

СИГНАЛЬНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ І МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ ПОГЛИБЛЕННЯ СВЕРДЛОВИН НА ЗАСАДАХ ЕНЕРГОІНФОРМАЦІЙНОГО ПІДХОДУ

Д.М. Зварич, А.І. Лагойда, Г.Н. Семенцов

ІФНТУНГ; 76019, Івано-Франківськ, вул. Карпатська 15, тел. (0342) 727167,
e-mail: kafatr@ukr.net

Розглядається методологія сигнальної ідентифікації і моделювання процесу поглиблення свердловин як багатовимірного об'єкта керування, що є не відтворюваним, функціонує за умов апріорної та поточної невизначеності щодо параметрів і структури об'єкта та розвивається в часі. Для подальшого удосконалення методів ідентифікації і моделювання використано енергоінформаційний підхід. Це дало змогу розробити для систем автоматизованого керування процесом поглиблення свердловин метод сигнальної ідентифікації функції передачі об'єкта керування у реальному часі, метод визначення числа необхідних спостережень при заданому рівні довіри, метод визначення інтервалу квантування і часу спостережень, метод оцінки ергодичності досліджуваного процесу, а також визначити парні і багатофакторні залежності енергетичних параметрів режиму буріння.

Показано, що аналіз енергетичних показників процесу поглиблення нафтових і газових свердловин, які є потужними споживачами енергії, необхідно поєднувати з аналізом інформаційної складової процесу руйнування гірських порід. Запропоновано енергоінформаційний підхід, що визначає взаємозв'язки цих параметрів для сигнальної ідентифікації і моделювання процесу поглиблення свердловин з метою оптимізації управління ним.

Ключові слова: сигнальна ідентифікація, моделювання, процес поглиблення свердловин, енергоінформаційний підхід.

Рассматривается методология сигнальной идентификации и моделирования процесса углубления скважин как многомерного объекта управления, который является не воспроизводимым, функционирует в условиях априорной и текущей неопределенности относительно параметров и структуры объекта и развивается во времени. Для дальнейшего усовершенствования методов идентификации и моделирования использован энергоинформационный подход. Это позволило разработать для систем автоматизированного управления процессом углубления скважин метод сигнальной идентификации функции передачи объекта управления в реальном времени, метод определения числа необходимых наблюдений при заданном уровне доверия, метод определения интервала квантования и времени наблюдений, метод оценки эргодичности изучаемого процесса, а также определит парные и многофакторные зависимости энергетических параметров режима бурения.

Показано, что анализ энергетических показателей процесса углубления скважин, которые являются мощными потребителями энергии, необходимо сочетать с анализом информационной составляющей процесса разрушения горных пород. Предлагается энергоинформационный подход, определяющий взаимосвязи этих параметров для сигнальной идентификации и моделирования процесса углубления скважин с целью оптимизации управления им.

Ключевые слова: сигнальная идентификация, моделирование, процесс углубления скважин, энергоинформационный подход.

The methods for signal identification and model analysis of the wells deepening process are studied as a multi-dimensional controlled object that is not reproducible and operates under the conditions of prior and current uncertainty about the parameters and structure of the object and evolves in time. The energy-informational approach has been applied for further improvement of the identification methods and model analysis. It allowed to develop the method for signal identification of the object transfer function in a real-time environment for automatic control systems of the wells deepening process. It also allowed to develop the method for determination the number of necessary observations under the given level of credibility, the method for determination of sampling rate and observation time, the method of evaluation the ergodicity of the process, as well as to define the doubled and multi-faceted dependencies of energy parameters of the drilling practice.

It is shown that the energy factors analysis of the wells deepening process (powerful energy consumers) should be combined with the analysis of the informational component of the rock destruction process. The energy-informational approach that defines the relations between these parameters for signal identification and model analysis of the wells deepening process to optimize their management.

Keywords: signal identification, model analysis, wells deepening process, energy-informational approach.

Постановка проблеми. Сигнальна ідентифікація і моделювання процесу поглиблення свердловин є однією з ключових проблем автоматизованого керування процесом буріння нафтових і газових свердловин. Це пояснюється тим, що даний об'єкт керування відноситься до класу погано визначених об'єктів, що функціонують за умов апріорної та поточної невизна-

ченості, розвиваються у часі і мають нелінійні статичні та динамічні характеристики. Проблема ідентифікації ускладнюється тим, що типи нелінійностей апріорі невідомі (наприклад, механічні характеристики доліт, електробура, колони бурильних труб та ін.), її характер може змінюватися в часі внаслідок збільшення глибини свердловини і зношування доліт. Збурення

також мають нетрадиційний стохастичним характер (зміна фізико-механічних і абразивних властивостей гірських порід, температури, гірничого тиску та ін.).

Тому ідентифіковані моделі повинні задовольняти певним вимогам, які сформульовані з позицій системного підходу, а саме:

- у моделі має бути забезпечене суворе виконання основних законів фізики і, в першу чергу, законів збереження та оцінювання точності і меж застосування моделі, а також дотримання умов збереження розмірностей;

- модель має бути стійкою, придатною для фізичної реалізації та коректною за Ж.Адамаром; крайова задача вважається сформульованою коректно, якщо виконуються одночасно три умови Ж.Адамара: існування розв'язку, воно повинно бути єдиним, розв'язок повинен неперервно залежати від початкових і граничних умов (незначним змінам початкових даних при $t = 0$ відповідають незначні зміни розв'язку системи рівнянь при $t > 0$ (в обмеженій області зміни t);

- математичну модель необхідно отримати для досить великого інтервалу глибини свердловини для конкретного способу буріння – роторного, турбінного або електробуріння;

- отримані формули повинні всебічно відображати взаємодію бурильного інструменту з гірськими породами;

- математична модель повинна мати прості аналітичні вирази, які добре відображають процес поглиблення свердловин і дозволяють ідентифікувати їх коефіцієнти за поточними результатами буріння;

- математичні вирази повинні бути прив'язані до певної групи геолого-технологічних умов буріння;

- фактори, які явно не відображаються моделлю, повинні бути враховані як обмеження або бути сталими;

- ідентифікація математичної моделі процесу поглиблення свердловин повинна здійснюватися за поточними даними в режимі on-line.

Сигнальна ідентифікація процесу поглиблення свердловин, тобто ідентифікація для задач оптимізації керування і прогнозування, потребує подальшого розвитку у зв'язку з широким використанням в нафтогазовидобувній галузі промисловості бурових доліт нового покоління, бурінням глибоких свердловин на важкодоступні поклади вуглеводнів, із складністю динамічного аналізу багатовимірних даних та невизначеністю за умов послідовного надходження спостережень.

