creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

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

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

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

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

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

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

Disclaimer

dCollection

교육학박사학위논문

교육연구에서 다중처치의 선택편의를 조정하기 위한 경향점수 활용

2015년 2월

서울대학교 대학원

교육학과 교육학전공

하 여 진

교육연구에서 다중처치의 선택편의를 조정하기 위한 경향점수 활용

지도교수 박 현 정

이 논문을 교육학 박사학위논문으로 제출함

2014년 10월

서울대학교 대학원

교육학과 교육학전공

하 여 진

하여진의 박사학위논문을 인준함

2014년 12월

위 원 장 신종호 (인)

부위원장 백순근 (인)

위 원 정동욱 (인)

위 원 김준엽 (인)

위 원 박현정 (인)

국 문 초 록

관찰자료를 활용한 인과효과 분석에 있어 경향점수는 사전공변인을 활용한 선택편의 조정방법으로 유용하게 사용되어져 왔으며, 보다 다양한 처치상황을 반영할 수 있도록 확장되어져 왔다. 기존의 연구물들은 처치변수가 이분변수인 경우뿐만 아니라 다분인 경우, 서열변수인 경우, 연속변수인 경우와 같이 처치변수의 다양한 형태를 고려한 경향점수를 제안하였다.

그런데 현실에서 의사결정자는 동시적인 혹은 결합된 선택 상황에 직면하게 되는 경우가 있다. 학습자는 정규 학교 수업 이외에 추가적인 교육 프로그램에 참여하고자 할 수 있고, 이 때 다양한 프로그램 각각에 대해 참여 여부를 선택해야 하는 상황이 있을 수 있다. 예컨대, 사교육에 참여할 것인지 여부, 방과후학교에 참여할 것인지 여부에 대한 의사결정을 동시에 해야 하는 상황이 있을 수 있다. 이 때, 하나의 선택 결과가 다른 결과에 영향을 미치거나, 의존하는 경우 내생성의 문제가 야기된다.

이러한 동시성과 내생성이 결합된 문제를 설명하기 위해 선택모형을 다루는 학문분야에서 몇몇 연구들이 수행되어 관련 모형들이 개발되어 왔다. 그러나 이러한 모형들이 경향점수 산출에 접목되지는 못 하였다. 즉, 기존의 방과후학교 효과나 사교육 효과에 대한 연구물들은 대부분 방과후학교나 사교육 둘 중 어느 하나의 선택편의의 문제만 조정하여 연구를 진행하여 왔다.

이에, 이 논문은 동시선택 상황에서 처치 간 상관을 고려할 수 있는 모형을 적용하여 다중처치의 선택편의를 조정할 수 있는 경향점수를 산출·분석하고, 그 결과를 단일처치의 선택편의만을 고려한 경향점수를 활용한 분석결과와 비교하고자 한다.

이를 위하여 방과후학교 참여 혹은 사교육 참여 둘 중 한 처치의 선택편의만 고려한 단일처치의 선택편의 조정 모형과 방과후학교 참여와 사교육 참여

를 모두 고려한 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형(SUBP 모형과 다항프로빗 모형)을 설정하여 모의실험자료 분석과 실제자료 분석을 수행하였다.

이 연구 결과를 요약하여 제시하면 다음과 같다.

첫째, 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형은 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형에 비하여 편의가 큰 효과추정치를 산출하였다. 단일처치의 선택편의만 고려한 모형에서는 선택편의가 조정되지 않은 처치의 추정치뿐만 아니라 선택편의가 조정된 처치의 추정치도 다른 처치의 선택편의가 조정되지 않았을 경우 편향되게 된다.

둘째, 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형에서 나타나는 주효과 추정치의 상대적 편의는 두 처치 간 상호작용이 실재함에도 분석에서 상호작용항을 포함시키지 않은 경우 가장 큰 것으로 나타났다. 상호작용항의 효과추정치는 단일처치의 선택편의를 조정한 경우에도 다중처치의 선택편의를 조정한 경우와 유사한 결과를 도출한다.

셋째, 다중처치의 선택편의를 고려한 모형 내에서는 전반적으로 유사한 추정치가 산출되지만, 다항프로빗 모형을 적용한 경우는 SUBP 모형을 적용한 경우에 비하여 모형설정의 오류나 처치를 예측하는 공변인의 양호도, 처치 간 상관 및 사례수에 따른 추정치의 변화가 상대적으로 큰 것으로 나타난다.

결론적으로 서로 상관이 있는 두 처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형이 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형에 비해 우수한 모형인 것으로 나타났다.

*주요어: 다중처치, 선택편의, 경향점수, 모의실험, Seemingly Unrelated Bivariate Probit Model, 다항프로빗 모형

*학 번: 2010-30376

목 차

Ⅰ. 서론 ····· 1
1. 연구의 필요성 및 목적 ····· 1
2. 연구문제 ····· 3

Ⅱ. 이론적 배경 ····· 5
1. 단일처치에서 선택편의 문제를 고려한 효과 추정 ····· 5
2. 다중처치에서 선택편의 문제를 고려한 효과 추정 ····· 18
3. 사교육과 방과후학교 ····· 33

Ⅲ. 연구방법 ····· 41
1. 연구자료 ····· 41
2. 연구모형 ····· 49

Ⅳ. 연구결과 ····· 54
1. 모의실험자료 분석결과 ····· 54
2. 실제자료 분석결과 ····· 67

Ⅴ. 요약 및 논의 ····· 84
1. 요약 ····· 84
2. 논의 ····· 85

참 고 문 헌 ····· 90
ABSTRACT ····· 97

표 목차

<표 Ⅱ-1> 단일처치의 선택편의를 고려한 주요 선행연구물 ····· 39
<표 Ⅲ-1> 모의자료 생성조건 ····· 41
<표 Ⅲ-2> 주요 변수 ····· 46
<표 Ⅲ-3> 기술통계 ····· 48
<표 Ⅳ-1> 모의실험자료 분석결과(상호작용이 없는 경우, 상호작용 미포함 모형) ··· 55
<표 Ⅳ-2> 모의실험자료 분석결과(상호작용이 없는 경우, 상호작용 포함 모형) ····· 57
<표 Ⅳ-3> 모의실험자료 분석결과(상호작용이 있는 경우, 상호작용 미포함 모형) ··· 61
<표 Ⅳ-4> 모의실험자료 분석결과(상호작용이 있는 경우, 상호작용 포함 모형) ····· 64
<표 Ⅳ-5> 사교육 참여 결정요인 ····· 68
<표 Ⅳ-6> 단일처치(사교육) 경향점수 역확률 가중치 적용 분석 ····· 69
<표 Ⅳ-7> 방과후학교 참여 결정요인 ····· 70
<표 Ⅳ-8> 단일처치(방과후학교) 경향점수 역확률 가중치 적용 분석 ····· 72
<표 Ⅳ-9> 방과후학교 및 사교육 참여 결정요인 ····· 74
<표 Ⅳ-10> 방과후학교 및 사교육 참여 결정요인 (가중치 적용 후) ····· 75
<표 Ⅳ-11> 다중처치 경향점수 역확률 가중치 적용 분석 (SUBP) ····· 77
<표 Ⅳ-12> 방과후학교 및 사교육 참여 결정요인 ····· 78
<표 Ⅳ-13> 방과후학교 및 사교육 참여 결정요인 (가중치 적용 후) ····· 79
<표 Ⅳ-14> 다중처치 경향점수 역확률 가중치 적용 분석 (MP) ····· 80
<표 Ⅳ-15> 단일처치 조정과 다중처치 조정의 결과 비교 ····· 81

Ⅰ. 서론

1. 연구의 필요성 및 목적

교육학을 포함한 사회과학 연구에서는 윤리적, 현실적인 제약으로 말미암아 무선할당에 의한 실험연구자료 보다 관찰자료를 활용해야 하는 경우가 많다. 이러한 자료들은 집단 간 동등성이 보장되지 않기 때문에 집단의 차이를 인과적인 효과라고 할 수 없는 경우가 대부분이다(Shadish, Cook, & Campbell, 2002). 교육학의 많은 연구문제들이 특정한 정책이나 구인, 선택에 대한 효과분석을 목적으로 하고 있으므로, 관찰자료를 활용하여 어떻게 인과효과를 추정할 수 있을지에 대해 많은 연구자들이 관심을 가져왔다. 특히, 경향점수(Propensity score methodology)는 Rubin의 인과모형(Rubin's causal model)의 틀에서 관찰자료(observational data)나 유사실험자료(quasi experimental data)를 사용한 인과효과추정에 있어 유용한 방법으로 사용되어져 왔다(김준엽, 정혜경, Micahel, 2008; Rosenbaum & Rubin, 1983).

경향점수는 처치가 이분변수일 경우에 로지스틱 회귀모형이나 프로빗 모형을 활용하여 처치에 대한 참여확률을 산출하는 방식으로 제안이 되었으나, 이후 현실에서 발생할 수 있는 다양한 형태의 처치를 포괄할 수 있는 방식으로 확장되고 있다. 예컨대, Imbens(2000)는 처치가 다분인 경우, Joffe와 Rosenbaum(1999)은 처치가 서열변수인 경우, Hirano와 Imbens(2004)는 처치가 연속변수인 경우 적용할 수 있는 일반화경향점수(Generalized propensity score)를 제안하였다. 확장된 형태의 경향점수를 적용할 경우, 다양한 상황에서

의 인과효과를 추정하는 것이 가능해 진다. 예컨대, 사교육의 학업성취도 향상 효과를 분석하고자 할 때, 사교육 참여 여부에 대한 효과뿐만 아니라 사교육 참여 강도(시간 및 비용)에 대한 효과, 사교육 참여 유형에 따른 효과 또한 살펴볼 수 있다.

한편, 현실에서 의사결정자는 동시적인 혹은 결합된 선택 상황(simultaneous or joint choice situations)에 직면하게 되는 경우가 있다. 학습자는 정규 학교 수업 이외에 추가적인 교육 프로그램에 참여하고자 할 수 있고, 이 때 다양한 프로그램 각각에 대해 참여 여부를 선택해야 하는 상황이 있을 수 있다. 예컨대, 사교육에 참여할 것인지 여부, 방과후학교에 참여할 것인지 여부에 대한 의사결정을 동시에 해야 하는 상황이 있을 수 있다.

이러한 동시성과 내생성은 선택모형을 다루는 학문분야에서 흥미로운 주제였으므로 몇몇 연구들이 동시성과 내생성이 결합된 문제를 설명하기 위해 수행되어 졌고, 관련 모형들이 개발되어 왔다(정기철, 2008; Maddala, 1983; Train, 2003; Wilde, 2000). 그러나 이러한 모형들이 경향점수 산출에 접목되지는 못 하였다. 예컨대, 기존의 방과후학교 효과나 사교육 효과에 대한 연구물들은 대부분 방과후학교나 사교육 둘 중 어느 하나의 선택편의의 문제만 조정하여 연구를 진행하여 왔다. 그러나 동시선택 상황에서 한 선택의 결과가 다른 선택의 결과에 영향을 미치거나 의존하는 경우 내생성의 문제가 발생하게 된다. 이 때 하나의 결정에 대한 선택만을 분석하는 것이 적절하지 않을 수 있다.

이러한 문제의식에 따라 이 연구에서는 다중처치의 선택편의를 동시에 조정한 모형(사교육 참여와 방과후학교 참여의 선택편의를 동시에 고려한 모형)과 단일처치의 선택편의 조정모형(사교육 참여 및 방과후학교 참여 어느 하나

의 선택편의만을 고려한 모형)에서 효과 추정치를 비교하고자 한다.

이 논문은 동시선택 상황에서 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형을 제안하고, 이를 적용한 모의실험 결과 및 실증 분석결과를 제시함으로써, 경향점수를 활용한 분석에 새로운 수단을 제공할 것으로 기대된다.

2. 연구문제

이 연구에서는 동시선택 상황에서 두 처치에 대한 선택편의 조정방법에 따라 추정치가 어떠한 차이를 보이는지 비교하고자 한다. 이를 위해 단일처치의 선택편의만을 조정한 모형과 두 처치의 선택편의를 동시에 조정한 모형(SUBP 모형과 다항프로빗 모형)을 설정하였다. 이 모형들을 처치 간 상호작용 효과를 포함한 경우와 포함하지 않은 경우에 각각 적용하여 분석하였고, 적용모형에 따라 추정치의 크기와 편향성 정도를 비교하였다. 연구문제를 구체적으로 진술하면 다음과 같다.

연구문제 1. 모의실험 분석에 있어서, 단일처치의 선택편의만 고려한 모형과 두 처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형의 효과 추정치의 편의는 적용모형에 따라 어떠한 차이가 있는가?

연구문제 1-1. 두 처치 간 상관의 크기에 따른 추정치의 편의는 어떠한가?

연구문제 1-2. 두 처치 간 상호작용 존재 여부에 따른 추정치의 편의는 어떠한가?

연구문제 1-3. 사례수에 따른 추정치의 편의는 어떠한가?

연구문제 2. 방과후학교 및 사교육에 대한 실제자료를 분석함에 있어서, 단일처치의 선택편의만 고려한 모형과 두 처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형의 효과 추정치는 어떠한 차이가 있는가?

연구문제 2-1. 방과후학교와 사교육의 상호작용을 포함하지 않은 경우, 단일처치의 선택편의만 고려한 모형과 두 처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형을 적용했을 때, 효과 추정치는 어떠한 차이가 있는가?

연구문제 2-2. 방과후학교와 사교육의 상호작용을 포함한 경우, 단일처치의 선택편의만 고려한 모형과 두 처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형을 적용했을 때, 효과 추정치는 어떠한 차이가 있는가?

연구문제 2-3. 방과후학교와 사교육 참여의 선택편의를 동시에 고려하기 위해 경향점수 추정에 사용된 모형에 따라 효과 추정치는 어떠한 차이가 있는가?

Ⅱ. 이론적 배경

1. 단일처치(Single Treatment)에서 선택편의 문제를 고려한 효과 추정

1) 선택편의(selection bias)

사회과학연구에서는 실험연구가 비윤리적이거나 현실적으로 가능하지 않은 경우가 존재하여, 비실험적 방법에 의존하는 경우가 많다. 연구자가 모집단으로부터 무작위표본을 추출할 수 없는 경우 표본선택의 문제가 발생하게 된다. 특히, 표본선택이 연구모형의 종속변수와 독립적으로 이루어지지 않으면 심각한 편의가 발생하게 된다(남춘호, 1998). Heckman(1979)은 이를 일종의 생략변수편의(omitted variable bias)라고 보았다.

생략변수편의는 회귀모형에서 독립변수가 내생성(endogeneity)을 가짐으로써 발생하는 편의이다. 내생성을 가지는 변수(endogenous variable)는 모형의 맥락 안에서 결정되는 변수를 의미하며, 이와 대조적으로 모형 외부에서 값이 결정되며 내생변수의 값이 결정되는데 영향을 미치는 변수를 외생변수(exogenous variable)라고 한다(최종서, 2012). 예컨대, <식 1>과 같은 회귀모형에서 독립변수 x_1이 <식 2>와 같은 요인들에 의해 결정된다고 하면 다음과 같다.

$$y = \widehat{\beta_0} + \widehat{\beta_1} x_1 + \epsilon \qquad \text{<식 1>}$$

$$x_1 = \gamma_0 + \gamma_1 z_1 + v \qquad \text{<식 2>}$$

만약 독립변수 x_1과 오차항 u사이에 상관이 존재하면, 즉 Cov(x_1, u)≠0 인 경우, 이는 Cov(z_1, u)≠0 또는 Cov(v, u)≠0임을 의미하며, x_1은 내생성을 가진다. 다시 말하면, x_1에 영향을 미치는 요인 중 일부가 y에 동시에 영향을 줌으로써, 다른 조건들이 모두 일정하다는 조건(ceteris paribus)이 충족되지 않고, $\widehat{\beta_1}$은 편의 된 추정치를 산출하게 된다.

이와 같이 외생변수로 가정되어 모형에 포함된 독립변수와 모형에서 제외되었으나 모형에 포함된 독립변수 및 종속변수와 상관을 가진 생략변수가 체계적인 관계를 형성할 때 내생성의 문제가 발생한다. 예컨대, <식 3>과 같은 모형에서 변수 z_1을 생략하고 <식 1>과 같이 추정한다고 가정한다.

$$y = \widehat{\beta_0} + \widehat{\beta_1} x_1 + \widehat{\beta_2} z_1 + \epsilon \qquad \text{<식 3>}$$

이 때 x_1의 계수는 다음과 같이 추정된다.

$$E[\widehat{\beta_1}] = \beta_1 + \beta_2 \frac{Cov(x_1, z_1)}{Var(x_1)} \qquad \text{<식 4>}$$

x_1의 계수의 기댓값이 $E[\widehat{\beta_1}] = \beta_1$ 이 성립해야 편의되지 않은 추정량이므로, 여기서 편의된 정도는 다음과 같다.

$$E[\widehat{\beta_1}] - \beta_1 = \beta_2 \frac{Cov(x_1, z_1)}{Var(x_1)} \qquad \text{<식 5>}$$

<식 5>에서 β_2는 생략된 변수 z_1의 종속변수 y에 대한 영향의 방향과 크기를 나타내며, $Cov(x_1, z_1)$은 독립변수 x_1과 생략된 변수 z_1사이의 관계의 정도를 반영한다. 다른 조건이 동일할 때, 종속변수 y에 대한 생략된 변수 z_1의 영향력이 클수록, 독립변수 x_1과 생략된 변수 z_1 사이의 관계의 강도가 클수록 편의도 커지게 된다. β_2의 값이나 $Cov(x_1, z_1)$의 값이 매우 작으면 편의의 크기도 작아지므로 내생성이 추정치의 편의를 일으키는 정도가 크게 문제되지 않을 수 있다(최종서, 2012).

한편, 응용연구에서는 특정한 변수의 효과추정치 뿐만 아니라 상호작용항의 효과추정치에 관심을 가지고 연구를 진행하는 경우도 많다. 이에, 내생변수와 외생변수 간의 상호작용이 포함된 모형에서 내생성이 상호작용항의 효과추정치 산출에 미치는 영향을 살펴본다(Harrison, 2008). 먼저 <식 6>과 같이 독립변수 x와 w의 상호작용항이 종속변수 y에 미치는 영향을 검증한다고 하자.

$$y = \alpha(x \times w) + u \qquad \text{<식 6>}$$

이 때, 독립변수 w와 오차항 u가 서로 상관이 없더라도, 상호작용항($x \times w$)으로 인해 내생성을 가지게 된다. 이러한 맥락에서 위의 모형을 OLS로 추정할 경우 다음과 같이 계수가 산출된다.

$$E(\hat{\alpha}|x) = plim(\hat{\alpha}) = \alpha + Cov(xw,u)/Var(xw) \qquad \text{<식 7>}$$
$$= \alpha + [E(xwu) - E(xw)E(u)]/Var(wx)$$
$$= \alpha + E(xwu)/Var(wx)$$

이 때 w가 x 및 u와 독립적으로 산출된다고 가정하면, 반복예측(iterated expectation)에 의해 $E(xwu) = E_w(WE(wu|w)) = E(W)\sigma_{xu}$가 성립한다. 추가적으로 $E(x) = E(w) = 0$ 이라고 가정하면, 다음 <식 8>과 같은 관계가 성립한다.

$$Var(xw) = E(x^2w^2) - E(x)^2E(w)^2 \qquad \text{<식 8>}$$
$$= E(x^2)E(w^2)$$
$$= Var(x)Var(w)$$

따라서 상호작용항의 계수는 다음과 같이 산출된다.

$$plim(\hat{\alpha}) = \alpha + E(w)\sigma_{xu}/Var(x)Var(w) \qquad \text{<식 9>}$$

위의 식에서 $E(w) = 0$ 인 경우에는 상호작용항의 편의를 산출하는 부분이 0이 되어, 편의가 없는 상호작용항의 효과가 산출됨을 확인할 수 있다.

다음으로 $E(w) \neq 0$ 이고, $E(x) = 0$, x와 w, u는 독립인 상황에서는 다음과 같은 식이 성립한다.

$$Var(xw) = E(x^2w^2) - E(x)^2E(w)^2 \qquad \text{<식 10>}$$
$$= E(x^2)E(w^2)$$
$$= Var(x)E(w^2)$$

위와 같은 경우에도, 상호작용항의 계수추정치(interaction coefficient)의 편의는 주효과항의 계수추정치(linear coefficient)의 편의에 비해서 상대적으로 작음을 다음 식에서 확인할 수 있다.

$$plim(\hat{\beta} - \beta) \quad > \quad plim(\hat{\alpha} - \alpha) \qquad \text{<식 11>}$$
$$\frac{\sigma_{xu}}{Var(x)} \quad > \quad \frac{E(w)\sigma_{xu}}{Var(x)E(w^2)}$$
$$1 \quad > \quad \frac{E(w)}{E(w^2)}$$
$$E(w^2) - E(w) \ > \ 0$$

만약 w가 이산변수인 경우(discrete case)라면, w는 베르누이 분포를 따르며 $E(w) = p$이고, $E(w^2) = p$이다. 따라서 선형관계의 계수추정치의 편의와 상호작용항의 계수추정치의 편의는 동일해 진다. 이러한 결과는 이산변수의 상호작용항의 특성으로 말미암은 것이다.

w가 연속변수인 경우에는 $|E(w)| > 1$ 일 때, $Var(w) = E(w^2) - E(w)^2$이고, $E(w)^2 > E(w)$이기 때문에 주효과항 계수추정치의 편의가 상호작용항의 계수추정치에 비해 크다.

위의 가정들이 지켜지지 않더라도, 전반적인 관계는 유지되는데, 상호작용항의 편의는 w의 평균과 정적인 상관을 맺고, w의 분산과는 역상관을 맺는다.

Harrison(2008)의 연구에서는 내생성을 가지는 상호작용항과 주효과항 사이의 편향성의 차이를 비교하기 위해 독립변수로 주효과만 포함된 모형, 상호작용항만 포함된 모형, 주효과와 상호작용항이 동시에 포함된 모형을 다음과 같이 설정하여 모의실험 연구를 진행하였다.

[주효과 모형] $y = x\beta + u$

[상호작용 모형] $y = \alpha(x \times w) + u$

[주효과+상호작용 모형] $y = x\beta + w\gamma + \alpha(x \times w) + u$

이 때 내생성을 가지는 변수는 w이며, w의 평균은 0, 5, 10인 경우, 표준편차는 1, 10인 경우, 변수의 형태는 연속변수와 이분변수인 경우, 끝으로 외생변수 x와의 공분산은 .1과 .5인 경우 데이터를 생성하여 위의 모형 각각에 대한 분석을 수행하였다.

연구결과, 주효과 x만 투입한 모형에서의 편의는 내생성을 가지는 w가 투입되지 않았으므로 편의되는 정도는 w의 각 조건에 대해서 모두 일관되었다.

다음으로, 상호작용항만 투입한 모형에서 편의의 크기는 x와 w의 상관이 클 경우 커졌다. w가 연속변수인 경우, 상호작용항만 투입한 모형에서의 상호작용항의 편의가 주효과만 투입한 모형에서의 주효과항의 편의에 비해 매우 작은 편이었다. w가 이분변수인 경우, 상호작용항만 투입한 모형에서의 상호작용항의 편의는 주효과만 투입한 모형에서의 주효과항의 편의와 유사한 수준이었다. 내생변수 w의 평균이 0인 경우, 상호작용항의 추정치는 모수치와 거의 유사한 것으로 나타났다. w의 표준편차가 동일할 경우, 상호작용항의 편의는 w의 평균이 증가함에 따라 증가하고, w의 평균이 동일할 경우, 상호작용항의

편의는 w의 표준편차가 증가함에 따라 감소한다. 이러한 경향성은 사례수가 100개인 경우와 1,000개인 경우 모두 유사했다.

