

데이터 마이닝을 이용한 산업재해 예측모델에 관한 연구

한국산업안전공단 산업안전보건연구원

이관형 · 정호근 · 박정선

— Abstract —

The Prediction Model of the Number of Industrial Injured Persons Using Data Mining

Kwan Hyung Yi, Ho Keun Chung, Jung Sun Park

Occupational Safety and Health Research Institute, KOSHA

Objectives : This study is to see the transition and pattern of the industrial injured worker, and to develop the prediction model.

Methods : The data of the study are based on the samples from data-warehouse of Occupational Safety & Health Research Institute and are summed monthly from Jan 1986 to Jul 1999. This study data used data mart and Meta data from DW in KOSHA. The prediction model of the injured worker in industry is designed by using a winters time series method after data preparing (i.e. sample, explore, modify) from DW.

Results : This predicted model obtained Winters-method multiplicative in exponential smoothing among applied all models, after the time series (total 163 months). It showed that the prediction power was 95.5 %.

Conclusions : In the process of exploring the data, totally the rate of industrial injured workers reduced, and in the yearly circulation, in February and September the number is the lowest but in June, July, October and November the higher. The number of monthly average injured workers is 8709 (95 % confidence interval: 8277, 9140).

From the developed prediction model, since Aug 1999 the industrial injured worker reduced rapidly in Dec 1999 and first period of 2000. But in second period of 2000 the number of the injured workers is increasing. To conclude, as the total economic situation is becoming better in 2000 than in 1999, its is supposed that the injured workers will increase more than the predictive injured workers because of the increase of production rate and labor force.

Key Words : Data-Warehouse & Data-Mining, injury, Time-series, Prediction

<접수일 : 2000년 9월 28일, 채택일 : 2000년 12월 20일>

교신저자 : 이 관 형(Tel : 032-5100-911) E-mail : khyi@korea.com

서 론

우리 나라의 산업재해 통계 집계가 체계적으로 잡히기 시작한 것은 노동청 근로 기준국 및 지방사무소에 산업안전담당관을 두면서 산업재해 업무가 제도에 들어선 시기로 1972년부터 1998년까지 27년간 발생한 총 재해자수는 2,942,478명이며, 이 가운데 산업재해 사망자수는 46,204명, 직업병자수는 35,311명으로 집계되고 있으며, 평균 1년에 10만여명의 재해자와 1천 7백 명의 사망자가 산업현장에서 발생되고 있는 실정이다.

또한 산업재해로 인한 경제적 직접손실액(산재보상금 지급액)만도 10조 5천억원에 달하는 등 그 피해는 이루 말 할 수 없다(산업재해분석총감, 1995).

산업화에 따라 꾸준히 증가되던 재해율은 1985년을 정점으로 감소되어 왔으며, 1995년에 산업재해가 기준 재해율 1 % 미만인 0.99 %을 처음으로 달성하여, 1996년 0.88 %로 떨어져 10년 전인 1986년(2.99 %)의 3분의 1로 줄었다. 이런 감소 추세가 1997년 0.5 %로 떨어졌으나, 1998년 산업재해 분석에 따르면 아직도 전국의 산업현장에서 하루 평균 141명(사망은 6명)의 재해자가 발생되고 있고, 이로 인한 경제적 직.간접적 손실 추정액은 7조 3천억원에 이르고, 노동 손실일수(41,511천일)도 노사분규에 의한 노동 손실일수(1,452천일)의 29여배이며, 노사분규로 인한 생산차질액 16,363억원보다 산업재해로 인한 총 경제적 손실 추정액의 4.4배에 이르는 등 산재예방 후진국을 면치 못하고 있는 실정이다.

또한 다른 유형의 재해로 경제적 손실액을 비교하면 교통사고 4,830억원(96년 기준), 화재사고 1,217억원(97년 기준), 풍수해 사고 4,830억원(96년 기준)의 경제적 손실액에 비해 16배~64배에 해당된다. 그러나 재해자 수는 6만6,770명으로 전년도 보다 4,778명이 감소했으며 이에 따라 재해율도 0.07 % 포인트 낮은 0.88 %였다. 재해율이 전반적으로 낮아지고 있음에도 산재로 인한 사망자수는 1996년보다 72명이 증가한 2,742명이며, 10년 전인 1988년 사망자수 보다 981명 증가했으며, 매년 점진적으로 증가 추세에 있다(노동통계연감, 1998).

이에 1996년 발표된 산업안전선진화 3개년 계획은 국제 경제사회 구조개편에 따른 새로운 규범의 등장, 경제수준에 걸맞은 국제적 위상제고의 필요성이 강조되고, 앞으로 국제 환경의 변화는 국제적으로 향상된 지위와 경제 규모 등 국력에 상응하는 전략적 대응방안 차원에서 안전.보건 기준을 국제적 시각에서 개선할 필요성이 시급하다고 할 수 있겠다.

