

Наявність часової прив'язки дозволяє відслідковувати тенденції змін параметрів та проводити прогноз їх значень на коротко та середньострокову перспективу. Це вимагає наявності даних, що за їх близьким просторовим розташуванням або часовою прив'язкою можна використати при побудові часових рядів спостереження.

Таким чином, розроблена основа структури бази даних геолого-геофізичної інформації, що включає дані радіоізотопних досліджень фізико-механічних властивостей ґрунтів, гідрогеологічних та геолого-екологічних досліджень та розпочато її поповнення. Подальші перспективи робіт в даному напрямку пов'язані з залученням до наявної бази даних всієї доступної інформації, проведенні статистичного моделювання та прогнозу параметрів у просторі та часі. Такий прогноз може бути

УДК 550.832

М.Н. Жуков, д-р.геол. наук, К.Л. Яковець, асп.

МЕТОД БАГАТОВИМІРНИХ АНАЛОГІВ ДЛЯ ОЦІНКИ ПІДРАХУНКОВИХ ПАРАМЕТРІВ ВУГЛЕВОДНІВ

Запропоновано новий підхід для виконання непрямих визначень підрахункових параметрів як альтернативу регресійному аналізу. Він виходить з можливостей інформаційних технологій та сучасного стану інформаційного забезпечення промислово-геофізичних досліджень. Полягає у визначенні підрахункових параметрів методом пошуку багатовимірних аналогів в середовищі спеціалізованої бази даних (БД). Формат БД дозволяє враховувати різну ступінь достовірності даних, що в ній містяться. Останнє забезпечується наявністю статистичної шкали реєстрації, під якою ми розуміємо обов'язкове супроводження зареєстрованого значення характеристикою його достовірності. Ефективність продемонстровано на змодельованих даних.

The new approach for realization of indirect definitions of calculation arguments as alternative regression to analysis is offered. It proceeds from opportunities of information know-hows and state of information supply of well-logging researches. Is based on definition of calculation arguments by a multicomponent analogues method in environment of the specialized database. The format database allows to allow for a different extent of veracity of the data, which one in it are. Last is provided with presence of statistical scales of registration, we realize which one obligatory accompaniment of the registered value by the performance of his veracity. The performance is shown on the simulated data.

З огляду на проблеми класичного методу визначення підрахункових параметрів за даними ГДС, який ґрунтується на використанні регресій, що були зазначені в [2], пропонується альтернативний підхід: використання методу багатовимірних аналогів. Теорію методу викладено в [2]. Метод регресійного аналізу є настільки класичним, що опису не потребує. Продовжуючи тему зазначеної статті, пропонується розглянути нові змодельовані ситуації для перевірки дієвості методу багатовимірних аналогів у порівнянні з конкуруючим методом регресійного аналізу, причому в умовах максимально повного використання різних моделей, зокрема введення в регресію логарифмічних, степеневих чи інших компонент.

Метод багатовимірних аналогів є складовою частиною багатовимірної статистичної фільтрації різновидової геологічної інформації, яка охоплює широке коло задач геологічного прогнозу. Розроблена на її реалізацію інформаційно-аналітична система "Фільтр" створювалася як математико-аналітичний супровід геолого-знімальних та прогнозно-пошукових робіт. Проте аналітичні засоби проектувалися з таким розрахунком, щоб вони без істотних обмежень могли б застосовуватися для розв'язання близьких за змістом задач. Одним з авторів вперше було застосовано для вирішення задач інтерпретації промислово-геофізичних даних. Тому сприяють універсальні структура організації даних та процедури аналізу, вичерпна повнота шкал реєстрації, глибокий рівень переробки інформації, зручний інтерфейс. Вирішальним фактором на користь вибору цієї системи для вирішення поставленої задачі послужила наявність процедур пошуку багатовимірних аналогів в середовищі БД з недетермінованими значеннями ознак.

виконаний для відслідковування негативних тенденцій та підтримки прийняття управлінських рішень.

