

세 사건간의 인과관계 판단*

도 경 수[†]

최 재 혁

성균관대학교

인과도식에 의한 하향처리 과정과 빈도 자료 해석에 의한 상향처리 과정이 어떻게 작동하는 지를 알아보기 위해, 세 사건들의 빈도 자료를 주고 인과관계를 판단하게 하였다. 중성 사건들을 주고 판단하게 한 실험 1에서는 Or 구조의 정답율이 높았다. 인과도식 정보와 빈도자료를 주고 판단하게 한 실험 2에서는 Or 구조의 정답율이 높았고, 인과도식과 빈도자료가 일치할 때 정답율이 높았다. 정반응 수와 오반응 수를 대상으로 반응에 이르는 인지과정을 이산적인 과정들의 조합으로 가정하는 Multinomial Processing Tree Modeling을 실시하였다. 모델 피팅 결과 사람들이 빈도자료를 이용하여 인과 구조를 판단할 때 기본적으로 작동하는 인과 도식이 Or 구조라는 점을 시사하는 결과를 얻었다.

주제어 : 인과판단, 인과지식, multinomial tree model

* 본 논문에 실린 실험 자료의 일부는 두 번째 저자의 석사학위 청구논문에서 발췌한 것으로, 2009년도 한국인지및생물심리학회 춘계학술대회와 Annual Conference of the Cognitive Science Society에서도 발표되었음.

† 교신저자: 도경수, 성균관대학교 인재개발학과, 연구분야: 인지심리학
E-mail: ksdo@skku.edu

주위에서 일어난 사건을 이해하고 앞으로 어떤 행동을 할지 결정할 때 어떤 사건이 원인이고 어떤 사건이 결과인지 판단하는 것이 아주 중요하다. 인과 판단을 하려면 인과적으로 관련되어 있는 변인들을 찾아내고, 그 중 어떤 변인이 원인이고 어떤 변인이 결과인지 밝혀내고, 두 변인들간의 인과관계의 강도를 파악해야 한다(Danks, 2005). 이런 인과 판단을 할 때 특정한 상황에 적용되는 구체적인 인과 지식이 있어 이를 활용하기도 하지만(Perales, Catena, Maldonado, & Candido, 2007; Waldman & Hagmayer, 2001; Waldman, Holyoak, & Fratianne, 1995; Waldman & Martignon, 1998), 사람들은 특정한 사건들의 인과에 관한 구체적인 인과지식이 사용될 수 없는 경우에도 변인들간의 발생빈도 자료에서 인과 관계를 찾아낸다(Fernbach & Sloman, 2009; Lagnado & Sloman, 2004). 발생빈도 자료만으로도 인과 관계를 찾아낸다는 것은 사람들이 인과관계 판단을 할 때 기본적으로 사용하는 기본값(default)적인 인과모형이 있다는 것을 시사한다. 그러나 빈도자료를 가지고 인과 판단을 할 때 기본값으로 사용하는 인과모형이 있는지에 대한 연구는 별로 없었다. 본 논문에서는 어떤 사상이 결과사상인지 알려진 상황에서 두 개의 인과판단 실험을 실시하고, 그 결과에 대해 과제 수행 시에 일어나는 인지 과정이 유한한 수의 이산적인(discrete) 처리 과정들을 수반한다고 가정하는 multinomial model fitting을 실시해서 사람들이 기본적인 인과구조로 사용하는 특정 인과구조가 있는지, 그리고 기본 인과모형은 비교적 친숙한 내용의 사건들의 빈도자료를 주었을 때에도 인과판단에 영향을 미치는지에 대해 알아보았다. 먼저 빈도자료를 이용한 인과판단 연구들에 대해 간략히 살펴보고, 이어서 multinomial tree model에 대해 알아본 다음 두 개의 실험에 대해 서술한다.

인과에 대한 전통적인 입장은 연합이라고 보는 입장으로써(예, Hume, 1977/1777) 인과를 단순히 사건들간의 확률적 관계로 본다. 빈도자료를 이용한 인과판단 연구의 초기에는 원인 사건의 발생 유무가 결과 사건의 발생 빈도에 영향을 미치는 인과 관계를 확률적 관계로 형식화하려 하였다(Dickinson, 2001; Rescorla & Wagner, 1972; Shanks & Dickinson, 1987). 이 연구들에서는 조건 확률 함수만으로 인과 관계가 충분히 기술될 수 있다고 전제하여, 원인 사건과 결과 사건의 수반성(contingency)에 초점을 맞추어 인과 관계 판단의 기제를 알아보려 하였다. 이 접근

은 원인 사건과 결과 사건의 강도에 관해서는 설명이나 예측을 할 수 있지만, 각각의 사건이 원인과 결과로서 미리 결정된 후에 적용된다는 결점이 있다. 또한 중간에 매개하는 사건들이나 관찰되지 않는 사건들에 대한 추론의 여지가 없다. 그리고 시공간적으로 인접한 두 사건들이 직접 인과 관계인지 아니면 관찰되지 못한 다른 사건 때문에 발생하는 결과들인지는 두 사건의 상관관계만으로는 알 수 없다는 문제를 갖고 있다.

인과에 대한 최근의 입장은 인과도식이 있다는 입장이다. 최근의 인과판단 연구들은 인과 관계가 단순한 확률 관계 이상의 인과 구조에 대한 이해가 기반이 되어야 한다는 것을 보여 주었다. 이 입장에서는 사건들의 기저에 인과적 구조가 있고, 이에서 비롯된 규칙성을 근거로 인과를 학습하고 수정하고 인과 도식을 형성하고 활용한다고 보고 있다(Cheng, 1997; Novick & Cheng, 2004; Pearl, 2000; Tenenbaum & Griffiths, 2003; Waldmann et al., 1995). 한 예로 Cheng(1977)의 power PC이론은 사건들이 단순히 연합되는 것이 아니라 특정 사건들이 다른 사건들을 일으킬 힘을 가진다는 것을 사람들이 가정한다는 점을 지지하는 증거를 보고하였다. 특히 Tenenbaum과 Griffiths(2003)는 사람들이 아주 적은 수의 샘플을 가지고서도 복잡한 인과 구조를 쉽게 학습하고 추론하는 것은 인과 구조에 관한 직관적인 지식이 있기 때문일 것이라는 주장을 수리적인 모형 검증을 통해 확증하려 했다. 이들은 직관적인 지식이 하향으로 작용하고 베이지언 통계적 추론이 상향으로 작동한다고 가정한 모델이 사람들에게 몇 개의 증거를 주고 인과 강도를 평정하게 한 값의 정도를 잘 모사할 수 있다는 결과를 보고하여 자기들의 주장이 맞다는 것을 보여주었다. 그리고 Perales 등(2007), Waldmann과 동료들(Waldmann, 2007; Waldmann & Hagmayer, 2001; Waldmann, Holyoak, & Fratianne, 1995; Waldmann & Martignon, 1998)은 친숙한 인과 도식이 있는 경우 빈도자료와 상관없이 인과도식에 맞는 인과판단을 하는 경향이 있음을 보여주었다.

그러나 전통적인 입장이나 인과도식을 주장하는 입장 중 어느 쪽도 중성적인 사건들의 빈도 자료를 보고 인과 판단하는 것을 설명하기에는 부족하다. 이 부분을 설명해줄 수 있는 이론이 Fernbach와 Sloman(2009)의 국소적 계산(local computation)에 의한 인과 판단이라는 주장이다. Fernbach와 Sloman의 주장에 따르면 작업기억의 부

담 때문에 인과판단과 관련된 요인이 세 개 이상이고, 어느 것이 원인이고 어느 것이 결과인지 알려져 있지 않은 경우에는 빈도자료만으로 인과관계를 판단하는 것은 계산적으로 아주 복잡해서 어렵다. 심지어 빈도자료가 한 번에 하나의 사례씩 순차적으로 제시되어 작업기억에 부담을 주는 경우에는 원인과 결과가 각기 하나로 추정되는 경우에서조차도 인과판단이 어려워지고, 사람들의 인과판단의 변산성이 커진다(Buehner, Cheng, & Clifford, 2003). 이런 이유에서 Fernbach와 Sloman은 일반적으로 사람들은 국소적 계산의 결과를 종합해서 사건들간의 인과관계를 판단한다고 주장하였다. 즉 인과적으로 직접 연결되는 사상들 간에서만 일어나는 계산의 결과를 종합해서 인과관계를 판단한다고 주장하였다. 그리고 이들은 국소적 계산을 하기 때문에 많은 사람들이 사건 A가 사건 B의 원인이 되고, 사건 B가 사건 C의 원인이 되는 인과적 연쇄(causal chain)를 사건 A가 사건 B와 사건 C의 원인이 되고, 사건 B가 사건 C의 원인이 되는 복합인과(confound)로 이해한다고 설명하였다. 인과적 연쇄에서는 동시에 세 사건을 고려해야 하므로 국소적 계산만으로는 불가능하다. 그러나 복합인과는 두 개의 국소적 계산을 결합하기만 하면 되기 때문에 국소적 계산만으로 가능하고, 결과적으로 사람들은 인과적 연쇄를 복합인과로 잘못 이해하게 된다고 설명하였다. 사건 A가 사건 B의 원인이 되고, 사건 B가 사건 C의 원인이 되는 인과적 연쇄에 해당하는 빈도 자료를 주어도 사건 A나 사건 B가 사건 C의 원인이라고 인과관계를 판단한 Lagnado와 Sloman(2004)의 연구 결과도 국소적 계산의 틀로 잘 설명될 수 있다.

