

KẾT HỢP PHƯƠNG PHÁP LỌC KALMAN VÀ PHƯƠNG PHÁP TỰ HỒI QUY THÀNH LẬP MÔ HÌNH VÀ DỰ BÁO BIẾN DẠNG CÔNG TRÌNH

Phạm Quốc Khánh¹, Nguyễn Hà¹, Nguyễn Công Sơn²

¹Trường Đại học Mở - Địa chất

²Viện Khoa học Đo đạc và Bản đồ

Ngày nhận bài: 28/3/2024; Ngày gửi phản biện: 03/4/2024; Ngày chấp nhận đăng: 24/4/2024

Tóm tắt:

Xây dựng mô hình chuyển dịch và dự báo biến dạng công trình là bước cuối cùng trong quy trình xử lý số liệu quan trắc biến dạng. Phương pháp lọc Kalman, phương pháp hồi quy được ứng dụng tương đối rộng rãi để thực hiện mắt xích này, tuy nhiên các nghiên cứu thường chỉ thực hiện đơn lẻ theo từng phương pháp. Bài báo dựa trên số liệu quan trắc chuyển dịch của công trình trên thực tế, xây dựng mô hình chuyển dịch và dự báo độc lập theo phương pháp lọc Kalman, phương pháp hồi quy và phương pháp kết hợp của lọc Kalman với hồi quy, dựa trên kết quả thu được đánh giá độ chính xác của mô hình, độ chính xác dự báo khi sử dụng từng phương pháp riêng biệt và phương pháp kết hợp. Từ kết quả thực nghiệm bước đầu cho thấy mô hình lọc Kalman và kết quả dự báo của phương pháp này tốt hơn so với mô hình tự hồi quy và mô hình kết hợp (sai số mô hình trung bình là 0,11 mm so với 0,64 mm). Sự kết hợp giữa lọc Kalman và tự hồi quy không cho thấy hiệu quả hơn mô hình tự hồi quy.

Từ khóa: Lọc Kalman, Tự hồi quy, Mô hình chuyển dịch biến dạng, Dự báo biến dạng.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Mô hình biến dạng của công trình thường được thành lập từ các số liệu đo đạc ngoài thực tế như số liệu địa chất công trình, thủy văn, nhiệt độ, gió, trắc địa... Hiện nay chỉ có mạng Neural nhân tạo (artificial neural network - ANN) mới cho phép kết hợp nhiều dạng số liệu của các phép đo khác nhau để thành lập mô hình biến dạng [1, 7], còn đa số các phương pháp khác như xây dựng mô hình theo các hàm toán học (sin, cos, hypebol...), các phương pháp xây dựng mô hình biến dạng động (tự hồi quy, Autoregressive - AR; Tự hồi quy trung bình trượt, Autoregressive moving average - AMMA; mô hình xám, Grey model; lọc Kalman...) [2, 3, 4, 6] đều sử dụng số liệu đo đạc một cách đơn lẻ. Trên thế giới, cũng đã có nhiều nghiên cứu kết hợp các phương pháp khác nhau để xây dựng mô hình và dự báo biến dạng, có thể kể tới như: nghiên cứu kết hợp lọc Kalman và Time Series, ARIMA; lọc Kalman với hồi quy tuyến tính đối xứng; ANN với lọc Kalman... [5, 8, 10]. Nhưng ở Việt Nam, việc xây dựng mô hình biến dạng và dự báo biến dạng chưa có quy định quy phạm bắt buộc đối với các công trình phải thực hiện quan trắc. Chính vì thế, nghiên cứu các mô hình biến dạng chưa được các nhà khoa