근본적으로 산업재해를 예방하기 위한 전략적 장.단기적 대응방안이 없이는 노동자의 삶의 질 향상이나 21세기 기업의 경쟁력은 물론 산업안전선진국으로의 진입을 기대할 수 없다.

큰 틀에서 산업재해를 예방하기 위한 전략으로는 크게 두 가지가 있겠는데, 그 하나가 사후관점에서 근본적으로 발생원인을 분석해서 재발을 방지하는 것이고(feed-back), 두 번째가 미래시점에 산업재해가 어느 정도 발생될 것인지를 사전에 예측하여 장.단기적으로 예방전략을 수립하여 시기적절하게 대응할 수 있는 방법이 있겠다(feed-forward). 따라서 본 연구 목적은 후자인 관점에서 미래시점의 산업재해 발생 예측프로그램을 개발했다.

대상 및 방법

본 산업재해 예측 모형 연구에는 지수 평활법 중 윈터스 모형기법을 이용하여 산업재해 발생자수 예측을 위한 최적의 모형을 도출하고 이를 이용해 재해자수를 예측하려 한다.

1. 연구자료

본 연구에 사용된 자료는 1986년 1월부터 1999년 7월까지 산업현장에서 재해가 발생한 시점을 기준으로 월별로 누적된 산업재해자 수로 163개월 분(13년 7개월) 자료이다

2. 예측 목적과 방법 틀

1) 분석 목적

1986년 1월부터 1999년 7월까지 산업재해 발생건수 월별 재해통계의 13년분(163개월 분) 자료의 기술적 특성을 파악하기 위해 시계열 도표를 플롯화하고 자기상관함수 등을 사용하여 재해자의 대체적인 추세(trend), 계절성(Seasonality), 특이점(Outlier), 변화점(Turning point) 등을 탐색하

여, 자료의 특성을 통해 시계열 모형을 정립하여, 미래에 대한 재해자 발생 예측이 가능해지면 산업재해 예방을 위한 시스템에 어떤 인위적인 조작을 가함으로써 재해예방 목표치에 부응하도록 적극적으로 대응전략을 마련할 수 있겠다.

2) 분석 모형

시계열 예측이라고 하면 주어진 자료를 분석하여 일과성 예측, 설명, 제어를 염두에 두고 분석해야 하는데, 전반적인 시계열 모형 틀은 크게 두 부분으로 하나는 모형정립 단계로 모형 설정을 설정하기 위해 기술자료 검토 및 탐색으로 전체 분석의 80% 정도 차지하며, 모형 설정 다음으로 모형추정과 모형진단을 통하여 두 번째 단계인 예측활용 단계로 모형 정립으로부터 예측하고, 예측오차의 평가를 통해 모형화 하면 Fig. 1과 같다.

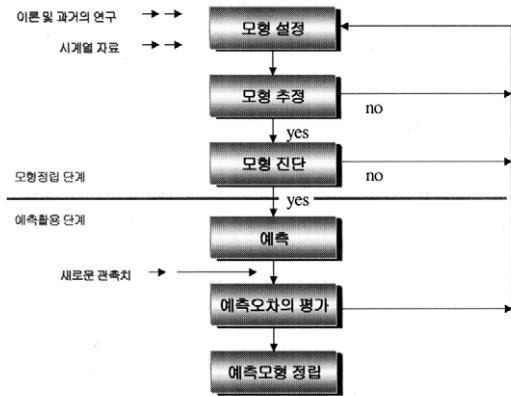


Fig. 1. The configuration of the Prediction model system

3. 연구분석 결과

1) 자료의 탐색

(1) 월별 재해자수의 기술통계

본 연구의 산업재해 예측에 사용된 자료는 1986년 1월부터 1999년 7월까지 산업현장에서 재해가 발생된 월별 재해자수에 대한 기술통계량과 박스그래프는 다음과 같다(Fig. 2).

산업재해 발생 기준 시점인 1999년 7월까지의 월평균 산업재해 발생은 8,709명이 발생되고 있으며 (95% 신뢰구간: 8,277(하한값)명, 9,140(상한값)명), 사분위 통계량에서 살펴보면 중앙값(Q1: 50%)은 8,285명으로 분석되었다.

(2) 월별 재해자 시도표

월별 재해자의 일차적으로 시점 t(Month)와 계열값 Z_t 를 플롯한 그림 시도표는 Fig. 2와 같다. 시도표를 살펴보면 시점 t가 지남에 따라 재해자 수는 점진적으로 감소하는 추세를 보이고 있으며, 또 다른 특성을 보면 월별 계절 변동이 보이며, 순환 주기는 1년이며, 월별 재해자 시도표에서 변화점은 1992년 5월과 1997년 10월을 기점으로 월별 재해자가 감소되면서 다른 패턴양상을 보였다(Fig. 3).

