УДК 622.271.001:621.311.1
Б. С. Рогальський д. т. н., проф.;
Ю. А. Лисогор, бакалавр

УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВ НА ОСНОВІ ТЕОРІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

Оцінена ефективність прогнозування електричних навантажень з використанням теорії розпізнавання образів. Наведено приклади числових розрахунків прогнозування середніх навантажень на основі статистичних та розпізнавальних підходів.

Аналіз результатів досліджуваної теми

Вчені Вінницького національного технічного університету (ВНТУ) внесли помітний вклад в отримання ряду локальних і фундаментальних результатів для вирішення проблеми визначення й прогнозування електричних навантажень гірничих підприємств [1, 2]. В свій час було виконано розрахунки електричних навантажень екскаваторів і бурових станків, як основних робочих машин нерудних кар'єрів [3]. Розраховано та визначено електричні навантаження кар'єрних підстанцій [4]. Окремо слід відмітити розроблену багатофакторну модель прогнозування максимальних навантажень промислових підприємств [5]. Тут було проведено аналіз відомих ймовірнісних методів прогнозування електричних навантажень: адаптивних і двох трендових моделей. Перша трендова модель використовувала метод коефіцієнтів темпів росту (МКТР), друга — регресійну модель з використанням методу найменших квадратів (МНК). Було показано, що адаптивні, трендові та регресійні моделі для нестаціонарних часових рядів, характерних для гірничих підприємств, не забезпечують прийнятні результати прогнозування в межах ±5 %. Позитивні результати, де похибка прогнозування забезпечує попадання досліджуваної величини в припустимі межі, отримана в [5] на основі використання методу чисел Чебишева [6]. З вказаного випливає, що пошук підходів до розробки нових моделей прогнозування електричних навантажень є актуальною задачею. Зважаючи на позитивні підходи, що запропоновані в [5], на думку авторів для дослідження даної прикладної проблеми доцільно використати теорію розпізнавання образів [7, 8, 9]. Підкреслимо, вказані дослідження виконані на основі серйозних літературних джерел з теорії ймовірності і математичної статистики, одне з них уже згадувалось [6]. Однак, публікації з використання теорії розпізнавання образів для дослідження даної проблеми практично відсутні. В підрозділі 3.7 [10] розкрито принципи удосконалення тільки для лінійних підходів вирішення задачі прогнозування електричних навантажень. Підкреслимо, що зазначене не є зауваженням чи недоліком: характерною рисою всіх розділів і підрозділів монографії [10] є високий науково-технічний рівень проведених досліджень. Також в підрозділі 3.7 [10] не проаналізовано зв'язок методів теорії розпізнавання образів з методами теорії статистики. Для галузі гірничих підприємств опубліковано результати тільки вчених ВНТУ [1—5].

Метою цієї статті є спроба намітити шляхи розв'язання задачі аналізу прогнозування електричних навантажень гірничих підприємств на основі теорії розпізнавання образів, віднайти збіжність і послідовну доцільність досліджень математичних статистичних підходів [1, 2, 6] і підходів розпізнавання образів [7, 8, 9]. Труднощі вирішення цієї задачі є значними з цілого ряду причин: неузгодженості термінологічної бази, розбіжності задач аналізу статистичних теорій і задач аналізу теорії розпізнавання образів, розпорошеності матеріалів розпізнавання образів в різних наукових напрямках: штучний інтелект, кластерний аналіз, прийняття рішень, інформаційно-вимірювальні системи тощо.

Методологічні підходи щодо розробки моделі розпізнавання образів

Труднощі використання результатів досліджень теорії розпізнавання образів полягають в тому, що її дослідники здебільшого прагнуть «осягнути неосяжне». Фактично у кожному прикладному статистичному досліджені необхідно щось «розпізнавати» [6]. Те, що в класичній теорії розпізнавання образів є претензією на науковий результат, не є таким в прикладному дослідженні, а що цікавить прикладну область, не розроблено в класичній теорії розпізнавання образів. А тому спробуємо сформулювати і розкрити декілька результатів дослідження нашої предметної області.

Зауважимо, в класичній теорії розпізнанню підлягають два види моделей: конкретні фізичні моделі і абстрактні математичні моделі. В нашому дослідженні будемо розпізнавати моделі абстрактних образів, де необхідно виявляти і оцінювати ознаки об’єктів одного класу, а також ознаки двох і більше класів.

Наведемо відповідні означення з аналізом застосування їх до умов прогнозування електричних навантажень гірничих підприємств.