У зв'язку з цим актуальною є науково-прикладна задача аналізу багатовимірних експериментальних даних про процес поглиблення свердловин з метою сигнальної ідентифікації і моделювання в реальному часі в складі автоматизованої системи керування режимами буріння.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблемам ідентифікації і моделювання процесу поглиблення свердловин приділяло увагу багато науковців. Наукові роботи щодо ідентифікації та моделювання процесу буріння свердловин роторним способом належать таким зарубіжним ученим як F.P.Iversen, E.Cayeux, E.W.Dvergsnes [1], R.Rommetveit, K.S.Bjorkervoll, G.W.Halsey [2], S.Askin, C.Karpur [3], T.Olgay, K.Sair [4], N.Bilim [5], S.H.Hoscinie, H.Aghababaci, Y.Pourrahman [6], C.Zang, H.Huang [7], Y.Zhao, P.Li, S.Tian [8], S.Goli [9], I.Hassananpour, I.Rostami, I.Zhao [10] та ін. Значний внесок у вирішення проблеми ідентифікації та моделювання процесу поглиблення свердловин здійснили вітчизняні науковці М.А.Мислюк, Ю.Зарубін [11], М.І.Горбійчук, В.Б.Кропивницька [23], О.Т.Драганчук, О.Ю.Витязь, В.І.Векерик [12] та ін. Вони намагалися створити узагальнені математичні моделі процесу буріння нафтових і газових свердловин долотами різноманітних типів з різними способами буріння: роторним, турбінним, електробурами.

Проте, неоднозначним досі залишається питання сигнальної ідентифікації і моделювання процесу поглиблення свердловин у реальному часі для задач автоматизованого управління.

Формування цілі. Метою статті є розвиток методології сигнальної ідентифікації і моделювання процесу поглиблення свердловин на засадах енергоінформаційного підходу.

Основні результати дослідження. При розв'язанні задач автоматизованого керування процесом поглиблення свердловин спочатку необхідно віднести його до певного класу об'єктів керування. Підставою для цього є апіорна інформація [1, 2, 11 та ін.], за якою досліджуваній об'єкт віднесено до класу нелінійних нестационарних багатовимірних об'єктів керування типу MI–MO (Multy Input – Multy Output), що функціонують за умов невизначеності щодо структури і параметрів об'єкта та розвиваються в часі і є невідтворними.

Специфіка задач автоматизованого керування таким процесом принципово виключає осереднення результатів статистичного експерименту за множиною, залишаючи один шлях аналізу статистичних характеристик - за однією реалізацією кінцевої довжини. Відзначимо, що, хоча процес поглиблення свердловин є нестационарним, в багатьох випадках його можна розглядати як процес нестационарний лише відносно математичного сподівання. Отже, для аналізування такого процесу після центрування можуть бути застосовані методи аналізу стаціонарних процесів, хоча й з певними застереженнями.

Для успішного керування таким складним технологічним процесом як поглиблення свердловин, його параметри необхідно вимірювати в реальному часі беззупинно та отримувати нову математичну модель на кожному кроці керування. Враховуючи випадковий характер досліджуваного процесу, найбільш придатним слід вважати відомий метод оцінювання структури і параметрів об'єкта керування, що заснований на роботах Н.Вінера, Е.Хопфа, А.Я.Хинчина

Таблиця 1 – Значення оберненої функції Лапласа для деяких найбільш типових значень рівня довіри

Q	0,80	0,85	0,90	0,95	0,96	0,97	0,98	0,99	0,995	0,999	0,9995	0,9999
$[\Phi^{-1}(1/2Q)]^2$	1,64	2,08	2,71	3,84	4,21	4,49	5,43	6,61	7,9	10,9	12,25	15,2

[13]. В основу цього методу покладене відоме рівняння Вінера-Хопфа, з якого випливає таке співвідношення для функції передачі $W_{ок}(s)$ об'єкта керування (рис. 1).

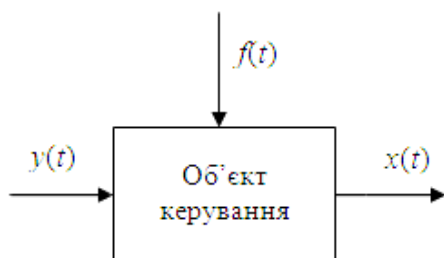


Рисунок 1 – Модель «вхід-вихід» об'єкта керування

$$W_{ок}(s) = \frac{R_{yx}(s)}{R_{yy}(s)} = \frac{X(s)}{Y(s)}, \quad (1)$$

або у z -зображеннях

$$W_{ок}(Z) = \frac{R_{yx}(z)}{Z^{-1} \cdot R_{yy}(z)} = \frac{X(z)}{Y(z)}, \quad (2)$$

де $y(t)$ – вхідна дія (осьове навантаження на долото або частота його обертання, або витрата бурового розчину);

$x(t)$ – вихідна дія (потужність на долоті, проходка на долото, механічна швидкість буріння та ін.);

$f(t)$ – збурення (фізико-механічні властивості гірських порід, температура в свердловині, гірничий тиск та ін.);

$W_{ок}(s)$ – функція передачі об'єкта керування;

$s = \frac{d}{dt}$ – оператор диференціювання (Лапласа);

$X(s)$ – зображення за Лапласом вихідної дії;

$Y(s)$ – зображення за Лапласом вхідної дії;

$R_{yy}(s)$ – зображення за Лапласом автокореляційної функції вхідної дії;

$R_{yx}(s)$ – зображення за Лапласом автокореляційної функції між вхідною та вихідною діями;

z – змінна дискретного Z -перетворення;

z^{-1} – оператор запізнення вихідної дії на один інтервал, який є умовою фізичної реалізації процесу в дискретній системі.

$Y(z)$ – z -зображення вхідної дії об'єкта керування;

$X(z)$ – z -зображення вихідної дії об'єкта керування;

$R_{yy}(z), R_{yx}(z)$ – z -зображення автокореляційної функції вхідної дії і взаємкореляційної функції між вхідною та вихідною діями.

Вираз (2) має значні переваги у порівнянні з виразом (1), оскільки для використання виразу (1) необхідно знайти аналітичні вирази компонентів залежності, а потім – зображення за Лапласом одержаних залежностей. Така операція при довільних функціях є досить проблематичною. Проте, дискретне представлення функції є значенням цієї функції у точках, що виділені інтервалом дискретності, тобто у цьому випадку можна не вдаватися до громіздких операцій одержання зображення за Лапласом кореляційних функцій.

