#### 계량분석

Quadratic Function and Fractional Polynomials

김현우, PhD<sup>1</sup>

1 충북대학교 사회학과 조교수

November 29, 2021



# 진행 순서

- ① 선형성 가정
- ② 이차항과 이차함수
- 6 다항식

우리가 지금까지 자연스럽게 언급해온 선형모형(linear model)은 사실 가정에 가깝다.

• 선형모형에서 "선형"은 이른바 선형성(linearity)이라는 가정을 의미한다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + ... + \beta_k X_k + \epsilon$$

• 우리는 비선형모형(nonlinear model)을 지금까지 다루지 않았다. 다음은 비선형모형의 예제들이다:

$$y = \beta_0 \cdot \beta_1 X_1 \cdot \beta_2 X_2 \cdot \dots \cdot \beta_k X_k \cdot \epsilon$$
  

$$v = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon}$$

● 여기서 e는 자연상수(natural constant)를 의미한다. 오일러 상수(Euler constant)라고도 한다. 때때로 e<sup>x</sup> 는 exp(x) 라고도 쓴다.

$$e = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \approx 2.718...$$



선형성은 사실 수학적인 의미를 내포하고 있다.

- $y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \epsilon$ 에서  $X_1$  과 y의 관계는  $\beta_1$ 의 기울기를 갖는 직선으로 나타낼 수 있다. 그러므로 선형성을 갖는다. desmos에서 실험해보자.
- $y = \beta_0 + X_1^{\beta_1} + \epsilon$ 에서는 더이상  $X_1$ 과 y의 관계를 직선으로 나타낼 수 없다. 즉 선형성을 갖지 않는다. 이에 관해서도 desmos에서 실험해보자.
- 데이터의 두 변수가 비선형적인 관계를 가지고 있을 때, 우리는 그 "관계를 흉내낼 수 있는 모형"을 구축할 수 있다.
- 생각을 거꾸로 하여 우리는 데이터를 생성하는 과정(data-generating process)으로써 모형의 역할/기능을 이해해 볼 수 있다. 그 맥락에서 선형성 가정은 "모형이 반드시 X₁과 y 의 관계를 선형적으로 생성해야 한다"는 것을 뜻한다.



#### 이렇게 생각하면 선형성 가정은 굉장히 답답하게 느껴질 수 있다.

- 현실에서 두 변수의 관계가 얼마든지 비선형적(nonlinear)일 수도 있기 때문이다. 무슨 예들이 있을까 먼저 고민해보자! 예제에 대해 충분히 고민을 해야 한다.
- 현실의 복잡다단하고 비선형적인 관계가 모형에서는 선형적으로 묘사되므로 굉장히 심한 제약을 가하고 있는 것이 아닐까?
- 하지만 간단한 대수적 조작을 통해 비선형적인 관계도 선형적인 관계로 바꾸어 묘사할 수 있는 수학적 트릭이 있다. 이것을 배우는 것이 오늘 수업의 목적이다.



#### 상호작용항과 이차항은 사실 비슷한 원리를 공유한다.

• 선형모형에서 회귀계수는 철저하게 하나의 독립변수와 하나의 종속변수 사이의 관계만을 묘사한다. 다음과 같은 선형모형에서 " $X_1$ 와 y의 관계"는 (" $X_2$ 와 y의 관계" 와 무관하게)  $\beta_1$ 으로만 표현된다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \epsilon$$

- 만일  $X_2$ 가 변화하면 이는 즉각  $\beta_2$ 에 반영되며  $\beta_1$ 에는 영향을 미치지 않는다.
- 하지만 현실에서는 X2와 X2가 상호작용하며 y에 영향을 미치는 경우가 많다.
   사회학이론은 많은 부분에서 이런 가능성을 시사한다.
- 우리는 저번 주에 상호작용 효과(interaction effects)를 통해 이 문제에 대응할 수 있다는 것을 배웠다.



- 우리는 "X<sub>1</sub> 과 X<sub>2</sub> 의 y에 대한 상호작용 효과"를 살펴보듯 "X<sub>1</sub> 과 X<sub>1</sub> 의 y에 대한 상호작용 효과"를 살펴볼 수 있다.
- 아래의 선형모형을 통해 "X1과 X2의 y에 대한 상호작용 효과"를 살펴볼 수 있다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_1 X_2 + \epsilon$$

• 아래의 선형모형을 통해 "X2과 X2의 y에 대한 상호작용 효과"를 살펴볼 수 있다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_2 X_2 + \epsilon$$
  
=  $\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_2^2 + \epsilon$ 

• 위의 X<sup>2</sup>를 이차항(squared term) 또는 제곱항이라고 부른다.



