

勞 動 經 濟 論 集
第33卷(1), 2010. 04, pp.1~30
© 韓 國 勞 動 經 濟 學 會

대입수학능력시험 성적 자료를 이용한 학급 내 동료 효과의 분석*

강창희** · 채창균***

본 논문은 같은 학급 내 동료들(classroom peers)의 특성이 개별 학생의 학업 성적에 미치는 영향을 1995학년도 대학수학능력시험 자료를 이용하여 추정한다. 1990년대 중반에는 평준화 제도에 의하여 학교와 학급 간 학생 배정이 외생적이라는 점을 활용한다. 실증 결과에 의하면, 학급 내 동료집단은 개별 학생의 학업 성적에 유의한 영향을 미친다. 그리고 하위권 동료의 부정적인 영향이 상위권 동료의 긍정적인 영향을 압도한다. 이러한 동료 효과의 구조는 우리나라에서 평준화 대 비평준화 논쟁에 관하여 중요한 함의를 제공한다.

- 주제어: 동료 효과, 평준화 제도, 학업 성적, 분위 회귀분석

I. 서 론

현대경제학의 최근 연구에서 주목받고 있는 하나의 분야는 동료집단(peer groups)의 특성이 개인의 개별 행동 및 성과에 어떠한 영향을 미치는가 하는 문제이다(Manski 2000). 예를 들면, 최근의 경제학 연구들은 동료집단과 주거지 인근(neighborhood)의 특

논문 접수일: 2010년 3월 8일, 논문 수정일: 2010년 4월 19일, 논문 게재확정일: 2010년 4월 21일

* 본 논문은 한국교육과정평가원에서 2009년 12월 9일 주최한 「수능 및 학업성취도 평가 결과 분석 심포지엄」에 제출된 저자들의 논문(동일 제목)을 수정 및 보완하였다.

** 중앙대학교 경제학과 부교수(ckang@cau.ac.kr), 제 1 저자

*** 한국직업능력개발원 연구위원(che@krivet.re.kr), 교신저자

성이 10대 청소년들의 임신율 및 고등학교 졸업확률(Evans et al. 1992), 범죄율(Glaeser et al. 1996; Ludwig et al. 2001), 학생들의 학업 성적과 교육성과(Aaronson 1998; Hanushek et al. 2003; Angrist & Lang 2004; Kang 2007; Kling et al. 2007)에 어떠한 인과적인 영향을 미치는가 하는 문제들을 다루고 있다.

동료 간 상호작용(peer interactions)의 다양한 영역 중에서도 학급 또는 학교 내 동료들의 특성이 학생의 학업 성적에 미치는 인과 효과(causal effects)는 교육정책에 대한 논쟁에서 가장 핵심적인 부분 중의 하나이다(Duflo et al. 2008). 우리나라를 포함한 많은 나라에서 벌어지는 평준화 대 비평준화 논쟁에서 중요한 논점 중의 하나는 개별 학생들에게 어떤 특성을 가진 교우 또는 급우를 정해 줄 것인지에 관한 문제이기 때문이다. 동료가 학생의 학업 성적에 전혀 영향을 미치지 않는다면 어떤 시스템을 택해도 학생의 성적에는 큰 영향이 없을 것이다. 그러나 교육 시스템 논의에서 평준화·비평준화가 이슈화되는 사정을 보면, 일반적으로 학생의 성적 결정에서 친구를 통해 발생하는 외부성(externality)이 존재하는 것으로 추측된다. 이와 같은 동료 효과(peer effects)의 정책적 중요성에도 불구하고, 동료 효과가 구체적으로 어떤 형태를 띠고 개별 학생의 학업 성적에 영향을 미치는지에 대한 교육학 및 교육경제학의 연구는 우리나라에서 거의 전무하다.¹⁾

본 논문은 같은 학급 내 동료들(classroom peers)의 특성이 개별 학생의 학업 성적에 어떠한 영향을 미치는지를 1995학년도 대학수학능력시험 성적 자료를 이용하여 실증적으로 분석한다. 본 논문은 우리나라의 평준화 제도에 의하여 학교와 학급 간 학생 배정이 무작위적(random) 또는 외생적(exogenous)이라는 점을 동료 효과의 분석에 이용한다. 교육 현장에서 발생하는 동료 효과의 연구에서 우리나라의 평준화 시스템은 대단히 드물고 중요한 사회적 실험(social experiment)으로 평가된다. 왜냐하면, 이상적인 평준화 시스템하에서는 한 학생의 급우들이 무작위로(randomly) 정해지고, 이때 발생하는 무작위성(randomness)을 통하여 연구자는 동료의 행동이 학생의 성적에 미치는 인과관계를 정확히 규명할 수 있기 때문이다. 2000년대 이후의 최근 대입수능 자료에 비하여 1995년의 자료는 평준화가 비교적 잘 적용된 학생들에 대한 정보를 포함하고 있어서 동료

1) 서구에서는 이미 오래 전부터 교육 현장에서 발생하는 동료 효과에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 초기의 연구로는 Henderson et al.(1978), Summers and Wolfe(1977) 등이 있고, 최근의 연구로는 Hoxby(2000), Sacerdote(2001), Hanushek et al.(2003), Angrist and Lang(2004), Arcidiacono and Nicholson(2005), Gould et al.(2009) 등을 들 수 있다. Epple and Romano(2010)는 교육 현장에서 발생하는 동료 효과에 관한 최근의 연구들을 이론적·실증적으로 정리하고 있다.

효과의 구조 연구에 보다 적합한 것으로 평가된다.

우리나라의 평준화 대 비평준화 논쟁과 연결되는 교육학 내의 보다 일반화된 논쟁은 ability grouping 대 ability mixing에 관한 것이다. 이 논쟁은, 예를 들어, 100명의 학생들을 두 개의 학급으로 나누려고 할 때 어떤 방식을 선택할 것인가는 고전적인 문제이다. ability mixing(또는 평준화 방법)은 학생들의 능력을 구분하지 않고 무작위로 두 학급으로 나누어서 각 학급 내 평균적인 학생의 질이 비슷하도록 만드는 방식이다. 반면에, ability grouping(또는 비평준화 방법)은 학생의 능력에 따라 100명의 학생들을 우반(high-track)과 열반(low-track)의 두 학급으로 나누는 방식이다. 교육학에서는 이 두 방식에서 나타나는 장점과 단점에 관하여 장기간의 풍부한 논의가 진행되어 왔다(Gamoran & Mare 1989; Slavin 1990; Oakes 1992; Lou et al. 1996). 그러나 대부분의 연구와 주장들은 각각의 방식에 대한 이론적인 예측에 머물 뿐, 어떤 방식이 학생의 성적을 향상시키는 데 더 효과적이지를 실증적으로 검증하는 신뢰할 만한 연구는 많지 않다. 본 논문은 동료 효과의 규모와 방향을 실증적으로 분석함으로써 교육학 및 교육경제학의 ability mixing/grouping 논쟁에 유용한 논점을 제시하고자 한다.

실증분석을 위하여 본 논문에서 사용되는 통계방법은 OLS법과 분위 회귀분석법(quantile regression methods)이다. 설명변수가 외생적으로 주어졌을 때 그 계수에 대한 OLS 추정치는 설명변수가 종속변수의 평균값에 미치는 한계 효과에 대한 좋은 추정량이다(불편(unbiased) 및 일치성(consistent) 추정량). OLS 방법을 통해서 우리는 외생적으로 주어진 동료집단의 특성이 평균적인 학생의 학업 성적에 미치는 영향을 추정한다. 한편 분위 회귀분석법은 동료집단의 특성이 상위권·중위권·하위권 학생 각각에 미치는 서로 다른 영향을 추정하기 위해 사용된다. 학급 내 동료집단이 학생들 각각의 특성에 따라 상이한 영향을 미치는 경우 분위 회귀분석법을 통하여 그 영향들을 적절히 식별할 수 있다.

본 논문의 실증분석 결과는 다음과 같이 요약된다.

첫째, 학급 내 동료집단의 특성은 개별 학생의 학업 성적에 유의한 영향을 미친다. 그리하여 동료집단의 평균 수준과 이질성(성적의 표준편차)이 높을수록 학생 본인의 성적도 높게 나타난다. 구체적으로는, 한 학생이 100점 만점 기준으로 10점 높은 평균 성적의 동료들과 같은 학급에 배치되면 동료 효과에 의하여 본인의 성적이 평균 7.55점 정도 높아진다. 분위 회귀분석법을 이용하여 동료집단의 평균 수준과 이질성이 상위권·중위권·하위권 학생에게 미치는 상이한 영향을 추정한 결과에 의하면, 본인의 성적이

상위권으로 올라갈수록 동료집단 평균 수준의 영향이 점차 강해진다. 반면에, 동료집단의 이질성이 미치는 양(+)의 영향은 상위권·중위권·하위권 학생 모두에게 비슷한 정도로 나타난다.

둘째, 학급 내에 상위권 동료와 하위권 동료의 비율을 이용하여 상위권 동료와 하위권 동료가 각각 개별 학생에게 미치는 영향을 추정할 수 있다. 그 결과 평균적으로, 하위권 동료의 부정적인 영향이 상위권 동료의 긍정적인 영향을 압도한다. 이러한 동료 효과의 구조로부터 평준화·비평준화 논쟁에 관한 함의를 도출할 수 있다. 일반적으로 하위권 동료들의 부정적인 영향이 상위권 동료들의 긍정적인 영향을 압도하기 때문에, 하위권 학생들은 평준화반에서 비평준화 열반(low-track)에 배치될 때 성적이 오히려 하락할 가능성이 높다. 반대로, 상위권 학생들은 비평준화 우반(high-track)에 배치될 때 하위권 동료들의 부정적인 영향을 벗어날 수 있어서 성적이 오히려 상승할 가능성이 높다. 평준화에서 비평준화로 학생 배정 방식이 변화할 때 이익을 보는 상위권 학생들과 손해를 보는 하위권 학생들이 존재하기 때문에, 학교 및 학급 편성 방식에 관한 교육 제도 개편 논의에서는 두 효과에 대한 순효과(순이익 또는 순손해)를 일정한 방식으로 계산할 필요가 있다. 상위권 학생의 이익과 하위권 학생의 손해에 어느 정도의 상대적인 가중치를 부여할 것인가에 대하여 사회적 합의가 요구된다.

본 논문은 아래에서 다음의 순서로 전개된다. 제Ⅱ장에서는 계량분석 모형이 설명된다. 제Ⅲ장에서는 분석에 사용되는 1995학년도 대학수학능력시험 성적 자료와 이 원자료로부터 구성된 최종 분석 표본이 제시된다. 제Ⅳ장에서는 실증분석의 결과가 설명되고, 제Ⅴ장에서는 그 결과들의 정책적 함의들이 제시된다.

