

필드 고장 요약 데이터를 활용한 미래 고장수의 예측

백재욱¹ · 조진남²

¹ 한국방송통신대학교 정보통계학과 · ² 동덕여자대학교 정보통계학과
접수 2011년 5월 17일, 수정 2011년 6월 28일, 게재확정 2011년 7월 4일

요약

기업은 종종 과거의 필드 고장 데이터를 이용하여 미래 필드에서 고장이 얼마나 일어날 것인지 예측한다. 특히 이런 예측은 필드에서 예기치 않던 고장모드 (failure mode)가 발견될 때 더욱 하고 싶어진다. 왜냐하면 기업은 이런 예측을 통해 미래에 품질보증 비용이 얼마나 될 것인지 파악하고, 고장 난 부품을 재빨리 수리하는데 필요한 여유 부품의 수를 파악하고 싶기 때문이다. 본 연구에서는 기업에서 생길 수 있는 요약 데이터를 사용하여 미래 필드에서 고장이 얼마나 발생할 것인지 예측하고, 이런 요약 데이터외에 또 어떤 데이터가 생길 수 있으며 이때 분석결과가 어떻게 나올 수 있는지 알아본다.

주요용어: 고장수 예측, 고장 요약 데이터, 와이블분포, 좌측 및 우측 중도중단 데이터.

1. 서론

기업은 종종 과거 필드에서의 고장 데이터를 이용하여 미래 필드에서 고장이 얼마나 일어날 것인지 예측하고 싶다. 특히 이런 예측은 필드에서 사전에 기대치 않던 고장이 발견될 때 더욱 하고 싶다. 왜냐하면 기업은 이런 예측을 통해 미래에 품질보증 비용이 얼마나 될 것인지 파악할 수 있고, 고장 난 부품을 재빨리 수리하는데 필요한 여유 부품의 수를 파악할 수 있기 때문이다.

이런 고장 예측 결과는 극단적인 경우 리콜이 필요하지 결정하는 데 이용되며, 리콜이 필요하다면 제품 모집단 중 어느 것 (예를 들어 특정 기간 동안 제조된 제품이라든지 또는 특정 공장에서 제조된 제품)을 리콜해야 하는지 결정하는 데에도 이용된다.

품질보증 데이터에 대한 일반적인 분석방법외에 여러 연구 분야는 Lawless (1988)에 의해 제안되었으며, 사용기간과 사용량 (예를 들어 mileage)을 동시에 고려한 2차원 품질보증 데이터에 대한 모델링 방법은 백재욱과 조진남 (2010)에 제안되었으며, 품질보증기간이 끝난 후의 비용을 최소화하는 방법에 대해서는 정기문 (2006, 2008)이 살펴보았으며, 백재욱 (2010)에서는 기업에서 통상 월별 또는 분기별 클레임건수를 1000제품 당 나타낸 WCR (Warranty Call Rate)를 어떻게 분석하는지 살펴보았다. 근래에는 Hong과 Meeker (2010), Yang (2007), Lawless 등 (2009)에서 수명이외에 사용률 (use-rate)을 고려하는 경우 통계적 분석방법에 대한 연구가 많이 진행되고 있다. 본 연구에서는 기업에서 수집될 수 있는 표 1.1의 요약 데이터 (가상 데이터임)를 사용하여 장래에 필드에서 고장이 얼마나 발생할 것인지 예측하는 방법을 살펴본다. 이때 기업에서 흔히 이용하는 방법은 요약 데이터를 확률지에 타점하여 점들이 직선 형태를 띠면 그 분포가 적합한 것으로 판단한다. 따라서 본 연구에서는 이런 요약데이터를 가지고 있는 경우 기업에서 신뢰성분석에 쉽게 사용하는 와이블분포나 로그정규분포를 이용하여 어떻게 예측할 수 있는지 살펴본다.

¹ 교신저자: (110-791) 서울 중로구 동승동 169번지, 한국방송통신대학교 정보통계학과, 교수.

E-mail: jbaik@knou.ac.kr

² (136-714) 서울시 성북구 월곡동 23-1, 동덕여자대학교 정보대학 정보통계학과, 교수.

