

double equal-value measurements depending on the laws of distribution of differences and their number in the sample is devoted to this work. In the article, according to the results of mathematical modeling, it was established that the criteria considered for identifying residual systematic errors in the differences of double equal measurements may have different sensitivity to the average value of differences depending on the number of differences in the sample and the law of their distribution.

Based on the results of the analysis performed, the most stable and optimal of the considered criteria is the inequality regulating the absolute value of the average value of the differences in double measurements, which does not exceed one-fifth of the mean square error of these differences. It is established that this criterion is resistant to the number of differences in double measurements in the sample, the law of their distribution, and requires the least amount of calculations as compared with the considered criteria.

Keywords: *theory of measurement errors; mean square error; systematic error; double equal measurements; math modeling.*

Надійшла до редакції

15.04.2019

УДК 528.48

<https://doi.org/10.32347/0130-6014.2019.66.74-84>

Ю.В. Медведський, канд. техн. наук, ас. кафедри інженерної геодезії
Київський національний університет будівництва і архітектури

ВИКОРИСТАННЯ АВТОРЕГРЕСІЇ В ЗАДАЧІ СПОСТЕРЕЖЕННЯ ЗА ОСІДАННЯМИ СПОРУД

У роботі розглянуто підхід до вирішення задачі прогнозування значень осідань споруд на підставі малої вибірки спостережень. Виконано аналіз існуючих математичних алгоритмів прогнозування рядів вимірювань на основі застосування авторегресійних функцій типу ARIMA. Проведено порівняння результатів роботи алгоритмів прогнозування значень відміток контрольних точок в безкоштовному та платному програмному забезпеченні, за яким визначено малу відмінність між ними. Виконано аналіз впливу рангу моделі ARIMA на точність прогнозування ряду вимірів, що дозволив зробити висновки про відсутність суттєвого підвищення якості прогнозованої моделі з підвищенням її рангу більше двох. Проведено аналіз можливості використання алгоритму ARIMA при наявності динамічного процесу осідання споруди, що підтвердив можливість прогнозування на один і два кроки вперед. Встановлено, що запропонована модель прогнозування значень осідань на підставі авторегресійної функції з ковзаючим середнім має високий рівень прогнозування за малою вибіркою даних та дозволяє проводити математично обґрунтовані роботи з планування циклів спостережень за процесом осідання споруд.

© Ю.В. Медведський, 2019

Ключові слова: авторегресійна функція, ARIMA, осідання споруд, геодезичний моніторинг, методи прогнозування.

Вступ. На сучасному етапі розвитку та урбанізації міст висотні споруди і складні комплекси споруд проектують серед вже наявної інфраструктури міста. Така практика сприяє високій ймовірності виникнення небезпечних наслідків під час їх експлуатації, які викликані процесами осідання цих споруд. Тому актуальним є не тільки спостереження за осіданнями фундаментів і кренів споруд, але і їх прогноз в короткостроковий і довгостроковий періоди. Досить гостро постає проблема, коли мова йде про великі об'єкти чи комплекси, виконання робіт по спостереженню за осіданням яких є трудомісткою роботою. У випадку відсутності систем моніторингу на об'єкті необхідно визначати періодичність виконання циклів спостережень, яка б задовільнила з одного боку потреби в надійному спостереженні за величинами осадок та динамікою процесу з метою попередження руйнації споруди чи її частин, а з іншого боку влаштувала замовника з точки зору вартості виконання спостережень. Прогнозування величин осідання споруди за малою вибіркою даних, дозволить об'єктивно визначити необхідну частоту проведення спостережень, забезпечивши якість виконання геодезичних робіт.

Аналіз досліджень та публікацій. У статті Барана П.І. [1] розглянуто можливість удосконалення методу апроксимації експоненціальною функцією, яка використовується в роботах Н.Г. Відуєва і В.С. Староверова [2]. У науковій роботі [3] запропоновано виконувати моделювання процесу осідання дрібно-раціональної функцією. Прогнозуванням за методом граничних елементів осідання займався А.С. Моргун [4]. Методами обробки геодезичних вимірювань та прогнозування осідань споруд за результатами геодезичних спостережень займаються також зарубіжні вчені Ю.П. Гуляев [5-7] і В.С. Хорошилов [8]. У роботі [8] детально описується поетапне виконання процедури математичного моделювання процесів деформації споруди за результатами геодезичних даних, отриманих в період будівництва та експлуатації висотного будинку МГУ. У монографії [9] наводиться обґрунтування вибору того чи іншого періоду спостережень, оцінка нормальності розподілу процесу осідання споруди і алгоритм побудови прогнозної кінематичної моделі.

