

**Купін А.І.**

Криворізький національний університет

**Градовий О.В.**

Криворізький національний університет

## ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КОНТРОЛЮ УВАЖНОСТІ ОПЕРАТОРА НА ОСНОВІ ЕНЦЕФАЛОГРАФА

*Розробка методів класифікації станів електричної активності головного мозку людини, пов'язаних зі станом свідомості, є актуальним міждисциплінарним завданням. Одним із найбільш ефективних підходів до вирішення цього завдання є використання алгоритмів на основі штучних нейронних мереж. Мета – розробити метод розпізнавання і класифікації електроенцефалографічних патернів, відповідних різним станам свідомості, таким як втома та неувважність, на основі штучних нейронних мереж. Методи: розглянуті класифікатори на основі лінійних нейронних мереж, багатoshарових перцептронів. Виконано огляд принципу роботи та перспективні області застосування енцефалографа. Зроблений ретроспективний аналіз літературних джерел із питань математичних методів та апаратно-програмних засобів аналізу енцефалограми. Описано метод розпізнавання енцефалограми за допомогою нейромережі в системі контролю уваги. На основі перетворення Фур'є виконано дослідження спектральних характеристик енцефалограми. Запропоновано нейромережеву архітектуру з метою реалізації процесу розпізнавання ознак втоми оператора в реальному часі. Розглянуто один із методів оптимізації топології нейромережі. Підібрано алгоритм навчання штучної нейроструктури. Виконано програмну реалізацію всіх етапів процесу розпізнавання. Виконано запис енцефалограми, зібрано та структуровано дані вимірювання для навчання нейромережі та валідації. На основі зібраних даних виконано навчання нейромережі та валідацію отриманих результатів розпізнавання. Виконано тестування програмного забезпечення для розпізнавання в реальному часі. Побудовано графіки, що відображають результати розпізнавання. Здійснено комп'ютерне моделювання процесу розпізнавання критичних ситуацій. Зроблені розрахунки показників точності розпізнавання. Доведено адекватність та ефективність запропонованих підходів.*

**Ключові слова:** нейромережа, енцефалограф, контроль уваги, спектральний аналіз, перетворення Фур'є.

**Постановка проблеми.** У наш час є актуальною проблема контролю психоемоційного стану працівників на відповідальних посадах, від чого залежать якість виконаної роботи та безпека.

За мету було поставлено вимірювання втоми, втрати уваги та запобігання сну працівників, таких як диспетчери, пілоти, водії. Тому може бути використаний портативний енцефалограф для вимірювання електричної активності мозку. Основною проблемою є фільтрація й інтерпретація сигналу. Такі завдання розглядалися в роботах авторів [8], але залишилися невирішеними завдання автоматичного розпізнавання спектра.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Сучасні енцефалографи – багатоканальні (14 і більше) самописці, які дають змогу одночасно реєструвати електричну активність від відповідного числа електродів, встановлених на голові обстежуваного. Самі ж електроди являють собою невеликі металеві пластини або стрижні.

Відмінності в потенціалах на шкірній поверхні голови мають маленьку амплітуду, в нормі – близько 100–150 мкВ. Після зняття вони подаються на входи підсилювально-реєструючих пристроїв. Сучасні підсилювачі вельми чутливі і дають змогу виявляти електричні коливання з амплітудою лише в кілька мікрвольт. Крім реєструючих електродів, на тілі обстежуваного встановлюють електрод референсу, він служить для вирівнювання потенціалів тіла пацієнта і підсилювача.

Під час проведення електроенцефалограми (ЕЕГ) вимірюють сумарні постсинаптичні струми. Потенціал дії (ПД, короткочасна зміна потенціалу) в пресинаптичній мембрані аксона (довгого циліндричного відростка нервової клітини) викликає вивільнення нейромедіатора в синаптичну щілину. Нейромедіатор – хімічна речовина, яка здійснює передачу нервових імпульсів через синапси між нейронами. Пройшовши через синаптичну щілину, нейромедіа-

тор зв'язується з рецепторами постсинаптичної мембрани. Це викликає іонні струми в постсинаптичній мембрані. У результаті у позаклітинному просторі виникають компенсаторні струми. Саме ці позаклітинні струми формують потенціали ЕЕГ. ЕЕГ нечутлива до ПД аксонів. Хоча за формування сигналу ЕЕГ відповідальні постсинаптичні потенціали, поверхнева ЕЕГ не здатна зафіксувати активність одного дендрита або нейрона. Правильніше сказати, поверхнева ЕЕГ являє собою суму синхронної активності сотень нейронів, що мають однакову орієнтацію в просторі, розташовані радіально до шкіри голови. Токи, спрямовані по дотичній до шкіри голови, не реєструються. Таким чином, під час ЕЕГ реєструється активність радіально розташованих у корі апікальних дендритів. Оскільки вольтаж поля зменшується пропорційно відстані до його джерела в четвертому ступені, активність нейронів у глибоких шарах мозку зафіксувати набагато важче, ніж струми безпосередньо біля шкіри. Токи, реєстровані на ЕЕГ, характеризуються різними частотами, просторовим розподілом і взаємозв'язком із різними станами мозку (наприклад, сон або бадьорість). Такі коливання потенціалу показують синхронізовану активність цілої мережі нейронів.

