

С. О. РОМАНОВ, аспірант, О.І. САВИЦЬКИЙ, канд. техн. наук, доц.
Криворізький національний університет

МОНІТОРИНГ, ДІАГНОСТИКА ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ВИХІДНОЇ ПОТУЖНОСТІ ГЕЛІОСТАНЦІЇ ЗА УМОВИ РОБОТИ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ЕЛЕКТРОМЕРЕЖАХ

Мета. Метою даної роботи є аналіз та обґрунтування вибору системи моніторингу, діагностики та прогнозування стану систем сонячних панелей та рівня генерації електричної енергії з використанням інтелектуальних методів для розрахунку електричних параметрів фотоелектричної системи. Складність та масштабність системи, функціонування системи в умовах невизначеності, а також динамічність її процесів зумовлює використання нестандартного підходу для отримання та використання інформації про стан геліостанції у режимі реального часу.

Методи дослідження. Для вирішення поставленої задачі у роботі використовуються методи теорії систем автоматичного керування, методи оптимізації систем діагностики автоматичного керування, методи нечіткої логіки, методи інтелектуального збору та аналізу даних.

Наукова новизна. У роботі покращена ефективність моніторингу, діагностики та прогнозування стану сонячних систем за рахунок скорочення помилок системи прогнозування на основі інтелектуальних методів для підвищення точності розрахунку електричних параметрів системи з урахуванням зовнішнього середовища. Дана стаття розглядає можливість використання традиційного методу розрахунку електричних параметрів геліостанції у поєднанні з інтелектуальними системами керування, на основі адаптивних нейро-нечітких мереж або з використанням штучного інтелекту.

Практична значимість. На основі проведеного аналізу існуючих методів моніторингу та діагностики вирішено питання покращення ефективності моніторингу, швидкості діагностики та підвищення точності прогнозування стану фотоелектричних панелей за допомогою інтелектуальних систем.

Результати. Обґрунтовано алгоритм системи моніторингу, діагностики та прогнозування стану сонячних панелей та рівня генерації електричної енергії. Даний алгоритм дозволяє розраховувати електричні параметри системи, враховуючи основні параметри навколишнього середовища та мережі, у якій функціонує геліостанція. Напрямою подальших досліджень є розробка системи прогнозування на основі комбінації обраного алгоритму з інтелектуальними системами збору та аналізу даних, її імітаційного моделювання та оцінки якості її функціонування.

Ключові слова: автоматизація, інтелектуальні системи, моніторинг, діагностика, прогнозування стану, сонячні панелі, геліостанція, електроенергія.

doi: 10.31721/2306-5435-2019-1-105-113-118

Проблема та її зв'язок з науковими та практичними задачами. На ринку фотоелектричної енергії останніми роками спостерігається значне зростання в результаті різних стимулюючих факторів: суттєвого зниження вартості PV-модулів (photovoltaic, фотоелектричні) та змін у політиці підтримки відновлюваної енергії [1]. Ці фактори вплинули на збільшення інвестицій у сонячні електростанції. Однак, як і в інших промислових процесах, у фотоелектричних системах, під час їх роботи, виникають поломки ділянок або панелей повністю, що призводить до зниження загальної продуктивності системи або навіть до виходу з ладу. Ці негативні наслідки, очевидно, зменшують продуктивність PV-системи, а отже, і її прибуток. Таким чином, належне раннє виявлення несправностей та діагностика в режимі реального часу мають вирішальне значення не тільки для зниження вартості та часу обслуговування, але також для уникнення втрат енергії, пошкодження обладнання та небезпеки для використання. Також, під час роботи PV-системи на електромережу, вихід її із ладу призводить до невиконання контракту і в умовах ринку електроенергії - отримання штрафних санкцій.