Постановка завдання. Метою роботи є перевірка можливості використання простих в реалізації моделей в задачі прогнозування значень осідання за малою вибіркою даних, що дасть змогу виконувати обґрунтоване планування циклів спостережень.

Викладення основного матеріалу. Протягом довгого часу для прогнозування осідань використовують регресійні алгоритми. Коротко суть алгоритмів такого класу можна описати так.

Існує прогнозована змінна Y (залежна змінна) і відібраний заздалегідь комплект змінних від яких вона залежить - X_1, X_2, \dots, X_N (незалежні змінні).

Модель множинної регресії в загальному випадку описується виразом:

$$Y = F(X_1, X_2, \dots, X_n) + \varepsilon. \quad (1)$$

У більш простому варіанті лінійної регресійної моделі залежність залежної змінної від незалежних має вигляд:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_N X_N + \varepsilon, \quad (2)$$

де $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N$ – підбрані коефіцієнти регресії, ε – компонента помилки. Передбачається, що всі помилки незалежні і нормально розподілені.

Для побудови регресійних моделей необхідно мати базу даних спостережень. Наближений вигляд бази даних представлено у вигляді табл. 1.

Таблиця 1

Вигляд бази даних для регресивного аналізу

№	змінні				
	незалежні				залежна
	x_1	x_2	...	x_N	Y_N
1	x_{11}	x_{12}	...	x_{1N}	Y_1
2	x_{21}	x_{22}	...	x_{2N}	Y_2
...
m	x_{m1}	x_{m2}	...	x_{mN}	Y_m

За допомогою таблиці значень минулих спостережень можна підібрати (наприклад, методом найменших квадратів) коефіцієнти регресії і налаштувати модель.

Під час роботи з регресією потрібно бути обережним і обов'язково перевірити на адекватність знайдені моделі. Такий підхід дає змогу впевнитися в достовірності прогнозованого ряду за відсутності контрольного набору.

Методи Боксу-Дженкінса (ARIMA). В середині 90-х років минулого століття був розроблений принципово новий і досить потужний клас алгоритмів для прогнозування часових рядів. Велику частину роботи по дослідженню методології та перевірці моделей була проведена двома статистиками, Г.Е.П. Боксом (G.E.P. Box) і Г.М. Дженкінсом (G.M. Jenkins). З тих пір побудова подібних моделей і отримання на їх основі прогнозів іноді називають методами Боксу-Дженкінса. Це сімейство містить в собі кілька алгоритмів, найвідомішим і використовуваним з них є алгоритм ARIMA. Він вбудований практично в будь-який спеціалізований пакет для прогнозування. У методології ARIMA не передбачено будь-якої чіткої моделі для прогнозування даної тимчасової серії, задається лише загальний клас моделей, що описують часовий ряд і дають змогу певним чином виражати поточне значення змінної через її попередні значення. Потім алгоритм, підлаштовуючи внутрішні параметри, сам обирає найбільш доцільну модель прогнозування. Авторегресійна модель AR порядку p має вигляд:

$$Y_t = \varphi_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (3)$$

де Y_t - залежна змінна в момент часу t; $\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ - оцінювані параметри; $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ - випадкова величина, що підпорядковується нормальному закону розподілу, з нульовим математичним очікуванням і постійною дисперсією; σ – показник дисперсії.

Завдання полягає в тому, щоб визначити $\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$. Їх можна оцінити різними способами. Правильніше за все шукати їх через систему рівнянь Юла-Уолкера, для складання цієї системи потрібно виконати розрахунок значень

автокореляційної функції. Можна вчинити більш простим способом - порахувати їх методом найменших квадратів.

Модель з ковзаючим середнім МА порядку q має вигляд:

$$Y_t = \mu + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t, \quad (4)$$

де $\theta_1, \theta_2 \dots \theta_q$ - оцінювані параметри; μ – постійне середнє.

