

# 국내 교통사고 예측

양희중\*

\*청주대학교 산업공학과

## Predicting traffic accidents in Korea

Hee-Joong Yang\*

\*Dept. of Industrial Engineering, Cheongju University

### Abstract

We develop a model to predict traffic accidents in Korea. In contrast to the classical approach that mainly uses regression analysis, Bayesian approach is adopted. A dependent model that incorporates the data from different kinds of accidents is introduced. The rate of severe accident can be updated even with no data of the same kind. The data of minor accident that can be obtained frequently is efficiently used to predict the severe accident.

**Keywords :** traffic accident, forecasting model, accident prediction, bayesian statistics, influence diagrams

### 1. 서론

교통사고는 현대 생활 중에 우리 주변에 늘 발생하는 피할 수 없는 사고이다. 도로 교통공단 자료에 의하면 2008년도 만해도 21만 5800여건의 교통사고가 발생했으며 이로 인한 사망자 수는 5800여명에 이르고 있다. 이는 차량 1만대 당 2.8명, 인구 10만 명당 12.1명에 해당하는 것으로서 2007년의 3.1명, 12.7명에 비해 다행히 다소 줄어드는 경향에는 있다. 그러나 2009년도 OECD 평균인 차량 1만대 당 1.5명, 인구 10만 명당 9.3명에 비해 아직 많은 수치이다. 교통사고로 인한 피해는 이렇게 엄청남을 알고 있으면서도 현대 사회를 살면서 교통수단의 이용은 피할 수 없는 생활의 일부이기 때문에 교통사고를 완전히 근절할 수는 없는 것이다. 단지 교통사고에 대한 철저한 분석을 통해 사고 발생을 올바르게 예측하고 궁극적으로 사고를 감소시킬 수 있는 방안 모색에 힘써야 할 것이다.

본 논문에서는 교통사고와 관련된 요인들의 상관관계 여부를 분석하고 추후 발생할 수 있는 교통사고율

을 예측하는 모형 개발에 중점을 둔다. 특히 교통사고를 그 피해 정도에 따라 소형과 대형사고로 구분하고 각 유형의 사고 예측을 할 수 있는 모형을 개발한다.

사고 한 건 한 건에 포함되어 있는 정보를 최대한 활용하기 위하여 각기 다른 유형의 사고 자료도 서로 연관 지어 활용하여 자료 활용성을 최대화 할 수 있는 모형을 개발한다. 그리하여 사고 예측에 대한 불확실성을 감소시켜 보다 신뢰성 있는 예측결과를 획득할 수 있도록 한다. 이러한 모형은 추후 교통사고 뿐 아니라 기타 안전사고 및 자연재해의 예측에도 그 기본 논리가 활용될 수 있을 것이다.

### 2. 기존 연구 동향

그동안 교통사고 예측에 관한 연구는 활발히 이루어지고 있었다. 이기영 등은 사상자 수를 종속변수, 운전 및 도로 요인을 설명변수로 하여 회귀분석을 하였다 [1,2]. 이 때 모형 식으로서 포아송 및 음이항 회귀식을 사용하였다. 강정규 등은 호남고속도로에서의 사고 예측을

† 교신저자: 양희중, 충북 청주시 상당구 내덕동 36 청주대학교 산업공학과

M · P: 019-456-8188, E-mail: hjyang@cju.ac.kr

2010년 11월 2일 접수; 2011년 3월 8일 수정본 접수; 2011년 3월 8일 게재확정

<표 1> 교통사고 주요 연구 사례

연구자	예측대상	사용 기법	사용 분포
이기영	도로 사상자	회귀분석	음이항분포
강정규	고속도로사고	중회귀분석	
Bonneson	교차로사고	회귀분석	음지수분포
김원철	교차로사고	다중회귀분석 퍼지이론	
이재명	도로상 사고	회귀분석 CART분석	
한상진	도로상 사고	회귀분석 Hauser분석	음이항분포

위해 중회귀 분석을 이용하였으며 그 결정계수는 0.432 ~ 0.696 에 이르렀다[3]. Bonneson등은 교차로에서의 교통사고를 음지수분포를 활용하여 예측하였다[4]. 이수범 등은 도로특성에 따른 교통사고 예측 모형을 개발하였으며 이 때 역시 회귀분석법을 사용하였다[5]. 이재명 등은 CART 분석을 이용하여 교통사고 예측모형을 개발하였다[6]. 여기서는 도로 기하구조 요인과 교통사고간의 관계 규명을 위하여 회귀모형과 CART 분석모형을 비교하였다. 한상진 등은 음이항분포 모형에서 최우추정법으로 모수를 추정하는 Hauer 방법을 소개하였다[7]. 김원철 등은 다중회귀이론, 퍼지이론 등을 이용하여 예측모형을 구축하였다[8]. 이상의 주요 연구를 표로 정리하면 위의 <표 1>과 같다.

위에 볼 수 있듯이 기존의 연구에서는 사고 예측과 관련된 인자들과의 상관분석이 주로 행해졌으며 앞으로의 사고 예측을 위해서는 대다수 회귀분석기법을 활용하고 있다. 또한 구축된 모델이 어느 특정한 유형의 사고 예측에만 활용되고 있고 서로 다른 유형의 사고 발생에 정보를 제공할 수 있는 모형이 연구되지 않고 있다.

