Journal of Korean
Data & Information Science Society
2004, Vol. 15, No. 1 pp. 95~105

A Study on the Scoring Method of the Ordinal Variable[1)]

Sung S. Chung[2)] · Young M. Chun[3)] · Seon J. Oh[4)]

Abstract

The main characteristic of the ordinal scale is that its categories have a logically or continuously ordered relationship to each other. A continuous type permits measuring degrees of differences among categories. Also, the specific amount of differences is important. In this paper we consider the scoring method using a dummy variable based on distance among categories.

Keywords : 가변수, 순서형 변수, 연속형 변수, 점수화, GLM

1. 서 론

현재 기업들은 정보통신 기술의 발전으로 방대한 데이터를 보유하고 있으며, 또한 수없이 많은 데이터가 수집되고 있으며, 수집된 데이터로부터 추출된 정보를 기업경영에 사용하고 있다. 데이터에서 정보를 추출하기 위해서는 원시 데이터를 사용할 수도 있지만, 대부분 필요에 따라 가공하여 사용한다. 데이터를 가공하는 방법중의 하나는 각 변수에 대하여 데이터를 특성별로 그룹화 하여, 각각의 그룹을 질적 변수로 취급하거나 또는 각 그룹에 점수를 할당하여 연속형 변수로 변환하여 사용하는 것이다.

Labovitz(1967, 1970)는 순서형 변수를 연속형으로 변환하는 방법으로 범주순위를 이용하는 로버스트 방법과 실제 데이터와 순서가 있는 임의의 난수들과의 상관(correlation)을 가지고 경험적인 기술들을 이용하는 방법을 제안하였다. 그러나, Mayer(1970, 1971)는 실제 점수가 순위의 지수 또는 로그 변환 값이라면 이러한 방법

---

1) 본 연구는 과학기술부 주관 인간기능생활지원로봇기술개발사업의 지원에 의해 이루어졌음

2) First Author : 전라북도 전주시 덕진구 덕진동 1가 644-14 전북대학교 수학통계정보과학부 교수
E-mail : sschung@chonbuk.ac.kr

3) 전라북도 전주시 덕진구 덕진동 1가 644-14 전북대학교 컴퓨터통계정보학과 박사과정
E-mail : zzari@chonbuk.ac.kr

4) 전라북도 전주시 덕진구 덕진동 1가 644-14 전북대학교 통계정보과학과 석사
E-mail : brisk97@naver.com

들은 상관관계가 낮게 평가될 가능성이 있다는 것을 보였다. 이 외에도 데이터의 분포와 관련하여 점수를 할당하는 Hamdan(1971)의 방법과 중간순위(mid rank)를 사용하는 방법(SAS Institute Inc, 1997)이 있으며, 순서형 변수와 보조(reference)변수의 상관관계를 최대화시키는 값을 선택하는 Bradely and etc.(1962), Anderberg(1973)등의 방법이 있다. 그러나 순위를 사용하는 방법에서는 범주들의 상대적인 크기가 무시된다. 특히 중간 순위를 사용하는 방법에서 범주의 크기가 다를 경우에 인접한 범주들에서 상대적으로 작은 도수를 가지면 이들은 유사한 중간 순위 값을 갖는다. Agresti(1996)는 보통 범주간 거리를 반영하도록 범주점수를 선택하는 것이 바람직하다고 밝힌 바 있다. 데이터의 분포를 이용하여 점수를 할당하는 경우는 범주들의 크기를 고려하여 점수를 할당하지만 각 극단부분의 범주에 대한 점수 할당이 문제가 된다.

