확률론적 베이지언 모델링에 의한 케이블 교량의 복합열화 리스크 평가 및 예측시스템

The Risk Assessment and Prediction for the Mixed Deterioration in Cable Bridges Using a Stochastic Bayesian Modeling

조 태 준[1)] 이 정 배[2)*] 김 성 수[3)]
Cho, Tae Jun Lee, Jeong Bae Kim, Seong Soo

Abstract

The main objective is to predict the future degradation and maintenance budget for a suspension bridge system. Bayesian inference is applied to find the posterior probability density function of the source parameters (damage indices and serviceability), given ten years of maintenance data. The posterior distribution of the parameters is sampled using a Markov chain Monte Carlo method. The simulated risk prediction for decreased serviceability conditions are posterior distributions based on prior distribution and likelihood of data updated from annual maintenance tasks. Compared with conventional linear prediction model, the proposed quadratic model provides highly improved convergence and closeness to measured data in terms of serviceability, risky factors, and maintenance budget for bridge components, which allows forecasting a future performance and financial management of complex infrastructures based on the proposed quadratic stochastic regression model.

Keywords : MCMC, Hierarchical Bayesian inference, Suspension bridge, Prediction risk

1. 서 론

사회간접자본의 현대적인 관리 시스템을 위한 수많은 데이터가 지속적으로 증가하고 있으며, 사회간접자본을 효율적으로 관리하기 위해서는 이들 데이터의 효과적인 처리가 필요하다. 그러나 구성부분들이 서로 상관되는 시스템을 추계학적 회귀 모델을 적용하여 미래열화를 예측하는 경우에 구성요소간의 상호작용에 의하여 상승 또는 이상원인으로 작용하여 결과적으로 파손을 증가시킨다는 것을 추가적으로 고려하여야 한다.

구조물 부품과 시스템의 열화에 관한 추계학적 모델링은 응답면기법 (response surface method) (RSM), 적응적 RSM(Sundararajan C. 외 1994; Nowak A. S.외 2007; Cho, T.외 2010)의 관점에서 사건수분석(event tree analysis, ETA)(Cho, t. 외 2009), 결함수분석(fault tree analysis, FTA)(LaFrance-Linden D. 외 2001), 그리고 회귀 시뮬레이션에 기초하여 평가하여왔다.

ETA 는 선정한 초기고장사고 발생 이후에 일어날 수 있는 결과의 연쇄를 도시하는 방법으로서, 발생 순서를 고려한 사고의 등급을 나누는 것은 순열계산이 필요하고, 고장시나리오를 예측하고 FTA는 ETA와 반대방향의 모델링 특징을 가진다. 그러나 과거의 연구는 다음과 같은 한계를 가지고 있다.

1) 과거 고장의 원인 또는 결과 외에 미래 열화를 예측하는 데 거의 초점을 맞추지 않았다.
2) 시스템 응답에 중대한 영향을 미치는 중요한 설계변수를 주관적으로 결정한다.
3) 유지 예산과 2차 요소를 무시하고 중요한 요소와 경계조건만을 고려한다.
4) 결과적으로 매우 높은 정도로 상관되고 비선형 거동을 보이는 변수로 구성된 전체 모델링으로 미래의 열화를 예측하여야 하는 평가에 제약이 있을 수 있다.

이상의 문제는 무엇보다도 중요도의 순서 또는 상관관계의 완벽한 모델링이 어려움에 기인한다.

1) 정회원, 대진대학교 토목공학과 교수
2) 정회원, 대진대학교 토목공학과 박사, 교신저자
3) 정회원, 대진대학교 토목공학과 교수

* Corresponding author : dlwjdqo@lycos.co.kr 031-533-9580

• 본 논문에 대한 토의를 2012년 10월 31일까지 학회로 보내주시면 2012년 11월호에 토론결과를 게재하겠습니다.

본 연구에서는 다음 방법으로 문제점을 개선시키고자 한다.

1) 현행 유지데이터의 결합 확률 분포의 평가에 따라 서로 밀접하게 상관되는 대부분의 구조물 요소는 미래의 결과적 사건에 영향을 미친다.
2) 어떤 구조적 문제에 의하여 다중 파라미터가 어떤 방식으로 서로 관계되거나 연결되는 것으로 취급할 수 있는 경우에 모델링의 불확실성(계층적 추론에서 모델링할 수 있는 결합확률 모델이 그들간의 의존성을 반영하여야 한다는 의미).
3) 업그레이드된 추계학적 모델을 적용하여 구조물의 미래열화를 예측하고, 상관적인 부품과 비선형 거동에 따른 오류의 감소.

적당한 교량관리시스템을 위해 열화원인과 결과간의 상관관계를 규명하고, 이에 따라 구조물 시스템의 수명주기 위험과 관리예산 예측을 필요로 한다. 또한 모든 가능한 파라미터 값의 평균데이터의 예측 분포와 실제로 측정한 데이터에서 의도적으로 무시한 부분을 비교하여 제안모델의 유효성 검증을 수행할 수 있다. 여기서 고의적으로 분실한(missing) 또는 미래의 데이터는 메트로폴리스-헤이스팅스 알고리즘의 관점에서 MCMC에 의해 재건된다.

MCMC 기법은 1953 년에 메트로폴리스와 그 동료들에 의해 약식 버전으로 물리학에 소개되었다(Metropolis N.외, 1953). 헤이스팅스에 의한 메트로폴리스 알고리즘과(Hastings, W.외, 1970) Gelman(1984)에 의한 Gibbs 샘플러의 개발은 현대적 통계추론의 주요 계산도구로서 베이지언 과학자들에(Tanner, M.외, 1987; Gelfand, A.외, 1990; Gelfand, A.외, 1992) 의해 재발견되었다.

MCMC 시뮬레이션은 다음의 장점을 가진다.

