

# Estimation of the Expected Loss per Exposure of Export Insurance using GLM

Hyo Chan Ju<sup>a</sup> · Hangsuck Lee<sup>a,1</sup>

<sup>a</sup>Department of Actuarial Science/Mathematics, Sungkyunkwan University

(Received June 17, 2013; Revised October 4, 2013; Accepted November 4, 2013)

---

## Abstract

Export credit insurance is a policy tool for export growth. In the era of free trade under the governance of WTO, export credit insurance is still allowed as one of the few instruments to increase exports. This paper, using data on short-term export insurance contracts issued to foreign subsidiaries of Korean companies, calculates the expected loss per exposure by combining the effect of risk factors (credit rate of foreign importers, size of mother company, and payment period) on loss frequency and loss severity in different levels. We, applying generalized linear models (GLM), first fit loss frequency and loss severity to negative binomial and lognormal distribution, respectively, and then estimate the loss frequency rate per contract and the ratio of loss severity to coverage amount. Finally, we calculate the expected loss per exposure for each level of risk factors by combining these two rates. Based on the result of statistical analysis, we present the implication for the current premium rate of export insurance.

Keywords: Generalized linear models(GLM), export insurance, loss frequency, loss severity.

---

## 1. 서론

일반화 선형모형은 전통적 선형모형을 확장한 것으로 Nelder와 Wedderburn (1972)이 처음 소개한 이후 위험관리 (McNeil과 Wendin, 2007), 공학 (Myers 등, 2002), 의료 및 제약 (Branden 등, 1988) 등 많은 분야에서 활용되고 있다. 보험 분야의 경우 Haberman과 Renshaw (1996)에 의한 도입 이후 미국의 손해보험계리사회(Casualty Actuarial Society)에서는 일반화 선형모형의 이론적 발전을 손해 보험산업에 적용시키고자 지속적인 노력을 기울이고 있다. 그 결과 일반화 선형모형은 사고빈도(loss frequency)와 사고심도(loss severity)의 분석 (De Jong과 Heller, 2008), 개인보험에의 적용 (Murphy 등, 2000), 준비금(reserves) 산출 (Mack, 1994) 등 보험분야에서의 적용대상을 점점 확대하고 있다. 이처럼 해외에서는 일반화 선형모형에 대한 연구와 보험산업에의 적용이 활발히 일어나고 있는 반면 국내에서는 자동차보험의 요율산출에의 적용 (Ki와 Kim, 2009) 이외에 이에 대한 연구 및 활용이 미미한 실정이다. 이에 본 연구는 일반화 선형모형을 이용, 국내 수출기업의 해외법인이 체결한 단기수출보험 자료를 분석하고 이를 바탕으로 보험가입금액 대비 보험금지급 비율 (이하에서는 “지급비율”이라고 함)을 산출해 보고자 한다. 수출보험에 일반화 선형모형을 적용한 사례는 아직까지 이루어지지 않고 있다. 본

---

<sup>1</sup>Corresponding author: Associate Professor, Department of Actuarial Science/Mathematics, Sungkyunkwan University, Myungryun 3 ga, Jongro Gu, Seoul 110-745, Korea. E-mail: [hangsuck@skku.edu](mailto:hangsuck@skku.edu)

논문의 의의는 일반화 선형모형을 수출보험에 적용한 첫 사례로 일반화 선형모형의 적용범위를 넓히는 데 있다.

수출보험은 수입자의 파산과 같은 신용위험(credit/commercial risk)과 전쟁발발과 같은 비상위험(political risk)으로 인해 수출기업이 손실을 입게 될 경우 이를 보상해주는 정책적 비영리 보험을 말한다. 수출보험은 정부의 역할을 강조하는 “동아시아 경제발전 모델”에서 수출증진을 위한 주요 정책수단의 하나이다. 제2차 세계대전 이후 일본을 필두로 한 한국, 대만 그리고 홍콩의 빠른 경제성장은 수출지향 산업정책과 이를 위한 정부의 강력한 시장개입을 특징으로 한다 (Johnson, 1982; Amsden, 1989; Wade, 1990). 이들의 경우 정부는 은행을 통한 금융지원, 산업보조금 지급 등 다양한 정책수단을 통해 수출기업을 지원하였다. 각국의 정부는 관세를 통해 해외경쟁으로부터 수출기업을 보호함과 동시에 수출보험을 이용하여 수출을 증진하고자 하였던 것이다. 한국의 경우 1969년 2월 대한재보험공사가 수출보험업무를 개시한 이래 수출증진과 국내 경제성장에 긍정적인 역할을 해 왔다고 평가받고 있다 (Lee와 Lee, 2000; Chung과 Kim, 2011; Shin과 Kim, 2011; Kim, 2012). 그러나 다른 한편으로는 만성적인 보험수지 적자의 문제와 더불어 수출보험요율의 개선에 대한 필요성 등 다양한 측면에서 수출보험의 문제점이 지속적으로 제기되고 있는 것 역시 사실이다 (Park과 Shin, 2000; Park, 2002).

본 논문에서는 일반화 선형모형을 이용하여 수출보험이 내포하고 있는 각 위험요소의 등급별 지급비율을 추정하고자 한다. 이를 위해 수출보험 사고 데이터를 사고빈도(frequency)와 사고심도(severity)로 나누어 일반화 선형모형으로 사고발생률의 기댓값과 지급비율의 기댓값을 각각 추정한 후 이를 결합하여 최종적인 지급비율의 기댓값을 추정한다 (Holler 등, 1999). 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 일반화 선형모형과 이를 이용한 지급비율의 계산방법에 관한 설명을 제시한다. 이후 3절에서는 통계분석에 사용되는 데이터를 소개하고, 수출보험이 지니고 있는 위험요소별로 보험사고에 대한 기초통계량(descriptive statistics)을 살펴본다. 4절에서는 모형선택의 과정을 거쳐 사고빈도 및 사고심도의 일반화 선형모형으로 각각 포아송분포와 로그노말분포를 선택한다. 그리고 각 모델에 대한 분석결과를 이용하여 사고빈도와 사고심도에 대한 각 위험요소의 등급별 영향을 분석한 후 이로부터 지급비율(보험가입금액 대비 보험금 지급비율)을 추정한다. 이렇게 얻어진 지급비율은 보험실무에서 언급하는 보험요율과 밀접한 관계가 있지만 보험요율 자체는 아니다. 지급비율은 기댓값의 개념으로 실제 요율산출 종사자들은 여기에 안전할증(risk premium)을 감안하여 다양한 방식으로 여러 다른 보험상품의 요율을 결정하기 때문이다 (Murphy 등, 2000). 마지막으로 본 연구의 결과를 요약하고 그 의의와 한계, 향후 개선방향에 대한 논의로써 결론을 대신한다.

