

УДК 681.513.68:622.24.054.33

MODELING OF NON-STATIONARY NONLINEAR TIMELINES FOR THE PROBLEMS OF OPTIMIZATION OF DRILLING**МОДЕЛЮВАННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ НЕЛІНІЙНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ ДЛЯ ЗАДАЧ ОПТИМІЗАЦІЇ УПРАВЛІННЯ БУРІННЯМ СВЕРДЛОВИН****Zvarych H. / Зварич Г.Г.****Maikovych Ie. / Майкович Є.П.****Lahoida L. / Лагойда Л.І.***Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas,**Ivano-Frankivsk, Karpatskaya, 15,76019**Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу,**Івано-Франківськ, вул.Карпатська,15,76019*

Анотація. Розглядається актуальна науково-прикладна проблема моделювання багатовимірних нестационарних часових рядів, які містять значну частину інформації, пов'язану з обробкою великих обсягів даних про процес буріння свердловин, як об'єкт управління. Запропоновано підхід, що дозволяє моделювати часові ряди для задач оптимізації управління бурінням свердловин з високими імітаційними і прогностичними властивостями. Пропонується для кожного часового ряду використання множини математичних моделей і вибір найбільш адекватної на основі порівняння їх коефіцієнтів кореляції, детермінації та похибок апроксимації. Проведена апробація запропонованого підходу на прикладі параметрів і показників процесу буріння свердловин в умовах Прикарпаття. Показана можливість його використання на практиці.

Ключові слова: часові ряди, моделювання, автоматизоване управління, сукупність технологічних показників, коефіцієнт кореляції, похибка апроксимації.

Вступ.

Часові ряди містять значну частину інформації, пов'язану з обробкою великих обсягів даних. Проте, однією з типових проблем обробки часових рядів є їх багатовимірність та нестационарність. Враховуючи такі фактори, як високий рівень апріорної та поточної невизначеності, нелінійність, непередбачуваність стрибків у показниках, традиційні підходи досить часто виявляються неефективними. До недоліків відомих методів можна віднести неможливість обробки невеликих проміжків спостережень та невміння розпізнавати можливі похибки. На сьогоднішній день для вирішення задач аналізу даних, що є невід'ємною частиною проблеми Data Mining, існує безліч підходів та методів, що ґрунтуються на апараті обчислювального інтелекту.

Розроблено математичний апарат, що дозволяє вирішувати задачі аналізу даних у різних сферах науки і техніки. Проте, більшість відомих методів є чіткими процедурами, а інформація обробляється у пакетному режимі. Сьогодні на перший план виходять задачі, які пов'язані з Data Stream Mining, Dynamic Data Mining та Big Data, коли дані надходять у вигляді потоку.

Актуальною залишається задача, у якій часовий ряд обробляється як вибірка загалом, а не окремими спостереженнями, тобто самі спостереження об'єднанні у формі пакета і саме у такому вигляді подаються на обробку. Особливої актуальності ця задача набуває для задач управління процесом буріння нафтових і газових свердловин, який є складним, розвивається у часі і залежить від багатьох гірничо-геологічних та технологічних факторів. Система

обробки часових рядів, що надходять у систему автоматизованого керування від станції геолого-технологічного контролю, має забезпечити можливість оперативного управління процесом буріння з використанням цих даних, які дозволяють аналізувати поточний стан процесу поглиблення свердловин і відповідність показників технологічного режиму існуючим умовам буріння.