1) 매우 복잡한 모델을 사용하고 대응하는 사후 분포를 정확히 예측하기 위해, MCMC 법은 베이지언 이론의 발전과 보급에 크게 기여하여왔다.
2) 결과적으로 대상 분포 (정적 또는 평형으로 불리는), 본 논문의 경우는 사후분포에 "수렴" 하는 마르코프 연쇄의 구축에 기초한다. 이것이 MCMC 알고리즘을 목표-사후 분포에서 직접 표본을 제공하는 "직접" 시뮬레이션법과 구별하는 기본방법이다.
3) 마지막으로, 독립적인 표본인 "직접"법의 산출물과 비교하여 MCMC 산출물은 마르코프 연쇄에서 생성되었기에 종속적 표본이다. 또한 MCMC 법은 반복절차의 관념을 내포하는데 그것은 모든 단계에서 그들은 이전 값에 의존하여 값을 생성하기 때문이다.

본 논문은 케이블 교량 부재손상의 사전조짐으로 부터 시스템붕괴까지의 부재간 상관관계가 고려된 붕괴 시나리오별 시스템 모델링 개발을 통해 전체 교량시스템의 리스크를 평가하고, 제안된 베이지안 확률론적 상관관계 네트워크(Bayseian Belief Networks: BBN)의 역방향 분석에 의하여 사용성 한계상태 계측값을 이용한 극한한계상태(케이블 장력손실 등)의 예측시스템 구축에 관한 연구이다. 사용성 한계상태는 유지관리단계에서 비교적 용이하게 판단이 되지만 극한한계상태를 사용하여 이와 상관관계를 가지는 극한한계상태를 예측하는 것이 필요할 것으로 판단한다.

본 논문에서는 1) 케이블부재의 열화모드, 손상원인사건 조사 및 모델링, 2) 개선된 응답면기법과 BBN를 이용한 위험사건별 상관관계를 고려한 리스크 평가 프로그램 개발, 3) 실제 케이블교량구조물 시스템의 열화시나리오별 파괴확률예측과 리스크 평가, 4) Inverse BBN 모델링에 의한 사용성과 극한한계성 시스템 상관관계 분석 및 리스크 예측 시스템 개발을 연구목표로 정하였으며, 구조해석결과에 근거하여 계층적 베이지언 모델의 축차적 부재 및 실제 케이블교량구조물의 위험사건별 상관관계를 고려한 리스크 평가를 수행하였다.

2. 본 론

2.1 국내 케이블 교량구조물의 사고사례 및 보수보강 사례를 이용한 계층적 베이지언 기법 모델링

대상교량인 남해대교는 1973년에 건조되었으며, 주경간은 127.3m와 126.5m의 두측면 경간을 가진 404m로 설계되었다. 유선형의 보강거더는 폭 12m, 깊이 3m, 길이 17.5m의 간격으로 지지되는 직립 강재데크 슬라브를 통해 풍력과 수직하중에 저항하도록 설계되었다. 또한 DL-18 트럭하중으로 설계되었으며, 주 케이블은 각 220(직경 5.1mm) 소선으로 구성되어있다.

10년간의 남해대교 관리 후에, Table 1과 Fig. 1에 제시한 많은 부식부재, 부재의 안쪽에서 시작한 앵커블록 표면의 균열성장 그리고 프리스트레스트 앵커 바를 발견

Table 1 Found damages of the bridge found from graded results.

Location		Total number	Unit	Grade					Overall Grade
				A	B	C	D	E	
Girder	Fatigue Crack		EA				19		C
	Bolt		EA						A
	Corrosion	23479	m2		14876	59	8546		C
Expansion Joint (leakage or sealing)		4	EA			4			C
Link&Wind shoe (corroded)		18	EA		18				B
Pylon	PS anchor bar	5	EA						C
	Bolt		EA			69			C
	Corrosion	5997	m2		3316	1807	778		C
Foundation		2	EA		2				B
Cable	Main	1320	EA		1302	17.4	1		C
	Hanger	98	EA		98.6	1.3	0.1		B
Anchor Block		2	EA		1	1			C

하였다.

비파괴검사와 내시경조사의 검사결과에 따라 유지 이력 데이터를 Table 1과 같이 구축하였다. 비록 사소한 문제가 있지만, 보강거더와 팽창조인트의 손상은 비교적 잘 관리하여 왔다. 가장 중요한 문제는 아마도 주 케이블과 앵커리지 블록의 부식 문제와 더불어 내부 균열성장이고, 그중 일부분을 Fig. 1에 나타내었다. 따라서 연구의 주요 관심사는 구조물의 주 케이블을 연결하고 결과적으로 구조 시스템의 신뢰도를 결정하는 앵커리지 블록, 주케이블, 그리고 주탑에 집중되었다.

10년간 유지이력 데이터와 사용한 예산을 Table 2와 Table 3에 나타내었다. 위에 언급한대로, 주어진 데이터는 주 파라미터가 앵커 블록, 파일론, 케이블의 손상 그리고 보강거더의 피로균열이라는 것을 보여준다.

2.2 분실 데이터를 예측하기 위한 2개의 추계학적 회귀 모델

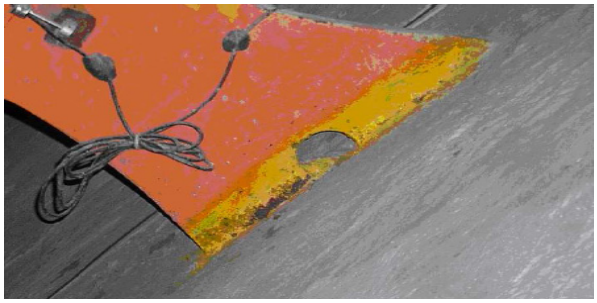
제안된 모델은 구조물의 비선형 열화를 고려한 핵심적인 변량효과의 2차 성장곡선이다.(Schafer, J. L.외, 1998)

$$Y_{ij} \propto Normal(\alpha_i + \beta_i(x_j - \overline{x}) + \gamma_i(x_j - \overline{x})^2, \tau_c) \quad (1)$$

$$\alpha_i \propto Normal(\alpha_c, \tau_\alpha) \quad (2)$$

(a) conrroded main cable and re-wrapping

(b)corrosion in the contact area of hanger



(c) corroded anchor bar in anchorage block

Fig. 1 Corroded anchor bar found on anchorage block

Table 2 Found damages during 10 years of maintenance

Bridge Components	Number of damage found Yij of bridge component i on month xj, During the Service (Month)												Damage Index (xi, Number of Malfunction)
Duration of Service (Month)	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120	10YEARS Total Sum
Anchorage Block	1	0	2	1	1	0	0	3	1	1	3	2	15
Main Cable	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
Stiffening girder	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	5
Pylon	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
Serviceability	0	1	0	0	2	1	0	0	2	2	3	3	14
System Risk	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2	1	1	5

