

비정규직 직업훈련효과 추정과 민감도 분석

이상준¹

¹한국직업능력개발원

(2011년 10월 27일 접수, 2011년 11월 17일 수정, 2012년 1월 18일 채택)

요약

비정규직 재직자 직업능력개발에 대한 훈련 효과 추정을 위해 이 연구에서는 통계청의 경황 자료와 비모수적 매칭 방법을 사용하였다. 추정결과 재직자 직업능력개발 훈련은 정규직 자에게는 정규직 유지가능성을 높이고 비정규직 자에게는 임금보다는 정규직 전환확률을 높이는 것으로 나타났다. 또한 미관찰 요인에 의한 추정결과의 강건성을 알아 보는 민감도 분석에서는 미관찰 요인은 추정결과에 크게 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

주요어: 매칭, 비정규직, 훈련효과, 민감도 분석, 미관찰요인.

1. 서론

우리나라에서 비정규직 문제하면 떠오르는 것으로는 정규직 근로자에 비해 상대적으로 낮은 임금과 고용조건, 그리고 불평등한 복지와 고용계약일 것이다. 그러나 비정규직 고용 형태가 이들의 꿈인 정규직 전환을 위한 인적자원개발 기회 또는 직업능력개발훈련의 기회마저 박탈하거나 또는 보다 나은 정규직 전환이 아니더라도 자신의 능력개발 훈련 기회가 봉쇄된다면 이는 사회적 정의의 문제라 아니 할 수 없다. 따라서 정부는 이들 비정규직 근로자들의 능력개발 훈련의 기회와 접근성을 강화하는 다양한 정책을 만들고 시행하고 있다.

그러나 비정규직의 훈련 효과에 대한 검증과 분석은 충분하지 않고 다만 논의만 존재하고 있으며 이러한 논의는 실로 다양하다. 한 예로 우리나라에서 고용보험이라는 특수성 때문에 기업의 교육훈련이 자신이 납부한 고용보험 환급을 받아야 한다는 의무감으로 무분별한 훈련이 이루어지고 있다는 비판에서 있다. 또 일각의 그룹에서는 과연 정부가 효과성도 입증되지 않은 훈련에 고용보험에서 거두어들인 기금을 쓰는 것이 적절한지에 대해 많은 의문을 가지고 있다. 따라서 재직자 훈련 특히 비정규직 자들의 훈련에 대한 효과에 대한 요구는 날로 높아갈 수 밖에 없다. 왜냐하면 재직근로자의 능력개발은 실업자 훈련 못지않게 중요하지만 훈련의 특성상 재직 중에 훈련을 받기 때문에 훈련의 성과라 할 수 있는 개인의 결과물 또는 성과가 실업자의 결과물에 비해 매우 명확하지 못한 측면이 있다. 훈련을 통해 얻어진 임금의 효과가 과연 훈련 때문인지 사업장에서 알게 모르게 얻어지는 비정형 학습 또는 개인의 인간관계와 같은 요인으로 일어나는지 알기 모호한 측면이 있기 때문이다. 이러한 이유는 비정규직 자들보다 정규직 근로자들에게 더 크게 나타나곤 한다. 그러나 비정규직 근로자는 정규직 근로자들에 비해 훈련 평가를 하기 좋은 요소가 있다. 비정규직 자들의 훈련 목적은 상이하게 다르겠지만 일부 특수적인 직업을 제외하고는 지금 보다 나은 고용조건 그중에서도 정규직 전환을 희망할 것이다. 따라서 이 논문은 이러한 관점 하에서 비정규직의 직업 훈련의 효과를 파악하는 데에 목적이 있다.

¹(135-949) 서울시 강남구 삼성로 147길 46, 한국직업능력개발원, 부연구위원. E-mail: sjlee@krivet.re.kr

비정규직 훈련에 대한 외국의 선행연구에서 Budría와 Pereiras의 연구를 보면 포르투갈 노동시장에서 기업주가 제공한 훈련에 참여한 훈련생의 임금효과를 추정하고 있다. 이 연구는 훈련 참여에 있어서 연령대별, 학력별로 주요한 차이점이 존재하고 있음을 보여주고 있다. 훈련의 임금효과는 남성의 경우에는 12%, 여성의 경우에는 37%가량의 훈련효과가 나타나고 있음을 밝히고 있다. 특히 남성보다는 여성이 훈련의 임금효과가 더 크게 나타나고 있으며 임금효과는 민간 훈련 기관과 공공훈련기관간에 별 차이가 없다고 주장하고 있다.

Pischke (2001)는 독일의 계속교육(continuous training)에 대한 훈련 효과를 분석하고 있다. 이 연구는 독일의 사회경제 패널 자료(GSOEP; German socio-economic panel)를 이용하여 1986년부터 1989년 동안 독일의 작업장에서 일어나고 있는 훈련의 수익(return), 재정(financing), 훈련 부담(incidence)에 대한 분석을 실시하고 있다. 이 연구에서는 근로시간(work hour) 동안 훈련을 통해 얻은 생산성이 있을 지라도 이는 여가시간에 진행된 훈련에 비해 낮은 수익을 보이고 있음을 밝히고 있다. 또한 높은 소득을 지닌 근로자들이 훈련에 참여하고 있는 특징을 보여주고 있다.

Krueger와 Rouse (1998)는 설문조사를 통해 두 개의 사업장에서 교육 프로그램의 영향에 대해 분석하였다. 훈련의 결과물로서(output)는 소득(earnings), 이직(turnover), 일자리 성과(job performance), 그리고 주관적인 성과측정을 사용하였다. 연구결과 제조업에서 소득에 대한 교육프로그램의 효과는 정의 관계를 보이고 있으나 서비스업에서는 유의하지 못한 결과를 보이고 있다. 임금에 대한 훈련의 고정효과를 보면 훈련에 참여한 사람이 제조업에서는 0.4%가량 나타나고 있으며 서비스업에서는 음의 효과를 보여주고 있다. 한편 이직(turnover)에도 훈련에 참여한 사람이 음의부호를 보여주고 있다. Holzer 등 (1993)는 기업교육훈련에 대한 정부의 개입이 어떤 성과를 가져왔는지에 대해 분석하고 있는데 연구결과 훈련지원이 훈련시간의 증가에는 일회적인 효과를 불량률의 감소에는 지속적인 효과를 보이고 있다.

국내연구로는 채창균 (2009), 유경준과 강창희 (2010)이 있다. 채창균은 통계청의 경제활동인구조사의 부가조사 자료인 2006년 8월부터 2009년 3월 ‘근로형태별 부가조사’ 자료를 패널로 연결하여 비정규직 근로자의 훈련참여와 훈련성가에 대해 분석을 실시하였다. 연구결과 비정규직 훈련이 정규직 전환에 미치는 유의미한 영향을 발견할 수 없지만 임금에 3.7%의 유의미한 효과가 있다고 보고하고 있다. 또한 그의 연구에서는 훈련비 부담주체에 따라 훈련비용을 본인이 부담한 훈련생이 훈련 미참여자에 비해 정규직 전환가능성이 높게 나타나고 있음을 보여주고 있다.

유경준과 강창희 (2010)은 채창균의 연구와 마찬가지로 동일한 패널자료를 이용하여 정규직 임금근로자를 대상으로 훈련이 임금에 미치는 효과를 분석하고 있다. 이 연구는 패널 고정효과모형과 비모수 매칭방법을 이용하고 있는데 연구결과 훈련에 참여한 사람이 미참여자들에 비해 임금에서 2.6~9.8% 수준에서 효과가 존재하고 있는 것으로 보고하고 있다.

이를 위해 이 논문에서는 통계청의 경제활동인구조사 부가 조사 자료인 ‘근로형태별 부가조사(이하 부가조사)’ 2009년 8월, 2010년 3월, 8월의 자료를 패널로 연결한 자료를 가지고 분석에 활용하였다. 정규직, 비정규직자의 재직자 훈련의 효과를 성별로 분석하기 위해 비모수적 매칭방법을 활용하였으며 추정결과의 미관찰 요인으로 인한 추정치의 편의 정도 또는 추정치의 강건성을 파악하기 위해 민감도 분석을 실시하였다.

2. 연구자료 및 방법

2.1. 연구자료

이 연구에서 사용한 자료는 통계청의 「경제활동인구 조사」에서 부가 적으로 조사한 ‘근로형태별 부가조사’ 자료이다. 이 중 2009년 8월과 2010년 3월, 2010년 8월 자료에서 임금근로자만을 패널로 연결한 자

료로 구성하였다. 이 자료의 활용 목적은 총량적 의미에서 정규직과 비정규직의 직업능력개발 훈련 효과를 분석하는데 있다. 이를 위해서 자료를 총 세 가지의 유형으로 만들었는데 첫 번째 자료는 Panel 1로 이는 2010년 3월 부가조사에 응답한 취업자 중에서 2010년 8월에도 취업을 유지하고 있는 사람을 추적하여 패널로 연결한 자료이다. 이때 패널 유지율은 69.5%이며 관찰치수는 18,539명이다. Panel 2는 2009년 8월 취업자와 2010년 8월 취업자를 위와 동일하게 패널로 연결한 자료로 패널 유지율은 45.8%이며 관찰치 수는 12,220명이다. 마지막 Panel 3은 2009년 8월에도 취업자이고 2010년 3월에도 취업자이고 2010년 8월에도 취업자인 사람을 패널로 연결한 자료로 패널 유지율은 43.3%이고 최종 관찰치 수는 11,538명이다.