Основний текст.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Різноманітні дані, що характеризують процес поглиблення свердловин, надходять у вигляді часових рядів. Вони є, як правило, нестационарними, оскільки їх основні статистичні характеристики змінюються у часі. Більшість методів, що застосовуються для обробки нестационарних часових рядів, ґрунтується на усуненні нестационарної частини так, щоб утворювався ряд, з яким система поводить себе як зі стаціонарним [1÷5]. При практичних дослідженнях часових рядів [6,7] нестационарну частину часто розкладають у ряд по базисних функціям, які є розв'язками деякої системи диференціальних рівнянь. Широке розповсюдження отримали також методи, що ґрунтуються на масштабних властивостях часового ряду та його приростів: вейвлет-аналіз, вейвлет-нейронний аналіз, фрактальні методи, циклічний аналіз [8÷12], робастна адаптивна ідентифікація [13]. Спочатку проводиться попередня обробка вихідних даних, розбиття часових рядів на класи та віднесення до одного із класів – TS або DS [3]. До TS-класу відносять часові ряди, які є стаціонарними відносно детермінованого тренду. Для них прийнято виділяти трендову складову [4]. До DS-класу відносять часові ряди з наявністю стохастичного тренду. Їх зводять до стаціонарних шляхом k -кратного диференціювання [5].

Часові ряди TS-класу і DS-класу вимагають різних методів моделювання [14]. Важливою характеристикою для прогнозування часових рядів TS-класу є затухання з часом впливу минулих відхилень. Проте, у рядах DS-класу кожне відхилення впливає з однаковою силою на всі наступні значення часового ряду [1,15,16].

Водночас, у працях зазначених авторів не приділяється увага питанням моделювання нестационарних нелінійних часових рядів для задач оптимізації управління бурінням нафтових і газових свердловин. Проте, саме від обґрунтованості моделей і належної побудови структури автоматизованої системи підтримки прийняття рішень значною мірою залежить ефективність управління процесом поглиблення свердловин на якісному рівні [17,18]. Тож обрана тема наукового дослідження є актуальною на сучасному етапі розвитку нафтогазовидобувної промисловості.

Мета статті – побудова математичних моделей, що адекватно описують нестационарні нелінійні часові ряди і дозволяють вирішувати задачі управління процесом буріння свердловин.

Об'єктом дослідження є випадкові процеси різної фізичної природи, що описуються часовими рядами.

Основні результати. Для розв'язання поставленого завдання було сформовано масив із 118 експериментальних значень осьового зусилля $P(t)$ [кН] на долото, струму $I(t)$ [А], який споживається двигуном електробура

E240\8, потужності $N(t)$ [кВт], механічної швидкості буріння $V_M(t)$ [м/год], відносного зносу долота $\varepsilon(t)$ [год/м], отриманих при бурінні свердловини на Прикарпатті долотом ЗУ 295 СЗГ. Інтервал буріння 2080,0-2089 м, крок квантування $\Delta t = 0,84$ с.

Для розв'язання задачі аналізу отриманих експериментальних значень залучатимемо методи комп'ютерного моделювання. Слід відзначити, що для вирішення питання про віднесення досліджуваного часового ряду до TS- або DS-класу існують процедури, які вирішують поставлену задачу у класі ARMA-математичних моделей [5]. Проте, кожна з цих процедур не є універсальною і має різні недоліки, що може призвести до хибного результату [3]. Тому використовують одразу декілька процедур. Найчастіше використовують розширений тест Дікі-Фулера [5], який оцінює математичну модель методом найменших квадратів, тест Філіпса-Перрона [1], який розглядає більш широкий клас часових рядів, а також критерії Шварца, Жака-Бера, Бройша-Пагана та ін.

Побудуємо графіки часових рядів $P(t)$, $I(t)$, $N(t)$, $V_M(t)$, $\varepsilon(t)$, використовуючи вихідні дані і програму Curve Expert.

Для моделювання часового ряду використовуватимемо по десять найбільш ефективних математичних моделей. Значення коефіцієнтів кореляції, детермінації, похибки апроксимації та ін. для кожного з них наведемо у табл. 1÷6.

Для осьового зусилля на долото $P(t)$ на долото (рис. 1, рис.2).