우선 월별 산업재해 발생재해자의 원자료의 정상성(stationarity) 여부를 파악하기 위해 시도표를 보면, 시간이 지남에 따라 분산의 변동이 심하고, 추세성이 있는 비정상 시계열임을 알 수 있기 때문에 시계열 자료의 정상성을 위해 변수변환과 차분을 시도하였다.

(3) 자료의 변환과 차분

Fig. 3과 같이 시간이 경과함에 따라 분산이 일정하지 않고 감소하는 경향이 뚜렷하기 때문에 우선 분

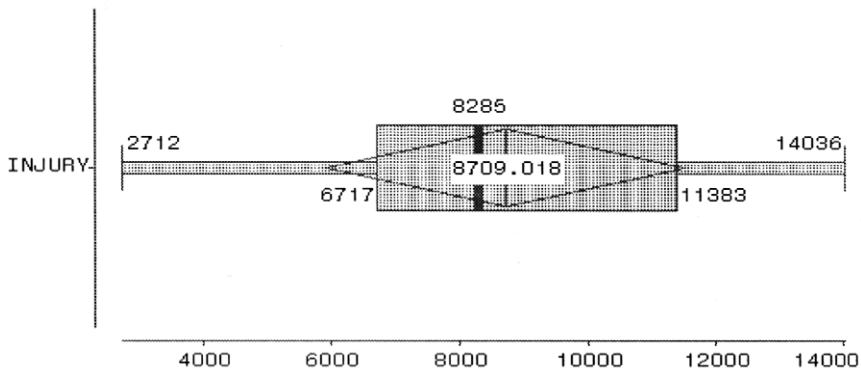


Fig. 2. The box-plot statistics of industrial injured workers in monthly

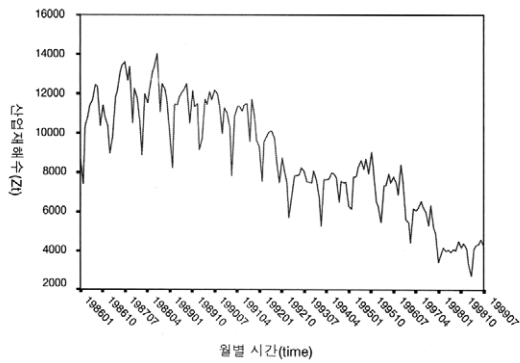


Fig. 3. The time series for the number of industrial injured Workers in monthly

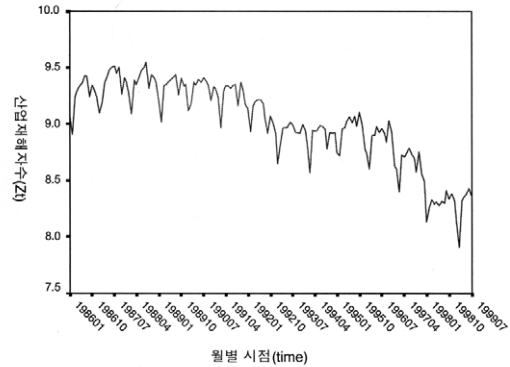


Fig. 4. The time series after transforms(natural log)

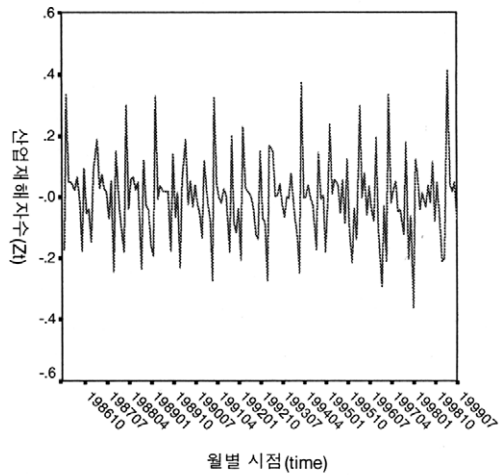


Fig. 5. The time series after transforms(natural log) and difference(1)

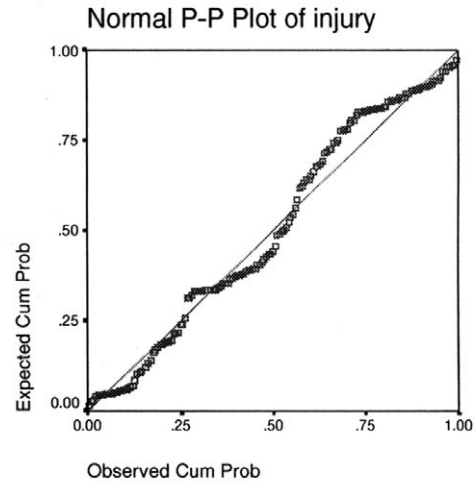


Fig. 6. The normal P-P plot before transforms (natural log) and difference(1)

산을 안정화 시키기 위해 로그변환을 하였으나, 로그 변환 한 경우에도 추세는 제거되지 않아(Fig. 4), 분산과 추세를 제거하기 위해 다시 1차 차분하였다.

