

# Аналітико-візуальна обробка даних фізичного моделювання гідроаеродинамічних процесів в об'єктах енергетичного обладнання

О.О. Арсірій, С.Г. Антощук, О.Ю. Бабілуґа

Одеський національний політехнічний університет  
arsiriy@te.net.ua, svetlana\_onpu@mail.ru, babilunga@mail.ru,

## Анотація

Розроблено метод аналітико-візуальної обробки даних фізичного моделювання гідроаеродинамічних процесів в фізичних прототипах комплектуючих допоміжних елементах енергетичного обладнання для одержання знань про стан гідроаеродинамічних процесів з метою зниження гідроаеродинамічних опорів в цих елементах. Метод містить етапи: отримання візуальних даних про стан гідроаеродинамічних процесів, їх інтелектуального аналізу і прийняття рішення по усуненню причини високих гідроаеродинамічних опорів.

## 1. Вступ

Одна з проблем сучасної енергетики – підвищення ефективності енергетичних підприємств, тобто збільшення вироблюваної потужності та зменшення витрат на власні потреби, може частково бути вирішена за рахунок покращення стану гідроаеродинамічних процесів в енергетичному обладнанні (ЕО) [1]. Однак, для забезпечення цього, необхідні сучасні засоби технічної діагностики, які б дозволили зменшити неповноту та невизначеність інформації про наявні гідроаеродинамічні процеси (ГП) в окремих елементах енергетичного обладнання та знайти рішення щодо усунення проблем.

Як показав проведений аналіз, система технічної діагностики ГП повинна містити три основних блока: отримання візуальних даних про стан ГП, їх інтелектуального аналізу і прийняття рішення про спосіб підвищення ефективності ГП, наприклад усунення причини високих гідроаеродинамічних опорів.

Візуальні дані про стан ГП є зображеннями штучних поверхонь розподілу інтенсивності (кольоровості), які однозначно характеризують поле градієнтів швидкостей (тисків) ГП у фізичному прототипі елемента ЕО. Динамічні штучні поверхні розподілу градієнтів швидкостей (тисків) ГП створено шляхом використання методу візуалізації дискретних структур потоку, що належить до класу поляризаційно-оптичних методів візуалізації прозорих робочих тіл на основі використання оптично-активної рідини.

Запропоновано аналітико-візуальну обробку даних фізичного моделювання для автоматизації прийняття рішень про стан ГП, метою якої є на основі аналізу слабкоструктурованих даних-зображень отримати значиму інформацію про стан ГП в елементах, інтелектуальні дані, які можуть відобразити розподіл параметрів ГП відповідними псевдокольорами.

## 2. Перетворення візуальних даних

Автоматизоване перетворення отриманих візуальних даних про стан ГП в інтелектуальні дані передбачає дві

основні стадії: підготовчу стадію, метою якої є отримання бази інформаційних моделей гідроаеродинамічних структурних примітивів (ГСП) і основну стадію для отримання інтелектуальних даних ГП, що представляють формалізований опис стану ГП [2].

На підготовчій стадії обробка та аналіз даних здійснювались у відповідності з наступним алгоритмом.

Етап 1. Складання апріорного алфавіту класів  $K$  на основі процедури кластеризації. При визначенні кластерів ГСП (класів-прототипів  $K$ ) запропоновано проводити кластеризацію початкових візуальних даних на основі статистичного методу автоматизованої обробки зображень стану ГП за допомогою самоорганізуючих карт Кохонена (SOM) у вигляді когерентних областей [3].

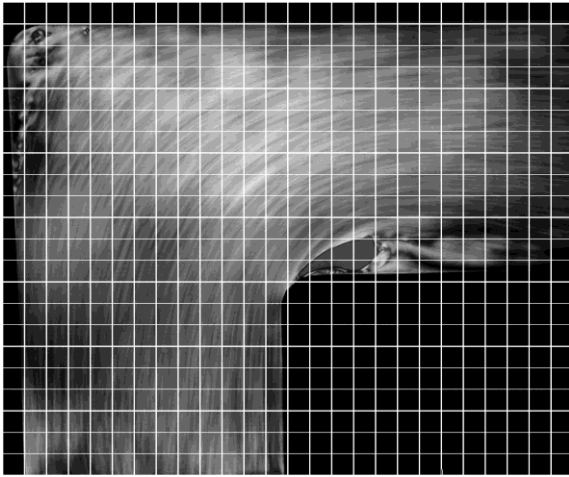
Запропонований метод реалізовано у вигляді двох процедур: класичної самоорганізації і модифікованого градування (рис. 1).