***Означення* 1.** Класом називається множина реалізацій, що мають деякі загальні властивості. Як правило існує набір класів або алфавіт класів

$$A = \left\{A_1;\, A_2;\, \ldots;\, A_j;\, \ldots;\, A_m\right\};\;\; j = 1, 2, \ldots, m;\;\; m \le n, \tag{1}$$

де A_j — окремий j-й клас, m — загальна кількість класів.

На початкових етапах нашого дослідження будемо розглядати задачу віднесення реалізації до одного з двох класів ($m = 2$), так званої задачі дихотомії. Сюди відноситься задача розпізнавання середніх та максимальних значень активної потужності підприємств [1]. Віднесення реалізації до одного з трьох класів ($m = 3$). Сюди відноситься задача розпізнавання для трьох груп продуктивності кар’єрів [1].

***Означення* 2.** Сукупність інформації вимірювань для всіх класів утворює множину можливих реалізацій

$$C = \left\{x_1;\, x_2;\, \ldots;\, x_i;\, \ldots;\, x_q\right\};\;\; i = 1, 2, \ldots, q. \tag{2}$$

Для нашого дослідження — це реалізація середніх та максимальних значень активної потужності промислових підприємств.

***Означення* 3.** Числові та якісні значення алфавіту A утворюють сукупність ознак об’єкта дослідження

$$X^T_{i\,j} = \left\{x_{i1};\, x_{i2};\, \ldots;\, x_{ij};\, \ldots;\, x_{qn}\right\};\;\; i = 1, 2, \ldots, q;\;\; j = 1, 2, \ldots, n\,. \tag{3}$$

Верхній індекс T вказує на операцію транспонування вектора-стовпця.

***Означення* 4.** Для випадку з визначеною кількістю класів система має назву «з вчителем», в протилежному випадку — «без вчителя». На початковому етапі будемо розглядати систему «з вчителем».

Використовуючи наведені означення можна побудувати математичну модель розпізнавання образів, що включає q реалізацій вектора X_i ($i = 1, 2, ..., q$)

$$C = \begin{array}{c} \\ X_{1\Pi} \\ X_{2\Pi} \\ \cdots \\ X_{i\Pi} \\ \cdots \\ X_{q\Pi} \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cccccc} X_{1E} & X_{2E} & \ldots & X_{jE} & \ldots & X_{nE} \end{array} \\ \left[\begin{array}{cccccc} x_{11} & x_{12} & \ldots & x_{1j} & \ldots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \ldots & x_{2j} & \ldots & x_{2n} \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ x_{i1} & x_{i2} & \ldots & x_{ij} & \ldots & x_{in} \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ x_{q1} & x_{q2} & \ldots & x_{qj} & \ldots & x_{qn} \end{array}\right] \end{array}, \tag{4}$$

де $X_{i\Pi}$ — поточні значення випадкової величини ознаки; X_{jE} — еталонні значення класу розпізнаваної величини.

Оцінка ефективності прогнозування електричних навантажень з використанням теорії розпізнавання образів

Перейдемо до оцінки ефективності прогнозування електричних навантажень. Визначимо відстань між класами середніх навантажень трьох кар’єрних підстанцій, яка в свою чергу повинна задовольняти дві властивості. Перша — це компактність: точки реалізації одного класу розташовані один до одного ближче, ніж до точок, що представляють реалізації інших класів. Друга — сепарабельність (роздільність), яка відображає той факт, що класи обмежені і не перетинаються між собою.

Поняття відстані дозволяє оцінити ступінь схожості як між окремими реалізаціями, так і між окремими класами. У випадку, коли використовується метрична відстань, припускається, що простір клас—відстань $\{A, d\}$ також метричний. Тут в якості відстані від точки $P \in A$ до класу $C_0 \in A$, приймають величину d_1 таку що

$$d_1(P, C_0) = \inf\left\{ d(P, M) \middle| M \in C_0 \right\}. \qquad (5)$$

Тобто, це лінійна відстань між будь-якою розрахунковою або експериментальною точкою і класом прогнозу середніх навантажень промислових підприємств. За відстань між двома класами береться величина d_2

$$d_2(C_1, C_2) = \inf\left\{ d(P, M) \middle| P \in C_1; M \in C_2 \right\}. \qquad (6)$$

Тобто, це лінійна відстань між відповідними класами середніх навантажень трьох кар’єрних підстанцій. З точки зору розпізнавання образів можна припустити, що чим менша відстань, тим схожість повинна бути більшою. Тобто, якщо схожість позначити величиною K, зворотною відстані $d(\cdot)$, то отримаємо

$$K = 1/d(\cdot), \qquad (7)$$

де $d(\cdot)$ — відстань, в дужках точка означає відповідні аргументи.

