

# 혼합 와이블 분포를 이용한 고장률 산출 기법에 관한 연구

## Failure Rate Calculation using the Mixture Weibull Distribution

채 희 석\* · 신 중 우\* · 임 태 진\*\* · 김 재 철\*

(Hui-seok Chai · Joong-woo Shin · Tae-jin Lim · Jae-chul Kim)

**Abstract** - In 2014, ISO 55000s has been enacted and the power plant asset management is becoming a hot issue for all over the world. The asset management system is being developed as a combination of CBM(Condition Based Maintenance) and RCM(Reliability Centered Maintenance). Therefore, the research on the calculation of the failure rate which is the most basic index of RCM is actively carried out. The failure rate calculation has been going on for a long time, and the most widely used probability distribution is the Weibull distribution. In the Weibull distribution, the failure rate function is determined in three types according to the value of the shape parameter. However, the Weibull distribution has a limitation that it is difficult to apply it when the trend of failure rate changes-such as bathtub curves. In this paper, the failure rate is calculated using the mixture Weibull distribution which can appropriately express the change of the shape of the failure rate. Based on these results, we propose the necessity and validity of applying mixture Weibull distribution.

**Key Words** : Failure Rate, Weibull distribution, Probability distribution, Mixture weibull distribution, Reliability

### 1. 서 론

국내 산업 전반에 걸쳐 산업화 진행이 완료되고 30~40년의 시간이 지남에 따라 산업 기반시설인 전력설비의 노화도 진행되었다. 국내 전력설비의 노화로 인한 유지보수, 교체 등이 전력산업의 이슈로 크게 떠오르게 되었다. 국내보다 먼저 산업화가 진행된 유럽은 이미 2008년 PAS55(Publicly Available Standard 55)를 제정하여 설비의 자산관리 연구에 기반을 마련하였으며 최근에는 2014년 산업설비 자산관리 표준인 ISO 55000s가 제정되어 전세계적으로 전력설비 자산관리가 화두가 되고 있다[1].

한국전력의 경우 계통 운영자 측면에서 안정적인 전력공급을 도모하기 위해 시간기준 유지보수 방식(Time Based Maintenance, TBM)과 상태진단 기반의 유지보수(Condition Based Maintenance, CBM), 신뢰도 기반의 유지보수(Reliability Centered Maintenance, RCM)를 적절히 사용하며 설비자산관리에 필요한 비용을 최소화하고자 하는 노력을 꾸준히 해오고 있고 [2, 3], 민간 기업에서도 이에 합리적으로 대응하기 위하여 상태진단과 신뢰성 분석에 많은 연구를 진행하고 있다[4]. 언급한 CBM과 RCM이 현재 자산관리 시스템 개발에 있어 주축이 되고 있으며, 송변전급의 대형 설비에는 CBM에 보다 큰 비중을 두고 RCM을 접목 혹은 유사한 비중으로 자산관리 의사에 반영을 하려고 노력하고 있으며, 배전급의 경우 상태진단을 위한 계측장비

들이 송변전급에 비해 열악하기 때문에 비교적 RCM에 비중을 두고 있는 상황이다. 서로 다른 현실적인 이유로 RCM에 대한 비중은 다르지만 모든 분야에서 RCM을 이용한 자산관리 시스템은 고려대상에 포함되어있고 이에 따라 RCM의 가장 기본이 되는 고장률 산출에 관한 연구도 활발하게 진행되고 있다[5-8].

고장률 산출에 관한 연구는 과거부터 많은 기간 국내외에서 진행되어 왔으며, 가장 많이 사용되는 확률분포는 와이블 분포일 것이다. 전력분야에서도 고장률 및 신뢰도 추정에 와이블 분포를 많이 사용해왔다. 현재 전력계통 분야에서 빈번하게 사용되는 와이블 분포는 전체 데이터에 대해서 일괄적으로 분석하는 전통적인 와이블 분포 기법을 사용한다[9-11].

와이블 분포는 형상모수의 값에 따라서 3가지의 고장률 형태로 결정된다. 그러나 고장률의 형태가 변하는 육조곡선과 같은 경우에는 적용이 곤란하다는 한계를 가진다. 이를 보완하기 위해 2개 이상의 확률분포를 혼합하여 사용하는 혼합 와이블 분석 기법이 개발되었다[12-14]. 그러나 전력분야에서 혼합 와이블 분석은 풍력자원에 대한 확률분포 추정 등에 대해서 부분적으로 적용될 뿐 전력설비의 고장률 추정에 대한 적용은 미흡한 실정이다 [9-11, 15, 16]. 따라서 본 논문에서는 시점에 따라 고장률의 형태가 변하는 현상을 적절하게 표현할 수 있는 혼합 와이블 분포를 전력설비의 고장률 산출에 적용하여, 고장률을 산출하고 혼합 확률분포 적용의 필요성 및 타당성을 제시하고자 한다.

† Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea.  
E-mail : jckim@ssu.ac.kr

\* Dept. of Electrical Engineering, Soongsil Univ., Korea  
\*\* Dept. of Industrial Information System Engineering, Soongsil University, Korea.

Received : December 21, 2016; Accepted : February 12, 2017

### 2. 본 론

#### 2.1 와이블 분포(Weibull Distribution)

데이터 처리에 이용되는 확률분포는 와이블 분포, 정규 분포,

지수 분포, 감마 분포 등 여러 가지 형태의 분포 함수가 존재한다. 수명평가나 파괴통계에서는 와이블 분포가 빈번하게 이용되고 있다. 일반적으로 고장률 함수  $\lambda(t)$ 의 분포에는 감소형 고장률(Decreasing Failure Rate, DFR), 상수형 고장률(Constant Failure Rate, CFR), 증가형 고장률(Increasing Failure Rate, IFR)의 3가지 형태가 있다. 따라서 고장률 함수의 분포에 따라 적절하게 표현할 수 있도록 만든 확률 분포가 와이블 분포이다. 와이블 분포는 2개 혹은 3개의 모수를 이용하여 표현하며, 아래의 수식 (1)부터 (4)까지는 2개의 모수를 이용한 와이블 분포의 함수이다.

$$R(t) = \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m\right] \quad (1)$$

$$F(t) = 1 - R(t) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m\right] \quad (2)$$

$$f(t) = \frac{dF(t)}{dt} = \frac{m}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{m-1} \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m\right] \quad (3)$$

$$\lambda(t) = \frac{m}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{m-1} \quad (4)$$

여기서,  $m$ 은 형상모수(shape parameter),  $\eta$ 는 척도모수(scale parameter)를 의미한다. 이때  $m$ 의 값에 따라 고장률 함수의 경향이 변하게 되는데,  $m$ 값에 따른 고장률의 경향을 아래의 표 1에 나타내었다[17].

표 1 형상모수에 따른 고장률 함수 형태

Table 1 Trend of Failure Rate by Shape Parameter

고장률 유형	와이블 분포의 형상모수( $m$ )
감소형 고장률(DFR)	$m < 1$
상수형 고장률(CFR)	$m = 1$
증가형 고장률(IFR)	$m > 1$

## 2.2 혼합 와이블 분포(Mixture Weibull Distribution)

앞서 언급한 와이블 분포는 데이터 경향의 특이점이 발생하는 경우 추정이 어렵다는 문제점이 있다. 이러한 일반적인 형태의 와이블 분포(이하 단일모형)는 신뢰도 추정에 어려움이 있다. 따라서 Smiley W. Cheng과 Siyuan Jiang 등은 두가지 이상의 신뢰도 함수가 결합된 형태의 혼합 와이블 분포(Mixture Weibull Distribution)를 사용하여 신뢰도를 추정하였다[9-13].

혼합 와이블 분포는 단일모형과 달리 2개 이상의 확률 분포함수를 이용하기 때문에 보다 유동적이고, 정확하게 확률분포함수의 추정이 가능하다. 기본적인 분석방법은 단일모형과 동일하지만 서로 다른 확률분포함수를 혼합하여 신뢰도를 산출한다는 점에서 차이가 있다. 아래의 식 (5)에서 (8)은  $n$ 개의 확률분포가 혼합된 와이블 분포의 신뢰도 함수 등을 나타내고 있다.

$$R_{mix}(t) = \sum_{k=1}^n \omega_k R_k(t) = \sum_{k=1}^n \omega_k \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta_k}\right)^{m_k}\right] \quad (5)$$

$$F_{mix}(t) = 1 - R_{mix}(t) = 1 - \sum_{k=1}^n \omega_k \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta_k}\right)^{m_k}\right] \quad (6)$$

$$f_{mix}(t) = \sum_{k=1}^n \omega_k f_k(t) = \sum_{k=1}^n \omega_k \frac{m_k}{\eta_k} \left(\frac{t}{\eta_k}\right)^{m_k-1} \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta_k}\right)^{m_k}\right] \quad (7)$$

$$\lambda_{mix}(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{\sum_{k=1}^n \omega_k \frac{m_k}{\eta_k} \left(\frac{t}{\eta_k}\right)^{m_k-1} \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta_k}\right)^{m_k}\right]}{\sum_{k=1}^n \omega_k \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta_k}\right)^{m_k}\right]} \quad (8)$$

여기서,  $\omega_k$ 는  $k$  신뢰도 함수의 가중치를 의미하며,  $m_k, \eta_k$ 는 각각  $k$  신뢰도 함수의 형상모수와 척도모수를 의미한다. 이때  $\omega_k \neq 0$ 이며,  $\sum_{k=1}^n \omega_k = 1$ 이다. 본 논문에서는 2개의 와이블 분포가 혼합된 경우를 고려한다.

