

# **Вступ до ML на прикладі дослідження діабету в індіанському племені Пума**

## **Постановка задачі:**

### 1 частина

- 1) Провести датаналіз даних (пошук аномалій, видалення викидів, візуалізація і т.п.);
- 2) Розібрати код;
- 3) Здійснити тренування на дефолтному коді;
- 4) Спробувати відкинути деякі фічі і подивитися, чи буде змінюватися точність;
- 5) Змінити кількість шарів/активаційні функції і подивитися, як це буде впливати на вихідну точність;
- 6) Отримати максимально можливу точність;
- 7) Додати нормалізацію даних.

### 2 частина:

- 1) Натренувати на простій архітектурі класифікацію фізичної активності.

## **Критерії валідації:**

### 1 частина:

- 1) Точність моделі нейронної мережі 95% і більше.

### 2 частина:

- 1) Точність моделі нейронної мережі 80% і більше;
- 2) Точність валідації моделі нейронної мережі 70% і більше.

## Частина I

### 1) Виконання дефолтного коду з туторіалу

Спочатку було виконано код, наведений у туторіалі (посилання: <https://machinelearningmastery.com/tutorial-first-neural-network-python-keras/>). В результаті було отримано модель нейронної мережі, точність якої після 150 епох становить 75.13%.

```
# evaluate the keras model
_, accuracy = model.evaluate(X, y)
print('Accuracy: %.2f' % (accuracy*100))
```

24/24 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.5291 - accuracy: 0.7513  
Accuracy: 75.13

Рис. 1. Точність DNN-моделі

Для відображення зміни точності та втрат під час тренування моделі, було створено функцію `plot_graph`, яка відображає значення точності та втрат для кожної епохи.

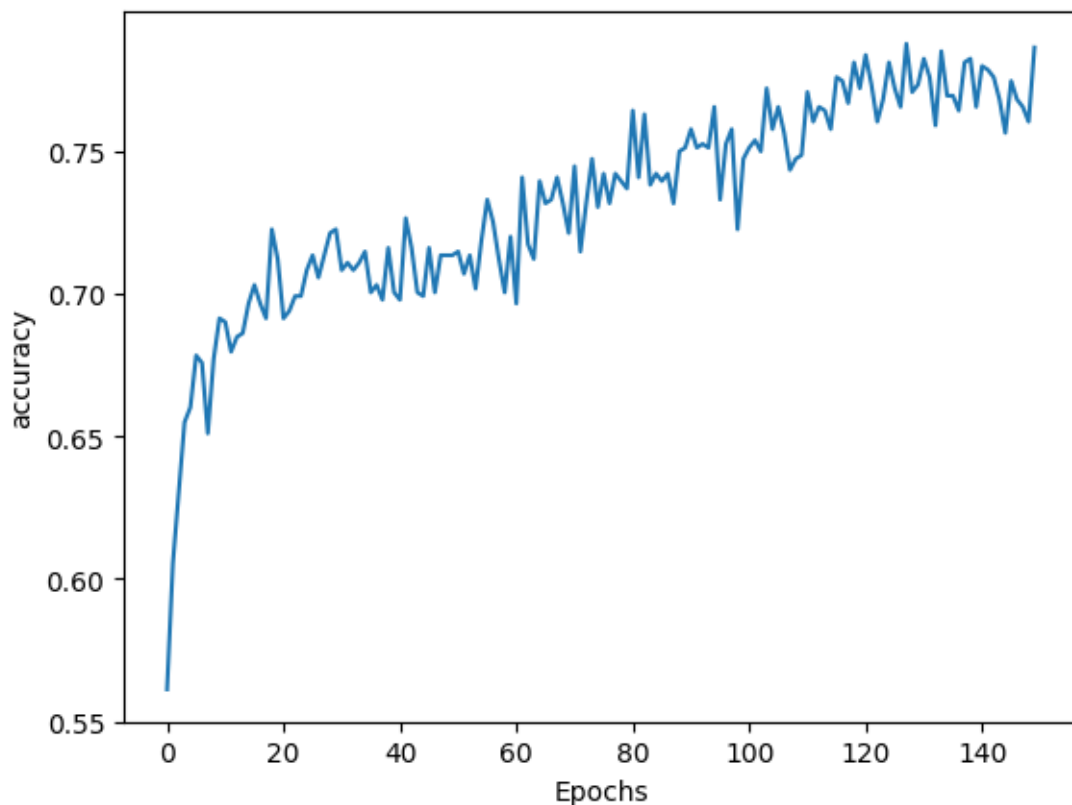


Рис. 2. Зміна точності протягом епох під час навчання моделі

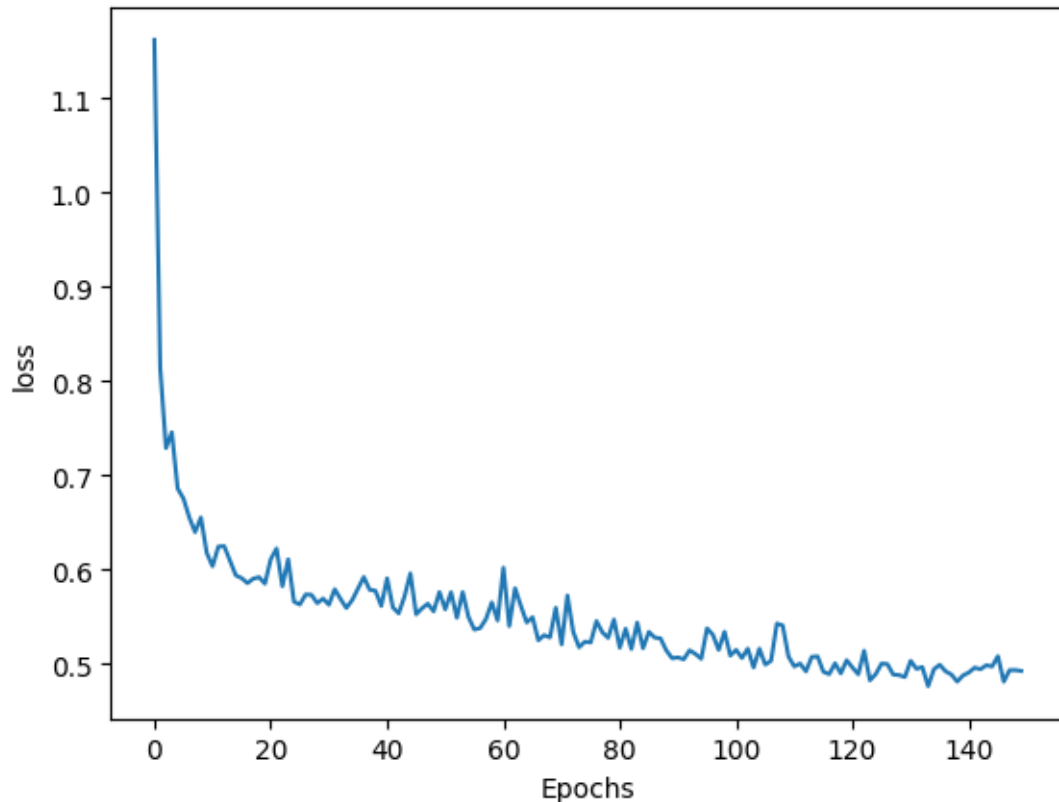


Рис. 3. Зміна втрат протягом епох під час навчання моделі

Повторюючи останні кроки туторіалу, розглянемо також перші п'ять передбачень/прогнозів моделі на тому ж тренувальному датасеті.

```
# make class predictions with the model
predictions = (model.predict(X) > 0.5).astype(int)

# summarise the first 5 cases
for i in range(5):
    print(f"{X[i].tolist()} => {predictions[i][0]} (true value = {y[i]})")
```

```
24/24 [=====] - 0s 1ms/step
[6.0, 148.0, 72.0, 35.0, 0.0, 33.6, 0.627, 50.0] => 1 (true value = 1.0)
[1.0, 85.0, 66.0, 29.0, 0.0, 26.6, 0.351, 31.0] => 0 (true value = 0.0)
[8.0, 183.0, 64.0, 0.0, 0.0, 23.3, 0.672, 32.0] => 1 (true value = 1.0)
[1.0, 89.0, 66.0, 23.0, 94.0, 28.1, 0.167, 21.0] => 0 (true value = 0.0)
[0.0, 137.0, 40.0, 35.0, 168.0, 43.1, 2.288, 33.0] => 1 (true value = 1.0)
```

Рис. 4. Прогнози натренованої моделі

Як бачимо із рис. 4, прогнози моделі для перших п'яти векторів ознак (feature vectors) виявилися правильними.

Оскільки нейронні мережі є стохастичними алгоритмами (той самий алгоритм на тих самих даних може навчати іншу модель з різними навичками кожного разу, коли виконується код), повторимо цей приклад ще 4 рази і знайдемо середнє значення точності моделі.

```

24/24 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.5291 - accuracy: 0.7513
Accuracy: 75.13

24/24 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4642 - accuracy: 0.7865
Accuracy: 78.65

24/24 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4810 - accuracy: 0.7747
Accuracy: 77.47

24/24 [=====] - 0s 991us/step - loss: 0.5054 - accuracy: 0.7565
Accuracy: 75.65

24/24 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4728 - accuracy: 0.7721
Accuracy: 77.21

```

Рис. 5. Результати тренування моделі (5 експериментів)

Таблиця 1.

Точність моделей нейронної мережі

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	75.13	78.65	77.47	75.65	77.21

Із табл.1 видно, що всі показники точності становлять близько 77%, а середній показник становить 76.822%.

## 2) Аналіз датасету

### Коротко про дослідження

**Двогодинний пероральний тест на толерантність до глюкози (ПТТГ)** – аналіз на цукор з навантаженням, який виконується в період 25–26 тижнів вагітності. Дослідження проводиться з метою виключення гестаційного діабету (діабету вагітних).

Спочатку беруть кров із вени і в лабораторії (не експрес-методом) визначають глікемію (вміст глюкози) у плазмі крові. Після цього вагітній дають випити 300 мл води, в якій розведено 75 г глюкози. Через 2 години роблять ще одне забирання крові. Протягом цього часу вагітна не повинна їсти, можна пити звичайну, не газовану воду.

Детальніше можна дізнатися на сайті: <https://isida.ua/uk/diagnostika/disease/peroralnyij-test-na-tolerantnost-k-glyukoze-pttg/>

"2-годинний сироватковий інсулін" (2-Hour serum insulin (mu U/ml) - стовпець №5) у наборі даних відноситься до вимірювання рівня інсуліну в сироватці крові, отриманого через 2 години після того, як пацієнт спожив навантаження глюкози в рамках перорального тесту на толерантність до глюкози (OGTT).

Вимірювання «2-годинного сироваткового інсуліну» в цьому наборі даних вказує на концентрацію інсуліну в сироватці крові через 2 години після вживання стандартизованої кількості глюкози під час перорального тесту на толерантність до глюкози.

Функція походження діабету (Diabetes pedigree function - DPF) розраховує ймовірність діабету залежно від віку суб'єкта та його/її сімейної історії діабету.

## Етап 1: Data Cleaning and Preprocessing

Досліджуваний датасет було перетворено у датафрейм (pandas) із назвами стовпців, які відповідають вказаним в описі датафрейму.

```
columns = ['pregnancies', 'glucose_concentration', 'blood_pressure', 'triceps_skin_thickness', 'serum_insulin', 'bmi',  
           'diabetes_pedigree_function', 'age', 'has_diabetes']  
df = pd.read_csv('data/pima-indians-diabetes.csv', names=columns)  
df.head()
```

	pregnancies	glucose_concentration	blood_pressure	triceps_skin_thickness	serum_insulin	bmi	diabetes_pedigree_function	age	has_diabetes
0	6	148	72	35	0	33.6	0.627	50	1
1	1	85	66	29	0	26.6	0.351	31	0
2	8	183	64	0	0	23.3	0.672	32	1
3	1	89	66	23	94	28.1	0.167	21	0
4	0	137	40	35	168	43.1	2.288	33	1

Рис. 6. Вміст датафрейму df

```
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>  
RangeIndex: 768 entries, 0 to 767  
Data columns (total 9 columns):  
#   Column                                Non-Null Count  Dtype  
---  -  
0   pregnancies                          768 non-null    int64  
1   glucose_concentration                768 non-null    int64  
2   blood_pressure                      768 non-null    int64  
3   triceps_skin_thickness               768 non-null    int64  
4   serum_insulin                       768 non-null    int64  
5   bmi                                 768 non-null    float64  
6   diabetes_pedigree_function           768 non-null    float64  
7   age                                 768 non-null    int64  
8   has_diabetes                        768 non-null    int64  
dtypes: float64(2), int64(7)  
memory usage: 54.1 KB
```

Рис. 7. Інформація про датафрейм df

Як бачимо із рис. 7, датафрейм не містить NaN значень.

Однак у пункті 8 опису датасету вказано, що наявні пропуски значень (відсутні значення) векторів ознак.

#### 8. Missing Attribute Values: Yes

Рис. 8. В описі датасету вказано, що є відсутні значення

Тому було вирішено переглянути унікальні значення кожного із стовпців датафрейму із метою виявлення пропусків.

```
df['pregnancies'].unique()  
  
array([ 6,  1,  8,  0,  5,  3, 10,  2,  4,  7,  9, 11, 13, 15, 17, 12, 14],  
      dtype=int64)
```

Рис. 9. Унікальні значення стовпця 'pregnancies'

Розглянувши рис. 9, на перший погляд підозрілими є показники 0 та  $n > 10$ . Показник 0 можна пояснити тим, що на момент дослідження це була перша вагітність жінки (тобто до цього, вона не була вагітною). А от великі показники ( $n > 10$ ) є доволі підозрілими. Так, наприклад, значення 17 можна вважати викидом, оскільки воно значно вище за інші значення. Причиною цього можуть бути помилки введення даних, аномалії збору даних або фактичні рідкісні випадки. Для остаточного висновку потрібно провести додатковий аналіз. Однак, точно можна сказати про відсутність втрачених даних у цьому стовпці.

Далі розглянемо стовпець 'glucose\_concentration'.

```
df['glucose_concentration'].unique()  
  
array([148,  85, 183,  89, 137, 116,  78, 115, 197, 125, 110, 168, 139,  
       189, 166, 100, 118, 107, 103, 126,  99, 196, 119, 143, 147,  97,  
       145, 117, 109, 158,  88,  92, 122, 138, 102,  90, 111, 180, 133,  
       106, 171, 159, 146,  71, 105, 101, 176, 150,  73, 187,  84,  44,  
       141, 114,  95, 129,  79,  0,  62, 131, 112, 113,  74,  83, 136,  
       80, 123,  81, 134, 142, 144,  93, 163, 151,  96, 155,  76, 160,  
       124, 162, 132, 120, 173, 170, 128, 108, 154,  57, 156, 153, 188,  
       152, 104,  87,  75, 179, 130, 194, 181, 135, 184, 140, 177, 164,  
       91, 165,  86, 193, 191, 161, 167,  77, 182, 157, 178,  61,  98,  
       127,  82,  72, 172,  94, 175, 195,  68, 186, 198, 121,  67, 174,  
       199,  56, 169, 149,  65, 190], dtype=int64)
```

Рис. 10. Унікальні значення стовпця 'glucose\_concentration'

Значення концентрації глюкози, що дорівнює 0, у стовпці 'glucose\_concentration' (або будь-яке вимірювання рівня глюкози в крові) зазвичай вважається незвичним і потенційно вказує на проблему з даними. У контексті вимірювання рівня глюкози в крові значення 0 не є фізіологічно правдоподібним і, ймовірно, є заповнювачем або індикатором відсутніх даних. Перевіримо, скільки таких рядків присутні у датасеті.

```
len(df[df['glucose_concentration']==0])
```

5

Рис. 11. Кількість рядків із значенням 0 стовпця 'glucose\_concentration'

Вважатимемо рядки із значенням 0 стовпця 'glucose\_concentration' індикатором відсутніх даних і вони підлягатимуть видаленню.

