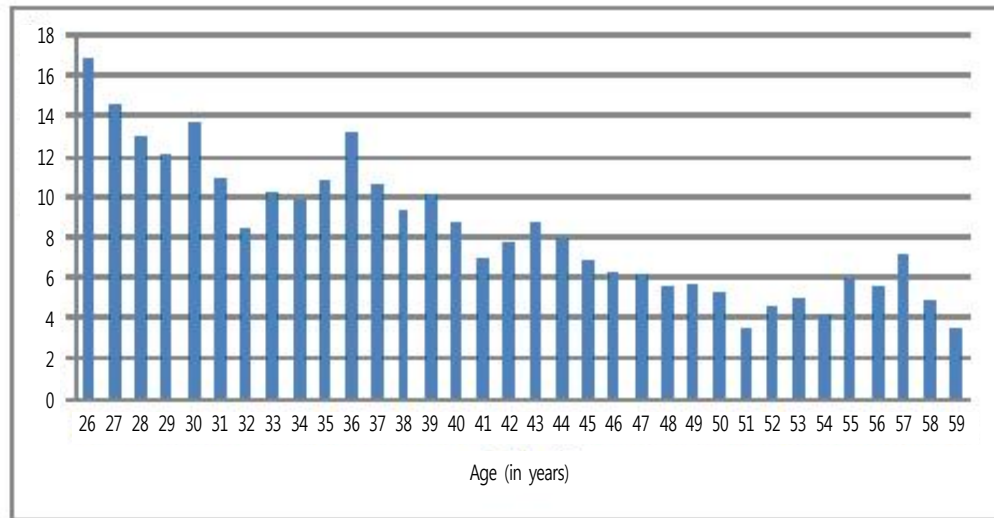
물론 이러한 해석은 평균적인 추세를 반영한 것임에 유념할 필요가 있다. 네트워크형 이직의 사례 중에는 앞서 말한 생산적인 ‘연결’효과가 아닌 비생산적인 ‘연줄’효과 혹은 정실인사(nepotism)가 작동한 경우들도 상당할 것이다. 이 경우 생산성에의 기여가 충분하지 않음에도 불구하고, 기술이나 능력에 비해 임금을 후하게 설정할 가능성이 높다. 이러한 ‘연줄’형 이직을 통한 임금상승 역시 네트워크형 이직의 임금상승효과라고 볼 수는 있겠으나, 이것이 일자리 배치효율성의 개선을 반영한다고 볼 수는 없는 것이다. 따라서 앞서 추정한 네트워크형 이직의 임금상승효과 3.84만원이 전적으로 일자리 매치 적합도 개선효과에서 기인한다고 단정 지을 수는 없다. 또한 비네트워크형 이직 역시 평균적으로 임금상승의 효과가 포착되지 않은 것일 뿐, 비네트워크형 이직의 표본 중에도 실제로 임금이 크게 상승한 사례들이 상당히 존재할 것이다.

VIII. 분석의 확장: 구직 네트워크의 가치 추정

본 장에서는 이상의 분석을 확장하여 한국사회에서 임금근로자 개인이 ‘소유한’ 구직 네트워크의 가치를 추정해 보도록 한다. 앞서 네트워크형 이직을 통한 임금상승효과를 3.84만원으로 추정하였다. 이는 2008년 기준 금액이다. 연간 물가상승률을 감안하면²⁸ [Figure 3] Job Turnover Rate by Age (between 26 yrs and 59 yrs)

²⁸ 여기에 연평균 물가상승률 3%를 적용하였다. 실제 임금상승률도 2009년의 임금이 금융위기 여파로 거의 동결이었음을 고려할 때 2년간 대략 6%에 해당한다.

Source: Data from the 5th to 10th Korean Labor & Income Panel Study.