1. Вижева С.А. Геофізичний моніторинг небезпечних геологічних процесів. – К.: ВГЛ "Обрії", 2004. – 236 с. 2. Геоинформатика и геоинформационные системы / Кузнецов О.Л., Никитин А.А., Черемисина Е.Н. – М.: ВНИИгеосистем, 2005 – 350 с. 3. Основы геоинформатики / Под ред. В.С. Тихунова. Кн. 1. М.: АCADEMIA. – 2004. 348 с. 4. Ляховицкий Ф.М., Хмелевской В.К., Яценко З.Г. Инженерная геофизика – М.: Недра, 1989. – 252 с. 5. Вижева С.А., Кожан О.М. Проблеми геофізичного моніторингу великих промислових агломерацій // Геофиз. журн. – 2004. – Т. 26, № 1. – С.80-86. 6. Вижева С.А., Кошляков О.С., Кошлякова І.С., Цюпа І.В. Бази даних геолого-геофізичної інформації в системі моніторингу за станом геологічного середовища на території Київської агломерації // Матеріали Всеукраїнської наукової конференції "Моніторинг небезпечних геологічних процесів та екологічного стану середовища". – К. – 2006. – С. 15-17. 7. Положення про державну систему моніторингу довкілля // Постанова КМ від 30.03.1998 р. № 391. <http://zakon1.rada.gov.ua>

Надійшла до редколегії 09.02.07

Ідентифікація геологічних об'єктів у процесі розпізнавання з метою кількісного визначення підрахункових параметрів здійснюється на основі визначення їх положення в просторі, тобто за положенням в розрізі свердловини. Так, розріз свердловини являє собою систему, що складається із взаємопов'язаних елементів – шарів гірських порід з різними фізичними властивостями. Співставлення їх з елементами еталонного матеріалу легко виконати, якщо врахувати характерні ознаки співставлених елементів та оцінити ступінь подібності між ними. Найбільш повні геологічні описи розрізів свердловин можна здійснювати за даними ГДС. При обробці промислово-геофізичних матеріалів кожен елемент розрізу досліджуваної свердловини ідентифікується з заданими (аналогічними за стратиграфічними умовами) еталонами. Останніми можуть бути реальні (результати дослідження керну чи дані, отримані прямими методами) або змодельовані представники всього спектру гірських порід та їх можливих станів, що близькі до розрізу – об'єкту інтерпретації.

Для кожної точки спостережень процедурою пошуку багатовимірних аналогів визначаються найближчі аналоги на основі описаної в [2] міри відмінності об'єктів. Кількісна оцінка шуканого параметру виходить з відгуку фільтру, що являє собою результат певної обробки значень параметру у набору знайдених інтервалів-еталонів чи точок-еталонів. Метрика для знаходження багатовимірних аналогів ґрунтується на моделі композиції локальних розподілів. Кожній точці відповідає локальний багатовимірний розподіл. Завдяки введенню композиційної моделі відпадає потреба у штучному притягуванні того чи іншого закону розподілу, як це часто практикується і яке обмежується пересічно звичними гаусівським або логарифмічно-гаусівським законами. Те ж саме

стосується "вічних" проблем, пов'язаних з коваріаційною матрицею. Візуалізація значень міри відміни об'єктів дозволяє керуватися при визначенні групи аналогів перепадом значень міри відміни у їх упорядкованому рядку. Група аналогів може складатися з одного об'єкту. Може статися й так, що у БД, внаслідок неповноти еталонної колекції, аналогів потрібної якості знайдено не буде. Оцінкою похибки такого посереднього вимірювання служить довірчий інтервал, побудований з використанням параметрів достовірності еталонів, розміщених у БД. Слід відзначити, що базисом можуть виступати не тільки геофізичні методи дослідження свердловин: є можливість розширити ознаковий простір за рахунок перетворень, наприклад за допомогою методу головних компонент чи спектральних компонент.

