

- high heat resistance: this useful property of martensite metal is obtained when its hardened at temperatures around 1050 degrees, and then obtains troostite or sorbitol;
- the ability to self-seal;
- low plasticity with a high hardness index, which has no effect, are additionally introduced into alloying elements;
- high water resistance inherent in such steel grades as X5VF, X5M, X9M;
- processing complexity of martensite steel by cutting action [4].

References:

1. Масленков С. Б. Жаропрочные стали и сплавы. Справочное издание / С. Б. Масленков. – Москва: Металлургия, 1983. – 192 с.
2. Материаловедение в машиностроении [Электронный ресурс] / А. М. Адаскин, Ю. Е. Седов, А. К. Онегина, В. Н. Климов – Режим доступа до ресурсу: http://stud.com.ua/73668/tehnika/materialoznavstvo_v_mashinobuduvanni.
3. Михайлова Н. А. Основные виды термической обработки сталей: метод. рекомендации / Н. А. Михайлова, Г. Н. Завьялова, О. М. Михайлова. – Екатеринбург: Изд-во УрГУПС, 2014. – 38, [2] с.
4. Новиков А. А. Сравнительные исследования характеристик мартенситных и аустенитно-мартенситных сталей [Электронный ресурс] / А. А. Новиков, А. А. Ерохин, С. А. Андреева – Режим доступа до ресурсу: <http://sci-conf.ru/archive/VI/articles/erohin-anton-alekseevich-sravnitelnye-issledovaniya-harakteristik-martensitnyh-i-austenitno-martensitnyh-staley.pdf>.

Гальченко В.Я.

доктор технічних наук, професор;

Трембовецька Р.В.

кандидат технічних наук, доцент;

Тичков В.В.

*кандидат технічних наук, старший викладач,
Черкаський державний технологічний університет*

АПРОКСИМАЦІЯ ПОВЕРХНІ ВІДГУКУ ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

В задачах оптимізації складних технічних систем з метою можливості їх реальної реалізації виникає необхідність замінити точну, проте обчислювально складну математичну модель на значно більш просту – сурогатну [1]. Сурогатна модель є апроксимацією з необхідною точністю первинної математичної моделі і будується на основі значень її вихідних характеристик.

Побудова метамоделі в загальному випадку передбачає вирішення двох взаємопов'язаних завдань: планування обчислювального експерименту і власне побудови регресійної моделі. Вирішення першої забезпечує мінімальну кількість точок в багатовимірному просторі пошуку, в яких потрібно обчислення цільової функції з використанням первинних моделей та які

гарантують одночасно точне відтворення поверхні відгуку. Метамоделю, отримана в результаті вирішення другого завдання, робить можливим ефективний пошук екстремуму вихідної сурогатної оптимізаційної задачі.

Для плану апроксимації використовуються ЛП_τ-послідовності Соболя, які мають кращі на даний час властивості рівномірного розподілу точок в одиничному гіперкубі ніж будь-які інші відомі науці послідовності [2]. Тому, застосування ЛП_τ-послідовностей при плануванні багатofакторного експерименту для отримання регресійних моделей є перспективним також для вирішення задач апроксимації з використанням нейронних мереж.

Відомо, що краща кількість точок для рівномірного заповнення багатовимірного простору пошуку може бути визначена з виразу $N = 2^z - 1$, де $z = 2, 3, 4, \dots$ для яких спостерігається слабка корельованість головних ефектів та ефектів взаємодії факторів [3-4]. Апроксимацію експериментальних даних можна виконати використовуючи штучні нейронні мережі: багатошаровий перцептрон, мережу на радіально-базисних функціях, ймовірнісні мережі, узагальнено-регресійні мережі. В якості апроксиматора в даному дослідженні використовується нейронна MLP-мережа на багатошаровому перцептроні [5].

Таким чином, метою даних досліджень є розробка обчислювальної технології побудови MLP-метамоделей, що використовує сучасні досягнення в області теорії планування експерименту, інтелектуального аналізу даних і штучного інтелекту.

Для чисельного прикладу використовувалася функція цілі $f(x, y) = (0.5 + 0.5 \cdot x)^4 \cdot y^4 \cdot e^{[2 - (0.5 + 0.5 \cdot x)^4 - y^4]}$ для якої в точках плану апроксимації $N = 1, \dots, 31, 63, 127, 255$ розраховувалися значення в діапазоні зміни змінних $x \in [-4; 2]$, $y \in [0, 5; 1, 5]$. У точках, згенерованого на першому етапі плану, виконуються обчислення з використанням первинної цільової функції, які в сукупності з координатами зондувальних точок в багатовимірному просторі, складають таблицю вихідних даних для виконання другого етапу – побудови метамоделі, а саме отримання в явному вигляді апроксимуючої функції поверхні відгуку первинної цільової функції (рис. 1).