그런데 Fernbach와 Sloman(2009)의 연구에서는 세 사건간의 인과에서 보다 흔한 유형인 Or 구조(사건 A나 사건 B가 사건 C의 원인이 되는 관계)나 And 구조(사건 A와 사건 B가 사건 C의 원인이 되는 관계)에 대해서는 다루지 않았다. 그런데 가능한 사상들 중에서 특정 기술문에 의해 제외되는 사상의 비율로 정보량을 정의해보면(Johnson-Laird, 1983), Or 구조가 And 구조나 연쇄 구조보다 정보량이 적다. 아울러 Or 구조에서는 사건 A와 사건 B가 같이 일어나는 경우를 확인할 필요가 없지만, And 구조에서는 사건 A와 사건 B가 같이 일어나는 경우를 반드시 확인해야 한다. 따라서 국소적 계산만으로도 가능한 경우인 And 구조와 Or 구조 중에서도 Or 구조가 더 쉬울 것으로 예상할 수 있다. 본 연구에서는 두 개의 실험에서 And

구조와 Or 구조 중에서도 Or 구조가 계산적으로 간단하기 때문에 더 용이한 것인지를 정당율에 대한 변량분석과 참가자들의 반응에 대해 과제 수행 시에 일어나는 인지 과정이 유한한 수의 이산적인(discrete) 처리 과정들을 수반한다고 가정하는 multinomial tree model fitting을 실시해서 알아보았다. 즉 And 구조에 비해 Or 구조에서 사람들이 인과구조를 더 잘 파악하는 것인지, 아니면 Or 구조가 인과모형의 기본값으로 작용하기 때문인지를 알아보았다.

본 연구에서 알아보려는 두 번째 문제는 특정 사건의 발생에 대한 인과지식이 가능한 문제가 주어졌을 때에도 기본값적인 인과 모형이 사용되는지 여부이다. 이를 알아보기 위해 널리 사용되는 조작이 인과지식과 일치하지 않는 빈도자료를 주고 그 자료에 대해 어떤 인과판단을 하는지 알아보는 방법이다. Ahn, Kalish, Medin, 그리고 Gelman(1995)의 연구는 사건들 간의 관계에 대한 기제를 기술한 정보가 빈도를 기록한 정보보다 영향이 크다는 결과를 보여주었는데, 이는 사람들이 인과 판단을 할 때 빈도 자료보다는 인과과정을 포함하는 기제에 대한 지식이 더 큰 영향을 미친다는 것을 시사한다. 그리고 Waldmann과 Hagmayer(2001) 연구의 실험 3은 인과판단을 할 때 인과도식이 미치는 영향을 잘 보여주었다. 실험 참여자에게 인과 구조를 학습시킨 후 원인 사건 C와 결과 사건 E의 인과 강도를 평정하도록 요구했을 때 인과적으로 관련 있는 변수 K의 인과적 역할에 따라, 같은 자료가 주어졌음에도 불구하고 자료를 해석하고 이용하는 방식이 달랐다. 예를 들어, 유전적으로 변형된 과일(C)을 먹거나 박테리아(K) 때문에 위에 가스가 유발된 경우(E)에 유전자 변형 과일과 가스 유발의 인과 강도를 평정하게 했을 때는 또 다른 원인이 될 수 있는 박테리아의 유무를 고려했다. 즉, 박테리아가 없을 때만 변형된 과일의 인과적 영향을 고려하였다. 그러나 유전적으로 변형된 과일(C) 때문에 피부가 붉어지고(K) 위에 가스가 유발된 경우(E)에 유전자 변형 과일과 가스 유발의 인과 강도를 평정하게 했을 때는 피부가 붉어짐이라는 또 다른 결과는 유전적으로 변형된 과일이 위에 가스를 얼마나 유발하는 지에 대한 평정에서 고려해야 할 변인이 아니라고 판단한 결과를 보여주었다. 이 실험은 두 가지 중요한 점을 보여주었다. 하나는 실제 실험 참여자에게 제공한 빈도 자료는 위의 인과 모형 중 어느 것과도 일치하지 않았지만 실험 참여자들은 이에 대해 인식하지 못했다는 것이고, 다른 하나는 새로운 변수를 고려해야 하는지에 대한 판단은 주어진 인과 관련지식에 좌

우되었다는 점이였다. 본 연구의 실험 2에서는 빈도 자료에 대한 인과 판단이 인과 지식에 얼마나 영향을 받는지 알아보았다.

본 연구의 가장 큰 특징은 사람들의 인과 구조 판단 과정에 대해 MPT 모델 검증을 시도했다는 점이다. 중성적인 변인일 경우 인과 연쇄 빈도 자료를 주어도 Or 적인 인과 해석을 많이 선택하였다는 Lagnado와 Sloman(2004)의 결과나 인과구조를 추론할 때 직관적 인과 지식이 빈도 자료의 인과 구조보다 더 큰 영향을 미친다는 것은 Waldman과 Hagmayer(2001)의 연구들에서는 사람들이 어떤 과정을 거쳐 인과 구조에 대한 추론을 했는지에 대한 분석을 실시하지 않았다. 본 연구에서는 MPT 모델링(multinomial processing tree model)을 실시하여 실험 참여자들의 인지처리 과정에 대한 분석을 시도하였다. Riefer와 Batchelder(1988)가 제안한 MPT모델링은 인지 과정에 관한 연구에 사용할 수 있는 확률적, 통계적 방법을 제공하는데, 이 방법은 과제 수행 시에 일어나는 인지 과정이 유한한 수의 이산적인(discrete) 처리 과정들을 수반한다고 가정한다. 예를 들면 And 구조의 빈도 자료에서 ‘And 구조를 파악했다’, ‘And 구조를 파악하지 못했다’와 같은 처리 과정들을 가정한다. 그리고 실험에서 나올 수 있는 유한한 수의 반응(예, Or 자료를 보고 ‘And 구조’라고 답하다, Or 자료를 보고 ‘Or 구조’라고 답하다)은 모델이 가정한 이산적 처리 과정들의 조합으로 표현되는 자료에 적용할 수 있다. 예를 들어 And 구조라고 답하는 것은 And 구조의 빈도자료를 And 구조라고 정확하게 파악한 경우와, Or 구조 자료를 And 구조로 잘못 파악한 경우, 그리고 구조를 파악하지 못했는데 And 구조라고 답한 경우들로 나누어 볼 수 있다. 이런 경우 MPT모델링은 각각의 경우가 얼마나 되는지를 추정하는 방법으로 유용하다. 실제 Riefer와 Batchelder(1988)는 순행 간섭, 역행 간섭, 변별학습에 MPT모델링을 적용하였고, Jang과 Nelson(2005)은 학습 판단(judgment of learning)에, 그리고 Klauer 등(2000)은 범주삼단추리에서 나타나는 belief bias 현상에 MPT 분석을 적용하여 사람들이 과제를 수행할 때 어떤 처리들을 순서적으로 사용하는지를 알아보았다. 특히 Klauer 등(2000)의 연구 3과 4에서는 belief bias 현상을 설명하기 위해 제안된 세 가지 이론(선별적 분석모형, 잘못 해석한 필요성 판단 모형, 심성모형 이론) 중 어느 이론이 가장 적합한지 알아보기 위해 결론이 타당한 경우와 타당하지 않은 경우, 결론이 그럴싸한 경우와 그럴싸하지 않은 경우 각각에 대해 각기 다른 모수치를 가정한 완전 모형과 각 이론별로 그중

몇 개의 모수를 같다고 가정하는 축소모형의 적합도의 차이를 검증하여 심성모형을 수정한 이론을 belief bias에 관한 모형으로 제안하였다. 본 연구는 반응이 And 구조, Or 구조, Chain의 세 가지이고, 인과도식에 의한 하향처리와 빈도 자료 처리에 의한 상향처리라는 이산적인 처리과정을 가정할 수 있고, 다시 상향처리는 정확하게 구조를 파악한 경우, 부정확하게 파악한 경우, 구조를 파악하지 못하고 반응경향성에 의해 답한 경우라는 이산적인 처리과정으로 표현할 수 있어서 Klauer 등(2000)의 연구의 tree 구조와 아주 유사한 tree 구조를 갖고 있다. 따라서 실험 1과 실험 2 모두에서 정확 반응 수에 대한 변량 분석에 이어 정확반응 수와 부정확 반응 수를 가지고 MPT 분석을 실시해서 default적인 인과구조가 있는지, 그리고 친숙한 인과 도식이 있는 경우 기존 인과 도식이 우선적으로 고려되는지에 대해 MPT 모델 검증을 실시하였다.

요약하면, 실험 1에서는 사람들이 기본적인 인과구조로 사용하는 특정 인과구조가 있는지를 알아보았고, 실험 2에서는 친숙한 내용의 사건들에 대해 작동할 것으로 가정되는 인과 도식이 인과 관계 판단에 얼마나 영향을 미치는지에 대해 알아보았다. 아울러 실험 1과 실험 2 모두에서 정확 반응 수에 대한 변량 분석에 이어 정확반응과 오반응에 대해 MPT 분석을 실시해서 기본값으로 작용하는 인과구조가 있는지, 그리고 친숙한 인과 도식이 있는 경우 기존 인과 도식이 고려되는지에 대해 MPT 모델 검증을 실시하였다.

