

РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ З САМОНАВЧАННЯМ ДЛЯ КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ ВИРОБНИЦТВА СТАЛІ

Анотація. В роботі запропоновано принцип інтегрування система підтримки прийняття рішень у металургійне виробництво з мінімальним втручанням у процес, що полягає у прогнозуванні перебігу процесу з видачею рекомендації щодо впливу на нього задля оптимізації зовнішнього критерію ефективності. Запропонована система спирається на самонавчання та одержання знань із аналізу дій людини.

Ключові слова: металургія, інформаційні системи, керування, оптимізація, самонавчання, інтеграція, підтримка прийняття рішень

Постановка проблеми. У сучасних умовах існування виробництва в Україні одним із основних завдань є підвищення ефективності роботи застарілого виробництва. Це завдання стає особливо актуальним, коли йдеться про важку промисловість і про робочі місця для сотень громадян країни. В умовах економічної, політичної та соціальної нестабільності неможливо розраховувати на модифікацію великих промислових комплексів, адекватну сучасним вимогам. Але, враховуючи їхню економічну та стратегічну цінність, необхідним є інтегрування сучасних методів підвищення ефективності в застарілі технологічні процеси. В якості практичного прикладу такого інтегрування авторами пропонується застосування систем підтримки прийняття рішень (СППР) з самонавчанням в управлінні процесом виробництва металу конвертерним способом.

Киснево-конверторна плавка є складним та динамічним фізико-хімічним процесом, який відбувається при високих температурах, при цьому має значну чутливість до впливу зовнішніх перешкод. Метою плавки є отримання заданої маси рідкої сталі з необхідним хімічним складом та температурою за мінімальних витрат матеріально-сировинних, паливно-енергетичних та трудових ресурсів. Водночас отримання заданого хімічного складу та механічних характеристик готової сталі пов'язане з перебігом складних фізико-хімічних процесів,

більшість з яких складно керовані, або ж некеровані взагалі. При цьому необхідно враховувати можливі обмеження на керуючий вплив у технологічному процесі [1].

Всі фізико-хімічні процеси, пов'язані з отриманням заданого вмісту домішок у готовій рідкій сталі, які піддаються управлінню, поділяються на дві групи [2]:

- 1) рафінування металу;
- 2) розкислення та легування металу.

Схематично етапи виробництва стали представлені на рисунку 1.



Рисунок 1 – Спрощена схема процесу виробництва сталі киснево-конвертерним способом

Рафінування металу проводиться в сталеплавильному агрегаті за рахунок окислення домішок заліза шляхом дуття киснем та з використанням твердих окислювачів. При цьому виділяють три паралельні керовані процеси: декарбонізація, дефосфорація та десульфатація. Крім того, основна мета в управлінні плавкою полягає у забезпеченні синхронного перебігу процесів окисленого рафінування та нагрівання металу – обидва ці процеси повинні закінчуватися одночасно [3].

Процес декарбонізації металу регулюється зміною подачі кисню, що подається у ванну. При цьому реакція окиснення вуглецю може бути як явно екзотермічною, якщо вона протікає за рахунок газоподібного кисню, так і різко ендотермічною, якщо вона протікає за рахунок кисню твердих окисників. Цей факт використовується для регулювання температури ванни при синхронізації процесів декарбонізації та нагрівання ванни.

Процеси дефосфорації та десульфатації здійснюються регулюванням шлакового режиму плавки, тобто зміною хімічного складу та кількості шлаку. Хімічний склад та кількість шлаку залежать, в основному, від кількості кремнію в чавуні та від витрати шлакоутворюючих матеріалів. Тому розрахунки, пов'язані з управлінням шлаковим режимом (десульфатація та дефосфорація) зводяться до визначення кількості шлаку та відповідної витрати флюсів [3].

Розкислення - легування металу є обов'язковим та заключним етапом

плавки, що забезпечує отримання заданого вмісту домішок у готовій сталі. Тому цей етап є дуже відповідальним, оскільки визначає якість вилитого та готового металу [4].