II. 계량분석모형

본 논문의 실증분석에 사용되는 통계 모형은 다음과 같다.

$$y_{ij} = \beta_0 + X_i\beta_1 + P_i\beta_2 + Z_i\beta_3 + T_{ij}\beta_4 + \tau_j + u_{ij} \quad (1)$$

이 식에서 y_{ij} 는 학교 j 에 재학한 학생 i 의 개별 과목 또는 전 과목에 대한 표준 Z-

점수, X_i 는 i 의 성별과 계열(인문계/자연계)을 표시하는 개인변수 벡터, P_i 는 i 의 학급 동료집단의 특성을 나타내는 점수변수 벡터(아래에서 상세 기술됨), Z_i 는 i 의 학급 동료 중 남성의 비율, T_{ij} 는 i 의 학급당 학생 수 및 전교생 수로 대표되는 학급 및 학교의 관측된 특성변수 벡터, τ_j 는 학교 j 의 고정 효과(fixed effect)이고, u_{ij} 는 모형의 오차항이다.

우리는 아래의 분석에서 다음과 같은 두 가지 종류의 P_i 를 사용한다.

동료 효과를 분석하는 실증모형에서 일반적으로 사용되는 바와 같이 첫 번째의 P_i 는 본인 i 의 Z-점수를 제외한 학급 동료들의 Z-점수의 평균값($\overline{y_{-i}}$)과 표준편차($\widetilde{y_{-i}}$)를 표시한다. $\overline{y_{-i}}$ 와 $\widetilde{y_{-i}}$ 의 계수는 각각 γ_1 과 γ_2 로 표시한다. $\overline{y_{-i}}$ 는 동료집단의 평균적인 수준을 측정하는 변수로서, γ_1 는 학급 내 동료집단의 학업 성적 평균이 상승할 때 한계적으로 변화하는 y_{ij} 의 값을 표시한다. 그리고, $\widetilde{y_{-i}}$ 는 동료집단의 이질성을 측정하는 변수로서, γ_2 는 학급 내 동료집단의 이질성이 증가하여 동료 학업 성적의 분산 또는 표준편차가 상승할 때 한계적으로 변화하는 y_{ij} 의 값을 표시한다. ' $\gamma_1 > 0$ ($\gamma_1 < 0$)'인 경우 우리는 학급 내 동료집단의 평균 성적이 높을수록 학생 본인의 성적이 상승(하락)하는 것으로 해석한다. 그리고 ' $\gamma_1 = 0$ '의 가설이 기각되지 않는 경우, 학생의 성적 결정에서 동료 평균 수준의 유의한 효과가 존재하지 않는 것으로 해석한다. 한편, ' $\gamma_2 > 0$ ($\gamma_2 < 0$)'인 경우 우리는 학급 내 동료집단의 이질성이 높을수록 학생 본인의 성적이 상승(하락)하는 것으로 해석한다.

두 번째의 P_i 는 동료집단의 성적을 점수의 평균과 표준편차가 아니라 학급 내 동료집단에서 전국 성적 분포상 하위 25%의 하위권 학생들($P25_i$)과 상위 25%의 상위권 학생들이 차지하는 비율($P75_i$)로 구성된다. 이때 전국 성적 분포의 중간 구간인 25~75%에 속하는 중위권 학생들의 학급 내 비율은 실증분석 결과를 해석할 때 기준 집단이 된다. $P25_i$ 와 $P75_i$ 의 계수를 각각 δ_1 과 δ_2 로 표시한다. 이 두 변수는 동료집단 내의 상호영향 구조에 관한 다음과 같은 네 가지의 견해를 검증하는 데 사용된다.

견해 1: 성적이 뒤쳐지는 하위권의 동료들은 학급 내의 상·중·하위권 학생들 모두의 학업 성적에 비슷한 정도의 부정적인 영향을 미친다($\delta_1 < 0$, 동질적).

견해 2: 성적이 우수한 상위권의 동료들은 학급 내의 상·중·하위권 학생들 모두의

학업 성적에 비슷한 정도의 긍정적인 영향을 미친다($\delta_2 > 0$, 동질적).

견해 3: 성적이 뒤처지는 하위권의 동료들이 학급 내에서 미치는 부정적인 영향은 영향 받은 학생의 특성(즉 상위권, 중위권 또는 하위권)에 따라 달라진다($\delta_1 < 0$, 이질적).

견해 4: 성적이 우수한 상위권의 동료들이 학급 내에서 미치는 긍정적인 영향은 영향 받은 학생의 특성(즉, 상위권, 중위권 또는 하위권)에 따라 달라진다($\delta_2 > 0$, 이질적).

δ_1 과 δ_2 각각의 크기와 방향을 비교함으로써 동료들 간의 상호작용에 관한 위의 견해들에 대하여 보다 자세한 실증적인 증거를 도출해 낼 수 있다.²⁾

식 (1)을 추정하기 위하여 서구의 많은 실증분석 연구들은 OLS 방법을 사용하여 왔다. 그러나 이 연구들에는 적어도 다음과 같은 세 가지 측면에서 문제가 있을 수 있다. 첫째, 평준화 제도를 채택하지 않는 학교 시스템에서는 각 학교의 재학생들이 유사한 속성을 공유할 가능성이 높다. 예를 들어, 부모의 경제 사정에 따라 주거 지역에 대한 동류군집(同類群集, sorting)이 일어나서, 유사한 주거 지역을 공유하는 학생들은 동일한 학교에 재학할 가능성이 높다. 부유한 가정 배경의 학생들끼리 동일한 학교에 재학하고, 반대로 그렇지 못한 학생들끼리 또한 같은 학교에 재학하는 현상이 발생할 수 있다. 이 경우에는 식 (1)에서 ' $Cov(P_i, \tau_j) > 0$ ' 또는 ' $Cov(P_i, u_{ij}) > 0$ '이 성립할 가능성이 높다. 이런 상황에서 구한 β_2 의 OLS 추정치는 순수한 동료 효과 외에도 학생들 간에 공유된 누락된(omitted) 특성의 효과를 포함하기 때문에 동료 효과의 실제 크기를 과대평가(overstate)할 가능성이 있다. 설사 동료 효과가 존재하지 않아도 $\hat{\beta}_2$ 은 유의한 값으로 나타날 수 있는 것이다. 본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위하여 학교 고정 효과인 τ_j 를 명시적으로 통제한다.

2) δ_1 과 δ_2 에 기반하여 동료 효과의 구조를 추정하는 분석은 첫 번째 모형의 γ_2 추정치에 대한 해석을 보다 분명하게 돕는 역할을 한다. $\overline{y_{-i}}$ 이 일정하게 유지된 채 $\widetilde{y_{-i}}$ 의 수준이 증가하는 경우는 동료 성적의 분포가 $\overline{y_{-i}}$ 을 중심으로 보다 퍼지는(spread) 경우를 의미한다. 이는 학급 내 하위권 동료들과 상위권 동료들의 비중이 동시에 증가함을 함축한다. 이때 γ_2 는 상위권 동료와 하위권 동료들의 영향이 상쇄된 이후 나타나는 순효과를 추정하기 때문에 상위권 및 하위권 동료 각각의 효과를 분리하기 어렵다. δ_1 과 δ_2 는 양자의 효과를 분리해 보여줌으로써 γ_2 의 해석상의 모호함을 제거해 준다.

둘째, 학교의 효과가 τ_j 에 의하여 통제되었다고 하더라도 같은 학년에서의 학급 배정이 우열반 원칙을 따른다면 이것 또한 β_2 에 대하여 과대평가할 가능성이 높다. 우열반 하에서는 성적이 우수한 학생은 우수한 학생들과, 그리고 뒤처지는 학생들은 뒤처지는 학생들과 동일한 학급에 배정되므로 설사 ' $\beta_2 = 0$ '이라 하더라도 β_2 의 OLS 추정치는 유의한 양(+)의 값을 가질 가능성이 높다. 이때 발생하는 내생성의 문제는 오직 한 학교 내에서 학급 동료들이 무작위적으로(randomly) 또는 외생적으로(exogenously) 배정되는 경우에만 적절히 해결될 수 있다.

본고에서는 1995년의 고등학교 졸업생들이 제도적으로 평준화된 학교와 우열반이 허용되지 않는 학급 배정 원칙하에서 학업이 이루어졌다는 점을 동료 효과의 추정에 이용한다. 본고의 분석 대상 시기인 1990년대 초에는 동일 학군 내에서 학교 간 그리고 학급 간의 학생 배정이 평준화 정책으로 인하여 대체로 외생적으로 이루어졌다고 가정할 수 있다. 이러한 우리나라의 환경은 학급 내 동료 효과의 구조를 연구하는 데 전 세계적으로 독특하고 훌륭한 도구를 제공해 준다. 우리나라에서 고등학교 평준화 정책이 대체로 잘 적용되던 시기인 1992년에 고등학교에 입학하여 1995학년도 수능시험을 치른 학생들을 대상으로 동료 효과를 분석함으로써 학교 내 학급 배정에서 발생하는 내생성을 통제하고자 한다.

학교 고정 효과가 통제되는 경우, 같은 학년 내에서 각 학급으로의 학생 배정이 외생적이라는 평준화의 특성으로부터 P_i 의 외생성이 보장되고 β_2 의 OLS 추정치는 바람직한 특성(즉 불편성 및 일치성)을 보유하게 된다. 아울러, 본고에서는 한 학교 내에 적어도 두 개 이상의 학급이 존재하는 자료를 사용함으로써, 한 학교 내에서 각 학급별로 서로 다른 동료집단의 성적 분포를 통해 드러나는 동료의 효과가 적절하게 식별될 수 있다.

셋째, 학교 배정과 학교 내 학급 배정이 평준화 제도에 의해 무작위로(randomly) 또는 외생적으로 이루어졌다고 하더라도, 동료 간의 상호작용이 진행된 이후에 측정된 성적을 사용하는 식 (1)에서는 동료가 미치는 진정한 인과 효과(causal effects)가 잘 나타나지 않을 수 있다. 왜냐하면, 학생 A가 학생 B의 성적에 영향을 미친다면, 반대로 B 또한 A의 성적에 영향을 미친다고 생각할 수 있고, 이러한 상호작용으로부터 y_{ij} 와 P_i 간에는 역의 인과관계(reverse causality)가 존재할 수 있기 때문이다. Manski(1993)는 이와 같은 동시결정성(simultaneity)을 '반사의 문제(the reflection problem)'라고 부른다.

물체가 거울 앞에 위치해 있을 때 보이는 두 개의 상 중에서 우리는 어느 것이 진짜 물체이고 어느 것이 반사체인지 알 수 없음을 비유적으로 표현한 것이다. 이 문제를 해결하기 위해서는 P_i 에는 유의한 영향을 미치지만 u_{ij} 와는 무관한 도구변수(instrumental variables)가 필요하다. 그러나 본고가 사용하는 자료에서 이러한 도구변수는 존재하지 않는 것으로 보인다. 그리하여 우리는 $\hat{\beta}_2$ 을 P_i 가 외생적으로 변화할 때 발생하는 y_{ij} 의 변화(인과 효과)로서 해석하지 않고, y_{ij} 와 P_i 간 상호작용의 크기로써 해석한다. 만약 $\hat{\beta}_2$ 이 유의하게 0과 다른 경우 우리는 개별 학생과 동료 사이에 유의한 크기의 상호작용이 존재함을 유추할 수 있다. 반면에, $\hat{\beta}_2$ 이 유의하게 0과 다르지 않은 경우 우리는 동료 효과가 존재하지 않는다고 판단할 수 있다.