끝으로, 주효과와 상호작용항을 모두 투입한 모형에서는 상호작용항의 추정치는 모든 조건에서 모수치와 거의 유사하며, 내생성을 가지는 변수 w의 평균이 작을수록, 표준편차가 클수록 모수치에 더욱 가까워지는 경향성을 보인다. 또한, 내생변수 w가 이분변수인 경우에도 상호작용항의 추정치가 편의되는 정도가 미미한 것으로 나타났다.

2) 경향점수(Propensity Score)

경향점수는 주어진 관찰된 공변인들 하에서 처치변인의 할당에 대한 조건부 확률이다. 즉, 관찰된 관련변인들을 독립변인으로 하여 예측한 피험자가 처치를 받을 확률이다(Rosenbaum & Rubin, 1983).

처치효과에 대한 추론은 동일한 피험자가 특정한 처치를 받았을 때와 받지 않았을 때의 효과의 차이에 대한 추정을 전제한다. 예컨대, N명의 피험자 집단에서 i번째 피험자가 처치(t)를 받았을 때의 반응을 t_{1i}이라고 하고, 처치를 받지 않았을 때의 반응을 t_{0i}라고 하자. 이 때 처치효과는 $t_{1i}-t_{0i}$ 또는 t_{1i}/t_{0i} 로 산출된다. 그러나 실제로 한 피험자는 한 가지 처치를 받는 처치집단이나 처치를 받지 않는 통제집단 두 집단 중 하나의 집단에만 포함될 수 있으므로 처치를 받았을 때의 결과(t_{1i})와 처치를 받지 않았을 때의 결과(t_{0i})에 대한 비교에는 어느 정도 추론의 과정이 들어가게 된다(Rosenbaum & Rubin, 1983).

인과효과추정을 위해 수행되는 실험연구는 무선할당으로 말미암아 처치집단과 통제집단 간의 다른 특성들이 관측가능한가 여부와 관계없이 통제하는

것이 가능해진다. 즉, 관측가능한 성별이나 나이와 같은 특성뿐만 아니라 관측이 어려운 지능이나 성격과 창의성과 같은 특성이 무선할당 된 처치집단과 통제집단 사이에서 평균적으로 비슷한 값을 가질 것이라는 가정을 하는 것이 가능하다.

그러나 사회과학연구에서는 무선할당이 윤리적인 문제나 현실적인 문제로 불가능한 경우가 많다. 비실험연구 상황에서 관찰데이터를 가지고 무선할당의 가정을 적용할 수 없기 때문에 연구자들은 가능한 관련된 변수들을 통제함을 통해서 처치집단과 통제집단이 비교가능한 동등한 집단으로 구성하고자 한다. 이러한 관찰자료의 추정에 있어서 Rubin의 인과모형(Rubin Causal Model)은 관찰자료로부터 인과효과를 추정해 낼 수 있는 유용한 도구로 쓰여졌다.

Rubin의 모형에서 논하는 인과효과는 효과의 원인(cause of effect)을 뜻하는 것이 아니라 원인의 효과(effect of cause)를 살펴보는 것을 의미한다. 즉 종속변수에 대한 처치변수의 효과를 통제변수의 효과와 비교하는 것이다. 효과의 원인을 살펴보는 것은 보다 철학적인 질문이며, 원인의 효과를 탐구하는 모형은 기존의 원인이라고 생각되어지는 변수들을 상정하고 이들의 자료에서의 실제적인 영향력을 살펴보는 것이다.

이러한 분석에서 원인으로 여겨질 수 있는 사건의 조건으로 노출가능성(exposability)과 조작가능성(manipulability)을 들 수 있다. 노출가능성이란, 모든 관찰단위가 원인에 노출될 가능성이 있어야 한다는 것이며, 조작가능성이란 원인을 인간이 임의로 조작을 할 수 있는 것이어야 한다는 것이다(Holland, 1986). 예를 들어, '사교육 참여'라는 처치는 학생들이 참여할 수 있는 가능성이 열려있다는 점에서 노출가능성을 가지며, 또한 사교육에의 참여를 인위적으로 변경이 가능하다는 점에서 조작가능성을 동시에 가지는 인과효과분석의 원인

으로 여길 수 있다. 그러나 '남학생인 경우'와 같은 처치는 노출가능성은 있으나 조작가능성이 없으므로 원인으로 평가될 수 없다.

Rubin의 인과모델에서는 표본이 처치집단에 속하였을 경우의 결과와 통제집단에 속하였을 경우의 결과의 차이를 인과효과로 가정한다. 이 때 한 사례가 동시에 처치집단과 통제집단에 속하는 것은 현실적으로 존재할 수 없기 때문에 이러한 가정은 반사실적(counterfactual)이다. 이를 분석하기 위한 대안이 처치집단과 통제집단에 속하는데 영향을 미치는 변수들의 성향이 유사한 대상들에 대해서 평균처치효과(Average Treatment Effect)를 추정함으로써 인과효과를 추정하는 것이다.

평균적인 인과효과(average treatment effect)를 구하기 위해서는 <식 12>와 같이 동일한 특성을 가진 피험자가 처치집단에 할당되었을 때의 평균적인 효과와 통제집단에서 할당되었을 때의 평균적인 효과의 차이를 산출해야 한다.

$$E(\triangle i) = E(Y(1)) - E(Y(0)) \qquad \text{<식 12>}$$

그러나 현실에서는 동일한 피험자가 처치집단과 통제집단에 동시에 할당되는 것은 불가능하며, 처치집단에 상정되었을 때의 결과나 통제집단에 상정되었을 때의 결과 둘 중 어느 하나만 관찰하는 것이 가능하다. 이런 경우, 통제집단에 포함된 대상의 평균적인 결과치와 처치집단에 포함된 대상들의 평균적인 결과치의 차이는 <식 13>과 같은 일면적인 효과(prima facie effect)만을 구할 수 있다.

$$E(\triangle i) = E(Y(1)|T=1) - E(Y(0)|T=0) \qquad \text{<식 13>}$$

이러한 문제를 극복하고 <식 13>과 같은 현실적으로 관찰 가능한 값이 <식 12>의 평균적 인과효과와 동일해 지기 위해서, 즉 인과효과로 해석되기 위해서는 처치집단(T=1)에 할당될 확률이 잠재산출변수(Y(1), Y(0))들과 독립이라는 독립성가정(independence assumption)이 만족되어야 한다. 공변인(covariate)들이 주어진 경우, 처치집단의 할당이 잠재산출과 독립이라는 강한 무관성 가정(Strong ignorability assumption)이 만족된다면 집단 간의 차이를 인과효과로 해석하는 것이 가능하다. 이 가정은 다음의 두 가지 가정의 조합으로 정의된다(Rosenbaum & Rubin, 1983).

첫 번째 가정은 조건부 독립성 가정(conditional independent assumption)이다. 즉, <식 14>와 같이 공변인을 통제한 상태에서 처치집단의 참여여부는 잠재적인 결과와 독립적이어야 한다는 가정이다.

$$(Y_1, Y_2) \perp T|X \qquad \text{<식 14>}$$

이 때 처치집단에 대한 선택을 결정하는 요인이 관찰된 특성들에 의해 완전히 설명된다고 가정하며, 보이지 않는 특성에 대한 것은 문제 삼지 않는다.

두 번째 가정은 공통영역의 가정(common support assumption)이다. 이는 <식 15>와 같이 처치집단과 통제집단의 참여 확률 분포에는 공통의 영역이 존재해야 함을 말한다.

$$\text{support}(X|T=1)=\text{support}(X|T=0) \qquad \text{<식 15>}$$

즉, 위의 <식 16>과 같이 통제변인들을 통제한 상태에서 처치집단에 포함될 확률이 0과 1사이에 분포하여, 처치잡단에 대한 평균적인 효과를 분석하는 것이 가능해 진다(Heckman et al, 1997).

$$0 < P(T=1|X) < 1 \qquad \text{<식 16>}$$

나아가 통제변인들을 하나의 척도로 추정하여 $P(X_i)$를 산출하여 통제하였을 때에도 위의 가정은 동일하게 유지된다(Rosenbaum & Rubin, 1983).

$$0 < \Pr(T=1|P(X_i)) < 1 \qquad \text{<식 17>}$$

경향점수는 무작위 실험이 불가능한 상황에서 그와 유사한 조건을 만들어 내어 분석하는 것이 핵심이다. 즉, 경향점수의 추정의 목적은 통제집단 간 처치 전 상태에서 균형(balance)를 얻는 것에 있다. 즉, 각 개인이 처치집단에 속하게 될 확률 값을 얻는 것이며, 이를 위해 필요하고 적합한 변수들은 다소 번잡(messy)하더라도 모두 사용하게 된다.

경향점수의 산출에는 처치변수를 종속변수로 두고, 관찰된 공변인들을 독립변수로 한 로지스틱 회귀분석 혹은 프로빗 회귀분석을 시행함으로써 처치변수에 속할 확률을 계산해 내게 된다. 이 때 공변인은 처치 전의 상태를 나타내는 변수로 종속변수에 의해서는 영향을 받을 수 없는 변수가 선택되어진다.

산출된 경향점수를 사용해서 역확률 가중치(Inverse-probability weighting), 층화(stratification), 매칭(matching) 등의 방식으로 인과효과 분석을 수행할 수 있다.

먼저, 역확률 가중치(Inverse-probability weighting)방식은 처치집단과 통제집단을 각 피험자가 해당 집단에 속할 확률의 역수로 가중치를 주어 분석하는 방식이다(Hirano & Imbens, 2001). 모집단을 실험상황과 같이 처치집단과 통제집단의 피험자의 처치에 참여할 확률이 같은 경우를 상정한다면, 관찰된 자료에서는 처치집단에 처치에 참여할 확률이 큰 피험자가 과대표집 되고 처치에 참여할 확률이 적은 피험자는 과소표집 되었을 가능성이 많고, 통제집단에서는 처치에 참여할 확률이 큰 피험자는 과소표집, 처치에 참여할 확률이 적은 피험자는 과대표집 되었을 가능성이 크다. 따라서, 처치집단의 참여확률이 작은 피험자와 통제집단에서 참여확률이 큰 피험자에게는 더 많은 가중치를 부여하여 인위적으로 무선할당 상황을 만들어 주는 방식이다(김준엽, 2011). <식 18>과 같이 각 피험자가 소속 집단에 속할 확률의 역수로 가중치를 준다.

$$W_i = T_i \times \frac{1}{\hat{p}_i} + (1 - T_i) \times \frac{1}{(1 - \hat{p}_i)} \qquad \text{<식 18>}$$

가중치 방식은 표집을 그대로 이용함으로써 가장 많은 사례수를 확보하는 것이 가능하고 원래의 자료구조를 그대로 이용하는 것이 가능하다는 장점을 가진다. 그러나 극단적인 가중치의 영향을 받게 될 경우 편향된 추정치를 내놓을 수 있다는 한계를 가지고 있다. Rubin(2001)은 극단적인 가중치의 영향을 줄이기 위해 가중치가 10보다 큰 사례는 제외하고 분석하거나 경향점수를 기준으로 처치집단의 하위 2.5%, 통제집단의 상위 2.5%를 제외하고 분석하는 방안을 제안하였다.

다음으로, 층화(stratification)는 경향점수가 비슷한 몇 개의 하위집단을 구성하여 하위집단별로 처치변수와 통제변수의 차이를 계산하는 방법이다

(Rosenbaum & Rubin, 1984).

관측된 특성에 기초하여 하위집단(subclass)을 구성하는 방법은 처치집단의 체계적인 차이를 통제하기 위해 일반적으로 사용되어온 방법 중 하나이다. 즉, 유사한 관측특성을 공유하는 동일한 하위집단에 할당된 구성원 내에서 특정한 현상의 원인이 되는 처치변인의 인과효과를 산출하기 위한 처치-미처치 집단 간의 직접적인 비교가 가능하다. 다시 말하면, 층화는 일련의 유사실험연구들(quasi-RCTs)의 메타분석으로 개념화 할 수도 있다. 각각의 층 내에서 처치변수의 종속변수에 대한 효과는 처치집단과 통제집단을 직접적으로 비교함으로써 이루어지게 된다. 이를 통해 관측된 공변인들에 대한 편의를 통제할 수 있게 된다(Rosenbaum & Rubin, 1984). 예컨대, Cochran(1968)은 나이를 공변인으로 하여 흡연자와 비흡연자의 사망률을 비교하였다. 이 연구에 의하면 다섯 개의 하위층을 구성하면 공변인의 편의를 90%이상 보정할 수 있다.

그러나 통제해야 할 공변인의 숫자가 증가하게 되면, 하위집단의 수는 기하급수적으로 증가하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 공변인들의 분포에 대한 요약적인 정보를 제공하는 경향점수를 기준으로 하위층을 구성하고, 하위집단별로 처치집단과 통제집단의 차이를 산출 하게 된다.

끝으로, 매칭(matching)방식은 경향점수가 유사한 처치집단과 통제집단의 피험자를 짝짓는 방식이다(Rosenbaum & Rubin, 1985). 매칭은 한 처치집단에 몇 개의 통제집단 사례를 매칭시키느냐에 따라서 일대일 매칭(one-to-one matching)과 일대다 매칭(one-to-many matching)으로 구분할 수 있다. 또한, 한 번 매칭 된 통제집단을 다시 사용하느냐의 여부에 따라서 복원매칭(matching with replacement)과 비복원매칭(matching without replacement)으로 나눌 수 있다. 비복원매칭은 한 번 매칭이 된 데이터는 다시 사용하지 않고

제외시킨 후, 남은 데이터 중에서 가장 유사한 경향점수를 가진 처치집단과 통제집단을 매칭 시키는 방법이다. 반면, 복원매칭은 한 번 매칭이 된 통제집단이라고 하더라도 다른 처치집단과 유사한 경향점수를 가지고 있으면 다시 한 번 더 매칭에 사용한다. 따라서 통제집단에 속하면서도 처치집단에 속할 경향이 높은 사례는 여러 번 매칭되는 경향이 있으며, 매칭의 횟수에 따라 가중치를 부여하여 계산에 사용하게 된다.

대응쌍을 찾기 위한 논리에 따라서는 가장 유사한 대상과 매칭시키는 nearest neighbor matching, 일정한 구간 내에서 매칭시키는 Radius matching, kernel matching, Stratification matching과 가능한 모든 매칭 세트 중에서 전체적인 거리를 최소화 시켜 매칭시키는 optimal matching과 같은 매칭 기법들이 존재한다. 이와 같이 다양한 매칭방법들은 데이터의 크기가 커지면 일정한 특성으로 근접하여 모두 비슷한 결과를 보일 수 있다.

매칭방법은 통제집단이 충분할 경우 가장 정밀하게 실험설계와 유사한 방법으로 사용될 수 있다는 장점이 있다. 그러나 통제집단이 적을 경우, 처치집단에 대응하는 짝을 찾기 어려워진다는 단점이 있다.

2. 다중처치(Multiple Treatments)에서 선택편의 문제를 고려한 효과 추정

1) 다중처치의 선택편의

(1) 다중처치

일반적인 다중처치(Multiple Treatments)는 어떤 선택의 주체가 서로 대체 가능하고 순위가 정해져 있지 않은 여러 대안들 중에서 하나의 대안만을 선택하는 상황을 상정한다. 예컨대, 환자를 치료하기 위해서 약물치료, 물리치료, 심리치료 등과 같은 세 가지 이상의 방법 중에서 처치를 선택할 수 있다. 또한, 약물치료에 쓰이는 약물의 용량이 세 가지 이상의 다른 용량을 투입하는 처치 중에서 선택할 수 있다. 치료가 적용되는 시기에 따라서도 세 가지 이상의 다른 기간에 적용될 때 적용 기간을 선택할 수 있다(박상인, 2010; 임보라미, 2012).

이와 같이 처치가 m(m>2)개인 경우, 개개인은 m개의 다중 처리군의 집합 T={1, 2, ..., m}중 어느 하나의 값을 취하게 된다.

$$I(t) = \begin{Bmatrix} 1 & \text{if } T = t \\ 0 & otherwise \end{Bmatrix} \qquad \text{<식 19>}$$

위의 식에서 T는 연구 대상자 i가 받는 처치군을 나타내는 임의의 변수이고, 각 대상자는 m개의 잠재적 결과(potential outcome)를 가지게 된다. 그러나 실제로 할당된 처치는 하나이므로, 실제로 관찰되는 결과 값(Y_i)은 하나이다.

$$Y_i = \sum_{t=1}^{m} Y_i(t) I(T_i = t) \qquad \text{<식 20>}$$

Y_i : 연구대상자 i의 관찰된 결과($observed\ outcome$)

$Y_i(t)$: 연구대상자가 처치 t를 받았을 경우의 잠재적 결과($potential\ outcome$)

T_i : i번째 대상자가 실제로 받을 처치

실제로 할당되지 않았으므로 관측할 수 없지만, 할당이 되었더라면 얻게 되었을 잠재 결과변수를 반사실적관계(counterfactuals)라고 한다. 이러한 반 사실적관계를 가정하여, 연구 대상자i가 처처j를 받은 경우 얻을 결과와 처처k(j≠k)를 받을 경우 얻을 효과를 비교한 처치효과(TE; Treatment Effect)는 다음과 같다.

$$TE = Y_i(j) - Y_i(k) \qquad \text{<식 21>}$$

연구 대상자i가 처치j를 받았을 때의 효과 $Y_i(j)$와 처치k를 받았을 때의 효과 $Y_i(k)$를 동시에 측정할 수 없으므로, 개개인의 처치 효과는 알 수 없다. 대신 j처치를 받은 집단 대 k처치를 받은 집단의 반사실적 관계를 추정하고 이를 통해 평균 처치 효과(ATE; Average Treatment Effect)를 다음과 같이 추정하게 된다.

$$ATE_{jk} = E\{Y_i(j)\} - E\{Y_i(k)\} \qquad \text{<식 22>}$$

모든 잠재 결과변수를 관측할 수 있다면 평균처치효과는 다음과 같이 일관된 결과를 산출하게 된다.

$$\widehat{ATE}_{jk} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Y_i(j) - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Y_i(k) \qquad \text{<식 23>}$$

그러나 현실에서는 평균처치효과를 추정하기 위해 관측되지 않은 자료를 사용할 수 없다. 무선할당 실험연구에서는 처치집단에의 할당이 종속변수와 독립이므로, 비교집단은 해당 모집단을 대표하는 표본으로 생각할 수 있다. 즉, 다음과 같은 수식이 성립한다(Ping. et. al., 2010).

$$\widehat{ATE}_{jk} = \overline{y_j} - \overline{y_k} \qquad \text{<식 24>}$$

$\overline{y_j}$: 관찰된 처치 집단 j의 표본평균

$\overline{y_k}$: 관찰된 처치 집단 k의 표본평균

(2) 동시선택과 내생성

다중처치는 동시선택(simultaneity)의 문제로도 생각해 볼 수 있다. 현실에서 의사결정자는 한 가지 선택상황에만 직면하는 경우보다 동시적인 혹은 결합된 선택 상황(simultaneous or joint choice situations)에 직면하게 되는 경우가 많다. 동시선택은 다양한 형태로 나타나는데 한 제품의 선택이나 사용량에 대한 동시선택, 두 가지 이상의 종류의 제품에 대한 동시선택 상황, 혹은 한 가지를 선택하고 난 후 순차적으로 두 번째 선택(sequential discrete choices)을 하는 다양한 형태의 동시선택 상황이 발생할 수 있다.

이러한 동시선택의 상황에서는 하나의 선택 결과가 다른 결과에 영향을 미치거나, 의존하는 경우가 빈번하게 발생할 수 있다. 이 때, 설명변수가 오차항과 상관을 가질 때 나타나는 내생성(endogeneity)의 문제가 야기된다(정기철, 2008). 내생성의 조작적인 정의는 외생적이지 않은 모든 효과로, 이는 모형 설정의 오류(model misspecification)와 연결된다. 왜냐하면 모델설정의 오류는 일반적으로 독립적이지 않은 오차항의 문제를 가져오며, 내생성은 모형에서 관측된 변수와 오차항 간의 상관의 문제이기 때문이다. 내생성이 있는 상태에서는 표준적인 추정방식을 바로 사용할 수 없다(Louviere et al., 2005). 이에, 동시선택 상황을 모형화 하기 위해서는 두 가지 서로 다른 행위결과(behavioral outcome)에 영향을 미치는 교란항의 상관관계를 반영한 모형을 적용하는 것이 필요하다.

예컨대, 사교육과 방과후학교의 동시선택 상황에서 방과후학교 참여를 T_{1i}로, 사교육 참여를 T_{2i}로 정의하고 두 변수의 잠재변수들이 서로 상관이 있다면 이 결합모형은 SUBP 모형의 적용이 가능하다.

$$\begin{cases} T_{1i}^{*} = X_i'\beta + \epsilon_{1i} \\ T_{2i}^{*} = X_i'\beta + \epsilon_{2i} \end{cases} \qquad \text{<식 25>}$$

<식 25>는 각 추정식의 오차항의 평균이 $0(E(\epsilon_1) = E(\epsilon_2) = 0)$이고, 분산이 $1(Var(\epsilon_1) = Var(\epsilon_2) = 1)$이며, 상관계수가 $\rho(Coav(\epsilon_1, \epsilon_2))$를 가지는 결합정규분포이다. 여기서 T_{1i}^{*}과 T_{2i}^{*}는 관찰 불가능한 잠재변수(unobserved latent variables)이다. 오직 $T_{ji}^{*} > 0$ 인 경우에만, $T_{ji} = 1$이 관찰되고, 이 외의 경우에

는 $T_{ji}=0$ 으로 관찰된다(박상곤, 김상태, 2011).

$$T_{1i}=\begin{cases}1 \text{ if } T_{1i}^{*} > 0 \\ 0 \text{ if } T_{1i}^{*} \leq 0\end{cases} \qquad \text{<식 26>}$$

$$T_{2i}=\begin{cases}1 \text{ if } T_{2i}^{*} > 0 \\ 0 \text{ if } T_{2i}^{*} \leq 0\end{cases}$$

만약 방과후학교 참여와 사교육 참여 추정식의 오차항 ϵ_1과 ϵ_2의 상관계수 ρ가 0일 경우($\rho=0$) 방과후학교 참여와 사교육 참여의 두 의사결정이 상호 독립적인 것을 의미하므로 개별적으로 추정하는 것이 타당하다. 그러나 오차항 간의 상관이 0이 아니라면($\rho \neq 0$) 두 의사결정은 서로 종속적이므로 오차항간 상관을 고려한 분석을 수행하는 것이 바람직하다. 이 때 오차항 간의 상관(ρ)는 음(-)의 값과 양(+)의 값을 모두 가질 수 있다(박상곤, 김상태, 2011).

사교육에 참여할 확률이 높은 학습자가 방과후학교에도 참여할 확률이 높은지를 판단하는 기준은 두 추정식의 오차항 간 상관계수인 ρ의 부호와 크기이다. 만약 사교육 참여와 방과후학교 참여 간에 양(+)의 상관관계가 존재하면 사교육에 참여할 확률이 높은 학습자가 방과후학교에도 참여할 확률이 높으며, 음(-)의 상관관계가 존재하면 그 반대가 된다. 상관계수의 절대값이 1에 가까울수록 두 참여 간 관계의 강도는 커지고, 0에 가까울수록 느슨한 관계가 됨을 의미한다. 상관관계가 0인지에 대한 검증은 사교육 참여와 방과후학교 참여에 대한 개벌적인 모형의 로그 우도값(log likelihood)의 합과 두 참여 모형의 로그 우도값의 비교를 통해 검증할 수 있다. 개별 모형의 로그 우도 값의 합이 후자의 우도값과 같다면 상관은 0이다.