Комбінації цих моделей та кількість компонентів (лаг) цих систем формують групу ARIMA:

$$Y_t = \varphi_0 + \mu + \varphi_1 Y_{t-1} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t. \quad (5)$$

ARIMA (p,d,q), де p – кількість компонентів рівняння авторегресії, q – кількість компонентів рівняння ковзаючого середнього, d – критерій диференціації, що вказує на кількість циклів, сезонів та ін.

ARIMA (1,0,0) - AR модель, ARIMA (0,0,1) - MA модель, ARIMA (1,0,1) - ARMA модель.

У роботі використано інструмент регресійного аналізу, реалізований на платформі Excel у вигляді безкоштовного модулю та платного додатку NumXL. Для реалізації алгоритму ARMA в безкоштовному модулі залежною змінною при побудові авторегресії першого порядку буде сам ряд відміток, а незалежною - він же, але зміщений на одне значення вниз. Таким чином, друге значення ряду буде визначатися регресією на перше значення, третє - регресією на друге і т. д.

Вихідними даними для створення прогностної моделі слугують результати спостереження за осіданнями контрольних марок методами високоточного геометричного нівелювання (A1 і A2) та змодельовані значення динамічного процесу осідання по контрольній марці A3 (табл.2).

Таблиця 2

Вихідні значення відміток контрольних марок

№ циклу	Відмітка, м			№ циклу	Відмітка, м		
	A1	A2	A3		A1	A2	A3
1	98,382	98,1788	98,382	11	98,361	98,1549	98,361
2	98,382	98,1774	98,382	12	98,360	98,1548	98,360
3	98,378	98,1736	98,378	13	98,359	98,1541	98,359
4	98,379	98,1727	98,379	14	98,357	98,1507	98,357
5	98,377	98,1692	98,377	15	98,356	98,1501	98,350
6	98,376	98,1679	98,376	16	98,356	98,1497	98,341
7	98,373	98,1657	98,373	17	98,355	98,1483	98,335
8	98,367	98,1585	98,367	18	98,353	98,1466	98,329
9	98,366	98,1575	98,366	19	98,349	98,1411	98,311
10	98,365	98,1565	98,365	20	98,348	98,139	98,308
11	98,361	98,1549	98,361	21	98,348	98,1381	98,305

Спочатку за значеннями відміток марки A1 за період з 1 по 16-й цикли виконано моделювання декількох різних рангів моделі ARIMA, на циклах з 17 по 21-й проведено порівняння прогностних значень відміток з фактичними. Результати моделювання в безкоштовному модулі наведено в табл. 3 та зображено на рис.1.

Таблиця 3

Відхилення змодельованих відміток марки А1 в Exel

№ ц.	факт	ARIMA(1,1,1)		ARIMA(2,1,1)		ARIMA(6,1,6)	
	H, м	H', м	δH1, мм	H', м	δH1, мм	H', м	δH1, мм
17	98,3545	98,3533	-1,2	98,3534	-1,1	98,353	-1,1
18	98,3526	98,3519	-0,7	98,3522	-0,4	98,353	0,8
19	98,3485	98,3506	2,1	98,3510	2,5	98,353	4,5
20	98,3484	98,3493	0,9	98,3499	1,5	98,351	2,9
21	98,3478	98,3481	0,3	98,3489	1,1	98,352	3,8
		скп, мм	1,2	скп, мм	1,5	скп, мм	3,0

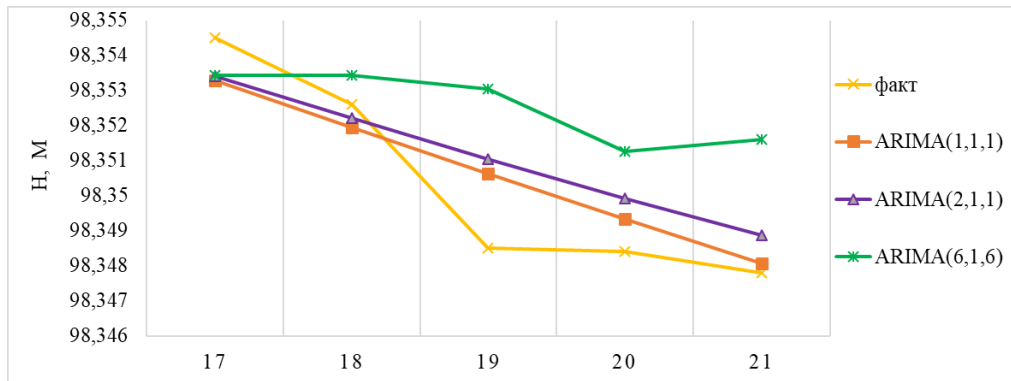


Рис.1. Прогнозовані значення відміток марки А1 в Exel

Результати моделювання в платного додатку NumXL наведено в табл. 4 та зображено на рис.2.

