

고장데이터를 이용한 대용량 전력설비 통계적 수명분석

Statistical Lifetime Analysis for Large Electric Power Equipments using Failure Data

김 정 태*
(Jeong-Tae Kim)

Abstract - In this study, the characteristic lifetime of power facilities such as power transformers and GIS were investigated as the basis of power facility asset management. It is difficult to obtain the operation and failure data of the facilities in Korea. Therefore, the number of failures of the electric power facilities was calculated from the operation data and hazard rate shown in the overseas literatures, and the statistical analysis was performed using the Weibull distribution function. As a result of extracting and analyzing the data of the UK National Grid for power transformers, the characteristic lifetime (scale parameter) of 116.45 years was considered to be a very appropriate value for power transformer management and can be used as a comparative data of the analysis of the domestic transformers. As for the GIS, based on the Bays and Bay-Years data and the hazard rate according to the operation years of the 123kV GIS in Germany, it is found out that the characteristic lifetime of GIS is not so meaningful. It is necessary to decide a maintenance strategy and lifetime expectancy considering the characteristics of the design, materials and manufacturing process of GIS.

Key Words : Power transformer, GIS, Failure data, Statistical life time, Weibull analysis

1. 서 론

전 세계적으로 전력설비에 대한 자산관리 시스템은 단순히 유지관리를 위한 진단 및 모니터링 수준에서, 건전성 및 경제성을 고려한 자산관리를 통해 유지관리 및 교체 판단을 내릴 수 있는 수준으로 변화되어 가고 있는 추세이다[1,2]. 즉, 전력설비의 상태에 대해 측정 및 진단을 하는 하드웨어 기반의 시스템에서 다양한 데이터의 수집 및 분석을 통한 하드웨어와 소프트웨어가 조합된 통합적인 시스템으로 발전되고 있다.

전력설비에 대한 자산관리를 수행하는데 기본적으로 두 가지 요소인 건전도지수(Health Index)와 위험도 지수(Risk Index)를 고려하게 된다[3]. 이 중 건전도 지수는 설비의 기술적인 부분을 다루어 설비의 상태를 파악하여 유지보수 또는 교체 판단을 하는 구성 요소이다.

건전도 지수 산출을 위해서는 기본적으로 전력설비의 수명특성을 구해야하며[3], 이를 위해서는 설비의 운전 및 고장 데이터를 이용한 통계적 수명분석이 수행되어야 한다. 즉, 분석 대상설비의 관측중단(운전)데이터(censored data)를 포함한 고장 데이터(failure data)로부터 통계적 분석 및 적합도 검정을 통해 적절한 고장율 함수(예, 와이بل 분포함수)를 구해야 하고 이 고장율 함수의 파라미터(예, 와이بل 분포함수의 척도모수 및 형상모수)로부터

수명특성(B10 또는 MTTF 등)을 도출하여야 한다. 이러한 과정에서 기본적인 데이터 확보는 필수적이다.

하지만, 전력설비에 대한 운전데이터의 확보도 어렵지만 특히 고장 데이터는 확보하기 어렵기 때문에, 국내 운전 및 고장 데이터를 이용한 국내 전력설비의 수명특성을 구하는 것은 상당히 어렵다. 아울러, 고장 데이터를 확보한다 하더라도 그 숫자가 많지 않고 전력설비의 연령도 높지 않은 경우에는 데이터로의 활용 가능성이 낮다. 해외의 경우 국내보다는 운전 및 고장율에 대해 발표하고 있어 이를 이용한 통계적 수명분석이 가능할 수 있으나, 대부분 문헌으로 발표된 해외 데이터는 가공된 상태로서 통계적 수명 분석에 적합하지 않다[4,5].

따라서 본 연구에서는 해외 문헌에 나와 있는 운전 및 고장율 데이터들을 역산하여 고장건수를 도출하는 방법으로 데이터를 확보하여 통계적 수명특성을 분석하고자 하였다. 이를 위해 CIGRE에서 발표된 전력용 변압기[4] 및 GIS[5] 문헌의 데이터를 이용하였다.

2. 통계적 수명분석 방법

전력설비에 대한 운전 및 고장 데이터가 확보되면 다음과 같은 과정으로 통계적 수명분석을 수행한다.

먼저 데이터가 어떠한 특성을 갖는지 다양한 통계적 분포함수(예, 지수분포, 정규분포, 대수정규분포, 와이블분포 등)를 이용하여 데이터의 확률밀도함수(Probability Density Function ;

* Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering, Daejin University, Korea.

E-mail: tkim@daejin.ac.kr

Received : October 10, 2017; Accepted : October 29, 2017

PDF), 누적밀도함수(Cumulative Density Function ; CDF), 신뢰도함수(Reliability Function), 고장율(Hazard Rate, Failure Rate), 기댓값(Mean Time To Failure ; MTTF) 등을 구한다[6]. 표 1에 가장 많이 사용되는 와이불(Weibull) 분포함수를 나타내었다.

