

БОЙКО Н. І., ШАХОВСЬКА Н. Б., МИХАЙЛИШИН В. Ю.

Національний університет «Львівська політехніка»

## РОЗРОБЛЕННЯ МЕТОДУ КЛАСИФІКАЦІЇ КОРИСТУВАЧІВ ЗА РІВНЕМ СТРЕСОСТІЙКОСТІ З ВИКОРИСТАННЯМ МОДИФІКОВАНОЇ АВТОАСОЦІАТИВНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Роботу спрямовано на вирішення актуальної для України та світу науково-прикладної проблеми – розроблення методів та засобів побудови психофізичного портрету людини для визначення її стресостійкості. Для цілого ряду професій є необхідними спеціальні методики відбору персоналу за особливими здібностями. До таких здібностей (якостей) можна віднести здоров'я; мотивацію і волю діяти рішуче, з максимальною напругою своїх фізичних, інтелектуальних і психологічних можливостей; фізичну підготовку; рівень володіння технічними засобами (або іншими необхідними в критичній ситуації засобами); темперамент; характер; емоційний стан; накопичення втоми в ході виконання поставленого завдання та інші. У статті розроблено метод класифікації користувачів за рівнем стресостійкості на основі модифікованої автоасоціативної нейромережі з використанням алгоритму Флетчера – Рівса.

Ключові слова: стрес, алгоритм Флетчера – Рівса, автоасоціативна нейронна мережа.

N. BOYKO, N. SHAKHOVSKA., V. MYKHAYLYSHYN  
Lviv Polytechnic National University

## DEVELOPMENT OF A USER CLASSIFICATION METHOD ACCORDING TO THE LEVEL OF STRESS RESISTANCE USING A MODIFIED AUTO-ASSOCIATIVE NEURAL NETWORK

The work is aimed at solving a relevant for Ukraine and the world scientific and applied problem - the development of methods and means of constructing a psychophysical portrait of man to determine its stress resistance. For a number of professions, special methods of selecting personnel for special abilities are needed. Such abilities (qualities) include: health; motivation and will to act decisively, with the maximum effort of their physical, intellectual and psychological capabilities; physical training; level of mastery of technical means (or other means necessary in a critical situation); temperament; nature; emotional condition; accumulation of fatigue during the task and others. The article develops a method for classifying users according to the level of stress resistance on the basis of a modified auto-associative neural network using the Fletcher – Reeves algorithm.

There are several ways to classify stress responses, but a more obvious study is to divide them into behavioral, intellectual, emotional and physiological manifestations of stress. The main signs of behavioral stress are psychomotor disorders (excessive muscle tension, winter breathing rhythm), lifestyle changes (changes in daily routine, sleep disturbances), occupational disorders (decreased productivity, increased fatigue), impaired social role functions, increased conflict, increasing aggression, etc.). In conditions of constant influence of stress factors on human consciousness, the decision can be ill-considered and made under the influence of emotions. To avoid such a situation in the workplace, the head of the company must monitor the condition of the operator. This human operator stress assessment system has been developed to predict human operator stress. The main task of the model is to predict based on the obtained parameters of the human condition (stress or not). Additional testing was added to increase the model's performance based on input data on physical parameters, gender, age, height, and bad habits. The purpose of testing is to increase the accuracy of model prediction.

Data from 92 respondents with 1180 records were selected for testing. Data set division: testing – 20 %, training / verification – 80%. The best results were achieved with the help of our own developed neural network based on Keras. Also in the paper the implementation of decision-making methods, the method of k-nearest neighbors and the modified auto-associative network was presented.

Keywords: stress, Fletcher – Rives algorithm, auto-associative neural network.

### Вступ

Існує кілька способів класифікації реакції на стрес, але більш очевидним дослідженням є розділення їх на поведінкові, інтелектуальні, емоційні та фізіологічні прояви стресу. Основними ознаками поведінкового стресу є психомоторні розлади (надмірна напруга м'язів, зимовий ритм дихання), зміна способу життя (зміна режиму дня, порушення сну), професійні розлади (зниження продуктивності, підвищена стомлюваність), порушення соціально-рольових функцій, посилення конфліктності, посилення агресивності тощо. Слід зазначити можливе порушення нормальної взаємодії півкуль головного мозку в бік домінування «емоційної» півкулі, і зниження роботи «логічної» половини кори великих півкуль. Фізіологічні прояви стресу зачіпають практично всі системи органів людини – травну, серцево-судинну та дихальну. Однак найчастіше дослідження проводяться на серцево-судинній системі, яка має підвищену чутливість, що не вимагає довгострокових очікувань. При стресі у фізичному стані людини фіксуються такі зміни: пошвидшення пульсу, підвищення артеріального тиску, розлади шлунково-кишкового тракту та сну, підвищення емоційного збудження, підвищена дратівливість, емоційне вигорання.