2) 일반화경향점수(Generalized Propensity Score)

Imbens(2000)는 처치가 이분인 경우 적용되었던 Rosenbaum과 Rubin의 경향점수에 대한 논의를 확장시켜서, 다중처치(Multiple Treatments)인 경우 적용할 수 있는 일반화경향점수(Generalized Propensity Score)를 제안하였다. 일반화경향점수$r(t, X)$는 주어진 사전 공변인(X) 하에서 특정한 처치(t)를 받을 조건부확률로 다음 식과 같이 정의된다.

$$r(t, X) = pr(T = t|X = x) = E\{I(t)|X = x\} \qquad \text{<식 27>}$$

일반화경향점수에서 가장 중요한 가정은 주어진 관측변수 하에서 처치변수에의 할당이 약한 비혼동성(weakly unconfounded)을 만족시킨다는 가정이다.

$$I(t) \perp Y(t)|X \qquad \text{<식 28>}$$

여기서 약한 비혼동성(weak unconfoundedness)은 이분처치에서 가정하는 강한 비혼동성(strong unconfoundedness)과는 구분된다. 강한 비혼동성은 주어진 사전 공변인(X) 하에서 처치변수(T)가 모든 잠재적인 결과 값(potential outcomes, Y(1), ..., Y(m))에 대해서 독립임을 의미한다. 반면, 약한 비혼동성은 주어진 사전 공변인(X) 하에서 개개인에게 할당된 처치(I(t))가 해당처치(t)를 받았을 때의 잠재적 결과 값(Y(t))과 독립임을 의미한다. Imbens는 만약 주어진 사전 공변인 하에서 처치변수 할당의 약한 비혼동성이 만족되면, 주어진

일반화경향점수 $r(t, X)$ 하에서 처치변수 할당의 약한 비혼동성이 만족됨을 보였다.

$$I(t) \perp Y(t) | r(t, X) \qquad \text{<식 29>}$$

$\beta(t,r)$가 주어진 일반화경향점수 $r(t,X)=r$ 하에서 처치변수 t에 할당된 피험자의 예측되는 결과 값이라고 정의하고, 처치변수에의 할당이 주어진 공변인들 하에서 약한 혼동성 가정은 만족시키면 다음과 같은 식을 만족시킨다.

$$\beta(t,r) = E\{Y(t)|r(t,X)=r\} = E\{Y|T=t, r(T,X)=r\} \qquad \text{<식 30>}$$

위의 조건이 만족되면, 처치 t에 할당된 피험자의 잠재적인 결과 값은 다음 <식 31>과 같다.

$$E\{Y(t)\} = E\{\beta(t, r(t,X))\} \qquad \text{<식 31>}$$

일반화경향점수 $r(t,X)$는 처치변수의 성격에 따라 다항 로짓 모형(multinomial logit model), 내포된 로짓 모형(nested logit model), 혹은 순서형 로짓 모형(ordinal logit model)을 통해서 산출될 수 있다.

다항 로지스틱 모형은 m개의 다중 처리군의 집합 T={1, 2, ..., m}에서 m을 참조집단(reference category)으로 정의할 경우, 로짓 연결(logit link)를 가진 m-1개의 기본 모형으로 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathrm{logit}\{r(t,X)\} = \ln\left(\frac{P(T=t|X)}{P(T=m|X)}\right) = \alpha_{t0} + \alpha_{t1}X,\ t = 1, 2, \cdots, m-1 \qquad \text{<식 32>}$$

각 피험자는 $\sum_{t=1}^{m} r(t,X)=1$을 만족시키는 다음과 같은 m개의 일반화경향점수를 얻게 된다.

$$\begin{aligned} r(1,X) &= \Pr(T=1|X), \\ r(2,X) &= \Pr(T=2|X), \\ &\vdots \\ r(m,X) &= \Pr(T=m|X) \end{aligned} \qquad \text{<식 33>}$$

산출된 m개의 일반화경향점수 중 역확률 가중치를 계산하는데 쓰이는 것은 그 사례가 실제로 분류된 집단의 일반화경향점수이다. Ping 등(2012)의 연구에서는 Imbens의 일반화경향점수를 다항로지스틱모형(multinomial logistic regression model)로 산출한 후, 경향점수 회귀보정방식(propensity score regression)과 경향점수 역확률 가중치 방식(propensity score weighting)으로 적용하여 다중처치의 인과효과를 추정한 바 있다.

다항 로지스틱 모형은 각 개체의 관측되지 않은 요소들이 독립적으로 동일하게 분포한다(i.i.d; independently, identically distributed)고 가정한다. 이 가정의 장점은 선택의 확률을 <식 34>와 같이 간단하게 계산할 수 있게 한다는데 있다.

$$P_{ij} = \frac{e^{X_{ij}\beta}}{\sum_{k=l}^{k=j} e^{X_{ij}\beta}} \qquad \text{<식 34>}$$

위의 로짓확률은 몇 가지 유익한 특성을 가진다. 예컨대, P_{ij}는 반드시 0과 1 사이의 값을 가지며, 모든 선택지에서 선택의 확률을 더하면 1이 된다(Train, 2003). 그러나 관측되지 않은 요소들이 독립적으로 동일하게 분포한다는 가정은 관측되지 않은 요인들이 각 선택지에 대해서 서로 관련이 없이 동일한 분산을 가지고 있음을 의미한다. 이러한 무관한 대안들의 독립성(Independence of irrlevant alternatives; IIA)가정은 대안들 간의 대체관계가 비현실적인 경우에 발생하는 문제를 내포하며, 이는 다항로지스틱 모형의 한계가 될 수 있다(McFadden, 1989).

이러한 한계를 극복하기 위해 교란항을 보다 유연하게 하고 일반적인 상관관계를 가정하여 제안된 모형 중 하나가 다항 프로빗 모형이다(박상수, 이충기, 2011). 다항 프로빗 모형은 선택지 간의 독립성을 가정하지 않기 때문에 IIA가정으로부터 자유롭다(Wooldridge, 2002).

다항 프로빗 모형은 오차항(ε_i)이 공분산 행렬(Ω)와 함께 정규분포를 이룬다고 가정한다. $\epsilon_i = (\epsilon_{i1}, \cdots, \epsilon_{iJ})' \sim N(0, \Omega)$ 다항 프로빗 모형은 로짓 모형과 달리 공분산행렬의 존재로 인해서 상관이나 이분산성에 대한 패턴을 고려할 수 있다(Train, 2003). 다항 프로빗 모형의 선택확률은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P_{ij} &= \Pr(U_{ij} > U_{ik} \ \forall k \neq j) \\ &= \Pr(X_{ij}\beta + \epsilon_{ij} > X_{ik}\beta + \epsilon_{ik} \ \forall k \neq j) \\ &= \int I(X_{ij}\beta + \epsilon_{ij} > X_{ik}\beta + \epsilon_{ik} \ \forall k \neq j)\Phi(\epsilon_i)d\epsilon_i \end{aligned} \qquad \text{<식 35>}$$

<식 35>에서 보여주듯이, 다항 프로빗 모형의 선택확률은 닫힌 형식(closed from)이 아니라 근사해이다.

한편, Hirano와 Imbens(2004)는 투입-반응함수(dose-response function)을 활용하여 처치변수가 연속변수인 경우에 적용할 수 있는 일반화경향점수를 제안하였다. 처치가 연속인 경우 적용할 수 있는 일반화경향점수를 산출하기 위해서는 먼저 사전공변인(X_i)이 주어졌을 때 연속인 처치변수(T_i)에 대한 조건부 확률분포를 <식 36>과 같이 추정한다.

$$T_i|X_i \sim N(\beta_0 + \beta_1 X_i, \sigma^2) \qquad \text{<식 36>}$$

위 식에서 추정된 모수($\beta_0, \beta_1, \sigma^2$)로 <식 37>과 같이 일반화경향점수($R_i$)를 산출한다.

$$R_i = R(T_i, X_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\widehat{\sigma^2}}} exp\left[-\frac{1}{2\widehat{\sigma^2}}(T_i - \widehat{\beta_0} - \widehat{\beta_1} X_i)^2\right] \qquad \text{<식 37>}$$

R_i : X_i가 주어졌을 때 T_i에 대한 확률밀도

3) SUR(Seemingly Unrelated Regression)

Zellner(1962)에 의해 제안된 SUR(Seemingly Unrelated Regression)모형은 일반화 회귀모형(Generalized regression model)의 특수한 형태라고 볼 수 있다. 이 모형은 종속변수별로 추정 모형의 오차항이 동일시점에서 서로 상관성을 가지고 있다는 가정을 고려한 것으로, 각 종속변수별로 추정식을 독립적으로 추정함으로써 효율적인 추정량을 제공한다(Baum, 2006).

분석하고자 하는 두 가지 수요에 표면상의 관계는 없는 것처럼 보이지만 실제로는 관련을 가지고 있는 경우, 두 식의 오차항들 간에는 상관이 존재한다. 이런 두 수요함수를 기존의 OLS(Ordinary Least Square)방식으로 분석할 경우, OLS의 기본가정인 오차항의 평균이 0이고, 오차항 간 상관이 없다를 만족시키지 못 하므로 편의된 추정치가 산출된다. 즉 두 처치가 상호 영향을 주고받는 연립적인 관계에 있을 때 일반적인 OLS방식을 이용하면 일치성(consistency)가 충족되지 않는다(Maddala, 1983). 반면, SUR모형은 각각의 단일식으로 추정된 결과에서는 포함되지 못 한 추가적인 정보, 두 수요 간의 전환효과를 포함시켜 조금 더 정확한 수요모형의 도출이 가능하다.

예컨대, SUR모형을 적용하면 여러 상품의 수요모형이나 여러 과목의 시험성적 모형 별 오차항의 상관성을 고려하여 각 모형이 동시에 추정된다. 즉 어떤 개인이 다양한 상품을 소비할 때 특정 상품의 수요는 다른 상품의 수요와 상관관계가 있다고 볼 수 있으며, 이러한 동시적 상관관계의 가정 하에서 상품별 수요방정식을 추정하는 경우 SUR모형을 적용하는 것이 타당하다(신강원, 최기주, 2014).

다음 식에서 종속변수 $Y_{t,1}$과 $Y_{t,2}$는 개념적으로 밀접한 관계가 있다고 가정하자.

$$Y_{t,1} = X_{t,1}^{'}\beta_1 + U_{t,1} \qquad \text{<식 38>}$$
$$Y_{t,2} = X_{t,2}^{'}\beta_2 + U_{t,2}$$

그러나 이러한 개념적인 관계를 떠나서는 두 개의 회귀모형은 겉보기에는 서로 관련이 없어 보인다. 각각의 식은 서로 다른 종속변수를 가지고, 독립변

수도 다를 수 있다. 두 개의 식이 서로 관련이 없어 보이기 때문에 이 둘을 각각 측정하려 할 수 있다. 만약 두 식이 실제로 관련이 없다면 각각 추정하는 것이 옳을 것이다. 그러나 만약 두 오차항이 서로 관련이 되어 있다면 두 개의 식을 결합하여 추정함으로써 보다 효율적인 추정량을 얻을 수 있다(Zellner, 1962). 즉, $U_{t,1}$가 $U_{t,2}$와 상관이 있다면, $U_{t,2}$에 대한 정보는 $U_{t,1}$의 추정에 사용할 수 있게 된다.

SUR모형은 각 방정식을 OLS 방식으로 개별적으로 추정한 후, 잔차를 이용하여 분산과 공분산을 추정한다. 그 후, 분산과 공분산 추정치를 이용해 두 방정식을 GLS틀 하에서 결합추정하게 된다. 오차항간 상관에 대한 정보를 이용하므로 OLS에 비해 정확한 추정치를 산출하게 된다.

SUR모형은 GLS추정기법을 G개의 종속변수를 가진 방정식체계로 확장한 개념이다. N개의 표본 중 i번째 개체가 가지고 있는 여러 변수 중 G개의 변수를 종속변수로 설정하면, G개의 회귀모형을 구축할 수 있고, 각 모형의 회귀계수를 독립적으로 추정할 수 있다. 그러나 만약 G개의 회귀모형의 오차항이 상호 연관성이 있다면 GLS(일반최소제곱, generalized least square)기법에 기반한 SUR모형 추정량은 보다 효율적(efficient)이다(Zellner, 1962). G개의 종속변수를 가진 i번째 개체의 방정식 체계는 다음 식과 같이 표현할 수 있다(Cameron & Trivedi, 2004).

$$\begin{bmatrix} y_{i1} \\ \vdots \\ y_{ig} \\ \vdots \\ y_{iG} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X' & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & X_{ig}' & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_{iG}' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{i1} \\ \vdots \\ \beta_{ig} \\ \vdots \\ \beta_{iG} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{i1} \\ \vdots \\ \epsilon_{ig} \\ \vdots \\ \epsilon_{iG} \end{bmatrix} \qquad \text{<식 39>}$$

y_{ig} : i번째 개체에 대한 g번째 모형의 종속변수의 값
X_{ig} : i번째 개체에 대한 g번째 모형의 외생변수 벡터
β_{ig} : g번째 모형에 포함된 k_g개의 외생변수에 대한 $k_g \times 1$ 회귀계수 벡터
ϵ_{ig} : y_{ig}에 대한 오차항

i번째 개체에 대한 G개의 방정식에 포함된 오차항이 상호 연관성이 있다면, 다음식이 성립한다.

$$E[\epsilon_{ij}\epsilon_{ij'}|X] = \sigma_{ij'} \neq 0 \text{ (단, } j \neq j') \qquad \text{<식 40>}$$

이 때 각 모형에 대한 N×1 오차항 벡터를 ε_j라고 정의하면, $E[\epsilon_j|X] = 0$, $E[\epsilon_{ij}\epsilon_{ij'}|X] = \sigma_{ij'} I_N$이다. 따라서 전체 외생변수 X에 대한 오차항의 조건부 공분산 행렬 Ω는 다음과 같이 표현된다.

$$\Omega = E[\epsilon\epsilon'|X] = \Sigma \otimes I_N \qquad \text{<식 41>}$$

Σ : 공분산 $\sigma_{ij'}$를 요소로 갖는 $G \times G$행렬

$\otimes$: 두 행렬간의 크로넥커 곱

I_N : $N \times N$항등행렬

SUR모형의 계수 추정량은 먼저 공분산 행렬Ω을 오차항 간 상관관계를 가

정하지 않은 추정량을 통해 얻어진 잔차를 이용하여 추정한 후, 순차적으로 추정된다(신강원, 최기주, 2014). SUR모형의 회귀계수 추정량은 다음과 같다.

$$\hat{\beta} = \left\{ X'(\overset{-1}{\sum} \otimes I_N)X \right\}^{-1} \left\{ X'(\overset{-1}{\sum} \otimes I_N)y \right\} \qquad \text{<식 42>}$$

종속변수가 이분일 경우, SUBP 모형(Seemingly Unrelated Bivariate Probit Model)을 적용할 수 있다. SUBP 모형은 모형 자체로는 두 회귀식이 각각 결정되는 형태로 보이나, 오차항의 분포가 이변량 정규분포(bivariate normal distribution)을 따른다. 이는 각 종속변수를 설명한 후 남게 되는 오차항 간 상관관계가 있는 형태이다. 이 오차항의 결합분포가 이변량 정규분포를 따른다고 할 때 각 오차항의 평균은 0이 되고, 분산-공분산 행렬에서 공분산 부분의 상관계수가 ρ가 된다. 이 오차항의 상관이 0($\rho = 0$)이라면 두 개의 추정식은 서로 상관이 없고 이들은 독립적으로 결정된다고 볼 수 있다. 그러나 오차항 간 상관이 0이 아니라면($\rho \neq 0$) SUBP 모형이 분석에 더욱 적합하다.

SUBP 모형과 일반적인 모형과의 가장 큰 차이는 오차항에 대한 가정이다. SUBP 모형에서 오차항은 <식 43>과 같이 가정된다.

$$\begin{pmatrix} e \\ \epsilon \end{pmatrix} \sim BVN\left[\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_2\sigma_1 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \right] \qquad \text{<식 43>}$$

이 때 분산-공분산 행렬에 포함되어 있는 ρ는 두 식이 서로 관련성이 있는지를 나타내는 지표이다. 이 값이 0이라는 것은 모형에서 설정한 두 식의 오차항이 이변량 정규분포를 따르지 않는다는 것이 되므로, SUBP 모형을 이용하

여 분석할 때는 ρ값이 0이 아니라는 가설 검정을 수행할 필요가 있다. 만약, 상관관계를 나타내는 ρ값이 0이라면 SUBP 모형의 추정결과는 두 개의 독립된 단변량 프로빗(univariate probit)모형의 추정결과와 동일해 진다(고대영, 조현승, 2010).

한편, 처치변수가 이분인 선택이 3개 이상인 경우를 동시에 고려해야 한다면 다변량 프로빗 모형으로 확장시켜 적용할 수 있다(김주섭, 정원일, 전용일, 2011).

3. 사교육과 방과후학교

1) 다중처치로서의 사교육과 방과후학교

방과후학교란 수요자(학생・학부모)중심으로 운영하는 정규수업 이외의 학교 교육활동으로 기존의 특기・적성 교육, 수준별 심화보충학습, 초등보육 프로그램, 성인 평생학습 프로그램 등을 총칭하는 용어이다(김홍원, 2008). 이와 대조적으로 사교육은 '공교육 이외의 교육'을 가리키는 용어로 사적인 수요와 사적인 공급에 의해서 학교의 정규교육 과정 이외의 학교 바깥에서 받는 보충교육으로서 그 비용을 개인이 부담하는 교육서비스이다(김미숙, 2006).

한국의 사교육 현상은 거시적 수준에서 학력주의 가치관과 서열화 된 공교육 체재, 고부담의 경쟁적 선발 시험제도, 미시적 수준의 개인특성이 복합되어 나타난 결과이다(이종재, 2010). 사교육은 참여 동기에 따라서 보완적 동기(remedial strategy)에서 비롯된 보완형 사교육과 경쟁적 동기(enrichment

strategy)에서 비롯된 경쟁적 사교육으로 나누어 볼 수 있다. 보완형 사교육은 공교육에 대한 불만족을 해소하기 위한 동기에서 참여하게 된 사교육인 반면, 경쟁적 사교육은 공교육 만족도와 관계없이 사회의 학력주의 풍토 하에서 남들보다 우위를 차지하기 위한 동기에서 참여하는 사교육을 의미한다.

이에 반해, 방과후학교는 사회양극화와 교육격차의 심화와 사교육비 부담의 증가로 말미암아 정부가 기존의 방과후학교 교육활동의 운영방식을 획기적으로 전환하여 도입한 제도이다. 방과후학교는 다양한 프로그램의 운영으로 학교의 교육기능보완, 학교를 통한 다양한 학습 및 보육을 통해 사교육비 부담 완화, 계층 간, 지역 간 교육격차를 완화하여 실질적인 교육복지 구현, 방과후학교를 구심점으로 지역사회와 함께 하는 학교 실현이라는 네 가지 정책 목표를 달성하기 위해 추진되었다.

방과후학교의 성격을 운영방식과 내용, 기능의 측면에서 살펴보면 다음과 같다(김홍원, 2007). ①운영방식 : 방과후 교육활동과 운영주체의 개방화, 지도강사의 다양화, 교육대상의 다양화, 교육장소의 다양화, 프로그램 선택의 자율성, 운영시간의 융통성 등을 지니고 있다. ② 내용면 : 특기·적성 교육의 제공, 수준별 보충심화학습 기회 제공, 핵심능력 및 태도 신장, 정규 학습의 연계학습으로서의 성격을 지닌다. ③ 기능면 : 교육격차 해소, 사교육비 경감, 교육복지구현, 지역사회 학습센터로서의 성격을 지닌다.

방과후학교의 성격을 규정하는 주요한 특성 중 하나로는 수익자 부담 원칙인 사교육으로서의 성격이 제기되기도 하는데(류방란, 2007), 이는 방과후학교가 학교의 시설을 이용하여 학교 안에서 이루어지는 수익자 부담에 의한 교육활동이란 점과 방과후학교의 성격을 어떻게 규정할 것인가와 관련한 문제이다(이혜숙, 2008).

모든 학생들이 참여하는 정규 교육과정과 달리 일부 학생들이 수강료를 내는 수익자 부담이라는 점은 사교육과 유사한 측면이다. 그러나 방과후학교는 자유수강권 제도 등을 도입함으로써 저소득층 학생들의 교육기회 확대를 통한 교육의 공공성 제고를 위해 힘쓰고 있다. 방과후학교 자유수강권 제도에 대한 정부 예산도 2006년 339억에서 2013년에는 3,407억 원으로 꾸준히 증가하는 추세에 있으며, 지원 대상 역시 2006년 90,901명에서 2013년 56만 8천명으로 역시 증가하고 있다(교육부, 2013).

또한, 사교육과 방과후학교는 프로그램의 질적인 측면에서도 차이를 보인다. 학교 현장에서 방과후학교는 프로그램의 질을 일정하게 유지하는 문제와 프로그램 간 계열화를 통한 수준별 학습을 이루는 문제에서 어려움을 겪고 있는 것으로 나타났다(이혜숙, 2008). 방과후학교 프로그램은 계열성이 확보되어 있지 않은 경우가 많아 학생들의 수준에 맞추어 프로그램에 참여하기 어렵다는 한계가 있다. 즉, 동일한 프로그램을 몇 차례 수강하고 나며 그 다음 수준에서 수강할 적절한 프로그램이 마련되어 있는 경우가 드물다. 예컨대, 취미수준에서 악기를 방과후학교에서 배울 수 있지만, 전문적인 수준으로 까지 배우기 위해서는 사교육에서 개인 레슨을 비롯한 엘리트 음악교육에 대한 추가적인 학습을 선택하게 된다.

다음으로, 방과후학교와 사교육은 프로그램을 운영하는 강사의 특성 면에서도 차이가 난다. 프로그램을 내실있게 운영하기 위해서 강사의 역할은 핵심적이다. 방과후학교에 전문성을 갖춘 우수한 외부 강사를 초빙하는 비율을 늘리고자 하고 있지만, 외부강사이용은 주로 특기적성 프로그램 및 초등학교 급에서 두드러진다. 중・고등학교 방과후학교의 경우 외부 강사를 초빙하기에는 강사비가 부족한 문제로 인해서 현직 교사가 방과후학교 프로그램에 참여하는

경우가 많다. 중고등학교의 방과후학교 교과프로그램의 경우 현직교원이 강사로 참여하는 비율이 90%에 이르며, 외부강사 비율은 10%에 불과하다(교육부, 2013).

동일한 개인은 주어진 조건 하에서 사교육과 방과후학교에 참여할 것인지 여부에 대한 의사결정을 함에 있어 가정환경이나 개인특성 등 공통된 특성에 의해 결정을 내리므로 양자의 의사결정은 상호 의존적인 관계를 가질 수밖에 없다. 이 의사결정은 두 단계로 구분될 수 있다. 첫째, 사교육이든 방과후학교든 추가적인 교육 프로그램에 참여할 것인가? 라는 참여결정과 둘째, 참여한다면 사교육인가 또는 방과후학교인가에 대한 선택이다. 논리적으로는 첫 번째 단계의 결정이 먼저 이루어지고, 두 번째 결정이 이루어지는 연속적 결정과정(sequential decision model)을 가정하는 것으로 보인다. 그러나 실제 이 결정들은 두 단계가 복합적인 행위로써 동시에 일어나는 결합적 결정(joint decision)이다. 학습자가 추가 교육 프로그램에 참여하기로 결정한 후, 교육프로그램의 종류를 결정하는 것에 있어 시간적 차이가 존재할 수 있으나, 이는 그것이 어떤 종류의 교육프로그램이든 행위이전의 시간적 차이일 뿐 참여에 있어서 시간적인 차이를 가져오지는 않는다. 즉, 학습자 개인이 추가적인 교육프로그램에 대한 참여의 결정과 프로그램의 종류의 결정이 본인의 머릿속에서 시간적 시차를 두더라도 실제 교육 프로그램 참여 행위에는 두 단계의 의사결정이 동시에 발생한다는 것이다. 이러한 사교육 참여와 방과후학교 참여에 대한 추정식을 연립적으로 추정하여 오차항간 상관관계를 살펴봄으로써 사교육과 방과후학교가 대체관계인지 보완관계인지 파악하는 것이 가능하다.