다음으로 여러 분포함수 중에서 데이터에 가장 잘 맞는 함수를 선정하며, 대체로 Anderson-Darling 검정방법과 카이제곱 검정방법 등이 있으며, 본 연구에서는 수명의 누적밀도함수로 나타나는 직선과 실제 데이터들의 대응점에 대한 차이를 분석하는 기법인 Anderson-Darling 검정방법을 적용하였다. 대체로 적합도 검정에서는 일반적으로 전기 또는 기계 기구의 수명특성에 많이 적용되는 와이불 분포와 대수정규분포가 가장 적합하게 나타난다.

이렇게 선정된 분포함수의 파라미터(모수) 값을 이용하여 기댓값인 MTTF, B10 수명 등의 특성수명을 도출한다.

표 1 와이불 분포의 수명 분포함수
Table 1 Weibull distribution functions

(고장)확률밀도함수	$f(t) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left(-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta\right)$
(고장)누적밀도함수	$F(t) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta\right)$
신뢰도함수	$R(t) = \exp\left(-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta\right)$
고장율	$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta-1}$
기댓값(MTTF, 평균고장시간)	$E(t) = \alpha\Gamma(1+1/\beta)$

- * (고장)확률밀도함수 : 제품이 t 시간에 종료될 확률로서, 전체 제품집단 중 t 시간에 고장난 개수를 고려한 확률임.
- * 신뢰도함수 : 제품의 수명이 t 보다 클 확률로서, 전체 제품집단 중 t 시간까지 살아있는 개수를 고려한 확률임.
- * 고장율 : 제품이 t 시간에 고장나는 확률로서, 확률밀도함수를 신뢰도함수로 나누어 준 것임. 즉 t 시간까지 살아있는 개수에 대한 t 시간에 고장난 개수를 의미함.
- * α : scale parameter(척도모수),
 β : shape parameter(형상모수)

3. 전력용 변압기에 대한 통계적 수명 분석

3.1 영국 National Grid 전력용 변압기의 운전 및 고장율 데이터

National Grid에서 2010년 CIGRE General Session Paper로 발표된 자료[4]에서 100MVA 이상 및 275kV급 이상 전력용 변압기에 대해 1952년부터 년도별로 설치해 운전중인 변압기를 그림 1에 나타내었다. 교체 또는 고장 데이터는 제시되지 않았고, 교체 Hazard Rate와 고장 Hazard Rate가 그림 2와 같이 제시되었다. 고장 Hazard Rate는 운전년수와는 크게 관계없는 것으로 보이며, 또한 50년 이상의 경우 데이터가 부정확하여 정확한 고

장을 제시가 어렵다고 보인다. 교체의 경우 단순히 운전년수가 많아서 교체하였다고 보다는 점검이나 진단과정에서 상태가 좋지 못해 고장 이전에 교체를 결정하는 경우가 많다고 볼 수 있다. 또 다른 해석은 변압기는 정상이지만, 전력계통의 변경이나 용량 증대로 인해 정책적으로 변압기를 철거하는 경우라 할 수 있지만, 그 경우는 많지 않을 것으로 판단하여 주로 상태가 좋지 않아 교체하는, 즉 일종의 고장으로 인한 교체로 간주할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 교체 Hazard Rate를 이용하여 해석하였다.

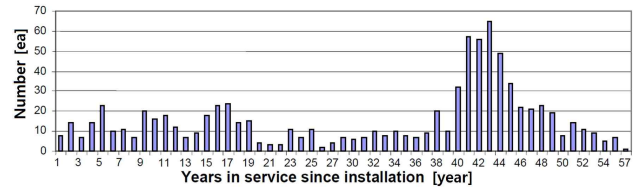


그림 1 영국 275kV급 이상 전력용 변압기의 운전년수에 따른 설치수

Fig. 1 Installation data for power transformers above 275kV in UK according to service years

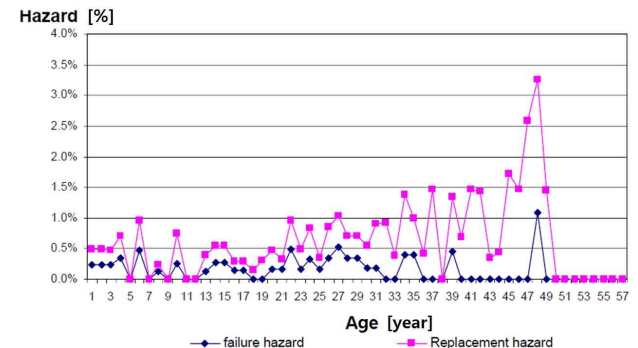


그림 2 운전년수별 영국 전력용 변압기의 Hazard Rate

Fig. 2 Hazard rate for power transformers in UK according to service years

3.2 영국 National Grid의 전력용 변압기 데이터를 이용한 수명 분석

그림 1의 데이터로부터 운전년수별 누적설치대수를 구하고 그림 2의 교체 Hazard Rate 데이터로부터 역산하여 추출한 운전년수별 교체 대수를 그림 3에 나타내었고, 이를 이용하여 다시 구해 그림 2의 교체 Hazard Rate와 비교하여 나타낸 것이 그림 4이다. 그림 4에 나타낸 바와 같이 문헌상의 교체 Hazard Rate와 역산하여 구한 교체대수를 이용하여 재계산한 교체 Hazard Rate가 서로 잘 일치하고 있어 본 해석이 적절함을 입증하고 있다.