Принципи удосконалення методики прогнозування середніх навантажень промислових підприємств побудуємо використовуючи підхід [10, 11, 12].

Добові, тижневі, річні графіки навантаження будь-якої ЕС мають характерну конфігурацію і мають відому повторюваність.

Використання математичного апарату кластерного аналізу і теорії розпізнавання образів з відповідним аналізом множини реалізацій дозволяє сформувати найближчий поточному режиму електроспоживання клас графіків навантаження. Сформований клас є результуючим при складанні прогнозу навантаження з відповідним кроком упередження.

Нехай множина $P = \{P_1, P_2, ..., P_n\}$ — відповідна кількість графіків навантаження промислового підприємства (ПП) чи ж підприємства електричних мереж (ПЕМ). Множина P є статистичною вибіркою, що характеризує режим навантаження за визначений період часу. Нехай також існує деяка множина C спостережних показників, чи характеристик, які має кожний елемент множини P_j.

Вектор C розмірністю q є словником ознак. Результат вимірювання i-ї характеристики j-го об'єкта позначимо x_{ij}, що відображений відповідним елементом в моделі (4), вектор розмірністю $q \times 1$ буде відповідати кожному ряду вимірювань (для j-го елемента). Таким чином, для множини графіків навантаження P існує в математичній моделі (4) множина векторів $\{X_i\}$, що описують P. Зазначимо, що множина X може бути представлена як n точок у q-вимірному евклідовому просторі E_q. Як відмічалось у визначеннях, множину P можна розбити на m кластерів, де $m \le n$, в яких графіки об’єднані за відповідним ступенем близькості.

Інформацію про електроспоживання з урахуванням передісторії може бути проаналізовано на основі часової координати t_i математичної моделі (4). Причому, якщо матриця моделі (4) має розмірність $(q \times 1)$, то врахування t приведе до отримання тривимірного масиву розмірністю $(q \times n \times t)$, що описує мовою ознак ситуації, що виникали в процесі реалізації навантажень у t-ті моменти часу протягом усього попереднього періоду часу T.

Тепер детальніше розглянемо принцип побудови методу розпізнавання графіків навантаження.

Нехай X_{et} – ситуація електроспоживання еталонного графіка, що склалася до моменту часу t.

Необхідно з множини X_{jt} вибрати ті вектори, які б задовольняли визначений ступінь близькості вектора X_{et}.

В якості функції відстані між векторами можна використовувати евклідову метрику

$$d\left(x_e, x_j\right) = \left[\sum_{n=1}^{q}\left(x_{ne} - x_{nj}\right)^2\right]^{\frac{1}{2}}, \tag{8}$$

де метрична відстань у евклідовому просторі задовольняє чотири класичні аксіоми:

1) $d\left(x_e, x_j\right) > 0 \forall \left(x_e, x_j\right) \in E_q$ – позитивність;
2) $d\left(x_e, x_j\right) = 0 \Leftrightarrow x_e = x_j$ – рефлективність;
3) $d\left(x_e, x_j\right) = d\left(x_j, x_e\right)$ – симетричність;
4) $d\left(x_e, x_j\right) \le d\left(x_e, x_k\right) + d\left(x_k, x_j\right) \forall \left(x_e, x_j\ i\ x_k\right)$ – нерівність трикутника.

Аналізуючи вираз (8) бачимо, що він фактично характеризує центральний момент середньоквадратичного відхилення статистичного аналізу [6] у разі класичного погляду та визначає відстань між елементами системи в термінах розпізнавання образів.

Ступінь близькості між компонентами, векторами, множинами, кластерами може приймати відповідні максимально припустимі значення метрики, що характеризуються числом ε. Таким чином, належність графіка P_j до класу, «представником» якого є графік P_e, у дискретній двійковій формі визначається в такий спосіб:

$$\mu = \begin{cases} 0, & d\left(x_e, x_j\right) > \varepsilon; \\ 1, & d\left(x_e, x_j\right) \le \varepsilon. \end{cases} \tag{9}$$

Послідовно порівнюючи кожний графік з апріорної статистичної вибірки з графіком-еталоном, формуємо клас за ε — ступенем близькості.