Аналіз досліджень та публікацій. Велика кількість дослідницьких робіт та доповідей присвячені розгляду питання ефективності PV-систем. Але, у зв'язку з виникненням несправностей фотоелектричних модулів, їх продуктивність зменшується до критично низьких значень [2-9]. Загалом, несправності PV-масивів класифікуються як тріщини в секціях, відшарування, гарячі точки, накопичення бруду, несумісність модулів, коротке замикання модулів, розриви з'єднувальних елементів, викликані пошкодженнями з'єднаннями, корозією з'єднання, відкритою схемою, коротким замиканням, а також несправності обладнання MPPT (maximum power point tracking, відслідковування максимальної потужності) [10].

Є декілька підходів до виявлення втрат потужності PV-системи. Основний підхід використовує аналітичну надмірність, яка полягає у порівнянні миттєвих вимірних електричних величин (вихідна потужність, напруга та струм) з номінальними величинами еталонної моделі. При

досягненні певних критичних відмінностей між цими значеннями (низька вихідна потужність, висока сила струму), спрацьовує оповіщення про несправності в системі [11-14]. Орієнтовна модель PV-модуля ґрунтується на моделі одного діода, параметри якого визначаються специфікацією виробника [15]. Це спрощує розуміння самої суті несправності, що зводиться до виходу з ладу діода у фотоелектричній панелі. Інший підхід виявлення помилок та діагностики стану системи ґрунтується на надмірності апаратного забезпечення, в якому декілька подібних підсистем здійснюють одне і те ж завдання. Зібравши та аналізуючи дані кожної підсистеми, можна виявити аномалії у роботі фотоелектричного масиву.

Однак ці методи є ефективними лише для виявлення та діагностики згрупованого набору помилок, але не для індивідуального розташування кожного дефекту [16]. Вони не можуть точно та достовірно визначити конкретний несправний елемент, а лише вказати на наявність несправності у загальній системі або підсистемі. Крім того, вимірювання сонячного випромінювання та температури є основними вимогами для цього підходу, що вимагає додаткового обладнання для вимірювання та аналізу цих даних [13].

Оскільки моніторинг електричних параметрів, як правило, охоплює велику кількість даних, є доцільним застосувати штучний інтелект та інтелектуальний аналіз даних. Подібні моделі використовуються для прогнозування кількості згенерованої енергії, що важливо для цілей моніторингу та управління мережею.

Методики, засновані на штучному інтелекті, не вимагають ніякої надлишкової інформації про систему і включають в себе ряд різних підходів: штучні нейронні мережі, нечітка логіка, еволюційні або генетичні алгоритми, експертні системи та ін. [17, 18]. Їх можна класифікувати наступним чином:

1. Перший тип моделі на основі ANN (artificial neural networks, штучні нейронні мережі) оцінює потужність, що генерується фотоелектричною установкою, починаючи з миттєвих умов роботи сонячного випромінювання та температури. Умови роботи можуть виникати як від датчиків, встановлених на безпосередньо на геліостанції, так і від моделей на основі статистичного аналізу NWP (numerical weather prediction, чисельний прогноз погоди).

2. Інші моделі, засновані на ANN, приймають за вхідні значення поточні та минулі значення вихідної потужності, використовуючи як базу статистичні методи оцінки експериментальних даних. Ці моделі безпосередньо прогнозують вихід енергії без додаткових метеорологічних параметрів, проте вимагають підтримки баз даних, що будуть накопичувати електричні параметри роботи системи протягом певного часу, від декількох місяців до декількох років.

3. Третій тип моделей на основі ANN – поєднання перших двох типів.

Постановка задачі. Ключовою задачею є вибір методів та алгоритмів моніторингу та діагностики станів PV-систем. У даній статті розглядаються методи, що базуються на показниках електричних параметрів, безпосередньо отриманих від масиву сонячних панелей. На жаль, велика кількість непередбачуваних умов, які впливають на продуктивність сонячних панелей, становить серйозну проблему для прогнозування рівня генерації електроенергії.