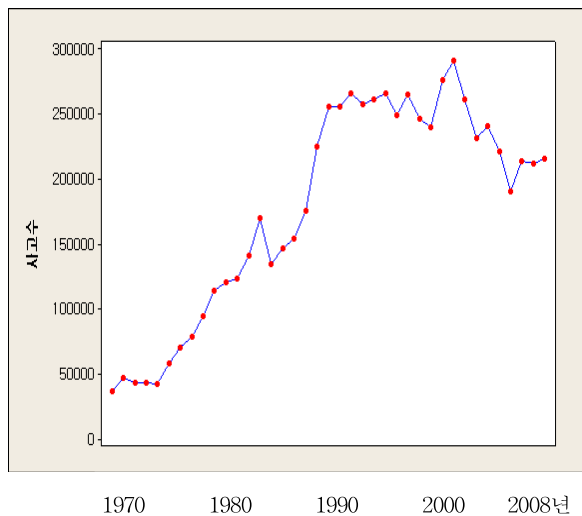
### 3. 교통사고 자료 분석

본 절에서는 현재 수집되어 있는 교통사고 자료를 면밀히 분석하여 어떠한 추세로 변화하고 있고 여러 요인들과 어떻게 연관이 되어있는지 분석한다. 본 논문에서 교통사고는 인명피해를 동반한 사고만을 포함시킨다. 교통사고를 그 심각성에 따라 소형사고와 대형사고로 분류하는데 그 기준의 우리나라 경찰청의 분류 기준을 따른다. 이에 따라 소형 사고는 사망자수 2명 이내, 혹은 부상자수 19명 이내를 포함한 사고로 정의하고 대형 사고는 사망자 수 3명이상, 혹은 부상자수 20명 이상이 포함된 사고로 정의한다.

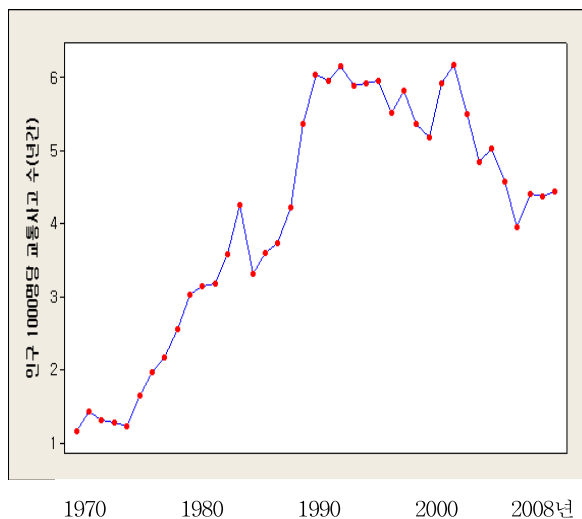
### 3.1 연간 교통사고 수 분석

아래 [그림 1]에서 [그림 4]까지는 2009년 경찰청 자료에서 사고 수를 발췌하여 그래프로 나타낸 것이다[9].

그 자료의 요약은 부록1에 첨부되어 있다. [그림 1]에서 보는 바와 같이 연간 전체 교통사고 수는 1970년부터 꾸준히 증가하다가 1980년대 후반부터 그 증가세가 멈추고 1990년대 후반부터는 오히려 감소세로 돌아서고 있다. 그러나 최근 들어서는 그 감소폭이 줄어들다가 사고 수가 더 이상 감소하지 않고 비슷한 수준에 머물러 있는 상황이다. 교통사고 수에 영향을 주는 주요 인자로는 인구, 자동차수, 도로 길이 등을 들 수 있다. 아래에서는 이러한 인자들과 교통사고수와와의 관계를 분석한다.



[그림 1] 연간 교통사고 수



[그림 2] 인구 1000명 당 교통사고 수

### 3.2 인구 증가에 따른 교통사고수의 변화

[그림 2]는 인구 1000명당 연간 교통사고 수를 나타내고 있다. 여기서 재미있는 현상을 확인할 수 있다.

사고수의 증가 패턴이 그림 1과 거의 동일하다는 것이다. 이는 교통사고가 인구의 증가에 따라 단순 증가하는 것이 아니라 인구 당 사고 수 자체가 증가하고 있다는 사실을 보여주고 있다. 이는 1970년대 이후 산업화 및 도시화를 통해 전체 인구 중 점점 더 많은 비율이 교통수단을 사용함으로써 나타나는 현상으로 해석할 수 있다.

### 3.3 차량 수 증가에 따른 교통사고 수의 변화

차량 당 사고 수는 1970년대 중반까지 들쭉날쭉하다가 1980년대부터는 꾸준히 감소하는 추세에 있다.

[그림 3]은 차량 1000대당 사고 수를 보여주고 있다.

