

В.І. Осипенко, М.Р. Прусс

Черкаський державний технологічний університет

РОЗРОБКА РЕГРЕСІЙНИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ РОЗРАХУНКУ ЕФЕКТИВНИХ РЕЖИМІВ РІЗАННЯ 12 ММ НЕРЖАВІЮЧОЇ СТАЛІ ВИПРОМІНЮВАННЯМ ПОТУЖНОГО ОПТОВОЛОКОННОГО ЛАЗЕРА

В роботі представлено результати експериментальних та теоретичних досліджень закономірностей впливу тиску асистуючого газу (азот), положення фокусу відносно поверхні деталі, швидкості різання на параметри шорсткості отриманих поверхонь при розкроюванні 12 мм нержавіючої сталі AISI 304 випромінюванням оптоволоконного лазера потужністю 12 кВт. За результатами системного комплексу експериментальних досліджень з використанням пакету Statistica отримано регресійні моделі процесу, обґрунтовано їх точність та адекватність. Експериментальна верифікація підтвердила ефективність використання найбільш точної регресійної моделі для визначення параметрів режимів, які забезпечують високі якості та продуктивність різання.

Ключові слова: оптоволоконний лазер, газолазерне різання, нержавіюча сталь, тиск асистуючого газу, шорсткість поверхні, положення фокусу, регресійна модель.

V.I. Osypenko, M.R. Pruss

DEVELOPMENT OF REGRESSION MODELS FOR CALCULATING EFFECTIVE CUTTING MODES OF 12 MM STAINLESS STEEL BY HIGH-POWER FIBER OPTIC LASER RADIATION

The paper presents the results of experimental and theoretical studies of the patterns of influence of the pressure of the assist gas (nitrogen), the focus position relative to the surface of the part, and the cutting speed on the roughness parameters of the obtained surfaces when cutting 12 mm stainless steel AISI 304 using a 12 kW fiber laser. Based on the results of a systematic complex of experimental studies using the Statistica package, regression models of the process were obtained, their accuracy and adequacy were substantiated. Experimental verification confirmed the effectiveness of using the most accurate regression model to determine the parameters of the modes that ensure high quality and productivity of cutting.

Keywords: fiber laser, gas laser cutting, stainless steel, assist gas pressure, surface roughness, focus position, regression model.

Постановка проблеми.

Різнання нержавіючих сталей різної товщини за допомогою потужних оптоволоконних лазерів сьогодні достатньо широко використовується промисловими підприємствами України. Виробники, які використовують у своєму виробництві дану технологію, особливо зацікавлені в досягненні високої якості різання, щоб можна було виключити повторну обробку відрізнаних деталей, високої швидкості різання для максимізації продуктивності та доброї відтворюваності процесу. Таким чином технічні та економічні критерії, що впливають на вибір відповідної лазерної системи для конкретного лазерного різання, зараз набувають великого значення. Підвищення ефективності процесу, якості та гнучкості допомагають зменшити витрати. Провідний виробник лазерних технологічних установок в Україні компанія «Араміс» започаткувала випуск лінійки установок, укомплектованих оптоволоконними лазерами потужністю 12 кВт. Таку потужність економічно доцільно використовувати при різанні нержавіючих сталей товщиною 10 мм – 25 мм. Визначення ефективних режимів різання подібних товщин є складною багатоетапною задачею, одним з етапів якої є експериментальне обґрунтування режимів газолазерного різання 12 мм нержавіючої сталі AISI 304 з використанням потужності 12 кВт, які забезпечують досягнення максимальної швидкості різку за заданої якості поверхонь отриманих деталей.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Тип і тиск допоміжного газу, який використовується під час різання, сприймаються як ключові параметри різання. Процес лазерного різання виконується киснем, повітрям або азотом. При різанні нержавіючих сталей в основному використовують азот, так як в порівнянні з киснем чи повітрям він в основному забезпечує більш високу якість різання. Азот, який використовується для різання, має мати чистоту не менше 99,99%. Така висока чистота азоту запобігає зміні кольору нарізаних листів. При різанні азотом метал розплавляється тільки теплом лазерного променя [1]. Як інертний газ, азот запобігає окисленню під час різання та видуває розплавлений метал. Однак багато дослідників відзначають, все ж відносно низьку якість бічної поверхні, отриманої під час лазерного різання товстого перерізу нержавіючої сталі (10 мм – 25 мм) з використанням інертного газу за допомогою потужних оптоволоконних лазерів, яку пов'язують зі складнощами отримання повного викиду розплаву через вузькі пропили товстих перерізів [2, 3, 4]. Максимально досяжна швидкість різання та кінцева якість різаної