실험 1. 중성적 인과 사건

Lagnado와 Sloman(2004)의 실험 1에서는 친숙한 인과도식이 작동할 것으로 기대되지 않는 향수공정에 관한 커버시나리오와 세 사건들간의 발생 빈도 자료를 주고 인과 관계를 추정하게 하였다. 이 실험에서 A가 B의 원인이고, B가 C의 원인이 되는 연쇄구조에서 생성될 가능성이 아주 높은 빈도 자료를 접한 실험 참여자들의 대다수는 A나 B가 C의 원인이 되는 Or 구조를 선택했다. 이 결과는 Or 구조를 default적인 인과구조로 사용할 수 있다는 것을 시사한다. 또 가능한 사상들 중에서 특정 기술문에 의해 제외되는 사상의 비율로 정보량을 정의해 보면(Johnson-Laird,

1983) Or 구조가 And 구조나 연쇄 구조보다 정보량이 적다는 점에서도 Or 구조가 기본값으로 사용되는 인과구조일 가능성은 높다고 볼 수 있다.

실험 1에서는 중성적 변인들의 인과 관계를 파악하게 하는 과제를 실시하여 사람들이 주어진 빈도 자료를 생성해낼 가능성이 제일 높은 인과 구조를 정확하게 찾아내는지 알아보았다. 중성적 변인들을 사용하면 사람들이 특정 사건들에 대해 가지고 있는 직관적인 인과도식이 작동하지 않을 것이므로 중성적 변인들을 사용하였다. 빈도 자료에서 인과 구조를 파악하지 못할 경우 default적인 인과 구조로 Or구조가 사용된다면 Or 구조에서 정답을 가장 많이 맞힐 것으로 예상하였다.

실험 1에서는 자료 제시방법도 조작하였다. 본 연구에서는 세 사건 간의 인과 구조를 다루기 때문에 빈도 자료를 해석하고 판단해내는 인지부담이 클 가능성이 있다. 세 사건 간의 인과구조 판단을 다룬 Steyvers 등(2003)의 연구에서 관찰한 한 경우에는 그리 좋은 수행을 보이지 않았고 개입을 하면 수행성공률이 현저히 높아졌다. 이는 개입 자체가 인과에 관한 정보를 주는 점에서도 기인하겠지만, 개입조건에서는 변인들간의 관계를 직접 볼 수 있어 관찰조건에 비해 빈도 자료를 해석하는 부담을 줄여주었기 때문에 비롯된 측면도 있을 수 있다. Buchner 등(2003)의 연구는 원인과 결과가 각기 하나로 추정되는 경우에서조차도 빈도자료가 한 번에 하나의 사례씩 순차적으로 제시되어 작업기억에 부담을 주면 인과판단이 어려워지고, 사람들의 인과판단의 변산성이 커진다는 것을 보여주었다. 실험 1에서는 빈도 자료를 두 가지 방식으로 제시하여 빈도 자료를 처리하는 인지 부담이 증가하면 default적인 인과구조 해석을 더 많이 할 것으로 예상하였다.

기존의 연구에서는 두 사건 간의 인과 강도나 방향, 관계의 여부에 초점을 맞춰서 빈도 자료를 제시한 경우가 많았는데, 제시 방법으로 세 가지가 많이 사용되었다. 온라인 형태(online format)는 Buchner 등(2003)의 연구에서처럼 예들을 하나씩 제시하는 것으로서 일상의 경험과는 제일 유사해 보이지만 각 사례들을 기억하고 통합해야 하기 때문에 인지적 처리 부담이 크다. 따라서 구체적인 내용일 경우 해당 인과도식에만 의존하고, 중성적인 내용일 경우 default적인 인과 구조에만 의존해서 빈도 자료를 정확하게 해석할 여지를 없앨 우려가 있다. 요약 형태(summary format)는 사건의 발생 유무별로 빈도를 더한 것을 표의 형식으로 제시하는 것으로 인과 판단 전에 표를 해석하는 방법을 알려줘야 하므로 참여자로 하여금 특정 방향으로

빈도 데이터를 해석하게 유도하는 측면이 있을 수 있다. 따라서 상향 처리의 가능성을 인위적으로 높일 수 있다. 마지막으로 리스트 형태(list format)로 제시하는 방법은 사건들의 각 사례를 무작위 순서 혹은 사건 발생 종류별로 나열하여 동시에 제시하는 형태이다. 특히 사건 종류별로 나열해서 제시할 경우 온라인 형태보다는 인지적 처리 부담이 적고, 요약 형태보다는 덜 인위적이다. 본 연구에서는 세 사건간의 인과 구조 판단을 다루기 때문에 인지 부담이 클 것으로 예상했다. 따라서 인지 부담이 너무 큰 온라인 형태로 제시하는 방법은 제외하고 요약 형태와 리스트 형태로 빈도 자료를 제시하였다. 리스트 조건에서는 사건 유형별로 정리된 리스트 형태로 제시하였다.

실험 1에서는 Lagnado와 Sloman(2004)의 실험 1의 결과 등에 기초해서 Or 구조에서 정확한 판단을 가장 많이 할 것으로 예상하였다. 그리고 요약 제시 조건보다 인지 부하가 높은 리스트 제시 조건에서 인과 구조 간의 정확한 수행 차이가 더 두드러지게 나타날 것으로 예상하였다. 또한 서론에서 기술한 대로 과제를 수행하는 동안 실험 참여자들의 인지적 처리 과정들에 대한 분석을 하기 위해 MPT (multinomial processing tree model)를 사용한 분석을 실시하였다.

방 법

설계

2(제시방법: 요약/리스트) * 3(인과 구조: Or/And/연쇄)의 2요인 설계로, 제시방법은 피험자 간 변인이고, 인과구조는 피험자 내 변인이었다.

참가자

성균관대학교에서 심리학 관련 과목을 수강하는 대학생 176명이 실험에 참가하였다. 제시 방법 조건별로 88명이 무선적으로 배정되었다.

재료와 도구

세 사건의 유관 빈도자료는 다음과 같은 방식으로 생성하였다. Buehner 등(2003), Cheng과 Novick(1992)등은 사람들이 원인이 있을 때 결과가 있을 확률에서 원인이 없을 때 결과가 있을 확률을 뺀 값을 의미하는 확률적 대비(probabilistic contrast) 지표에 민감하다는 것을 보여주었다. 따라서 본 실험에서는 확률적 대비가 크도록 빈도 데이터를 생성하였다. 본 실험에서 각 인과 구조의 확률적 대비는 Or 구조의 경우, $P(A) = P(B) = 12/20$, $P(C | A) = P(C | B) = 11/12$, $P(C | \sim A) = P(C | \sim B) = 5/8$ 로, And 구조의 경우, $P(A) = P(B) = 13/20$, $P(C | A, B) = 7/8$, $P(C | A, \sim B) = P(C | \sim A, B) = 1/5$, $P(C | \sim A, \sim B) = 0$ 로, 그리고 연쇄 구조인 경우, $P(A) = 11/20$, $P(B | A) = 10/11$, $P(C | B) = 13/15$, $P(B | \sim A) = 4/9$, $P(C | \sim B) = 1/5$ 로 정하여 빈도 데이터를 생성하였다. 생성된 빈도는 표 1과 같았다. 표 1을 보면 Or 구조에서는 A나 B중 적어도 하나가 높은 경우 C가 높은 것을 알 수 있다. 그러나 And 구조에서는 A와 B 둘 다 높을 때에는 C가 높지만, A나 B중 하나만 높은 경우에는 C가 낮은 것을 알 수 있다. 연쇄 구조에서는 A와 B 둘 다 높을 때와 B만 높을 때에는 C가 높지만, A만 높을 때에는 C가 낮은 것을 알 수 있다.

표 1. 인과구조별 세 사건의 발생빈도

상태			발생 빈도		
A	B	C	Or	And	연쇄
높음	높음	높음	6	7	8
높음	높음	낮음	0	1	2
높음	낮음	높음	5	1	1
높음	낮음	낮음	1	4	0
낮음	높음	높음	5	1	5
낮음	높음	낮음	1	4	0
낮음	낮음	높음	0	0	0
낮음	낮음	낮음	2	2	4

참가자들에게 책처럼 제본한 8 페이지의 소책자를 주고 세 개의 인과판단 문제에 대해 답하게 하였다. 1 페이지는 표지이었고, 2 페이지 윗부분에는 세 사건의 발생 빈도가 어떻게 서술되어 있는지 서술하였고, 아랫부분에 세 사건의 인과 구조를 그리는 여섯 가지 방안을 그림과 설명으로 서술하였다. 인과 구조의 여섯 가지 유형으로 서로 아무 관련이 없는 경우, 두 사건만 관련된 경우, 한 사건이 별개의 두 사건을 일으키는 경우(공통원인), 한 사건이 다른 사건을 일으키고 그 사건이 또 다른 사건을 연쇄적으로 일으키는 경우(연쇄), 별개의 두 사건이 어떤 한 사건의 발생에 영향을 미치는 경우(Or), 한 사건을 일으키기 위해 두 사건이 모두 필요한 경우(And)를 그림으로 보여주었다. 4 페이지와 6 페이지에는 여섯 가지 방안의 그림과 설명만 제시하였다. 마주보는 페이지인 3 페이지, 5 페이지, 7 페이지에는 세 사건에 대한 간단한 서술과 세 사건의 빈도자료를 제시하고, 그 밑에 여섯 가지 유형 중 해당 페이지에 제시된 빈도자료에 가장 적합하다고 판단한 그림을 그리게 하였다. 세 사건을 서술할 때 기존 인과 지식이 영향을 미치지 못하게 세 사건은 알파벳으로 표기하였고, 그 중 하나를 결과사건으로 지정하여 알려주었다. 리스트 조건에서는 세 사건의 조합별로 열(column)을 달리하여 제시하였는데, 발생 빈도만큼 행(row)을 추가하여 사례들을 제시하였다. 예를 들어 연쇄 조건의 경우 다섯 가지 조합이 있으므로 5열이었고, 가장 높은 빈도가 8이었으므로 각 조합별로 1행에서 8행으로 제시하였는데, 각 조합은 행이 달라져도 같은 열에 제시하여 시각적으로 어떤 조합이 얼마나 많이 발생했는지 알 수 있게 하였다. 요약 조건에서는 결과 사건에 해당하는 사건이 발생한 경우와 발생하지 않은 경우 별로 나머지 두 사건의 2 x 2 유관표의 해당 칸에 발생횟수를 적어 제시하였다.