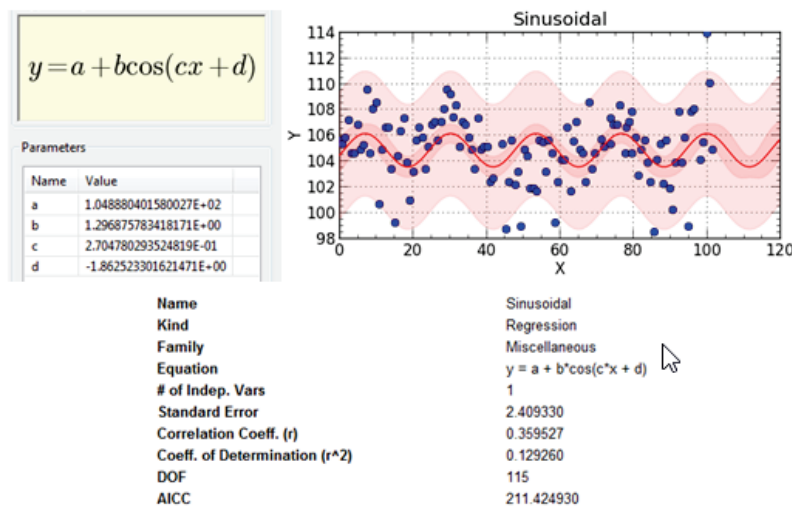


Рис. 1 Апроксимація зміни величини осьового зусилля $P(t)$ на долото відповідно закону Sinusoidal

Таблиця 1

Значення похибки та коефіцієнта кореляції для $P(t)$

Назва графіка	Коефіцієнт кореляції, r	Похибка, S
Sinusoidal	0.359527	2.409330
Rational Model	0.273023	2.483879
Piecewise Linear	0.250531	2.499632

Polynomial Regression (3)	0.243234	2.504432
Polynomial Regression (4)	0.243243	2.515386
Reciprocal Quadric	0.208346	2.514405
Polynomial Regression (2)	0.208638	2.514245
Modified Power	0.063948	2.554572
Exponential Decline	0.063948	2.554572
Linear	0.063813	2.554594

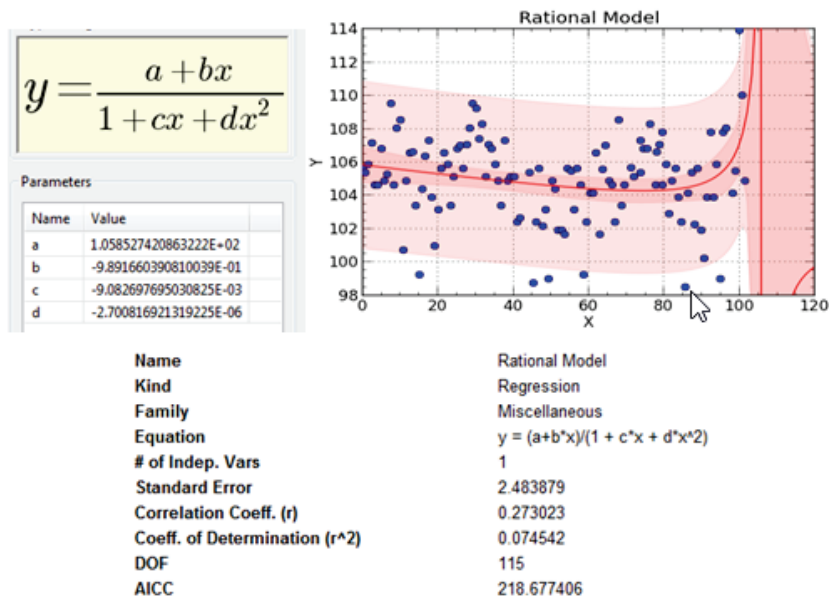


Рис. 2 Апроксимація зміни величини осевого зусилля $P(t)$ на долото відповідно закону Rational Model

Для струму $I(t)$ (рис. 3, рис. 4).