© В.І. Осипенко, М.Р. Прусс

поверхні визначаються параметрами процесу, включаючи потужність лазера, фокусну відстань оптичної головки, положення фокусу відносно поверхні заготовки, тиском допоміжного газу, діаметром сопла, відстанню від сопла до поверхні заготовки. Положення фокусу вимірюється в міліметрах, у додатних значеннях, якщо вона знаходиться над верхньою поверхнею металевго листа, або у від'ємних значеннях, якщо вона нижче верхньої поверхні металевго листа. Що стосується параметрів сопла, важливо вибрати відповідний тип сопла (одно чи двоканальне), з вихідним діаметром який може бути більшим або меншим в залежності від товщини металевго листа. Перш ніж приступити до лазерного різання, дуже важливо перевірити положення лазерного променя та відрегулювати його по центру сопла. Недотримання цієї вимоги може призвести до втрати якості різу або пошкодження деталей оптоволоконного лазера [5, 6]. Таким чином підбір раціональних параметрів процесу покращує видалення розплаву з розпили, запобігає небажаному налипанню окалини на нижній кромці різу або навіть неповному проникненню лазерного променя в заготовку, коли інтенсивність випромінювання є недостатньою для даної товщини металу.

Мета статті. Розробка регресійних моделей для розрахунку параметрів режимів різання 12 мм нержавіючої сталі AISI 304 випромінюванням оптоволоконного лазера потужністю 12 кВт, які забезпечують високу продуктивність процесу та відповідну якість отриманих деталей. Для досягнення поставленої мети необхідне вирішення таких задач: 1) провести аналіз відомих результатів використання технології газолазерного різання нержавіючих сталей; 2) провести серію пошукових експериментів та визначити факторний простір і найбільш інформативну функцію відгуку; 3) розробити матрицю планування повнофакторного експерименту; 4) відповідно до розробленої матриці провести комплекс експериментів по газолазерному різанню 12 мм нержавіючої сталі AISI 304 випромінюванням оптоволоконного лазера з вихідною потужністю 12 кВт; 5) отримати математичні статистичні моделі та встановити залежності якості отриманих деталей від обраних параметрів процесу газолазерного різання 12 мм нержавіючої сталі AISI 304.

Виклад основного матеріалу.

Обладнання, та методи дослідження. Різання листа з нержавіючої сталі AISI 304 товщиною 12 мм з типовим хімічним складом проводилось за допомогою лазера потужністю 12 кВт. Дослідження виконувалися на експериментальному верстаті компанії «Арамис» (рис. 1), основна інформація про верстат наведена в таблиці 1.

Табл. 1

Моделі основних систем верстата для проведення досліджень

Верстат	AFX-PRO-12000-1530LD
Модель лазера, діаметр оптоволоконна	MAX Photonics 12 kWt, оптоволоконно 100 мкм
Модель оптичної головки, коліматор	BLT9120MA Product Manual, f 250 мм

Параметри процесу (факторний простір), які досліджувалися в цій роботі, включали тиск асистуючого газу (Z1 – бар, азот з чистотою 99,99%), положення фокусу відносно поверхні листа (Z2 – ±мм), швидкість різання (Z3 – мм/хв). Різання виконували на максимальній потужності лазера 12 кВт. Діаметр лазерної плями в фокальній площині становив 200 мкм. Дані параметри задавалися і контролювалися системою числового програмного керування (ЧПК) з точністю, яка відповідає паспортним даним верстата.

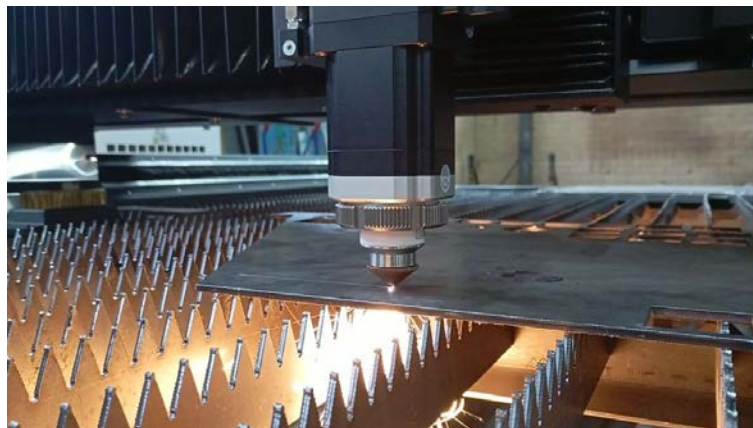


Рис. 1. Процес газолазерного різання на верстаті моделі AFX-PRO-12000-1530LD

З врахуванням попередніх експериментальних робіт авторів [7, 8] верстат комплектувався оптичною головою з фокусною відстанню 250 мм, яка забезпечує в цілому більш високі показники якості при різанні нержавіючих сталей з використанням як асистуючого газу азоту (в порівнянні з оптичною головою з фокусною відстанню 200 мм), та одноканальним конічним соплом з вихідним діаметром 3 мм. Відслідковуваний затор між торцем сопла та поверхнею листа становив 0,5 мм і залишався незмінним. Згідно вимог ISO 9013:2017 як критерій оцінки якості поверхні (функція відгуку Y) обрано максимальне значення шорсткості R_z з трьох вимірів (верх, середина, низ зразка). Профілограми поверхні лазерного різку дослідних зразків отримували за допомогою профілографа TIME 3221. Креслення зразків для досліджень та методика вимірювань шорсткості наведені в попередній роботі авторів [9].