이 세 가지 데이터 셋의 공통점은 훈련의 성과 변수를 모두 2010년 8월의 임금과 정규직 여부로 설정하였으며 처리집단은 2010년 8월 조사 시 훈련에 참여한 사람으로 상정하였다. 그 이유는 조사 설문지 내용이 “지난 1년간 직업능력개발을 위한 교육·훈련을 받은 경험이 있습니까?”라는 질문이 조사시점 이전의 훈련 경험을 물어 보는 것이기 때문에 조사 당시의 임금과 고용상태는 훈련의 효과가 녹아들어 있다고 보는 것이 적절하다. 문제는 그러면 언제 훈련을 받았느냐 라는 시기의 문제가 발생하는데 이를 위해 Panel 1은 6개월 전에 훈련을 받았을 것이라고 가정한 데이터 셋이고 Panel 2~Panel 3은 1년 전에 훈련을 받았을 것이라고 가정한 데이터 셋이다. 한편 정규직과 비정규직의 훈련효과를 보기 위해서는 각 데이터 셋의 전기($t-1$)기의 정규직 여부 변수로 설정하였다.

분석에 활용한 각 데이터 셋의 기술통계량이 표 2.1에 제시되어 있다. 임금과 정규직 여부 변수만 2010년 8월의 평균값이고 나머지는 전기($t-1$)의 평균값들이다. 평균 연령대는 세 개의 데이터 셋 모두 42세로 나타나고 있으며 임금은 190만원에서 200만원 대이다. 훈련 참여율은 34~35%로 나타나고 있다. 62~64%정도가 정규직으로 근로생활을 하고 있는 것으로 나타났다. 성별로 보면 남자가 작게는 56.1%~57.4%를 차지하고 있으며 세 패널 모두 70%대 이상이 기혼자임을 보여주고 있다. 또한 학력별로 보면 고졸이 36%, 그 다음이 대졸로 26~27%, 전문대졸이 15%에 세 패널 모두 분포되어 있다. 사업체 규모는 80% 미만의 비율로 99인 이하 사업장에 속해 있다.

2.2. 연구 방법

처리집단의 결과물(outcome)을 Y_1 이라하고 비교집단의 결과물을 Y_0 라 하자. 이 두 집단간의 차이는 $\Delta = Y_1 - Y_0$ 으로 나타낼 수 있으며 이때 각각 Y_1 과 Y_0 는 실제 자료에서 관찰이 가능하다. 그러나 개별 집단의 가상적 반대 상황(counterfactual)하에서 이들의 잠재적 결과물인(potential outcome) Y 는 관찰할 수 없다. 예를 들면 훈련에 참여한 사람이 만일 훈련에 참여하지 않았을 때 받을 수 있는 Y 를 실제 자료상에서 알 수 있는 방법은 없다. 바로 이 부분이 모든 비실험적 연구(Non-experimental or observational study)에서 가장 핵심이 되는 사안이며 이 부분을 어떻게 해결하는가가 추정의 관건이 된다 하겠다. 아래의 식과 같은 상황을 고려해 보자. 여기서 $D = 1$ 은 처리집단, $D = 0$ 은 비교집단이다. Z 는 통제변수이다.

$$\begin{aligned} TT &= E(\Delta|Z, D = 1) = E(Y_1 - Y_0|Z, D = 1) \\ &= E(Y_1|Z, D = 1) - E(Y_0|Z, D = 1). \end{aligned} \quad (2.1)$$

식 (2.1)의 TT는 일반적인 평가연구에서 말하는 처리효과의 개념으로 정확히 말하며 처리집단의 평균 처리효과(the mean effect of treatment on the treated)이다. 즉 처리집단의 결과와 이들이 만일 비교집단이 되어 나타날 결과물과의 차이를 의미하는 것이다. 그런데 문제는 이러한 상황을 비 실험적 연구에서는 할 수 없다는 것이다. 그래서 이를 해결하기 위해 등장한 개념이 바로 매칭(Matching) 방법이다 (Smith와 Todd, 2005; Heckman 등, 1997). 이 방법을 예로 들어 설명해 보자. 훈련에 참여한 사람과

표 2.1. 기술통계량

관찰 치수	Panel 1		Panel 2		Panel 3	
	N = 18,539		N = 12,220		N = 11,538	
	69.53		45.83		43.27	
패널 유지율(%)	Mean	S.D	Mean	S.D	Mean	S.D
만 나이	42.2	11.2	42.4	11.7	42.2	11.4
근무시간	43.6	11.0	44.1	11.1	44.2	10.8
임금(만원)	200.1	145.1	191.3	129.4	196.2	130.5
훈련유무	0.359	0.480	0.341	0.474	0.351	0.477
훈련시간	13.3	31.7	12.6	30.4	13.1	30.9
정규직여부	0.624	0.484	0.617	0.486	0.641	0.480
성별	0.561	1.496	0.567	0.496	0.574	0.495
결혼 여부	0.707	0.455	0.725	0.447	0.731	0.443
초졸 이하	0.081	0.273	0.087	0.281	0.080	0.271
중학교	0.086	0.280	0.092	0.289	0.087	0.283
고등학교	0.356	0.479	0.361	0.480	0.361	0.480
전문대학	0.153	0.360	0.149	0.356	0.150	0.357
대학교	0.270	0.444	0.259	0.438	0.266	0.442
대학원 이상	0.054	0.225	0.053	0.224	0.055	0.228
1~9명	0.335	0.472	0.321	0.467	0.310	0.462
10~99명	0.446	0.497	0.452	0.498	0.456	0.498
100~499명	0.131	0.337	0.137	0.344	0.142	0.349
500명 이상	0.088	0.284	0.090	0.286	0.093	0.290
농림어업 광업	0.012	0.108	0.014	0.119	0.012	0.108
제조업	0.209	0.407	0.220	0.415	0.225	0.417
전기, 가스, 수도	0.010	0.101	0.012	0.109	0.012	0.110
건설업	0.076	0.265	0.074	0.262	0.069	0.253
도소매	0.108	0.311	0.104	0.305	0.104	0.305
운수업	0.041	0.199	0.042	0.200	0.043	0.203
숙박, 음식 출판, 방송	0.090	0.286	0.088	0.283	0.087	0.281
금융 및 보험업	0.048	0.213	0.046	0.210	0.048	0.215
부동산임대전문, 서비스	0.055	0.229	0.052	0.221	0.053	0.224
사업지원공공서비스	0.224	0.417	0.229	0.420	0.229	0.420
보건및사회복지서비스	0.126	0.332	0.119	0.324	0.119	0.323
관리자	0.025	0.156	0.022	0.148	0.023	0.151
전문가	0.209	0.406	0.201	0.401	0.208	0.406
사무	0.203	0.403	0.198	0.399	0.204	0.403
서비스	0.091	0.288	0.088	0.283	0.086	0.281
판매	0.082	0.274	0.080	0.271	0.080	0.271
농림어업숙련	0.004	0.061	0.005	0.068	0.004	0.061
기능원	0.096	0.295	0.099	0.299	0.097	0.296
조직원	0.119	0.324	0.125	0.331	0.129	0.335
단순노무	0.171	0.377	0.182	0.385	0.170	0.376

미참여한 두 집단이 있다하자. 이때 훈련에 참여한 사람과 관찰 가능한 조건 또는 특성이 동일하면서 훈련에 참여하지 않은 사람을 일일이 찾아 대응시키는 과정이 매칭이라 하겠다. 또 하나의 예를 들면 한 사람은 담배를 피지만 다른 한 사람은 담배를 피지 않은 쌍둥이 형제를 찾는 과정이라 하겠다.

2.2.1. 매칭 매칭을 하기 위해서 다음과 같은 가정이 만족되어야 한다. 두 집단이 할당(assignment) 되기에 가장 좋은 상황은 통제 변수 Z 에 의해 랜덤하게 발생하는 것이다. 그러한 경우 집단 할당은 비교집단의 할당이 Z 와는 관련은 있으나 결과물인 Y_0 와는 독립적인 상황이 필요하다(CIA; conditional independence assumption).

$$Y_0 \perp D | Z \quad (2.2)$$

CIA 가정이 유지되고 우리가 식 (2.1)의 TT를 구하고자 한다면 다음과 같은 식이 성립된다.

$$E(Y_0 | Z, D = 1) = E(Y_0 | Z, D = 0) = E(Y_0 | Z). \quad (2.3)$$

즉 $D = 1$ 일 때 Y_0 의 값과 $D = 0$ 일 때 Y_0 의 기대 값이 같아야 한다는 것으로 이것이 $D = 1$ 인 상황에서 추정하기 위해서는 다음과 같은 overlapping 조건이 필요하다.

$$0 < \Pr(D = 1 | Z) < 1 \quad (2.4)$$

인 가정이 더 추가적으로 필요하다.