Таблиця 4

Відхилення змодельованих відміток марки А1 в NumXL

№ ц.	Факт	ARIMA(1,1,1)		ARIMA(1,1,2)		ARIMA(2,1,1)		ARIMA(6,1,6)	
	H, м	H', м	δH1, мм	H', м	δH1, мм	H', м	δH1, мм	H', м	δH1, мм
17	98,355	98,355	0,1	98,354	-0,6	98,354	-0,5	98,354	-0,6
18	98,353	98,353	0,7	98,352	-0,4	98,353	-0,1	98,352	-0,2
19	98,349	98,352	3,4	98,350	2,0	98,351	2,4	98,351	2,6
20	98,348	98,350	1,9	98,349	0,4	98,349	0,9	98,349	1,1
21	98,348	98,349	0,9	98,347	-0,8	98,348	-0,1	98,348	0,3
		скп, мм	1,8	скп, мм	1,0	скп, мм	1,2	скп, мм	1,3

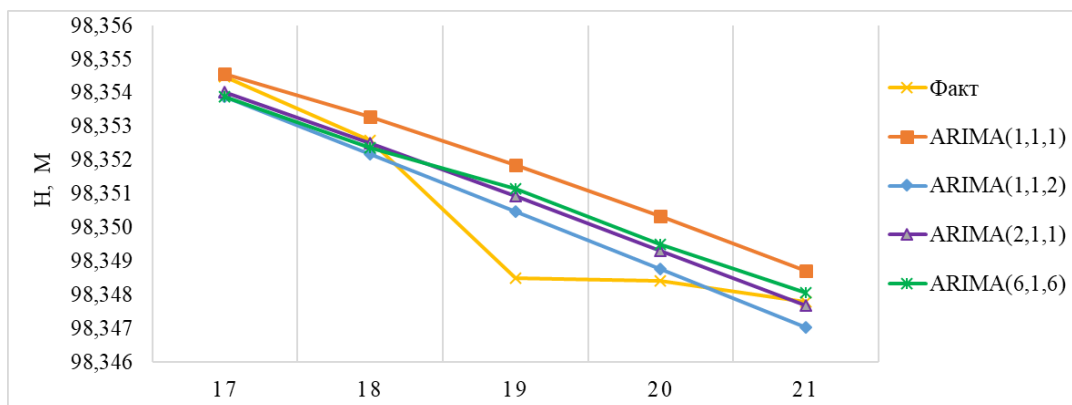


Рис.2. Прогнозовані значення відміток марки А1 в NumXL

За результатами аналізу різниць прогнозних та фактичних значень відміток точок можна дійти висновку про високу точність прогнозу на два кроки вперед, як для платного, так і для безкоштовного рішення. Загалом різниця між їх результатами виглядає не суттєвою. Також можна відмітити високу точність прогнозування на два кроки вперед для всіх рангів моделей, але зважаючи на збільшення похибок під час підвищення рангу, пропонується не використовувати моделі з рангом більше двох.

Розглянемо результати прогнозування для другої марки А2, які наведено в табл. 5 й зображено на рис.3.

Таблиця 5

Відхилення змодельованих відміток марки А2 в NumXL

№ циклу	Факт	ARIMA(1,1,1)		ARIMA(2,1,1)		ARIMA(6,1,6)	
	Н, м	Н', м	δН1, мм	Н', м	δН1, мм	Н', м	δН1, мм
17	98,148	98,149	0,4	98,148	-0,7	98,147	-0,9
18	98,147	98,147	0,8	98,146	-1,0	98,147	0,0
19	98,141	98,146	4,8	98,144	2,6	98,145	3,5
20	98,139	98,144	5,2	98,142	2,7	98,142	3,2
21	98,138	98,142	4,3	98,140	1,7	98,142	3,5
		скп, мм	3,7	скп, мм	1,9	скп, мм	2,7