В умовах випадковості на особливу увагу заслуговує питання визначення кількості спостережень, інтервалу дискретизації значень випадкових процесів і часу спостережень для отримання моделі.

Прогнозне значення кількості спостережень для планування експерименту можна визначити на основі заданого рівня довіри Q та оберненої функції Лапласа [14] Φ^{-1} , що наведені в табл. 1.

На практиці рівень довіри Q обирається будь-яким значенням близьким до одиниці, наприклад, 0,95 або 0,99, або 0,995% та ін., залежно від властивості задачі, яка вирішується.

Звичайно, на початку моделювання випадкового процесу методом Монте-Карло, невідомі математичне сподівання m_x або середньоквадратичне відхилення σ_x досліджуваної випадкової величини. Проте, для наближеної оцінки точності моделювання можна в першому наближенні замість σ_x скористатися його статистичною оцінкою, що отримана в самій серії із K реалізацій:

$$\sigma_x \approx \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i^2 - \bar{x}^2)}, \quad (3)$$

де \bar{x} – середнє арифметичне досліджуваного параметра.

Якщо точність буде недостатньою, слід продовжити випробування коригуючої σ_x у міру збільшення кількості реалізацій.

Наприклад. Необхідно наближено визначити оцінку математичного сподівання m_x випадкової величини x . Середнє квадратичне відхилення випадкової величини x , яка визначена на попередньому етапі експериментів за формулою (3), наближено дорівнює $\sigma_x = 0,046$. Рівень довіри обираємо $Q=0,98$. Визначимо число спостережень K , яке необхідно для того, щоб з рівнем довіри $Q = 0,98$ середнє арифметичне \bar{x} значень випадкової величини x , що спостерігаються, відрізнялося від її математичного сподівання не більше ніж на $\varepsilon=0,01$ ($\varepsilon>0$ – задана величина).

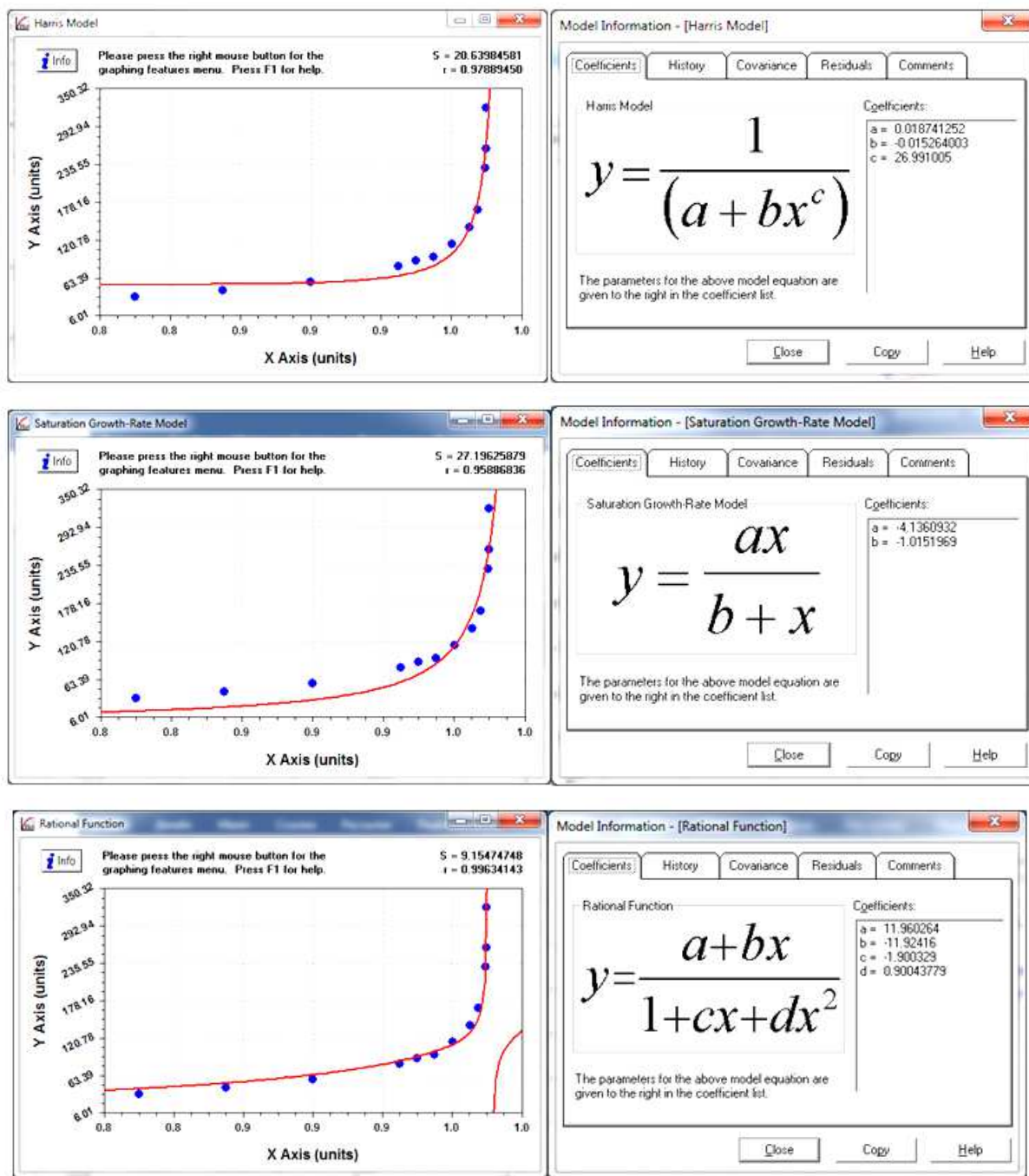


Рисунок 2 – Інформаційні моделі, які описують залежність кількості спостережень K від рівня довіри Q [$y = f(x)$]

Розв'язок. Користуючись табл.1, для $Q = 0,98$ маємо $\left[\Phi^{-1} \left(\frac{Q}{2} \right) \right]^2 = 5,43$. Тут Φ^{-1} – обернена функція Лапласа, значення якої вибираються з табл. 1. Окрім цього

$$\left(\frac{\sigma_x}{\varepsilon} \right)^2 = \left(\frac{0,046}{0,01} \right)^2 = 21,16.$$

Тоді, користуючись формулою [14]

$$K = \left(\frac{\sigma_x}{\varepsilon} \right)^2 \left[\Phi^{-1} \left(\frac{Q}{2} \right) \right]^2, \quad (4)$$

отримаємо $K = 21,16 \cdot 5,43 \cong 115$.