동료 효과의 인과적인 크기가 식 (1)의 추정을 통해서 도출되지 않는다 하더라도, 1995학년도의 수능성적 자료를 이용한 본고의 동료 효과 분석은 서구의 분석에서는 일반적으로 해결되지 않는 학교 간 및 학급 간 동류군집(同類群集, sorting)의 문제를 해결할 수 있다. 이로부터 과거의 연구들보다는 동료 효과의 진정한 크기에 근접한 추정치를 도출할 수 있을 것으로 기대된다.

통상적인 동료 효과 분석에서 사용되는 바와 같이, 식 (1)의 $\hat{\beta}_2$ 는 $\frac{\partial E(y_{ij})}{\partial P_i}$ 라는 한계 효과의 추정치이다. 즉 OLS 분석법을 통해서 우리는 동류집단의 특성 P_i 가 변화할 때 평균적인 성적의 학생에게 발생하는 성적 변화의 크기를 추정할 수 있다. 그러나 동료 효과에 관한 위의 네 가지 견해에서 확인되는 바와 같이, 우리는 종종 동류집단의 특성 P_i 가 변화할 때 성적이 상위권인 학생과 하위권인 학생에게 각각 어떤 다른 효과가 발생하는지에 관심이 있을 수 있다. 이 경우에는 OLS 분석법보다는 분위 회귀분석 방법(quantile regression methods)이 유용하다. 우리는 아래에서 OLS법과 더불어 분위 회귀분석법을 적용하여 상이한 성적의 학생들에게 미치는 동류집단의 영향을 추정하고, 동료 효과에 대한 위의 네 가지 견해를 실증적으로 평가해 본다.

OLS 회귀분석에서는 아래의 식 (2)에서와 같이 sum of squared errors를 최소화하는 방식으로 식 (1)의 계수들을 추정한다.

$$\text{Min}_{\Gamma \in R^k} \sum_i (y_{ij} - W_{ij}'\Gamma)^2 \quad (2)$$

이 식에서 W_{ij} 는 식 (1) 우변의 설명변수들의 벡터이고, Γ 는 각 설명변수에 대한 계수들의 벡터이다.

OLS에서와는 다르게 분위 회귀분석에서는 식 (3)에서와 같이 sum of (weighted) absolute deviations를 최소화하는 방식으로 식 (1)의 계수들을 추정한다.³⁾ 이 때 $\theta \in (0, 1)$ 는 y_{ij} 분포상의(W-conditional) θ -quantile을 표시한다. 예를 들어, ' $\theta = 0.5$ '인 경우 식 (3)은 median regression의 추정식에 해당한다.

$$Min_{\Gamma \in R^k} \left\{ \sum_{i \in \{i: y_{ij} \geq W_{ij}'\Gamma\}} \theta |y_{ij} - W_{ij}'\Gamma| + \sum_{i \in \{i: y_{ij} < W_{ij}'\Gamma\}} (1-\theta) |y_{ij} - W_{ij}'\Gamma| \right\} \quad (3)$$

분위 회귀분석의 추정치 $\hat{\beta}_2$ 은 동료집단의 특성 P_i 가 변함에 따라 θ -quantile의 값이 변화하는 정도를 표시한다. 예를 들어, ' $\theta = 0.1$ '에서의 $\hat{\beta}_2$ 이 음(-)이고 ' $\theta = 0.9$ '에서의 $\hat{\beta}_2$ 이 양(+)인 경우, 이는 성적이 하위권인 학생에게는 동료집단의 특성이 부정적인 영향을 미치는 반면, 성적이 상위권인 학생에게는 긍정적인 영향을 미치는 것으로 해석된다. 식 (1)을 서로 다른 분위($\theta = 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9$)에 대하여 추정함으로써 동료집단의 성격이 성적 분포상에서 나타나는 이질적인 영향을 살펴볼 수 있다.

III. 분석 자료

본고의 분석에 사용되는 자료는 교육과학기술부에서 제공받은 1995학년도 대학수학능력시험(이하 수능) 원자료이다. 이 원자료에는 시험에 응시한 총 757,509명 학생들 각 개인의 계열(인문계, 자연계, 예체능), 학력(재학, 졸업, 검정고시, 기타), 성별, 학교 고유번호, 학급 고유번호, 거주 지역(시도)과 언어, 외국어(영어), 수리 1(수학) 및 수리 2(과학) 각 과목의 원점수 및 개별과목 원점수를 합산한 전 과목 총 원점수가 포함되어 있다. 본고에서는 아래의 분석을 위하여 원자료에 다음과 같은 네 가지 조건을 순차적

3) 분위 회귀분석에 관한 자세한 사항은 Buchinsky(1998)와 Koenker and Hallock (2001)을 참조할 수 있다.

으로 부과하였다. <표 1>에는 이 조건들이 순차적으로 추가됨에 따라 변화하는 관측치 수와 주요 변수들에 대한 평균값이 제시되어 있다.

첫째, 동료 효과는 실제로 영향을 상호간에 주고받은 학생들에게서만 관찰될 수 있기 때문에 고등학교를 이미 졸업한 상태에서 1995학년도 수능에 응시한 총 271,204명의 학생들은 분석 표본에서 제외하였다. 재학생 개인의 학교와 학급 고유번호를 통해서 한 학급에서 학교 생활을 보낸 학생들이 동료집단으로서 식별될 수 있다. 조건 I이 부과된 이후의 표본 수는 총 486,305명이다. 본고에서는 각 과목의 개인 점수에서 과목의 전국 평균 점수를 빼고 이 차이를 다시 과목 점수의 전국 표준편차로 나눈 표준화된(standardized) Z-값을 아래의 분석에서 사용한다. 이는 단위가 상이한 점수를 표준화하여 실증분석 결과에 대한 해석을 일반화시키기 위하여 교육학 및 교육경제학 연구에서 흔히 이용되는 방법이다. 조건 I이 부과된 상태에서 계산된 국어, 영어, 수학, 과학 과목 원점수의 평균(표준편차)은 각각 380.2(105.3), 224.2(94.2), 143.5(67.9), 265.0(81.2)점이고, 전 과목 총점의 평균(표준편차)은 1012.9(310.8)점이다. 이들 평균 및 표준편차를 이용하여 개별 학생의 각 과목 점수 및 전 과목 총점에 대한 Z-값을 구하여 아래의 통계 분석에 사용하였다.

둘째, 동료 효과를 정확히 측정하기 위해서는 상호 영향을 주고받기 이전의 학생 특성들이 되도록이면 동질적일 필요가 있다. 이를 위하여 본고에서는 전국의 모든 학생들을 이용하는 대신에, 서울 지역 고등학교 출신의 학생들로만 표본을 제한하였다. 조건 II가 추가된 후의 표본 수는 총 132,987명이다.

셋째, 수능계열로 예체능을 선택한 학생들은 인문계 또는 자연계열을 선택한 학생들과 학습 내용이나 학업 과정이 다르다고 가정할 수 있다. 그러므로 학업 과정에서 나타나는 동료 효과를 분석하는 본고에서는 예체능계열의 진학을 위하여 이 계열의 시험을 선택한 학생들을 제외하고, 인문계와 자연계열의 학생들로 표본을 제한하였다. 조건 III이 추가된 이후의 표본 수는 총 114,999명이다.

넷째, 학급 내 동료 효과를 정확히 분석하기 위해서는 한 학급 내의 모든 학생들에 대한 시험 성적이 요구된다. 수능시험은 모든 학생에게 의무적으로 부과되는 시험이 아니라 개인의 선택에 의하여 응시하지 않을 수도 있는 시험이다. 그러므로 한 학급 내의 일부 학생들이 수능성적 자료에서 누락될 가능성이 존재한다. 실제로 조건 I이 부과된 표본에서 구해지는 학급당 학생 수는 최소 1명에서 최대 175명까지 다양하다(평균 40.5명). 그리고 현재의 수능 원자료에는 수험생의 출신 고등학교가 인문계인지 실업계인지

<표 1> 분석 자료에 대한 기술통계량(평균값)

	원자료	조건 I: 재학생만	조건 II: 서울로 제한	조건 III: 인문/자연계만	조건 IV: 학급학생 수 제한
관측치 수	757,509	486,305	132,987	114,999	76,656
학교 수	1,942	1,872	281	276	201
학급 수	15,156	14,336	3,384	3,321	1,685
남학생 비중	0.577	0.559	0.582	0.606	0.612
인문계 비중	0.475	0.445	0.431	0.498	0.403
자연계 비중	0.431	0.466	0.434	0.502	0.597
원점수 총점	993.9	1012.9	1063.5	1089.6	1159.5
국어 원점수	376.2	380.2	397.9	404.8	426.7
영어 원점수	216.9	224.2	240.6	248.3	268.3
수학 원점수	139.6	143.5	151.9	158.3	171.6
과학 원점수	261.2	265.0	273.0	278.2	292.9

주: 각 과목의 최고 원점수는 국어 600점, 영어 400점, 수학 400점, 과학 600점임.

에 대한 명시적인 구분이 없기 때문에 수능시험 응시율이 낮은 실업계 학생들을 분석에서 명시적으로 제외하기 어렵다. 본고에서는 실업계 출신 학생들을 배제하면서 동시에 동일 학급에서 학교 생활을 한 학생들을 최대한 확보하기 위하여, 수능에 응시한 학생 수가 40명 이상인 학급에 해당되는 학생들만을 분석 대상으로 제한하였다. 즉 수능에 응시한 학생 수가 39명 이하인 학급의 학생들은 분석에서 제외되었다. 아울러, 학급당 학생 수가 70명 이상인 학급에 해당되는 학생들도 학급 정보에 측정오차가 있다고 판단하여 분석에서 제외하였다.⁴⁾ 조건 IV가 추가된 이후의 분석 표본 수는 총 76,656명이고, 이 마지막 자료가 아래의 분석에서 최종적으로 사용된다.