2010년 현재가로 4.074만원에 해당한다. 평소에 구직 네트워크를 적절히 관리하여, 이직에서 이를 활용한다면 한 번의 이직으로 4만원 안팎의 추가적인 임금상승을 기대할 수 있는 것이다. 연봉으로는 48.9만원가량의 임금이 이직 이후 매년 추가적으로 지급되는 것으로 해석될 수 있다.²⁹ 한편, 이직이라는 것은 근로자의 전 생애에 걸쳐 발생하는 사건이다. 임금근로자를 중심으로 한 현재의 최종 샘플(15,705명)에서 한 해 사이에 일자리를 이동한 비율은 9.93%에 이른다. 직종 및 업종에 따라 혹은 재직 회사의 규모에 따라 이직률에는 상당한 차이가 있겠으나, 전체 임금근로자를 대상으로 하였을 때 대략 10년에 한 번 정도의 이직이 예상되는 것이다. 임금근로자의 전 생애를 걸쳐 살펴보면 이직은 주로 직장생활 후기보다는 전기에 집중되어 있다. [Figure 3]은 최종 샘플을 바탕으로 작성된 임금근로자의 각 연령별 이직률 추이이다. 생애 이직률은 20대 중후반에 가장 높고, 30대 초반에 주춤하다가 30대 중후반에 다시 상승하고 40대 이후에 하강하는 추세를 확인할 수 있다.

이를 활용하면, 임금근로자 한 사람이 평생에 걸쳐 기대할 수 있는 이직의 임금상승효과를 추정해 볼 수 있다. 첫 취업의 평균연령이 26.5세임을 고려하여, 대표적인 임금근로

²⁹ 여기서는 네트워크형 이직의 임금프리미엄(연봉 48.9만원 상승)이 이직 후 매년 지속된다고 가정하고 있다. 실제로 프리미엄이 상당 기간 지속되는지, 아니면 이직 후 빠르게 축소되는지에 관한 국내 실증 분석은 향후 과제로 남겨져 있다.

자(a representative worker)가 26세부터 60세까지 노동시장에 참여한다고 가정해 보자. 인적 네트워크를 활용한 이직만이 평균적인 임금상승효과를 가져온다는 점을 고려할 때, 구직 네트워크의 생애 금전적 가치(V_M)는 다음과 같이 요약된다.³⁰

$$V_M = \sum_{t=26}^{59} (60-t) \times E[T_t] \times J_N \times \Delta W \times 12 \quad (11)$$

여기서 $E[T_t]$ 는 연령 t 에서의 예상 이직률(job transfer rate)을 나타낸다. J_N 은 이직 시 인적 네트워크에 대한 의존도 수준이다. ΔW 는 네트워크형 이직에 따른 월평균 임금상승의 효과이다. [Figure 3]에 요약된 이직률의 생애 추이를 $E[T_t]$ 에 대입하고, 경력직 이직자의 인적 네트워크 의존도가 60% 중반($\pm 5\%$ 이내)으로 추산된 점을 고려하여 J_N 에 64%를 대입하도록 하자.³¹ 그리고 ΔW 에 앞서 추정된 네트워크형 이직의 임금상승효과 4.074만원(2010년 기준)을 대입하여 계산하면, 구직 네트워크의 생애 금전적 가치(V_M)는 1,872.0만원으로 집계된다.

물론 이 수치는 이직을 통한 금전적 이득만을 반영하고 있을 뿐, 주관적 만족도의 개선효과는 반영하고 있지 않다. 앞서 우리는 일자리 이동을 통해 창출되는 개인의 만족도 변화를 직장만족도, 직무만족도, 일자리만족도 등 세 가지 측면에서 고려해 보았다. 네트워크형 이직과 비네트워크형 이직 모두 만족도의 뚜렷한 개선효과를 보여주었다. 그러나 국내 노동시장에서 이직의 약 60% 이상이 인적 네트워크에 의존하고 있음을 고려할 때, 임금근로자 한 개인이 구직 네트워크를 일체 ‘구비’하지 않는다면, 그의 이직률은 $E[T_t]$ 에서 60% 이상 추락할 것이다. 이를 고려하여 구직 네트워크의 생애 만족도 개선효과(V_S)를 다음과 같이 요약할 수 있다.

