

# Класифікація хлорофіл-флуорометрів та особливості аналізу отримуваних від них даних

В.М. Груша

Інститут кбїєрнетики імені В.М. Глушкова НАН України, 03187, м. Київ,  
проспект Академіка Глушкова, 40, vhrusha@gmail.com

*V. Hrusha*

## **CHLOROPHYLL FLUOROMETER CLASSIFICATION AND PARTICULARITY OF DATA ANALYSIS**

**Abstract.** The paper is dedicated to chlorophyll fluorescence induction (CFI) and CFI data analysis methods. CFI is radiation of chlorophyll in red spectrum of light, that arise after lightening chlorophyll in blue spectrum. The received curves are called the Kautsky curve. It is one of the methods of monitoring state of plants. Chlorophyll fluorometers are devices that used for CFI measurement. The analysis of chlorophyll fluorometers market shows that manufacturers of chlorophyll fluorometers gives massive range of devices for different purposes for laboratory and field conditions and even for conducting measurement in water environment. It allows to accumulate enough amount of data and as result its facilitates implementation of method in industrial plant cultivation. There are suggested the classification of modern chlorophyll fluorometers on base of grouping them on functional features, common design decisions and purposes. Criterion of automatic determination of sensitive CFI parameters to influential factors was proposed. There are suggested to use coefficient of determination of quadratic regression. It allows to automate searching such parameters. Efficiency of criterion was demonstrated on experimental data. Method for data dimensionality reduction of digitalized curves of chlorophyll fluorescence induction that was previous discretized using exponential scale was suggested. It consists of restoring lost data using polynomial piecewise approximation of curves and further using principal component analysis method. Method of forming input data for neural network for determination of water deficit was proposed. It consists of normalization digitalized values of CFI using z-score and further division by appropriate time ticks when initial values of CFI were received. It allowed to improve the quality of neural network learning.

**Key words:** data analysis, chlorophyll-fluorometers, classification.

**Анотація.** У статті наведена класифікація хлорофіл-флуорометрів, приладів для вимірювання індукції флуоресценції хлорофілу. Також подані деякі методи для аналізу отримуваних від них даних.

**Ключові слова:** аналіз даних, хлорофіл-флуорометри, класифікація.

**Анотація.** В статті приведена класифікація хлорофіл-флуорометрів, приборів для измерения індукції флуоресценції хлорофілла. Також представлені некторые методы для анализа получаемых от них данных.

**Ключевые слова:** анализ данных, хлорофил-флуорометры, классификация.

**Вступ.** Індукція флуоресценція хлорофілу (ІФХ) – це випромінювання хлорофілу в червоному спектрі світла, що виникає при освітленні хлорофілу живої рослини в синьому спектрі світла. ІФХ – це один із способів спостереження за станом рослин [1]. Для вимірювання ІФХ використовують спеціальні прилади, так звані хлорофіл-флуорометри.

## **I. Класифікація хлорофіл-флуорометрів**

Виконаний аналіз ринку хлорофіл-флуорометрів та їх основних параметрів показує, що на даний час виробники хлорофіл-флуорометрів надають значний асортимент приладів під різні потреби для лабораторних, польових умов і навіть для вимірювань у водному середовищі. Сучасні хлорофіл-флуорометри розвиваються в напрямку інтеграції у їх склад додаткових сенсорів для вимірювання параметрів навколишнього середовища: температури, інтенсивності освітлення тощо. Загалом сучасні хлорофіл-флуорометри можна класифікувати за рядом ознак як принцип освітлення хлорофілу, спектральні характеристики, мобільність, кількість сенсорів на базовий блок, розташування сенсорів та середовище вимірювання. Запропонована класифікація флуорометрів за даними ознаками показана на рис. 1.

© В.М. ГРУША, 2019



РИС. 1. Класифікація хлорофіл флуорометрів

## II. Пошук інформативних параметрів ІФХ

При аналізі впливу фактора на криву ІФХ прийнято застосовувати графічний спосіб аналізу з допомогою пелюсткових та лінійних діаграм, що є доволі трудомістким процесом. Аналіз в основному полягає у пошуку чутливих параметрів кривої ІФХ [2], які піддалися зміні під дією впливового фактора. Аналіз кожної залежності потрібно проводити окремо, будуючи графіки за всіма параметрами і різними днями експерименту. Було б доцільніше застосовувати простий критерій швидкого автоматичного визначення чутливості того чи іншого параметра до дії впливового фактора.