Враховуючи поточний стан конвертерного виробництва та вимірювального обладнання на підприємствах України, можна говорити, що процес плавки відбувається на базі складної динамічної недетермінованої системи. Ускладнюють управління процесом велика кількість параметрів, неможливість точної ідентифікації стану системи у кожний момент часу, а також складність прогнозування вимог до системи.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Попередній аналіз [1] показав, що в умовах даного виробництва підвищення ефективності роботи конвертерного виробництва можна досягти за рахунок:

- зниження витрат матеріально-сировинних ресурсів, таких як залізовмісні добавки, розкислювачі, неметалеві включення до сталі;
- зниження часу плавки, особливо часу на продування;
- зниження браку та підвищення якості продукції.

Поточний стан виробництва дозволяє говорити про недоцільність запровадження додаткового обладнання, що підвищує ефективність роботи, у зв'язку з неприпустимою вартістю такого застосування [5]. Тому як спосіб підвищення ефективності актуальним бачиться вплив на доступні параметри системи з мінімальним фізичним впливом на процес плавки. Також актуальним вбачається виключення із аналізованого виробничого процесу участі людини-оператора та зменшення впливу на процес людського фактора. Відтак, задача підвищення ефективності полягає у підвищенні точності розрахунку керуючих параметрів системи за рахунок прогнозування поведінки об'єкта за допомогою системи підтримки прийняття рішення та ефективної взаємодії машини з людиною.

Система підтримки прийняття рішення – це комп'ютерна автоматизована система, метою якої є допомога особам, які приймають рішення у складних умовах, забезпечення повного та об'єктивного аналізу стану предметної області та аспектів діяльності оператора [6]. Сучасні СППР є системами, максимально пристосованими до вирішення завдань повсякденної управлінської діяльності та забезпечують всією повнотою інформації осіб, що приймають рішення (ОПР).

За допомогою сучасних СППР може не лише здійснюватися вибір рішення, як однієї з альтернатив на множині, а і розв'язання певних неструктурованих або слабоструктурованих задач, зокрема і задач нечіткої багатокритеріальної

оптимізації. Така система, зазвичай, є результатом мультидисциплінарного дослідження, куди входять теорії баз даних, штучного інтелекту, рекомендаційних систем, методів імітаційного моделювання, а також самонавчання систем у процесі роботи [7].

Складність даного об'єкта керування, постійні зміни, пов'язані зі зносом обладнання, стохастична природа процесів, що протікають, вимоги до керуючих впливів та специфіка вихідних даних призводять до актуальності використання в якості СППР при управлінні процесом киснево-конверторної плавки сталі системи, що самонавчається. Основними критеріями ефективності такої системи, крім підвищення економічної ефективності об'єкта управління, за рахунок мінімізації витрат матеріально-сировинних, паливно-енергетичних та трудових ресурсів, є оптимальне використання попередніх даних для ініціалізації, адаптація до змін в об'єкті управління та до зміни запитів на об'єкт управління [8].

Система з самонавчанням – це система, алгоритм функціонування якої формується та/або вдосконалюється у процесі самонавчання під впливом зовнішніх збурень. Відповідно, СППР, що самонавчається, – це система, яка має здібності до самонавчання, результатом функціонування якої є прийняте рішення. Принципи побудови таких систем докладно описані в [9]. Застосування СППР з самонавчанням до побудови моделей технологічних процесів металургійного виробництва знайшли своє відображення у дослідженні [10].

В [11] наведені різні техніки обробки вхідних даних та алгоритми застосування їх у системах самонавчання для розв'язання задач прогнозування плинності технологічних процесів та управління ними.

Мета дослідження. Метою даної роботи є формування архітектури інтегрованої СППР керування в конвертерному виробництві сталі на основі принципу мінімального втручання у процес виробництва. Головне завдання такої системи – прогнозування поведінки виробничого процесу з видачею рекомендації щодо впливу на нього задля оптимізації зовнішнього критерію ефективності. Система підтримки прийняття рішень має спиратися на самонавчання та одержання знань із аналізу дій людини.