Для визначення рівня стресу використовують різні тести. В основному тести містять мультимодальну інформацію зображень, тексту тощо.

### Опис набору даних

Так само як об'єктом дослідження є людина-оператор, предметом дослідження є зміна фізичних параметрів людини-оператора і швидкості реакції – часу, витраченого на вирішення поставленої розробленою системою задачі під впливом професійного стресу. Візуальне представлення даних показано на рис. 1.

TEMP_m	TEMP_m	BVP_peak	TEMP_slope	subject	label	age	height	weight	gender_	gender_	coffee_t	sport_toc	smoker_f	smoker_	feel_ill_t	test1	test2
35.79	35.84	0.13567	-0.000169	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	7629	7206
35.75	35.87	0.09502	-0.000789	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	8466	6720
35.66	35.75	0.07688	-0.000717	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	2669	6785
35.66	35.73	0.14027	7.53E-05	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	3310	5625
35.71	35.79	0.14932	0.0004417	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	5770	3944
35.75	35.84	0.08592	0.0005209	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	4217	6815
35.81	35.89	0.11765	0.0002377	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	8161	6231
35.77	35.84	0.14924	-0.000508	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	4571	3112
35.77	35.81	0.15385	-5.77E-06	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	5700	7857
35.79	35.84	0.15376	0.0004933	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	7962	8201
35.83	35.91	0.14932	0.0007123	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	4729	6386
35.87	35.91	0.09502	-0.000214	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	7361	6774
35.79	35.89	0.06331	-0.000606	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	6807	8417
35.77	35.83	0.06335	-0.00025	2	1	27	175	80	0	1	0	0	1	0	0	7693	4447

Рис. 1. Вигляд набору даних

Значення всіх даних формуються на основі загальнодоступної інформації про вік, стать та фізичні особливості осіб. Стресові ситуації створюються штучно, щоб перевірити та покращити продуктивність розробленої моделі.

Далі детальніше опишемо основні атрибути набору даних:

1. TEMP\_mean – середня температура;
2. TEMP\_std – номінальні умови – значення тиску та температури, для яких наведені значення;
3. TEMP\_min – мінімальне значення температури;
4. TEMP\_max – максимальне значення температури;
5. BVP\_peak\_freq – максимальний пульс;
6. TEMP\_slope – відхилення поточного значення тиску та значення на попередньому етапі вимірювання;
7. Subject – мінімальне значення помилки;
8. Label – для розробленої моделі є відомим і прогнозованим значенням залежно від типу набору даних (навчальний або тестовий);
9. Age – вік респондента;
10. Height – зріст респондента;
11. Weight – вага респондента;
12. Gender\_female – жіночий;
13. Gender\_male – чоловік;
14. Smoker\_NO – не курили протягом години;
15. Smoker\_YES – куріння протягом години;
16. Feel\_ill\_today\_YES – присутнє відчуття слабкості;
17. Feel\_ill\_today\_No – немає відчуття слабкості;
18. Coffee\_today\_YES – пити каву протягом години;
19. Coffee\_today\_No – кави не було протягом години;
20. Тест 1 – значення проходження респондента в мілісекундах першого тесту;
21. Тест 2 – значення респондента в мілісекундах другого тесту.

### Визначення рівня стресостійкості

#### за допомогою автоасоціативної мережі та алгоритму Флетчера – Рівса

Для пошуку об'єкта на зображенні як одного із способів класифікації за рівнем стресостійкості нам потрібна база ознак об'єктів. Наповнювати базу планується за процедури попереднього відбору ознак, розробленої на попередньому етапі. Для таких об'єктів система має виділити ознаки, провести класифікацію об'єкта, та зберегти його в базі. База класифікованих об'єктів буде використана в майбутньому для пошуку схожих об'єктів

Для знаходження подібності між об'єктами будемо вираховувати семантичну відстань між ознаками.

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^N (X_{ik} - X_{jk})^2},$$

де  $D_{ij}$  – це евклідова відстань між точками  $i$  та  $j$ , що характеризують одну ознаку різних об'єктів.  $N$  – найменша кількість врахованих значень для ознаки між двома об'єктами,  $k$  – порядковий номер значення ознаки.