З метою зменшення часу пошуку параметрів ІФХ, чутливих до впливаючого фактора, при

кількості дослідних груп рослинних об'єктів  $n > 3$ , як критерій пропонується використовувати коефіцієнт детермінації поліномної регресії другого порядку:

$$F(x) = b_0 + b_1x + b_2x^2,$$

де  $x$  – значення параметра впливового фактора.

Параметр приймаємо за інформативний, якщо коефіцієнт детермінації  $R^2 > k$ , де  $k$  – значення, при якому параметр вважається інформативним. На рис. 2 показана регресійна модель зміни параметра  $F_m$  (максимальний рівень ІФХ) від концентрації NaCl у розчині, в якому поміщено листя рослини.

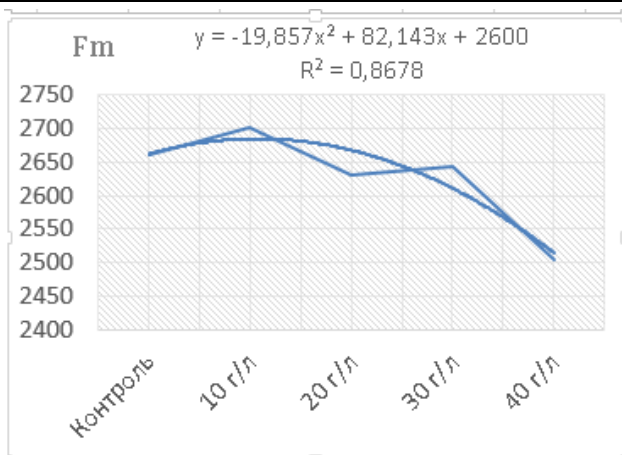


РИС. 2. Значення Fm при різних концентраціях NaCl

### III. Зменшення розмірності даних

В останні роки при прийнятті управлінських рішень стосовно рослинних об'єктів застосовують нейронні мережі.

Однією із задач, яка виникає при використанні їх, є зменшення розмірності вимірних даних. В роботі [3] досліджено методи зменшення розмірності даних перед подачею їх на входи нейронних мереж. Найкращі результати показав метод головних компонент. Оскільки сенсори ІФХ вже початково видають дані дискретизовані в часі за ступеневу шкалою, то відбувається втрата певної інформативності. В зв'язку з цим пропонується:

1) здійснити кускову-поліноміальну апроксимацію усіх кривих. Для цього пропонується використати поліноми 9-го степеня. Кількість поліномів слід підбирати таким чином, щоб  $R^2 > 0,99$  для кожного полінома. При цьому вибирається приблизно однакова кількість значень для апроксимації поліномами;

2) розрахувати на основі обчислених поліномів нові значення із сталим кроком дискретизації

$$\Delta t = t_2 - t_1,$$

де  $t_2$  та  $t_1$  – час здійснення вимірювань перших двох значень ІФХ-сенсорами;

3) використати для зниження розмірності отриманих даних метод головних компонент на числових даних з новим рівномірним кроком дискретизації.

Перевірку результативності методу здійснено на прикладі задачі класифікації видів рослин шляхом порівняння результатів тесту-

вання навчених нейронних мереж на векторах сформованих з головних компонент початкових значень виданих сенсорами та нових значення, отриманих за допомогою запропонованого методу. В результаті 100 повторних навчань НМ встановлено, що запропонований спосіб дозволяє скоротити для вибраної вибірки даних мінімально необхідну кількість головних компонент з 6 до 4.

На рис. 3 показано результат навчання за різною кількістю головних компонент. Як критерій якості навчання використовувалась частка хибних розпізнавань (невідповідність).