học chú ý, chỉ có một vài nghiên cứu đơn lẻ và dựa theo quy định của nước ngoài [1, 2, 3, 4]. Do vậy, trong khuôn khổ bài báo này, chúng tôi dựa vào số liệu quan trắc ngoài thực địa bằng phương pháp trắc địa, cụ thể là số liệu đo lún một điểm của công trình thuộc Viện sốt rét Trung ương, tiến hành phân tích số liệu, xây dựng mô hình theo hai phương pháp độc lập nhau là lọc Kalman và tự hồi quy, dự báo cho 2 chu kỳ. So sánh kết quả, đánh giá độ chính xác mô hình và độ chính xác dự báo cho từng mô hình. Kết hợp phương pháp lọc Kalman và tự hồi quy xây dựng mô hình mới, gọi là mô hình kết hợp. Sau khi so sánh với mô hình trị đo thực tế, độ chính xác dự báo thì thấy rằng, mô hình kết hợp Kalman - tự hồi quy có kết quả tương đương phương pháp tự hồi quy bình thường nhưng lại không tốt bằng mô hình và kết quả dự báo của mô hình lọc Kalman riêng lẻ.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Mô hình biến dạng và dự báo theo phương pháp lọc Kalman

Mô hình toán của lọc Kalman gồm phương trình trạng thái (hoặc gọi là phương trình động thái) và phương trình trị đo, dạng rời rạc của nó là [9]:

$$X_k = \phi_{k/k-1} X_{k-1} + \Gamma_{k-1} W_{k-1} \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

$$L_k = H_k X_k + V_k \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

trong đó:

X_k là vector trạng thái (n chiều) của hệ thống ở thời điểm t_k ;

L_k là vector trị đo (m chiều) của hệ thống ở thời điểm t_k ;

$\phi_{k/k-1}$ là ma trận ($m \times n$) chuyển dịch trạng thái hệ thống trong thời gian từ t_{k-1} đến t_k

W_{k-1} là nhiễu (có nghĩa là sai số) động thái ở thời điểm t_{k-1} ;

Γ_{k-1} là ma trận ($n \times r$) nhiễu động thái;

H_k là ma trận ($m \times n$) trị đo ở thời điểm t_k ;

V_k là nhiễu (m chiều) của trị đo ở thời điểm t_k ;

n là số lượng mẫu ban đầu xây dựng mô hình.

Nếu W và V thỏa mãn đặc tính thống kê:

$$\begin{cases} E(W_k) = 0 \\ E(V_k) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} Cov(W_k, W_j) = Q_k \delta_{kj} \\ Cov(V_k, V_j) = R_k \delta_{kj} \\ Cov(W_k, V_j) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

trong đó, Q_k và R_k là ma trận phương sai nhiễu động thái và nhiễu trị đo; δ_{kj} là hàm số Kronecker:

$$\delta_{kj} = \begin{cases} 1, k = j \\ 0, k \neq j \end{cases}$$

thì công thức suy rộng dần lọc Kalman được tính như sau:

- Dự báo trạng thái

$$\hat{X}_{k/k-1} = \phi_{k/k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (5)$$

- Dự báo ma trận hiệp phương sai trạng thái

$$P_{k/k-1} = \phi_{k/k-1} P_{k-1} \phi_{k/k-1}^T + \Gamma_{k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k-1}^T \quad (6)$$

- Tính ma trận hiệu ích

$$K_k = P_{k/k-1} H_k^T (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (7)$$

- Ước lượng trạng thái

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k/k-1} + K_k (L_k - H_k \hat{X}_{k/k-1}) \quad (8)$$

- Ước lượng ma trận hiệp phương sai trạng thái

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k/k-1} \quad (9)$$

- Điều kiện trạng thái ban đầu

$$\hat{X}_0 = E(X_0) = \mu_0, \hat{P}_0 = Var(X_0) \quad (10)$$

Từ phương trình dự báo trạng thái (5), khi đã biết trạng thái \hat{X}_{k-1} của hệ thống động thái ở thời điểm t_{k-1} , đặt $W_{k-1} = 0$ thì có thể có được trị dự báo trạng thái $\hat{X}_{k/k-1}$ ở thời điểm t_k . Từ (7), sau khi tiến hành đo hệ thống L_k ở thời điểm t_k , thì có thể dùng trị đo này tiến hành hiệu chỉnh trị dự báo để được ước lượng trạng thái (trị lọc) \hat{X}_k của hệ thống ở thời điểm t_k . Vì thế, sau khi đã cho trị ban đầu \hat{X}_0, \hat{P}_0 , thì có thể dựa vào công thức (5) đến (10) tiến hành xây dựng mô hình chuyển dịch và dự báo cho tương lai.