절차

실험 참여자들은 제시 방법 조건에 해당하는 소책자를 받아 과제를 수행하였다. 세 문제에 대해 시간 제한은 없었다. 세 가지 인과유형의 제시순서는 참가자별로 다르게 하였다.

결과 및 논의

정반응율

보기로 제시한 여섯 가지 유형 중 제시한 자료에 맞는 유형을 그린 것을 정답으로 채점하였다. 정답을 1점으로 채점하여 2요인 부분 반복설계 변량분석을 실시하였다. 그림 1에서 알 수 있듯이 인과 구조 간에 유의한 차이가 있었다, ($F(2, 348) = 154.131, p < 0.001$). 다른 두 구조에서보다 Or 구조에서 정반응율이 높았다. 그러나 제시방식의 주효과나 제시방식과 구조의 상호작용효과는 유의하지 않았다. 그림 1에서는 알 수 없으나, 오반응의 경우 Or 조건에서는 한두 개를 제외하면 And로 답하였으나, And 조건과 연쇄 조건에서는 한두 개를 제외하면 Or로 답하였다. 연쇄 조건에서 정반응이 거의 나오지 않아 Or 조건과 And 조건만을 가지고 변량분석을 실시하였는데, 여전히 인과 구조의 주효과만 유의하였다, ($F(1, 174) = 39.369, p < 0.001$).

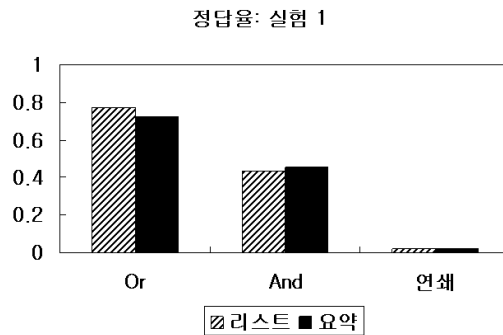


그림 1. 인과 구조별, 제시방법 별 정반응율: 실험 1.

이 결과에서 세 가지가 주목을 끈다, 하나는 연쇄 구조의 정답률이 아주 낮았다는 것이고, 두 번째는 Or 구조와 And 구조의 정답율의 차이의 의미는 무엇이라는 점이고, 세 번째는 And 조건과 연쇄 조건에서 오반응의 대부분이 빈도 자료를 Or 구조로 잘 못 판단하는 것이었다는 점이다. 연쇄 구조의 정답율이 낮은 것은

Lagnado와 Sloman(2004)의 결과와도 일치하는 것으로, 국소적 계산에 의해 인과구조를 판단한다는 Fernbach와 Sloman(2009)의 주장을 지지하는 결과로 해석된다. 실험 1에서 사용한 세 가지 인과구조 중에서 Or 구조나 And 구조는 국소적 계산으로 해결할 수 있는 구조이지만, 연쇄구조는 동시에 세 가지 사건들의 발생 빈도를 고려해야 하기 때문에 국소적 계산만으로는 해결할 수 없는 구조이었다. 두 번째 특징인 Or 구조와 And 구조간의 정답율의 차이도 부분적으로는 국소적 계산으로 설명할 수 있는 것으로 보인다. 서론에서 서술하였듯이 Fernbach와 Sloman가 이 문제를 다루지 않았지만, Or 구조에서는 두 가지 가능한 원인 사건이 같이 발생하는지를 고려할 필요가 없지만, And 구조에서는 두 가지 가능한 원인 사건이 같이 발생하는지를 고려해야 한다. 따라서 Or 구조에서보다 계산 부담이 클 수 있다. 이런 점에서 보면 두 번째 결과도 국소적 계산으로 설명할 수 있는 것으로 보인다. 그러나 밑에 나오는 MPT 분석을 보면 알겠지만, 같은 “Or” 반응이라도 처리 과정이 여러 가지가 있을 수 있기 때문에 단순히 정반응만 변량분석한 것은 사람들이 어떤 과정을 거쳐 그렇게 답했는지에 대해서는 정확한 정보를 제공한다고 보기 어렵다. Or 구조와 And 구조의 정답율의 차이가 빈도 자료에서 Or 구조를 읽어내는 것이 쉬웠기 때문인지, 아니면 사람들이 빈도자료에서 인과 구조를 찾아내지 못할 경우 Or 구조라고 반응하기 때문인지 정답율만으로는 판별하기 어렵다. 특히 오반응의 대부분이 Or 구조이었다는 점은 Or 구조를 기본값으로 반응하기 때문에 And 조건보다 Or 조건에서 정답율이 높았을 가능성을 시사하였다. 이에 Multinomial Processing Tree Modeling을 이용하여 정반응수와 오반응 수 자료를 분석했다.

MPT 피팅

본 연구에서는 multiTree 프로그램을 사용하여 모수(parameter)를 추정하였다(Moshagen, in press). 모델 피팅은 완전모형이나 단축모형 자체의 적합도가 좋은지를 검사한 다음, 두 모형의 적합도가 다 좋을 경우 모수의 수가 많은 완전 모형의 G^2 과 모수의 수를 줄인 단축모형의 G^2 의 차이 검증, 즉 증분 G^2 의 차이검증을 실시해서 차이가 유의하지 않으면 단축모형을 선택하는 절차를 따랐다. 이런 분석방법은 다변인 모형 검증에서 일반적으로 사용되는 방법으로, MPT 피팅에서도 일반적

으로 사용되는 방법이다. 예를 들어 Klauer 등(2000)은 삼단추리에서 나타나는 belief bias의 기제를 검증하기 위해 이 방법을 사용하였다. 연쇄 조건의 정반응율이 너무 낮아 실험 1에서는 Or 조건과 And 조건의 자료만을 사용해서 MPT 피팅을 실시하였다.

And 구조보다 Or 구조의 정답율이 높았고, And 조건과 연쇄 조건에서 오반응의 대부분이 인과구조를 Or 구조로 잘못 판단하였다는 점은 인과 구조를 판단하는 과제에서 사람들은 두 가지 다른 처리과정을 사용할 수 있다는 것을 시사하는 것으로 해석될 수 있다. 즉, 빈도자료에서 인과 구조를 읽어내는 경우(경로 1)와 빈도자료에서 인과구조를 읽어내지 못해 기본값적인 인과구조로 어렵잡아 답하는 경우(경로 2, 그림 2에서 or 편향, k)이다. 전자의 경우는 다시 정확하게 인과구조를 파악한 경우(경로 1-1, 그림 2에서 정확, g, m, h, l)와 부정확하게 파악한 경우(경로 1-2, 그림 2에서 오류, 1-g, 1-m, 1-h, 1-l)로 나눌 수 있는데, 정확하게 인과구조를 파악한 경우(경로 1-1)에는 조건에 상관없이 정답이 되고, 인과구조를 틀리게 파악하면 오답이 된다. 인과구조를 파악하지 못해 기본값적인 인과구조로 답하는 경우 기본값인 구조가 무엇이냐에 따라 정답이 될 수도 있고 오답이 될 수도 있다. 그런데 계산의 부담과 실험 1의 오반응 자료를 보면 Or 구조가 기본값일 것으로 추정할 수 있다. 지금 서술한 인과구조 판단과정에 대한 가정은 이산적인 단계들을 가정하고 있어 MPT 피팅을 통해 검증해 볼 수 있다.

실험 1에서 제시방법과 인과 구조의 네 가지 조합별로 경로를 가정하는 방안은 두 가지가 있다. 하나는 네 가지 조합별로 경로 2의 값을 다르게 추정하는 방안이고, 다른 하나는 네 가지 조합별로 경로 1-1의 값을 다르게 추정하는 방안이다. 제시하는 빈도자료가 현저하게 다르지 않는 한 빈도자료에서 인과구조를 파악하지 못해 어렵잡아 답하는 비율이 제시방식이나 인과구조에 따라 다를 것으로 예상할 근거는 별로 없어 보인다. 그래서 실험 1에서는 경로 2의 모수를 하나로 가정하였다. 따라서 실험 1에서는 네 가지 조합별로 인과구조를 정확하게 파악한 비율이 다를 것으로 가정하는 완전모형, 즉 경로 1-1의 값을 다르게 추정한 모형을 설정하였다. MPT 피팅에 사용한 완전 모형은 그림 2에 제시하였다.

