

B-31

多摩地域における自動車交通量とSPMとの統計的関連分析

東京都立大学大学院工学研究科 ○山崎 公子
 東京都立大学大学院工学研究科 小泉 明
 東京都立大学大学院工学研究科 稲員とよの
 名古屋大学大学院修士課程 高橋 宏和

1. はじめに

東京都では、ディーゼル貨物輸送車に対して規制を検討する動きが平成 11 年より起き、「ディーゼル車 NO 作戦」に続き、昨年 12 月には「都民の健康と安全を確保する環境に関する条例」が都議会で可決、公布された。これは、ディーゼル車の排気ガス中の粒子状物質いわゆる黒煙を問題としての規制であるが、ディーゼル貨物自動車に対する規制は、大気汚染の改善と生活物資等の輸送手段の確保との 2 方向からの検討を行わなければならない。そのためには、自動車交通が大気汚染に与える影響を数値モデル化し、自動車交通量削減により改善される大気汚染を数値で表わすことが必要である。現在、大気汚染濃度の計算は、ほとんどが大気汚染物質発生源からの発生量をもとに拡散モデルを用いて計算されている。しかし、発生源が多数である、発生源が線状もしくは広大な平面である、大気汚染物質発生量が大きく変動するなどの条件下では、特別の観測を行った研究以外では、大気汚染物質濃度の経時的变化の把握はほとんどなされていない。また、拡散モデルでは、発生源から少し離れた場所での大気汚染濃度の推定には地形の影響による気象要因の変化に対する考慮も必要となる。現時点において、定常的に連続測定されているデータだけを使用して大気汚染濃度を経時的に推定するには、別の視点からの大気汚染構造のモデル化が必要である。

そこで本研究では、自動車が大気汚染に与えている影響を自動車交通量に主眼をおいて検討し、都内で定常的に測定されている自動車交通量を主説明要因とした大気汚染モデル式の作成を試み、貨物自動車交通規制計画に対する基礎情報とするものである。ディーゼル車規制は、ディーゼル車から排出される浮遊粒子状物質を問題としていることから、本研究では浮遊粒子状物質（SPM）に着目した分析を行った。

2. 使用データ並びに分析プロセス

分析には、東京都環境局の一般環境大気汚染測定局および自動車交通量測定局のデータを用いた。一般環境大気汚染測定局では、大気汚染各項目が 1 時間平均値として公表されている。同時に、風向、風速、温度、湿度についても大気汚染項目と同様に連続測定されている。自動車交通量測定局では車種を大きさ等から分類し、各車種ごとの 1 時間積算値が得られている。対象とした多摩地域の一般環境大気汚染測定局は大学近傍である愛宕地点、自動車交通量測定局はこれに最も近い関戸地点のデータを使用した。使用した自動車交通量データは、測定地点周辺の自動車交通量の変化を表わす代表値と考えた。大気汚染項目、自動車交通量ともに時間データとして 1997 年度から 1999 年度の 3 年度分を収集した。

つぎに、本稿では以下に示す 6 ステップから成る分析プロセスを提案する。すなわち、

- STEP 1 : SPM 濃度、気象データ、自動車交通量データの時間データを収集し、欠測データは内挿法を用いて補間する。
- STEP 2 : これらのデータについて相関分析を行い、内部相関等を考慮して、SPM 濃度に影響を与える要因の選定を行う。なお、影響要因が時間遅れで SPM 濃度に影響を与える場合も想定し、ここで選択された影響要因について、SPM 濃度との相互相関分析を行い時間遅れを決定する。
- STEP 3 : SPM 濃度を目的変数、決定された時間遅れの影響要因を説明変数とする重回帰分析を行い、重回帰モデル式を作成する。

STEP 4：実測値と重回帰モデル式で得られた推定値との残差を求め、残差の自己相関コレログラムにより自己回帰（AR：Auto Regressive）モデル式の次数を決定する。

STEP 5：決定した次数により自己回帰モデル式を作成し、先の重回帰モデル式と合わせ、重回帰+AR モデル式を作成する。

STEP 6：得られたモデル式の残差平方和および重相関係数により、推定精度の検討を行い、モデルの妥当性を判断した上で、SPM 濃度推定モデル式を決定する。

重回帰+AR モデルとした理由は、SPM 濃度の時系列特性として、くり返し出現する周期の一定しない高濃度の波状変動を考慮するためである。このモデルは次式で表わされる。

$$y^t = f(x_i^{t-k}) + n^t \quad (1)$$

ここで y^t は SPM 濃度の実測値、 $f(x_i)$ は重回帰モデル式による初期回帰推定値、 $t-k$ は時間遅れ、 n^t は $f(x_i)$ では説明できない変動を表わす。