식 (2.1)~(2.4) 가정 하에서 TT는 다음처럼 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{TT} &= E(Y_1 - Y_0 | D = 1) \\ &= E(Y_1 | D = 1) - E_{Z|D=1}\{E_Y(Y_0 | D = 1, Z)\} \\ &= E(Y_1 | D = 1) - E_{Z|D=1}\{E_Y(Y_0 | D = 0, Z)\}. \end{aligned} \quad (2.5)$$

한편 매칭을 수행하는데 있어서 통제(독립)변수 Z 가 상당히 많을 경우 상당히 어려움을 겪을 수 있다. 즉 매칭에 사용하는 변수의 차원(dimension)의 수를 줄여야 하며 특히 2개 이상의 변수가 있을 경우 추정이 거의 불가능한 커널 매칭의 경우는 더욱 그러하다. 이러한 문제를 극복하기 위해 성향점수(propensity score) $\Pr(D = 1 | Z)$ 이 이용된다 (Rosenbaum과 Rubin, 1983a). 즉 성향점수는 D 를 종속변수로 하는 이변량 프라빗이나 로짓 모형에서 최대 우도 함수를 이용하여 추정 한 후 개별 독립변수들의 성향에 따라 D 가 1이 될 확률 값이다. 따라서 성향점수의 추정은 학력, 연령, 성별, 지역 등 개인 및 사업장의 특성을 모두 통제하기 때문에 매칭의 가장 큰 문제인 차원의 문제를 극복 할 수 있으며 자료가 방대할 경우 매칭을 하는데 있어서 시간을 대폭 줄 일 수 있는 장점이 있다. 한편 성향점수를 이용 하더라도 다음의 식이 성립하며,

$$E(D | Y, \Pr(D = 1 | Z)) = E(E(D | Y, Z) | Y, \Pr(D = 1 | Z)), \quad E(D | Y, Z) = E(D | Z) = \Pr(D = 1 | Z)$$

는 $E(D | Y, Z) = E(D | \Pr(D = 1 | Z))$ 을 의미한다. 즉 Y_0 가 Z 와 독립적이라면 성향점수와도 독립적이라는 의미이다. 결과적으로 성향점수를 이용하여 매칭을 한 후의 처리효과는 다음과 같다.

$$E(Y_1 | D = 1, \Pr(Z)) - E(Y_0 | D = 0, \Pr(Z)).$$

2.2.2. 매칭 추정치(Matching Estimator)

$$\hat{\alpha}_M = \frac{1}{n_1} \sum_{i \in I \cap S_P} [Y_{1i} - \hat{E}(Y_{0i} | D_i = 1, P_i)], \quad (2.6)$$

여기서 $\hat{E}(Y_{0i} | D_i = 1, P_i) = \sum_{j \in I_0} W(i, j) Y_{0j}$. $\hat{\alpha}_M$ 은 훈련효과 TT의 일반적인 매칭 추정치를 의미하며 I_0 는 비교집단의 집합을 I_1 은 처리집단의 집합, S_P 는 공통지역(RCS; the region of common

support)으로 처리집단과 비교집단의 성향점수가 겹치는(overlap) 지역을 의미한다. 따라서 이 지역에서 매칭이 이루어져야 하며 그래야 추정결과도 처리효과(treatment effect)로써 정당성을 확보할 수 있다. 즉 $i \in I_1 \cap S_P$ 이 이루어져야 한다. 한편 n_1 은 RCS에 처리집단의 수이다. 또한 처리집단의 매칭은 비교집단의 Y_0 의 가중치 $W(i, j)$ 를 이용하여 가중 평균 값으로 구성된다. 이때 $W(i, j)$ 는 성향점수 간 거리에 좌우되는 것으로 매칭 된 비교집단의 수를 의미한다. 한편 추정치의 분산은 식 (2.6)과 동일한 형태로

$$\text{var}(\hat{\alpha}_M) = \frac{1}{n_1} \text{var}(Y_{1i}) - \frac{1}{(n_1)^2} \sum_{j \in I_0} W_j^2 \text{var}(Y_{0j})$$

이다.

2.2.3. 매칭의 유형 논문에서 사용한 분석은 크게 두 가지로 하나는 NNM(Nearest-Neighbor Matching)과 커널 매칭(KM; Kernel Matching)의 한 종류인 LLR(Local Linear Matching)을 사용하였다. 이 방식을 짧게 살펴보자.

(1) NNM

이 방식은 일대일 매칭인 pairwise 매칭으로 아래의 식처럼 두 집단간 성향점수간의 차이가 가장 가까운 것을 매칭하는 방식이다.

$$C(P_i) = \min_j \|P_i - P_j\|, \quad j \in I_0.$$

이러한 방식 때문에 전통적으로 NNM은 RCS를 요구하지도 않으며 복원추출이라는 조건을 부여하지도 않는다. 또한 이 방식은 각 처리집단과 가장 가까운 비교집단 결과물에 동일한 가중치를 부여하고 있다. 복원을 허용하지 않을 경우 매칭은 관찰치의 순서(ordering)에 매우 민감해진다. 따라서 간혹 복원(replacement) 방식을 이용하기도 하는데 이 방식으로 매칭을 할 경우 편의와 분산간의 역의 관계(trade-off)가 존재한다. NNM은 일대일 매칭만 있는 것이 아니라 k 번째 NNM으로 확장할 수도 있다. 즉 처리집단과 매칭 되는 비교집단의 Y_0 를 구하기 위해 처리집단과 가장 유사한 비교집단의 결과물을 k 개의 평균을 이용하는 방식이다. 한편 위의 식에서 두 집단 간의 거리차이의 오차 허용범위(tolerance)를 사전에 정하여 그 거리에 포함된 사람을 매칭 하는 것이 caliper 매칭이다. 이 때 허용범위를 사전에 어떻게 정하느냐는 상당히 까다로운 문제가 될 수 있다.

(2) KM

이 매칭은 NNM 보다 $1:n$ 의 매칭의 성격을 가지고 있다. 이 방식의 핵심은 가중치 $W(i, j)$ 를 커널을 이용하여 찾아내는 것으로 아래의 식과 같다.

$$\hat{\alpha}_{KM} = \frac{1}{n_1} \sum_{i \in I} \left\{ Y_{1i} - \frac{\sum_{j \in I_0} Y_{0j} G\left(\frac{P_j - P_i}{a_n}\right)}{\sum_{k \in I_0} G\left(\frac{P_k - P_i}{a_n}\right)} \right\}, \quad (2.7)$$

여기서 $G(\cdot)$ 는 커널 함수이며 a_n 은 bandwidth 값이고 $G = G((P_j - P_i)/a_n) / \sum_{k \in I_0} G((P_k - P_i)/a_n)$ 은 가중치 $W(i, j)$ 이다. 한편 추정의 편의성을 도모하기 위해 bandwidth는 Silverman이 제안한 $h =$

$1.84 * SD(\text{성향점수}) * N^{-1/5}$ 을 채택하였으며 이때 h 는 0.08이다. 또한 $\hat{\alpha}_{KM}$ 은 식 (2.1)에서 제시한 TT를 커

널매칭 방법을 통해 추정된 것을 의미한다. 결론적으로 kernel 함수와 bandwidth의 조건하에서

$$\frac{\sum_{j \in I_0} Y_{0j} G\left(\frac{P_j - P_i}{a_n}\right)}{\sum_{k \in I_0} G\left(\frac{P_k - P_i}{a_n}\right)}$$

는 $E(Y_0|D = 1, P_i)$ 와 동일한 일치추정량(consistent estimator)이 된다. 한편 커널매칭의 일반화된 방법으로 Local Linear Matching(LLM)이 있다. 다만 앞의 커널과의 차이는 Y_0 가

$$\sum_i \{Y_0 - a - b(P_j - P_i)\}^2$$

의 형태를 띄고 있다는 것이며 여기서 사용한 가중치는 다음과 같다.

$$W(i, j) = \frac{G_{ij} \sum_{k \in I_0} G_{ik} (P_k - P_i)^2 - [G_{ij}(P_j - P_i)] \left[\sum_{k \in I_0} G_{ik} (P_k - P_i) \right]}{\sum_{j \in I_0} G_{ij} \sum_{k \in I_0} G_{ij} (P_k - P_i)^2 - \left[\sum_{k \in I_0} G_{ik} (P_k - P_i) \right]^2}. \quad (2.8)$$

끝으로 DID 커널 매칭(Difference-in-difference Kernel Matching)의 식은 아래와 같다.

$$DID = \frac{1}{n_1} \sum_{i \in I_1 \cap S_P} \left\{ (Y_{1ti} - Y_{0t'i}) - \sum_{j \in I_0 \cap S_P} W(i, j)(Y_{1tj} - Y_{0t'j}) \right\}. \quad (2.9)$$

2.2.4. 민감도 분석(sensitivity analysis) 지금까지 설명한 매칭 방법을 통해 추정된 결과 값은 앞의 CIA 가정을 통해 이루어진 것이다. 관찰되지 않는 어떤 요인이 Y 에 영향을 미치는 경우가 발생된다면 추정치의 강건성(robustness)은 담보하기 어려울 것이다. 따라서 우리의 추정치가 과연 어느 정도 강건하고 일관성이 있는 추정치인지를 알아 볼 필요가 있다. 그러나 현실세계에서 미관찰 요인을 알아 보는 것은 불가능하며 추정에 적용하기는 더욱더 불가능하다. 따라서 우리는 이러한 현실의 어려움 속에서 미관찰 요인이 추정치에 미치는 요인이 어느 정도인지를 Ichino 등 (2008)가 제안한 방식을 이용하여 파악하고자 한다. 먼저 논의를 단순히 하기 위해 미관찰 요인(U)이 이변량이라고 가정하자. 이때 앞의 식 (2.2)의 가정이 깨져버리고 CIA 가정이 아래의 식처럼 U 를 포함해야만 지속될 수 있다고 하자.