Процедура визначення кількості кластерів складається з наступних кроків:

1. Запускається k-means алгоритм для  $K$  кластерів і визначається відповідна внутрішня дисперсія  $\delta_k = \sum_{i=1}^N \sum_{x \in c_i} \|x - m_i\|^2$ .  $x$  – вектор, що характеризує об'єкт, що входить в кластер  $c_i$ , тобто сумарна відстань між ознаками і центром кластера. Параметр  $m_i$  – центр поточного кластера. Для різних значень  $K$  будується набір  $\delta_k$ .

2. Обираємо ступінь трансформації  $Y = \frac{p}{2}$ .

3. Визначаємо приріст по формулі  $J_k = \delta_k^{-Y} - \delta_{k-1}^{-Y}$ .

4. За кінцеву кількість кластерів обираємо значення, що дорівнює максимальному.

Для пошуку об'єктів на зображенні було обрано архітектуру згорткової нейронної мережі з таких причин:

- зображення мають велику розмірність;
- велика кількість параметрів та класів об'єктів;
- інваріантність до змін масштабу зображення, ракурсів зйомки камери і інших геометричних спотворень вхідного сигналу.

#### **Шари згорткової нейронної мережі:**

- вхідний шар. Буде містити вхідне значення пікселів зображення, розмірність шару  $[64 \times 64 \times 3]$ ;
- згортковий шар. Розмірність фільтру  $7 \times 7 \times 3$ . Аналіз буде проводитися на 5 ознаках, отже шар буде складатися з 5 площин розмірністю  $[62 \times 62 \times 1]$ ;
- шар підвибірки. Розмірність маски  $2 \times 2$ . Складається з 5 площин розмірністю  $[31 \times 31 \times 1]$ ;
- вихідний шар. Розмірність  $[1 \times 1 \times N]$ , де  $N$  – кількість кластерів в базі даних.

#### **Функція активації**

В якості функції активації було обрано гіперболічний тангенс:

$$f(a) = A \cdot \tanh(S_a),$$

де  $f(a)$  – значення елемента, що шукається,  $a$  – зважена сума сигналів попереднього шару,  $A$  – амплітуда цієї функції,  $S$  визначає її положення щодо початку відліку.

Ця функція має ряд переваг для вирішення завдання:

- симетричні активаційні функції, типу гіперболічного тангенса, забезпечують більш швидку збіжність, ніж стандартна логістична функція;
- функція має безперервну першу похідну;
- функція має просту похідну, яка може бути обчислена через її значення, що дає меншу обчислювальну складність.

Далі до обраних характеристик ми використовували ансамбль моделей – автоасоціативну нейронну мережу (повнозв'язну) та ієрархічну кластеризацію. Такий ансамбль показує вагу атрибутів та їх групування, а також кластеризує дані. Навчання здійснюється шляхом послідовного наближення. Починаючи з випадково вибраного початкового розташування центрів, алгоритм поступово вдосконалюється для збору даних про навчання. Основний ітераційний алгоритм послідовно проходить через ряд епох; для кожної епохи обробляється один навчальний приклад. Вхідні сигнали подаються послідовно в мережу. Бажані вихідні сигнали не визначаються. Після обробки достатньої кількості вхідних векторів синаптичні ваги мережі визначаються кластерами. Крім того, шкали організовані таким чином, що топологічно близькі вузли чутливі до подібних вхідних сигналів.

Для реалізації запропонованого алгоритму необхідно визначити ступінь сусідства нейронів (нейрон переможця). Для цього ми використовували ієрархічну кластеризацію. Були виявлені деякі відхилення, і відповідні зразки були виключені з подальшого аналізу. Відстані  $d_j$  від вхідного сигналу до кожного нейрона  $j$  визначаються так:

$$d_j = \text{SUM}(x_i(t) \cdot w_{ij}(t))^2,$$

тут SUM – це сума для всіх  $j$ ;  $x_i(t)$  –  $i$ -й елемент вхідного сигналу в момент часу  $t$ ,  $w_{ij}(t)$  – вага зв'язку від  $i$ -го елемента вхідного сигналу до  $j$ -го нейрона в момент часу  $t$ .

Відкориговані значення ваги для нейрона  $j^*$  та всіх нейронів у його найближчому сусіді розраховуються як:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + r(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)),$$

де  $r(t)$  – швидкість навчання, яка з часом зменшується (позитивна, менше одиниці).

Алгоритм використовує поступово зменшується темп навчання для точної настройки нової епохи. В результаті центр встановлюється в такому положенні, що задовільно кластеризує приклади, для яких даний нейрон є переможцем.