2) 사교육과 방과후학교 효과

사교육과 방과후학교 효과와 관련한 선행연구물들은 대부분 두 효과 중 어느 하나의 효과에 관심을 가지고 분석한 연구물들이 대부분이다. 특히, 사교육 및 방과후학교 참여의 선택편의의 문제를 고려한 연구물들은 단일처치의 선택편의의 문제만을 조정하였다.

먼저 사교육 참여의 선택편의 및 내생성을 고려한 효과분석 연구들을 살펴보면 사교육 참여의 학업성취도 향상효과가 없거나, 미미하다고 보고하는 연구물들이 많고, 수학교과에서만 효과가 있다고 보고하기도 한다. 강창희(2012)의 연구에서 학교교육 수준 및 실태분석 연구 중학교 자료를 활용하여 국어, 수학, 영어 사교육 참여의 학업성취도 향상효과를 도구변수법, 비모수구간추정법을 적용하여 분석하였다. 연구 결과, 모든 과목에서 학업성취도 향상 효과가 없는 것으로 나타났다. 한국교육종단연구 1-3차년도 자료를 활용하여 중학생들의 국어, 수학, 영어 성적에 사교육 참여가 미치는 효과를 살펴본 강창희와 이삼호(2010)의 연구에서는 사교육비 지출은 평균적인 학생의 학업 성적에 다소간 긍정적인 영향을 미치나 그 영향은 그리 크지 않은 것으로 나타났다. 즉, 사교육비 지출이 10% 늘어나면, 학업성취도는 약 0.08~1.1%정도 향상되는 것으로 추정되었다. 한국교육고용패널 일반계고등학교 3학년 자료를 활용하여 경향점수매칭 방식으로 선택편의를 조정한 김정은, 김지하(2009)의 연구와 상경아(2009)의 연구에서는 국어와 영어교과의 사교육은 효과가 없으나 수학교과의 사교육은 효과가 있고, 특히 수리(나)에서 정적인 효과가 있는 것으로 나타났다.

다음으로, 방과후학교 참여의 선택편의 및 내생성을 고려한 효과분석 연구들을 살펴보면 방과후학교 참여가 학업성취도 향상에 기여한다고 긍정하는 결

과(박현정, 하여진, 김경희, 2014; 이준호, 박현정, 2012)와 부정하는 결과(김혜숙, 2012; 변수용, 황여정, 김경근, 2011)가 공존한다.

2012 국가수준 학업성취도평가 자료를 이용한 박현정, 하여진, 김경희(2014)의 연구와 2009 국가수준 학업성취도평가 자료를 활용한 이준호, 박현정(2012)의 연구에서는 일관되게 방과후학교 참여의 학업성취도 향상효과가 있다고 보고한다.

반면, 서울교육종단연구 자료를 이용한 김혜숙(2012)의 연구에서는 국어와 수학방과후학교 참여가 학업성취도에 부정적인 영향을 미치며, 영어방과후학교 참여는 효과가 없는 것으로 나타났다. 한국교육종단연구 자료를 활용한 변수용, 황여정, 김경근(2011)의 연구에서도 방과후학교 참여는 국어, 영어, 수학 학업성취도 향상에 기여하지 못 하며, 오히려 부정적인 효과를 미칠 개연성이 있다고 보고하고 있다.

이러한 차이는 분석에 사용한 자료의 차이에서 기인한 것으로 생각된다. 방과후학교 참여의 학업성취도 향상효과를 긍정하는 인과효과분석연구의 경우, 전수자료인 국가수준 학업성취도 평가 자료를 활용하여 분석하였다. 전수자료는 분석에 쓰이는 사례수가 매우 크기 때문에 실질적으로 미미한 차이도 통계적으로는 유의한 결과가 나올 수 있다. 실제로 박현정, 하여진, 김경희(2014)의 연구에서 이러한 점을 고려하여 효과크기를 산출한 결과, 실질적인 상승효과는 크지 않은 것으로 나타났다.

단일처치의 선택편의를 고려한 선행연구의 결과를 정리하면 <표 Ⅱ-1>과 같다. 사교육의 선택편의만을 고려한 선행연구들은 공통적으로 방과후학교 참여는 경향점수 산출 모형 및 분석 모형에서 고려하지 않고 있었다. 방과후학교의 선택편의를 고려한 선행연구 중 일부 연구물들은 방과후학교 참여에 대한

경향점수 산출 시 사교육 참여여부를 예측변수로 활용하였으나, 사교육 참여의 선택편의는 고려하지 않았다.

<표 Ⅱ-1> 단일처치의 선택편의를 고려한 주요 선행연구물

처치	선행연구	분석방법	분석자료 및 분석대상	결과변수	주요결과
사교육	강창희(2012)	도구변수법, 비모수 구간추정법	학교교육 수준 및 실태 분석 연구:중학교	국어, 수학, 영어 성적	국어-효과없음 수학-효과없음 영어-효과없음
	강창희, 이삼호(2010)	도구변수, 고정효과모형, 경향점수매칭, 구간추정법	한국교육종단연구 1-3차년도 (중1-중3)	국어, 수학, 영어 성적	정적효과(but영향이 크지 않음)
	김정은, 김지하(2009)	경향점수매칭	한국교육고용패널 (일반계고 3학년)	성적, 상위권 대학 진학률	국어-효과없음 수학-정적효과 영어-효과없음
	상경아(2009)	경향점수매칭	한국교육고용패널 (일반계고 3학년)	수리 영역 수능 성적	수리가-효과없음 수리나-정적효과
방과후학교	박현정, 하여진, 김경희(2014)	다층모형 경향점수 역확률가중치	2012 국가수준 학업성취도평가 전수자료(중,고)	국어, 수학, 영어 성적	정적효과
	이준호, 박현정(2012)	다층경향점수 층화, 다층모형	2009년 국가수준 학업성취도평가 전수자료(고1)	국어, 영어, 수학성적	정적효과
	김혜숙(2012)	경향점수 가중회귀분석	서울교육종단연구 1-2차 자료(초5,중2,고2)	국어, 영어, 수학성적	국어-부적효과 수학-부적효과 영어-효과없음
	변수용, 황여정, 김경근(2011)	경향점수매칭	한국교육종단연구 1-3차 자료(중1-중3)	국어, 영어, 수학성적	효과없음(부적효과의 개연성)

교육학연구에서 처치변수가 둘 이상인 경우의 효과에 대해서 살펴본 연구물은 많지 않다. 전술한 바와 같이, 사교육 및 방과후학교 효과 연구들은 대부분 사교육 참여나 방과후학교 참여 둘 중 하나의 선택편의의 문제만 고려하여 분석한 연구들이 대부분이다.

김진영(2012)의 연구에서는 사교육 참여와 방과후학교 참여, 그리고 이들 간의 상호작용을 예측변수로 투입한 고정효과모형분석을 수행하였다. 분석결

과, 방과후학교와 사교육의 상호작용항은 음의 방향으로 유의한 것으로 나타났다. 그러나 이 연구는 분석에 사용된 통계청 사교육비 조사자료의 특성 상, 학업성취도 변수가 학급 내에서의 성적급간(상위, 중상위, 중위, 중하위, 하위)으로 측정되었으며, 과목별로 측정되지 못 하였다는 한계가 있다. 김성식과 송혜정(2013)의 연구에서는 사교육의 학업성취도 향상효과를 다층모형으로 검증하면서, 사교육과 학교수준의 방과후학교 참여율의 층간 상호작용항을 투입하여 분석을 수행하였다. 분석결과, 교과 관련 방과후학교 프로그램이 활성화되어 있고, 방과후학교 참여율이 높은 학교일수록 사교육의 학업성취도 향상효과가 줄어드는 것으로 나타나 부적인 상호작용효과가 있는 것으로 나타났다. 그러나 이 연구는 학업성취도를 국어, 수학, 영어 척도점수의 평균으로 사용하여 과목별 효과를 살펴볼 수 없고, 선택편의의 문제가 고려되지 않은 추정치라는 점에서 인과효과를 보장하기 어렵다.

Ⅲ. 연구방법

1. 연구자료

이 연구에서는 모의실험자료와 실제자료를 활용하여 단일처치의 선택편의를 조정한 경우와 다중처치의 선택편의를 조정한 경우 효과추정치의 차이를 비교하였다.

1) 모의실험 자료

모의실험자료는 다양한 조건 하에서 추정치의 정확도를 탐색하기 위해 두 처치 간 상관의 크기, 상호작용효과의 실재유무 및 사례수를 달리하여 <표 Ⅲ-1>과 같은 조건으로 생성하였다.

<표 Ⅲ-1> 모의자료 생성조건

구분	조건
처치 간 상관	-.4, -.2, 0, .2, .4
상호작용 여부	상호작용 있음, 상호작용 없음.
사례수	1,000명, 5,000명

먼저, 두 처치의 상관의 크기는 -.4, -.2, .0, .2, .4의 다섯가지 조건을 고려하였다. 이를 통하여 처치 간 상관이 존재하지 않는 경우와 존재하는 경우에

따라 추정치의 편향성 정도가 차이를 보이는지 확인하고자 하였다. 다음으로, 두 처치 간 상호작용이 실재하는 경우와 실재하지 않는 경우 두 가지 조건을 고려하였다. 이를 통하여 두 처치 간 상호작용의 실재유무와 이에 적용된 분석 모형의 상호작용항 포함여부에 따라, 주효과 및 상호작용효과의 효과추정치의 편향성 정도가 차이를 보이는지 살펴보고자 하였다. 마지막으로 사례수는 1,000명과 5,000명 두 조건에서 분석함으로써, 사례수의 차이에 따라 추정치의 편향성 정도가 차이를 보이는지 살펴보고자 하였다.

모의실험 자료 생성할 때 사전공변인 및 처치변인들 간의 상관은 현실을 반영하기 위해 경험적 자료의 상관계수 행렬을 참고하였다. <식 44>와 같은 상관을 설정하고, 다변량 정규분표에서 난수를 발생시켜 자료를 생성하였다.

$$\begin{pmatrix} t_1^* \\ t_2^* \\ z1 \\ z2 \\ z3 \\ z4 \end{pmatrix} \sim MVN\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & \rho_{t_1t_2} & -0.1 & -0.1 & -0.1 & -0.1 \\ \rho_{t_1t_2} & 1 & 0.3 & 0.2 & 0.3 & 0.2 \\ -0.1 & 0.3 & 1 & 0.3 & 0.4 & 0.3 \\ -0.1 & 0.2 & 0.3 & 1 & 0.4 & 0.4 \\ -0.1 & 0.3 & 0.4 & 0.4 & 1 & 0.3 \\ -0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.4 & 0.3 & 1 \end{pmatrix}\right) \qquad \text{<식 44>}$$

$$\rho_{t_1t_2} = -.4, -.2, 0, .2, .4$$

처치변수는 방과후학교 참여와 사교육 참여에 해당하는 변인이므로 이분변인으로 만들어 주기 위해, 생성한 자료에서 0보다 크거나 같으면 1의 값을, 그 외에는 0의 값을 가지도록 변환하였다.

$$t1=1 \text{ if } X\ t1^{*} \geq 0$$
$$t1=0 \text{ if } X\ t1^{*} < 0$$
$$t2=1 \text{ if } X\ t2^{*} \geq 0$$
$$t2=0 \text{ if } X\ t2^{*} < 0$$

<식 45>

종속변수는 처치변수 및 통제변수와의 관계를 경험적 자료에서의 관계를 참고하고, 오차항을 더하여 상호작용이 실재하는 경우와 실재하지 않는 경우 각각에 대해서 다음과 같이 설정하였다.

$$y = 0.1 \times t1 + 0.3 \times t2 - 0.25 \times t1 \times t2 + 0.4 \times z1 + 0.3 \times z2 + 0.1 \times z3 + 0.2 \times z4 + e_{ij}$$ <식 46>
$$e_{ij} \sim N(0,1)$$

$$y = -0.1 \times t1 + 0.3 \times t2 + 0.4 \times z1 + 0.3 \times z2 + 0.1 \times z3 + 0.2 \times z4 + e_{ij,} e_{ij} \sim N(0,1)$$ <식 47>

모의실험 자료의 각 조건별로 1,000개씩의 데이터를 반복생성(replication)하였다. 생성된 자료의 수는 총 20,000개(5개 처치 간 상관조건 × 2개 상호작용조건 × 2개 사례수조건 × 1,000회 반복)이다.

모의실험 자료 분석결과는 편의(bias), 상대적 편의(relative bias), 평균제곱오차(MSE; Mean Square Error)를 기준으로 평가하였다. 편의는 추정치에서 모수치를 뺀 값이며, 상대적 편의는 <식 48>과 같이 편의를 모수치로 나누어 준 값으로 계수 추정치의 정확성(accuracy)를 평가한다(Hoogland & Boomsma, 1998).

$$B(\hat{\theta}_i) = \frac{\overline{\hat{\theta}}_i - \theta_i}{\theta_i}$$ <식 48>

평균제곱오차는 <식 49>와 같이 추정치와 분산의 편의를 동시에 추정하는 지표로 추정치가 얼마나 일관되고 정확하게 추정되는지를 평가한다(Muthén & Muthén, 2002).

$$MSE_{\hat{\theta}} = (Bias(\hat{\theta}))^2 + Var(\hat{\theta})$$ <식 49>

2) 실제 자료

실제자료는 서울특별시 연구정보원의 서울교육종단연구(Seoul Education Longitudinal Study, 이하 SELS)의 중학생 패널 1~3차년도 자료를 활용하였다. SELS는 2010년 당시 중학교 1학년 학생들을 대상으로 패널자료를 구성하여 서울특별시 교육정책의 실태를 분석하고, 교육정책의 방향과 교육의 질을 제고하기 위한 중장기적인 자료를 수집하고자 마련된 데이터이다.

SELS 2010의 표본설계는 주어진 각 지역교육청을 층으로 하고, 학교를 집락으로 하여 학교를 무선추출하고, 표집 된 학교 내에서 다시 2개 학급을 무선추출하는 방식의 층화 2단계 집락 추출을 실시하였다. 이 연구에서 사용한 중학교 1학년 패널의 모집단은 서울특별시에 소재하고 있는 총 373개 중학교 중 국립 2개 중학교(서울사대부여중, 서울사대부중)와 체육중학교를 제외한 370개 중학교이다. 표본은 서울특별시의 정책중점학교가 충분히 표집 될 수 있도록 한다는 목표 하에서 표집 된 74개 중학교의 4,544명의 학생들이다(박현정 외,

2013).

이 연구에서는 중학교 3년 동안 지속적으로 조사에 참여한 4,144명의 학생들 중 종속변수인 영어와 수학 수직척도화점수가 결측 인 28명은 제외하고, 종속변수 이외의 결측 인 변수들은 EM-알고리즘(EM-algorism)을 통해 대체하여 분석하였다. 최종분석에 사용된 사례수는 4,116명이다.

방과후학교 참여와 사교육 참여는 3차년도 학생설문 자료를 활용하였으며, 사전공변인들은 방과후학교 참여 및 사교육 참여 보다 이전 시기에 측정된 1-2차년도 자료를 활용하였다. 사전 공변인으로는 혼자공부시간, 사전성취도, 무료급식여부, 학습부진아여부, 수업태도, 교사열의, 수업만족도, 사전 사교육참여, 사전 방과후학교 참여, EBS 수강여부, 학습방법, 학습노력, 학습태도, 성취목표, 성별, 부모학업지원, 가구소득, 첫째여부, 모학력, 교육기대수준, 특목고 진학계획, 사립여부, 학교평균 가구소득, 학교평균 방과후학교 참여율이 사용되었다. 수업태도, 교사열의, 교사만족도, 학습방법, 학습노력, 학습태도, 성취목표와 부모학업지원은 5점 리커르트 척도로 측정된 복수의 문항들의 평균값을 활용하였다. 가구소득은 0원인 경우 1원으로 변경한 후, 자연로그를 취한 값을 사용하였다. 첫째여부는 설문지를 가져온 자녀가 첫 번째 자녀인 경우에는 1, 둘째 이상부터는 0으로 코딩하였다. 모학력과 기대교육수준의 경우 초등학교는 6, 중학교는 9, 고등학교 12, 2-3년제 대학은 14, 4년제 대학은 16, 대학원 석사는 18, 대학원 박사는 21로 교육연한점수로 코딩하여 사용하였다. 특목고 진학계획은 중학교 졸업 후 외국어 고등학교나 과학 고등학교에 진학할 계획이라고 응답한 학생은 1, 이외 고등학교에 진학할 계획이라고 응답한 학생은 0으로 코딩하였다. 연구에 사용된 변수를 정리하면 <표 Ⅲ-2>와 같으며, 기술통계는 <표 Ⅲ-3>과 같다.

<표 Ⅲ-2> 주요 변수

구분	변수명	내용	신뢰도*
종속변인	수직척도화점수	3차년도 영어/수학 수직척도화점수	-
처치변인	방과후참여	3차년도 영어/수학 방과후학교 참여여부	-
	사교육참여	3차년도 영어/수학 사교육 참여여부	-
공변인	혼자학습시간	일주일동안 혼자 (영어/수학)숙제를 하거나 공부하는 시간은 어느 정도 되는지 표시해 주십시오. 1시간미만(1) 1시간이상~2시간미만(2) 2시간이상~3시간미만(3) 3시간이상~4시간미만(4) 4시간이상~5시간미만(5) 5시간이상~6시간미만(6) 6시간이상~7시간미만(7) 7시간이상~8시간미만(8) 8시간이상(9)	-
	사전성취도	1차년도 영어/수학 수직척도화점수	-
	무료급식	무료급식지원여부	-
	학습부진아	영어/수학 학습부진아 여부	-
	수업태도	다음은 학생이 현재 받고 있는 학교수업에서의 태도에 대한 질문입니다. (영어/수학)교과별로 해당되는 곳에 표시해 주십시오(5점 리커르트 척도) 1)수업시간에 집중한다. 2)수업시간에 적극적으로 참여한다. 3)숙제를 꼬박꼬박한다. 4)수업시간에 배운 것을 복습한다. 5)수업시간에 배울 내용을 미리 예습한다.	0.864 (수학) 0.862 (영어)
	교사열의	다음은 학생이 현재 받고 있는 학교 수업의 선생님에 대한 질문입니다. (영어/수학)교과별로 해당되는 곳에 표시해 주십시오(5점 리커르트 척도) 1)수업을 열심히 하신다 2)담당교과에 대한 지식이 많으시다 3)수업내용을 알기 쉬게 잘 가르치신다. 4)학생들이 열심히 공부하기를 원하신다. 5)학생들의 높은 성취 수준을 기대하신다. 6)과제를 꼼꼼하게 검사하신다. 7)학생들이 수업 중에 얼마나 잘 이해하고 있는지 확인하신다.	0.909 (수학) 0.915 (영어)
	수업만족도	다음은 학생이 현재 받고 있는 학교 수업의 만족도에 대한 질문입니다. (영어/수학)교과별로 해당되는 곳에 표시해 주십시오(5점 리커르트 척도) 1)나는 수업이 재미있고 기다려진다. 2)학교수업이 내 공부에 도움이 된다.	0.716 (수학) 0.743 (영어)
	사전 방과후 참여	2차년도 영어/수학 방과후학교참여여부	-
	사전 사교육 참여	2차년도 영어/수학 사교육참여여부	-
	EBS시청	학생은 지난 1년 동안 EBS(교육방송)을 이용한 적이 있습	-

구분	변수명	내용	신뢰도*
		니까?	
	학습방법	다음은 학습 방법에 관한 진술입니다. 해당 진술들에 어느 정도 동의하는지 표시해 주십시오(5점 리커르트 척도) 1)새롭게 배운 내용을 이미 알고 있는 것과 어떻게 연결시킬지 생각해 본다 2)중요한 내용들은 요점 정리를 하거나 표나 마인드맵 등으로 정리하여 공부한다. 3)수업내용들을 잘 이해하고 있는지 스스로 확인한다.	0.801
	학습노력	다음은 학습 노력에 관한 진술입니다. 해당 진술들에 어느 정도 동의하는지 표시해 주십시오(5점 리커르트 척도) 1)학교에서 배우는 내용을 완전히 익히기 위해 최선을 다한다. 2)계획한 공부시간표를 최대한 지키려고 한다. 3)공부나 과제 도중 모르는 내용이 있으면 책이나 인터넷을 찾아본다.	0.796
	학습태도	다음은 학습할 때의 마음가짐에 관한 진술입니다. 해당 진술들에 어느 정도 동의하는지 표시해 주십시오(5점 리커르트 척도) 1)아무리 어려운 내용을 배워도 이해할 수 있다고 생각한다. 2)공부하는 것이 재미있다 3)누가 시키지 않아도 내 일을 스스로 잘 처리한다.	0.755
	성취목표	다음 진술에 대해 어느 정도 동의하는지 표시해 주십시오(5점 리커르트 척도) 1)나에게는 꼭 이루고 싶은 분명한 목표가 있다 2)나는 목표를 이루기 위해 어떻게 해야 하는지 알고 있다 3)나는 목표를 이루기 위해 열심히 노력하고 있다 4)내가 하는 공부는 내 미래 목표를 이루는데 도움을 줄 것이다 5)우리 선생님은 내 미래 목표를 잘 알고 긍정적으로 생각하신다. 6)내 미래 목표가 이뤄진다면 사회 공헌도 할 수 있다고 생각한다.	0.870
	성별	학생의 성별은 무엇입니까? 남자(1) 여자(2)	-
	부모학업지원	부모님(보호자)께서는 자녀의 학업을 위하여 다음 활동을 어느 정도 하고 계십니까?(5점 리커르트 척도) 1)집안에서 공부하는 분위기를 조성한다. 2)자녀의 학교 공부와 숙제를 확인한다. 3)자녀의 공부를 직접 가르친다. 4)자녀에게 공부 방법에 대해 조언한다. 5)과외나 학원을 결정하기 위해 정보를 수집한다. 6)자녀의 공부를 위한 지출은 아끼지 않는다(학원, 과외, 문제지 등) 7)자녀의 평소 생활을 확인하고 일정을 관리한다. 8)공부를 열심히 하도록 자녀를 격려한다.	0.809

구분	변수명	내용	신뢰도*
	가구소득	가정의 월 평균 전체 가구소득(상여금, 재산소득, 생활보조금 등도 포함)은 어느 정도 입니까? (단위: 만원)	-
	첫째	설문지를 가져온 자녀는 몇 번째 자녀입니까?	-
	모학력	부모님(보호자)께서는 학교를 어디까지 다니셨습니까? 초등학교 졸업이하(1) 중학교 졸업(2) 고등학교 졸업(3) 2~3년제 대학졸업(4) 4년제 대학 졸업(5) 대학원(석사)(6) 대학원(박사)(7)	-
	기대교육수준	어느 수준까지 교육받기를 희망합니까? 고등학교 졸업(1) 2년제 대학(2) 4년제 대학(3) 대학원석사(4) 대학원박사(5)	-
	특목고 진학계획	학생은 중학교를 졸업한 후에 어떤 고등학교에 진학할 계획입니까? 일반고(1) 특목고(외국어고, 과학고) (2) 특목고(예술고, 체육고) (3) 자율형 고등학교(자사고, 자공고) (4) 전문계고(특성화고, 마이스터고 제외) (5) 특성화고(예:조리과학고, 애니메이션고), 마이스터고 (6) 아직 결정하지 못 함(7)	-
	사립	학교유형 국립(1) 공립(2) 사립(3)	-
	학교평균 가구소득	가구소득 aggregate값	-
	학교평균 방과후참여	학생방과후참여 aggregate값	-

* 크롬박알파(Cronbach's Alpha)

<표 Ⅲ-3> 기술통계

변수명	평균	표준편차	최소값	최대값
수학 성취도	406.28	67.92	209.00	596.00
영어 성취도	449.31	68.58	235.00	600.00
수학 방과후학교 참여	0.13	0.33	0.00	1.00
영어 방과후학교 참여	0.13	0.33	0.00	1.00
수학 사교육 참여	0.72	0.45	0.00	1.00
영어 사교육 참여	0.67	0.47	0.00	1.00
수학 혼자학습시간	3.08	1.98	0.18	9.00
영어 혼자학습시간	2.86	1.85	0.00	9.00
수학 사전성취도	415.99	59.83	213.00	600.00
영어 사전성취도	427.23	61.61	217.00	587.00
수학 학습부진아	0.10	0.30	0.00	1.00
영어 학습부진아	0.07	0.25	0.00	1.00
수학 수업태도	3.45	0.93	1.00	5.00
영어 수업태도	3.41	0.89	1.00	5.00
수학 교사열의	3.86	0.80	1.00	5.00

변수명	평균	표준편차	최소값	최대값
영어 교사열의	3.81	0.81	1.00	5.00
수학 수업만족도	3.12	0.95	0.93	5.00
영어 수업만족도	3.13	0.95	0.96	5.00
수학 사전 방과후참여	0.14	0.34	0.00	1.00
영어 사전 방과후참여	0.13	0.34	0.00	1.00
수학 사전 사교육참여	0.75	0.43	0.00	1.00
영어 사전 사교육참여	0.72	0.45	0.00	1.00
수학 EBS시청	0.14	0.34	0.00	1.00
영어 EBS시청	0.11	0.32	0.00	1.00
무료급식	0.08	0.28	0.00	1.00
학습방법	3.19	0.83	1.00	5.00
학습노력	3.35	0.80	1.00	5.00
학습태도	3.13	0.80	1.00	5.00
성취목표	3.56	0.76	1.00	5.00
성별	0.46	0.50	0.00	1.00
부모학업지원	3.36	0.57	1.00	5.00
가구소득	5.93	0.72	0.00	9.10
첫째	0.50	0.50	0.00	1.00
모학력	13.67	2.27	6.00	21.00
기대교육수준	17.49	2.23	12.00	21.00
특목고진학계획	0.11	0.31	0.00	1.00
사립	0.22	0.41	0.00	1.00
학교평균 가구소득	5.93	0.29	5.23	6.55
학교평균 수학 방과후 참여	0.14	0.09	0.02	0.39
학교평균 영어 방과후 참여	0.13	0.09	0.00	0.39

2. 연구모형

이 연구에서는 방과후학교 참여와 사교육 참여에 영향을 미칠 수 있는 사전 공변인들로 경향점수를 산출한 후, 산출된 경향점수의 역확률을 가중치로 하여 가중회귀분석을 수행하였다. 이를 통해 방과후학교 참여 및 사교육 참여

의 선택편의가 조정된 효과 추정치를 산출하고자 하였다.