$$Y_0 \amalg D|(Z, U)$$

U 를 관찰할 수 없기 때문에 비교집단의 종속변수는 처리집단의 가상적 상황을 고려하여 추정할 수 없어 아래의 식처럼 등식이 성립되지 않는다.

$$E(Y_0|D = 1, Z) \neq E(Y_0|D = 0, Z).$$

그러나 반대로 우리가 U 를 알고 있다면 즉 U 를 통해 처리집단이 비교집단이 되는 가상의 상황을 완벽히 재현할 수 있다면 다음의 식이 성립될 것이다.

$$E(Y_0|D = 1, Z, U) = E(Y_0|D = 0, Z, U)$$

그러면 U 의 특성, 즉 U 의 분포를 알아야 한다. U 의 분포에 따라 추정 결과 값의 차이가 있는지를 통해 추정치의 민감도를 분석하는 것이다. 이러한 방법은 Rosenbaum과 Rubin (1983b)에서 언급된 것처럼 U 와 D , Y_1 과 Y_0 과 관계를 통해 발생된 U 의 분포를 이용하는 것이다. 따라서 만일 U 의 분포 변화에 따라 추정치 값의 변화가 없다면 그 추정치는 U 에 대해 민감하지 않다고 말할 수 있다. 이를 위한 U 의 분포(p_{ij})에 대한 식이 아래에 제시되어 있으며 미관찰 요인 U 는 Z 와 독립적이라고 가정한다.

$$p_{ij} \equiv \Pr(U = 1|D = i, Y = j, Z) = \Pr(U = 1|D = i, Y = j), \quad (2.10)$$

여기서 $i, j \in \{0, 1\}$ 이다. 한편 민감도 분석을 위한 마지막 단계는 모의 분포 U (Simulated U)를 추정하는데 이 경우 앞의 성향점수 추정시와 ATT 추정에 사용한 독립변수를 이용할 수 있다.

미관찰 요인 U 가 우리가 추정한 ATT에 영향을 미친다고 했는데 그렇다면 과연 U 가 종속변수 Y 와 처리집단과 비교집단을 나누는 D 에 어느 정도 영향을 미칠지는 지금까지의 논의로는 알 수 없다. 즉 현재까지 우리는 $\Pr(Y_0 = 1|D, Z, U) \neq \Pr(Y_0 = 1|D, Z)$ 와 $\Pr(D = 1|Z, U) \neq \Pr(D = 1|Z)$ 만을 알고 있을 뿐이다. 따라서 U 가 양 쪽에 영향을 미친다고 하더라도 처리집단에 영향을 더 끼치는지 아니면 비교집단에 끼치는지는 알 수 없으며 U 의 영향에 따라 처리집단이 된 사람이 더 유리한지 불리한지 알 수 없다. 따라서 이 부분에 대한 가정 및 논의가 필요하다. 이를 위해 U 는 처리집단과 비교집단을 나누기 이전의 상황에서 종속변수에 어떠한 형태로든 정의의 효과를 미칠 것으로 가정한다 (Ichino 등, 2008). 즉

$$\begin{aligned} p_{01} > p_{00} &\Rightarrow \Pr(U = 1|D = 0, Y = 1, Z) > \Pr(U = 1|D = 0, Y = 1, Z) \\ &\Rightarrow \Pr(Y = 1|D = 0, U = 1, Z) > \Pr(Y = 1|D = 0, U = 0, Z) \end{aligned}$$

을 가정하며 또한 U 에 의해 비교집단이 될 확률보다 처리집단이 될 확률이 더 클 것이($p_1 > p_0$)라는 가정을 추가할 필요가 있다. 이러한 가정이 추가되어야 민감도를 나타내는 p_{ij} 를 명확히 해석할 수 있으며 종속변수에 영향을 더 미치는지 아니면 실험집단을 나누는 것에 영향을 미치는지 알 수 있다. 즉 $d = p_{01} - p_{00}$ 은 U 가 종속변수에 미치는 영향을, $s = p_1 - p_0$ 은 U 가 실험집단 분류에 미치는 효과(selection effect)를 의미하며 다만 그 크기가 어느 정도 인지는 다음의 식을 통해 알 수 있다. 즉 이 크기를 알기 위해서는 아래와 같은 U 의 평균 odds 비를 이변량 추정식(여기서는 로짓 모델 사용)을 통해 추정해야 한다. $d > 0$ 과 $s > 0$ 이라는 조건하에서 이렇게 추정된 Γ 는 outcome effect이며 Λ 는 selection effect라 한다.

$$\Gamma \equiv \frac{\frac{P(Y = 1|D = 0, U = 1, Z)}{P(Y = 0|D = 0, U = 1, Z)}}{\frac{P(Y = 1|D = 0, U = 0, Z)}{P(Y = 0|D = 0, U = 0, Z)}}, \quad \Lambda \equiv \frac{\frac{P(D = 1|U = 1, Z)}{P(D = 0|U = 1, Z)}}{\frac{P(D = 1|U = 0, Z)}{P(D = 0|U = 0, Z)}}.$$

매칭 변수로 U 가 포함된 ATT의 추정치에 대한 표준오차를 구하기 위해서는 U 는 현실적으로 미관찰이기 때문에 자료상에서 하나의 결측치의 문제로 접근해야 하고 이를 위해 calibration을 통한 multiple imputation(MI) 방식을 응용할 필요가 있다. 즉 식 (2.10)을 이용하여 U 에 대해 MI를 계산하는 것이다. 따라서 m ($k = 1, 2, \dots, m$)번째의 반복을 실시하고 k 번째의 추정치를 \widehat{ATT}_k 라 하고 \widehat{ATT} 는 \widehat{ATT}_k 의 평균치라 하자. 이때 그룹 내 분산은(within imputation variance)

$$se_W^2 = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m se_k^2$$

이며 그룹 간 분산은(between imputation variance)은

$$se_B^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m \left(\widehat{ATT}_k - \widehat{ATT} \right)^2$$

표 3.1. standardized difference와 t-test를 이용한 Balance test

Label	매칭전		매칭후		Standardized difference		t-test			
	처리집단	비교집단	처리집단	비교집단	매칭전	매칭후	매칭전		매칭후	
	(Treat)	(Con)	(Treat)	(Con)			t 값	p-값	t 값	p-값
성별	0.304	0.419	0.303	0.325	24.0	4.6	-7.39	0.000	-1.15	0.249
결혼 여부	0.666	0.644	0.665	0.654	4.6	2.5	1.44	0.150	0.60	0.547
만 나이	44.1	44.9	44.1	43.9	6.0	1.4	-1.86	0.062	0.34	0.737
근무시간	40.0	43.2	40.0	40.0	22.1	0.0	-6.83	0.000	-0.01	0.990
임금	131.2	107.1	130.3	128.5	31.1	2.3	11.35	0.000	0.50	0.618
초등학교 이하	0.119	0.168	0.119	0.119	13.9	0.2	-4.20	0.000	0.04	0.965
중학교	0.098	0.154	0.099	0.094	16.7	1.2	-4.97	0.000	0.34	0.737
전문대학	0.141	0.104	0.140	0.133	11.3	2.2	3.73	0.000	0.52	0.600
대학교	0.200	0.140	0.200	0.216	15.9	4.5	5.27	0.000	-1.02	0.309
대학원 이상	0.208	0.015	0.021	0.024	4.0	2.2	1.34	0.181	-0.49	0.321
1~9명	0.349	0.653	0.350	0.353	63.8	0.7	-20.11	0.000	-0.17	0.865
100~499명	0.067	0.274	0.066	0.083	18.6	8.2	6.83	0.000	-1.60	0.109
500명 이상	0.026	0.012	0.026	0.029	10.0	1.9	3.61	0.000	-0.40	0.692
농어업 및 광업	0.009	0.028	0.009	0.009	14.1	0.2	-3.86	0.000	0.07	0.941
제조업	0.050	0.133	0.050	0.049	29.1	0.4	-8.13	0.000	0.14	0.889
건설업	0.041	0.132	0.041	0.041	32.8	0.1	-8.98	0.000	0.04	0.966
도소매업	0.158	0.157	0.158	0.150	0.3	2.2	0.08	0.936	0.53	0.594
운수업	0.034	0.255	0.034	0.031	5.1	1.7	1.68	0.093	0.40	0.687
숙박·음식 정보통신	0.041	0.168	0.011	0.043	42.6	0.7	-11.46	0.000	-0.27	0.789
금융 및 보험업	0.179	0.022	0.177	0.185	54.1	2.8	23.85	0.000	-0.51	0.608
부동산·임대· 전문서비스업	0.035	0.038	0.035	0.036	1.7	0.6	-0.53	0.598	-0.16	0.876
사업지원·공공행정· 사회서비스업	0.264	0.163	0.264	0.271	24.6	1.7	8.25	0.000	-0.37	0.709
보건·복지 개인 서비스업	0.005	0.002	0.005	0.003	4.6	3.4	1.66	0.098	0.80	0.426
전문가	0.142	0.991	0.172	0.177	21.3	1.4	7.29	0.000	-0.30	0.764
사무 종사자	0.065	0.074	0.065	0.070	3.5	2.1	-1.07	0.286	-0.51	0.612
서비스 종사자	0.148	0.152	0.128	0.118	7.0	2.9	-2.15	0.031	0.75	0.452
판매 종사자	0.298	0.121	0.297	0.302	44.7	1.2	15.91	0.000	-0.26	0.796
농림어업사자	0.059	0.138	0.059	0.059	26.7	0.1	-7.57	0.000	0.04	0.966
기능원 종사자	0.048	0.075	0.048	0.047	11.0	0.7	-3.27	0.001	0.21	0.836
조작 및 조립	0.222	0.332	0.222	0.221	24.7	0.3	-7.50	0.000	0.08	0.940

이다.