Fig. 5에서 보면 1차 차분된 시계열자료의 시도표에서는 추세성분이 제거되어 있음을 알 수 있다. 따라서 1차 차분된 시계열자료는 정상성을 만족하고 있다고 할 수 있다. Fig. 6은 로그변환과 1차 차분 이전의 시계열 원자료의 정규성을 검증하기 위한 정규확률지 분포이다.

Fig. 7은 산업재해 발생 시계열 원자료의 로그변환과 1차 차분된 후, 정규분포를 보여주고 있다. Fig. 6과 Fig. 7에서 알 수 있듯이 Fig. 6은 P-P

플롯에서 정규성에 벗어나고 있음을 알 수 있고, Fig. 7에서는 시계열자료가 정규성을 만족하고 있음을 알 수 있다.

따라서 시계열 자료의 모형설정 이전의 단계로 자료의 탐색에서 비정상적인 시계열자료에서 정상적인 시계열 자료로 정제(가공)하는 과정과 또한 정제된 자료가 정규분포를 하고 있는지를 찾아내는 것이 매우 중요하다.

2) 모형설정 단계

원자료의 추세를 제거하기 위해 1차 차분된 시계열자료의 ACF(자기상관함수)와 PACF(편자기

상관함수)의 도표는 다음과 같다(Fig. 8).

Fig. 8, Fig. 9에서 보면, 각각의 시차가 서로 독립적인지 검증한 결과, ACF와 PACF는 대부분 모든 시차에서는 통계적으로 유의한 차이를 보이고 있지 않기 때문에 각 시차가 독립적이라는 것을 알 수 있으며, 또한 Fig. 10에서도 알 수 있듯이 모형 설정단계에서 각각의 시차간에는 백색잡음과정($Z_t = \mu +$

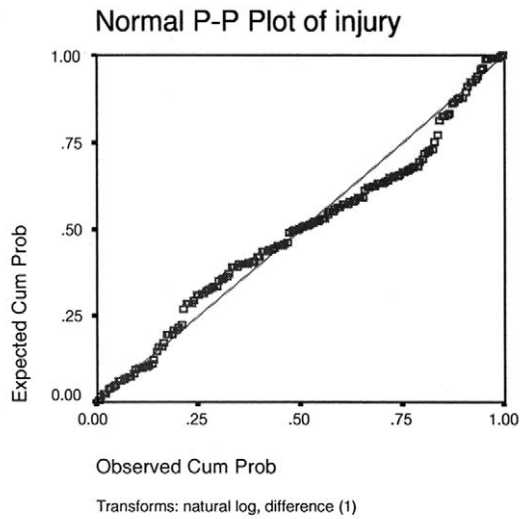


Fig. 7. The normal P-P plot after transforms (natural log) and difference(1)

$a_t, t=1,2,\dots,T$ 로 정의)이 존재해야 하는데, Fig. 9와 Fig. 10에서 각각의 시차간에는 무상관(no correlation)의 관계를 보이고 있는데($t \neq t'$), 즉 설정된 시계열 모형에서 임의의 시차 $k(\neq 0)$ 의 자기상관계수 $\text{corr}(Z_t - Z_{t-k}) = \rho_t$ 는 0이다.

그리고 시계열 모형선정 단계에 있어서 다항추세 모형에 의한 회귀분석, 지수평활법, ARIMA, 분해기법을 적용한 결과 RMSE(Root Mean Square Error), AIC, SBC을 비교한 결과 승범 윈터스 지수평활 모형이 가장 적합한 모형임을 알 수 있었다.

3) 설정된 모형의 모수 추정결과

모형 탐색과 반복적인 모형설정으로 선정된 승범 윈터스 모형의 모수 추정에 대한 기본모형식은 다음과 같다.

$$\text{수준모형(Level): } L_t = \alpha(Y_t / (S_{t-m})) + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$\text{추세영향치(Trend): } T_t = \beta(L_t + L_{t-1}) + (1-\beta)L_{t-1}$$

$$\text{계절영향치(Seasonal): } S_t = \gamma(Y_t / L_t) + (1-\gamma)(S_{t-m})$$

$$\text{예측치 : } F_{t+k} = (L_t + (k)T_t) S_{t+k-m}$$

여기서 Y_t 는 t 시점의 관찰치이고, L_t 는 t 시점의 계열수준평활치로 식에서 $Y_t / (S_{t-m})$ 은 현 시점의 자료를 m 시점 이전의 계절지수로 나눈 것으로 계절영향을 제거한 것이고, $(L_{t-1} + T_{t-1})$ 은 추세요인에 대한