<표 1>의 마지막 열에는 위의 네 가지 조건이 모두 부과된 최종 분석 표본에 대한 기술통계량이 제시되어 있다. 최종 표본에서 남학생의 비중은 61.2%, 인문계 학생의 비중은 40.3%이다. 국어, 영어, 수학, 과학 과목의 원점수의 평균은 각각 426.7, 268.3, 171.6, 292.9점이고, 전 과목 총점의 평균은 1159.5점이다. 그리고 국어, 영어, 수학, 과학 과목의 표준화된 Z-점수의 평균(표준편차)는 각각 0.443(0.795), 0.468(0.884), 0.413

4) 1994년 발표된 교육통계연보에 따르면, 전국의 총 25,528개 인문계 고등학교 학급 중 81.6%인 20,840개 학급의 학생 수는 41~50명이고, 12.2%인 3,127개 학급의 학생 수는 51~60명이다. 그러므로 학급당 학생 수를 40~69명으로 제한하는 본고의 조건은 대체로 전국 인문계 고등학교 학급의 약 93.8%를 포괄한다.

(1.067), 0.344(0.943)이고, 전 과목 총점에 대한 Z-점수의 평균(표준편차)은 0.472(0.885)이다.

평준화 제도로 인하여 우리나라에서 학급 간 및 학교 간 학생 배정이 어느 정도 의 생적이었는지를 간접적으로 살펴보기 위하여 우리는 최종 샘플을 이용하여 각 과목의 Z-점수에 대한 총 분산을 구하고, 그 분산을 학교 간 분산(between-school variance)과 학교 내 분산(within-school variance)으로 분해하였다. 평준화 제도가 적절하게 운영되고 있는 경우에는 각 학교마다 비슷한 능력 또는 성적 수준의 학생들이 분포하게 되기 때문에 전체 분산에서 학교 내 분산이 차지하는 비중은 높고, 학교 간 분산의 비중은 낮을 것이다. 그러나 비평준화 제도에서와 같이 한 학교 내에서는 학생들의 능력 수준이 동질적이지만 학교 간에는 그 평균 수준에 차이가 현저하게 나타나는 경우에는 학교 내 분산의 비중은 낮고 학교 간 분산의 비중은 높을 것이다. 이와 같은 예측하에서 성적의 총 분산에서 학교 내 분산이 차지하는 비중을 살펴봄으로써, 우리나라에서 평준화 제도가 의도된 바에 따라 시행되고 있는지를 간접적으로 평가해 볼 수 있다.

<표 2>에는 최종 샘플을 이용하여 각 과목의 Z-점수에 대한 분산을 학교 간 분산(between-school variance)과 학교 내 분산(within-school variance)으로 분해하고 총 분산에서 학교 내 분산이 차지하는 비중을 계산한 결과가 제시되어 있다. 이러한 분산분해는 다음의 식을 통하여 가능하다.

$$\sigma^2 = \sum_j F_j \sigma_j^2 + \sum_j F_j (m_j - \bar{m})^2 \quad (4)$$

이 식에서 σ^2 는 과목 Z-점수의 총 분산(overall variance), F_j 는 표본의 전체 학생들 중 학교 j 에 속한 학생들의 비중, m_j 와 σ_j^2 는 각각 학교 j 에 속한 학생들의 Z-점수의 학내 평균과 분산이고, \bar{m} 는 표본의 전체 학생들의 Z-점수의 평균값이다. 위 식에서 $\sum_j F_j \sigma_j^2$ 는 각 학교 내 성적 분산의 평균값으로서 학교 내 분산(within-school variance)이라고 할 수 있고, $\sum_j F_j (m_j - \bar{m})^2$ 은 각 학교 간 평균 성적의 분산으로서 학교 간 분산(between-school variance)이라고 파악할 수 있다. 위의 두 식으로부터 전체 분산에서 학교 내 분산의 비중은 $\frac{\sum_j F_j \sigma_j^2}{\sigma^2}$ 에 의하여 구해질 수 있다. <표 2>의 패널 A에는 학교

〈표 2〉 Z-점수에 대한 분산분해

	A. 학교 내 분산의 비중					B. 학급 내 분산의 비중				
	전과목	국어	영어	수학	과학	전과목	국어	영어	수학	과학
집단 간 분산	0.165	0.115	0.182	0.121	0.166	0.214	0.154	0.272	0.155	0.212
집단 내 분산	0.618	0.517	0.957	0.769	0.616	0.569	0.477	0.867	0.735	0.570
총 분산	0.783	0.632	1.139	0.890	0.782	0.783	0.632	1.139	0.890	0.782
집단 내 분산 비중	0.790	0.818	0.840	0.864	0.788	0.726	0.756	0.761	0.826	0.729

주: 관측치 수는 76,656명.

를 집단(group)의 단위로 사용한 경우, 그리고 패널 B에는 학급을 집단의 단위로 사용한 경우의 분산분해 결과가 제시되어 있다.

〈표 2〉 패널 A의 결과에 의하면, 최종 표본에 나타나는 전 과목 총점에 대한 학교 내 분산의 비중은 79.0%로서 상당히 높다. 과목별로 살펴보면, 학교 내 분산의 비중이 과학에서는 78.8%로서 상대적으로 낮게 나타나고, 영어 및 수학에서는 84.0%와 86.4%로 상대적으로 높게 나타난다. 국어에서 학교 내 분산의 비중은 81.8% 정도이다. 국제적인 관점에서 우리나라 고등학생의 성적에서 발견되는 이 정도의 학교 내 분산 비중은 상당히 높은 편이라고 할 수 있다.

〈표 3〉에는 ‘The Third International Mathematics and Science Study (TIMSS), 1995’ 자료를 이용하여 수학 성적에 대해 구한 학교 내 분산의 비중이 각국별로 제시되어 있다(Kang 2007에서 재인용). ‘TIMSS 1995’에서는 만 13세 학생들을 대상으로 성적을 측정했으며, 우리나라 기준으로 이 학생들은 중학교 1학년 또는 2학년에 해당한다. 이미 잘 알려진 바와 같이, 1995년 현재 중학교 1~2학년에 대하여 한국과 일본에서는 평준화 제도를 택하고 있다. 반면, 싱가포르, 홍콩, 독일 등의 국가에서는 동일 학년에 대하여 비평준화 제도를 택하고 있다. 이러한 사실을 반영하여, 한국과 일본의 학교 내 분산은 각각 95.4%와 88.8%로 상당히 높고, 싱가포르, 홍콩, 독일의 학교 내 분산은 각각 65.8%, 57.3%, 52.0%로서 상대적으로 낮다. 이러한 패턴은 학교 내 분산이 아닌 학급을 비교 단위로 하는 학급 내 분산의 비중을 살펴보다더라도 유사하다.

현 연구의 대상인 고등학교 3학년생과 중학교 1·2학년생 간에 이질성이 존재한다는 점을 고려하더라도 현재 표본에서 구한 우리나라 고등학생 성적의 학교 내 분산 비중은 상당히 높다고 판단할 수 있다. 이는 비교 단위를 학교가 아닌 학급으로 설정하고 전체 분산에서 학급 내 분산의 비중을 비교하는 경우에도 비슷하게 나타난다. 결국 우

〈표 3〉 TIMSS 1995의 수학 점수에 대한 분산분해

	학교 내 분산 비중	학급 내 분산 비중
한국	0.954	0.954
일본	0.888	0.888
태국	0.699	0.664
싱가포르	0.658	0.559
홍콩	0.573	0.535
덴마크	0.915	0.898
영국	0.753	0.750
스위스	0.606	0.593
네덜란드	0.592	0.538
독일	0.520	0.531
미국	0.690	0.525

주: Kang(2007)의 Table 3에서 재인용.

리나라에서 (대체로 1992년에 입학해서) 1995년에 고등학교를 마친 학생들에게는 학교 배정시와 학교 내에서 학급 배정시에 평준화 제도가 잘 적용되었다고 판단할 수 있다. 우리나라의 평준화 제도는 기본적으로 한 학생의 학급 및 학교 동료를 본인 또는 학부모의 선택이 아닌 외생적인 기제를 통하여 정하는 제도이기 때문에 동료 효과를 분석하는 연구에 대단히 좋은 자연실험(natural experiments) 기회를 제공해 준다. 이하의 분석에서는 우리나라의 평준화 제도를 활용하여 동료 효과의 크기와 방향을 추정하고 그것이 학생들의 학교 및 학급 배정에 대하여 가지는 함의들을 검토한다.

IV. 실증분석 결과

본 절에서는 앞에서 설명된 통계분석 방법인 OLS법과 분위 회귀분석법을 이용하여 추정된 동료 효과의 크기와 그 구조를 살펴본다. 먼저, 동료집단의 특성이 평균적인 성적의 학생에게 미치는 영향을 전 과목 총점 및 과목별 점수로 나누어 살펴보고, 다음 절에서 동료의 특성이 상이한 성적의 학생에 미치는 상이한 효과에 대하여 설명한다.

1. 동료집단의 평균 효과

<표 4>에는 전 과목 총점의 Z-점수를 종속변수로 이용하는 식 (1)에 대한 OLS 및 분위 회귀법의 추정 결과가 보고되어 있다. <표 5>에는 국어, 영어, 수학, 과학 개별 과목의 Z-점수를 종속변수로 사용하는 OLS 및 분위 회귀법의 추정 결과가 보고되어 있다.

먼저, <표 4>의 (1)열에는 ' $\beta_1 = 0$ '을 가정하고 학교 고정 효과 τ_j 를 통제하지 않는 경우의 OLS 추정 결과, (2)열에는 ' $\beta_1 = 0$ '을 가정하면서 τ_j 를 통제하는 경우의 OLS 추정결과, 그리고 (3)열에는 특별한 가정을 부과하지 않은 식 (1)에 대한 OLS 추정 결과가 제시되어 있다. (1)열과 (2)열의 결과를 비교해 보면, τ_j 가 통제되지 않은 통계 모형에서는 동료 효과의 크기가 τ_j 가 통제된 경우보다 크게 추정된다(0.934 대 0.755). 이는 앞서 설명된 바와 같이 학생들의 학교 간 동류군집 현상 때문에 τ_j 가 통제되지 않으면 동료 효과의 크기가 과대추정되는 현상을 보여준다. τ_j 가 통제되는 경우 $\hat{\gamma}_1 = 0.755$ 로서, 이는 동료집단의 평균 성적이 1 SD(표준편차)만큼 오를 때 본인의 성적은 평균 0.755 SD 만큼 상승하는 것을 보여준다. 앞 절에서 전 과목 총점에 대한 Z-점수를 구하면서 계산된 전 과목 총원점수의 표준편차가 310.8임을 감안할 때, 위의 추정치는 동료 집단의 평균 점수가 31.08점 증가하면 본인의 성적이 약 23.4점 정도 상승함을 의미한다. 우리에게 익숙한 0~100점 기준으로 이를 해석하면, 동료집단의 평균 점수가 10점 오를 때 본인의 성적은 약 7.55점 정도 상승하는 것으로 해석된다. (3)열의 결과도 이와 유사하여, 동료집단의 평균 성적이 1 SD만큼 오를 때 본인의 성적은 0.732 SD만큼 상승하는 것으로 나타난다.⁵⁾

<표 4>의 (3)열로부터 동료 성적의 표준편차에 대한 추정 결과는 $\hat{\gamma}_2 = 0.344$ 로서, 동료집단 성적(Z-점수)의 표준편차가 1 SD만큼 상승할 때 본인의 성적은 약 0.344 SD 정도 증가한다. 동료 효과에 대한 기존의 연구에서는 흔히 ' $\gamma_2 > 0$ '을 동료집단이 동질적

5) 이 정도 크기의 동료 효과는 TIMSS 1995의 수학 성적 자료를 이용하여 우리나라 중학교 1~2학년 학생들에 대하여 구한 Kang(2007, Table 4)의 동료 효과 추정치인 0.258 SD의 약 3배에 가까운 수치이다. Kang(2007)의 결과와 비교하기 위하여, <표 4>에서 수학 성적에 대한 추정치 $\hat{\gamma}_1 = 0.537$ 를 이용하여도 본고의 수능 성적 자료에서 나타나는 동료 효과의 크기는 중학교 1~2학년 학생들의 동료 효과 크기를 2배 정도 상회한다. 안타깝게도, 현재 주어진 자료만으로는 이러한 차이가 무슨 이유로 발생하는지 명확하게 알기 힘들다. 그 이유를 밝히기 위해서는 추가적인 연구가 필요하다고 생각된다.