Виклад матеріалу та результати. Першим кроком на шляху до відповідної системи моніторингу є визначення того, що слід вимірювати, як це можна виміряти, і як вимірювання можна використовувати. Питання про те, що слід виміряти, вказує на першу можливість серед відомих підходів моніторингу та діагностики залежно від того, як PV-підсистеми поділяються на групи. Дійсно, загальна продуктивність PV-системи залежить від ефективності кожної підсистеми, де окрема підсистема є єдиним сонячним елементом, що утворює сонячну панель. Більш поширені вимірвальні системи підвищують точність діагностики за рахунок збільшення витрат. Тому груба класифікація електричних методів моніторингу та діагностики може базуватися на “рівні деталізації”. Найнижчий рівень відповідає моніторингу масиву сонячних панелей в цілому: вимірюється лише миттєва вихідна потужність, що генерується фотоелектричним полем на стороні постійного струму або стороні змінного струму, а потім перетворюється в вихід енергії цілої установки. У цьому випадку широко поширеним показником заслуг є коефіцієнт продуктивності PR , визначений відповідно до МЕК 61724, як співвідношення між виміряною миттєвою потужністю P_i , та номінальною потужністю масиву панелей P_{nom} , скоригована з урахуванням фактичного миттєвого рівня сонячного випромінювання G_i відносно випромінювання при нормальних умовах G_{stc} (1 кВт / м²)

$$PR = \frac{P_i}{P_{nom}} \frac{G_{STC}}{G_i} . \quad (1)$$

Основним недоліком прийняття (1) як показника, є те, що вихід потужності багато в чому залежить від робочої температури. Для того, щоб враховувати теплові ефекти, було запропоновано вдосконалену версію (2)

$$PR(T) = \frac{P_i}{P_{nom} + \beta \cdot \Delta T} \frac{G_{STC}}{G_i} , \quad (2)$$

де β - температурний коефіцієнт генерації енергії (завжди від'ємне значення) та ΔT - різниця миттєвої та номінальної температур ($T_{nom} = 25^\circ\text{C}$).

Зазвичай, якщо PR менше, ніж 1, сонячна система працює не на повну потужність. Проте використання P_{nom} в (1) та (2) не враховує чисельні фактори, що призводять до відхилення фактичної ефективності сонячного масиву від заявленої потужності, навіть якщо всі його компоненти працюють правильно. Для подолання цієї проблеми пропонується покращення як (1), так і (2) шляхом заміни номінальної потужності на відносну потужність, надану детальною моделлю сонячного поля. Модель працює з тими ж умовами навколишнього середовища, як реальна система, але з ідеальними сонячними батареями, таким чином визначаючи "відносну похибку" як показник відхилення.

Також, можливе застосування більш складного методу перевірки, що має наступний вираз для визначення коефіцієнта продуктивності PR

$$PR(T) = \frac{P_i}{P_{nom}(G_i/G_{STC})} = \frac{P_{nom}(G_i/G_{STC}) - L(x_n, y_m)}{P_{nom}(G_i/G_{STC})} , \quad (3)$$

де $L(x_n, y_m)$ – складна функція значення втрат, що включає в себе x_n різних ефектів, які були спричинені навколишнім середовищем (температура, часткове затінення, тощо) та несправностями електричних компонентів та комунікацій y_m . Вимірний коефіцієнт будують як функцію сонячного опромінення, та, згідно (3), всі відхилення від прямої лінії співвідносяться до певної форми несправності.

В загальному випадку, масив втрат потужності можна визначити як різницю між очікуваною номінальною потужністю, за умов поточного сонячного випромінювання, та реальною потужністю на виході системи

$$L_i = P_{nom} \frac{G_i}{G_{STC}} - U_{pvi} I_{pvi} , \quad (4)$$

де U_{pvi} та I_{pvi} – вимірні робочі значення напруги та сили струму сонячного поля відповідно.