따라서 Agresti(1996)에서처럼 모든 경우에 대해서 어떤 한 방법이 절대적으로 좋은 방법은 아니며, 표준화된 방법으로 모든 경우에 같은 방법을 적용하는 것보다는 여러 방법들의 장단점을 파악하여 경우에 따라 적절한 방법을 선택적으로 이용할 필요가 있다

본 연구에서는 순서형 변수를 연속형으로 변환할 때 가변수를 사용하여 목표 변수에 대한 순서형 변수가 미치는 영향정도를 점수로 할당하는 방법을 제안하였다. 또한, 제안한 방법을 기존에 연구되어왔던 범주형 자료인 예제 데이터에 적용하고 적합도를 비교하였다.

본 연구에서 제안하는 방법이 모든 경우에서 좋은 결과를 주는 방법이라고 단정할 수는 없지만 불균형한 형태의 자료를 분석할 경우에 유용하게 사용될 수 있는 한 방법이라고 생각된다.

2. 순서형(Ordinal) 범주의 점수화

순서형 변수를 질적 변수로 취급하여 분석을 할 경우 변수의 수가 증가하고 해석의 어려움이 있다. 그러므로, 순서형 변수의 범주가 많은 경우에 한 개의 연속형 변수로 변형하여 분석하면 차원의 축소와 더불어 해석이 용이해진다.

대부분의 균형적인 자료에서는 순서형 범주에 대한 점수의 선택은 결과에 영향을 거의 미치지 않으며, 여러 유형의 단조 증가 또는 단조 감소하는 점수들에 대해서 유사한 결과를 준다. 하지만 불균형 자료인 경우, 즉 각 범주들간의 관찰값들의 개수가 큰 차이를 보일 경우는 점수의 선택에 따라 결과가 다르게 나타난다. 그러므로 Agresti(1990)에서 보인 것처럼 범주간의 거리를 반영하여 점수를 선택하는 것이 타당하다.

순서형 변수를 연속형으로 변환하는 기존의 방법들을 살펴보면 다음과 같다. 첫째, 각 범주간에 대하여 동일한 간격으로 점수를 할당하는 방법이다. 이 방법은 범주간의 거리가 동일하다는 전제하에서만 사용될 수 있다는 단점이 있다. 둘째, 각 개체에 순위를 매긴 후에 각 범주에 대한 중간순위를 범주점수로 사용하는 방법으로 같은 범주에 속한 모든 개체들에게 동일한 점수를 할당하는 방법이다. 이 방법은 자료가 불균형한 경우 상대적으로 적은 관찰값들을 가진 서로 인접한 범주들은 서로 유사한 중간순위들을 갖게 되기 때문에 적절하지 못한 결론을 도출할 수 있다. 셋째, 자료의 가정

된 분포를 이용하여 범주간의 상대적인 크기를 고려해서 점수를 할당한다. 이 때 각 범주에 대한 점수들은 각 범주의 상대적인 크기와 각 범주의 평균 또는 중앙값과 같은 통계량에 의해 얻어진다. 그러나 이 방법은 자료에 대한 분포의 가정이 요구되며 양극단 범주에서는 적절하지 못한 점수를 선택할 가능성이 존재한다(Anderberg,1973).

본 연구에서 제안하는 가변수를 이용한 점수선택 방법은 순서형 변수의 각 범주들이 목표변수에 미치는 영향정도에 의존하여 점수를 선택하는 방법이다. 이 때 목표변수는 순서형 변수에 대하여 단조증가 또는 단조감소의 형태를 보인다고 가정한다.

순서형 변수를 질적 변수로 취급하여 가변수를 이용하여 분석을 한 후 목표변수와 각 범주와의 관계를 이용하여 점수를 선택하게 된다. 그러므로 자료의 형태가 불균형한 경우에는 범주간의 차이에 대한 가정 없이 얻어진 가변수의 모수 추정값을 이용함으로써 범주간의 차이에 대한 민감한 부분을 일단 제어한다. 그리고, 그 모수 추정값들의 관계로부터 범주간의 거리개념을 이용할 수 있다.

이를 단계별로 요약하면 다음과 같다.