Or 구조를 default 구조로 가정한 모델에서 매개변수 k는 빈도자료에서 인과 구조를 읽지 못했을 때 인과구조를 기본값인 Or 구조라고 답한 경우(경로 2)이다. 따

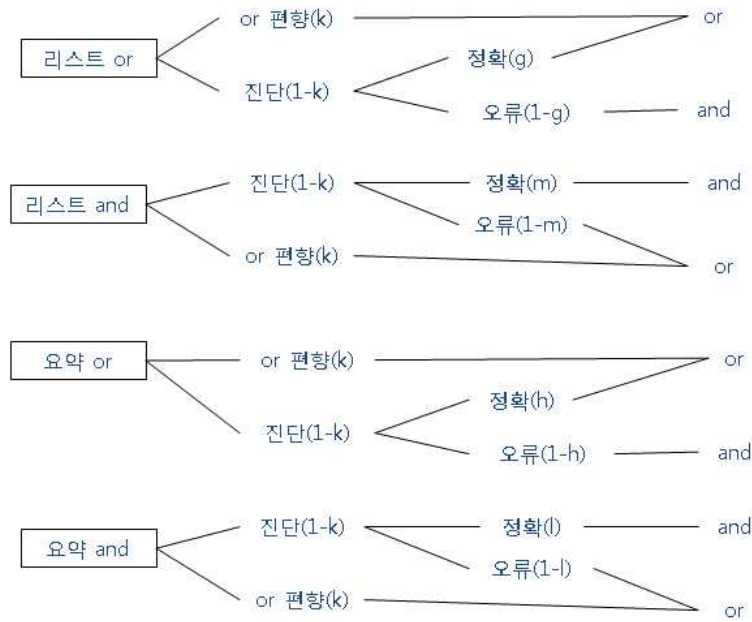


그림 2. 실험 1의 MPT 피팅에서 사용한 원전 모형. 괄호 속의 영어 소문자는 모수를 의미함

라서 1-k는 빈도자료에서 인과구조를 읽어낸 경우가 된다. 빈도자료에서 인과 구조를 읽은 경우에는 다시 정확하게 읽어 낸 경우와 부정확하게 읽어 낸 경우로 나눌 수 있다. 네 가지 경우 각각에서 인과구조를 제대로 파악한 모수를 리스트-Or 구조에서는 g로, 리스트-And 구조에서는 m으로, 요약-Or 구조에서는 h로, 그리고 요약-And 구조에서는 l로 설정하였다. 실험에서 제시방식과 인과 구조를 조합하면 4개의 조건이 되고 각 조건에서 “And 구조”라는 반응과 “Or 구조”라는 두 가지 반응이 나오므로 8가지 유형이 나오는데, 이 8 유형은 다음과 같이 5개 모수의 조합으로 표현된다.

$$\begin{aligned}
 p(\text{“OR”} / \text{리스트 OR}) &= k + (1-k)*g \\
 p(\text{“AND”} / \text{리스트 OR}) &= (1-k)*(1-g) \\
 p(\text{“AND”} / \text{리스트 AND}) &= (1-k)*m
 \end{aligned}$$

$$p(\text{“OR”} / \text{리스트 AND}) = k + (1-k)*(1-m)$$

$$p(\text{“OR”} / \text{요약 OR}) = k + (1-k)*h$$

$$p(\text{“OR”} / \text{요약 AND}) = (1-k)*(1-h)$$

$$p(\text{“AND”} / \text{요약 AND}) = (1-k)*l$$

$$p(\text{“OR”} / \text{요약 AND}) = k + (1-k)*(1-l)$$

그런데 실험 1에서는 자극 상황은 네 개인데 식은 여덟 개라서 자료의 자유도는 4가 되어, 5개의 모수를 가정한 완전 모형(full model)은 모델링을 할 수 없었다. 따라서 실험 1에서는 제시방식이나 인과구조별 진단율이 같다고 가정한 단축모형에서부터 모델 피팅을 실시하였다. 아래에서 보듯이 단축모형들의 적합도가 높았고, 또 완전모형에서 피팅을 시작한 실험 2에서 실험 1의 단축모형들과 같은 결과를 보여서, 5개 모수를 가정한 완전 모형에서 피팅을 시작하지 못한 것이 큰 문제가 되지는 않는 것으로 판단하였다.

첫 번째 단축모형은 변량분석에서 제시 방식의 주효과나 제시 방식과 인과구조의 상호작용효과가 유의하지 않았으므로, 인과구조 별로 리스트 조건과 요약 조건의 진단율이 같다고 가정한 단축 모형($g = h, m = l$)을 구성하여 적합도를 알아봤다. 이 모형의 $G^2(1) = 0.5774$ ($p=0.4774$)로 피팅이 잘 되었다. 각 모수의 값은 $k = 0.2626, g = h = 0.6541, m = l = 0.7677$ 로 나왔다. 정확하게 인과구조를 파악하는 비율(진단율)이 제시방식 간에는 차이가 없을 것으로 가정하는 경우, 74 % 정도는 나름대로 인과구조를 추정해서 판단하는데, 진단율은 65%, 77%이고, 26 % 정도는 default 값인 Or로 답한다는 것을 의미한다¹⁾. 이 결과는 변량분석에서 제시 방식의 주효과나 상호작용효과가 유의하지 않은 것과 일치하는 것이었다.

두 번째 단축모형은 인과구조 간에 진단율이 다르지 않다고 가정한 모형이다. 즉, 사람들이 인과 구조를 나름대로 파악해서 판단할 때 정확한 인지구조를 찾아내는 진단율은 인과 구조 간에 차이가 없다는 단축모형을 피팅해 보았다. 이것을

1) 첫 번째 단축모형에서 And 구조를 기본값으로 가정하여 모델링하였더니 $G^2(1) = 0.5774$ ($p=0.4473$), $k=0.2050, g=h=0.9452, m=l=0.4413$ 로 추정되어 적합도는 좋았으나, Or 구조의 진단율은 95%로 매우 높고, And 구조의 진단율은 44%로 그 절반도 되지 않는 것으로 추정하여, 이론적으로 개연성이 거의 없다고 판단하였다.

알아보기 위해 $g = m$ 과 $h = 1$ 을 가정한 단축 모델을 구성하여 적합도를 알아봤다. 이 모델의 $G^2(1) = 0.0524$ ($p=0.8189$)로 피팅이 잘 되었다. 모수의 값은 $k = 0.1951$, $g = m = 0.7120$, $h = 1 = 0.6697$ 로 나왔다. 정확하게 인과구조를 파악하는 비율(진단율)이 인과구조에 상관없이 같은 것으로 가정하는 경우, 80 % 정도는 나름대로 인과구조를 추정해서 판단하는데, 진단율은 71%, 67%이고, 20 % 정도는 default 값인 Or로 답한다는 것을 의미한다²⁾. 인과구조별 진단율을 같게 한 단축모형의 적합도가 좋다는 것은 변량분석에서 인과구조의 주효과가 유의하게 나온 것과는 다른 결과로, 정답율에서 인과 구조간의 차이가 유의했던 것은 인과구조를 정확하게 파악하는 진단율의 차이에서 비롯된 것이 아니라 빈도자료에서 인과구조를 못 읽을 경우 Or 구조라고 답하는 반응경향성 때문일 가능성을 시사하였다.

마지막으로 네 조건의 진단율(인과구조를 정확하게 파악하는 비율)을 같다고 추정된 단축모형($g = h = m = 1$)의 적합도를 알아보았다. 이 최종 단축모형의 $G^2(2) = 0.5774$ ($p=0.7492$)로 피팅이 잘 되었다. 두 개의 상위 단축 모형과 비교하면 각기 증분 $G^2(1) = 0$ ($p=0.999$), 증분 $G^2(1) = 0.5250$ ($p=0.4689$)로 유의하지 않아 마지막 단축모형이 두 상위 단축 모형을 대신할 수 있는 단축모형임을 알 수 있었다. 최적의 해는 $k = 0.1931$, $g = m = h = 1 = 0.6908$ 로 나왔다. 즉 19% 정도의 경우 인과구조를 읽지 못해 기본값인 Or 구조라고 답하며, 인과구조를 읽어내는 경우 정확하게 인과구조를 파악하는 비율은 제시방식이나 인과구조에 상관없이 약 69% 정도라고 추정하는 모형이 실험 1의 결과를 잘 설명할 수 있다는 것이었다.

실험 1의 결과를 요약하면, 정답율에 대한 변량분석에서는 인과 구조 간 정답률이 유의하게 차이가 났고, 제시방식에 따른 정답율의 차이는 유의하지 않았다. 그러나 과제 수행 시 수반하는 처리과정에 대해 분석하기 위해서 실시한 Multinomial Processing Tree Modeling에서는 빈도자료에서 정확하게 인과구조를 파악하는 정도를 인과구조나 제시방식에 상관없이 같게 추정한 모형의 적합도가 조건별로 진단율을 다르게 가정한 완전 모형의 적합도와 차이가 없었다. 즉 정답율의 차이는 인과구조나 제시방식에 따라 빈도자료에서 정확하게 인과구조를 파악하는 정도가 다른

2) 두 번째 단축모형에서 And 구조를 기본값으로 가정하여 모델링하였더니 $G^{2(1)} = 14.777$ ($p=0.0001$), $k=0.0000$ $g=m=0.6675$ $h=1=0.6370$ 로 추정되어 적합도가 낮았다. 즉 And 구조가 default 구조로 작동하지 않는다는 것을 의미하는 결과를 보여주었다.

것에서 비롯된 것이 아니라 빈도자료에서 인과구조를 파악하지 못할 경우 계산적으로 간단한 인과구조인 Or 구조로 답하는 반응경향성에서 비롯되었을 가능성을 시사하였다. 그리고 이 시사점은 연쇄구조와 And 구조의 자료를 보여준 조건에서 오반응을 한 경우 대부분 Or 구조라고 답한 것과 잘 부합된다. 그리고 진단율이 69%라는 것은 Or 구조 자료를 보고 And 구조라고 잘 못 판단한 부분을 설명할 수 있다.

실험 2. 친숙한 사건

서론에서 서술했듯이 Perales 등(2007), Waldmann과 동료들(Waldmann, 2007; Waldmann & Hagmayer, 2001; Waldmann et al., 1995; Waldmann & Martignon, 1998)은 친숙한 인과 도식이 있는 경우 빈도자료와 상관없이 인과도식에 맞는 인과판단을 하는 경향이 있음을 보여주었다. 실험 2에서는 인과도식이 인과 관계 판단에 얼마나 영향을 미치는지를 알아보았다. 이를 알아보기 중성적 사건과 친숙한 사건 각각에 대해 인과도식이 빈도 자료와 일치하는 조건과 일치하지 않은 조건의 네 조건에서 인과 판단을 하게 하였다. 실험 1에서 사용한 인과 구조 중에서 연쇄 구조의 정답률이 너무 낮아서 실험 2에서는 Or 구조와 And 구조만 사용하였다. 또한 실험 1에서 제시 조건간의 차이가 없어서 실험 2에서는 리스트 형식만 사용하였다.

