

대기중 총분진과 사망자수에 관한 분석*

김 호¹⁾

요 약

대기오염 자료와 사망자수 자료를 이용하여 대기중 총분진이 사망자수에 미치는 영향을 1996-1997년 서울 자료를 이용하여 분석하였다. 대기오염 자료에서 보이는 강한 계절성과 장기간의 경향 그리고 기온과 습도의 비선형관계를 고려하여 일반화 부가모형(generalized additive model)을 사용하였고, 그 결과 대기중 총분진 $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 증가시 초과사망자는 3% (95% 신뢰구간 : 0.8-5.2)로 추정되었다. 사례-교차연구(case-crossover study)의 결과를 보면 한 방향(후향적, 전향적)으로의 대조기간 설정 방법은 편향된 추정치를 주었고 양방향 방법은 회귀계수의 추정치는 일반화 부가모형과 거의 같은 결과를 주었지만 표준오차는 상대적으로 큰 값을 주었다. 이상에서 볼 때 대기오염 자료의 분석과 같이 계절성이 큰 자료에서는 사례-교차 연구를 적용할 때 주의가 요구됨을 알 수 있었다.

주요용어: 일반화 부가모형, 사례-교차연구, 대기오염, 사망율.

1. 서론

1952년 겨울, 영국 런던에서는 갑자기 닥친 한파와 매연의 영향으로 역사상 최악의 스모그가 발생하였으며 이로 인한 사망자수는 수 천 명에 달하였다. 비슷한 참사들은 1930년 벨기에의 뮈스벨리 (Meuse Valley), 1948년 미국 펜실베니아의 도노라(Donora)에서도 발생하였다. 이후에 대기 중의 매연을 낮추기 위한 여러가지 노력이 있었고 영국에서는 1956년 청정대기법(Clean Air Act)이 제정되어 가정용 석탄의 사용을 제한한 결과 1960년대 후반에 가서는 매연의 수준이 수십분의 일로 감소되었다. 비교적 최근에 출간된 일련의 논문들 (Schwartz and Marcus 1990; Schwartz and Dockery 1992a, 1992b; Pope *et al.* 1992; Schwartz 1993; among others)은 여러 도시들에서의 사망자수와 대기중 분진 수준의 연관성에 관한 내용을 다루고 있다. 이러한 연구들은 기본적으로 사망자수를 기상변수로 통제하고 대기오염 변수로 회귀분석을 하는 방법을 사용하고 있다. 이러한 모형에서는 시간에 따른 경향을 보정하는 것이 중요한데 일반화 부가모형(generalized additive model)을 사용하는 것이 표준으로 되어있다. 최근에는 우리나라에서의 연구 결과도 발표되고 있다 (Lee *et al.* (1999), Hong *et al.* (1999)). 이러한 연구에서는 대기중 총분진(TSP), 오존(O_3), 아

* 이 연구는 환경부 공공기반 기술개발 사업의 일환으로 수행된 "환경오염물질의 인체노출지표를 이용한 건강영향 예측기법 개발" 과 보건복지부 보건의료기술 연구개발사업 (HMP-99-M-09-0007)의 지원으로 일부 수행되었습니다.

1) (110-799) 서울시 중로구 연건동 28, 서울대학교 보건대학원 보건학과 및 국민보건연구소, 전임강사

E-mail: hokim@snu.ac.kr

황산가스(SO₂) 등에서의 유의한 결과를 보고하고 있다. 한편 사례-교차 (case-crossover) 연구는 Maclure(1991)에 의해 제안된 이래 많은 역학연구에서 사용되고 있는데 이는 사망자의 사망 당시의 정보와 사망 전의 정보를 짝짓기한 후 그들을 비교하는 방법으로 대조군이 따로 필요 없이 사례군의 사망 전 정보가 대조군처럼 사용되게 된다. 이 연구방법을 대기오염연구에 응용한 논문들이 최근에 발표되고 있다. (Bateson and Schwartz(1999), Lee and Schwartz (1999)). 본 논문에서는 서울의 96-97년 대기오염자료와 총사망자(사고사는 제외) 자료를 이용하여 일반적인 일반화 부가모형을 이용한 분석과 사례-교차 연구 방법에 의한 분석을 하고 이를 비교하였다.