Наслідок: нехай можна задати τ-метрику області припустимих відхилень відносно $G\left(X_{et}\right)$, звичайно, це відхилення для класу m = 2 буде колом, а для m = 3 — шаром. Тобто,

$$\{X_{jt} : \tau\ \left(X_{et},\ X_{jt}\right) \le r\}, \tag{10}$$

де r — деякий радіус із центром у точці X_{et}. Чим r менше, тим менше розходження між графіком-еталоном і графіком даного класу. Для наслідку можна запропонувати відповідний покроковий алгоритм для складніших ситуацій дослідження, коли кількість класів апріорі невідома.

Наступним питанням розробки методики розпізнавання розглянемо можливість використання теореми Байєса для поліпшення процесу розпізнавання. Припустимо, що є повна група несумісних гіпотез, роль яких при розпізнанні виконують класи $A = \{\cdot\}$. Відомі апріорні розподіли ймовірностей цих гіпотез, тобто відомо, з якою ймовірністю з'являється відповідний клас: $P\left(A_1\right)$, $P\left(A_2\right)$, … $P\left(A_m\right)$, причому, оскільки група повна, то

$$\sum_{j=1}^{m} P\left(A_j\right) = 1. \tag{11}$$

В результаті випробування спостерігалась подія A_j. В даному випадку такою подією є виникнення конкретної реалізації графіка навантаження. Необхідно визначити, як зміниться ймовірність виникнення даного класу (гіпотези) після цієї спроби.

У загальному випадку вважаються заданими умовні ймовірності $P\left(d\left(x_e, x_j\right)/A_j\right)$ $j = 1, 2, \ldots, m,$, $m \le n$, потрібно визначити ймовірність $P\left(A_j/d\left(x_e, x_j\right)\right)$, причому внутрішні аргументи ймовірностей $P(\cdot)$ є метричні відстані $d(\cdot)$ між відповідними елементами (9).

З теореми множення ймовірностей отримаємо

$$P\left(d\left(x_e, x_j\right) A_j\right) = P\left(d\left(x_e, x_j\right)\right) \cdot P\left(A_j/d\left(x_e, x_j\right)\right) = P\left(A_j\right)\ P\left(d\left(x_e, x_j\right)/A_j\right). \tag{12}$$

Відкинувши ліву частину (12) отримаємо

$$P\left(A_j / d\left(x_e, x_j\right)\right) = \frac{P\left(A_j\right) P\left(d\left(x_e, x_j\right)/A_j\right)}{P\left(d\left(x_e, x_j\right)\right)}. \tag{13}$$

Виразимо ймовірність $P\left(d\left(x_e,\ x_j\right)\right)$ за допомогою повної ймовірності. Для цього, відмітимо, що гіпотези (класи) несумісні, тобто вони не можуть з'явитися разом. З іншої сторони, подія (реалізація) метричної відстані $d\left(x_e,\ x_j\right)$ може з'явитись тільки сумісно з одним класом A_j

$$d\left(x_e, x_j\right) = A_1 d\left(x_e, x_j\right) + A_2 d\left(x_e, x_j\right) + \ldots + A_m d\left(x_e, x_j\right). \tag{14}$$

Оскільки події A_j несумісні, то події $A_j\, d\left(x_e,\ x_j\right)$ також несумісні, а тому

$$P\left(d\left(x_e, x_j\right)\right) = \sum_{j=1}^{m} P\left(A_j\right) P\left(d\left(x_e, x_j\right)/A_j\right). \tag{15}$$

Підставивши значення (15) в (13) остаточно отримаємо

$$P\left(A_j / d\left(x_e, x_j\right)\right) = \frac{P\left(A_j\right) P\left(d\left(x_e, x_j\right)/A_j\right)}{\sum_{j=1}^{m} P\left(A_j\right) P\left(d\left(x_e, x_j\right)/A_j\right)}. \tag{16}$$

Формули (13), (16) носять назву «правила Байєса» або «формули Байєса».

Формула (16) дозволяє визначити, як зміниться ймовірність появи події в результаті виконання досліду, і тим самим дозволяє вибрати найкращій дослід, в якому приріст ймовірностей найбільший, тобто планувати оптимальний експеримент. Порівнюючи всі $P\left(A_j / d\left(x_e,\ x_j\right)\right)$ відносимо об'єкт до такого класу, для якого це значення максимальне.

Зауважимо, що цей підхід для роз'язання галузевої задачі розпізнавання реалізації графіка навантаження використовується вперше.

Приклади числових розрахунків прогнозування середніх навантажень на основі статистичних [1] та розпізнавальних підходів [7, 8, 10, 11]

Середнє навантаження є основною величиною визначення розрахункових навантажень за методом упорядкованих діаграм, на якому ґрунтуються чинні нормативні документи з визначення електричних навантажень. Середні навантаження мають і самостійне значення: для визначення витрат і втрат електроенергії, розрахунків компенсації реактивної потужності і нормуванні електроспоживання. Таким чином, середнє навантаження є такою ж важливою інформацією як і розрахункове (для проектування і в умовах експлуатації). Підвищення точності їх прогнозування дозволяє точніше визначити розрахункові навантаження й розв'язувати інші задачі [1].