При виконанні процедури самоорганізації візуальні дані ГСП  $Data_{qP}$  вибираються випадковим чином із візуальних даних ГП  $Data_{qE}$  (рис. 1, а) та подаються на вхід SOM. Попередні дослідження показали, що доцільно використовувати SOM з нейронами у вузлах прямокутної решітки розміром  $10 \times 10$  (рис. 1, б). Потім проводиться адаптація вагових коефіцієнтів SOM. Процедура самоорганізації повторюється до отримання стаціонарного стану SOM.

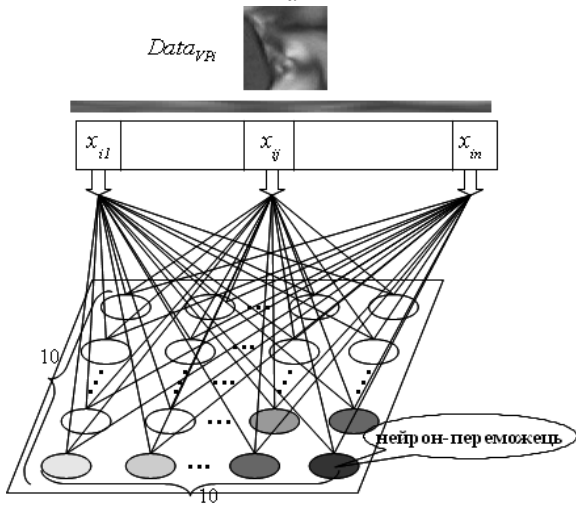
При виконанні процедури градування для візуалізації когерентної карти запропоновано не тільки маркувати нейрони відповідно до функції подібності  $Data_{VPi}$  (рис. 1, в), а й фіксувати також кількість (рис. 1, г) і вигляд подібних  $Data_{qP}$  (рис. 1, д) при автоматичному підстроюванні розмірів області  $Data_{qP}$  із урахуванням статистичної однорідності. Це дає можливість візуально визначати і враховувати при кластеризації семантичні (смыслові – ступінь близькості) внутрішньокласові і міжкласові зв'язки між  $Data_{qP}$  (рис. 1, д). На підставі отриманої когерентної карти зроблено висновок про наявність двох полярних типів даних  $Data_{qP}$  – оптично неактивних (стінка –  $K=4,S$ ) і активних (потік). Причому оптично активні дані можуть бути двох типів – невпорядковані – дисипативні ( $K=3,D$ ) і впорядковані, які також поділяються на прямі ( $K=1,L-d$ ) і орієнтовані ( $K=2,L-o$ )  $Data_{qP}$  (табл. 1).

Таким чином, сформовано апріорний алфавіт класів і навчальну вибірку візуальних даних ГСП  $Data_{qP}$ .

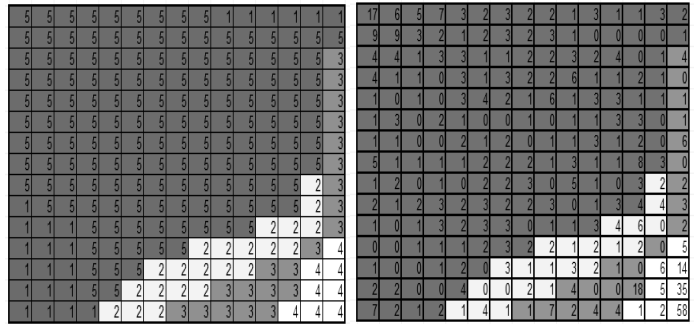
Використання запропонованого статистичного методу автоматизованої обробки візуальних даних про стан ГП на основі використання карт Кохонена дозволило