표 1.1 제품내 특정 부품의 고장수

서비스된 개월수	대수	고장수	비고장수
1	20,100	2	20,098
2	20,500	4	20,496
3	21,000	7	20,993
4	22,100	11	22,089
5	23,600	8	23,592
6	22,700	13	22,687
7	24,900	12	24,888
8	22,300	22	22,278
9	21,400	20	21,380
10	22,800	28	22,772
11	22,100	35	22,065
12	21,100	29	21,071
Totals	264,600	191	264,409

그런데 이런 요약데이터는 제품이 필드에 들어오는 시기가 다름으로 인해 중도중단 시점이 여럿이며, 좌측 중도중단과 우측 중도중단이 함께 나타나는 형태의 데이터이다. 이런 요약 데이터의 경우 수정된 앤더슨다링 검정통계량의 값은 너무 크므로 이것을 기준으로 특정 분포가 적합한지 통계적으로 판단하기는 어렵다. 따라서 기업에서는 표 1.1의 요약 데이터보다 좀 더 정보가 많은 것으로, 고장 난 것은 A/S 기록을 참조하여 고장 난 시간을 파악하고, 고장 나지 않은 것은 미래 어느 시점에 고장 날 것이라고 보는 우측 중도중단 데이터인 경우와, 관측시점까지 무한대로 잡아 우측 중도중단도 없는 완전 데이터인 경우에 앞의 앤더슨다링 검정통계량의 값의 유용성을 살펴볼 수 있다. 따라서 본 연구에서는 표 1.1의 요약 데이터를 가지고 있는 경우 어떤 분포가 적합한지 먼저 살펴본다. 그리고 해당 분포로부터 난수를 추출하여 요약 데이터만 있는 경우, 요약 데이터보다 약간 정보가 더 많은 우측 중도중단의 경우와, 우측 중도중단의 경우보다도 정보가 더 많은 완전 데이터의 경우 분포의 적합성 검정이 의미가 있는지 살펴본다.

2. 필드에서의 고장 요약 데이터

가정용 전기용품에 들어가는 어느 부품이 필드에서 고장이 발생했다고 하자. 기업의 품질부서에서 그 원인을 조사한 결과 1년 전 비용절감 차원에서 부품의 제조업자가 제조 프로세스를 변경했기 때문인 것으로 밝혀졌다. 사실 그때 제조 프로세스를 변경할 때에는 이런 문제가 생길 것인지 미리 점검을 하지 못했었다. 따라서 제조 프로세스를 변경전의 상태로 즉시 되돌려, 앞으로 생산되는 부품에는 문제가 생기지 않도록 조치를 취했으며, 예전 상태로 돌린 후 해당 부품에 대한 가속수명시험을 통해서도 문제가 없음을 다시 확인할 수 있었다.

하지만 한 가지 큰 문제점은 지난 한 해 동안 부실 부품을 장착한 제품이 거의 26만대 이상이나 생산되어 이미 소비자의 손에 넘어갔다는 점이며, 제한적이지만 지난 1년 동안 수집한 고장 데이터 (표 1.1 참조)를 대략 눈으로 점검해보아도 초기에는 고장이 많이 나지 않았지만 시간이 지날수록 고장이 점점 증가한다는 점이다.

물론 지난 1개월부터 1년 동안 서비스된 제품에서 해당 부품에 대한 고장수가 전부 다 해봐야 200개가 되지 않는 상태지만 제품의 품질보증기간이 3년인 것을 감안하면 시간이 지날수록 고장이 더욱 많아지는 경우 앞으로 2년간 고장이 얼마나 더 많아질지 근심하지 않을 수 없다. 물론 품질보증기간인 3년이 지난 후에도 고장이 예상 밖으로 많이 발생한다면 이 또한 기업 이미지에 치명적인 영향을 미치게 될 것이다. 결국 기업에서는 26만대 이상의 제품 중에서 과연 몇 대가 품질보증기간인 3년간 그리고 그 이

후에도 고장 날 것인지 관심을 갖지 않을 수 없다.

이런 예측 결과는 문제의 심각성을 올바르게 평가하는데 도움을 주며, 문제의 심각성의 정도에 따라 제품리콜에 대한 판단을 내리는 데에도 도움을 준다. 아울러 이런 예측을 통해서 수리부품이 언제 얼마만큼 필요한지 예측함으로써 고객에게 미치는 불만을 최소화 할 수 있다.