[그림 2]에서 인구 당 사고수가 증가하는 동안에도 차량 당 사고 수는 감소하고 있다. 차량의 증가가 반드시 교통사고의 증가로 이어지는 것은 아니라는 것을 확실히 보여주고 있다. 여기에는 1980대 말부터 자가 운전자 수의 증가와 교통안전 교육의 활발한 홍보 등으로 인해 국민들의 안전 운전 성향이 높아지고 이의 효과가 가시적으로 나타나고 있는 것으로도 볼 수 있다. 그러나 2000년대 들어서는 감소의 폭이 줄고 있어 감소 포화상태 (saturation) 에 이르고 있음이 눈에 띈다.

[그림 1, 2, 3] 모두에서 교통사고의 감소 성향을 확인할 수는 있지만 2000년대 들면서는 그 감소폭이 현저하게 줄고 있음을 동시에 확인할 수 있다. 따라서 꾸준한 감소폭을 유지하기 위해서는 과거의 교통안전 문화

유지 및 교통안전 홍보를 뛰어 넘든 더욱 새롭고 혁신적인 교통안전 대책 및 문화 정책이 절실히 필요한 시점이라 하겠다.

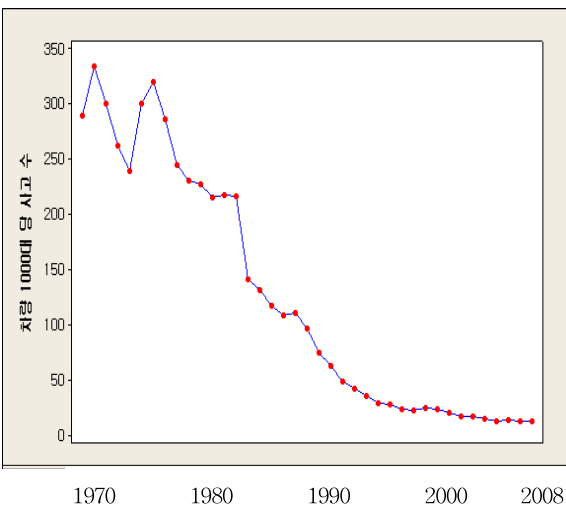
### 3.4 도로 길이 증가에 따른 교통사고 수의 변화

[그림 4]에서 보듯이 도로 길이 당 사고 수는 1990년을 기점으로 현저히 감소하고 있다. 앞의 그림들에서도 1990년대에 들면서 교통사고 수 자체가 감소하고 있는 것을 볼 수 있다. 한편 우리나라 도로의 길이는 지속적으로 늘어나고 있고 따라서 도로 길이 당 사고 수는 감소하는 추세이다.

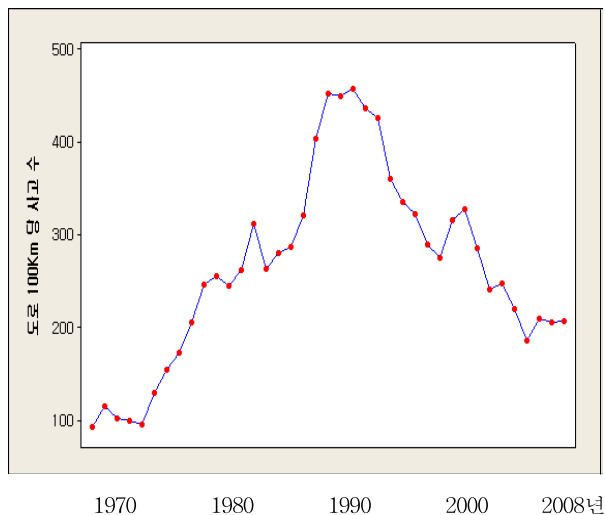
## 4. 새로운 예측기법의 개발

사고 자료를 면밀히 분석하면 국가 전체 도로의 길이도 늘고 있지만 자동차 수는 더욱 큰 폭으로 늘고 있기 때문에 자동차도로는 도로 길이의 증가에도 불구하고 점점 더 자동차로 포화되어가고 있다. 이는 분명히 교통사고의 다발 요인이 될 수도 있다. 그러나 앞 절에서 보았듯이 자동차 수 자체가 교통사고 수에 큰 영향을 미치지 않고 있으며 따라서 국가 전체의 교통사고를 감소 요인이 도로 포화로 인한 증가 요인을 충분히 상쇄하고 있다고 볼 수 있다.

[그림 1]에서 [그림 4]까지의 분석결과를 종합해볼 때 우리나라의 연간 교통사고는 증가세가 멈추고 감소세로 돌아선 것이 분명하다. 그러나 최근 들어서는 그 감소 현상이 두드러지게 나타나지 않고 정점에 머물러 있는



[그림 3] 차량 1000대 당 사고 수



[그림 4] 도로 100Km 당 사고 수

모습을 보이고 있다. 이러한 상태에서 앞으로의 사고예측을 회귀분석에 의존하는 것은 상당히 부적절하다. 그러나 위 2절에서 보듯이 국내의 교통사고 예측과 관련된 대다수의 연구는 회귀분석기법을 활용하고 있다. 회귀분석은 독립변수와 종속변수간의 관계를 함수식으로 설명하는데 유용한 기법이지 이를 외삽법을 이용하여 미래 사고를 예측하면 그 오차가 점점 커질 수밖에 없는 한계성을 갖고 있다.