$$f(x_i^{t-k}) = F^t \quad (2)$$

とおくと、(1)式と(2)式より

$$n^t = y^t - F^t \quad (3)$$

(3)式によって得られた n^t (残差時系列)について自己相関分析を行い、次数 m を決定し、残差の自己回帰 AR(m)モデルを作成する。

$$n^t = C_0 + C_1 n^{t-1} + C_2 n^{t-2} + \dots + C_m n^{t-m} \quad (4)$$

以上の(1)～(4)式により、SPM 濃度の推定値 Y^t を求めるモデル式は 1 次の AR モデルの場合、次式となる。

$$\begin{aligned} Y^t &= F^t + n^t = F^t + C_0 + C_1 n^{t-1} \\ &= F^t + C_0 + C_1 (y^{t-1} - F^{t-1}) \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、推定値 Y^t と実測値 y^t との重相関係数 R は

$$R = \frac{\sum_{t=1}^N (y^t - \bar{y})(Y^t - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (y^t - \bar{y})^2 \sum_{t=1}^N (Y^t - \bar{Y})^2}}, \quad N: \text{推定値の値} \quad (6)$$

と表わされ、上式によりモデルの評価を行うことが出来る。

3. 大気汚染モデル式の推定と評価

大気汚染モデル式の作成に使用するデータを、3 年度分の中から選択し、1998 年 12 月 7 日から 20 日の 2 週間、データ数 336 とした。この期間における自動車交通量データ(交通量、速度、占有率)、一般環境大気測定局データ(SPM 濃度、風速、温度、湿度)、さらにアメダス時間降雨量(府中)も分析対象とした。

初期回帰推定値を求める前に、SPM 濃度と自動車交通量および気象データとの相互相関分析を行い説明要因を選択した。風速の測定値については、風速 0.2m/s 以下を風速=0 で表わされている無風状態としているので、風速 0 はすべて 0.2 に置換した。自動車交通量としては、ディーゼル車が大部分を占める大型貨物車と小型貨物車を中心に選択し、大型貨物車と小型貨物車について容積等をもとに、それぞれの台数にウェイトをつけたものなど 8 種類の自動車交通量と、SPM 濃度との相互相関分析を行った。その結果、大型貨物車+小型貨物車と風速が、SPM 濃度との相関の高い項目として選択された。時間遅れについても、SPM 濃度は大型貨物車+小型貨物車交通量 (x_1) と 3 時間遅れ ($t-3$) で、風速 (x_2) とは時間遅れなしでそれぞれ一番高い相関を得た。主な結果を Fig.1 に示す。なお、降雨量については、分析対象期間中に降雨が少なかったこともあり、高い相関関係は見られなかった。初期回帰推定値を求めるために、Table.1 の Case1 に示す線形一次結合式での推定を試みた。その結果、SPM 濃度の推定値が負となる場合が多数出現した。これは、SPM 濃度と各要因が複雑に変動し、互いの線型関係が明確ではないためと考え、Case 2 の非線形

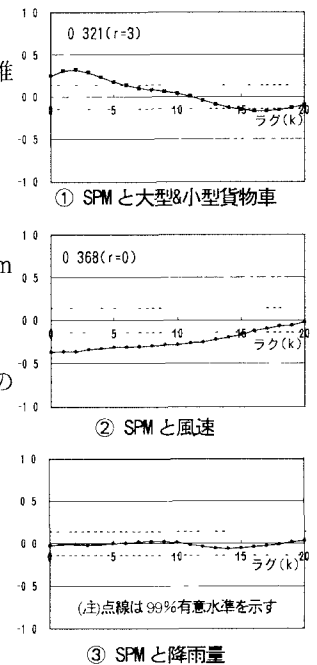


Fig. 1 相互相関コレログラム

Table.1 初期回帰式一覧

ケース	重回帰項	AR 項
Case1	$y_1 = c_1 + ax_1 + bx_2$	AR(1)
Case2	$y_2 = c_2 x_1^{\delta_1} x_2^{\delta_2}$	AR(1)
Case3	$y_3 = c_3 (x_1/x_2)^{\delta_3}$	AR(1)
Case4	$y_4 = c_4 (x_1/x_2^{1/2})^{\delta_4}$	AR(1)
Case5	$y_5 = c_5 (x_1/x_2^{1/3})^{\delta_5}$	AR(1)
Case6	$y_6 = c_6 (x_1/\log x_2)^{\delta_6}$	AR(1)
Case7	$y_7 = c_7 (x_1/\ln x_2)^{\delta_7}$	AR(1)
Case8	$y_8 = c_8 (x_1/x_2^2)^{\delta_8}$	AR(1)
Case9	$y_9 = c_9 (x_1/x_2^3)^{\delta_9}$	AR(1)