$$V_S = \sum_{t=26}^{59} (60-t) \times E[T_t] \times J_N \times \Delta S \times 12 \quad (12)$$

여기서 ΔS 는 네트워크형 이직을 통한 주관적 만족도의 개선폭을 나타낸다. 앞서 네트워크형 이직이 창출하는 주관적 만족도의 개선효과가 100점에서 2.20점(직장만족도), 1.58점(직무만족도), 1.17점(일자리만족도) 정도임을 확인하였다. 이 세 수치의 평균치가 네트워크형 이직

30 구직 네트워크의 현재 가치를 추산하기 위해서는 시간할인율을 적용할 필요가 있으나, 여기서는 이를 생략하였다. 시간할인율이 적용된 추정치는 현재 계산된 값보다 다소 하락할 것이다.

31 이에 대한 보다 구체적인 설명은 한국개발연구원 정책연구시리즈로 출간된 『인적 네트워크(개인의 사회적 자본)의 노동시장 효과 분석』(김영철[2010]) 보고서를 참조하기 바란다.

의 만족도 개선효과를 적절히 대변하고 있다고 한다면, ΔS 의 대략적인 추정치는 1.65점이 된다. 이를 대입하면 구직 네트워크의 만족도 개선효과는 대략 758.2점으로 추산된다. 만족도 1점을 금전적으로 환산하여 현금 n 만원에 해당한다고 표시하면, 구직 네트워크의 임금근로자 일인당 생애가치(V_{Total})는 임금상승효과(V_M)와 만족도 개선효과(V_S)의 합으로서 다음과 같이 요약된다.³²

$$V_{Total} \equiv V_M + nV_S \quad (= 1,872.0 + 758.2n) \quad (13)$$

추정치인 $(1,872.0 + 758.2n)$ 만원은 한국사회의 임금근로자 각 개인이 구직 네트워크의 유지 및 관리를 위하여 기꺼이 지불할 용의가 있는 비용을 나타낸다. 만족도 1점이 1만원의 효용이 있다면, 즉 $n = 1$ 이라면, 이는 12.24개월치 월급(대략 일년치 연봉)에 해당한다.³³

IX. 결론 및 시사점

이제까지 우리는 국내 고용시장에서의 인적 네트워크 활용의 효과성을 다각적인 측면에서 살펴보았다. 인적 네트워크를 활용한 이직의 직장생활만족도 개선효과는 100점 만점에 약 1.65점에 달하는 것으로 확인되었으며,³⁴ 직무적합도 개선효과는 100점 만점에 약 2.30점에 이르는 것으로 나타났다.³⁵ 또한 인적 네트워크를 활용한 이직은 임금상승을 동반하는데, 그 규모는 월평균 임금으로 4,074만원(2010년 기준)인 것으로 확인되었다. 반면, 인적 네트워크를 활용하지 않은 이직에서도 직장생활만족도의 개선효과가 일부 포착되었으나, 일자리 적합도에 대한 개선이나 임금상승효과는 확인되지 않았다. 즉,

32 구직 네트워크의 가치 $(1,872.0 + 758.2n)$ 만원이 함의하는 바를 명확히 규정하기는 쉽지 않다. 특히 개인마다 일자리에서 얻는 주관적 만족도를 현금가치로 환산하는 방식이 다를 것이다. 예를 들어 어떤 이들에게는 금전적 이득만이 중요하고, 주관적 만족도는 경시될 수 있다. 이들에게 n 은 '0'에 가까운 것이다. 반면, 또 다른 이들에게는 일자리에서 얻는 주관적 만족도가 임금소득보다 몇 배 이상 중요할 수 있다. 이들에게 n 은 1보다 큰 양수가 될 것이다.

33 2,630.2만원을 전 차수 임금수준(202.47만원)의 2010년도 기준 가치인 214.8만원으로 나누면 12.24개월이 나온다.

34 직장만족도 개선효과 2.20점, 직무만족도 개선효과 1.58점, 일자리만족도 개선효과 1.17점의 산술평균값 적용 시.