Наявні результати різноманітних досліджень взаємопов'язані та взаємодоповнені. В теоретичному плані ці положення в публікації відображені достатньо об'ємно та детально. Покажемо цей взаємозв'язок на конкретних розрахунках.

1. Результати розрахунків першої ітерації

Вплив на формування середнього навантаження P_c і електроспоживання W_α кар'єру мають такі фактори, як продуктивність кар'єру по добуванню $П_д$, вскриші $П_в$, бурінню $П_б$ і гірничій масі $П_{г.м}$, які необхідно врахувати, будуючи математичну модель для прогнозування середніх навантажень і електроспоживання кар'єрів. З метою спрощення моделі було визначено доцільним замість факторів $П_д$ і $П_в$ враховувати один сумарний фактор $П_{г.м}$.

Використовуючи методику обчислень, викладену в [6] та дані табл. додатку 2.1 [1] отримаємо відповідні кореляційні рівняння

$$\mathrm{P_c} = 1{,}18\Pi_{г.м} - 81{,}5 \text{ з основною помилкою } \sigma_{1,2} = \pm 171{,}6 \text{ кВт;} \tag{17}$$

$$\mathrm{P}_c = 0{,}66\Pi_{г.м} - 38{,}8\Pi_б - 86 \text{ з основною помилкою } \sigma_{1,23} = \pm 126{,}8 \text{ кВт.} \tag{18}$$

Характеристикою виразу (18) може служити множинна міра визначеності

$$B_{1,23} = R^2 = 0,96\,. \qquad (19)$$

За оцінкою множинної міри визначеності за критерієм F та реалізацією виборчої функції $\overline{F}$ розподіленню Фішера, обгрунтовано відповідні залежності між середніми навантаженнями P_c, продуктивністю з буріння $П_б$ та продуктивністю з гірничої маси $П_{г.м.}$ Результати досліджень, як за статистичними обчисленнями за методикою [6], так і за методиками розпізнавання образів [7—10] розміщені в табл. 1, яка відрізняється від табл. додатку 2.1 [1] тим, що у ній в кожній групі кар’єрів з’явився рядок оцінювання метричних відстаней згідно з формулами (7, 8).

В табл. 1 показано порівняння розрахункових значень середніх навантажень, визначених за формулами (17, 18) з реальними значеннями, які спостерігались при експериментальних вимірюваннях. Із табл. 1 видно, що похибка визначення розрахункових значень відносно реальних, в багатьох випадках перевищує допустиму (+10 %). Тому рівняння (17) і (18) не можуть бути запропоновані для визначення середніх за зміну електричних навантажень. Це ще раз підтверджує недоцільність об'єднання всіх часткових вибірок в одну загальну, тому що вони взяті з трьох загальних генеральних сукупностей [3].

Таблиця 1

Визначення середніх навантажень, похибки та метричних відстаней загальної вибірки

Група кар'єрів	№ п/п	Продуктивність кар'єрів (за зміну)		Значення середніх навантажень, кВт			Похибка рівнянь, %	
				отриманих експериментально	визначених за допомогою кореляційних рівнянь		17	18
		$П_{г.м}$, тон	$П_б$, п.м.		17	18		
I	1	528	9,4	460	541,5	627	+17	+36,3
	2	610	12	580	636,5	782	+10,1	+34,9
	3	443	10	480	440,5	594	-8,2	+23,8
Метрична відст. між I і II		123,72	11,41	207,09	—	178,09	—	65,31
II	1	560	9	636	578,5	632	-9,0	-0,01
	2	524	9	606	536,5	609	-11,4	+0,004
	3	360	8,5	586	343,5	482	-43,2	-17,8
Метрична відст. між II і III		1408,5	31,72	2204,4	—	1991,7	—	10,86
III	1	1524	28	2145	1718,5	1913	-19,9	-10,8
	2	1065	34	1944	1174,5	1937	-31,7	-0,003
	3.	1233	13	1476	1373,5	1232	-6,9	-16,5
Метрична відст. між III і I		1350,2	28,96	2385,7	—	1842,5	—	71,13

В табл. 1 показано оцінку відстані між трьома класами кар'єрів. З результатів видно: оскільки відстань між I і II класом невелика, то й розпізнавати ці класи досить важко між собою; відстані між II і III класом, а також між III і I достатня для якісного розпізнавання. Отже, на першому кроці ми повинні розв’язувати задачу максимізації відстаней між класами, а потім, під час розпізнавання, вирішувати задачу мінімізації відстані, але так, щоб класи не перетинались між собою. Необхідно також, щоб внутрішньокласові відстані були мінімальними. Все це покращить точність і якість розпізнавання.