Table 3 Invested Budget for 10 years of maintenance (Unit: 100,000,000 krw)

Bridge Components	Number of damage found Yij of bridge component i on month xj, During the Service (Month)												Damage Index (xi, Number of Malfunction)
Duration of Service (Month)	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120	10YEARS Total Sum
Anchorage Block	18.5	0	37	18.5	18.5	0	0	55.5	18.5	18.5	55.5	37	277.5
Main Cable	0	0	0	0	0	0	0	24.46	0	0	0	0	244.6
Stiffening girder	0	0	0	5.2	0	5.2	0	5.2	5.2	5.2	0	0	26.0
Pylon	0	0	0	0	0	0.32	0	0	0	0	0	0	32.0
Serviceability	0	32	0	0	64	32	0	0	64	64	96	96	
System Risk	0	0	50.5	0	0	0	0	0	0	101	50.5	50.5	252.5
Total annual budget	18.5	32	87	23.7	82.5	69.2	0	305.3	87.7	187.7	201.5	183.0	1278.1

$$\beta_i \propto Normal(\beta_c, \tau_\beta) \quad (3)$$

$$\gamma_i \propto Normal(\gamma_c, \tau_\gamma) \quad (4)$$

여기서 $\bar{x}$ =65개월, τ 는 정상분포의 분산을 나타낸다. α_i 과 β_i 간의 상관관계를 나타내는 파라미터가 없기 때문에, 가능성이 있는 ai와 bi사이의 의존성을 줄이기 위해 평균근처의 x_j 표준화를 수행하여, 완전한 독립성을 성취하였다. 변량의 변화곡선을 비교하기 위해 예측 모델을 비교한다.

$$Y_{ij} \propto Normal(\alpha_i + \beta_i(x_j - \bar{x}), \tau_c) \quad (5)$$

$$\alpha_i \propto Normal(\alpha_c, \tau_\alpha) \quad (6)$$

$$\beta_i \propto Normal(\beta_c, \tau_\beta) \quad (7)$$

여기서 $\alpha_c\ \tau_a\ \beta_c\ \tau_b\ \tau_c$ 는 τ_a 와 τ_b 을 대안으로 고려한 주어진 독립적 비정보 사전분포이다. 사전분포는 표준편차 $S_a = \sqrt[2]{\tau_a}$ 와 $S_b = \sqrt[2]{\tau_b}$ 의 척도에서 균일하다. 1,000개의 업데이트 번인(burn-in)에 따른 추가 업데이트 100,000개에서 파라미터 추정치를 얻는다.

Fig. 2는 다항변수(multi nominal variables)의 방향성 비순환 그래프로 본 계층적 사전-사후 분포를 나타낸다. 이 모델은 Table 2에 도시한 7개의 추계학적 변수로

구성되어 있다.

2개의 추계학적 회귀 모델에서 하나를 선정하기 위해 계산한 사후 분포를 실제로 측정한 데이터와 비교한 Fig. 3에서 선형과 2차 모델 모두에서 차이비교비율(사후 분포에서 예측한 평균값으로 나눈 발견된 실제손상)은 0에서 120월간 시간이 흐름에 따라 유지 데이터가 쌓이면서 감소한다. 선형 모델에서는 차이비교비율이 218%에서 67%로 감소한다. 반면에 Fig. 3에 표시한대로 2차 모델은 사후 예측이 136%에서 2.8%까지 실제데이터에 근접한다는 것을 보여준다.

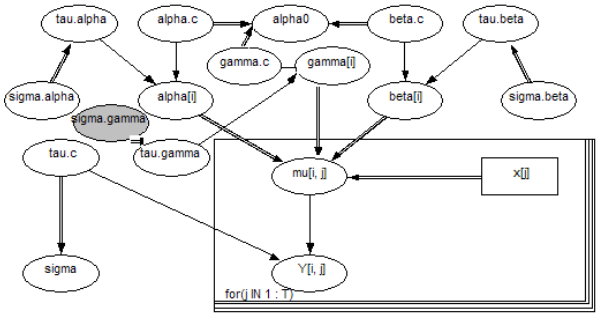
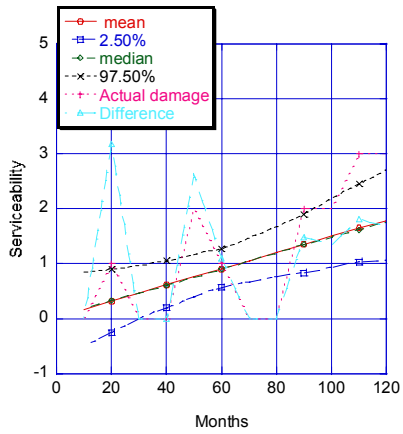


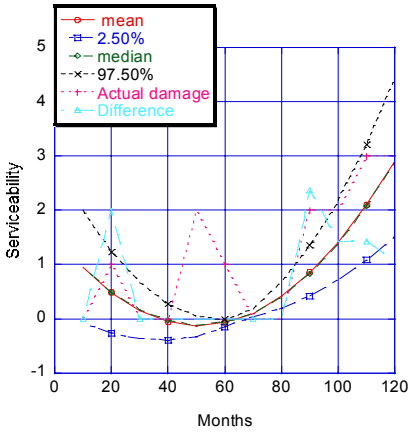
Fig. 2 Directed a cyclic graph for the hierarchical Bayesian inference for a prognosis of the target bridge

선형모델과 2차 모델의 차이비교비율 관점에서 시스템 위험의 수렴성 관찰을 위한 추가 비교를 Fig. 4에 나타내었다. 시간이 흘러 유지 데이터가 축적됨에 따라 이 차이비교비율은 감소하였다. Fig. 4(a)의 선형 모델에서 차이비교비율이 776%에서 8.8%로 감소하고, 반면에 2차 모델은 Fig. 4(b)에 표시한대로 사후 예측에서 1,310%에서 2.3%로 가파른 수렴성을 보인다.