교통사고처럼 상황에 따라 그 심각도가 다른 사고로 확산될 수 있는 사고의 분석에는 Fault tree, Event tree 등을 이용하여 사고의 확산 경위를 분석하는 방법들이 종종 사용되고 있다[10, 11, 12].

본 논문에서는 사고발생 및 대형사고로의 확산 과정을 상호연관도를 통해 도해하고 여기에 포함된 모델 파라미터를 실시간 보정하는 방법을 제시한다. Event tree, Fault tree 모형과 상호연관도와와의 통계적 관계는 양희중, Ross, Aitchison, 등 [12, 13, 14]에서 연구된 바 있다. 상호연관도 모형을 통해 사고 발생 및 확산과정을 명확히 이해하고 여기에 관련된 모델 파라미터의 사전 및 사후분포를 구하는데 중점을 둔다. 사전 분포 가정 후 자료가 입수 되는대로 실시간 사후분포가 구해지는 방법을 제시한다.

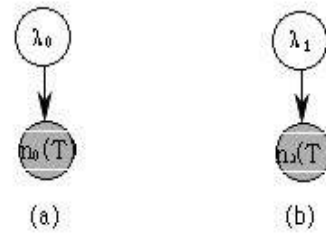
또한 발생 빈도가 상대적으로 낮지만 그 피해는 엄청난 대형사고의 보다 정확한 예측을 위해 소형사고의 자료도 활용할 수 있는 의존형 예측모형(dependent model)을 개발한다.

본 연구에서는 베이지안 기법을 이용하여 교통사고를 예측한다. 특히 자료가 입수되는 대로 사고예측을 실시간 보정해갈 수 있는 적응적 모형(adaptive model)을 개발한다. 이를 위해 상호연관도의 그래프도구를 활용하여 실시간 파라미터 보정이 쉽게 이루어질 수 있는 방법을 모색한다.

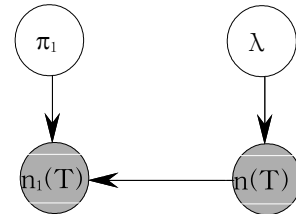
### 4.1 독립형 모델과 의존형 모델의 비교

교통사고 예측을 할 때 흔히 특정 유형의 사고 예측이 이루어진다. 이 경우는 간단히 아래 그림 5의 상호연관도로 설명될 수 있다. [그림 5]의 (a)와 (b)는 각기 소형사고, 대형사고의 예측모형이다.

여기서 10는 소형사고의 발생율, 11은 대형사고의 발생율을 나타낸다.  $n_0(T)$ , 와  $n_1(T)$ 는 각기 기간 T 동안 발생한 소형사고와 대형사고수를 나타낸다. 이 모델에서는 각 유형의 사고 자료를 입수하는 대로 각 유형의 실시간 사고 예측이 가능하다. 그러나 모델에서 볼 수 있듯이 서로 다른 유형의 사고는 상이한 형태의 사고에



[그림 5] 독립형 모델



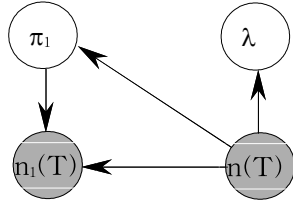
[그림 6] 상호 의존형 모델

전혀 영향을 미치지 않고 있다. 그렇지만 예를 들어 일반 교통사고 수는 증가 추세에 있지만 많은 인명 사고를 동반한 대형 사고는 그 증가세가 주춤한 상태일 경우 위 모형에 따르면 대형사고의 위험성이 점차 감소하고 있다는 결론에 도달하게 된다. 그러나 소형사고의 수가 증가하고 있는 현상이 대형사고와 결코 무관할 수 없는 것이기 때문에 소형사고가 증가 추세에 있다는 것은 대형사고 발생의 가능성을 높일 수도 있는 것이다. 따라서 소형사고의 자료도 대형사고의 예측을 위해 연관 지어질 수 있는 모형이 필요하다.

이러한 논리 하에 위의 [그림 6]의 상호 의존형 모델을 제시한다.

위 모형에서 1는 소형, 대형 등 각 유형의 사고를 망라한 전체 교통사고의 발생률을 나타낸다.  $n(T)$ 는 기간 T 동안의 전체 사고 수를 나타내고,  $n_1(T)$ 는 앞 절에서 정의된 대로 대형사고 수를 나타낸다. 사고의 유형을 그림 5에서처럼 크게 소형사고와 대형사고로 분류하는 경우 1는 10와 11의 합으로 표시될 수 있고  $n(T)$ 는  $n_0(T)$ 와  $n_1(T)$ 의 합으로 표시될 수 있다. 일단 교통사고가 발생률 1에 따라 발생하면 이 중 일부는 대형사고로 확산될 수 있다. 이 확률을  $p_1$ 이라한다. 위 모형에서 전체 사고 수  $n(T)$ 중 일부가 대형사고 수  $n_1(T)$ 가 됨을 볼 수 있다. 따라서 이 모델을 분석하면 소형 사고에 관한 자료만이 입수되더라도 소형은 물론 대형 사고에 대한 예측을 실시간 보정할 수 있다.