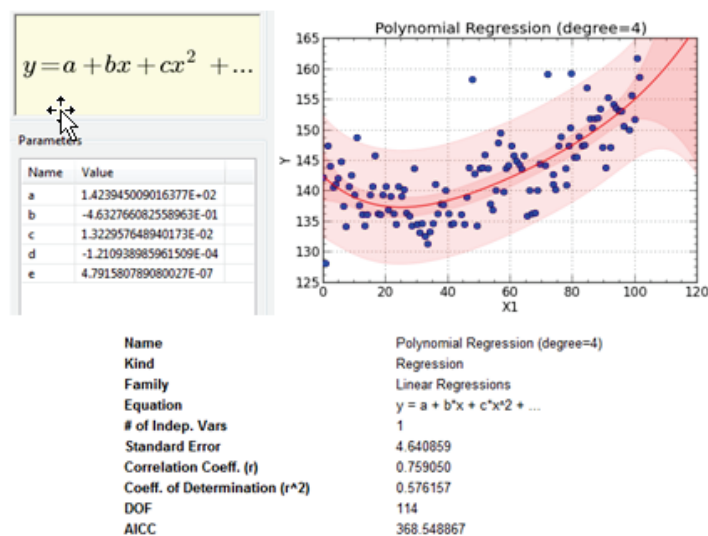


Рис. 3. Апроксимація зміни величини струму $I(t)$ відповідно закону Polynomial Regression (4)

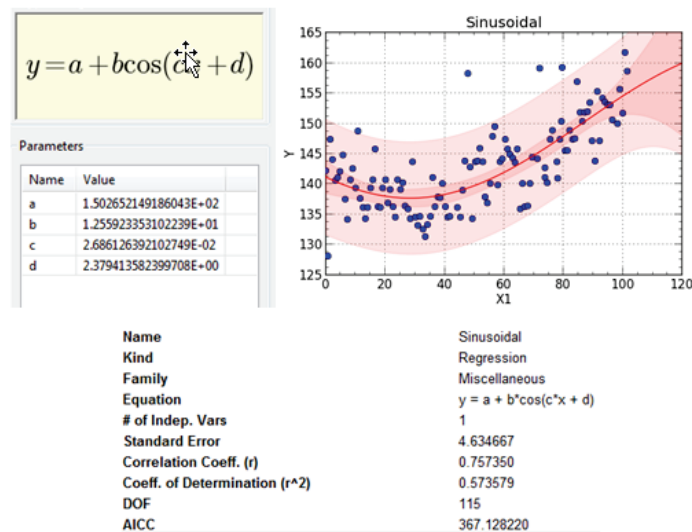


Рис. 4. Апроксимація зміни величини струму $I(t)$ відповідно закону Sinusoidal

Таблиця 2

Значення похибки та коефіцієнта кореляції для $I(t)$

Назва графіка	Коефіцієнт кореляції, r	Похибка, S
Polynomial Regression (4)	0.759050	4.640859
Rational Model	0.758046	4.628933
Polynomial Regression (3)	0.758181	4.627817
Sinusoidal	0.757350	4.634667
Polynomial Regression (2)	0.754984	4.633969
Reciprocal Quadratic	0.753146	4.648882
DR-Hill	0.746062	4.725993
Farazdaghi-Harris	0.744334	4.719220
Piecewise Linear	0.744142	4.741211
Hyperbolic Decline	0.728411	4.841712

Для потужності $N(t)$:

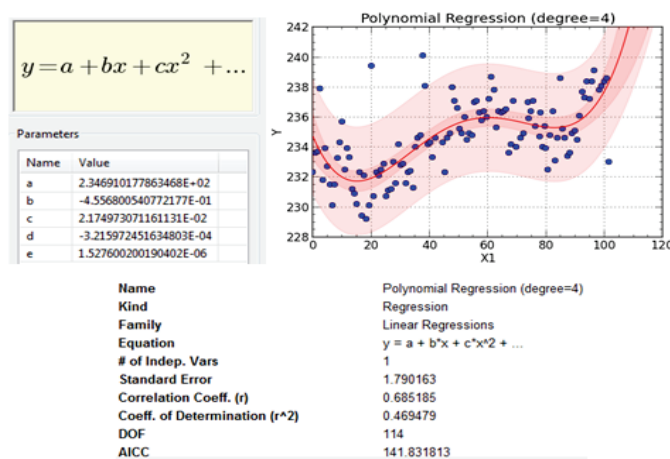


Рис. 5. Апроксимація зміни величини потужності $N(t)$ відповідно закону Polynomial Regression (4)