Викладення основного матеріалу дослідження. При проектуванні СППР керування конвертерною виплавою сталі було проаналізовано насамперед перелік тих вхідних параметрів керування, які можна ефективно змінювати і контролювати, і які в свою чергу визначають ефективність виробничого процесу. До таких параметрів автори відносять

- 1) кількість металобрухту, що завантажується в конвертер;
- 2) кількість залізовмісних брикетів (ЗВБ), які використовуються;
- 3) кількість розкислювачів (по видах), які використовуються;
- 4) час продування;
- 5) кількість коригуючи і легуючих компонентів (по видах), які використовуються.

Обрані величини не лише є доступними для контролю і керування, на відміну від, наприклад, хімічного складу чавуну, а й визначають в підсумку економічно показники виробництва.

Джерелом даних для навчання СППР конвертерного виробництва пропонується взяти паспорти плавов за достатньо тривалий термін, який би охоплював виплавку різних сортів сталі, різні конвертери (на деяких виробництвах їх може бути два або три), різні футеровки цих конвертерів, різні пори року та звичайно роботу різних операторів на кожному з конвертерів. Паспорти плавов містять початкові умови процесу плавки, виконані оператором маніпуляції (керуючі впливи) та результати роботи у вигляді хімічного складу, температури та інших характеристик готової продукції.

Вбачається, що раціональним буде ретроспективний горизонт у 4-5 років, який охоплюватиме статистично значиму кількість плавов на кожному з марок за кожної зі змінних умов, перелічених вище. За умови нормального режиму роботи навчальна база даних має містити відомості про 3-5 тисяч проведених плавов. З допомогою цих даних можна простежити динаміку процесів у системі та зменшити вплив на навчання випадкових відхилень.

Такі початкові дані, а також структура технологічного процесу, описана раніше, визначають загальну архітектуру керуючої СППР з самонавчанням. Її загальна структура, що описує інформаційну взаємодію, представлена на рисунку 2.

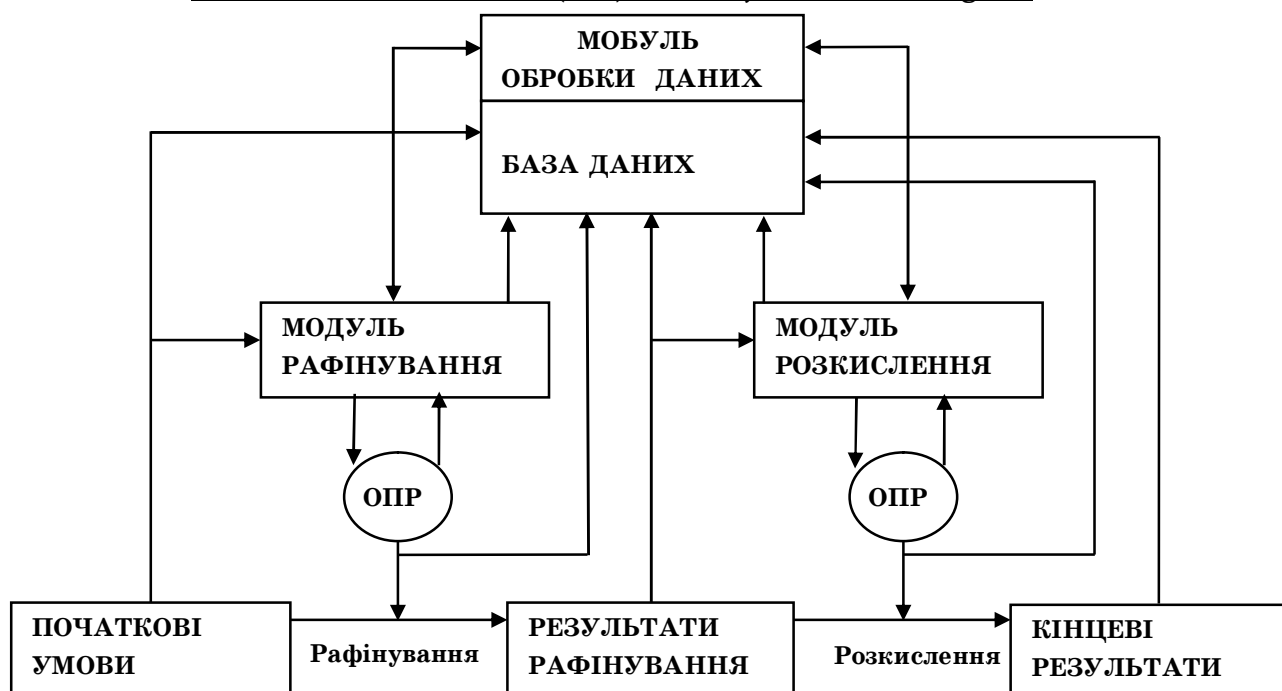


Рисунок 2 - СППР з самонавчанням в процесі управління процесом виробництва сталі в кисневому конвертері