이를 한편 \widehat{ATT} 의 총 분산은 다음과 같다.

$$T = se_W^2 + \left(1 + \frac{1}{m}\right) se_B^2.$$

3. 연구결과

3.1. 매칭 균형성(Balancing)

표 3.1은 훈련참여자와 미참여자간의 훈련참여 효과를 분석하기 위해 필요한 성향점수 추정에 사용한 공변량의 변수들을 대상으로 비모수적 매칭 방법 적용 전과 후간 변수들의 평균 차이를 보여주고 있다. 이 표에서는 매칭 후에 공변량 간에 평균의 차이가 있는지를 알아보기 위해 standardized difference 방식과 t-test 두 가지 방식을 사용하였다. 먼저 전자의 경우 Rosenbaum과 Rubin (1985)에 따르면 이 테스트에서 절대 값 20이상의 차이를 보일 때($> |20|$) 두 집단간의 평균의 차이가 존재하는 것으로 보고

표 3.2. Panel 1 자료를 이용한 평균처리효과

매칭방법	전기고용상태	결과	Treat	Con	Diff	S.E	T stat.
커널: LLR	정규직	임금(만원)	290.0	276.8	13.2	3.17	4.17
		B-A	2.2	-1.7	3.9	1.242	3.12
		정규직유지	0.992	0.979	0.013	0.308	4.26
	비정규직	임금(만원)	137.4	130.5	6.9	3.004	2.27
		B-A	7.1	1.5	5.5	1.495	3.71
		정규직전환	0.103	0.060	0.042	0.012	4.06
NNM: K(10)	정규직	임금(만원)	267.0	254.3	12.7	3.482	3.64
		B-A	5.1	-0.2	5.3	1.426	3.72
		정규직유지	0.991	0.977	0.015	0.004	3.94
	비정규직	임금(만원)	118.2	112.7	5.5	3.190	1.72
		B-A	9.7	4.6	5.1	1.513	3.39
		정규직전환	0.126	0.062	0.064	0.014	4.06

있다. 매칭 전의 변수들을 보면 거의 모든 변수들이 처리집단과 비교집단간의 차이가 존재하고 있음을 알 수 있다. 그러나 매칭 후의 두 집단 간 평균의 변화를 보면 모든 변수에서 두 집단간의 차이가 있다는 증거를 발견하기 어려움을 알 수 있다. 성별의 경우 매칭 전에는 남자의 비율이 처리집단은 30.4%, 비교집단은 41.9%였으나 매칭 후에는 30.3%와 32.5%로 그 차이가 확연히 줄고 있다. 연령대에서는 매칭 전에 두 집단간의 표준화된 연령 차이는 4.6세였으나 매칭 후에는 표준화된 연령 차이가 2.5세로 줄어들었으며, 근무 시간은 매칭 전 표준화된 차이는 22.1이지만 매칭 후에는 0.0으로 완벽히 줄어들고 있다. 이와 같이 매칭 후에는 두 집단 간의 공변량이 서로 동일한 것을 알 수 있어 두 집단이 서로 동질적인 것을 확인할 수 있다.

3.2. 훈련의 임금 및 정규직 전환 효과

제직자 직업능력개발 훈련의 평균 처리효과(ATT; Average effect of treatment on the Treated)를 커널 매칭의 하나인 LLR 방식을 이용하여 추정한 결과를 표 3.2를 통해 살펴보자. 먼저 Panel 1에서는 $T - 1$ 기에 정규직이었던 사람의 임금에 대한 훈련효과는 훈련을 받지 않은 사람에 비해 13.2만원이 높은 것으로 나타나고 있다. 정규직 잔류율은 훈련참여자가 미참여자 보다 1.3% 더 높게 나타났다. 반면에 비정규직자의 경우에는 훈련을 받음으로써 발생하는 임금효과는 6.9만원이었으며 이는 처리집단 기준으로 5% 정도의 효과라 할 수 있다. 정규직 전환 확률은 미참여자 보다 4.2% 높은 것을 확인할 수 있다. 두 번째 매칭 방식인 NNM의 K(10) 방법의 결과에서는 정규직 훈련 참여자는 미참여자보다 임금에서 12.7만원의 효과를 보여주고 있으며 정규직 잔류율은 1.5%로 나타났다. 비정규직에서 임금효과는 5.5만원, 정규직 전환 확률은 6.4%로 앞의 LLR의 4.2%보다 약간 높은 것을 알 수 있다. Before-After 방식을 응용한 매칭 결과인 B-A 분석에서는 정규직 훈련참여자의 임금효과는 3.9만원에서 5.3만원 사이에 존재하고 있으며 비정규직의 임금효과는 이 보다 많은 5.1~5.5만원 사이에 있어 비정규직의 임금효과가 정규직의 임금효과보다 크게 나타나고 있다.

Panel 1 자료를 가지고 LLR 방식만으로 추정한 성별분석을 표 3.3을 통해 보자. 훈련에 참여한 정규직 남성 근로자들이 미참여자에 비해 임금에서 약 10.7만원의 유의미한 정의 효과를 보여주고 있으며 정규직 유지 확률은 10% 유의수준에서 약 0.6%의 미미한 효과를 보여주고 있다. 반면에 비정규직 남성 근로자는 임금에서 의미 있는 결과를 발견할 수 없었으나 정규직 전환 확률에서는 6.9%의 의미 있는 결과를 가지고 있음을 확인할 수 있었다. 한편 여성의 경우에는 임금과 정규직전환 및 유지 확률에서 모

표 3.3. Panel 1 자료를 이용한 성별 평균처리효과

커널: LLR	전기고용상태	결과	Treat	Con	Diff	S.E	T stat.
남자	정규직	임금(만원)	325.4	314.7	10.7	3.96	2.70
		B-A	1.7	-2.1	3.9	1.738	2.22
		정규직유지	0.994	0.987	0.006	0.003	1.89
	비정규직	임금(만원)	166.2	165.1	1.0	5.85	0.17
		B-A	9.1	6.7	2.4	2.669	0.88
		정규직전환	0.133	0.064	0.069	0.020	3.50
여자	정규직	임금(만원)	217.5	205.7	11.7	3.69	3.18
		B-A	3.1	-2.8	6.0	1.520	3.93
		정규직유지	0.990	0.968	0.022	0.007	3.34
	비정규직	임금(만원)	123.9	114.0	10.0	3.17	3.13
		B-A	6.5	-0.21	6.7	1.706	3.93
		정규직전환	0.898	0.059	0.031	0.012	2.51

표 3.4. Panel 3 자료를 이용한 평균처리효과

매칭 방법	전기고용상태	결과	Treat	Con	Diff	S.E	T stat.
커널: LLR	정규직	임금(만원)	300.3	285.1	15.2	3.8	3.99
		B-A	26.3	13.6	12.7	2.2	5.73
		정규직유지	0.986	0.963	0.023	0.005	4.34
	비정규직	임금(만원)	142.9	130.4	12.5	3.97	3.15
		B-A	15.6	3.6	12.0	2.5	4.86
		정규직전환	0.238	0.127	0.112	0.019	5.76
NNM: K(10)	정규직	임금(만원)	275.7	254.9	20.8	4.8	4.35
		B-A	26.3	13.6	12.7	2.22	5.73
		정규직유지	0.981	0.954	0.027	0.007	3.93
	비정규직	임금(만원)	120.7	111.0	9.7	4.4	2.22
		B-A	15.4	8.4	7.0	2.6	2.7
		정규직전환	0.303	0.136	0.168	0.027	6.19

두 유의미한 훈련 효과를 가지고 있는 것을 알 수 있다. 그러나 비정규직자의 정규직 전환 확률은 남성 보다 두 배 이상 낮은 3.1%를 보여주고 있다. 추적 시간을 1년으로 확장한 표 3.4를 보자. 전체적으로 볼 때 정규직자 훈련효과는 임금과 정규직 유지에서 각각 15.2~20.8만원과 2.3~2.7%의 유의미한 정의 효과를 보여주고 있다. 비정규직 근로자의 훈련효과는 임금이 9.7~12.5만원, 정규직 전환 가능성은 11.2~16.8%로 나타나고 있다.

