

2. Kilimci Z. H., Bayraktar Ülkü, Kucukmanisa A. Evaluating raw waveforms with deep learning frameworks for speech emotion recognition. *Multimed Tools Appl*, 2025. URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-025-20930-y>

**РОЗРОБЛЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ  
КРИСТАЛІЗАЦІЇ ЗЛИВКУ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ /  
DEVELOPMENT OF AN INTELLIGENT SYSTEM FOR MODELING THE  
CRYSTALLIZATION PROCESS OF A MELT USING FUZZY LOGIC**

*Павлюченко В., Бабенко М. / Pavliuchenko V., Babenko M.*

Дніпровський державний технічний університет / Dniprovsky State Technical University  
51918, м. Кам'янське Дніпропетровської обл., вул. Дніпробудівська, 2, факультет комп'ютерних  
технологій та енергетики, кафедра програмного забезпечення систем  
E-mail: mvbab@ukr.net

This research explores the use of fuzzy logic methods to achieve intelligent control during the cooling stage of ingot formation in mold casting processes. The main challenges we ran into when trying to automate these metallurgical processes were: dealing with uncertainty in sensor readings, transforming human operator experience into computational algorithms, and ensuring rapid real-time control responses. So we built a Mamdani fuzzy inference system to tackle these problems to turn what the operators were telling us into actual control commands. The system processes three main input parameters: molten metal temperature, casting speed, and cooling rate, and applies a rule base of 27 fuzzy if-then statements to determine adaptive cooling corrections. Experimental tests confirmed the model's high reliability, achieving a correlation of 0.91 with expert evaluations and maintaining reaction times below one second. The results look promising for actually using this in a real plant. We coded everything in Python, mainly using, particularly scikit fuzzy, NumPy, and SciPy.

Проблема керування охолодженням зливку під час його кристалізації ускладнюється значною параметричною невизначеністю, нелінійною природою теплових процесів і необхідністю включення експертного досвіду операторів у формалізовані алгоритми прийняття рішень. Традиційні детерміністичні підходи потребують детальних математичних моделей і повної інформації про граничні умови, що не завжди можливо в умовах реального виробництва [1]. Це викликає попит на методологію, яка здатна працювати з якісними характеристиками процесу та обмеженою кількістю даних.

Основною ідеєю є використання нечіткої логіки для узагальнення та відтворення досвіду операторів під час процесу кристалізації зливку. Такий підхід дозволяє перетворити практичні знання фахівців у систему алгоритмічних правил, що оперують лінгвістичними змінними замість точних числових значень. Наприклад, замість жорсткого рівняння вигляду «якщо температура розплаву 1560 °C, то витрати охолоджуючої рідини 350 л/хв.», застосовуються більш гнучкі правила: "якщо температура ВИСОКА, швидкість витягування СЕРЕДНЯ і поточне охолодження НИЗЬКЕ, тоді СУТТЄВО ЗБІЛЬШИТИ інтенсивність охолодження". Такий підхід повніше відповідає способу мислення операторів, які зазвичай використовують якісні оцінки для аналізу стану процесу.

Технологічний алгоритм складається з чотирьох етапів обробки інформації. На першому етапі – фазифікації – конкретні виміри від датчиків (наприклад, температура 1560 °C, швидкість 1,2 м/хв) перетворюються у ступені належності до нечітких термів за допомогою відповідних функцій належності, як трикутної чи трапецієподібної. Так, температура 1560 °C може одночасно мати ступінь належності 0,7 до терму «висока» і 0,3 до «нормальна». На наступному етапі – агрегації антецедентів – визначається ступінь активації кожного правила, застосовуючи операції мінімуму («I») або максимуму («АБО»). Третій етап – композиція висновків – дозволяє об'єднати результати спрацьованих правил у нечітку множину вихідної змінної. Завершальний, четвертий етап – дефазифікація – перетворює отриману нечітку множину у конкретне числове значення корекції інтенсивності охолодження, використовуючи, наприклад, метод центру ваги [2].