Проте безпосередньо перед тим, як вносити зміни в оригінальний датасет, розглянемо спочатку усі його стовпці.

```
blood_pressure_arr = df['blood_pressure'].unique()  
blood_pressure_arr.sort()  
blood_pressure_arr
```

```
array([ 0, 24, 30, 38, 40, 44, 46, 48, 50, 52, 54, 55, 56,  
       58, 60, 61, 62, 64, 65, 66, 68, 70, 72, 74, 75, 76,  
       78, 80, 82, 84, 85, 86, 88, 90, 92, 94, 95, 96, 98,  
      100, 102, 104, 106, 108, 110, 114, 122], dtype=int64)
```

Рис. 12. Унікальні значення стовпця 'blood\_pressure'

Як і для стовпця 'glucose\_concentration', для стовпця 'blood\_pressure' наявність значення 0 є аномальною. Дуже мало ймовірно, що діастолічний артеріальний тиск людини дорівнюватиме рівно 0, оскільки це означатиме відсутність тиску в артеріях під час фази розслаблення серцебиття. Це значення може бути використане для представлення відсутніх або невідомих даних.

```
len(df[df['blood_pressure']==0])
```

35

Рис. 13. Кількість рядків із значенням 0 стовпця 'blood\_pressure'

```
triceps_skin_thickness = df['triceps_skin_thickness'].unique()
triceps_skin_thickness.sort()
triceps_skin_thickness

array([ 0,  7,  8, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23,
       24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40,
       41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 54, 56, 60, 63, 99],
      dtype=int64)
```

Рис. 14. Унікальні значення стовпця 'triceps\_skin\_thickness'

Із рис. 14 видно, що для стовпця 'triceps\_skin\_thickness', який відповідає за товщину шкіряної складки тріцепса у мм, присутнє значення 0. Але значення 0 для товщини шкіряної складки не має фізіологічного сенсу та ймовірно використовується як заповнювач для відсутніх даних.

```
len(df[df['triceps_skin_thickness']==0])
```

227

Рис. 15. Кількість рядків із значенням 0 стовпця 'triceps\_skin\_thickness'

Як бачимо із рис. 15, загальна кількість рядків із значенням 0 стовпця 'triceps\_skin\_thickness', яке не має фізіологічного сенсу, становить 227, а це близько 30% даних датасету. Тому видалення цих рядків призведе до втрати значної кількості даних, що потенційно може призвести до менш репрезентативної моделі. Для вирішення цієї проблеми використано два підходи:

- 1) імпуція відсутніх значень за допомогою сучасних методів;
- 2) вилучення цілого стовпця.

Наступним розглянемо стовпець, відповідальний за вимірювання рівня інсуліну в сироватці крові – 'serum\_insulin'.



```
serum_insulin = df['serum_insulin'].unique()
serum_insulin.sort()
serum_insulin
```

```
array([ 0, 14, 15, 16, 18, 22, 23, 25, 29, 32, 36, 37, 38,
        40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 48, 49, 50, 51, 52, 53,
        54, 55, 56, 57, 58, 59, 60, 61, 63, 64, 65, 66, 67,
        68, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77, 78, 79, 81, 82,
        83, 84, 85, 86, 87, 88, 89, 90, 91, 92, 94, 95, 96,
        99, 100, 105, 106, 108, 110, 112, 114, 115, 116, 119, 120, 122,
        125, 126, 127, 128, 129, 130, 132, 135, 140, 142, 144, 145, 146,
        148, 150, 152, 155, 156, 158, 159, 160, 165, 166, 167, 168, 170,
        171, 175, 176, 178, 180, 182, 183, 184, 185, 188, 190, 191, 192,
        193, 194, 196, 200, 204, 205, 207, 210, 215, 220, 225, 228, 230,
        231, 235, 237, 240, 245, 249, 250, 255, 258, 265, 270, 271, 272,
        274, 275, 277, 278, 280, 284, 285, 291, 293, 300, 304, 310, 318,
        321, 325, 326, 328, 330, 335, 342, 360, 370, 375, 387, 392, 402,
        415, 440, 465, 474, 478, 480, 485, 495, 510, 540, 543, 545, 579,
        600, 680, 744, 846], dtype=int64)
```

Рис. 16. Унікальні значення стовпця 'serum\_insulin'

Як бачимо із рис. 16, і для цього стовпця наявне значення 0. Однак важливо зазначити, що на відміну від попередніх стовпців, наявність 0 не обов'язково вказує на відсутність значень у цьому випадку. Значення 0 справді може бути дійсним вимірюванням інсуліну в сироватці крові, особливо якщо аналіз, що використовується для вимірювання, має нижню межу виявлення, яка включає 0. Це поширене явище в багатьох лабораторних аналізах, і значення 0 може означати рівні інсуліну, які справді близькі або нижчі від нижньої межі виявлення.

```
len(df[df['serum_insulin']==0])
```

374

Рис. 17. Кількість рядків із значенням 0 стовпця 'serum\_insulin'

Враховуючи кількість рядків із значенням 0 для стовпця 'serum\_insulin', а також той факт, що значення 0 може означати близькі до нижньої межі рівні інсуліну, вважатимемо такі рядки дійсними.

```
bmi = df['bmi'].unique()
bmi.sort()
bmi
```

```
array([ 0. , 18.2, 18.4, 19.1, 19.3, 19.4, 19.5, 19.6, 19.9, 20. , 20.1,
       20.4, 20.8, 21. , 21.1, 21.2, 21.7, 21.8, 21.9, 22.1, 22.2, 22.3,
       22.4, 22.5, 22.6, 22.7, 22.9, 23. , 23.1, 23.2, 23.3, 23.4, 23.5,
       23.6, 23.7, 23.8, 23.9, 24. , 24.1, 24.2, 24.3, 24.4, 24.5, 24.6,
       24.7, 24.8, 24.9, 25. , 25.1, 25.2, 25.3, 25.4, 25.5, 25.6, 25.8,
       25.9, 26. , 26.1, 26.2, 26.3, 26.4, 26.5, 26.6, 26.7, 26.8, 26.9,
       27. , 27.1, 27.2, 27.3, 27.4, 27.5, 27.6, 27.7, 27.8, 27.9, 28. ,
       28.1, 28.2, 28.3, 28.4, 28.5, 28.6, 28.7, 28.8, 28.9, 29. , 29.2,
       29.3, 29.5, 29.6, 29.7, 29.8, 29.9, 30. , 30.1, 30.2, 30.3, 30.4,
       30.5, 30.7, 30.8, 30.9, 31. , 31.1, 31.2, 31.3, 31.6, 31.9, 32. ,
       32.1, 32.2, 32.3, 32.4, 32.5, 32.6, 32.7, 32.8, 32.9, 33.1, 33.2,
       33.3, 33.5, 33.6, 33.7, 33.8, 33.9, 34. , 34.1, 34.2, 34.3, 34.4,
       34.5, 34.6, 34.7, 34.8, 34.9, 35. , 35.1, 35.2, 35.3, 35.4, 35.5,
       35.6, 35.7, 35.8, 35.9, 36. , 36.1, 36.2, 36.3, 36.4, 36.5, 36.6,
       36.7, 36.8, 36.9, 37. , 37.1, 37.2, 37.3, 37.4, 37.5, 37.6, 37.7,
       37.8, 37.9, 38. , 38.1, 38.2, 38.3, 38.4, 38.5, 38.6, 38.7, 38.8,
       38.9, 39. , 39.1, 39.2, 39.3, 39.4, 39.5, 39.6, 39.7, 39.8, 39.9,
       40. , 40.1, 40.2, 40.5, 40.6, 40.7, 40.8, 40.9, 41. , 41.2, 41.3,
       41.5, 41.8, 42. , 42.1, 42.2, 42.3, 42.4, 42.6, 42.7, 42.8, 42.9,
       43.1, 43.2, 43.3, 43.4, 43.5, 43.6, 44. , 44.1, 44.2, 44.5, 44.6,
       45. , 45.2, 45.3, 45.4, 45.5, 45.6, 45.7, 45.8, 46.1, 46.2, 46.3,
       46.5, 46.7, 46.8, 47.9, 48.3, 48.8, 49.3, 49.6, 49.7, 50. , 52.3,
       52.9, 53.2, 55. , 57.3, 59.4, 67.1])
```

Рис. 18. Унікальні значення стовпця 'bmi'

Розглянувши рис. 18, можна знову побачити значення 0. Важливо розуміти, що ІМТ, що дорівнює 0, або має надзвичайно низькі значення, як-от 0, можуть свідчити про відсутність або недійсність даних, оскільки ІМТ є розрахованим значенням, яке вимагає ненульових вимірювань ваги та зросту. Тому такі рядки вважатимемо рядками із втраченими даними (missing values).

```
len(df[df['bmi']==0])
```

11

Рис. 19. Кількість рядків із значенням 0 стовпця 'bmi'

Кількість рядків із нульовим значенням ІМТ становить близько 1.5% від загального обсягу датасету, тому їх можна буде видалити.

```
diabetes_pedigree_func_arr = df['diabetes_pedigree_function'].unique()
diabetes_pedigree_func_arr.sort()
diabetes_pedigree_func_arr

array([0.078, 0.084, 0.085, 0.088, 0.089, 0.092, 0.096, 0.1 , 0.101,
       0.102, 0.107, 0.108, 0.115, 0.118, 0.121, 0.122, 0.123, 0.126,
       0.127, 0.128, 0.129, 0.13 , 0.133, 0.134, 0.135, 0.136, 0.137,
       0.138, 0.14 , 0.141, 0.142, 0.143, 0.144, 0.145, 0.147, 0.148,
       0.149, 0.15 , 0.151, 0.153, 0.154, 0.155, 0.156, 0.157, 0.158,

       1.114, 1.127, 1.136, 1.138, 1.144, 1.154, 1.159, 1.162, 1.174,
       1.182, 1.189, 1.191, 1.213, 1.222, 1.224, 1.251, 1.258, 1.268,
       1.282, 1.292, 1.318, 1.321, 1.353, 1.39 , 1.391, 1.394, 1.4 ,
       1.441, 1.461, 1.476, 1.6 , 1.698, 1.699, 1.731, 1.781, 1.893,
       2.137, 2.288, 2.329, 2.42 ])
```

Рис. 20. Унікальні значення стовпця 'diabetes\_pedigree\_function' (перші та останні 5 рядків)

Дивлячись на список унікальних значень для стовпця 'diabetes\_pedigree\_function', здається, що немає значення 0 або інших значень, які могли б безпосередньо представляти відсутні значення.

Залишилося дослідити вміст останнього стовпця вектора ознак – стовпця 'age'.

```
age_arr = df['age'].unique()
age_arr.sort()
age_arr

array([21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37,
       38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54,
       55, 56, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 72,
       81], dtype=int64)
```

Рис. 21. Унікальні значення стовпця 'age'

Із рис. 21 видно, що найменший вік жінки становить 21 рік, а найбільший – 81. Найменший вік співпадає із вказаним в описі до датасету (рис. 22).

#### 4. Relevant Information:

Several constraints were placed on the selection of these instances from a larger database. In particular, all patients here are females at least 21 years old of Pima Indian heritage. ADAP is an adaptive learning routine that generates and executes digital analogs of perceptron-like devices. It is a unique algorithm; see the paper for details.

Рис. 22. Мінімальний вік, вказаний в описі датасету

Розглянемо також унікальні значення для стовпця 'has\_diabetes', який виступатиме в ролі лейбелів (labels) для моделі нейронної мережі.

```
df['has_diabetes'].unique()  
  
array([1, 0], dtype=int64)
```

Рис. 23. Унікальні значення стовпця 'has\_diabetes'

Вміст стовпця 'has\_diabetes' співпадає із очікуваним.

Отже, дослідивши усі 9 стовпців датафрейму, отримано такі результати:

- 1) Стовпці 'pregnancies', 'serum\_insulin', 'diabetes\_pedigree\_function' та 'has\_diabetes' не мають відсутніх значень (missing values).
- 2) Стовпці 'glucose\_concentration', 'blood\_pressure' і 'bmi' мають декілька відсутніх значень (5, 35 і 11 відповідно), замінених значенням 0. Тому рядки із такими значеннями можна спробувати видалити.
- 3) Стовпець 'triceps\_skin\_thickness' містить 227 відсутніх/неправильних значень (= 0). Видалення рядків із цим значенням призведе до втрати значної кількості даних, тому для вирішення проблеми планується використати підхід імпутації даних або вилучення цілого стовпця під час тренування моделі нейронної мережі (тобто цей стовпець просто не входить до вектора ознак).

Перед видаленням рядків, в яких стовпці 'glucose\_concentration', 'blood\_pressure' і 'bmi' мають значення 0, розглянемо скільки рядків буде втрачено.

```
len(df[(df['glucose_concentration'] == 0) | (df['blood_pressure'] == 0) | (df['bmi'] == 0)])
```

44

Рис. 24. Кількість рядків, які буде видалено

Із рис. 24 видно, що внаслідок Data Cleaning буде видалено 44 рядки, що становить 7.3% від загальної кількості рядків у датасеті.

Проведемо процес Data Cleaning для вказаних стовпців.

```
df = df[(df['glucose_concentration'] != 0) & (df['blood_pressure'] != 0) & (df['bmi'] != 0)]  
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>  
Int64Index: 724 entries, 0 to 767  
Data columns (total 9 columns):  
#   Column                                Non-Null Count  Dtype  
---  -  
0   pregnancies                          724 non-null    int64  
1   glucose_concentration                724 non-null    int64  
2   blood_pressure                      724 non-null    int64  
3   triceps_skin_thickness              724 non-null    int64  
4   serum_insulin                      724 non-null    int64  
5   bmi                                 724 non-null    float64  
6   diabetes_pedigree_function          724 non-null    float64  
7   age                                 724 non-null    int64  
8   has_diabetes                        724 non-null    int64  
dtypes: float64(2), int64(7)  
memory usage: 56.6 KB
```

Рис. 25. Інформація про датафрейм df після проведення Data Cleaning

Як було вказано вище, для стовпця 'triceps\_skin\_thickness' використаємо підхід імпутації даних, зокрема, K-Nearest Neighbors (KNN) Imputation. Вибір саме цього методу імпутації даних можна пояснити тим, що цей метод оцінює відсутні значення, використовуючи значення k-найближчих сусідів у наборі даних. Він враховує подібність між зразками та може бути хорошим вибором, якщо існує кореляція між стовпцем 'triceps\_skin\_thickness' та іншими характеристиками.

Для того, щоб виявити наявність кореляції між 'triceps\_skin\_thickness' та іншими характеристиками, побудуємо матрицю кореляції для датафрейму df.

