계량분석

Variable Transformation

김현우, PhD¹

1 충북대학교 사회학과 조교수

November 29, 2021



진행 순서

- 더미변수를 활용한 계단함수
- ② 이차항과 상호작용항
- ③ 로그 변환

논리적으로 말하자면 이론이 일차항인지 이차항인지 다차항인지 여부를 말해 주어야 한다.

- 하지만 많은 경우 우리는 그렇게 강한 이론을 갖고 있지 않으므로 먼저 데이터 자체를 통해 살펴보지 않을 수 없다.
- 우리가 일차항이나 이차항 등 이미 다항 차수를 정해놓고 그에 따라 모형을 데이터에 적합(fit)시킨다면 그것은 어떤 의미에서 제약을 가하는 셈이다. "우리의 모형은 이러하다" 하고 미리 전제로 하고 모형을 설정한 뒤, 현실에 맞추어 본 것이기 때문이다.
- 따라서 구체적인 관계를 미리 설정하지 않고 (비효율적이지만) 개방성이 높은 모형을 일단 데이터 자체에 그대로 맞추어 보는 것도 대안이 될 수 있다.
- 그 대안 중 하나가 계단함수(step function)를 사용하는 것이다.



eCampus에서 KIELMC.DTA를 다운받아 Stata에서 열자. 이 데이터를 통해 집의 역사와 가격 사이의 관계를 살펴보기로 한다([Stata 코드] 참고).

- 데이터를 간단히 살펴보자. 두 개의 year가 있다.
- 집값과 age의 관계를 산포도와 선형적합선으로 살펴보자.
- 집값(price)을 예측하는 회귀모형을 구축하기 위해 cbd, i.year, age를 독립변수로 투입하자. 집의 역사(age)와 집값의 관계는 선형적으로 어떠한가? 순서대로 age 이차항과 age 삼차항을 추가적으로 투입하여 회귀분석을 수행하자. 이들 변수들은 통계적으로 유의한가?
- xtile 명령어를 사용하여 age를 10개의 분위수(percentiles)로 나누어 범주형 변수로 재코딩하자.
- 기준범주(reference category)를 제외한 모든 더미 변수를 한 번에 넣어 회귀분석을 수행하자. 더미변수의 의미를 해석해보자.
- margins과 marginsplot을 통해 그래프를 만들어보자. 집의 역사(age)와 집값의 관계는 어떠한가?



계단함수를 사용하는 방식은 사실 몇 가지 단점을 갖고 있다.

- 첫째로 수많은 더미변수를 회귀모형에 집어넣어야 하므로 그만큼 자유도를 많이 낮추게 된다. 모형의 효율성이 낮아진다.
- 둘째로 사용하는 범주의 구간이 자의적이 된다는 점이다. 만일 하나 이상의 범주에 지나치게 적은 사례만이 들어간다면 그 회귀계수는 매우 불안정할 것이라고 예상할 수 있다.
- 셋째로 원래 연속변수를 계단함수로 만든 과정에서 정보의 손실이 일어난다.
- 하지만 논문/보고서 등에 실제로 사용하지 않더라도 일단 계단함수를 고려하여 관심변수와 종속변수 사이의 관계를 제약없이 살펴보는 것은 좋은 출발점이 된다.



이차항과 상호작용항을 함께 모형에 투입하여 이질적인 두 집단이 상이한 비선형관계를 갖고 있는지 확인할 수 있다.

• 저번주에 배운 상호작용항(=X₁X₂)은 다음과 같이 모형 속에 사용하였다.

$$y = \xi_0 + \xi_1 X_1 + \xi_2 X_2 + \xi_3 X_1 X_2 + \epsilon$$

• 오늘 배운 이차항(=X2)은 다음과 같이 모형 속에 사용하였다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_2 + \beta_2 X_2^2 + \epsilon$$

• 최소한 둘 이상의 이질적 집단(X₁)이 연구 대상 안에 포함되어 있다고 하자. 이 집단의 소속에 따라 어떤 독립변수(X)와 종속변수(y) 사이의 비선형관계가 상이할 수 있지 않을까? 두 항을 동시에 섞음으로써 이와 같은 특수한 이론을 검증해 볼 수 있다.



• 어렵게 생각하지 말고 두 식을 그냥 더하면 된다.

$$y = (\beta_0 + \beta_1 X_2 + \beta_2 X_2^2 + \epsilon) + (\xi_0 + \xi_1 X_1 + \xi_2 X_2 + \xi_3 X_1 X_2 + \mu)$$

= $(\beta_0 + \xi_0) + \xi_1 X_1 + \xi_3 X_1 X_2 + (\beta_1 + \xi_2) X_2 + \beta_2 X_2^2 + (\epsilon + \mu)$

- 꼼꼼히 들여다보면 이차항과 상호작용항이 모두 들어있다.
- 통합된 식에서 $(\beta_0 + \xi_0)$ 은 상수가 되고, $(\epsilon + \mu)$ 은 오차항이 된다.