LLR 방식만으로 추정된 성별 추정결과를 표 3.5를 보면 남자 정규직 근로자의 임금효과는 16.1만원, 정규직 유지 가능성은 1.7%로 나타났다. 비정규직 근로자는 각각 18.6만원, 15.5%이다. 표 3.2와 표 3.4에서는 훈련의 효과가 거의 유사한 패턴을 가지고 있음을 알 수 있다. 다만 이 둘간의 가장 큰 차이는 훈련의 효과가 임금과 정규직 잔류율, 전환율 모두에서 크게 나타나고 있다는 것이다. 이처럼 Panel 3을 이용한 표 3.4와 표 3.5가 Panel 1 보다 높은 수치를 보여주는 것은 추적기간을 늘림에 따라 나타난 시간 효과로 보여진다. 임금도 6개월 정도 더 지남에 따라 임금 상승분이 반영된 것으로 보이면 정규직 전환도 그만큼 가능성이 높아진 것으로 판단된다. 즉 Panel 1은 훈련 후 추적기간이 6개월 미만이지만 Panel 2와 Panel 3은 최대 1년까지의 기간을 추적하고 있기 때문이다.

따라서 시간의 변화를 통제된 상태에서 임금의 변화를 보고자 한 것이 표 3.6이다. 이 표는 훈련을 받은

표 3.5. Panel 1 자료를 이용한 성별 평균처리효과

커널: LLR	전기고용상태	결과	Treat	Con	Diff	S.E	T stat.
남자	정규직	임금(만원)	334.0	317.9	16.1	4.78	3.37
		B-A	30.5	15.2	15.3	2.37	6.46
		정규직유지	0.988	0.971	0.017	0.006	2.92
	비정규직	임금(만원)	167.2	148.7	18.6	7.04	2.64
		B-A	21.3	4.0	17.3	4.51	3.83
		정규직전환	0.332	0.177	0.155	0.035	4.44
여자	정규직	임금(만원)	226.9	212.1	14.8	4.95	2.99
		B-A	16.7	9.7	7.0	2.14	3.27
		정규직유지	0.981	0.945	0.035	0.012	3.02
	비정규직	임금(만원)	127.1	115.3	11.8	3.82	3.10
		B-A	13.9	1.2	12.7	2.41	5.27
		정규직전환	0.201	0.122	0.080	0.023	3.50

표 3.6. DID 방식을 이용한 임금의 평균처리효과

		(T-1)기			(T)기		
		MEAN	S.E	P	MEAN	S.E	P
Panel 1 비정규직	미참여자(A)	18.930	0.171	0.000	19.209	0.171	0.000
	참여자(B)	4.644	0.376	0.000	4.719	0.376	0.000
	B-A	-14.286	0.413	0.000	-14.190	0.413	0.000
	DID	-0.204	0.584	0.727			
Panel 1 정규직	미참여자(A)	9.429	0.036	0.000	9.458	0.039	0.000
	참여자(B)	5.527	0.039	0.000	5.542	0.039	0.000
	B-A	-3.902	0.053	0.000	-3.917	0.053	0.000
	DID	-0.015	0.075	0.841			
Panel 2 비정규직	미참여자(A)	17.034	0.172	0.000	17.301	0.172	0.000
	참여자(B)	4.636	0.359	0.000	4.753	0.359	0.000
	B-A	-12.398	0.368	0.000	-12.549	0.398	0.000
	DID	-0.151	0.563	0.789			
Panel 2 정규직	미참여자(A)	9.218	0.044	0.000	9.310	0.044	0.000
	참여자(B)	5.491	0.048	0.000	5.578	0.048	0.000
	B-A	-3.727	0.065	0.000	-3.733	0.065	0.000
	DID	-0.006	0.092	0.951			
Panel 3 비정규직	미참여자(A)	16.517	0.180	0.000	16.781	0.180	0.000
	참여자(B)	4.655	0.367	0.000	4.775	0.367	0.000
	B-A	-11.962	0.409	0.000	-12.005	0.409	0.000
	DID	-0.143	0.578	0.805			
Panel 3 정규직	미참여자(A)	9.182	0.044	0.000	9.287	0.044	0.000
	참여자(B)	5.496	0.047	0.000	5.583	0.047	0.000
	B-A	-3.686	0.065	0.000	-3.704	0.065	0.000
	DID	-0.018	0.092	0.842			

사람과 받지 않은 사람의 훈련당시($T-1$ 기) 임금의 차이와 T 기에서 두 집단간의 임금차이 빼주는 이른바 이중 차감(Difference-in-Difference) 방식을 커널 매칭에 적용하여 추정된 결과이다. 이 방식의 장점은 앞에서 언급한 이른바 Ashenfelter's dip의 문제를 해결할 수 있다는 것이다. Ashenfelter's dip이

란 대체로 임금이 적은 사람들일수록 훈련을 받는 성향이 있어 훈련이후 훈련의 임금효과를 추정하게 되면 과대 추정되는 현상을 말한다. 그러나 앞의 B-A 분석처럼 훈련전과 후의 임금차이를 가지고 훈련 효과를 추정하게 되면 훈련전의 훈련을 받은 사람과 받지 않은 사람의 임금차이까지 고려하지 못하기 때문에 정확한 훈련으로 인한 임금의 효과를 추정하기 어렵다. 앞의 B-A 분석에서 보더라도 일명 Ashenfelter's dip 때문에 정규직 보다 비정규직에서 더 크게 임금효과가 나타난 것으로 보인다. 이러한 두 가지 문제를 해결하고자 DID KERNEL 매칭을 이용하여 추정한 결과가 표 3.6이다.

즉 임금이 낮은 사람일수록 훈련을 받을 가능성이 높았다면 훈련이후에 동일한 사업장에서 동일한 직무의 훈련을 받지 않은 사람과 근무할 경우 이들의 임금에 대한 훈련효과는 과잉 추정될 것이다. 따라서 단순히 훈련이후의 임금 변화만으로 훈련의 효과가 있다고 해석하는 데에는 상당한 위험이 따르며 결과를 왜곡할 수 있을 것이다. 표 3.6을 보면 DID의 결과가 유의미하게 나타난 것이 하나도 존재하지 않고 있다. 즉 훈련으로 인한 임금의 효과가 시간의 변화를 고려할 때 하나도 없다는 것이다. 즉 비정규직자 중에서 훈련을 받지 않은 사람의 임금이 훈련을 받은 사람보다 월등히 높다는 것을 의미하고 있으며 훈련을 받은 비정규직 자가 훈련 이후에 이러한 임금의 차이를 극복하기 어렵다는 것이다. 이는 정규직자의 경우에도 마찬가지인 상황이다. 따라서 지금까지의 토대를 가지고 정리를 하면 재직자 직업능력개발 훈련은 정규직 자에게는 정규직 유지가능성을 높이고 비정규직 자에게는 임금보다는 정규직 전환확률을 높이는 것으로 나타나고 있다. 이러한 결과는 성별로 나누어 DID 분석을 실시하여도 마찬가지였다 (부록 표 A.3).

3.3. 민감도 분석

민감도 분석과 이를 해석하기 위해서 미관찰 요인이라고 정의한 U 와 U 의 분포를 결정하는 p_{ij} 가 경제학적으로 또는 통계학적으로 어떠한 의미가 있는지를 알아볼 필요가 있다. 미관찰 요인 U 는 개인에게서 조사할 수 없는 여러 가지 요인 중 포괄적인 의미에서 능력(ability)이라 할 수 있을 것이다. 즉 훈련을 받게 될 능력, 또는 훈련을 받은 후 취업 할 능력, 또는 훈련에 대한 학습 능력 등을 의미한다. 따라서 우리의 자료에서는 p_{ij} 중 p_{11} 은 훈련을 받은 사람이 숙련 또는 기술이 증가하여 정규직으로 취업 할 확률이 된다. p_{10} 은 훈련을 받아 숙련이 향상되었지만 정규직으로 취업하지 못할 확률이 된다. 아래의 표는 U 가 이변량으로 결혼 유무와 성별, 학력 등에 의해 영향(calibrated confounder)을 받는다고 가정하고 추정한 것이다. U 가 어떠한 영향을 미치지 못한다고 가정한 상황(no confounder)에서 정규직 전환 평균 확률에 대한 기준 추정치(baseline ATT)는 4.4%이다. 반면에 미관찰 요인이 중립적인 상황에서는 4.3%로 나타나고 있다. 그런데 U 가 성별, 학력 같은 변수들과 유사한 것이라고 가정하고 이를 calibration을 통해 추정하였다. 성별의 경우 p_{11} 은 0.57로 훈련을 받은 사람이 정규직으로 전환할 확률이 57%, 훈련을 받았으나 취업을 하지 못할 확률이 68%가 되어야 미관찰 요인 U 가 1이 될 수 있으며 U 가 결과에 미치는 영향보다 어떤 처리집단이 되는지에 더 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 즉 성별요인이 미관찰 요인이라고 가정하면 성별은 훈련의 결과(Γ) 보다는 훈련 참여 여부(Λ)에 더 큰 영향을 미친다고 해석할 수 있다. 한편 추정된 ATT는 4.3%로 이는 기준 추정치와는 0.1%p 차이를 보여주고 있으며 U 가 중립적이라고 가정한 상태에서의 추정치와는 동일한 값이며 이는 통계적으로도 유의미하다. U 가 결과에 미치는 요인이 가장 큰 부분은 사무직종으로 나타났으며 전문대졸과 대졸자 요인은 결과와 집단선택에 유사한 크기로 영향을 미치고 있음을 알 수 있다.

