

КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДАНИХ ПРИ СТИКОВОМУ ЗВАРЮВАННІ АРМУЮЧИХ ПРОФІЛІВ

Ольга Тузенко¹, Володимир Кухар², Наталія Сідун³, Павло Краснянський⁴

¹ Державний вищий навчальний заклад «Приазовський державний технічний університет»,
кафедра інформатики, Дніпро, Україна

² Технічний університет «Метінвест Політехніка»,
кафедра металургії, матеріалознавства та організації виробництва, Запоріжжя, Україна

³ Державний вищий навчальний заклад «Приазовський державний технічний університет»,
кафедра інформатики, Дніпро, Україна

⁴ Державний вищий навчальний заклад «Приазовський державний технічний університет»,
кафедра інформатики, Дніпро, Україна

E-mail: tuzenkoa@gmail.com, ORCID: 0000-0002-4920-9417

E-mail: kvv.mariupol@gmail.com, ORCID: 0000-0002-4863-7233

E-mail: natalya.sidun@gmail.com, ORCID: 0009-0001-8343-1273

E-mail: pkrasnanskij@gmail.com, ORCID: 0009-0008-4499-2618

© Ольга Тузенко, Володимир Кухар, Наталія Сідун, Павло Краснянський, 2025

Анотація. У статті представлено результати математичного та комп'ютерного моделювання процесу стикового зварювання оцинкованих сталевих штаб, з яких формували армувальні профілі, що використовуються у виробництві металопластикових вікон. Актуальність дослідження зумовлена необхідністю підвищення якості з'єднань та стабільності виробничих процесів у галузі віконного виробництва. Основною метою роботи є побудова моделей, здатних з високою точністю прогнозувати міцність профілю у місті зварного з'єднання на основі ключових параметрів зварювання. Для аналізу експериментальних даних застосовано сучасні методи Data Science, серед яких регресійний аналіз, логістичне моделювання, а також алгоритми машинного навчання. Збір, опрацювання та візуалізація даних здійснювались із використанням бібліотек Python (Pandas, Scikit-learn, Seaborn). Побудовано кілька варіантів регресійних моделей, серед яких поліноміальні моделі другого та четвертого ступенів виявились найбільш ефективними. Модель четвертого ступеня продемонструвала найкращі результати за критеріями точності та достовірності, що вказує на наявність складної нелінійної залежності між силою зварювального струму, часом нагріву, товщиною штрипсу та отриманим коефіцієнтом міцності з'єднання. Отримані результати можуть бути використані для розроблення рекомендацій щодо вдосконалення режимів стикового зварювання в умовах серійного виробництва. Висновки засвідчують ефективність використання поєднання методів лінійного, поліноміального та множинного регресійного аналізу для вирішення задачі прогнозування якості зварного з'єднання. Запропонований підхід є ефективним інструментом для цифрової оптимізації технологічних процесів та може бути інтегрований у системи промислового контролю якості та автоматизації виробництва.

Ключові слова – армуючий сталевий профіль, стикове зварювання, Python, машинне навчання, лінійна регресія, поліноміальна регресія, оптимізація процесу стикового зварювання, Pandas, Scikit-learn.

Постановка проблеми

У сучасному виробництві металопластикових вікон широко застосовуються армуючі елементи з оцинкованої сталі, які формуються у вигляді профілів відкритого перерізу. Для забезпечення безперервного технологічного процесу виготовлення таких профілів з мінімальними відходами матеріалу застосовується метод стикового зварювання штрипсів – сталевих стрічкових заготовок, з'єднаних торцями. Від якості такого з'єднання значною мірою залежить міцність усієї конструкції.

Разом із тим, у реальних умовах виробництва спостерігається значна варіативність результатів зварювання. Навіть за однакових налаштувань обладнання кінцева міцність з'єднання може істотно коливатися. Причини цього полягають у складній нелінійній природі взаємодії між параметрами процесу (сила струму, час нагріву, товщина смуги, стан поверхні) та властивостями матеріалу, а також у неможливості врахування всіх чинників в аналітичних моделях. Традиційні методи підбору режимів зварювання базуються на емпіричних підходах, які не завжди дають змогу досягти бажаного результату з першої спроби.

Проблема ускладнюється ще й тим, що для кожного нового типу профілю або матеріалу потрібне проведення серії дорогих і трудомістких експериментів, обсяг яких часто обмежений технічними і часовими чинниками. Відтак виникає необхідність у створенні моделей, здатних прогнозувати якість з'єднання за наявними даними, адаптуватися до нових умов і працювати з неповними або зашумленими наборами даних.