Властивість топологічного впорядкування досягається в алгоритмі за допомогою концепції сусідства. Околиці – це ряд нейронів, що оточують нейрон-переможця. Відповідно до швидкості тренувань, розмір району поступово зменшується, так що спочатку він охоплює досить велику кількість нейронів (можливо, цілу карту), на найновіших етапах він складається лише з виграшу. В алгоритмі навчання корекція застосовується не тільки до нейрону-виграшу, але й до всіх нейронів з його поточного сусідства.

Сусідство є результатом агломеративної ієрархічної кластеризації. Ідея агломеративних ієрархічних методів полягає в наступному. Спочатку кожен об'єкт розглядається як окремий кластер. Далі ідентифікуйте два найближчі кластери  $Q_i$  та  $Q_j$  та об'єднайте їх в один кластер  $Q_i + j$ . Процес злиття триває, поки всі об'єкти не утворюють єдиний кластер. Під час злиття слід обчислити відстань від нового кластеру  $Q_i + j$  до всіх інших кластерів. Ця відстань обчислюється за допомогою Лейнса-Вільямса:

$$d(Q_{s+j}, Q_m) = \alpha_i \cdot d(Q_i, Q_m) + \alpha_j \cdot d(Q_j, Q_m) + \beta \cdot d(Q_i, Q_j) + \gamma \cdot |d(Q_i, Q_m) - d(Q_j, Q_m)|,$$

де  $d(\bullet, \bullet)$  – міра відстані;  $Q_m$  ( $m \neq i, j$ ) – поточний кластер (сусідство для SOM);  $\alpha_i, \alpha_j, \beta, \gamma$  деякі числові параметри.

У результаті цієї зміни в районах, початкові досить великі ділянки мережі мігрують до тематичних досліджень. Для пошуку близьких нейронів використано алгоритм Флетчера – Рівса, що перетворює задачу активації нейронів на оптимізаційну задачу.

Пропонований алгоритм, що реалізує метод Флетчера – Рівса, використовує вираз для обчислення константи методу:

$$\beta_k = \frac{\mathbf{g}_k^T \mathbf{g}_k}{\mathbf{g}_{k-1}^T \mathbf{g}_{k-1}}$$

У цьому разі константа дорівнює відношенню квадрата норми градієнта на поточної до квадрату норми градієнта попередньої ітерації.

Далі запропоновано використати функцію навчання `traincgf`:

```
net = newff([-1 2; 0 5], [3,1], {'tansig', 'purelin'}, 'traincgf');
```

Функція `traincgf` характеризується наступними параметрами, заданими за замовчуванням:

```
net.trainParam
ans =
epochs: 100
show: 25
goal: 0
time: Inf
min_grad: 1.0000e-006
max_fail: 5
searchFcn: 'srchcha'
scale_tol: 20
alpha: 0.0010
beta: 0.1000
delta: 0.0100
gamma: 0.1000
low_lim: 0.1000
up_lim: 0.5000
maxstep: 100
minstep: 1.0000e-006
bmax: 26
```

Тут `epochs` – максимальна кількість циклів навчання; `show` – інтервал виведення інформації, виміряний у циклах; `goal` – граничне значення критерію навчання; `time` – граничний час навчання; `min_grad` – мінімальне значення градієнта; `max_fail` – максимально допустимий рівень перевищення помилки контрольного підмножини порівняно з навчальним; `searchFcn` – ім'я функції одновимірного пошуку; `scale_tol` – коефіцієнт для обчислення кроку `tol` процедури одновимірного пошуку `tol = delta/scale_tol`; `alpha` – коефіцієнт, що визначає поріг зменшення критерію якості; `beta` – коефіцієнт, що визначає вибір кроку; `delta` – початковий крок розбиття інтервалу; `gamma` – параметр, що регулює зміну критерію якості; `low_lim` – нижня межа зміни кроку; `up_lim` – верхня межа зміни кроку; `maxstep` – максимальне значення кроку; `minstep` – мінімальне значення кроку; `bmax` – максимальне значення кроку процедури `srchhyb`.

Встановимо такі параметри:

```
net.trainParam.epochs = 300;
net.trainParam.show = 5;
net.trainParam.goal = 1e-5;
p = [-1 -1 2 2; 0 5 0 5];
t = [-1 -1 1 1];
net = train (net, p, t);
a = sim (net, p)
a = -1.0015 -0.9978 0.9999 0.9986
```

Алгоритм Флетчера – Рівса CGF працює набагато швидше, ніж градієнтний алгоритм з вибором параметра швидкості налаштування, а іноді і швидше, ніж алгоритм Rprop, як у даному випадку; хоча на практиці це залежить від конкретного завдання. Алгоритми методу сполучених градієнтів вимагають не набагато більше пам'яті, ніж градієнтні алгоритми, тому їх можна рекомендувати для навчання нейронних мереж з великою кількістю параметрів, що настроюються.