〈표 4〉 동료 효과 회귀분석: 종속변수는 전 과목 총점에 대한 Z-점수(서울 지역)

	OLS			Quantiles				
	(1)	(2)	(3)	0.1 (4)	0.25 (5)	0.5 (6)	0.75 (7)	0.9 (8)
동료변수								
점수평균	0.934** (0.005)	0.755** (0.017)	0.732** (0.020)	0.574** (0.019)	0.677** (0.014)	0.804** (0.016)	0.849** (0.014)	0.816** (0.015)
점수 표준 편차	0.084** (0.015)	0.329** (0.031)	0.344** (0.032)	0.340** (0.055)	0.452** (0.043)	0.399** (0.049)	0.367** (0.046)	0.211** (0.053)
남학생 비율	-0.020** (0.003)	-0.051** (0.008)	-0.435** (0.078)	-0.577** (0.054)	-0.463** (0.040)	-0.313** (0.044)	-0.214** (0.042)	-0.126* (0.050)
개인변수								
남학생	-	-	0.366** (0.079)	0.328** (0.050)	0.292** (0.037)	0.238** (0.040)	0.247** (0.038)	0.251** (0.045)
자연계	-	-	0.047** (0.006)	0.058** (0.010)	0.052** (0.008)	0.040** (0.009)	0.035** (0.009)	0.042** (0.010)
학교변수								
학급학생 수/10	0.005* (0.002)	-0.004 (0.006)	-0.026** (0.007)	-0.055** (0.013)	-0.051** (0.011)	-0.026* (0.012)	-0.007 (0.011)	0.019 (0.013)
전교생수 /1000	0.021** (0.007)	0.545** (0.055)	0.670** (0.069)	-0.491 (0.318)	-0.352 (0.248)	-0.019 (0.281)	0.525 (0.267)	0.753* (0.311)
상수항	-0.050** (0.013)	-0.410** (0.036)	-0.394** (0.036)	-0.432* (0.195)	-0.205 (0.152)	-0.062 (0.171)	0.076 (0.163)	0.317** (0.189)
학교 고정 효과	통제안됨	통제됨	통제됨	통제됨	통제됨	통제됨	통제됨	통제됨
R-square	0.259	0.262	0.263	-	-	-	-	-
관측치수	76,656	76,656	76,656	76,656	76,656	76,656	76,656	76,656

주: 괄호 안에는 추정치의 표준오차가 표시됨. * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$.

인 비평준화 학급에 비하여 이질적인 평준화 학급에서 학생의 평균 성적이 높다는 방식으로 해석하여 왔다. 반대로, ' $\gamma_2 < 0$ '은 흔히 비평준화 학급이 평준화 학급에 비하여 성적 향상에 도움이 된다고 해석하여 왔다. 그러나 Kang(2007)의 연구에 의하면, γ_2 의 방향과 평준화·비평준화 학급의 효율성을 직접적으로 연결시키는 데에는 문제가 있다. 왜냐하면, 주어진 일정 수의 학생들을 평준화 학급과 비평준화 학급(우열반)으로 구분할 때에는, 두 종류의 학급 간에 동료집단 수준의 이질성(즉 분산과 표준편차)뿐만 아니라 동료집단의 평균 수준 또한 변화하기 때문이다.

이를 명확히 살펴보기 위하여 100명의 학생들을 두 개의 학급으로 나누는 예를 생각

해 보자. 여기에서 우리는 학급 편성 이전에 개별 학생의 수준 또는 질을 판정할 수 있는 성적 또는 수치가 주어져 있다고 가정하자. 이러한 가정하에서, 평준화 방식은 학생의 수준과 관계없이 무작위로 50명을 두 학급으로 편성하는 학급 편성 방식이다. 반면에 비평준화 방식은 동일한 100명의 학생을 학생의 수준에 따라 우반과 열반의 두 학급으로 편성하는 방식이다. 평준화 제도하에서는 한 학급 내 동료집단의 수준은 중간 정도의 평균과 높은 이질성을 보일 것이다. 반면에, 비평준화 제도하에서는 우반과 열반의 동료집단의 구성이 서로 간에 상이하다. 우반과 열반 공통적으로 동료집단의 질은 상당히 동질적일 것이다. 그러나 우반의 동료집단은 평균적인 수준이 높은 반면, 열반의 동료집단은 그 평균이 낮다.

여기서 평준화 대 비평준화의 상대적인 학습 효율성을 판단하기 위하여, 임의의 한 학생을 평준화 학급에서 비평준화 학급으로 외생적으로 옮기는 경우를 생각해 보자. 이 학생이 평준화 학급에 있는 경우 동료집단 수준은 중간 정도의 평균과 높은 이질성을 보인다. 그런데 이 학생을 비평준화 학급의 우반에 배치하는 경우, 그의 동료집단 수준의 평균($\overline{y_{-i}}$)은 상승하고 표준편차로 표현되는 이질성($\widetilde{y_{-i}}$)은 감소한다. 만약 본 연구의 실증 결과에서와 같이 ' $\gamma_1 > 0$ '와 ' $\gamma_2 > 0$ '이 성립하는 경우 평준화 학급에서 우반으로 이동할 때 이 학생의 최종 성적이 증가할지 감소할지는 선형적으로 알 수 없다. 왜냐하면, 다른 조건이 일정할 때 한 학생을 평준화 학급에서 비평준화 학급으로 재배치할 때 발생할 성적 변화는 $\Delta y_i = \gamma_1 \Delta \overline{y_{-i}} + \gamma_2 \Delta \widetilde{y_{-i}}$ 이고, 이것은 γ_1 , γ_2 , $\Delta \overline{y_{-i}}$ 및 $\Delta \widetilde{y_{-i}}$ 의 상대적인 크기에 의해 최종적으로 결정되기 때문이다. 한 학생이 평준화 학급에서 비평준화 우반에 배치되면 동료의 평균 수준($\overline{y_{-i}}$)이 상승하여 본인의 성적도 상승하지만, 이질성($\widetilde{y_{-i}}$)이 하락함에 따라 본인의 성적도 하락하여 최종 성적은 동료 수준의 평균 및 표준편차의 상대적인 변화량에 따라 달라지게 된다. 반면에, ' $\gamma_1 > 0$ '와 ' $\gamma_2 < 0$ '이 성립하는 경우에 이 학생의 최종 성적은 평준화반에서보다는 비평준화 우반에서 확실하게 높다. 반대로, 이 학생이 비평준화 학급의 열반에 배치되는 경우에는 ' $\gamma_1 > 0$ '와 ' $\gamma_2 > 0$ '이 성립할 때 학생의 성적이 확실히 감소한다. 그러나 ' $\gamma_1 > 0$ '와 ' $\gamma_2 < 0$ '이 성립하는 경우에는 학생의 최종 성적의 변화 방향은 동료 수준의 평균 및 표준편차의 상대적인 변화량에 따라 달라진다.

종합하면, 동료 효과에 대한 통상적인 해석과는 달리, γ_2 의 방향은 평준화·비평준화

학급의 상대적인 학습 효율성을 직접적으로 내포하지는 않는다. γ_2 는 단지 동료집단 수준의 평균이 일정한 상태에서 이질성이 증가하는 경우 학생의 성적에 어떠한 변화가 발생하는지를 보여줄 뿐이다. 평준화 학급과 비평준화 학급 간에는 동료 수준의 평균과 표준편차가 상이하기 때문이 한 학생이 어떤 학급 편성 제도의 적용을 받을 때 성적이 우수할지에 대해서는 γ_2 의 방향만을 통해서만 확정적으로 알기 어렵다.

<표 5>에 제시된 개별 과목 성적에 대한 동료 효과 추정 결과를 살펴보면, <표 3>에 서와 유사하게 학교 고정 효과 τ_j 가 통제되지 않은 통계 모형에서는 동료 효과의 크기가 τ_j 가 통제된 경우보다 크게 나타난다. 학교 고정 효과가 통제될 때, 국어의 경우에는 0.946에서 0.813으로, 영어의 경우에는 0.935에서 0.746으로, 수학의 경우에는 0.940에서 0.830으로, 과학의 경우에는 0.894에서 0.634로 각각 감소한다. 각 과목의 마지막 열에 보고된 $\hat{\gamma}_1$ 과 $\hat{\gamma}_2$ 값을 토대로 동료 성적의 평균과 표준편차가 개별 학생의 평균 성적에 미치는 영향을 살펴볼 수 있다. 국어의 경우에 $\hat{\gamma}_1=0.808$, $\hat{\gamma}_2=0.418$ 이고, 영어의 경우에 $\hat{\gamma}_1=0.738$, $\hat{\gamma}_2=0.546$ 으로서, 두 언어 영역 과목에서는 동료 성적의 평균과 표준편차의 영향이 상대적으로 유사하게 나타난다. 한편 논리 영역 과목인 수학과 과학에서는 동료 성적의 영향이 언어 영역에서보다는 약한 것으로 나타난다. 수학의 경우에 $\hat{\gamma}_1=0.537$, $\hat{\gamma}_2=0.083$ 이고, 과학의 경우에 $\hat{\gamma}_1=0.635$, $\hat{\gamma}_2=0.171$ 로 나타나, 동료 효과는 수학 과목에서 가장 약하게 나타나고 있다.

2. 동료집단이 성적 분포에 미치는 효과

<표 4>의 (1)~(3)열 및 <표 5>는 OLS 추정법을 이용한 분석 결과로서, 동료집단 성적의 평균과 표준편차가 평균적인 학생의 성적에 미치는 효과를 보여주고 있다. 그러나 앞서 제시된 바와 같이, 우리는 동료집단이 평균적인 학생에 미치는 영향뿐만 아니라 성적이 우수한 학생과 뒤처지는 학생에 미치는 상이한 효과에 관심이 있을 수 있다. 이를 통하여 우리는 동료 효과의 구조에 관하여 보다 풍부한 내용을 파악할 수 있을 것이기 때문이다. 동료집단의 성적이 성적 분포상에서 상이한 위치에 있는 학생들에 미치는 이질적(heterogeneous)인 영향을 추정하기 위하여 우리는 여기에서 분위 회귀분석법(quantile regression methods)을 이용한다.