2.2. Mô hình biến dạng và dự báo theo phương pháp tự hồi quy

2.2.1. Định nghĩa mô hình tự hồi quy

Mô hình tự hồi quy tổng quát được định nghĩa như sau [9]:

$$x_t = b_1 x_{t-1} + b_2 x_{t-2} + \dots + b_p x_{t-p} + a_t \quad (11)$$

trong đó, $b_i (i = 1, 2, \dots, p)$ gọi là tham số tự hồi quy, a_t là sai số ngẫu nhiên của mô hình, p là bậc của mô hình.

2.2.2. Ước lượng tham số mô hình tự hồi quy

Giả thiết có một dãy số liệu quan trắc với thời gian quan trắc đồng đều x_1, x_2, \dots, x_n . Phương trình số hiệu chỉnh của mô hình tự hồi quy bậc p là:

$$\begin{cases} v_{p+1} = x_p \hat{b}_1 + x_{p-1} \hat{b}_2 + \dots + x_1 \hat{b}_p - x_{p+1} \\ v_{p+2} = x_{p+1} \hat{b}_1 + x_p \hat{b}_2 + \dots + x_2 \hat{b}_p - x_{p+2} \\ \vdots \\ v_n = x_{n-1} \hat{b}_1 + x_{n-2} \hat{b}_2 + \dots + x_{n-p} \hat{b}_p - x_n \end{cases} \quad (12)$$

Ký hiệu

$$V = \begin{bmatrix} v_{p+1} \\ v_{p+2} \\ \vdots \\ v_{p+n} \end{bmatrix}; \hat{\beta} = \begin{bmatrix} \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \\ \vdots \\ \hat{b}_p \end{bmatrix}; X = \begin{bmatrix} x_p + x_{p-1} + \dots + x_1 \\ x_{p+1} + x_p + \dots + x_2 \\ \vdots \\ x_{n-1} + x_{n-2} + \dots + x_{n-p} \end{bmatrix}; Y = \begin{bmatrix} x_{p+1} \\ x_{p+2} \\ \vdots \\ x_{p+n} \end{bmatrix} \quad (13)$$

Khi đó (12) được viết thành:

$$V = X\hat{\beta} - Y \quad (14)$$

Giải theo phương pháp số bình phương nhỏ nhất, được:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (15)$$

2.2.3. Xác định bậc của mô hình tự hồi quy $AR(p)$

Thành lập mô hình tự hồi quy quan trọng nhất là xác định hợp lý bậc của mô hình p , thông thường ban đầu giả định bậc của mô hình trong một phạm vi nào đó. Trong phạm vi này tiến hành ước lượng tham số mô hình của tất cả các bậc, đồng thời tiến hành kiểm nghiệm mức độ tin cậy của tham số để xác định chính xác bậc mô hình. Thường dùng phương pháp giả thuyết tuyến tính xác định bậc mô hình $AR(p)$ [9].

Giả thiết có dãy số liệu trị đo (x_1, x_2, \dots, x_n) , trước tiên giả thiết số bậc mô hình là p , tiến hành xây dựng mô hình tự hồi quy:

$$x_t = b_1x_{t-1} + b_2x_{t-2} + \dots + b_px_{t-p} + a_t \quad (16)$$

Sau đó xem xét mô hình bậc $p - 1$, có:

$$b_p = 0 \quad (17)$$

Kết hợp điều kiện (17) và công thức (16) chính là mô hình bậc $p-1$.

Bình sai độc lập mô hình bậc p trước, tính được tham số ước lượng mô hình và tổng bình phương sai số mô hình, ký hiệu là $Sc_p = [V^TV]_p$; sau đó tiến hành bình sai mô hình bậc $p-1$, lại tính được tham số ước lượng mô hình và tổng bình phương sai số mô hình, ký hiệu là $Sc_{p-1} = [V^TV]_{p-1}$.