자료가 입수되면 아래 [그림 7]의 절차로 모델 파라미터가 보정된다. [그림 7]은 아래식의 사후분포 입수 과정을 나타낸다.



[그림 7] 파라미터 보정

$$p(\lambda, \pi_1 | n(T), n_1(T)) = \iint p(\lambda | n(T)) p(\pi_1 | n(T), n_1(T)) d\lambda d\pi_1$$

교통사고 발생률 l과 대형사고 확산 확률 p1의 사후 분포는 베이즈정리에 의해 사전분포와 우도를 이용해서 구해지며 이들의 결합분포는 separable updating theorem에 의해 각 각 사후분포의 곱으로 구해진다[15].

여기서 보듯이 사고 발생률 l은 전체 사고 수 n(T)에 의존하지만 대형사고로의 진행 확률 p1은 전체 사고 수와 함께 대형사고 수 n1(T)에도 의존함을 알 수 있다.

## 4.2 자료 분석 및 사고율 예측

### 4.2.1 전체 사고율 예측

위절에서 설명한 베이지안 예측기법에 따라 본 절에서는 실제 자료를 적용하여 교통사고율 예측을 한다. 교통사고 발생률 l의 사전 분포로서는 감마분포를 이용한다. 사고 발생율의 분포로서는 우측으로 치우친 대수 정규분포가 종종 이용된다. 그러나 감마분포도 이러한 모양의 분포에 대한 설명이 가능하며 모델 파라미터 보정과정에서 이항분포의 conjugate prior가되기 때문에 계산이 무척 수월해 지는 장점이 있다[15]. 따라서 본 논문에서는 아래와 같은 감마분포를 이용한다:

$$l \sim G(a, b)$$

$$p(\lambda) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \lambda^{\alpha-1} (1 - \lambda)^{\beta-1}$$

일정 기간 T 동안의 사고 발생 수 n(T)의 우도는 사고 발생률 l이 주어졌을 경우 포아송 분포를 따른다고 가정한다. 사고는 서로 다른 지역에서 독립적으로 발생하기 때문에 위의 가정이 정당화 될 수 있다:

$$n(T) | l \sim \text{Poisson}(l)$$

또한 대형사고로의 확산 확률 p1의 사전분포로는 베타분포를 이용한다. 베타분포는 0과 1사이의 거의 모든 모양의 분포를 설명할 수 있는 분포이기 때문에 확률

의 사전 분포로서 적절하다:

$$p1 \sim \text{Be}(a,b)$$

$$p(\pi_1) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} \pi_1^{a-1} (1 - \pi_1)^{b-1}$$

대형사고로의 확산 확률 p1과 전체사고 수 n(T)가 주어졌을 경우 대형사고 수 n1(T)의 우도는 이항분포로 가정한다. 역시 각 사고가 서로 독립적으로 대형사고로 확산되기 때문에 이항 분포의 가정이 타당하다고 할 수 있다:

$$n1(T) | n(T), p1 \sim \text{Bin}(n(T), p1)$$

다음으로는 사고 발생률 l의 사전분포인 감마분포의 파라미터 a, b의 값을 추정한다. 먼저 1970년부터 1975년까지의 자료로부터 사전 분포의 파라미터를 추정하고 매년 입수되는 자료로서 파라미터를 보정해간다. 1975년까지의 자료를 살펴보면 매년 사고 수가 증가하고 있고 1975년에는 58,000건 이상이 발생한 것을 볼 수 있다. 따라서 사전 분포의 평균 발생률이 연간 약 6만 건이 되도록 사전 분포의 파라미터 값을 잡는다. 같은 평균을 나타내더라도 어느 정도의 분산을 같으나에 따라 무수히 많은 조합의 사전분포를 설정할 수 있다. 그러나 사전분포에서 충분히 큰 분산 값을 허용하더라도 자료가 매년 입수되는 대로 그 분산이 급속히 감소하기 때문에 이를 고려하여 초기 파라미터의 값 a를 60,000, b를 10으로 설정한다.

연간 평균 교통사고율은 a/b 이고 분산은 a/b<sup>2</sup>가 된다. 또한 자료가 입수되는 대로 모델 파라미터의 값이 아래 식에 의해 보정된다:

$$a' = a + n(T)$$

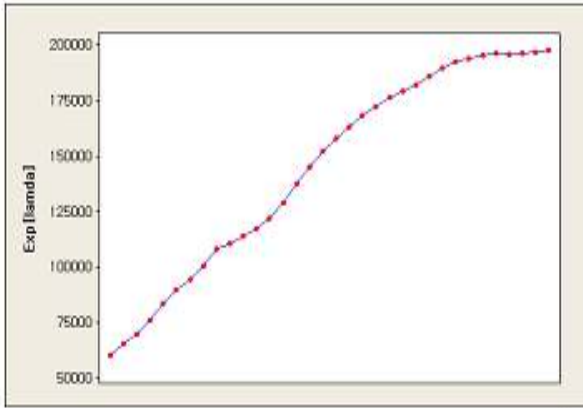
$$b' = b + T$$

위에서 '는 사후모델 파라미터를 나타낸다.