2. 자료와 GAM에 의한 분석

이 논문에서 사용된 주요 변수들은 1996, 1997년 서울의 일별 총사망자수 (D.COUNT :사고사 제외)와 대기중 총분진(TSP: 단위= $\mu\text{g}/\text{m}^3$), 평균기온 (TEMP: 단위= $^{\circ}\text{C}$), 그리고 평균상대습도(HUMID: 단위=%) 등 이다. 일별 사망자수는 통계청, 기온과 습도는 기상청, 대기중 총분진은 환경부에서 그 자료를 구했는데, 대기중 총분진의 경우 27개 장소에서 시간별로 발표되는(이는 15분 간격으로 측정된 4개 값의 평균임) 자료를 매 시간 27개 장소의 평균을 구한 후 이의 24시간 동안의 평균을 구하여 분석에 사용하였고, 평균기온과 상대습도의 경우 하나의 관측지점에서 매시간 측정된 값의 평균을 사용하였다. 그림 2.1은 주요변수들의 시간에 따른 분포를 나타내고 있는데 이 그림으로부터 주요변수들은 전체적인 그리고 계절인 경향을 지니고 있음을 알 수 있다. 표 2.1은 주요 변수들의 기술통계량을 나타내고 있다. 표 2.1에서 대략적으로 보면 총사망자수는 기온, 습도와는 음의 상관관계, 대기중 총분진과는 양의 상관관계가 있음을 알 수 있다.

표 2.1: 주요변수들의 기술통계량

	summary stat		Pearson correlation			
	mean	SD	D.COUNT	TSP	TEMP	HUMID
D.COUNT	101	11.3	1	0.1667	-0.1925	-0.09577
TSP	74.6	33.3	0.1667	1	-0.0600	0.0627
TEMP	12.6	10.3	-0.1925	-0.0600	1	0.4923
HUMID	61.5	15.4	-0.0958	0.0627	0.4923	1

GAM (Generalized additive models)은 대기오염역학에서 가장 많이 쓰이는 회귀분석 형태의 분석 방법으로 총사망자수와 대기자료(온도, 습도), 시간에 따른 경향 등의 사이에 존재하는 비선형 관계를 고려해서 대기오염물질과 사망자수 사이의 관계를 상대위험도(relative risk: RR)로 표현할 수 있는 유용한 방법이다. 기본 모형은

$$\log(Y) = \beta_0 + \sum_i f_i(X_i) + \sigma \quad (2.1)$$

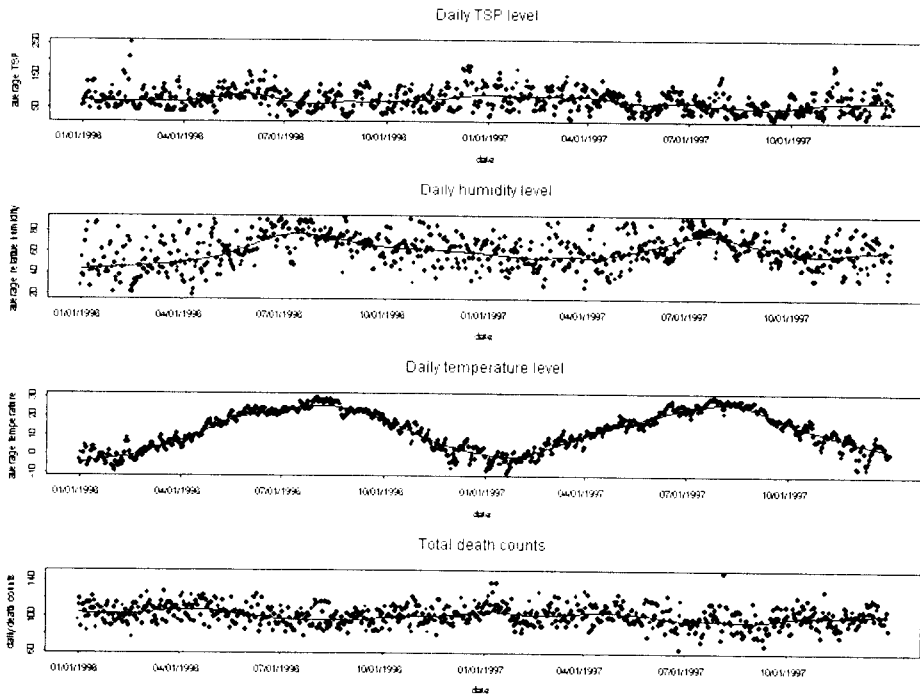


그림 2.1: 주요변수들의 시간에 따른 분포

으로 주어지는데 여기서 Y 는 사망자수, X_i 는 모형에서 고려된 공변수(covariates), 그리고 f_i 들은 이들에 해당하는 평활함수(smoothing function)인데 이 논문에서는 S-Plus에서 제공하는 loess 함수를 사용했는데 이는