## 2.3 카플란-마이어(Kaplan-Meier) 추정법을 이용한 신뢰도 추정

와이블 분석을 진행하기 위해서는 신뢰도 함수의 추정이 매우 중요하다. 일반적인 비모수 추정에서는 중위수 순위(Median Rank) 추정법이나 평균 순위(Mean Rank) 추정법을 사용한다. 그러나 일반적인 전력설비의 경우 각 설비의 가동 시작 시간이 상이하고, 고장이 아닌 관측 중단 자료가 존재되어있는 경우에는 카플란-마이어(Kaplan-Meier) 추정법을 사용해야 한다[5]. 카플란-마이어 추정법은 비모수 구간생존률( $P_i^*$ )과 누적생존률(신뢰도함수,  $R_i^*$ )을 이용하여 산출한다. 비모수 구간생존률과 누적생존률은 다음의 식 (9)와 식 (10)의 과정을 이용하여 산출한다.

$$P_i^* = \frac{i\text{번째 고장자료의 생존시료수}}{i\text{번째 고장자료의 대상시료수}} \quad (9)$$

$$R_i^* = R_{i-1}^* P_i^* \quad (10)$$

카플란-마이어 추정법은 반복식을 이용하여 각 고장시점에서의 비모수 신뢰도  $R_i^*$ 를 구하고  $F_i^* = 1 - R_i^*$ 의 관계를 이용하여 누적고장확률을 추정한다. 이때  $R_0$ 는 100%이다.

## 2.4 혼합확률분포의 모수추정 방법

2개의 와이블 분포가 혼합되는 경우, 먼저 고장 데이터를 기준 시간을 기점으로 두 그룹으로 나누고, 각각의 그룹에 대하여 형상모수와 척도모수를 추정한다. 본 논문에서는 식 (11)과 같이 최소승법(Method of Least Square)을 적용하였다[13].

$$\min \left( \sum_{i=1}^{N_k} (\log[-R_{i,k}^*] - \log[-R_k(t_i)])^2 \right) \quad (11)$$

여기서,  $N_k$ 는  $k$ 번째 그룹의 데이터 수,  $R_{i,k}^*$ 는  $k$ 번째 그룹 신뢰도 함수의  $i$ 번째 비모수 신뢰도 추정치,  $R_k(t_i)$ 는  $k$  신뢰도 함수의  $t$ 에 대한 산술치를 의미한다. 따라서 2개의 와이블 분포가

혼합되는 경우  $m_1, m_2, \eta_1, \eta_2$  4개의 모수가 추정된다.

또한 이렇게 산출된 와이블 신뢰도 함수의 형상모수, 척도모수를 기반으로 두 신뢰도 함수간 적정 혼합 비율을 산출해야 하는데, 혼합 모형의 혼합비율 추정은 평균절대이탈도(Mean Absolute Deviation, MAD)를 최소화하는 값으로 추정하였다.

$$\min(MAD) = \min\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |R_i^*(t) - R_{i,mix}(t)|\right) \quad (12)$$

여기서 MAD는 통계처리에 있어서 각 변량과 변량의 산술 평균치와의 편차 절대값을 산술 평균한 것으로 0에 가까울수록 산술값이 참값을 잘 설명하는 것을 의미한다.

### 3. 사례연구

아래의 표 2는 고장시료와 관측중단시료가 혼재된 고장이력데이터이다[12]. 표에서 가동일수는 최초 운전시점부터 고장발생 혹은 점검으로 인한 운전 중단까지의 소요 시간을 의미하며, 고장여부에서 1은 관측중단(정상), 0은 고장임을 뜻한다. 표 안의 신뢰도 함수는 단일모형으로 가정한 비모수 추정에 의한 신뢰도