Може бути вирішена і зворотна задача: якщо маємо кількість спостережень K , то можна визначити рівень довіри Q .

Для цього можна скористатися графіками залежностей $K = f(Q)$, що наведені на рис. 2 або рівняннями, які описують залежність. Рівняння отримані за допомогою програми Curve Expert.

В умовах апіорної та поточної невизначеності щодо параметрів і структури досліджуваного об'єкта на особливу увагу заслуговує задача визначення часу спостереження та інтервалу дискретизації неперервних значень випадкових процесів для отримання адекватної математичної моделі. Час спостереження та інтер-

вал квантування вхідного і вихідного параметрів процесу поглиблення свердловин відіграють вирішальну роль для оцінки структури й параметрів об'єкта керування, синтезу регулятора та отримання необхідної точності автоматизованого керування. Якщо зазначені процеси можливо представити як суми гармонічних складових, тоді обрати інтервал спостереження можна на основі відомої теореми Шеннона-Котельнікова: якщо функція $f(t)$ неперервна і частотний спектр її не містить складових з частотою більше F_{\max} , Гц, то вона повністю визначається сукупністю ординат, що розміщені одна від одної на відстані $\frac{1}{2F_{\max}}$ секунд.

В [13] розглядається випадок, коли інтервал квантування диктується зовнішніми обставинами, а саме частотою мережі змінного струму, коли живлення об'єкта керування відбувається від тиристорного перетворювача. У цьому випадку при трифазній силовій мережі максимальне значення інтервалу квантування дорівнює $\Delta t = 3,3$ мс. Відзначається, що зі збільшенням кількості фаз цей показник відповідно зменшується. Проте, коли об'єкт керування має досить малі сталі часу, тоді слід визначити, чи може інтервал квантування, що визначений виключно на основі властивостей джерела живлення, забезпечити потрібну точність. Під час керування такими об'єктами, як бурові установки, млин, дробарня, газоперекачувальний агрегат та ін., на перший план висувається проблема, яка пов'язана з випадковим характером технологічних процесів, які супроводжують роботу таких механізмів. У цьому випадку виділити гармонічні складові процесу складно, а частота мережі живлення за таких обставин прирівнюється до нуля.

Ще один аспект цієї проблеми полягає у тому, що згідно з теоремою Шеннона-Котельнікова критерієм вибору інтервалу квантування є можливість визначення гармонічного сигналу лише за двома вимірами його значень впродовж одного періоду цього сигналу. У системах автоматизації технологічних процесів нафтогазовидобувної галузі промисловості цей інтервал зменшують в 10-20 разів, оскільки графіки змін технологічних параметрів у часі далекі від гармонічних, розклад їх в ряд Фур'є з метою використання теореми Шеннона-Котельнікова та оцінка залишкового ряду є досить громіздкою операцією, яка не завжди має розв'язок, оскільки пов'язана з проблемою інтегрованості ряду [13,14].

Точніші результати можуть бути отримані, якщо під час оцінювання інтервалу квантування використати енергоінформаційний підхід і враховувати енергію квантованого сигналу, оскільки саме енергія є тим фактором, який спричиняє ту чи іншу дію. Відзначимо, що підходи з використанням енергетичних співвідношень вважаються найбільш надійними. Одна із рекомендацій щодо вибору інтервалу квантування має наступний вигляд [13,14]:

$$\Delta t = 0,17 \cdot T_3, \quad (5)$$

де Δt – інтервал квантування;

T_3 – період зрізу частотної характеристики об'єкта керування, якому відповідає частота зрізу ω_3 .

Проте, під час визначення інтервалу квантування недостатньо враховувати лише частоту (період) зрізу частотних характеристик об'єкта керування, оскільки вхідний сигнал або збурення, що діють на об'єкт, можуть мати основні частоти, значно вищі за величину ω_3 , або значно нижчі за ω_3 . Якщо вхідний сигнал або збурення характеризується частотою, значно нижчою за ω_3 , тоді Δt , вибраний за рекомендацією (5), буде меншим за деяку доцільну величину. Якщо ж основні частоти вхідного сигналу значно вищі за величину ω_3 , тоді змушені вибрати інтервал квантування Δt відповідно меншим, тому що в іншому випадку регулятор не зможе реагувати на поточні зміни вказаних впливаючих факторів. Проте, завеликий інтервал квантування неминуче призведе до втрати точності керування.

Якщо використовувати ω_3 для визначення Δt , тоді у жодному разі не можна здійснювати вимірювання значень параметрів процесу, що є випадковими функціями часу в миттєвих точках. Спочатку необхідно усереднити енергію вимірюваного сигналу за вказаний інтервал часу. Оскільки усереднена величина містить значення енергії сигналу, тому вона може розглядатися як представник даного сигналу на цьому інтервалу. Тоді дія усередненого за енергією сигналу в середньому буде еквівалентною дії миттєвих значень сигналу на зазначеному інтервалі.

Величину ω_3 можна визначити експериментальним, аналітичним або експериментально-аналітичним методом. Для складних технологічних процесів та об'єктів керування, таких як процес буріння нафтових і газових свердловин, визначення функцій передачі $W(s)$, які є основою для оцінювання частоти зрізу ω_3 , є досить складною проблемою:

$$W(s) \xrightarrow{s=j\omega} W(j\omega) \rightarrow \quad (6)$$

$$\rightarrow A(\omega) = \sqrt{[\operatorname{Re}W(j\omega)]^2 + [\operatorname{Im}W(j\omega)]^2} \rightarrow \omega_3,$$

де ω – частота;

$A(\omega)$ – амплітудно-частотна функція;

$\operatorname{Re}W(j\omega)$ – дійсне значення амплітудно-фазової функції $W(j\omega)$;

$\operatorname{Im}W(j\omega)$ – уявне значення амплітудно-фазової функції $W(j\omega)$.

Для більшості об'єктів керування, які знаходяться в умовах нормальної експлуатації, визначити ω_3 експериментальним шляхом неможливо. Оскільки під час експерименту з $\omega = \text{var}$ може виникнути резонанс, що неприпустимо. Зняття частотних характеристик, наприклад, процесу буріння свердловин, взагалі неможливе.