У цьому контексті особливу цінність мають інструменти Data Science та машинного навчання, які дозволяють знаходити приховані закономірності, будувати прогностичні моделі та оптимізувати параметри технологічних процесів на основі вже наявного експериментального матеріалу. Саме розробці та апробації таких моделей для задачі стикового зварювання присвячено дане дослідження.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Розмаїття технологічних підходів до виготовлення армуючих профілів відкритого перерізу, зокрема коритного типу (U-channel section), охоплює методи пресування (екструзії) (Chaturvedi et al., 2023), (Demoulin et al., 2022) та холодного гнуття у штампах (Kamburov & Nikolov, 2022). У межах цих технологічних процесів використовуються металеві заготовки заданої маси, які після формоутворення зазнають обрізання торців (Goyal et al., 2016). Хоча зазначені методи не передбачають застосування стикового зварювання, їх ефективність залежить від комплексу параметрів, зокрема сили деформування, жорсткості інструменту, конструктивних особливостей пресового обладнання, а також здатності системи компенсувати пружні деформації, що виникають під час циклів навантаження (Kukhar et al., 2021, Shatskyi & Vasyl Perepichka, 2018)

У випадках, коли профілювання здійснюється шляхом багатопереходового згинання сталевих штрипсів, формуються значні зони локального пластичного деформування та інтенсивного стиску матеріалу (Qiu et al., 2019). За таких умов налаштування режимів стикового зварювання має ґрунтуватися на точному визначенні параметрів глибини осадки (upsetting), що досягається шляхом інженерного калібрування зварювального обладнання (Zhou et al., 2021). У сучасній промисловій практиці для забезпечення стабільності та якості зварного з'єднання застосовують машини з мідними електродами, які вимагають попередньої ретельної підготовки контактних поверхонь, зокрема механічної та хімічної зачистки.

Ключовим фактором, що суттєво впливає на геометричну точність та надійність з'єднання, є паралельність торців заготовок. Цей параметр є критично важливим, оскільки відхилення від паралельності зростають зі збільшенням ширини штрипсу. Відтак, налаштування стиковозварювального устаткування потребує скоординованої взаємодії його електромеханічних систем і повинно здійснюватися з урахуванням як геометричних, так і електрофізичних характеристик матеріалу та з'єднуваних поверхонь (Welding PVC-U Window Profiles Part 1: Heating Element -Butt Welding European, n.d.)

Тепловий вплив під час зварювання зумовлюється проходженням зварювального струму I_w через контактну зону. Кількість тепла Q , що утворюється, підпорядковується закону Джоуля–Ленца:

$$Q = I_w^2 * R * \tau, \quad (1)$$

де τ – час зварювання.

Загальний електричний опір торців, що зварюються, визначається виразом:

$$R = 2R_p + R_c, \quad (2)$$

де R_p – опір торців смуг (виступів торців смуг із електродів машини); R_c – контактний опір між торцями штаб.

У високотемпературному режимі стикового зварювання, коли торці смуг (штрипсів) нагріваються до температури в межах 600-700 °С, спостерігається суттєве збільшення контактного електричного опору в зоні з'єднання. На цьому етапі опір обумовлений переважно мікронерівностями поверхні, а також наявністю оксидних і гідрооксидних плівок, залишків мастильних матеріалів, вологи, продуктів корозії та пилу, що знижують реальну площу електричного контакту. Унаслідок цього зменшується ефективність тепловиділення і порушується однорідність зони нагріву.

Після досягнення температури початку пластичної деформації матеріалу відбувається поступове зменшення контактного опору – за рахунок інтенсифікації осадки контактна поверхня збільшується, що забезпечує покращення електричного контакту. Таким чином, при подальшому зварюванні тепла енергія виділяється переважно за рахунок питомого опору металу, а не контактного переходу. Регулювання ступеня осадки виступає одним із ключових параметрів для забезпечення стабільності процесу та формування якісного з'єднання.

Контроль якості стикових з'єднань у процесах зварювання широких смуг здійснюється як не-руйнівними методами (візуальний контроль, вимірювання геометричних параметрів), так і за допомогою руйнівного контролю (Karnaukh et al., 2023, Karnaukh et al., 2020). Зокрема, проводяться механічні випробування на розрив зразків, вирізаних із фланців та основ сформованого відкритого профілю, що дозволяє оцінити міцність зварного шва в умовах, наближених до експлуатаційних (Kukhar et al., 2023).

Оскільки обсяг доступних експериментальних даних є обмеженим, постає потреба в особливому обережному підході до побудови математичних моделей. Формування регресійних залежностей у таких умовах стикається з низкою труднощів, зокрема, високою ймовірністю перенавчання моделі, ризиком переускладнення функціональних зв'язків за недостатнього числа спостережень, підвищеною чутливістю до викидів та шумів у даних, а також критичною залежністю точності моделі від коректності попереднього вибору вхідних змінних. Особливо проблематичним є випадок, коли релевантність кожного параметра не може бути обґрунтована аналітично і вимагає емпіричного уточнення.

У цьому контексті актуальним є залучення сучасних методів інтелектуального аналізу даних, зокрема машинного навчання, що дозволяє ефективно працювати з малими, частково зашумленими та неповними наборами даних. Практика засвідчує, що попереднє опрацювання даних, зокрема нормалізація, фільтрація, заповнення або вилучення пропущених значень, є необхідною умовою для забезпечення надійності моделювання. Застосування моделей логістичної регресії, поліноміальної апроксимації, а також алгоритмів виявлення аномалій дозволяє адаптуватися до структурної неоднорідності даних, підвищити точність прогнозування та зменшити ризики некоректного узагальнення (Campos et al., 2016, Gupta & Gupta, 2019, James et al., 2021, Kotsiantis, Zaharakis, 2007).