На енцефалограмі можна відстежити такі ритми [9]:

- гамма-ритм ( $\gamma$ -ритм) – частота коливання вище 30 Гц, іноді досягає 100 Гц, амплітуда зазвичай не перевищує 15 мкВ. Реєструється в прецентральної, фронтальної, скроневої і тім'яної зонах кори головного мозку. Зазвичай дуже добре спостерігається під час вирішення завдань, які вимагають максимального зосередження уваги;

- бета-ритм ( $\beta$ -ритм) – частота коливання варіюється від 14 до 40 Гц. Амплітуда коливання зазвичай до 20 мкВ. У нормі він вельми слабо виражений і здебільшого має амплітуду 3–7 мкВ. Реєструється в області передніх і центральних звивин. Поширюється на задні центральні і лобові звивини. Бета-хвилі в нормі пов'язані з вищими когнітивними процесами і фокусуванням уваги у звичайному бадьорому стані;

- альфа-ритм ( $\alpha$ -ритм) – частота коливання варіюється від 8 до 13 Гц. Амплітуда 5–100 мкВ, найбільша амплітуда проявляється при закритих очах і в затемненому приміщенні. Реєструється переважно в потиличній і тім'яній областях (зорових відділах мозку). Реєструється у 85–95% здорових дорослих людей. Альфа-ритм пов'язаний із розслабленим станом бадьорості, спокою. Альфа-

хвилі виникають тоді, коли людина закриває очі і починає розслаблятися;

- каппа-ритм ( $\kappa$ -ритм) – частота коливання цього ритму лежить у межах від 8 до 13 Гц. Амплітуда розташовується в проміжку 5–40 мкВ. Реєстрація ритму відбувається в скроневої ділянці головного мозку. Спостерігається при пригніченні альфа-ритму в процесі розумової діяльності;

- мю-ритм ( $\mu$ -ритм) – частота коливання ритму від 8 до 13 Гц. Амплітуда зазвичай не перевищує 50 мкВ. Реєструється в роландичній області, тобто відповідно до розподілу бета-ритму (локалізована в області Роландової борозди). Має параметри, подібні до альфа-ритму, але відрізняється формою хвиль, що мають округлені вершини і тому схожі на арки. Спостерігається у 10–15% індивідуумів. Пов'язаний із тактильними подразненнями і уявою руху. Активується під час розумового навантаження і психічної напруги;

- тау-ритм, лямбда-ритм, сигма-ритм. Частота коливання тау-ритму ( $\tau$ -ритму) лежить у межах від 8 до 13 Гц, частоти коливання лямбда-ритму ( $\lambda$ -ритму) і сонних веретен збігаються і знаходяться в межах від 12 до 14 Гц. Реєстрація тау- і лямбда-ритмів відбувається в області скроневої кори головного мозку. Сонні веретена реєструються по всій корі головного мозку, однак найбільш виражені в центральних відведеннях. Тау-ритм відповідає блокадою на звукові стимули. Сигма-ритм спостерігається в ЕЕГ, але повністю блокується в розвиненій фазі швидкого сну;

- тета-ритм ( $\theta$ -ритм) – частота коливання цього ритму становить від 4 до 8 Гц. Амплітуда знаходиться в межах від 20 до 100 мкВ. Реєструється у фронтальних зонах і гіпокампі. Тета-хвилі з'являються тоді, коли спокійне, розслаблене неспання переходить у сонливість. Коливання в головному мозку стають більш повільними і ритмічними. Цей стан називається ще «сутінковим», оскільки в ньому людина знаходиться між сном і неспанням. У нормі тета-хвилі пов'язані зі зміною стану свідомості;

- дельта-ритм ( $\delta$ -ритм) – частота коливання варіюється від 1 до 4 Гц. амплітуда розташована в межах 20–200 мкВ (високоамплітудні хвилі).

Отже, на підставі усього вищезазначеного нами була поставлена задача провести експериментальні дослідження процесу діагностування та реалізувати процес розпізнавання критичних ситуацій (наприклад, неувважності оператора) із застосуванням нейромережевих технологій.

**Експериментальні дослідження.** Як енцефалограф у процесі дослідження був використаний

Emotiv EPOC+. Характеристики пристрою наведені нижче.

- Число датчиків: 14 шт.
- Тип датчиків: пасивні, мокрі.
- Батарея: 7–12 годин без підзарядки.
- З'єднання з комп'ютером: Bluetooth.
- MU частина: LSM9DS0.
- Частота дискретизації: 128 Гц.
- Роздільна здатність: 16 біт.