가장 직관적인 상호작용항인 더미변수와 연속변수의 결합을 살펴보자.

• 아래 식에서 만일 X₁가 0과 1의 더미변수라고 하자.

$$y = (\beta_0 + \xi_0) + \xi_1 X_1 + (\beta_1 + \xi_2) X_2 + \beta_2 X_2^2 + \xi_3 X_1 X_2 + (\epsilon + \mu)$$

• 각각 0과 1을 집어넣고 식을 단순화시켜 보면 각각 다음과 같다.

$$y = (\beta_0 + \xi_0) + \xi_1 \cdot 1 + (\beta_1 + \xi_2)X_2 + \beta_2 X_2^2 + \xi_3 \cdot 1 \cdot X_2 + (\epsilon + \mu) \quad (\text{if } X_1 = 1)$$

$$= (\beta_0 + \xi_0 + \xi_1) + (\beta_1 + \xi_1 + \xi_3)X_2 + \beta_2 X_2^2 + (\epsilon + \mu)$$

$$y = (\beta_0 + \xi_0) + \xi_1 \cdot 0 + (\beta_1 + \xi_2)X_2 + \beta_2 X_2^2 + \xi_3 \cdot 0 \cdot X_2 + (\epsilon + \mu) \quad (\text{if } X_1 = 0)$$

$$= (\beta_0 + \xi_0) + (\beta_1 + \xi_2)X_2 + \beta_2 X_2^2 + (\epsilon + \mu)$$

• 꼼꼼히 들여다보면 더미변수에 따라 회귀계수가 조금씩 다름을 확인할 수 있다!



연습을 위해 아까 사용하던 KIELMC.DTA 데이터를 다시 불러오자([Stata 코드] 참고).

- 이차항과 상호작용항 통합식도 그래프를 그려가면서 해석해야 한다.
- 집값을 종속변수로, y81, cbd, y81 × cbd의 상호작용항을 독립변수로 회귀모형에 투입하자. margins와 marginsplot를 사용하여 그 관계를 그래프로 나타내보자. 그래프를 png 파일로 저장하자.
- 집값을 종속변수로, y81, cbd, cbd 이차항을 독립변수로 회귀모형에 투입하자. margins와 marginsplot를 사용하여 그 관계를 그래프로 나타내보자. 그래프를 png 파일로 저장하자.
- 상호작용항과 이차항을 모두 독립변수로 회귀모형에 투입하자. margins와 marginsplot를 사용하여 그 관계를 그래프로 나타내보자. 그래프를 png 파일로 저장하자. 앞서 얻은 결과와 어떻게 다른지 검토해보자.



그 외의 상호작용항 유형에 대해서도 연습해야 한다.

- 방금 전에는 더미변수 × 연속변수 유형을 연습했다. 하지만 더미변수 × 더미변수나 연속변수 × 연속변수 유형도 있으므로 짬을 내서 연습을 해야 한다.
- 지난 주의 강의안과 코드를 참고할 것.
- 실제 분석 상황에서는 연속변수를 범주화하여 일부러 더미변수 × 연속변수의 꼴로 바꾸는 경우도 많이 있다. 이것이 해석상 편리하기 때문이다.



아예 데이터 상에서 변수를 변환(transformation)함으로서 비선형관계에 대응할 수도 있다.

- 가장 널리 활용되는 변환 방식은 로그 변환(logarithimic transformation)이다. 이는 밑(base)을 자연상수(e)로 하는 로그인 자연로그(natural log)를 사용하여 원변수를 변환한다.
- 자연로그는 자연상수와 대척한다. 즉 $ln(e^x) = x$ 이다.
- 원점수를 로그로 바꾸면 큰 값이 상대적으로 작아진다. 이 원리를 desmos에서 연습해보자. 어떤 의미에서 이것도 곡선형 데이터에 모형을 적합시키는 방법이 된다.
- 생각보다 많은 사회·경제·정치 현상에서 롱테일(long-tail)이 나타난다. 극단치가 반드시 나타나 그 분포가 다소 긴 꼬리를 갖는다. 이런 변수를 로그 변환하면 큰 값들이 상대적으로 작아지므로 분포가 온건하게 변화한다.



KIELMC.DTA 데이터에서 price의 히스토그램을 살펴보고 로그 변환하자 ([Stata 코드] 참고).