3. 고장 요약 데이터의 통계적 분석

3.1. 적절한 분포의 선택

매 달 제조되어 서비스된 제품의 총수에 대한 기록은 회사의 제조부서로부터 얻을 수 있었다. 한편, 고객들은 제품에 고장이 일어나면 대부분 A/S센터에 가져왔고, 수리는 즉시 이루어졌으며, 수리 담당자는 무선 바코딩 시스템을 통해 수리결과를 곧바로 입력했다. 하지만 불행하게도 원 데이터는 얻을 수 없었으며 표 1.1에서와 같이 1, 2, ..., 12달간 서비스된 제품들 각각에서 현재까지 몇 개가 고장 났는지만 알 수 있었다. 예를 들어, 7개월간 서비스된 24,900개의 제품들 중에는 현재까지 12개가 고장 났는데, 구체적으로 언제 고장이 발생했는지는 알 수가 없었다. 이 경우 12개의 고장데이터는 7달 현재의 시점에서 좌측 중도중단(left censored), 즉 7달 전 언젠가 고장 났다고 보아야 한다. 한편 나머지 24,888 (=24,900-12)개의 제품은 7달 현재의 시점까지 고장 나지 않았고 이후 언젠가 고장 나므로 우측 중도중단된 것으로 보아야 한다. 따라서 표 1.1과 같은 데이터는 제품이 필드에 들어오는 시기가 다름으로 인해 중도중단 시점이 여럿이며, 좌측 중도중단과 우측 중도중단이 함께 나타나는 형태의 데이터이다.

이와 같은 수명 데이터는 기초통계학 과정에서 가르치는 방법론으로는 분석할 수가 없다. 그 이유 중 하나는 데이터가 중도중단 데이터이기 때문이며, 아울러 고장시간을 나타내는 데이터가 통상적으로 정규분포를 따르지 않기 때문이다. 이런 수명 데이터는 많은 경우 이론적으로 그리고 실증적으로 와이블 분포나 로그정규분포가 적합한 것으로 밝혀졌다. 이런 분포들은 정규분포가 평균과 표준편차와 같은 모수들로 설명되는 바와 같이 일정한 모수들로 묘사될 수 있다. 예를 들어 와이블분포는 척도모수 η 와 형상모수 β 로 묘사될 수 있다. 이런 모수들은 중도중단 데이터를 포함하여 주어진 모든 데이터로부터 최대우도법을 이용하여 추정할 수 있다. 이런 방법은 SAS, SPSS 및 Minitab과 같은 통계패키지를 사용하면 쉽게 이용할 수 있다. 이제 표 1.1의 데이터에 대해 와이블분포와 로그정규분포를 적합시켜 제품이 서비스된 이후 시간이 흐르면서 전체 중 몇 %가 고장 나는지 보고자 한다. 그림 3.1과 그림 3.2는 표 1.1의 데이터에 대해 미니탭 16을 이용하여 와이블분포와 로그정규분포를 적합시킨 경우 나온 결과이다. 데이터가 좌측 및 우측 중도중단 데이터이므로 앤더슨다링 검정통계량의 값이 너무 크게 나와 분포의 적합성 판단기준으로 사용할 수 없다. 하지만 점들이 ‘눈으로 보아’ 대부분 일직선상에 있으므로, 어느 분포를 적용하든 적어도 첫 12개월 동안은 각각의 분포가 주어진 데이터에 모두 적합하다는 것을 알 수 있다. 그런데 와이블분포를 적용하는 경우 1%가 고장 나는 시점은 61달 (약 5년 1개월) 정도가 되며, 10%가 고장 나는 시점은 435달 (약 36년 3개월)인 반면, 로그정규분포를 적용하는 경우 1%가 고장 나는 시점은 86달 (약 7년 2개월) 정도가 되며, 10%가 고장 나는 시점은 1945달 (약 162년)이므로 좀 더 보수적인 의사결정을 한다는 차원에서 해당 부품에 대한 신뢰성 예측시 로그정규분포보다는 와이블 분포를 사용한다.