Tính được: $R = Sc_{p-1} - Sc_p$

Theo phương pháp giả thuyết tuyến tính, với giả thuyết gốc $H_0: b_p = 0$, lượng thông kê phân bố F thành lập được là:

$$F = \frac{R}{Sc_p/(n-p)} = \frac{Sc_{p-1} - Sc_p}{Sc_p/(n-p)} \quad (18)$$

Chọn mức $\alpha = 0,05$, bậc tự do mẫu là $(n-p)$, tra bảng được giá trị F_α . Nếu $F > F_\alpha$ thì cự tuyệt H_0 , tức $b_p \neq 0$, mô hình bậc p và mô hình bậc $p - 1$ có sai khác về độ tin cậy, thì chọn mô hình bậc p ; ngược lại, nếu $F < F_\alpha$ thì chấp nhận H_0 , biểu thị mức tin cậy của hai mô hình như nhau, nên chọn mô hình bậc $p-1$.

Xét trường hợp $p = 1$, khi $F < F_\alpha$ thì chấp nhận H_0 , tức là mô hình tự hồi quy có bậc 0, điều này cũng đồng nghĩa với không thành lập được mô hình tự hồi quy, tức dãy số liệu đầu vào không tương quan với nhau, cần xem xét lại.

2.2.4. Dự báo theo mô hình tự hồi quy

Giả thiết phương trình mô hình tự hồi quy bậc p là

$$x_t = \hat{b}_1x_{t-1} + \hat{b}_2x_{t-2} + \dots + \hat{b}_px_{t-p} \quad (19)$$

Khi đã xác định được hệ số hồi quy $b_i (i = 1, 2, \dots, p)$, có thể dựa vào phương trình tiến hành dự báo. Giá trị dự báo bước 1 là:

$$x_t(1) = \hat{b}_1x_{t-1} + \hat{b}_2x_{t-2} + \dots + \hat{b}_px_{t-p+1} \quad (20)$$

Giá trị dự báo bước 2 là:

$$x_t(2) = \hat{b}_1x_t(1) + \hat{b}_2x_t + \dots + \hat{b}_px_{t-p+2} \quad (21)$$

Tương tự, dự báo bước l là:

$$x_t(l) = \hat{b}_1 x_t(l-1) + \hat{b}_2 x_t(l-2) + \dots + \hat{b}_p x_{t-p+l} \quad (22)$$

Chúng ta dễ thấy rằng, l càng lớn độ chính xác dự báo càng thấp. Do vậy, giá trị l càng nhỏ càng tốt.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Giới thiệu thực nghiệm

Dựa vào lý thuyết nghiên cứu về dự báo độ lún theo phương pháp lọc Kalman, phương pháp tự hồi quy như đã nêu ở trên, chúng tôi tiến hành xây dựng mô hình và dự báo độ lún cho điểm quan trắc M8 trong lưới quan trắc lún của Viện sốt rét-Ký sinh trùng - Côn trùng Trung Ương tại Số 34 Trung Văn, phường Trung Văn, quận Nam Từ Liêm, Hà Nội. 17 chu kỳ đo lún được đo với khoảng thời gian giữa các chu kỳ xấp xỉ 30 ngày. Độ lún tích lũy của các điểm quan trắc qua các chu kỳ được ghi trong bảng 1. Để lập mô hình và dự báo biến dạng cho điểm M8, đồng thời đánh giá độ chính xác của mô hình và giá trị dự báo sau khi thành lập, theo chúng tôi sử dụng 15 giá trị đo lún để xây dựng mô hình, dự báo cho 2 chu kỳ (10% mẫu [11], và so sánh với giá trị đo thực tế, từ đó có một số thảo luận.