## 2. 일반화 선형모형과 지급비율

### 2.1. 일반화 선형모형(GLM)

전통적 선형모형에서는 반응변수와 설명변수간 다음의 관계를 가정한다.

$$y_i = x_i' \beta + \epsilon_i, \quad (2.1)$$

여기서  $x_i'$ 는 설명변수로 이루어진 행 벡터이고  $\beta$ 는 설명변수들의 계수로 이루어진 벡터로 최소제곱법으로 추정된다. 오차항으로 불리우는  $\epsilon_i$ 는 상호 독립이고, 평균이 0, 분산이 상수  $\sigma^2$ 인 정규분포를 따르는 것으로 가정한다. 따라서 전통적 선형모형은  $i$ 번째 관측치의 설명변수 행 벡터  $x_i'$ 가 주어졌을 때 반응변수의 조건부기댓값을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E[y_i | x_i] = \mu_i = x_i' \beta. \quad (2.2)$$

나아가 오차항  $\epsilon$ 에 대한 정규분포 가정은 반응변수의 분포를 결정한다. 즉, 설명변수가 주어졌을 때 반응변수  $y$ 의 분포는 정규분포를 따른다는 것이다.

$$y_i|x_i \sim N(x_i'\beta, \sigma^2). \tag{2.3}$$

이러한 전통적 선형모형은 다양한 분야의 통계분석에서 사용되어 왔지만 정규분포에 대한 가정과 등분산(homoskedasticity) 가정은 전통적 선형모형이 적용될 수 있는 경우를 제한하게 된다. 한 예로 반응변수가 어떤 사건의 발생건수를 나타내는 이산형 변수이거나 어떤 사건이 발생할 확률일 경우 전통적 선형모형을 이용하기에는 어려움이 있다.

일반화 선형모형은 전통적 선형모형을 확장시킨 것으로 비정규성 데이터 분석에 적합하다고 평가된다. 일반화 선형모형은 크게 세 가지 요소로 구성되어 있는데 첫째, 전통적 선형모형에서와 마찬가지로

$$\eta_i = x_i'\beta \tag{2.4}$$

와 같이 선형관계로 표현되는 부분(systematic component)이다. 둘째, 연결함수(link function)라 불리는, 미분가능한 단조함수  $g$ 는 반응변수의 기댓값  $\mu_i$ 가 설명변수들과 어떠한 관계에 있는지를 결정한다. 즉,

$$g(\mu_i) = x_i'\beta \tag{2.5}$$

으로 표현된다. 전통적 선형모형은  $g(x) = x$ 인 항등함수로 연결되는, 일반화 선형모형의 한 특수한 형태로 볼 수 있다. 연결함수는 반응변수의 분포에 따라 로그함수, 역수함수 등 다양하게 나타난다. 한 예로 이후 살펴볼것지만 반응변수가 포아송분포인 경우 연결함수로는 일반적으로 로그함수가 사용된다. 일반화 선형모형의 마지막 요소는 확률적 요소(random component)로 반응변수는 지수족(exponential family)의 분포에 속한다는 것이다. 지수족 분포는 확률밀도함수가

$$f(y) = c(y, \phi) \exp\left\{\frac{y\theta - a(\theta)}{\phi}\right\} \tag{2.6}$$

의 형태를 갖는 분포를 일컫는데 여기서 모수  $\theta$ 와  $\phi$ 는 각각 정준모수(canonical parameter)와 산포모수(dispersion parameter)로 불리는 상수이다. 예를 들어 반응변수가 정규분포일 때  $\theta$ 는 기댓값  $\mu$ 이고  $a(\theta)$ 는  $\theta^2/2$ 가 된다.  $a(\theta)$ 와  $c(y, \phi)$ 의 형태에 따라 반응변수는 정규분포 이외에도 포아송분포, 음이항분포, 이항분포, 역가우시안분포, 감마분포 등 다양한 분포로 적합할 수 있다. 또한 이 경우 반응변수의 분산은  $i$ 번째 관측치의 비중(weight)을  $\omega_i$ 라 할 때

$$\text{Var}(y_i) = \frac{\phi V(\mu_i)}{\omega_i}, \quad \text{where } V(\mu_i) = \frac{\partial^2 a(\theta)}{\partial \theta^2} \tag{2.7}$$

로 표현되는데 여기서 알 수 있는 것은 반응변수의 분산이 전통적 선형모형의 등분산성 가정과 달리 지수족 분포의 분산함수  $V$ 와 반응변수의 기댓값  $\mu_i$ 에 의해 결정된다는 점이다.

일반화 선형모형에서는 반응변수의 분포에 따라  $a(\theta)$ 를 선택한 후 최대우도법(maximum likelihood estimation; MLE)을 통해 설명변수들의 계수인 식 (2.5)의  $\beta$ 와 산포모수인 식 (2.6)의  $\phi$ 를 추정한다.

$$l(\beta, \phi) = \sum_{i=1}^n \ln f(y_i; \beta, \phi) = \sum_{i=1}^n \left( \ln c(y_i, \phi) + \frac{y_i\theta_i - a(\theta_i)}{\phi} \right). \tag{2.8}$$

항등함수를 연결함수로 갖는 정규분포와 같은 경우를 제외하고는 보통 식 (2.8)의 최대화를 위한 제1계 조건(first-order condition)을 직접 풀기는 매우 어렵다. 따라서 뉴턴-랩슨 방법이나 피셔 스코어링 등

수치적인 반복적 계산방법을 통해 추정치를 계산한다. 예를 들어 SAS의 경우 PROC GENMOD에서는 뉴턴-랩슨 방법(Newton-Raphson method)을 사용하여 식 (2.8)의 테일러급수의 2차 근사식이 최대값을 갖도록 모수  $\beta$ 를 변경해 가는 과정을 반복하게 되는데 이때 모수  $\beta$ 가 수렴하는 값을 MLE의 추정치로 제공한다. 반면 PROC LOGISTIC에서는 PROC GENMOD와 유사하게 반복적 계산방법으로 MLE 추정치를 제시하되 이 과정에서 피셔 스코어링(Fisher scoring)을 사용한 추정치를 제시한다.

일반화 선형모형에 대해 추가적으로 알아두어야 할 사항은 이탈도(deviance)와 잔차(residual)이다. 이탈도는 모델의 적합성을 평가하는 하나의 방법으로, 포화모형(saturated model)의 로그우도와 적합모델의 로그우도 최대값의 차이로 정의된다. 즉,  $\Delta$ 를 이탈도,  $\check{l}$ 를 포화모형의 로그우도값, 그리고 적합모델의 로그우도 최대값을  $\hat{l}$ 이라 할 때

$$\Delta = 2(\check{l} - \hat{l}) \quad (2.9)$$

로 정의된다. 지수족의 경우 이탈도는

$$\Delta = 2 \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{y_i (\check{\theta}_i - \hat{\theta}_i) - a(\check{\theta}_i) + a(\hat{\theta}_i)}{\phi} \right\} \quad (2.10)$$

이다. 이탈도가 크다는 것은 모델적합이 잘 이루어지지 않았다는 것을 나타낸다. 이탈도는 적합된 모형이 정확하고 관측치의 수  $n$ 이 크다고 가정할 때 자유도가  $n - q$  ( $q$ 는 설명변수의 수)인 카이제곱 분포에 근사한다 (Dobson, 2002). 이탈도의 기댓값은  $n - q$ 이고 자유도  $n - q$ 로 나눈 이탈도로 평가하는 것이 전형적인 방법이다 (De Jong과 Heller, 2008).

잔차는 선택된 통계모형이 데이터에 적합한지의 여부와 이상치(outlier)의 존재여부를 통계적으로 판별 하는데 이용되는 통계량으로 전통적 선형회귀 모델의 잔차와 동일한 개념이라 할 수 있겠다. 그러나 잔차값을 직접 이용할 경우 분석자가 임의적으로 독립변수를 추가 혹은 삭제함으로써 조정이 가능하다. 따라서 보다 객관적인 판단기준이 필요한데 AIC(Akaike's Information Criterion)와 BIC(Bayesian Information Criterion)이 바로 그것이다.