Формулювання цілі статті

Метою дослідження є пошук математичних залежностей за допомогою методів машинного навчання, які дозволяють прогнозувати якість зварного з'єднання (у вигляді коефіцієнта міцності) залежно від основних параметрів процесу стикового зварювання: товщини смуги, сили зварювального струму, часу нагріву. Як експериментальні дані використовуються результати випробувань серії зразків, що були зварені на виробничому обладнанні і пройшли оцінку механічної міцності.

Виклад основного матеріалу

Метою комп'ютерного дослідження було встановлення залежності між показниками міцності алюмінієвого армуючого профілю та параметрами процесу стикового зварювання. У рамках дослідження використовувалися зразки з поперечними зварними швами, які були вирізані з основи та фланців сформованого профілю, а також контрольні зразки без зварних з'єднань, що забезпечило можливість порівняльного аналізу.

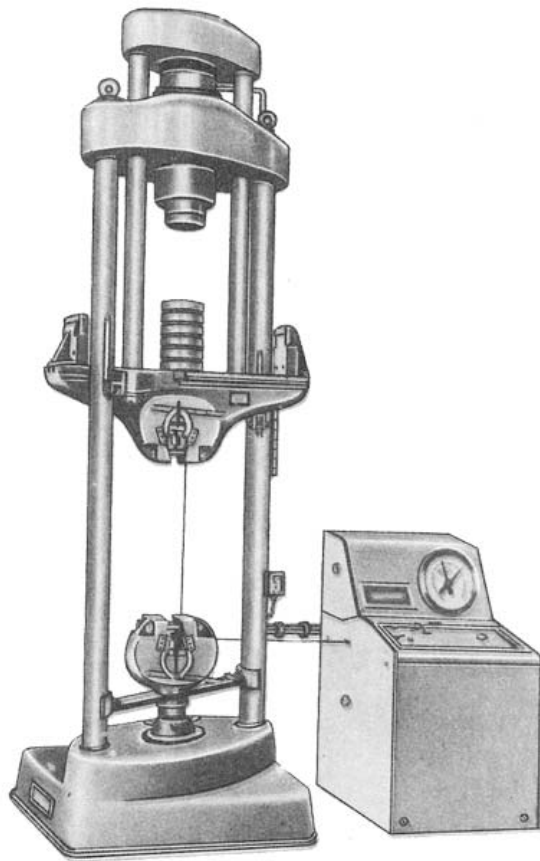


Рис 1. Ескіз випробувальної машини УММ-20

Зразки було вирізано із П-подібних профілів, виготовлених методом холодного гнуття із зварених штрипсів. Механічні випробування проводилися із застосуванням універсальної випробувальної машини з номінальним зусиллям до 20 тонн (УММ-20), ескіз якої представлений на рис. 1.

З метою точнішого визначення впливу геометричних факторів оцінка міцності здійснювалася окремо для фланців і основи профілю. Це обумовлено тим, що зі збільшенням ширини початкового штрипсу ускладнюється забезпечення паралельності торців, що з'єднуються, а відтак – змінюється якість контакту та рівномірність теплового впливу в зоні шва. Унаслідок цього, навіть за ідентичних налаштувань зварювального обладнання, отримані з'єднання демонстрували різні характеристики міцності.

Результати випробувань фіксувалися у табличному форматі для подальшого опрацювання й аналізу (Kukhar V. et al., 2023). Для кожного зразка фіксувалися параметри: товщина штрипсу (в діапазоні 1.0-1.35 мм), режим зварювання (напр. 2.7-3.6 В), тривалість зварювання (1.5-5 с), а також результат випробування у вигляді коефіцієнта міцності.

Частина зразків розривалась по зварному шву – вони вважались невдалими, інші – по тілу – ці вважались успішними. Такий підхід дозволив сформулювати бінарну оцінку якості та кількісний показник.

Встановлено, що міцність зварного з'єднання визначається не лише основними технологічними параметрами зварювання (сила струму, час нагріву), але й додатковими чинниками, такими як час витримки під навантаженням і, зокрема, товщина сформованого шва. Цей висновок підтверджується емпіричними спостереженнями. Частина зразків зазнала руйнування безпосередньо по лінії шва, тоді як інші – по тілу основного матеріалу, що вказує на адекватність або, навпаки, неприйнятність вибраного режиму зварювання в кожному конкретному випадку.

Експериментальні дані, отримані в ході дослідження, виявилися недостатньо структурованими для безпосереднього використання у класичних методах регресійного моделювання та Data Mining. Їх застосування потребувало попереднього опрацювання, включно з очищенням від аномальних значень, зменшенням впливу шумів, а також перетворенням у формат, придатний для подальшого виявлення закономірностей. Особливістю експерименту була обмежена кількість спостережень і неможливість повторного проведення серій вимірювань на тому ж обладнанні, що вимагало використання алгоритмів, стійких до викидів і спотворень, а також здатних забезпечувати стабільні результати при роботі з малими та середніми вибірками.