Отже, пропонується створення своєрідної бази для автоматизованої експертної системи. З одного боку вона відкрита для розширення, з іншого розрахована на включення у потужні системи інтерпретації. Суттєвою передумовою успіху такої технології є геоінформаційна компетентність бази даних стосовно поставлених задач. Близький до оптимального результат можна очікувати в разі достатньої повноти БД, зокрема, наявності репрезентативних колекцій об'єктів, які можуть відігравати роль представників корисного сигналу. Отже, вимога повноти набуває вирішального значення для успіху запропонованого методу. Вона передбачає охоплення максимального діапазону коливань прогнозованого параметра та можливих середовищ для непрямих вимірювань. В разі додержання цієї умови, база даних набуває протягом своєї експлуатації все більшої ефективності за рахунок поповнення еталонної колекції. Можна сподіватися, що із набуттям вичерпної повноти еталонної колекції задача визначення підрахункових параметрів буде вирішуватися оптимально, при чому саме в ускладнених ситуаціях, коли метод регресії значною мірою втрачає спроможність.

З метою практичної перевірки та підтвердження працездатності викладеного методу визначення підрахункових параметрів було змодельовано декілька ситуацій.

На початку серії виконаних експериментів було виконано моделювання гаусівського двовимірного розподілу. Як відомо, в разі гаусівського двовимірного розподілу прогнозування по методу лінійної регресії дає оптимальний результат в розумінні середньо очікуваної похибки прогнозу.

Моделювання виконувалося в середовищі MathCad 2000, яке містить зручні та ефективні засоби для рішення вказаної задачі. Одним з них є моделювання випадкових випробувань.

Функція регресії визначалася у вигляді:

$$F(x) = A \cdot x + B$$

де A та B – коефіцієнти регресії. В експерименті покладено $A=0.8$, $B=3$.

Випробування обох компонент $X1$ та $X2$ моделювалися у вигляді:

$$X1 = r_{norm}(n, M_1, \sigma_1),$$

$$X2 = F_r(X1) + K \cdot r_{norm}(n, 0, \sigma_2).$$

де $K=0.3$ – коефіцієнт незалежної гаусівської складової у рівнянні зв'язку $X2-X1$; $r_{norm}(n, M_1, \sigma_1)$ – генератор n -вимірному вектору спостережень гаусівської випадкової величини з математичним сподіванням M_1 та середнім квадратичним відхилом σ_1 ; M_1, σ_1 – математичне сподівання та середній квадратичний відхил першої компоненти того двовимірного розподілу, що моделюється (у розглядуваному прикладі); M_2, σ_2 – математичне сподівання та середній квадратичний відхил другої компо-

ненти двовимірного розподілу, що моделюється. У прикладі, обраному для ілюстрації, $M_1=10$, $M_2=5$, $\sigma_1=1$, $\sigma_2=1$.

Оцінки параметрів регресії обчислювалися за змодельованим значеннями $X1$ та $X2$ у вигляді:

$$R_{gr}(x) = A \cdot x + B,$$

$$A = R \cdot \frac{D_2}{D_1}, \quad B = M_2 - A \cdot M_1,$$

$$R = \text{corr}(X1, X2), \quad D_1 = \sqrt{\text{var}(X1)},$$

$$D_2 = \sqrt{\text{var}(X2)}, \quad M_1 = \text{mean}(X1), \quad M_2 = \text{mean}(X2).$$

$\text{corr}(X1, X2)$, $\text{mean}(x)$, $\text{var}(x)$ – функції MathCad для обчислення оцінки коефіцієнта кореляції, оцінок середнього значення та дисперсії. За цими даними була змодельована множина спостережень двовимірного нормального розподілу ($X1, X2$).

Для оцінки похибки прогнозування за допомогою лінійної регресії відносно вихідних значень показника $X2$ обраховувалося кореляційне відношення. Оцінка обчислювалася за формулою:

$$R_o = \sqrt{1 - \frac{D_{gr}}{D_y}}$$

$$\text{де } D_{gr} = \sum_{i=0}^n \frac{1}{n-2} (X2_i - R_{gr}(X1_i))^2; \quad D_y = \sum_{i=0}^n \frac{1}{n-1} (X2_i - M_2)^2;$$

Випробувальне прогнозування методом першого аналогу виконувалося у такій послідовності. Для кожного спостереження величини $X1$ визначався найближчий аналог серед решти. Прогноз визначався як значення величини $X2$ у обраного аналогу.