Були виконані заміри мозкових хвиль із відкритими та закритими очима та створено 4 вибірки даних (датасети) у форматі csv: 2 з відкритими та 2 з закритими для навчання та валідації нейромережі. Приклад датасету наведений на рис. 1.

Перша колонка – номер запису в секунду, 2–15 колонки – сигнал від відповідного електроду, 16 – тіки процесора, що відображають час вимірювання. Відповідність розташування електродів до порядку колонок (0 відповідає 2 колонці) наведено на рис. 2.

Необроблені дані на графіку від одного з електродів у разі заміру з відкритими очима наведені на рис. 3 та із закритими – на рис. 4.

Для аналізу даних був вибраний спектральний метод, що являє собою розкладання сигналу на складові частоти (спектр) за допомогою перетворення Фур'є. Потім спектр використовується для машинного навчання нейромережі, яка має розрізняти 2 стани: закриті очі, відкриті.

Перетворення Фур'є – інтегральне перетворення однієї комплекснозначної функції дійсної змінної на іншу. Воно тісно пов'язане з перетворенням Лапласа та аналогічне розкладу в ряд Фур'є для неперіодичних функцій. Це перетворення розкладає функцію на осциляторні функції. Використовується для того, щоб розрахувати спектр частот для сигналів змінних у часі (мова або електрична напруга).

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt, \quad (1)$$

Формула перетворення Фур'є (1), що буде застосовуватись.

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)e^{i\omega t} d\omega, \quad (2)$$