$$\log Y = \sum_{k \neq j} f_k(X_k)$$

에 해당하는 잔차를 취해서 이를 X_j 에 대해서 평활함으로서 평활함수 f_j 를 하나씩 구하고 이 과정을 수렴할때 까지 반복해서 구하는 뒤로부터의 적합방식 (backfitting algorithm)을 사용하고 있다 (Venables and Ripley, 1999).

현재 대기오염 연구에서 주로 사용되는 물질은 대기중 총분진(TSP), 오존(O₃), 아황산가스(SO₂), 일산화질소(NO), 일산화탄소(CO) 등인데 대기중 총분진, 오존을 제외하면 해마다 감소하는 경향을 보이고 있는데 이는 법률적인 제한과 환경을 위한 노력 등에 의한 효과로 추측되고있다. 또한 대부분의 물질들은 제한치 이하에서 유지되고 있는데 이러한 상황에서 대기역학자들은 비록 제한치보다는 낮은 수준이지만 오염물질의 변화가 대중의 건강에 미치는 영향에 관심을 두고 연구를 진행하고 있다. 여기서 분석상의 문제중 하나가 이른바 래그효과 (lag effect)인데 이는 대기오염의 제한치 이하의 대기오염 수준의 변화가 그

표 2.2: GAM 모형에 의해 추정된 총분진의 사망자수에 미치는 영향

모형	$\hat{\beta}$	$se(\hat{\beta})$	T	RR ¹	95% CI for RR
TSP	.0002918	.0001093	2.67	1.0296	(1.0078,1.0519)
lag 1	.0001621	.0001092	1.48	1.0163	(0.9948,1.0383)
lag 2	-.0000471	.0001095	-0.43	0.9953	(0.9742,1.0169)
lag 3	-.0001183	.0001099	-1.08	0.9882	(0.9672,1.0098)
mean 2	.0002957	.0001213	2.44	1.0300	(1.0058,1.0548)
mean 3	.0002094	.0001331	1.57	1.0212	(0.9949,1.0482)
mean 4	.0001183	.0001439	0.82	1.0119	(0.9838,1.0409)

1: TSP $100\mu\text{g}/\text{m}^3$ 증가시 기대되는 사망자수의 증가비 ($\exp(100 \times \hat{\beta})$)

날의 건강효과(사망자)로 바로 나타낼 수 있을까에 대한 의문에서 시작한다. 그래서 그 대안으로 회귀분석시 그날의 오염수준이 아닌, 며칠 전의 오염수준으로 분석해야한다는 방법을 제시하고 있다. 이러한 경우 여러개의 모형에서 무엇을 최종 모형으로 하느냐 하는 문제를 가지게 되는데 관습적으로 가장 큰 효과를 주는 모형을 선택하고 있다. 표 2.2에서는 TSP와 래그를 준 TSP, 그리고 그들의 평균에 대한 효과를 보여주고 있다. 여기에서 mean 2는 당일치와 래그 1, 즉 하루 전의 TSP 값, 이 두 값의 평균이고, mean 3,4도 마찬가지로 각각 3,4 일치의 평균값이다. 이 표에서 보면 래그가 더 할수록 그 효과는 떨어지는 것을 볼 수 있다. 여기에서는 당일치 TSP, 혹은 2일 평균(two day moving average)을 쓰는 것이 무난하리라고 보인다. 이 논문에서는 편의상 당일치 TSP를 쓰는 것으로 하겠다. 그림 2.2는 식 (2.1)에서의 f_j 들의 추정된 형태를 보여주고 있다. daystud는 기간을 나타내고 있는데 연도와 계절에 의한 효과를 나타내주고 있다고 해석하고, TEMP, HUMID에서는 기온과 습도에 의한 효과를 보여주고 있는데 두 그림 다 단순한 선형관계로 보기는 어려운 관계를 보여주고 있다. TSP는 평활함수를 취하지 않은 형태를 가정하였으므로 (이는 단순히 해석상의 문제인데 역학연구에서는 TSP에 의한 사망의 선형적인 상대위험도를 구하는 것이 주목적이다.) 선형 관계를 나타내고 있다.