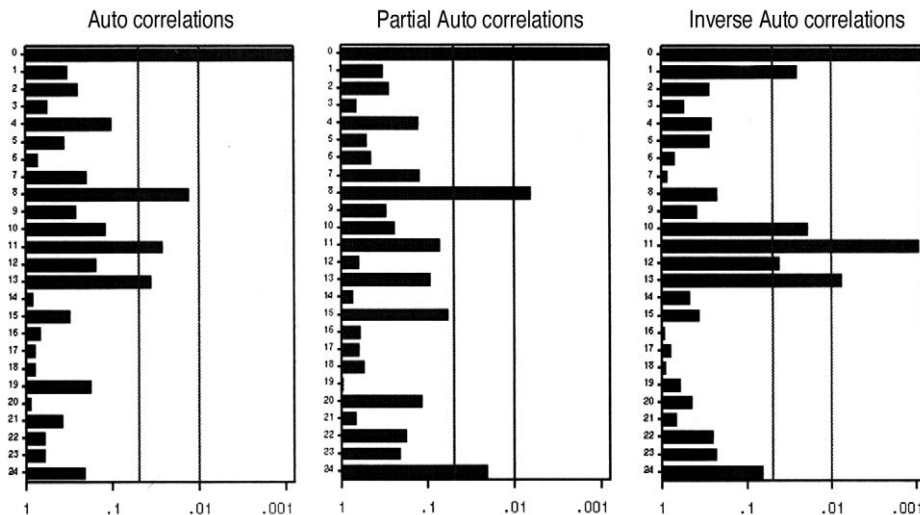


Fig. 8. The statistical probability Plots of the ACF and PACF for the forecast model at the 0.05 level

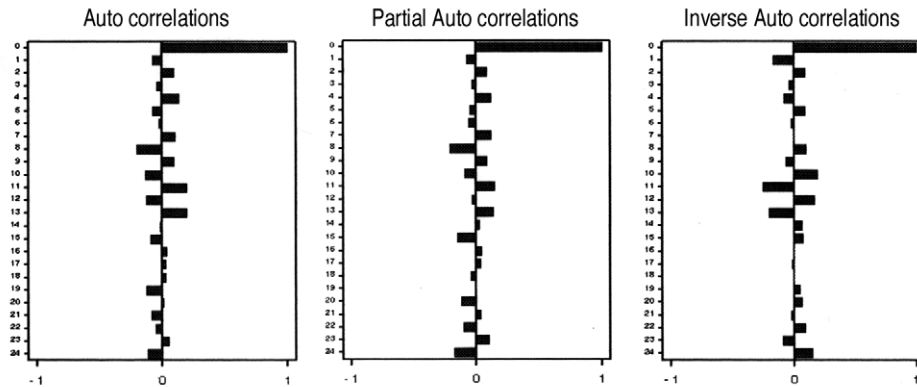


Fig. 9. The prediction error autocorrelation plots of ACF and PACF

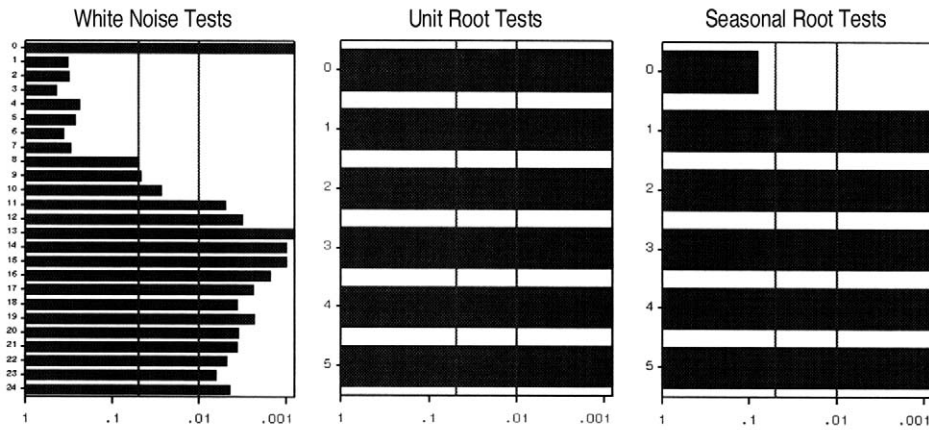


Fig. 10. The prediction error white noise and statistical test probability for the predicted model

수준을 수정한 것으로 추세의 변동영향을 포함시켜 수준을 갱신한다. 따라서 수준모형은 현재시점의 계절영향이 제거된 자료에 추세영향을 추가한 평활치라고 할 수 있다.

T_t 는 추세영향의 추정치를 갱신하는 것으로 식에서 첫번째 항은 인접시점의 수준의 변화로 시간의 흐름에 따른 추세이고, 두 번째 항은 마지막 시점의 추세기 T_{t-1} 를 결합하여 추세가 각각 새로운 시점의 증감형태를 표시한 것이다.

S_t 는 계절영향치로 이동평균 비율법에서 계정지수를 구하는 방법과 비슷하며, 첫번째 항인 $\gamma(Y_t/L_t)$ 는 현재 관찰치 Y_t 를 평활화계열 L_t 로 나누는 것으로 이 값은 계절지수가 된다.