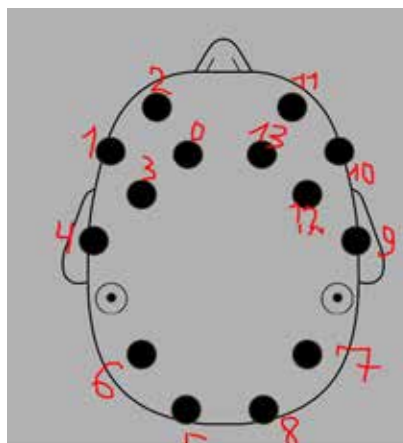


Рис. 2. Розташування електродів в EMOTIV EPOC+

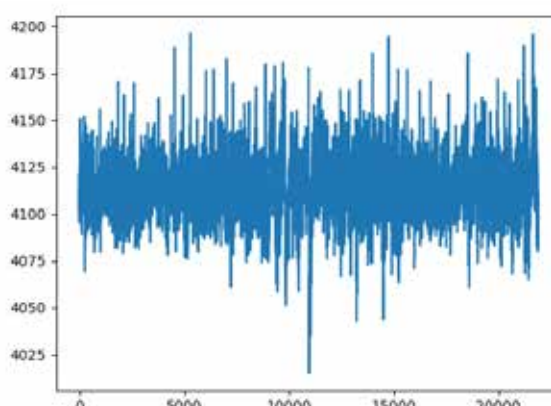


Рис. 3. Необроблений сигнал із відкритими очима

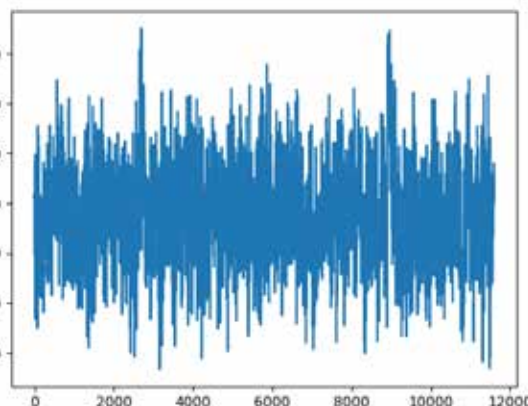


Рис. 4. Необроблений сигнал із закритими очима

18	4134.74389667	4127.496337542	4114.999999973	4136.43225621	4136.191894602	4136.252281891	4133.979622896	4127.307160011	4130.079632970	4134.407179611	4119.743389671	4139.102630911	4123.079622896	4136.7947132	1699999997596693230
19	4132.379432006	4126.102630911	4129.46120257	4134.50037826	4133.30912077	4137.042307966	4149.513182312	4129.844133077	4119.230748966	4137.03081289	4130.30441311	4139.743389671	4130.81320226	4135.444133077	1699999997596693230
20	4121.153182312	4123.202127911	4121.717948966	4127.96413289	4139.42320461	4130.54423304	4124.22072096	4127.17948966	4121.41202614	4123.05074322	4122.30748966	4140.30441311	4130.70023026	4123.444133077	1699999997596693230
21	4129.30748966	4131.53041216	4124.743389671	4124.743389671	4136.7948132	4130.30233313	4130.12020476	4121.41202614	4115.70023026	4131.53041216	4124.743389671	4122.30237462	4137.30051205	4130.302127911	1699999997596693230
22	4139.717948966	4130.618389671	4123.41202614	4110.208127911	4146.202081009	4136.07492287	4137.050207462	4117.081202614	4114.202081009	4126.30441311	4127.438893716	4137.17048966	4121.02048966	4130.102630911	1699999997596693230
23	4127.17948966	4127.9487132	4139.98978326	4113.462493916	4137.30748966	4136.4123621	4134.44839281	4122.82042896	4119.30849611	4127.30748966	4124.252096102	4140.39748966	4119.102630911	4121.7487132	1699999997596693230
24	4127.9487132	4124.22021011	4130.98413289	4119.120748966	4136.208127911	4130.208127911	4132.208127911	4130.102630911	4130.079632970	4124.743389671	4122.30237462	4130.30441311	4121.02048966	4130.302127911	1699999997596693230
25	4132.17948966	4137.9487132	4139.98978326	4139.120748966	4136.208127911	4130.208127911	4132.208127911	4130.102630911	4130.079632970	4124.743389671	4122.30237462	4130.30441311	4121.02048966	4130.302127911	1699999997596693230
26	4114.60666026	4129.544133077	4125.41202614	4130.31202614	4130.31202614	4127.438893716	4136.06666026	4130.202127911	4129.071948966	4121.02048966	4122.30237462	4130.30441311	4121.02048966	4130.302127911	1699999997596693230
27	4112.40237462	4124.22072096	4127.30748966	4120.30237462	4130.31202614	4130.31202614	4127.438893716	4136.06666026	4130.202127911	4129.071948966	4121.02048966	4122.30237462	4130.30441311	4121.02048966	1699999997596693230
28	4127.9487132	4124.22072096	4127.30748966	4120.30237462	4130.31202614	4130.31202614	4127.438893716	4136.06666026	4130.202127911	4129.071948966	4121.02048966	4122.30237462	4130.30441311	4121.02048966	1699999997596693230
29	4124.743389671	4120.30237462	4127.30748966	4120.30237462	4130.31202614	4130.31202614	4127.438893716	4136.06666026	4130.202127911	4129.071948966	4121.02048966	4122.30237462	4130.30441311	4121.02048966	1699999997596693230
30	4124.743389671	4120.30237462	4127.30748966	4120.30237462	4130.31202614	4130.31202614	4127.438893716	4136.06666026	4130.202127911	4129.071948966	4121.02048966	4122.30237462	4130.30441311	4121.02048966	1699999997596693230
31	4125.98978326	4115.743389671	4121.02048966	4122.30237462	4130.31202614	4130.31202614	4127.438893716	4136.06666026	4130.202127911	4129.071948966	4121.02048966	4122.30237462	4130.30441311	4121.02048966	1699999997596693230
32	4127.9487132	4124.22072096	4127.30748966	4120.30237462	4130.31202614	4130.31202614	4127.438893716	4136.06666026	4130.202127911	4129.071948966	4121.02048966	4122.30237462	4130.30441311	4121.02048966	1699999997596693230

Рис. 1. Датасет

Функцію  $f(t)$ , яка визначається формулою (2), називають зворотним перетворенням Фур'є.

Спектр сигналу з одного з електродів після перетворення Фур'є має вигляд.

З відкритими очима зазначений спектр виглядає так (рис. 5).

Із закритими очима аналогічний спектр змінюється, як це наведено на рис. 6.

По осі  $x$  відображена частота в герцах, по осі  $y$  – амплітуда коливань. Можна чітко побачити шум від побутової мережі в 50 Гц.

Для розпізнавання стану була використана багатошарова нейромережа на бібліотеці Keras. Датасет був поділений на семпли, дискретиза-

цією в 4 секунди, з кожним семплом було виконано перетворення Фур'є, отримані спектри від кожного електроду були об'єднані між собою. Перший семпл після перетворення Фур'є та об'єднання зображений на рис. 7.

Обробка сигналу представлена на рис. 8.

Отримані семпли використовуються для навчання багатошарової нейромережі методом зворотного поширення помилки. По черзі подаються на вхід нейромережі, на єдиний вихід подаються очікувані результати: для відкритих очей 1, для закритих – 0.

Нейромережа написана з використанням бібліотеки Keras та має структуру, наведену в таблиці 1.