#### 이차항은 곡선형(curvilinear)의 관계를 묘사한다.

- $y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_2^2$  와 같이 회귀모형을 설정하였다고 가정하고,  $\beta_3$ 가 (+)인 경우와 (-)인 경우 그래프가 각각 어떻게 변화하는지 desmos에서 살펴보자.
- 이차항이 (+)인 이차함수(quadratic function)를 그래프로 그리면 X가 증가함에 따라 y가 감소하다가, 어느 순간 다시 y가 증가한다.
- 이차항이 (-)인 이차함수를 그래프로 그리면 X가 증가함에 따라 y가 증가하다가, 어느 순간 다시 y가 감소한다.
- 마찬가지로 이차항을 모형 안에 넣으면 모형은 이 같은 곡선(=일종의 비선형관계) 으로 y와 X<sub>2</sub>의 관계를 묘사할 수 있다.



eCampus에서 nations.dta를 다운받고 Stata에서 열어 이차항을 만들어보자([Stata 코드] 참고).

- 데이터를 살펴보아 각 변수가 무엇을 의미하는지 확인하자. listwise deletion하자.
- death를 종속변수로 하고 food, life를 독립변수로 하여 회귀모형을 구축해보자. death와 life 사이의 선형관계를 해석해보자.
- death와 life 사이의 관계를 보여주는 산포도와 선형적합선(linear fitting line)을 그려보자.
- death와 life 사이의 관계를 보여주는 산포도와 이차적합선(quadratic fitting line)을 그려보자.
- life의 이차항(=제곱항)을 만들자.
- death를 종속변수로 하고 food, life, life 이차항을 독립변수로 하는 회귀모형을 여러가지 방법으로 만들어보자. 이항 연산자(binary operator)를 사용해서도 넣어보자.
- life 이차항은 통계적으로 유의한가? 곧바로 해석할 수 있겠는가?

충북대학교 CHUNGBUK NATIONAL UNIVERSITY

이차항이 통계적으로 유의하다면 모집단에서도 정말로 비선형 관계를 지지한다고 볼 수 있다([Stata 코드] 참고).

- 이차항을 넣었다면 이차항이 통계적으로 유의한가 여부가 중요할 뿐, 일차항 부분의 유의성 여부에는 주목할 필요가 없다.
- 만일 이차항이 통계적으로 유의하지 않았다면 일차항이라도 통계적으로 유의한지 살펴볼 필요가 있다.
   이 경우 이차항을 빼고 회귀모형을 다시 확인해야 한다.
- 이차항이 통계적으로 유의하지 않았는데, 일차항은 통계적으로 유의했다고 해서 곧장 일차항의 의미만을 해석해서는 안된다(Why?)
- 그러므로 이차항을 살펴볼 때는 (논문/보고서에서 사용할 것인가와는 별개로) 위계적으로 모형을 구축해보고 살펴볼 필요가 있다. death를 종속변수로 하고 life, life 이차항을 단계적으로 독립변수로 투입하는 위계적 회귀모형을 차례로 구축해보자. 단(1) 모든 모델에 통제변수로 food를 투입하고, (2) 요약통계량에서 사례수, R<sup>2</sup>, Adj. R<sup>2</sup>는 반드시 보고하자.



#### 이차항을 해석할 때는 좀 더 복잡한 접근법이 요구된다([Stata 코드] 참고).

- 앞서 death와 life의 관계를 살펴보았을때 일정 정도까지 life가 증가하면 death는 감소하지만, "특정 경계"를 넘어서면 오히려 death는 증가함을 확인하였다.
- 수학적으로  $\delta$ death/ $\delta$ life = 0 이 되는 life 지점이 바로 "특정 경계"이다(Why?)
- 이때 데이터에서 의해 관찰되는 life의 범위(range)를 살펴보아야 한다! "특정 경계" 지점이 결코 오지 않을 수도 있기 때문이다.
- margins와 marginsplot를 사용하여 그 관계를 그래프로 나타내보자. 그래프를 png 파일로 저장하자.



이차항과 일차항 사이에는 높은 상관관계가 있는 것이 보통이다([Stata 코드] 참고).

- life와 life 이차항 사이의 상관계수를 살펴보자.
- 나중에 자세히 살펴보겠지만 높은 다중공선성(multicollinearity) 문제를 일으키는 것이 아닐까 의심스러울 수 있다.
- 다음과 같이 평균중심화(mean centering)를 통해 상관계수를 인위적으로 낮출 수도 있다. 여기서 중심화(centering)란 결국 편차(deviation)를 의미한다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 (X_2 - \bar{X}_2) + \beta_1 1 (X_2 - \bar{X}_2)^2 + \epsilon$$

• 평균중심화된 이차항을 사용하더라도 이차항의 회귀계수, 표준오차, t 값, 유의확률 (p-value), R², Adj. R²는 결국 똑같다.



이차항을 넘어 좀 더 높은 차원의 항을 추가하여 더 많은 굴곡을 추가할 수 있다.

• 표현을 달리하자면 이차항을 일반화한 개념이 바로 다항식(polynomial equation) 내지 다항함수(polynomial function)이다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_1^2 + \beta_3 X_1^3 + \dots + \beta_k X_k^k + \epsilon$$

• 아래와 같이 다항식을 만들면 곡선의 꼴이 어떻게 다른지 desmos에서 확인해보자.

$$y = 1 + x$$
$$y = 1 + x + x^{2}$$
$$y = 1 + x^{2} + x^{3}$$

• 차수가 하나 증가할 때마다 굴곡이 하나씩 더 추가된다.