1단계 : k개의 범주를 갖는 순서형 변수 X를 다음과 같이 0과 1의 가변수를 이용한 $(k-1)$개의 가변수 $C_1, C_2, \cdots, C_{k-1}$로 변환한다.

$$\begin{aligned} X &= \text{범주}1 \Leftrightarrow C_1 = 0,\ C_2 = 0, \cdots, C_{k-1} = 0 \\ X &= \text{범주}2 \Leftrightarrow C_1 = 1,\ C_2 = 0, \cdots, C_{k-1} = 0 \\ X &= \text{범주}3 \Leftrightarrow C_1 = 0,\ C_2 = 1, \cdots, C_{k-1} = 0 \\ &\vdots \qquad\qquad\qquad \vdots \\ X &= \text{범주}k \Leftrightarrow C_1 = 0,\ C_2 = 0, \cdots, C_{k-1} = 1 \end{aligned}$$

2단계 : 가변수들을 이용하여 다음과 같이 모형을 적합시킨다.

$$\widehat{Y} = \widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_1 * C_1 + \widehat{\beta}_2 * C_2 + \cdots + \widehat{\beta}_{k-1} * C_{k-1}.$$

이때, 첫 번째 범주의 기대값은 $\widehat{Y} = \widehat{\beta}_0$로 표시되며, j 번째 범주의 기대값은 $\widehat{Y} = \widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_{j-1}$ (j = 2, $\cdots$, k)로 나타낼 수 있다.

3단계 : 각 범주에 대한 계수 추정 값들의 관계를 파악하여 각 범주에 점수를 할당한다. 첫 번째 범주를 0이라 고정하고 그 값을 기준으로 각 범주의 증가하는 양을 점수로 사용하거나 그 값들의 관계를 파악하여 변환하여 점수로 선택한다.

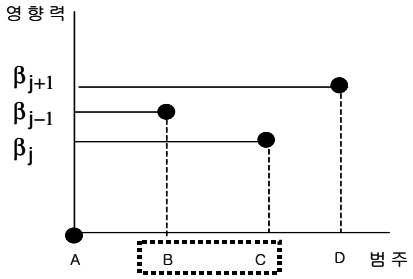
제안한 방법은 거리개념을 이용하여 점수를 선택한다는 장점이 있는 반면 범주들의 순위가 단조증가 및 단조감소의 가정에 위배될 수 있다. 이를 제어하기 위한 방법으로 각 범주의 영향력을 최대한 유지하면서 단조증가 및 감소의 가정을 지키기 위해 다음과 같은 방법을 사용하였다.

<그림 2.1>과 같이 $\beta_{j-1} > \beta_j$ and $\beta_j < \beta_{j+1}$ 이면 범주B와 C를 병합한 후 새로 생성된 범주를 이용하여 앞의 과정을 반복하여 다시 모수들을 추정하여 각 범주에 대한 점수로 다시 할당한다. <그림 2.2>과 같이 $\beta_{j-1} < \beta_j$ and $\beta_j > \beta_{j+1}$이면 범주C와 D를 병합한 후 새로 생성된 범주에 대한 모수 추정값들을 이용하여 각 범주에 대한 점수

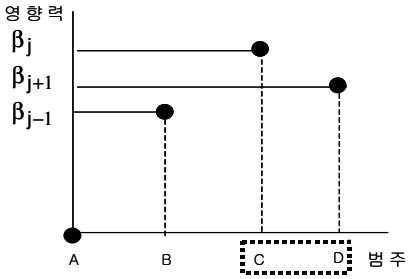
를 할당한다.