Для реалізації процесу опрацювання та аналізу даних було обрано бібліотеку Pandas (Pandas, 2019), яка є спеціалізованим інструментом для опрацювання табличних структур даних у середовищі Python. Вона дозволяє виконувати повний цикл аналітичної підготовки даних: очищення, фільтрацію, трансформацію, нормалізацію та агрегування. Дані, отримані з експериментів, попередньо очищувалися від хибних або нефізичних значень, а також виключалися спостереження, що були класифіковані як технічно невдалі. Після приведення до уніфікованої табличної форми дані були збережені у форматі CSV та імпортовані до аналітичного середовища.

З метою виявлення потенційних залежностей між параметрами процесу зварювання та показником міцності конструкції було здійснено візуалізацію даних за допомогою двовимірних графіків. На рис. 1 представлено графік залежності коефіцієнта міцності від товщини зварного шва без урахування інших факторів, таких як сила струму, тривалість нагріву тощо.

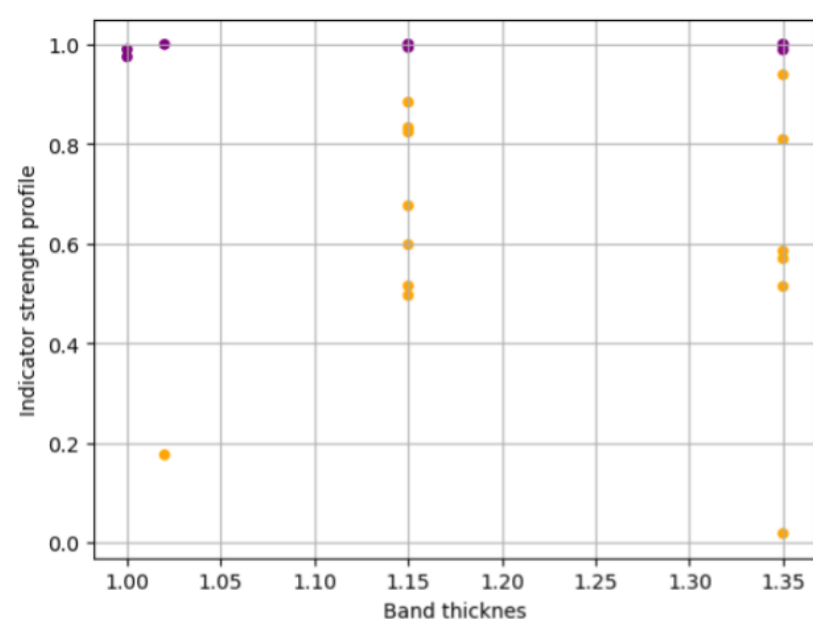


Рис. 2. Залежність коефіцієнта міцності конструкції від товщини зварного шва

На основі побудованих графіків було встановлено, що дані не демонструють чіткої функціональної залежності між окремими параметрами та коефіцієнтом міцності. Це обумовило необхідність формування та перевірки гіпотез щодо потенційної структури зв'язку між змінними. Першою з таких гіпотез стала припущення, що зв'язок між параметрами процесу та показниками міцності може бути адекватно описаний за допомогою логістичної регресії. З огляду на характер цього методу, найбільш ймовірною виявилася залежність між коефіцієнтом міцності та режимом зварювання як дискретною змінною (Introduction to Logistic Regression Models with Worked Forestry Examples Biometrics Information Handbook No.7, n.d.).

Для перевірки цієї гіпотези було побудовано криву логістичної регресії (рис. 3), яка моделює ймовірність досягнення високої міцності залежно від режиму зварювання. Візуалізацію здійснено з використанням бібліотеки Seaborn (User Guide and Tutorial – Seaborn 0.13.0 Documentation, n.d.), що надає функціонал для виконання регресійного аналізу та побудови графіків високої точності.

Застосовані моделі виявили помітні відмінності між узагальненими кривими для всієї сукупності даних та індивідуальними кривими для окремих деталей. Так, у випадках, коли регресійний аналіз застосовувався до підмножини даних (наприклад, лише для окремої полиці профілю), результати краще узгоджувалися з експериментальними спостереженнями. Це підтверджується на прикладі рис. 4, де зображено логістичну модель, побудовану лише для однієї з поличок.

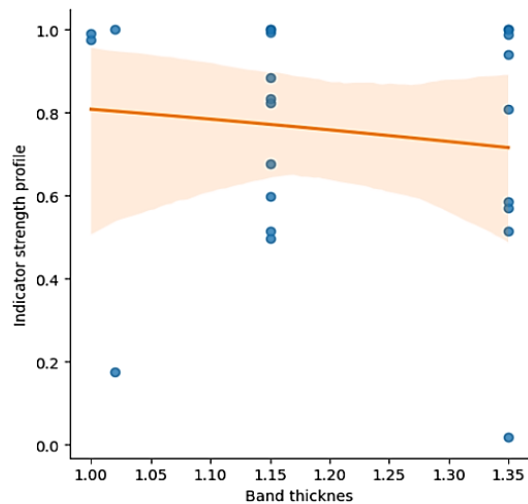


Рис. 3. Крива логістичної регресії залежності коефіцієнта міцності від режиму зварювання