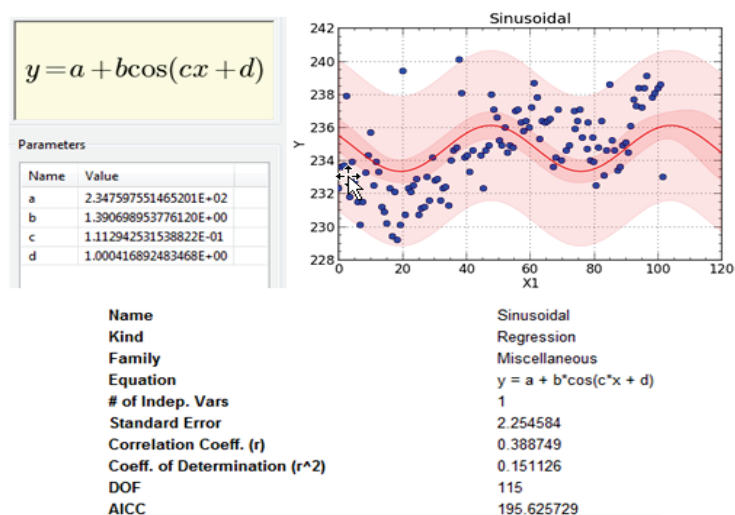


Рис. 6. Апроксимація зміни величини потужності $N(t)$ відповідно закону Sinusoidal

Таблиця 3

Значення похибки та коефіцієнта кореляції для $N(t)$

<i>Назва графіка</i>	<i>Коефіцієнт кореляції, r</i>	<i>Похибка, S</i>
Polynomial Regression (4)	0.685186	1.790163
DR-Hill	0.668708	1.819451
MMF	0.649500	1.860652
Piecewise Linear	0.605691	1.947126
Richards	0.600648	1.956459
Polynomial Regression (3)	0.597309	1.962571
Gaussian Model	0.589204	1.968646
Modified Power	0.586633	1.964748
Exponential Decline	0.586633	1.964748
Sinusoidal	0.388749	2.254584

Для механічної швидкості буріння $V_m(t)$ (рис. 7, рис. 8):

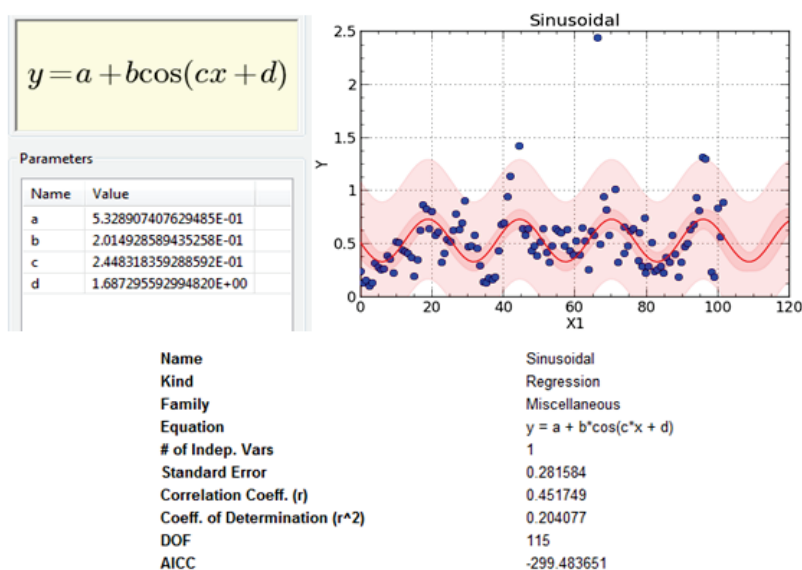


Рис. 7. Апроксимація зміни величини механічної швидкості буріння $V_m(t)$ відповідно закону Sinusoidal