Отже, якщо $\omega_3 > \omega_{\max}$, де ω_{\max} – максимальна частота спектру вхідного сигналу об'єкта керування, тоді вона може бути використана для оцінювання величини інтервалу квантування Δt , але при цьому вхідний сигнал буде квантовано із завищеною частотою, ніж це треба для

його дискретизації. Якщо ж $\omega_3 < \omega_{\max}$, то вона не може бути використана для отримання оцінки інтервалу квантування Δt , оскільки це призведе до втрати точності апроксимації вхідного сигналу об'єкта керування. У такому випадку припустимо лише усереднення вхідного сигналу за величиною енергії на інтервали квантування.

Отже, визначення інтервалу квантування Δt за частотою зрізу ω_3 є досить нечітким, і саме тому найбільш раціональну величину Δt , яка б враховувала не тільки властивості об'єкта керування, але й частотні спектри вхідного сигналу та збурень, слід визначати більш обґрунтовано.

У роботі [15] подані рекомендації щодо вибору інтервалу квантування Δt і часу спостереження $T_{\text{сп}}$, які зводяться до обчислень за такими формулами:

$$\Delta t \leq 0,5 \cdot T_{\text{вч}}; T_{\text{сп}} = (10 \div 20) T_{\text{нч}}, \quad (7)$$

де $T_{\text{вч}}$, $T_{\text{нч}}$ – періоди відповідно найвищої та найнижчої гармонічних складових випадкового сигналу.

З такими оцінками погоджуються дослідники, але отримання значень $T_{\text{вч}}$ та $T_{\text{нч}}$ не має чіткого обґрунтування, надійні практичні рекомендації щодо цього відсутні.

Проте, якщо відомий інтервал квантування Δt , то, користуючись формулою (4) для визначення кількості спостережень K , можна визначити час спостереження випадкового сигналу

$$T_{\text{сп}} = \Delta t \cdot K. \quad (8)$$

Оцінку інтервалу квантування можна отримати також, користуючись амплітудно-частотною характеристикою (АЧХ) замкненої системи автоматичного регулювання $A(\omega)$ шляхом розв'язання відносно ω рівняння [13]

$$A(\omega) = \varepsilon, \quad (9)$$

де ε – точність роботи системи.

Проте, для цього потрібна аналітична оцінка АЧХ $A(\omega)$, що для систем автоматизації виробничих процесів досить проблематично, оскільки у випадку систем високого порядку необхідно вирішити степеневе рівняння і це вирішення не є однозначним. Якщо ж АЧХ обчислювати через спектральні щільності

$$A(\omega) = \frac{S_{yx}(\omega)}{S_y(\omega)}, \quad (10)$$

де $S_y(\omega)$ – функція спектральної щільності вхідного випадкового сигналу y , яка характеризує розподіл енергії гармонік, що складають випадковий процес.

$S_{yx}(\omega)$ – функція взаємної спектральної щільності вхідного y і вихідного x сигналів, тоді, задаючи на графіку значення ε можна одержати максимальну частоту спектру, яка дасть оцінку інтервалу квантування. При цьому не виникає потреби в аналітичній оцінці функції передачі системи керування та її параметрів, а також у вирішенні рівнянь відносно ω . Окрім цього, розрахунок залежностей спектральних щільностей не створює проблем. Для оцінки інтервалу квантування параметрів режиму буріння доцільно також використовувати методи-

ки, що засновані на обчисленнях через автокореляційні функції.

Проте, досліджуваний процес має володіти ще, так званою властивістю ергодичності.

Ергодичність – спеціальна властивість динамічних систем, яка полягає в тому, що в процесі еволюції такої системи майже кожна точка її з певною ймовірністю проходить поблизу будь-якої іншої точки системи. Тоді при розрахунках час, який важко розраховувати, можна замінити фазовими (просторовими) показниками. Система, в якій фазові середні збігаються з часовими, називається ергодичною. Тоді встановлений режим роботи системи не залежить від того, які були початкові умови і попередній режим роботи системи, тобто кожна окрема реалізація є повноправним представником усього класу реалізацій. Це означає, що будь-яка реалізація при $t \rightarrow \infty$ буде мати ті ж самі ймовірнісні характеристики.

Перевага ергодичних динамічних систем полягає в тому, що при достатньому часі спостереження такі системи можна описувати статистичними методами. Звісно, необхідно попередньо довести ергодичність даної системи. Для ергодичних систем математичне сподівання за часовими рядами має збігатися з математичним сподіванням за просторовими рядами.

Ергодичність для випадкових процесів визначається в просторі гільбертових випадкових процесів в відповідності з статистичною ергодичною теоремою Дж. Фон Неймана [19]. З теореми Неймана випливає, що якщо $Z(t) = Z[X(t)]$ – деяка стаціонарна функція стаціонарного випадкового процесу $X(t)$, $t \in T$ з середнім m_z , тоді вибіркове середнє

$$\hat{m}_z = \frac{1}{T} \int_0^T z(t) dt, \quad (11)$$

де T – інтервал спостереження, $t \in T$.

збігається в середньоквадратичному до m_z .

Необхідна і достатня умова ергодичності по відношенню до середнього m_z визначається співвідношенням

$$\lim_{T \rightarrow \infty} M \left[\frac{1}{T} \int_0^T z(t) dt - m_z \right]^2 = \\ = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{2}{T} \int_0^T \left(1 - \frac{\tau}{T} \right) R_{ZZ}(\tau) d\tau = 0, \quad (12)$$

де $M \left[\frac{1}{T} \int_0^T z(t) dt - m_z \right]^2$ – математичне сподівання;

τ – лаг;

$R_{ZZ}(\tau)$ – оцінка автокореляційної функції процесу $Z(t)$.

Якщо співвідношення (12) існує, тоді середнє можна обчислити, користуючись однією реалізацією нескінченної тривалості або для обмеженої тривалості T можна обчислити оцінку за формулою:

$$m_z = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T z(t) d(t). \quad (13)$$

Оскільки необхідну і достатню умову ергодичності перевірити неможливо через відсутність ансамблю реалізацій, то користуються змістовними міркуваннями для виконання достатньої умови ергодичності

$$\lim_{T \rightarrow \infty} R_{zz}(\tau) = 0, \quad (14)$$

для виконання якої достатньо наявності зменшення кореляційного зв'язку із збільшенням відстані між перерізами. Проте, результати такого аналізу придатні лише щодо досліджуваної реалізації $Z(t)$.

Необхідну і достатню умову ергодичності по відношенню до автокореляційної функції отримаємо, якщо подамо випадковий процес $Z(t)$ у вигляді $Z(t) = \tilde{X}(t) \tilde{X}(t + \nu)$, де $\tilde{X}(t) = X(t) - M[X(t)]$ – центрований випадковий процес; ν – лаг.