AIC와 BIC는  $L$ 을 최대우도값,  $n$ 을 데이터가 지닌 총 관측치의 개수, 그리고  $q$ 를 설명변수의 개수라 할 때 각각 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \text{AIC} &= -2 \ln L + 2q, \\ \text{BIC} &= -2 \ln L + q \ln n. \end{aligned} \quad (2.11)$$

이 정의에 따르면 설명변수의 개수를 증가시켜 잔차를 줄이려 할 때 이에 대한 불이익을 부과함을 알 수 있다. 따라서 AIC와 BIC의 값이 작을수록 더 선호되는 모델이다. 본 논문에서는 4절에서 모델을 비교할 때 통계분석의 결과와 더불어 이탈도 및 AIC와 BIC를 비교함으로써 더 적합한 모델을 선택하고자 하였다.

## 2.2. 일반화 선형모형을 이용한 지급비율 추정방법

지급비율은 보험가입금액 대비 지급보험금액의 비율을 의미한다. 이 지급비율을 식 (2.12)에서처럼 두 인수(factor)의 곱으로 나타낸 것은 사고빈도와 사고심도가 지급비율에 미치는 영향을 구분하고 GLM 모형을 각각 설정하여 추정하기 위해서이다. 이로써 사고빈도와 사고심도에 영향을 주는 요인이 다를 때에도 분석을 시행할 수 있다는 장점이 있다. 또한 동일한 설명변수로 사고빈도와 사고심도를 분석할

경우 이 설명변수들이 사고빈도와 심도에 미치는 영향을 보다 정확하게 파악할 수 있다. 이로써 사고빈도와 사고심도의 데이터에 보다 적합한 모형을 추정해 볼 수 있다.

식 (2.12)의 가장 오른쪽 부분에서 첫 번째 인수는 계약건당 사고발생 건수를 의미하고 분자인 사고건수는 사고빈도를 나타낸다. 두 번째 인수는 계약건당 보험가입금액 대비 사고건당 지급보험금으로 분자인 사고건당 지급보험금액은 사고심도를 나타낸다. 그래서 사고빈도와 사고심도를 GLM 모형으로 각각 추정하려 한다.

$$\text{지급비율} = \frac{\text{지급보험금액}}{\text{보험가입금액}} = \frac{\text{사고건수}}{\text{계약건수}} \times \frac{\text{지급보험금액/사고건수}}{\text{보험가입금액/계약건수}} \quad (2.12)$$

사고빈도를 GLM으로 분석할 때 사고건수를 종속변수로 하고 계약건수를 오프셋으로 설정하여 모델링하면 계약 당 사고발생 비율의 기댓값을 추정할 수 있다. 또한 사고심도를 GLM으로 분석할 때 사고건당 지급보험금을 종속변수로 하고 계약 당 가입금액을 오프셋으로 설정하여 모델링하면 계약 당 보험가입금액 대비 사고당 지급보험금액의 비율의 기댓값을 추정할 수 있다. 그래서, 두 가지 GLM 분석의 결과로 추정된 기댓값들을 곱함으로써 지급비율의 기댓값을 구할 수 있다.

이제 추정 절차에 대하여 간략히 논하여 보자. 수출보험과 관련한 각 위험요소(설명변수)의 등급별로 지급비율을 추정하기 위해 먼저 데이터의 수집 이후 위험요소를 범주형 변수로 바꾸는 작업이 선행된다. 이후 일반화 선형모형으로 사고빈도와 사고심도를 확률분포에 적합하는 단계를 거친다. 일반화 선형모형의 장점이 바로 이 단계에서 두드러지는데 정규분포에만 적합한 전통적 선형모형과는 달리 일반화 선형모형은 사고빈도를 모델링하기 위한 이산형 확률분포와 사고심도를 나타내기 위한 연속형 확률분포를 지수족 분포 중에서 선택할 수 있기 때문이다. 사고빈도의 경우 포아송분포와 음이항분포가 빈번히 선택되고 (Fu와 Moncher, 2000; Holler 등, 1999) 사고심도에는 감마분포 (Fu와 Moncher, 2000) 또는 로그노말분포 (Holler 등, 1999)가 이용된다.

사고빈도와 사고심도에 대한 모델이 선택되면 모수의 추정치를 이용하여 위험요소(설명변수)의 등급별로 반응변수의 기댓값을 추정한다. 물론 이 과정에는 연결함수의 종류와 4절에서 설명될 오프셋의 설정 여부를 고려해야 한다. 이에 대해서는 4절에서 보다 자세히 다루도록 한다. 예를 들어 만약 A와 B라는 두 위험요소(설명변수)가 각각  $m$ 개와  $n$ 개의 등급(level)으로 이루어진 범주형 변수라고 가정하면 각 위험요소의 등급에 따라 반응변수의 추정치를  $m \times n$  표의 형태로 나타낼 수 있다. 이 표의  $i$ 번째 행,  $j$ 번째 열의 원소  $\mu_{ij}$ 는 위험요소(설명변수) A의  $i$ 등급과 또 다른 위험요소(설명변수) B의  $j$ 등급에 대한 반응변수의 기댓값을 나타낸다. 3절에서 보다 자세히 논의하겠지만 본 논문의 경우는 3개의 위험요소(수입자의 신용등급, 결제기간, 모기업의 크기)를 모델의 설명변수로 사용하는데 그 중 하나의 위험요소(모기업의 크기)는 단지 2개의 등급(글로벌 기업, 기타 기업)만을 지닌 범주형 변수이기에 4절에서의 분석 결과를 글로벌 기업의 경우와 기타 기업의 경우, 각각 2개의 표를 제시하게 된다.

사고빈도와 사고심도의 반응변수의 기댓값을 각각 계산하여 표의 형태로 나타낸 후 사고빈도의 반응변수의 기댓값과 이에 대응하는 사고심도의 반응변수의 기댓값을 곱함으로써 최종적으로 지급비율의 기댓값을 얻는다. 이처럼 일반화 선형모형은 보험데이터를 분석함에 있어 사고빈도와 사고심도를 구분하고 이에 적합한 확률분포로 모델링함으로써 보다 정교한 분석을 가능케 해준다. 4절에서는 본 절에서 제시된 방법과 진행에 맞춰 일반화 선형모형을 이용한 분석을 실시하고 식 (2.12)를 이용하여 지급비율의 기댓값을 추정한다.

### 3. 데이터의 기초통계 분석

본 연구에서 사용하는 데이터는 2007년 7월부터 2012년 6월까지 5년 동안 국내 수출기업의 해외법인이

**Table 3.1.** Description of data by payment document

Payment document	No. of contracts	No. of elapsed contracts	No. of claims	Benefit amount (100 billion won)	Payment amount (billion won)
D/A	325935	57616.8	1049	3064.86	338.50
D/P	1315	1249.9	1	0.15	0
L/C	9199	1884.3	2	56.07	0
Sum	336449	60751.0	1052	3121.08	338.50

체결한 단기수출보험 계약에 관한 자료로 총 831개의 유효 관측치로 이루어져 있다. 단기수출보험은 수출보험 중 결제기간이 2년 내의 수출계약에 대한 보험을 일컫는다. 단기수출보험의 요율에서 나타나는 가장 큰 특징은 결제기간, 결제조건 그리고 수입자의 신용등급의 3가지 변수에 의해 차등화 되어 있는 기본요율과 보험계약 시 해외법인과의 협상으로 결정되는 특별할인/할증으로 이원화 되어 있다는 점이다 (Park, 2002). 수출보험이 담보하는 신용위험(수입자의 파산, 결제지연 등)과 비상위험(수입국의 전쟁 발발, 환거래 제한 등) 중 기본요율은 신용위험과 연관되어 있는 것으로 보인다.