이와 같은 계산된 사후모델 파라미터 값은 부록2에 수록되어 있다.

앞에서 확인 됐듯이 교통사고율이 해마다 증가하다가 1990년대 이후 감소하고 있는 양상이 [그림 8]에 나타난다.

더욱 중요한 것은 [그림 9]를 보면 사고율에 대한 분산이 자료가 입수되는 대로 현저히 감소하고 있음을 알 수 있다. 위의 사후 파라미터 입수 과정을 통해 구해진 사고 발생율의 평균은 60,000에서 197,760으로 변화하였고 사고율의 분산은 6,000에서 581로 크게 감소되었음을 알 수 있다. 따라서 1975년에 비해 2008년도에는 그간의 자료를 이용해 불확실성이 현저히 감소된 사고율 추정을 할 수 있다고 볼 수 있다.

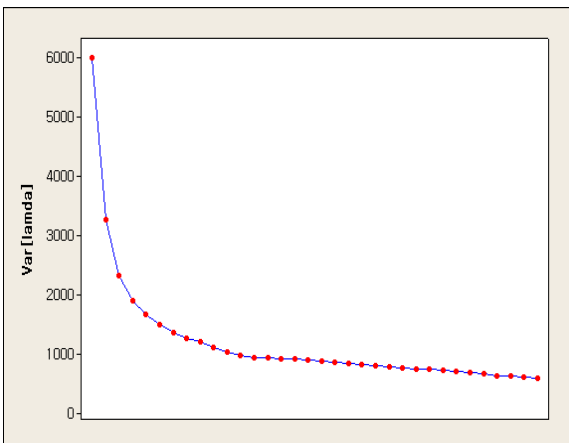


[그림 8] 연간 평균 교통사고율의 변화

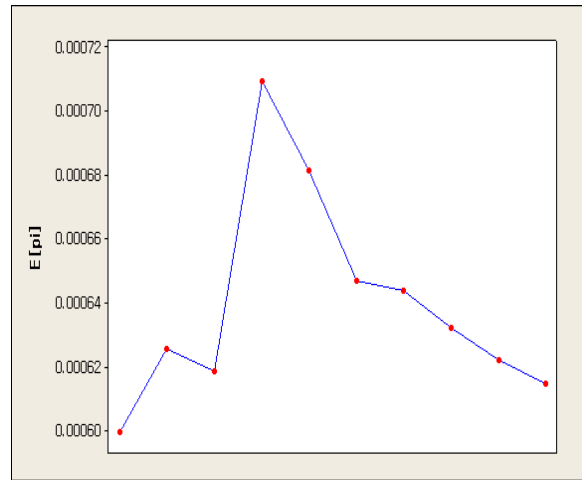
[그림 10]에서는 재미있는 현상을 목격할 수 있다.

1999년에는 연간 교통사고 수가 감소세를 나타내고 있는 기간이다. 그러나 이 후 2002년도까지 대형사고의 확률은 증가 추세에 있었다. 대형사고로 확산 확률은 2002년도에 정점에 이르렀고 다행히 그 이후 감소 추세로 돌아서고 있는 것이 명확히 보인다. [그림 11]에서도 확산 확률의 분산이 현저히 감소하고 있는 것을 보여주고 있다. 사전분포의 분산에 비해 2008년 현재 사후분포의 분산은 약 1/200로 감소하였다.

대형사고율은 일반사고율에 확산 확률이 곱해져서 구해지므로 구하고자 하는 사고의 유형에 따라 소형사고율을 예측할 수도 있고 여기에 본 절에서 구한 확산 확률을 곱해 대형사고율에 대한 예측도 할 수 있다.



[그림 9] 연간 사고율에 대한 분산



[그림 10] 연간 대형사고 확률의 평균

### 4.2.2 대형사고율 예측

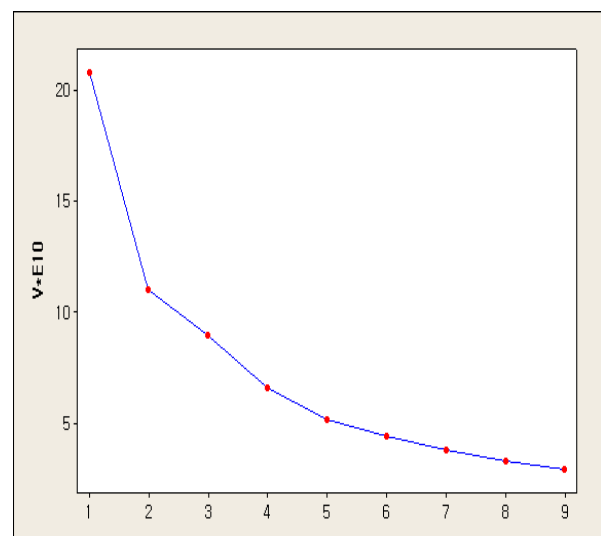
전체 사고 중 소형사고와 대형사고와의 구분된 자료는 1999년부터 존재한다. 따라서 1999년에 대형사고로의 확산 확률  $\pi_1$ 의 사전분포를 추정하고 그 이후 자료를 통해 이 확률을 보정한다. 대형사고로의 확산 확률  $\pi_1$ 의 사전분포로서는 앞에서 언급한대로 베타분포를 이용하며 그 파라미터 값으로서  $a=6, b=10,000$ 의 값을 사용한다. 이는 10,000건의 사고 중 6건 정도가 대형사고로 확산되는 현상을 반영한 값이다. 이후 자료가 입수 되는대로 모델 파라미터의 값이 아래 식에 의해 보정된다:

$$a=a+n_1(T), \quad b=b+n(T)-n_1(T)$$

베타분포의 평균과 분산은 아래 식에 의해 구해진다;

$$E[\pi_1] = \frac{a}{a+b}, \quad Var[\pi_1] = \frac{ab}{(a+b)^2(a+b+1)}$$

연도별 사고 확산확률의 평균 및 분산의 변화가 [그림 10]과 [그림 11]에 있다.



[그림 11] 연간 대형사고 확률의 분산

## 5. 결 론

우리나라의 교통사고율은 계속 증가세에 있다가 1990년대에 들어서면서 그 증가세가 멈추고 2000년대부터는 오히려 감소추세로 돌아서고 있다. 그러나 그 감소세가 최근 들어서는 중단되고 비슷한 수준에서 사고가 발생하는 경향에 있다. 교통사고 중 많은 인명피해를 동반한 대형사고의 예측을 효과적으로 하기위해 소형사고의 자료를 함께 활용하는 상호 의존형 모델이 개발되었으며 사고율과 대형사고로의 확산확률 추정을 위해 베이지안 기법이 활용되었다. 소형 및 대형사고로의 확산 확률을 추정하였으며 사전분포에 비해 자료로 보정된 사후분포의 분산은 상당히 감소했음을 볼 수 있다. 이는 사고율 추정에 대한 불확실성을 현저히 감소시켰음을 증명하는 것이다. 현재 2008년까지의 자료를 분석하였지만 해마다 새로운 자료가 입수 되는대로 본 논문에서 제시된 방식에 의해 각 유형의 사고율에 대한 적응적 예측이 가능하다.

본 논문에서 개발된 예측 모형은 앞서서 언급한대로 교통사고 이외의 사고, 예를 들어 대형 공장의 안전사고, 자연 재해로 인한 사고 등에도 동일한 이론과 접근 방법이 활용될 수 있다. 추후에는 사고율에 대한 분석을 넘어 예측 분포를 구하는 연구까지 진행될 수도 있을 것이다. 이에 대한 이론적 전개 이후 실제 데이터에 적용하는 문제에서는 베이지안 접근 방식의 특성상 상당히 고차의 수치적분이 필요할 수도 있다. 이는 컴퓨터 계산 시간을 상당히 소요할 수 있는 복잡한 문제가 될 수 있지만 그 유용성이 높아서 추후 도전해 볼 만한 문제로 사료된다.

## 6. 참 고 문 헌

[1] 이기영, 이용택, "확률회귀모형을 이용한 고속도로의 사고요인분석," 도로교통 제94호 (2004)  
 [2] 이기영, 이용택, 장명순, "고속도로 사고모형의 개발과 적용", 대한교통학회 제 36회 학술발표회 (1999)  
 [3] 강정규, 이성관, "고속도로 선형조건별 교통사고 위험도 평가모형 개발", 대한 교통학회지, 제20권 4호, (2002) : 163-175  
 [4] Bonneson, James A, and McCoy, Patrick T., "Estimation of safety at two-way stop-controlled intersections on rural highways", TRR 1401, (2000)  
 [5] 이수범, 김정현, 홍다희, 유창남, "도로등급 및 특성에 따른 교통사고 예측모형 개발", 대한토목학회논문집, 제23권, 4D호 (2003) : 495-504

[6] 이재명, 김태호, 이용택, 원제우, "CART 분석을 이용한 교통사고 예측모형의 개발", 한국도로학회 논문집, 제10권 1호 (2008) : 31-39  
 [7] 한상진, 김근정, 오순미, "전통적 사고예측모형의 한계 및 개선 방안 : Hauer 사고예측모형의 소개 및 적용", 한국도로학회 논문집, 제10권 1호 (2008) : 19-29  
 [8] 김원철, 이수범, 남궁문, Hirofumi Imada, "교차로 안전진단을 위한 교통사고건수 예측 모델화 수법에 관한 연구", 대한 토목학회 논문집, 제 21권 4D호 (2001) : 427-435  
 [9] 경찰청, 2009년판 도로교통통계, 승인번호 제 13202호  
 [10] Cohan, Faisal et al. "A New Methodology for Safety Management Based on Feedback from Credible Accident-Probabilistic Fault Tree Analysis System", Journal of Hazardous Materials, 87, No.1 (2002) : 23-36  
 [11] Rasmussen, N.C., "Method of Hazard Analysis and Nuclear Safety Engineering"Annals New York Academy of Science, (1981) : 20-36  
 [12] 양희중, "Forecasting Accidents by Transforming Event Trees into Influence Diagrams", 산업경영 시스템학회지, 29, No.1 (2006) : 72-75  
 [13] Shachter, Ross D., "Evaluating Influence Diagrams" Operations Research, Vol.34, No.26 (1987) : 871-882  
 [14] Aitchison, I.R., and Dunsmore, "Statistical Prediction Analysis", Cambridge University Press, (1975)  
 [15] 양희중, "Approximation Method in Bayesian Prediction of Nuclear Power Plant Accidents", 한국산업공학회지,16, No.21, (1990) : 135-147

