Ⅵ－121　シールドマシンの掘進制御における変換係数のロバスト推定

（株）大本組　正員　中尾　安行

はじめに

近年、シールドトンネル工事においては、複雑な路線線形の施工や地下構造物との近接施工など、きびしい施工条件を伴う工事が急増しており、より高度な施工技術が要求されるようになってきた。施工精度の向上にあたっては、掘進軌跡の測定頻度を増し、こまめに軌道修正をおこなうことが理想的である。しかし、位置測定の時間が作業行程に大きく影響することから、位置測定・掘進制御の自動化に関する研究が多くおこなわれている。掘進制御の自動化にあたっては、その制御量の算出に種々の手法が考案されており、一つにシールド掘進軌跡の方向角の変化率が、推進ジャッキにより発生する回転モーメントに一次的に比例する性質を利用したものがある。しかしながら、シールドマシンの掘進軌道は土圧、水圧、浮力、地山の性状などに影響され、その影響を考慮して制御量を定式化することは困難であるため、制御量については統計的処理により推定する方が妥当であると考えられる。

本文は、掘進時に得られる様々な要因に影響を受けた位置計測のデータを用い、最適な制御量（推進ジャッキによるモーメント）を推定する手法について提案するものである。

掘進軌跡の平滑化

上記の性質を利用して掘進制御をおこなうためには、一定の回転モーメントを作用させた区間における掘進軌跡の方向変化率を算出しなければならない。シールド位置の自動計測をおこなった場合、掘進軌跡は各種計測データを演算して得られるため必然的に誤差が含まれる。したがって、本文では掘進軌跡の算出において、データに追随しながら最小二乗処理をおこないスプライン関数の各区間における近似式を順次決定することのできるワンパス法を採用した[1]。本節では、ワンパス法による掘進データの平滑化に対する有効性を検証するために、模擬データを用いて平滑化のシミュレーションをおこなった。図-1に示すのは掘進軌跡の模擬データ（基本データ）であり、図-2は基本データに標準偏差 1.4mmで正規分布する誤差を加えたデータを３次のスプライン関数 (1)式により曲線近似したものである。同図より、ある程度誤差を含んだデータを用いた場合でも、スプライン関数により基本データの挙動をほぼ再現できるものと考える。

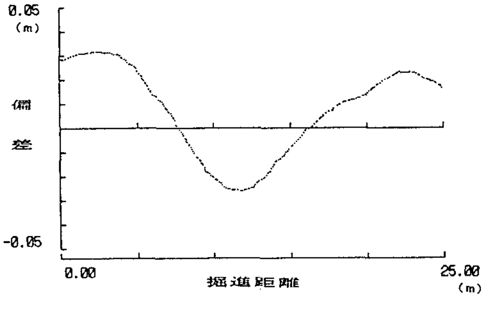

図-1　掘進軌跡の模擬データ

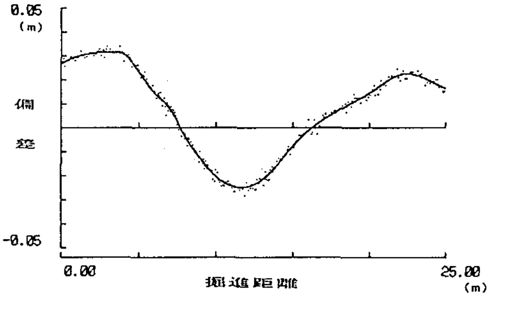

図-2　スプライン関数による曲線近似(標準偏差1.4mm)

$$y = y_0 + m_0(X-s) + a(X-s)^2 + b(X-s)^3 \quad \cdots\cdots\cdots (1)$$

$$\theta = y' = m_0 + 2a(X-s) + 3b(X-s)^2 \quad \cdots\cdots\cdots (2)$$

ここに、y_0：X=s における計画路線からの偏差
m_0：X=s における方向角
a，b：最小二乗処理により決定する係数
s：任意の節点

また、掘進軌跡の方向角は（1)式の１次導関数であるから（2)式によりもとまる。図-3に示すように一定の制御モーメントを作用させた区間をｄｔ、制御開始地点と制御終了地点における掘進軌跡の方向角をそれぞれθ_S、θ_Eとすると掘進軌跡の方向角の変化率は（3)式によってデータとして与えられ、制御モーメントへの最適変換係数は、(4)式を統計処理することにより求めることができる。