- 지금까지 내내 종속변수로 price를 사용했지만 막상 히스토그램을 보지 않았다. 이제 확인해보자. 롱테일이 여기서도 나타난다.
- 로그 변환하여 새로운 변수를 만들자. 그 변수의 히스토그램도 꼼꼼히 살펴보자. 극단치는 어떻게 조정되었나?
- 새로운 로그 집값을 예측하는 회귀모형을 구축하기 위해 cbd, i.year, age를 독립변수로 투입하자. age와 로그 집값의 관계는 선형적으로 어떠한가?
- 이번에는 age 이차항을 추가적으로 투입하고 그래프를 그려보자. 이차항은 통계적으로 유의한가? 이번에는 그 관계가 어떠한가?
- cbd, cbd 이차항, cbd × y81 상호작용항을 투입하고 회귀분석을 수행하자. 그래프를 그려보고 아까와 차이가 있는지 확인하자.



로그 변환은 해당 변수의 극단치를 보정하여 비선형인 관계를 선형적인 것으로 근사한다(approximate).

- 정규분포하는 하나의 변수와 정규분포에 근접했지만 롱테일을 가진 다른 하나의 변수 사이의 적합성을 상상해보자. 이 적합선은 곡선형일 것이다(Why?)
- 만일 롱테일 변수의 극단성을 줄여줄 수 있다면 그 곡선은 다시 직선에 근접하게 될 것이다.
- 사용하는 숫자형 변수들의 히스토그램을 그려보고 만일 롱테일을 가졌다면 한번씩 로그 변환을 해주어 모형에 투입해 주는 것이 바람직하다. 만일 로그 변환을 하더라도 결과가 크게 달라지지 않으면 안심할 수 있다.
- 키나 체중과 같은 변수는 좀 더 정규분포에 가깝다. 반면 소득과 재정과 같은 변수는 특히 롱테일을 갖기 쉽다. 특히 임금(wage)을 종속변수로 하는 경우에는 이른바 임금방정식(wage equation)을 세울 때 임금을 반드시 로그 변환한다. 이로 인해 해석에 유의해야 하는데 곧 다루게 된다.



KIELMC.DTA를 살펴보자(**[Stata 코드]** 참고).

- 히스토그램을 통해 어떤 변수들이 상대적으로 롱테일을 가지고 있는지 확인해보자. 이것들을 로그 변환해보고 회귀분석에서 원변수 대신 넣는 것을 고려해보자.
- 예를 들어 age를 로그 변환한다면 ln(0) = . 임에 주목하자. 즉 0의 자연로그는 정의될 수 없으므로 제법 많은 결측치가 발생하게 되는데 이를 피하기 위해 일부러 ln(x+1) 처럼 임의의 상수를 더해주기도 한다.
- "그런데 그래도 괜찮을까? 아니. 애시당초 멋대로 독립변수를 (로그) 변환해도 괜찮은걸까?"



- 결론적으로 그렇다. 왜냐하면 우리는 로그 변환을 하더라도 단조성 (monotonicity)를 여전히 기대할 수 있고 설령 똑같은 상수를 더해주어도 (정의상) 단조성은 유지되기 때문이다.
- 강한 단조성(strong monotonicity)은 "X가 증가(감소)할 때 y는 증가(감소)한다"는 원리를, 약한 단조성(weak monotonicity)은 "X가 증가(감소)할 때 최소한 y는 감소하지 않는다"는 원리를 의미한다.
- 그러므로 로그 변환할 때 실질적인 의미(예컨대 가격 액수나 주택의 연수같이 구체적인 의미)를 잃는 대신 여전히 "X가 증가(감소)할 때 y는 증가(감소)한다" 와 같은 해석은 유지할 수 있게 된다.



로그 변환을 넘어 좀 더 복잡한 변환 원리도 있다.

- 가령 Stata에서 Inskew0 명령어는 왜도(skewness)를 0에 가깝게 해주는 ln(X − k) 변환을 자동적으로 수행해준다. 여기서 k는 (아까처럼 임의로 사용한 1이 아닌) "왜도를 최소화해주는" 어떤 상수이다.
- 다만 일반적으로 Inskew0 명령어를 사용하던 그냥 평범하게 로그 변환하던 구한 값은 매우 유사하다.
- 좀 더 수준 높은 변환 원리는 Box-Cox 변환(Box-Cox Transformation)이지만 우리 수업에서는 다루지 않는다. Stata에서는 boxcox와 bcskew0로 사용할 수 있다.



로그 변환의 진가는 해석을 명확하게 해주는 것에 있다.