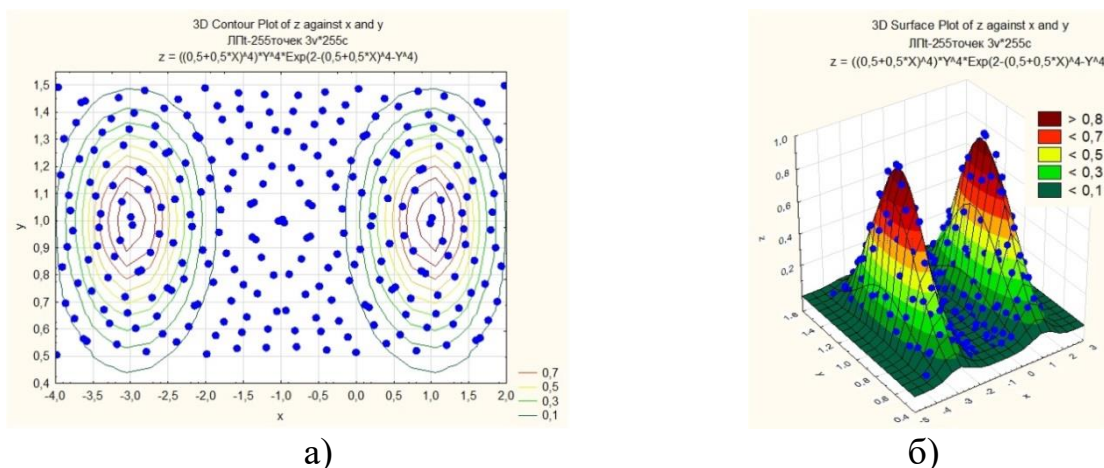


Рис. 1. План апроксимації N=255: а) нанесений на лінії рівня цільової функції; б) нанесений 3D поверхню цільової функції

Для побудови мережі з m кількістю нейронів у прихованому шарі будь-якою стратегією (автоматичною, заданої користувачем, багатократних підвбірок) використовувалася вибірка з N точок, з яких 70% виконували функції навчальних, 15% – контрольних, 15% – тестових.

Для планів з $N=31, 63, 127, 255$ створено майже 250 MLP-метамodelей в автоматичному режимі з алгоритмом навчання BFGS та різними функціями активації прихованого і вихідного шару. Так для плану з $N=31$ відібрано 3 найкращі моделі за коефіцієнтом детермінації та S.D.ratio при цьому кожна модель має значні абсолютні похибки (залишки), які відповідно відображаються на діаграмах розсіювання значень цільової та вихідної функції нейронної мережі. Цілком зрозуміло, що така кількість точок плану експерименту і відповідно побудовані на їх основі MLP-метамodelі не відтворюють адекватно поведінку первинної цільової функції. Для плану з $N=63$ отримати принаймні одну метамodelь з прийнятною похибкою не вдалося. Тому було змінено план експерименту, а саме застосовано інші слабо коррельовані ЛП_r-послідовності з можливого набору. Отримано одну найкращу мережу MLP-2-50-1 за коефіцієнтом детермінації та S.D.ratio. Аналіз значень відносної похибки $\bar{\delta}, \%$ в кожній точці плану показує, що максимальний вклад в похибку вносять точки в околі мінімуму цільової функції. Для плану з $N=255$ отримано декілька найкращих modelей, наприклад, MLP-2-15-1 з коефіцієнтом детермінації навчальної вибірки – 0,9999, S.D.ratio – 0,006, функція активації прихованого шару – logistic, вихідного шару – exponential.