Оскільки

$$m_z = M[\tilde{X}(t) \cdot \tilde{X}(t + \nu)] = R_{xx}(\nu), \quad (15)$$

тоді замість ергодичності по відношенню до середнього значення випадкового процесу $Z(t)$, отримаємо умову ергодичності по відношенню до автокореляційної функції

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{2}{T} \int_0^T \left\{ \left(1 - \frac{\tau}{T}\right) \left(R_{xx}^2(\tau) + R_{xx}(\tau + \nu) R_{xx}(\tau - \nu) \right) \right\} d\tau = 0. \quad (16)$$

Якщо умова (16) виконується, тоді автокореляційну функцію можна визначити, користуючись однією реалізацією:

$$R_{xx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \tilde{x}(t) \tilde{x}(t + \tau) d\tau, \quad (17)$$

або для реалізації певної довжини T – оцінку автокореляційної функції

$$\hat{R}_{xx}(\tau) = \frac{1}{T - |\tau|} \int_0^{T-|\tau|} \tilde{x}(t) \tilde{x}(t + \tau) d\tau. \quad (18)$$

Концепція ергодичності по відношенню до автокореляційних функцій потребує прийняття припущення щодо стаціонарності випадкового процесу, аж до четвертого моменту розподілу. Отже, умова ергодичності для негаусовських процесів буде іншою.

Спектральна щільність потужності стаціонарного випадкового процесу визначається як Фур'є-перетворення автокореляційної функції

$$S_{xx}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau, \quad (19)$$

$$-\infty \leq \omega \leq \infty.$$

В [19] доведено, що ергодичні по відношенню до автокореляційних функцій випадкові процеси не є ергодичними по відношенню до спектральної щільності потужності стаціонарного випадкового процесу. Оцінка спектральної щільності, що визначена за однією реалізацією

є зсунутою та безпідставною. Справжню спектральну щільність потужності стаціонарного випадкового сигналу можна отримати лише у всьому ансамблі.

Якщо умови стаціонарності і ергодичності виконуються, то випадковий процес можна вивчати, користуючись однією реалізацією і припущенням, що розподіл нормальний. Для стаціонарного випадкового процесу $x(t)$

$$R_{xx}(0) = \sigma_x^2 = \sigma_x = \text{const.}, \quad (20)$$

де σ_x^2 , σ_x – дисперсія і середньоквадратичне відхилення відповідно.

Автокореляційна функція є більш загальною характеристикою випадкового процесу, ніж дисперсія, оскільки дисперсія відображає лише початкову ординату графіка автокореляційної функції $R_{xx}(\tau)$. Для багатьох випадкових процесів при дуже малих τ ймовірність того, що значення функції $x(t+\tau)$ мало відрізняється від $x(t)$, близька до одиниці, тобто близька до вірогідності. Зі збільшенням τ зв'язок між значеннями $x(t)$ і $x(t+\tau)$ зменшується, вони стають взаємно незалежними, й автокореляційна функція $R_{xx}(\tau)$ прямує до нуля.

Отже, для визначення статистичних характеристик ергодичного процесу і зв'язків між окремими параметрами можна обмежитись одним експериментом, який необхідно провести впродовж великого інтервалу часу, тобто обмежитись обробкою однієї реалізації замість множини дослідів, які необхідні для визначення статистичних характеристик процесу, що не має властивості ергодичності.

Під час вивчення зв'язків між вхідними і вихідними параметрами об'єктів керування класу МІ-МО на основі статистичних даних, отриманих у результаті пасивних або активних експериментів, широко застосовуються [19,20] кореляційно-регресивний метод аналізу даних. Він дозволяє вирішити дві основні задачі:

- визначити за допомогою рівнянь регресії аналітичну форму зв'язку між варіацією функції і аргументів;

- встановити кількісно щільність зв'язку між досліджуваними параметрами.

Кореляційно-регресивний метод аналізу передбачає декілька етапів:

- постановку задачі і вибір вхідних (факторних) і вихідних (показників процесу) або результативних однак (чинників);
- збір статистичних даних та їх перевірку;
- визначення парних залежностей;
- дослідження багатофакторної залежності;
- оцінку результатів дослідження, пояснення й аналізування.

На першому етапі велике значення має теоретичний аналіз сутності процесу або явища, що вивчаються, оскільки кореляційно-регресивний аналіз правомірно застосовувати лише тоді, коли в результаті теоретичного аналізу доведено, що досліджувані зв'язки впливають із сутності досліджуваного процесу або явища.

Практично при побудові рівнянь множинної регресії кількість спостережень має перевищувати кількість аргументів, що входять до

Таблиця 2 – Статистичні характеристики вихідних даних (масив даних у кількості 130)

Параметри	Оцінка математичного сподівання	Дисперсія σ^2	Середньо-квадратичне відхилення, σ	Коефіцієнт варіації, v , %
x_1	185,39	19,53	4,42	2,4
x_2	106,75	5,33	2,31	2,2
x_3	97,24	977,8	31,27	32,2
y_1	81,47	515,74	22,71	27,9
y_2	2,04	0,66	0,81	0,68

рівняння, не менше як у вісім разів [19,21]. Зібраний статистичний матеріал перевіряється на однорідність сукупності і підпорядкування закону нормального розподілу.

Остаточний відбір факторів для включення в модель здійснюється на основі парних кореляційних залежностей. При побудові багатфакторних кореляційно-регресійних моделей складним питання є вибір рівняння зв'язку [22,23,24]. Вибір конкретної форми зв'язку ґрунтується на деяких міркуваннях:

- обрана функція повинна відображати досліджувану закономірність;
- аналітична функція, що покладена в основу, повинна мати якомога простіший вигляд;
- число факторів має бути обмеженим.

На практиці найбільш часто використовують лінійні моделі, оскільки наявність зв'язку в лінійній формі можна припустити нарівні з іншими формами, але лінійні рівняння зручніші. Окрім цього, в многочленах різних степенів кожний член вищій першого степеня може розглядатися як нова змінна і, отже, нелінійне рівняння перетворюється в лінійну форму.

При дослідженні залежності ергодічних показників (потужності P , кВт; струму I , А; питомих витрат енергії Q , кВт·год/м) від параметрів режиму буріння (осьове навантаження на долото F , кН і частоти обертання n , с⁻¹) були проведені вимірювання цих параметрів при бурінні свердловини №1 Синьовидле на глибині 4680 м із застосуванням установки «Уралмаш-4Е». Статистичні характеристики вихідних даних наведені у табл.2, де прийняті такі позначення: $P \rightarrow x_1, I \rightarrow x_2, a \rightarrow x_3, F \rightarrow y_1, n \rightarrow y_2$.