Результати досліджень.

На основі аналізу результатів серії пошукових експериментів були визначені рівні варіювання досліджуваних факторів та розроблена матриця планування експерименту таким чином, щоб повний факторний експеримент відповідав 59 дослідом. При цьому обрана для досліджень область факторного простору виключала режими за яких фіксувалися наявність окалини на нижній поверхні зразка, повне або часткове заварювання пазу. За створеним планом експериментів проведено низка досліджень, умови проведення і результати яких наведено на рис. 2.

Побудова регресійної моделі $Y = f(z_1, z_2, z_3)$. Наступний етап необхідно почати із оцінки можливих регресійних моделей, що можна побудувати різними методами [10, 11] з використанням різноманітних програмних продуктів. Отже, враховуючи низку вимог до програмних продуктів, а саме, використання простої програмно-орієнтованої мови, автоматизоване управління процесами обробки даних, підтримка користувацької бази даних і формування звітів за результатами проведеного аналізу, забезпечення діалогової взаємодії користувача з програмним пакетом та інтеграція і сумісність з іншими програмними засобами для подальшої роботи обрано пакет Statistica. При цьому пакет Statistica дозволяє працювати як із базовими модулями регресійного аналізу так і засобами інтелектуального аналізу даних Statistica Data Miner.

Використовуючи можливості пакету Statistica здійснюємо аналіз даних і визначаємо кореляційну матрицю (рис. 3).

carpenter (p. 5).

Spreadsheet				
	1 z1	2 z2	3 z3	4 Y
1	6	0.5	5500	46.5
2	6	-1.5	5500	39.3
3	8	0.5	5500	44.1
4	8	-1.5	5500	38.7
5	6	0.5	4500	46.9
6	6	-1.5	4500	40.1
7	8	0.5	4500	50.2
8	8	-0.5	4500	46.5
9	7	0	5000	49.2
10	6.5	-1	4750	40.9
11	7.5	-0.25	5250	46.7
12	6.2	-1.25	5375	42.5
13	7.2	-0.75	4875	45.4
14	6.8	-0.5	5125	49.5
15	7.8	0.0	4625	47.3
16	6.1	-1.0	5188	47.7
17	7.1	-0.2	4688	42.2
18	6.6	-1.2	5438	46.2
19	7.6	-0.8	4938	48.3
20	6.4	0.2	4813	45.8
21	7.4	0.4	5313	50.0
22	6.9	-0.6	4563	39.6
23	7.9	-1.1	5063	48.8
24	6.1	-0.1	4906	40.4
25	7.1	-0.9	5406	48.7
26	6.6	0.1	4656	45.9
27	7.6	-0.4	5156	45.7
28	6.3	-1.4	5031	49.8
29	7.3	-0.4	4531	47.5
30	6.8	-1.4	5281	43.3

30	6.8	-1.4	5281	43.3
31	7.8	-0.9	4781	46.3
32	6.2	0.1	5344	49.2
33	7.2	-1.2	4844	48.0
34	6.7	-0.2	5094	43.0
35	7.7	0.3	4594	48.8
36	6.4	-0.7	4719	41.8
37	7.4	-0.6	5219	43.0
38	6.9	0.4	4969	41.0
39	7.9	-0.1	5469	46.8
40	6	-1.1	5453	44.6
41	7	0.2	4953	42.7
42	6.5	-0.8	5203	46.9
43	7.5	-1.3	4703	50.1
44	6.3	-0.3	4578	48.1
45	7.3	0.1	5078	49.1
46	6.8	-0.9	4828	39.8
47	7.8	-1.4	5328	48.7
48	6.2	-0.4	4766	46.1
49	7.2	-0.7	5266	48.5
50	6.7	0.3	4516	43.4
51	7.7	-0.2	5016	47.8
52	6.4	-1.2	5141	43.0
53	7.4	-1.0	4641	42.9
54	6.9	-0.0	5391	47.2
55	7.9	0.5	4891	46.8
56	6.1	-0.5	5109	50.0
57	7.1	-0.3	4609	45.4
58	6.6	-1.3	5359	40.4
59	7.6	-0.8	4859	48.0

Рис. 2. Матриця планування експерименту та результати дослідів

Як видно із результатів сильної кореляції між факторами не спостерігається тобто вони не є мультколінеарні, тому жодного з них видаляти не потрібно.

Variable	Correlations (Spreadsheet_in Workbook1)			
	z1	z2	z3	Y
z1	1,000000	-0,035871	-0,065882	-0,441817
z2	-0,035871	1,000000	-0,055660	0,622814
z3	-0,065882	-0,055660	1,000000	-0,487432
Y	-0,441817	0,622814	-0,487432	1,000000

Рис. 3. Отримана кореляційна матриця

Відповідно будуюмо поліноміальну модель виду:

$$y = b_0 + b_1 \cdot z_1 + b_2 \cdot z_2 + b_3 \cdot z_3 \quad (1)$$

Для цього виконуємо розрахунок коефіцієнтів рівняння (1) та перевіряємо їх рівень значимості за критерієм Стюдента (рис. 4).