У схемі, що запропонована, всі відомості про поточну плавку, а саме її початкові умови, прийняті оператором рішення та кінцеві результати, зберігаються в базі даних, яка також містить усі попередні паспорти плавок і оновлюється в процесі роботи системи. Така база даних використовує систему міток, що дозволяють розрізнити керуючі рішення та його результати за критерієм походження: сформовані вони програмно чи це рішення людини. Такий поділ дозволяє використовувати два принципи отримання знань – самонавчання та навчання на прикладах – одночасно.

Для ефективного аналізу поточних ситуацій застосовується порівняння дії людини і машина, а також їх взаємодія. Ця функція реалізується модулем обробки даних, який також відповідає за обробку всієї інформації, що надходить в систему і обробляє запити інших модулів. Позаяк керуючі впливи функціонально можна розділити на дві великі категорії, відповідно до системи включені ще два модулі: модуль рафінування і модуль розкислення. Їх головними завданнями є:

- прогнозування поведінки відповідних виробничих процесів;
- генерація керуючих рішень;
- забезпечення взаємодії ОПР із системою підтримки прийняття рішень.

Головною особливістю СППР, що пропонується, модульність. Розроблена

структурна схема не передбачає апріорного вибору жодного алгоритму навчання, оптимізації чи прогнозування, а реалізує принцип універсальності, своєрідної платформи для широкого спектра алгоритмів. Зручність такого поділу на модулі полягає у можливості реалізації кожного модуля за допомогою того чи іншого алгоритму, з подальшою незалежною заміною кожної окремо взятої реалізації. Також такий поділ створює сприятливий ґрунт для проведення експериментальних досліджень.

По-перше, такий підхід дає можливість апробації будь-якої кількості існуючих алгоритмів навчання, прогнозування та оптимізації з метою подальшого вибору найбільш ефективних. По-друге, передбачає модифікацію системи в майбутньому, в разі появи більш ефективних алгоритмів чи процедур для реалізації окремих модулів чи функції загальної системи. І по-третє, з'являється можливість паралельного використання низки конкуруючих алгоритмів, з можливістю вибору найприйнятніших за тим чи іншим зовнішнім критерієм якості результатів.

Принцип функціонування СППР, побудованої за схемою на рисунку 2, наступний. Дані про початкові умови одночасно надходять у базу даних та модуль рафінування. На першому етапі в ході взаємодії модуля рафінування з модулем обробки даних прогнозується процес рафінування сталі. На основі отриманих прогнозів генеруються керуючі рішення. При цьому передбачено, що їх може бути декілька залежно від поточного стану технологічного процесу. Особа, що приймає рішення (оператор конвертера) має або обрати якесь із запропонованих рішень, або на основі отриманої інформації, сформулювати власний керуючий вплив.

Позаяк система працює в реальному режимі часу, передбачається можливість проміжних взаємодій ОПР з системою з метою уточнення результатів, що генеруються СППР, наприклад, повторного рейтингування альтернативних рішень або ж виключення некоректних.

Обраний оператором керуючий вплив заноситься до бази даних. Дані результатів рафінування також надходять у базу даних і до модуля розкислення. Модуль розкислення на підставі даних навчання формує рекомендації аналогічно модулю рафінування. Дії ОПР мають таку саму варіативність – він може або обрати одну з альтернатив, запропонованих системою, або ввести власне рішення. У результаті сформований керуючий вплив надходить на об'єкт і в базу даних.