본 연구의 데이터에는 기본요율의 차등화 요소인 결제기간, 결제조건, 수입자의 신용등급과 더불어 국내 모기업의 크기에 대한 또 다른 범주형 자료가 나타나 있다. 이 변수는 모기업의 크기를 단순히 글로벌 기업인지 아닌지를 나타내는 두 가지 등급으로만 구성되어 있다. 데이터는 이 4가지 변수와 함께 원화로 표시된 가입보험금액, 사고발생건수, 지급보험금 및 회수금 등의 자료가 추가되어 있다. 이 데이터를 잠재적 설명변수인 결제조건, 결제기간, 수입자의 신용등급, 그리고 모기업의 크기별로 요약한 것이 Table 3.1-Table 3.4이다. 이하에서는 이 표를 보다 구체적으로 살펴봄으로써 4절에서 제시되는 통계모델에 대한 사전적 정보를 제시하고자 한다.

Table 3.1은 결제방식에 따른 데이터의 분류이다. 결제방식은 3가지로 분류되어 있는데 이를 다시 크게 신용장 결제방식(Letter of Credit; 이하 L/C)과 추심결제방식으로 나누어 볼 수 있다. 신용장이란 은행이 수입자와 수출자의 중간에서 수출자가 신용장에 명시된 조건을 만족하면 은행이 대금지급을 보장하는 결제방식을 말한다. 반면 추심결제방식은 수입자가 신용장을 개설하지 않아도 수출자가 수입자에게 신용을 제공하는 것으로 이는 다시 운송서류의 인도조건에 따라 인수도조건(Document against Acceptance; 이하 D/A)과 지급도조건(Document against Payment; 이하 D/P)으로 나뉜다. 이에 대한 구체적인 사항은 한국무역보험공사 홈페이지의 무역보험용어집을 참고하기 바란다.

Table 3.1에 따르면 D/A가 해외법인의 단기수출계약에서 압도적인 비중(96.88%)을 차지하고 있음을 알 수 있다. L/C와 D/P에 해당하는 관측치의 경우는 4절에서 이루어질 통계분석에서 제외시켰다. 그 이유는 첫째, 두 결제조건인 경우 사고건수가 너무 적어 결제조건별 사고빈도 분석에 통계적 유의성을 확보하기 어렵기 때문이다. 또한 사고건수의 부족은 사고심도의 분석에도 영향을 미쳐 유의한 분석과 해석을 어렵게 한다. 둘째, 특히 L/C의 경우 다른 위험요소인 수입자 신용등급의 등급에 있어 나머지 다른 결제조건과는 다른 기준을 사용하여 분석의 일관성을 유지하기가 어려웠다. 결과적으로 결제조건은 본 논문의 통계모형의 설명변수에 포함되지 않는다.

수출대금의 결제기간은 360일까지는 30일 간격으로, 360일이 넘는 경우는 단일 등급(level)으로 묶여 있는, 총 12개 등급으로 이루어진 범주형 변수이다. 사고위험의 노출정도를 보다 균등해 질 수 있도록 계약건수가 적은 150일 이상의 경우를 하나의 등급으로 통합해 총 5개의 등급으로 축소하였다. Table 3.2는 이에 따른 결과를 보여준다.

Table 3.3은 앞서 언급한 바와 같이 다른 신용등급 구분으로 표시되는 L/C를 제외한 나머지 자료(즉, 결제조건이 D/A 또는 D/P)를 수입자의 신용등급에 따라 정리해 놓은 것이다. 수입자의 신용은 총 8개

**Table 3.2.** Description of data by settlement period

Settlement period	No. of contracts	No. of elapsed contracts	No. of claims	Benefit amount (100 billion won)	Payment amount (billion won)
30	135315	11999.86	358	1235.93	47.38
60	118416	18930.51	336	1420.27	236.79
90	49731	12803.24	250	314.57	35.63
120	12882	4056.85	75	73.36	12.97
>150	20126	12981.21	33	76.97	5.71
Sum	336470	60771.67	1052	3121.10	338.48

**Table 3.3.** Description of data by credit rating (D/A and D/P only)

Credit rating	No. of contracts	No. of claims	Ratio of cont. to claims (%)	Benefit amount (100 billion won)	Payment amount (billion won)
A	19395	5	0.0258	600.27	49.66
B	30374	21	0.0691	499.24	153.75
C	62620	57	0.0910	569.58	22.50
D	62217	85	0.1366	508.55	37.13
E	58165	63	0.1083	284.20	20.05
F	57316	87	0.1518	208.86	12.11
G	35120	633	1.8024	372.93	39.89
R	2064	99	4.7965	21.38	3.40
Sum	327271	1050	0.3208	3065.01	338.48

의 등급으로 구분되어 있는데 계약건수 대비 발생 사고건수로 비교해 보았을 때 신용등급이 높을수록 발생 사고비율이 낮은 것을 확인할 수 있다. 참고로 현행 수출보험의 포괄 기본요율은 이를 반영하여 신용등급이 낮을수록 높은 보험요율을 적용하고 있다.

자료에서 나타나는 가장 큰 특징은 해외법인의 국내 모기업의 크기에 따른 비교이다. 데이터에는 해외법인의 모기업이 유수의 글로벌 대기업인지의 여부만을 나타낸 변수가 있다. 데이터 자체에는 “글로벌 기업”이라는 표현을 사용하고 있지 않으나 약 20개의 자료대상 모기업들 중 해외법인의 수가 50개가 넘는 기업들을 글로벌 기업으로 나타내었다. Table 3.4는 이에 따라 여러 가지 지표에 대해 정리해 놓은 것으로 글로벌 기업은 계약건수, 사고건수 그리고 보험금 지급금액에 있어 각각 61%, 82%, 97%를 차지하는 등 한국 단기수출보험에 있어 압도적 비중을 차지하고 있다. 글로벌 기업들은 그 성격상 해외법인의 수가 많으므로 상대적으로 위험노출 정도가 크다 하겠다. 그러나 계약건수 대비 사고건수의 비율은 글로벌 기업과 기타 기업의 경우 각각 0.419%와 0.146%로 사고빈도에서 글로벌 기업과 기타 기업의 차이가 두드러짐을 확인할 수 있다.

#### 4. 일반화 선형모형을 이용한 분석

3절에서 수출보험에서의 위험요소를 결제조건, 결제기간, 수입자의 신용등급 그리고 모기업의 크기로 구분하였다. 이 절에서는 이 4가지 요소 중 결제조건을 제외한 나머지 위험요소를 설명변수로 일반화 선형모형을 이용, 사고빈도 및 사고심도에 대해 각각 통계분석을 실시한 결과를 제시한다. 또한 제시된 모수 추정치를 바탕으로 반응변수인 사고빈도와 사고심도의 기댓값, 그리고 위험요소별로 기준등급에 대한 각 등급의 상대도를 제시한다. 본 논문에서는 이를 위해 SAS 9.2를 사용하였다. SAS 9.2에서는 반응변수의 분포를 지정해주면 기본설정으로 이에 대응하는 연결함수를 찾아주나 옵션에서 분석모델에

**Table 3.4.** Description of data by size of mother company

Credit rate	No. of contracts	No. of elapsed contracts	Ratio of cont. to claims (%)	Benefit amount (100 billion won)	Payment amount (billion won)
Global	205320	34149.42	860	2612.61	327.14
Other	131150	26622.25	192	508.47	11.36
Sum	336470	60771.67	1052	3121.08	338.50

맞는 연결함수를 직접 설정할 수 있다. 또한 사고건수를 모델링할 때 위험에 노출된 정도(exposure)를 보정해 주기 위해 오프셋이라는 선택사항을 추가할 수 있다.