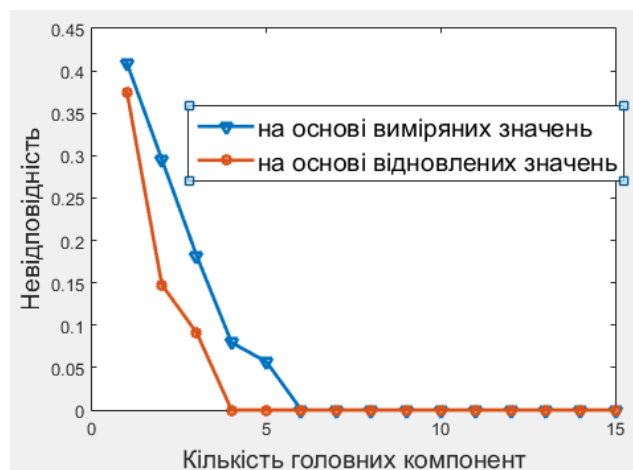


РИС. 3. Результат класифікації рослин в залежності від кількості взятих головних компонент із застосуванням запропонованого методу і без нього

### IV. Метод формування вхідних значень НМ

Інша задача, яка виникає при використанні нейронних мереж є покращення результату навчання. Покращити результат навчання дозволяє нормалізація за допомогою централізації значення навколо середнього (Z-оцінку) з подальшим поділом отриманих нормалізованих значень на відповідні їм часові відліки, в які були зняті початкові значення ІФХ.

Нормалізація проводиться за формулою:

$$\tilde{x}_{ik} = \frac{x_{ik} - \bar{x}_k}{\delta_{x_k}},$$

де  $\tilde{x}_{ik}$  – нормалізоване значення флуоресценції в  $i$ -му рядку  $k$ -го стовпчика,  $\bar{x}_k$  – середнє значення  $k$ -го стовпця,  $\delta_{x_k}$  – стандартне відхилення значень ІФХ в  $k$ -му стовпці.

Далі ділимо на відповідні часові відліки:

$$\hat{x}_{ik} = \frac{\tilde{x}_{ik}}{t_{ik}} = \frac{x_{ik} - \bar{x}_k}{\delta_{xk} t_{ik}}.$$

Результативність запропонованого методу підтверджено результатами навчання та тестування нейронної мережі на прикладі задачі визначення водного дефіциту за кривими ІФХ. Метод показав покращення якості навчання нейронної мережі на 3 % порівняно з нейронною мережею, що навчалася лише на нормалізованих даних.

**Висновки.** В статті запропоновано: 1) класифікацію сучасних хлорофілфлуорометрів на основі групування їх за властивостями функціонування, спільними конструкторськими рішеннями та призначенням;

2) критерій автоматичного визначення чутливих параметрів індукції флуоресценції хлорофілу до впливових факторів, що дозволяє автоматизувати процес пошуку таких параметрів;

3) метод зниження розмірності даних оцифрованих кривих індукції флуоресценції хлорофілу попередньо дискретизованих за степенною шкалою;

4) метод формування вхідних даних нейронної мережі для визначення водного дефіциту.

#### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Kalaji H.M., Schansker G., Brestic M. at al. Frequently asked question about chlorophyll fluorescence, the sequel. *Photosynthesis Research*. Vol. 132, Issue 1, Springer, 2017. P. 13 – 66.
2. Karel Rohaček Chlorophyll fluorescence parameters: the definitions, photosynthetic meaning, and mutual relationships. *Photosynthetica*. 2002. 40 (1): P. 13–29.
3. Груша В.М. Нормалізація та зменшення розмірності даних хлорофіл-флуорометрів. *Комп'ютерні засоби, мережі та системи*. 2017. № 16. С. 76 – 86.

#### REFERENCES

1. Kalaji H.M., Schansker G., Brestic M. at al. Frequently asked question about chlorophyll fluorescence, the sequel. *Photosynthesis Research*. Vol. 132, Issue 1, Springer, 2017. P. 13 – 66.
2. Karel Rohaček Chlorophyll fluorescence parameters: the definitions, photosynthetic meaning, and mutual relationships. *Photosynthetica*. 2002. 40 (1): P. 13–29.
3. Hrusha V.M. Normalizatsiia ta zmeshennia rozmirnosti danykh khlorofil-fluorometriv. *Computer means, networks and systems*. 2017. № 16. P. 76 – 86.

Одержано 24.10.2019