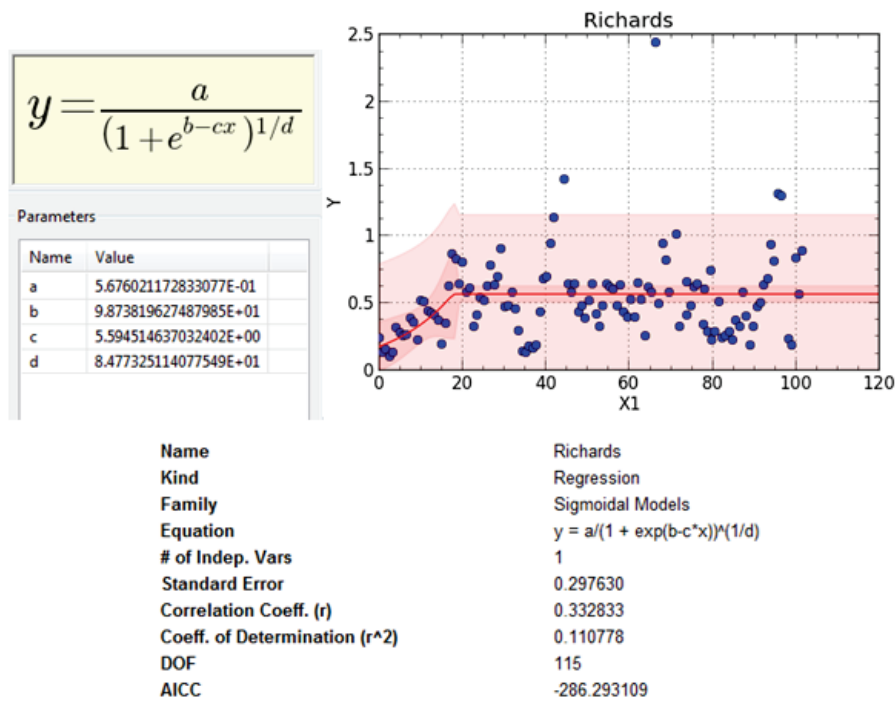


Рис. 8. Апроксимація зміни величини механічної швидкості буріння $V_M(t)$ відповідно закону Richards

Для відносного зносу долота $\varepsilon(t)$ (рис. 9, рис. 10):

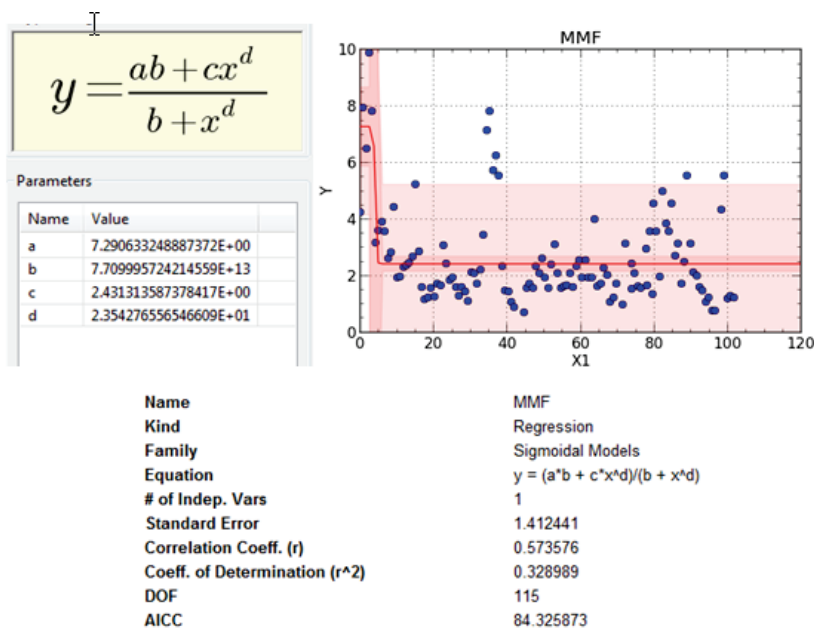


Рис. 9. Апроксимація зміни величини відносного зносу долота $\varepsilon(t)$ відповідно закону MMF