서론에서 서술했듯이 인과도식의 영향이 크면, 참여자가 가지고 있는 인과 구조가 빈도 데이터와 일치하지 않았을 때 인과관계 판단은 인과도식에 부합하는 관계로 판단할 것으로 예상하였다.

방 법

설계

2(친숙도: 중성, 친숙) x 2(일치 여부: 일치/ 불일치) x 2(인과 구조: Or/And)의 3요

인 설계로, 친숙도와 일치여부는 피험자 간 변인이었고 인과구조는 피험자 내 변인이었다.

참가자

성균관대학교에서 심리학 관련 과목을 수강하는 대학생 184명이 실험에 참가하였다. 실험의 4가지 조건에 각각 46명씩 무선적으로 배정되었다.

재료와 도구

빈도 자료는 실험 1의 리스트 형식으로 제시됐다. 중성 자극에 대한 커버스토리는 실험 1의 사건들을 그대로 사용했지만 사건들 간의 인과관계에 대한 가설을 알려주어 인과도식으로 작동하게 했다. 친숙 사건에서 Or 구조로는 항공 사고(원인은 기상악화 또는 기체 부품결함)가 사용되었고, And 구조로는 화재사고(원인은 불씨와 가연물질)가 사용되었다. 그리고 실험 2에서는 Or 구조와 And 구조만 사용하였다. 이 점을 제외한 나머지 부분은 실험 1과 같았다.

절차

실험 1의 절차와 같았다.

결과 및 논의

정반응율

빈도 자료의 인과구조에 맞는 구조를 답한 정답수에 대해 3요인 부분 반복설계 변량분석을 실시하였다. 그림 3에서 볼 수 있듯이 인과구조의 주효과와, $F(1, 180) = 12.041, p < 0.001$, 인과 도식과 자료 간의 일치여부의 주효과가 유의하였다,

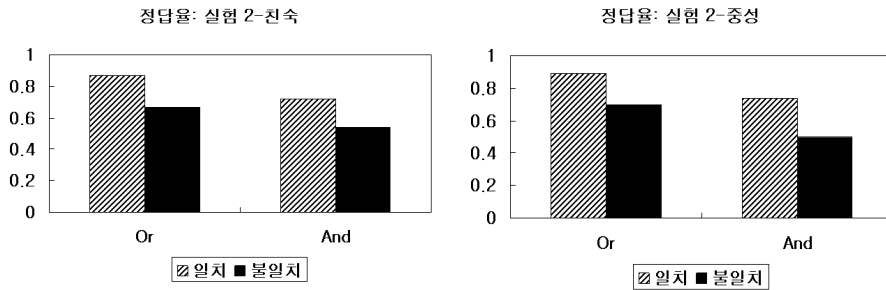


그림 3. 정확 반응수: 실험 2

$F(1, 180) = 18.362, p < 0.001$. 다른 주효과나 상호작용효과는 유의하지 않았다. 실험 1과 마찬가지로 Or 구조의 정답율이 높았고, 인과도식과 자료가 일치할 때 정답율이 높았다. 인과도식과 자료가 일치하지 않을 때 정답율이 낮았다는 것은 인지도식이 인과판단에 영향을 미친다는 Perales 등(2007), Waldmann과 동료들 (Waldmann, 2007; Waldmann & Hagmayer, 2001)의 연구와 일치하는 것이었다. 실험 2에서 친숙도와 일치 여부의 상호작용 효과는 전혀 나타나지 않았는데, 중성 조건에서 제공한 인과 정보가 친숙하지는 않지만 특정 인과도식을 활성화시키기에 충분하였기 때문일 수 있다. 조건 추리 연구를 다룬 Cheng과 Holyoak(1985)의 연구를 보면 특정 도식의 근거를 알려주면 그런 정보를 주지 않았던 경우에 비해 특정 도식의 활용도가 급격하게 향상하였다. 실험 2의 중성 조건에서 특정 인과구조를 활성화시키기 위해 제공한 정보가 그런 역할을 하였을 것으로 추정된다.

MPT 피팅

실험 1과 같은 방법으로 모델 피팅하였다. 완전 모형에서는 도식 조건별로 인과도식에 의해 인과구조를 결정하는 과정과 인과도식과는 무관하게 빈도자료에서 상향적으로 인과구조를 읽는 두 가지 경로를 가정하였다. 인과도식에 의해 결정하는 경우로 네 가지 경우를 상정하였다. 즉 친숙 사건의 or 인과도식에 의한 구조 결정(a), 친숙 사건의 and 인과도식에 의한 구조 결정(e), 중성 사건의 or 인과도식에 의한 구조 결정(n), 중성 사건의 and 인과도식에 의해 가설에 의한 구조 결정(z)의 네

가지 경우를 상정하였다. 상향식 결정경로에는 세 가지 모수를 상정하였는데, 인과구조를 읽지 못하고 or 구조가 기본적으로 작동한 경우(k), 상향식 결정에서 Or 구조를 정확하게 읽어 낸 경우(g)와 상향식 결정에서 And 구조를 정확하게 읽어 낸 경우(m)의 세 가지 모수를 상정하였다. 실험에서 나온 16개의 관찰들은 이 7개의 모수의 조합으로 표현된다. MPT 피팅에 사용한 완전 모형은 그림 4에 제시하였다.

$$p(\text{"OR"} / \text{중성-일치-OR}) = n + (1-n) * (k + (1-k) * g)$$

$$p(\text{"AND"} / \text{중성-일치-OR}) = (1-n) * (1-k) * (1-g)$$

$$p(\text{"AND"} / \text{중성-일치-AND}) = z + (1-z) * (1-k) * m$$

$$p(\text{"OR"} / \text{중성-일치-AND}) = (1-z) * (k + (1-k) * (1-m))$$

$$p(\text{"OR"} / \text{중성-불일치-OR}) = (1-z) * (k + (1-k) * g)$$

$$p(\text{"AND"} / \text{중성-불일치-OR}) = z + (1-z) * (1-k) * (1-g)$$

$$p(\text{"AND"} / \text{중성-불일치-AND}) = (1-n) * (1-k) * m$$

$$p(\text{"OR"} / \text{중성-일치-AND}) = n + (1-n) * (k + (1-k) * (1-m))$$

$$p(\text{"OR"} / \text{친숙-일치-OR}) = a + (1-a) * (k + (1-k) * g)$$

$$p(\text{"AND"} / \text{친숙-일치-OR}) = (1-a) * (1-k) * (1-g)$$

$$p(\text{"AND"} / \text{친숙-일치-AND}) = e + (1-e) * (1-k) * m$$

$$p(\text{"OR"} / \text{친숙-일치-ND}) = (1-e) * (k + (1-k) * (1-m))$$

$$p(\text{"OR"} / \text{친숙-불일치-OR}) = (1-e) * (k + (1-k) * g)$$

$$p(\text{"AND"} / \text{친숙-불일치-OR}) = e + (1-e) * (1-k) * (1-g)$$

$$p(\text{"AND"} / \text{친숙-불일치-AND}) = (1-a) * (1-k) * m$$

$$p(\text{"OR"} / \text{친숙-불일치-AND}) = a + (1-a) * (k + (1-k) * (1-m))$$

모델 피팅의 결과는 다음과 같았다. 완전 모형의 $G^2(1) = 0.1184 (p = 0.7306)$ 로 1보다 작아 모델링이 잘 이루어졌다고 할 수 있다. 각 매개 변수들 값을 살펴보면, $n = 0.2504$, $z = 0.1830$, $a = 0.1730$, $e = 0.1915$, $k = 0.2531$, $g = 0.7936$, $m = 0.8984$ 로, 인과도식에 의해 추정하는 경우가 17% - 25%이고, 상향식 처리에서 인과구조를 읽지 못해 기본값으로 답하는 비율(k)이 25% 정도인 것으로 추정되었다. 그리고 나름대로 빈도 자료에서 인과구조를 읽어내려 한 경우 정확하게 인과구조를 파악한