Як уже говорилося, чим менша відстань, тим схожість повинна бути більшою. Тобто, використовуючи вираз (7), отримаємо:

$$\text{схожість між I і II } K = 1/207,09 = 4,83\cdot 10^{-3}\,;$$

$$\text{схожість між II і III } K = 1/2204,4 = 4,5\cdot 10^{-4}\,;$$

$$\text{схожість між III і I } K = 1/2385,7 = 4,19\cdot 10^{-4}\,.$$

Аналізуючи отримані результати бачимо, що між II і III та між III і I класами відстань велика, а схожість мала — розпізнавати краще, ніж I і II класи, де схожість у порівнянні з іншими результатами досить велика.

Якщо взяти відстань між точками реалізації I та II класу, отримаємо:

$$d(x_I, x_{II}) = \sqrt{(x_{iI} - x_{iII})^2} = \sqrt{(580 - 586)^2} = 6; \quad K = 1/6 = 0,16.$$

Якщо взяти відстань між двома точками реалізації I класу, отримаємо:

$$d(x_{iI}, x_{jI}) = \sqrt{(x_{iI} - x_{jI})^2} = \sqrt{(460 - 480)^2} = 20; \quad K = 1/20 = 0,05.$$

Якщо взяти відстань між двома точками реалізації II класу, отримаємо:

$$d(x_{iII}, x_{jII}) = \sqrt{(x_{iII} - x_{jII})^2} = \sqrt{(636 - 606)^2} = 30; \quad K = 1/30 = 0,03.$$

Отримані результати ще раз доводять, що в нашому випадку досить важко розпізнати I та II класи тому, що точки реалізації одного класу розташовані один до одного приблизно на такій самій відстані, як до точок, що представляють реалізації інших класів.

Дані розрахунки були виконані для того, щоб у разі появи нових кар'єрів з новими данними, можна було віднести їх до певного класу та визначити значення середніх навантажень.

2. Результати розрахунків другої ітерації

Використавши дані табл. додатку 2.1 [1], були проведені дослідження для кожної групи кар'єрів окремо. Для статистичних підходів [1] кореляційні рівняння для кар'єрів мають вигляд.

Для групи I

$$\text{Р}_\text{с} = 0,528\Pi_{\text{г.м}} + 53; \qquad \sigma_{1.2} = +78 \text{ кВт}; \tag{20}$$

$$\text{Р}_\text{с} = 0,33\Pi_{\text{г.м}} + 27,5\Pi_\text{б} + 26; \qquad \sigma_{1.23} = +42 \text{ кВт}; \tag{21}$$

довірчі границі для коефіцієнта множинної кореляції

$$R_1 = 0,99 \text{ (якщо } p = 0,99, \sigma_r = 0,0017 \;\; i \;\; t_{0,01;127} = 3,291)$$

$$0,985 < R_1 < 0,995.$$

Для групи II

$$\text{Р}_\text{с} = 0,77\Pi_{\text{г.м}} + 150; \qquad \sigma_{1.2} = +117 \text{ кВт}; \tag{22}$$

$$\text{Р}_\text{с} = 0,46\Pi_{\text{г.м}} + 35,2\Pi_\text{б} + 57; \qquad \sigma_{1.23} = +51 \text{ кВт}; \tag{23}$$

довірчі границі для коефіцієнта множинної кореляції

$$R_2 = 0,98 \text{ (якщо } p = 0,99, \;\; \sigma_r = 0,0069 \;\; i \; t_{0,01;85} = 3,42)$$

$$0,945 < R_1 < 0,989.$$

Для групи III

$$\text{Р}_\text{с} = 1,26\Pi_{\text{г.м}} + 37; \qquad \sigma_{1.2} = +148,5 \text{ кВт}; \tag{24}$$

$$\text{Р}_\text{с} = 0,88\Pi_{\text{г.м}} + 22,4\Pi_\text{б} + 39; \qquad \sigma_{1.23} = +49 \text{ кВт}; \tag{25}$$

довірчі границі для коефіцієнта множинної кореляції

$$R_1 = 0,98 \text{ (якщо } p = 0,99, \sigma_r = 0,0017 \;\; i \;\; t_{0,01;28} = 3,67)$$

$$0,936 < R_1 < 1,0.$$

Для визначення метричних відстаней використовуються рівняння (7, 8). Результати сумісних обчислень подані в табл. 2.