이제 그림 3의 산출한 교체대수 데이터인 총 162대에 대해 그림 1을 누적시킨 데이터를 이용하여 관측중단 데이터(censored data) 총 875대를 적용하는 방법으로 여러 분포함수에 대해 최우 추정법(MLE)을 이용하여 (고장)누적밀도함수를 구한 후 Adjusted

Anderson-Darling 통계량을 이용하여 여러 분포함수를 비교한 결과, 그림 5 및 표 2에 나타난 바와 같이 다른 분포에 비해 통계량이 낮은 와이불 분포가 적합도가 가장 높은 분포로 나타났다. 최우추정법을 이용한 이유는 고장데이터 뿐만 아니라 운전중인 데이터 즉, 관측중단 데이터를 포함하므로 분석의 정확도를 높이기 위함이다.

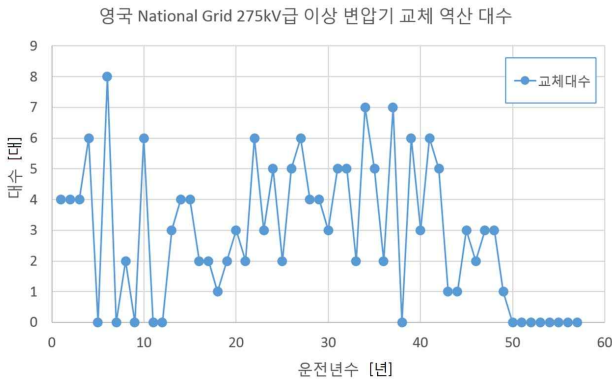


그림 3 역산 추출한 전력용 변압기의 운전년수별 교체 대수
 Fig. 3 Re-calculated replacement number of power transformers according to service years

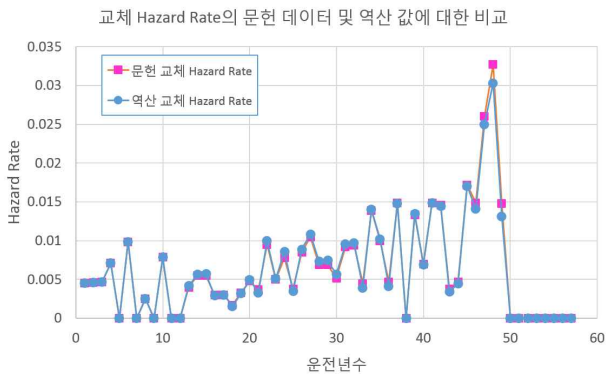


그림 4 영국 변압기의 문헌상 교체 Hazard Rate와 역산 교체대수로 구한 교체 Hazard Rate 비교
 Fig. 4 Comparison of Hazard rates shown in the paper and derived using re-calculated replacement number of power transformers in UK

표 2 교체 데이터에 대한 Anderson-Darling 통계량
 Table 2 Anderson-Darling test result for replacement data

적합도 검정	정규 분포	대수 정규 분포	지수 분포	와이블 분포
Adjusted Anderson - Darling Test	2175.045	2175.162	2175.264	2175.028

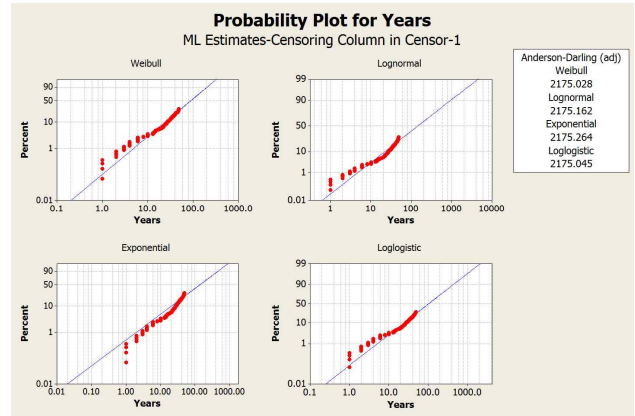


그림 5 교체데이터에 대한 각분포함수의 Anderson-Darling 적합도 검정
 Fig. 5 Anderson-Darling test result for replacement data with various distribution function