Проте, значним недоліком методів, що базуються на моніторингу на рівні масиву даних, є те, що вони не підходять для визначення несправних компонентів. Це дуже важливо, оскільки витрати на експлуатацію та технічне обслуговування сильно залежать від здатності здійснювати цілеспрямовані заходи щодо забезпечення належного стану системи. Таким чином, кількість параметрів, що підлягають моніторингу, повинна збільшуватись. Наприклад, використання тих же показників якості, що відповідають лише одній лінії сонячних батарей, а не всьому полю електростанції. Порівняння цих показників між різними лініями дозволяє безпосередньо ідентифікувати лінію, що містить несправні елементи. Проте навіть таке визначення дефектів може бути не досить ефективним. Наприклад, коли виходи з ладу відбуваються відразу у декількох лініях, а неоднозначність визначається об'єднанням показників якості з оцінкою стандартного коефіцієнта продуктивності.

Визначення більш підходящого показника якості можливе також за рахунок використання вивідного інструменту, що повертає інформацію про роботу геліостанції. Після початкової підготовки, програмне забезпечення визначає одну або кілька ліній сонячних батарей, які в подальшому замінюють значення номінальної потужності для визначення очікуваного коефіцієнта продуктивності. Миттєва потужність, що генерується найефективнішим рядком у великому сонячному полі, вважається цільовою для всіх інших рядків з однаковою орієнтацією. Цей підхід має перевагу, що він абсолютно незалежний від погодних умов, випромінювання та температури і не вимагає довгострокової підготовки програмного забезпечення. Крім того, це дозво-

ляє швидко локалізувати несправні рядки і достовірно оцінити втрати енергії, що відносяться до кожного рядка.

Покращена можливість знаходження несправностей може бути досягнута шляхом переходу до моніторингу на індивідуальному рівні сонячних панелей. Очевидно, що в даному випадку необхідна поширена сенсорна мережа, так що вартість системи може бути виправдана більш високими прибутками від найбільш ефективних стратегій обслуговування. Основними питаннями, які необхідно вирішити, коли приймається система моніторингу за окремою панеллю, є енергозабезпечення датчиків, передача даних і управління даними, оскільки їх ефективність залежить від контрольованих параметрів. Найкращим рішенням є вимірювання $I-V$ кривої кожної сонячної панелі. Це рішення є відносно простим у впровадженні в розподілених системах перетворення, де кожна сонячна панель має власний DC/DC перетворювач, який можна належним чином контролювати для побудови або оцінки $I-V$ характеристики; інші вимірювання набагато складніші, тому що вони вимагають тимчасового відключення окремих сонячних панелей від лінії.

Більш поширене рішення полягає в вимірюванні робочої напруги і робочого струму сонячної панелі для розрахунку миттєвої згенерованої потужності. Такий підхід вимагає зменшеної кількості обладнання для обробки параметричних даних, в той час як це саме обладнання може вимагати енергопостачання в залежності від прийнятої системи зв'язку та частоти дискретизації вимірювань.

Загальною проблемою, з якою стикаються системи моніторингу, є велика кількість даних, які необхідно проаналізувати. Тому, доцільно використовувати підходи, що дозволяють аналізувати вхідні масиви даних дуже швидко та базуються на штучному інтелекті та інтелектуальному аналізу даних.

Оскільки характеристики геліостанцій є надзвичайно нелінійними, наявність недосконалої та несправностей у системі може призвести до некорельованих ефектів. Отже, необхідні більш витончені і доскональні алгоритми та методи виявлення і діагностики несправностей. Один активний напрямок досліджень полягає у використанні штучного інтелекту та інтелектуального аналізу даних, які в основному базуються на концепції бази даних знань. Ці методи можна розділити на три категорії: методи обробки сигналів, методи класифікації та методи висновків. Основна ідея методів обробки сигналів полягає в тому, щоб витягти деякі особливості вимірюваних сигналів, які можна віднести до певного стану роботи фотоелектричної системи. Найбільш часто використовуваними методами є методи вейвлет-перетворення і швидке перетворення Фур'є (ШПФ). Методи класифікації замість цього засновані на штучному інтелекті, де знання будуються з доступного набору даних. Оскільки кількість маркованих даних є досить великими, алгоритми навчання під наглядом можуть вивчати характеристики системи та робити прогноз після навчання. Так, інтелектуальні нейронні мережі (ІНС) можуть застосовуватись для геліостанцій, що працюють в умовах часткового затінення, для моніторингу та контролю робочого стану фотоелектричної системи і для виявлення несправностей PV-матриць.