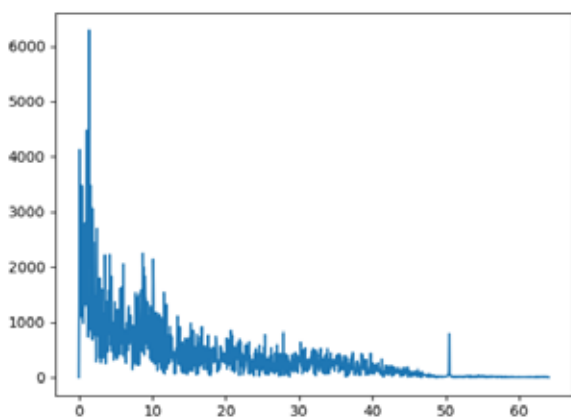


Рис. 5. Спектр сигналу з відкритими очима

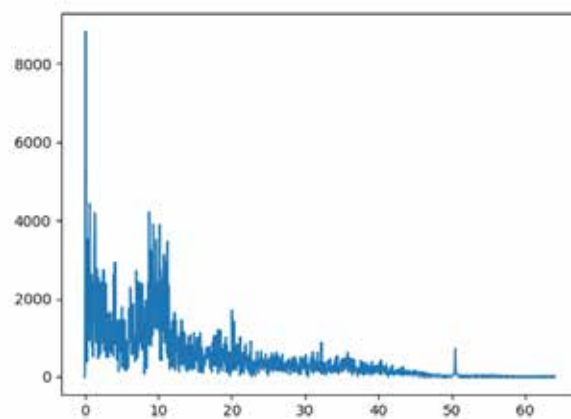


Рис. 6. Спектр сигналу з закритими очима

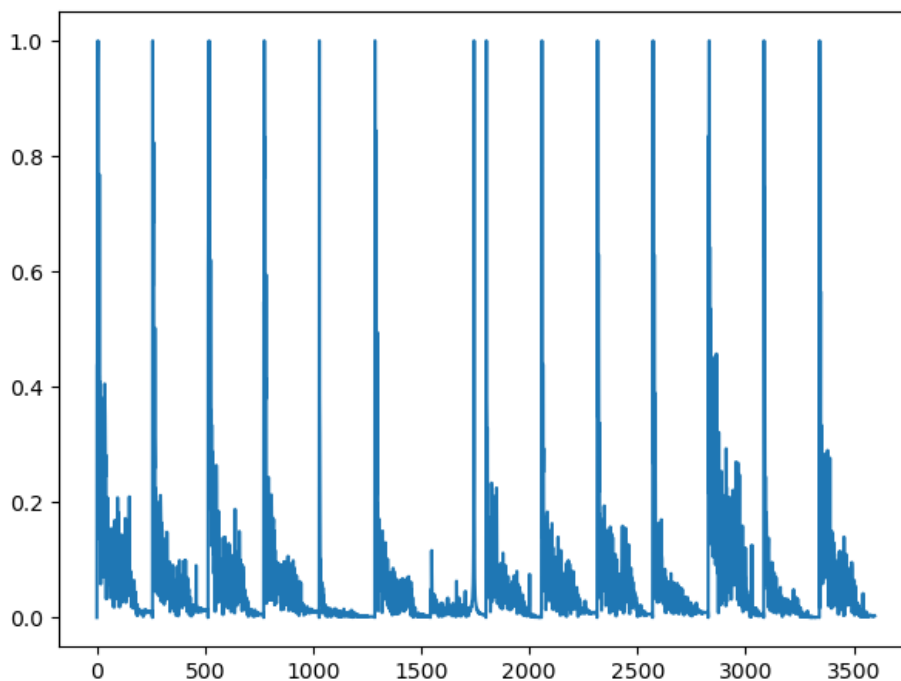


Рис. 7. Оброблений сигнал з усіх електродів

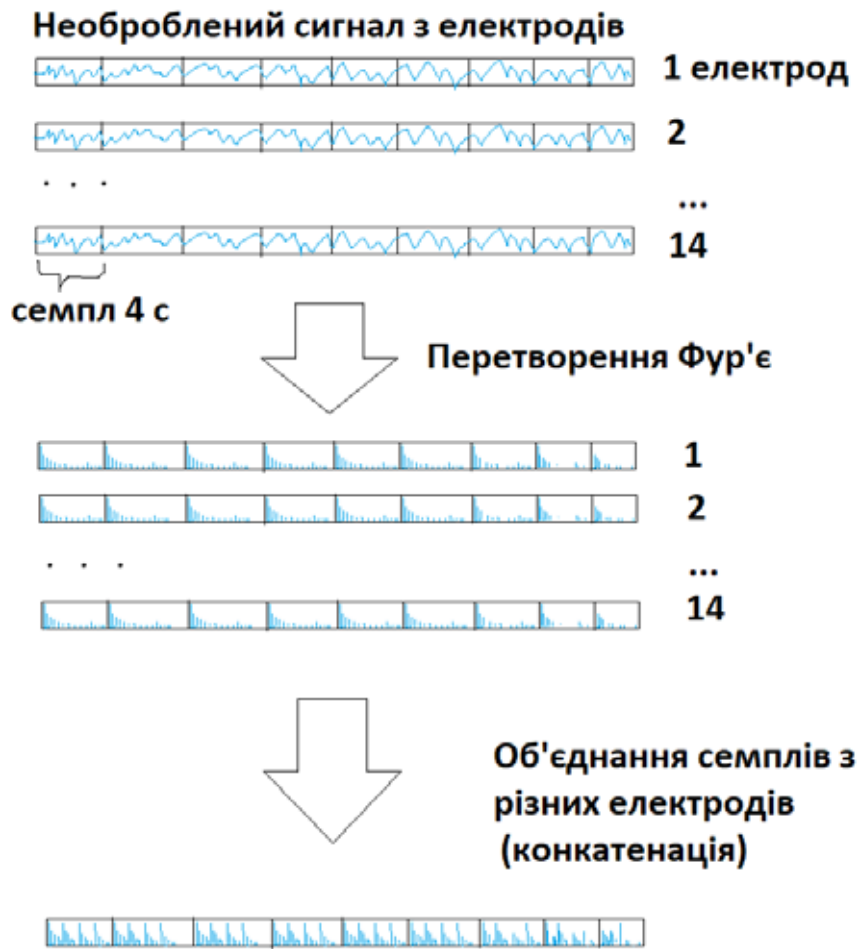


Рис. 8. Обробка сигналу

Таблиця 1

**Структура нейромережі**

Layer (type)	Output Shape	Param #
input (InputLayer)	(None, 3598)	0
dense_13 (Dense)	(None, 1128)	4059672
dense_14 (Dense)	(None, 292)	329668
dense_15 (Dense)	(None, 130)	38090
dense_16 (Dense)	(None, 10)	1310
output (Dense)	(None, 1)	11
Total params: 4,428,751		
Trainable params: 4,428,751		
Non-trainable params: 0		

3598 входів відповідають сумарній кількості частот з усіх електродів для 1 семплу, нейромережа має 4 шари по 1128, 292, 130, 10 нейронів відповідно. 2 датасета використовуються для навчання, open.csv та close.csv та ще 2 для валідації open2.csv, close2.csv. Кількість епох навчання – 15000. Після навчання виконується валідація на датасетах, що не брали участі в навчанні. Результуюча помилка при валідації становить 0.0409, що є гар-

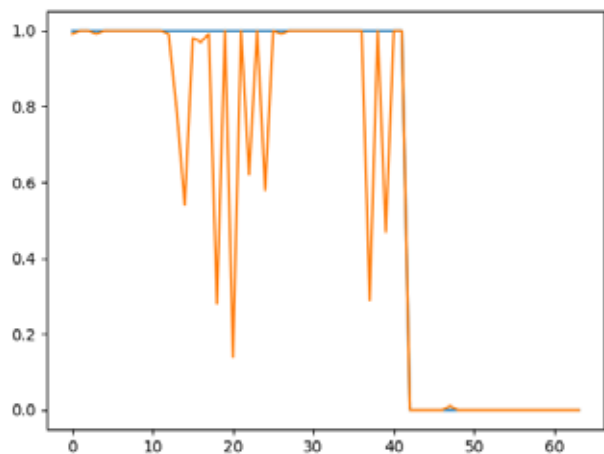


Рис. 9. Результат валідації

ним результатом. Результат валідації зображено на графіку (рис. 9).

Синя лінія відображає очікуване значення, оранжева – результат на виході нейромережі.

Програмний код для навчання нейромережі мовою Python:

```

# -*- coding: utf-8 -*-

import keras
from keras.models import Model
from keras.layers import Input, Embedding
from keras.layers import Dense, Dropout
from scipy.fft import fft, fftfreq, rfft, rfftfreq
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy
import sys

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

def furie(dat,scaler,scl=0):
    yres = []
    index = 0
    SAMPLE_RATE = 128
    DURATION = 4
    N = SAMPLE_RATE * DURATION
    xf = rfftfreq(N, 1 / SAMPLE_RATE)
    #Розбиття сигналу на семпли
    for index in range(0,len(dat)-len(dat)%N,N):
        #Перетворення Фур'є для кожного семплу
        yf = rfft(dat.values[index:index+N])