표 2 고장 데이터

Table 2 Failure Data

시료 번호	가동 일수 [day]	고장 여부	신뢰도 함수 R(t) [%]	시료 번호	가동 일수 [day]	고장 여부	신뢰도 함수 R(t) [%]
1	478	0	98.61	26	2,944	0	71.15
2	484	1		27	2,981	0	68.28
3	583	0	96.59	28	3,392	0	65.41
4	626	1		29	3,392	0	62.54
5	753	0	94.52	30	3,791	1	
6	753	0	92.45	31	3,904	0	59.54
7	801	0	90.38	32	4,443	1	
8	834	0	88.32	33	4,829	0	56.37
9	850	1		34	5,328	0	53.22
10	944	0	86.20	35	5,562	0	50.04
11	959	0	84.08	36	5,900	1	
12	1,071	1		37	6,122	0	46.67
13	1,318	1		38	6,226	1	
14	1,377	0	81.85	39	6,331	0	43.03
15	1,472	1		40	6,531	0	39.39
16	1,534	0	79.56	41	6,711	1	
17	1,579	1		42	6,835	1	
18	1,610	1		43	6,947	1	
19	1,729	1		44	7,878	1	
20	1,792	1		45	7,884	1	
21	1,847	1		46	10,263	1	
22	2,400	0	76.89	47	11,019	0	31.40
23	2,550	1		48	12,986	0	23.40
24	2,568	1		49	13,103	1	
25	2,639	0	75.02	50	23,245	1	

값을 의미한다.

와이블 확률지에 도시한 결과를 그림 1에 나타내었다. 그림 1은 단일모형을 적용한 와이블 분석 결과를 나타내고 있다. 그림에서 x축은 와이블 분석 편의를 위하여 가동일수를 연단위로 환

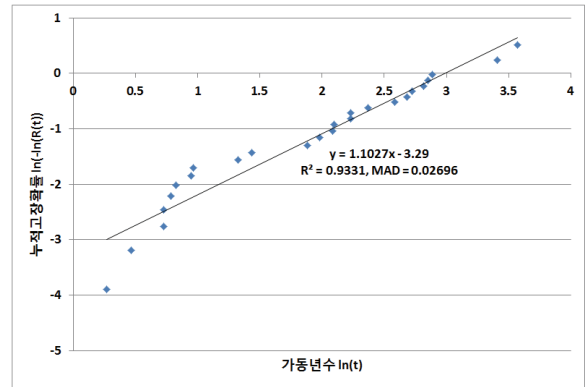


그림 1 와이블 확률지에 도시한 고장데이터

Fig. 1 Weibull Probability Plot(WPP) about Failure data

표 3 2개의 그룹으로 구분된 고장데이터의 예

Table 3 Example for Failure Data divided into 2 groups

Group 1				Group 2			
시료 번호	가동 일수 [day]	고장 여부	신뢰도 함수 R(t) [%]	시료 번호	가동 일수 [day]	고장 여부	신뢰도 함수 R(t) [%]
1	478	0	95.83	1	2,639	0	96.15
2	484	1		2	2,944	0	92.31
3	583	0	91.48	3	2,981	0	88.46
4	626	1		4	3,392	0	84.62
5	753	0	86.90	5	3,392	0	80.77
6	753	0	82.33	6	3,791	1	
7	801	0	77.76	7	3,904	0	76.73
8	834	0	73.18	8	4,443	1	
9	850	1		9	4,829	0	72.47
10	944	0	68.30	10	5,328	0	68.21
11	959	0	63.42	11	5,562	0	63.94
12	1,071	1		12	5,900	1	
13	1,318	1		13	6,122	0	59.38
14	1,377	0	57.66	14	6,226	1	
15	1,472	1		15	6,331	0	54.43
16	1,534	0	51.25	16	6,531	0	49.48
17	1,579	1		17	6,711	1	
18	1,610	1		18	6,835	1	
19	1,729	1		19	6,947	1	
20	1,792	1		20	7,878	1	
21	1,847	1		21	7,884	1	
22	2,400	0	34.17	22	10,263	1	
23	2,550	1		23	11,019	0	37.11
24	2,568	1		24	12,986	0	24.74
				25	13,103	1	
				26	23,245	1	

산하고 로그를 취한 값이며, y축은 누적고장확률  $F(t)$ 에 로그를 두 번 취한 값이다. 그림 1의 약 1 이전 시점에서는 고장확률이 급격하게 증가하지만, 약 1.7 이후에서는 고장확률이 완만하게 증가하고 있다.

직선은 최소자승법을 이용하여 산출한 고장이력의 추세선이며, 직선의 기울기에 해당하는 1.1027은 단일모형의 형상모수를 의미한다. MAD는 평균절대이탈도를 의미한다. 단일모형의 경우 약 1.7 이후의 이력은 비교적 잘 추종하지만, 약 1 이하의 데이터에 대해서는 잘 추종하지 못하는 것으로 볼 수 있다.

혼합모형을 적용하기 위해서는 각각 다른 데이터 그룹(group)로 구분을 해야 한다. 이때 데이터 구분으로 인해 각 그룹별 비모수 추정 신뢰도 값이 변하게 된다. 아래의 표 3은 24개와 26개씩 2개의 그룹으로 구분한 예이다.