<표 4>의 (4)~(8)열에는 전 과목 총점 Z-점수 분포상의 0.1, 0.25, 0.5, 0.75 및 0.9

〈표 5〉 동료 효과 OLS 회귀분석: 종속변수는 과목별 점수에 대한 Z-점수(서울 지역)

	국어			영어		
동료변수						
점수 평균	0.946** (0.004)	0.813** (0.021)	0.808** (0.021)	0.935** (0.004)	0.746** (0.018)	0.738** (0.018)
점수 표준편차	0.217** (0.017)	0.400** (0.028)	0.418** (0.029)	0.127** (0.016)	0.517** (0.035)	0.546** (0.034)
남학생 비율	-0.039** (0.003)	-0.074** (0.008)	-0.317** (0.078)	-0.026** (0.003)	-0.076** (0.009)	-0.363** (0.085)
개인변수						
남학생			0.231** (0.078)			0.273** (0.086)
자연계			0.025** (0.005)			0.032** (0.006)
학교변수						
학급학생수/10	0.001 (0.003)	-0.013* (0.006)	-0.025** (0.007)	0.005 (0.003)	-0.009 (0.007)	-0.024** (0.008)
전교생수/1000	0.016* (0.008)	0.652** (0.064)	0.705** (0.067)	0.024** (0.007)	0.357** (0.059)	0.403** (0.061)
상수항	-0.110** (0.018)	-0.467** (0.034)	-0.456** (0.033)	-0.082** (0.016)	-0.409** (0.037)	-0.391** (0.037)
학교 고정효과	통제안됨	통제됨	통제됨	통제안됨	통제됨	통제됨
	수학			과학		
동료변수						
점수 평균	0.940** (0.004)	0.830** (0.009)	0.537** (0.029)	0.894** (0.007)	0.634** (0.029)	0.635** (0.029)
점수 표준편차	-0.058** (0.012)	-0.143** (0.027)	0.083* (0.037)	0.053** (0.017)	0.172** (0.028)	0.171** (0.029)
남학생 비율	0.017** (0.002)	0.063** (0.009)	-0.393** (0.052)	-0.016** (0.003)	-0.007 (0.009)	-0.449** (0.070)
개인변수						
남학생			0.392** (0.052)			0.444** (0.070)
자연계			0.281** (0.019)			-0.001 (0.006)
학교변수						
학급학생수/10	0.018** (0.003)	0.042** (0.007)	-0.026* (0.011)	0.003 (0.003)	-0.024** (0.008)	-0.024* (0.009)
전교생수/1000	0.025** (0.009)	0.392** (0.033)	1.025** (0.087)	0.039** (0.010)	0.853** (0.075)	0.849** (0.077)
상수항	-0.024 (0.015)	-0.291** (0.033)	-0.549** (0.053)	-0.028* (0.015)	-0.415** (0.042)	-0.417** (0.045)
학교 고정효과	통제안됨	통제됨	통제됨	통제안됨	통제됨	통제됨

주: 관측치 수는 공히 76,656명. 괄호 안에는 추정치의 표준오차가 표시됨. * p < 0.05; ** p < 0.01.

quantile에 대한 분위 회귀계수 추정치 $\hat{\beta}_2$ 들이 제시되어 있다. 여기에서는 모든 추정식에서 학교 고정 효과를 통제하여 누락변수로 인한 편의의 가능성을 최소화하였다. 먼저, 동료집단 평균의 추정치 $\hat{\gamma}_1$ 을 살펴보면, 동료집단의 평균 점수가 1 SD만큼 증가할 때 y_i 성적 분포상의 0.1 및 0.25 quantile은 각각 0.574 SD와 0.677 SD만큼 상승한다. y_i 성적 분포상의 0.5, 0.75 및 0.9 quantile에 미치는 영향은 이보다 약간 커서, 동료집단의 평균 점수가 1 SD만큼 증가할 때 0.5, 0.75 및 0.9 quantile은 각각 0.804 SD, 0.849 SD 및 0.816 SD만큼씩 상승한다. 즉 동료집단의 평균적인 수준은 성적 분포상 0.1 및 0.25 quantile에 위치하는 하위권 학생들에게보다는 0.5 quantile 이상의 중상위권 학생들에게 보다 큰 긍정적인 영향을 미친다. 그리고 이 결과는 통계적으로 유의하다. 이에 비하여 동료집단의 이질성(표준편차)은 0.9 quantile을 제외하면 각 quantile에 대체로 비슷한 수준의 영향을 미쳐서, 동료집단 성적(Z-점수)의 표준편차가 1 SD 증가할 때 0.1, 0.25, 0.5 및 0.75 quantile은 각각 0.340 SD, 0.452 SD, 0.399 SD 및 0.367 SD만큼 상승한다. 0.9 quantile의 상승분은 약 0.211 SD 정도로서 약간 낮은 편이다.

<표 4>의 분위 회귀분석 결과로부터 우리는 성적이 상이한 학생들이 평준화 학급에서 비평준화 학급(우반 또는 열반)으로 배치될 때 나타날 성적의 변화를 예측해 볼 수 있다. 앞에서 설명한 바와 같이, 다른 조건이 일정할 때 한 학생을 평준화 학급에서 비평준화 학급으로 재배치할 때 성적은 ' $\Delta y_i = \gamma_1 \Delta \overline{y_{-i}} + \gamma_2 \Delta \widetilde{y_{-i}}$ '만큼 변화한다. 성적 분포상 0.1 및 0.25 quantile에 위치한 하위권 학생들은 평준화 학급에서 비평준화 학급인 열반으로 배치될 때 성적이 하락할 가능성이 높다. 왜냐하면 ' $\gamma_1 > 0$ '과 ' $\gamma_2 > 0$ '일 때 이와 같은 학급 재배치는 $\overline{y_{-i}}$ 와 $\widetilde{y_{-i}}$ 를 동시에 감소시켜 최종적으로 y_i 를 하락시킬 것이기 때문이다. 동일한 현상이 0.5 quantile의 중위권 학생이 비평준화 열반으로 재배치되는 경우에도 적용된다. 그러나 0.5 quantile의 중위권 학생이 비평준화 우반으로 배치되는 경우에는 최종적인 성적 변화의 방향이 확정되지 않는다. 왜냐하면, 이와 같은 학급 재배치에서는 $\overline{y_{-i}}$ 이 상승하는 반면, $\widetilde{y_{-i}}$ 은 하락하기 때문이다. 마찬가지로, 0.75 및 0.9 quantile에 위치한 상위권 학생들의 성적도 평준화반에서 비평준화 우반으로 재배치될 때 어느 방향으로 변화할지 확정되지 않는다. 성적 변화의 최종적인 크기는 상승하는 동료의 평균적인 수준($\overline{y_{-i}}$)과 감소하는 동료집단의 이질성($\widetilde{y_{-i}}$)의 상대적인 변화분에 따라 달라지기 때문이다.

<표 6>에는 국어, 영어, 수학, 과학 각 과목별로 추정된 분위 회귀분석 결과가 제시

<표 6> 동료 효과 Quantile 회귀분석: 종속변수는 과목별 Z-점수(서울 지역)

	평균 효과	Quantiles				
		0.1	0.25	0.5	0.75	0.9
전 과목 총점						
동료점수	0.732**	0.574**	0.677**	0.804**	0.849**	0.816**
평균	(0.020)	(0.019)	(0.014)	(0.016)	(0.014)	(0.015)
동료점수	0.344**	0.340**	0.452**	0.399**	0.367**	0.211**
표준편차	(0.032)	(0.055)	(0.043)	(0.049)	(0.046)	(0.053)
남학생 비율	-0.435**	-0.577**	-0.463**	-0.313**	-0.214**	-0.126*
	(0.078)	(0.054)	(0.040)	(0.044)	(0.042)	(0.050)
국 어						
동료점수	0.808**	0.823**	0.895**	0.852**	0.750**	0.596**
평균	(0.021)	(0.025)	(0.017)	(0.012)	(0.006)	(0.010)
동료점수	0.418**	0.483**	0.494**	0.416**	0.380**	0.269**
표준편차	(0.029)	(0.069)	(0.045)	(0.034)	(0.020)	(0.035)
남학생 비율	-0.317**	-0.483**	-0.276**	-0.152**	-0.072**	-0.018
	(0.078)	(0.067)	(0.043)	(0.032)	(0.018)	(0.033)
영 어						
동료점수	0.738**	0.540**	0.730**	0.883**	0.836**	0.656**
평균	(0.018)	(0.019)	(0.016)	(0.011)	(0.008)	(0.005)
동료점수	0.546**	0.230**	0.309**	0.564**	0.731**	0.582**
표준편차	(0.034)	(0.053)	(0.047)	(0.034)	(0.025)	(0.017)
남학생 비율	-0.363**	-0.392**	-0.320**	-0.140**	-0.024	-0.003
	(0.085)	(0.058)	(0.048)	(0.033)	(0.024)	(0.017)
수 학						
동료점수	0.537**	0.348**	0.466**	0.568**	0.739**	0.726**
평균	(0.029)	(0.009)	(0.005)	(0.005)	(0.012)	(0.024)
동료점수	0.083*	0.121**	0.094**	0.148**	0.107**	-0.019
표준편차	(0.037)	(0.018)	(0.009)	(0.010)	(0.025)	(0.052)
남학생 비율	-0.393**	-0.389**	-0.430**	-0.451**	-0.345**	-0.157**
	(0.052)	(0.020)	(0.010)	(0.011)	(0.028)	(0.061)
과 학						
동료점수	0.635**	0.485**	0.564**	0.700**	0.790**	0.725**
평균	(0.029)	(0.023)	(0.017)	(0.015)	(0.016)	(0.023)
동료점수	0.171**	0.317**	0.310**	0.215**	0.149**	0.011
표준편차	(0.029)	(0.052)	(0.039)	(0.037)	(0.043)	(0.069)
남학생 비율	-0.449**	-0.565**	-0.477**	-0.451**	-0.294**	-0.311**
	(0.070)	(0.057)	(0.041)	(0.038)	(0.045)	(0.071)

주: 관측치 수는 공히 76,656명. 괄호 안에는 추정치의 표준오차가 표시됨. * p < 0.05; ** p < 0.01.

되어 있다. 모든 과목의 주요 quantile에 대하여 대체로 ' $\gamma_1 > 0$ '과 ' $\gamma_2 > 0$ '이 성립한다. 오직 수학과 과학 과목의 0.9 quantile에서만 ' $\gamma_2 = 0$ '의 가설을 기각하지 못한다. 각 과목별 Z-점수를 기준으로 동료 효과의 구조를 살펴보면, 전 과목 총점(Z-점수)을 기준으로 한 경우와는 구별되는 점이 몇 가지 관찰된다.