Функція MathCad для визначення такого прогнозу має вигляд:

```
Fd(ii,x,X1,X3,n) :=
  nx ← 0
  dx ← 100000
  for j ← 0...n-1
    continue if ii = j
    nx ← j if |x - X1j| < dx
    dx ← |x - X1j| if |x - X1j| < dx
  Fd ← X3nx
  return Fd
```

Для кожного спостереження виборки визначалося прогнозне значення:

$$i = 0 \dots n-1, \quad F_{ана}(i) = Fd(i, X1_i, X1, X2, n)$$

Кореляційне відношення за результатами прогнозування методом аналогів обчислювалося за формулою

$$R_{ана} = \sqrt{1 - \frac{D_{ана}}{D_y}}$$

$$\text{де } D_{ана} = \sum_{i=0}^n \frac{1}{n-2} (X2_i - F_{ана}(i))^2; \quad D_y = \sum_{i=0}^n \frac{1}{n-1} (X2_i - M_2)^2.$$

З метою порівняння похибок одержаних результатів з мінімально можливими було проведено по 5 моделювань з обчисленням кореляційних відношень для методу лінійної регресії та для методу аналогів. Перша серія експериментів виконувалася при коефіцієнті гаусівської похибки у рівнянні зв'язку $K=0.3$ (рис 3а), друга – при $K=0.5$ (рис 3б).

Середні значення з одержаних оцінок кореляційного відношення при $K=0.3$ становлять: $Reg_{gr}=0.95$, $R_{ана}=0.86$. Наведені дані показують, що в цьому випадку ефективність прогнозування регресійним методом доволі висока, що є цілком зрозуміло, враховуючи теоретично ідеальну пристосованість методу прогнозування для змодельованої ситуації. Як відомо, в разі сумісного гаусівського розподілу мінімальну середньоквадратичну похибку прогнозування забезпечує саме метод лінійної регресії.

Отже, при $K=0.3$ метод аналогів дає приблизно на 10% гірший результат, ніж оптимальний в змодельованій ситуації метод лінійної регресії. В той же час,

при $K=0.5$ середні значення з одержаних оцінок кореляційного відношення становлять, відповідно $Reg_{sr}=0.86$, $Ran_{sr}=0.82$. Тобто метод аналогів дає приблизно на 5% гірший результат, ніж оптимальний метод у змодельованій ситуації.

Таким чином, результати проведеного експерименту доводять, що в штучно створених умовах для застосування оптимального методу лінійної регресії (двовимірний гаусівський розподіл) прогнозування методом першого аналогу дає результат, гірший оптимального лише на 5% – 10%.

Певна річ, подібні прості моделі в реальних геофізичних дослідженнях свердловин можливі лише в відповідних умовах, не ускладнених факторами стохастичного або детермінованого характеру, тобто в разі такої моделі прогнозування по методу лінійної регресії буде мати мінімальну середню квадратичну похибку, отже буде оптимальним в розумінні похибки прогнозу, але такі ситуації є скоріше виключенням, ніж правилом. Та все ж таки з'ясування спроможності запропонованого методу в ідеальних для альтернативного

методу умовах шляхом порівняння з одержаними результатами є цілком об'єктивним.

У складних випадках, коли йдеться про реальний простір, спостерігаються більш складні залежності і тоді вихід традиційно шукають у штучних спробах вводити в регресію логарифмічні, степеневі чи інші компоненти, що, як буде показано нижче, здатне лише незначно поліпшити якість прогнозу. Ці ж спроби стають малорезультативними в разі розривних регресій або змінюваних залежно до змін середовища, тим більше, коли йдеться про багатовимірний ознаковий простір. Спробуємо довести наступними змодельованими ситуаціями.

В статті [2] були розглянуті декілька різноманітних парних регресій та на основі них зроблені висновки стосовно дієвості, ефективності запропонованого методу для визначення підрахункових параметрів. В цій роботі пропонується продовження даної теми з метою детального вивчення ступеню ефективності методу аналогів.