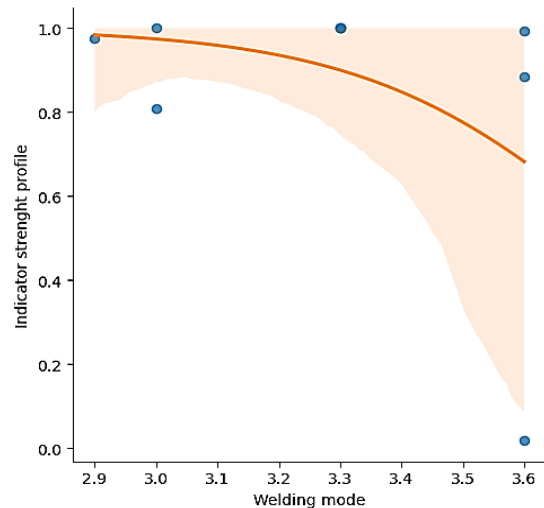


Рис. 4. Крива логістичної регресії для полиці I: залежність коефіцієнта міцності від режиму зварювання

На підставі отриманих результатів було зроблено висновок, що аналіз кожного параметра окремо не дозволяє повноцінно охарактеризувати процес зварювання. Відтак доцільним є побудова моделей, що враховують одночасно всі доступні змінні. У зв'язку з цим було прийнято рішення застосувати комплексні регресійні моделі, які інтегрують вплив усіх релевантних параметрів.

OLS Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	Indicator strength profile			R-squared:	0.414	
Model:	OLS			Adj. R-squared:	0.062	
Method:	Least Squares			F-statistic:	1.177	
Date:	Fri, 31 May 2024			Prob (F-statistic):	0.406	
Time:	19:34:04			Log-Likelihood:	0.40672	
No. Observations:	9			AIC:	7.187	
Df Residuals:	5			BIC:	7.975	
Df Model:	3					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]

const	2.6664	1.747	1.527	0.187	-1.823	7.156
Band thicknes	-0.7578	0.968	-0.783	0.469	-3.245	1.730
Welding mode	-0.1784	0.476	-0.375	0.723	-1.402	1.045
Welding time	-0.0937	0.140	-0.667	0.534	-0.454	0.267
=====						
Omnibus:	3.765	Durbin-Watson:		1.903		
Prob(Omnibus):	0.152	Jarque-Bera (JB):		1.250		
Skew:	-0.905	Prob(JB):		0.535		
Kurtosis:	3.242	Cond. No.		94.0		
=====						

Рис 4. Лістинг параметрів моделі рівняння лінійної регресії у середовищі пакета scikit-learn

З огляду на складність пошуку аналітичного виразу регресійної функції, а також необхідність автоматичного налаштування моделі під наявні дані, було обрано застосування засобів машинного навчання. Зокрема, використано бібліотеку scikit-learn (Scikit-Learn User Guide Release 0.18.2 Scikit-Learn Developers, 2017), яка забезпечує гнучкі інструменти для побудови, навчання, оцінювання та валідації регресійних моделей. Перша апроксимація виконувалася у вигляді багатовимірної лінійної регресії. На рис. 5 представлено фрагмент результатів навчання моделі після оптимізації параметрів.

Отримані результати побудови лінійної регресійної моделі виявили її недостатню адекватність для точного опису процесу стикового зварювання. Незважаючи на проведену оптимізацію параметрів, коефіцієнт детермінації вказував на значні розбіжності між теоретично прогнозованими та фактичними експериментальними значеннями. Це свідчить про те, що лінійна модель не здатна у повній мірі відтворити складну, ймовірно нелінійну природу взаємозв'язків між параметрами технологічного процесу та показниками якості зварного з'єднання. З метою підвищення точності моделювання було висунуто гіпотезу про доцільність застосування поліноміальної регресії як методу, що дозволяє враховувати нелінійні залежності між змінними. Перевагою цього підходу є можливість узгодження моделі з більш складною структурою взаємодії факторів, що істотно підвищує точність прогнозування. Для верифікації гіпотези було реалізовано побудову моделей другого та четвертого ступенів.

Загальний вигляд полінома другого ступеня для трьох незалежних змінних має наступну форму:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_1^2 + \beta_5 x_2^2 + \beta_6 x_3^2 + \beta_7 x_1 x_2 + \beta_8 x_1 x_3 + \beta_9 x_2 x_3, \quad (3)$$

де β_0 – вільний член (константа); β_1 до β_9 – коефіцієнти, які обчислить машинне моделювання; x_1 – товщина смуги; x_2 – режим зварювання; x_3 – час зварювання.

За допомогою суббібліотеки `scikit-learn-preprocessing` (`Sklearn.preprocessing.Polynomial Features – Scikit-Learn 0.23.2 Documentation, n.d.`), а саме функціоналу попередньої оптимізації параметрів поліноміальної моделі, було побудовано модель поліноміальної регресії для другого ступеня, для залежності коефіцієнту міцності від трьох незалежних параметрів.

$$y = 0,18507 + 7,633x_1 + 9,0942x_2 - 5,0855x_3 + 0,0122x_2^2 - 0,0006x_3^2 - 0,06x_1x_2 + 0,02x_1x_3 - 0,0156x_2x_3. \quad (4)$$

Середньоквадратична помилка становить 0,0173, що свідчить про адекватність моделі.