#### 4.1. 사고빈도

보험자료의 경우 반응변수가 사고빈도일 때 포아송분포 또는 음이항분포가 자주 이용된다. 본 논문의 경우 이 두 분포 각각에 대해 분석을 시행하고 이 중 보다 적합한 모델을 선택하였다. 포아송 모형과 음이항 모형은 다음과 같이 표현된다.

$$y_i \sim P \quad \text{또는} \quad NB(\mu_i), \quad \ln E[\text{사고건수}] = x' \beta + \ln \text{계약건수} \quad (4.1)$$

반응변수  $y$ 는 사고빈도로 포아송분포 또는 음이항분포로 적합되고, 행 벡터  $x'$ 는 설명변수로 구성되어 있다. 연결함수  $g$ 로는 로그함수를 사용하였다. 위험노출을 보정하기 위한 오프셋으로는 계약건수의 로그값을 설정한다. 오프셋을 설정함으로써 반응변수는 보험계약 당 예상되는 사고비율로 해석이 가능하다.

다음은 각 모델의 분석결과이다. 포아송 모델의 경우 수입자 신용등급과 모기업의 크기는 두 모델의 경우 모두 통계적으로 유의한 설명변수로 나타난다. 특히 수입자 신용등급의 경우 각 등급별 유의확률이 매우 작아 등급 간 구분이 매우 잘 이루어졌음을 알 수 있다. 결제기간의 경우 두 모델에서 차이를 나타낸다. 포아송 모델의 경우 30일 이하와 30-60일 등급은 통계적 유의성이 떨어지나 다른 등급의 경우는 매우 작은 유의확률을 나타내었다. 150일 이상의 결제기간 등급을 보다 세분화 해 보았지만 크게 향상된 모델을 얻지는 못하였다. 또한 현행 포괄 기본요율에서처럼 결제기간 및 수입자의 신용등급만을 설명변수로 설정한 모델을 분석해 보았으나 AIC와 BIC가 각각 1432.86에서 1519.07로, 1490.07에서 1571.88로 증가하여 보다 적합하지 않은 것으로 나타났다. 데이터를 모기업의 크기에 따라 나누어 각각에 대해 분석을 실시해 보기도 하였으나 기타 기업의 경우 수입자 신용등급 A와 R에 해당하는 사고건수가 존재하지 않아 통계분석이 불가능하였다.

Table 4.1은 음이항 모델의 분석결과이다. 표로부터 알 수 있듯 음이항 모델 역시 포아송 모델과 유사한 결과를 나타낸다. 한 가지 두드러진 차이는 음이항 모델의 경우 결제기간은 120일을 제외한 모든 등급에서 통계적 유의성을 찾기 어렵다는 점이다. 포아송 모델의 경우와 마찬가지로 150일 이상의 결제기간 등급을 보다 세분화 해 보았지만 크게 향상된 모델을 얻지는 못하였다. 또한 현행 포괄 기본요율에서처럼 결제기간 및 수입자의 신용등급만을 설명변수로 설정한 모델을 분석해 보았으나 AIC와 BIC가 각각 1175.38에서 1190.99로, 1236.96에서 1248.17로 증가하였다. 이탈도를 비교해 볼 때 음이항 모델이 더 적합한 모델임을 확인할 수 있다 (Table 4.2).

Table 4.3과 Table 4.4는 Table 4.1의 결과를 바탕으로 산출된 보험계약 당 사고발생 비율의 추정치를 모기업의 크기별로 나타낸 것이다. 연결함수로 로그함수를 사용하기에 모수 추정치는 승수효과를 지니게 된다. 따라서 이에 대한 해석에 도움이 되도록 위험요소별 등급 간 상대도를 추가하였다. 예를 들어 결제기간과 모기업의 크기가 동일할 경우 수입자 신용등급 A의 계약당 사고발생 비율은 기준등급



**Table 4.1.** Negative binomial model for loss frequency

Parameter		Estimate	Std. error	$\chi^2$	p-value
Intercept		-3.4043	0.3033	126.02	<0.0001
Credit rating	A	-5.3996	0.5245	105.97	<0.0001
	B	-4.3324	0.3491	154.03	<0.0001
	C	-4.0154	0.2962	183.74	<0.0001
	D	-3.8378	0.2867	179.23	<0.0001
	E	-3.9523	0.2959	178.42	<0.0001
	F	-3.7211	0.2846	170.96	<0.0001
	G	-1.2898	0.2505	26.51	<0.0001
	R	0	0	.	.
Settlement period	30	-0.0764	0.2691	0.08	0.7765
	60	0.2426	0.2669	0.83	0.3634
	90	0.3367	0.2739	1.51	0.2189
	120	0.8774	0.3050	8.28	0.004
	>150	0	0	.	.
Mother company	Global	0.6787	0.1600	17.99	<0.0001
	Other	0	0	.	.

**Table 4.2.** Comparison of Poisson and negative binomial distributions

	Poisson	Negative bin.
deviance / d.f	1.5383	0.6674
AIC	1432.86	1175.38
BIC	1490.07	1236.96

R의 사고발생 비율의 약  $0.0045(= e^{-5.3996})$ 배라는 것이다. 마찬가지로 다른 조건이 동일할 때 글로벌 기업의 경우 기타 기업에 비해 사고발생 비율이 평균적으로 약  $1.97(= e^{0.6787})$ 배 증가한다.

Table 4.3와 Table 4.4에 따르면 신용등급의 경우 E 등급을 제외하고는 신용등급이 낮을수록 사고발생 비율이 증가함을 알 수 있는데 이는 포괄 기본요율에서의 추세와 유사하다. 결제기간에 대한 결과는 그 해석이 간단하지 않다. 포괄 기본요율은 결제기간이 길수록 요율이 증가하는데 이는 사고발생 비율의 증가를 감안한 것이다. 그러나 분석결과에 따르면 결제기간이 가장 짧은 30일 미만인 경우 사고발생 비율이 가장 작을 뿐, 다른 결제기간의 경우 가장 긴 150일 이상보다 사고발생 비율이 더 큰 것으로 나타난다. 반면 결제기간이 150일 미만일 경우에는 결제기간이 짧을수록 사고발생 비율이 감소하는 양의 상관관계가 확인된다. Table 4.1에서 확인하였듯 결제기간의 등급별 통계적 유의성이 낮기에 이에 대한 해석에 주의할 필요가 있겠다.

**4.2. 사고심도**

일반적으로 보험산업에서 사고심도 모델로는 감마분포 혹은 로그노말분포가 선택된다. 따라서 본 연구에서는 두 분포에 대해 각각 분석을 시행, 그 중 최적의 모델을 선택하도록 하였다. 감마분포의 경우 연결함수로 일반적으로 많이 사용되는 로그함수를 선택하였다. 로그노말의 경우는 반응변수에 로그값을 취한 후 연결함수를 항등함수를 선택하여 전통적 선형모형과 동일한 형태로 분석한다.