Розглянемо складні залежності та спробуємо запропонувати до них адекватні регресійні моделі. На рис. 1 змодельована парна кусочно-стала кореляція з двома перепадами.

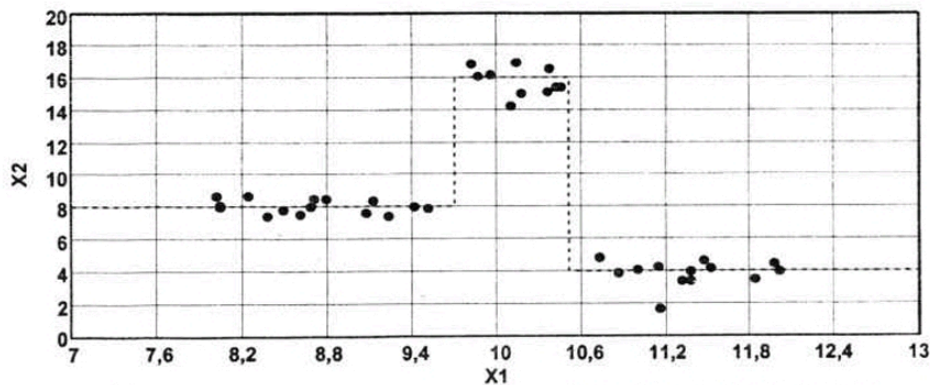


Рис. 1. Змодельована парна кусочно-стала кореляція з двома перепадами (X_1 , X_2)

Шляхом використання поліноміальної (параболічної) апроксимації, опишемо змодельовану залежність. Прогнозування методом першого аналогу виконувалося за схемою, описанною вище. Знов була створена відповідна функція у середовищі MathCad для прогнозу.

З метою порівняння похибок одержаних результатів було проведено по 5 моделювань з обчисленням кореляційних відношень для прогнозу за параболічною регресією та методом першого аналогу. Середні значення з оцінок кореляційного відношення становлять відповідно $Reg=0.59$, $Ran=0.97$.

Отримані результати свідчать про те, що введення в регресійну модель степеневих показників не є гарантом абсолютного успіху при вирішенні такого плану задач – це штучне приведення реальних даних до теоретично підбраної моделі, яка не є повністю адекватною ситуації. Особливо це стосується випадку, коли йдеться про множинні залежності. А коли вдається підібрати адекватну регресійну модель, метод аналогів дає незначно гірший результат, що демонструє наступний приклад. Змодельюємо парну логарифмічну залежність (рис.2).

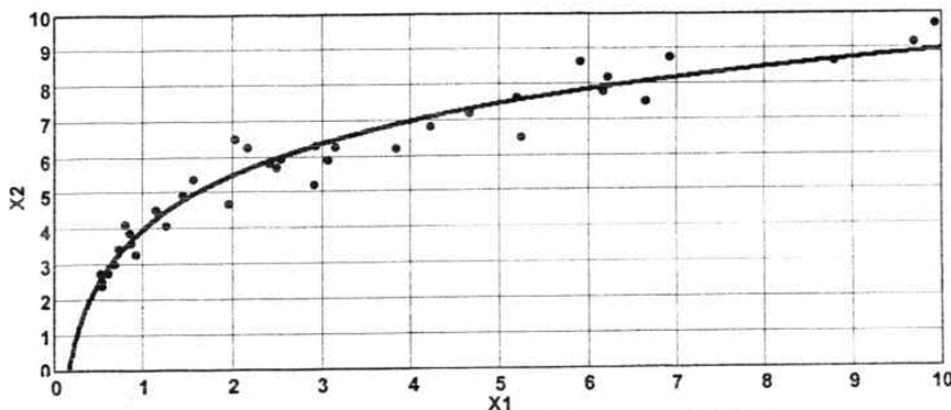


Рис. 2. Змодельована парна логарифмічна регресія (X_1 , X_2)

Далі виконувалися дії, подібні вище описаним: прогнозування по логарифмічній регресії, прогнозування методом першого аналогу, розрахунок серії кореляційних відношень з метою порівняння похибок прогнозування за логарифмічною регресією та методом аналогів з вихідними значеннями показника. Середні значення з одержаних оцінок кореляційного відношення ста-

новлять відповідно $Reg=0.95$, $Ran=0.9$. Отже, у випадку вдало підбраної регресійної залежності, тобто в разі теоретично "чистого" випадку маємо, що метод аналогів дає не набагато гірший результат, а саме 5%.