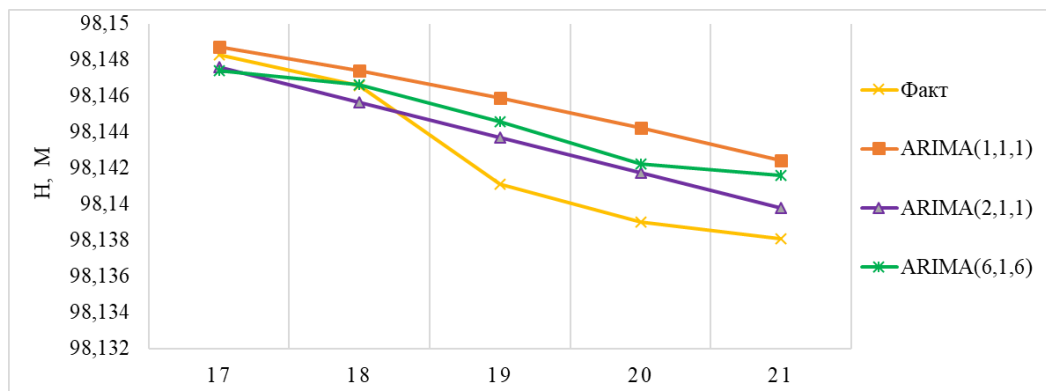


Рис.3. Прогнозовані значення відміток марки А2 в NumXL

За результатами моделювання видно перевагу моделі ARIMA (2,1,1).

Розглянемо варіант змодельованих даних відміток контрольної марки А3 (табл. 6), в якому з 15-го циклу спостережень відбувається динамічний процес осідання (рис. 4).

Таблиця 6

Відхилення змодельованих відміток марки А3 в NumXL

№ циклу	Факт	ARIMA(1,1,1)		ARIMA(2,1,1)		ARIMA(6,1,6)	
	Н, м	Н', м	δН1, мм	Н', м	δН1, мм	Н', м	δН1, мм
17	98,335	98,332	-2,7	98,337	2,4	98,340	4,6
18	98,329	98,324	-5,4	98,335	5,8	98,339	9,9
19	98,311	98,315	3,9	98,332	21,1	98,337	26,0
20	98,308	98,306	-1,7	98,329	21,4	98,332	23,7
21	98,305	98,298	-7,4	98,327	21,7	98,325	20,1
		скп, мм	4,7	скп, мм	16,8	скп, мм	18,8

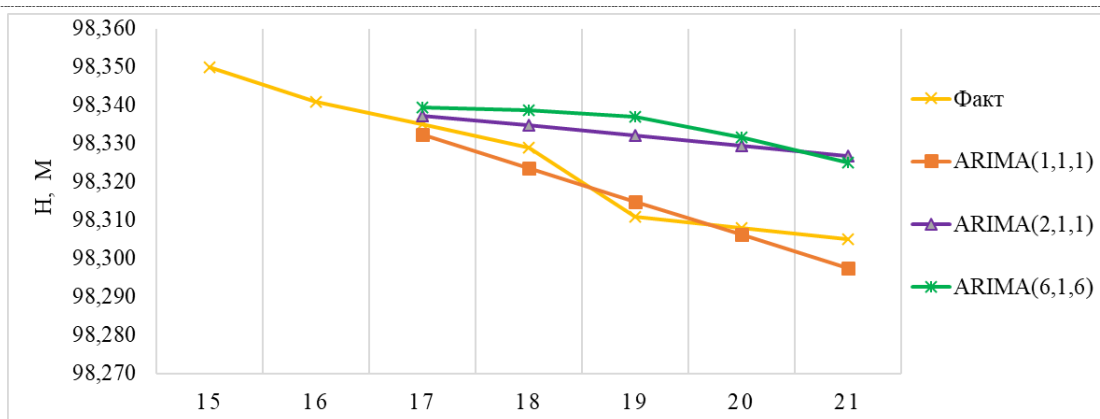


Рис.4. Прогнозовані значення відміток марки А3 в NumXL

Незважаючи на досить динамічний процес осідання контрольної марки А3, за допомогою застосування алгоритму прогнозування ARIMA (1,1,1) дає досить високу точність на першому, і непогану на другому кроці.