3. 사례-교차 연구에 의한 분석

사례-교차 연구는 원래는 급성병에 미치는 영향을 조사하기 위하여 개발된 방법으로 기본적인 아이디어는 사망, 혹은 심장마비 등의 급성적인 사건이 일어난 경우 그날의 조건과 그러한 사건이 일어나지 않은 날 (보통 하루 전 등)의 조건을 비교하여 어떠한 조건들이 관심 사건에 영향을 미쳤는가를 알고자 하는 것이다. 이 방법은 이후에 대기오염 연구에 쓰이게 되는데 각각의 사망자에 대해서 사망이 발생한 날 (case day)의 대기오염 수준과 사망이 발생하지 않은 날(control day)의 대기오염 수준을 조건부 로지스틱 회귀분석(conditional logistic regression)을 이용하여 비교하는 것이다. 사건이 희귀한 경우 비례

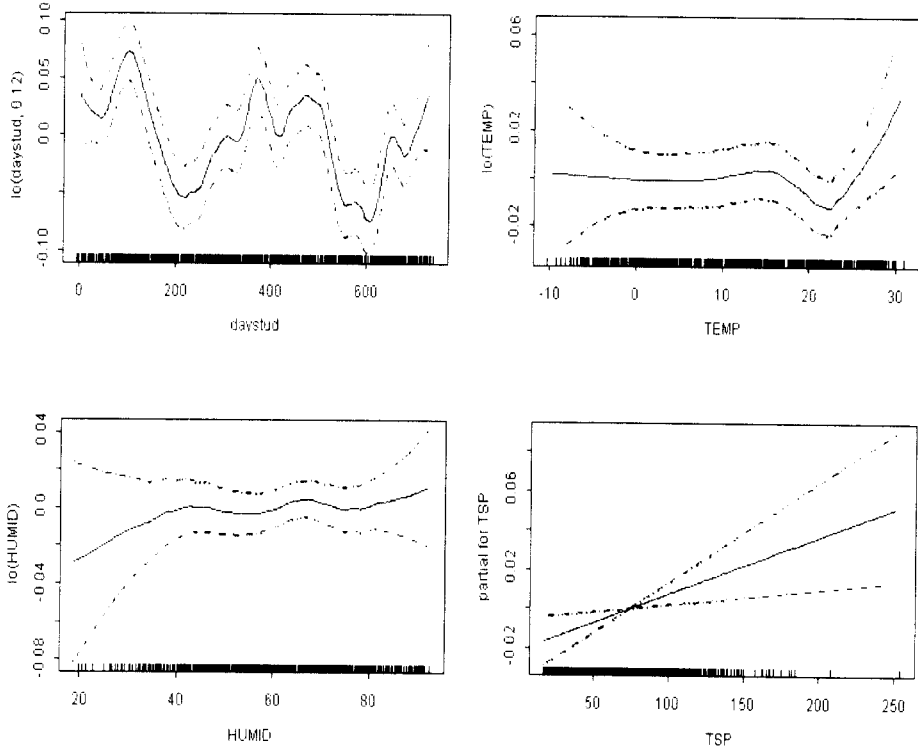


그림 2.2: GAM에 의해서 적합된 f_j 함수들과 그들의 95% 신뢰구간

위험모형(proportional hazards model)하에서 사람 i 에게 시간 t_j 에서 사건이 일어날 확률은 \mathbf{X}_{ij} 가 공변수라고 할 때 다음과 같이 표현된다.

$$\Lambda_i(t_j) = \lambda_i(t_j) \exp(\beta^T \mathbf{X}_{ij}).$$

사람 i 에게 사건이 일어났다는 조건하에서 시간 t_k 에 사건이 일어날 확률은

$$p_{ik} = \frac{\exp(\beta^T \mathbf{X}_{ik})}{\sum_{j=1}^M \exp(\beta^T \mathbf{X}_{ij})}$$

으로 주어지게 되는데 여기서 M 은 사람 i 에서의 시간 t_k 의 갯수이다. 그러므로 사람 i 의 사건 발생 시간을 t_k 라면, 조건부 로그 우도함수는 다음의 형태로 주어진다.