Окремо від діагностики та визначення несправностей геліостанції необхідно звернути увагу на ще один дуже важливий фактор – прогнозування кількості виробленої енергії. Це ключовий момент, що виникає ще на етапі проектування станції, та який має вагомий вплив на майбутнє функціонування сонячної електростанції. В залежності від масивності станції, вона може працювати на локального автономного споживача, може бути під'єднаною до загальної електричної мережі країни або ж входити у склад основних або резервних джерел енергії для певного підприємства.

Зазвичай, прогнозування відбувається на основі вимірювання сонячного випромінювання, що припадає на одиницю площі геліостанції, або дані сонячного випромінювання, отримані від метеорологічних станцій, з метою розрахунку вихідних значень енергетичного виходу.

Залежно від необхідного завдання, методи прогнозування можуть мати різний часовий діапазон: дуже короткі (до однієї години) і короткі (до 6 годин) часові шкали належать до прогнозів впродовж однієї доби, тоді як довші прогнози мають часові шкали одного або більше днів. Що стосується просторового розширення, прогнозування може бути пов'язане з однією сонячною станцією або, для регіональних моделей, кластером станцій в межах певної території.

Оскільки на фотоелектричні системи сильно впливають погодні умови, такі як сонячне випромінювання та температура повітря, точні моделі потрібні для надійного прогнозування їх

виробництва. Моделі прогнозування потужності, що генерується фотоелектричною установкою, можна широко розділити на три категорії. Перший тип методів базується на чисельному прогнозі погоди (NWP) для прогнозування таких метеорологічних параметрів, як сонячне випромінювання та температура повітря. Ці параметри використовуються як вхідні дані моделі системи PV для прогнозування виробленої енергії. Інший підхід ґрунтується на статистичному моделюванні історичних даних про генеровану енергію. Цей підхід включає регресійні (наприклад, авторегресійні, AP; моделі авторегресійних ковзних середніх, ARMA; моделі авторегресійних інтегрованих ковзних середніх, ARIMA та ін.) та моделі штучного інтелекту (AI) (наприклад, штучні нейронні мережі, ANN; адаптивні системи нечіткого висновку, ANFIS і т.д.). Нарешті, третій спосіб прогнозування потужності, що генерується фотоелектричною системою, поєднує фізичне та статистичне моделювання, так званий гібридний метод. Гібридні методи зазвичай застосовуються, коли деякі дані, необхідні для фізичних або статистичних методів, відсутні, а також можуть бути використані для підвищення точності прогнозуальної діяльності. Три різних підходи мають різну часову здатність: більшість методів дають короткострокові прогнози, тоді як методи, засновані на NWP, краще підходять для довгострокових прогнозів до 15 днів. Проте вони мають стійку залежність від даних, що передаються від метеорологічних станцій, що створює додаткові проблеми зі зв'язком та способом передачі цих даних.

Висновки та напрям подальших досліджень. Після розгляду багатьох методів моніторингу та діагностики, зроблено висновок, що найбільш ефективним електричний метод, що базується на наведених у роботі формулах визначення коефіцієнту продуктивності. Вибір цього методу обґрунтований:

використанням лише наявного апаратного забезпечення, що виключає надмірність даних, необхідних для точної оцінки стану роботи системи;

гнучкості методу до впровадження систем інтелектуального збору та аналізу даних та інтелектуальних систем керування.