Отримавши певний набір моделей для рядів вимірів перейдемо до аналізу їх надійності, який дасть змогу обрати оптимальну модель для кожного набору даних. Існує велика кількість критеріїв та методів перевірки, але найчастіше використовують індекс детермінації та критерій Фішера.

Індекс детермінації - статистичний показник, що використовується в статистичних моделях як міра залежності варіації залежної змінної від варіації незалежних змінних.

Він характеризує наскільки отримані спостереження підтверджують модель, та розраховується за наступною формулою:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2}, \quad (6)$$

де n - число спостережень; y_i - значення прогнозованої змінної; \bar{y} - середнє значення пояснюється змінної; y_t - модельні значення, побудовані по оціненим параметрам.

R^2 приймає значення від 0 до 1 і показує частку поясненої дисперсії. Чим ближче R^2 до 1, тим краще модель, тим менше частка непоясненої дисперсії.

Для більш адекватної оцінки моделі використовується скоригований індекс детермінації ($Adj R^2$). Як видно з назви, цей показник є скоригованою версією R^2 , в якій враховані «штрафи» за збільшення рангу моделі:

$$Adj R^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n-1}{n-m}, \quad (7)$$

де n – кількість елементів вибірки для прогнозу; m – кількість зв'язаних елементів вибірки, або кількість елементів рівняння регресії.

Для перевірки значимості рівняння регресії обчислюють значення критерію Фішера та порівнюють з табличним при заданій величині ймовірності (зазвичай 0,95). Якщо розрахований критерій Фішера вище, ніж табличний, то пояснена дисперсія істотно більше, ніж не пояснена, і модель є значущою.

$$F = \frac{R^2}{1-R^2} \frac{f_2}{f_1}, \quad (8)$$

де R^2 – індекс детермінації; $f_1 = m$ – кількість ступенів свободи поясненої дисперсії; $f_2 = (n - m - 1)$ – кількість ступенів свободи непоясненої дисперсії.

Результати визначення показників якості побудованих моделей прогнозування відміток контрольних марок зведено до порівняльної табл.7.

Таблиця 7

Аналіз якості створених прогнозних моделей

Тип моделі	Параметри	Варіанти моделювання			
		Exel A1	NumXLA1	NumXL A2	NumXL A3
ARIMA(1,1,1)	R^2	0,991	0,981	0,918	0,870
	Adj R^2	0,991	0,981	0,918	0,870
	$F_{\text{мод}}$	401,2	177,0	39,0	23,5
	$F_{\text{табл}}$	4,7	4,7	4,7	4,7
ARIMA(2,1,1)	R^2	0,987	0,992	0,957	-0,672
	Adj R^2	0,986	0,991	0,953	-0,801
	$F_{\text{мод}}$	173,5	280,0	51,6	-0,9
	$F_{\text{табл}}$	4,0	4,0	4,0	4,0
ARIMA(6,1,6)	R^2	0,947	0,990	0,957	-1,079
	Adj R^2	0,917	0,984	0,933	-2,235
	$F_{\text{мод}}$	59,1	321,5	73,7	-1,7
	$F_{\text{табл}}$	8,9	8,9	8,9	8,9

Розраховані значення показників якості створених прогнозних моделей добре корелюють із значеннями різниць прогнозованих та фактичних відміток контрольних точок по відповідним рангам моделі. Отже можна стверджувати про можливість використання індексу детермінації та критерію Фішера як показників якості під час вибору з різних варіантів моделей та взагалі можливості застосування моделі до ряду вимірів.

Висновки. За результатами порівняння результатів роботи алгоритмів прогнозування значень відміток контрольних точок в безкоштовному та платному програмному забезпеченні встановлено незначну відмінність між ними. На основі аналізу впливу рангу моделі ARIMA на точність прогнозування ряду вимірів отримано висновки про відсутність суттєвого підвищення якості прогнозної моделі з підвищенням її рангу більше двох. Керуючись результатами проведеного аналізу можливості використання алгоритму ARIMA, за наявності динамічного процесу осідання споруди, підтверджено можливість точного прогнозування на один крок вперед. Розглянуті в роботі індекс детермінації та критерій Фішера доцільно використовувати як показники якості під час вибору оптимальної моделі для ряду вимірів та загальної оцінки її можливості використання.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Баран П.І. Ефективні методи апроксимації та прогнозування осідань інженерних споруд / П.І. Баран // ISTCGCAP. – 2018. – № 87. – С. 5-15. <https://doi.org/10.23939/istcgcap2018.01.005>
2. Видуев Н.Г. Расчет необходимой точности наблюдений за осадками инженерных сооружений / Н.Г. Видуев, В.С. Староверов // Инженерная геодезия. – 1972. – № 12. – С. 3–12.

