한국통계학회논문집 제 1권 1호
1994년 12월 pp. 184-191

실례를 이용한 통계학 교육 방법에 대한 제언

정 한 영[1], 이 기 원[2]

요약

통계학 입문에서 반드시 다루어야 할 기본원리를 설명하고 이 원리를 바탕으로 수강생들의 직접적 반응을 분석 대상으로 하여 교육효과를 높일 수 있는 몇 가지 방법을 제시하였다.

1. 서론

통계학의 입문을 가르치는 과정에서 항상 겪는 어려운 점 중의 하나는 학생들이 쉽게 받아들일 수 있는 자료가 많지 않다는 것이다. 실제로 통계학 교재에 인용되는 많은 자료들이 저자에 의하여 임의로 창출되어 신빙성이 없거나, 분석에 필요한 최소 요건조차도 갖추지 못한 경우를 종종 관찰할 수 있다. 눈에 많이 띄는 예를 들자면, 자료 수집 과정에 전혀 랜덤한 구석이 없는 데도 불구하고 유의성 검증을 강행하거나, 명백히 다단계 추출과정을 거쳐서 수집된 자료에 대하여 일언 반구의 양해도 없이 단순랜덤추출에 근거한 자료분석을 수행하는 경우 등이다.

설혹 상당히 근거가 있는 자료를 인용하는 경우에도 교육내용에 맞추어 편집한 결과 원래의 자료 수집 목적을 알 수 없게 되어 수강생들로 하여금 통계학을 현실과 전혀 관계없는 학문으로 인식시키는 경우가 많이 있다. 간단한 t-검증 정도를 한 번 수행하기 위하여 그 많은 자료를 수집하지는 않았을 터이므로 전반적인 배경 설명이 없이는 이러한 수강생들의 고충을 해결할 수 없게 된다. 이는 수강생들의 학습 의욕을 저하시켜 통계학을 재미없는 학문으로 인식하게 되는 부정적 결과를 낳는다.

이러한 문제점은 근본적으로 통계학의 기본원리를 제대로 인식하지 못한 데서 비롯된다. 일찌기 Fisher(1990)가 밝혔듯이 통계학은 (i) 모집단(populations), (ii) 변동(variation), (iii) 자료 축약 방법(methods of the reduction of data)에 대하여 연구하는 학문이다. 이 세 가지 연구 대상에 대하여 공통적으로 적용되는 통계학의 기본원리는 바로 적절한 조건이 만족되면 표본이 모집단을 닮는다는 지극히 간단한 것이다. 중심극한정리(central limit theorem)이나 대수의 법칙(law of large numbers)은 결코 통계학의 기본원리가 아니며, 기본원리를 보완하는 구실을 한다. 이 기본원리를 수학적으로 표현한 대표적인 예가 바로 표본누적분포함수(empirical cumulative distribution function)의 성질을 밝힌 글리벵코-칸텔리 정리(Glivenko-Cantelli theorem)이며 (Chung(1974), pp.133 참조), 일찌기 Loeve(1977)는 이 원리를 그의 저서에서 통계학의 근본 정리(fundamental theorem of statistics)라 소개하고 있다.

우리는 통계학의 입문 과정에서 위의 기본원리가 보다 강조 되야 한다고 본다. 또한 이 원리는

---

1) (200-702) 강원도 춘천시 옥천동 1번지 한림대학교 통계학과.
2) (200-702) 강원도 춘천시 옥천동 1번지 한림대학교 통계학과.

수식을 이용하기 보다는 평상시에 사용하는 말과 글로 표현되는 것이 바람직하다고 생각한다. 본 논문에서는 이 원리를 통계학 입문 과정에서 다룰 때의 설명 방법을 예시하고, 이 원리에 바탕을 두어 수강생들의 반응을 자료로 활용하는 방법을 몇 가지 제안하였다. 이 방법들을 잘 활용하면 적절한 자료 부족의 문제점도 해결할 수 있을 뿐 아니라 수강생들이 직접 참여하는 결과로 학습 효과도 높일 수 있게 된다.