Мережа утворює грубу структуру топологічного порядку, в якій подібні приклади активують групи нейронів, які знаходяться близько на топологічній карті. З кожною новою епохою швидкість тренувань та розміри районів зменшуються, отже, все менше знаходяться відмінності всередині розділів карти, що в кінцевому підсумку призводить до більш тонкої настройки кожного нейрона. Часто навчання навмисно розбивається на дві фази: більш коротку, з вищою швидкістю навчання та більшими кварталами, і довшу з повільною швидкістю навчання та нульовими або майже нульовими сусідами.

На рис. 1 надано результати навчання нейронної мережі.

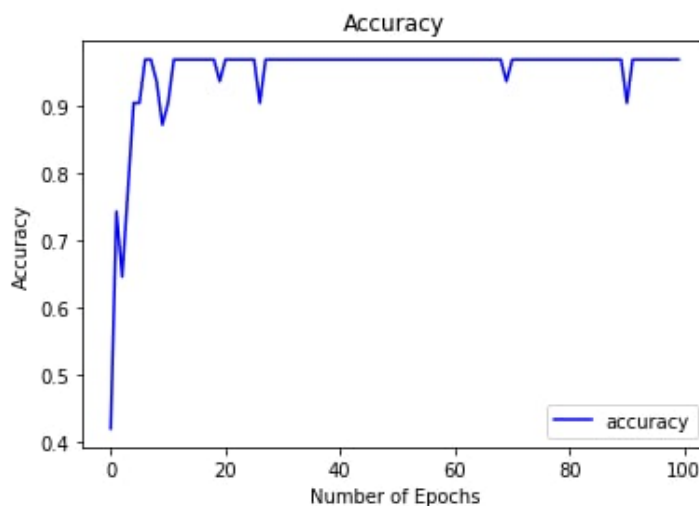


Рис. 1. Точність тренування нейронної мережі

Також порівняно результати інших класифікаторів. Як видно з таблиці 1, результати автоасоціативної нейронної мережі є найкращими.

Таблиця 1

Результат класифікації		
№	Метод	Точність
1	Автоасоціативна мережа	94%
2	K-nearest neighbor method	82%
3	Decision tree	79%
4	Naive Bayes classifier	77%

### Висновки

В умовах постійного впливу стресових факторів на свідомість людини рішення може бути непродуманим і прийнятим під впливом емоцій. Щоб уникнути такої ситуації на робочому місці, керівник підприємства повинен стежити за станом оператора.

Для прогнозування стресу людини-оператора була розроблена ця система оцінки стресу людини-оператора. Основним завданням моделі є прогнозування на основі отриманих параметрів стану людини (стрес чи ні). Для підвищення продуктивності моделі на основі вхідних даних про фізичні параметри, стать, вік, зріст, шкідливі звички було додано додаткове тестування. Метою тестування є підвищення точності прогнозування моделі.

Для тестування було відібрано дані про 92 респонденти з 1180 записами. Поділ набору даних: тестування – 20 %, навчання/перевірка – 80 %. Найкращих результатів вдалося досягти за допомогою власної розробленої нейронної мережі на базі Keras. Також в ході роботи була представлена реалізація методів прийняття рішень, методу k-найближчих сусідів, наївного класифікатора Байєса, дерева рішень та модифікованої автоасоціативної мережі.

### Література

1. Mochurad L.I., Boyko N.I., Yatskiv M.V. Modeling of human stress situation in automated control systems of technological processes. The Scientific Bulletin of UNFU, Vol. 30, 2020, pp. 152–157. DOI: 10.36930/40300126
2. McEwen B. S. Physiology and Neurobiology of Stress and Adaptation: Central Role of the Brain, Physiol. Rev., vol. 87, no. 3, Jul. 2007, pp. 873–904.
3. Nash J. M. and Theborge R. W. Understanding Psychological Stress, Its Biological Processes, and Impact on Primary Headache, Headache J. Head Face Pain, vol. 46, no. 9, Oct. 2006, pp. 1377–1386.
4. Arnsten F. T. Stress signalling pathways that impair prefrontal cortex structure and function, Nat. Rev. Neurosci, vol. 10, no. 6, Jun. 2009, pp. 410–422.
5. Kelley B.C., Gill D.L. An examination of personal/situational variables, stress appraisal, and burnout in collegiate teacher-coaches. Res. Q. Exerc. Sport, 64, 1993, pp. 94–102.

Рецензія/Peer review : 02.12.2021

Надрукована/Printed : 30.12.2021