Bảng 1: Độ lún tích lũy mốc M8 và M18 qua 18 chu kỳ (mm)

Chu kỳ	Mốc M8	Chu kỳ	Mốc M8	Ghi chú
1	-0,91	10	-8,18	
2	-0,26	11	-8,79	
3	-0,39	12	-9,55	
4	-2,02	13	-9,58	
5	-3,76	14	-10,08	
6	-4,88	15	-9,40	
7	-5,46	16	-9,25	
8	-7,13	17	-8,79	
9	-8,15	18		

3.2. Lập mô hình chuyển dịch và dự báo

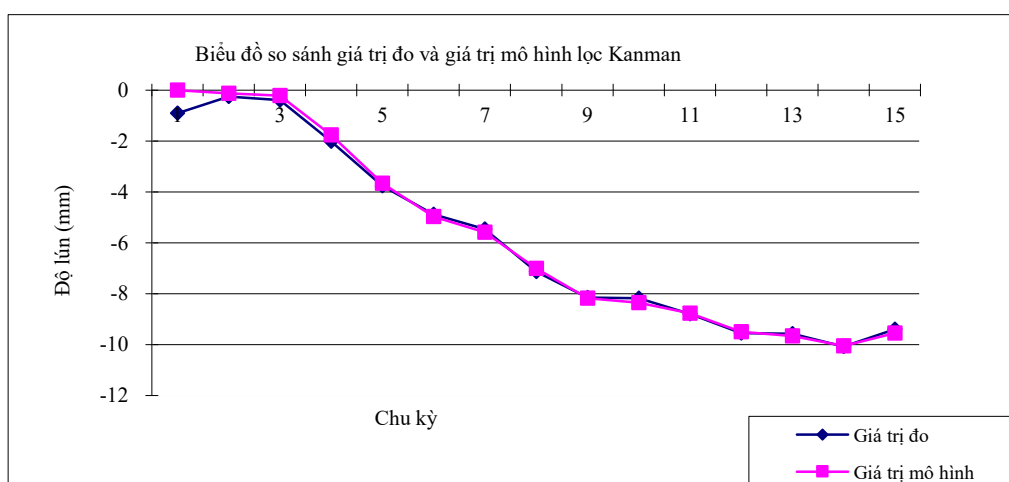
3.2.1. Mô hình lọc Kalman

Theo lý thuyết của mô hình lọc Kalman, chúng tôi thành lập được mô hình và tính toán giá trị dự báo trình bày trong bảng 2.

Bảng 2: Giá trị mô hình và dự báo theo phương pháp lọc Kalman (mm)

STT	Trị đo	Mô hình	Chênh lệch	Ghi chú
1	-0,91	0,00	0,00	Mô hình
2	-0,26	-0,13	-0,13	Mô hình
3	-0,39	-0,22	-0,17	Mô hình
4	-2,02	-1,77	-0,25	Mô hình
5	-3,76	-3,67	-0,09	Mô hình
6	-4,88	-4,97	0,09	Mô hình
7	-5,46	-5,59	0,13	Mô hình
8	-7,13	-7,01	-0,12	Mô hình
9	-8,15	-8,18	0,03	Mô hình
10	-8,18	-8,35	0,17	Mô hình
11	-8,79	-8,77	-0,02	Mô hình
12	-9,55	-9,49	-0,06	Mô hình
13	-9,58	-9,67	0,09	Mô hình
14	-10,08	-10,05	-0,03	Mô hình
15	-9,40	-9,55	0,15	Mô hình
16	-9,25	-9,14	-0,11	Dự báo
17	-8,79	-8,73	-0,06	Dự báo

Sai số trung phương của mô hình trung bình, với 15 trị đo là: 0,11 mm. Mô phỏng bằng biểu đồ mô hình Kalman như hình 1.