수강생들의 신상을 직접 자료로 하여 교육효과를 높이려는 시도는 표본조사방법의 컨텍스트에서 Barnett(1991)에 소개되어 있으나 구태의연한 느낌을 줄 뿐이다. 본 논문에서 소개하는 첫째 방법은 랜덤화의 원리를 설명하기 위한 것이고, 둘째 방법은 짝짓기 문제를 이용하여 표준오차의 의미 및 적합도 검증을 설명하는 것이다. 수강생들을 직접 활용함으로써 자료 부족의 문제 뿐만 아니라 부적합한 자료를 사용할 때 무리한 가정을 하여야 되는 문제도 해결할 수 있다.

2. 기본원리의 설명

표본으로부터 모집단의 성질을 추론할 때 기본이 되는 원리는 적절한 조건이 만족되면 표본이 모집단을 닮는다는 것이다. 여기서 닮는다는 말의 의미는 모집단의 특징들, 예를 들어서 히스토그램이나 상자그림을 그렸을 때 그 모양이 비슷하고, 평균이나 표준편차를 계산하였을 때 그 값들이 서로 비슷하게 나온다는 것을 의미한다. 이 적절한 조건이란 표본추출이 공평하게 이루어져야한다는 것으로서 모집단의 어느 누구도 같은 정도로 표본에 끼일 가능성을 갖는다는 것이다. 이 원리의 전형적인 예로 대통령선거 결과를 예측하기 위한 여론조사를 들 수 있다. 다음 자료는 한국갤럽조사연구소에서 투표함이 열리기 전 언론기관에 발표한 선거예측과 실제결과를 요약한 것이다 ("한국갤럽의 '92년 한국대통령선거 예측과 적중" 참조). 천만이 넘는 모집단을 약 이천명 정도의 표본이 잘 대표하고 있음을 알 수 있다.

	김 영 삼	김 대 중	정 주 영	박 찬 종	기 타
예 측	39.5%	31.1%	15.7%	12.4%	1.2%
실제 결과	42.0%	33.8%	16.3%	6.4%	1.5%

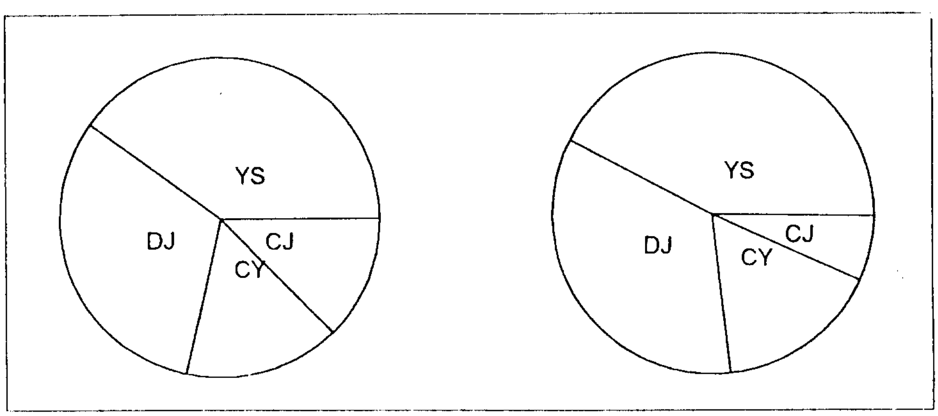

그림 1. 1992년도 대통령선거 후보 지지율 예측(왼쪽)과 실제 결과(오른쪽).

또 한 예로, 1954년도 미국 Public Health Service에서 소아마비 예방주사의 효과를 알기 위해 실시한 사상 최대의 임상실험에서 예방주사를 맞는 어린이들의 집단과 생리식염수를 맞는 어린이들의 집단을 모든 측면에서 서로 비슷해지도록 하기 위해 랜덤화가 도입되었던 것을 들 수 있다(Freedman 등(1992) 2장 및 Meier(1990) 참조). 이 방법은 마치 공평한 동전을 던져 앞면이 나오면 예방주사액을, 뒷면이 나오면 생리식염수를 주입시키는 것과 같아서 아래 그림의 상자로부터 40만회 복원추출한 결과로 간주할 수 있다. 이 랜덤화의 결과로 두 집단이 닮게 되었다는 것을 확인할 수 있는 증거의 하나는 두 집단이 거의 20만 명씩 같은 수효로 나뉘어졌다는 사실이다.