선형과 2차 모델 양자에서 차이비교비율의 수렴성 관

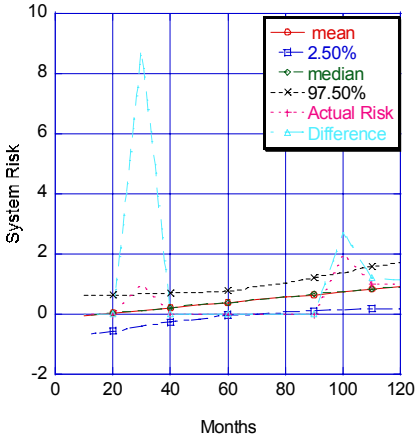


(a) In linear model

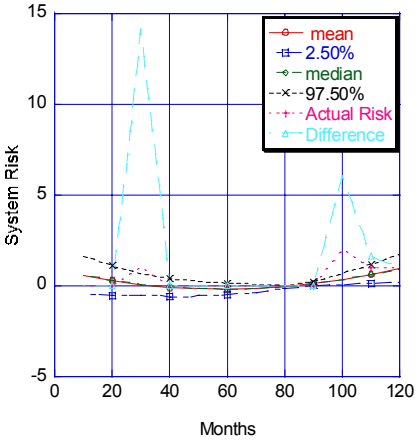


(b) In quadratic model

Fig. 3 Comparison between linear and quadratic prediction models for ten years with measured serviceability indices



(a) In linear model

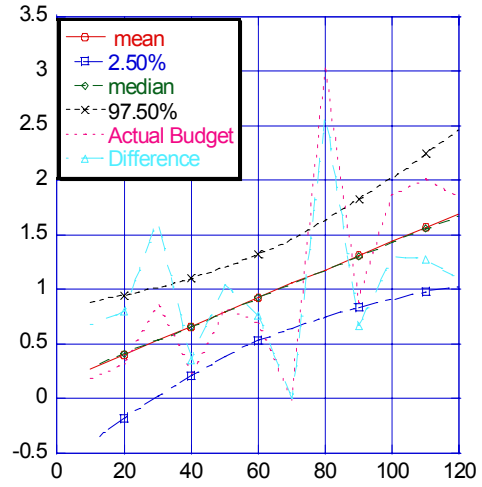


(b) In quadratic model

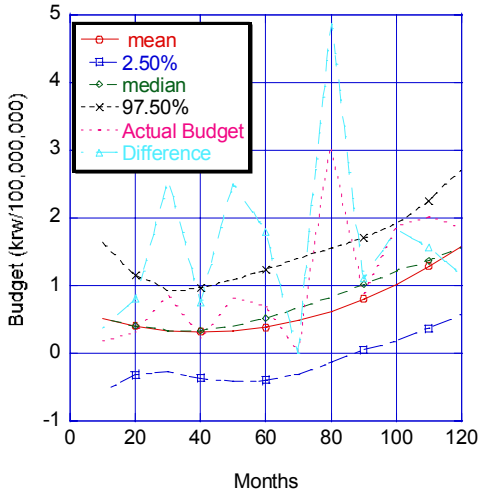
Fig. 4 Comparison between linear and quadratic prediction models for ten years with prior maintenance data (system risk)

찰을 위해 Fig. 5에서 투자 예산을 비교하였다. 차이비교 비율은 2차 모델보다 선형 모델에서 근접한 수렴성을 나타내었다. 그러나 본 연구의 대상 예산에서는 변동성을 고려하여 연간 인플레이션을 무시하였기 때문에 2차 모델이 선정될 경우 보수적 관점에서 안전할 수 있다.

전체적으로 2차 예측 모델이 선형 모델에 비해 평균적으로 낮은 사용성 지표의 차분과 수렴성을 보여준다. 마찬가지로 시스템 위험의 비교결과 또한 2차 모델에서 높은 수렴성을 보여준다. 따라서 대상교량의 MCMC 시뮬레이션 사후 분포의 관점에서 미래열화를 예측하기 위하여 2차 회귀 모델을 선정하였다.



(a) In linear model



(b) In quadratic model

Fig. 5 Comparison between linear and quadratic prediction models during ten years with prior maintenance data (budget used)

2.3 대상교량의 미래열화를 예측하기 위한 추계학적 회귀 모델

구성모델을 160 개월까지 연장하여 교량 구성부분의 각 파라미터에 관한 열화예측을 수행하였다. Fig. 6은 2차 모델에서 160개월간 7개 변수의 예측결과를 나타낸 것으로 가장 큰 위험은 사용성에서, 두번째는 앵커리지 블록에서 발견되고, 이것은 0 에서 120개월간의 사전분포 데이터와 잘 일치한다.

160 개월 사용 후에는 앵커리지 블록에서 피로균열, 부식, 진동 또는 허용할 수 없는 변형 같은 비정상기능을 평균 3.744회 예측할 수 있다. 앵커리지 블록은 160 개월 사용 후에 50% 이상의 확률로 3배 이상과 97.5%의 확률로 7배 이하의 손상을 보여준다. Fig. 6(e)의 예측 결과에 의하면 160 개월 사용 후에 50%확률로 3배 이하의 교량성능 또는 10년 사용 후에 90% 이상의 확률로 성능이 저하될 것으로 예상할 수 있다.