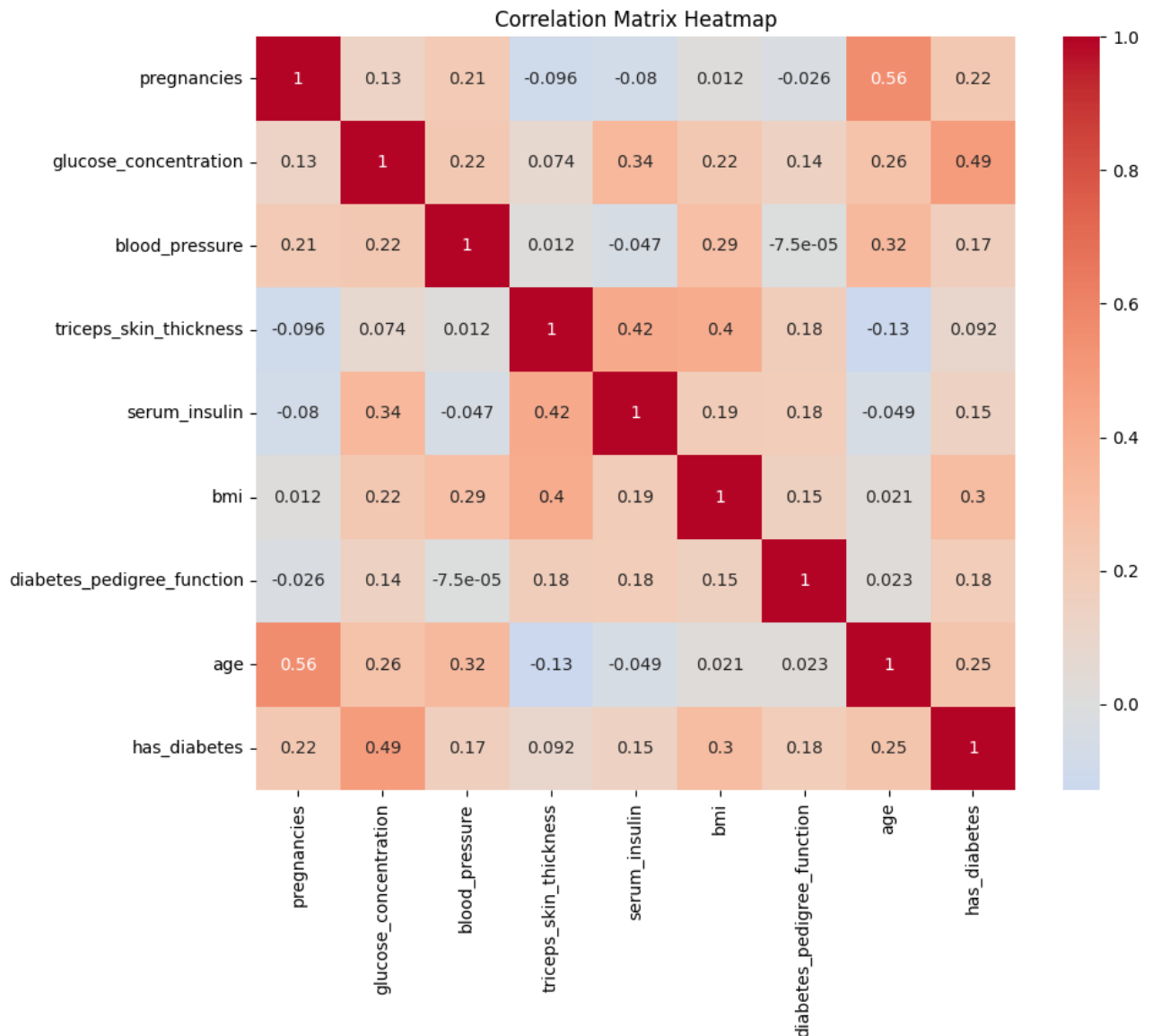


Рис. 26. Матриця кореляції датафрейму df

Розглянувши матрицю кореляції датафрейму df (рис. 26), можна помітити наявність кореляції між стовпцем 'triceps\_skin\_thickness' та стовпцем 'serum\_insulin' (0.42), а також між 'triceps\_skin\_thickness' та 'bmi' (0.40). Хоча згадані кореляції не надто високі, вони все ж припускають певний рівень зв'язку між змінними, тому використання KNN імпутації є доцільним.

Перед виконанням KNN імпутації, розглянемо кількість рядків датафрейму df, які мають значення 0 стовпця 'triceps\_skin\_thickness', які залишилися після виконання Data Cleaning для стовпців 'glucose\_concentration', 'blood\_pressure' і 'bmi'.

```
len(df[df['triceps_skin_thickness'] == 0])
```

192

Рис. 27. Кількість рядків із значенням 0 стовпця 'triceps\_skin\_thickness'

```

df_knn = df.copy()
# Subset of relevant columns for KNN imputation
subset_columns = ['triceps_skin_thickness', 'serum_insulin', 'bmi']

# Separate data with missing 'triceps_skin_thickness'
missing_data = df_knn[df_knn['triceps_skin_thickness'] == 0][subset_columns]
known_data = df_knn[df_knn['triceps_skin_thickness'] != 0][subset_columns]

# Reset the index of both DataFrames
known_data.reset_index(drop=True, inplace=True)
missing_indexes = missing_data.index
missing_indexes = list(missing_indexes)
# Fit a NearestNeighbors model
neighbors_number = 5
neighbors_model = NearestNeighbors(n_neighbors=neighbors_number)
neighbors_model.fit(known_data.drop('triceps_skin_thickness', axis=1).values)
changed_indexes = []
# Impute missing values using KNN
for index, row in missing_data.iterrows():
    query_point = row.drop('triceps_skin_thickness')
    distances, indices = neighbors_model.kneighbors([query_point])
    avg_triceps_thickness = np.mean([known_data.loc[idx, 'triceps_skin_thickness'] for idx in indices[0]])
    changed_indexes.append(index)
    df_knn.loc[df_knn.index == index, 'triceps_skin_thickness'] = int(avg_triceps_thickness)

print(f"len(df_knn[df_knn['triceps_skin_thickness'] == 0]) = {len(df_knn[df_knn['triceps_skin_thickness'] == 0])}")
len(df_knn[df_knn['triceps_skin_thickness'] == 0]) = 0

```

Рис. 28. Результати виконання KNN імпутації

Як видно із рис. 28, внаслідок виконання KNN імпутації кількість рядків зі значенням 0 стовпця 'triceps\_skin\_thickness' зменшилася від 192 у df датафреймі до 0 у df\_knn датафреймі.

Розглянемо, як змінився розподіл міток досліджуваного стовпця після виконання KNN імпутації (рис. 29 і рис. 30).

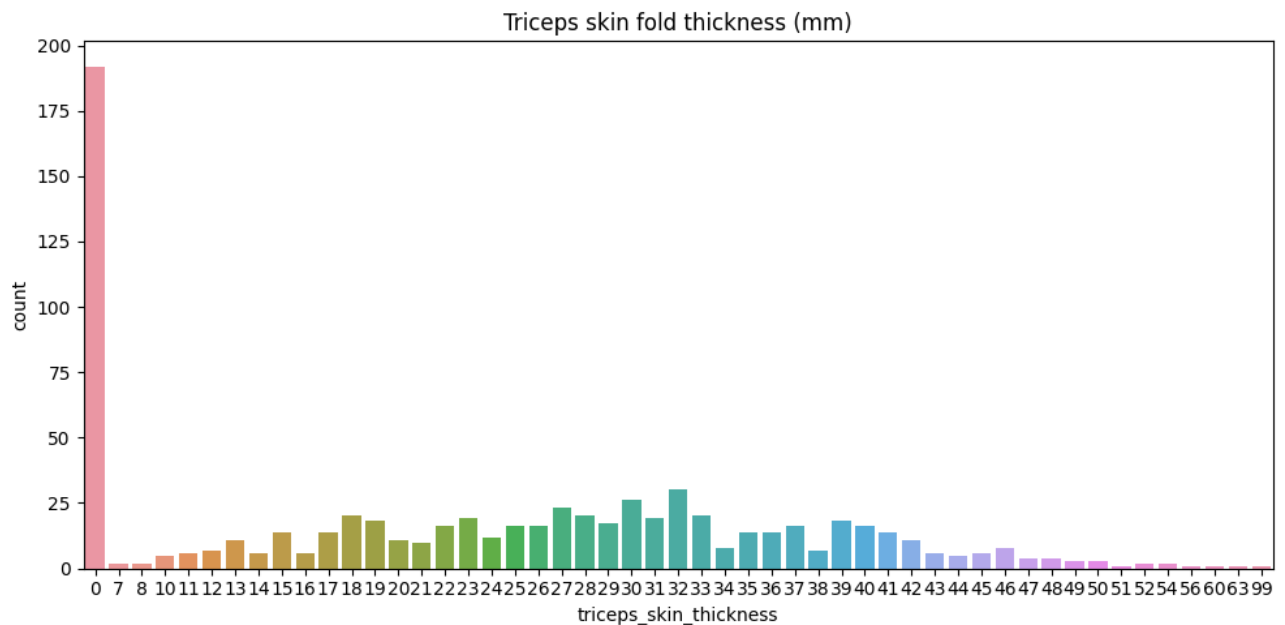


Рис. 29. Розподіл міток стовпця 'triceps\_skin\_thickness' перед виконанням KNN імпутації

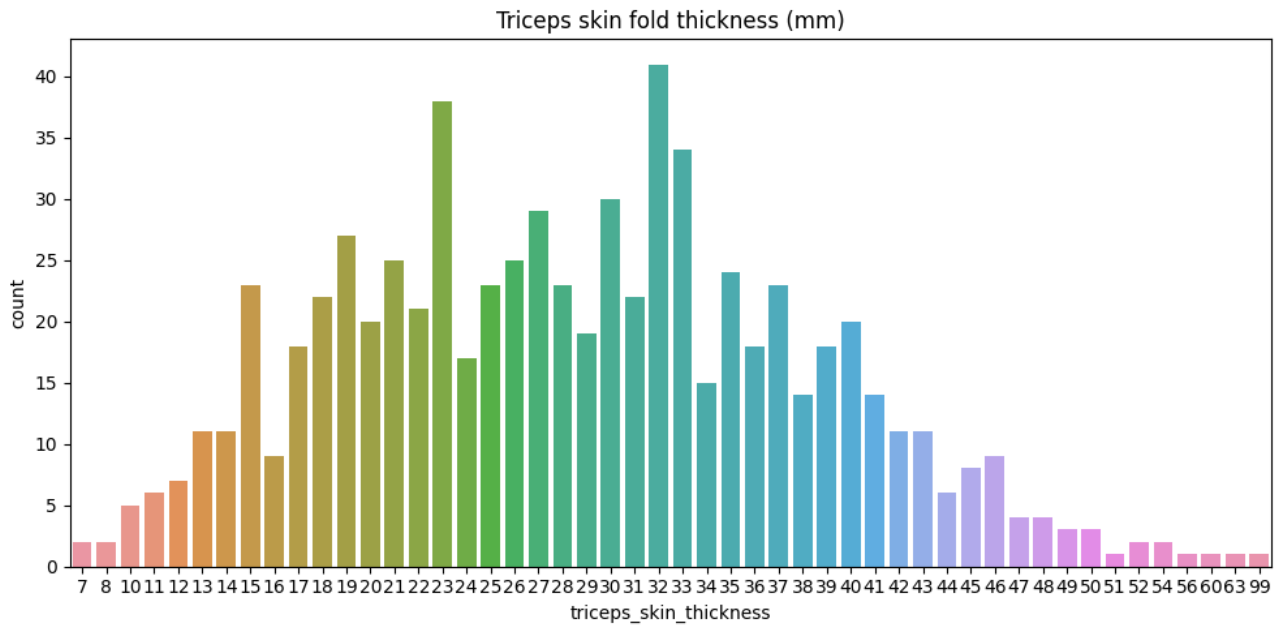


Рис. 30. Розподіл міток стовпця 'triceps\_skin\_thickness' після виконання KNN імпутації

Із рис. 30 видно, що внаслідок KNN імпутації зникла мітка 0. Також варто зазначити, що внаслідок KNN імпутації загальна картина розподілу міток для стовпця 'triceps\_skin\_thickness' незначно змінилася, тобто загальна поведінка збереглася (немає строго однієї мітки, яка виділяється серед інших, як би це було, наприклад, внаслідок виконання mean імпутації).

Для нагляднішого відображення зміни розподілу міток стовпця 'triceps\_skin\_thickness' побудуємо дві відсоткові кругові діаграми (рис. 31).

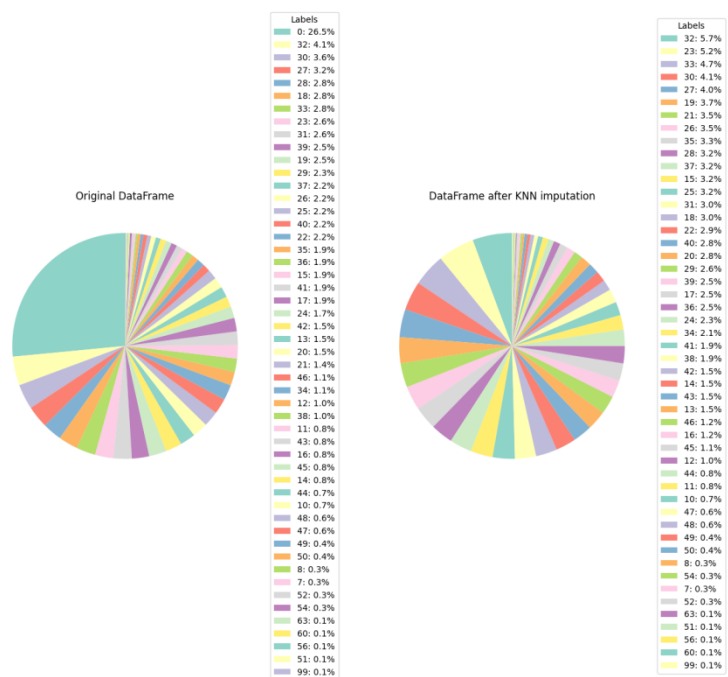


Рис. 31. Розподіл міток стовпця 'triceps\_skin\_thickness'



## Етап 2: Exploratory Data Analysis

Для початку розглянемо розподіл міток для стовпця 'pregnancies'.