예방주사	생리식염수		40만회 복원추출

그렇다면 과연 어느 정도 서로 닮는다는 것일까? 즉, 모집단의 특성과 표본에서 관찰되는 특성간의 차이는 얼마나 될까? 우선 모집단으로부터 하나를 뽑을 때 그 값이 어떻게 되는 지를 살펴보자. 모집단에 속한 자료의 크기를 평균제곱의 제곱근으로 나타내기로 하면, 어떤 특정한 대표값으로 그 모집단을 나타낼 때 실제 각 자료값과의 차이로 생기는 오차의 크기는 다음과 같이 주어진다.

$$\sqrt{(\text{첫 자료의 값}-\text{대표값})^2\times\text{첫 자료의 비율}+\cdots+(\text{끝 자료의 값}-\text{대표값})^2\times\text{끝 자료의 비율}}$$

이 오차의 크기는 그 대표값을 모집단의 산술평균으로 할 때 가장 작아지고 그 가장 작은 오차의 크기가 바로 표준편차임을 알 수 있다. 그리고 이 모집단으로부터 랜덤하게 뽑은 표본 하나의 값은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{표본 하나의 값} = \text{평균(모집단)} \pm \text{표준편차(모집단)}$$

따라서 여러 번 복원추출하여 얻어진 표본의 값을 합한 것은 모집단의 평균을 추출횟수만큼 곱한 값으로 기대되고 실제 관찰값과의 평균제곱오차는 모집단의 표준편차를 어느 정도 늘린 값이 된다. 그 오차의 크기가 얼마나 되는 지를 다음의 간단한 예를 이용하여 살펴 보자.

0과 1이라고 쓰인 카드가 각각 1장씩 들어 있는 다음 상자에서 2장을 복원추출하여 그 합을 관찰하는 실험을 생각하여 보자. 이 모형을 소아마비 예방주사의 효과에 대한 임상실험에 적용하면, 두 명의 어린이로 하여금 랜덤하게 예방주사를 맞거나 생리식염수를 맞도록 할 때 예방주사를 접종받는 어린이의 수효를 세어 보는 것과 같다.

0	1		2회 복원추출

이렇게 모집단이 0과 1로만 구성되어 있을 때의 평균과 표준편차는 각각 1의 비율 및, $\sqrt{(\text{1의 비율})\times(\text{0의 비율})}$ 로 주어진다. 우리의 예에서는 0과 1이 같은 비율로 들어 있으므로 그 평균과 표준편차는 모두 1/2임을 알 수 있다. 이러한 모집단으로부터 두번 랜덤하게 뽑으면 두번 다 0이 나오거나, 처음에 0 두번째에 1, 또는 첫번째에 1 두번째에 0이 나오거나, 두번 다 1이 나오는 네 가지 경우가 같은 정도로 일어나게 된다. 여기서 그 합을 관찰하면 0,1, 그리고 2가 각각 1:2:1

의 비율로 나타날 수 있다. 따라서 그 표본의 합은 모집단의 평균을 두배한 1을 대표값으로 하였을 때 평균제곱오차의 크기가 제일 작아지며, 그 때 오차의 크기를 계산하면 실제 관찰된 합이 0, 1 및 2일 때 오차는 (0 - 1), (1-1) 및 (2-1)이 되는 데 그런 경우가 각각 1/4, 1/2 및 1/4정도 있어서 각 오차들을 제곱하고 평균을 내어 제곱근을 취하면

$$\sqrt{(0-1)^2 \times 1/4 + (1-1)^2 \times 1/2 + (2-1)^2 \times 1/4} = \sqrt{2} \times 0.5$$

가 되어 결국 그 오차의 크기는 모집단의 표준편차에 표본의 크기(size)의 제곱근만큼 곱해준 양임을 알 수 있다. 일반적으로 이와 같이 복원추출하여 얻은 표본의 합은 다음의 식으로 주어진다.