표 1.1의 데이터에 대해 와이블분포를 적용하는 경우 척도모수 η 와 형상모수 β 는 각각 2858.04와 1.196으로 추정된다. 형상모수가 1보다 크므로 시간이 흐르면서 고장률이 증가하는 경향을 보이고, 확률밀도함수가 우측으로 기울어진 모양을 취하므로 대표치로 중위수를 구하는 것이 의미가 있는데, 이는 2104달 (약 175년) 정도가 된다. 또한 품질보증기간이 끝나는 36개월 시점까지 부품이 살아있을 가능성은 0.994665이며, 95% 신뢰구간은 (0.991112, 0.996800)이다.

기업의 경영진은 고객만족의 차원에서 품질보증기간인 3년이 지나고 이후 2년과 5년 시점내에 전체

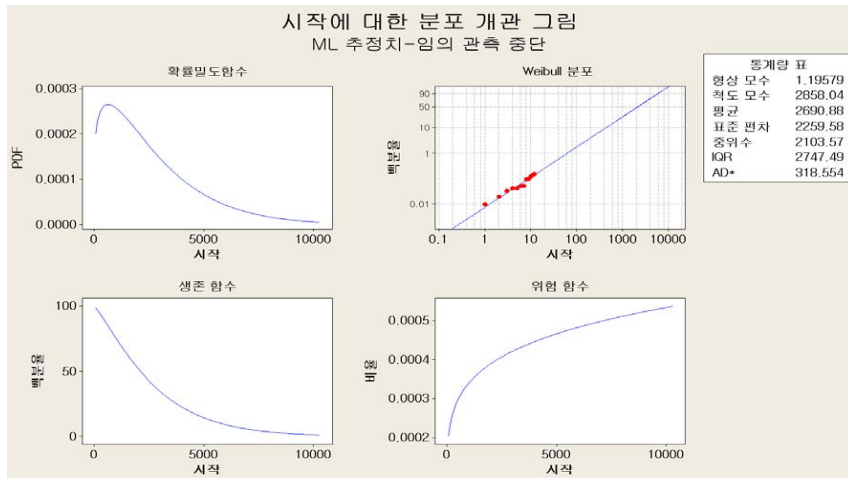


그림 3.1 표 1.1의 데이터에 대한 와이블분포 적합 결과

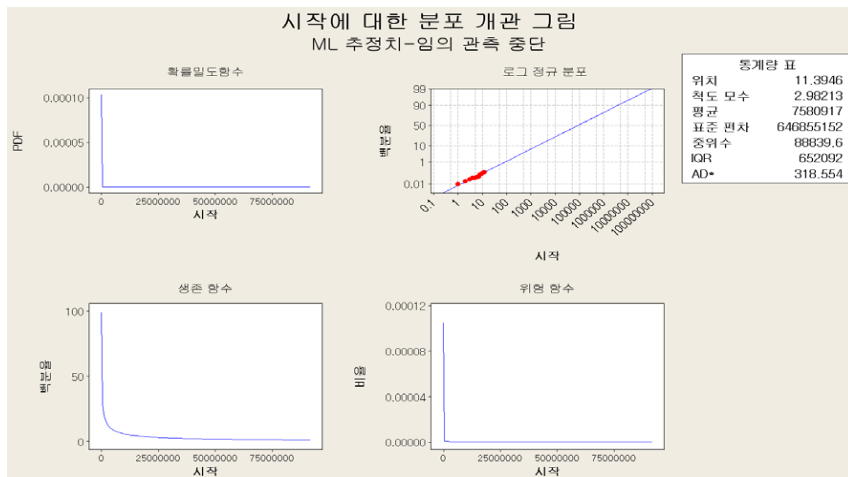


그림 3.2 표 1.1의 데이터에 대한 로그정규분포 적합 결과

중 몇 %가 고장 나는지 알고 싶어서 하였다. 따라서 앞에서와 같이 보수적인 접근방식으로 와이블분포를 이용하면 이들 수치는 각각 0.00904 (약 1%)와 0.017135 (약 1.7%)으로 나왔다. 마찬가지로 품질보증기간인 3년이 지나고 이후 2년과 5년이 지난 이후에도 부품이 아직 살아있을 가능성은 각각 0.990196 (99.0%), 0.982865 (98.3%)이며, 95% 신뢰구간은 (0.980864, 0.994988)과 (0.961384, 0.992443)이다. 이들 예측 결과를 바탕으로 기업의 경영진은 다소 안도하였으며, 제품리콜은 하지 않기로 결정했다. 대신 품질보증기간 동안 필드에서 고장 나는 제품에 대해 신속히 그리고 깔끔하게 수리하도록 준비를 시켰다.