Після завершення процесу розкислення кінцеві результати (хімічний

склад та температура сталі) заносяться до бази даних. Інформація щодо взаємодії ОПР з модулями рафінування та розкислення також надходить до бази даних. В подальшому вона має бути оцінена за зовнішніми критеріями – як технічними так і економічним. Інакше кажучи, кожна поточна плавка заносяться в базу даних і розмічається там для наступного врахування при навчанні.

Виходячи із запропонованої структури програмного забезпечення, для побудови системи підтримки прийняття рішень необхідно виконати ряд задач, які умовно можна поділити на задачі аналітика і задачі розробника. До задач аналітика віднесемо:

- аналіз структури даних, які описують плавку в кисневому конвертері з метою визначення їх інформативності, достовірності та виявлення можливих внутрішніх залежностей в початковій інформації;
- обрати коло алгоритмів для рішення задач прогнозування, оптимізації та навчання, що можуть бути використані в системі;
- розробити структуру бази даних та бази знань СППР;
- визначити і обґрунтувати критерії ефективності рішень, що приймаються оператором, оцінити наявні рішення та створити систему оцінки поточних рішень.

По задач розробника програмного забезпечення слід віднести наступні:

- сформулювати оптимальну структуру для кожного модуля;
- створити дослідницький прототип СППР, що самонавчається;
- провести дослідження різних алгоритмів на дослідницькому прототипі та зробити висновки щодо кожного з них;
- на основі найефективніших алгоритмів створити робочий прототип;
- інтегрувати робочу систему в управління виробництвом.

При цьому одним з ключових рішень є вибір системи представлення знань у інформаційній системі, які будуть пов'язувати певні кількісні показники протікання технологічного процесу та якісні оцінки дій оператора. З огляду на значний вплив суб'єктивного досвіду оператора на технологічний процес та його мислення в якісних категоріях, раціональним бачиться застосування математичного апарату нечітких множин для опису окремих параметрів технологічного процесу та критеріїв якості. Водночас для організації нечіткого виведення на кількісно-якісних даних може бути рекомендована нечітка нейронна мережа Такагі-Сугено-Канга, а в якості алгоритму її навчання – евристичні методи багатовимірної оптимізації, зокрема еволюційні.

Висновки. В роботі запропоновано архітектуру інтегрованої СППР керування в конвертерному виробництві сталі на основі принципу мінімального втручання у процес виробництва. Головне завдання такої системи – прогнозування поведінки виробничого процесу з видачею рекомендації щодо впливу на нього задля оптимізації зовнішнього критерію ефективності.

Обґрунтовано джерело та кількість даних, необхідних для формування бази даних та бази знань СППР, описаний механізм самонавчання в ході виконання технологічних завдань.

Запропоновано структурну схему СППР з самонавчанням, самонавчання, головною особливістю якої є модульність. Такий підхід дає можливість апробації будь-якої кількості існуючих алгоритмів навчання, прогнозування та оптимізації з метою подальшого вибору найбільш ефективних, передбачає модифікацію системи в майбутньому та надає можливість паралельного використання низки конкуруючих алгоритмів. Оператор має можливість вибору в якості керуючого рішення одного з запропонованих системою, або формування свого власного, кращого певним зовнішнім критерієм якості результатів.

Виходячи із запропонованої структури програмного забезпечення, сформульовані ряд задач, які необхідно виконати для побудови системи підтримки прийняття рішень. Також запропоновано використання математичного апарату нечітких множин для опису окремих параметрів технологічного процесу та критеріїв якості, нечіткої нейронної мережі для моделювання процесів міркувань та вибір алгоритму її навчання.

ЛІТЕРАТУРА

1. Чернега Д.Ф. Основи металургійного виробництва металів і сплавів / Д.Ф. Чернега, В.С. Богушевський, Ю.Я. Готвянський, С.Г. Грищенко, В.М. Шифрін, В.Я. Шурхало — К.: Вища шк., 2006. — 503 с.
2. Нестеров М.Е. Повышение эффективности устаревшего производства с помощью современных самообучающихся систем поддержки принятия решений на примере кислородно-конвертерного цеха ДМЗ им. Петровского / М.Е. Нестеров, Т.А. Желдак // Збірник наукових праць НГУ – Д.: НГУ, 2010. - №34, т.2. – с. 202-207.
3. Бойченко Б.М. Конвертерне виробництво сталі (теорія, технологія, якість сталі, конструкція агрегатів, рециркуляція матеріалів і екологія) / Б.М. Бойченко, В.Б. Охотський, П.С. Харлашин – Д.: РВА «Дніпро-ВАЛ», 2004. — 454 с.
4. Новикова Е. Ю., Михалев А. И., Бубликов Ю. А. Нечеткая идентификация процесса микролегирования стали с карбонитридным упрочнением // Сучасні

проблеми металургії: Наукові праці. – Д.: Системні технології, 2006.- С. 113-127.