3. Зиборов В.В. О моделировании осадочного процесса дробно-рациональной функцией / В.В. Зиборов // Інженерна геодезія. – 2004. – №50. – С. 72-75.
4. Моргун А.С. Прогнозування за методом граничних елементів осідання 17-поверхової споруди / А.С. Моргун, О.В. Крайсвітня // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2014. – № 5. – С. 53-56. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/vvpi_2014_5_9.
5. Гуляев Ю.П. О прогнозировании деформации сооружений по геологическим данным / Ю.П. Гуляев // Геодезия и картография. – 1983. – № 12. – С. 17–21.
6. Гуляев Ю.П. Рекомендации по прогнозированию деформаций сооружений гидроузлов на основе результатов геодезических наблюдений / под науч. ред. Ю. П. Гуляева. – Л.: ВНИИГ, 1991. – 60 с.
7. Гуляев Ю.П. О точности математического описания процесса деформации основания фундамента / Ю.П. Гуляев // Геодезия и картография. – 1975. – № 10. – С. 27–33.
8. Гуляев Ю.П. Математическое моделирование. Анализ и прогнозирование деформаций сооружений по геодезическим данным на основе кинематической модели: учеб. пособие. / Ю.П. Гуляев, В.С. Хорошилов. – Новосибирск: СГГА, 2012. – 93 с.
9. Прогнозирование деформации сооружений на основе результатов геодезических наблюдений: монография. / Ю.П. Гуляев – Новосибирск: СГГА, 2008. – 256 с.
10. Cranenbroeck van J. State of the art in structural geodetic monitoring solutions for hydro power plant / J. van Cranenbroeck // FIG Working Week 2011, Bridging the Gap between Cultures, Marrakech, Morocco, 18-22 May. — 2011. — No. FIG Working Week 2011— P. 18–22.
11. Жуков Б.Н. Руководство по геодезическому контролю сооружений и оборудования промышленных предприятий при их эксплуатации / Б.Н. Жуков. – Новосибирск: СГГА, 2004 – 376 с.

REFERENCES

1. Baran, P.I. (2018). Efektyvni metody aproksymatsiyi ta prohnozuvannya osidan' inzhenernykh sporud [Effective Approximation and Prediction Methods for Engineering Settlements]. *ISTCGCAP*, 87, 5-15 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.23939/istcgcap2018.01.005>
2. Viduev, N.G., & Staroverov, V.S. (1972). Raschet neobkhodimoy tochnosti nablyudeniy za osadkami inzhenernykh sooruzheniy [Calculation of the necessary accuracy of observations of precipitation of engineering structures]. *Inzhenernaya geodeziya – Engineering geodesy*, 12, 3–12 [in Russian].
3. Ziborov, V.V. (2004). O modelirovanii osadochnogo protsessa drobnoratsional'noy funktsiyey [About modeling of sedimentary process by fractional rational function]. *Inzhenerna heodeziya – Engineering Geodesy*, 50, 72-75 [in Russian].