F_{t+k} 는 현재시점 t 에서의 k 시점 만큼의 미래 시계열의 예측치로 식을 보면 수준과 추세치의 예측값에 S_{t+k-m} 을 곱하여 계절변동을 도입한 것으로 예측치는 3개의 성분인 수준 L , 추세 T , 계절 S 를 다 포함하고 있다.

현재시점에서 1기간 앞의 예측치는

$$F_{t+1} = (L_t + (1)T_t)S_{t+k-m}$$

으로 현재시점의 수준 추정치에 현재시점의 추세 추정치를 더한 값(현재시점의 수준의 증감을 나타냄)에 마지막 년도의 계절지수를 곱하므로 예측치는 계절변동에 따라 계절지수의 기준보다 높아지거나 낮아진다. 이러한 방법으로 현재시점의 k 기간 예측치는

Table 1. The parameters estimate of the predicted model

모수	통계량	표준편차	t-값	P-값
LEVEL Smoothing Weight	0.358	0.04	8.646	0.0000
TREND Smoothing Weight	0.064	0.02	3.042	0.0027
SEASONAL Smoothing Weight	0.077	0.03	2.242	0.0263
Residual Variance (sigma squared)	363938.6			
Smoothed Level	3934.3			
Smoothed Trend	-51.418			

*P-value < 0.05 : statistically significant

+Fitting data range : from Jan 1986 to Jul 1999

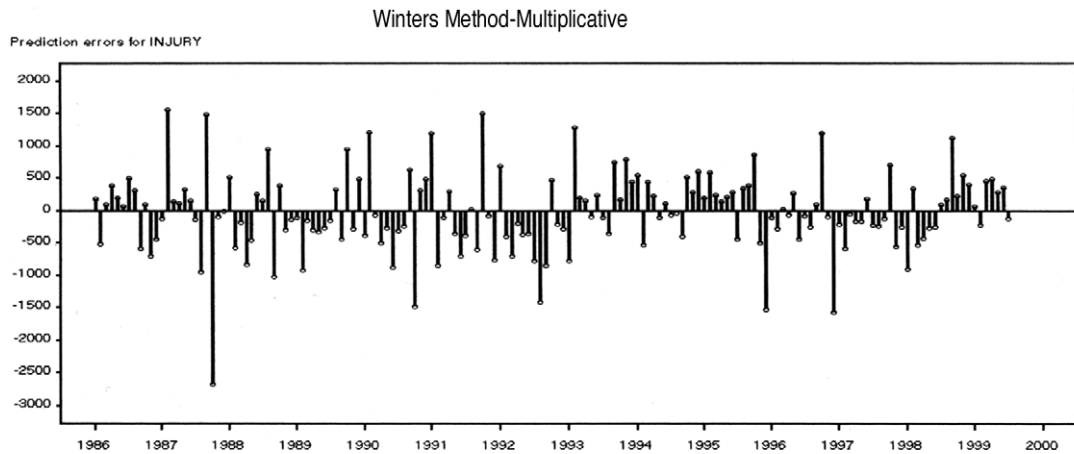


Fig. 11. The residuals plot of predicted model in Winters time series methods

$$F_{t+k} = \{Lt + (k)T_t\} S_{t+k-m}$$

으로 예측치는 k시점 앞이므로 추세는 k개월 동안 계속되었으므로 현재 추세요인 T_t 에 k를 곱하여 현재 수준치에 더하고, 계절지수를 곱하여 구했다.

이상과 같이 승법 윈터스 모형의 모수추정치에 대한 검정통계량과 검증결과를 보면 다음과 같다 (Table 1). 수준(L), 추세(T), 계절성(S)의 모수추정치에 대한 검정통계량에 통계적으로 매우 유의한 결과를 보여줌을 알 수 있다.

따라서 본 모형에서 설정된 윈터스 모형에 대한 추정은 매우 적합하다고 말할 수 있겠다.

4) 설정된 모형의 적합성 검증결과

시계열 예측모형에서 설정된 승법 윈터스 모형의 적합성 검정을 위해 예측된 잔차를 분석한 결과, 추정된 잔차의 ACF와 PACF가 모든 시차에 대하여 통

Table 2. The statistics of fit test in predicted model

Parameters	statistics
Mean Square Error	357240.4
Root Mean Square Error	597.69
R-Square	0.954
Adjust R-Square	0.954
Akaike Information Criterion	2090.1
Schwarz Bayesian Information Criterion	2099.4

계적으로 유의한 값을 보이지 않았다. 즉, 자기상관계수와 편자기상관계수가 각각의 시차에 대하여 독립적인 상관계수를 갖고 있음을 알 수 있다(Fig. 11).

따라서 결론적으로 추정된 잔차는 백색잡음(white noise)의 성질을 잘 만족하였기에 설정된 모형이 잘 적합되었다고 말할 수 있겠다(Fig. 10). (Table 2)에서 보면 설정된 윈터스 예측모형의 적합성 검증통계량에서 예측력이 95.4%(R-square)을 보였다.