5. Желдак Т.А. Система підтримки прийняття рішень планування виробництва та контролю перебігу технологічного процесу / Т.А. Желдак, Д.М. Гаранжа // 17-та Міжн. конф. «Автоматика-2010». Тези доп. Т. 1. – Х: ХНУРЕ, 2010. с. 212-214.

6. Ус С. А. Моделі й методи прийняття рішень: навч. посіб. / С. А. Ус, Л. С. Коряшкіна; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – 2-ге вид. випр. – Д: НТУ «ДП», 2018. – 302 с.

7. Слесарєв, В.В. Інтегровані системи керування багатостадійним металургійним виробництвом на прикладі прокатки труб / В.В. Слесарєв, Т.А. Желдак // Системні технології. – № 4 (75). – Д., 2011. – с. 78–85.

8. Модель керування конвертерним процесом у системі прийняття рішень / В. С. Богушевський, С. В. Жук, К. О. Сергєєва, М. В. Горбачова // Системні дослідження та інформаційні технології. – Д., 2012. - № 4 - С. 35-44.

9. Барсегян А.А. Технологии анализа данных: Data Mining, Visual Mining, Text Mining, OLAP / А.А. Барсегян, М.С. Куприянов, В.В. Степаненко, И.И. Холод // 2-е изд., перераб. и доп. – СПб.: БХВ-Петербург, 2007. – 384 с.

10. Новікова К. Ю. Математичне моделювання процесів металургійного виробництва з використанням методів нечіткого виводу: автореф. дис... канд. техн. наук : 01.05.02 / К. Ю. Новікова. – НМетАУ. - Д., 2008. - 20 с.

11. Witten, I. H. Data mining: practical machine learning tools and techniques.—3rd ed. / Ian H. Witten, Frank Eibe, Mark A. Hall. // Elsevier, 2011. –630 p.

REFERENCES

1. Cherneha D.F. Osnovy metalurhiinoho vyrobnytstva metaliv i splaviv / D.F. Cherneha, V.S. Bohushevskiy, Yu.Ya. Hotvianskiy, S.H. Hryshchenko, V.M. Shyfrin, V.Ya. Shurkhalo — K.: Vyshcha shk., 2006. — 503 s.

2. Nesterov M.E. Povyshenie effektivnosti ustarevsheho proizvodstva s pomoshchiu sovremennykh samoobuchaiushchykh sistem podderzhky prinyatiya resheniy na primere kyslorodno-konverternogo tsekha DMZ im. Petrovskoho / M.E. Nesterov, T.A. Zheldak // Zbirnyk naukovykh prats NHU – D.: NMU, 2010. – V.34, t.2. – s. 202-207.

3. Boichenko B.M. Konverterne vyrobnytstvo stali (teoriia, tekhnolohiia, yakist stali, konstruktsiia ahrehativ, retsyrukuliatsiia materialiv i ekolohiia) / B.M. Boichenko, V.B. Okhotskiy, P.S. Kharlashyn – D.: RVA «Dnipro–VAL», 2004. — 454 s.