$$\text{표본의 합} = \text{표본의 크기} \times \text{평균(모집단)} \pm \sqrt{\text{표본의 크기}} \times \text{표준편차(모집단)}$$

한편 표본의 평균은 표본값의 합을 표본의 크기로 나눈 값이므로, 이를 표본의 평균에 대하여 다시 요약하면, 표본의 평균이 모집단의 평균에 가깝게 관찰되는 데 그 때 오차의 크기는 대체적으로 모집단의 표준편차를 표본의 크기의 제곱근으로 나눈 값이라는 것이다. 즉,

$$\text{평균(표본)} = \text{평균(모집단)} \pm \text{표준편차(모집단)}/\sqrt{\text{표본의 크기}}$$

위의 식을 잘 살펴 보면, 오른쪽은 모집단에 대한 얘기 뿐이고 왼쪽은 표본에 관한 얘기뿐임을 알 수 있다. 따라서, 이 법칙은 모집단에 주어진 사실로부터 표본에 대한 사실을 유추하는 과정이어서 다분히 연역적이다. 실제로 우리가 원하는 것은 관찰된 표본으로부터 모집단에 대한 사실을 끌어 내는 것이므로 위의 식을 모집단의 평균에 대하여 다시 쓰면

$$\text{평균(모집단)} = \text{평균(표본)} \pm \text{표준편차(모집단)}/\sqrt{\text{표본의 크기}}$$

로 되나 오른쪽 식에는 여전히 모집단의 표준편차가 남아 있음을 알 수 있다. 많은 경우, 특히 측정오차에 대한 모형을 다룰 때에는 과거로부터 축적된 정보에 바탕을 두어 모집단의 표준편차를 알고 있는 것으로 취급할 수도 있다. 그러한 경우에는 이 식을 그대로 사용할 수 있으나 그렇지 않은 경우에는 통계학의 기본원리를 표준편차에도 적용하여 모집단의 표준편차 대신에 그와 닮은 표본의 표준편차를 사용할 수도 있다. 즉,

$$\text{평균(모집단)} = \text{평균(표본)} \pm \text{표준편차(표본)}/\sqrt{\text{표본의 크기}}$$

위의 식에서 뒤에 붙는 오차의 크기를 표본의 평균이 갖는 표준오차(standard error)라 한다. 일반적으로 표본으로부터 계산된 통계량들은 표본추출에서 파생되는 랜덤현상의 지배를 받게 되는 데 그 랜덤한 변동의 크기를 나타낸 것이 바로 표준오차이다. 이는 그 통계량의 표준편차에 해당하는 양이다. 여기서 비복원으로 표본추출하더라도 모집단의 크기가 표본의 크기에 비해서 상대적으로 매우 크면 거의 복원추출로 간주할 수 있으므로 위의 원리가 그대로 적용된다. 만약 표본의 크기가 모집단의 크기에 비해서 무시할 수 없을 정도로 크다면 표본추출이 진행됨에 따라 모집단의 내용이 점점 알려지게 되므로 당연히 오차의 크기는 복원추출의 경우보다 작아질 것이다. 그 작아지는 정도를 나타낸 것이 유한 모집단 수정계수(finite population correction coefficient)인 데 이는 (모집단의 크기 - 표본의 크기)/(모집단의 크기 - 1)의 제곱근으로 주어진다. 따라서, 위의 원리를 다음과 같이 요약할 수 있다.

$$\text{평균(모집단)} = \text{평균(표본)} \pm \sqrt{\frac{\text{모집단의 크기} - \text{표본의 크기}}{\text{모집단의 크기} - 1}} \times \frac{\text{표준편차(표본)}}{\sqrt{\text{표본의 크기}}}$$

위의 식을 잘 살펴 보면, 모집단의 크기가 표본의 크기에 비해서 상대적으로 클 때에는 유한 모집단 수정계수의 값이 1에 가까워져서 오차의 크기가 복원추출의 경우와 같아짐을 알 수 있다.