고 찰

본 연구에서는 월별 산업재해 발생자를 이용하여 미래시점의 시계열 예측을 실시한 결과 산업재해 발생자가 시간이 흐름에 따라 전체적으로 감소추세를 보이고 있음을 알 수 있다.

전체 산업재해 발생추이 패턴을 보면 순환주기를 1년 단위로 끊어 봤을 때 2월, 9월이 가장 낮게 발생하고 6,7월 10,11월이 높게 발생하고 있음을 알 수 있다. 그리고 산업재해 발생추이 패턴이 유사한 형태로 띄고 있는데, 특히 1992년, 1997년에 산업

Table 3. The predicted data set from Aug 1999 to July 2000 Unit: persons

연도-월	Predict	U95	L95
1999-08	4,230	5,412	3,047
1999-09	3,796	5,048	2,545
1999-10	3,972	5,327	2,616
1999-11	3,848	5,287	2,410
1999-12	3,566	5,063	2,070
2000-01	3,021	4,517	1,525
2000-02	2,716	4,247	1,185
2000-03	3,528	5,418	1,639
2000-04	3,520	5,538	1,503
2000-05	3,622	5,820	1,424
2000-06	3,656	6,017	1,295
2000-07	3,648	6,161	1,136

재해 발생추이의 유사한 경향이 무너졌는데, 이는 두 번의 큰 사건(event)이 있어 왔는데 대표적인 것으로 1992년 5월에 세계 경제 대공황과, 1997년 10월에 발표된 IMF로 경제 침체와 경기불황에 의한 산업전반에 영향을 미친 것으로 판단된다.

또한 전반적인 발생추이 경향이 무너졌는데, 이는 한국 경제의 크나 큰 사건인 1997년 10년에 발표한 IMF에 의한 산업전반의 침체에 의한 것으로 판단된다. 1999년에는 IMF와 같은 극단적인 영향권에서 벗어나면, 생산가동률과 노동력 증가가 예상되면서 1998년 산업재해 발생보다는 재해자가 증가하리라 예상된다.

그러나 본 연구에서 설정된 승법 윈터스 예측모형에서 갖는 몇 가지 한계점을 갖고 있는데, 더욱 의미있는 결과를 얻기 위해서는 추가적으로 보완되어야 할 것이다.

첫째, 윈터스 모형의 기본 알고리즘은 과거보다 현재 시점에 가중치를 더 부여하여 미래시점을 예측하는 것이며, 또한 수학적 이론 방법을 바탕으로 체계적인 방법이 아닌 경험적이고 직관적 방법으로, 시간의 흐름에 따라 느리게 변동할 때 효과적인 예측 방법이다.

따라서 본 연구에서 모형설정과정에서부터 예측모형 정립단계까지 갖는 한계점으로는 시간의 흐름에 따른 산업재해수로 예측했기 때문에, 재해 발생에 직접적인 요인이 반영되지 않았으며, 또한 외적으로 영향을 미치는 요인으로 경제적 상황 즉, 노동생산성 지수(부가, 상용직, 생산직), 월 평균 근로일수, 실업률, 이직률, 산업생산지수 등과 같은 노동경제

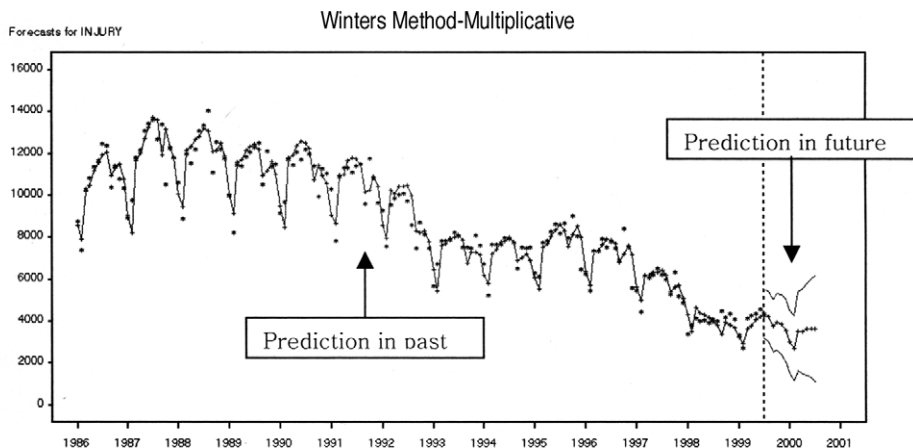


Fig. 12. The Time series plot of the industrial injury worker at the actual(point plot) and future time(line plot)

지표 요인을 간접요인 변수로 반영되지 않은 상태에서 예측했기 때문에, 다변량 시계열 예측방법으로 원인과 결과의 인과관계를 설명할 수 있는 직·간접 변수를 투입할 수 있는 전이함수 모형이나, 상태공간 분석모형, 다변량 ARIMA 등과 같은 모형으로 예측하여 비교해야 할 필요가 있다.