Regression Summary for Dependent Variable: Y (Spreadsheet_in Workbook1)						
R= ,89303372 R²= ,79750922 Adjusted R²= ,78646427 F(3,55)=72,206 p<0,0000 Std. Error of estimate: 1,4797						
N=59	b*	Std. Err. of b*	b	Std. Err. of b	t(55)	p-value
Intercept			86,76594	3,784764	22,92506	0,000000
z1	-0,452993	0,060857	-2,23833	0,300705	-7,44361	0,000000
z2	0,579563	0,060819	2,85566	0,299670	9,52936	0,000000
z3	-0,485011	0,060912	-0,00480	0,000603	-7,96250	0,000000

Рис. 4. Результати розрахунку коефіцієнтів поліноміальної моделі (стовпчик b) та значень критерію Стюдента для кожного з них ($t^{експ}$ - стовпчик t(55))

Критичне значення критерію Стюдента при рівні значущості $\alpha=0,05$ і числі степенів свободи $k=55$ становить $t_{0,05;55}^{крит} = 1,96$. Оскільки умова $t^{експ} > t_{0,05;55}^{крит}$ виконується для всіх чотирьох коефіцієнтів, то вони статистично значимі. Тоді рівняння лінійної регресії:

$$y = 86,76594 - 2,23833 \cdot z_1 + 2,85566 \cdot z_2 - 0,0048 \cdot z_3 \quad (2)$$

Проведений аналіз за створеною лінійною регресійною моделлю (2) встановив, що похибка отриманої регресійної моделі $MARE=2,4\%$. Перевірка за критерієм Фішера підтвердила адекватність розробленої моделі так як $F_{0,05;3;55}^{крит} = 2,812$, а $F_{3,55}^{експ} = 72,2$, тобто $F_{3,55}^{експ} > F_{0,05;3;55}^{крит}$, отже умова адекватності виконується. Значення коефіцієнту детермінації $R^2=0.797$. Тобто 79,7 % факторів враховано в моделі. Відповідна діаграма розсіювання наведена на рис. 5.

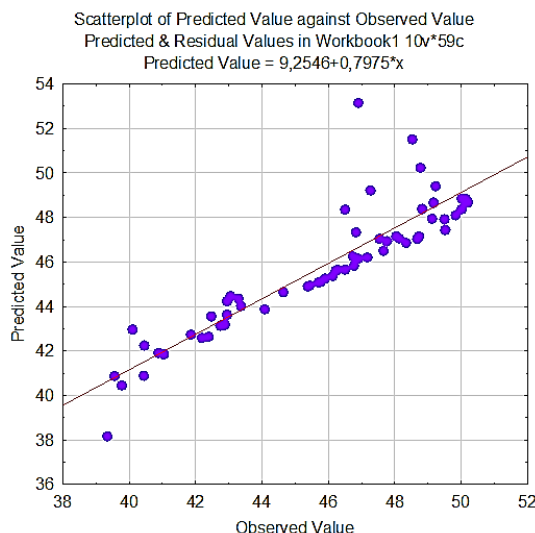


Рис. 5. Діаграма розсіювання значень цільової та апроксимаційної функцій за регресійною моделлю (2)

Наступним кроком побудуємо поліноміальну модель виду:

$$y = b_1 \cdot z_1 + b_2 \cdot z_2 + b_3 \cdot z_3 + b_4 \cdot z_1 \cdot z_2 + b_5 \cdot z_1 \cdot z_3 + b_6 \cdot z_2 \cdot z_3 + b_7 \cdot z_1 \cdot z_2 \cdot z_3 \quad (3)$$

Така модель враховує ефект взаємодії факторів. Як і в попередньому випадку розраховуємо коефіцієнти рівняння (3) та перевіряємо їх рівень значимості за критерієм Стюдента. Всі

коефіцієнти регресійної моделі є статистично значимі. Окрім цього такий висновок підтверджується за критерієм Фішера ($F_{0,05;3;55}^{крит} = 2,812$; $F_{3,55}^{експ} = 99,94$; $F_{3,55}^{експ} > F_{0,05;3;55}^{крит}$). Отримане рівняння регресії:

$$y = 9,936 \cdot z_1 - 140,756 \cdot z_2 + 0,011 \cdot z_3 + 20,041 \cdot z_1 \cdot z_2 - 0,002 \cdot z_1 \cdot z_3 + 0,026 \cdot z_2 \cdot z_3 - 0,004 \cdot z_1 \cdot z_2 \cdot z_3 \quad (4)$$

Похибка отриманої регресійної моделі (4) $MAPE=1,58\%$. Значення коефіцієнту детермінації $R^2=0.92$. Тобто 92% факторів враховано в моделі. Відповідна діаграма розсіювання наведена на рис. 6. Таким чином врахування ефекту взаємодії факторів дозволило підвищити адекватність і точність регресійної моделі.