임금과 관련한 민감도 분석에서 기준 추정치는 11.6만원으로 유의미한 결과를 보여주고 있으며 중립적인 상황에서 ATT는 8.3만원으로 유의미하지 않은 결과를 보여주고 있다. 성별 요인은 표 3.7과 달리 임금이라는 결과에 상당한 영향을 미치고 있으나 반면에 집단 선택에는 적은 영향을 미치고 있다. 전문

표 3.7. 정규직 전환에 대한 민감도 분석-Panel 1

	Fraction $U = 1$				Outcome	Selection	ATT	S.E
	by treatment/outcome				Effect	Effect		
	p_{11}	p_{10}	p_{01}	p_{00}	Γ	Λ		
No confounder	0.00	0.00	0.00	0.00	-	-	0.044	0.013
Neutral confounder	0.5	0.5	0.5	0.5	1.017	0.996	0.043	0.015
Confounder like:								
결혼유무	0.57	0.68	0.61	0.65	0.862	1.093	0.043	0.015
성별	0.39	0.29	0.45	0.42	1.124	0.604	0.044	0.016
고졸	0.41	0.42	0.41	0.42	0.964	1.009	0.043	0.015
전문대졸	0.22	0.13	0.18	0.10	1.956	1.418	0.041	0.015
대졸	0.20	0.20	0.21	0.14	1.738	1.541	0.040	0.015
사무직	0.09	0.06	0.15	0.07	2.426	0.865	0.044	0.015
기능원	0.07	0.06	0.11	0.14	0.767	0.395	0.042	0.015

표 3.8. 임금에 대한 민감도 분석-Panel 1

	Fraction $U = 1$				Outcome	Selection	ATT	S.E
	by treatment/outcome				Effect	Effect		
	p_{11}	p_{10}	p_{01}	p_{00}	Γ	Λ		
No confounder	0.00	0.00	0.00	0.00	-	-	11.550	4.093
Neutral confounder	0.5	0.5	0.5	0.5	1.003	0.998	0.235	4.927
Confounder like:								
결혼유무	0.66	0.67	0.65	0.64	1.035	1.111	8.048	4.766
성별	0.38	0.20	0.59	0.27	3.859	0.557	8.879	5.076
고졸	0.46	0.37	0.47	0.37	1.491	0.968	8.389	4.752
전문대졸	0.16	0.12	0.13	0.08	1.696	1.379	8.681	4.743
대졸	0.24	0.15	0.17	0.12	1.546	1.494	8.100	4.936
사무직	0.05	0.08	0.08	0.07	1.208	0.896	9.789	4.567
기능원	0.09	0.01	0.21	0.07	3.473	0.358	9.944	4.843

대졸과 대졸자들과 같은 고학력에서 U 는 집단선택에 있어서 상대적으로 다른 요인들보다 더 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 그리고 임금에 있어서 U 를 고려할 때 ATT는 앞의 정규직 전환 변수보다 U 에 상당히 영향을 받는 것을 알 수 있다. 표 3.7에서 ATT는 U 의 영향이 없거나 중립적이라고 가정했을 때와 별 차이가 없게 나타났지만 표 3.8에서는 적게는 1.6에서 많게는 3.5까지의 차이를 보여주고 있어 임금 추정치의 유의성에 대해 U 가 상당히 위협적인 것을 알 수 있다.

그러나 이러한 결과는 부록 표 A.4와 표 A.5에서는 조금 다른 상황을 보여주고 있다. 즉 임금과 정규직 전환 가능성을 1년까지 지속적으로 관찰한 패널 3의 경우는 정규직 전환과 임금에 있어서 U 의 영향에 따라 ATT가 크게 바뀌지 않고 있어-정규직 전환은 절대 값으로 최대 0.012%p, 임금은 최대 1.802로- U 가 결과에 크게 위협적인 요인으로 작용하지 않는 것을 알 수 있다. U 에 따라 기준추정치의 결과와 집단선택에 영향을 미친다면 만일 ATT의 값이 0이 된다면 U 의 영향력은 어느 정도 되어야 할까? 또 U 가 미치는 영향중 ATT의 값이 0이 되기 위해서는 처리집단의 종속변수에 대한 속련의 효과의 차이($d = p_{01} - p_{00}$)에 기인하는 것인지 아니면 결과보다는 집단선택의 확률차이($s = p_1 - p_0$)인지를 알아볼 필요가 있다. 이를 알아보기 위해서는 $p_{11} - p_{10}$ 의 차이는 사전적으로 고정된 값으로 가정하고 -여기서는 d 를 0.1로 고정하고(즉 outcome 효과를 고정한 채)- s 를 0.1부터~0.5까지의 차이에

표 3.9. ATT 추정치가 0이 되기 위해 필요한 U 의 영향력(정규직 변수: Panel 1)

		$s = 0.1$	$s = 0.2$	$s = 0.3$	$s = 0.4$	$s = 0.5$
		$\Lambda \in [1.4, 1.6]$	$\Lambda \in [2.2, 2.3]$	$\Lambda \in [3.4, 3.6]$	$\Lambda \in [5.9, 6.35]$	$\Lambda \in [9.2, 9.7]$
$d = 0.1$	$\Gamma \in [1.5, 1.9]$	0.040 (0.016)	0.038 (0.016)	0.035 (0.017)	0.029 (0.019)	0.024 (0.022)
$d = 0.2$	$\Gamma \in [2.3, 2.8]$	0.039 (0.016)	0.033 (0.016)	0.027 (0.017)	0.016 (0.020)	0.011 (0.023)
$d = 0.3$	$\Gamma \in [3.5, 4.4]$	0.036 (0.016)	0.028 (0.017)	0.020 (0.018)	0.000 (0.022)	-0.011 (0.026)
$d = 0.4$	$\Gamma \in [5.6, 8.1]$	0.034 (0.016)	0.025 (0.017)	0.014 (0.019)	-0.009 (0.023)	-0.025 (0.027)
$d = 0.5$	$\Gamma \in [9.5, 12.0]$	0.031 (0.016)	0.020 (0.017)	0.004 (0.019)	-0.025 (0.023)	-0.041 (0.027)

따른 ATT의 값(집단선택에 숙련이 영향력을 점점 끼침에 따른 ATT의 값) 변화와 반대로 s 를 0.1로 고정하고(즉 selection 효과를 고정한 채) d 를 0.1부터~0.5까지의 차이에 따른 ATT의 값(비교집단의 결과에 숙련이 영향력을 점점 끼침에 따른 ATT의 값)의 변화를 추정하였다. 이하에서는 지면 관계상 Panel 1의 정규직 여부 변수에 대한 U 의 영향력이 어느 정도 인지만을 분석하였다. 표 3.9에서 보면 ATT 값의 효과를 죽이는(killing), 즉 ATT 값이 0이 되는 상황은 d 가 0.3과 s 가 0.4가 되는 상황임을 알 수 있다. 이는 outcome 효과를 알려주는 Γ 와 집단선택 효과인 Λ 는 U 의 영향이 각각 최소 3.5~4.4, 5.9~6.4배 이상인 강력한 상황이 되어야 기준 ATT의 추정 값이 사라지게 되고 있음을 알 수 있다. 이러한 결과는 Ichino 등 (2008)의 연구와도 유사한 결과라 하겠다. 한편 임금의 경우도 이와 유사한 결과로 나타났다(부록 표 A.6).

4. 결론

비정규직 근로자를 위한 직업능력개발 활성화 정책은 개인 근로자를 위해서도 필요하고 국가적으로 기술 숙련의 향상과 이전을 위해서도 매우 필요하다. 만일 기업이 자체 재직 근로자에 대한 향상 훈련을 지원하지 않고 능력 있는 근로자만을 외부에서 스카우트하는 ‘포칭’이 일어난다면 이는 국가적으로 효율적인 인력관리는 어렵게 되고 국가의 인적자본 스탁은 상당히 줄어들게 될 것이다. 한편 재직 근로자의 능력개발 또는 인적자원개발을 위한 기업과 국가의 재정적 지원과 이와 관련된 각종 정책을 실시하는 데 있어 평가는 상당히 중요하다. 현재 진행하고 있는 훈련이 과연 효율적으로 이루어지고 있고 또 정책 목적에 부합하는 결과를 얻고 있는지에 대한 검토가 필요하다 하겠다. 바로 이러한 의문을 풀어보고자 한 것이 이 논문의 목적이다. 특히 비모수적 매칭 방법을 통해 비정규직의 훈련효과를 추정한 결과 재직자 직업능력개발 훈련은 정규직 자에게는 정규직 유지가능성을 높임과 동시에 일정정도 임금의 차이를 개선시킬 수 있는 것으로 나타나고 있으며 비정규직 자에게는 임금보다는 정규직 전환확률을 높이는 것으로 나타나고 있다. 일반적으로 볼 때 훈련을 받은 비정규직 자에게 임금효과가 나타나고 있지만 훈련 참여자와 미참여자의 훈련이전 임금을 고려한 DID 분석을 통해 볼 때 임금효과는 없는 것으로 나타났다. 한편 추정 상에서 현실적으로 관찰할 수 없는 미관찰 요인을 고려하는 민감도 분석에서 임금과 정규직 전환 가능성을 1년까지 지속적으로 관찰한 패널 3의 경우 미관찰 요인은 그리 크지 않은 것으로 나타나 추정 값의 강건성을 어느 정도 확보한 것으로 판단된다. 또한 U 의 영향력을 Γ 와 집단선택 효과인 Λ 로 나누어 보았을 때도 마찬가지로 나타났다.