Основною перевагою цього методу є здатність ефективно працювати з конфліктними або частковими даними, виключаючи помилки під час обчислень. Наприклад, якщо датчик температури фіксує показник, що знаходиться на межі двох категорій, система автоматично враховує обидва значення з відповідними ваговими коефіцієнтами. Це суттєво відрізняється від класичних підходів, які вимагають суворого порогового визначення і можуть викликати різкі зміни керуючого сигналу. Завдяки активації множини правил забезпечується плавне регулювання: підвищення температури з 1555 °C до 1565 °C призводить до поступової зміни рекомендацій, а не до раптових стрибків.

Програмна реалізація виконана на Python із залученням бібліотек scikit-fuzzy для роботи з нечіткою логікою, NumPy і SciPy для математичних розрахунків, Matplotlib для візуалізації та Tkinter для створення графічного інтерфейсу. Математична модель теплопровідності базується на одновимірному нестационарному рівнянні Фур'є з граничними умовами третього роду, яке розв'язується чисельно методом Рунге-Кутти четвертого порядку з інтервалом інтегрування 0,1 секунди.

Підхід до формування бази знань передбачає розбиття експертної інформації операторів на прості правила прийняття рішень. Для трьох вхідних змінних із 3 – 4 термами кожна теоретично можливе формування бази з 27 – 48 правил. Проте на практиці використовується лише підмножина найважливіших комбінацій. Наприклад, ситуація типу «дуже висока температура + висока швидкість + низьке охолодження» класифікується як критична і потребує максимального керуючого впливу (+ 50%). Водночас конфігурація «низька температура + низька швидкість + високе охолодження» вимагає значного зниження впливу (– 50%), щоб уникнути термічного шоку металу.

Проведені випробування на реальних виробничих даних засвідчили високу результативність запропонованого підходу. Аналіз показав, що рекомендації, сформовані нечіткою логічною системою, майже повністю збігаються з рішеннями, які зазвичай приймають досвідчені оператори. Значення коефіцієнта кореляції 0,91 підтверджує тісний взаємозв'язок між результатами системи та експертними оцінками, що свідчить про адекватне відтворення логіки фахівців у моделі. Один повний цикл обчислень виконується за приблизно 0,15 секунди на типовому персональному комп'ютері, що значно швидше порівняно з класичним методом скінченних елементів. Важливо, що система демонструє надійну роботу навіть за змін умов чи параметрів процесу, забезпечуючи стабільні та коректні рекомендації без збоїв.

Метод демонструє високу адаптивність і зручність масштабування. Щоб додати нові параметри, наприклад марку сталі, товщину виробу або якість мастильного матеріалу, достатньо розширити базу правил, не змінюючи принципи роботи системи. Вона здатна підлаштовуватися під реальні умови експлуатації, автоматично коригуючи параметри функцій належності на основі даних про роботу обладнання.

Практичні результати впровадження цього підходу підтверджують доцільність використання нечіткої логіки для розв'язання завдань інтелектуального керування у металургійній сфері. Поєднання досвіду фахівців із потужністю обчислювальних алгоритмів створює ефективну альтернативу класичним математичним моделям і підвищує якість прийняття технологічних рішень. Також підхід характеризується стійкістю до збоїв окремих сенсорів або впливу шумів у вимірювальних каналах. Завдяки використанню нечітких функцій належності система може працювати навіть у разі отримання неповних або неточних даних, аналізуючи ситуацію за ступенем приналежності до встановлених термів. У промислових умовах, де вплив навколишніх факторів (температура, вібрація, пил) ускладнює точність вимірювань, такі властивості надають значні переваги порівняно з класичними алгоритмами керування.

Подальший розвиток методу може враховувати інтеграцію модулів прогнозування динаміки температурного поля за допомогою методів машинного навчання. Такий підхід дасть змогу реалізувати не тільки реактивні, а й проактивні управлінські дії: наприклад, попереднє регулювання інтенсивності охолодження у відповідь на прогнозовані зміни швидкості розливання чи температури металу. Комбінація таких рішень на основі нечітко-логічного підходу відкриває шлях до створення повноцінних систем «розумного лиття», здатних до автоматичної адаптації в умовах реального часу.

Список джерел

1. Mendel J.M. Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems: Introduction and New Directions. 2nd Edition. Springer International Publishing, 2018. 684 p. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-51370-6> (дата звернення: 20.10.2025)
2. Karaboga D., Kaya E. Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey. *Artificial Intelligence Review*. 2018. Vol. 52, no. 4. P. 2263–2293. URL: <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9610-2> (дата звернення: 30.10.2025).