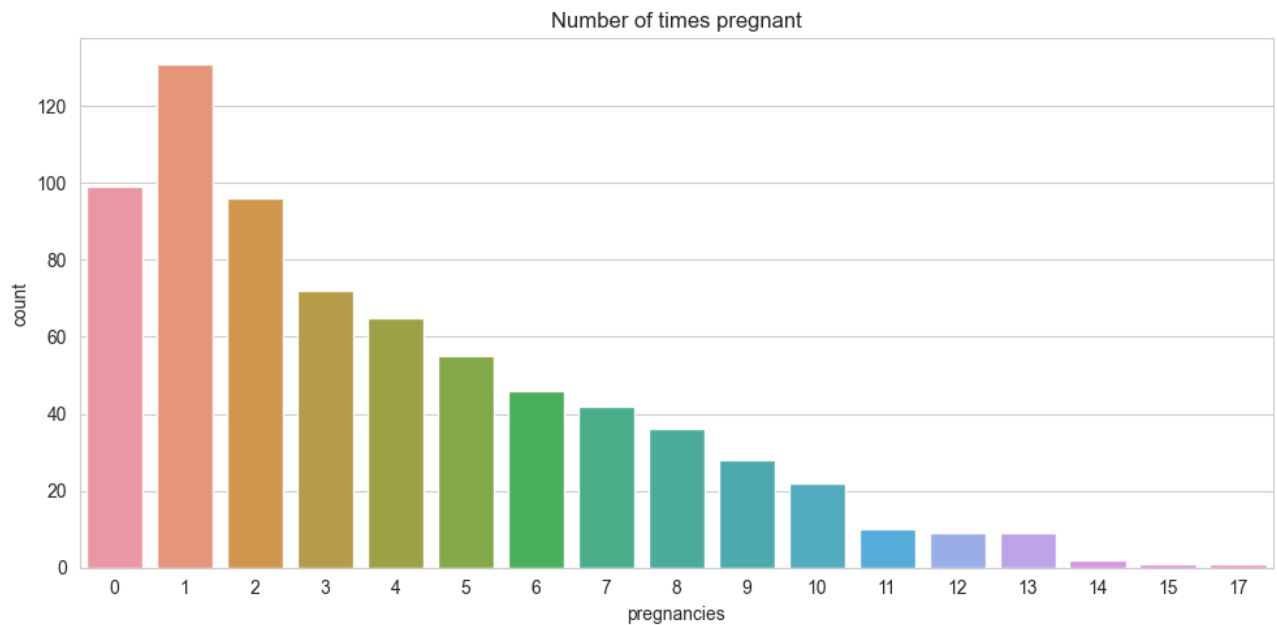


Рис. 32. Розподіл міток стовпця 'pregnancies'

У досліджуваному датафреймі переважають записи про жінок, які були вагітними менше шести разів. Незначну частину становлять мітки із значенням, більшим 10.

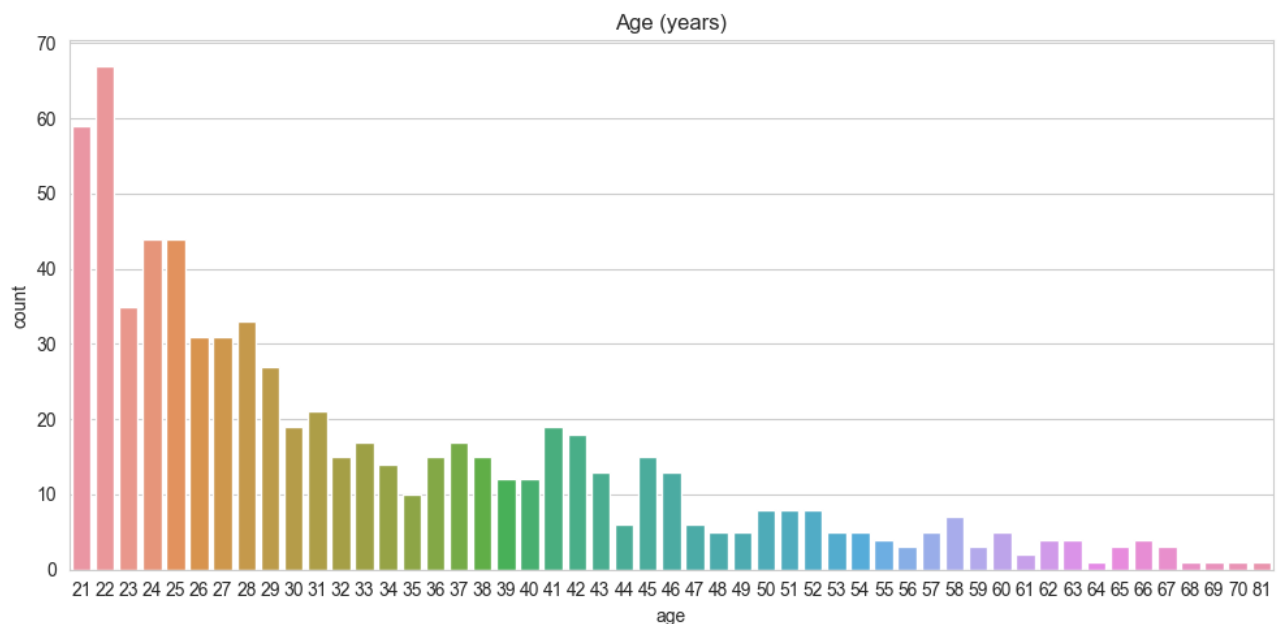


Рис. 33. Розподіл міток стовпця 'age'

Проаналізувавши рис. 32 і рис. 33, можна зробити висновок, що в основному датасет містить багато інформації про молодих жінок (21-30 років) та про жінок, які були вагітними не більше 6 разів.

Схожа форма графіків для віку та кількості вагітностей наводить на думку про існування певної кореляції між цими двома ознаками, що підтверджується матрицею кореляції (рис. 26): кореляція становить 0.56.

Важливо також розглянути розподіл міток стовпця 'has\_diabetes', який виступає в якості вихідних значень моделі машинного навчання.

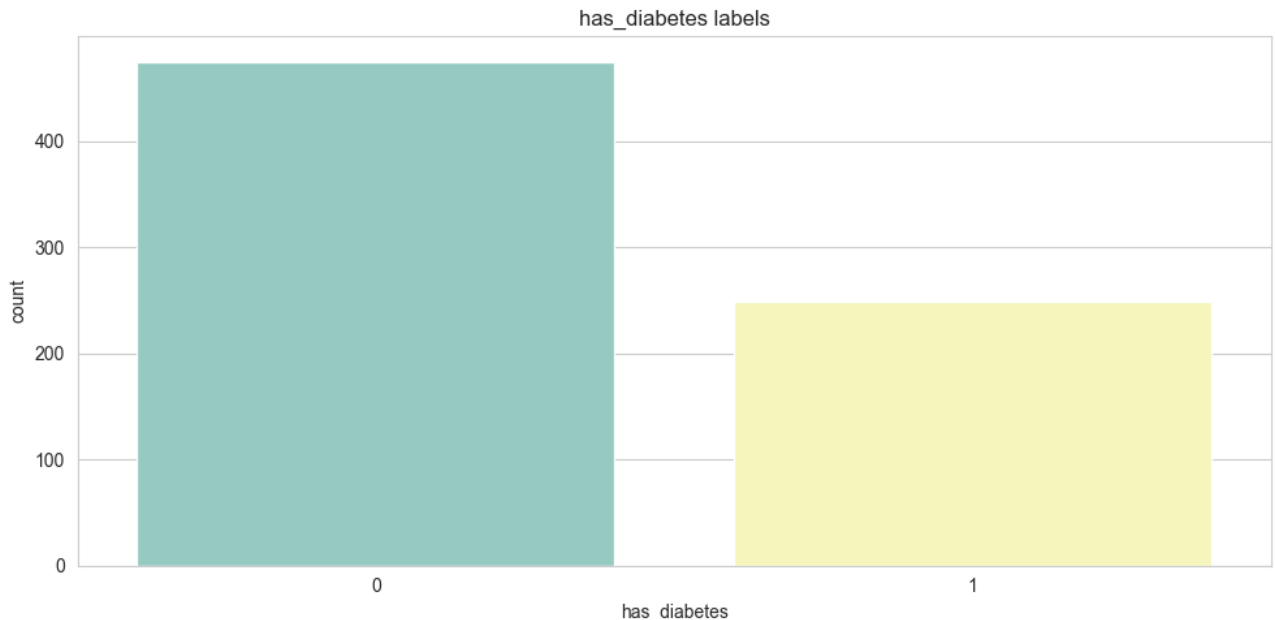


Рис. 34. Розподіл міток стовпця 'has\_diabetes'

Із рис. 34 видно, що кількість записів із міткою 0 приблизно вдвічі перевищує кількість записів із міткою 1. Отже, досліджуваний датасет є незбалансованим. Дисбаланс у розподілі класів потенційно може призвести до проблем під час навчання моделі класифікації. Модель може стати упередженою до класу більшості та погано працювати з класом меншості.

Для чистоти експерименту спробуємо спочатку натренувати модель на незбалансованому датасеті.

### Етап 3: Train a neural network model

Спочатку для тренування моделі використаємо код із туторіалу (для тренування моделі використано 150 епох), щоб побачити вплив очистки даних та KNN імпутації стовпця 'triceps\_skin\_thickness'.

Під час першого тренування отримано точність 76% (рис. 35).

```
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4827 - accuracy: 0.7597  
Accuracy: 75.97
```

Рис. 35. Точність моделі нейронної мережі

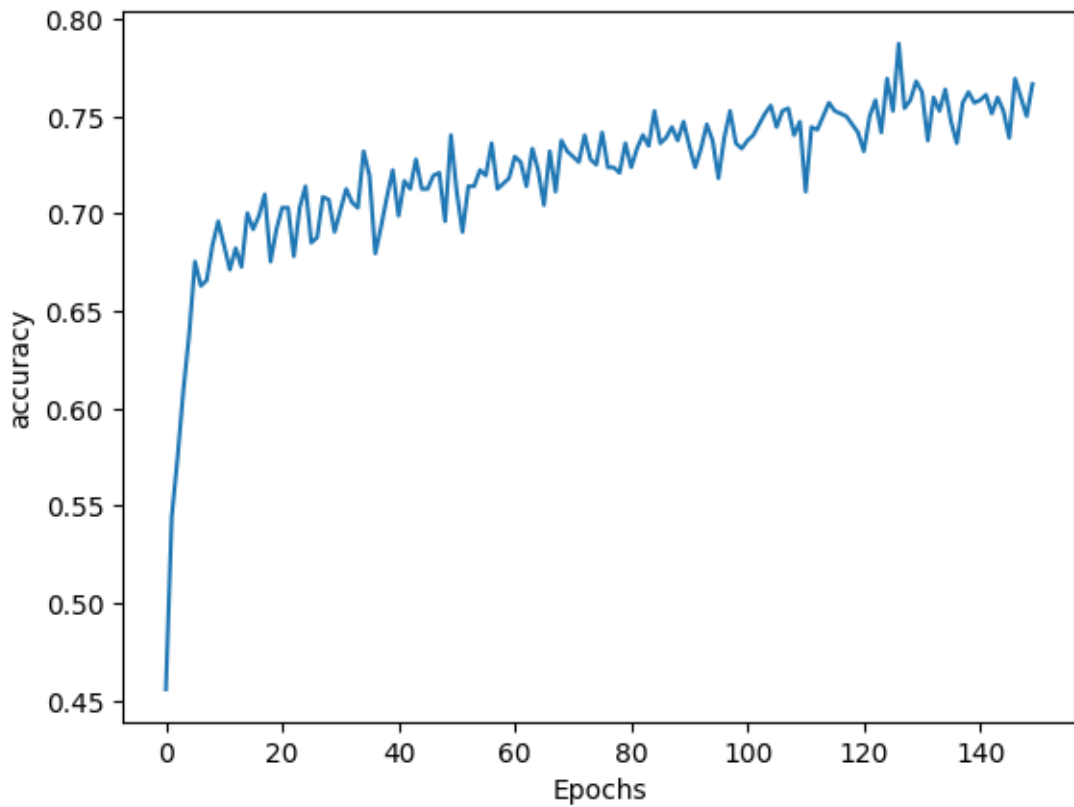


Рис. 36. Зміна точності протягом епох під час навчання моделі

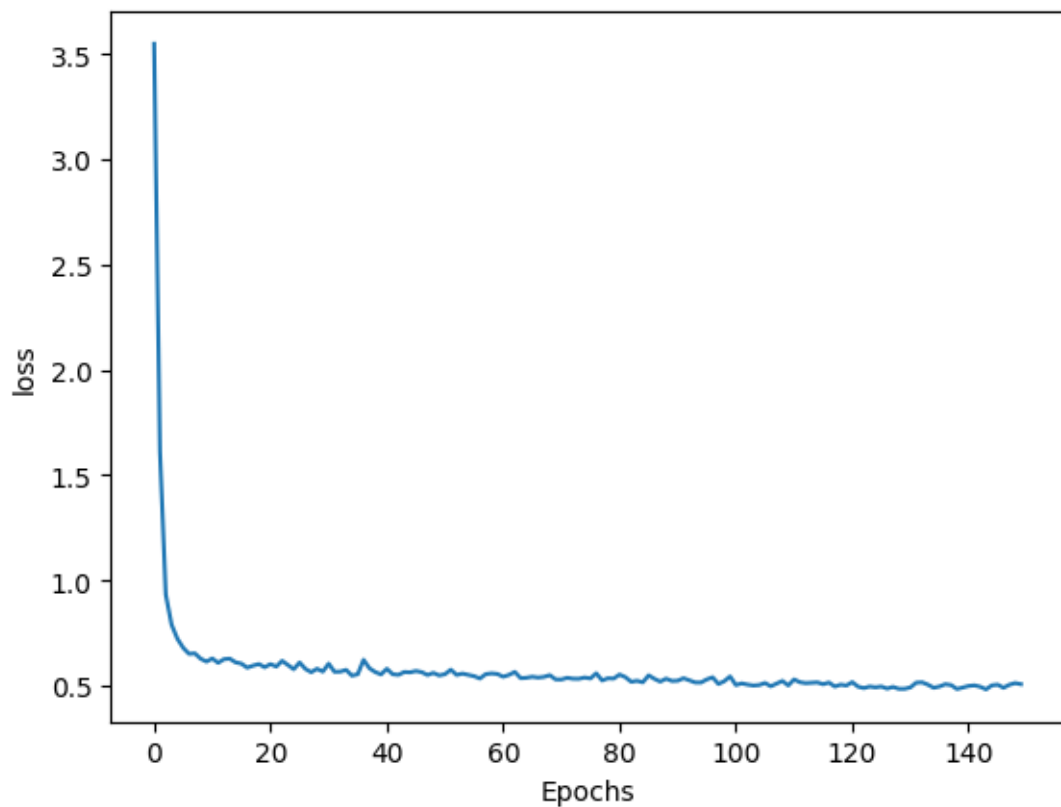


Рис. 37. Зміна втрат протягом епох під час навчання моделі

Порівнюючи зміну втрат протягом епох під час тренування моделі за оригінальним датафреймом df (рис. 3) та датафреймом df\_knn з очищеними стовпцями 'glucose\_concentration', 'blood\_pressure' і 'bmi', та KNN імпутованим

стовпцем 'triceps\_skin\_thickness' (рис. 37), можна помітити відсутність різких загострень починаючи із 20-ої епохи (тобто більша плавність). Однак така особливість може бути наслідком самого навчання моделі (стохастична природа нейронних мереж), а не зміною вмісту датафрейму.

Як і під час виконання дефолтного коду із туторіалу на оригінальному датасеті, повторимо дослід 5 разів.

```
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4827 - accuracy: 0.7597
Accuracy: 75.97
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4729 - accuracy: 0.7859
Accuracy: 78.59
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4819 - accuracy: 0.7693
Accuracy: 76.93
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4882 - accuracy: 0.7638
Accuracy: 76.38
23/23 [=====] - 0s 710us/step - loss: 0.4946 - accuracy: 0.7707
Accuracy: 77.07
```

Рис. 38. Результати тренування моделі (5 експериментів)

Таблиця 2.

Точність моделей нейронної мережі

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	75.97	78.59	76.93	76.38	77.07

Із табл.2 видно, що всі показники точності становлять близько 77%, а середній показник становить 76.988%.

Порівнюючи отримані результати із результатами із табл.1, можна зробити висновок, що проведений Data Cleaning та Data Imputing не змогли покращити точність моделі.

## Етап 4: Improve the neural network model

### 4.1) Discard feature

Слідуючи плану ДЗ, наступним кроком слід спробувати відкинути деякі фічі і подивитися, чи буде змінюватися точність моделі.