첫째, 국어에서는 전 과목 총점을 기준으로 한 경우와 다르게, 동료집단의 평균 수준이 0.75 및 0.9 quantile의 상위권 학생들에게보다 0.1, 0.25 및 0.5 quantile의 중하위권 학생들에게 더 큰 긍정적인 영향을 미친다. 동료집단의 평균 점수가 1 SD만큼 증가할 때 0.1, 0.25 및 0.5 quantile은 각각 0.823 SD, 0.895 SD, 0.852 SD만큼 상승하는 반면, 0.75 및 0.9 quantile의 상승분은 각각 0.750 SD, 0.596 SD 정도에 불과하다. 동료집단의 이질성 또한 0.75 및 0.9 quantile의 상위권 학생들보다는 0.1, 0.25 및 0.5 quantile의 중하위권 학생들에게보다 큰 양(+)의 영향을 미친다.

둘째, 영어에서는 동료집단의 평균 수준이 다른 quantile의 학생들에게보다도 0.5 및 0.75 quantile에 위치하는 중상위권 학생들에게 더 강한 긍정적인 영향을 미친다. 동료집단의 이질성 또한 0.5, 0.75 및 0.9 quantile의 중상위권 학생들에 미치는 영향이 0.1, 0.25 quantile의 하위권 학생들의 경우보다 크게 나타난다.

셋째, 국어나 영어와 같은 언어 과목의 성적에서 나타나는 동료 효과의 구조와는 다르게, 수학과 과학 같은 논리 과목에서는 전 과목 총점을 사용한 경우와 유사한 동료 효과의 구조가 발견된다. 수학과 과학의 경우 공히, 동료집단의 평균적인 수준은 0.1 및 0.25 quantile의 하위권 학생들에게보다는 0.5 quantile 이상의 중상위권 학생들에게 더 강한 긍정적인 영향을 미친다. 그러나 동료집단 이질성의 영향은 수학과 과학 간에 약간의 차이가 있다. 수학의 경우에는 동료집단 이질성이 0.9 quantile을 제외하면 각 quantile에 대체로 비슷한 수준의 양(+)의 영향을 미친다. 반면에, 과학의 경우에는 그 영향이 0.1 및 0.25 quantile의 하위권 학생들에게 크게 나타나고, 높은 quantile일수록 그 영향이 감소하여 0.9 quantile에서는 유의하지 않게 나타난다.

3. 상위권 동료와 하위권 동료의 상이한 효과

<표 7>에는 P_i 로서 학급 동료집단에서 전국 성적 하위 25%의 하위권 동료들과 상위 25%의 상위권 동료들이 차지하는 비율을 사용한 경우의 분석 결과가 제시되어 있다.

〈표 7〉 동료분포 Quantile 회귀분석: 종속변수는 과목별 Z-점수(서울 지역)

	평균효과	Quantiles				
		0.1	0.25	0.5	0.75	0.9
전 과목 총점						
0.25pt 이하의 비중	-1.892** (0.053)	-1.190** (0.065)	-1.569** (0.048)	-1.946** (0.048)	-2.229** (0.055)	-2.321** (0.057)
0.75pt 이상의 비중	0.315** (0.057)	0.605** (0.065)	0.495** (0.049)	0.391** (0.049)	0.268** (0.059)	0.232** (0.063)
남학생 비율	-0.363** (0.080)	-0.493** (0.062)	-0.368** (0.044)	-0.232** (0.043)	-0.158** (0.051)	-0.100* (0.056)
국 어						
0.25pt 이하의 비중	-1.821** (0.051)	-1.606** (0.080)	-1.914** (0.052)	-1.992** (0.034)	-1.820** (0.032)	-1.587** (0.029)
0.75pt 이상의 비중	0.321** (0.039)	0.606** (0.073)	0.474** (0.049)	0.305** (0.032)	0.183** (0.032)	0.078* (0.031)
남학생 비율	-0.285** (0.079)	-0.420** (0.070)	-0.246** (0.045)	-0.123** (0.029)	-0.048 (0.029)	-0.021 (0.028)
영 어						
0.25pt 이하의 비중	-1.923** (0.053)	-0.948** (0.063)	-1.499** (0.052)	-2.162** (0.039)	-2.384** (0.016)	-1.990** (0.010)
0.75pt 이상의 비중	0.361** (0.055)	0.709** (0.061)	0.730** (0.050)	0.511** (0.038)	0.218** (0.016)	0.116** (0.011)
남학생 비율	-0.327** (0.087)	-0.389** (0.058)	-0.306** (0.046)	-0.128** (0.033)	-0.006 (0.014)	0.037** (0.009)
수 학						
0.25pt 이하의 비중	-1.028** (0.069)	-0.364** (0.038)	-0.545** (0.015)	-0.943** (0.010)	-1.492** (0.039)	-1.653** (0.103)
0.75pt 이상의 비중	0.650** (0.070)	0.651** (0.031)	0.760** (0.012)	0.761** (0.008)	0.780** (0.031)	0.838** (0.084)
남학생 비율	-0.350** (0.053)	-0.323** (0.026)	-0.434** (0.010)	-0.397** (0.007)	-0.304** (0.028)	-0.162* (0.077)
과 학						
0.25pt 이하의 비중	-1.602** (0.059)	-1.103** (0.063)	-1.359** (0.054)	-1.668** (0.045)	-1.964** (0.054)	-2.019** (0.068)
0.75pt 이상의 비중	0.281** (0.053)	0.378** (0.063)	0.330** (0.055)	0.338** (0.046)	0.278** (0.057)	0.251** (0.077)
남학생 비율	-0.377** (0.072)	-0.474** (0.055)	-0.411** (0.046)	-0.372** (0.039)	-0.227** (0.048)	-0.235** (0.064)

주: 관측치 수는 공히 76,656명. 괄호 안에는 추정치의 표준오차가 표시됨. * p < 0.05; ** p < 0.01.

표의 두 번째 열에는 OLS에 의해 추정된 평균 효과가 제시되어 있고, 세 번째 열부터는 분위 회귀분석에 의해 추정된 quantile 효과들이 보고되어 있다.

먼저 전 과목 총점을 기준으로 학급 내 상위권과 하위권 동료들의 영향을 살펴보면, 하위권 동료들이 평균적인 학생에게 미치는 부정적인 영향이 상위권 동료들의 긍정적인 영향을 압도한다. 학생의 개인 특성과 상위 25%의 상위권 동료들의 학급 내 비중을 일정하게 유지한 상태에서, 하위 25%의 하위권 동료들의 비중이 10%포인트 증가하면 평균적인 학생의 성적은 약 0.189 SD만큼 하락한다.⁶⁾ 반면에, 동일한 방식으로 상위 25%의 상위권 동료들의 비중이 10%포인트 증가하면 평균적인 학생의 성적 상승폭은 약 0.032 SD에 불과하다. 하위권 동료들의 부정적인 영향이 상위권 동료들의 긍정적인 영향보다 6배 이상 강하게 나타난다.

분위 회귀분석 결과에 의하면, 상위권 동료들과 하위권 동료들의 상대적 영향은 학생 본인의 성적 분포상의 위치에 따라 다르게 나타난다. 하위권 동료들이 미치는 부정적인 영향은 영향 받는 학생의 성적 분포상의 위치가 상승할수록(즉 성적이 우수한 학생일수록) 강하게 나타난다. 하위 25%의 하위권 동료들의 비중이 10%포인트 증가하는 경우, 성적 분포상의 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9 quantile은 각각 0.119 SD, 0.157 SD, 0.195 SD, 0.223 SD, 0.232 SD만큼씩 하락하여, quantile이 올라갈수록 하락폭이 증가한다. 이와는 반대로, 상위권 동료들이 미치는 긍정적인 영향은 영향 받는 학생의 성적 분포상의 위치가 상승할수록 약하게 나타난다. 상위 25%의 상위권 동료들의 비중이 10%포인트 증가하는 경우, 성적 분포상의 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9 quantile은 각각 0.061 SD, 0.050 SD, 0.039 SD, 0.027 SD, 0.023 SD만큼씩 상승하여, quantile이 올라갈수록 상승폭이 감소한다. 결국 모든 quantile에서 하위권 동료의 부정적인 영향이 상위권 학생의 긍정적인 영향을 압도하고, 부정적인 영향의 상대적인 크기는 영향 받는 학생의 성적 분포상의 위치가 상승할수록 강하게 나타난다. 위의 결과들로부터 도출된 동료 효과의 구조를 간단히 요약하면, 모든 학생들에게 공통적으로 학급 내에서 상위권 동료들의 긍정적인 역할보다는 하위권 동료들의 부정적인 역할이 상대적으로 큰 영향을 미친다. 그리고 하위권 동료의 부정적인 영향에서 상위권 동료의 긍정적인 영향을 차감한 하위권 동료의 순효과(net effects)는 영향 받는 학생이 성적 분포상의 위치가 높을수록 강하게 나타난다. 즉 성적이 우수한 학생일수록 하위권 동료의 부정적인 영향이 더욱 강하게 나타

6) 상위 25%의 상위권 동료들의 학급 내 비중이 일정한 채 하위 25% 동료들의 비중이 10%포인트 상승하면 자동적으로 중위권 동료들(25~75 percentile)의 비중은 10%포인트만큼 감소한다.

난다.

전 과목 총점이 아닌 각 과목별로 하위권 동료와 상위권 동료의 상대적인 영향을 비교하여도 위에서 발견된 바와 비슷한 결과가 나타난다. 국어를 제외하고 영어, 수학 및 과학 과목 모두에서 하위권 동료들이 미치는 부정적인 영향은 영향 받는 학생의 성적 분포상의 위치가 상승할수록 강하게 나타난다. 그리고 수학을 제외한 국어, 영어, 과학 과목에서 상위권 동료들이 미치는 긍정적인 영향은 영향 받는 학생의 성적 분포상의 위치가 상승할수록 약하게 나타난다. 결국, 모든 과목의 모든 quantile에서 하위권 동료의 부정적인 영향이 상위권 동료의 긍정적인 영향을 압도한다. 아울러, 국어를 제외한 영어, 수학, 과학 과목에서 (하위권 동료의 부정적인 영향—상위권 동료의 긍정적인 영향)으로 표시되는 하위권 동료의 순효과(net effects)는 영향 받는 학생이 성적 분포상의 위치가 높을수록 강하게 나타난다. 즉 성적이 우수한 학생일수록 하위권 동료의 부정적인 영향이 더욱 강하게 나타난다.