        yf[0]=0
        yf = numpy.abs(yf)

    if scl>0:
        yf2 = []
        for i in range(0,len(yf),int(len(yf)/(scl))):
            yf2.append(sum(yf[i:i+int(len(yf)/(scl))]))
        yf=numpy.array(yf2[:int(scl)])

    yf = yf.reshape((len(yf), 1))
    #Нормалізація
    yf = scaler.fit_transform(yf)
    yf = yf.reshape((len(yf)))

    yres.append(yf)
    return xf, yres

def furieconc(dat,scl=0):
    scaler=MinMaxScaler()
    af = []
    for i in dat:
        #Перетворення Фур'є
        _f = furie(dat[i],scaler,scl)
        af.append(f)
    #Конкатинація семплів з різних електродів
    res = numpy.concatenate((af),axis=1)
    return res

electrods = [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14]
#датасети для навчання
data1 = pd.read_csv("open.csv", header=None,
                    usecols=electrods)
data2 = pd.read_csv("close.csv", header=None,
                    usecols=electrods)

#датасети для валідації
data3 = pd.read_csv("open2.csv", header=None,
                    usecols=electrods)
data4 = pd.read_csv("close2.csv", header=None,
                    usecols=electrods)

#обробка сигналу
f1 = furieconc(data1)
f2 = furieconc(data2)
f3 = furieconc(data3)
f4 = furieconc(data4)

#Об'єднання датасетів навчання
training_X = numpy.concatenate((f1,f2))
#Заповнення масиву очікуваних результатів
training_Y = numpy.zeros((len(f1)+len(f2),1))
training_Y[:len(f1)]=1

#Об'єднання датасетів валідації
test_X = numpy.concatenate((f3,f4))
#Заповнення масиву очікуваних результатів
test_Y = numpy.zeros((len(f3)+len(f4),1))
test_Y[:len(f3)]=1

#Параметри нейромережі
activation_function = 'relu'
optimizer = 'adam'
loss_function = 'mean_squared_error'
batch_size = int(len(training_X))
num_epochs = 15000

#Bxið
inp = Input(shape=(len(training_X[0]),), name =
'input')
x = Dense(1128, activation = activation_function)
(inp)
#x = Dropout(0.05)(x)
x = Dense(292, activation = activation_function)
(x)
#x = Dropout(0.05)(x)
x = Dense(130, activation = activation_function)
(x)
#x = Dropout(0.05)(x)
x = Dense(10, activation = activation_function)(x)
#Buxið