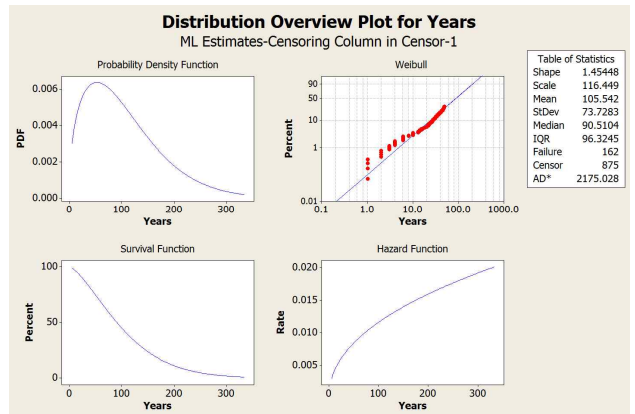


그림 6 교체 데이터에 대한 Weibull 분석 결과 (PDF, 신뢰도 및 Hazard 함수)
 Fig. 6 Weibull analysis result for replacement data (PDF, Reliability and Hazard function)

적합도 검정에서 와이블 분포로 선정하여 이를 확률분포함수 (PDF), 누적확률함수(CDF), 신뢰도 함수, 고장율(Hazard 함수)를 구하여 교체 데이터에 대한 결과를 그림 6에 나타내었으며, 와이블 분석의 형상모수는 1.45로 나타나 교체가 증가하는 형태를 나타내고 있으며 척도모수인 63.2% 누적고장 값은 116.5년으로 산출되었다. 여기서, 형상모수 β 가 1.45로서 $1 < \beta < 2$ 의 범위에 있어서 고장율 함수(Hazard Function)는 욱족곡선의 열화(마모) 고장 구간의 증가형태($\beta > 2$)가 아니라 직선($\beta = 2$)보다 아래로 나타나는 증가형태를 보이고 있다. 표 3에 결과 데이터를 나타내었다.

116.45년의 척도모수 결과는 상당히 의미있는 것으로 해석된다. 최근 외국에서 전력용 변압기 수명을 60년 정도로 감안하고 있는데, 이는 고장 발생 또는 상태가 좋지 않아 교체되는 경우

표 3 교체 데이터에 대한 Weibull 분석 결과

Table 3 Weibull analysis result for replacement data

형상 모수	B1	B5	B10	B50	MTTF	최도 모수 B63.2	표준 편차
1.45	4.93	15.1	24.8	90.5	105.5	116.5	73.7

보통 30년 이내에 발생하고 그렇지 않은 경우에는 운전 상황 및 부하율에 따른 수명을 고려하지만 일반적으로 이 수명은 매우 길게 나타나기 때문이다. 따라서, 수명으로 고려되는 60년 동안 적절한 유지보수만을 수행하며 유지보수 비용의 경제성을 분석하여 교체 판단을 수행한다는 측면을 고려하는 해외의 경우를 감안할 때 상기 분석 결과는 적절한 것으로 판단된다.

참고로 전력설비의 수명은 사용자가 통계적 분석 결과를 이용하여 결정한다. Weibull 분포함수의 척도모수는 63.2%의 누적고장확률로서 Weibull 통계분석의 '특성수명'이라 할 수 있으며, 일반적으로 제시되는 '기대수명', '한계수명', '평균수명' 등은 보통 통계분석의 MTTF를 의미한다. 전력회사와 같은 전력설비의 사용자는 유지보수 및 교체 전략에 따라 설비의 고장율을 고려하여 B5 수명, B10 수명 또는 MTTF 보다 작은 적절한 값을 '교체수명'으로 결정할 수 있다.

4. GIS에 대한 통계적 수명 분석

4.1 독일 GIS의 운전 및 고장을 데이터

독일 Darmstadt 공대에서 수집하여 CIGRE에 발표한 GIS 데이터[5]를 토대로 분석하였다. 독일 및 오스트리아의 17개 기관의 약 350개 변전소에 설치된 GIS 중 123kV 급 총 2,350 bay에 대해 1967년 처음 설치 이후 2011년까지 설치 운전 및 고장에 대한 데이터 분석을 보고한 자료를 토대로, 문헌에 나타난 운전 데이터 및 고장율 데이터를 역산하여 연년수별 고장건수를 역산하였고 이를 이용하여 우관측중단 와이بل 통계분석을 통해 GIS 특성수명 도출을 시도하였다.

그림 7은 독일 123kV GIS의 연도별 설치 Bay 수와 Bay-Years이다. 여기서 Bay-Years는 GIS Bay 수에 운전년수를 곱해 운전년수별로 모두 더한 것으로 GIS의 실제 경년을 포함한 숫자이다. 독일 123kV GIS의 경우 1971년부터 2011년까지 총 2,350 Bay가 설치되어 운전되었고, 62,200 Bay-Years의 운전 경력을 갖고 있다.