Крім даного рівняння було побудовано рівняння регресії 4-го ступеня, загальний вигляд для трьох незалежних змінних є наступним:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_1^2 + \beta_5 x_2^2 + \beta_6 x_3^2 + \beta_7 x_1 x_2 + \beta_8 x_1 x_3 + \beta_9 x_2 x_3 + \beta_{10} x_1^3 + \beta_{11} x_2^3 + \beta_{12} x_3^3 + \beta_{13} x_1^2 x_2 + \beta_{14} x_1^2 x_3 + \beta_{15} x_2^2 x_1 + \beta_{16} x_2^2 x_3 + \beta_{17} x_3^2 x_1 + \beta_{18} x_3^2 x_2 + \beta_{19} x_1 x_2 x_3 + \beta_{20} x_1^4 + \beta_{21} x_2^4 + \beta_{22} x_3^4 + \beta_{23} x_1^3 x_2 + \beta_{24} x_1^3 x_3 + \beta_{25} x_2^3 x_1 + \beta_{26} x_2^3 x_3 + \beta_{27} x_3^3 x_1 + \beta_{28} x_3^3 x_2 + \beta_{29} x_1^2 x_2^2 + \beta_{30} x_1^2 x_3^2 + \beta_{31} x_2^2 x_3^2 + \beta_{32} x_1^2 x_2 x_3 + \beta_{33} x_1 x_2^2 x_3 + \beta_{34} x_1 x_2 x_3^2, \quad (5)$$

де β_0 – вільний член (константа); β_1 до β_9 – коефіцієнти, які обчислить машинне моделювання; x_1 – товщина смуги; x_2 – режим зварювання; x_3 – час зварювання.

Після проведення машинного навчання, навчена модель запропонувала наступне рівняння регресії.

$$y = 0,382929 + 0,00004011x_1 + 0,000001x_2 - 0,0000147x_3 + 0,00001x_2^2 - 0,0000199x_3^2 - 0,000008x_1x_2 - 0,000009x_2x_3 + 0,0000224x_2^3 - 0,0000269x_3^3 + 0,00019x_1^2x_2 + 0,0000113x_1^2x_3 - 0,000146x_2^2x_1 + 0,000404x_2^2x_3 + 0,000215x_3^2x_1 - 0,00002x_3^2x_2 + 0,00003x_1x_2x_3 + 0,0000321x_1^4 - 0,000364x_3^4 + 0,0001x_1^3x_2 + 0,000016x_1^3x_3 - 0,000167x_2^3x_1 + 0,000545x_2^3x_3 + 0,000292x_3^3x_1 - 0,0000309x_3^3x_2 - 0,000418x_1^2x_2^2 + 0,00173x_1^2x_3^2 + 0,00133x_2^2x_3^2 + 0,000842x_1^2x_2x_3 + 0,000258x_1x_2^2x_3 - 0,000523x_1x_2x_3^2, \quad (6)$$

Оцінюючи середньоквадратичну помилку (MSE), яка становить 0,0173 для моделі другого ступеня і 0,1703 – для моделі четвертого ступеня, було встановлено, що модель другого ступеня забезпечує найкращу точність апроксимації експериментальних даних серед усіх досліджених. Зокрема, вона демонструє найменшу помилку прогнозування, що є свідченням високої відповідності моделі фактичним спостереженням.

Модель четвертого ступеня, попри більшу складність і здатність відображати складні поліноміальні взаємозв'язки, виявилася менш точною згідно з метрикою MSE. Це може бути пов'язано з перенавчанням або надмірною складністю моделі для обмеженого обсягу вхідних даних. У подальших дослідженнях доцільним буде розширення вибірки або використання методів регуляризації, таких як Ridge чи Lasso-регресія, для підвищення узагальнюючої здатності моделі.

Для перевірки узагальнюваності побудованих моделей було застосовано класичну процедуру розбиття вибірки на навчальну та тестову підмножини у співвідношенні 80/20. Тренування моделей здійснювалося на навчальному наборі, тоді як показники якості (середньоквадратична помилка, коефіцієнт детермінації) обчислювалися на тестових даних. Такий підхід дозволяє уникнути перенавчання та оцінити здатність моделі адекватно відтворювати нові, не бачені під час навчання, спостереження.

Для навчання моделі були використані експериментальні дані, отримані під час випробувань зварних зразків різної товщини, включно з фланцями та основою U-профілю, а також контрольних зразків без шва. Після очищення від шумів і відбракування некоректних значень дані було розподілено на навчальну та тестову вибірки у співвідношенні 80/20, що дало змогу забезпечити об'єктивність перевірки якості моделі. Процес побудови регресійних рівнянь здійснювався за допомогою бібліотеки `scikit-learn`, де оптимізація параметрів виконувалася методом розв'язання системи нормальних рівнянь, тому кількість ітерацій не задавалася явно; для підвищення стійкості оцінок додатково застосовувалося k -fold перехресне тестування ($k = 5$). Оцінювання адекватності моделей проводилося за середньоквадратичною помилкою та коефіцієнтом детермінації: для поліноміальної регресії другого ступеня отримано $R^2 \approx 0,92$ при $MSE = 0,0173$, тоді як для моделі четвертого ступеня $R^2 \approx 0,95$, що підтверджує кращу узгодженість з експериментальними даними порівняно як з моделлю другого ступеня, так і з лінійною регресією ($R^2 < 0,75R$).