1) 경향점수 산출 모형

경향점수는 단일처치 선택편의 조정에서는 종속변수가 이분인 경우 적용할 수 있는 프로빗 모형을 적용하였다. 다중처치 선택편의 조정에서는 종속변수가 이분인 두 식을 동시에 고려할 수 있는 SUBP 모형과 종속변수가 다항인 경우 적용할 수 있는 다항프로빗 모형을 적용하여 산출하였다.

(1) 단일처치 선택편의 조정 모형

단일처치의 선택편의 조정에 활용한 프로빗 모형은 <식 50>과 같다. 프로빗 분석은 종속변수가 방과후학교 참여인 경우와 사교육 참여인 경우에 대해 두 번 수행하였다. 사전공변인은 방과후학교 참여와 사교육 참여보다 이전시기에 측정된 변수들을 활용하였다. 분석을 통해 참여할 확률(P)을 산출하게 되면, 실제로 참여를 한 학생들에게는 산출된 참여할 확률의 역수($\frac{1}{P}$)를 가중치로 부여하고, 실제로 참여하지 않은 학생들에게는 산출된 참여할 확률(P)을 참여하지 않을 확률($1-P$)로 바꾸어 참여하지 않을 확률의 역수($\frac{1}{(1-P)}$)를 가중치로 부여한다. 이를 통하여 실제로 참여할 확률이 작지만 참여한 학생과 실제로 참여할 확률이 높지만 참여하지 않은 학생에게는 높은 가중치를 부여하게 된다.

$$Y = \sum_{k=1}^{n} \beta_k X_k + \epsilon$$ <식 50>

Y : 방과후학교 참여, 사교육 참여

X : 혼자학습시간, 사전성취도, 무료급식, 학습부진아, 수업태도, 교사열의, 수업만족도, 사전 방과후 참여, 사전 사교육 참여, EBS시청, 학습방법, 학습노력, 학습태도, 성취목표, 성별, 부모학업지원, 가구소득, 첫째, 모학력, 기대교육수준, 특목고 진학계획, 사립, 학교평균 성취도, 학교평균 방과후참여

(2) 다중처치 선택편의 조정 모형

다중처치의 선택편의 조정에는 SUBP 모형과 다항프로빗 모형을 각각 적용하여 분석결과를 비교하였다.

① SUBP 모형

SUBP 모형에서 방과후학교 참여와 사교육 참여에 대한 개별 식은 <식 50>의 프로빗 모형과 동일하지만, 두 식의 오차항 간 상관을 고려한다는 점에서 차이가 있다. SUBP 모형으로 분석하면 방과후학교와 사교육에 모두 참여하지 않을 확률(P_{00}), 방과후학교에만 참여할 확률(P_{10}), 사교육에만 참여할 확률(P_{01}) 및 방과후학교와 사교육에 모두 참여할 확률(P_{11})의 네 가지 확률이 학생 개인에게 부여된다. 이 중 학생 개인이 실제로 참여한 경우에 해당하는 확률의 역수를 가중치로 부여한다.

$$Y(\text{방과후학교 참여}) = \sum_{k=1}^{n} \beta_{k1} X_{k1} + \epsilon_1 \qquad \text{<식 51>}$$

$$Y(\text{사교육 참여}) = \sum_{k=1}^{n} \beta_{k2} X_{k2} + \epsilon_2$$

$$\begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \end{pmatrix} \sim BVN\left(\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_2\sigma_1 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \right)$$

X : 혼자학습시간, 사전성취도, 무료급식, 학습부진아, 수업태도, 교사열의, 수업만족도, 사전 방과후 참여, 사전 사교육 참여, EBS시청, 학습방법, 학습노력, 학습태도, 성취목표, 성별, 부모학업지원, 가구소득, 첫째, 모학력, 기대교육수준, 특목고 진학계획, 사립, 학교평균 성취도, 학교평균 방과후참여

② 다항프로빗 모형

다항프로빗 모형은 종속변수가 다분인 경우에 적용할 수 있으므로, 방과후학교 참여여부와 사교육 참여여부에 대한 네 가지 경우의 수(방과후학교와 사교육에 모두 미참여, 방과후학교만 참여, 사교육만 참여, 방과후학교와 사교육에 모두 참여)를 네 가지 수준으로 한 하나의 종속변수를 생성하여 사용한다. 분석결과 산출된 계수는 종속변수의 네 수준 중 어느 수준을 준거집단으로 사용하느냐에 따라 달라지지만, 참여확률은 어느 집단을 준거집단으로 설정하든지 동일하게 방과후학교와 사교육에 모두 참여하지 않을 확률(P_{00}), 방과후학교에만 참여할 확률(P_{10}), 사교육에만 참여할 확률(P_{01}) 및 방과후학교와 사교육에 모두 참여할 확률(P_{11})의 네 가지 확률이 학생 개인에게 부여된다. 이 중 학생 개인이 실제로 참여한 경우에 해당하는 확률의 역수를 가중치로 부여한다.

$$\ln \Omega_{t|4}(X) = \ln \frac{P(y=t|X)}{P(y=4|X)} = \sum_{k=1}^{n} \beta_{t|4} X_k, \quad \text{for } t = 1,2,3$$ <식 52>

t : 모두 미참여, 방과후학교만 참여, 사교육만 참여, 방과후학교와 사교육 모두 참여

X : 혼자학습시간, 사전성취도, 무료급식, 학습부진아, 수업태도, 교사열의, 수업만족도, 사전 방과후 참여, 사전 사교육 참여, EBS시청, 학습방법, 학습노력, 학습태도, 성취목표, 성별, 부모학업지원, 가구소득, 첫째, 모학력, 기대교육수준, 특목고 진학계획, 사립, 학교평균 성취도, 학교평균 방과후참여

2) 학업성취도 향상 효과 분석 모형

앞서 산출한 경향점수의 역확률을 가중치로 활용하고, 아래와 같은 회귀모형에 대해서 가중회귀분석을 수행하여 방과후학교 참여와 사교육 참여의 학업성취도 향상효과를 살펴보았다. 회귀모형은 방과후학교와 사교육의 상호작용을 포함하지 않은 모형과 포함한 모형 두 가지 경우 각각에 대해 분석을 수행하였다.

① 상호작용을 포함하지 않은 모형

$$Y(\text{학업성취도}) = \beta_0 + \beta_1(\text{방과후학교 참여}) + \beta_2(\text{사교육 참여}) + \epsilon$$

② 상호작용을 포함한 모형

$$Y(\text{학업성취도}) = \beta_0 + \beta_1(\text{방과후학교 참여}) + \beta_2(\text{사교육 참여}) + \beta_3(\text{방과후} \times \text{사교육 참여}) + \epsilon$$

Ⅳ. 연구결과

1. 모의실험자료 분석결과

모의실험 자료는 처치 간 상호작용이 본래 존재하지 않는 경우와 존재하는 경우 각각에 대해서 생성한 후, 상호작용을 포함하지 않는 모형과 상호작용을 포함한 모형에 대해서 분석하였다.

1) 처치 간 상호작용이 없는 경우

(1) 상호작용 미포함 모형 분석결과

처치 간 상호작용이 없는 경우 상호작용을 포함하지 않은 모형으로 분석한 결과는 <표 Ⅳ-1>과 같다. 다중처치의 선택편의를 동시에 조정한 모형은 단일처치의 선택편의를 조정한 모형에 비해서 편의, 상대적 편의, 평균제곱오차 측면에서 우수한 것으로 나타난다.

단일처치에서 선택편의가 조정되지 않은 처치의 경우 편의되는 정도가 더욱 큰 것으로 나타났다. 선택편의를 고려한 처치의 추정치 또한 처치 간의 상관이 커짐에 따라 편의가 커지고, 평균제곱오차도 커지는 것으로 나타났다.

반면 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형의 경우 처치 간 상관의 크기에 관계없이 안정적인 효과추정치를 산출하는 것으로 나타났다. 다중처치의 선택편의 조정모형 내에서 추정치는 유사한 경향성을 보였고, 다항프로빗

모형을 적용하여 추정한 주효과(t1)의 상대적 편의가 SUBP 모형에 비해 다소 크게 추정되나 사례수가 증가함에 따라 차이가 감소하는 경향을 보인다.

<표 Ⅳ-1> 모의실험자료 분석결과 (상호작용이 없는 경우, 상호작용 미포함 모형)

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
1,000	r=-.4	t1	Bias[1]	0.090	-0.058	0.000	0.004
			Rel.Bias[2]	-0.901	0.576	0.002	-0.038
			MSE[3]	0.817	0.339	0.006	0.007
		t2	Bias[1]	0.384	-0.013	0.000	0.000
			Rel.Bias[2]	1.279	-0.045	0.000	0.001
			MSE[3]	1.641	0.007	0.004	0.005
	r=-.2	t1	Bias[1]	0.038	-0.115	0.000	0.004
			Rel.Bias[2]	-0.383	1.154	0.003	-0.042
			MSE[3]	0.151	1.339	0.006	0.007
		t2	Bias[1]	0.387	-0.009	0.002	0.001
			Rel.Bias[2]	1.290	-0.031	0.006	0.003
			MSE[3]	1.670	0.005	0.005	0.004
	r=0	t1	Bias[1]	-0.012	-0.177	0.000	0.005
			Rel.Bias[2]	0.124	1.774	0.001	-0.050
			MSE[3]	0.020	3.155	0.006	0.008
		t2	Bias[1]	0.402	0.002	0.002	0.000
			Rel.Bias[2]	1.341	0.008	0.006	-0.001
			MSE[3]	1.804	0.005	0.005	0.005
	r=.2	t1	Bias[1]	-0.069	-0.235	-0.001	0.005
			Rel.Bias[2]	0.695	2.349	0.012	-0.054
			MSE[3]	0.487	5.524	0.006	0.009
		t2	Bias[1]	0.432	0.043	0.002	-0.002
			Rel.Bias[2]	1.438	0.142	0.006	-0.006
			MSE[3]	2.075	0.025	0.005	0.005
	r=.4	t1	Bias[1]	-0.143	-0.315	-0.003	0.004
			Rel.Bias[2]	1.426	3.150	0.027	-0.043
			MSE[3]	2.038	9.929	0.009	0.011
		t2	Bias[1]	0.482	0.104	0.005	0.000
			Rel.Bias[2]	1.607	0.346	0.015	-0.001

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
			MSE[3]	2.589	0.125	0.007	0.008
5,000	r=-.4	t1	Bias[1]	0.090	-0.058	0.000	0.005
			Rel.Bias[2]	-0.901	0.578	0.002	-0.049
			MSE[3]	0.817	0.342	0.006	0.003
		t2	Bias[1]	0.384	-0.014	0.000	0.000
			Rel.Bias[2]	1.279	-0.048	0.000	0.001
			MSE[3]	1.641	0.007	0.004	0.001
	r=-.2	t1	Bias[1]	0.038	-0.116	0.000	0.005
			Rel.Bias[2]	-0.383	1.158	0.003	-0.053
			MSE[3]	0.151	1.349	0.006	0.004
		t2	Bias[1]	0.387	-0.010	0.002	-0.001
			Rel.Bias[2]	1.290	-0.034	0.006	-0.003
			MSE[3]	1.670	0.005	0.004	0.001
	r=0	t1	Bias[1]	-0.012	-0.172	0.000	0.006
			Rel.Bias[2]	0.125	1.715	0.001	-0.060
			MSE[3]	0.020	2.950	0.006	0.005
		t2	Bias[1]	0.402	0.008	0.002	-0.002
			Rel.Bias[2]	1.341	0.026	0.006	-0.006
			MSE[3]	1.805	0.005	0.005	0.001
	r=.2	t1	Bias[1]	-0.069	-0.235	-0.001	0.007
			Rel.Bias[2]	0.695	2.349	0.012	-0.072
			MSE[3]	0.487	5.524	0.006	0.006
		t2	Bias[1]	0.432	0.043	0.002	-0.004
			Rel.Bias[2]	1.438	0.142	0.006	-0.013
			MSE[3]	2.075	0.025	0.005	0.001
	r=.4	t1	Bias[1]	-0.143	-0.315	-0.003	0.007
			Rel.Bias[2]	1.426	3.150	0.027	-0.073
			MSE[3]	2.038	9.929	0.009	0.007
		t2	Bias[1]	0.482	0.104	0.005	-0.004
			Rel.Bias[2]	1.607	0.346	0.015	-0.013
			MSE[3]	2.589	0.125	0.007	0.002

*SUBP: Seemingly unrelated bivariate probit model, **MP: Multinomial probit model, Bias[1]=추정치-모수치, Rel.Bias[2]: Relative Bias, MSE[3]: Mean Square Error.

(2) 상호작용 포함 모형 분석결과

처치 간 상호작용이 없는 경우 상호작용을 포함한 모형으로 분석한 결과는 <표 Ⅳ-2>와 같다. 단일처치의 선택편의 조정모형은 다중처치 선택편의 조정모형에 비해 편의, 상대적 편의 평균제곱오차가 큰 것으로 나타난다.

단일처치에서 선택편의가 조정되지 않은 처치의 경우 편의되는 정도가 더욱 큰 것으로 나타났다. 선택편의를 고려한 처치의 추정치 또한 처치 간의 상관이 커짐에 따라 편의가 커지고, 평균제곱오차도 커지는 것으로 나타났다.

반면 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형의 경우 처치 간 상관의 크기에 관계없이 안정적인 효과추정치를 산출하며, 사례수의 증가에 따라 전반적인 평균제곱오차(MSE)가 감소한다. 다중처치의 선택편의 조정모형 내에서 추정치는 유사한 경향성을 보이지만, 다항프로빗 모형을 적용하여 추정한 주효과(t1)의 상대적 편의가 SUBP 모형에 비해 다소 크게 추정된다.

두 처치 간 상호작용효과의 경우 선택편의 조정모형의 종류에 관계없이 전반적으로 안정적인 추정치가 산출이 된다.

<표 Ⅳ-2> 모의실험자료 분석결과 (상호작용이 없는 경우, 상호작용 포함 모형)

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
1,000	r=-.4	t1	Bias[1]	0.091	-0.058	-0.001	0.005
			Rel.Bias[2]	0.907	-0.583	-0.015	0.054
			MSE[3]	0.833	0.356	0.014	0.014
		t2	Bias[1]	0.384	-0.014	-0.001	0.002
			Rel.Bias[2]	1.281	-0.046	-0.003	0.006
			MSE[3]	1.653	0.015	0.012	0.010
		t1×t2	Bias[1]	-0.001	0.002	0.003	-0.003

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
			Rel.Bias[2]	–	–	–	–
			MSE[3]	0.026	0.031	0.031	0.022
	r=-.2	t1	Bias[1]	0.038	-0.118	-0.003	0.007
			Rel.Bias[2]	0.377	-1.176	-0.026	0.075
			MSE[3]	0.152	1.397	0.013	0.021
		t2	Bias[1]	0.387	-0.011	0.000	0.002
			Rel.Bias[2]	1.289	-0.037	0.000	0.008
			MSE[3]	1.673	0.013	0.013	0.016
		t1×t2	Bias[1]	0.001	0.005	0.004	-0.005
			Rel.Bias[2]	–	–	–	–
			MSE[3]	0.024	0.028	0.030	0.032
	r=0	t1	Bias[1]	-0.010	-0.171	0.000	0.007
			Rel.Bias[2]	-0.103	-1.708	0.003	0.075
			MSE[3]	0.021	2.932	0.013	0.016
		t2	Bias[1]	0.405	0.010	0.003	0.002
			Rel.Bias[2]	1.349	0.032	0.010	0.008
			MSE[3]	1.831	0.013	0.013	0.010
		t1×t2	Bias[1]	-0.005	-0.001	-0.001	-0.005
			Rel.Bias[2]	–	–	–	–
			MSE[3]	0.024	0.028	0.030	0.021
	r=.2	t1	Bias[1]	-0.067	-0.234	0.000	0.010
			Rel.Bias[2]	0.670	2.341	-0.002	-0.097
			MSE[3]	0.459	5.495	0.014	0.021
		t2	Bias[1]	0.434	0.044	0.004	0.003
			Rel.Bias[2]	1.447	0.147	0.015	0.010
			MSE[3]	2.107	0.034	0.014	0.012
		t1×t2	Bias[1]	-0.005	-0.002	-0.004	-0.009
			Rel.Bias[2]	–	–	–	–
			MSE[3]	0.025	0.029	0.033	0.024
	r=.4	t1	Bias[1]	-0.141	-0.315	-0.002	0.008
			Rel.Bias[2]	1.410	3.148	0.024	-0.076
			MSE[3]	2.000	9.928	0.019	0.022
		t2	Bias[1]	0.484	0.105	0.007	0.004
			Rel.Bias[2]	1.614	0.350	0.023	0.013
			MSE[3]	2.618	0.136	0.019	0.016

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
5,000		t1×t2	Bias[1]	-0.004	-0.001	-0.003	-0.007
			Rel.Bias[2]	-	-	-	-
			MSE[3]	0.027	0.032	0.044	0.033
	r=-.4	t1	Bias[1]	0.092	-0.058	0.000	0.004
			Rel.Bias[2]	-0.918	0.583	0.000	-0.042
			MSE[3]	0.845	0.343	0.003	0.004
		t2	Bias[1]	0.386	-0.016	-0.001	0.000
			Rel.Bias[2]	1.288	-0.052	-0.002	-0.001
			MSE[3]	1.662	0.005	0.003	0.002
		t1×t2	Bias[1]	-0.001	0.002	0.001	0.001
			Rel.Bias[2]	-	-	-	-
			MSE[3]	0.005	0.006	0.006	0.004
	r=-.2	t1	Bias[1]	0.040	-0.116	0.000	0.005
			Rel.Bias[2]	-0.398	1.163	0.001	-0.048
			MSE[3]	0.160	1.356	0.003	0.004
		t2	Bias[1]	0.389	-0.013	-0.001	-0.001
			Rel.Bias[2]	1.295	-0.044	-0.002	-0.004
			MSE[3]	1.680	0.004	0.002	0.002
		t1×t2	Bias[1]	0.000	0.002	0.001	0.001
			Rel.Bias[2]	-	-	-	-
			MSE[3]	0.005	0.006	0.006	0.004
	r=0	t1	Bias[1]	-0.010	-0.172	0.001	0.006
			Rel.Bias[2]	0.103	1.718	-0.006	-0.058
			MSE[3]	0.013	2.956	0.003	0.006
		t2	Bias[1]	0.404	0.006	0.001	-0.002
			Rel.Bias[2]	1.348	0.020	0.003	-0.006
			MSE[3]	1.820	0.003	0.002	0.002
		t1×t2	Bias[1]	-0.002	0.000	0.000	0.000
			Rel.Bias[2]	-	-	-	-
			MSE[3]	0.005	0.006	0.006	0.004
	r=.2	t1	Bias[1]	-0.067	-0.234	0.001	0.007
			Rel.Bias[2]	0.672	2.343	-0.005	-0.073
			MSE[3]	0.454	5.493	0.003	0.008
		t2	Bias[1]	0.433	0.041	0.001	-0.004
			Rel.Bias[2]	1.442	0.136	0.002	-0.012

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
			MSE[3]	2.081	0.021	0.003	0.002
		t1×t2	Bias[1]	-0.002	0.000	0.000	0.000
			Rel.Bias[2]	-	-	-	-
			MSE[3]	0.005	0.006	0.007	0.005
	r=.4	t1	Bias[1]	-0.140	-0.314	0.000	0.008
			Rel.Bias[2]	1.398	3.141	0.004	-0.077
			MSE[3]	1.956	9.866	0.004	0.010
		t2	Bias[1]	0.482	0.101	0.003	-0.003
			Rel.Bias[2]	1.605	0.338	0.008	-0.011
			MSE[3]	2.579	0.117	0.004	0.003
		t1×t2	Bias[1]	-0.002	0.000	-0.001	-0.001
			Rel.Bias[2]	-	-	-	-
			MSE[3]	0.005	0.006	0.009	0.007

*SUBP: Seemingly unrelated bivariate probit model, **MP: Multinomial probit model, Bias[1]=추정치-모수치, Rel.Bias[2]: Relative Bias, MSE[3]: Mean Square Error.

2) 처치 간 상호작용이 있는 경우

(1) 상호작용 미포함 모형 분석결과

처치 간 상호작용이 실제로 존재하는 경우 상호작용을 포함하지 않은 모형으로 분석한 결과는 <표 Ⅳ-3>과 같다. 단일처치의 선택편의 조정모형은 앞의 분석결과와 마찬가지로 다중처치 선택편의 조정모형에 비해 큰 편의, 상대적 편의, 평균제곱오차를 보인다. 단일처치에서 선택편의를 고려한 처치의 추정치 또한 처치 간의 상관이 커짐에 따라 편의가 커지고, 평균제곱오차도 커지는 것으로 나타났다.