한편, 직접적인 운전년도별 또는 운전년수별 고장 건수는 제시되지 않았으며, 다만 고장율(failure rate)이 그림 8 및 그림 9와 같이 제시되었다. 그림 8의 운전년도별 고장율에서 설치 초기인 1970년대의 고장율이 높은 것은 설비의 완성도가 아직 높지 않아 초기 고장으로 보이지만, 1989년 Bay-Years 고장율 및 2003년 Bays 고장율이 높게 나타나 경년열화에 의한 고장인지 초기 고장인지 판단이 어렵다. 그러나, 그림 9에 나타난 운전년수별 고

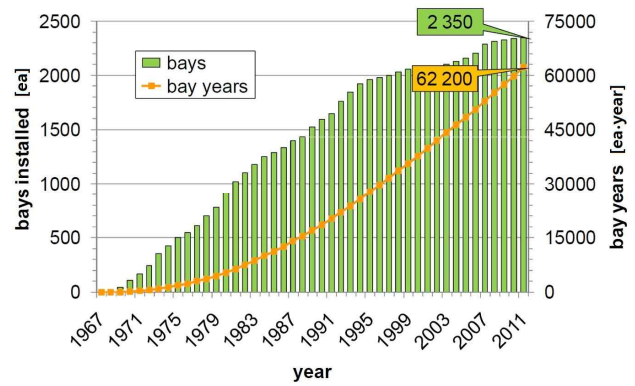


그림 7 독일 123kV GIS의 연도별 Bays 수 및 Bay-Years

Fig. 7 Bays number and bay-years number of 123kV GIS installed in Germany

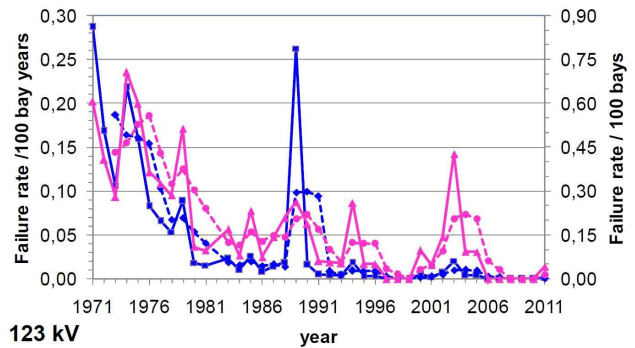


그림 8 123kV GIS의 연도별 Bays 및 Bay-Years 고장율

Fig. 8 Failure rates of bays and bay-years of 123kV GIS with installed years

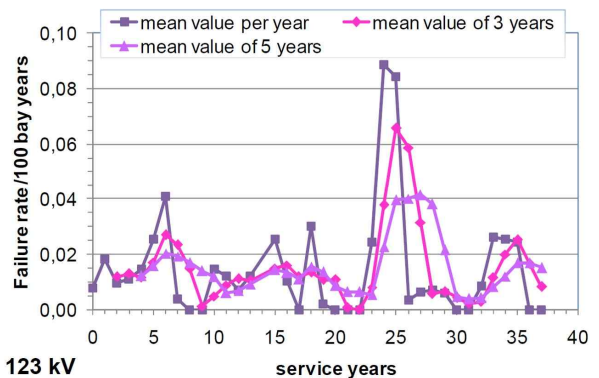


그림 9 독일 123kV GIS의 운전년수별 Bay-Years 고장율

Fig. 9 Failure rate of bay-years of 123kV GIS with service years

장율을 보면 설치 6년까지 초기 고장이 다소 존재하다가 24~25년 운전 및 32~35년의 고장율이 높게 나타나 열화에 의한 고장으로 추정되고 있다.

4.2 독일 GIS 데이터를 이용한 수명 분석

고장율(Failure Rate, Hazard Rate) 수식에 의거하여 그림 7 및 그림 9를 이용하여 운전년도별 고장건수를 역산하면 그림 10과 같이 나타난다. 설치 첫해를 운전 1년으로 산출하여서 그림 9와는 1년의 차이가 나타나지만, 그림 9의 Bay-Years 고장율과 유사성을 가지고 있다. 다만, 32년 이후의 고장건수가 1대씩인 것에 반하여 그림 9에서의 고장율이 높은 것은 상기 수식의 분모인 총 운전대수가 오래되어 작아진 결과로 볼 수 있다.

그림 10과 같이 역산한 운전년도별 고장건수와 그림 7로부터 구한 운전대수를 이용하여 Bay-Years 고장율을 재산정하고, 이를 원래 문헌 데이터와 비교한 것이 그림 11이다. 역산한 고장건수를 이용하여 재계산한 고장율이 26년까지는 잘 맞지만 그 이후에 잘 맞지 않는 것은 오래된 GIS의 운전데이터가 정확하지 않기 때문이다. 즉, 그림 7로부터 운전년도별 Bay 수 또는 Bay-Years를 계산하였지만 오래된 설비의 고장시점이 명확하지