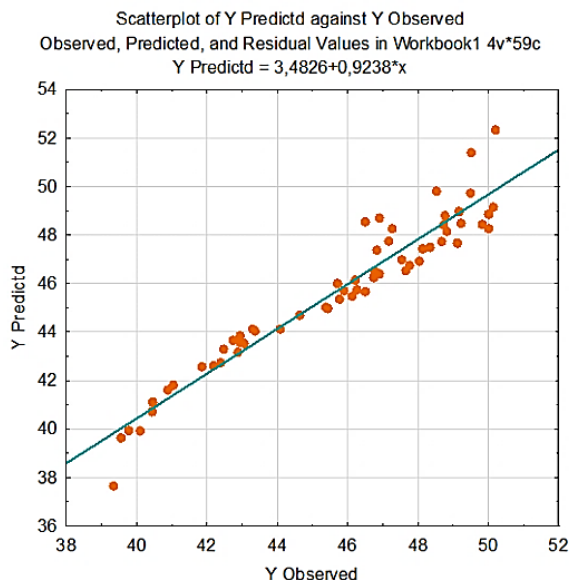


Рис. 6. Діаграма розсіювання значень цільової та апроксимаційної функцій за регресійною моделлю (4)

Розглянемо в якості поліноміальної регресійної моделі поліном другого ступеня, який в даному випадку має вигляд:

$$y = b_0 + b_1 \cdot z_1 + b_2 \cdot z_1^2 + b_3 \cdot z_2 + b_4 \cdot z_2^2 + b_5 \cdot z_3 + b_6 \cdot z_3^2 + b_7 \cdot z_1 \cdot z_2 + b_8 \cdot z_1 \cdot z_3 + b_9 \cdot z_2 \cdot z_3 \quad (5)$$

Розраховуємо коефіцієнти рівняння (5) та перевіряємо їх рівень значимості за критерієм Стюдента (рис. 7).

Parameter Estimates (Spreadsheet_13/05 in Workbook1)										
Sigma-restricted parameterization										
Effect	Y Param.	Y Std.Err	Y t	Y p	-95,00% Cnf.Lmt	+95,00% Cnf.Lmt	Y Beta (?)	Y St.Err.?	-95,00% Cnf.Lmt	+95,00% Cnf.Lmt
Intercept	65,6354	48,61699	1,35005	0,183203	-32,0641	163,3349				
z1	4,0915	7,16079	0,57138	0,570355	-10,2986	18,4817	0,82804	1,449201	-2,08424	3,74032
z1^2	-0,3569	0,46308	-0,77075	0,444554	-1,2875	0,5737	-1,01025	1,310731	-3,64426	1,62376
z2	-14,2673	3,80517	-3,74946	0,000469	-21,9141	-6,6205	-2,89559	0,772269	-4,44752	-1,34366
z2^2	-1,2680	0,44692	-2,83713	0,006603	-2,1661	-0,3698	-0,29623	0,104413	-0,50606	-0,08641
z3	-0,0069	0,01892	-0,36249	0,718544	-0,0449	0,0312	-0,69277	1,911132	-4,53333	3,14780
z3^2	0,0000	0,00000	0,15727	0,875679	-0,0000	0,0000	0,29387	1,868577	-3,46118	4,04892
z1*~\FT1...z2	1,8548	0,30047	6,17290	0,000000	1,2510	2,4586	2,67273	0,432977	1,80263	3,54283
z1*~\FT1...z3	-0,0001	0,00060	-0,11264	0,910773	-0,0013	0,0011	-0,08046	0,714252	-1,51580	1,35489
z2*~\FT1...z3	0,0006	0,00061	0,91994	0,362112	-0,0007	0,0018	0,57451	0,624510	-0,68049	1,82951

Рис. 7. Результати розрахунку значень коефіцієнтів рівняння (5) та рівня їх значимості за критерієм Стюдента

На відміну від попередніх випадків, як видно з рис. 7, лише деякі коефіцієнти регресійної моделі другого ступеня є статистично значимими (виділено червоним), які необхідно врахувати. Відповідно отримане квадратичне рівняння регресії:

$$y = -14,267 \cdot z_2 - 1,268 \cdot z_2^2 + 1,8548 \cdot z_1 \cdot z_2 \quad (6)$$

За критерієм Фішера ($F_{0,05;3;55}^{крит} = 2,812$; $F_{3,55}^{експ} = 51,81$; $F_{3,55}^{експ} > F_{0,05;3;55}^{крит}$) модель є адекватною. Похибка отриманої регресійної моделі (6) $MAPE=1,6\%$. Значення коефіцієнту детермінації $R^2=0.90$. Тобто 90% факторів враховано в моделі. Відповідна діаграма розсіювання наведена на рис. 8.