3. 이용 사례

3.1 랜덤화 원리를 응용한 사례

유의성 검증의 바탕이라고 할 수 있는 랜덤화 원리를 수강생들이 몸소 체험할 수 있도록 다음과 같은 실험을 실시하였다.

성공확률이 1/2인 베르누이 시행을 모두에게 실시시켜 그 결과를 기록한다. 이 때의 베르누이 시행은 난수표를 이용하거나 동전을 던지거나 일관성있게 실시하면 되는 데, 우리들이 많이 사용하는 방법은 교과서를 임의로 펼치도록 하여 그 페이지 숫자의 둘째 자리를 기억토록 하는 것이다. 물론 어떠어떠한 숫자(홀수 또는 짝수)들을 동전의 앞면으로 간주할지는 미리 정해주는 것이 바람직하다. 동전의 앞·뒷면 대신에 사용하기 쉬운 성공·실패라는 전문용어는 가급적 피하는 것이 반응오차(response bias)를 줄여 준다.

아래의 자료는 1992년도 일반통계학 수강생들을 대상으로 실시한 결과이다. 홀수를 앞면, 짝수를 뒷면으로 간주토록 하였다. 대표적인 관심사 몇 가지만 수록하였으며, 애매한 경우는 다른 학생들의 판단에 맡기도록 하였다. 예를 들어, 단순히 면바지인 경우는 청바지를 안 입은 학생으로 간주하였고, 콘택트렌즈의 경우는 시력보조기구로 보아 안경과 같이 취급하였다.

	앞면	뒷면	계/총계
여학생	12	8	20/50
청바지를 안 입은 학생	3	2	5/50
안경 낀 학생	11	14	25/50
계	26	24	

이 결과에 대한 학생들의 반응은 첫째로 통계학의 기본원리가 구현되는 과정을 실제 직접 보게 되어 신기한 듯하였고, 둘째로 랜덤 변동의 의미를 확실히 깨닫게 되었다는 사실이 성공확률이 1/2인 베르누이 시행의 기대값과 표준편차는 모두 1/2이므로 위의 자료에서 앞면이 나오는 학생 수는 $50 \times 1/2 \pm \sqrt{50} \times 1/2 \approx 25 \pm 3.5$일 것이 예측된다. 여학생의 경우에도 모두 17명 가운데, 앞면이 나왔을 수는 $17 \times 1/2 \pm \sqrt{17} \times 1/2 \approx 8.5 \pm 2.1$일 것이 예측되므로 통계 이론이 실제와 잘 부합됨을 확인시킬 수 있다. 다른 경우도 같으며, 여기에서 언급되지 않은 다른 특성에 대해서도 두 집단으로 비슷하게 나누어지게 될 것임을 자연히 수긍하게 되어 교육목적을 달성할 수 있다.

이 실험을 거쳐 랜덤화에 대한 이해가 확고해지면, 1954년도 미국 Public Health Service에서 소아마비 예방주사의 효과를 측정하기 위하여 실시한 사상 최대의 임상실험을 설명해 줄 수 있게 된다. 그 결과를 요약하면, 이중눈가림법으로 시행된 실험 기간 중에 발생한 199명의 소아마비 환자 중 예방주사를 맞은 어린이는 모두 57명이었다. 만약 소아마비 예방주사가 아무런 효과가 없어서 생리식염수나 다름이 없었다면, 소아마비에 걸리는 어린이의 숫자도 랜덤화 원리에 의하여 각 집단에 비슷하게 나뉘어 질 것이다. 따라서, 예방주사가 아무런 효력이 없다고 가정을 하면 이 불행한 어린이 199명 중 예방주사를 맞은 집단에 속하는 수는 $199 \times 0.5 \pm \sqrt{199} \times 0.5 = 99.5 \pm 7.1$ 정도일 것으로 예측되는 데, 실제로 관찰된 소아마비 발생건수 57은 이에 비해 너무 작은 값이다. 따라서, 예방주사가 생리식염수나 마찬가지라는 가정은 잘못되었다고 결론 내릴 수 밖에 없으며, 이 두 집단은 랜덤화 및 이중눈가림의 결과로 예방주사의 접종 여부를 제외하고는 모든 면에서 닮았

을 것이므로 이는 예방주사의 효과를 입증하는 강력한 증거가 된다. 물론 아무런 효과도 없는 생리식염수를 접종시킨 데 대한 윤리적 문제도 반드시 짚고 넘어가야할 것이다.