부록

표 A.1. Panel 2 자료를 이용한 평균처리효과

커널	전기 고용	결과	Treated	Control	Diff	S.E	T stat.
LLR	정규직	임금(만원)	299.0	282.8	16.2	3.8	4.27
		B-A	25.9	12.6	13.3	1.74	7.90
		정규직유지	0.983	0.954	0.029	0.006	4.98
	비정규직	임금(만원)	140.0	124.8	15.2	3.6	4.23
		B-A	15.8	2.3	13.6	2.3	5.88
		정규직전환	0.237	0.123	0.114	0.018	6.48
K(10)	정규직	임금(만원)	274.1	247.0	27.1	4.6	5.90
		B-A	26.6	12.1	14.5	2.2	6.61
		정규직유지	0.983	0.932	0.051	0.005	10.93
	비정규직	임금(만원)	121.2	110.6	10.6	3.8	2.77
		B-A	16.4	7.5	8.9	2.5	3.60
		정규직전환	0.264	0.128	0.136	0.024	5.74

표 A.2. Panel 2 자료를 이용한 성별 평균처리효과

커널	전기 고용	결과	Treated	Control	Diff	S.E	T stat.
남자	정규직	임금(만원)	333.1	361.3	16.8	4.75	3.55
		B-A	30.4	14.4	16.0	2.37	6.74
		정규직유지	0.987	0.966	0.021	0.006	3.28
	비정규직	임금(만원)	165.4	145.2	20.3	6.34	3.19
		B-A	22.4	4.8	17.6	4.25	4.14
		정규직전환	0.318	0.152	0.166	0.031	5.27
여자	정규직	임금(만원)	225.3	209.9	15.4	4.84	3.17
		B-A	16.2	8.0	8.2	2.17	3.77
		정규직유지	0.977	0.928	0.048	0.013	3.77
	비정규직	임금(만원)	124.4	111.2	13.2	3.59	3.67
		B-A	13.2	0.8	12.4	2.33	5.31
		정규직전환	0.201	0.116	0.085	0.021	4.02

표 A.3. DID를 이용한 임금의 성별 평균처리효과

		남자			여자		
		MEAN	S.E	P	MEAN	S.E	P
Panel 1	비정규직	-0.204	0.584	0.727	-0.075	0.425	0.859
	정규직	-0.011	0.105	0.917	-0.011	0.104	0.914
Panel 2	비정규직	-0.256	1.238	0.836	-0.136	0.573	0.813
	정규직	-0.006	0.136	0.964	-0.003	0.124	0.979
Panel 3	비정규직	-0.303	1.237	0.807	-0.139	0.618	0.822
	정규직	-0.019	0.135	0.890	-0.018	0.121	0.884

표 A.4. 정규직 변수에 대한 민감도 분석-Panel 3

	Fraction $U = 1$ by treatment/outcome				Outcome Effect	Selection Effect	ATT	S.E
	p_{11}	p_{10}	p_{01}	p_{00}	Γ	Λ		
	No confounder	0.00	0.00	0.00	0.00	-		
Neutral confounder	0.5	0.5	0.5	0.5	0.999	1.011	0.110	0.027
Confounder like:								
결혼유무	0.59	0.69	0.66	0.67	0.961	1.003	0.109	0.027
성별	0.42	0.27	0.43	0.41	1.091	0.655	0.110	0.027
고졸	0.43	0.42	0.44	0.42	1.062	0.995	0.110	0.027
전문대졸	0.18	0.12	0.13	0.09	1.380	1.472	0.111	0.026
대졸	0.19	0.20	0.19	0.12	1.705	1.675	0.108	0.028
사무직	0.14	0.06	0.14	0.06	2.428	1.099	0.109	0.027
기능원	0.08	0.04	0.08	0.14	0.500	0.335	0.107	0.027

표 A.5. 임금에 대한 민감도 분석-Panel 3

	Fraction $U = 1$ by treatment/outcome				Outcome Effect	Selection Effect	ATT	S.E
	p_{11}	p_{10}	p_{01}	p_{00}	Γ	Λ		
	No confounder	0.00	0.00	0.00	0.00	-		
Neutral confounder	0.5	0.5	0.5	0.5	1.006	0.996	13.226	5.641
Confounder like:								
결혼유무	0.63	0.72	0.66	0.68	0.925	1.012	13.200	5.761
성별	0.37	0.22	0.61	0.25	4.672	0.610	15.200	6.144
고졸	0.46	0.37	0.48	0.38	1.506	0.988	13.467	5.722
전문대졸	0.16	0.10	0.13	0.07	2.059	1.402	13.653	5.955
대졸	0.26	0.12	0.17	0.10	1.763	1.620	13.009	5.896
사무직	0.09	0.06	0.08	0.07	1.170	1.076	12.559	5.756
기능원	0.07	0.01	0.21	0.07	3.493	0.295	14.098	6.154

표 A.6. ATT 추정치가 0이 되기 위해 필요한 U 의 영향력(임금 변수: Panel 1)

	$s = 0.1$ $\Lambda \in [1.4, 1.7]$	$s = 0.2$ $\Lambda \in [2.2, 2.7]$	$s = 0.3$ $\Lambda \in [3.4, 4.1]$	$s = 0.4$ $\Lambda \in [5.6, 6.5]$	$s = 0.5$ $\Lambda \in [9.5, 11]$
$d = 0.2$ $\Gamma \in [2.1, 3.6]$	7.285 (4.782)	6.365 (5.091)	4.723 (5.309)	2.223 (5.740)	1.245 (5.754)
$d = 0.3$ $\Gamma \in [3.6, 4.4]$	7.429 (4.736)	5.145 (5.177)	3.729 (5.143)	2.386 (5.419)	0.901 (5.502)
$d = 0.4$ $\Gamma \in [5.1, 8.2]$	7.205 (4.883)	4.817 (5.063)	3.642 (5.093)	-0.126 (5.222)	-1.966 (5.865)
$d = 0.5$ $\Gamma \in [8.5, 17.0]$	6.718 (4.839)	5.083 (4.811)	3.444 (5.167)	0.604 (5.153)	-5.672 (5.475)

참고문헌

- 유경준, 강창희(2010). 직업훈련의 임금효과 분석:「경제활동인구조사」를 중심으로, <한국개발연구>, **32**, 27-53.
- 채창균 (2009). 비정규직의 직업훈련 참여 실태와 성과, <비정규직 문제 종합연구>, 한국개발연구원, 221-250.
- Budría, S. and Pereira, P. T. (2004). On the Returns to Training in Portugal, IZA, Discussion Paper No. 1429.
- Francis, G. (2000). The impact Of company human resources polices on social skills: Implications for training sponsorship, quit rates and efficiency wages, *Scottish Journal Of Political Economy*, **47**, 251-272.
- Heckman, J., Ichimura, H. and Todd, P. (1997). Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from evaluating a job training programme, *The Review of Economic Studies*, **64**, 605-654.
- Holzer, H. J., Block, R. N., Cheathan, M. and Knott, J. H. (1993). Are training subsidies for firms effective? The Michigan experience, *Industrial and Labor Relations Review*, **46**, 625-636.
- Ichino, A., Mealli, F. and Nannicini, T. (2008). From temporary help jobs to permanent employment: What can we learn from matching estimators and their sensitivity?, *Journal of Applied Econometrics*, **23**, 305-327.
- Krueger, A. and Rouse, C. (1998). The effect of workplace education on earnings, turnover, and job performance, *Journal of Labor Economics*, **16**, 61-94.
- Lechner, M. (2002). Program heterogeneity and propensity score matching: An application to the evaluation of active labor market policies, *Review of Economics and Statistics*, **84**, 205-220.
- Pischke, J.-S. (2001). Continuous training in Germany, *Journal of Population Economics*, **14**, 523-548.
- Rosenbaum, P. and Rubin, D. (1983a). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects, *Biometrika*, **70**, 41-55.
- Rosenbaum, P. and Rubin, D. (1983b). Assessing sensitivity to an unobserved binary covariate in an observational study with binary outcome, *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, **45**, 212-218.
- Rosenbaum, P. and Rubin, D. (1985). Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score, *American Statistician*, **3**, 33-38.
- Smith, J. and Todd, P. (2005). Does matching overcome Lalonde's critique of nonexperimental estimators?, *Journal of Econometrics*, **125**, 305-353.

Estimation and Sensitivity Analysis on the Effect of Job Training for Non-Regular Employees

Lee Sangjun¹

¹Korea Research Institute for Vocational Education & Training

(Received October 27, 2011; Revised November 17, 2011; Accepted January 18, 2012)

Abstract

This paper studies the effect of job training for non-regular employees in the Korea labor market. Using an economically active population data set of statistics Korea, we apply a non-parametric matching and sensitivity analysis method to measure the effect of the training for non-regular employees and to look for the impact of an unobservable variable or confounding factor in regards to the selection effect and outcome effect. In the our empirical results, we conclude that the effect of the training for non-regular employees has a better employment effect for getting a regular job rather than a wage effect; in addition, the impact of unobservable variables or confounding factors do not exercise a statistically strong influence on the baseline ATT.

Keywords: Matching, non-regular or temporary job, training effect, sensitivity analysis, confoundedness.

¹Research Fellow, KRIVET(Korea Research Institute for Vocational Education & Training), Samseong-ro 147, gil 46, Gangnam-gu, Seoul 135-949, Korea. E-mail: sjlee@krivet.re.kr