Натомість регресійний підхід значно втрачає свою спроможність в разі множинної залежності показників. Змодельємо множинну кусочно-сталу регресію (рис.3).

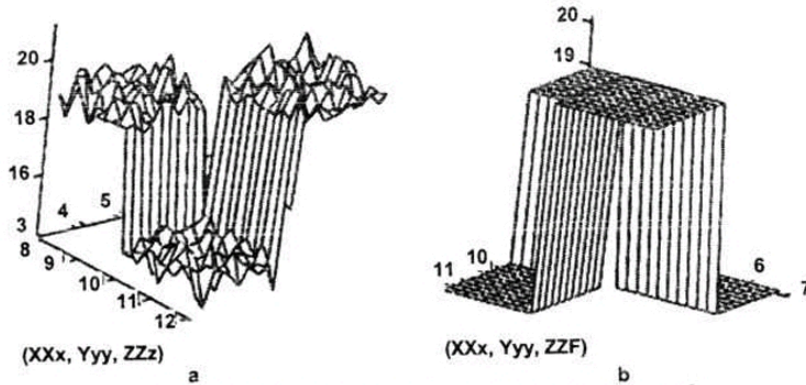


Рис.3. Змодельована множинна кусочно-стала кореляція.
Позначення: а) відображення зв'язку з накладеною гаусівською варіацією;
б) відображення зв'язку без накладення гаусівської варіації

В середовищі MathCad 2000 була створена функція для моделювання зв'язку, а також визначена матриця для його відображення, змодельована матриця спостережень з накладеною гаусівською варіацією, визначена кореляційна матриця, розраховані множинний коефіцієнт кореляції та коефіцієнти регресії і, відповідно, оцінка рівняння регресії. Після прогнозування було розраховано кореляційне відношення. Для прогнозування методом аналогів по двох показниках в цьому ж середовищі була створена функція:

```
Fd(ii,x,X1,X3,n) :=
  nx ← 0
  dx ← 100000
  for j ∈ 0...n-1
    continue if ii = j
    nx ← j if Ro(xx,X,SS,j) < dx
    dx ← Ro(xx,X,SS,j) if Ro(xx,X,SS,j) < dx
  Fd ← Xnx,0
  return Fd
```

За даними обчислення серії кореляційних відношень для прогнозу за лінійною множинною регресією та по методу першого аналогу середні значення становлять відповідно $Reg=0.244$, $Ran=0.856$. Така змодельована ситуація на випадок множинної кореляції демонструє малу ефективність регресійного методу визначення підрахункових параметрів, натомість метод аналогів залишається ефективним і у випадку множинної кореляції.

Наступний експеримент. Змодельємо множинну параболічно-сталу кореляцію (рис.4).

В середовищі MathCad 2000 виконувалися операції за описаним вище алгоритмом. Про результати ефективності прогнозування за множинною регресією та по першому аналогу свідчать середні значення, отримані за серією кореляційних відношень, розрахованих для обох порівнюваних методів, вони становлять для регресійного методу 0.01, а для методу аналогів 0.818.