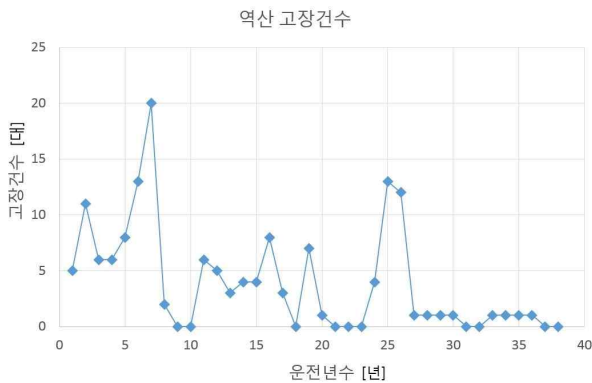


그림 10 독일 123kV GIS의 역산한 운전년도별 고장건수
 Fig. 10 Re-calculated failure number of Germany's 123kV GIS Bays according to service years

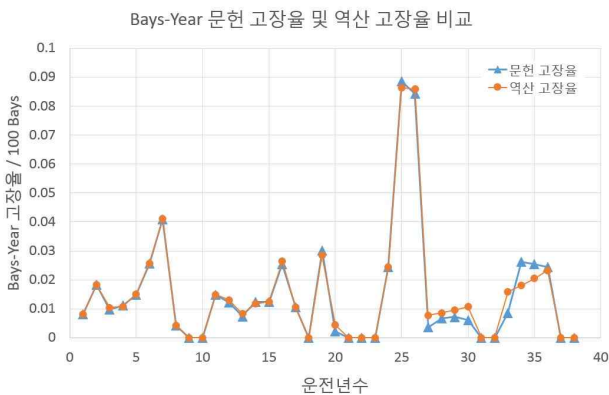


그림 11 독일 GIS에 대한 역산한 운전년도별 Bay-Years 고장율과 원래 문헌의 고장율 비교
 Fig. 11 Comparison of failure rates shown in the paper and derived using re-calculated failure number of Germany's 123kV GIS

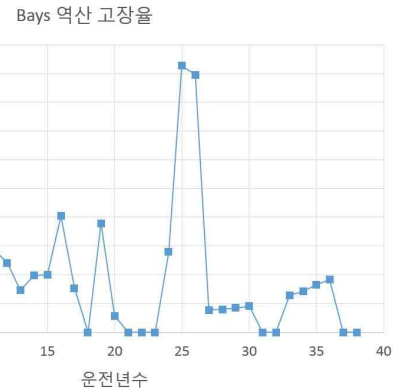


그림 12 123kV GIS의 역산한 운전년도별 Bays 고장율
 Fig. 12 Failure rate with re-calculated failure number according to service years for 123kV GIS

않아 발생하는 오차로 볼 수 있다. 그러나 대체적인 경향을 고려할 때 이에 대한 활용이 가능하다고 판단된다.

그림 12는 원래 문헌에는 제시되지 않았지만 역산한 고장건수를 이용하여 계산한 운전년도별 Bays에 대한 고장율이다. Bay-Years가 아니라 Bays에 대해서만 고려한 만큼 설비 자체의 경년에 다른 고장율을 보이고 있으며, 초기 고장이 높고 이후 25년 정도의 고장율이 높지만 32년 이후의 고장율은 그다지 크게 나타나지는 않고 있다. 즉, 25년 정도의 열화고장의 원인을 명확히 제시하고 있지는 않지만, 이 원인이 개선된다면 전반적으로 초기 고장 이외에 수명의 육조곡선과 같은 열화고장의 패턴이 나타나지 않을 수 있다. 예를 들어 특정 설계 또는 특정 재료 또는 특정 공정 등에 의한 원인으로 추후 개선되어 다른 타입으로 만들어진 경우 이러한 열화 고장 패턴을 보이지 않을 수 있다.

이제 상기한 운전년도별 운전대수와 고장건수를 이용하여 독일 123kV GIS에 대한 특성 수명 분석을 수행한다.

전력용 변압기 데이터 분석과 같은 방법으로 총 고장건수 149대의 GIS 고장 데이터에 대해 최우추정법(MLE)을 이용하여 여러 분포를 비교한 결과, 모든 분포함수의 경우 Anderson-Darling 통계량이 Bay-Years의 경우 3961.785 및 Bays의 경우 3908.256 각각 같게 나타나 어느 분포함수를 적용해도 관련이 없지만, 일반적으로 많이 사용하는 와이블 분포함수를 적용하였다. Anderson-Darling 통계량이 여러 분포함수에서 같게 나타난 것은 고장 건수에 비해 그림 7과 같이 운전대수가 너무 많아 우관 측중단(right-censored) 데이터가 매우 많기 때문이다.