다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 경우에서 다항프로빗 모형을 적용하

여 추정한 주효과(t1)의 상대적 편의가 SUBP 모형에 비해 매우 크게 추정된다. 이러한 차이는 다중처치 간 상관의 증가에 따라 감소하는 경향을 보이지만, <표 Ⅳ-1>의 결과와 비교할 때 여전히 높은 편의를 보인다. 이러한 경향은 단일처치의 선택편의를 조정한 모형의 추정치의 경우에도 나타난다. 이는 본래 상호작용이 실재함에도 불구하고 모형에서 상호작용을 제외함으로써 나타나는 모형설정의 오류로 말미암은 편의로 생각된다. 이러한 결과는 본래 상호작용이 실재하지 않음에도 불구하고 모형에서 상호작용을 포함시켜 분석한 <표 Ⅳ-2>의 결과에서는 상호작용항이 0에 가까운 값으로 추정되고, 주효과 추정치의 편의에 큰 영향을 미치지 않는 것으로 보이는 결과와 대비된다.

<표 Ⅳ-3> 모의실험자료 분석결과 (상호작용이 있는 경우, 상호작용 미포함 모형)

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
1,000	r=-.4	t1	Bias[1]	0.090	-0.058	0.000	0.004
			Rel.Bias[2]	-3.605	2.309	0.007	-0.153
			MSE[3]	13.004	5.341	0.006	0.029
		t2	Bias[1]	0.384	-0.014	0.000	0.000
			Rel.Bias[2]	2.192	-0.081	0.000	0.001
			MSE[3]	4.812	0.011	0.004	0.005
	r=-.2	t1	Bias[1]	0.038	-0.116	0.000	0.004
			Rel.Bias[2]	-1.529	4.632	0.012	-0.169
			MSE[3]	2.344	21.459	0.006	0.034
		t2	Bias[1]	0.387	-0.010	0.002	0.001
			Rel.Bias[2]	2.211	-0.059	0.010	0.004
			MSE[3]	4.896	0.008	0.004	0.004
	r=0	t1	Bias[1]	-0.013	-0.172	0.000	0.005
			Rel.Bias[2]	0.501	6.861	0.004	-0.201
			MSE[3]	0.256	47.085	0.006	0.046
		t2	Bias[1]	0.402	0.008	0.002	0.000
			Rel.Bias[2]	2.299	0.045	0.010	-0.002

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
5,000			MSE[3]	5.292	0.006	0.005	0.005
	r=.2	t1	Bias[1]	-0.069	-0.235	-0.001	0.005
			Rel.Bias[2]	2.780	9.395	0.048	-0.216
			MSE[3]	7.731	88.264	0.009	0.053
		t2	Bias[1]	0.432	0.043	0.002	-0.002
			Rel.Bias[2]	2.466	0.244	0.011	-0.011
			MSE[3]	6.086	0.064	0.005	0.006
	r=.4	t1	Bias[1]	-0.143	-0.315	-0.003	0.004
			Rel.Bias[2]	5.701	12.598	0.111	-0.174
			MSE[3]	32.502	158.715	0.020	0.039
		t2	Bias[1]	0.482	0.104	0.005	0.000
			Rel.Bias[2]	2.755	0.594	0.027	-0.002
			MSE[3]	7.596	0.358	0.008	0.008
	r=-.4	t1	Bias[1]	0.092	-0.058	0.001	0.003
			Rel.Bias[2]	-3.663	2.301	-0.029	-0.107
			MSE[3]	13.415	5.297	0.002	0.013
		t2	Bias[1]	0.386	-0.015	0.000	0.000
			Rel.Bias[2]	2.207	-0.085	0.000	0.003
			MSE[3]	4.872	0.008	0.001	0.001
	r=-.2	t1	Bias[1]	0.040	-0.115	0.001	0.005
			Rel.Bias[2]	-1.587	4.618	-0.028	-0.212
			MSE[3]	2.520	21.324	0.002	0.046
		t2	Bias[1]	0.388	-0.013	0.000	-0.001
			Rel.Bias[2]	2.219	-0.072	0.000	-0.005
			MSE[3]	4.927	0.006	0.001	0.001
	r=0	t1	Bias[1]	-0.011	-0.172	0.000	0.006
			Rel.Bias[2]	0.440	6.868	-0.020	-0.239
			MSE[3]	0.194	47.175	0.002	0.058
		t2	Bias[1]	0.404	0.006	0.001	-0.002
			Rel.Bias[2]	2.306	0.034	0.004	-0.009
			MSE[3]	5.320	0.002	0.001	0.001
	r=.2	t1	Bias[1]	-0.068	-0.234	0.000	0.007
			Rel.Bias[2]	2.715	9.370	-0.018	-0.288
			MSE[3]	7.372	87.802	0.002	0.084

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
		t2	Bias[1]	0.432	0.041	0.000	-0.004
			Rel.Bias[2]	2.467	0.232	0.001	-0.022
			MSE[3]	6.087	0.055	0.001	0.002
	r=.4	t1	Bias[1]	-0.140	-0.314	-0.001	-0.002
			Rel.Bias[2]	5.617	12.563	0.024	0.086
			MSE[3]	31.552	157.837	0.002	0.036
		t2	Bias[1]	0.481	0.101	0.002	0.004
			Rel.Bias[2]	2.746	0.577	0.011	0.024
			MSE[3]	7.542	0.334	0.001	0.029

*SUBP: Seemingly unrelated bivariate probit model, **MP: Multinomial probit model, Bias[1]=추정치-모수치, Rel.Bias[2]: Relative Bias, MSE[3]: Mean Square Error.

(2) 상호작용 포함 모형 분석결과

처치 간 상호작용이 실제로 존재하는 경우 상호작용을 포함한 모형으로 분석한 결과는 <표 Ⅳ-4>와 같다. 다중처치 선택편의 조정모형이 단일처치 선택편의 조정모형 보다 편의, 상대적 편의, 평균제곱오차를 기준으로 우수한 모형인 것으로 나타난다.

단일처치에서 선택편의가 조정되지 않은 처치의 경우 편의되는 정도가 더욱 크다. 또한, 선택편의를 고려한 처치의 추정치 는 처치 간의 상관이 커짐에 따라 편의가 커지고, 평균제곱오차도 커지는 것으로 나타났다. 반면 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형의 경우 처치 간 상관의 크기에 관계없이 안정적인 효과추정치를 산출하는 것으로 나타났으며, 사례수의 증가에 따라 평균제곱오차(MSE)가 줄어든다.

두 처치 간 상호작용효과의 경우 선택편의 조정모형의 종류에 관계없이 전반적으로 안정적인 추정치가 산출이 된다. 이와 같은 결과는 내생변수가 주효

과의 추정치에는 편의를 일으키지만, 상호작용효과의 추정치는 내생변수가 포함되더라도 안정적으로 추정된다는 선행연구의 결과와 일치한다(Harrison, 2008).

다중처치의 선택편의 조정모형 내에서 추정치는 유사한 경향성을 보이지만, 다항프로빗 모형을 적용했을 때 주효과(t1)의 상대적 편의가 SUBP 모형을 적용한 경우 보다 큰 것으로 나타난다.

한편, 이 분석결과를 상호작용항을 제외했던 <표 Ⅳ-3>의 결과와 비교해 보면, 단일처치 조정모형에서 나타난 상대적 편의가 크게 줄어든다.

<표 Ⅳ-4> 모의실험자료 분석결과 (상호작용이 있는 경우, 상호작용 포함 모형)

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
1,000	r=-.4	t1	Bias[1]	0.091	-0.059	-0.001	0.005
			Rel.Bias[2]	-0.907	0.586	0.015	-0.054
			MSE[3]	0.833	0.360	0.014	0.014
		t2	Bias[1]	0.384	-0.015	-0.001	0.002
			Rel.Bias[2]	1.281	-0.049	-0.003	0.006
			MSE[3]	1.653	0.015	0.012	0.010
		t1×t2	Bias[1]	-0.001	0.002	0.003	-0.003
			Rel.Bias[2]	0.005	-0.008	-0.010	0.013
			MSE[3]	0.026	0.031	0.031	0.021
	r=-.2	t1	Bias[1]	0.038	-0.118	-0.002	0.005
			Rel.Bias[2]	-0.377	1.180	0.023	-0.050
			MSE[3]	0.153	1.408	0.015	0.013
		t2	Bias[1]	0.387	-0.012	0.001	0.002
			Rel.Bias[2]	1.289	-0.040	0.004	0.006
			MSE[3]	1.672	0.013	0.013	0.009
		t1×t2	Bias[1]	0.001	0.005	0.002	-0.002
			Rel.Bias[2]	-0.004	-0.018	-0.018	0.021
			MSE[3]	0.024	0.029	0.033	0.020
	r=0	t1	Bias[1]	-0.010	-0.171	0.000	0.007

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
			Rel.Bias[2]	0.103	1.714	-0.003	-0.075
			MSE[3]	0.021	2.952	0.013	0.016
		t2	Bias[1]	0.405	0.009	0.003	0.002
			Rel.Bias[2]	1.349	0.028	0.010	0.008
			MSE[3]	1.832	0.013	0.013	0.010
		t1×t2	Bias[1]	-0.005	0.000	-0.001	-0.005
			Rel.Bias[2]	0.018	0.003	0.005	0.021
			MSE[3]	0.024	0.028	0.030	0.020
	r=.2	t1	Bias[1]	-0.067	-0.234	0.000	0.010
			Rel.Bias[2]	-0.670	-2.341	0.002	0.097
			MSE[3]	0.459	5.495	0.014	0.021
		t2	Bias[1]	0.434	0.044	0.004	0.003
			Rel.Bias[2]	1.447	0.147	0.015	0.010
			MSE[3]	2.107	0.034	0.014	0.012
		t1×t2	Bias[1]	-0.005	-0.002	-0.004	-0.009
			Rel.Bias[2]	0.021	0.007	0.015	0.036
			MSE[3]	0.025	0.029	0.034	0.025
	r=.4	t1	Bias[1]	-0.141	-0.315	-0.002	0.008
			Rel.Bias[2]	-1.410	-3.148	-0.024	0.076
			MSE[3]	2.000	9.928	0.019	0.022
		t2	Bias[1]	0.484	0.105	0.007	0.004
			Rel.Bias[2]	1.614	0.350	0.023	0.013
			MSE[3]	2.618	0.136	0.019	0.016
		t1×t2	Bias[1]	-0.004	-0.001	-0.003	-0.007
			Rel.Bias[2]	0.015	0.003	0.010	0.030
			MSE[3]	0.027	0.032	0.044	0.034
5,000	r=-.4	t1	Bias[1]	0.092	-0.058	0.000	0.004
			Rel.Bias[2]	0.918	-0.583	0.000	0.042
			MSE[3]	0.845	0.343	0.003	0.004
		t2	Bias[1]	0.386	-0.016	-0.001	0.000
			Rel.Bias[2]	1.288	-0.052	-0.002	-0.001
			MSE[3]	1.662	0.005	0.003	0.002
		t1×t2	Bias[1]	-0.001	0.002	0.001	0.001
			Rel.Bias[2]	0.003	-0.006	-0.006	-0.005

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
			MSE[3]	0.005	0.006	0.006	0.004
	r=-.2	t1	Bias[1]	0.040	-0.116	0.000	0.005
			Rel.Bias[2]	0.398	-1.163	-0.001	0.048
			MSE[3]	0.160	1.356	0.003	0.004
		t2	Bias[1]	0.389	-0.013	-0.001	-0.001
			Rel.Bias[2]	1.295	-0.044	-0.002	-0.004
			MSE[3]	1.680	0.004	0.002	0.002
		t1×t2	Bias[1]	0.000	0.002	0.001	0.001
			Rel.Bias[2]	0.001	-0.007	-0.006	-0.004
			MSE[3]	0.005	0.006	0.006	0.004
	r=0	t1	Bias[1]	-0.010	-0.172	0.001	0.006
			Rel.Bias[2]	-0.103	-1.718	0.006	0.058
			MSE[3]	0.013	2.956	0.003	0.006
		t2	Bias[1]	0.404	0.006	0.001	-0.002
			Rel.Bias[2]	1.348	0.020	0.003	-0.006
			MSE[3]	1.820	0.003	0.002	0.002
		t1×t2	Bias[1]	-0.002	0.000	0.000	0.000
			Rel.Bias[2]	0.007	-0.001	0.001	-0.002
			MSE[3]	0.005	0.006	0.006	0.004
	r=.2	t1	Bias[1]	-0.067	-0.234	0.001	0.007
			Rel.Bias[2]	-0.672	-2.343	0.005	0.073
			MSE[3]	0.454	5.493	0.003	0.008
		t2	Bias[1]	0.433	0.041	0.001	-0.004
			Rel.Bias[2]	1.442	0.136	0.002	-0.012
			MSE[3]	2.081	0.021	0.003	0.002
		t1×t2	Bias[1]	-0.002	0.000	0.000	0.000
			Rel.Bias[2]	0.006	0.000	0.002	0.001
			MSE[3]	0.005	0.006	0.007	0.005
	r=.4	t1	Bias[1]	-0.140	-0.314	0.000	0.008
			Rel.Bias[2]	-1.398	-3.141	-0.004	0.077
			MSE[3]	1.956	9.866	0.004	0.010
		t2	Bias[1]	0.482	0.101	0.003	-0.003
			Rel.Bias[2]	1.605	0.338	0.008	-0.011
			MSE[3]	2.579	0.117	0.004	0.003

사례수	처치 간 상관	처치		단일처치 선택편의 조정모형		다중처치 선택편의 조정모형	
				Probit (t1 선택편의 조정)	Probit (t2 선택편의 조정)	SUBP*	MP**
		t1×t2	Bias[1]	-0.002	0.000	-0.001	-0.001
			Rel.Bias[2]	0.007	0.001	0.003	0.004
			MSE[3]	0.005	0.006	0.009	0.007

*SUBP: Seemingly unrelated bivariate probit model, **MP: Multinomial probit model, Bias[1]=추정치-모수치, Rel.Bias[2]: Relative Bias, MSE[3]: Mean Square Error.

2. 실제자료 분석결과

1) 단일처치의 선택편의 조정

단일처치의 선택편의 조정모형은 사교육 참여의 선택편의만을 조정한 모형과 방과후학교의 선택편의만을 조정한 모형으로 수학과 영어 교과에 적용하였다.

(1) 사교육 참여의 선택편의 조정

사교육 참여에 대한 경향점수를 산출하기 위하여, 사교육 참여를 종속변수로, 사교육 참여에 영향을 미칠 수 있는 공변인들을 독립변수로 설정하여 프로빗 분석을 수행하였다. 분석 결과, 이전년도에 방과후학교에 참여하지 않고 사교육에 참여한 경우, EBS를 시청하지 않은 경우, 사전 학업성취도가 높은 경우, 학습부진아가 아닌 경우, 첫째인 경우, 교과 수업태도가 좋은 경우, 가구소득이 높은 경우 사교육 참여 확률이 높았다. 이와 같은 사전 공변인들의 차이

를 조정해 주기 위해서, 프로빗 모형에서 산출한 사교육 참여 확률을 바탕으로 역확률 가중치를 산출하였다. 이 역확률로 가중치를 주면 앞서 유의했던 사전 공변인들이 방과후학교 및 사교육 참여에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타난다.

<표 Ⅳ-5> 사교육 참여 결정요인

변수명	수학				영어			
	가중치 적용 전		가중치 적용 후		가중치 적용 전		가중치 적용 후	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
사전 방과후 참여	-0.266***	0.068	0.031	0.078	-0.293***	0.068	0.007	0.076
EBS 시청	-0.180**	0.067	-0.041	0.078	-0.148*	0.069	-0.003	0.078
사전 사교육 참여	1.155***	0.053	0.050	0.058	1.174***	0.050	0.015	0.053
특목고 진학 계획	0.032	0.086	0.084	0.106	-0.194*	0.076	-0.089	0.089
혼자 공부시간	0.008	0.014	0.001	0.017	0.033*	0.014	0.002	0.017
사전 학업성취도	0.002***	0.001	0.001	0.001	0.001**	0.000	0.000	0.001
무료급식 여부	-0.167	0.088	0.066	0.100	-0.233**	0.087	-0.001	0.098
학습부진아 여부	-0.336***	0.080	0.030	0.091	-0.298**	0.093	-0.006	0.104
여학생	0.100*	0.049	0.013	0.058	0.063	0.047	0.015	0.054
첫째	0.147**	0.048	0.023	0.058	0.125**	0.046	0.007	0.052
모학력	0.023	0.013	0.009	0.016	0.012	0.012	0.004	0.014
기대교육수준	0.013	0.012	-0.004	0.014	0.014	0.011	0.001	0.013
수업태도	0.125***	0.035	0.002	0.044	0.111**	0.034	-0.005	0.040
교사열의	-0.041	0.036	-0.029	0.043	-0.075*	0.035	-0.022	0.040
수업만족도	-0.069*	0.031	-0.008	0.038	0.016	0.030	0.019	0.035
학습노력	0.092*	0.043	0.011	0.052	0.055	0.041	-0.007	0.047
학습태도	-0.112**	0.041	-0.012	0.050	-0.116**	0.039	0.008	0.045
성취목표	0.000	0.038	0.007	0.046	0.032	0.037	0.010	0.042
로그가구소득	0.194***	0.041	0.028	0.050	0.219***	0.041	-0.012	0.049
부모학업지원	0.087	0.046	0.032	0.055	-0.003	0.044	0.019	0.051

변수명	수학				영어			
	가중치 적용 전		가중치 적용 후		가중치 적용 전		가중치 적용 후	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
사립	0.075	0.059	0.047	0.071	-0.013	0.055	-0.016	0.064
학교평균 방과후 참여율	-0.034	0.333	-0.033	0.396	-0.061	0.323	0.043	0.364
학교평균 로그소득	0.159	0.116	0.054	0.138	0.046	0.109	-0.004	0.125

$^{***}p<.001$, $^{**}p<.01$, $^{*}p<.05$

사교육 참여에 대한 선택편의를 역확률 가중치 방식으로 조정하여 방과후학교 참여 및 사교육 참여가 학업성취도에 미치는 영향을 살펴보았다. 분석은 사교육 참여와 방과후학교 참여의 상호작용을 포함하지 않은 모형과 포함한 모형 각각에 대해서 수행하였다. 분석결과, 사교육 참여효과는 모든 교과의 모든 모형에서 유의하였으며, 교과별로는 수학에서, 모형별로는 상호작용을 포함시킨 경우 큰 것으로 나타났다. 상호작용효과는 두 교과 모두에서 유의한 것으로 나타났다.

<표 Ⅳ-6> 단일처치(사교육) 경향점수 역확률 가중치 적용 분석

구분		변수명	계수	표준오차	t	p
수학	상호작용 미포함	방과후학교 참여	-4.670	2.726	-1.713	0.087
		사교육 참여	38.789***	1.994	19.457	0.000
	상호작용 포함	방과후학교 참여	7.335*	3.582	2.048	0.041
		사교육 참여	43.159***	2.161	19.969	0.000
		방과후×사교육참여	-28.268***	5.497	-5.142	0.000
영어	상호작용 미포함	방과후학교 참여	-2.662	3.105	-0.857	0.391
		사교육 참여	15.573***	2.132	7.305	0.000
	상호작용 포함	방과후학교 참여	4.260	3.983	1.070	0.285
		사교육 참여	17.846***	2.283	7.818	0.000

구분	변수명	계수	표준오차	t	p
	방과후×사교육참여	-17.596**	6.351	-2.771	0.006

***p<.001, **p<.01, *p<.05

(2) 방과후학교 참여의 선택편의 조정

방과후학교 참여에 대한 경향점수를 산출하기 위하여, 방과후학교 참여를 종속변수로, 방과후학교 참여에 영향을 미칠 수 있는 공변인들을 독립변수로 설정하여 프로빗 분석을 수행하였다. 분석 결과, 이전년도에 방과후학교에 참여하고 사교육에 참여하지 않은 경우, 가구소득이 낮은 경우, 학교평균 방과후학교 참여율 등이 높은 경우 방과후학교 참여 확률이 높았다. 이와 같은 사전 공변인들의 체계적인 차이를 조정해 주기 위해서, 방과후학교 참여 확률을 바탕으로 역확률 가중치를 산출하였다. 산출된 사교육 참여확률의 역확률을 가중치로 두어 동일한 분석을 수행하면, 앞서 유의했던 변수들의 영향력이 없어짐을 <표 Ⅳ-7>의 결과를 통해 확인할 수 있다.

<표 Ⅳ-7> 방과후학교 참여 결정요인

변수명	수학				영어			
	가중치 적용 전		가중치 적용 후		가중치 적용 전		가중치 적용 후	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
사전 방과후 참여	0.805***	0.068	-0.016	0.075	0.711***	0.069	0.070	0.078
EBS 시청	0.039	0.076	-0.010	0.101	-0.042	0.083	-0.034	0.102
사전 사교육 참여	-0.198**	0.062	0.009	0.079	-0.172**	0.060	-0.059	0.075
특목고 진학 계획	-0.045	0.097	0.087	0.132	-0.038	0.094	-0.005	0.118
혼자 공부시간	0.018	0.016	0.012	0.021	0.002	0.016	0.001	0.020
사전 학업성취도	-0.001	0.001	0.000	0.001	0.000	0.001	0.000	0.001

변수명	수학				영어			
	가중치 적용 전		가중치 적용 후		가중치 적용 전		가중치 적용 후	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
무료급식 여부	0.149	0.092	-0.020	0.112	0.182*	0.092	-0.021	0.111
학습부진아 여부	-0.035	0.089	0.065	0.111	-0.167	0.108	-0.019	0.135
여학생	0.005	0.055	-0.006	0.076	0.019	0.055	0.020	0.068
첫째	-0.122*	0.054	-0.005	0.075	-0.064	0.054	-0.016	0.067
모학력	-0.019	0.014	-0.008	0.020	-0.007	0.014	-0.008	0.018
기대교육수준	-0.006	0.013	0.000	0.018	-0.023	0.013	-0.018	0.017
수업태도	-0.041	0.041	0.021	0.054	-0.049	0.040	-0.027	0.049
교사열의	-0.035	0.041	-0.028	0.056	0.006	0.041	-0.018	0.051
수업만족도	0.045	0.036	0.017	0.049	0.066	0.035	0.042	0.044
학습노력	-0.031	0.049	0.035	0.068	-0.058	0.048	-0.007	0.060
학습태도	0.067	0.047	-0.009	0.064	0.069	0.046	0.030	0.056
성취목표	0.016	0.044	-0.057	0.056	0.043	0.043	0.018	0.053
로그가구소득	-0.150**	0.044	0.002	0.063	-0.144**	0.044	-0.078	0.056
부모학업지원	0.038	0.052	-0.039	0.070	0.089	0.051	0.051	0.062
사립	0.047	0.066	-0.023	0.090	0.027	0.065	0.005	0.082
학교평균 방과후 참여율	2.043***	0.355	0.188	0.458	1.921***	0.350	0.627	0.430
학교평균 로그소득	0.004	0.131	0.098	0.184	-0.029	0.130	-0.008	0.163

***p<.001, **p<.01, *p<.05

위에서 산출한 역확률 가중치를 활용하여 이를 방과후학교 참여 및 사교육 참여가 학업성취도에 미치는 영향에 대한 가중회귀 분석을 수행한 결과는 <표 Ⅳ-8>과 같다. 방과후학교 참여는 상호작용을 포함하지 않은 모형에서는 부적으로 유의하며, 상호작용을 포함하지 않은 모형에서는 수학교과는 유의하지 않고 영어교과는 정적으로 유의한 효과를 미치는 것으로 나타났다. 상호작용효과는 두 교과 모두에서 유의한 것으로 나타났다.