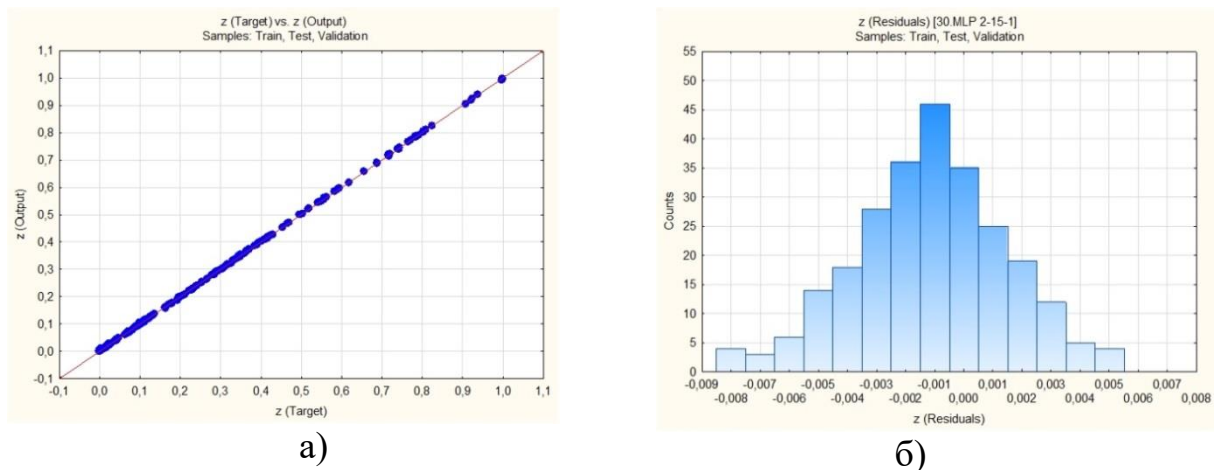


Рис. 2. MLP-нейрона мережа (вибірка $N=255$): а) діаграма розсіювання значень цільової та вихідної функції для мережі MLP-2-15-1; б) гістограма залишків

Як видно із гістограм розподілу залишків отримані метамodelі мають досить незначні абсолютні похибки (рис. 2 а, б).

Таким чином, при створенні MLP-метамodelей на основі планів із застосуванням ЛП_r-послідовностей з $N = 1...7, 15, 31, 63, 127, 255$ отримано наступні результати: для апроксимації поверхні відгуку складної багатоекстремальної первинної цільової функції недоцільно застосовувати

плани з малою кількістю точок, оскільки отримані метамоделі мають значні викиди абсолютної похибки; із збільшенням кількості точок плану експерименту та кількості прихованих нейронів до певного рівня параметри метамоделей покращуються.

Результати чисельних експериментів свідчать про можливість використання запропонованої обчислювальної технології побудови MLP–метамоделей для апроксимації первинних функцій цілі з достатньо складною поверхнею відгуку.

Список використаних джерел:

1. Gal'chenko V.Ya. Pareto-Optimal Parametric Synthesis of Axisymmetric Magnetic Systems with Allowance for Nonlinear Properties of the Ferromagnet / V.Ya. Gal'chenko, A.N. Yakimov, D.L. Ostarushchenko // Technical Physics. – 2012. – Vol. 57. – № 7. – Pp. 893-899.
2. Соболев И.М. Выбор оптимальных параметров в задачах со многими критериями / Соболев И.М., Статников Р.Б. [2-е изд., перераб. и доп.]. – Москва: Дрофа, 2006. – 175 с.
3. Радченко С.Г. Планы экспериментов для получения моделей высокой точности / С.Г. Радченко, О.В. Козырь // Математичні машини і системи. – 2014. – № 2. – С. 117-127.
4. Радченко С.Г. Применение ЛП_т равномерно распределенных последовательностей для решения прикладных задач моделирования / С.Г. Радченко, О.В. Козырь // Математичні машини і системи. – 2014. – № 1. – С. 151-158.
5. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – Москва: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

Данилюк Д.М.

студент;

Ільченко О.В.

кандидат технічних наук, доцент,

ДВНЗ «Криворізький національний університет»

ВІРТУАЛЬНИЙ ЛАБОРАТОРНИЙ СТЕНД ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ ОПТИМАЛЬНИХ ЗА КРИТЕРІЄМ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ РЕЖИМІВ РОБОТИ НАСОСНОЇ УСТАНОВКИ

Системи водопостачання та водовідведення відносяться до числа найбільш ресурсоємних технологічних об'єктів в комунальному господарстві та промисловості з найбільшою складовою – енергоспоживанням. У цих системах використовуються потужні насосні установки (НУ), основним способом регулювання яких є дроселювання, що відноситься до самих неекономічних [1, с. 4].

Завантаження насосів, що працюють в промисловості і в комунальному господарстві, часто носить непостійний характер. Продуктивність насосів найчастіше регулюється шляхом дроселювання, зниженням одиначної потужності агрегатів із збільшенням їх кількості тощо. Але одним з найефективніших способів регулювання продуктивності насосів є регулювання частоти обертання. Цей спосіб, як і дроселювання, дозволяє плавно змінювати продуктивність, але при цьому дає суттєву економію електроенергії там, де не