• $y = \beta_0 + \beta_1 X$ 와 같이 선형모형이 주어졌을 때, y를 X_1 에 대해 편미분 $(\delta y/\delta X)$ 하면 그것은 "X가 한 단위 변화할 때, y가 얼마나 변화하는지"를 보여준다(Why?).

$$\frac{\delta y}{\delta X} = \beta_1$$

- 이를 일컫어 X의 y에 대한 한계효과(marginal effect)라고 부른다.
- 이 식 $\delta y/\delta X$ 이 보여주듯 일반적으로 한계효과는 곧 회귀계수 (β_1) 그 자체이다.
- "X가 한 단위 변화할 때, y가 얼마나 변화하는가"는 $\frac{\delta y}{\delta X}$ 로 표현될 수 있고 그래프에서는 곧 기울기(slope)를 의미한다(Why?).



- $\ln(y) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \ln(X)$ 와 같이 로그-로그($\log \log$) 모형이 주어졌다고 하자. 즉 종속변수와 독립변수를 모두 로그 변환한 경우에 해당한다.
- 이 식을 y에 대해 정리하면 $y = e^{\beta_0 + \beta_1 \cdot \ln(X)}$ 이고 y를 X에 대해 편미분하면 이는 다음과 같다.

$$\begin{split} \frac{\delta y}{\delta X} &= \frac{\delta e^{\beta_0 + \beta_1 \cdot \ln(X)}}{\delta (\beta_0 + \beta_1 \cdot \ln(X))} \cdot \frac{\delta (\beta_0 + \beta_1 \cdot \ln(X))}{\delta X} \\ &= e^{\beta_0 + \beta_1 \cdot \ln(X)} \cdot \frac{\beta_1}{X} = y \frac{\beta_1}{X} \end{split}$$

• 이를 다시 β_1 에 대해 정리하면 다음과 같다.

$$\beta_1 = \frac{\delta y}{\delta X} \cdot \frac{X}{y} = \frac{\left(\frac{\delta y}{y}\right)}{\left(\frac{\delta X}{X}\right)}$$



- 이렇게 구한 회귀계수는 무단위적(unitless)이라는 중요한 특성을 갖는다. 이로 인해 해석이 매우 용이해지므로 실질적인 유의성(substantial significance)을 확인하는데 중요한 수단이 될 수 있다.
- 보다 구체적으로 이 회귀계수는 이렇게 해석된다: "X가 1 퍼센트 변화할 때 y는 몇 퍼센트 변화하는가"(Why?).
- 다시 말해, 종속변수와 독립변수를 모두 로그 변환하면 회귀계수를 해석할때 퍼센트 변화로 전환하여 해석할 수 있다.
- 로그-로그 모형은 미시경제학에서 탄력성(elasticity) 개념과 잇닿아있다.



22/25

KIELMC.DTA 데이터로 로그-로그 모형을 연습하자([Stata 코드] 참고).

- (price를 로그 변환한) lprice를 종속변수로, age, i.y81, cbd 그리고 (area를 로그 변환한) larea를 독립변수로 한 회귀모형을 만들자. larea는 통계적으로 유의한 변수인가? 어떻게 해석할 것인가?
- "집의 면적이 1퍼센트 증가함에 따라 집값은 .696 퍼센트 증가한다" 혹은 "집의 면적이 10퍼센트 증가함에 따라 집값은 6.96 퍼센트 증가한다" 정도로 해석할 수 있다.



수리적 증명을 생략하지만 로그-선형(log-linear) 모형이나 선형-로그 (linear-log) 모형도 있다([Stata 코드] 참고).

- 로그-선형 모형의 회귀계수는 이렇게 언어로 해석된다: "X가 한 단위 변화할 때 y는 몇 퍼센트 변화하는가."
- KIELMC.DTA 데이터에서 lprice를 종속변수로, age, i.y81, cbd, area를 독립변수로 한 로그-선형 모형을 만들자.
- "집의 면적이 한 단위(sqft.) 증가함에 따라 집값은 .034 퍼센트 증가한다" 혹은 "집의 면적이 백 단위(sqft.) 증가함에 따라 집값은 3.4 퍼센트 증가한다" 정도로 해석할 수 있다.



- 선형-로그 모형의 회귀계수는 이렇게 언어로 해석된다: "X가 1 퍼센트 변화할 때 y는 얼마만큼 변화하는가."
- KIELMC.DTA 데이터에서 price를 종속변수로, age, i.y81, cbd, larea를 독립변수로 한 선형-로그 모형을 만들자.
- "집의 면적이 1퍼센트 증가함에 따라 집값은 692.73 달러만큼 증가한다"정도로 해석할 수 있다.
- 특히 퍼센티지 계산이 몹시 혼동스러울 수 있으므로 주의를 기울여야 한다. 원래 수식을 들여다보면 알 수 있지만 본래 비율(proportion)이였으므로 퍼센트 (percentage)로 계산할 때 100을 곱하거나 나누는 상황을 잘 구분해야 한다.