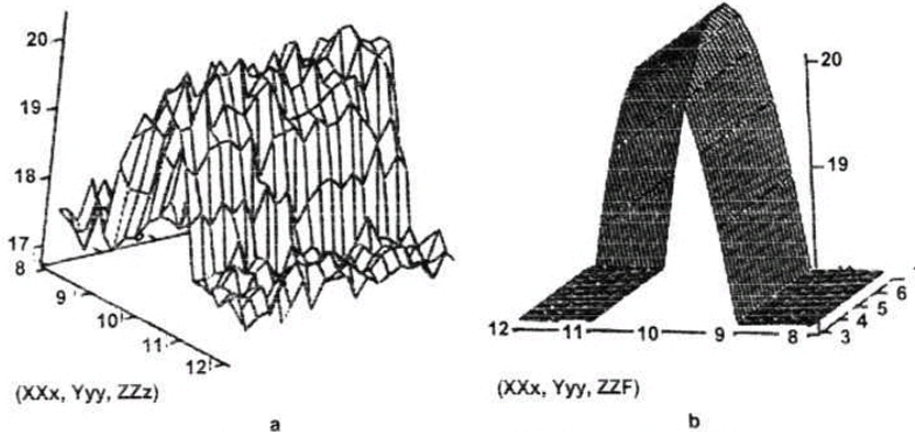


Рис.4. Змодельована множинна параболічно-стала кореляція.
Позначення: а) відображення зв'язку з накладеною гаусівською варіацією;
б) відображення зв'язку без накладення гаусівської варіації

Останній приклад множинної кореляції демонструє високу ефективність запропонованого методу для оцінки підрахункових параметрів.

Висновок. Розглянуті змодельовані ситуації довели, що застосування методу багатовимірних аналогів для оцінки підрахункових параметрів є ефективним

інструментом вирішення поставленої задачі. Перевага його насамперед у тому, що він вільний від апріорного знання виду залежності показників. Метод показав високу ефективність в порівнянні з класичним методом для непрямих вимірювань, особливо в умовах складних залежностей. При чому саме в ускладнених ситуаціях, коли метод регресії значною мірою втрачає спроможність, запропонований метод дає змогу отримувати надійний результат.

Ефективність використання методу багатовимірних аналогів для кількісного визначення підрахункових параметрів буде підвищуватися з часом за рахунок набуття вичерпної повноти еталонної колекції шуканих показників.

1. Довженко К.Л. Статистичне прогнозування підрахункових параметрів методом багатовимірних аналогів // Науковий вісник Дніпропетровського університету, ювілейний випуск. – 2006. 2. Жуков М.Н., Яковець К.Л. Прогнозування підрахункових параметрів методом багатовимірних аналогів. Експериментальна перевірка ефективності шляхом моделювання // Геоінформатика. – К., 2006. – № 4. – С. 46-51.

Надійшла до редколегії 21.02.07

УДК (550.4+550.83):504.064.3

П.Г. Пігулевський, канд. геол. наук, О.К. Тяпкін, канд. геол.-мін. наук

ДО ПИТАННЯ ВИЗНАЧЕННЯ ФОНОВОГО ПОЛІГОНА В РЕГІОНАЛЬНІЙ СИСТЕМІ КОМПЛЕКСНОГО ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ (НА ПРИКЛАДІ ПРОМИСЛОВОГО ПРИДНІПРОВ'Я)

Виконано детальні геохімічні дослідження локальної площі, перспективної на залізорудну сировину в межах Криворізько-Кременчуцької шовної зони. Результати цих досліджень можуть бути використані як "фоніві" (концентрації хімічних елементів-забруднювачів) при організації локальних систем комплексного екологічного моніторингу підприємств по видобутку залізної руди, що плануються у майбутньому в цьому районі, а також у системі моніторингу регіону видобутку і первинної переробки уранової сировини.

The detailed geochemical researches of the local area, perspective on iron ore inside Krivorozhsko-Kremenchug seam zone, are executed. The results of these researches can be used as "background" (concentration of chemical elements – pollution) at the organization of local systems of complex ecological monitoring of the planned (in this area) enterprises on production of iron ore, and also in the system of monitoring of region of production and primary processing of uranium raw material.