와이블 분포를 이용한 확률분포함수(PDF), 누적확률함수(CDF), 신뢰도 함수, 고장율(Hazard 함수)를 구하여 Bay-Years 데이터에 대한 결과를 그림 13에 나타내었다. 와이블 분석의 형상모수는 1.46 정도로 나타나 고장이 증가하는 형태를 나타내고 있으며 척도모수인 63.2% 고장값은 5798.73년으로 즉, 100대당 57.99년으로 산출되었다. 여기에서도 변압기의 경우와 유사하게 형상모수 β 가 1.46으로 $1 < \beta < 2$ 의 범위에 있어서 고장율 함수(Hazard Function)는 직선($\beta = 2$)보다 아래로 나타나는 증가형태를 보이고 있다. 표 4에 Bay-Years 데이터에 대한 와이블 해

표 4 독일 123kV GIS Bay-Years 데이터의 Weibull 분석 결과
Table 4 Weibull analysis result for Germany's 123kV GIS Bay-Years

형상 모수	B1	B5	B10	B50	MTTF	척도 모수 B63.2	표준 편차
1.46	248.2	758.0	1241.2	4511.2	5253.0	5798.7	3657.3

표 5 독일 123kV GIS Bays 데이터에 대한 Weibull 분석 결과
Table 5 Weibull analysis result for Germany's 123kV GIS Bays

형상 모수	B1	B5	B10	B50	MTTF	척도 모수 B63.2	표준 편차
1.26	50.8	185.6	329.0	1471.6	1832.0	1969.6	1466.5

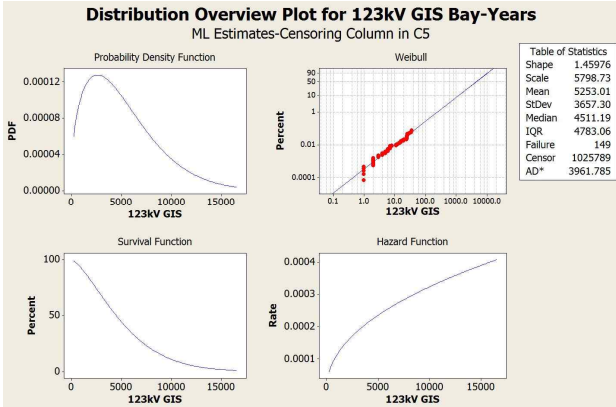


그림 13 독일 123kV GIS Bay-Years 데이터에 대한 와이블 분석 결과
Fig. 13 Weibull analysis result for Germany's 123kV GIS Bay-Years data (PDF, Reliability and Hazard function)

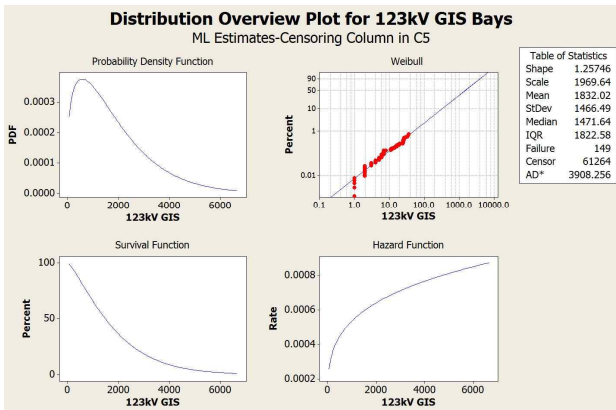


그림 14 독일 123kV GIS Bays 데이터에 대한 와이블 분석 결과
Fig. 14 Weibull analysis result for Germany's 123kV GIS Bays data (PDF, Reliability and Hazard function)

석 결과를 나타내었다. 한편, Bays 데이터에 대해 확률분포함수 (PDF), 누적확률함수(CDF), 신뢰도 함수, 고장율(Hazard 함수)를 구한 결과를 그림 14에 나타내었다. 와이블 분석의 형상모수는 1.26 정도로 나타나 고장이 다소 증가하는 형태를 보이며 척도모수인 63.2% 고장값은 1969.64년으로 즉, 100대당 19.70년으로 산출되었다. 표 5에 Bays 데이터에 대한 와이블 해석 결과를 나타

내었다.

이상의 결과는 수명이 너무 길게 도출되어 터무니없는 결과로 보이지만 한편으로 GIS의 고장율이 매우 낮기 때문에 해석된다. 즉, 그림 8 및 그림 9에 나타난 고장율은 100 Bay-Years 당 또는 100 Bays 당으로 표현된 것으로 그만큼 GIS의 고장이 작다는 것을 의미한다. 그림 10에 나타난 고장 건수 역산 값을 보더라도 총 2350 Bays 또는 62,200 Bay-Years 에 대해 고장 149 건 만이 나타나고 있다.

또한 그림 8에 나타난 결과를 보면 제품 적용 초기에는 고장율이 높다가 이후 안정되어서는 고장율이 크게 줄어들었고(Bay-Years의 경우 운전년수가 고려되어 고장율은 더 작아지고 있음), 역산한 고장건수를 적용한 Bays에 대한 운전년수별 고장율(그림 12)도 25년 운전년수 부분을 제외한다면 초기 고장유형 이후 계속 줄어드는 패턴으로 열화고장을 보이지 않고 있어, 이러한 결과들로 인해 특성 수명이 매우 길게 나타난 것으로 판단된다.