3. 예제

본 연구에서 제안하는 방법을 적용하기 위한 예제들로 순서형 변수를 설명변수로 포함하고 있는 범주형 자료들이다. Agresti(1996)가 제시한 점수와 중간 순위를 점수



<그림 2.1> 사례 1



<그림 2.2> 사례 2

로 선택한 경우의 분석결과와 가변수를 이용하여 점수를 선택한 경우의 분석결과를 비교하였다. 두 번째는 <그림 2.1>에 해당하는 예제로 불균형한 형태를 갖으며 범주의 순위의 가정에 위배되는 경우가 발생하는 자료이다. 중간값과 중간순위를 점수로 선택한 경우의 분석결과와 가변수를 이용하여 점수를 선택한 경우의 분석결과를 비교하였다.

3.1. 코 골기와 심장병

한 역학 연구에서 코 고는 것이 심장병의 위험요인이 될 수 있는지를 알아보기 위해 2,484명을 대상으로 조사한 자료는 <표 3.1>과 같다. 조사 대상자들은 배우자들의 보고를 근거로 코 고는 정도에 따라 네 범주로 분류하였다.

<표 3.1> 코 골기와 심장병

Snoring / Heart Disease	Never	Occasional	Nearly every night	Every night	Total
Yes	24	35	21	30	110
No	1355	603	192	224	2374
Total	1379	638	213	254	2484

<출처 : Norton, P.G. and Dunn, E.V. (1985) British Medical Journal. >

심장병 발생 확률이 코 고는 수준에 대한 선형식임을 가정하는 모형을 고려하였으며, 코 고는 정도에 대한 가변수를 생성하고 연결함수로는 로짓을 이용하여 모형을

적합하였다.

코 고는 정도의 각 범주에 대해 다음과 같이 가변수로 변환한다.

$$Z_1 = \begin{cases} 1, & \text{가끔 코를 고는경우} \\ 0, & \text{그렇지 않은 경우} \end{cases}$$

$$Z_2 = \begin{cases} 1, & \text{거의 매일 밤 코를 고는경우} \\ 0, & \text{그렇지 않은 경우} \end{cases}$$

$$Z_3 = \begin{cases} 1, & \text{매일 밤 코를 고는경우} \\ 0, & \text{그렇지 않은 경우} \end{cases}$$

$Z_1 = Z_2 = Z_3 = 0$ 인 경우는 코를 전혀 골지 않는 경우이다.

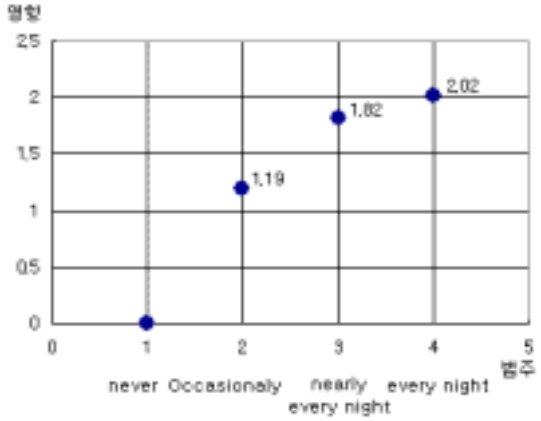
가변수를 이용하여 적합된 모형은 다음과 같다.

$$\log\left(\frac{\hat{p}_i}{1-\hat{p}_i}\right) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 Z_{i1} + \hat{\beta}_2 Z_{i2} + \hat{\beta}_3 Z_{i3}$$
$$= \underset{(<0.0001)}{-4.034} + \underset{(<0.0001)}{1.187 Z_{i1}} + \underset{(<0.0001)}{1.821 Z_{i2}} + \underset{(<0.0001)}{2.023 Z_{i3}}$$

세 개의 모수 추정값들은 양의 값을 갖고, 그 크기는 $\hat{\beta}_1 < \hat{\beta}_2 < \hat{\beta}_3$ 이다. <그림 3.1>에서 보는 바와 같이 코골기가 심할수록 심장병의 발생에 더 큰 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 또한 오즈비 Z_1(3.277), Z_2(6.175), Z_3(7.561)로부터 코 고는 정도가 심할수록 심장병에 걸릴 가능성도 커지는 것을 알 수 있다. 그리고 마지막 두 범주인 거의 매일 밤(Z_2) 또는 매일 밤(Z_3) 코를 고는 경우는 다른 범주보다 인접해 있음을 알 수 있다. 이런 경우 순서형 변수에 대한 점수선택은 범주간의 거리를 반영해야 한다.