계산기를 갖고 있지 않은 학생들에게는 x값이 작은 경우에 $\sqrt{1+x} = 1 + x/2 + x^2/8 + O(x^3)$이 성립함을 일깨워 줄 필요가 있다. 따라서, 위의 계산에서 $\sqrt{17} = \sqrt{16+1} = 4\sqrt{1+1/16} \approx 4 \times (1+1/32) \approx 4.1$, $\sqrt{199} = \sqrt{196+3} = 14\sqrt{1+3/196} \approx 14.1$로 근사됨을 연습시킬 수 있다.

3.2 짝짓기문제(matching problem)의 응용 사례

60년대에서 70년대 초에 걸쳐서 유행했던 몇 개의 곡에 대하여 전혀 지식이 없는 학생들 50명에게 다음과 같이 그 가수와 곡명을 짝짓는 문제를 던져 보았다.

Bob Dylan	Chelsea Hotel II
Simon and Garfunkel	Kathy's Song
Leonard Cohen	Norwegian Wood
Beatles	Just Like a Woman

이 학생들은 곡들에 대하여 전혀 아는 바가 없으므로 랜덤하게 고를 수 밖에 없다. 따라서 그들이 맞힌 갯수는 0,1,2,4 중의 하나일 것이다. 또한 각각의 확률이 9/24,8/24,6/24 및 1/24로 주어짐을 쉽게 계산할 수 있다. 이 학생들로부터 다음과 같은 관찰치들이 얻어졌다(1992학년도 일반통계학 수강생들로부터).

맞힌 갯수	확 률	기대되는 학생수	관찰된 학생수	차 이
0	9/24	18.7	22	-3.3
1	8/24	16.7	12	4.7
2	6/24	12.5	15	-2.5
4	1/24	2.1	1	1.1

여기서 기대되는 학생수라는 것은, 예를 들어서 하나도, 모집단에서 하나도 못 맞히는 비율이 9/24만큼이니까 표본에서도 그만큼, 즉 $50 \times 9/24 = 18.75$명 정도가 하나도 못 맞힐 것으로 기대된다는 뜻이다. 우선 눈에 띄는 것은 주어진 확률로부터 기대되던 값들과 실제 관찰값들 사이에 큰 차이가 없다는 것이다. 앞에서 강조한 바와 같이 학생들이 랜덤하게 답을 골랐기 때문에 이 과정은 마치 0, 1, 2, 및 4라고 쓰인 카드가 각각 9, 8, 6, 및 1장이 들어 있는 상자에서 1장씩 50번 복원추출하여 얻은 결과와 같다. 따라서, 통계학의 기본원리가 적용되어 각각의 비율은 모집단 즉 상자내의 비율과 닮게 된 것이다.

9장	8장	6장	1장	
0	1	2	4	50회 복원추출

이 짝짓기문제의 특징 중 하나는 랜덤하게 골랐을 때 제대로 짝짓는 경우가 대략 1 ± 1개 정도, 즉 평균과 표준편차가 모두 1이라는 것이다. 이는 옳게 짝지어진 갯수를 인디케이터의 합으로 표시하여 쉽게 보일 수 있다. 따라서, 오차의 크기가 표본의 크기의 제곱근에 반비례한다는 원리를 이 문제에 적용하면 이와 같이 50번 랜덤하게 복원추출하여 얻은 표본의 평균은 $1 \pm 1/\sqrt{50} \approx 1 \pm 0.14$ 정도일 것으로 예측된다. 우리가 학생들로부터 실제로 관찰한 표본의 평균은 $(0 \times 22 + 1 \times 12 + 2 \times 15 + 4 \times 1)/50 = 0.92$ 이므로 이 범위 안에 들어감을 알 수 있다.