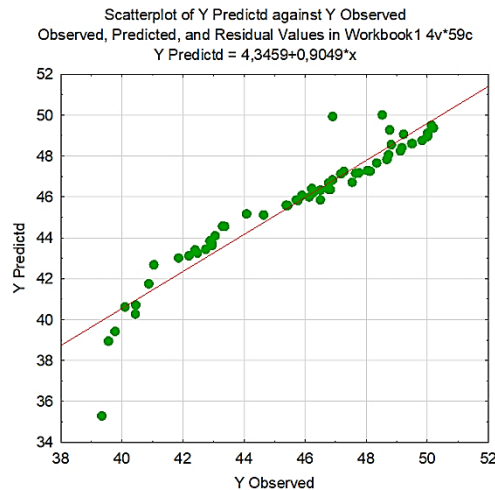


Рис. 8. Діаграма розсіювання значень цільової та апроксимаційної функцій за регресійною моделлю (6)

Таким чином поліноміальна регресійна модель другого ступеня (6) в точності і адекватності, хоча і незначно, поступається лінійній моделі (4).

Побудова регресійних моделей засобами інтелектуального аналізу даних Statistica Data Miner. Для цієї задачі було використано робочу область Data Mining – Workspaces [12] для аналізу різноманітних регресійних моделей та вибору найкращої. Об'єм даної статті не дозволяє детально навести всі процедури інтелектуального аналізу даних, тому зупинимось лише на основних результатах. На рис. 9 наведено отримані діаграми розсіювання цільової та апроксимаційної функцій для різних методів інтелектуального аналізу регресійної моделі.

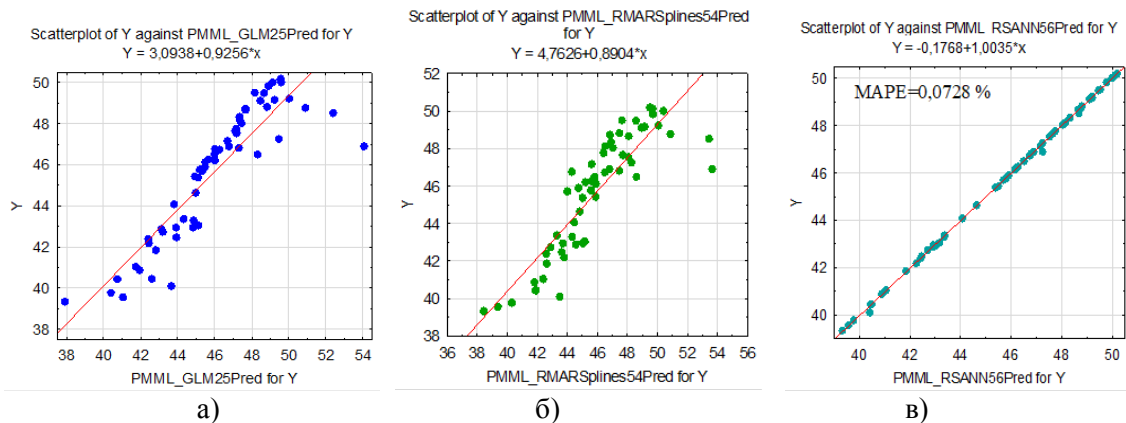


Рис. 9. Діаграми розсіювання цільової та апроксимаційної функцій для інтелектуальної регресійної моделі (навчання та тестування) за використання методів: а - Best-Subset and Stepwise ANCOVA with Deployment; б - MARSplines For Regression With Deployment; в - SANN Regression with Deployment (нейромережева модель MLP-3-23-1)

Очевидно що найкращу точність та адекватність регресійної інтелектуальної моделі, що створена на основі штучних нейронних мереж, дає метод SANN Regression with Deployment (MLP нейронна мережа із 3 входами із одним прихованим шаром, що має 23 нейрони та 1 вихід. Функція активації прихованого шару – tanh (гіперболічний тангенс). Функція активації вихідного шару – identity). Похибка отриманої за даним методом інтелектуальної регресійної моделі MAPE=0,0728 %. Значення коефіцієнту детермінації $R^2 > 0.95$. В загальному вигляді ця модель описується рівнянням [13]:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_K) = \sum_{i=1}^N a_i \cdot f\left(\sum_{k=1}^K a_{ik} \cdot x_k + a_{0k}\right), \quad (7)$$

де $(x_1, x_2, \dots, x_K)$ – вектор вхідних даних; $f(\cdot)$ обмежена, не постійно монотонно висхідна неперервна функція; K – кількість вхідних вузлів; N – кількість нейронів прихованого шару; a_{ik} – синаптичні ваги прихованого шару; a_i – синаптичні ваги вихідного шару; a_{0k} – зміщення.

Отримана регресійна нейромережева модель MLP-3-23-1 має експериментальне значення показника Фішера $F_{3;45}^{експ} = 29800.52$, а критичне значення цього критерію з рівнем значущості $\alpha=0,05$ та числом степенів свободи $\nu_R=45$, $\nu_D=3$ складає $F_{\alpha;\nu_D;\nu_R}^{крит} = F_{0,05;3;45}^{крит} = 2,812$. Тобто умова $F_{3;45}^{експ} > F_{0,05;3;45}^{крит}$ виконується, регресійна модель адекватна. Оскільки $R^2 > 0,95$ то регресійна модель інформативна та значимо достовірна.