사고심도 분석에서의 반응변수는 사고건당 지급된 보험금액이다. 단순히 위험요소 (설명변수)의 등급별 상대도를 분석하기 위해서는 금액(amount)으로 표시된 반응변수를 사용해도 되지만 본 연구에서는 사

**Table 4.3.** Relative risk and expected loss frequency per exposure (global)

Settlement period		30	60	90	120	> 150
Credit rating	Relative risk	0.926446	1.274559	1.400319	2.40464	1
A	0.004518	0.000274	0.000377	0.000414	0.000712	0.000296
B	0.013136	0.000797	0.001097	0.001205	0.002069	0.000860
C	0.018036	0.001095	0.001506	0.001654	0.002841	0.001181
D	0.021541	0.001307	0.001799	0.001976	0.003393	0.001411
E	0.019210	0.001166	0.001604	0.001762	0.003026	0.001258
F	0.024207	0.001469	0.002021	0.002221	0.003813	0.001586
G	0.275326	0.016709	0.022988	0.025256	0.043369	0.018036
R	1	0.060689	0.083492	0.091731	0.157520	0.065507

**Table 4.4.** Relative risk and expected loss frequency per exposure (other)

Settlement period		30	60	90	120	> 150
Credit rating	Relative risk	0.926446	1.274559	1.400319	2.404640	1
A	0.004518	0.000379	0.000537	0.000609	0.001663	0.000408
B	0.013136	0.001102	0.001561	0.001771	0.004834	0.001187
C	0.018036	0.001514	0.002144	0.002431	0.006637	0.001629
D	0.021541	0.001808	0.002561	0.002904	0.007927	0.001946
E	0.019210	0.001612	0.002284	0.002590	0.00707	0.001735
F	0.024207	0.002032	0.002877	0.003263	0.008908	0.002187
G	0.275326	0.023106	0.032727	0.037113	0.101321	0.024870
R	1	0.083923	0.118868	0.134798	0.368004	0.090329

고빈도와 마찬가지로 반응변수를 비율의 형태로 나타내고자 하였다. 이는 최종적으로 보험가입금액 대비 보험금 지급비율을 산출하기 위해서는 보험계약 당 가입금액 1원에 대한 비율로 나타낼 필요가 있기 때문이다. 이를 위해 사고빈도 분석 시 계약건수를 오프셋으로 사용하여 분석결과를 계약건당 사고발생 비율로 해석하였던 것처럼 사고심도 분석에서도 계약건당 보험가입금액의 로그값을 오프셋으로 설정함으로써 가입금액 대비 사고심도 비율을 추정한다. 반응변수는 감마분포 또는 로그노말분포 중에서 모형 선택의 과정을 거친다. 사고심도의 일반화 선형모형은 다음과 같다.

$$y_i \sim \text{gam. 또는 lognorm.}(\mu_i), \quad \ln E \left[ \frac{\text{보험금지급액}}{\text{사고건수}} \right] = x' \beta + \ln \frac{\text{가입금액}}{\text{계약건수}}. \quad (4.2)$$

다음은 모형선택의 과정이다. 먼저 사고빈도의 분석과 마찬가지로 모든 위험요소를 설명변수에 포함한 모델로부터 시작하였다. 감마분포의 경우 각 위험요소의 통계적 유의성을 찾기 어려웠다. 예를 들어 모기업 크기의 유의확률은 0.5734이고 수입자 신용등급별 유의확률도 매우 커 적합하지 않은 모델로 판정되었다. 로그노말분포 모델은 수입자의 신용등급과 결제기간의 경우 10% 유의수준으로 모든 등급에서 유의한 결과를 얻었다. 그러나 모기업의 크기는 유의확률이 0.6975로 유의하지 않은 것으로 나타났다. 모기업의 크기를 설명변수에서 제외하였을 경우 감마모델의 AIC와 BIC는 각각 2807.49에서 2805.80으로, 2838.36에서 2834.46으로 근소하게 감소하였으나 감소의 폭이 미미하여 더 나은 모델로 향상되었다고 판단하기 어렵다. 뿐만 아니라 이 경우 모든 설명변수들의 등급별 유의확률이 모두 크게 나타났다. 로그노말모델 역시 유사한 결과를 보인다. AIC와 BIC는 각각 284.44에서 282.59로, 그리고 315.31에서 311.25로 감소하였으나 감소의 폭이 미미하였고 감마모델과 마찬가지로 설명변수의 등급별 유의확률이 크게 증가하였다. 이에 모기업의 크기에 따라 분리한 후 각각에 대해 감마분포와 로그노말분포로 분석을 실시하고 적합한 모델을 선택하도록 하였다.

**Table 4.5.** Comparison of gamma and lognormal distributions

	Gamma		Lognormal	
	Global	Other	Global	Other
deviance/d.f	1.689	2.0076	1.3871	1.7143
AIC	1854.74	956.60	189.51	106.47
BIC	1877.64	969.56	212.40	119.43

**Table 4.6.** Lognormal model for loss severity

Parameter	Estimate		Standard error		$\chi^2$		p-value		
	Global	Other	Global	Other	Global	Other	Global	Other	
Intercept	-0.8287	0.2426	1.9014	1.4062	0.19	0.03	0.6629	0.863	
Credit rating	A	2.8925	1.3333		4.71		0.0300		
	B	2.3108	2.7203	1.2267	1.5534	3.55	3.07	0.0569	0.0799
	C	1.8257	3.4339	1.0566	1.1618	2.99	8.74	0.0840	0.0031
	D	1.7708	2.0350	1.0596	0.8471	2.79	5.77	0.0947	0.0163
	E	1.6970	4.2106	1.1553	1.0493	2.16	16.10	0.1419	<0.0001
	F	1.1129	3.9389	1.1553	0.8841	0.93	19.85	0.3354	<0.0001
	G	-0.5938	0	0.9956	0	0.36	.	0.5509	.
R	0		0		.		.		
Settlement period	30	-2.1642	-4.6669	1.7426	1.5871	1.54	8.65	0.2143	0.0033
	60	-1.2804	-4.3914	1.7321	1.5534	0.55	7.99	0.4598	0.0047
	90	-0.7973	-3.8506	1.8205	1.7801	0.19	4.68	0.6614	0.0305
	120	-1.5499	-2.0589	1.8493	1.6482	0.70	1.56	0.4020	0.2116
	>150	0	0	0	0	.	.	.	.

이 경우 글로벌 기업과 기타 기업에 대한 분석결과가 매우 대조적이다. 글로벌 기업의 경우 감마분포 모델은 모든 위험요소 등급에서 전혀 유의하지 않았다. 반면 기타 기업의 분석결과는 유의수준 1%에서 거의 모든 위험요소 등급이 통계적으로 유의하다는 결과를 확인할 수 있었다. 이러한 특징은 로그노말 모델에서도 나타난다. 그러나 두 모델의 이탈도를 비교해 볼 때 로그노말 모델이 더 적합한 모델임을 확인할 수 있다 (Table 4.5).

Table 4.6는 로그노말 모델의 분석결과이다. 글로벌 기업의 경우 설명변수의 각 등급별 유의확률이 이상적으로 작지는 않으므로 분석결과에 기반한 해석에는 주의를 필요로 한다. 기타 기업의 경우는 로그노말 모델이 사고심도 모델에 적합한 것으로 판단된다. 오히려 모수 추정치에 대한 해석이 쉽지 않다. 사고빈도의 분석에서 수입자의 신용등급은 모기업의 크기에 상관없이 사고발생 비율과는 역관계에 있음을 확인하였다. 그러나 사고심도에서는 모기업의 크기에 따라 그 효과가 다르게 나타난다. 글로벌 기업의 경우 사고심도는 대체적으로 수입자의 신용등급에 비례한다. 즉, 신용등급 G를 제외하고는 신용등급이 낮을수록 사고심도가 작아짐을 확인할 수 있다.