3.2. 추후 고장수 예측

이제 앞의 추정 분포 ($\eta=2858.04$, $\beta=1.196$ 인 와이블분포)를 이용하여 제품의 품질보증기간인 36개월간 고장이 구체적으로 몇 건이나 나올지 조건부확률을 이용하면 구할 수 있다. 예를 들어 추후 6개월 후 한 달간의 고장 예측수는 표 1.1에서 1, 2, ..., 12달간 서비스되었지만 아직 고장 나지 않은 제품에서 나올 수 있다. 표 3.1과 그림 3.3은 와이블분포에 근거하여 품질보증기간인 36개월간 고장이 얼마나 나타날 것인지 보여준다. 이들로부터, 예를 들어 추후 5번째 달에는 37개 정도의 제품이 고장 날 것이다. 한편, 그림 3.4는 추후 누적 고장 예측수를 나타낸다.

표 3.1 제품내 특정 부품의 고장 예측수 및 누적 고장 예측수 (와이블분포 이용시)

추후월	고장예측수	누적 고장예측수	추후월	고장예측수	누적 고장예측수
1	33.3	33.3	19	43.6	749.0
2	34.5	67.8	20	43.9	793.0
3	35.4	103.2	21	44.2	837.2
4	36.2	139.4	22	44.5	881.7
5	37.0	176.4	23	44.8	926.6
6	37.6	214.0	24	45.1	971.7
7	38.3	252.3	25	41.7	1013.4
8	38.9	291.1	26	38.0	1051.4
9	39.4	330.5	27	34.2	1085.7
10	39.9	370.4	28	30.6	1116.3
11	40.4	410.8	29	26.9	1143.2
12	40.9	451.7	30	22.6	1165.8
13	41.3	493.0	31	18.7	1184.5
14	41.7	534.7	32	14.6	1199.1
15	42.1	576.8	33	10.8	1209.9
16	42.5	619.4	34	7.1	1217.0
17	42.9	662.2	35	3.5	1220.6
18	43.2	705.5	36	0.0	1220.6

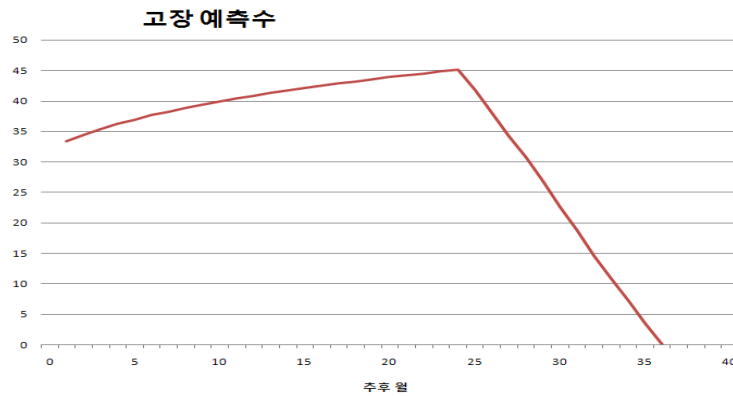


그림 3.3 제품내 특정 부품의 고장 예측수 추이 (와이블분포 이용시)

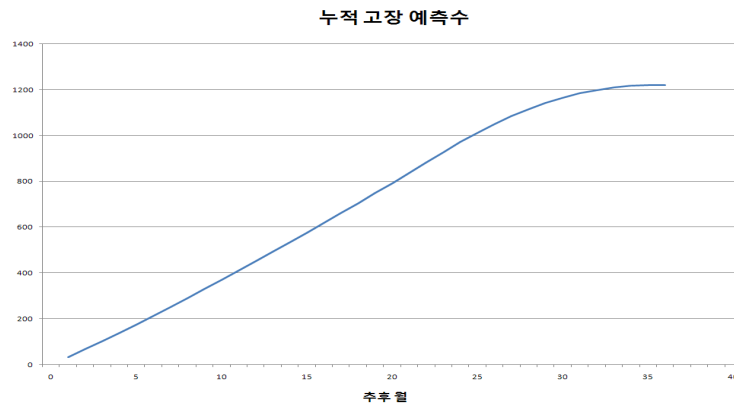


그림 3.4 제품내 특정 부품의 누적 고장 예측수 추이 (와이블분포 이용시)