그림 2는 표 3의 데이터를 이용하여 작성한 와이블 확률지이다. 표 2와 표 3, 그림 1과 그림 2를 비교해보면 데이터 그룹을 구분하는 방법에 따라 분석 경향이 확연히 달라진다는 것을 확인할 수 있다.

MAD를 최적 혼합 평가 지표로 적용하여 분할할 수 있는 모

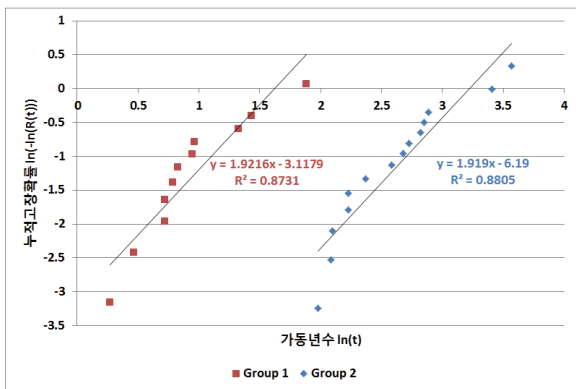


그림 2 2개의 그룹으로 구분된 고장데이터의 WPP  
Fig. 2 WPP of Failure Data divided into 2 groups

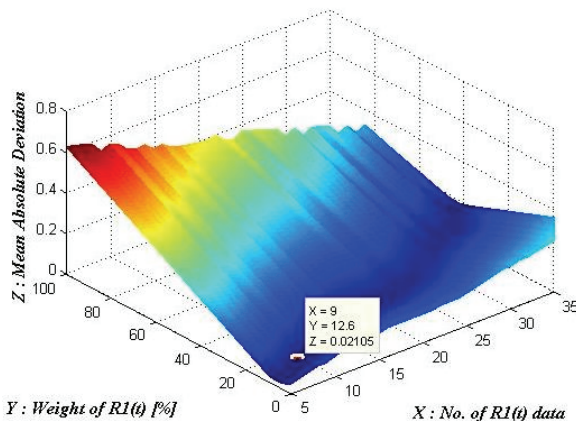


그림 3 그룹1의 데이터 수 및 가중치에 따른 MAD  
Fig. 3 MAD for the number of Data and Weight of the Group 1

든 데이터 그룹의 경우에 대하여 가중치를 변경 적용한 결과를 아래의 그림 3에 나타내었다.

그림 3의 분석결과에 의하면 데이터 그룹은 9번 시료 즉 가동일수 850일 시점을 기준으로 Group 1과 Group 2를 구분하고 이때 각각의 신뢰도 함수에 적용되는 가중치  $\omega_1$ 과  $\omega_2$ 는 각각 12.6%와 87.4%으로 하는 것이 최적 혼합모형이 되는 것으로 볼 수 있다. 이때의 MAD 값은 0.02105을 갖는다. 이는 단일모형의 경우 MAD값이 0.02696에 비해 작은 값이며, 혼합모형이 비모수 추정값을 보다 잘 설명할 수 있음을 의미하고 있다. 그림 3의 결과를 바탕으로 데이터 그룹을 구분하고, 각 그룹별 비모수 신뢰도 추정결과를 정리하면 아래의 표 4와 같이 나타낼 수 있다.

표 4의 데이터를 와이블 확률지에 도식한 결과를 그림 4에 나

표 4 최적 혼합 비율 및 구분된 고장데이터  
Table 4 Optimum Mixing Ratio and Divided Failure Data

Group 1							
혼합비율				12.6 [%]			
시료 번호	가동 일수 [day]	고장 여부	신뢰도 함수 R(t) [%]	시료 번호	가동 일수 [day]	고장 여부	신뢰도 함수 R(t) [%]
1	478	0	88.89	6	753	0	45.71
2	484	1		7	801	0	30.48
3	583	0	76.19	8	834	0	15.24
4	626	1		9	850	1	
5	753	0	60.95				
Group 2							
혼합비율				87.4 [%]			
시료 번호	가동 일수 [day]	고장 여부	신뢰도 함수 R(t) [%]	시료 번호	가동 일수 [day]	고장 여부	신뢰도 함수 R(t) [%]
1	944	0	97.56	22	3,904	0	66.61
2	959	0	95.12	23	4,443	1	
3	1,071	1		24	4,829	0	62.91
4	1,318	1		25	5,328	0	59.21
5	1,377	0	92.55	26	5,562	0	55.51
6	1,472	1		27	5,900	1	
7	1,534	0	89.91	28	6,122	0	51.54
8	1,579	1		29	6,226	1	
9	1,610	1		30	6,331	0	47.25
10	1,729	1		31	6,531	0	42.95
11	1,792	1		32	6,711	1	
12	1,847	1		33	6,835	1	
13	2,400	0	86.81	34	6,947	1	
14	2,550	1		35	7,878	1	
15	2,568	1		36	7,884	1	
16	2,639	0	83.47	37	10,263	1	
17	2,944	0	80.13	38	11,019	0	32.21
18	2,981	0	76.79	39	12,986	0	21.48
19	3,392	0	73.45	40	13,103	1	
20	3,392	0	70.11	41	23,245	1	
21	3,791	1					