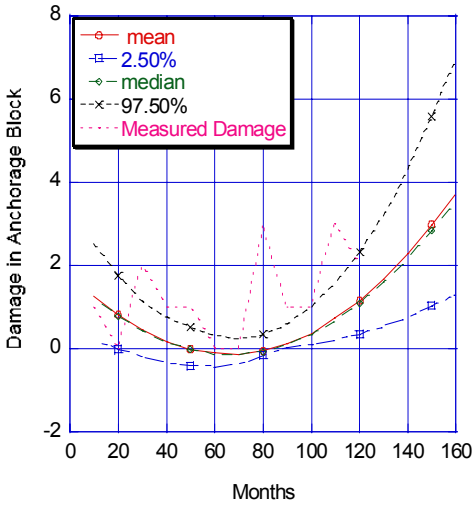
2.4 베이즈추론과 마코프체인기법을 이용한 계층적 베이지언모델

베이즈 정리는 사전분포, 실패모델, 그리고 관측 데이터에 관한 관심사항 파라미터의 사후 분포를 나타내는데 일반적인 연속형태로 쓰여진다.(Siu 외, 1998)

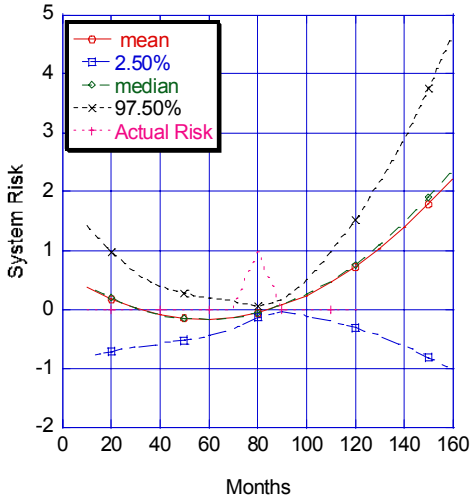
$$\pi_1(\theta \mid x) = \frac{f(x \mid \theta)\pi(\theta)}{\int f(x \mid \theta)\pi(\theta)d\theta} \tag{8}$$

여기서, π1(θ|x) 는 관심사항 파라미터의 사후 분포이고, θ로 나타낸다. 관측 데이터는 가능도함수(likelihood function) f(x|θ)에 입력되고 π(θ)는 θ의 사전 분포이다. f(x)는 x의 주변 또는 무조건적 분포로 불린다. 적분분포는 모든 가능한 θ값 전체에 걸치고 x사건을 보는 확률이 되어 x의 예측 분포로 지칭한다.

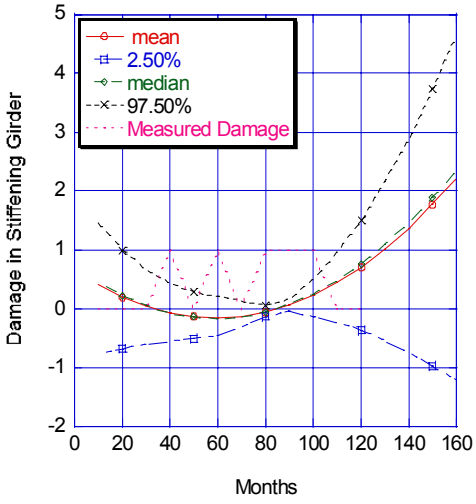
계층적 모델은 상관관계를 구성하는 복잡데이터 세트로 효율적으로 표현된 인구기반 문제에 도입되어왔다.(Andrew 외, 2003) 따라서 다변량분포 또는 반복적 반응이 관찰될 때, 동일한 개체를 나타내는 모든 측정치에 관한 변량효과를 통하여 그 모델에서 상관관계가 구성될 수 있다. 이것은 반복적 데이터간의 주변 상관관계 (marginal correlation)를 도입하고, 반면에 해석은 조건부 평균