- 원하는 만큼의 다항을 추가하여 더 복잡한 곡선을 구성할 수 있다. 하지만 그렇게 복잡하게 만들수록 모형의 일반적인 설명력은 오히려 제약될 수 있다는 점에 유의해야 한다.
- 복잡한 모형은 (그것이 잘 맞는) 특수한 상황에서는 매우 뛰어난 설명력을 발휘할 수 있겠지만 일반적인 상황에서는 오히려 형편없는 설명력만을 가진다. 데이터 과학에서는 "지나치게 복잡한 모형이 과적합(overfitting) 문제를 갖는다"라고 표현한다.
- 단순한 모형은 특수한 상황에서야 보잘 것 없는 설명력만을 가질 수도 있겠지만 일반적인 상황에서 오히려 평범 이상의 설명력을 가질 수 있다.
- 결국 밸런스를 유지하는 것이 중요하다. 문제는 "어떻게" 이다.



"추가적인 변수를 사용함에도 불구하고 설명력을 그만큼 높이는가"를 통계적으로 검증해 볼 수 있다([Stata 코드] 참고).

- 이 목적을 위해 사회통계학에서 가장 널리 쓰이는 방식은 다차항이 무의미한지 여부를 확인하는 왈드 검정(Wald test)이다. Stata에서는 test 명령어로 수행할 수 있다.
- 왈드 검정은 다음과 같은 가설 구조를 검정하기 위해 일원분산분석(one-way ANOVA)를 수행한다. 이때, m은 다항 차수를 의미한다.

 $H_0: X^m = 0$  $H_a: X^m \neq 0$ 

- 만약 영가설을 기각하는데 실패했다면 (설령 그 변수가 통계적으로 유의하더라도) 그 변수의 추가가 충분히 의미있게 설명력을 더한다고는 볼 수 없을 것이다.
- 당연히 해당 회귀계수의 t 값의 제곱과 왈드 검정의 F 값은 동일하다(Why?).
- 위 아이디어를 일반화한 James Ramsey의 Regression Equation Specification Error Test (RESET)도 있다. Stata에서는 ovtest 명령어로 수행할 수 있다.

충북디학교 HUNGBUK NATIONAL UNIVERSITY

- 또다른 방법은 R<sup>2</sup>의 증가분(increments)을 보는 것이다. 해당 다차항을 추가함으로서 R<sup>2</sup>가 크게 증가했다면 의미있게 설명력을 더한 것이지만 매우 작게 증가했다면 별 의미는 없다고 해석한다. 조정된 R<sup>2</sup>를 확인할 수도 있다.
- 몇몇 연구자들은 다시 R<sup>2</sup>의 증가분(increments)에 대한 유의성 검정을 시도하기도 하지만 대중적으로 보이지는 않는다.
- 일반적으로 이차항 내지 삼차항(cubic terms) 정도의 다항식을 만드는 것이 보통이다.
- 물론 이차항만을 넣을때도 위와 같은 방식으로 정당성을 테스트해 보는 것이 바람직하다.



이 회귀모형에서 이차항 내지 삼차항을 추정할 때 그보다 낮은 저차항을 빼놓고 회귀모형을 구축하지 않아야 한다.

- 예컨대 이차항을 포함한 모형을 추정할 때 일차항을 빼놓지 말 것!
- 사실 (예전) 수리사회학에서는 다음과 같이 일차항을 빼놓은 모형을 구축하기도 했다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2^2 + \beta_3 X_3^3$$

• 그러나 사회통계학에서는 이차항이나 삼차항은 결국 다항식의 일부이므로 반드시 저차항을 포함하여 모형을 만들어야 한다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + (\beta_2 X_2 + \beta_3 X_2^2) + (\beta_4 X_3 + \beta_5 X_3^2 + \beta_6 X_3^3) + \epsilon$$



다시 nations.dta를 Stata에서 열어 삼차항을 연습해보자([Stata 코드] 참고).

- death와 life 사이의 관계를 보여주는 산포도와 고차적합선(high-order polynomial fitting line)을 그려보자. 미리 차수를 제시하기 어렵다면 매우 탄력적인 분수다항함수(fractional polynomial function)를 사용하여 그려볼 수 있다. 여기서는 삼차함수 적합선을 그려보자.
- death를 종속변수로 하고 food, life, life 이차항, life 삼차항을 독립변수로 하여 회귀모형을 구축해보자. 몇 가지 방법으로 삼차항을 선형모형 안에 넣을 수 있다. 이항 연산자를 사용하여 넣어보자.
- 3차항은 통계적으로 유의한지 확인하자. 해석하기 쉬울까?



- life의 범위(range)를 다시 살펴보자. margins와 marginsplot를 사용하여 그 관계를 그래프로 나타내보자. 그래프를 png 파일로 저장하자.
- 위계적 회귀모형을 차례로 만들면서 변화하는 관계를 설명해보자. 단 (1) 모든 모델에 통제변수로 food를 투입하고, (2) 요약통계량에서 사례수, R², Adj. R²는 반드시 보고하자.
- 삼차항을 넣는 것은 바람직한 것으로 판단되는가? nestreg 명령어를 연습해보자.