Таблиця 4 – Результати багатокрокового кореляційно-регресійного аналізу

Результати багатокрокового аналізу	Перший крок	Другий крок	Перший крок	Другий крок	Перший крок	Другий крок
Рівняння	$x_1=f(y_1, y_2)$		$x_2=f(y_1, y_2)$		$x_3=f(y_1, y_2)$	
Коефіцієнти регресії при:						
y_1	0,00094	0,000005	0,00068	0,0000064	0,000013	-
y_2	-0,0004	-	0,00014	-	-0,308	-0,003
Вільний член	185,3	185,4	106,7	106,7	97,86	97,25
Коефіцієнт множинної кореляції R_{mn}	0,889	0,888	0,7135	0,7134	0,8281	0,7115
Коефіцієнт детермінації D	0,7903	0,7894	0,509	0,509	0,6858	0,5062
F -критерій Фішера (розрахунковий) $F_{розр.}$	50,9	105,0	14,0	29,0	29,5	28,7
F -критерій Фішера (табличне значення) $F_{табл.}$	5,39	7,56	5,39	7,56	5,39	7,56

Як бачимо із табл. 2, найбільша варіація із відібраних функцій характерна для x_3 ($v=32,2\%$). Значення аргументів мають коефіцієнти варіації в межах однієї третини їх середньої величини. Це означає, що можливості досягнення кращих показників функцій закладені у вирівнюванні аргументів y_1 і y_2 .

Щільність зв'язку між досліджуваними показниками « x » процесу поглиблення свердловин і параметрами режиму « y » характеризуються коефіцієнтами парної кореляції, що наведені у табл. 3.

Таблиця 3 – Матриця коефіцієнтів парної кореляції

Коефіцієнти парної кореляції	x_1	x_2	x_3	y_1	y_2
x_1	1	-	-	0,888	0,107
x_2		1	-	0,713	0,116
x_3			1	0,309	-0,711
y_1				1	0,154
y_2					1

Коефіцієнти парної кореляції показують, що x_1 і x_2 більш тісно зв'язані з y_1 , а x_3 має більш тісний зв'язок (обернений) з y_2 . Оскільки тісний зв'язок (мультиколінеарність) між досліджуваними аргументами y_1 і y_2 відсутній, то при побудові моделі вони можуть бути одночасно включені до рівняннях. Результати розрахунку рівнянь наведені в табл. 4.

Досить високі коефіцієнти множинної кореляції R_{mn} і виконання умови стосовно критерію

Таблиця 5 – Статистичні характеристики вихідних даних (масив даних у кількості 120)

Параметри	Середнє значення	Дисперсія σ^2	Середньо-квадратичне відхилення, σ	Коефіцієнт варіації, v , %
x_1	214,9	137,35	11,72	5,15
x_2	119,52	41,60	6,45	5,4
x_3	2,92	0,90	0,95	32,6
y_1	131,85	3326,98	57,68	43,8

рію Фішера $F_{\text{розрах.}} > F_{\text{табл}}$ свідчать про адекватність побудованих моделей досліджуваному процесу.

Отже, отримані моделі можна використовувати для аналізу, а саме: за коефіцієнтом регресії можна визначити як зміниться функція при зміні аргументу на одиницю; по-друге, можна розрахувати теоретичне максимальне значення функції, якщо аргументам надати максимальне значення (або мінімальне при оберненому зв'язку) із отриманих при пасивному експерименті.

Розглянемо залежність $x_1=f(x_2, x_3, y_1)$, де $x_1 \rightarrow P$, $x_2 \rightarrow I$, $x_3 \rightarrow v$ (механічна швидкість буріння), $y_3 \rightarrow F$ – осьове навантаження на долото. Для вивчення цих залежностей використано масив даних у кількості 120 спостережень. Статистичні характеристики вихідних даних наведено у табл. 5.

Для оцінки сили зв'язку між досліджуваними параметрами розглянемо коефіцієнти парного кореляційного зв'язку. Результати розрахунків наведено у табл. 6.

Таблиця 6 – Матриця коефіцієнтів парної кореляції

Коефіцієнти парної кореляції	x_1	x_2	x_3	y_1
x_1	1	0,973	0,814	0,959
x_2		1	0,784	0,951
x_3			1	0,858
y_1				1

Як бачимо із табл. 6, усі показники процесу тісно пов'язані з аргументом – осьовим навантаженням на долото ($r_{x_1 y_1} = 0,959$, $r_{x_2 y_1} = 0,951$, $r_{x_3 y_1} = 0,858$). Проте, включати в одне рівняння як аргументи y_1, x_2

так x_3 недоцільно через наявність мультиколінеарності (коефіцієнти кореляції перебільшують 0,8). Цей висновок підтверджує й багатокроковий кореляційно-регресійний аналіз, виконаний під час розрахунку параметрів моделі $x_1=f(x_2, x_3, y_1)$.

Отже, побудоване рівняння залежності $x_1=f(x_2, x_3)$ відповідає досліджуваному процесу, оскільки $F_{\text{розрах.}} > F_{\text{табл}}$. Воно може бути використане для аналізу досліджуваного процесу поглиблення свердловин. Під час вивчення парного зв'язку були розраховані такі моделі:

$$x_1 = 0,0009 y_1 + 214,8; R_{\text{мн}} = 0,958;$$

$$D = 0,918; F_{\text{розрах.}} = 204;$$

$$x_2 = 0,00088 y_1 + 119,4; R_{\text{мн}} = 0,951;$$

$$D = 0,904; F_{\text{розрах.}} = 169;$$

$$x_3 = 0,0004858 y_1 + 2,28; R_{\text{мн}} = 0,858;$$

$$D = 0,736; F_{\text{розрах.}} = 50.$$

Розрахунки показали, що зі збільшенням y_1 на одиницю x_1 зростає на 0,0009; x_1 – на 0,00088; x_3 – на 0,00485. Високі коефіцієнти кореляції і $F_{\text{розрах.}} > F_{\text{табл}}$ свідчать про адекватність побудованих моделей (21) досліджуваному процесу поглиблення свердловини.

Отже, виконаний кореляційно-регресійний аналіз дозволяє кількісно оцінити тісноту зв'язку між досліджуваними параметрами, а також визначити, як змінюється функція із змінною аргументу на одиницю та змоделювати досліджуваний зв'язок між параметрами.