Таблиця 4

Значення похибки та коефіцієнта кореляції для $V_M(t)$

Назва графіка	Коефіцієнт кореляції, r	Похибка, S
Sinusoidal	0.451749	0.281584
Richards	0.332833	0.297630

Ratkowsky Model	0.325817	0.297114
Logistic	0.325817	0.297114
Polynomial Regression (3)	0.334358	0.297460
Polynomial Regression (4)	0.337532	0.298403
DR-Hill	0.325979	0.298385
DR-Hill-Zerobackground	0.315466	0.298215
MMF	0.325979	0.298385
Exponential Association 2	0.317502	0.296725

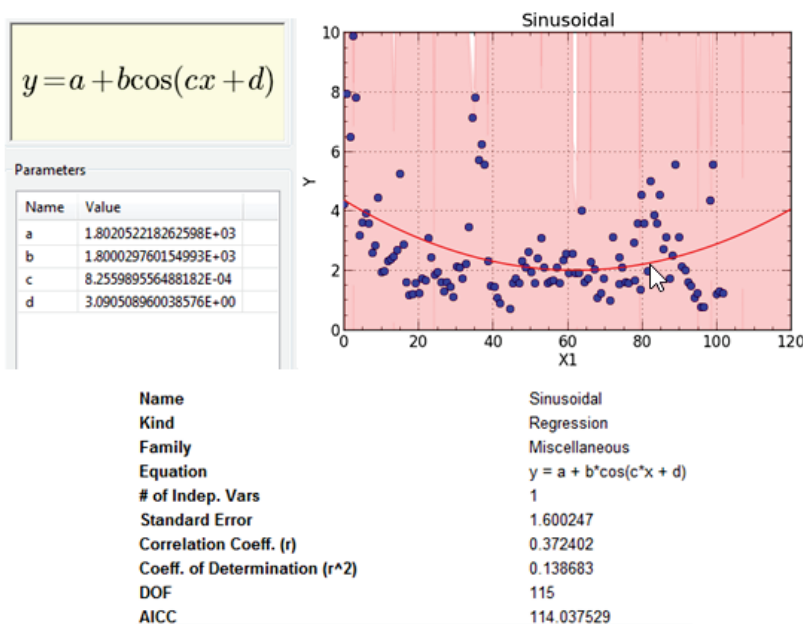


Рис. 10. Апроксимація зміни величини відносного зносу долота $\epsilon(t)$ відповідно закону Sinusoidal

Таблиця 5

Значення похибки та коефіцієнта кореляції для $\epsilon(t)$

Назва графіка	Коефіцієнт кореляції, r	Похибка, S
MMF	0.573576	1.412441
Logistic	0.497918	1.488870
Rational Model	0.498333	1.494918
Polynomial Regression (4)	0.476212	1.522839
Reciprocal Quadratic	0.455715	1.528188
Polynomial Regression (3)	0.456235	1.534358
Bleasdale	0.439359	1.542241
Hyperbolic Decline	0.439359	1.542241
DR-Gamma	0.377814	1.589574
Sinusoidal	0.372402	1.600247

Легко бачити, що Sinusoidal залежність майже для усіх вихідних параметрів дає найменшу похибку апроксимації та найбільший коефіцієнт кореляції. Також серед залежностей які мають великий зв'язок з даними параметрами, можна виділити такі: Polynomial Regression (4) та ММФ.

Коефіцієнт кореляції у всіх залежностях отримали додатній, отже, – кореляція для усіх досліджуваних величин додатна і збільшення однієї величини буде викликати збільшення іншої.

Висновки.

У даній роботі представлені результати, які відповідно до поставленої мети рішенням актуального науково-практичного завдання обробки багатовимірних реальних часових рядів в умовах невизначеності процесу поглиблення свердловин за допомогою методів комп'ютерного моделювання, призначених для прогнозування нестационарних стохастичних рядів показників. Досліджено множину моделей та проведено загальний аналіз підходів до апроксимації часових рядів; показано, що існуючі методи не можуть обробляти часові ряди у режимі on-line.