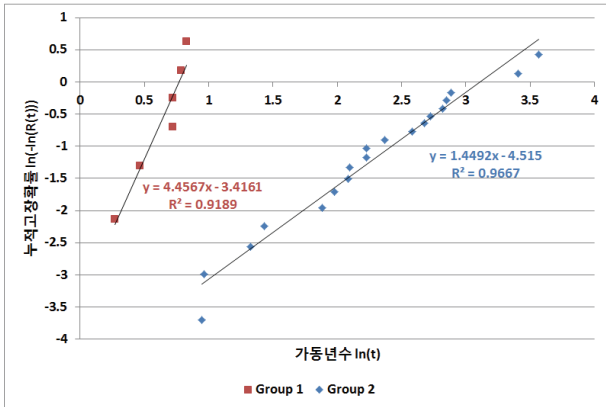


그림 4 최적 혼합 모형의 WPP  
Fig. 4 WPP of Optimum Mixing Model

타내었다. 그림 4에서 Group 1의 기울기는 4 이상으로 열화가 급격히 일어나다가 Group 2에서는 열화가 점차 더디게 나타나는 것으로 예상할 수 있다.

결과적으로 산출된 혼합모형의 신뢰도 함수는 아래의 식 (13)과 같이 정리할 수 있다.

$$R_{mix}(t) = \omega_1 R_1(t) + \omega_2 R_2(t) \quad (13)$$

$$= 0.126 \exp\left[-\left(\frac{t}{2.152}\right)^{4.458}\right] + 0.874 \exp\left[-\left(\frac{t}{22.545}\right)^{1.449}\right]$$

이에 대한 신뢰도함수를 아래의 그림 5에 도시하였다.

그림 5는 가동시간에 따른 신뢰도의 변화를 나타내고 있다. 파란 점은 고장이력데이터를 기반으로 작성한 신뢰도 비모수 추정값을 의미하며, 붉은 실선은 단일모형을 적용한 경우의 신뢰도, 녹색 실선은 혼합모형을 적용한 경우의 신뢰도를 나타내고 있다. 30년 이후 신뢰도에 대해서는 단일모형이 더욱 잘 추종하는 것처럼 보이나 20년 이전의 데이터에 대해서는 혼합모형이 단일모형보다 잘 추종하고 있음을 확인할 수 있다. 30년 이상 가동된

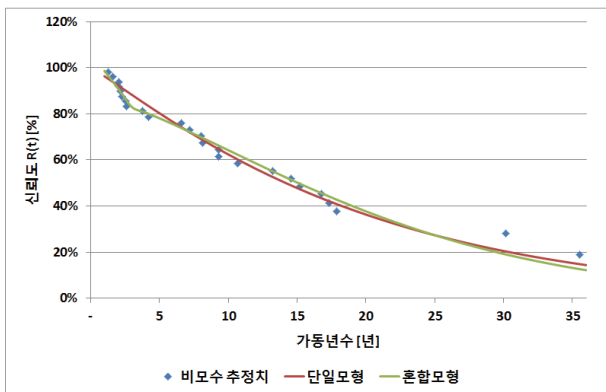


그림 5 신뢰도 함수 R(t) 분석 결과  
Fig. 5 Result of Reliability Function R(t)

전력설비는 굉장히 오래 사용된 설비이며, 이러한 경우 교체 등의 운영방안을 고려하는 시기에 해당된다. 따라서 실제 사용 기한은 이보다 앞선 시점에서 일어난다고 보는 것이 타당하며, 이에 대한 정확한 신뢰도의 추정이 더욱 중요하다. 위의 분석 결과에 의하면 단일모형을 사용한 경우, 전체 비모수 추정값과 비교하여 고른 오차를 가지고 있다. 그러나 혼합모형을 적용한 경우는 고장 데이터가 많이 밀집되어 있는 15년 이전의 데이터를 많이 추정하고 있으며 특히 약 7년까지의 신뢰도 값은 비모수 추정치와 매우 유사함을 확인할 수 있다. 이것은 설비를 운영하는 데 있어 실제 유효한 기간에 발생한 데이터에 대해서 단일 모형보다 혼합 모형이 정확하게 추정하고 있음을 의미한다. 결과적으로 혼합모형을 적용한 결과가 단일모형을 적용한 신뢰도 추정 결과에 비해 비모수 추정 결과와 보다 잘 부합하고 있다는 것을 확인할 수 있다.