У зв'язку з цим у подальших етапах дослідження передбачається впровадження методів перевірки узагальнюваності моделей, зокрема – розбиття вибірки на навчальну й тестову частини, а також застосування k -кратної крос-валідації (наприклад, з $k = 5$ або $k = 10$). Це дозволить більш об'єктивно оцінити здатність моделей до відтворення нових даних та підтвердити надійність одержаних результатів.

На основі отриманих результатів було висунуто припущення, що справжня залежність між параметрами зварювання і міцністю з'єднання має ще складнішу функціональну структуру, ніж може бути описана навіть розширеним поліномом. Це відкриває перспективи для подальших досліджень, спрямованих на розробку складніших регресійних моделей, зокрема комбінаційного типу, які поєднують кілька типів функціональної апроксимації. Такий підхід може дозволити точніше відтворити форму кривої залежності, що потенційно є сегментованою або складеною з кількох локальних закономірностей.

Висновки

У межах даного дослідження було встановлено наявність статистично значущого зв'язку між основними параметрами процесу стикового зварювання та міцністю сталевих армуючих профілів. Проведений аналіз підтвердив, що товщина зварного шва, у поєднанні з режимом зварювання та тривалістю нагріву, чинить визначальний вплив на якість і надійність утвореного з'єднання. Застосування регресійного аналізу в поєднанні з методами машинного навчання дозволило не лише підтвердити гіпотези щодо наявності таких залежностей, а й побудувати математичні моделі, що відображають складну взаємодію змінних.

На першому етапі дослідження було використано лінійну регресію для виявлення можливих прямолінійних залежностей між окремими параметрами та коефіцієнтом міцності. Проте обмеження цієї моделі проявилися у низькій точності апроксимації, що зумовлено нелінійним характером самого процесу зварювання. У зв'язку з цим було впроваджено поліноміальні моделі другого та четвертого ступенів, які продемонстрували значно вищу точність і здатність враховувати як квадратичні, так і комбіновані взаємодії між змінними.

Крім того, у дослідженні було реалізовано підхід множинної регресії, який дозволив оцінити синергетичний вплив кількох змінних одночасно. Зокрема, враховувалися такі технологічні фактори, як швидкість зварювання, тепловий режим та товщина матеріалу. Результати підтвердили, що саме комбінація цих параметрів є ключовою для формування прогнозної моделі, яка може використовуватися в практичних умовах для оптимізації зварювального процесу.

Таким чином, отримані висновки засвідчують ефективність використання поєднання методів лінійного, поліноміального та множинного регресійного аналізу для вирішення задачі прогнозування якості зварного з'єднання. Це, у свою чергу, відкриває перспективи впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у контексті промислового управління процесами

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- Bergerud, W. A. (1996). *Introduction to logistic regression models with worked forestry examples*. Biometrics Information Handbook No. 7. Retrieved from https://user.mendelu.cz/drapela/Statisticke_metody/Tutorialy/Introduction%20to%20Logistic%20Regression%20Models.pdf
- Campos, G. O., Zimek, A., Sander, J., Campello, R. J. G. B., Micenková, B., Schubert, E., Assent, I., & Houle, M. E. (2016). On the evaluation of unsupervised outlier detection: Measures, datasets, and an empirical study. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 30(4), 891–927. <https://doi.org/10.1007/s10618-015-0444-8>
- Chaturvedi, M., Subbiah, A. V., Simion, G., Rusu, C. C., & Scutelnicu, E. (2023). Critical review on magnetically impelled arc butt welding: Challenges, perspectives and industrial applications. *Materials*, 16(21), 7054. <https://doi.org/10.3390/ma16217054>
- Demoulin, L., Zahar, Z., El Mekkaoui, A., Reignier, A., Mocellin, K., Montmitonnet, P., & Leger, P. E. (2022). FEM modelling of weld damage in continuous cold rolling of MIG/MAG butt-welded stainless steel strips. *Key Engineering Materials*, 926, 569–579. <https://doi.org/10.4028/p-3b3cjo>
- EPPA. (n.d.). *Welding PVC-U window profiles. Part 1: Heating element–Butt-welding*. European PVC Window Profile and related Building Products Association. Retrieved June 12, 2025, from https://www.gkfp.de/fileadmin/user_upload/Publikationen/Technische-Leitfaeden-Merkblaetter/EPPA_Technical-Guide_WeldingEuropeEN_Web.pdf
- Goyal, R., El-Zein, M., & Glinka, G. (2016). A robust stress analysis method for fatigue life prediction of welded structures. *Welding in the World*, 60(2), 299–314. <https://doi.org/10.1007/s40194-016-0295-y>
- Gupta, S., & Gupta, A. (2019). Dealing with noise problem in machine learning data-sets: A systematic review. *Procedia Computer Science*, 161, 466–474. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.146>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An introduction to statistical learning* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>
- Kamburov, V., & Nikolov, A. (2022). Comparison of the continuous constrained double bending process with equal channel angular extrusion conform process by simulation modelling. In *Electronica 2022* (pp. 1–4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/electronica55578.2022.9874408>
- Karnaukh, S. G., Markov, O. E., Aliieva, L. I., & Kukhar, V. V. (2020). Designing and researching of the equipment for cutting by breaking of rolled stock. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 109(9–12), 2457–2464. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-05824-7>
- Karnaukh, S. G., Markov, O. E., Shapoval, A. A., & Hrudkina, N. S. (2023). Selecting a cutting method for workpieces before stamping using synergetic fracture criteria and a deformability limit determination technique for separating processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 129(11–12), 5447–5455.
- Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I., & Pintelas, P. (2007). Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Emerging Artificial Intelligence Applications in Computer Engineering*, 160, 3–24.
- Kukhar, V., Balalayeva, E., Tomaszuk, A., Klimov, E., Glazko, V., & Korenko, M. (2021). Electric strain gauges method in the effectiveness assessment for the C-frame crank press elastic compensators. In *Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Modern Electrical and Energy Systems (MEES)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/mees52427.2021.9598682>
- Kukhar, V., Malii, K., Shtoda, M., Hrudkina, N., Boiko, I., & Spichak, O. (2023). Influence of welding current and electric butt-welding of strip conditions on the U-channel section strength after roll-forming. In *Proceedings of the 2022 IEEE 4th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES)* (Vol. 926, pp. 1–5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/mees61502.2023.10402482>
- Pandas. (2019). *Python data analysis library — pandas: Python data analysis library*. Retrieved from <https://pandas.pydata.org>
- Qiu, L., Zhang, S., Wang, Z., Hu, X., & Liu, X. (2019). A robust optimization design method for sheet metal roll forming and its application in roll forming circular cross-section pipe. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 103(9–12), 2903–2916. <https://doi.org/10.1007/s00170-019-03773-4>

