УДК 681.121:004.891:543.27

Б. П. Книш[1]
О. В. Лесько[1]

ВИКОРИСТАННЯ ФІЗИЧНО-ОБҐРУНТОВАНОЇ НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КОНЦЕНТРАЦІЇ КОМПОНЕНТІВ СКРАПЛЕНОГО НАФТОВОГО ГАЗУ

[1] Вінницький національний технічний університет;

Анотація

У роботі запропоновано метод визначення концентрації компонентів скрапленого нафтового газу на основі фізично-обґрунтованої нейронної мережі. Підхід поєднує експериментальні дані вимірювання густини газової суміші з фізичними закономірностями, що описують залежність густини компонентів від температури. Вбудовування фізичних обмежень у функцію втрат нейромережевої моделі дозволяє забезпечити узгодженість результатів моделювання з фундаментальними законами сумішоутворення та підвищити точність оцінювання концентрації пропану і бутану.

Ключові слова: скраплений нафтовий газ, нейронні мережі, фізично-обґрунтовані моделі, пропан, бутан, густина.

Abstract

A method for determining the concentration of liquefied petroleum gas components using a physics-informed neural network is proposed. The approach combines experimental measurements of mixture density with physical relations describing the temperature dependence of component densities. Incorporation of physical constraints into the loss function of the neural network ensures consistency with mixture laws and improves the accuracy of estimating propane and butane concentrations.

Keywords: liquefied petroleum gas, neural networks, physics-informed models, propane, butane, density.

Вступ

Скраплений нафтовий газ широко використовується як паливо у транспортних системах, побутових енергетичних установках та промислових технологічних процесах. Основними компонентами такої суміші є пропан і бутан, співвідношення яких визначає енергетичні характеристики палива, його випаровуваність та температурні режими експлуатації.

У практиці експлуатації систем газопостачання часто виникає задача оперативного визначення концентрації компонентів скрапленого газу без використання складного лабораторного обладнання. Одним із можливих підходів є оцінювання складу газової суміші на основі непрямих вимірювань фізичних параметрів, зокрема густини та температури.

Відомо, що густина суміші скрапленого газу визначається співвідношенням густин її компонентів і їх концентрацій. У першому наближенні ця залежність може бути представлена як лінійна модель суміші, у якій густина суміші дорівнює зваженій сумі густин компонентів.

Разом із тим у реальних умовах на точність такого підходу суттєво впливають нелінійні температурні залежності фізичних параметрів, наявність домішок та похибки вимірювання. У зв’язку з цим перспективним напрямом є застосування методів машинного навчання, які здатні апроксимувати складні нелінійні залежності між параметрами системи.

Особливу увагу останніми роками привертають фізично-обґрунтовані нейронні мережі, які поєднують можливості класичних фізичних моделей із адаптивністю алгоритмів машинного навчання. Такі моделі враховують фізичні закономірності процесу безпосередньо у процесі навчання, що дозволяє підвищити точність моделювання навіть за обмеженої кількості експериментальних даних [1].

Метою роботи є розроблення методу визначення концентрації компонентів скрапленого нафтового газу із використанням фізично-обґрунтованої нейромережевої моделі, яка враховує температурні залежності густини компонентів.

Результати дослідження

Для суміші пропану, бутану та незначної кількості домішок густина скрапленого газу може бути представлена рівнянням адитивності

$$k_1\rho_1 + k_2\rho_2 + k_3\rho_3 = \rho\,, \tag{1}$$

де k_1, k_2, k_3 – кількісний вміст пропану, бутану та вуглеводних домішок, відповідно; ρ_1 – густина пропану; ρ_2 – густина бутану; ρ_3 – густина вуглеводних домішок; ρ – густина скрапленого нафтового газу.