4. Novykova E. Yu., Mykhalev A. Y., Bublykov Yu. A. Nechetkaia identifikatsiya protsessa mykrolehirovaniia staly s karbonitridnym uprochneniem // Suchasni problemy metalurhii: Naukovi pratsi. – D.: Systemni tekhnolohii, 2006.- S. 113-127.
5. Zheldak T.A. Systema pidtrymky pryiniattia rishen planuvannia vyrobnytstva ta kontroliu perebihu tekhnolohichnoho protsesu / T.A. Zheldak, D.M. Haranzha // 17-ta Mizhn. konf. «Avtomatyka-2010». Tezy dop. T. 1. – Kh: KhNURE, 2010. – s. 212-214.
6. Us S. A. Modeli y metody pryiniattia rishen: navch. posib. / S. A. Us, L. S. Koriashkina; M-vo osvity i nauky Ukrainy, Nats. tekhn. un-t «Dniprovska politekhnika». – 2-he vyd. vypr. – D: NTU «DP», 2018. – 302 c.
7. Slesariiev V.V. Intehrovani systemy keruvannia bahatoetapnym metalurhiinym vyrobnytstvom na prykladi prokatky trub / V.V. Sliesariiev, T.A. Zheldak // Systemni tekhnolohii. – № 4 (75). – D., 2011. – s. 78–85.
8. Model keruvannia konverternym protsesom u systemi pryiniattia rishen / V. S. Bohushevskiy, S. V. Zhuk, K. O. Serheieva, M. V. Horbachova // Systemni doslidzhennia ta informatsiini tekhnolohii. – D., 2012. - № 4 - S. 35-44.
9. Barsehian A.A. Tekhnolohii analiza dannykh: Data Mining, Visual Mining, Text Mining, OLAP / A.A. Barsehian, M.S. Kupryianov, V.V. Stepanenko, Y.Y. Kholod // 2-e yzd., pererab. y dop. – SPb.: BKhV-Peterburh, 2007. – 384 s.
10. Novikova K. Yu. Matematychni modeliuvannia protsesiv metalurhiinoho vyrobnytstva z vykorystanniam metodiv nechitkoho vyvodu: avtoref. dys... kand. tekhn. nauk : 01.05.02 / K. Yu. Novikova. – NMetAU. - D., 2008. - 20 s.
12. Witten, I. H. Data mining: practical machine learning tools and techniques.—3rd ed. / Ian H. Witten, Frank Eibe, Mark A. Hall. // Elsevier, 2011. –630 p.

Received 17.03.2022.

Accepted 21.03.2022.

***Development of self-learning intelligent decision-making support system
to control steel production technological processes***

Taking to the consideration the current state of converter production and measuring equipment at Ukrainian enterprises, it follows that the smelting process is based on a complex dynamic non-deterministic system. The process is complicated by the large number of parameters, the inability to accurately identify the state of the system at any time, as well as the difficulty of forecasting system requirements.

Preliminary analysis has shown that in the conditions of this production converter manufacturing efficiency increase can be reached at the expense of:

- reducing the cost of raw materials, such as iron-containing additives, deoxidizers, non-metallic elements in steel;*
- reduction of melting time, especially blowing time;*

- reducing defects and improving product quality.

It is proposed the architecture of integrated control DSS in converter steel production based on the principle of minimal interference in the production process. The primary aim of such a system is to predict the behavior of the production process, providing the recommendations for its impact in order to optimize the external criterion of efficiency.

The source and amount of data required for the database formation and DSS knowledge base are substantiated. The mechanism of self-learning in the course of technological tasks is described.

The structural scheme of self-learning DSS, self-learning algorithm, which is mainly featured with modularity, is offered in the paper. The approach allows testing of any number of existing algorithms for learning, forecasting and optimization in order to further select the most effective ones, modifies the system in the future and allows the parallel use of a number of competing algorithms. The operator has the opportunity to choose as a control solution one of the proposed systems, or the formation of its own, better by a certain external criterion of result quality.

Based on the suggested software structure, a number of tasks are formulated that need to be performed to build a decision support system.

It is also considered to apply the mathematical apparatus of fuzzy sets to describe certain parameters of the technological process and quality criteria, fuzzy neural network for modeling reasoning processes and the choice of algorithm for its training.

Зіборов Ілля Кирилович – аспірант, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», Україна.

Желдак Тімур Анатолійович – к.т.н., доцент, завідувач кафедри системного аналізу та управління, Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», Україна.

Ziborov Illia Kyrylovych – master of science, Dnipro University of Technology, Ukraine.

Zheldak Timur Anatolijovych – Candidate of technical science, assistant professor, head of System analysis and control department, Dnipro University of Technology, Ukraine.