35 기술적합도 개선효과 2.13점, 교육적합도 개선효과 2.52점, 교육기술복합지수 개선효과 2.26점의 산술평균값 적용 시.

구인자와 구직자를 연결시켜 주는 인적 네트워크의 효율적인 정보전달기능이 확인된 것이다. 이는 인적 네트워크를 활용한 구직활동이 한국사회 전반에서 ‘연줄’ 혹은 ‘정실인사(nepotism)’라는 부정적인 역할을 감당하기보다는 ‘연결(networking)’을 통한 노동시장의 효율성 증대에 기여하고 있음을 입증해 주고 있다.

동시에 본 분석은 첫 취업이 아닌 경력직 취업, 즉 이직활동에 한정된 분석임을 유념할 필요가 있다. 경력직 취업의 경우, 인적 네트워크가 전달할 수 있는 정보의 질이 첫 취업에 비해 월등히 우수하다. 경력직 구직자의 특수한 기술이나 업무능력, 즉 직무 관련 특수자본(job-specific human capital)은 직장경험을 통하여 발달되고 축적되는데, 이러한 인적자본은 추상적이며 서류를 통하여 증빙하기 어려운 문제를 안고 있다. 따라서 이를 교환하는 매개(intermediaries)로서 인적 네트워크가 적극 활용되는 것이다. 첫 취업의 경우에는, 인적 네트워크의 기능이 이보다 제한적이므로 서류와 인터뷰를 통한 비네트워크 채용이 보다 효율적일 수 있다. 이에 대한 보다 엄밀한 분석은 추후 연구과제로 남겨둔다.

한편, 현재 60% 안팎에 달하고 있는 국내 노동시장의 인적 네트워크 의존도는 전 세계적으로도 상당히 높은 수준에 해당한다.³⁶ 특별히 발달한 경조사 문화, 다양한 동호회와 활발한 동창회 활동, SNS 열풍, 업계 관계자와의 잦은 사적 만남까지 한국사회 각 개인은 다양한 방식으로 구직 네트워크의 유지 및 관리를 위해 노력하고 있으며, 이를 위해 기꺼이 ‘비용’을 지불하고 있다. 인적 네트워크를 활용한 구직이 개개인의 편익(benefits) 측면에서 이직 성공률을 높인다든지, 이직 후 일자리 매치의 적합성을 개선한다든지 하는 뚜렷한 긍정적 효과를 창출함에도 불구하고, 한국사회 전반의 구직 네트워크 의존도 및 네트워크 관리를 위한 지출(expenditures)은 과도한 수준인 것으로 판단된다.³⁷

이는 무엇보다 개개인의 구직 네트워크를 대체할 만한 고용의 사회적 인프라가 충분히 성숙하지 아니한 데 기인하다고 볼 수 있다.³⁸ 예를 들어 주요 선진국에서는 공공고용서비스(public employment service)가 구직에 기여하는 비중이 10%에 달하는 데 반해, 우리나라는 겨우 1% 안팎에 그치고 있다. 대중교통 인프라가 충분히 갖춰지지 않았을 때,

36 이에 대한 보다 구체적인 설명은 한국개발연구원 정책연구시리즈로 출간된 『인적 네트워크(개인의 사회적 자본)의 노동시장 효과 분석』(김영철[2010]) 보고서를 참조하기 바란다.

37 전국의 가구원 2인 이상 가구를 대상으로 한 통계청 조사(2008년)에 따르면, 가구당 월평균 경조사비는 4만 4,709원으로 연간 52만 4,500원에 이른다. 이는 사회 전체적으로는 연간 약 8조원에 이르는 막대한 규모이다.

38 이에 관해서는 KDI 정책포럼으로 출간된 『구직에서의 인적 네트워크의 의존도 추정』(김영철[2011])을 참조하기 바란다.

각 가정이 자동차를 구비하고 다 같이 교통체증에 시달려야 하는 것과 같은 이치이다. 고용의 사회적 인프라를 확충해 나가는 일은 일자리 매치를 통한 고용률의 증대뿐만 아니라 노동시장의 사회적 효율성을 개선하는 차원에서 우리 사회의 시급한 과제 중 하나라 하겠다.