Густина кожного з компонентів є функцією температури. У робочих інтервалах температур ця залежність може бути апроксимована лінійною функцією

$$\rho_i(T) = \rho_{i0} - \alpha_i(T - T_0)\,, \tag{2}$$

де ρ_{i0} - густина i-го компоненту при опорній температурі T_0; α_i - температурний коефіцієнт зміни густини; T - температура газової суміші.

Підставляючи ці співвідношення у рівняння суміші, можна отримати аналітичну модель густини газової суміші як функції температури та концентрацій компонентів [2].

Однак реальні залежності між вимірюваними параметрами можуть відхилятися від ідеальної моделі через нелінійні ефекти та похибки вимірювання. Для врахування цих факторів запропоновано використання фізично-обґрунтованої нейронної мережі [3].

На відміну від традиційних нейромереж, у запропонованій моделі у функцію втрат включено додатковий член, що описує відхилення від фізичної моделі суміші. Таким чином функція втрат має вигляд

$$L = L_{data} + \lambda L_{phys}\,, \tag{3}$$

де L_{data} - похибка між прогнозованими та еталонними значеннями концентрацій; L_{phys} - похибка виконання фізичного рівняння суміші; λ- ваговий коефіцієнт фізичного обмеження.

У процесі навчання нейромережа мінімізує сумарну функцію втрат, що забезпечує одночасне узгодження моделі з експериментальними даними та фізичними закономірностями [4].

Використання фізично-обґрунтованої нейромережі дозволяє підвищити точність оцінювання концентрації компонентів газової суміші порівняно з класичними методами регресії. Модель демонструє підвищену стійкість до шуму вимірювань і забезпечує фізично коректні результати в широкому діапазоні температур. Запропоновано метод визначення кількісного вмісту компонентів суміші скрапленого нафтового газу з використанням різних температурних режимів. При цьому густину скрапленого газу за відповідних температурних режимів можна описати рівнянням

Висновки

Запропоновано метод визначення концентрації компонентів скрапленого нафтового газу на основі фізично-обґрунтованої нейромережевої моделі. Показано, що інтеграція фізичних співвідношень у процес навчання нейронної мережі дозволяє підвищити точність оцінювання складу газової суміші та забезпечити фізичну узгодженість результатів моделювання.

Отримані результати свідчать про перспективність використання фізично-обґрунтованих методів машинного навчання для задач контролю параметрів енергетичних і технологічних систем.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на експериментальну перевірку методу у реальних системах зберігання скрапленого газу та розширення моделі з урахуванням додаткових параметрів, зокрема тиску та фазових переходів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Shavit A., Gutfinger C. Thermodynamics: From Concepts to Applications, Second Edition. 2008. 651 p. URL: https://doi.org/10.1201/9781420073690.

2. Knysh B., Kulyk Y. Construction of a model for measurement control over liquefied petroleum gas components based on a multilayer perceptron. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2025. Vol. 5, no. 6 (137). P. 14–22. 2025-10-31. ISSN 1729-3774; ISSN-L 1729-3774; E-ISSN 1729-4061. URL: https://journals.uran.ua/eejet/article/view/340608. DOI: https://doi.org/10.15587/1729-4061.2025.340608.

3. Heaton J. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning: The MIT Press, 2016, 800 pp, ISBN: 0262035618. *Genetic Programming and Evolvable Machines*. 2017. Vol. 19. URL: https://doi.org/10.1007/s10710-017-9314-z.

4. Raissi M., Perdikaris P., Karniadakis G. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational Physics*. 2019. Vol. 378. P. 686–707. URL: https://doi.org/10.1016/j.jcp.2018.10.045.

Книш Богдан Петрович — канд. техн. наук, доцент кафедри Загальної Фізики, Вінницький національний технічний університет.

Лесько Олександр Владиславович — студент групи 1ІСТ-22б, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет.

Knysh Bogdan Petrovych — Ph. D., Assistant Professor of General Physics, Vinnytsia National Technical University.

Lesko Olexandr Vladyslavovych — student of group 1IST-223B, faculty of Intelligent Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University.