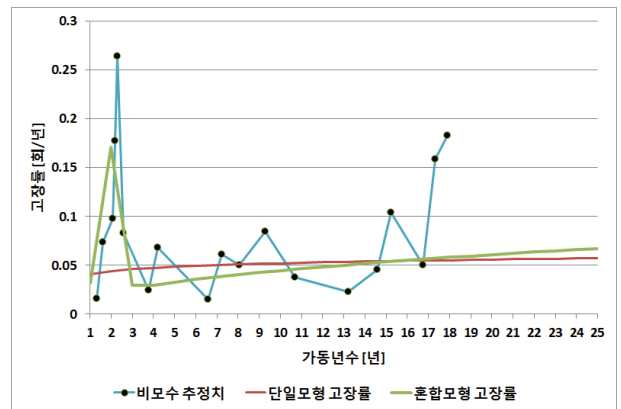


그림 6 고장률 함수 λ(t) 분석 결과  
Fig. 6 Result of Failure Rate Function λ(t)

위의 그림 6은 앞선 결과를 기반으로 고장률을 산출한 것이다. 그림 6에서 표시가 있는 푸른 실선은 비모수 추정치를 이용해 산출한 고장률을 나타내고 있다. 가동 년수가 약 2년 정도 되는 경우, 고장률이 급격히 증가했다가 감소하는 형태를 확인할 수 있으며, 이후 증감을 반복하지만 전체적인 경향은 점차 증가한다고 판단할 수 있다. 붉은 실선은 단일모형의 고장률을 의미하고, 녹색 실선은 혼합모형의 고장률을 나타내고 있다. 두 고장률은 서로 다른 경향을 나타내고 있는데, 단일모형의 고장률은 3년 시점까지 비교적 빠르게 고장률이 증가하다가 점차 0.06 [회/년] 부근에 수렴하는 것과 유사한 경향을 갖는다. 그러나 혼합모형의 경우 2년 시점까지 급격하게 고장률이 증가했다가 2년 이후 다시 급격히 감소 후 약 1년간(3~4년 구간) 상수형 고장률을 유지하고 이후 다시 고장률이 점차 증가하는 형태를 갖게 된다. 고장률 분석결과에 있어서도 비모수 추정치를 혼합모형이 단일 모형보다 잘 부합하고 있음을 확인할 수 있다.

또한 신뢰도 함수에서도 신뢰도 함수와 고장률 함수의 수학적 정의는 식 (13)과 같은데, 이를 통해 대략적인 고장률 함수의 경향을 파악할 수 있다.

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{dF(t)/dt}{R(t)} \quad (13)$$

그림 5에서 비모수 추정 신뢰도가 1~2년 사이에 급격히 감소하는 형태의 기울기를 가지고 있으며, 약 6년까지는 완만한 기울기를 가지고 있다. 여기서 가파른 기울기는 큰 고장률을 의미하고, 완만한 기울기는 작은 고장률을 갖는다고 추측할 수 있다. 이상의 내용을 통해 혼합모형을 적용할 경우, 설비의 신뢰도 및 고장률 추정을 보다 정확하게 할 수 있다고 판단 할 수 있다.

#### 4. 결 론

ISO 55000 시리즈의 발표와 더불어 전력분야에서의 자산관리가 크게 주목을 받고 있다. 현재 전력설비 자산관리 시스템 개발의 주축은 상태진단 기반의 CBM과 이력데이터의 통계처리 등 신뢰도 기반의 RCM이라고 할 수 있다. 특히 신뢰도 기법을 이용한 RCM에 있어 설비의 고장률은 작게는 고장 발생의 빈도를, 크게는 유지보수 자체의 필요성 여부와 점검/교체 주기 산출에도 직접적으로 영향을 줄 수 있다. 따라서 정확한 고장률 산출을 위한 연구는 자산관리 시스템 구축에 있어서 매우 중요하게 여겨지고, 선행되어야 한다.

본 논문에서는 혼합 와이블 분포를 이용한 고장률 산출기법에 관하여 연구하고 단일모형을 적용하였을 경우의 신뢰도 함수와 고장률 함수를 비교하여 혼합 와이블 분포의 적용에 타당성 검토를 진행하였다. 혼합모형을 적용하였을 경우, 기존의 단일모형이 갖던 MAD값을 0.02696에서 0.02105까지 감소시킬 수 있었고, 이로 인해 고장데이터를 보다 잘 설명할 수 있었다. 결과적으로 고장률 함수를 나타낸 그래프에서도 단일모형의 단순한 경향보다 여러 형태가 혼재되어 있음을 확인할 수 있었다. 정확하게 산출된 고장률을 사용하면 합리적인 점검/교체주기의 산출이 가능할 것이라 예상된다.