3.3. 주의해야 할 점

앞에서 구한 품질보증기간인 36개월간의 고장 예측수는 초기 12개월간 주어진 데이터에 적합시켜 나온 와이블분포를 이용하여 외삽한 결과이다. 따라서 이 결과가 믿을 만 하려면 초기 12개월간의 데이터에 적합시킨 와이블분포 모형이 첫 12개월이 지난 이후에도 적절하다는 가정이 필요하다. 그림 3.1을 살펴보면 눈으로 보기에 12개월까지는 와이블분포를 적용하는 것이 큰 문제가 없어 보이지만 아직 통계적인 가설검정을 거친 것은 아니다 (엔더슨다링검정의 경우 중도중단 데이터가 많은 경우에는 적용에 문제가 있음). 따라서 와이블분포와 같은 단순한 통계모형을 이용하여 미래에 대한 신뢰성 예측을 하는 것은 위험할 수 있다.

아울러 분포의 가정과 관련이 있는 불확실성은 앞에서 구한 통계적 신뢰구간 안에 포함되어 있지 않다. 즉, 앞의 통계적 신뢰구간은 단지 통계적 샘플링의 불확실성만 담고 있는 것이다. 따라서 현재는 12개월간의 고장 데이터만 가지고 분석을 했지만 추후에 고장 데이터가 더 늘어나면 앞에서 했던 분석을 다시 실시하여 어떤 분포가 더 적합한지 파악하고, 더 적합한 분포를 이용하여 추후 품질보증기간이 끝날 때까지 고장 예측수 또는 누적고장 예측수를 계속 업데이트해야 할 것이다.

4. 다른 형태의 필드 고장 데이터

표 1.1에서는 12류음의 제품들 (1, 2, 3, ..., 12개월간 서비스된 제품들) 각각에 대해 몇 개가 고장났으며, 몇 개가 아직 살아있는지 살펴보았다. 예를 들어, 7개월 서비스된 24,900 제품들 중에는 단지 12개만이 고장이 났고, 나머지 24,888개의 제품은 고장이 아직 나지 않았다. 따라서 이 데이터는 7개월 서비스된 시점에서 좌측과 우측 중도중단된 데이터이다. 하지만 A/S 기록을 뒤적이면 앞의 12개의 고장시점은 구체적으로 파악될 수 있을 것이다. 이런 경우 앞의 좌측 중도중단 데이터는 구체적인 고장시점으로 대체되며, 전체 데이터는 일부 구체적인 고장시점과 우측 중도중단 데이터의 합으로 이루어진다. 이런 경우에는 표 1.1의 데이터보다는 좀 더 많은 정보를 갖게 된다.

한편, 모든 제품에 대해 고장시점을 끝까지 추적되는 경우 이제 우측 중도중단 데이터도 없어지게 된다. 이 경우 데이터를 완전 데이터라고 부르며, 앞의 경우보다 더욱 많은 정보를 갖는다. 그림 4.1, 그림 4.2 및 그림 4.3은 앞의 표 1.1의 데이터에 대해 적합시킨 $\eta=2858.04$, $\beta=1.196$ 인 와이블분포에서 표 1.1의 개수만큼 생성한 난수에 대해 앞의 세 경우에 와이블분포와 로그정규분포의 모수가 어떻게 추정되

며, 이때 각 분포의 적합도를 측정하는 앤더슨달링 검정통계량의 값은 어떻게 나오는지 보여준다.