코를 전혀 골지 않는 경우와 코를 가끔 고는 경우와의 범주간 거리는 차이가 있지만 매일 밤 고는 사람과 거의 매일 밤 고는 사람의 경우는 상대적으로 작은 차이가 나도록 점수를 선택하는 것이 타당하다.

<그림 3.1>에서 각 범주간의 관계를 살펴보면 로그함수 형태를 보이고 있다. 코를 전혀 골지 않는 경우와 가끔씩 고는 경우 범주간의 거리는 1.2의 차이가 있었으며 다음 범주간은 0.6, 0.2의 차이로 코 고는 정도가 비슷함에 따라 각 범주간의 차이도 작아짐을 알 수 있다.



<그림 3.1> 코 골이와 심장병 발생

<표 3.2>는 변수 코 골이의 각 범주에 대하여 세 가지 점수의 선택을 보여준다. Agresti (1996)가 제시한 점수와 중간순위를 이용한 점수를 이용하였고 다음으로 가변수의 모수 추정값들을 점수로 선택하였다.

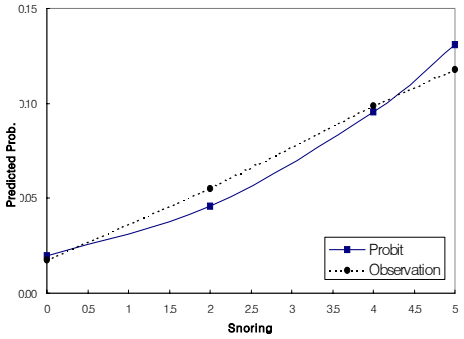
<표 3.2> 코 골기에 대한 점수와 이탈도

코 골이	전혀 골지 않는다	가끔씩	거의 매일 밤	매일 밤	이탈도
Agresti 점수	0	2	4	5	0.9358
중간순위 이용	690	1008.5	1115	1242	0.4127
가변수 이용	0	1.2	1.8	2.0	0.0029

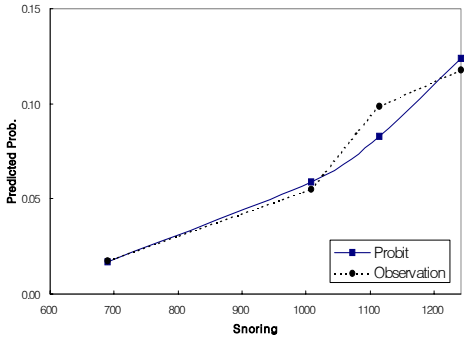
모형을 적합시킨 후 이탈도를 보면 Agresti(1996)가 제시한 점수와 중간순위를 이용하여 점수를 선택하였을 경우는 연결함수를 Probit을 이용한 모형이 우수했고, 본 연구에서 제안한 가변수를 이용하였을 경우에는 연결함수를 CLoglog를 이용한 모형이 가장 우수했다.

각 점수선택에 따른 모형을 보면 Agresti(1996)가 제시한 점수를 사용한 모형은 $\Pr obit\,[\,\hat{p}] = -2.061 + 0.188 * Snoring$이고 이탈도는 0.9358이며, 중간순위를 점수로 사용한 모형은 $\Pr obit\,[\,\hat{p}] = -3.305 + 0.002 * Snoring$이고 이탈도는 0.4127로 Agresti가 제시한 모형보다 약간 우수했다. 가변수를 이용한 점수를 이용하여 적합한 모형은 $CLoglog\,[\,\hat{p}] = -4.048 + 0.986 * Snoring$이고 이탈도는 0.0029이었으며 세 모형중 가장 적합이 잘 되었다.