학급 내 하위권 동료들이 미치는 부정적인 영향은 학급·학교 편성에 관한 평준화 대 비평준화 논쟁에 대하여 중요한 함의를 제공해 준다. 앞서 동료집단의 평균 수준과 이 질성을 이용한 결과에서 우리는 하위권 학생들이 평준화 학급에서 비평준화 열반으로 배치될 때 성적이 하락할 가능성이 높음을 확인하였다. 본 절의 결과도 이와 동일한 함의를 평준화 대 비평준화 논쟁에 제공해 준다. 일반적으로 하위권 동료들의 부정적인 영향이 상위권 동료들의 긍정적인 영향을 압도하기 때문에, 하위권 학생들은 평준화반에서 비평준화 열반에 배치될 때 성적이 오히려 하락할 가능성이 높다. 반대로, 상위권 학생들은 비평준화 우반에 배치될 때 하위권 동료들의 부정적인 영향을 벗어날 수 있기 때문이 성적이 오히려 상승할 가능성이 높다. 평준화에서 비평준화로 학생 배정 방식이 변화할 때 이익을 보는 상위권 학생들과 손해를 보는 하위권 학생들이 존재하기 때문에, 학교 및 학급 편성 방식에 관한 교육 제도 개편의 논의에서는 두 효과를 차감한 순효과(순이익 또는 순손해)를 일정한 방식으로 계산할 필요가 있다.

통상적으로 평준화 대 비평준화 논쟁에서 주로 사용되고 있는 지표는 학생들의 평균 점수이다. 우리나라에서 평준화 제도의 결과가 상향 평준화였는지 아니면 하향 평준화였는지를 구분하는 기준은 주로 평준화 제도와 비평준화 제도하에서 학생들 성적의 평균(또는 중간값, median)이라고 할 수 있다.⁷⁾ 평균값이 차이가 정책 판단의 기준으로

7) 기준이 성적의 최댓값(maximum)이라면 비평준화가 선호될 것이고, 기준이 최솟값(minimum)이라면 평준화가 선호될 가능성이 높다.

사용되는 경우에 우리는 어떤 교육 제도하에서 학생들의 성적 평균값이 높게 될지 선형적으로 예상하기 힘들다. 왜냐하면, 평준화 제도에서 비평준화 제도로 이행할 때 발생하는 하위권 학생들의 성적 하락분과 상위권 학생들의 성적 상승분을 정확하게 알아야만 최종적인 평균값의 변화를 알 수 있기 때문이다.

여기서 한 가지 더 유념해야 할 사항은 단순평균의 계산에서는 모든 학생들에게 동일한 $1/N$ 의 가중치가 부여된다는 사실이다. 이는 민주주의의 1인 1표 원칙하에서는 당연한 평균 계산 방식일 것이다. 그러나 사회가 발전하고 경제구조가 변화하여 중간 학생들의 평범한 숙련보다는 상위권 학생들의 혁신적인 아이디어가 중요하게 되면, 교육 제도의 개편 논의에서 모든 학생에 동일하게 부과되는 가중치도 변화할 필요가 있다. 상위권 학생들의 성적 상승분에 부과되는 가중치가 증가하면, 평균 점수 기준으로 평준화보다는 비평준화 제도가 우월한 것으로 판정될 수도 있다. 반대로, 하위권 학생들의 성적 하락분에 높은 가중치가 부여되면 비평준화보다는 평준화가 선호될 가능성이 높다. 결국 평준화 대 비평준화의 논쟁은 제도가 개편됨으로써 발생하는 하위권 학생들의 성적 하락분과 상위권 학생들의 성적 상승분에 어느 정도의 가중치를 부여할 것인가의 문제로 귀결된다고 할 수 있다. 이 부분에 대한 사회적 합의가 이루어져야 이 논쟁에 대하여 한층 발전된 결론에 도달할 수 있을 것이다.

V. 결 론

본 논문에서는 1995학년도 대학수학능력시험 성적 자료를 이용하여 학급 내 동료 효과의 구조를 분석하였다. 우리나라의 평준화 시스템하에서 한 학생의 급우들이 무작위로(randomly) 정해지는 자연실험적 상황을 동료 효과 연구의 실증분석에 활용하였다.

본 논문의 실증분석 결과로부터 학급 내 동료집단의 특성이 개별 학생의 평균 학업 성적에 유의한 영향을 미침을 확인하였다. 분위 회귀분석법을 이용하여 동료집단의 평균 수준과 이질성이 상위권·중위권·하위권 학생에게 미치는 상이한 영향을 추정한 결과, 본인의 성적이 상위권으로 올라갈수록 동료집단의 평균 수준이 미치는 영향이 점차 강해지는 반면, 동료집단의 이질성이 미치는 양(+)의 영향은 상위권·중위권·하위권 학생 모두에게 비슷한 정도로 나타남을 발견하였다.

학급 내에 상위권 동료와 하위권 동료의 비율을 이용하여 상위권 동료와 하위권 동료가 각각 개별 학생에게 미치는 영향을 추정하면, 평균적으로 하위권 동료의 부정적인 영향이 상위권 동료의 긍정적인 영향을 압도한다. 동료 효과의 이와 같은 구조로 인하여, 하위권 학생들은 평준화반에서 비평준화 열반(low-track)에 배치될 때 성적이 오히려 하락할 가능성이 높다. 반대로, 상위권 학생들은 비평준화 우반(high-track)에 배치될 때 하위권 동료들의 부정적인 영향을 벗어날 수 있어서 성적이 오히려 상승할 가능성이 높다.

평준화에서 비평준화로 학생 배정 방식이 변화할 때 이익을 보는 상위권 학생들과 손해를 보는 하위권 학생들이 존재하기 때문에, 학교 및 학급 편성 방식에 관한 교육 제도 개편 논의에서는 두 효과에 대한 순효과(순이익 또는 순손해)를 일정한 방식으로 계산할 필요가 있다. 결국 평준화 대 비평준화의 논쟁은 제도가 개편됨으로써 발생하는 하위권 학생들의 성적 하락분과 상위권 학생들의 성적 상승분에 어느 정도의 가중치를 부여할 것인가의 문제로 귀결된다. 이 부분에 대한 사회적 합의가 이루어져야 이 논쟁에 대하여 한층 발전된 결론에 도달할 수 있을 것이다. 어떠한 가중치 부여 방식이 사회의 단기적인 그리고 장기적인 총 후생(total welfare)을 극대화시킬 것인가라는 문제는 추후의 연구과제로 남겨둔다.

참고문헌

- Aaronson, D. "Using Sibling Data to Estimate the Impact of Neighborhoods on Children's Educational Outcomes." *Journal of Human Resources* 33(1988): 915-946.
- Angrist, J.D. and K. Lang. "Does School Integration Generate Peer Effects? Evidence from Boston's Metco Program." *American Economic Review* 94(2004): 1613-1634.
- Arcidiacono, P. and S. Nicholson. "Peer Effects in Medical School." *Journal of Public Economics* 89(2005): 327-350.
- Buchinsky, M. "Recent Advances in Quantile Regression Models: A practical guideline for empirical research." *Journal of Human Resources* 33(1) (1998): 88-126.

- Duflo, E., P. Dupas, and M. Kremer. "Peer Effects and the Impact of Tracking: Evidence from a randomized evaluation in Kenya." National Bureau of Economic Research (NBER) Working Paper No.14475, 2008.
- Epple, D. and R. Romano. "Peer Effects in Education: A survey of the theory and evidence," Unpublished manuscript (prepared for the Handbook of Social Economics).
- Evans, W.N., W.E. Oates, and R. M. Schwab. "Measuring Peer Group Effects: A study of teenage behavior." *Journal of Political Economy* 100(1992): 966-991.
- Gamoran, A. and R. Mare. "Secondary School Tracking and Educational Inequality: Compensation, reinforcement, or neutrality." *American Journal of Sociology* 94(5) (1989): 1146-1183.
- Glaeser, E.L., B. Sacerdote, and J., A. Scheinkman. "Crime and Social Interactions." *Quarterly Journal of Economics* 111(1996): 507-548.
- Gould, E.D., V. Lavy, and D. M. Paserman. "Sixty Years after the Magic Carpet Ride: The long-run effect of the early childhood environment on social and economic outcomes." NBER Working Paper No.14884, 2009.
- Hanushek, E.A., J.F. Kain, and J.M. Markman, S.G. Rivkin. "Does Peer Ability Affect Student Achievement?." *Journal of Applied Econometrics* 18(2003): 527-544.
- Henderson, V., P. Mieszkowski, and Y. Sauvageau. "Peer Group Effects and Educational Production Functions." *Journal of Public Economics* 10(1978): 97-106.
- Hoxby, C.M. "Peer Effects in the Classroom: Learning from gender and race variation." NBER Working Paper No.7867, 2000.
- Kang, C. "Classroom Peer Effects and Academic Achievement: Quasi-randomization evidence from South Korea." *Journal of Urban Economics* 61(3) (2007): 458-495.
- Kling, J. R., J.B. Liebman, and L.F. Katz. "Experimental Analysis of Neighborhood Effects." *Econometrica* 75(1) (2007): 83-119.
- Koenker, R. and K. F. Hallock. "Quantile Regression." *Journal of Economic Perspectives* 15(4) (2001): 143-156.
- Lou, Y., P. Abrami, J. Spence, C. Poulsen, B. Chambers, and S. d'Apollonia. "Within-class Grouping: A meta-analysis." *Review of Educational Research* 66(4) (1996):

423-458.

- Ludwig, J., G.J. Duncan, and P. Hirschfield. "Urban Poverty and Juvenile Crime: Evidence from a randomized housing mobility experiment." *Quarterly Journal of Economics* 116(2001): 655-679.
- Manski, C. "Identification of Endogenous Social Effects: The reflection problem." *Review of Economic Studies* 60(3) (2000): 531-542
- _____. "Economic Analysis of Social Interactions." *Journal of Economic Perspectives* 14 (2000): 114-136.
- Oakes, J. "Can Tracking Research Inform Practice? Technical, Normative, and Political Considerations." *Educational Research* 21(4) (1992): 12-21.
- Sacerdote, B. "Peer Effects with Random Assignment: Results for dartmouth roommates." *Quarterly Journal of Economics* 116(2001): 681-704.
- Slavin, R.E. "Achievement Effects of Ability Grouping in Secondary Schools: A best-evidence synthesis." *Review of Educational Research* 60(3) (1990): 471-499.
- Summers, A.A., and B.L. Wolfe. "Do Schools Make a Difference?" *American Economic Review* 67(1977): 639-652.

abstract

Effects of Classroom Peers on Test Scores: Evidence from the College Scholastic Ability Test of year 1995

Changhui Kang and Chang Kyun Chae

Using the College Scholastic Ability Test of year 1995, the paper investigates effects of classroom peers on a student's test scores. It exploits exogenous assignment of students across different classrooms within a school under the leveling policy in 1990s. The empirical results reveal strong impacts of peers on individual students. Negative effects of low-performing peers exceed positive effects of high-performing peers. Such a structure of peer interactions has important implications for ability grouping vs. mixing debates in Korea.

Key Words: Peer Effects, Leveling Education System, Test Scores, Quantile Regression