이러한 결과를 사교육의 선택편의를 조정했던 <표 Ⅳ-6>의 결과와 비교해

보면, 방과후학교 추정치의 유의도가 상호작용을 포함한 수학 교과에서만 유의했던 것과 반대의 결과가 산출되는 것을 확인할 수 있다. 즉 상호작용을 포함한 수학 교과 추정치만 유의하지 않고 나머지 모형과 교과에서는 방과후학교 참여에 따른 효과가 유의한 것으로 나타났다. 사교육 효과 추정치의 경우, 사교육의 선택편의를 조정한 모형과 비교할 때 계수의 크기가 모든 과목, 모든 모형에서 더 크게 산출된다. 이는 사교육의 선택편의를 조정하지 않음으로써, 사교육이 학업성취도에 미치는 효과가 과대 추정되어 나타나는 결과로 보인다.

<표 Ⅳ-8> 단일처치(방과후학교) 경향점수 역확률 가중치 적용 분석

구분		변수명	계수	표준오차	t	p
수학	상호작용 미포함	방과후학교 참여	-15.054***	2.239	-6.723	0.000
		사교육 참여	38.977***	2.127	18.322	0.000
	상호작용 포함	방과후학교 참여	5.182	3.266	1.586	0.113
		사교육 참여	51.748***	2.595	19.942	0.000
		방과후×사교육참여	-37.583***	4.452	-8.443	0.000
영어	상호작용 미포함	방과후학교 참여	-9.116***	2.334	-3.906	0.000
		사교육 참여	27.381***	2.189	12.510	0.000
	상호작용 포함	방과후학교 참여	8.800**	3.319	2.652	0.008
		사교육 참여	38.776***	2.647	14.650	0.000
		방과후×사교육참여	-34.966***	4.636	-7.542	0.000

***p<.001, **p<.01, *p<.05

이상에서 사교육 참여 혹은 방과후학교 참여 둘 중 하나의 처치에 대한 선택편의만 고려한 단일처치의 선택편의를 고려한 모형에서의 분석결과를 살펴보았다. 그러나 앞서 살펴본 것과 같이 사교육과 방과후학교는 서로를 예측하는 중요한 사전 공변인이며, 선택에 영향을 미치는 변수들도 유사하다. 이러한

경우 한 처치의 선택편의만을 조정하게 되면 내생성으로 말미암은 편의가 일어날 수 있다. 이에 다음 절에서는 두 처치의 선택편의를 동시에 고려할 수 있는 모형을 적용, 경향점수를 산출하여 분석한 후 결과를 비교하고자 한다.

2) 다중처치의 선택편의 조정

다중처치의 선택편의 조정모형은 사교육 참여 및 방과후학교 참여의 선택편의를 동시에 조정한 모형으로 SUBP 모형과 다항프로빗 모형을 수학과 영어 교과에 적용하였다.

(1) SUBP 모형

SUBP 모형은 겉보기에 방과후학교 참여와 사교육 참여를 각각 종속변수로 두고 프로빗 분석을 수행한 것으로 보이지만, 오차항의 상관을 가짐을 가정하여 동시에 추정함으로써 보다 효율적인 추정량을 제공하는 모형이다. 이 때, 오차항 간 상관이 0($\rho = 0$)일 경우, SUBP 모형을 적용할 필요가 없으므로 분석에 앞서 오차항 간 상관에 대한 가설검증을 수행하였다. 분석결과, <표 Ⅳ-9>에 제시된 것과 같이 오차항 간 상관을 가정하지 않고 프로빗 모형으로 각각 분석한 우도값의 합과 오차항 간 상관을 가정하고 SUBP 모형으로 분석한 우도값이 유의하게 서로 다름이 확인되었다. 이에, SUBP 모형을 적용하여 분석한 결과, 방과후학교 참여에는 사전 방과후학교 참여, 사전 사교육 참여, 로그가구소득, 학교평균 방과후학교 참여율 등이 유의한 영향을 미치는 것으로

나타났고, 사교육 참여에는 사전 방과후학교 참여, EBS시청, 사전 사교육 참여, 사전 학업성취도, 학습부진아 여부, 첫째 여부, 수업 및 학습태도, 가구소득 등이 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 분석을 통해 산출된 역확률 가중치를 적용하면 이러한 사전 공변인들이 방과후학교 및 사교육 참여에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타난다.

<표 Ⅳ-9> 방과후학교 및 사교육 참여 결정요인

변수명	수학				영어			
	방과후학교 참여		사교육 참여		방과후학교 참여		사교육 참여	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
사전 방과후 참여	0.799***	0.068	-0.270***	0.068	0.708***	0.069	-0.296***	0.068
EBS 시청	0.039	0.076	-0.179**	0.067	-0.042	0.083	-0.148*	0.069
사전 사교육 참여	-0.208**	0.062	1.154***	0.053	-0.176**	0.060	1.174***	0.050
특목고 진학 계획	-0.042	0.096	0.030	0.085	-0.031	0.094	-0.199**	0.076
혼자 공부시간	0.017	0.016	0.009	0.014	0.001	0.016	0.033*	0.014
사전 학업성취도	-0.001	0.001	0.002***	0.001	0.000	0.001	0.002**	0.000
무료급식 여부	0.155	0.092	-0.165	0.087	0.187*	0.091	-0.233**	0.087
학습부진아 여부	-0.027	0.088	-0.328***	0.079	-0.167	0.108	-0.294**	0.093
여학생	0.004	0.055	0.101*	0.049	0.018	0.055	0.062	0.047
첫째	-0.120*	0.054	0.145**	0.048	-0.061	0.054	0.125**	0.046
모학력	-0.019	0.014	0.023	0.013	-0.008	0.014	0.013	0.012
기대교육수준	-0.006	0.013	0.014	0.012	-0.024	0.013	0.014	0.011
수업태도	-0.041	0.041	0.124***	0.035	-0.048	0.040	0.111**	0.034
교사열의	-0.035	0.041	-0.042	0.036	0.007	0.041	-0.076*	0.035
수업만족도	0.046	0.036	-0.069*	0.031	0.065	0.035	0.016	0.030
학습노력	-0.031	0.049	0.092*	0.043	-0.057	0.048	0.054	0.041
학습태도	0.064	0.046	-0.113**	0.041	0.067	0.045	-0.115**	0.039
성취목표	0.022	0.043	0.001	0.038	0.046	0.043	0.032	0.037
로그가구소득	-0.150**	0.044	0.193***	0.041	-0.140**	0.044	0.217***	0.041

변수명	수학				영어			
	방과후학교 참여		사교육 참여		방과후학교 참여		사교육 참여	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
부모학업지원	0.041	0.052	0.085	0.046	0.092	0.051	-0.004	0.044
사립	0.054	0.065	0.076	0.059	0.033	0.065	-0.013	0.055
학교평균 방과후 참여율	2.050***	0.356	-0.037	0.333	1.905***	0.350	-0.069	0.323
학교평균 로그소득	0.009	0.131	0.159	0.116	-0.023	0.130	0.042	0.109
ρ	-0.227 (χ^2=37.79, p=0.000)				-0.190 (χ^2=27.489, p=0.000)			

***p<.001, **p<.01, *p<.05

<표 Ⅳ-10> 방과후학교 및 사교육 참여 결정요인 (가중치 적용 후)

변수명	수학				영어			
	방과후학교 참여		사교육 참여		방과후학교 참여		사교육 참여	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
사전 방과후 참여	-0.054	0.090	-0.071	0.094	-0.001	0.093	-0.013	0.097
EBS 시청	-0.046	0.113	0.085	0.115	0.033	0.114	-0.059	0.120
사전 사교육 참여	-0.068	0.088	-0.079	0.090	-0.087	0.084	-0.026	0.086
특목고 진학 계획	0.082	0.159	0.043	0.158	-0.044	0.145	-0.134	0.152
혼자 공부시간	-0.040	0.024	0.017	0.025	-0.028	0.025	0.008	0.028
사전 학업성취도	-0.001	0.001	0.001	0.001	-0.001	0.001	0.000	0.001
무료급식 여부	0.108	0.133	-0.003	0.134	0.080	0.129	-0.022	0.142
학습부진아 여부	0.130	0.128	0.161	0.128	0.090	0.157	0.121	0.164
여학생	-0.011	0.085	0.035	0.087	0.007	0.081	-0.057	0.085
첫째	0.028	0.083	-0.089	0.085	0.041	0.077	-0.055	0.079
모학력	0.008	0.022	-0.010	0.022	0.003	0.022	0.002	0.022
기대교육수준	-0.029	0.021	-0.006	0.021	-0.037	0.020	-0.001	0.022
수업태도	0.008	0.061	-0.043	0.061	0.036	0.055	-0.018	0.058
교사열의	-0.020	0.062	-0.048	0.064	-0.060	0.059	-0.060	0.062
수업만족도	0.093	0.053	0.029	0.054	0.021	0.051	0.056	0.052
학습노력	0.026	0.073	0.066	0.074	0.030	0.073	-0.021	0.076

변수명	수학				영어			
	방과후학교 참여		사교육 참여		방과후학교 참여		사교육 참여	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
학습태도	-0.024	0.071	-0.057	0.071	-0.061	0.063	0.067	0.065
성취목표	-0.001	0.065	-0.037	0.066	0.135	0.061	-0.007	0.065
로그가구소득	0.001	0.072	-0.102	0.075	0.066	0.065	-0.047	0.072
부모학업지원	0.063	0.078	-0.013	0.082	0.133	0.079	-0.009	0.083
사립	0.077	0.104	-0.054	0.105	-0.041	0.105	0.118	0.108
학교평균 방과후 참여율	-0.330	0.535	-0.241	0.557	-0.570	0.485	-0.276	0.497
학교평균 로그소득	0.027	0.213	-0.115	0.215	0.025	0.182	-0.137	0.188

$^{***}p<.001$, $^{**}p<.01$, $^{*}p<.05$

위에서 산출한 역확률 가중치를 적용하여 방과후학교 참여와 사교육 참여의 학업성취도 향상효과를 분석한 가중회귀 분석 결과는 <표 Ⅳ-11>과 같다. 방과후학교 참여는 상호작용을 포함하지 않은 영어교과에서 유의한 것으로 나타났다. 사교육 참여는 모든 교과 모든 모형에서 유의한 학업성취도 향상 효과를 보였다. 방과후학교와 사교육 참여의 상호작용은 모두 유의하였다.

이러한 결과를 앞서 분석한 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형의 분석 결과들과 비교하면, 사교육의 선택편의만을 조정한 모형에서 유의했던 효과들은 모두 유의한 것으로 나타나지만, 방과후학교의 선택편의만을 조정한 모형에서 유의했던 방과후학교 참여에 따른 효과들 중 일부가 유의하지 않은 것으로 나타난다. 상호작용효과의 경우 사교육의 선택편의만 조정한 모형과 방과후학교의 선택편의만 조정한 모형, 둘 모두의 선택편의를 조정한 모형 모두 유의한 부적효과를 산출한다.

<표 Ⅳ-11> 다중처치 경향점수 역확률 가중치 적용 분석 (SUBP)

구분		변수명	계수	표준오차	t	p
수학	상호작용 미포함	방과후학교 참여	-2.350	2.756	-0.853	0.394
		사교육 참여	43.485***	2.016	21.572	0.000
	상호작용 포함	방과후학교 참여	4.335	3.430	1.264	0.206
		사교육 참여	46.172***	2.175	21.230	0.000
		방과후×사교육참여	-18.777**	5.749	-3.266	0.001
영어	상호작용 미포함	방과후학교 참여	-10.489**	3.112	-3.370	0.001
		사교육 참여	21.377***	2.141	9.984	0.000
	상호작용 포함	방과후학교 참여	-5.481	3.863	-1.419	0.156
		사교육 참여	23.130***	2.285	10.122	0.000
		방과후×사교육참여	-14.252*	6.516	-2.187	0.029

***p<.001, **p<.01, *p<.05

(2) 다항프로빗 모형

다항프로빗 모형을 적용하기 위하여 먼저 집단을 방과후학교에만 참여하는 학생집단, 사교육에만 참여하는 학생집단, 방과후학교와 사교육에 모두 참여하는 학생집단과 모두 참여하지 않는 학생집단을 구분하는 종속변수를 산출하였다. 그리고 방과후학교와 사교육에 모두 참여하지 않는 집단을 참조집단으로 하여 다항프로빗 분석을 수행하였다. 분석결과, 방과후학교와 사교육에 모두 참여하지 않는 학생집단에 비해 사전 방과후학교 및 사교육에 참여하고, 혼자 공부하는 시간이 많고, 학습부진아가 아니며, 학교평균 방과후학교 참여율이 높은 경우 방과후학교에만 참여하는 학생집단에 속할 가능성이 높은 것으로 나타났다. 또한, EBS시청을 하지 않고, 사전 사교육에 참여하고, 사전 학업성취도가 높고, 무료급식 대상자가 아니며, 학습부진아가 아닌 경우, 첫째인 경

우, 수업태도가 좋고 가구소득이 높은 경우 방과후학교와 사교육에 모두 미참여 할 집단보다 사교육에만 참여하는 집단에 속할 확률이 높다. 사전 방과후학교와 사교육에 참여하고, 학교평균 방과후학교 참여율이 높은 경우 사교육과 방과후학교에 모두 참여할 확률이 높은 것으로 나타났다. 이러한 분석을 통해 산출된 역확률 가중치를 적용하면 이러한 사전 공변인들이 방과후학교 및 사교육 참여에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타난다.

<표 Ⅳ-12> 방과후학교 및 사교육 참여 결정요인

변수명	수학						영어					
	사교육만 참여		방과후만 참여		모두 참여		사교육만 참여		방과후만 참여		모두 참여	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
사전 방과후 참여	-0.067	0.103	1.141***	0.114	0.577**	0.127	-0.187	0.101	0.926***	0.112	0.444**	0.129
EBS 시청	-0.262**	0.097	-0.059	0.131	-0.166	0.133	-0.244*	0.099	-0.198	0.142	-0.199	0.142
사전 사교육 참여	1.588***	0.078	0.246*	0.103	1.132**	0.112	1.586***	0.072	0.202*	0.098	1.212***	0.110
특목고 진학 계획	-0.003	0.122	-0.176	0.196	0.020	0.166	-0.316**	0.109	-0.306	0.179	-0.274	0.157
혼자 공부시간	0.034	0.020	0.086**	0.029	0.010	0.028	0.063**	0.020	0.061*	0.029	0.017	0.029
사전 학업성취도	0.003***	0.001	0.001	0.001	0.002*	0.001	0.003***	0.001	0.003**	0.001	0.002	0.001
무료급식 여부	-0.297*	0.129	0.014	0.148	0.072	0.164	-0.358**	0.127	0.048	0.145	0.041	0.169
학습부진아 여부	-0.583***	0.115	-0.322*	0.143	-0.221	0.156	-0.461***	0.132	-0.335*	0.170	-0.426*	0.203
여학생	0.134	0.071	0.043	0.100	0.140	0.096	0.085	0.067	0.053	0.097	0.103	0.096
첫째	0.166*	0.069	-0.171	0.100	0.045	0.095	0.156*	0.066	-0.081	0.096	0.098	0.093
모학력	0.020	0.019	-0.043	0.026	0.017	0.025	0.015	0.018	-0.003	0.025	0.005	0.025
기대교육수준	0.024	0.017	0.017	0.025	0.004	0.024	0.024	0.016	-0.001	0.024	-0.021	0.023
수업태도	0.153**	0.051	-0.043	0.074	0.105	0.070	0.141**	0.049	-0.056	0.070	0.082	0.070
교사열의	-0.054	0.052	-0.042	0.075	-0.095	0.071	-0.093	0.050	0.006	0.072	-0.108	0.071
수업만족도	-0.098*	0.045	-0.006	0.066	-0.022	0.061	0.026	0.043	0.093	0.063	0.112	0.060
학습노력	0.100	0.063	-0.062	0.087	0.102	0.086	0.046	0.059	-0.117	0.083	0.024	0.085
학습태도	-0.101	0.060	0.160	0.085	-0.114	0.081	-0.118*	0.056	0.148	0.081	-0.103	0.079

변수명	수학						영어					
	사교육만 참여		방과후만 참여		모두 참여		사교육만 참여		방과후만 참여		모두 참여	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
성취목표	-0.036	0.055	-0.070	0.077	0.075	0.076	-0.008	0.053	-0.075	0.075	0.180*	0.077
로그가구소득	0.237***	0.060	-0.147*	0.073	0.055	0.081	0.274***	0.058	-0.160	0.072	0.120	0.083
부모학업지원	0.122	0.067	0.043	0.091	0.162	0.092	-0.028	0.063	0.011	0.088	0.153	0.091
사립	0.044	0.085	-0.093	0.126	0.224*	0.113	-0.060	0.079	-0.124	0.120	0.084	0.110
학교평균 방과후 참여율	0.095	0.488	2.394***	0.638	2.661**	0.630	0.386	0.470	2.952***	0.610	2.029**	0.626
학교평균 로그소득	0.208	0.166	0.040	0.245	0.248	0.228	0.023	0.156	-0.162	0.237	0.066	0.224

***p<.001, **p<.01, *p<.05

<표 Ⅳ-13> 방과후학교 및 사교육 참여 결정요인 (가중치 적용 후)

변수명	수학				영어			
	방과후학교 참여		사교육 참여		방과후학교 참여		사교육 참여	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
사전 방과후 참여	0.063	0.092	-0.114	0.094	0.047	0.092	-0.043	0.094
EBS 시청	-0.014	0.112	0.016	0.111	-0.011	0.121	-0.039	0.123
사전 사교육 참여	-0.042	0.088	-0.018	0.090	-0.061	0.086	-0.019	0.086
특목고 진학 계획	0.027	0.176	0.063	0.180	-0.200	0.165	0.006	0.175
혼자 공부시간	-0.003	0.025	0.001	0.025	-0.005	0.025	-0.008	0.027
사전 학업성취도	0.000	0.001	0.000	0.001	0.000	0.001	0.000	0.001
무료급식 여부	-0.016	0.129	-0.128	0.133	-0.015	0.126	-0.114	0.130
학습부진아 여부	-0.010	0.124	0.008	0.122	-0.044	0.148	-0.035	0.154
여학생	0.026	0.093	-0.035	0.095	0.025	0.083	-0.053	0.085
첫째	0.011	0.092	-0.060	0.094	-0.003	0.081	-0.009	0.082
모학력	-0.008	0.024	0.003	0.024	-0.002	0.024	0.008	0.023
기대교육수준	-0.014	0.021	-0.005	0.022	-0.016	0.021	0.007	0.021
수업태도	0.009	0.058	-0.045	0.057	0.023	0.057	-0.003	0.057
교사열의	-0.024	0.062	-0.012	0.063	-0.040	0.059	-0.020	0.061
수업만족도	0.042	0.052	0.028	0.052	0.028	0.053	0.034	0.053

변수명	수학				영어			
	방과후학교 참여		사교육 참여		방과후학교 참여		사교육 참여	
	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
학습노력	-0.010	0.080	0.095	0.078	-0.020	0.079	0.017	0.080
학습태도	0.000	0.070	-0.010	0.070	-0.020	0.064	0.035	0.065
성취목표	0.008	0.066	-0.100	0.067	0.036	0.065	-0.017	0.066
로그가구소득	0.000	0.072	-0.093	0.075	0.034	0.065	-0.103	0.067
부모학업지원	0.054	0.089	-0.042	0.092	0.090	0.087	-0.016	0.093
사립	-0.101	0.116	0.042	0.118	-0.199	0.117	0.195	0.120
학교평균 방과후 참여율	-0.191	0.552	-0.163	0.560	-0.187	0.515	-0.349	0.521
학교평균 로그소득	0.110	0.206	-0.037	0.208	-0.021	0.190	-0.038	0.191

$^{***}p<.001$, $^{**}p<.01$, $^{*}p<.05$

위에서 산출한 역확률 가중치를 적용하여 방과후학교와 사교육 참여가 학업성취도에 미치는 영향을 분석한 결과는 다음과 같다. 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형의 결과보다 SUBP 모형을 적용한 분석결과와 유사한 결론을 내리고 있음을 확인할 수 있다.

<표 Ⅳ-14> 다중처치 경향점수 역확률 가중치 적용 분석 (MP)

구분		변수명	계수	표준오차	t	p
수학	상호작용 미포함	방과후학교 참여	-8.630**	2.725	-3.167	0.002
		사교육 참여	41.212***	2.016	20.445	0.000
	상호작용 포함	방과후학교 참여	3.228	3.541	0.912	0.362
		사교육 참여	45.741***	2.188	20.903	0.000
		방과후×사교육참여	-28.776***	5.516	-5.217	0.000
영어	상호작용 미포함	방과후학교 참여	-9.294**	3.127	-2.972	0.003
		사교육 참여	20.543***	2.131	9.641	0.000
	상호작용	방과후학교 참여	-3.116	3.914	-0.796	0.426

구분	변수명	계수	표준오차	t	p
포함	사교육 참여	22.625***	2.273	9.956	0.000
	방과후×사교육참여	-17.027**	6.498	-2.620	0.009

***p<.001, **p<.01, *p<.05

3) 모형 간 비교

단일처치의 선택편의를 조정한 모형과 다중처치의 선택편의를 동시에 조정한 모형을 적용하여 방과후학교 및 사교육 참여의 학업성취도 향상효과를 분석한 결과를 정리하면 다음 표와 같다.

<표 Ⅳ-15> 단일처치 조정과 다중처치 조정의 결과 비교

상호작용	과목	변수명	단일처치 조정				다중처치 조정			
			Probit (방과후 선택편의 조정)		Probit (사교육 선택편의 조정)		SUBP[1]		MP[2]	
			Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.	Coef.	S.E.
상호작용 미포함	수학	방과후 참여	-15.054***	2.239	-4.670	2.726	-2.350	2.756	-8.630**	2.725
		사교육 참여	38.977***	2.127	38.789***	1.994	43.485***	2.016	41.212***	2.016
	영어	방과후 참여	-9.116***	2.334	-2.662	3.105	-10.489**	3.112	-9.294**	3.127
		사교육 참여	27.381***	2.189	15.573***	2.132	21.377***	2.141	20.543***	2.131
상호작용 포함	수학	방과후 참여	5.182	3.266	7.335**	3.582	4.335	3.430	3.228	3.541
		사교육 참여	51.748***	2.595	43.159***	2.161	46.172***	2.175	45.741***	2.188
		방과후×사교육 참여	-37.583***	4.452	-28.268***	5.497	-18.777**	5.749	-28.776***	5.516
	영어	방과후 참여	8.800**	3.319	4.260	3.983	-5.481	3.863	-3.116	3.914
		사교육 참여	38.776***	2.647	17.846***	2.283	23.130***	2.285	22.625***	2.273
		방과후×사교육 참여	-34.966***	4.636	-17.596**	6.351	-14.252*	6.516	-17.027**	6.498

[1]SUBP: Seemingly unrelated bivariate probit model, [2]MP: Multinomial probit model ***p<.001, **p<.01, *p<.05

단일처치 선택편의 조정모형에서 방과후학교의 선택편의만 조정한 모형의 경우, 방과후학교 참여에 따른 효과가 상호작용을 포함한 수학교과 분석을 제외하고 모두 유의하였다. 사교육의 선택편의만 조정한 모형의 결과와 비교해 볼 때, 유의하지 않았던 방과후학교 참여에 따른 효과가 유의해진 것을 확인할 수 있다. 사교육의 선택편의만을 조정한 모형에서는 방과후학교의 사전 공변인의 차이에 의한 영향력을 통제하지 못 하여 방과후학교의 효과가 왜곡되었을 가능성이 있다.