Hình 1: Mô hình chuyển dịch và dự báo theo phương pháp lọc Kalman

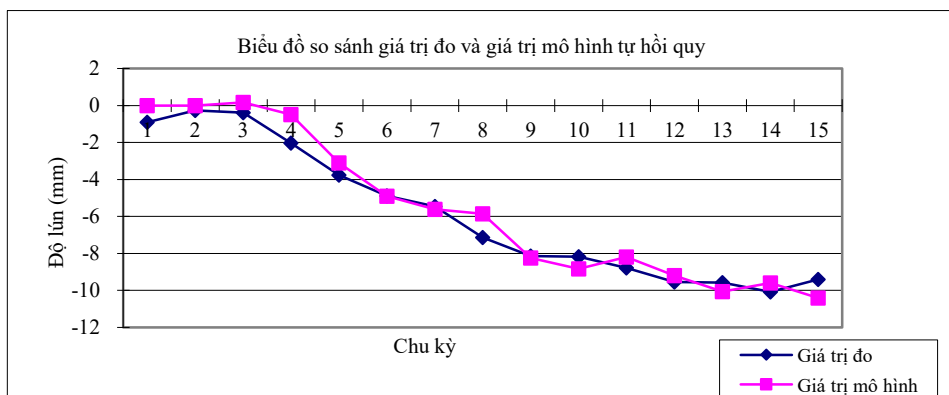
3.2.2. Mô hình tự hồi quy

Tương tự như vậy, chúng ta tính được giá trị mô hình và giá trị dự báo theo phương pháp tự hồi quy. Với dãy số liệu như trên, khi thành lập mô hình chúng ta chỉ thành lập được mô hình tự hồi quy bậc 2 (do các hàm khác không đạt theo kiểm nghiệm thống kê [9]). Kết quả được đưa ra trong bảng 3 và hình 2.

Bảng 3: Giá trị mô hình và dự báo theo phương pháp tự hồi quy (mm)

STT	Trị đo	Mô hình	Chênh lệch	Ghi chú
1	-0,91	0,00	0,00	Mô hình
2	-0,26	0,00	0,00	Mô hình
3	-0,39	0,17	0,56	Mô hình
4	-2,02	-0,48	1,54	Mô hình
5	-3,76	-3,10	0,66	Mô hình
6	-4,88	-4,91	-0,03	Mô hình
7	-5,46	-5,62	-0,16	Mô hình
8	-7,13	-5,85	1,28	Mô hình
9	-8,15	-8,24	-0,09	Mô hình
10	-8,18	-8,83	-0,65	Mô hình
11	-8,79	-8,20	0,59	Mô hình
12	-9,55	-9,20	0,35	Mô hình
13	-9,58	-10,06	-0,48	Mô hình
14	-10,08	-9,60	0,48	Mô hình
15	-9,40	-10,41	-1,01	Mô hình
16	-9,25	-8,95	-0,30	Dự báo
17	-8,79	-8,66	-0,13	Dự báo

Sai số mô hình trung bình của 13 trị đo (hai trị đo đầu tiên lấy làm mô hình) là: 0,64 mm. Biểu đồ mô hình tự hồi quy là:



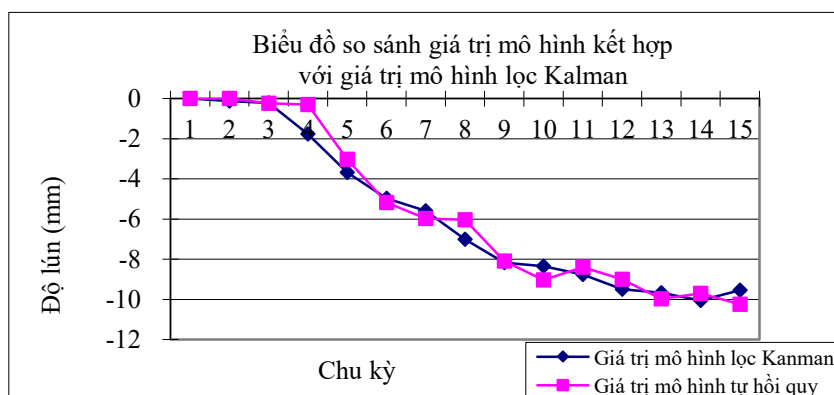
Hình 2: Mô hình chuyển dịch và dự báo theo phương pháp tự hồi quy

3.2.3. Mô hình Kalman kết hợp tự hồi quy

Với mô hình này, chúng tôi lấy giá trị từ mô hình lọc Kalman, sau đó sử dụng lý thuyết tự hồi quy thành lập mô hình chuyển dịch và dự báo. Kết quả trình bày trong bảng 4 và hình 3.