참고문헌

- 김동헌·김상호, 「직업탐색과 자발적 이직」, 2001 경제학 공동학술대회 발표문, 2001.
- 김성훈, 「사회연결망과 공식경로를 통한 첫 취업의 개인적 결과와 사회적 결과」, 『한국사회학』, 제39집 제1호, 2005.
- 김용학, 『사회연결망 이론』, 박영사, 2003.
- 류석춘 외, 『한국의 사회자본: 역사와 현실』, 백산출판사, 2008.
- 이병훈, 「구직활동의 영향요인에 관한 탐색적 연구」, 『노동경제논집』, 제25권 제1호, 2002, pp.1~21.
- Blau, David and Philip Robins, “Job Search Outcomes for the Employed and Unemployed,” *Journal of Political Economy* 98(3), 1992, pp.637~655.
- Cochran, William and Donald Rubin, “Controlling Bias in Observational Studies: A Review,” *Sankhya* 35, 1973, pp.417~446.
- Dawid, A., “Conditional Independence in Statistical Theory,” *The Journal of Royal Statistical Society B* 41, 1979, pp.1~31.
- Datcher, Linda, “The Impact of Informal Networks on Quit Behavior,” *The Review of Economics and Statistics* 65(3), 1983, pp.491~495.
- Dehejia, R. and S. Wahba, “Propensity Score-Matching Methods for Nonexperimental Causal Studies,” *The Review of Economics and Statistics* 84, 2002, pp.151~161.
- Glaeser, E., D. Laibson, and B. Sacerdote, “An Economic Approach to Social Capital,” *The Economic Journal* 112, 2002.
- Gottschalk, P. and T. Maloney, “Involuntary Termination, Unemployment, and Job Matching: A Test of Job Search Theory,” *Journal of Labor Economics* 3, 1985, pp.109~123.
- Granovetter, Mark S., *Getting A Job: A Study of Contracts and Careers*, Chicago: University of Chicago Press, 1975.
- Heckman, J., H. Ichimura, and P. Todd, “Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Program,” *Review of Economic Studies* 64, 1997, pp.605~654.
- _____, “Matching as an Econometric Evaluation Estimator,” *Review of Economic Studies* 65, 1998, pp.261~294.

- Ioannides, Yannis and Linda Louri, "Job Information Networks, Neighborhood Effects, and Inequality," *Journal of Economic Literature* 92, 2004.
- Lin, Nan, Karen Cook, and Ronald Burt (eds.), *Social Capital: Theory and Research*, Aldine Transaction, 2001.
- Marmaros, David and Bruce Sacerdote, "Peer and Social Networks in Job Search," *European Economic Review* 46, 2002, pp.870~879.
- Rosenbaum, P. and D. Rubin, "The Central Role of the Propensity Score on Observational Studies for Causal Effects," *Biometrika* 70, 1983, pp.41~55.
- Rubin, D., "Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Non-randomized Studies," *Journal of Educational Psychology* 66, 1974, pp.688~701.
- Simon, Curtis and John Warner, "Matchmaker, Matchmaker: The Effect of Old-Boy Networks on Job Match Quality, Earnings, and Tenure," *Journal of Labor Economics* 10(3), 1992, pp.306~330.
- Todd, Petra, "Matching Estimators," unpublished manuscript, 2006.

〈Appendix Table 1〉 Distribution of Job Seeking Methods by Type of Job Entry Methods for Experienced Workers