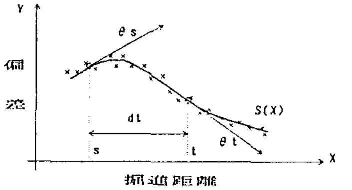

図-3　掘進軌跡の方向角

$\alpha_t =（\theta_E - \theta_S）/ dt$ ……･（3)

ここに、θ_S：制御開始地点の掘進軌跡の方向角
θ_E：制御終了地点の掘進軌跡の方向角
ｄｔ：一定の制御モーメントを作用させた区間

$V = K\alpha + S$ ……･（4)

ここに、Ｖ：推進ジャッキによる制御モーメント（制御区間毎）
Ｋ：方向変化率を回転モーメントへ変換する変換係数
α：マシンの掘進軌跡の方向変化率（制御区間毎）
Ｓ：マシンの癖などにより変化するモーメントのシフト量

変換係数のロバスト推定

シールドマシンが局部的に硬い地盤を通過し、膨大な制御モーメントを必要とした場合、(4）式を最小二乗法などによって機械的に統計処理をおこなえば、一つの特異なデータにひっぱられ、後の制御に悪い影響を与えてしまう可能性がある。したがって、本文では、このような悪影響を避けるために推定法にロバスト性を持たせた、TurkeyのBiweight法を採用した[2]。本手法は残差に応じて重みを調整し、重みつき最小二乗法をくりかえすことにより、誤差を含んだデータから最適なパラメータの値を推定する手法である。

表-1　パラメータの推定結果

	K	S
基準直線	15.000	2.000
正規分布誤差付加後	15.292	1.996
特異データ付加後	14.874	2.566
ロバスト推定	15.248	2.019

同手法を変換係数の算出に適用した場合の有効性を確認するために、最小二乗法とBiweight法の比較をおこなった。比較に用いたデータは、$V=10\alpha+2$の直線上の任意点において分散$\sigma^2=1$で正規分布する誤差を付加したデータ(40点)に、人為的に残差の大きな7点のデータ（破線丸枠内）をつけ加えたものである。図-4に示すのは、同データに対して機械的に最小二乗処理した（破線）結果と、Biweight法により最適推定値を求めた（実線）結果を比較したものであり、そのときのパラメータの推定値を表-1に示す。図より、最小二乗法をあてはめた場合は7点の誤ったデータに結果が影響されており、Biweight法を用いた場合は誤ったデータを無視して正しい結果を与えた。したがって、特異なデータを含む統計処理に対してBiweight法の有効性が確認できる。

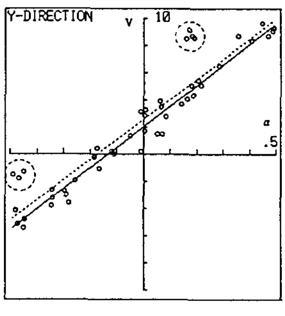

図-4　変換係数のロバスト推定

おわりに

本文においては、実測データを用いた検証をおこなっていないため、本手法が施工精度の向上にどの程度貢献できるかはあきらかでない。しかし、特異な誤差を含むデータから最適なパラメータを推定する場合にTurkeyのBiweight法が有効であることは確認できたと考える。今後は、実測データを用いて検証をおこない本手法の有効性を確認したい。

［参考文献］　1）市田、吉本　「スプライン関数とその応用」　pp.103-114
2）中川、小柳　「最小二乗法による実験データ解析」　pp.157-176