Bảng 4: Giá trị mô hình và dự báo theo phương pháp kết hợp lọc Kalman và tự hồi quy (mm)

STT	Trị đo	Mô hình lọc Kalman	Mô hình kết hợp	Chênh lệch mô hình kết hợp và lọc Kalman	Chênh lệch mô hình kết hợp và trị đo	Ghi chú
1	-0,91	0,00	0,00	0,00	-0,91	Mô hình
2	-0,26	-0,13	0,00	-0,13	-0,26	Mô hình
3	-0,39	-0,22	-0,23	-0,01	0,16	Mô hình
4	-2,02	-1,77	-0,29	1,48	1,73	Mô hình
5	-3,76	-3,67	-3,02	0,65	0,74	Mô hình
6	-4,88	-4,97	-5,18	-0,21	-0,30	Mô hình
7	-5,46	-5,59	-5,98	-0,39	-0,52	Mô hình
8	-7,13	-7,01	-6,03	0,98	1,10	Mô hình
9	-8,15	-8,18	-8,09	0,09	0,06	Mô hình
10	-8,18	-8,35	-9,04	-0,69	-0,86	Mô hình
11	-8,79	-8,77	-8,39	0,38	0,40	Mô hình
12	-9,55	-9,49	-9,01	0,48	0,54	Mô hình
13	-9,58	-9,67	-9,97	-0,30	-0,39	Mô hình
14	-10,08	-10,05	-9,71	0,34	0,37	Mô hình
15	-9,40	-9,55	-10,25	-0,70	-0,85	Mô hình
16	-9,25	-9,14	-9,03	-0,11	0,22	Dự báo
17	-8,79	-8,73	-8,50	-0,23	0,29	Dự báo



Hình 3: Mô hình chuyển dịch và dự báo theo phương pháp kết hợp

Sai số mô hình trung bình của phương pháp kết hợp này so với mô hình lọc Kalman là 0,54 mm nhưng so với trị đo thì cũng như mô hình tự hồi quy (0,54 mm).

3.3. Thảo luận

Từ kết quả tính toán thực nghiệm ở trên có thể thấy rằng:

- Mô hình chuyển dịch lọc Kalman có sai lệch ít nhất so với kết quả đo thực tế, với sai số trung bình của mô hình là 0,11 mm), sai số lớn nhất là mô hình tự hồi quy với sai số trung bình của mô hình là 0,64 mm. Kết quả dự báo của hàm tự hồi quy không chính xác bằng lọc Kalman.

- Mô hình kết hợp lọc Kalman và tự hồi quy có kết quả tốt hơn mô hình tự hồi quy riêng lẻ nhưng hiệu quả tương đối hạn chế. Có thể thấy, dù dựa trên số liệu tương đối “mượt” của lọc Kalman, nhưng mức độ mô phỏng của hàm tự hồi quy (cụ thể là hàm hồi quy bậc 2) chưa tốt, mặc dù đã mô phỏng được xu hướng chuyển dịch của điểm đo theo từng chu kỳ đo lún. Sai số của mô hình này so với trị đo thực cũng xấp xỉ mô hình tự hồi quy.

- Giá trị dự báo của mô hình lọc Kalman rất sát với thực tế, nên sử dụng phương pháp này trong thành lập mô hình và tính toán dự báo biến dạng.

4. KẾT LUẬN

Hiện nay, có nhiều phương pháp thành lập mô hình chuyển dịch và dự báo biến dạng, người làm kỹ thuật nên căn cứ và xu hướng chuyển dịch của mẫu đo để lựa chọn mô hình cho phù hợp, kết quả dự báo mới sát với thực tế.