Successful job seeking methods	Job entry methods					Total
	Open recruitment	Scout	Introduction or recommendation	Visiting the company in person	Others	
1 Recruitment information and support by school or institute	12 (3.95)	0 (0)	26 (3.01)	4 (0.69)	0 (0)	42 (2.33)
2 Professor, teacher	2 (0.66)	0 (0)	8 (0.93)	0 (0)	0 (0)	10 (0.55)
3 Friends, relatives	5 (1.64)	2 (12.5)	509 (58.98)	28 (4.8)	2 (5.56)	546 (30.3)
4 Public job agency	3 (0.99)	0 (0)	7 (0.81)	9 (1.54)	4 (11.11)	23 (1.28)
5 Private job agency	3 (0.99)	0 (0)	29 (3.36)	16 (2.74)	1 (2.78)	49 (2.72)
6 Media advertisement	53 (17.43)	1 (6.25)	21 (2.43)	209 (35.85)	13 (36.11)	297 (16.48)
7 Visiting the company in person	2 (0.66)	0 (0)	13 (1.51)	85 (14.58)	0 (0)	100 (5.55)
8 Family	1 (0.33)	1 (6.25)	21 (2.43)	2 (0.34)	0 (0)	25 (1.39)
9 Internet	205 (67.43)	3 (18.75)	22 (2.55)	179 (30.7)	9 (25)	418 (23.2)
10 Acquaintance working for the wanted company	7 (2.3)	3 (18.75)	90 (10.43)	20 (3.43)	0 (0)	120 (6.66)
11 Acquaintance from the work	6 (1.97)	4 (25)	102 (11.82)	18 (3.09)	0 (0)	130 (7.21)
12 Others	5 (1.64)	2 (12.5)	15 (1.74)	13 (2.23)	7 (19.44)	42 (2.33)
Total	304 (100)	16 (100)	863 (100)	583 (100)	36 (100)	1,802 (100)

Note: 1) The samples consists of 1,802 experienced workers who newly get a job in data from the 6th to 10th Korean Labor & Income Panel Study.
 2) () denotes the percentage of distribution of job search channels that correspond to each method of getting a job.

〈Appendix Table 2-A〉 Mean-Difference T-test Results for Propensity Score Blocks

Block no.	Willingness to continue to work for the current company	Willingness to maintain the current work	Gender	Age	Age ²	Educational Background	Marriage	Regular/ Non-regular worker	First-time (or second) employment	Wage (log)
	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference
1	1.64 (4.55)	1.16 (3.95)	0.48 (0.11)	-1.02 (2.07)	-149.13 (194.54)	-0.03 (0.44)	0.03 (0.05)	0.09* (0.04)	0.00 (0.09)	0.07 (0.13)
2	-2.54 (2.03)	0.50 (1.91)	0.03 (0.06)	0.07 (1.23)	-16.29 112.32	-0.22 (0.20)	-0.06 (0.04)	0.04 (0.04)	-0.02 (0.06)	0.01 (0.07)
3	0.36 (1.31)	-0.76 (1.29)	0.02 (0.04)	-0.94 (0.88)	-70.67 (78.70)	-0.01 (0.12)	0.00 (0.03)	-0.04 (0.03)	0.08 (0.04)	0.01 (0.04)
4	-0.79 (1.28)	-1.17 (1.22)	-0.01 (0.04)	0.71 (0.79)	64.28 (68.61)	0.00 (0.10)	-0.04 (0.03)	-0.02 (0.03)	0.01 (0.04)	-0.05 (0.03)
5	0.26 (1.42)	1.44 (1.44)	-0.05 (0.04)	0.68 (0.77)	62.11 (62.01)	-0.12 (0.10)	0.04 (0.04)	0.00 (0.03)	-0.06 (0.04)	-0.01 (0.04)
6	0.61 (1.51)	1.52 (1.51)	-0.08 (0.04)	-0.43 (0.73)	-36.55 (56.61)	0.06 (0.10)	0.02 (0.04)	0.02 (0.04)	-0.07 (0.04)	0.07 (0.04)
7	0.10 (1.33)	-1.34 (1.31)	-0.02 (0.04)	0.43 (0.58)	27.26 (42.96)	0.03 (0.08)	-0.02 (0.04)	0.01 (0.03)	0.03 (0.03)	0.01 (0.03)
8	0.45 (1.46)	1.73 (1.43)	0.08* (0.04)	0.44 (0.52)	32.33 (36.15)	0.07 (0.07)	0.00 (0.04)	-0.01 (0.03)	-0.01 (0.03)	-0.03 (0.03)
9	1.28 (2.59)	-0.10 (2.46)	0.00 (0.06)	0.61 (0.65)	30.33 (39.30)	-0.16 (0.12)	-0.03 (0.05)	0.06 (0.06)	-0.10 0.06	0.04 (0.06)
10	5.00 (4.07)	1.14 (3.94)	0.13 (0.09)	-0.35 (0.81)	-16.26 (44.54)	0.04 (0.17)	0.00 (0.07)	0.07 (0.08)	0.01 (0.09)	-0.03 (0.09)