Таким чином зі всіх отриманих регресійних моделей найкращі статистичні показники має регресійна модель MLP-3-23-1, що створена на основі штучних нейронних мереж за методом SANN Regression with Deployment. Тому поверхню відгуку будуюмо за даною регресійною нейромережевою моделлю (рис. 10).

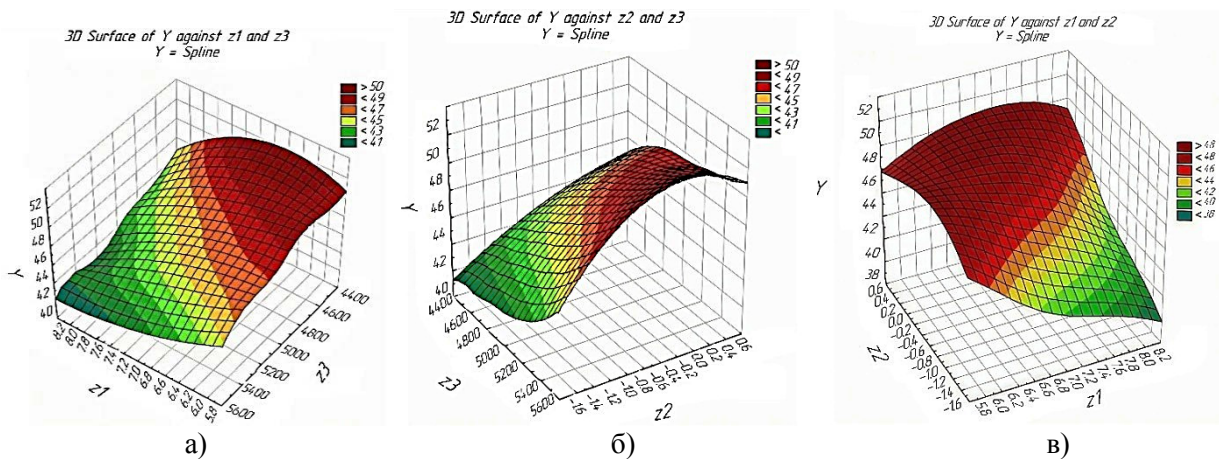


Рис. 10. Поверхня відгуку отримана за регресійною моделлю MLP-3-23-1: а – $Y = f(z_1, z_3)$;

б – $Y = f(z_2, z_3)$; в – $Y = f(z_1, z_2)$

Загальний аналіз отриманих результатів показує, що в області обраного факторного простору найбільший вплив на шорсткість поверхні різь має положення фокусу відносно поверхні деталі, дещо нижчий вплив має тиск асистуючого газу, і найбільш низький вплив показала швидкість різання. Це пояснюється тим, що положення фокусу суттєво впливає на розподіл падаючої енергії по висоті різь і відповідно на ширину прорізу, яка є вагомим чинником протікання асистуючого газу через проріз та ефективності видалення розплаву від якої залежить формування мікрогеометрії поверхні. Аеродинамічна взаємодія між струменем асистуючого газу і деталлю формує так званий ріжучий тиск, який в основному і обумовлює характер видалення розплаву з зони різання. В свою чергу швидкість різання по суті забезпечує баланс між об'ємами розплавленого та видаленого металу. На рис. 10а показано взаємозалежність між шорсткістю поверхні різь, тиском асистуючого газу та швидкістю різання. Очевидно, що за умов експерименту збільшення тиску асистуючого газу дозволяє отримати меншу шорсткість при більшій швидкості різання. На рис. 10б показано взаємозалежність між шорсткістю поверхні різь, положенням фокусу та швидкістю різання. Спостерігається чітка тенденція до зниження шорсткості при заглибленні положення фокусу всередину заготовки. Однак варто відзначити незначне зростання шорсткості при збільшенні швидкості різання. На рис. 10 в показано взаємозалежність між шорсткістю поверхні різь, тиском асистуючого газу та положенням фокусу. Найкращий відгук за шорсткістю (Rz_{38}) можливо отримати за тиску 8,2 бар та положенні фокусу -1,6 мм. Для експериментального підтвердження отриманих результатів було виконано вирізання 5 тестових зразків на розрахованих за регресійною моделлю режимах ($Z_1=8,2$ бар; $Z_2=-1,6$ мм; $Z_3=5600$ мм/хв). Контроль шорсткості показав діапазон зміни максимальної шорсткості поверхонь зразків $Rz_{37,92} - Rz_{41,71}$ що є досить високим рівнем кореляції між прогнозом за регресійною моделлю та експериментом.

Висновки.

1. З застосуванням методів математичного планування експерименту проведено комплекс системних експериментальних досліджень, результати яких дозволили отримати дані про кількісний вплив базових параметрів газолазерного різання на продуктивність та якість процесу при обробці 12 мм нержавіючої сталі AISI 304 випромінюванням оптоволоконного лазера потужністю 12 кВт.