```

```
output = Dense(1, name='output', activation =
'sigmoid')(x)
model = Model(inputs=[inp], outputs=output)
print(model.summary())
model.compile(optimizer = optimizer, loss = loss_
function)
```

*#Навчання мережі*

```
model.fit(
{'input': training_X},
training_Y,
batch_size = batch_size, epochs = num_epochs)
```

*#Валідація*

```
res = model.evaluate({'input': test_X}, {'output':
test_Y}, batch_size = batch_size)
```

**print**(res)

*#Збереження навченої нейромережі на диск*

```
model.save('model.h5')
```

*#Тестування*

```
y_predict = model.predict({'input': test_X})
```

```
y_predict = numpy.around(y_predict,2)
```

```
plt.plot(test_Y)
```

```
plt.plot(y_predict)
```

```
plt.show()
```

Оптимізація топології нейромережі була виконана методом підбору з кроком, що зменшуються в процесі оптимізації. Створюється мережа з заданими параметрами, виконується її навчання, підрахунок помилки, змінюється кількість нейронів у кожному шарі в меншу та більшу сторону на заданий крок, знаходиться мінімальна помилка, зменшується крок, процедура повторюється.

Фрагмент програмного коду для оптимізації:

```
param = [1128,292,130,201]
```

```
for nm in range(500,0,-1):
```

```
print(nm)
```

```
for p in range(len(param)):
```

```
brutex = []
```

```
brutey = []
```

```
step = nm
```

```
kshift = 4
```

```
if param[p] < step:
```

```
strt = param[p]
```

```
else:
```

```
strt = param[p] – step*kshift
```

```
if strt < 1:
```

```
strt = 1
```

```
end = param[p]+step*kshift
```

```
for n in range(strt,end,step):
```

```
param[p] = n
```

```
xa = numpy.concatenate((f1,f2))
```

```
ya = numpy.zeros((len(f1)+len(f2),1))
```

```
ya[:len(f1)]=1
```

```
training_X = xa
```

```
training_Y = ya
```

```
xa2 = numpy.concatenate((f3,f4))
```

```
ya2 = numpy.zeros((len(f3)+len(f4),1))
```

```
ya2[:len(f3)]=1
```

```
test_X = xa2
```

```
test_Y = ya2
```

```
activation_function = 'relu'
```

```
optimizer = 'adam'
```

```
loss_function = 'mean_squared_error'
```

```
batch_size = int(len(training_X))
```

```
num_epochs = 1000
```

```
inp = Input(shape=(len(training_X[0]),), name =
'input')
```

```
x = Dense(param[0], activation = activation_
function)(inp)
```

```
x = Dense(param[1], activation = activation_
function)(x)
```

```
x = Dense(param[2], activation = activation_
function)(x)
```

```
x = Dense(param[3], activation = activation_
function)(x)
```

```
output = Dense(1, name='output', activation =
'sigmoid')(x)
```

```
model = Model(inputs=[inp], outputs=output)
```

```
#print(model.summary())
```

```
print(param[p])
```

```
model.compile(optimizer = optimizer, loss = loss_
function)
```

```
model.fit(
```

```
{'input': training_X},
```

```
training_Y,
```

```
batch_size = batch_size, epochs = num_epochs,
```

```
verbose=0)
```