Note: 1) Mean difference t-test between observations in the treated group and those in the untreated group.

2) * indicates the 5% significance level in the t-test.

3) () means standard errors.

〈Appendix Table 2-B〉 Mean-Difference T-test Results for Propensity Score Blocks

Block no.	Wage (log) ²	Size of employees (log)	Educational fit in the previous panel study	Wage satisfaction	Working environment satisfaction	Job satisfaction	Working for service/sales position	Working for agricultural & fishery industries	Regular/ Non-regular worker X educational background	Willingness to continue to work for the current company X willingness to maintain the current work
	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference	Difference
1	0.52 (1.47)	0.54 (0.53)	2.02 (3.79)	6.56 (5.64)	-0.48 (4.80)	-1.01 (4.21)	0.02 (0.05)	0.01 (0.03)	0.03 (0.47)	259.54 (606.38)
2	-0.06 (0.73)	0.43 (0.27)	0.46 (1.97)	0.47 (2.47)	-3.03 (2.20)	-1.82 (1.88)	0.02 (0.02)	0.00 (0.01)	-0.04 (0.26)	-98.27 (254.62)
3	0.06 (0.41)	0.11 (0.17)	-1.51 (1.58)	-0.30 (1.56)	2.55 (1.42)	0.13 (1.17)	-0.02 (0.02)	0.00 (0.00)	-0.11 (0.18)	-2.46 (157.76)
4	-0.52 (0.34)	0.00 (0.15)	-0.75 (1.55)	-1.11 (1.37)	-0.46 (1.33)	-0.05 (1.10)	-0.04 (0.02)	0.00 (0.01)	-0.11 (0.16)	-105.85 (142.03)
5	-0.08 (0.35)	0.06 (0.17)	0.53 (1.76)	-0.47 (1.52)	-0.17 (1.44)	-0.36 (1.23)	0.03 (0.03)	0.00 (0.01)	-0.04 (0.18)	176.36 (162.13)
6	0.63 (0.35)	-0.05 (0.17)	2.73 (2.01)	0.49 (1.50)	2.11 (1.45)	0.40 (1.24)	-0.06 (0.03)	0.01 (0.01)	0.15 (0.19)	146.59 (162.25)
7	0.08 (0.29)	-0.18 (0.14)	-0.45 (1.74)	0.16 (1.27)	-0.31 (1.27)	0.05 (1.08)	0.05 (0.03)	0.00 (0.01)	0.10 (0.16)	-106.40 (135.77)
8	-0.22 (0.28)	-0.14 (0.14)	0.28 (1.89)	-0.28 (1.27)	-1.63 (1.31)	0.86 (1.11)	0.00 (0.03)	0.00 (0.00)	-0.01 (0.17)	67.66 (137.84)
9	0.37 (0.47)	-0.13 (0.21)	1.43 (3.71)	1.33 (2.04)	0.46 (2.27)	-0.70 (1.87)	0.01 (0.06)	-0.02 (0.02)	0.15 (0.29)	-11.16 (217.79)
10	-0.28 (0.74)	0.21 (0.26)	0.77 (6.12)	1.61 (3.52)	-2.47 (3.66)	-1.13 (3.40)	-0.13 (0.09)	0.02 (0.02)	0.19 (0.38)	132.95 (304.59)

Note: 1) Mean difference t-test between observations in the treated group and those in the untreated group.

2) * indicates the 5% significance level in the t-test.

3) () means standard errors.