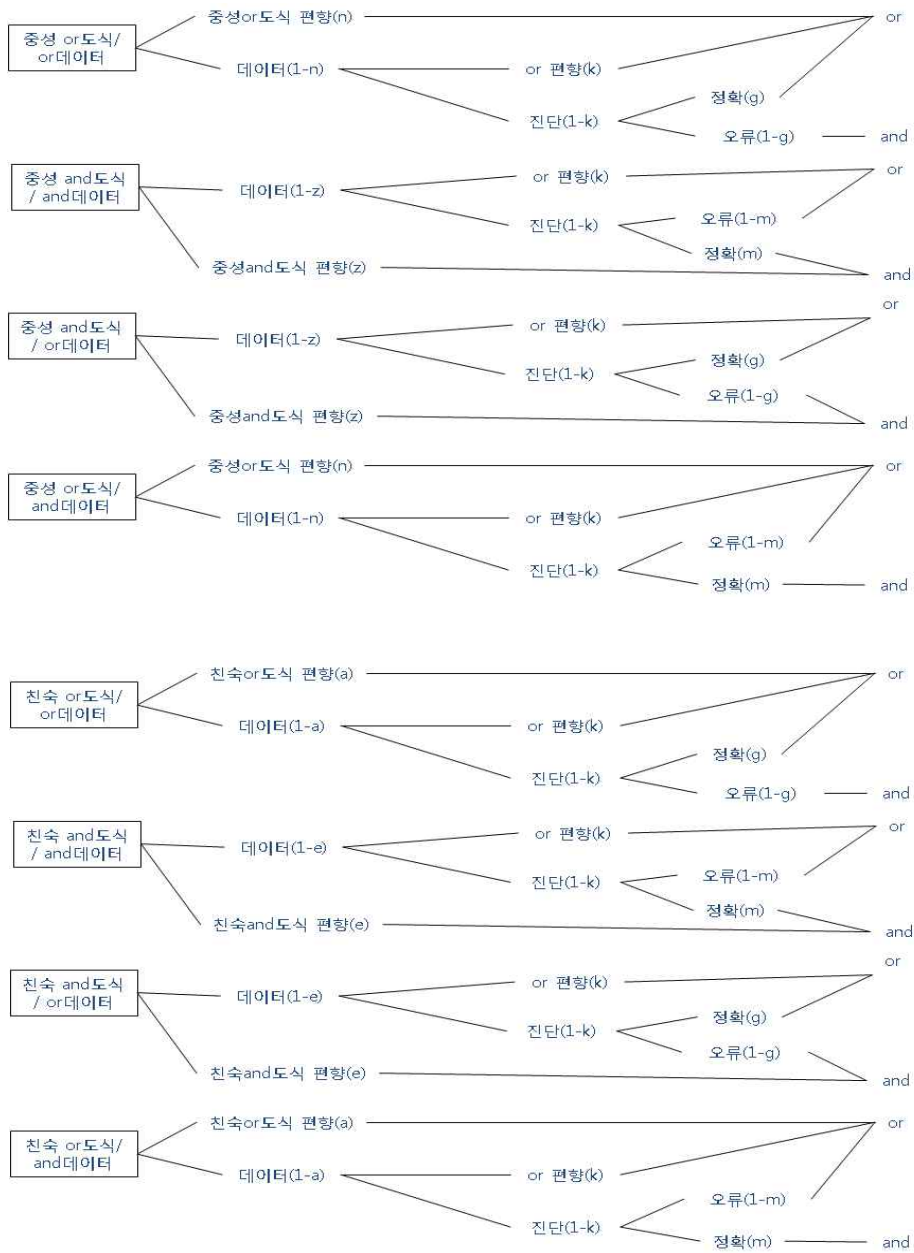


그림 4. 실험 2의 MPT 피팅에서 사용한 완전 모형. 괄호 속의 영어 소문자는 모수를 의미함

비율(진단율)을 79%와 89%로 추정하면 전체 결과를 잘 설명할 수 있었다. 실험 2에서는 다섯 가지 단축모형을 구성해서 모델 피팅을 실시하였다.

첫 번째 단축모형은 And 구조와 Or 구조의 진단율을 같다고($g = m$) 가정한 모형이다. 이 모형의 $G^2(2)=0.1184(p=0.9424)$ 으로 1보다 작고, 완전모형과의 G^2 값의 차이도 유의하지 않아 ($\Delta G^2(1) = 0, p=0.9998$) 완전모형을 대체할 수 있다. 각 매개 변수들 값을 살펴보면, $n = 0.2560, z = 0.1830, a = 0.1855, e = 0.2009, k = 0.1753, g = m = 0.8143$ 으로 인과도식에 의해 추정하는 경우가 18% - 25%이고, 상향식 처리에서 인과구조를 읽지 못해 기본값으로 답하는 비율(k)이 18% 정도인 것으로 추정되었다. 그리고 빈도 자료에서 인과구조를 읽어내려 한 경우 정확하게 인과구조를 파악한 비율(진단율)을 81%로 추정하면 전체 결과를 잘 설명할 수 있었다. 모델 피팅에서 두 인과구조의 진단율을 같게 추정해도 자료를 잘 설명할 수 있다는 것은 인과구조에 따라 정답율이 다른 것이 진단율이 다른 것에서 비롯된 것이 아닐 수 있다는 것을 시사하였다.

두 번째 단축모형은 중성도식과 친숙도식에서 인과도식에 의해 추정하는 정도를 같은 값으로($n=a, z=e$) 가정한 모형이다. 이 모형의 $G^2(3)=0.3829(p=0.9437)$ 으로 1보다 작고, 완전모형과의 G^2 값의 차이도 유의하지 않아($\Delta G^2(2) = 0.2644, p=0.8761$) 완전모형을 대체할 수 있다. 각 매개 변수들 값을 살펴보면, $n = a = 0.2063, z = e = 0.1855, k = 0.2492, g = 0.7915, m = 0.8939$ 으로 인과도식에 의해 추정하는 경우가 19%와 21%이고, 상향식 처리에서 인과구조를 읽지 못해 기본값으로 답하는 비율(k)이 25% 정도인 것으로 추정되었다. 그리고 빈도 자료에서 인과구조를 읽어내려 한 경우 정확하게 인과구조를 파악한 비율(진단율)을 79%와 89%로 추정하면 전체 결과를 잘 설명할 수 있었다.

세 번째 단축모형은 And 구조와 Or 구조에서 인과도식에 의해 추정하는 정도를 같은 값으로 ($n=z, a=e$) 단축한 모형이다. 이 모형의 $G^2(3)=0.3598(p=0.9484)$ 으로 1보다 작고, 완전모형과의 G^2 값의 차이도 유의하지 않아($\Delta G^2(2) = 0.2413, p=0.8863$) 완전모형을 대체할 수 있다. 각 매개 변수들 값을 살펴보면, $n = z = 0.2077, a = e = 0.1921, k = 0.2830, g = 0.7889, m = 0.9224$ 으로 인과도식에 의해 추정하는 경우가 19%와 21%이고, 상향식 처리에서 인과구조를 읽지 못해 기본값으로 답하는 비율(k)이 28% 정도인 것으로 추정되었다. 그리고 빈도 자료에서 인과구조를

읽어내려 한 경우 정확하게 인과구조를 파악한 비율(진단율)은 79%와 92%로 추정하면 전체 결과를 잘 설명할 수 있었다.

네 번째 단축모형은 친숙도나 인과구조에 상관없이 인과도식에 의해 추정하는 정도를 같은 값으로($n=z=a=e$) 단축한 모형이다. 이 모형의 $G^2(4)=0.3971(p=0.9827)$ 으로 1보다 작고, 완전모형과의 G^2 값의 차이도 유의하지 않아($\Delta G^2(3) = 0.2786, p=0.9640$) 완전모형을 대체할 수 있다. 각 매개 변수들 값을 살펴보면, $n=z=a=e = 0.2039, k= 0.2709, g= 0.7963, m= 0.9099$ 으로 추정되었다. 즉 인과도식에 의해 추정하는 경우가 20%이고, 상향식 처리에서 인과구조를 읽지 못해 기본값으로 답하는 비율(k)이 27% 정도인 것으로 추정되었다. 그리고 빈도 자료에서 인과구조를 읽어내려 한 경우 정확하게 인과구조를 파악한 비율(진단율)은 80%와 91%로 추정하면 전체 결과를 잘 설명할 수 있었다.

마지막으로 다섯 번째 단축모형은 친숙도나 인과구조에 상관없이 인과도식에 의해 추정하는 정도를 같은 값으로($n=z=a=e$) 가정하고, And 구조와 Or 구조의 진단율을 같다고($g = m$) 가정한 모형이다. 이 최종 단축모형의 $G^2(5)=0.3971(p=0.9954)$ 으로 1보다 작았고, 7개의 매개변수를 가정한 완전모형과의 G^2 값의 차이도 유의하지 않아($\Delta G^2(4) = 0.2786, p=0.9911$), 마지막 단축모형도 완전 모형을 대신할 수 있는 단축모형임을 알 수 있었다. 각 매개 변수들의 값은 $n= z= a= e = 0.1981, k= 0.1990, g= m= 0.8154$ 으로 추정되었다. 즉 인과도식에 의해 추정하는 경우가 20%이고, 상향식 처리에서 인과구조를 읽지 못해 기본값으로 답하는 비율(k)이 20% 정도인 것으로 추정되었다. 그리고 빈도 자료에서 인과구조를 읽어내려 한 경우 정확하게 인과구조를 파악한 비율(진단율)을 82%로 추정하면 전체 결과를 잘 설명할 수 있었다. 이는 변량분석에서 인과구조의 주효과가 유의하게 나온 것, 즉 Or 구조에서 정답율이 높았던 것은 상향처리에서 And 구조보다 Or 구조를 더 정확하게 파악한 때문이 아니라 상향처리에서 인과구조를 파악하지 못할 경우 기본값인 ,Or 구조라고 답했기 때문에 나타난 결과일 가능성을 시사하는 것이었다.

실험 2의 결과를 요약하면, 인과도식과 주어진 빈도 자료가 일치하는 조건이 불일치하는 조건 보다 유의하게 정답률이 높았고, 둘째, And 구조보다 Or 구조에서 정답율이 높게 나왔다. 과제 수행 중의 처리과정에 대한 분석을 하기 위해 실시한 Multinomial Processing Tree Modeling 결과는 인과도식과의 일치 여부는 실제로 영향

을 미쳤으나, Or 구조에서 정답율이 높게 나온 것은 Or 구조를 더 잘 파악한 때문이 아니라 인과구조를 파악하지 못할 경우 계산적으로 간단한 Or 구조로 짐작했기 때문에 나타난 현상일 수 있다는 것을 시사하였다.