Була розроблена програма, що в реальному часі визначає наявність ситуації з закритими очима оператора та подає звуковий сигнал, якщо очі закриті. Затримка спрацьовування становить 4 секунди та дорівнює довжині семплу, але в перспективі можна зробити неперервний аналіз.

```
def furieconc(dat,scl=0):
```

```
scaler=MinMaxScaler()
```

```
af = []
```



```
for v in dat:
    _,f = furie(v,scaler,scl)
    af.append(f)
    #print(af)
    res = numpy.concatenate((af),axis=1)
    return res

#Завантаження моделі
model = keras.models.load_model('eyes2.h5')
print(model.summary())

cyHeadset = EEG()

counter = 0
frame = []
last = [0.5,0.5]
while 1:
    while tasks.empty():
        pass
    _, data = cyHeadset.get_data()
    counter += 1
    #Збереження даних у масив
    frame.append(data)
    #Обробка даних кожні 4 секунди
    if counter >= 128*4:
        frame = numpy.array(frame)
        #Формування семплу
        frame = numpy.transpose(frame)
        #Нормалізація, перетворення Фур'є, об'єднання
        ха = furieconc(frame)
        #Виконання розпізнавання
        y_predict = model.predict({'input': ха})[0][0]
        print(y_predict)
        #Поріг спрацьовування сигналу
        if y_predict < 0.2:
            #Звуковий сигнал
            playsound("1.mp3")
            #print(frame)
            counter = 0
            #Очистка масиву із семплом
            frame = []
            #Збереження попередніх результатів розпізнавання
            last[1] = last[0]
            last[0] = y_predict
```

**Висновки.** Результати дослідження показали достатню ефективність запропонованого методу. Точність становить 96%. Отже, спектральний аналіз та розпізнавання енцефалограми за допомогою нейромережі є ефективними та можуть бути використані для системи контролю уважності в реальному часі.

#### Список літератури:

1. Преобразование Фурье, как метод анализа ЭЭГ-сигналов. URL: <https://cmi.to/методи/анализ-фурье/>
2. Преобразования Фурье для обработки сигналов с помощью Python. URL: <https://proglib.io/p/preobrazovaniya-fure-dlya-obrabotki-signalov-s-pomoshchyu-python-2020-11-03>
3. Ильясов Л.В. Биомедицинская измерительная техника : Учеб. пособие для вузов. Москва : Высш. шк., 2007. 342 с.
4. Основи біомедичного радіоелектронного апаратобудування : навчальний посібник / Злепко С.М., Павлов С.В., Коваль Л.Г. та ін. Вінниця : ВНТУ, 2011. 133 с.
5. Биотехнические системы: теория и проектирование : учебн. пособие / [Ахутин В. М., Немирко А. П., Першин Н. Н. и др.]. Ленинград : ЛГУ, 1981. 220 с.; Кузьмин И.В. Основы теории информации и кодирования / И.В. Кузьмин, В.А. Кедрус. Киев : Вища школа, 1977. 180 с.
6. Мещанінов С.К. Електронні методи і засоби біомедичних вимірювань : навчальний посібник / С.К. Мещанінов, В.М. Співак, А.Т. Орлов. Київ : Кафедра, 2015. 211 с.
7. Лобасюк Б.А., Карпинская О.Н., Ружицкая. М.С. Практикум по электроэнцефалографии. ОНУ. 2016. 57 с.
8. Чернышева Е.Г., Чернышев Б.В. Практические занятия по прикладной психофизиологии : учебно-методическое пособие для студентов психологического факультета ГУ- ВШЭ. Москва, 2010. 54 с.
9. Мозг и его ритмы – базовые знания. URL: <https://nodus.ua/tsentr/nauka-i-praktyka/neuroreabilitatsiya/mozg-i-ego-ritmy-bazovye-znaniya/>

#### Kupin A.I., Hradovyi O.V. INTELLECTUAL OPERATOR ATTENTION CONTROL SYSTEM BASED ON ENCEPHALOGRAPH

*The development of methods for classifying the states of electrical activity of the human brain associated with the state of consciousness is an urgent interdisciplinary task. One of the most effective approaches to solving this problem is the use of algorithms based on artificial neural networks. Objective: to develop a method for recognizing and classifying electroencephalographic patterns corresponding to different states of consciousness such as fatigue and inattention, based on artificial neural networks. Methods: classifiers*



*based on linear neural networks, multilayer perceptrons are considered. A review of the principle of operation and promising areas of application of the encephalograph. A retrospective analysis of literature sources on mathematical methods and hardware and software tools for encephalogram analysis. The method of encephalogram recognition by means of a neural network in the attention control system is described. Based on the Fourier transform, the spectral characteristics of the encephalogram were studied. The neural network architecture for realization of process of recognition of signs of fatigue of the operator in real time is offered. One of the methods of optimization of the neural network topology is considered. An algorithm for teaching artificial neurostructure is selected. The software implementation of all stages of the recognition process is performed. The encephalogram was recorded, measurement data were collected and structured for neural network training and validation. Based on the collected data, neural network training and validation of the obtained recognition results were performed. Real-time recognition software testing. Graphs showing the results of recognition are constructed. Computer simulation of the process of recognizing critical situations has been performed. Calculations of recognition accuracy indicators are made. The adequacy and effectiveness of the proposed approaches are proved.*

**Key words:** *neural network, encephalograph, attention control, spectral analysis, Fourier transform.*