а

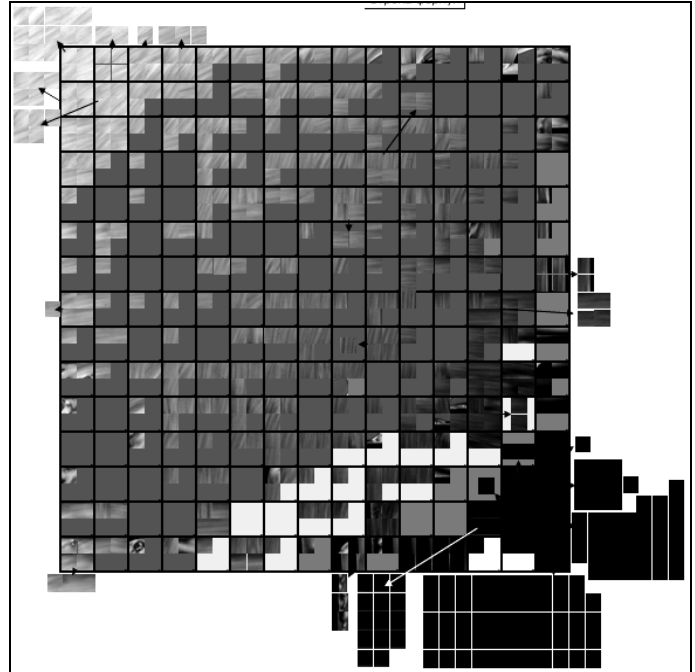


б



в

г



д

Рисунок 1: Кластеризація на основі когерентної SOM: а –  $Data_{VE}$  у фізичному прототипі повороту потоку на  $90^\circ$ , б – ілюстрація етапу збудження процедури самоорганізації, в, г, д – візуалізація когерентної SOM.

побудувати кластери ГСП з врахуванням семантичних внутрішньокласових і міжкласових зв'язків відповідно з кількістю та видом (зображенням) подібних примітивів, що дало можливість виключити суб'єктивність експерта при визначенні кількості класів (див. рис. 1, в) і підвищити якість кластеризації 15% в порівнянні з аналогами (методи SOM та  $k$ -means).

Етап 2. Складання апріорного словника ознак  $F$ . Враховуючи квазістаціонарний і слабоструктурований характер візуальних даних ГСП  $Data_{VP}$  в навчальній вибірці, запропоновано використовувати для їх класифікації ознаки із вхідного простору та простору ознак. Для отримання найкращого набору статистичних  $F_{sta}$  ознак у вхідному просторі застосовувалася дискретна апроксимація головних кривих або головних поверхонь на основі одно та двовимірних топологічних карт Кохонена (табл. 1). Отриману інформацію запропоновано враховувати на наступному етапі при ініціалізації класифікатора.

Проведений аналіз просторів ознак показав, що раціональними є аналітичні описи топологічних

амплітудних Фур'є-спектрів  $F_{str-spe}$ : коефіцієнт форми

$K_{VP} = 4\pi S_{VP} / P_{VP}^2$  і аспект  $A_{VP} = \omega_{min} / \omega_{max}$ , де  $\omega_{min}$  і  $\omega_{max}$  – мінімальний і максимальний радіуси зв'язаних областей,  $S_{VP}$ ,  $P_{VP}$  – площа і периметр зв'язаної області.

Етап 3. Реалізація алгоритму класифікації. Класифікація  $Data_{VP}$  з урахуванням отриманої групи структурно-спектральних ознак  $F_{str-spe}$  передбачає їх віднесення до класів відповідно до табл. 1.

Аналіз отриманого простору ознак (рис. 2) показав, що кластери розподілу обраних інтегральних параметрів різного типу перетинаються, тобто гіпотеза компактності не дотримується.

Для побудови розподільчих поверхонь запропоновано використовувати багатоваріантний персептрон (multilayer perceptron – MLP), який навчають на основі методу зворотного поширення (back-propagation learning – BPL) [4].

Таблиця 1: Фрагмент бази інформаційних моделей ГСП

Meta <sub>ГП</sub>				Data <sub>ГП</sub>
Id <sub>k</sub> , K	Опис	F <sub>str-spe</sub>	F <sub>sta</sub>	
Шаруваті прямі L-d K=1	Оптично активна область упорядковано-пряма область			
Шаруваті орієнтовані L-o K=2	Оптично активна область упорядковано-орієнтована область			
Дисипативні D K=3	Невпорядкована область оптично активної рідини			
Стінка S K=4	Оптично неактивна область			

Для урахування нестационарного характеру вхідних даних запропоновано проводити настройку параметрів методу BPL з метою підвищення ефективності (збільшення швидкості і зниження середньоквадратичної помилки) навчання MLP при класифікації візуальних даних ГСП. Запропоновано модифікацію методу пакетного навчання за алгоритмом градієнтного спуску і настройку виду активаційної функції нейрона (АФН).

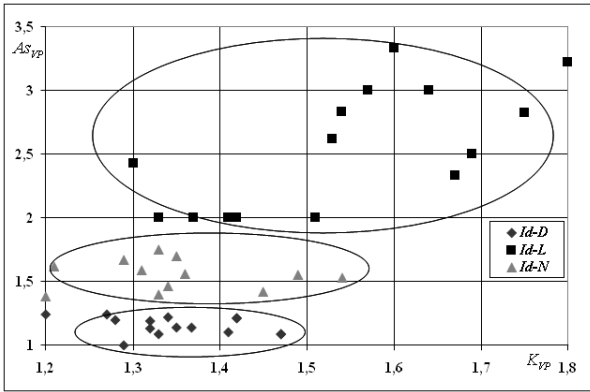


Рисунок 2: Кластери інтегральних показників заголовків ГСП: Id-D – дисипативного (вихрового) типу, Id-L – шаруватого типу, Id-N – невизначеного типу.