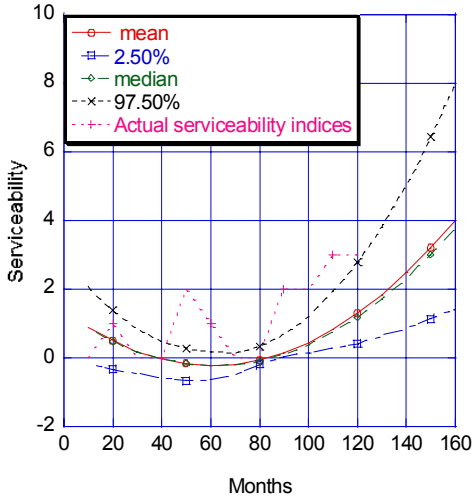
(a) Anchor Block's damage predicted



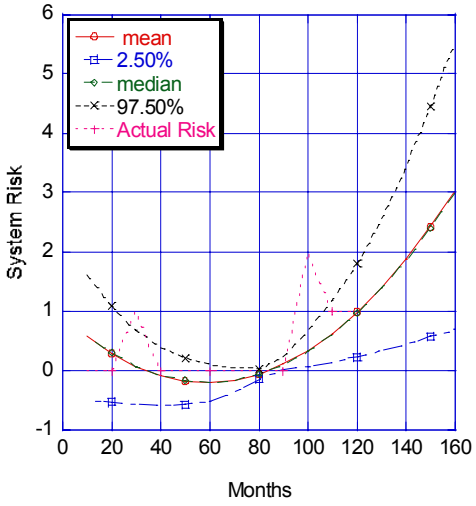
(b) Damages in main cables predicted



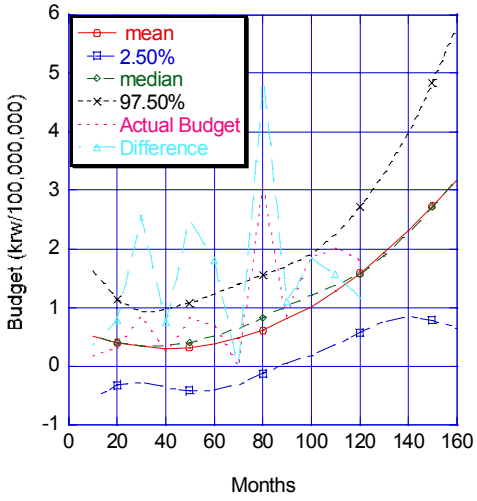
(c) Damages in Stiffening Girders



(d) Serviceability indices predicted



(e) Risk indices of the structural system



(f) Expected maintenance budget

Fig. 6 Predicted mean, median, and confidence limit values

(conditional means)에 기초한다. 그러므로 변량효과를 고려할 때, 그 구조물과 해석은 통상적인 일반 선형모델에 유사하다.

따라서 시공 데이터를 모델링할 때 통상의 변량효과를 사용하여 시간과 공간의 상관관계가 반응에 더해질 수 있다. 변량효과와 대응하는 계층적 구조를 이용하여 주변샘플링 분포를 적절히 규정하는 것을 흔히 데이터 확장(augmentation)이라 부른다. 그런 접근법은 MCMC 구조를 많이 단순화하여 관심사항의 사후 분포를 추정하는데 사용할 수 있다.

MCMC는 마르코프 연쇄법으로 하는 효율적인 수치 적분법으로 대상분포에서 수렴까지의 샘플링을 얻을 수 있다. MCMC의 하나인 메트로폴리스 헤이스팅스 (M-H) 샘플링은 파라미터 사후 분포를 수치적이고 효율적으로 시뮬레이션 할 수 있다.(Andrew 외, 2007)

M-H에 의한 MCMC 샘플링은 아래 절차를 따른다.

1단계) 임의의 초기값$\theta^{(0)}$, j=1를 설정하여 반복계산 시작.

2단계) 그 연쇄를 밀도$q(\theta^{j-1},\bullet)$에서 생성된 새로운 값 ϕ 으로 이동

3단계) 식(9)에 주어진 이동$\alpha(\theta^{j-1},\phi)$의 수용 확률 평가

$$0<\alpha(\theta,\phi)=Min\left\{1,\frac{\pi(\phi)q(\phi,\theta)}{\pi(\theta)q(\theta,\phi)}\right\}\le 1 \qquad (9)$$

이동이 수용되면, $\theta^{(j)}=\phi$. 아니면, $\theta^{(j)}=\theta^{(j-1)}$, 그리고 그 연쇄는 이동하지 않는다.

4단계) j= j+1 그리고 수렴에 달할 때까지 2)단계로 복귀.

5단계) 독립적 균등량 $u\propto U[0,1]$ 생성 후에 수행된다. If $u\le\alpha$, 그 이동이 수용되고 $u>\alpha$ 이면 그 이동은 허용되지 않는다.

결과적으로, 임의 초기값, $\theta^{(0)}$과 임의로 선택한 분포 $q(\theta^{j-1},\bullet)$에서 시작하여 목표밀도(결합 사후 분포)$\pi(\phi)$를 얻게 된다. 전이 커널q 은 α값에 따라 확인할 수 있는 유일하게 가능한 이동을 정의한다. 그 이유로, q 는 일반적으로 제안 커널 또는 밀도$q(\theta,\bullet)$로 볼 때 제안 밀도로 불린다.

2.5 선형모델과 2차 모델에 의한 예측비교 예제

Fig. 7, Fig. 8 및 Table 5는 임의로 선정한 5 개의 변량효과가 있는 3차 상관함수를 제시하고, 추계학적 회귀모델을 비교하여, 그 함수들의 미래변동을 예측하였다.

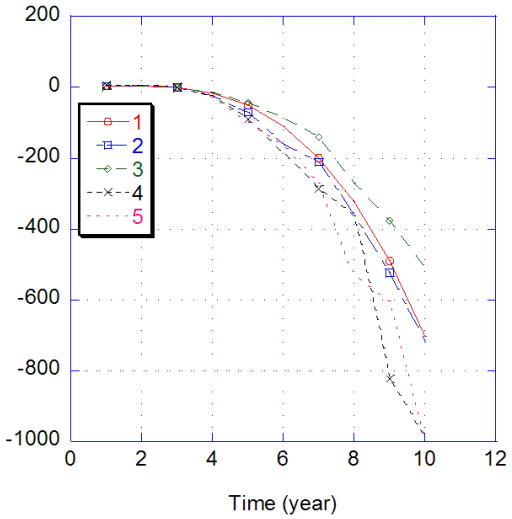


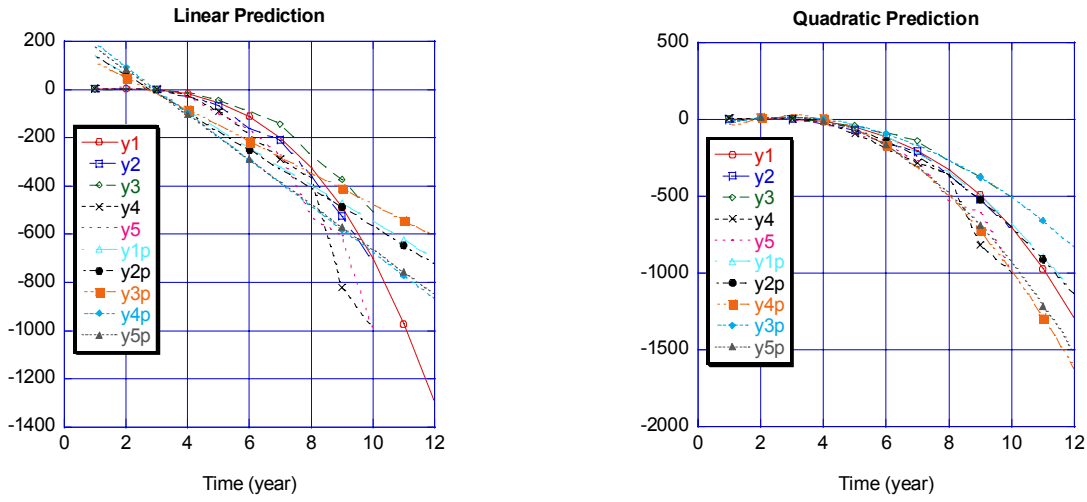
Fig. 7 Correlated cubic deterioration model