Kết quả thực nghiệm cho thấy, sự kết hợp mô hình lọc Kalman và mô hình tự hồi quy này chưa mang lại hiệu quả như mong muốn. Vì thế, cần có thực nghiệm nhiều hơn với các dãy số liệu đo khác nhau của các công trình khác nhau mới cho kết luận chính xác. Kết quả thực nghiệm thể hiện rõ, thành lập mô hình và dự báo chuyển dịch biến dạng theo phương pháp lọc Kalman vẫn là phương pháp cho kết quả tốt và đáng tin cậy.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Phạm Quốc Khánh, Nguyễn Văn Mạnh, 2019. Ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo dự báo độ lún công trình thủy điện. *Tạp chí KHKT Mỏ - Địa chất*, số 60, kỳ 4, 59-67. ISSN 1859-1469.

[2]. Phạm Quốc Khánh, 2011. Ứng dụng lý thuyết hệ thống xám phân tích và dự báo độ lún công trình. *Tạp chí KHKT Mỏ - Địa chất*, số 35, 72-76. ISSN 1859-1469.

[3]. Phạm Quốc Khánh, 2011. Nghiên cứu ứng dụng phương pháp phân tích hồi quy tuyến tính trong dự báo biến dạng công trình. *Tạp chí Khoa học Kỹ thuật Mỏ - Địa chất*, số 36, 99-103. ISSN 1859-1469.

[4]. Quoc Khanh Pham, Trung Dung Pham, 2016, Applied Kalman filter for prediction of horizontal movement of construction, *International symposium on geospatial and mobile mapping technologies and summer school for mobile mapping technology*, 60-64. GMMT 2016. ISBN: 978-604-93-8868-2.

[5]. QIN Yongkuan, HUANG Shengxiang, ZHAO Qing, 2009. A prediction research of deformation with chaos theory and artificial neural network. *Journal of Geomatics*, 40-42, Wuhan, China.

[6]. Fumin Lu, Huai'en Zeng, 2020. Application of Kalman Filter Model in the Landslide Deformation Forecast. *Scientific Reports*. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-57881-3>.

[7]. Phạm Thị Hoàng Nhung, 2007. *Ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo trong dự báo lưu lượng nước thủy điện Hòa Bình*. Luận văn thạc sĩ, P 57-70. Trường Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội.

[8]. Kong, X. L. et al. Prediction and analysis of landslide deformation based on BP neural network and time series. *Modern Mining* 12, 80-82 (2011).

[9]. Huang Shengxiang, Yin Hui, Jiang Zheng, 2013. *Xử lý số liệu quan trắc biến dạng*. Nhà xuất bản Đại học Vũ Hán, tiếng Trung Quốc.

[10]. ZHENG Xiao, JIN Qing, 2010. Application of the regression model with time series in monitoring dam deformation. *Journal of Hubei Normal University (Natural Science)*, Vol.30, No.1, 83-88, China.

[11]. Wang Xinzhou, Deng Xingsheng, 2005. Fuzzy Neural Network Modeling for Dam Deformation Prediction. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*. Vol. 30 No. 7, 588-591.

Summary

Combination of Kalman filter and regression method in Modeling and forecasting structural deformation

Pham Quoc Khanh, Nguyen Ha

Hanoi University of Mining and Geology

Nguyen Cong Son

The Viet Nam Institute of Surveying and Mapping

Building displacement models and predicting structural deformation is the last step in processing deformation monitoring data. Kalman filter method, regression method is quite widely applied to implement this mission, however, studies only mentioned each method, either Kalman filter or regression method. The article is based on the actual

displacement monitoring data to build a displacement model and forecasting independently according to the Kalman filter method, the regression method and the combined method of Kalman filter with regression. From the results of the experiment, accuracy of the model and prediction accuracy were evaluated in case of using separate methods and combination methods. From the initial experimental results, it shows that the Kalman filter model and the predictive results of this method are better than the autoregression model and the combined model (Average model error is 0.11 mm compared to 0.64 mm). The combination of Kalman filtering and autoregression was not shown to be more effective than the autoregression model.

Keywords: *Kalman filter, Autoregression, Displacement model, Deformation prediction.*