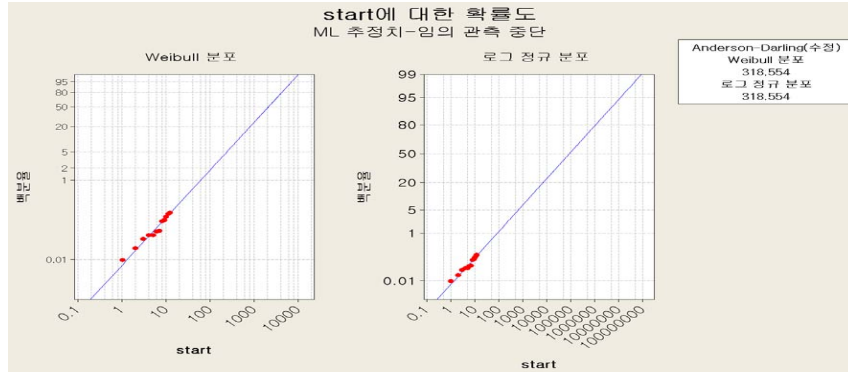


그림 4.1 와이불분포로부터 생성된 난수에 대한 분포 적합 결과 (좌측과 우측 중단중단 데이터의 경우)

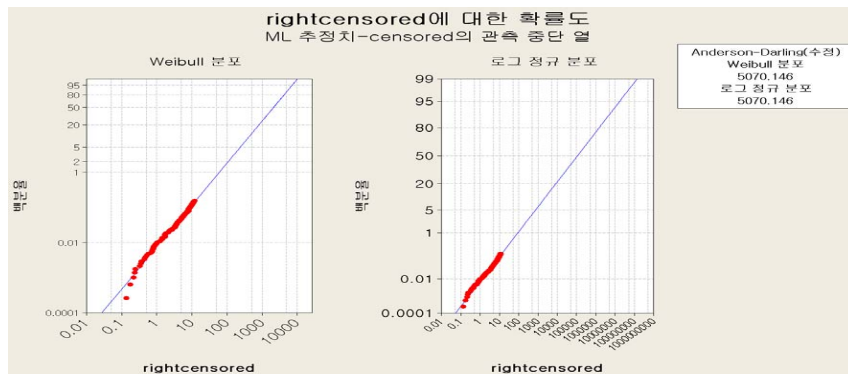


그림 4.2 와이불분포로부터 생성된 난수에 대한 분포 적합 결과 (우측 중단중단 데이터만 있는 경우)

위의 그림들로부터 통상적인 요약 데이터인 좌측 및 우측 중도중단 데이터는, 당연히 표 1.1과 같은 데이터에 속하므로, 그림 4.1에서와 같은 앤더슨달링 검정통계량으로 특정 분포의 적합성을 논의하기가 어렵다.

한편, 우측 중도중단 데이터만 있는 경우에도 앤더슨달링 검정통계량으로 특정 분포가 적합한지 파악하기가 어렵다 (그림 4.2 참조). 그 이유는 통상 필드 고장 데이터는 일정 시점까지만 관측하므로 우측 중도중단 데이터가 많기 때문이다. 따라서 앞의 좌측 및 우측 중도중단 데이터의 경우와 같이 눈으로만 점들이 직선을 따르는지 점검할 수밖에 없다.

그렇지만 관측시간을 무한대로 하여 중도중단 데이터가 없는 완전 데이터의 경우에는 그림 4.3에 보는 바와 같이 특정 분포가 적합하다는 것을 눈 대증 말고 앤더슨달링 검정통계량의 값을 이용하면 판단할 수 있다.

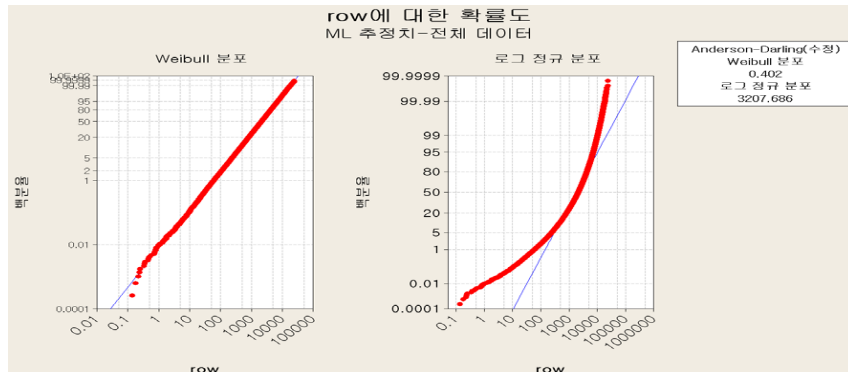


그림 4.3 와이불분포로부터 생성된 난수에 대한 분포 적합 결과 (완전데이터의 경우)

5. 결론

본 연구에서는 필드 고장데이터가 요약된 경우 (좌측 및 우측 중도중단 데이터의 경우) 분포를 적합시켜 그림상으로 어떤 분포가 적합한지 살펴보고, 적합한 분포를 적용하는 경우 품질보증기간 및 그 이상의 기간에서 신뢰도나 고장률 등은 어떻게 나올 것인지 알아보았다. 아울러 적합한 분포를 적용하는 경우 품질보증기간 및 그 이상의 기간 동안 고장이 몇 개나 나올 것인지 예측해보았다.