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n \log p_{ik} = \sum_{i=1}^n \left[\beta^T \mathbf{X}_{ik} - \left(\log \sum_{j=1}^M \exp(\beta^T \mathbf{X}_{ij}) \right) \right]. \quad (3.1)$$

표 3.1: 사례-교차 연구에 의한 분석 결과

모형	$\hat{\beta}$	se($\hat{\beta}$)	p-value
ret 1	-.00029	.00019	.1409
ret 2	-.00048	.00016	.0036
rm	-.00053	.00021	.0125
pro 1	.00054	.00019	.0055
pro 2	.00097	.00016	<.0001
pm	.0014	.0002	<.0001
b1	.00019	.00016	.2410
b2	.00024	.00014	.0940
bm	.00034	.00019	.0654

스코어 방정식(score equation)은 식(3.1)의 미분식을 0으로 함으로서 구할 수 있는데 이는

$$\sum_{i=1}^n \left(\mathbf{X}_{ik_i} - \sum_{j=1}^M \mathbf{X}_{ij} p_{ij} \right) = 0$$

으로 주어지고 $\hat{\beta}$ 의 공분산행렬은 식(3.1)을 두 번 미분함으로써 얻어지는데 이는 다음의 형태이다.

$$\text{cov}(\hat{\beta}) = \left(\sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{j=1}^M \mathbf{X}_{ij} \mathbf{X}_{ij}^T p_{ij} - \left(\sum_{j=1}^M \mathbf{X}_{ij} p_{ij} \right) \left(\sum_{j=1}^M \mathbf{X}_{ij} p_{ij} \right)^T \right\} \right)^{-1}$$

조건부 로지스틱 회귀모형은 일반적인 통계 소프트웨어에서 구현할 수 있는데 본 연구에서는 SAS 6.12의 PROC PHREG를 이용하여 비례위험모형을 적용하는 방법을 사용하였다.

한편 사례-교차 연구에서 중요한 것은 대조기간을 어떻게 잡느냐하는 것이다. 가장 자연스러운 방법은 사망이 일어나기 얼마전의 특정한 날(예, 하루 혹은 이틀 전)을 대조일로 잡는 것이다. 하지만 대기오염 연구의 경우 대기오염과 사망 모두 계절성을 보이기 때문에 단순히 며칠 전을 대조일로 잡는 것은 문제가 있다 (Lee and Schwartz, 1999). 다시 말하면 사망 전만을 대조일로 잡을 경우 구해진 효과가 순수한 대기오염 의한 효과인지 아니면 대기오염의 시간에 따른 경향 때문인지를 구별하기가 모호해진다는 것이다. 그래서 여러 사람들이 여러가지 방법의 대조일을 잡는 것을 제안하였는데 (Lee and Schwatz, 1999; Marshall and Jackson, 1993) 사망을 기준으로 전 후 양쪽으로 대조일을 잡는 법(bidirectional)이 가장 좋은 성질을 나타낸다고 보고되고 있다. 이상을 정리하면 대조일을 잡는 방법으로는 사망일 이전을 잡는 후향적(retrospective) 방법, 사망일 이후를 잡는 전향적(prospective) 방법, 양쪽을 잡는 양방향(bidirectional) 방법 등이 있고 이 외에는 랜덤하게 잡는법 등을 생

각할 수 있다. 이 연구에서는 대조일을 하루(7일 전)를 잡는 방법, 이틀(7일, 14일 전)을 잡는 방법, 이 두 날의 평균(7일 전과 14일 전의 평균)을 잡는 법을 고려하였다. 사망일과 대조일의 간격이 너무 좁은 경우에는 요일에 의한 효과를(사망자수에는 비교적 요일에 의한 효과가 뚜렷하게 나타나는 경향이 있다.) 분별할 수 없으므로 사망일과 같은 요일을 대조일로 잡았다. 표 3.1에서 ret 1, ret 2, rm은 각각 대조일이 7일전 하루인 후향적 방법, 대조일이 7일전과 14일전, 이틀인 후향적 방법, 7일, 14일 평균을 대조일로 잡은 후향적 방법이고, pro 1, pro 2, pm은 마찬가지로 전향적 방법들, b 1, b 2, bm 역시 마찬가지로의 양방향 방법들이다.