4. Morgun, A.S. & Kraysvitnya, O.V. (2014). Prohnozuvannya za metodom hranychnykh elementiv osidannya 17-poverkhovoyi sporudy [Forecasting by the method of boundary elements of sedimentation of a 17-storeyed building]. *Visnyk Vinnyts'koho politekhnichnoho instytutu – Bulletin of the Vinnitsa Polytechnic Institute*, 5, 53-56. Retrieved from: http://nbuv.gov.ua/UJRN/vvpi_2014_5_9 [in Ukrainian].
5. Gulyaev, Y.P. (1983). O prognozirovanii deformatsii sooruzheniy po geologicheskim dannym [On predicting the deformation of structures according to geological data]. *Geodeziya i kartografiya – Geodesy and cartography*, 12, 17-21 [in Russian].
6. Gulyaev, Y.P. (1991). *Rekomendatsii po prognozirovaniyu deformatsiy sooruzheniy gidrouzlov na osnove rezul'tatov geodezicheskikh nablyudeniy [Recommendations for predicting the deformation of hydraulic structures based on the results of geodetic observations]*. - Leningrad: VNIIG [in Russian].
7. Gulyaev, Y.P. (1975). O tochnosti matematicheskogo opisaniya protsessa deformatsii osnovaniya fundamenta [About the accuracy of the mathematical description of the process of deformation of the foundation foundation]. *Geodeziya i kartografiya – Geodesy and Cartography*, 10, 27–33 [in Russian].
8. Gulyaev, Y.P. & Khoroshilov, V.S. (2012). *Matematicheskoye modelirovaniye. Analiz i prognozirovaniye deformatsiy sooruzheniy po geodezicheskim dannym na osnove kinematicheskoy modeli [Math modeling. Analysis and prediction of deformation of structures according to geodetic data based on the kinematic model]*. Novosibirsk: SSGA [in Russian].
9. Gulyaev, Y.P. (2008). *Prognozirovaniye deformatsii sooruzheniy na osnove rezul'tatov geodezicheskikh nablyudeniy: monografiya [Forecasting the deformation of structures based on the results of geodetic observations: a monograph]*. Novosibirsk: SSGA [in Russian].
10. Van Cranenbroeck, J. (2011). State of the Art in Structural Geodetic Monitoring Solutions for Hydro Power Plant. *FIG Working Week 2011, Bridging the Gap between Cultures, Marrakech, Morocco, 18-22 May, (FIG Working Week 2011), 18–22*. [in English]
11. Zhukov, B.N. (2004). *Rukovodstvo po geodezicheskomu kontrolyu sooruzheniy i oborudovaniya promyshlennykh predpriyatiy pri ikh yekspluatatsii [Guidance on the geodetic control of structures and equipment of industrial enterprises during their operation]* Novosibirsk: SSGA [in Russian].

Ю.В. Медведский

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АВТОРЕГРЕССИИ В ЗАДАЧЕ НАБЛЮДЕНИЯ ЗА ОСАДКАМИ СООРУЖЕНИЙ

В работе рассмотрен подход к решению задачи прогнозирования значений осадок сооружений на основании малой выборки наблюдений. Выполнен анализ существующих математических алгоритмов прогнозирования рядов измерений на основе применения авторегрессионных функций типа ARIMA. Выполнен анализ влияния ранга модели ARIMA на точность прогнозирования ряда измерений. Проведен анализ возможности использования алгоритма ARIMA при наличии

динамического процесса оседания сооружения. Установлено, что предложенная модель прогнозирования значений осадок на основании ARIMA имеет высокий уровень прогнозирования по малой выборке данных и позволяет проводить математически обоснованные работы по планированию циклов наблюдений за процессом осадки сооружений.

Ключевые слова: автокорреляционная функция, ARIMA, осадка сооружений, геодезический мониторинг, методы прогнозирования.

Y.V. Medvedskiy

USE OF AUTOREGRESSION IN THE PROBLEM OF OBSERVATION OF SEDIMENTS OF STRUCTURES

The paper considers an approach to solving the problem of predicting the values of building sediments based on a small sample of observations. The analysis of existing mathematical algorithms for predicting series of measurements based on the use of autoregressive functions of the ARIMA type is performed. A comparison is made of the results of the work of forecasting algorithms for point mark values in free and paid software, by which an insignificant difference between them is determined. An analysis is made of the influence of the rank of the ARIMA model on the accuracy of forecasting a number of measurements, which allowed us to draw conclusions about the absence of a significant increase in the quality of the forecast model with an increase in its rank by more than two. The analysis of the possibility of using the ARIMA algorithm in the presence of a dynamic process of subsidence of the structure, confirmed the possibility of predicting one and two steps forward. It has been established that the proposed model for predicting precipitation values based on the autoregressive function with a moving average has a high level of forecasting for a small sample of data and allows mathematically justified work to plan observation cycles for the settlement process of structures.

Keywords: autocorrelation function, ARIMA, settlement of structures, geodetic monitoring, forecasting methods.

Надійшла до редакції

17.04.2019