#### References

- [1] J. H. Sun, "Technical Trend in Asset Management of Power Equipment", Journal of the Electric World, Special Issues, 2015.
- [2] KEPCO, "Development of Optimal investment strategy model and system in distribution network", KEPCO Technical Report, 2007.
- [3] D. J. Kwon, "Development for the Eco-Design-low loss 154kV Transformers", 2016 Cigre conference, 2016. 11.
- [4] J. R. Jung, "Improvement to Partial Discharge Measurements for Factory and Site Acceptance Tests of Power Transformers", 2016 Cigre Conference, 2016. 11.
- [5] H. T. Lee, J. C. Kim, J. F. Moon, and C. H. Park, "Analyzing of the Time Varying Failure Rate of Components of Power Distribution System using Weibull Distribution", KIEE Autumn Conference, 2003.
- [6] H. S. Chai, J. W. Shin, J. C. Kim, K. W. Choi, and J. F. Moon, "Study on the Random/Wear-out Failure Rate Calculation by Fault Management", KIEE Summer Conference, 2016. 07.
- [7] H. W. Jeong, J. M. Cha, B. H. Chang, and J. S. Choi, "A Study on the Reliability Calculation of ESS using the Component-Specific Failure Rate", KIEE Summer Conference, 2016.07.
- [8] S. Y. Mou, "Modeling of Failure Rate Estimation Method for Power Transformer", Gachon University Master Thesis, 2016.08.
- [9] J. C. Kim, "Measurement of Time-Varying Failure Rate for Power Distribution System Equipment Considering Weather Factor", KIIEE, Vol. 23, No. 8, 2009.08.
- [10] H. T. Lee, J. F. Moon, J. C. Kim, "Deciding the Maintenance Priority of Power Distribution System using Time-varying Failure Rate", KIEE Vol. 55A, No. 11, 2006.11.
- [11] K. W. Choi, H. S. Chai, I. S. Hwang, J. F. Moon, "A Study on Failure Rate Extraction of Electric Power Distribution System Equipment Considering Various Factors", KIIEE Spring Conference, 2016.05.
- [12] R. Jiang, and D. N. P. Murthy, "Modeling Failure-Data by Mixture of 2 Weibull Distributions: A Graphical Approach", IEEE Trans. on Reliability, Vol. 44, No. 3, 1995. 09.
- [13] A. M. Razali, Ali A. Salih, A. A. Mahdi, A. Zaharim, K. Ibrahim, and K. Sopian, "On Simulation Study of Mixture of Two Weibull Distributions", the 7<sup>th</sup> WSEAS ICOSSE '08, 2008. 08.
- [14] N. Dwidayati, S. H. Kartiko, and Subanar, "Estimation of the Parameters of a Mixture Weibull Model for Analyze Cure Rate", Applied Mathematical Sciences, Vol. 7, No. 116, 2013.
- [15] J. A. Carta, and P. Ramirez, "Analysis of Two-Component Mixture Weibull Statistics for Estimation of Wind Speed Distributions", Renewable Energy, Vol. 32, Issue 3, 2007. 03.
- [16] H. S. Song, and S. D. Kwon, "Wind Energy Assessment at Complex Terrain using Mixture Probability Distribution", Journal of the KSES, Vol. 33, No. 2, 2013. 04.
- [17] H. S. Jung, Y. I. Kwon, and D. H. Park, "Reliability Test Analysis Evaluation", Young Ji Publishers, 2009. 02.

## 저 자 소 개



### 채 희 석 (Hui-seok Chai)

1984년 10월 6일생. 2011년 송실대 전기공학부 졸업. 현재 동 대학원 석박 통합과정

Tel : 02-817-7966

E-mail : selaff@ssu.ac.kr



### 신 중 우 (Joong-woo Shin)

1992년 1월 6일생. 2016년 홍익대 전기공학부 졸업. 현재 송실대 대학원 석사과정

Tel : 02-817-7966

E-mail : haahoh0@naver.com



### 임 태 진 (Tae-jin Lim)

1963년 2월 16일생. 1985년 서울대 산업공학과 졸업. 1991년 코넬(Cornell)대학 산업공학과 졸업(박사). 현재 송실대 산업정보시스템공학과 교수.

Tel : 02-820-0695

E-mail : tjlim@ssu.ac.kr



### 김 재 철 (Jae-chul Kim)

1955년 7월 12일생. 1979년 송실대 전기공학과 졸업. 1987년 서울대대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 송실대 전기공학부 교수.

Tel : 02-820-0647

E-mail : jckim@ssu.ac.kr