2. Використовуючи ліцензійний пакет Statistica виконано статистичний аналіз отриманого експериментального матеріалу та розроблено три регресійні моделі, які встановлюють залежність максимальної шорсткості поверхні різання (Y) від базових факторів процесу: тиску асистуючого газу (Z1-азот), положення фокусу відносно поверхні листа (Z2), швидкості різання (Z3). Перевірка отриманих моделей за критеріями Стюдента та Фішера підтвердила їх інформативність та адекватність. Виконане порівняння моделей показало, що найвищі точність і адекватність має регресійна інтелектуальна модель MLP-3-23-1, що створена на основі штучних нейронних мереж, за методом SANN Regression with Deployment. Розрахункова похибка прогнозу за моделлю не перевищує 0,0728 %.

3. Розраховані за регресійною інтелектуальною моделлю MLP-3-23-1, параметри різання (Z1=8,2 бар; Z2=-1,6 мм; Z3=5600 мм/хв) які забезпечують високу якість та продуктивність процесу підтверджені експериментально. При прогнозі Rz38 реальні значення максимальної шорсткості отримані на 5 зразках мали розкид Rz37,92 – Rz41,71 що є високим рівнем точності прогнозування та відтворюваності процесу.

Список використаних джерел:

1. Petru J., Zlamal T., Cep R., Monkova K., Monka P. Influence of cutting parameters on heat-affected zone after laser cutting, *Tehnički vjesnik*, volume 20, 225-230, 2013.
2. Sparkes, M., Gross, M., Celotto, S., Zhang, T., and O'Neill, W. Practical and theoretical investigations into inert gas cutting of 304 stainless steel using a high brightness fiber laser. *J. Laser Applic.*, 2008, 20, 59–67.
3. Sparkes, M., Gross, M., Celotto, S., Zhang, T., and O'Neill, W. Inert cutting of medium section stain-less steel using a 2.2kW high brightness fibre laser. In *Proceeding of the 25th International Congress on Applications of lasers and electro optics (ICALEO)*, Scottsdale, Arizona, USA, 30 October–2 November 2006, paper 402, pp. 197–205 (Laser Institute of America).
4. Gross, M. S., Celotto S. and O'Neill, W. Melt flow in narrow thick-section kerfs. In *Proceeding of the 25th International Congress on Applications of lasers and electro optics (ICALEO)*, Scottsdale, Arizona, USA, 30 October–2 November 2006, paper 403, pp. 206–210 (Laser Institute of America).
5. Adelmann B., Hellmann R. Simultaneous Burr and Cut Interruption Detection during Laser Cutting with Neural Networks, *Sensors*, 21(17), 5831, 2021.
6. Zubko M., Loskot J., Świec P., Prusik K., Janikowski Z. Analysis of Stainless Steel Waste Products Generated during Laser Cutting in Nitrogen Atmosphere, *Metals*, 10(12), 1572, 2020.
7. Осипенко В.І. Вплив внутрішньої структури та розмірів типових сопел на поле ріжучого тиску асистуючого газу при газолазерному різанні / В.І. Осипенко, М.Р. Прусс // Міжвузівський збірник «НАУКОВІ НОТАТКИ». Луцьк, 79/2024 Ст 70-78. DOI 10.36910/775.24153966.2024.79.10.
8. Осипенко В.І. Технологічне забезпечення якісного газолазерного різання 12 мм нержавіючої сталі / Осипенко В.І. Плахотний О.П., Прусс М.Р., Середюк С.П. // Комплексне забезпечення якості технологічних процесів та систем (КЗЯТПС – 2025): матеріали тез доповідей XV Міжнародної науково-практичної конференції (м. Чернігів, 22–23 травня 2025 р.): у 2 т. / Національний університет «Чернігівська політехніка» [та ін.]; – Чернігів: НУ «Чернігівська політехніка», 2025. – Т. 1. – Ст 82-83.
9. Осипенко В.І. Експериментальне обґрунтування ефективних режимів різання сталей випромінюванням потужного оптоволоконного лазера / Осипенко В.І., Плахотний О.П., Прусс М.Р., Середюк С.П. // Міжвузівський збірник «НАУКОВІ НОТАТКИ». Луцьк, 78/2024 Ст 100-108. DOI 10.36910/775.24153966.2024.78.14.
10. Олійник А. О. Інтелектуальний аналіз даних: навчальний посібник / А. О. Олійник, С. О. Субботін, О. О. Олійник. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2012. – 278 с. ISBN 978-617-529-052-1.
11. Гороховатський В.О., Творошенко І.С. Методи інтелектуального аналізу та оброблення даних: навч. посібник. – Харків: ХНУРЕ, 2021. – 92 с. DOI: 10.30837/978-966-659-298-2.
12. <https://docs.tibco.com/pub/stat/14.0.0/doc/html/UsersGuide/GUID-058F49FC-F4EF-4341-96FB-A785C2FA76E9-homepage.html>
13. Субботін С. О. Нейронні мережі: теорія та практика: навч. посіб. / С. О. Субботін. – Житомир: Вид. О. О. Євенок, 2020. - 184 с.