그러나 기타 기업의 경우에는 이러한 수입자 신용등급과 사고심도간의 전반적 추세를 찾기가 어렵다. 특히 신용등급이 A이거나 R인 경우에는 추정치가 나와 있지 않은데 이는 분석 데이터에 해당 사고가 존재하지 않기 때문이다. 본 논문에서는 분석결과에 대한 중립성을 위해 이를 비워놓았다. 관련 실무의 경우에는 전체 등급의 평균치를 이용하거나 기타 다른 방법을 통해 이에 대한 추정을 시도해 볼 수 있겠다. 결제기간은 모기업의 크기에 상관없이 결제기간이 길수록 사고심도가 커짐을 알 수 있다.

Table 4.6의 결과를 이용하여 위험요소별 등급 간 위험상대도와 사고심도의 추정치를 모기업의 크기별로 각각 Table 4.7과 Table 4.8에 나타내었다. 참고로 기타 기업의 경우 수입자 신용등급의 상대도는

**Table 4.7.** Relative risk and expected loss severity per exposure (global)

		Settlement period	30	60	90	120	>150
		Relative risk	0.114842	0.277926	0.450544	0.212269	1
Credit rating	A	18.038350	0.904476	2.188902	3.548411	1.671799	7.875841
	B	10.082490	0.505554	1.223481	1.983375	0.934447	4.402181
	C	6.207138	0.311237	0.753218	1.221036	0.575279	2.710139
	D	5.875552	0.294611	0.712981	1.155808	0.544548	2.565363
	E	5.457550	0.273651	0.662258	1.073581	0.505807	2.382857
	F	3.043171	0.152590	0.369280	0.598637	0.282042	1.328699
	G	0.552225	0.027690	0.067011	0.108631	0.051180	0.241110
	R	1	0.050142	0.121347	0.196715	0.092680	0.436617

**Table 4.8.** Relative risk and expected loss severity per exposure(other)

		Settlement period	30	60	90	120	>150
		Relative risk	0.009401	0.012383	0.021267	0.127594	1
Credit rating	A						
	B	15.184880	0.181954	0.239668	0.411601	2.469461	19.354020
	C	30.997300	0.371428	0.489241	0.840213	5.040977	39.507870
	D	7.652252	0.091694	0.120778	0.207422	1.244458	9.753245
	E	67.396970	0.807591	1.063750	1.826862	10.960520	85.901390
	F	51.362070	0.615451	0.810665	1.392221	8.352827	65.463980
	G	1	0.011983	0.015783	0.027106	0.162626	1.274559
	R						

사고빈도 그리고 글로벌 기업의 사고심도와 달리 신용등급 G가 기준이 된다. 또한 모기업의 크기를 포함한 사고빈도 분석모델과는 달리 사고심도의 분석에서는 모기업의 크기에 따라 자료를 분리해 각각의 분석을 시행했기에 수입자의 신용등급과 결제기간의 상대도가 모기업의 크기에 따라 다르게 나타난다.

#### 4.3. 지급비율 산출

이 절에서는 지금까지의 결과를 이용하여 각 위험요소의 등급별 지급비율을 산출한다. Table 4.3과 Table 4.4에서 글로벌 기업과 기타 기업의 결제기간 및 수입자 신용등급별 평균 사고발생 비율을 구하였다. 또한 사고빈도의 경우도 유사한 방법으로 위험요소 등급별 계약금액 대비 지출금액의 평균 비율을 계산하였다. 이 두 비율을 곱함으로써 각 위험요소의 등급별 지급비율을 얻게 되는데 Table 4.9와 Table 4.10은 그 결과를 나타낸 것이다.

글로벌 기업의 경우 결제기간이 120일 미만일 때 역전현상이 나타나기는 하지만 대체적으로 결제기간이 길수록 지급비율이 증가하는 추세를 나타낸다. 그러나 수입자 신용등급은 R 등급을 제외하고는 어떤 추세를 찾아보기 어렵다. 기타 기업의 경우 사고심도 분석에서와 마찬가지로 수입자 신용등급 A와 R에 대해서는 지급비율이 추정되지 않는다. 수입자 신용등급이 동일할 경우 결제기간이 길수록 지급비율이 증가하는 것으로 보인다. 그러나 결제기간이 동일할 때 수입자 신용등급과 지급비율 간 어떠한 추세를 발견하기 어렵다. Table 4.9와 Table 4.10은 포괄 기본요율과 상당한 차이를 나타내는데 이는 각 위험요소의 등급별 위험정도가 일반적인 상식 혹은 직관과 매우 다를 수 있다는 가능성을 나타낸다. 즉, 기본요율은 결제기간이 길수록, 수입자의 신용등급이 낮을수록 높은 요율을 적용하고 있지만 분석결과와는 이와 일치하지 않다는 것이다. 뿐만 아니라 수출기업의 크기 (따라서 기업 간 대외무역의 노출정도)는 지급비율에 매우 중요한 요소임을 확인할 수 있었으나 현행 기본요율은 이를 고려하지 않고 있다. 보

**Table 4.9.** Rate of loss per exposure (global)

Settlement period		30	60	90	120	>150
Credit rating	A	0.000248	0.000826	0.001471	0.001190	0.002331
	B	0.000403	0.001342	0.002390	0.001934	0.003788
	C	0.000341	0.001134	0.002020	0.001634	0.003202
	D	0.000385	0.001282	0.002284	0.001848	0.003620
	E	0.000319	0.001062	0.001892	0.001531	0.002999
	F	0.000224	0.000746	0.001329	0.001075	0.002107
	G	0.000463	0.001540	0.002744	0.002220	0.004349
	R	0.003043	0.010132	0.018045	0.014599	0.028601

**Table 4.10.** Rate of loss per exposure (other)

Settlement period		30	60	90	120	>150
Credit rating	A					
	B	0.000201	0.000374	0.000729	0.011938	0.022965
	C	0.000562	0.001049	0.002043	0.033458	0.064364
	D	0.000166	0.000309	0.000602	0.009865	0.018978
	E	0.001302	0.002429	0.004731	0.077486	0.149061
	F	0.001250	0.002333	0.004543	0.074410	0.143145
	G	0.000277	0.000517	0.001006	0.016477	0.031698
	R					

다 충분한 데이터가 확보되었을 때 이에 대한 분석이 다시 이루어질 필요가 있다고 여겨진다.

## 5. 결론

본 논문은 국내 모기업 해외법인의 단기수출보험에 대한 자료를 이용, 수출보험과 관련한 위험요소의 등급별 지급비율을 산출해 보았다. 이를 위해 일반화 선형모형을 활용하였는데 이로써 사고빈도와 사고심도라는 위험의 두 가지 측면에 대해 보다 정교한 분석을 시도해 볼 수 있었다. 또한 모기업의 크기라는 새로운 위험요소를 추가함으로써 보다 다양한 위험요소를 감안한 모델을 설정해 보고자 하였다. 분석결과는 기존 단기수출보험의 포괄 기본요율에서 보여지는 것과는 상당한 차이를 보였다. 포괄 기본요율은 결제기간이 길수록, 그리고 수입자 신용등급이 낮을수록 높아지는데 이는 관련위험이 증가한다는 것을 반영한 것이다. 그러나 본 논문의 결과는 반드시 그러한 것은 아닐 수 있다는 점을 보여준다. 사고빈도와 사고심도 모두에서 위험요소의 등급과 지급비율 사이에 단순한 선형적 관계를 찾아보기 어려웠기 때문이다.