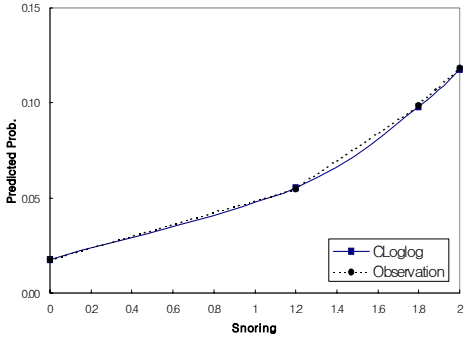
<그림 3.2>, <그림 3.3> 그리고 <그림 3.4>는 각 모형에 대한 심장병 발생의 예측확률을 보여준다. 가변수를 이용하여 점수를 선택하였을 경우의 모형의 예측확률이 실제 확률과 가장 잘 적합되었음을 알 수 있다.



<그림 3.2> Agresti의 점수를 이용한 예측확률



<그림 3.3> 중간순위를 이용한 예측확률



<그림 3.4> 가변수를 이용한 예측확률

3.2 음주와 기형아

임산부의 음주와 선천적인 기형아 발생에 관한 전향적 연구에 대한 자료가 <표 3.3>에 주어져 있다. 표본으로 추출된 임산부들이 임신 3개월 경과했을 때에 이들을 대상으로 알코올 소비량에 관한 설문조사를 실시하고, 출산한 영아들의 생식기관이 선천적으로 기형인지 아닌지의 여부를 관측한 결과이다. 매일 마시는 평균 음주량으로 측정된 알코올 소비량은 순서형 범주를 갖는 설명변수이고, 기형여부를 가리키는 반응변수는 명목형 변수이다. 기형이 발생할 확률이 알코올 소비량에 따라 선형적으로 변하는 모형을 고려하여 가변수를 생성하고 연결함수로는 로짓을 이용하여 모형을 적합하였다.

<표 3.3> 영아 기형 여부와 임산부의 알코올 소비량

알콜량	중간값	no	yes	합계
0	0	17066	48	17114
<1	0.5	14464	38	14502
1-2	1.5	788	5	793
3-5	4	126	1	127
>=6	7	37	1	38

<출처 : B. I. Graubard and E. L. Korn. Biometrics 43, p471-476(1987)>

코 골이의 각 범주에 대해 다음과 같이 가변수로 변환한다.

$$Z_1 = \begin{cases} 1, & \text{알코올 소비량} < 1 \\ 0, & \text{그렇지 않은 경우} \end{cases}$$

$$Z_2 = \begin{cases} 1, & 1 \le \text{알코올 소비량} \le 2 \\ 0, & \text{그렇지 않은 경우} \end{cases}$$

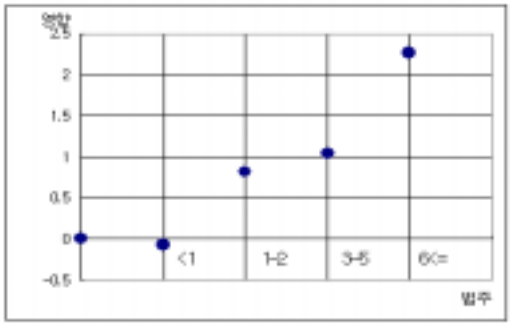
$$Z_3 = \begin{cases} 1, & 3 \le \text{알코올 소비량} \le 5 \\ 0, & \text{그렇지 않은 경우} \end{cases}$$

$$Z_4 = \begin{cases} 1, & \text{알코올 소비량이} \ge 6 \\ 0, & \text{그렇지 않은 경우} \end{cases}$$

알코올 소비량이 0인인 경우는 $Z_1 = Z_2 = Z_3 = Z_4 = 0$ 이다.