4. 결론 및 토의

이 논문에서는 대기중 총분진이 사망자수에 미치는 영향에 대한 분석을 시도하였는데 GAM에 의한 결과로는 습도와 기온, 계절성을 보정한 후 래그가 없는 TSP의 영향은 총분진 $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 에 해당하는 상대위험이 1.030 (95% 신뢰구간=(1.008, 1.052))으로 나타났다. 이는 대기 중 총분진 $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 이 증가할 때 사망자는 3% 증가한다고 해석할 수 있다.

한편 사례-교차 연구는 그 방법에 따라서 그 결과가 매우 상이하게 나왔는데 이는 계절성이 강한 자료의 특성을 나타내는 것으로 이 분야에서 사례-교차 연구시에는 많은 주의가 해야함을 암시하고 있다. 많은 연구들에서 GAM에 의한 방법을 표준적인 분석 방법으로 사용하고 있으며 이 방법이 편차를 거의 주지 않는 방법이라고 알려져 있으므로 사례-교차 연구의 결과들을 GAM의 결과와 비교한다면 표3에서는 후향적 방법은 GAM의 결과에 비해 작은 추정치(underestimate)를 주고 전향적 방법은 큰 추정치 (overestimate)를 줄을 알 수 있다. 이는 대기오염의 수준이 전체적으로 작아지고 있다는 경향을 생각하면 예상할 수 있었던 결과이다. 한편 양방향 연구의 결과 GAM에서의 결과와 매우 비슷한 점 추정치를 줄을 알 수 있으나 좀 더 큰 표준오차를 줄을 알 수 있다. 이는 Bateson and Schwartz (1999)의 결과와 비슷한 결과인데 그들은 시뮬레이션 연구에 의거하여 사례-교차연구의 결과는 GAM에 비하여 60-70%의 효율을 보인다고 보고하고 있다. 이상에서 볼 수 있듯이 사례-교차 연구는 그 설계방법과 대조군의 설정방법, 그리고 자료의 특성에 따라 그 결과가 상이하게 나올 수 있으므로 여러 가지의 조건하에서의 성질을 규명하기 위한 시뮬레이션 연구가 필요하다고 판단된다.

대기오염 자료분석의 경우 통계적으로 여러 가지 문제점들을 생각할 수 있다. 우선 래그를 주는 문제인데 생물학, 의학적으로 낮은 수준의 오염물질에 노출된 인간에게 사망과 같은 심각한 결과가 곧바로(당일) 나타난다고 가정하기 보다는 며칠 간의 누적된 효과가 나타난다고 보는 것이 더 타당하다고 판단되며 어떠한 형태로든 래그를 포함한 모형을 고려하는 것이 바람직하다고 생각된다. 이러한 경우 당일 사망에 그전의 대기오염 수준이 고려되므로 오차의 독립성이 깨지게 되므로 시계열분석의 기법을 도입해야만 하는 문제도 발생된다. 한편 사례-교차 연구는 그 개념상의 우수성으로 많은 사용이 기대되었으나 연구방법에 따라 편이를 주는 정도가 다르다는 점과 모의실험결과에 따르면 보다 큰 표준오차를 준다는 이유 때문에 GAM에 비해서는 선호도가 떨어지고 있는 것이 현실이다. 하지만 아

직 분석적인 비교가 없었으므로 편이가 없는 경우 분산의 추정에 대한 분석적 비교 연구가 필요하다고 판단된다.