Однак перед цим, дослідимо вплив різних стовпців (ознак, фіч) на тренування моделі шляхом аналізу ваг нейронів.

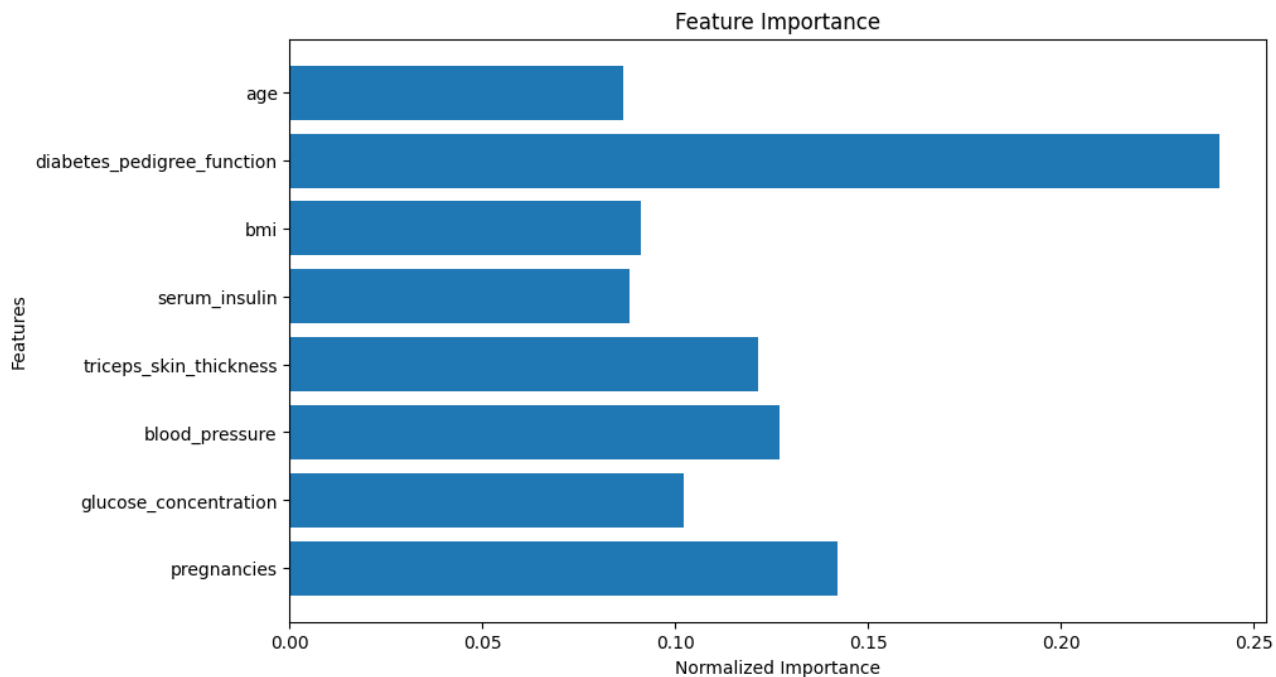


Рис. 39. Вплив різних ознак на тренування моделі (feature importance)

Як бачимо із рис. 39, найбільшу цінність становить стовпець 'diabetes\_pedigree\_function', а найменшу – стовпці 'bmi' та 'age'.

Для початку спробуємо видалити стовпець 'triceps\_skin\_thickness', 30% вмісту якого є імпутованими значеннями. Його важливість становить приблизно 12.5%. Результати тренування моделі наведено на рис. 40 та у табл.3.

```

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.5080 - accuracy: 0.7610
Accuracy: 76.10

23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4965 - accuracy: 0.7569
Accuracy: 75.69

23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.5654 - accuracy: 0.7141
Accuracy: 71.41

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.5174 - accuracy: 0.7459
Accuracy: 74.59

23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4794 - accuracy: 0.7749
Accuracy: 77.49

```

Рис. 40. Результати тренування моделі без стовпця 'triceps\_skin\_thickness' (5 експериментів)

Таблиця 3.

Точність моделей нейронної мережі

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	76.10	75.69	71.41	74.59	77.49

Середнє значення точності становить 75.056%. З цього можна зробити висновок, що видалення стовпця 'triceps\_skin\_thickness' із списку ознак майже не вплинуло на точність моделі.

Далі спробуємо видалити найважливішу ознаку - 'diabetes\_pedigree\_function'. Результати наведені на рис. 41 та у табл. 4.

```
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.5122 - accuracy: 0.7597
Accuracy: 75.97
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4980 - accuracy: 0.7680
Accuracy: 76.80
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4895 - accuracy: 0.7652
Accuracy: 76.52
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.5384 - accuracy: 0.7472
Accuracy: 74.72
23/23 [=====] - 0s 730us/step - loss: 0.4698 - accuracy: 0.7831
Accuracy: 78.31
```

Рис. 41. Результати тренування моделі без стовпця 'diabetes\_pedigree\_function' (5 експериментів)

Таблиця 4.

Точність моделей нейронної мережі

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	75.97	76.80	76.52	74.72	78.31

Середнє значення точності становить 76.464%. З цього можна зробити висновок, що видалення стовпця 'diabetes\_pedigree\_function' із списку ознак також майже не вплинуло на точність моделі.

Цікавим також є і графік розподілу важливості ознак, які залишилися (рис. 42). Внаслідок видалення найціннішого стовпця, цінність всіх інших ознак під час тренування моделі була майже однаковою (значно вирізняється лише стовпець 'glucose\_concentration').

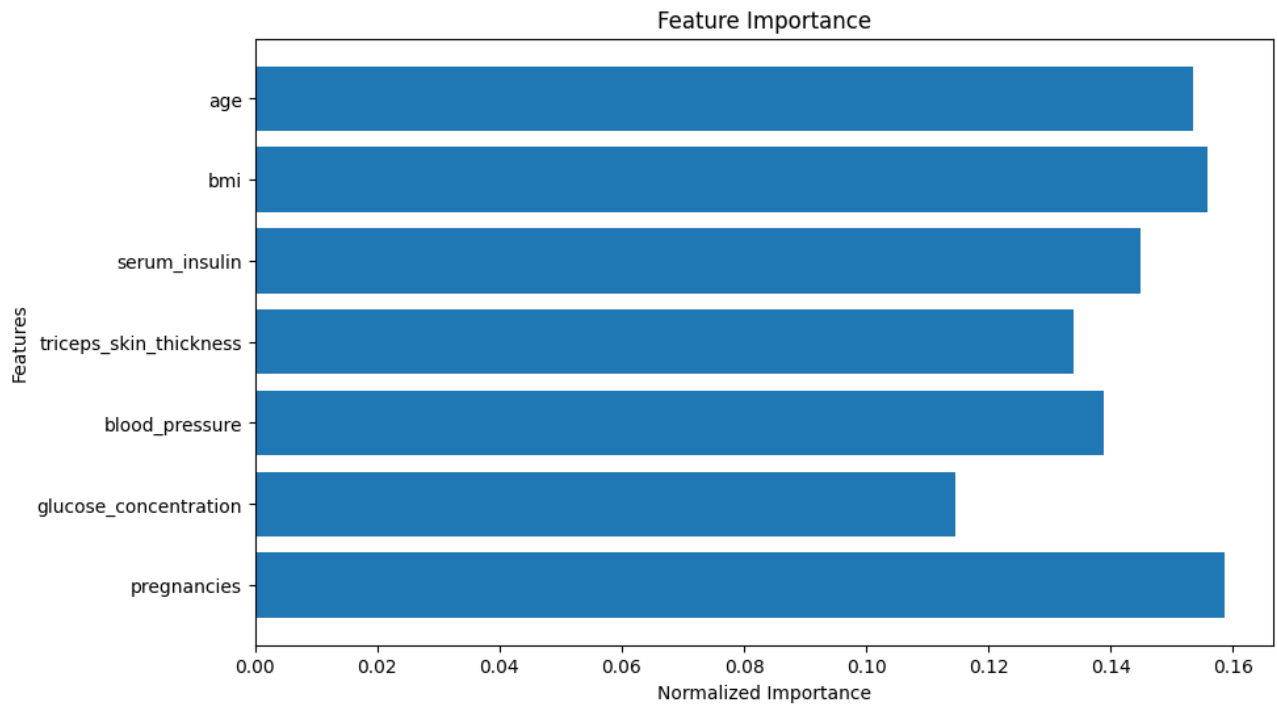


Рис. 42. Вплив різних ознак на тренування моделі (feature importance) без стовпця 'diabetes\_pedigree\_function'

Наступним кроком вилучимо дві найцінніші ознаки: 'diabetes\_pedigree\_function' та 'pregnancies'. Результати наведено нижче.

```

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4885 - accuracy: 0.7638
Accuracy: 76.38
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4957 - accuracy: 0.7707
Accuracy: 77.07
23/23 [=====] - 0s 595us/step - loss: 0.5173 - accuracy: 0.7279
Accuracy: 72.79
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.5198 - accuracy: 0.7431
Accuracy: 74.31
23/23 [=====] - 0s 935us/step - loss: 0.4925 - accuracy: 0.7831
Accuracy: 78.31

```

Рис. 43. Результати тренування моделі без стовпців 'diabetes\_pedigree\_function' та 'pregnancies' (5 експериментів)

Таблиця 5.

Точність моделей нейронної мережі

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	76.38	77.07	72.79	74.31	78.31

Середнє значення точності становить 75.772%. З цього можна зробити висновок, що видалення стовпців 'diabetes\_pedigree\_function' та 'pregnancies' із списку ознак також не вплинуло на точність моделі.

Нарешті, видалимо 4 найвпливовіші ознаки: 'diabetes\_pedigree\_function', 'pregnancies', 'blood\_pressure' та 'triceps\_skin\_thickness'. Результати експериментів наведено на рис. 44 та у табл. 6.

```
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.5225 - accuracy: 0.7486
Accuracy: 74.86

23/23 [=====] - 0s 710us/step - loss: 0.4888 - accuracy: 0.7707
Accuracy: 77.07

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.5694 - accuracy: 0.6878
Accuracy: 68.78

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.5526 - accuracy: 0.7293
Accuracy: 72.93

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4750 - accuracy: 0.7693
Accuracy: 76.93
```

Рис. 43. Результати тренування моделі без стовпців 'diabetes\_pedigree\_function', 'pregnancies', 'blood\_pressure' та 'triceps\_skin\_thickness' (5 експериментів)

Таблиця 6.

Точність моделей нейронної мережі

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	74.86	77.07	68.78	72.93	76.93

Середнє значення точності становить 74.114%. З цього можна зробити висновок, що видалення стовпців 'diabetes\_pedigree\_function' та 'pregnancies' із списку ознак також не вплинуло на точність моделі.

Результати проведених експериментів із видаленням ознак наведені у табл. 7.

Таблиця 7.

Точність моделей нейронної мережі

Видалені стовпці	Середня точність моделі для 5-ти експериментів (%)
'triceps_skin_thickness'	75.056
'diabetes_pedigree_function'	76.464
'diabetes_pedigree_function', 'pregnancies'	75.772
'diabetes_pedigree_function', 'pregnancies', 'blood_pressure', 'triceps_skin_thickness'	74.114



Отже, видалення однієї, двох і навіть чотирьох ознак із вектора ознак не вплинуло на точність моделі. Пояснити отримані результати можна так:

- 1) Надмірність в ознаках: якщо дві або більше ознак сильно корельовані або зайві, видалення однієї може не мати значного впливу на продуктивність моделі. Наприклад, ознаки `pregnancies` та `age` мають значну кореляцію, тому видалення однієї із них не є критичним для моделі.
- 2) Невеликий обсяг даних: оскільки датасет відносно малий (724 елементи), вплив видалення ознак може бути менш вираженим. З більшою кількістю даних модель матиме більше шансів помітити відсутність важливих ознак.
- 3) Складні взаємодії: нейронні мережі здатні фіксувати складні взаємодії між ознаками. Навіть якщо ви видалити одну чи декілька ознак, мережа все одно зможе вивчити подібні шаблони за допомогою інших ознак.

## 4.2) Changing the architecture of the model

### Збільшення кількості нейронів

Спочатку спробуємо збільшити кількість нейронів на кожному шарі:

- 1) На першому прихованому шарі (він також є і вхідним шаром) 16 нейронів;
- 2) На другому прихованому шарі 32 нейрони.

Тобто реалізовано архітектуру 16/32/1.

```
# define the keras model
model = tf.keras.models.Sequential()
model.add(tf.keras.layers.Dense(16, input_shape=(len(X.columns), ), activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(32, activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid'))
```

Рис. 44. Архітектура моделі 16/32/1

Результати п'яти експериментів наведено нижче.

```
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4778 - accuracy: 0.7831
Accuracy: 78.31
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4176 - accuracy: 0.8094
Accuracy: 80.94
23/23 [=====] - 0s 711us/step - loss: 0.4408 - accuracy: 0.7928
Accuracy: 79.28
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4353 - accuracy: 0.7887
Accuracy: 78.87
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4282 - accuracy: 0.7942
Accuracy: 79.42
```

Рис. 45. Результати тренування моделі 16/32/1 (5 експериментів)

Таблиця 8.

Точність моделей нейронної мережі 16/32/1

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	78.31	80.94	79.28	78.87	79.42

Середнє значення точності становить 79.364%. Спостерігається покращення точності порівняно зі моделлю 12/8/1 із туторіалу, для якої середнє значення точності становило 76.988%.

### Модель 32/128/1

Продовжимо додавати нейрони до кожного прихованого шару: наступна модель матиме архітектуру 32/128/1 (рис. 46).

```
# define the keras model
model = tf.keras.models.Sequential()
model.add(tf.keras.layers.Dense(32, input_shape=(len(X.columns), ), activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid'))
```

Рис. 46. Архітектура моделі 32/128/1

```
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3579 - accuracy: 0.8315
Accuracy: 83.15
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3142 - accuracy: 0.8674
Accuracy: 86.74
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3183 - accuracy: 0.8633
Accuracy: 86.33
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3769 - accuracy: 0.8204
Accuracy: 82.04
23/23 [=====] - 0s 710us/step - loss: 0.3079 - accuracy: 0.8605
Accuracy: 86.05
```

Рис. 47. Результати тренування моделі 32/128/1 (5 експериментів)

Таблиця 9.

Точність моделей нейронної мережі 32/128/1

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	83.15	86.74	86.33	82.04	86.05

Середнє значення точності становить 84.862%. Спостерігається покращення точності порівняно зі моделлю 16/32/1.

### Модель 128/512/1

Наступним кроком розглянемо модель 128/512/1 (рис. 48).

```
# define the keras model
model = tf.keras.models.Sequential()
model.add(tf.keras.layers.Dense(128, input_shape=(len(X.columns), ), activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(512, activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid'))
```

Рис. 48. Архітектура моделі 128/512/1

```
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2162 - accuracy: 0.9116
Accuracy: 91.16
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1895 - accuracy: 0.9296
Accuracy: 92.96
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2147 - accuracy: 0.9047
Accuracy: 90.47
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1591 - accuracy: 0.9434
Accuracy: 94.34
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1881 - accuracy: 0.9309
Accuracy: 93.09
```

Рис. 49. Результати тренування моделі 128/512/1 (5 експериментів)

Таблиця 10.

Точність моделей нейронної мережі 128/512/1

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	91.16	92.96	90.47	94.34	93.09

Середнє значення точності становить 92.404%. Спостерігається покращення точності порівняно зі моделлю 32/128/1.