하지만 이와 같은 요약 데이터는 좌측 및 우측 중도중단 데이터이므로 확률지상에 타점된 점들에 대한 눈 대증 이외에는 분포의 적합성을 판정하는데 어려움이 많다. 따라서 좌측 중도중단 데이터에 대해 A/S 기록을 뒤적여 그 수명을 파악하여 우측 중도중단 데이터만 있는 경우로 바꿀 수 있다. 하지만 이 경우에도, 필드 고장 데이터에는 우측 중도중단 데이터가 많으므로 주어진 데이터가 특정한 분포를 따르는지 앤더슨달링 검정통계량으로 판단하는 데에는 똑같은 어려움이 있으므로 확률지상에 타점된 점들에 대한 눈 대증으로 특정한 분포가 적절한지 판단할 수밖에 없다. 하지만 조사기간을 무한대로 늘려 우측 중도중단 데이터도 없는 완전 데이터의 경우에는 확률지상에 타점된 점들에 대한 눈 대증 이외에 앤더슨달링 검정통계량과 같은 값을 이용하여 특정 분포가 적합한지 판단할 수 있다.

본 연구에서는 어느 한 시점에서 필드 고장데이터가 요약된 경우를 살펴보았는데, 현실적으로 매 달마다 생산되고, 그 중의 일부가 판매되어, 판매된 시점부터 품질보증기간 동안 필드에서 고장이 얼마나 나는지 조사하고, 이로부터 나온 동적인 데이터로부터 분포의 예측 및 고장수 예측을 해야 한다. 다음 연구에서는 이런 동적인 시점에서의 필드 고장데이터 분석방법에 대해 살펴보고자 한다.

참고문헌

- Baik J. W. (2010). The study on the analysis of quality assurance data. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **21**, 621-628.
- Baik J. W. and Jo, J. N. (2010). Various types of modelling for scale parameter in Weibull intensity function for two-dimensional warranty data. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **21**, 555-560.
- Hong, Y. and Meeker, W. Q. (2010). Field-failure and warranty prediction based on auxiliary use-rate information. *Technometrics*, **52**, 148-159.
- Jung, K. M. (2006). Optimal preventive maintenance policy for a repairable system. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **17**, 367-377.

- Jung, K. M. (2008). Optimization of cost and downtime for periodic PM model following the expiration of warranty. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **19**, 587-596.
- Lawless, J. F. (1998). Statistical analysis of product warranty data. *International Statistical Review*, **66**, 41-60.
- Lawless, J. F., Crowder, M. J. and Hong, Y. (2009). Using accelerated life tests results to predict product field reliability. *Technometrics*, **51**, 146-161.
- Yang, G. (2007). *Life cycle reliability engineering*, Wiley, Hoboken, NJ.

Predicting the future number of failures based on the field failure summary data

Jaiwook Baik¹ · Jinnam Jo²

¹Department of Information Statistics, Korea National Open University

²Department of Information & Statistics, Dongduk Women's University

Received 17 May 2011, revised 28 June 2011, accepted 4 July 2011

Abstract

In many companies field failure data is used to predict the future number of failures, especially when an unexpected failure mode happens to be a problem. It is because they want to predict the number of spare parts needed and the future quality warranty cost associated with the part based on the predictions of the future number of failures. In this paper field summary data is used to predict the future number of failures based on an appropriate distribution. Other types of data are also investigated to identify the appropriate distribution.

Keywords: Failure summary data, left and right censored data, prediction of future failures, Weibull distribution.

¹ Corresponding author: Professor, Department of Information Statistics, Korea National Open University, Seoul 110-791, Korea. E-mail: jbaik@knou.ac.kr

² Professor, Department of Information & Statistics, Dongduk Women's University, Seoul 136-714, Korea.