결론적으로 독일 123kV GIS의 고장 데이터를 토대로 분석한 결과, GIS는 아직 열화 고장의 패턴이 나타나지 않아 특성수명을 논하기 어려우며, 적절한 유지보수와 예방진단이 주요한 자산관리 전략이라 할 수 있다. 다만, 적절한 예상수명의 설정에 대해서는 해당 설비의 고장 패턴이나 특성을 고려하여 설정할 필요가 있다. 예를 들어, 독일 123kV GIS의 경우 초기 고장 이외에 25년 정도에서 일부 열화고장을 보이므로 이를 감안한 유지보수 전략 및 예상수명의 선정이 필요하다. 그러나, 독일 문헌에서도 언급된 바와 같이 1978년 이전과 1978년 이후 생산분으로 구분하여 운전년수에 따른 Bay-Years 고장율을 보면, 1978년 이전 생산분에는 25년 정도 경년에서 고장율이 높으나 1978년 이후 생산분에서는 그런 경향이 사라져, 설계나 재료 또는 생산공정의 변화로 인해 이러한 열화고장의 원인이 개선되었음을 보이고 있다. 즉, 1978년 이후 생산분에 대한 예상수명은 이에 대한 고장 데이터를 이용한 vintage management(제조년도별 설비의 특성, 재료변화 등)에 따라 산출되어야 하며, 전력회사 등의 전력설비 사용자는 이를 고려하여 자산관리를 수행하여야 한다고 판단된다.

5. 결 론

본 연구에서는 전력설비 자산관리에 가장 기본이 되는 전력설비의 특성수명에 대해 대용량의 전력용 변압기 및 GIS를 대상으로 검토하였다. 국내에는 해당 설비의 운전 및 고장 데이터를 구하기 어려워 해외 문헌에 나타난 운전 및 고장율 데이터로부터 고장 건수를 역산하고 이를 이용하여 와이블 분포함수를 이용한

통계분석을 수행하였다.

전력용 변압기에 대해서 영국 National Grid의 데이터를 추출하여 분석한 결과, 최우추정법을 적용한 와이블 통계가 가장 적절한 수명분석 기법으로 나타났다. 또한 이 분석에서 도출된 116.45년의 특성수명(척도모수)은 변압기 관리에 매우 적절한 값으로 판단되어 추후 국내 변압기에 대한 분석의 비교자료로 활용될 수 있을 것으로 판단된다. 특히 이 결과는 단순 고장이 아니라 교체 데이터로부터 구한 것으로 고장 이전에 변압기 상태가 나빠져 교체 판단을 한다는 점을 감안할 때 매우 의미있는 수명으로 해석된다.

GIS에 대해서는 독일 123kV GIS의 운전년수에 따른 Bays 및 Bay-Years 데이터와 고장률을 바탕으로 특성수명을 검토하였다. GIS의 경우 초기 고장을 제외한다면 설계, 재료 및 생산 공정 등에 따른 열화고장에 의해 수명특성이 좌우되며, 이러한 열화고장 특성이 개선된다면 특별한 열화고장을 적용하기 어려운 것으로 나타났다. 이에 따라 통계적 분석을 통한 특성수명 산출은 크게 의미가 없고, 해당 설비의 고장 패턴이나 특성을 고려하여 적절한 예상수명을 설정할 필요가 있어, 해당 설비의 설계, 재료 및 생산 공정 등에 따른 특성을 감안한 유지보수 전략 및 예상수명의 선정이 필요하다고 판단된다.

저 자 소 개



김 정 태 (Jeong-Tae Kim)

1982년 한양대 공대 전기공학과 졸업(학사).
1987년 한양대 공대 전기공학과 졸업(석사).
1992년 한양대 공대 전기공학과 졸업(공학박).
현재 대전대 공대 전기공학과 교수.

2007년~2008년 : 미국 Mississippi State University 교환교수. 2000년~2008년 CIGRE

SC-B1 Insulated Cables, Regular Member. 관심분야 : 고전압 절연설계, 절연 수명, 전력설비 절연진단 등.

E-mail : jtkim@daejin.ac.kr

감사의 글

본 연구는 2016년도 한국에너지기술평가원의 지원 (20162220200030) 연구로서 깊이 감사드립니다.

References

- [1] CIGRE TB-597, Transmission Asset Risk Management - Progress in Application, Working Group C1.25, July 2014
- [2] International Electrotechnical Commission, Strategic asset management of power networks, IEC White Paper, 2015
- [3] Mischa Vermeer and Jos Wetzler, Transformer health and risk indexing, including data quality management, CIGRE Session Paper A2-116, 2014
- [4] P. Jarman et al, "Transformer life prediction using data from units removed from service and thermal modelling", CIGRE Session Paper, A2-212, 2010
- [5] C. Neumann et al, End of life estimation and optimisation of maintenance of HV switchgear and GIS substations - A study based on probabilistic data analysis, diagnostic measurements and service experience, CIGRE Session Paper, A3-202, 2012
- [6] Jae-Wook Paek, Accelerated Life Time Test, Epiceteme, ISBN 9788920922893, 2007