Використовувалася навчальна вибірка, що складається з  $N = 42$  зразків заголовків ГСП, яку отримано на етапі 1 (див. рис. 1). Коригування вагових коефіцієнтів  $\Delta w_{ij}(n)$  MLP проводилось згідно виразу:

$$\Delta w_{ij}(n) = \frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N \delta_j(n) y_i(n), \quad (1)$$

де  $\eta$  – швидкість навчання;  $y_i(n)$  – вхідний сигнал нейрона,  $\delta_j(n)$  – локальний градієнт:

$$\delta_j(n) = \begin{cases} e_j \phi'_j(v_j(n)), & j - \text{вихідний нейрон} \\ \phi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n), & j - \text{прихований нейрон} \end{cases}$$

Запропоновано для забезпечення необхідного співвідношення середньоквадратичної помилки і швидкості навчання при класифікації ГСП змінювати швидкість навчання алгоритму градієнтного спуску при пакетному навчанні і використовувати настройку нахилу АФН MLP відносно осі. Критерієм вибору є зниження «блукання» по поверхні помилки. Проведено дослідження ефективності навчання MLP по алгоритму градієнтного спуску для класифікації отриманої групи структурно-спектральних ознак  $F_{str-spe}$  при фіксованій швидкості навчання  $\eta$  для різних комбінацій нахилу логістичної АФН:

$$\text{logsig}(n) = 1 / (1 + e^{-\alpha n}),$$

де  $\alpha$  – параметр нахилу логістичної функції.

Експериментальні результати показали, що запропонована настройка нахилу АФН MLP впливає на різкість меж і підвищує компактність розташування точок при переміщенні із простору спостережень (вхідний шар) в простір ознак (прихований шар), а потім і – в простір рішень (вихідний шар). Значення середньоквадратичної помилки навчання (СКПН) для  $\alpha=5$  в 8,2 і 13,1 разів менше, ніж для  $\alpha=0,5$  і  $\alpha=1$ , відповідно.

На основі проведеного аналізу багатовимірної поверхні помилки для всіх елементів вектора параметрів MLP, які настраюються, показано, що поверхня помилки для задачі класифікації групи структурно-спектральних ознак має складну форму (локальні мінімуми). Запропоновано модифікацію пакетного навчання на основі BPL (BPL-m), а

саме обчисленням інтегральної функції помилки по всій сукупності навчальних прикладів, тобто вираз (1) зміниться:

$$\Delta w_{ij}(n) = \frac{\eta}{2} (\delta_{S(-)j}(n) + \delta_{S(+)j}(n)) \cdot y_i(n),$$

де  $\delta_{S(-)j}(n)$  – медіанне значення низки негативних значень функції  $\delta_j(n)$  по всіх навчальних прикладах із вибірки;  $\delta_{S(+)j}(n)$  – медіанне значення низки позитивних значень функції  $\delta_j(n)$ .

Запропонована адаптація параметрів функції активації і швидкості навчання багатошарового перцептронного дозволила підвищити достовірність класифікації слабкоструктурованих візуальних даних гідроаеродинамічних структурних примітивів у просторі ознак.

Етап 4. Уточнення опису ГСП всіх класів на мові ознак з урахуванням показника якості класифікації. Проведено уточнення опису всіх класів на мові ознак з урахуванням показника якості класифікації. Запропоновано шаруваті прямі «**L-d**» і орієнтовані «**L-o**» об'єднати в один клас «**L**» (див. табл. 1). Проведені експерименти показали, що достовірність класифікації в цьому випадку підвищується на 7-12 % (рис. 3).

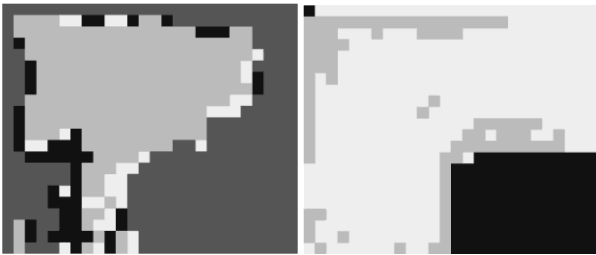


Рисунок 3: Інтелектуальні дані про стан ГП в фізичному прототипі повороту потоку на 90°: а – для 4-х класів; б – для 3-х класів інтелектуальних даних ГСП

Проведення підготовчої стадії при інтелектуальному аналізі візуальних даних дозволило автоматизувати процес визначення розмірів ГСП, зменшити суб'єктивність при визначенні кількості їх класів  $K$  і підвищити достовірність класифікації при побудові інформаційних моделей ГСП. Це дозволило розширити базу даних гідроаеродинамічних структурних примітивів і забезпечити автоматизацію обробки візуальної інформації про стан гідроаеродинамічних процесів у фізичних прототипах допоміжних елементах агрегатів.