$$Y_1 = -X^3+3X^2-0.5X+1$$
$$Y_2 = y_1*(1+RAND()*0.5)$$
$$Y_3 = y_1/(1+RAND()*0.5)$$
$$Y_4 = y_3*(1+RAND()*2)$$
$$Y_5 = y_2*(1+RAND()*0.5)$$

Fig. 8 considering synergic mixed degradation

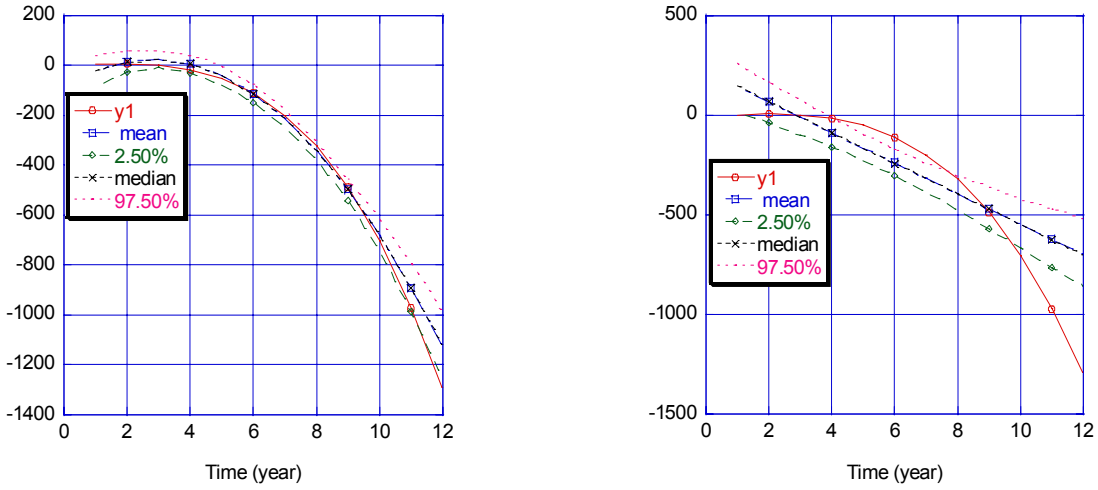
Table 4 correlated cubic functional values with random effects

X (year)	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5
1	2.5	3.162463	2.393176	5.211623	3.625013
2	4	5.270988	3.154476	6.554857	6.958659
3	−0.5	−0.59202	−0.43391	−0.56402	−0.86762
4	−17	−24.256	−12.6095	−23.2487	−26.4017
5	−51.5	−68.6477	−42.3458	−89.3462	−96.6057
6	−110	−160.169	−87.4144	−184.485	−162.822
7	−199	−208.906	−141.385	−286.652	−269.2
8	−323	−359.445	−269.061	−364.23	−529.286
9	−490	−522.926	−374.941	−822.392	−604.255
10	−704	−716.606	−507.154	−989.295	−989.443



(a) Difference=56.97%　　(b) Difference=37.01%

Fig. 9 Comparison of two stochastic prediction models for cubic equation example



(a) Quadratic Y1 Difference=34.1%　　(b) Linear Y1 Difference=60.09%

Fig. 10 Comparison of two stochastic prediction models for deterministic and random effected model

시간에 의존하는 상관열화를 고려하여, x 축은 시간의 경과로 명명한다. 추가로 엑셀함수 RAND()를 통한 변량 효과를 가진 구조적 구성부분간의 상관관계를 구성부분간의 곱셈 또는 나눗셈으로 모델링한다. 계층적베이지언 추론모델은 상관관계를 가지는 집단에 적용되어 왔으므로(Andrew 외, 2003), 다섯가지의 함수는 Y_1과 상관관계를 가지도록 연관시켰으며, 여기에 엑셀함수를 사용하여 랜덤한 효과를 추가하였다.

Table 4에 주어진 데이터를 이용하여, 10년간의 성능함수 열화와 2년간의 추가 열화를 2개의 선형 그리고 2차 계층적 베이지언 추론 모델에서 예측한다.

Fig. 9에 나타난 대로, 주어진 데이터를 사후 예측분포의 평균값들과 비교하면 각각 57%와 37% 차이비율 (difference ratio) 로 2차 예측 모델이 선형 모델을 20% 이상 앞선다.

3차 함수에서 모델링한 상승효과는 Fig. 10(a)에 보이는 대로, 95% 신뢰구간에 있는 모든 주어진 데이터를 포함한 2차 추계학적 회귀 모델에 잘 맞는다. 반면에 선형 모델은 4년간의 열화에 이르기까지의 초기값과 Fig. 10(b)에 보이는 주어진 데이터의 10년 후 미래 값을 예측하는데 실패한다.