Таблиця 2

Визначення середніх навантажень, похибки та метричних відстаней групових вибірок

Група кар'єрів	№ п/п	Продуктивність кар'єрів (за зміну)		Значення середніх навантажень, кВт			Похибка рівнянь, %	
				отриманих експериментально	визначених за допомогою кореляційних рівнянь		20	21
		$П_{г.м}$, тон	$П_б$, п.м.		20	21		
I	1	528	9,4	460	331,7	458,9	-27,8	-0,2
	2	610	12	580	375,0	557,5	-35,1	-3,8
	3	443	10	480	286,5	447,3	-40,2	-6,8
Відстань між I і II		123,72	11,41	207,09	—	196,21	—	6,64
II					22	23	22	23
	1	560	9	636	581,2	631,4	-8,6	-0,7
	2	524	9	606	553,4	614	-8,6	+1,4
	3	360	8,5	586	427,0	521,8	-27,1	-10,9
Відстань між II і III		1408,5	31,72	2204,4	—	1981,8	—	14,84
III					24	25	24	25
	1	1524	28	2145	1920,0	2007,3	-10,4	-6,4
	2	1065	34	1944	1378,0	1726,0	-29,1	-10,5
	3	1233	13	1476	1590,5	1415,2	7,7	-4,1
Відстань між III і I		1350,2	28,96	2385,7	—	2167,8	—	9,52

Рівняння (21, 23, 25) можуть характеризувати зв'язок P_c з $П_{г.м}$ і $П_б$. Підрахунок похибки цих рівнянь (табл. 2) показує, що точність розрахунків середніх електричних навантажень по всіх 3-х групах значно підвищилася. Точніші результати отримуються в результаті розрахунків середніх навантажень за рівняннями множинної кореляції.

3. Результати розрахунків третьої ітерації

В залежності від використання допоміжних механізмів (водовідлив, ремонтна база, освітлення, станки допоміжного буріння і т. п.), які оцінюються номінальною потужністю $P_{Н.В.i}$ (кВт) та сумарною установленою потужністю кар'єру $P_{У.К}$ (кВт), всі кар'єри розподілено на три групи з виконанням таких вимог

$$\lambda = \sum_{i=1}^{H} P_{Н.В.i} \Big/ P_{У.К} , \tag{26}$$

де, для $\lambda < 0{,}1$ ($\sigma < 0$); $\lambda = 0{,}1 - 0{,}15$ ($\sigma = 0$); $\lambda > 0{,}15$ ($\sigma > 0$); σ враховує вплив допоміжних груп електроприймачів.

Чисельні підрахунки похибки визначення середніх навантажень відносно значень, які отримано експериментально (табл. 3) показують, що рівняння (27, 28, 29) можна пропонувати для прогнозування середніх навантажень кар'єрних підстанцій з використанням їх в подальшому для визначення витрат і втрат електроенергії, питомих норм витрат електроенергії, складання електробалансів і прогнозування змін електропостачання і електричних навантажень зі зміною об'ємів виробництва.

Для чисельних підрахунків, використовуючи статистичні підходи [9], з урахуванням впливу (26), отримані кореляційні рівняння (27, 28, 29). Для оцінки метричних відстаней використані рівняння (7, 8). Результати спільних підрахунків подані в табл. 3.

Таблиця 3

Визначення середніх навантажень, похибки та метричних відстаней групових вибірок з врахуванням λ