## Модель 256/512/1

Продовжимо додавати нейрони до першого прихованого шару: наступна модель матиме архітектуру 256/512/1 (рис. 50).

```
# define the keras model
model = tf.keras.models.Sequential()
model.add(tf.keras.layers.Dense(256, input_shape=(len(X.columns), ), activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(512, activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid'))
```

Рис. 50. Архітектура моделі 256/512/1

```
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2419 - accuracy: 0.8895
Accuracy: 88.95

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2239 - accuracy: 0.9075
Accuracy: 90.75

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2288 - accuracy: 0.9075
Accuracy: 90.75

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2144 - accuracy: 0.9144
Accuracy: 91.44

23/23 [=====] - 0s 730us/step - loss: 0.1762 - accuracy: 0.9323
Accuracy: 93.23
```

Рис. 51. Результати тренування моделі 256/512/1 (5 експериментів)

Таблиця 11.

Точність моделей нейронної мережі 256/512/1

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	88.95	90.75	90.75	91.44	93.23

Середнє значення точності становить 91.024%. Спостерігається погіршення точності порівняно зі моделлю 128/512/1, однак точність все ж краща, ніж в інших попередніх моделях. Отже, подальше збільшення нейронів у прихованих шарах швидше за все не призведе до покращення точності моделі.

Підсумуємо результати експериментів із зміною кількості нейронів у нейронній мережі із двома прихованими шарами.

Таблиця 12.

Точність моделей нейронної мережі із двома прихованими шарами

Архітектура моделі	12/8/1	16/32/1	32/128/1	128/512/1	256/512/1
Середнє значення точності для 5 експериментів, %	76.988	79.364	84.862	92.404	91.024
Максимальна досягнута точність, %	78.59	80.94	86.74	94.34	93.23

### Continue training the model 256/512/1

Розглянувши поведінку останньої досліджуваної моделі 256/512/1 (рис. 52 і рис. 53), легко помітити, що точність моделі можна покращити, збільшивши кількість епох. Обґрунтувати таке рішення можна графіком втрат (рис. 53): на 150-ій епосі втрати продовжують зменшуватися, а отже, є сенс продовжити тренування моделі до моменту досягнення мінімуму втрат.

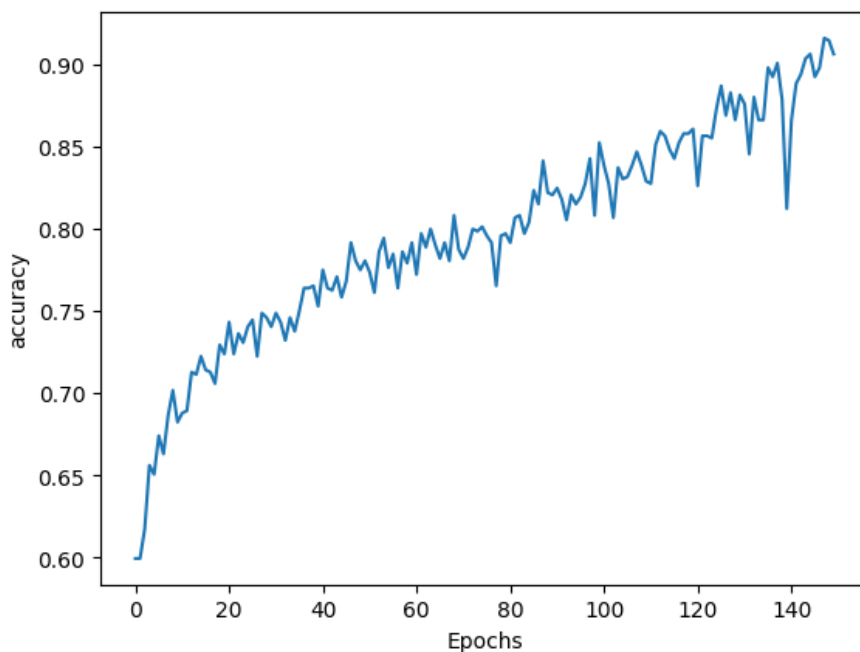


Рис. 52. Зміна точності протягом епох під час навчання моделі 256/512/1

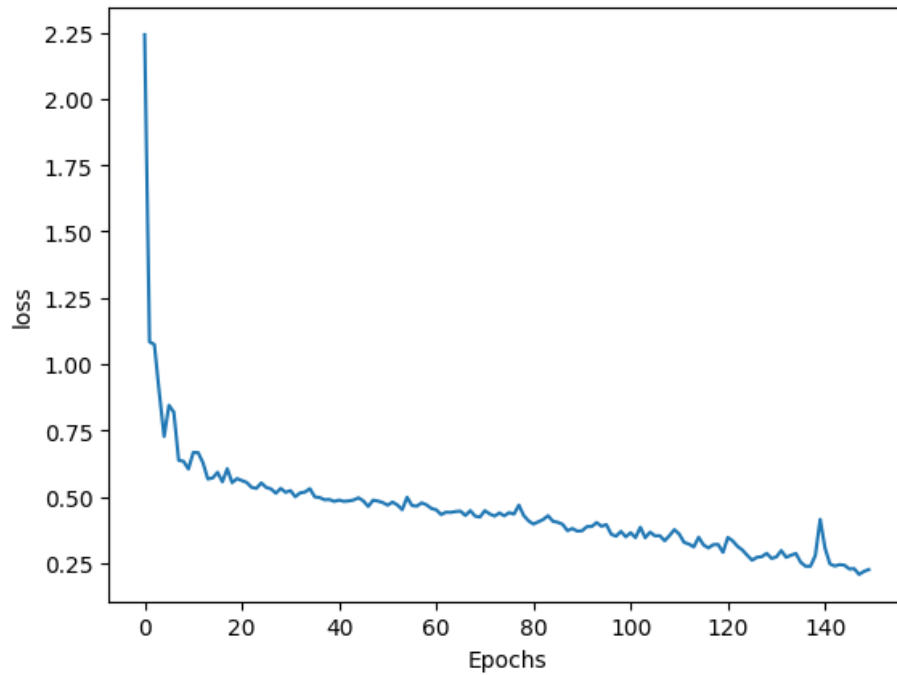


Рис. 53. Зміна втрат протягом епох під час навчання моделі 256/512/1

Тому було продовжено навчання моделі з кроком 50 епох. Уже на 550-ій епосі значення точності досягнуло 100%, а втрати становили 0.0077.

23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0077 - accuracy: 1.0000  
Accuracy: 100.00

Рис. 54. Результат дотреновування моделі 256/512/1 протягом 550 епох

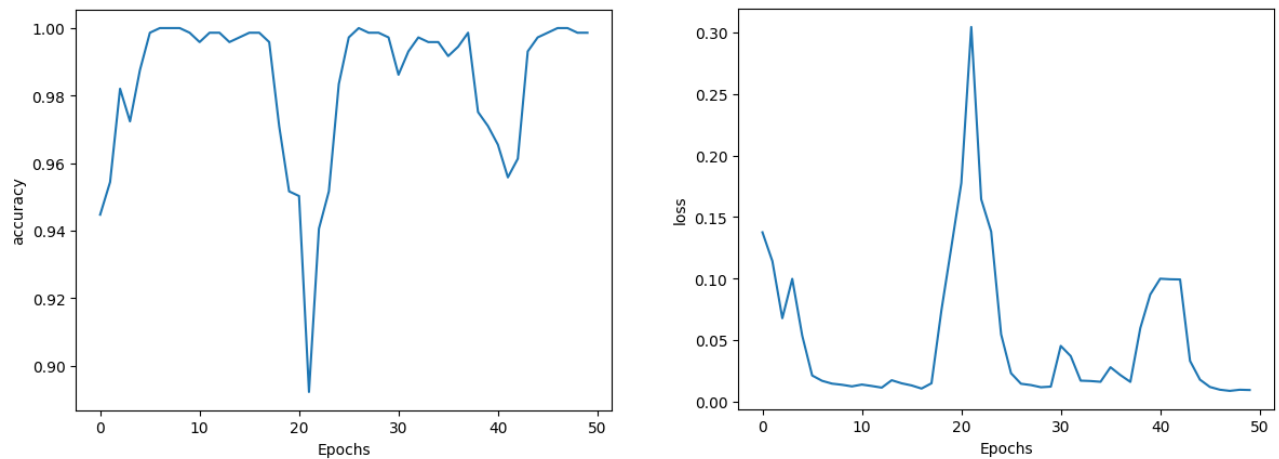


Рис. 55. Зміна точності і втрат протягом останніх 50/550 епох під час навчання моделі 256/512/1

Наступним експериментом було тренування моделі з такою ж архітектурою (256/512/1) протягом 550 епох відразу (без дотреновування з кроком 50).

```
# define the keras model
model = tf.keras.models.Sequential()
model.add(tf.keras.layers.Dense(256, input_shape=(len(X.columns), ), activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(512, activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid'))

# compile the keras model
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])

# fit the keras model on the dataset
history = model.fit(X, y, epochs = 550, batch_size=10, verbose=0)

# evaluate the keras model
_, accuracy = model.evaluate(X, y)
print('Accuracy: %.2f' % (accuracy*100))
```

```
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0117 - accuracy: 1.0000
Accuracy: 100.00
```

Рис. 56. Результат тренування моделі 256/512/1 протягом 550 епох

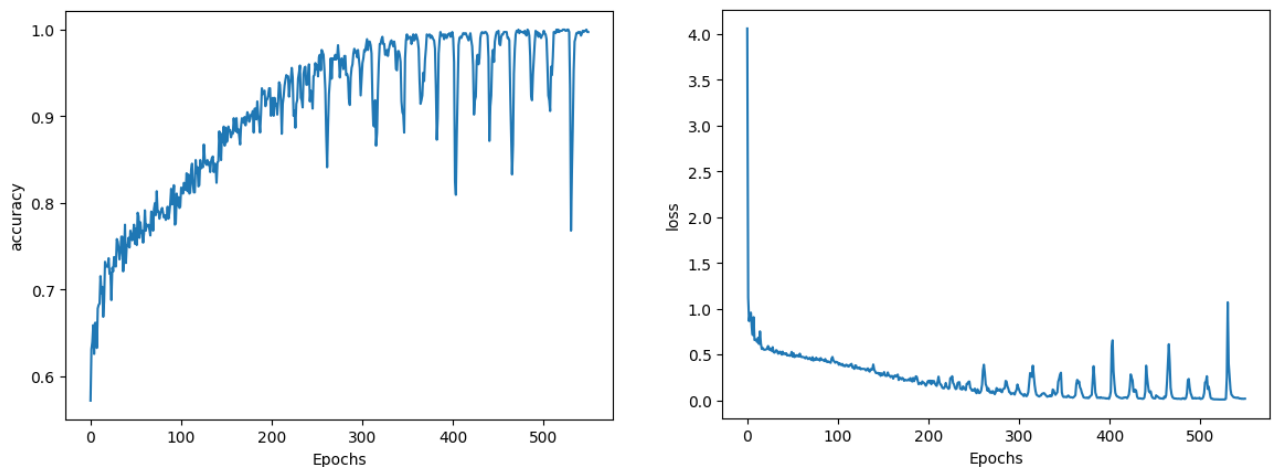


Рис. 57. Зміна точності і втрат протягом 550 епох під час навчання моделі 256/512/1

Із графіків зміни точності і втрат можна помітити, що починаючи із 250-ої епохи точність моделі почала різко коливатися від 95% до 85%, а після 400-ої епохи - від 98-100% до 75-80%. Аналогічна поведінка характерна і для втрат.

Такі коливання як у точності навчання, так і у втратах можуть вказувати на те, що модель перенавчилася (overfitting). Перенавчання (overfitting) відбувається, коли модель занадто добре вивчає навчальні дані, включаючи їх шум і викиди, що може призвести до поганого узагальнення нових, невидимих даних.

## Дослідження перенавчання моделі (overfitting)

Коливання точності та втрат вказують на те, що модель могла запам'ятати навчальні дані замість того, щоб вивчати базові закономірності. Це може призвести до зниження продуктивності під час тестування на невідомих даних.

Для перевірки твердження про overfitting було здійснено поділ тренувального датасету на дані для тренування та дані для валідації у співвідношенні 80:20 (579 записів – тренування, 145 - валідація).

```
19/19 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0313 - accuracy: 0.9965  
5/5 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 1.4714 - accuracy: 0.7034  
Accuracy: 99.65; Loss: 0.03  
Validation accuracy: 70.34; validation loss: 1.47
```

Рис. 58. Результат тренування моделі 256/512/1 протягом 550 епох

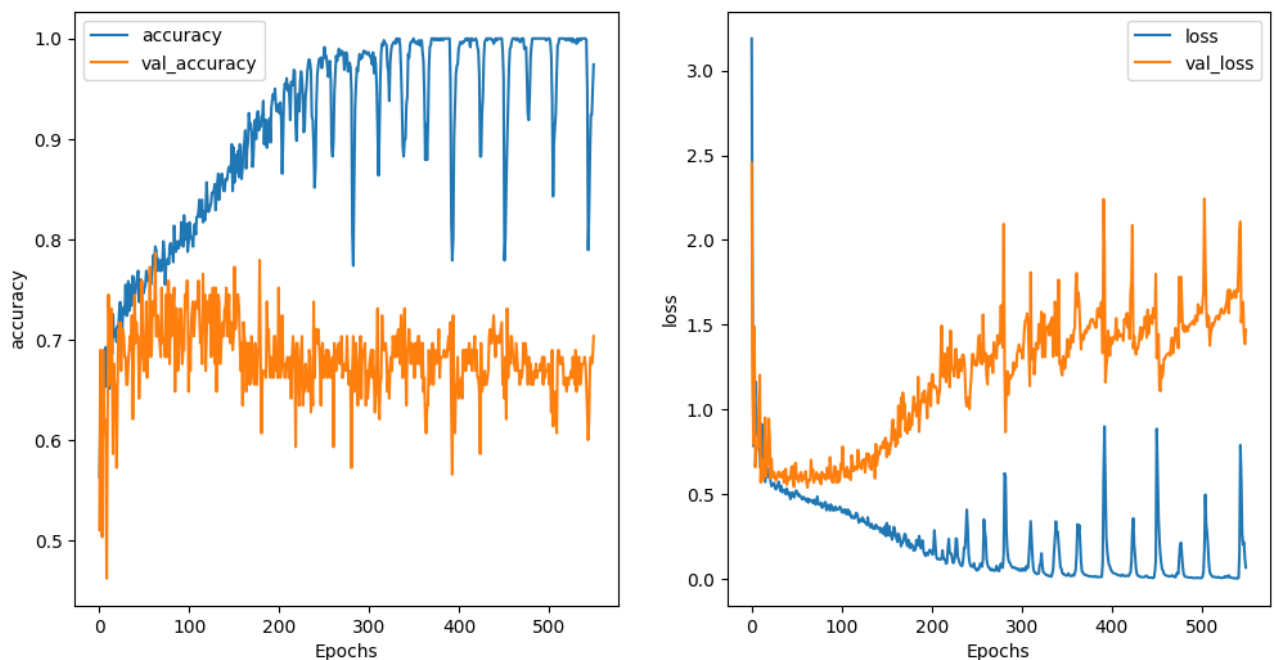


Рис. 59. Зміна тренувальних і валідаційних точності і втрат протягом 550 епох під час навчання моделі 256/512/1

Із рис. 59 добре видно, що приблизно після 100-ої епохи val\_loss перестає зменшуватися, а після 150-ої починає збільшуватися. Це безсумнівно свідчить про overfitting моделі (моделі перенавчається).