생성된 가변수를 이용한 로짓모형은 다음과 같다.

$$\log\left(\frac{\hat{p}_i}{1-\hat{p}_i}\right) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 Z_{i1} + \hat{\beta}_2 Z_{i2} + \hat{\beta}_3 Z_{i3} + \hat{\beta}_4 Z_{i4}$$
$$= -5.874 - 0.068 Z_{i1} + 0.814 Z_{i2} + 1.037 Z_{i3} + 2.263 Z_{i4}$$



<그림 3.5> 알코올 소비량과 기형아 발생

<그림 3.5>에서 보는바와 같이 알코올 소비량이 증가할수록 기형아의 발생에 더 큰 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 하지만 각 범주에 대하여 가변수를 이용한 점수를 할당할 경우 범주들의 순위가 단조증가의 가정에 위배되기 때문에 단조증가의 형태가 되도록 하기 위하여 처음 두 개의 범주를 병합하여 한 개의 범주로 하여 다시 분석을 하였다.

알코올 소비량이 1-2회인 경우와 3-5회인 경우의 차이는 상대적으로 작지만 1회 미만인 경우와 6회 이상인 경우와는 차이가 상대적으로 많이 나는 것을 볼 수 있다.

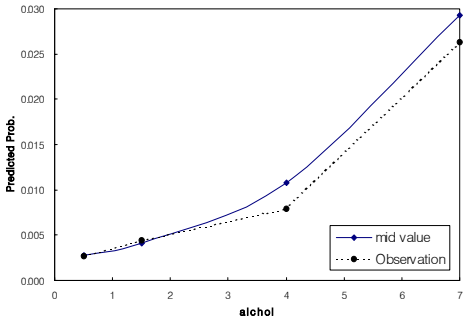
<표 3.4> 알코올 소비량에 대한 점수선택

알코올 소비량 점수	< 1	1-2	3-5	≥ 6	이탈도
중간값	0.5	1.5	4	7	0.902
중간순위	15765.5	32013	32473	32555.5	1.201
가변수 이용	0	0.8	1.1	2.3	0.008

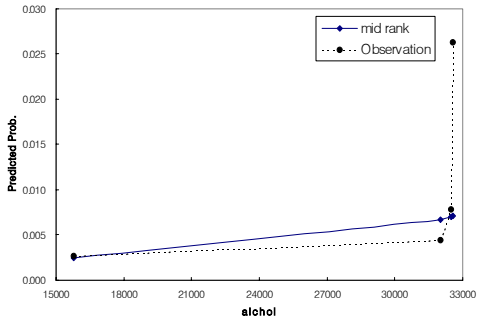
<표 3.4>는 변수 알코올 소비량의 각 범주에 대하여 세 가지 점수의 선택을 보여준다. 중간값(Agresti 1996)과 중간순위를 이용한 점수와 다음으로 가변수의 모수 추정값들을 점수로 선택하였다.

모형을 적합시킨 후 이탈도를 살펴보면 Agresti(1996)가 제시한 점수와 가변수를 이용하여 점수를 선택하였을 경우는 연결함수를 Probit을 이용한 모형이 우수했고, 중간순위를 이용하였을 경우에는 연결함수를 CLoglog를 이용한 모형이 가장 우수했다.

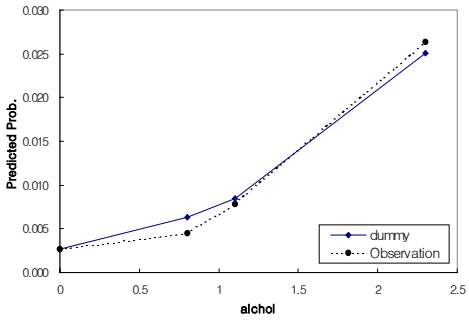
각 점수선택에 따른 모형을 살펴보면 중간값을 점수로 사용한 모형은 $\Pr obit\,[\,\hat{p}] = -2.843 + 0.136 * alchol$이고 이탈도는 0.902이며, 중간순위를 점수로 사용한 모형은 $Cloglog\,[\,\hat{p}] = -6.871 + 0.0001 * alchol$이고 이탈도는 1.201이며, 가변수를 이용한 점수를 이용하여 적합한 모형은 $\Pr obit\,[\,\hat{p}] = -2.78 + 0.357 * alchol$이고 이탈도는 0.008이다.