Висновок. Дістала подальший розвиток методологія сигнальної ідентифікації і моделювання процесу поглиблення свердловин на засадах енергоінформаційного підходу, яка, на відміну від існуючих методів обробки багатовимірних даних і часових рядів, враховує, що

Таблиця 7 – Результати багатокрокового регресійного аналізу

Результати багатокрокового регресійного аналізу	Перший крок	Другий крок
Коефіцієнти регресії при:		
x_2	0,0055	0,000054
x_3	0,000157	0,00002
y_1	0,0000038	-
Вільний член	214,2	214,9
Коефіцієнт множинної кореляції $R_{\text{мн}}$	0,979	0,962
Коефіцієнт детермінації D	0,9584	0,9529
F -критерій Фішера (розрахунковий) $F_{\text{розрах.}}$	123	172
F -критерій Фішера (табличне значення) $F_{\text{табл.}}$	5,20	6,23

досліджуваний процес є не відтворюваним, функціонує за умов апріорної та поточної невизначеності щодо параметрів і структури об'єкта під впливом завад і розвивається в часі. Це дало змогу розробити і запропонувати для використання в автоматизованих системах керування процесом поглиблення свердловин методів сигнальної ідентифікації функції передачі об'єкта в реальному часі, визначення числа необхідних спостережень при заданому рівні довіри, визначення інтервалу квантування і часу спостережень, оцінювання ергодичності досліджуваного процесу, а також визначити парні і багатифакторні залежності параметрів режиму буріння.

Література

1 Iversen F.P. Monitoring and Control of Drilling Utilizing Continuously Updated Process Models / F.P.Iversen, E.Cayeux, E.W.Dvergsnes // Proc. IADC /SPE Drilling Conference, Miami, 21-23 February, 2006, SPE-99207-MS.

2 Rommetveit R. e-Drilling: A System for Real-Time Drilling Simulation, 3D Visualization and Control / R.Rommetveit, K.S.Bjorkevoll, G.W.Halsey // Proc. Digital Energy Conference and Exhibition, Houston, 11-12 April, 2007, SPE-106903-MS.

3 Akin S. Estimatin gdrilling parameters for diamond bit drilling operations using artificial neural networks / S.Akin, C.Karpuz // Int. J. Geomech. 8. SPECIAL ISSUE: Excavation Geomechanics for Energy, Environmental, and Transportation Infrastructure. – 2008. – P.68–73.

4 Olgav T. The drillability assessment of rocks using the different brittleness values / T.Olgav, K.Sair // Tunn. Undergr. Space Technol. – 2001. – No 26. – P. 406–414.

5 Bilim N. Determination of drillability of some natural stones and their association with rock properties / N.Bilim // Sci. Res. Essays. – 2011. – No 6. – P.382–387.

6 Hoseinie S.H. Development of a new classification system for assessing of Rockmass Drillability index (RDi) / S.H.Hoseinie, H.Aghababaei, Y.Pourrahimian // Int. J. Rock Mech. Min. Sci. – 2008. – No 45(1). – P. 1–10.

7 Zang C. (2013) Prediction of rock mechanical parameters and rock mass classification by percussive drilling surveying in a rock tunnel / C.Zang, H.Huang // Rock Characterisation, Modelling and Engineering Design Methods. – 2013. – 165 p.

8 Zhao Y. Prevention and treatment technologies of railway tunnel water inrush and mud gushing in China [J] / Y.Zhao, P.Li, S.Tian // Rock Mech Geotech Eng. – 2013. – No 5(6). – P.468–477.

9 Goli S. Estimation of rock mass deformation modulus in Bakhtiary Dam project in Iran / S.Goli // Rock Characterisation, Modelling and Engineering Design Methods. – 2013. – 161 p.

10 Hassanpour J. A new hard rock TBM performance prediction model for project planning / J.Hassanpour, J.Rostami, J.Zhao // Tunn

Undergr Space Technol. – 2011. – No 26(5). – P.595–603.

11 Мислюк М.А. Моделювання явищ і процесів у нафтогазопромисловій справі / М.А.Мислюк, О.Ю.Зарубін. – Івано-Франківськ: Факел, 1999. – 496 с.

12 Витязь О.Ю. Динаміка долота ріжучого типу в процесі буріння / О.Ю.Витязь, О.Т.Драганчук, В.І.Векерик. – Івано-Франківськ: Факел, 2007. – 203 с.

13 Назаренко М.В. Теоретичні засади та принципи побудови моделей динамічних процесів та їх регуляторів: [монографія] / М.В.Назаренко. – Кривий Ріг: Діоніс (ФОП Чернявський Д.О.), 2010. – 204 с.

14 Вентцель Е.С. Исследование операций / Е.С.Вентцель. – М.: Советское радио, 1972. – 551 с.

15 Лукас В.А. Теория автоматического управления: [уч. пособ.] / В.А.Лукас. – М.: Наука, 1990. – 416 с.

16 Ергодичність: Вікіпедія. – Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Ергодичність&oldid=16774803>

17 Корнфельд И. П. Эргодическая теория / И.П.Корнфельд, Я.Г.Синай, С.В.Фомин. – М.: Наука, 1980. – 384 с.

18 Синай Я. Г. Введение в эргодическую теорию / Я.Г. Синай. – М.: Фазис, 1996. – 132 с.

19 Большаков А.А. Методы обработки многомерных данных и временных рядов / А.А.Большаков, Р.Н.Каримов. – М.: Горячая линия, 2007. – 520 с.

20 Большаков А.А. Регуляризирующий метод идентификации регрессионных моделей статистических объектов на основе одномодульной арифметики вычетов / А.А.Большаков, Д.А.Кинцель // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2005. – № 9. – С. 2-6.

21 Каханер Д. Численные методы и программное обеспечение / Д. Каханер, К. Моулер. – С. Нэш: перевод с англ. Изд. Второе стереотипное. – М.: Мир, 2004. – 575 с.

22 Миниев Ю.Н. Методы и алгоритмы идентификации и программирование в условиях неопределенности в нейросетевом базисе / Ю.Н.Миниев, О.Ю.Филимонова, Бенамур Лиес. – М.: Горячая линия. – Телеком, 2003. – 205 с.

23 Горбійчук М.І. Оптимальне керування процесом механічного буріння / М.І.Горбійчук, В.Б.Кропивницька // Нафтогазова енергетика. – 2008. – № 3. – С. 20-22.

*Стаття надійшла до редакційної колегії
08.06.17*

*Рекомендована до друку
професором Горбійчуком М.І.
(ІФНТУНГ, м. Івано-Франківськ)
д-ром техн. наук Лопатіним В.В.
(Інститут геотехнічної механіки
ім. М.С. Полякова НАН України, м. Дніпро)*