На основній стадії для отримання інтелектуальних даних ГП (у псевдокольоровому представленні) проводилось об'єднання класів ГСП у відповідності з запропонованою наступною алгоритмічною процедурою.

Крок 1. Дискретизація початкових візуальних даних ГП.

Крок 2. Отримання інтелектуальних даних ГСП  $Data_{IP}$ : отримання спектральних ознак  $F_{str-spe}$  із візуальних даних ГСП та віднесення ГСП до відповідних класів (див. табл. 1).

Крок 3. Зв'язування і маркування інтелектуальних даних, які отримано після етапу класифікації за допомогою запропонованого морфологічного оператора:

$$Data_{IPk} = \begin{cases} Data_{IP}^S, \text{ якщо } Data_{IPk-1} \cap Data_{IP}^S \neq \emptyset \wedge \\ ((Data_{IPk+1} \cap Data_{IP}^S \neq \emptyset \vee Data_{IPk+1} \cap \\ \cap Data_{IP}^D \neq \emptyset)) \\ Data_{IP}^D, \text{ якщо } Data_{IPk-1} \cap Data_{IP}^D \neq \emptyset \wedge \\ ((Data_{IPk+1} \cap Data_{IP}^D \neq \emptyset \vee Data_{IPk+1} \cap \\ \cap Data_{IP}^L \neq \emptyset)) \\ Data_{IP}^L, \text{ якщо } Data_{IPk-1} \cap Data_{IP}^L \neq \emptyset \wedge \\ ((Data_{IPk+1} \cap Data_{IP}^L \neq \emptyset \vee Data_{IPk+1} \cap \\ \cap Data_{IP}^D \neq \emptyset)) \end{cases}$$

де  $Data_{IPk}$  –  $k$ -тий елемент інтелектуальних даних ГСП.  $Data_{IPk} \in Data_{IP}$ , а  $Data_{IP}^S$ ,  $Data_{IP}^D$ ,  $Data_{IP}^L$  – елементи відповідних класів (див. табл. 1) після їх уточнення.

Одержані псевдокольорові дані дозволяють формалізувати представлення інформації про стан ГП у елементі, що моделюється, виявити інформацію про наявність дисипативних зон, які є причиною високих гідроаеродинамічних опорів та прийняти рішення щодо їх усунення. Подальші експериментальні дослідження показали, що запропонований метод аналітико-візуальної обробки даних фізичного моделювання, дозволив синтезувати модифіковані допоміжні елементи ЕО, в яких підвищено ефективність ГП (гідроаеродинамічний опір зменшено в 0,5 – 5 разів ніж у початкових елементах в залежності від їх типу).

### 3. Висновки

Запропоновано метод аналітико-візуальної обробки даних фізичного моделювання ГП в фізичних прототипах комплектуючих допоміжних елементах ЕО для одержання знань про стан ГП з метою зниження гідроаеродинамічних опорів в цих елементах. Метод дозволив підвищити повноту інформації, що необхідна при автоматизації функцій виробничого управління процесом підвищення ефективності роботи ЕО. Аналогічна обробка даних може бути рекомендована для інших систем технічної або медичної діагностики в яких вирішуються завдання обробки та аналізу візуальної інформації.

### 4. Література

- [1] Антоненко, И.Н. *Информационная поддержка эксплуатации энергооборудования* / И.Н. Антоненко // ИСУП. – 2007. – № 1(13).
- [2] Арсірій, О.О. Інтелектуалізація підтримки прийняття рішень при інтенсифікації процесів в гідроаеродинамічних системах / О.О. Арсірій, С.Г. Антошук // *Матеріали міжнарод. наук.-практ. конф. «Інформ. управляючі системи та технології (ІУСТ–2013)»*. – Одеса: ОНМУ, 2013. – С. 31 – 32.
- [3] Кохонен, Т. *Самоорганізуючі карти* / Т. Кохонен; пер. 3-го англ. изд. – М. : БИНОМ Лаборатория знаний, 2008. – 655с.
- [4] Хайкин, С. *Нейронные сети: полный курс* / С. Хайкин: 2-е изд., испр., пер. с англ. / Под ред. Н.Н. Кузусль. – М. : ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.