이 예는 피어슨의 적합도 검증에도 사용할 수 있다. 이 때 실제로 관찰된 갯수들과 모형으로부터 기대되는 갯수와의 차이가 과연 표본추출에 필연적으로 수반되기 마련인 랜덤 현상 때문인지 여부를 알아 보는 피어슨의 통계량은 각 경우에서 실제로 관찰된 갯수와 그 경우에 기대되던 갯수와의 차이를 제곱하여 기대되던 갯수로 나눈 값들을 모두 더한 것으로 주어진다. 따라서, 그 관찰된 갯수와 기대되던 갯수와의 차이가 크면 이 통계량의 값도 커지게 된다.

여기서, 관찰되는 각 경우의 갯수를 합하면 표본의 크기와 같아져야 한다는 제약을 받는다. 따라서 비록 나타날 수 있는 경우는 모두 네 가지이나 실제로 관찰되는 갯수들이 자유로이 취할 수 있는 값은 결국 세 가지에 불과한 셈이다. 이를 자유도라 하는 데 피어슨의 통계량은 이 자유도와 아주 밀접한 관계를 맺고 있다. 만약 모집단을 제대로 설정하였다면, 즉, 나타날 수 있는 경우의 비율을 제대로 정하였다면, 그리고 어떤 경우에나 기대되는 갯수가 최소한 둘 이상 된다면 피어슨의 통계량값은 대략 이 자유도 만큼 된다는 사실이 잘 알려져 있다. 그리고 그 때 오차의 크기는 자유도의 두 배에 제곱근을 취한 만큼이다. 따라서, 짝짓기문제의 예에서 정말로 학생들이 랜덤하게 정답을 골랐다면 그 때 계산되는 피어슨 통계량의 값은 대략 $3 \pm \sqrt{2 \times 3} \approx 3 \pm 2.4$ 일 것이 예상된다. 실제 관찰된 값들로부터 이 통계량 값을 계산하면

$$\frac{(22-18.7)^2}{18.7} + \frac{(12-16.7)^2}{16.7} + \frac{(15-12.5)^2}{12.5} + \frac{(1-2.1)^2}{2.1} \approx 2.98$$

이 된다. 따라서 비록 약간의 차이는 있지만 관찰된 갯수와 모형으로부터 기대되는 갯수의 차이는 단지 표본추출로 인하여 생겨난 랜덤 현상에 불과한 것임을 알 수 있다.

4. 맺는 말

1994년도부터 American Statistician의 편집장을 맡고 있는 Larntz(1994)는 통계학을 어떻게 가르쳐야 하는지 독자들의 의견을 묻고 있다. 우리는 그 보다 근본적인 무엇을 가르쳐야 하는가라는 문제에 대한 부분적인 답을 제시하였다. 적합치 않는 자료를 예로 들 때 생기는 문제들은 바로 수강생들을 잘 활용함으로써 해결할 수 있음을 보였다. 여기 제시된 방법들이 실제 강의에 활용되어 통계학을 쉽고 유익한 학문이라고 인식하게 되기를 바랄 뿐이다.

참 고 문 헌

[1] 한국갤럽의 '92년 한국대통령선거 예측과 적중, 한국갤럽조사연구소.

[2] Barnett, V. (1991). *Sample Survey Principles and Methods,* 2nd ed., Oxford University Press, New York.

[3] Chung, K. L. (1974). *A Course in Probability Theory*, 2nd ed. Academic Press: London.

[4] Fisher, R.A. (1990). *Statistical Methods for Research Workers,* reprinted in Bennett, J.H. (ed.), *Statistical Methods, Experimental Design and Scientific Inference*, Oxford University Press, Oxford.

[5] Freedman, D., Pisani, R., and Purves, R. (1978). *Statistics*, Norton, New York.

[6] Larntz, K. (1994). Editor's Report, *American Statistian*, **48**, 1.

[7] Loeve, M. (1977). *Probability Theory*, 4th ed., Springer-Verlag, New York.

[8] Meier, P. (1989). The Biggest Public Health Experiment Ever: The 1954 Field Trial of the Salk Poliomyelitis Vaccine, in *Statistics: A Guide to the Unknown*, Tanur, J., et. al. eds., 3-14.