## 저 자 소 개

### 양 희 중



서울대학교를 졸업하고 Univ. of Texas at Arlington 에서 산업공학 석사, University of California, Berkeley에서 산업공학박사를 받았다. 1996-1997에 Naval Post graduate School에서 방문교수로 활동하였으며 현재 청주대학교 산업공학과 교수로 재직 중이다.

주요 관심분야는 품질경영과 안전사고 예측이다.

주소: 충북 청주시 상당구 내덕동 36 청주대학교 산업공학과



부록 1 : 교통사고 관련 자료

년도	사고 발생수	사망수	총도로 길이	자동차수	인구 (천명)
1965	13,472				
1966	14,884				
1967	19,337				
1968	25,249				
1969	32,441				
1970	37,243	3,069	40,244	128,298	32,241
1971	47,060	3,420	40,635	140,435	32,883
1972	43,751	3,077	42,867	145,637	33,505
1973	43,488	3,049	43,581	165,307	34,103
1974	42,476	3,115	44,177	177,506	34,692
1975	58,323	3,800	44,905	193,927	35,281
1976	70,241	3,860	45,513	218,978	35,849
1977	78,863	4,097	45,663	275,312	36,411
1978	94,316	5,114	45,955	384,536	36,969
1979	113,927	6,006	46,333	494,378	37,534
1980	120,182	5,608	46,950	527,729	38,124
1981	123,373	5,804	50,336	571,754	38,723
1982	141,128	6,110	53,935	646,996	39,326
1983	170,026	6,834	54,599	785,316	39,910
1984	134,335	7,468	51,003	948,319	40,513
1985	146,836	7,522	52,264	1,113,430	40,806
1986	153,777	7,702	53,653	1,309,434	41,184
1987	175,661	7,206	54,688	1,611,375	41,575
1988	225,062	11,563	55,779	2,035,448	41,975
1989	255,787	12,603	56,481	2,660,212	42,380
1990	255,303	12,325	56,715	3,394,803	42,793
1991	265,964	13,429	58,088	4,247,816	43,206
1992	257,194	11,640	58,904	5,230,894	43,664
1993	260,921	10,402	61,294	6,274,008	44,056
1994	266,107	10,087	73,833	7,404,347	44,642
1995	248,865	10,323	74,235	8,468,901	45,093
1996	265,052	12,653	82,342	9,553,092	45,525
1997	246,452	11,603	84,968	10,413,427	45,954
1998	239,721	9,057	86,990	10,469,599	46,287
1999	275,938	9,353	87,534	11,163,728	46,617
2000	290,481	10,236	88,775	12,059,276	47,008
2001	260,579	8,097	91,397	12,914,115	47,354
2002	230,953	7,224	96,037	13,949,430	47,615
2003	240,832	7,212	97,253	14,586,795	47,849
2004	220,755	6,563	100,279	14,934,092	48,199
2005	190,564	6,376	102,293	15,396,715	48,294
2006	213,745	6,327	102,061	15,895,234	48,497
2007	211,662	6,166	103,019	16,428,177	48,456
2008	215,822	5,870	104,236	16,778,884	48,607

부록 2 : 교통사고율 및 대형사고 확률 평균 및 분산

연도	E[l]	Var[l]	E[p]	Var[p]
1975	60000	60000		
1976	65121	32560.3		
1977	69701	23233.8		
1978	75855	18963.8		
1979	83469	16693.9		
1980	89588	14931.4		
1981	94415	13487.8		
1982	100254	12531.7		
1983	108006	12000.7		
1984	110639	11063.9		
1985	113930	10357.2		
1986	117250	9770.9		
1987	121743	9364.9		
1988	129123	9223.1		
1989	137568	9171.2		
1990	144926	9057.9		
1991	152046	8943.9		
1992	157888	8771.5		
1993	163310	8595.3		
1994	168450	8422.5		
1995	172279	8203.8		
1996	176496	8022.6		
1997	179538	7806		
1998	182046	7585.2		
1999	185801	7432	0.0006	5.990*E-8
2000	189827	7301.1	0.000626	2.085*E-9
2001	192448	7127.7	0.000619	1.102*E-9
2002	193823	6922.3	0.00071	8.952*E-10
2003	195444	6739.4	0.000682	6.593*E-10
2004	196288	6542.9	0.000647	5.157*E-10
2005	196103	6325.9	0.000644	4.456*E-10
2006	196654	6145.4	0.000632	3.810*E-10
2007	197109	5973	0.000622	3.325*E-10
2008	197660	5813.5	0.000615	2.946*E-10