그리고 산업재해 발생에 영향을 미치는 직접원인과 관리적 요인변수로 구분할 수 있는데, 먼저 직접원인 변수로 사업장내 작업환경, 안전 방호장치, 보호구의 결함, 경계표시 및 설비 결함 등과 같은 불안정한 상태, 또한 작업자의 불안정한 행동으로 안전장치 제거, 복장 및 보호구의 잘못 사용, 불안정한 작업자 세, 기계·기구의 잘못 사용, 운전중인 기계손질, 위험장소 접근, 불안정한 속도조질, 불안정한 상태방치 등이며, 두번째 관리적 원인변수로 1) 기술적 원인으로 건물 기계장치 부적합, 구조 재료의 부적합, 생산방법의 부적당, 점검·정비 보존 불량, 2) 교육적 원인으로 안전보건 지식의 부족, 안전보건 수칙의 오해, 경험훈련의 미숙, 작업방법의 교육 불충분, 유해작업 교육 불충분, 3) 작업관리상 원인으로 안전보건 관리조직 결함, 작업수칙 미 제정, 작업준비 불충분, 인원배치 부적당, 작업지시 부적당 등의 산업재해 원 인변수를 코드화하는 작업이 필수적이면서 데이터베이스화하여, 향후 후속으로 산업재해 예측모형에 원 인변수로 사용되어 진행해야 할 것이다.

요 약

목 적 : 우리나라 전체 산업재해의 발생패턴과 추이를 파악하고, 미래시점에 발생할 수 있는 산업재해자 수를 예측 개발하여 장단기 산업보건 예방정책을 수립 하는데 기여하고자 한다.

방 법 : 예측모형에 사용된 자료는 1986년 1월부터 1999년 7월 까지 발생한 월별 누적 재해자수이며, 이 자료로부터 데이터 마이닝 기법을 사용하여 미래시점의 산업재해자 예측모델을 개발하였다.

결 과 : 163개월 분의 산업재해 발생자료로부터 미래시점의 산업재해자수를 예측한 결과, Robust한 예측모형은 Winter-method multiplicative in exponential smoothing로 예측력이 95%을 보였다. 산업재해 시도표를 탐색하면 전체적으로 산업재해자는 감소추세를 보이며, 순환주기를 1년으로 보면 2월과 9월

이 가장 낮고, 6,7,10,11월에 재해가 가장 많이 발생됨을 알 수 있었다. 월 평균 재해자 발생규모는 8,709명이다(95% CI:8277명, 9140명), 개발된 예측모형으로부터 1999년 8월 이후의 산업재해 발생자 규모를 보면, 1999년 12월과 2000년 1/4분기에 급격히 감소추세를 보이다가 2/4분기 시점을 정점으로 다시 재해자 수가 증가할 것으로 예측된다.

결 론 : 개발된 윈터스 모형을 이용한 미래시점의 산업재해 월별 발생 예측치는 (Table 3)과 같다. 예측치를 보면 1999년 12월에서 2000년 1월, 2월에 급격히 감소추세에서 2000년도 2/4분기에 다시 서서히 증가하고 있다. 그리고 과거시점과 미래시점의 월별 산업재해 발생 실측치와 예측치 시도표는 Fig. 12와 같다. 또한 1998년에는 전반적인 발생추이 경향이 무너졌는데, 이는 한국 경제의 크나 큰 사건인 1997년 10월에 발표한 IMF에 의한 산업전반의 침체가 개입된 것으로 판단되며, 1999년에는 경기침체에서 벗어나 경제가 활성화 국면이 된다면 10월, 11월에는 이전보다 다소 재해자가 증가할 것으로 예상된다. 그리고 시간이 지남에 따라 추가적으로 발생된 월별 산업재해자수를 개발된 모델에 투입시키면서 검증과 평가를 통해 모델을 정립할 계획이다.

참고문헌

노동부. 노동통계연감. 1998.
 김선경. 신규통신서비스 수요예측방법에 관한 연구. KAIST. 석사학위논문 1995.
 박광태, 김경희. 이동전화 서비스의 신규가입자 수 예측을 위한 시계열모형. 경영논총. 1997.
 산업안전신문사. 산업재해분석총감. 1995.
 이명호. 전기통신수요분석을 위한 계량모형구축. 통신개발 연구원. 1993.
 최기현, 이종협. 시계열분석과 그 응용서울 : 자유아카데미, 1994.
 허명희, 박유성. 시계열 자료분석. 서울 : 자유아카데미, 1994.
 SPSS 사용자 모임. 사례 논문집. 서울 : 고려정보산업, 1998.
 BL Bowerman, and RT Connell. Forecasting and Time Series : An Applied Approach. California : Duxbury Press, 1993.
 GE Box and GM Jenkins. Time Series Analysis : Forecasting and Control. San Francisco : Holden-Day, 1976.
 JD Hamilton. Time Series Analysis. Princeton University Press, 1994.