Група	№ п/п	Найменування кар'єрів	Продуктивність кар'єрів (за зміну)		Значення середніх навантажень, кВт		Відхилення розрахункових значень від експериментальних %
			$П_{г.м}$, тон	$П_б$, п.м.	одержаних експериментально	визначених за допомогою рівнянь	
I	$P_{c1} = 0{,}33П_{г.м} + 27{,}5П_б + 26 \pm \sigma_1$ (27)						
	1	Вінницький	528	9,4	460	458,9	-0,2
	2	Вінницький	610	12,0	580	557,5	-3,8
	3	Вінницький	443	10,0	480	446,3	-6,8
	4	Полонський	559	10,0	532	485,3	-8,8
	5	Полонський	612	6,0	432	416,8	-3,5
Відстань між I і II			202,35	7,308	462,68	539,5	20,95
II	$P_{c2} = 0{,}46П_{г.м} + 35{,}2П_б + 57 \pm \sigma_2$ (28)						
	1	Іванівський	560	9,0	636	682,4	+ 7,3
	2	Іванівський	524	9,0	606	665,8	+ 9,8
	3	Іванівський	360	8,5	586	572,8	-2,3
	4	Іванівський	430	9,0	612	622,6	+ 1,7
	5	Іванівський	548	11,0	714	747,2	+ 4,6
	6	Іванівський	542	10,0	724	709,0	-2,1
Відстань між II іIII			2050,01	34,84	2749,5	2613,08	21,87
III	$P_{c3} = 0{,}88П_{г.м} + 22{,}4П_б + 39 \pm \sigma_3$ (29)						
	1	Гніванський	1524	28,0	2145	2056,3	-4,1
	2	Гніванський	1065	34,0	1944	1775,0	-8,7
	3	Гніванський	1233	13,0	1476	1462,2	-0,8
	4	Гніванський	1312	17,0	1584	1623,0	+ 2,5
	5	Гніванський	1537	23,0	1872	1955,0	+ 4.4
	6	Гніванський	1222	10,0	1368	1387,0	+ 1,4
Відстань між III і I			1902,07	34,53	3122,2	3109,3	17,0

Звичайно, не має труднощів в проведенні подальших уточнень з урахуванням фактора сезонності [1], але на думку авторів можна обмежитись отриманими результатами, що наведені в (табл. 1 — табл. 3).

Висновки

На основі проведеної розробки з розпізнавання образів отримано такі результати: оцінено відстані між класами електричних навантажень гірничих підприємств; оцінено відповідні похибки: в межах одного класу, між центрами відповідних класів; для вирішення задачі аналізу багатофакторної моделі прогнозування електричних навантажень використано сумісні методи статистичних обчислень та оцінки метричних відстаней теорії розпізнавання образів. Показано, що запропоноване використання методу розпізнавання образів класів електричних навантажень дозволяє ефективніше, порівняно з підходами, які пропонуються в [1], розподіляти підприємства за класами і надає можливості для автоматизації даного процесу. Аналіз отриманих результатів показує, що необхідна розробка автоматизованої системи проведення експерименту та розробка автоматизованої системи прийняття рішень (задача синтезу системи) з розпізнавання класів електричних навантажень гірничих підприємств.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Рогальський Б. С. Методи визначення і прогнозування електричних навантажень промислових підприємств: Монографія. — Вінниця: ВДТУ, 1996. — 96 с.

2. Рогальський Б. С. Проблеми енергозбереження, нормування і прогноз електроспоживання (на прикладі гірничих підприємств). — Вінниця: Універсум-Вінниця, 1996. — 150 с.

3. Рогальский Б. С., Винославский В. Н., Каминский В. В., Романюк И. М. Определение расчетных электрических нагрузок экскаваторов и буровых станков // Горная электромеханика и автоматика. — 1979. — Вып. 34.

4. Рогальский Б. С. Определение электрических нагрузок карьерных подстанций // Промышленная энергетика. — 1977. — № 8.

5. Рогальський Б. С. Багатофакторна модель прогнозування максимального навантаження промислових підприємств // Вісник ВПІ. — 1997. — № 2.

6. Митропольский А. К. Техника статистических вычислений. — М.: Наука, 1971. — 576 с.

7. Кузин Л. Т. Основы кибернетики. — М.: Энергия, 1979. — Т. 2. — 584 с.

8. Фор А. Восприятие и распознавание образов. — М.: Машиностроение, 1989. — 272 с.

9. Ту Дж., Гонсалес. Принципы распознавания образов. — М.: Мир, 1978. — 411 с.

10. Гордеев В. И., Васильев И. Е., Шуцкий В. И. Управление электропотреблением и его прогнозирование. — Ростов на Дону: Издательство Ростовского университета, 1991. — 104 с.

11. Сыроватко А. А. Определение средних электрических нагрузок на карьерах методом нормированных величин / Горный журнал. Известия вузов. — 1970. — № 8.

12. Колмогоров А. Н., Фомин С. В. Элементы теории функций и функционального анализа. — М.: Наука, 1981. — 544с.

Рекомендована кафедрою електротехнічних систем електроспоживання та енергозбереження

Надійшла до редакції 4.02.05.
Рекомендована до друку 30.03.05.

Рогальський Броніслав Станіславович — завідувач кафедри електротехнічних систем електроспоживання та енергозбереження, ***Лисогор Юлія Андріївна*** — студентка Інституту магістратури, аспірантури та докторантури.

Вінницький національний технічний університет