Розглянуто підхід, що дозволяє моделювати часові ряди для задач оптимізації управління бурінням свердловин з високими імітаційними та прогнозними властивостями. Враховується нестационарність вихідного часового ряду і пропонується процедура зведення дослідження до аналізу й адаптації типової математичної моделі. Апробація запропонованого підходу на прикладі показників процесу буріння свердловини на Прикарпатті показала можливість його використання на практиці.

Література:

1. Hamilton I. Time series analysis. Princeton University Press, 1994. 779 p.
2. Gurierous C., Monfort A. Time series and dinamic modeld. Cambridge University Press, 1997. 668 p.
3. Носко В.П. Введение в регрессионный анализ временных рядов. М.: Пргресс, 2012. 273 с.
4. Clements M.P., Hendry D.F. Farecasting with difference-stationary and trend-stationary models. Econometrics journal, 2001, No 4. P. 1-19.
5. Контрович Г.Г. Анализ временных рядов. Экономический журнал ВШЭ, 2002, № 3. С. 3793-401.
6. Nazarenko O.M., Filchenko D.V. Parametric identification of state-space dynamic systems: A time-domen perspective. International journal of innovating computing, information and control. 2008, vol. 4, No 7. P. 1553-1556.
7. Назеренко А.М., Фильченко Д.В. Идентификация и оптимизация слабо формализованных процессов в классе стационарных LQ моделей. Кибернетика и вычислительная техника, 2009б вып. 158. С. 81-89.
8. Востров Г.Н., Полякова М.В., Любченко В.В. Сегментация и анализ временных рядов на основе стохастической фрактальной модели. Труды Одесского политехнического университета 2001б № 1. С. 109-144.
9. Серая О.В. Прогнозирование вейвлет-аппроксимации временного ряда. Восточно-европейский журнал передовых технологий. 2011. № 4(52). С. 49-51.

10. Бодянский Е.В., Винокурова Е.А. Обучение искусственных всплеск-нейронных сетей при обработке нестационарных стохастических сигналов. Радиоэлектроника и информатика, 2003, № 1(22). С. 86-89.

11. Bodyanskiy Ye, Kolodyazhniy V., Pliss I., Vynokurova O. Learning wavelet neuron based on the RASP-function. Радиоэлектроника. Информатика. Управление, 2004, № 1(11). С. 118-122.

12. Бодянский Е.В., Винокурова Е.А. Адаптивный вейвлет-нейронный предиктор. Проблемы бионики, 2003, № 58. С. 10-17.

13. Бодянский Е.В., Винокурова Е.А., Кобылин И.Щ., Мулеса П.П. Робастная адаптивная идентификация нестационарных временных рядов с помощью ансамбля обучаемых гибридных адаптивных моделей. Управляющие системы и машины, № 5. С. 76-83.

14. Чепенко Т.Е. Моделирование и прогнозирование многомерного ряда показателей. Математическое и имитационное моделирование систем. МОДС'2011; 6-ая науч.-практ.конф. с междунар. участием: тезисы докл. Чернигов, 2011. С. 37-39.

15. Бодянский Е.В., Попов С.В., Слипченко А.Н. Прогнозирование нелинейный временных рядов в условиях структурной неопределенности; 10-я междунар.конф.по автоматическому управлению «Автоматика 2003»: сб.науч.тр. Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2003, т. 1. С. 121-122.

16. Плисс И.П., Попов С.В., Рыбальченко Т.В. Нейросетевое прогнозирование временных рядов энергопотребления в условиях структурной неопределенности. Світотехніка та електроенергетика, 2008, № 3(15). С.41-48.

17. Белоконь С.В. Оперативное управление процессом бурения скважин по данным комплекса «ГЕОСЕРВИС». Нефтяное хозяйство, № 3, 20001. С. 39-41.

18. Семенцов Г.Н., Кропивницька В.Б., Гуменюк Т.В., Лагойда А.І. Modeling of dynamic stability of the well deepening process based on the catastrophe theory. Східно-Європейський журнал передових технологій. №4/3(94). 2018. С.36-46.