보건학적, 역학적 관점에서 보면 우리나라 전국에서의 대기오염으로 인한 건강영향이 중요한 문제로 등장하는데 이러한 분석을 위해서는 대기오염자료의 정리가 중요한 문제이다. 우선 연도별, 지역별로 생산되는 자료가 우리나라를 대표하는지에 대한 연구가 필요하고 기본적으로 15분 마다 측정되는 대기오염자료를 어떻게 요약해야하는지에 대한 연구도 필요하다. 본 연구에서는 환경부에서 제공하는 시간별 평균 자료를 일일평균 자료로 변환하여서 이용하였다. 이 경우 평균이 아닌 중앙값 등을 이용하는 방법도 고려할 수 있고 이 경우에 결과가 얼마나 달라지는가 하는 것도 흥미있는 연구가 될 것이다. 우리나라의 경우에도 지역에 따른 대기오염 수준의 차이, 생활환경의 차이 등으로 인한 대기오염의 지역별 효과가 충분히 다르리라고 생각되므로 전국 자료를 모아서 이를 분석하는 연구가 필요하다. 이 경우 방대한 자료를 다루게 되므로 지역별 분석을 먼저 시도하고 이를 다시 요약하는 메타분석적 기법을 응용하는 것이 유용하리라고 생각된다.

감사의 글

본 논문에 많은 조언을 해주신 심사위원님들에게 감사를 드립니다.

참고문헌

- [1] Bateson, T.F. and Schwartz, J. (1999). Control for seasonal variation and time trend in case-crossover studies of acute effects of environmental exposures, *Epidemiology* 10, 539-544.
- [2] Hong, Y.C., Leem, J.H., Ha, E.H. and Christiani, D.C. (1999). PM10 exposure, gaseous pollutants, and daily mortality in Incheon, South Korea, *Environmental Health Perspectives*, 107(11), 873-878.
- [3] Lee, J.T. and Schwartz, J. (1999). Reanalysis of the effects of air pollution on daily mortality in Seoul, Korea: a case-crossover design, *Environmental Health Perspectives*, 107(8), 633-636.
- [4] Lee, J.T., Shin, D.C. and Chung, Y. (1999). Air pollution and daily mortality in Seoul and Ulsan, Korea, *Environmental Health Perspectives*, 107(2), 149-154.
- [5] Maclure, M. (1991). The case-crossover design: A method for studying transient effects on the risk of acute events, *The American Journal of Epidemiology*, 133, 144-153.
- [6] Marshall, R.J. and Jackson, R.T. (1993). Analysis of case-crossover design, *Statistics in Medicine*, 12, 2333-2341.

- [7] Pope, C.A., Schwartz, J. and Ransom, M. (1992). Daily mortality and PM10 pollution in Utah Valley, *Archives of Environmental Health*, 42, 211-217.
- [8] Schwartz, J. and Marcus, A. (1990). Mortality and air pollution in London: A time series analysis, *The American Journal of Epidemiology*, 131, 185-194.
- [9] Schwartz, J. and Dockery, D.W. (1992a). Increased mortality in Philadelphia associated with daily air pollution concentrations, *American Review of Respiratory Disease*, 145, 600-604.
- [10] Schwartz, J. and Dockery, D.W. (1992b). Particulate air pollution and daily increased mortality in Steubenville, Ohio, *The American Journal of Epidemiology*, 135, 12-19.
- [11] Schwartz, J. (1993). Air pollution and daily mortality in Birmingham, Alabama, *The American Journal of Epidemiology*, 137, 1136-1147.
- [12] Venables, W.N. and Ripley, B.D. (1999). *Modern applied statistics with S-Plus*, (3rd ed.). New York, Springer-Verlag.

[2000년 3월 접수, 2000년 5월 채택]

An analysis of air pollution and daily mortality *

Ho Kim¹⁾

ABSTRACT

Relationship between the daily mortality and total suspended particulate(TSP) for the period of 1996-1997 was examined in Seoul, Korea. Generalized additive model was adapted for the analysis to allow the seasonality and long-term time effect in the air pollution and the nonlinear relationships with weather variables such as air temperature and relative humidity. An increase of $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$ TSP corresponds to 0.8-5.2 percent increase of the daily mortality. Unidirectional (prospective and retrospective) case-crossover design results in large bias of the estimates. Bidirectional method gives relatively unbiased estimates but the standard errors are larger. Case-crossover design should be used with caution in the situation where the data have seasonal trends like air pollution study.

Keywords: Generalized additive models; Case-crossover design; Air pollution; Mortality.

* This study was partially supported by the administration of environment through "Development of health effects prediction methods using human exposure index of environmental pollution materials" project and the administration of health and welfare (HMP-99-M-09-0007)

1) Senior Instructor, Department of Epidemiology and Biostatistics, and Institute of Public Health, School of Public Health, Seoul National University. E-mail: hokim@snu.ac.kr