종합 논의

세 사건들의 빈도 자료를 보고 인과관계를 판단하게 한 두 개의 실험에서 And 구조보다 Or 구조에서 정답율이 높고, 인과 도식이 주어질 경우 도식과 빈도자료가 일치하지 않는 경우보다 일치할 경우 정답율이 높다는 결과를 관찰하였다. Or 구조에서 정답율이 높게 나온 결과는 사람들이 직접 인과적으로 관련된 변인들간에서만 국소적으로 계산한다는 Fernbach와 Sloman(2009)의 주장을 지지하는 것으로 해석될 수 있으나, Multinomial Processing Tree Modeling을 이용한 모델 피팅 결과는 사람들이 Or 구조를 더 잘 파악하기 때문이 아니라 인과구조를 파악하지 못할 경우 Or 구조라고 짐작했기 때문에 나타난 현상일 가능성을 두 개의 실험에서 공통적으로 보여 주었다.

실험 2에서는 인과 도식이 활성화될 경우 빈도자료를 무시하고 인과도식에 맞게 인과관계를 판단하는 가능성이 있음을 정답율과 MPT 피팅에서 수렴적으로 확인하였다. 그러나 Waldman과 Hagmayer (2001)의 연구와는 달리 실험 2에서 인과영역의 친숙성에 따른 차이는 관찰되지 않았다. 실험 2에서 친숙성에 따른 차이가 나타나지 않은 것은 구체적인 사례로 주어지지 않더라도 사건들간의 인과를 특정 방향으로 활성화시킬 경우 빈도자료를 무시하고 도식적인 인과판단을 할 가능성이 있다는 것을 보여주는 것이었다. 구체적인 사건을 통해 인과도식을 활성화하는 것과 인과관계에 대해 정보를 주어 인과도식을 활성화시키는 것이 인과판단에 미치는 정도가 같은지에 대해서는 후속연구가 필요하다고 보인다.

본 연구는 세 사건들의 빈도 자료를 이용한 상향식 인과 판단에서 정답율에 대한 변량 분석뿐만 아니라 Multinomial Processing Tree Modeling을 이용하여 인과도식에 의한 하향처리 과정과 빈도 자료 해석에 의한 상향처리 과정이 어떻게 작동하는지에 대해 알아보았다는 점에 의의가 있다. MPT 모델 피팅 결과는 사람들이 빈

도 자료를 보고 인과 판단을 할 때 인과구조를 정확하게 파악하는 정도가 적어도 And 구조와 Or 구조 간에는 차이가 없을 가능성이 높으며, 인과구조를 파악하지 못할 경우 Or 구조라고 짐작하는 반응경향성이 있다는 것을 시사하는 결과를 보여주었다. 이 결과가 연쇄나 공통 원인과 같은 다른 유형의 세 사건의 인과 관계에서도 나타나는지 알아보는 연구가 필요한 것으로 보인다.

마지막으로 본 연구는 결과를 일반화하는데 두 가지 점에서 제한점을 가지고 있다. 하나는 빈도 자료 제시 방법 문제이다. 서론에서 서술하였듯이 빈도 자료를 온라인으로 제시하는 것과 본 연구에서처럼 리스트 형태로 제시하는 것은 인지적 처리 부담에서 큰 차이가 있다. 따라서 빈도 자료를 온라인형태로 제시하는 경우에도 본 연구와 같은 결과가 나올 것이라고 장담할 수는 없다. 그러나 인지적 부담이 적을 것으로 간주되는 본 연구에서도 가장 간단한 구조인 Or 구조로 인과 판단하는 것이 기본값으로 사용된 것으로 해석되는 결과를 얻었기 때문에, 온라인형태로 제시하여 처리 부담이 더 클 것으로 예상되는 경우 기본값적인 판단을 할 가능성은 더 커질 수 있을 것으로 추정할 수 있다. 이를 밝혀주는 후속연구가 필요한 것으로 보인다. 두 번째 제한점은 본 연구에서는 참가자의 인지적 부담을 줄이기 위해 결과사상이 무엇인지 알려주었다는 점이다. 인과판단에서는 어느 것이 원인인지 결과인지를 파악하는 것이 우선 해결되어야 하는데, 이는 본 연구의 관심사가 아니었을 뿐만 아니라 참가자에게 너무 큰 인지적 부담을 줄 것으로 판단해서 본 연구에서는 결과사상이 무엇인지 알려주었다. 어느 사건이 원인이고 결과인지 판단하는 부담이 추기로 주어지는 경우에도 같은 결과가 나올지 알아보는 후속연구가 필요한 것으로 보인다.

참고문헌

- Ahn, W., Kalish, C. W., Medin, D. L., & Gelman, S. A. (1995). The role of covariation versus mechanism information in causal attribution. *Cognition*, *54*, 299-352.
- Buehner, M. J., Cheng, P. W., & Clifford, D. (2003). From covariation to causation: A test of the assumptions of causal power. *Journal of Experimental Psychology: Learning*

- Memory, and Cognition*, 29, 1119-1140.
- Cheng, P. (1997). From covariation to causation: A causal power theory. *Psychological Review*, 104, 367-405.
- Cheng, P. W., & Holyoak, K. J. (1985). Pragmatic reasoning schemas. *Cognitive Psychology*, 17, 391-416.
- Cheng, P. W., & Novick, L. R. (1992). Covariation in natural causal induction. *Psychological Review*, 99, 365-382.
- Danks, D. (2005). "The Supposed Competition Between Theories of Human Causal Inference." *Philosophical Psychology*, 18.
- Dickinson, A. (2001). Causal learning: Association versus computation. *Current Directions in Psychological Science*, 10, 127-132.
- Fernbach, P. M., & Sloman, S. A. (2009). Causal learning with local computations. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 35, 678-693.
- Hume, D. (1977). *An enquiry concerning human understanding*. Indianapolis, IN: Hackett.
- Jang, Y. & Nelson, T. O. (2005). How many dimensions underlie judgments learning and recall? Evidence from state-trace methodology. *Journal of Experimental Psychology: General*, 134, 308-326
- Johnson-Laird, P. (1983). *Mental models: Towards a cognitive science of language, inferences, consciousness*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Klauer, K. C., Musch, J., & Naumer, B. (2000). On belief bias in syllogistic reasoning. *Psychological Review*, 107, 852-884.
- Lagnado, D. A., & Sloman, S. A. (2004). The advantages of timely intervention. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 30, 856-876.
- Moshagen, M. (in press). multiTree: a computer program for the analysis of multinomial processing tree models. *Behavior Research Methods*
- Novick, L. R., & Cheng, P. W. (2004). Assessing interactive causal inference. *Psychological Review*, 111, 455-485.
- Pearl, J. (2000). *Causality: Models, reasoning and inference*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.

- Perales, J. C., Catena, A., Maldonado, A., & Candido, A. (2007). The role of mechanism and covariation information in causal belief updating. *Cognition*, 105, 704-714.
- Rescorla, R. A., & Wagner, A. R. (1972). A theory of Pavlovian conditioning: Variations in the effectiveness of reinforcement and nonreinforcement. In A. H. Black & W. F. Prokasy (Eds.), *Classical conditioning II: Current theory and research* (pp.64-99). New York: Appleton-Century-Crofts.
- Riefer, D. M., & Batchelder, W. H. (1988). Multinomial modeling and the measurement of cognitive processes. *Psychological Review*, 95, 318-339
- Shanks, D. R., & Dickinson, A. (1987). Associative accounts of causality judgment. In G. H. Bower (Ed.), *The psychology of learning and motivation: Advances in research and theory* (Vol. 21, pp.229-261). San Diego, CA: Academic press
- Steyvers, M., Tenenbaum, J. B., Wagenmakers, E. J., & Blum, B. (2003). Inferring causal networks from observations and interventions. *Cognitive Science*, 27, 453-489.
- Tenenbaum, J. B., Griffiths, T. L. (2003). Theory-based causal induction. In S. Baker, S. Thrun, & K. Obermayer (Eds.). *Advances in neural information processing systems* (Vol. 13, pp.35-42). Cambridge, MA: MIT Press.
- Waldmann, M. R. (2007). Combining versus analyzing multiple causes: How domain assumptions and task context affect integration rules. *Cognitive Science*, 31, 233-256.
- Waldmann, M. R., Holyoak, K. J., & Fratianne, A. (1995). Causal models and the acquisition of category structure. *Journal of Experimental Psychology: General*, 124, 181-206.
- Waldmann, M. R., & Hagmayer, Y. (2001). Estimating causal strength: The role of structural knowledge and processing effort. *Cognition*, 1, 27-58.
- Waldmann, M. R., & Martignon, L. (1998). A Bayesian network model of causal learning. In M. A. Gernsbacher & S. J. Derry (Eds.), *Proceedings of the twentieth annual conference of the Cognitive Science Society* (pp.1102-1107). Mahwah, NJ: Erlbaum.

1 차원고접수 : 2009. 11. 6

2 차원고접수 : 2010. 1. 8

최종게재승인 : 2010. 2. 4

(*Abstract*)

Inferring the Causal Relationship between Three Events

Kyung Soo Do

Jae Hyuk Choi

Sungkyunkwan University

Two experiments were conducted to explore whether the Or structure works as a default causal model in inferring the causal structure from the contingency data. The contingencies of three unfamiliar variables were used in Experiment 1. Participants inferred the Or structure quite well from the OR data, but incorrectly inferred the Or structure from the And data for about a little less than half of the time, and almost always inferred the Or structure from the chain data. The results suggested that the Or interpretation can be the default causal model. The prevalence of the Or interpretation from the contingency data was reported even when the three variables were familiar ones in Experiment 2. Multinomial modeling performed on the results of the two experiments strongly suggested that the Or interpretation work as a default causal model.

Keywords : *causal judgment, causal knowledge, multinomial tree model*