- Scikit-learn developers. (2017). *Scikit-learn user guide* (Release 0.18.2). Retrieved from https://scikit-learn.org/0.18/_downloads/scikit-learn-docs.pdf
- Scikit-learn. (n.d.). *sklearn.preprocessing.PolynomialFeatures* — *Scikit-learn 0.23.2 documentation*. Retrieved from <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.PolynomialFeatures.html>
- Seaborn. (n.d.). *User guide and tutorial – Seaborn 0.13.0 documentation*. Retrieved from <https://seaborn.pydata.org/tutorial>
- Shatskyi, I., & Perepichka, V. (2018). Problem of dynamics of an elastic rod with decreasing function of elastic-plastic external resistance. In *Dynamical Systems in Applications* (pp. 335–342). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-96601-4_30
- Zhou, L., Zhang, T., Zhang, Z., Lei, Z., & Zhu, S. (2021). A new online quality monitoring method of chain resistance upset butt welding based on Isolation Forest and Local Outlier Factor. *Journal of Manufacturing Processes*, 68, 843–851. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2021.06.005>

COMPUTER FORECASTING OF BUTT-WELDING QUALITY OF REINFORCING PROFILES USING MACHINE LEARNING METHODS

Olga Tuzenko¹, Volodymyr Kukhar², Nataliia Sidun³, Pavlo Krasnyanskyi⁴

¹ Pryazovskyi State Technical University,
Department of Informatics, Dnipro, Ukraine

² Department of Metallurgy and Production Organization Technical
University “Metinvest Polytechnic” LLC, 80 Pivdenne Highway, Zaporizhzhia, 69008, Ukraine

³ Pryazovskyi State Technical University,
Department of Informatics, Dnipro, Ukraine

⁴ Pryazovskyi State Technical University,
Department of Informatics, Dnipro, Ukraine

E-Mail: tuzenkooa@gmail.com, ORCID 0000-0002-4920-9417

E-Mail: kvv.mariupol@gmail.com, ORCID 0000-0002-4863-7233

E-Mail: natalya.sidun@gmail.com, ORCID 0009-0001-8343-1273

E-Mail: pkrasnanskij@gmail.com, ORCID 0009-0008-4499-2618

© Olga Tuzenko, Volodymyr Kukhar, Nataliia Sidun, Pavlo Krasnyanskyi, 2025

The study investigates mathematical and computer-based modeling of butt welding of galvanized steel strips employed in the fabrication of reinforcing profiles for window frame systems. The motivation of the research lies in the necessity to improve weld quality and stabilize production processes in industrial window manufacturing. The primary aim is to establish predictive models capable of accurately estimating the structural strength of welded profiles from critical welding parameters. Experimental datasets were processed and analyzed through state-of-the-art Data Science techniques, including regression analysis, logistic modeling, and machine learning. Python-based libraries (Pandas, Scikit-learn, Seaborn) were utilized for data preprocessing, cleaning, and visualization. Several regression models were proposed, with polynomial models of the second and fourth degree yielding the most adequate representation of the process. In particular, the fourth-degree model demonstrated superior predictive capability, confirming a complex nonlinear dependency between welding current, heating time, strip thickness, and weld strength coefficient. The results highlight the effectiveness of integrating regression-based methods and machine learning into digital manufacturing frameworks, enabling optimization of butt-welding regimes and providing valuable tools for industrial quality control and automated production systems.

Keywords— reinforcing steel profile, butt welding, Python, machine learning, linear regression, polynomial regression, butt-welding process optimization, Pandas, Scikit-learn.