Вступ. Україна має намір стати повноправним членом Європейського Союзу і тому повинна довести своє рішення адекватними зобов'язаннями і діями. Насамперед це стосується впровадження європейських стандартів виробничої діяльності, охорони природи та екологічної свідомості. На сьогоднішній день соціально-економічний розвиток України забезпечує переважно гірничодобувний комплекс (20-25 % надходжень у Державний бюджет України забезпечують гірничодобувні компанії, 45-50 % експорту України приходить на мінеральну сировину). За запасами залізних руд Україна займає одне з провідних місць у світі (~20% світових запасів). Її частка у світовому виробництві залізної руди складає ~5%. Вона займає перше місце і серед країн СНД, а за обсягами виробництва – сьоме. Основні залізні запаси України (~70%) і видобуток (~80%) знаходяться у Криворізькому басейні. Крім того, в Дніпропетровській та Кіровоградській областях в 60-70-х роках минулого століття було створено і широко розвинуто підприємства ядерно-паливного циклу України. На цій території проводиться видобуток і первинна переробка уранової сировини (рис. 1), що спричиняє масштабний різноманітний вплив на навколишнє середовище.

Зараз екологічну ситуацію в Україні, у цілому, можна охарактеризувати як кризову. Особливо негативний стан навколишнього середовища притаманний саме територіям із пріоритетним (часто монофункціональним) розвитком гірничодобувного комплексу, який супроводжується величезним техногенним впливом на всі компоненти довкілля. Так, наприклад, видобуток 1 тону залізної руди в Криворізькому залізорудному басейні супроводжується зменшенням площі земельних ресурсів на 0,03-0,04 м², збільшенням площі підтоплених територій на 0,03-0,05 м², скиданням у відкриті водойми 1 м³ шахтних вод (з мінералізацією 20 кг/тону) і 0,1 м³ кар'єрних вод (з мінералізацією 0,7 кг/тону), викидами 2-2,5 кг пилу, 1,4-1,8 кг отруйних газів в атмосферу [7]. Таким чином зараз гірничопромисловий комплекс перетворився в одне з найбільших джерел порушення і забруднення навколишнього природного середовища. Перехід техногенне навантажених гірничодобувних ре-

гіонів України до сталого еколого-економічного розвитку вимагає створення загальнодержавної системи комплексного екологічного моніторингу – ефективної системи підтримки управлінських рішень. Але зараз реально функціонують лише окремі галузеві системи моніторингу, які вирішують лише "відносно вузькі" відомі задачі без тісного просторового (регіонального) взаємозв'язку та відсутністю поточної інформації щодо фонового стану навколишнього природного середовища. Тобто у цих системах для підтримки відповідних управлінських рішень результати вимірів порівнюються із фіксованими нормативними показниками, які не охоплюють всіх змін параметрів компонентів довкілля, або навіть із деякими початковими значеннями, які взагалі не несуть інформації щодо ступеня пошкодження навколишнього середовища. Тому зараз одним з найважливіших наукових аспектів створення систем комплексного екологічного моніторингу є вибір у практично повсюдних умовах високого антропогенного навантаження фонівих (контрольних, еталонних) полігонів саме для оцінки екологічної значимості техногенних змін навколишнього середовища в порівнянні з природними. Метою даної статті є обґрунтування вибору та геохімічні дослідження такого фонового полігону в системі регіонального комплексного моніторингу (на прикладі Промислового Придніпров'я).

Металогенічна спеціалізація регіону досліджень. Як відомо, Кіровоградсько-Дніпропетровський регіон видобутку та первинної переробки залізних руд та уранової сировини просторово розташовано в межах Інгульського (Кіровоградського) мегаблоку на сході та Середньопридніпровського – на заході, котрі відокремлені Криворізько-Кременчуцькою шовною зоною (ККШЗ) [1].

Істотно відмінні також корисні копалини і докембрійська металогенія суміжних мегаблоків. Основна частина Середнього Придніпров'я – це архейські залізорудна (залізисто-кварцитового типу) і золоторудна (зеленокам'яного геолого-промислового типу) металогенічні провінції. Кіровоградський мегаблок разом із ККШЗ являють собою також унікальну металогенічну провінцію. Тут розташований один з найбільших у Європі залізорудних басейнів і такого ж рангу урановорудна про-