그러나 다른 한편 이와 같은 차이는 본 논문의 향후 개선점을 나타내는 것이기도 하다. 위험요소 중 결제조건을 설명변수에 포함시킬 수 없었고 또한 수입자의 신용등급 각각에 대한 분석을 시행할 수 없었다. 그리고 사고심도의 분석결과는 글로벌 기업의 경우 통계적 유의성을 확보하기 어려웠다. 뿐만 아니라 수출보험이 담보하는 또 다른 위험인 비상위험 (전쟁발발, 외환거래 제한 등)에 대한 부분은 고려할 수 없었다. 이는 분석을 위한 데이터가 충분하지 않고 또한 다양한 변수를 지니고 있지 않다는 사실에 기인한다. 이러한 이유로 본 논문의 결과가 직접적인 실무적 도움을 제공하기는 어렵다 하겠다. 그러나 일반화 선형기법을 사용하여 수출보험의 위험요소를 분석한 것은 처음 시도된 것으로 여기에서 본 논문의 의의를 찾고자 한다. 차후 충분한 관련 자료의 이용가능성과 더불어 보다 개선되고 유의한 모델을 찾아 수출기업의 애로에 도움을 줄 수 있기를 희망한다.

## References

- Amsden, A. (1989). *Asia's Next Giant: South Korea and Late Industrialization*, Oxford University Press, Oxford.
- Branden, M., Vidmar, T. J. and McKean, J. W. (1988). *Drug Interaction and Lethality Analysis*, CRC Press, Boca Raton.
- Chung, C. and Kim, K. (2011). The effects of short-term export insurance and export credit guarantee to the export performance of small medium sized export companies, *Journal of International Trade and Insurance*, **12**, 1–30. (in Korean)
- De Jong, P. and Heller, G. (2008). *Generalized Linear Models for Insurance Data*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Dobson, A. (2002). *An Introduction to Generalized Linear Models*, CRC Press, Florida.
- Fu, L. and Moncher, R. (2000). Severity distributions for GLMs: Gamma or lognormal? Evidence from Monte Carol simulations, *Discussion paper*, Available from: [www.casact.org/pubs/dpp/dpp04/04dpp149.pdf](http://www.casact.org/pubs/dpp/dpp04/04dpp149.pdf)
- Haberman, S. and Renshaw, A. (1996). Generalized linear models and actuarial science, *Journal of the Royal Statistical Society, Series D*, **45**, 407–436.
- Holler, K., Sommer, D. and Trahair, G. (1999). Something old, something new in classification ratemaking with a novel use of GLMs for credit insurance, *Discussion Paper*, Available from: [www.casact.org/pubs/forum/99wforum/wf99031.pdf](http://www.casact.org/pubs/forum/99wforum/wf99031.pdf)
- Johnson, C. (1982). *MITI and the Japanese Miracle: The Growth of Industrial Policy, 1925-1975*, Stanford University Press, Stanford.
- Ki, S. D. and Kim, D. H. (2009). Study on the calculating relative risk for vehicle insurance premium rate using GLM, *Research paper*, Korean Insurance Research Institute, Seoul. (in Korean)
- Kim, H. (2012). A comparative study on the effects of short-term export credit insurance on exports before and after the global financial crisis, *Journal of International Trade and Insurance*, **13**, 29–46. (in Korean)
- Korean Trade Insurance Corporation. *Glossary of trade and insurance*, Available from: [www.ksure.or.kr/jsp/info/pop\\_GlsInq.jsp](http://www.ksure.or.kr/jsp/info/pop_GlsInq.jsp)
- Lee, I. J. and Lee, E. J. (2000). An empirical study on the effect of export credit insurance on export, *Journal of International Trade and Insurance*, **1**, 235–288. (in Korean)
- Mack, T. (1994). Which stochastic model is underlying the chain ladder method? *Insurance: Mathematics and Economics*, **15**, 133–138.
- McNeil, A. and Wendin, J. (2007). Bayesian inference for generalized linear mixed models of portfolio credit risk, *Journal of Empirical Finance*, **14**, 131–149.
- Murphy, K., Brockman, M. and Lee, P. (2000). Using generalized linear models to build dynamic pricing systems, *Discussion Paper*, Available from: [www.casualtyactuarialsociety.net/pubs/forum/00wforum/00wf107.pdf](http://www.casualtyactuarialsociety.net/pubs/forum/00wforum/00wf107.pdf)
- Myers, R., Montgomery, D. and Vining, G. (2002). *Generalized Linear Models with Applications in Engineering and the Sciences*, John Wiley & Sons, New York.
- Nelder, J. and Wedderburn, R. (1972). Generalized linear models, *Journal of Royal Statistical Society*, **135**, 370–384.
- Park, C. K. (2002). The problem with, and remedy for, current premium rate of export insurance: the case of short-term export credit insurance, *Journal of International Trade and Insurance*, **3**, 53–64.
- Park, C. K. and Shin, D. C. (2000). Study on the appropriate level of export insurance fund and the loss ratio, *Journal of International Trade and Insurance*, **1**, 63–92. (in Korean)
- Shin, Y. and Kim, H. (2011). An analysis of the effect of export credit insurance on export using a structural vector error correction model (VECM), *Journal of International Trade and Insurance*, **12**, 23–40. (in Korean)
- Wade, R. (1990). *Governing the Market: Economic Theory and the Role of Government in East Asian Industrialization*, Princeton University Press, Princeton

# 일반화 선형모형을 이용한 수출보험의 지급비율 추정

주효찬<sup>a</sup> · 이항석<sup>a,1</sup>

<sup>a</sup>성균관대학교 보험계리학과/수학과

(2013년 6월 17일 접수, 2013년 10월 4일 수정, 2013년 11월 4일 채택)

---

## 요약

한국을 비롯한 많은 국가에서 수출보험은 수출증진을 위한 수단으로 이용되어 왔다. 무역자유화를 위한 세계무역기구의 출범 이후에도 수출보험은 여전히 수출증진을 위한 주요 수단으로 인식된다. 본 논문은 국내 기업의 해외법인이 체결한 단기수출보험의 자료를 이용하여 수출보험과 관련한 위험요소(수입자의 신용등급, 결제기간, 모기업의 크기)의 각 등급에 따른 보험가입금액 대비 보험금 지급비율을 산출한다. 이를 위해 일반화 선형모형을 활용, 모델 선택과정을 거쳐 사고빈도(frequency)와 사고심도(severity)를 각각 음이항분포와 로그노말분포로 적합한다. 그리고 일반화 선형모형의 분석결과를 바탕으로 사고빈도와 사고심도에 미치는 각 위험요소의 등급에 따른 계약건수 대비 평균 사고발생 비율과 보험가입금액 대비 평균 지급비율을 제시한다. 이후 이를 통합함으로써 각 위험요소의 등급별 지급비율의 기댓값을 추정한다. 그리고 이 결과를 이용하여 요율산정에 대한 시사점을 논의한다.

주요용어: 일반화 선형모형, 수출보험, 사고빈도, 사고심도.

---

<sup>1</sup>교신저자: (110-745) 서울특별시 종로구 명륜3가, 성균관대학교 보험계리학과/수학과, 부교수.  
E-mail: hangsock@skku.edu