Напрямок подальшого дослідження буде використання методу кластеризації для визначення втрат потужності при роботі геліостанції, застосування адаптивної системи нечіткого висновку та їх вплив на загальну роботу системи.

Список літератури

1. S. E. Forman, "Performance of experimental terrestrial photovoltaic modules," IEEE Transactions on Reliability, vol. 31, no. 3, pp. 235–245, 1982.
2. C. Baltus, J. Eikelboom, and R. Van Zolingen, "Analytical monitoring of losses in pvsystems," in Proceedings of the 14th European Photovoltaic Solar Energy Conference, Barcelona, Spain, July 1997.
3. D. L. King, W. E. Boyson, and J. A. Kratochvil, "Analysis of factors influencing the annual energy production of photovoltaic systems," in Proceedings of the 29th IEEE Photovoltaic Specialists Conference, New Orleans, La, USA, May 2002.
4. G. Petrone, G. Spagnuolo, R. Teodorescu, M. Veerachary, and M. Vitelli, "Reliability issues in photovoltaic power processing systems," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 55, no. 7, pp. 2569–2580, 2008.
5. A. Chouder and S. Silvestre, "Analysis model of mismatch power losses in pv systems," Journal of Solar Energy Engineering, Transactions of the ASME, vol. 131, no. 2, Article ID 024504, 5 pages, 2009.
6. M. A. Quintana, D. L. King, T. J. McMahon, and C. R. Osterwald, "Commonly observed degradation in field-aged photovoltaic modules," in Proceedings of the 29th IEEE Photovoltaic Specialists Conference, pp. 1436–1439, May 2002.
7. P. Guerriero, F. Di Napoli, V. D'Alessandro, and S. Daliento, "Accurate maximum power tracking in photovoltaic systems affected by partial shading," International Journal of Photoenergy, vol. 2015, Article ID 824832, 10 pages, 2015.
8. G. Cipriani, V. Di Dio, L. P. Di Noia et al., "A PV plantsimulator for testing MPPT techniques," in Proceedings of the 4th International Conference on Clean Electrical Power: Renewable Energy Resources Impact (ICCEP '13), pp. 483–489, Alghero, Italy, June 2013.
9. G. Brando, A. Danner, and R. Rizzo, "A sensorless control of H-bridge multilevel converter for maximum power point tracking in grid connected photovoltaic systems," in Proceedings of the International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP '07), May 2007.
10. M. A. Munoz, M. C. Alonso-Garcia, N. Vela, and F. Chenlo, "Early degradation of silicon PV modules and guaranty conditions," Solar Energy, vol. 85, no. 9, pp. 2264–2274, 2011.
11. D. Stellbogen, "Use of PV circuit simulation for fault detection in PV array fields," in Proceedings of the 23rd IEEE Photovoltaic Specialists Conference, pp. 1302–1307, May 1993.
12. H. Haeblerlin and C. Beutler, "Normalized representation of energy and power for analysis of performance and on-line error detection in PV-systems," in Proceedings of the 13th EUPV Conference on Photovoltaic Solar Energy Conversion, Nice, France, 1995.

13. A. Drews, A. C. de Keizer, H. G. Beyer et al., "Monitoring and remote failure detection of grid-connected PV systems based on satellite observations," *Solar Energy*, vol. 81, no. 4, pp. 548–564, 2007.
14. S. Silvestre, M. A. D. Silva, A. Chouder, D. Guasch, and E. Karatepe, "New procedure for fault detection in grid connected PV systems based on the evaluation of current and voltage indicators," *Energy Conversion and Management*, vol. 86, pp. 241–249, 2014.
15. G. T. Klise and J. S. Stein, "Mode used to assess the performance of photovoltaic systems," Tech. Rep., Sandia National Laboratories, 2009.
16. A. Chouder and S. Silvestre, "Automatic supervision and fault detection of PV systems based on power losses analysis," *Energy Conversion and Management*, vol. 51, no. 10, pp. 1929–1937, 2010.
17. A. Mellit and S. Shaari, "Recurrent neural network-based forecasting of the daily electricity generation of a Photovoltaic power system," in *Proceedings of the Ecological Vehicle and Renewable Energy (EVER '09)*, pp. 26–29, Monte-Carlo, Monaco, March 2009.
18. A. Mellit and S. A. Kalogirou, "Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: a review," *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 34, no. 5, pp. 574–632, 2008.