## 128/512/1

Overfitting також спостерігається і для моделі 128/512/1 протягом 150 епох.

```
19/19 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1894 - accuracy: 0.9240
5/5 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.7787 - accuracy: 0.7172
Accuracy: 92.40; Loss: 0.19
Validation accuracy: 71.72; validation loss: 0.78
```

Рис. 60. Результат тренування моделі 128/512/1 протягом 150 епох

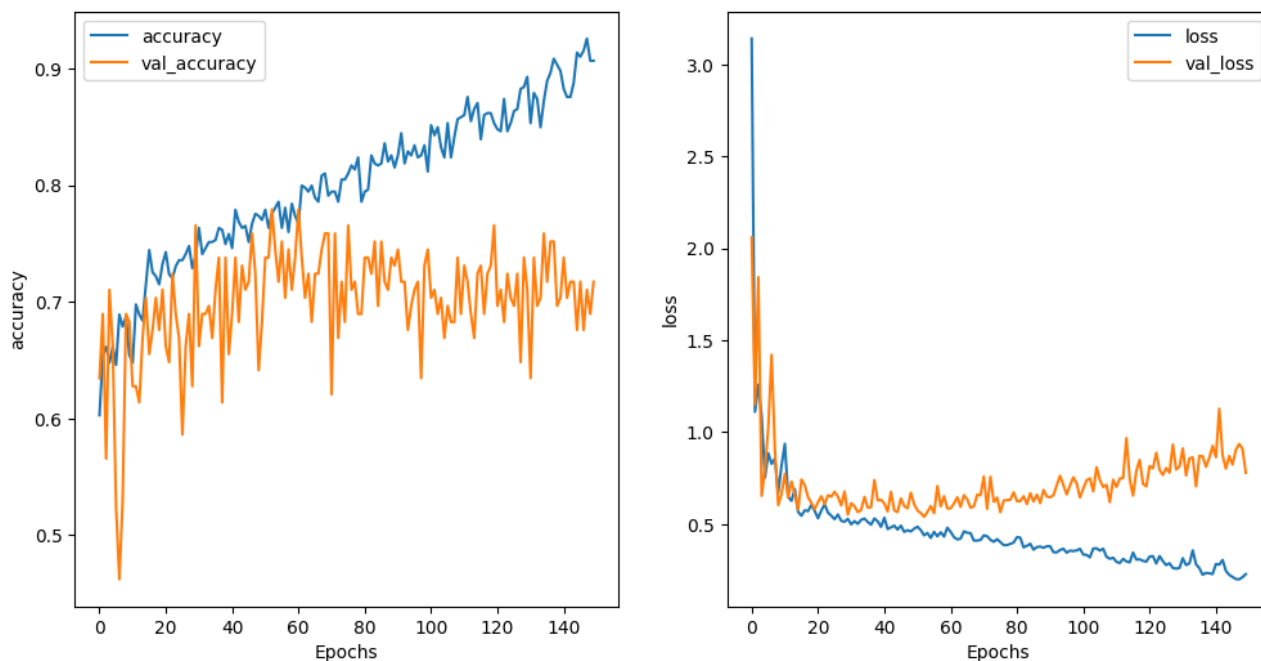


Рис. 61. Зміна тренувальних і валідаційних точності і втрат протягом 150 епох під час навчання моделі 128/512/1

## 32/128/1

Однак для моделі 32/128/1 overfitting зустрічається рідше:

```
19/19 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.3060 - accuracy: 0.8653
5/5 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.5611 - accuracy: 0.7862
Accuracy: 86.53; Loss: 0.31
Validation accuracy: 78.62; validation loss: 0.56
```

Рис. 62. Результат тренування моделі 32/128/1 протягом 150 епох

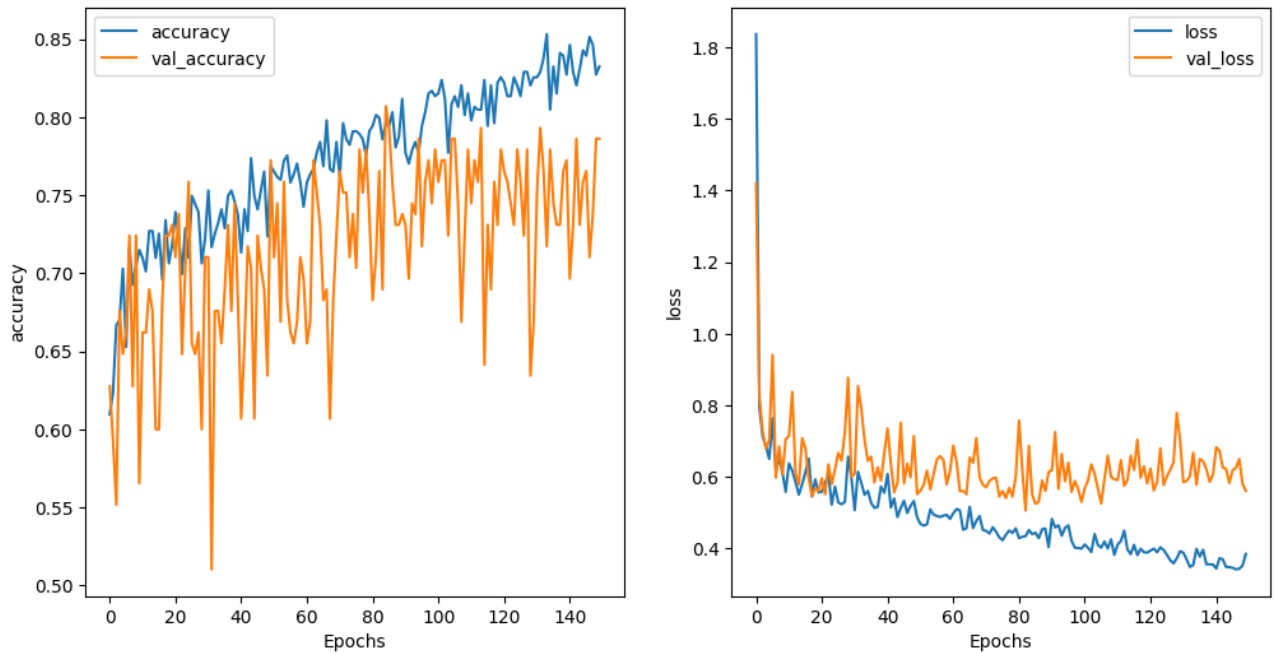


Рис. 63. Зміна тренувальних і валідаційних точності і втрат протягом 150 епох під час навчання моделі 32/128/1

### 16/32/1

```
19/19 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4861 - accuracy: 0.7634
5/5 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.6126 - accuracy: 0.7310
Accuracy: 76.34; Loss: 0.49
Validation accuracy: 73.10; validation loss: 0.61
```

Рис. 64. Результат тренування моделі 16/32/1 протягом 150 епох

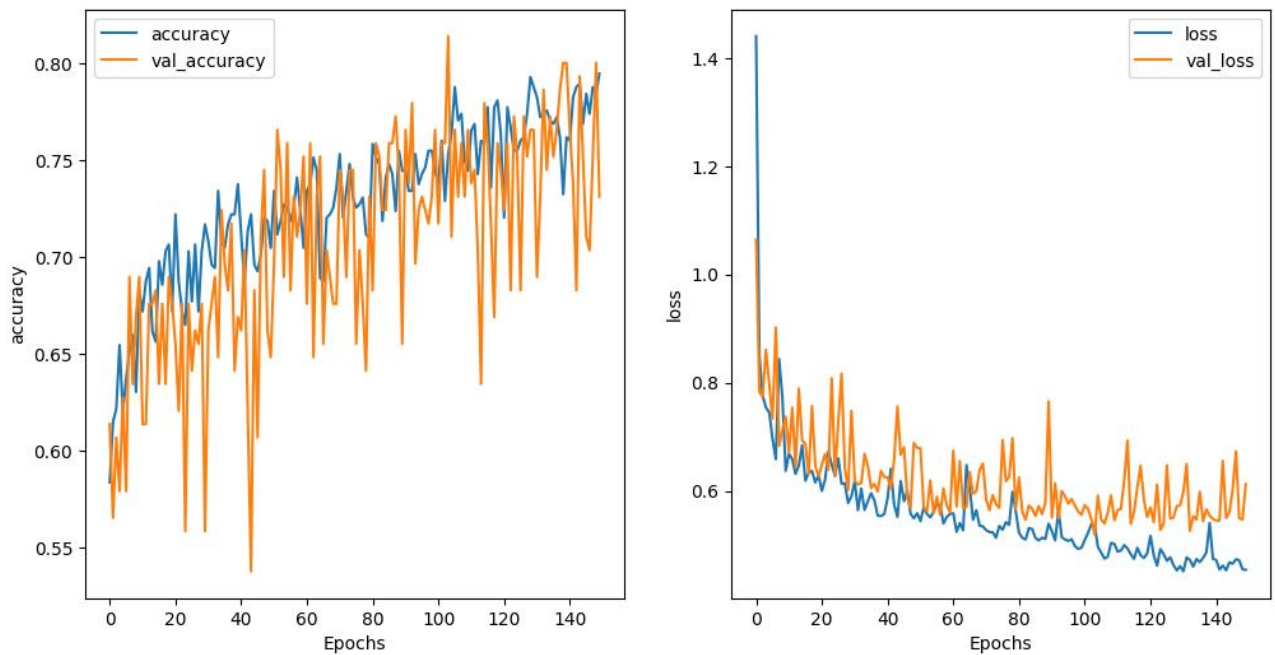


Рис. 65. Зміна тренувальних і валідаційних точності і втрат протягом 150 епох під час навчання моделі 16/32/1

## 12/8/1

19/19 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.5051 - accuracy: 0.7496  
5/5 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.5275 - accuracy: 0.7172  
Accuracy: 74.96; Loss: 0.51  
Validation accuracy: 71.72; validation loss: 0.53

Рис. 66. Результат тренування моделі 12/8/1 протягом 150 епох

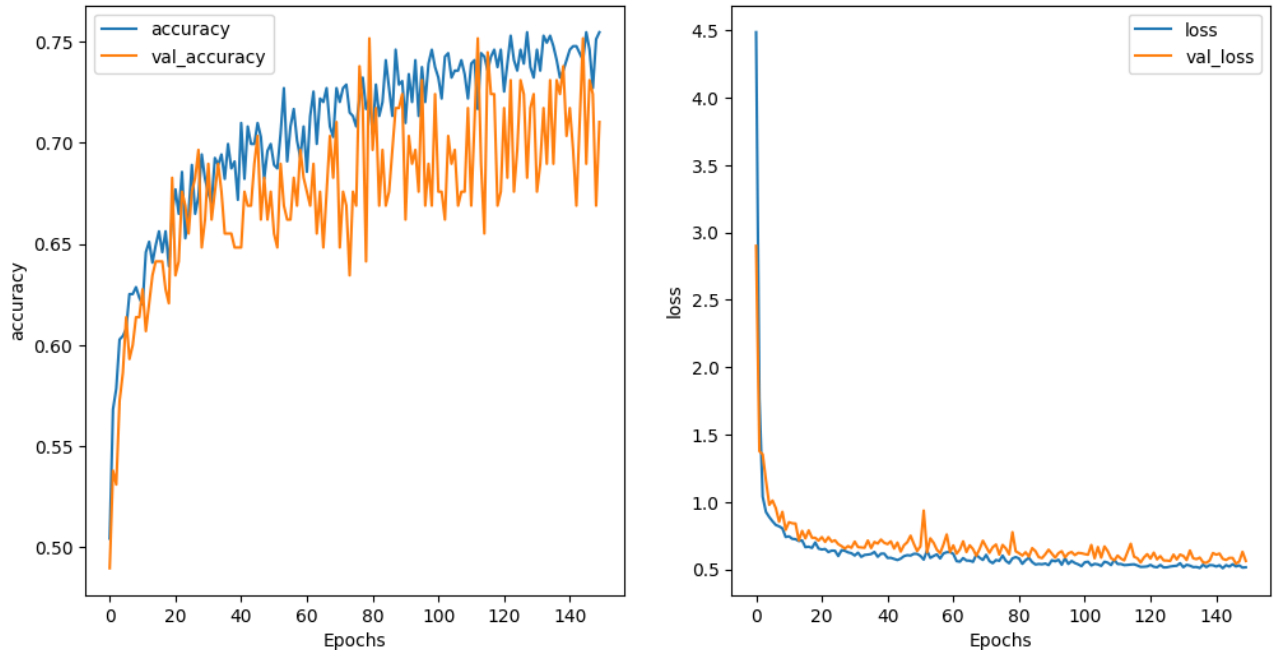


Рис. 67. Зміна тренувальних і валідаційних точності і втрат протягом 150 епох під час навчання моделі 12/8/1

Таблиця 13.

Вплив складності архітектури моделі на її перенавчання (overfitting)

Архітектура моделі	12/8/1	16/32/1	32/128/1	128/512/1
Тренувальна точність, %	74.96	76.34	86.53	92.40
Точність валідації, %	71.72	73.10	78.62	71.72
Наявність overfitting	Ні	Ні	Так	Так

Можна виділити декілька можливих причин перенавчання моделі:

- 1) Невеликий розмір набору даних: із таким невеликим набором даних (579 навчальних зразків), нейронним мережам може бути важко добре узагальнювати. Наявність обмеженої кількості даних полегшує моделі запам'ятовування навчальних прикладів, що призводить до overfitting.
- 2) Складність моделі: нейронні мережі з великою кількістю рівнів і параметрів можуть з легкістю ідеально підганяти навчальні дані, особливо якщо набір даних невеликий. Складна модель має більше можливостей для вивчення шуму в навчальних даних.
- 3) Забагато епох: тренування для великої кількості епох без передчасної зупинки може спричинити перенавчання. Модель починає точніше підбирати навчальні дані, включаючи шум.
- 4) Набір даних перевірки: якщо набір даних перевірки дуже малий (145 зразків), це може бути поганим відображенням ефективності узагальнення моделі.

У контексті даної задачі можливі такі способи пом'якшити або усунути перенавчання моделі:

- 1) Зменшення складності моделі: використання простішої архітектури моделі з меншою кількістю прихованих шарів і нейронів може допомогти уникнути перенавчання (що продемонстровано вище).
- 2) Використання регуляризації: використання випадання (Dropout-шари), регуляризація L1/L2 або обидва способи одночасно.
- 3) Рання зупинка: можна використовувати ранню зупинку, щоб відстежувати втрати перевірки та припиняти навчання, коли вони починають збільшуватися або коли досягнуто необхідний рівень точності (наприклад, використовуючи callback-и після кожної епохи).

### Зменшення кількості нейронів

Якщо розглянути моделі, окрім моделі із туторіалу, які тренувалися раніше (16/32/1, 32/128/1 і т.д.), то можна помітити певні закономірності:

- У досліджуваних моделях приховані шари мали кількість нейронів, кратну степеню двійки. Встановлення кількості нейронів на прихованих шарах рівній степеню двійки склалося історично і було пов'язано із оптимізацією роботи графічних процесорів під час тренування моделі. У минулому використання степенів двійки могло призвести до більш ефективного використання пам'яті та швидших обчислень через те, як працювали апаратні компоненти. Однак, сьогодні рекомендація щодо використання степеня два для кількості нейронів у прихованих шарах не є суворим правилом, а скоріше історичною вказівкою.
- У першому прихованому шарі кількість нейронів завжди була меншою, ніж у другому.