<그림 3.6> 중간값 이용



<그림 3.7> 중간순위 이용



<그림 3.8> 가변수 이용

<그림 3.6>, <그림 3.7>, 그리고 <그림 3.8>은 각 모형에 대한 기형아 발생의 예측 확률을 보여준다. 이 자료는 불균형한 형태를 갖는 자료로 중간순위를 점수로 선택하여 분석하였을 경우 범주의 크기를 고려하지 못하기 때문에 상대적으로 적은 관측값들을 갖는 서로 인접한 범주들은 서로 유사한 중간순위를 갖게 된다. 이 방법에 의해 점수를 할당할 경우 알코올 소비량이 1-2회인 경우와 6회 이상인 경우가 기형아 발생여부에 비슷한 영향을 미친다는 잘못된 결론이 나오게 된다. 따라서 이러한 자료는 범주간의 거리를 반영하는 점수를 선택하는 것이 오히려 바람직하다(Agresti, 1996). 본 논문에서 제안한 범주간의 거리를 반영하는 가변수를 이용한 방법으로 점수를 할당한 후의 분석결과가 다른 방법보다 실제 확률과 가장 유사함을 알 수 있다.

4. 결론

본 연구는 순서형 변수를 연속형으로 변환하는 방법들 중 순서형 변수들에 대해서 각 범주별로 목표변수에 미치는 영향정도를 파악하여 그 관계로부터 점수를 선택하는 방법을 제시하였다.

본 연구에서 제안한 방법은 모든 경우에서 우수한 방법은 아니지만 자료가 불균형한 경우의 데이터에 대해서는 우수한 모형을 찾는데 유용하게 사용될 것이다. 그리고 순서척도를 위배하는 경우를 해결하는 방법으로 범주들을 병합하는 방법을 사용하였다. 하지만 가변수의 모수 추정값들의 관계를 비선형(nonlinear)으로 모형화하여 적합된 값을 점수로 선택하는 방법도 가치가 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

1. Agresti, A. (1990). *Categorical Data Analysis,* Wiley, New York.
2. Agresti, A. (1996). *An Introduction to Categorical Data Analysis,* Wiley, New York.
3. Anderberg, M.R. (1973). *Cluster Analysis for Applications,* Academic

Press, New York.
4. Bradley, R. A., Katti, S. K. and Coons, I. J. (1962). Optimal Scaling for Ordered Categories, *Psychometrika,* 27, 355-374.
5. Hamdan, M. A. (1971). Estimation of Class Boundaries in Fitting a Normal Distribution to a Qualitative Multinomial Distribution, *Biometrics,* 27, 457-459.
6. Labovitz, S. (1967). Some Observation on Measurement and Statistics, *Social Forces,* 46, 151-160.
7. Labovitz, S. (1970). The Assignment of Numbers to Rank Order Categories, *American. Social. Rev*, 36, 520-521.
8. Mayer, L. S. (1970). Comment on the Assignment of Numbers to Rank Order Categories, *America Social. Rev*. 35, 916-917.
9. Mayer, L. S. (1971). A Note on Treating Ordinal Data as Interval Data, *America Social. Rev*, 36, 518-519.
10. SAS Institute Inc. (1997). *The Distance Macro : Preliminary Documenation*, *Second Edition,* Ann Kuo. Multivariate & Numerical R & D Application Division SAS Institute Inc.

[2003년 11월 접수, 2004년 2월 채택]