Рукопис подано до редакції 10.04.2019

УДК 666.97

Л.М. КОВЕРНІЧЕНКО, канд. техн. наук, доц., О.П. ХІЛЬЧЕНКО, ст. викл.
Криворізький національний університет

БЕТОНИ НА ШТУЧНОМУ ПОРИСТОМУ ЗАПОВНЮВАЧІ – АКТИПОРОРИТУ ІЗ ТЕХНОГЕННИХ ВІДХОДІВ ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВ КРИВОГО РОГУ

Мета. Метою дослідження є отримання штучного пористого заповнювача виготовленого із техногенної сировини гірничо-металургійних підприємств Кривого Рогу високої якості з порівняно низькою енергоємністю та бетонові на його основі.

Сучасний напрямок у виробництві будівельних конструкцій ґрунтується на застосуванні легких і полегшених бетонів, для виробництва яких необхідно використовувати легкі заповнювачі.

Сьогодні будівельні матеріали і вироби виготовляють, в основному, з природної сировини і рідше з побічних продуктів промисловості. Проте, щорічно здобич у великих кількостях сировини за наявності взаємозамінних техногенних відходів інших галузей промисловості погіршує екологічну обстановку. Техногенні відходи – це відходи виробництва, які шкідливо впливають на життєдіяльність людини та навколишнє середовище. Тому, що часто відходи підприємств викидають на звалище, оскільки не вважається потрібним їх використання в індустрії будівельних матеріалів.

Методи. Для вирішення цієї мети застосовувалися стандартні та спеціальні методи для визначення й дослідження властивостей компонентів та складу шихти, а також сировинних гранул заповнювача. Для обробки результатів експериментів використовували статистичний аналіз.

Наукова новизна. Проведенні наукові дослідження дали змогу розробити технологію виготовлення штучного пористого заповнювача – актипорориту на основі техногенних промислових відходів.

Практична значимість. У Криворізькому залізорудному басейні збагачення залізних руд гірничо-металургійними комбінатами супроводжується утворенням великої кількості відходів до 50% від їх початкової маси. Ці відходи погіршують екологічну ситуацію на Криворіжжі та їх можна розглядати як штучно створену сировинну базу для будівництва та виготовлення будівельних матеріалів.

Застосування техногенних відходів в технології виготовлення пористих заповнювачів розширює сировинну базу, зменшує матеріальні витрати та енергоресурси на виробництво і покращує екологічну обстановку.

Результати. Виконані дослідження дозволили розробити спосіб виробництва штучного пористого заповнювача для бетону – актипорориту із техногенної сировини гірничо-металургійних підприємств Кривого Рогу. Даний спосіб і використані компоненти шихти відрізняються від відомих і забезпечують отримання легкого заповнювача - актипорориту досить високої якості із економією енерговитрат.

Ключові слова: актипорорит, техногенні відходи, актипороритобетон, міцність актипороритобетону, щільність актипороритобетону.

doi: 10.31721/2306-5435-2019-1-105-118-123

Проблема та її зв'язок з науковими та практичними завданнями. Сучасний напрямок у виробництві будівельних конструкцій ґрунтується на застосуванні легких і полегшених бетонів, для виробництва яких необхідно використовувати легкі заповнювачі [1].

Сьогодні будівельні матеріали і вироби виготовляють, в основному, з природної сировини і рідше з побічних продуктів промисловості [2]. Проте, щорічно здобич у великих кількостях