Table.2 AR(1)+重回帰モデル式結果

ケース	重回帰項	AR 項		残差平方和 $S_e(\times 10^2)$	重相関係数 R
		C_0	C_1		
Case1	$y_1 = 44.527 + 0.025x_1 - 1.180x_2$	0.010	0.832	866	0.859
Case2	$y_2 = 12.944x_1^{0.281}x_2^{-0.291}$	1.095	0.827	816	0.863
Case3	$y_3 = 12.251(x_1/x_2)^{0.288}$	1.087	0.828	810	0.865
Case4	$y_4 = 5.781(x_1/x_2^{1/2})^{0.364}$	0.852	0.870	661	0.891
Case5	$y_5 = 5.426(x_1/x_2^{1/3})^{0.351}$	0.758	0.887	614	0.899
Case6	$y_6 = 4.832(x_1/\log x_2)^{0.323}$	0.894	0.867	688	0.886
Case7	$y_7 = 6.328(x_1/\ln x_2)^{0.323}$	0.894	0.867	688	0.886
Case8	$y_8 = 30.974(x_1/x_2^2)^{0.155}$	1.120	0.827	856	0.857
Case9	$y_9 = 43.511(x_1/x_2^3)^{0.100}$	1.079	0.836	837	0.860

の式を用いて推定を行った。この式は両辺の対数をとることにより Case1 の式と同様に線形一次結合式として扱うことができる。Case2 の式を用いた結果においても、ごく少数ではあるが、SPM 濃度の推定値が負となる場合が出現した。さらに風速が無風状態に近い場合、推定値がプラス方向に大きく突出するという結果となった。そこで、 x_1 と x_2 を用いた合成変数により、推定を試みた。Case1 および Case2 の式を用いた重回帰分析において、 x_2 に係わる係数 b および δ_2 が両ケースとも負の値をとったことから、 x_1 を分子、 x_2 を分母とする合成変数を作成し、 x_2 の次数をいくつか選択し、Case3~8 に示す各合成変数によって、SPM 濃度の推定値を求めた。結果を Table.2 に示す。Case5 の合成変数による初期回帰値を用いた推定値がもっとも実測値との残差平方和が小さく、重相関係数は最大となった。選択されたモデル式による推定値と実測値の時系列グラフを Fig.2 に示す。モデル式の重相関係数はほぼ 0.9 であり、グラフを見ると実測値が低濃度の場合についてはよく再現されており、ランダムに出現する高濃度の場合でも推定値はかなりよく実測値に近い値を示している。

4. おわりに

本稿では、大気汚染項目のうち浮遊粒子状物質濃度および自動車交通量、気象データを用いて時系列的に分析した。その結果、東京都多摩地域における浮遊粒子状物質濃度について、自動車交通量、気象を説明要因とする重回帰+AR(1)モデルを作成できた。このモデル式は、大型貨物車と小型貨物車の交通量および風速の2要因を説明要因としており、ランダム変動を含む時系列データを高い精度で再現することができ、手近なパーソナルコンピュータを用いて簡単に推定値を算出することができる。また、今回作成したモデル式では、風速を推定することにより、1時間後の浮遊粒子状物質濃度について予測を行うことも可能である。

今後の課題としては、他の一般環境大気汚染測定局のデータを用いて同様な分析を行い、同じ合成変数によるモデル式が選択されるか否かの検討や、降雨量の多い季節や風速の大きい期間におけるモデル式の適用を検討して行くつもりである。

【参考文献】

- 1) Box and Jenkins Time Series Analysis, Prentice Hall, pp 9-88, 1994
- 2) 溝口敏行・刈谷武昭：経済時系列分析入門，日本経済新聞社，pp 124-153, 1983
- 3) 岸根卓郎：理論・応用 統計学，養賢堂，pp.114-130, 1986
- 4) 森口實・千秋鋭夫・小川弘：環境汚染と気象，朝倉書店，pp 28-85, pp.111-201, 1990
- 5) 岡本真一：大気汚染予測モデルの現状と課題，経営情報科学 Vol 3, No.1, pp 23-35, 1995

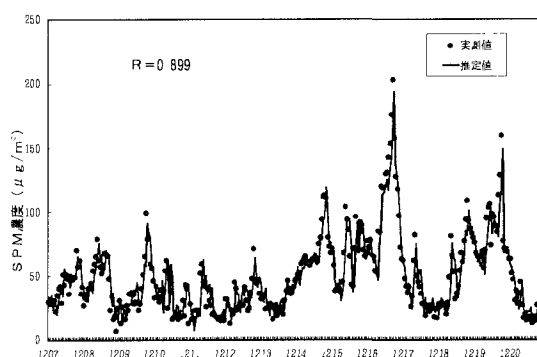


Fig.2 モデル式による推定結果