단일처치 선택편의 조정모형에서 사교육의 선택편의만 조정한 모형의 경우 사교육 참여에 따른 효과는 모두 유의하며, 방과후학교의 선택편의를 조정한 모형의 결과와 비교할 때, 추정치 계수의 값이 작아짐을 확인할 수 있다. 방과후학교의 선택편의만 조정한 모형이 사교육의 선택편의만 조정한 모형에 비해 사교육 참여 효과가 크게 추정되는 경향은 사교육 참여에 영향을 미치는 사전 공변인, 예를 들어 높은 가구소득이나 높은 사전 성취도가 통제되지 않았기에 발생하는 문제로 생각된다.

이러한 결과는 특정한 처치의 효과에만 관심을 두고 있을 경우 문제가 되지 않는 것으로 생각될 수도 있다. 예컨대, 방과후학교 프로그램의 효과분석에 관심을 두고 있을 경우 방과후학교의 선택편의만을 조정한 모형을 적용하여 분석하고, 사교육 참여는 통제변수로서만 사용하고, 과대 추정된 사교육 참여의 효과추정치에 대한 해석을 하지 않을 수 있다. 그러나 앞서 살펴본 것과 같이, 방과후학교와 사교육과 같이 서로 관련이 있는 두 처치 중 한 처치의 선택편의가 조정되지 않은 상태에서 분석을 하게 되면, 선택편의를 조정했던 처치의 추정치 역시 편향되어 추정되게 된다. 즉, 방과후학교의 선택편의만 조정한 모형으로 방과후학교 참여의 효과 추정치만 해석하고자 하는 상황이라고 할지

라도, 사교육의 선택편의가 조정되지 않으면 방과후학교 참여의 효과추정치 역시 편향된 결과를 산출하게 된다.

이러한 문제의식에 따라 다중처치의 선택편의를 조정할 수 있는 경향점수를 SUBP 모형과 다항프로빗 모형을 적용하였다. 두 처치의 상관을 가정하고 선택편의를 동시에 조정한 결과 산출된 추정치는 단일처치의 선택편의만 고려한 모형에서 선택편의를 고려한 처치의 추정치에서도 차이가 나타난다. 예컨대, 상호작용을 포함한 영어교과 분석결과에서 방과후학교의 선택편의만 조정하면 방과후학교 참여가 학업성취도 향상에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타나지만, 방과후학교와 사교육 참여의 선택편의를 동시에 고려한 분석결과에서는 유의한 효과가 없음을 확인할 수 있다.

Ⅴ. 요약 및 논의

1. 요약

이 연구의 목적은 동시선택의 상황에서 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형과 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형이 효과 추정에 있어 차이를 보이는지 비교하는 것에 있다.

이를 위해 방과후학교의 선택편의만을 고려한 모형, 사교육의 선택편의만을 고려한 모형, 방과후학교와 사교육의 선택편의를 동시에 고려한 모형(SUBP 모형과 다항프로빗 모형)을 설정하였다. 이 모형들을 방과후학교와 사교육의 상호작용 효과를 포함한 경우와 포함하지 않은 경우에 각각 적용하여 방과후학교와 사교육 효과를 분석하였고, 적용모형에 따라 추정치의 크기와 편향성 정도를 비교하였다.

주요 연구결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형은 다중처치의 선택편의를 고려한 모형에 비하여 편의가 큰 효과추정치를 산출하였다. 단일처치의 선택편의만 고려한 모형에서는 선택편의가 조정되지 않은 처치의 추정치뿐만 아니라 선택편의가 조정된 처치의 추정치도 다른 처치의 선택편의가 조정되지 않았을 경우 편향되게 된다.

둘째, 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형에서 나타나는 주효과 추정치의 상대적 편의는 두 처치 간 상호작용이 실재함에도 분석에서 상호작용항을 포함시키지 않은 경우 가장 큰 것으로 나타났다. 상호작용항의 효과추정치는 단

일처치의 선택편의를 조정한 경우에도 다중처치의 선택편의를 조정한 경우와 유사한 결과를 도출한다.

셋째, 다중처치의 선택편의를 고려한 모형 내에서는 전반적으로 유사한 추정치가 산출되지만, 다항프로빗 모형을 적용한 경우는 SUBP 모형을 적용한 경우에 비하여 모형설정의 오류나 처치를 예측하는 공변인의 양호도, 처치 간 상관 및 사례수에 따른 추정치의 변화가 상대적으로 큰 것으로 나타난다.

결론적으로 서로 상관이 있는 두 처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형이 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형에 비해 우수한 모형인 것으로 나타났다.

2. 논의

이 연구는 앞서 살펴본 바와 같이, 단일처치의 선택편의만을 고려한 모형과 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형을 상호작용 효과를 포함한 경우와 포함하지 않은 경우에 각각 적용하여 적용모형에 따른 추정치의 크기와 편향성 정도를 비교하였다.

연구의 결과를 바탕으로 다음과 같은 사항을 고려할 필요가 있다.

첫째, 동시선택 상황에서 다중처치의 효과를 분석할 때, 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 방법을 적용하는 것이 필요하다. 앞서 언급하였듯, 하나의 선택 결과가 다른 결과에 영향을 미치거나, 의존하는 경우 내생성의 문제로 인한 추정치 편의가 발생한다. 경향점수를 활용하여 선택편의를 조정해 온 기존 연구물들은 대부분 단일처치의 선택편의에만 관심을 두고 연구를 진행하여 왔다. 그러나 현실에서는 복수의 교육프로그램에 대한 참여여부를 결정하는 것과

같은 동시선택 상황이 빈번하게 발생하며, 이러한 경우 다중처치의 선택편의를 동시에 조정한 경향점수를 활용하는 것이 보다 더 적절할 것이다.

이 연구 결과에서 나타난 것처럼 단일처치의 선택편의만을 조정한 모형에서 산출된 효과추정치는 다중처치의 선택편의를 동시에 고려한 모형에 비해 편향된 추정치를 산출하는 것으로 나타났다. 단일처치의 선택편의만 조정한 모형에서 조정된 추정치 또한 다른 처치의 선택편의를 조정해 주지 않았을 경우, 편향된 추정치를 산출하였다.

추정치의 적절성을 평가하는 기준으로는 불편성(unbiasedness), 효율성(efficiency), 일치성(consistency)과 충족성(sufficiency)를 들 수 있다(박정식, 윤영선, 2009). 불편성의 측면에서는 추정치의 기댓값이 추정할 모수의 참값과 일치하거나 이에 가까이 갈수록 바람직한 추정 값으로 평가한다. 효율성의 측면에서는 표본에서 산출된 추정치들이 모수의 참값을 중심으로 집중되어 있을 경우, 즉 분산이 작을 경우 바람직한 추정치로 평가한다. 일치성의 측면에서는 표본의 크기가 무한히 증가할 때 그 표본에서 얻은 추정치가 모수치의 참값에 가까이 갈 때 일치성이 있는 추정치로 평가하며, 충족성의 측면에서는 추정치가 모수에 대해 가장 많은 정보를 제공할 때 그 추정치는 충족성이 있다고 본다. 이러한 기준에 비추어 볼 때, 다중처치의 선택편의를 동시에 조정한 모형은 단일처치의 선택편의만을 조정한 모형에 비하여 편의가 작고, 분산이 작은 정확하고 일관된 추정량임을 확인할 수 있었다.

이에 실제연구에서 단일처치의 효과를 추정하고자 할 때, 해당 처치와 상관이 있는 다른 처치의 선택편의도 조정을 하여 분석하는 것이 필요하다. 예컨대 방과후학교와 사교육 참여의 학업성취도 향상효과를 분석할 때 방과후학교와 사교육 참여의 선택편의의 문제를 동시에 고려하는 것이 필요하다. 기존 연구

물들은 방과후학교 관련 변수와 사교육 관련 변수를 모두 포함하는 경우라고 하더라도, 방과후학교나 사교육 어느 한 변수의 선택편의의 문제만을 고려한 분석이 대부분이었다. 그러나 동일한 학생이 사교육과 방과후학교에 참여할지 여부에 대한 의사결정을 할 때 가정환경 및 개인특성 등 공통된 특성의 영향을 받아 결정을 내리게 되므로 양자의 의사결정은 상호의존적인 성격을 가진다. 이러한 상황에서 방과후학교 참여나 사교육 참여 어느 한 쪽의 선택편의만을 고려한 효과추정치는 방과후학교와 사교육의 효과에 대해 편향된 효과 추정치를 산출할 수 있다. 그러므로 방과후학교와 사교육 참여의 선택편의를 동시에 조정한 방식을 적용하는 것이 보다 적절할 것으로 생각된다.

둘째, 다중처치 간의 상호작용을 고려하여 모형을 설정하는 것이 필요하다. 동시선택 상황에서 내생성 문제를 발생시키는 두 처치는 서로 관련을 가지고 있으므로, 처치 간의 상호작용효과가 존재할 개연성이 크다. 이 때 모형에서 상호작용효과를 고려하는 것은 추정된 효과의 통계적 정확성과 내용적 해석의 두 가지 측면에서 의미를 가진다. 먼저 추정된 효과의 정확성의 측면에서 상호작용이 실재하는 경우 모형에 상호작용항을 포함시키지 않으면, 상호작용항의 효과추정치는 물론, 주효과 추정치 역시 편향되게 된다. 이 연구에서 처치 간의 상호작용효과가 실제로 존재하는 경우와 존재하지 않는 경우를 상정하여 모의실험 자료를 생성하고, 각각의 경우에 상호작용을 포함한 모형과 포함하지 않은 모형에 대한 분석을 수행하였다. 분석결과, 상호작용이 실제로 존재함에도 분석모형에서 상호작용항을 배제한 경우에 처치효과의 편향이 가장 크게 발생하였다. 반면, 상호작용이 실제로 존재하지 않음에도 분석모형에 상호작용항을 포함시켰을 경우, 상호작용항의 추정치는 적용한 모형에 관계없이 0에 가까이 추정치가 산출되며, 주효과 추정치 편의에 큰 영향을 미치지 않는 것으로

나타났다. 다음으로 효과 추정치의 해석에 대한 측면으로, 상호작용항이 포함된 모형에서는 두 처치의 상호작용효과를 개별적으로 살펴볼 수 있으며, 다른 처치의 효과가 혼합되지 않은 주효과에 대한 해석을 할 수 있다. 즉, 상호작용항이 포함된 모형에서 주효과 추정치는 다른 처치가 0일 때의 효과로 조건계수(conditional coefficient)가 된다(홍세희, 정송, 2014). 예컨대, 이 연구에서 방과후학교와 사교육 참여의 상호작용을 포함시키지 않은 모형에서는 수학과 영어 교과 모두에서 방과후학교 효과가 부적으로 유의한 것으로 나타난다. 그러나 방과후학교와 사교육 참여의 상호작용을 포함시킨 모형에서는 수학과 영어 방과후학교와 사교육 참여의 상호작용항이 부적으로 유의한 것으로 나타나고, 사교육에는 참여하지 않고 방과후학교에만 참여한 경우에는 영어교과에서는 정적으로 유의한 효과가, 수학교과에서는 유의한 효과가 없는 것으로 나타난다.

이 연구의 제한점을 살펴보면 다음과 같다.

첫째, 이 연구에서는 선행연구를 바탕으로 사교육 참여 및 방과후학교 참여에 영향을 미치는 주요 공변인들을 설정하여 분석하였다. 그러나 관찰된 사전 공변인들에 대해 산출된 경향점수는 눈에 보이지 않는 특성들이나 자료에 포함되지 않은 공변인에서 차이가 발생할 경우, 이를 통제할 수 없다는 한계가 있다.

둘째, 이 연구에서는 사용한 서울교육종단연구 중학교 패널 데이터는 서울시에 한정된 데이터로 분석결과를 전국 중학생에게 일반화시킬 수 없다는 한계가 있다.

후속연구를 위한 제언으로는 이 연구에서는 두 개의 처치 각각의 선택지가 두 개인 경우에 대해 분석을 하였다. 그러나 실제 선택상황에서는 처치가 세

개 이상인 경우도 있을 수 있고, 각 처치가 연속변수인 상황, 또는 순차적인 선택상황도 있을 수 있다. 이러한 다양한 동시선택 상황에서 적용할 수 있는 선택모형을 경향점수 추정에 접목해 볼 수 있을 것이다. 또한, 이 연구에서는 자료의 다층성을 배제하고 경향점수 산출 및 분석을 수행하였는데 차후 연구에서는 동시선택 모형을 다층으로 확장하는 방안을 연구해 볼 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

강창희(2012). ‘학교교육 수준 및 실태 분석 연구: 중학교’자료를 이용한 사교육비 지출의 성적 향상효과 분석. **한국개발연구, 34**(2), 139-171.

강창희, 이삼호(2010). **사교육에 대한 경제학적 분석 및 정책 제언**. 한국교육개발원. 수탁연구 CR 2010-12.

고대영, 조현승(2010). 홈네트워크기반 원격진료서비스 및 원격건강관리서비스 소비자 이용의향 결정요인 분석. **보건경제와 정책연구, 16**(1), 63-84.

교육부(2013). <2013 방과후학교 운영 현황> 보도자료.

김미숙(2006). **입시산업의 규모 및 추이분석: 대입정책과 사교육의 관계 분석을 위한 기초 연구**. 서울: 한국교육개발원. RR2006-02-03.

김성식, 송혜정(2013). 학교특성에 따른 사교육 참여와 효과 차이 분석. **제5회 국가수준 학업성취도 평가와 대학수학능력시험 자료 분석 심포지엄 자료집**. 한국교육과정평가원. ORM 2013-92-2. 103-133.

김정은, 김지하(2009). Propensity Score Matching방법을 사용한 사교육 유형별 효과 분석. **교육재정경제연구, 18**(3), 63-87.

김주섭, 정원일, 전용일(2011). 지역 간 이주, 경제활동참가, 직업훈련의 동시 의사선택에 관한 실증분석. **노동정책연구, 11**(1), 55-80.

김준엽(2011). 경향점수를 활용한 인과효과의 추론. **2011년 후반기 교육정책 분석방법론 워크샵 자료집.** 한국교육개발원.

김준엽, 정혜경, Micahel H. Seltzer(2008). Drawing causal inference using

propensity score methods in educational research. **교육평가연구, 21**(3), 219-242.

김진영(2012). 성적향상도로 본 방과후학교와 사교육의 상대적 효율성. **재정학연구, 5**(3), 1-32.

김혜숙(2012). 방과후학교 프로그램이 학업성취도 및 사교육에 미치는 영향. **아시아교육연구, 13**(3), 87-114.

김홍원(2008). **기초학력 신장 및 바른인성 함양을 위한 방과후학교 운영방안.** 서울: 한국교육개발원. OR2008-05-11.

김홍원(2007). **방과후학교 성과분석 및 성과지표 개발 연구**. 서울: 한국교육개발원. CR2007-26.

남춘호(1998). 표본선택편의의 진단과 수정기법. **사회과학연구, 23**, 3-30.

류방란(2007). 초등학교 저학년 아동을 위한 교내 방과후 교실 운영 방안 탐색, **한국교원교육연구, 21**(3), 245-264.

박상곤, 김상태(2011). 국내관광과 해외관광 수요: 대체관계인가 보완관계인가? : 소득에 따른 수요변화를 중심으로. **한국관광학회 학술대회 발표논문집, 2,** 435-450.

박상인(2010). 다항선택모형의 식별과 추정. **산업조직연구, 18**(3), 1-36.

박상수, 이충기(2011). 인구고령화와 주택연금 수요 분석: 일반화된 순서형 프로빗 모형을 적용하여. **경제학연구, 62**(2), 27-58.

박정식, 윤영선(2009). **현대통계학**. 다산출판사.

박현정(2013). **서울교육종단연구 2010 3차년도 사용자 매뉴얼.** 서울특별시 교육연구정보원. 서교육 2013-3.

박현정, 하여진, 김경희(2014). 중등학교에서의 방과후학교 효과분석. **교육평가**

연구, 27(2), 573-596.

백순근(2004). **학위논문 작성을 위한 교육연구 및 통계분석**. 경기: 교육과학사.

변수용, 황여정, 김경근(2011). 방과후학교 참여가 학업성취에 미치는 영향. **교육사회학연구, 21**(2), 57-85.

상경아(2009). 경향점수를 이용한 결합표집 방법에 의한 사교육 효과 분석. **교육평가연구, 19**(3), 717-735.

신종호, 황혜영, 서은진(2010). 부모의 학업관리 및 학생의 자기조절학습능력의 조절효과에 따라 사교육이 학생의 학업성취에 미치는 영향. **아시아교육연구, 11**(4), 249-264.

신강원, 최기주(2014). SUR모형을 이용한 강수량과 대중교통 승객 수간 관계 분석. **대한교통학회지, 32**(2), 83-92.

이종재 편(2010). **사교육: 현상과 대응**. 교육과학사.

이준호, 박현정(2012). 방과후학교 자유수강권 지원금은 교육 기회 및 결과의 평등에 기여하였는가? - 서울지역 고등학생의 경우. **교육재정경제연구, 21**(2), 53-85.

이혜숙(2008). **2008 서울시 방과후학교 운영 실태와 활성화 방안 연구**. 서울시정개발연구원. 2008-PR-46.

임보라미(2012). 처치가 다범주인 경우 성향점수 보정방법의 비교. 고려대학교 대학원 석사학위논문.

정기철(2008). 동시성과 내생성을 고려한 선택 모형의 개발과 적용에 관한 연구. 서울대학교 대학원 박사학위논문.

정동욱, 박현정, 하여진, 박민호, 이호준, 한유경(2012). EBS 교육 프로그램의

사교육 경감 효과 분석 : 서울특별시 중·고등학교를 중심으로. **교육행정학연구, 30**(3), 21-42.

최종서(2012). 실증적 회계학연구에 있어서의 내생성 문제. **경영정보연구, 31**(4), 469-490.

홍세희, 정송(2014). 회귀분석과 구조방정식 모형에서의 상호작용효과 검증 : 이론과 절차. **인간발달연구, 21**(4), 1-24.

Baum, C. F. (2006). *An introduction to modern econometrics using stata.* Stata Press.

Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2004). *Microeconometrics: methods and applications*. Cambridge University Press.

Cochran, W. G. (1968). The effectiveness of adjustment by subclassification in removing bias in observational studies. *Biometrics, 24*(2), 295-313.

Harrison(2008). On the bias and consistency of OLS for an endogenous interaction coefficient. *Working Paper*. Drexel University.

Heckman, J. J. (1979). Sample selection bias as a specification error. *Econometrica, 47*(1), 53-161.

Heckman, J. J., Ichimura, H. & Todd, P. (1997). Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence from Evaluating a Job Training Programme, *Review of Economic Studies, 64*(4), 605-654.

Hirano, K., & Imbens, G. W. (2004). *The propensity score with continuous treatments. Applied Bayesian Modeling and Causal Inference from Incomplete-Data Perspectives*, ed. A. Gelman and X. L. Meng,

NewYork. Wiley.

Hirano, K., & Imbens, G. W. (2001). Estimation of causal effects using propensity score weighting: An application to data on right heart catheterization. *Health Service and Outcomes Research Methodology, 2*, 259-278.

Holland, P. (1986). Statistics and causal inference. *Journal of American Statistical Association, 81*, 945-960.

Hoogland, J. J., & Boomsma, A. (1998). Robustness studies in covariance structure modeling. *Sociological Methods & Research, 26*(3), 329-367.

Imbens, G. W. (2000). The role of the propensity score in estimating dose-response functions. *Biometrika, 87*(3), 706-710.

Joffe, M. M., & Rosenbaum, P. R. (1999). Invited commentary : propensity scores. *American Journal of Epidemiology, 150*(4), 327-333.

Louviere, J., Train, K., Ben-Akiva, M., Bhat, C., Brownstone, D., Careron, T., Carson, R., Dechazo, J., Fiebig, D., Greene, W., Hensher, D., & Waldman. D. (2005). Recent progress on endogeneity in choice modeling, *Marketing Letters, 16*, 255-265.

Maddala, G. S. (1983). *Limited-dependent and qualitative variables in econometrics*. Cambridge University Press.

McFadden, D. (1989). A method of simulated momnets for estimation of discrete response models without numerical integration. *Econometrica, 57*, 995-1026.

Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural equation Modeling : Multidisciplinary Journal, 9*(4), 599-620.

Ping Feng, Xiao-Hua Zhou, Qing-Ming Zou, Ming-Yu Fan and Xiao-Song Li (2010). Generalized propensity for estimating the average treatment effect of multiple treatments. *Statistics in Medicine, 31*, 681-697

Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika, 70*, 41-55.

Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1984). Reducing bias in observational studies using subclassification on the propensity score. *Journal of the American Statistical Association, 79,* 516-523.

Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1985). Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score. *The American Statistician, 39*(1), 33-38.

Rubin, D. B. (2001). Using propensity scores to help design observational studies: application to the tobacco litigation. *Health Services & Outcomes Research Methodology, 2,* 169-188.

Shadish, W. R., Cook. T. D., & Campbell, D. T. (2002). *Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference. Houghton mifflin company.* Boston: NewYork.

Train, K. E. (2003). *Discrete choice methods with simulation.* Cambridge

University Press.

Wilde, J. (2000). Identification of multiple equation probit models with dummy regressors. *Economics Letters, 69*, 309-312.

Wooldridge, J. M. (2002). *Econometric analysis of cross section and panel data.* The MIT Press, Cambridge, MA, USA.

Zellner, A. (1962). An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and tests for aggregation bias. *Journal of the American Statistical Association, 57*(298), 348-368.

Applying propensity score to adjust the selection bias of multiple treatments in education study

A Dissertation for the Degree
of
Doctor of Philosophy in Education

By

Yeojin Ha

Major Advisor: Hyun-Jeong Park, Ph.D.

Department of Education

Graduate School

Seoul National University

2015

ABSTRACT

Applying propensity score to adjust the selection bias of multiple treatments in education study

Yeojin Ha

Department of Education

The Graduate School

Seoul National University

In estimating the causal effect of treatment using observed data, the propensity score methodology has been applied and expanded to various kinds of treatments such as ordinal and continuous variables. This dissertation extends the application of propensity score to account for simultaneous or joint choice situations, wherein different choices are available at the same time. For example, a student might encounter a simultaneous decision making situation such as deciding to participate in

private tutoring or an after-school program. In this case, if one situation involving a choice depends on the outcome of the other, endogeneity occurs. To deal with these issues, some choice models have been developed to solve the joint problems of simultaneity and endogeneity. However, these models are not incorporated into the propensity score. That is to say, previous research that has been conducted adjusts the selection bias of only one treatment.

In this regard, the purpose of this dissertation is to improve the existing models and extend the application of the propensity score with simultaneity and endogeneity. To achieve this end, two kinds of models are applied in the analysis. The first one adjusts the single treatment using the probit mode while the other adjusts multiple treatments using a seemingly unrelated bivariate probit model and multivariate probit model. The summary of this report is as follows;

First, the model which adjusts multiple treatments appeared to be more effective than the model which adjusts single treatment in terms of the parameter estimates bias, and the mean square error. The single treatment adjusted model showed a large discrepancy with true value as the correlation between treatments increased.

Second, the interaction term between the two treatments is supposed to

be included in the model. This is because, if the existing interaction is not considered in the model, the treatment effect showed a large discrepancy with true value.

Third, the multinomial probit model and seemingly unrelated bivariate probit model showed similarly better statistical performance than the probit model, but the multinomial probit model seems to fluctuate more according to the model misspecification, quality of covariates, correlation between treatments and the number of observations.

In conclusion, this dissertation extends the application of the propensity score to account for simultaneity and endogeneity. The model which adjusts multiple treatments resulted in more effective statistical performance than the single treatment adjusted model. Therefore, the dissertation is expected to help researchers who analyze the causal effect of multiple treatments.

*Key words: multiple treatments, selection bias, propensity score, simulation, seemingly unrelated bivariate probit model, multivariate probit model

*Student ID number: 2010-30376