3.결 론

다중 구성부분 요소가 높은 정도로 상관될 때, 구성부

분 존속가능성의 결합 확률 평가는 그들의 업데이트 특성에 따라 보다 많은 계산을 요구한다. 제안된 계층적 베이지언 모델은 마르코프 연쇄 몬테카를로 시뮬레이션을 통한 사전 확률 밀도함수에 기인하여 교량 구성부분과 구조물 시스템의 미래손상과 유지 예산의 확률적 예측을 가능하게 한다. 베이지언 정리의 기본적 성질에 의하여 구성회귀모델은 예제에서 보여지는 구조물의 잔존수명에 영향을 미치는 재료강도, 온도, 또는 초기 손상 같은 다른 우발적 확률변수를 추가할 수 있다. 제안된 2개의 추계학적 회귀 모델 중에 대상교량의 MCMC 시뮬레이션 사후분포의 관점에서 환경과 외부부하에 기인한 가속적 열화와 상승적 그리고 혼합효과를 고려하여 2차함수 모델이 미래열화 예측에 적합한 것으로 판단된다. 선형 모델과 비교할 때 2차함수 추계학적 예측 모델이 고려대상인 6개의 변수에 관하여 평균값과 실제측정 데이터와 차이에서 평균적으로 낮은 차이와 수렴성을 제공하였다.

구성모델을 160 개월까지 연장하여 교량 구성부분의 각 변수들에 관한 열화예측을 수행한 결과 160 개월 사용 후에는 앵커리지 블록에서 비정상기능을 평균 3.744회 예측할 수 있으며, 그 교량이 10년 사용 후 50%이상의 확률로 3배 이하의 낮은 성능저하의 위험성 증가를 예측할 수 있다. 구조 시스템의 예상 유지관리 예산은 사후 분포의 평균값과 중앙값으로 연간 3억원 이상으로 예측되었다.

요약하면 제안한 2차 모델은 교량 또는 교량 구성부분의 사용성, 열화지표, 그리고 유지 예산의 측정 데이터에 대한 매우 개선된 수렴성과 근접성을 제공하여, 사회간접자본 관리자에게 단지 위험 예측뿐만 아니라 감소시킬 기회를 제공한다.

감사의 글

본 연구는 대진대학교의 연구비지원으로 이루어졌습니다. 이에 감사드립니다.

참고문헌

1. Andrew Gelman, John B. Carlin, Hal S. Stern, Donald B., "Rubin. Bayesian Data Analysis", Second Edition, Chapman & Hall/CRC, 2003, pp.275-298.
2. Andrew Keats, Eugene Yee, Fue-Sang Liena., "Bayesian inference for source determination with applications to a complex urban environment", Atmospheric Environment, vol. 41, 2007, pp.465-479.
3. Cho, T., Kim, T., LEE, D., HAN, S., Chol, J., "Reliability Analysis of a Suspension Bridge Affected by Hydrogen Induced Cracking Based upon Response Surface Method", ISIJ International [J], 2009, vol. 49, No. 9, pp.1414-1423.
4. Cho, T., Song, M., Lee, D., "Reliability analysis for the uncertainties in vehicle and high-speed railway bridge system based on an improved response surface method for nonlinear limit states", Nonlinear Dyn, 2010, pp.1-17.
5. Gelfand, A., Smith, A. and Lee, T.-M., "Bayesian analysis of constrained parameter and truncated data problems using Gibbs sampling", Journal of the American Statistical Association, vol. 87, 1992, pp.523-532.
6. Gelfand, A. and Smith, A., "Sampling-based approaches to calculating marginal densities", Journal of the American Statistical Association, vol. 85, 1990, pp.398-409.
7. Geman, S. and Geman, D., "Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine intelligence 6, vol. 72, 1984, pp.1-741.
8. Hastings, W., "Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications", Biometrika, vol. 57, 1970, pp.97-109.
9. LaFrance-Linden D., Watson, S., Haines, MJ., "Threat assessment of hazardous materials transportation in aircraft cargo compartments", Transportation research record 1763, TRB. Washington (DC), National Research Council, 2001, pp.130-137.
10. Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth M. N., A. H. Teller, E. Teller, "Equation of State Calculations by Fast Computing Machines", Chem. Phys., vol. 21, No. 6, 1953, pp.1087-1092.
11. Nowak, A. S., Cho, T., "Prediction of the combination of failure modes for an arch bridge system", Journal of Constructional Steel Research, vol. 63, 2007. pp.1561-1569.
12. Schafer, J. L. and Olsen, M. K., "Multiple imputation for multivariate missing data problems: A data analyst's perspective", Multivariate Behavioral Research, vol. 33, 1998, pp.545-571.
13. Siu, Nathan O., Kelly, Dana L., "Bayesian parameter estimation in probabilistic risk assessment", Reliab. Eng. Syst. Saf., 1998, pp.89-116.
14. Sundararajan, C., Probabilistic structural mechanics handbook, Chapman & Hall, 1994. pp.102-111.
15. Tanner, M. and Wong, W., "The calculation of the posterior distributions by data augmentation", Journal of the American Statistical Association, vol. 82, 1987, pp.528-549.

(접수일자 : 2012년 4월 3일)
(수정일자 : 2012년 6월 11일)
(심사완료일자 : 2012년 6월 14일)

요 지

상관관계가 높은 복합열화의 완벽한 개별예측모델의 개발은 매우 어려운 문제로, 본 논문에서는 현수교 시스템의 미래열화와 유지 예산을 예측하기 위하여, 10년간의 유지 데이터가 주어진 매개변수(파손지표와 사용성)의 사후 확률 밀도함수를 찾기 위해 베이지언 추론을 적용하였다. 마르코프 연쇄 몬테카를로법을 이용하여 매개변수의 사후 분포를 조사하였다. 감소한 사용성의 모의 위험예측은 사전분포와 연간유지 업무에서 업데이트한 데이터의 가능성에 따라 작성한 사후 분포이다. 기존의 선형 예측 모델과 비교하면, 제안된 2차 모델은 교량부품의 사용성, 위험요소, 그리고 유지 예산의 측정 데이터에 대하여 매우 개선된 수렴성과 근접성을 제공한다. 따라서 제안된 2차 추계학적 회귀 모델을 기반으로 복잡한 사회간접설비의 미래 성능과 유지관리예산을 예측하고 제어할 수 있는 기회를 제공할 것으로 기대한다.

핵심 용어 : MCMC, 계층적 베이지언 추론, 현수교, 예측위험