Дослідимо, як зміниться точність моделі нейронної мережі, якщо зменшувати кількість нейронів у кожному наступному прихованому шарі: кількість нейронів у першому прихованому шарі буде більшою, ніж у другому. Для експериментів використаємо архітектури, які будуть зміненими версіями раніше застосованих у досліді архітектур (тобто, таких архітектур як 16/32/1 і т.д.).

#### 32/16/1

```
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4736 - accuracy: 0.7638
Accuracy: 76.38
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4735 - accuracy: 0.7680
Accuracy: 76.80
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4749 - accuracy: 0.7818
Accuracy: 78.18
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4266 - accuracy: 0.7997
Accuracy: 79.97
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4501 - accuracy: 0.8025
Accuracy: 80.25

Average accuracy = 78.315
```

Рис. 68. Результати тренування моделі 32/16/1 (5 експериментів)

### 128/32/1

23/23 [=====] - 0s 712us/step - loss: 0.3868 - accuracy: 0.8232  
Accuracy: 82.32  
23/23 [=====] - 0s 989us/step - loss: 0.4023 - accuracy: 0.8301  
Accuracy: 83.01  
23/23 [=====] - 0s 710us/step - loss: 0.3958 - accuracy: 0.8094  
Accuracy: 80.94  
23/23 [=====] - 0s 710us/step - loss: 0.3905 - accuracy: 0.8232  
Accuracy: 82.32  
23/23 [=====] - 0s 710us/step - loss: 0.4107 - accuracy: 0.8232  
Accuracy: 82.32

Average accuracy = 82.182

Рис. 69. Результати тренування моделі 128/32/1 (5 експериментів)

### 512/128/1

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3683 - accuracy: 0.8287  
Accuracy: 82.87  
23/23 [=====] - 0s 893us/step - loss: 0.3878 - accuracy: 0.8149  
Accuracy: 81.49  
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3762 - accuracy: 0.8177  
Accuracy: 81.77  
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3415 - accuracy: 0.8481  
Accuracy: 84.81  
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.3581 - accuracy: 0.8412  
Accuracy: 84.12

Average accuracy = 83.011

Рис. 70. Результати тренування моделі 512/128/1 (5 експериментів)

### 512/256/1

23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3034 - accuracy: 0.8564  
Accuracy: 85.64  
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.2900 - accuracy: 0.8785  
Accuracy: 87.85  
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.3437 - accuracy: 0.8467  
Accuracy: 84.67  
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3138 - accuracy: 0.8702  
Accuracy: 87.02  
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3364 - accuracy: 0.8522  
Accuracy: 85.22

Average accuracy = 86.077

Рис. 71. Результати тренування моделі 512/256/1 (5 експериментів)

Підсумуємо отримані результати у вигляді табл. 14.

Таблиця 14.

Точність моделей нейронної мережі із двома прихованими шарами

Архітектура моделі	12/8/1	32/16/1	128/32/1	512/128/1	512/256/1
Середнє значення точності для 5 експериментів, %	76.988	78.315	82.182	83.011	86.077
Максимальна досягнута точність, %	78.59	80.25	83.01	84.81	87.85

### Дослідження перенавчання моделі (overfitting)

Аналогічно як і для моделей із зростанням нейронів у прихованих шарах, дослідимо наявність процесу перенавчання (overfitting) моделей із архітектурою, особливість якої полягає у зменшенні кількості нейронів у прихованих шарах.

#### 32/16/1

```
19/19 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.4479 - accuracy: 0.7772
5/5 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.5717 - accuracy: 0.7379
Accuracy: 77.72; Loss: 0.45
Validation accuracy: 73.79; validation loss: 0.57
```

Рис. 72. Результат тренування моделі 32/16/1 протягом 150 епох

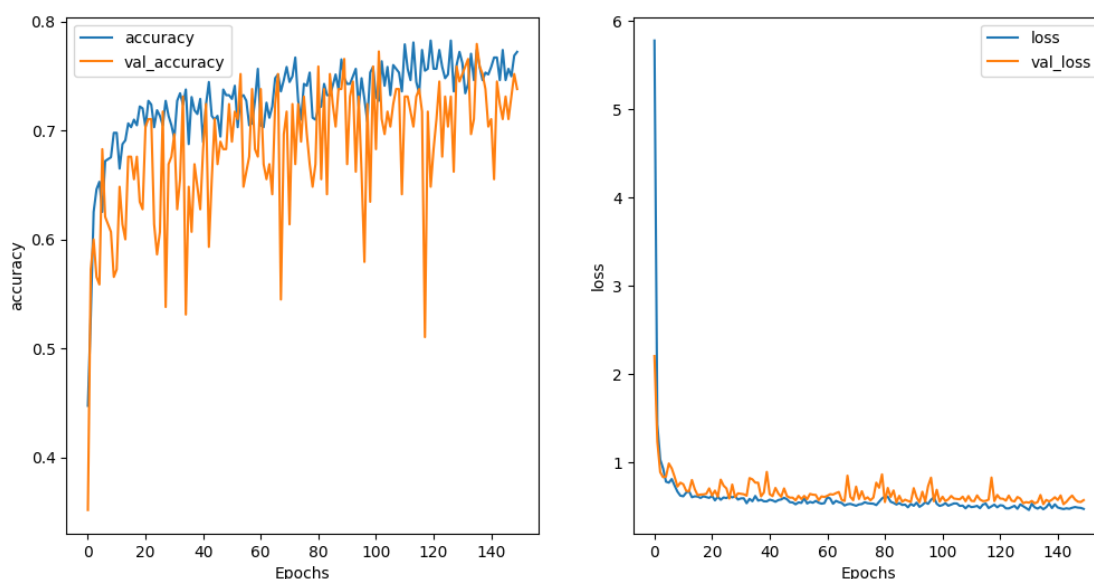


Рис. 73. Зміна тренувальних і валідаційних точності і втрат протягом 150 епох під час навчання моделі 32/16/1

### 128/32/1

```
19/19 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.4020 - accuracy: 0.8100  
5/5 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.5621 - accuracy: 0.7172  
Accuracy: 81.00; Loss: 0.40  
Validation accuracy: 71.72; validation loss: 0.56
```

Рис. 74. Результат тренування моделі 128/32/1 протягом 150 епох

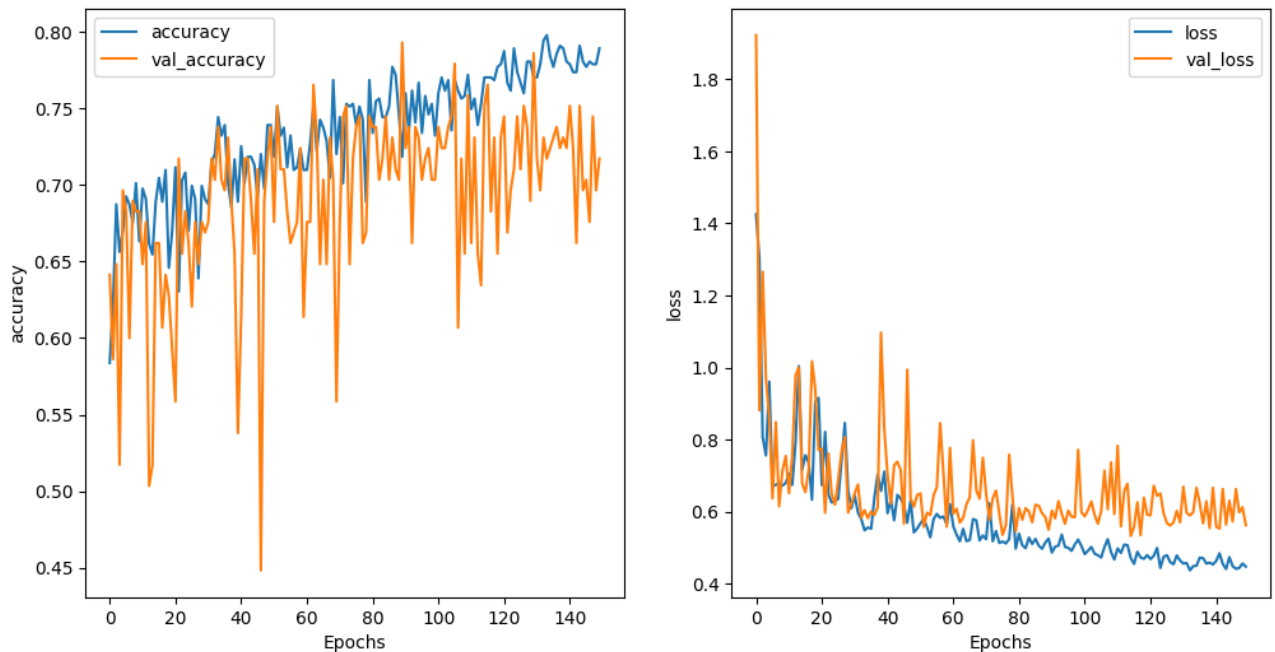


Рис. 75. Зміна тренувальних і валідаційних точності і втрат протягом 150 епох під час навчання моделі 128/32/1

### 512/128/1

```
19/19 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3652 - accuracy: 0.8325  
5/5 [=====] - 0s 0s/step - loss: 0.6428 - accuracy: 0.7310  
Accuracy: 83.25; Loss: 0.37  
Validation accuracy: 73.10; validation loss: 0.64
```

Рис. 76. Результат тренування моделі 512/128/1 протягом 150 епох



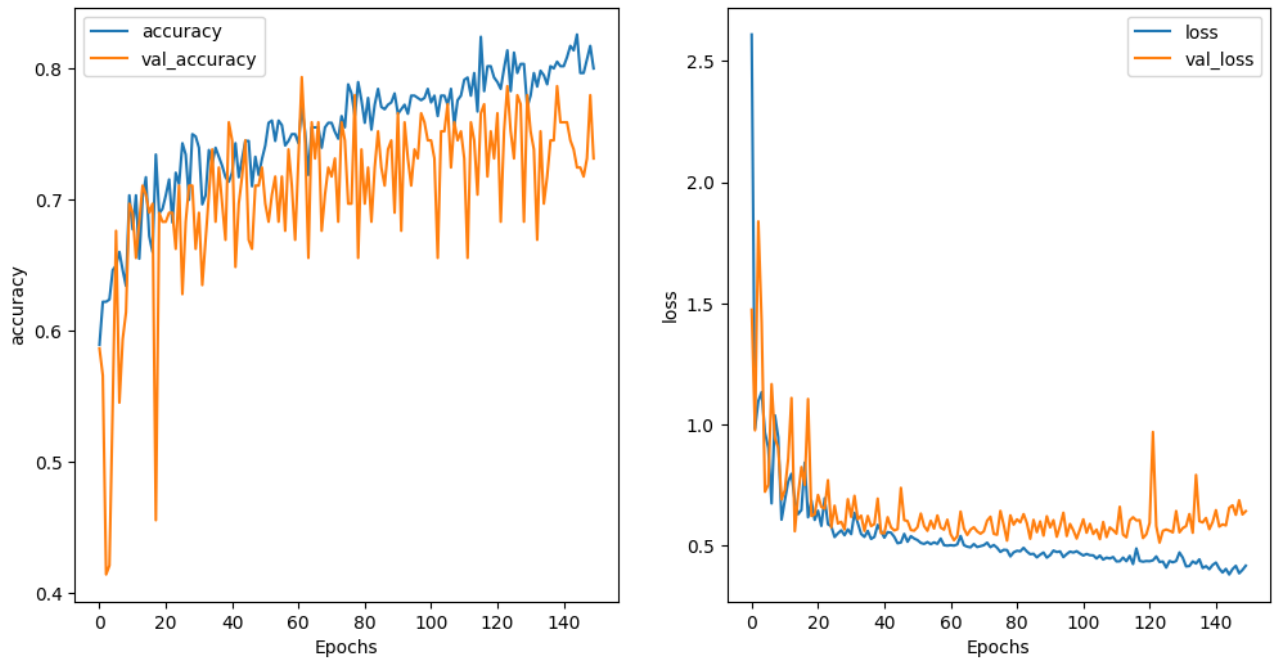


Рис. 77. Зміна тренувальних і валідаційних точності і втрат протягом 150 епох під час навчання моделі 512/128/1

### 512/256/1

```
19/19 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.3311 - accuracy: 0.8515
5/5 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.6207 - accuracy: 0.7448
Accuracy: 85.15; Loss: 0.33
Validation accuracy: 74.48; validation loss: 0.62
```

Рис. 78. Результат тренування моделі 512/256/1 протягом 150 епох

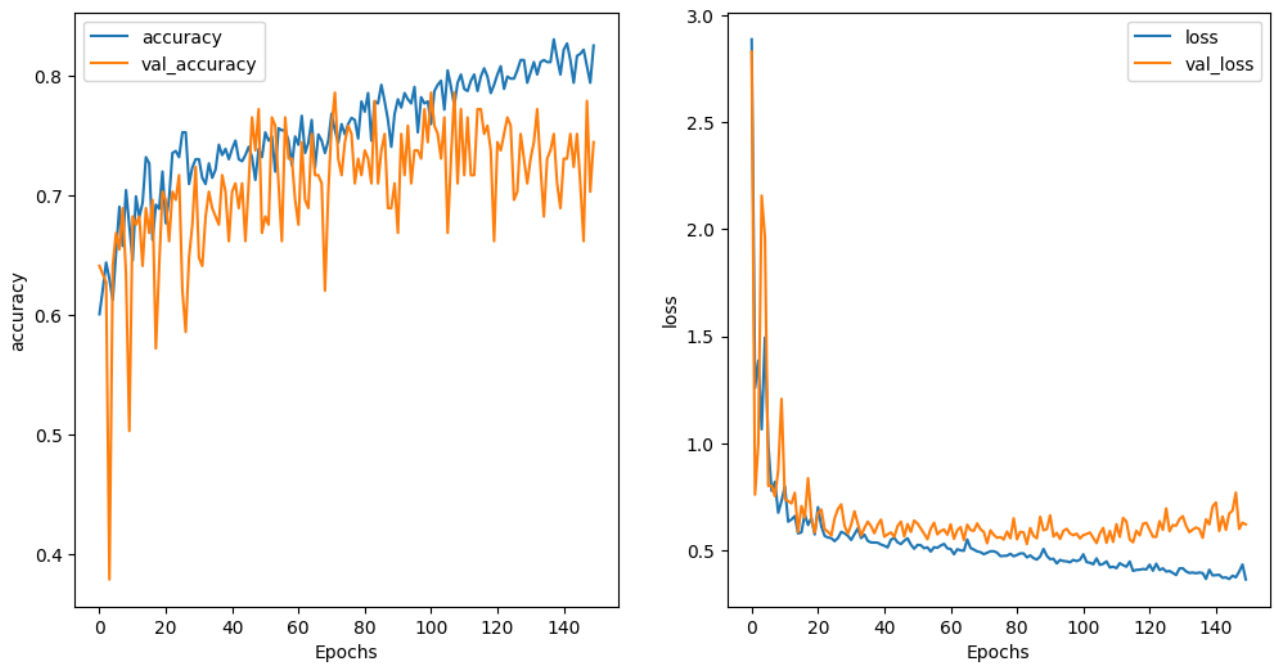


Рис. 79. Зміна тренувальних і валідаційних точності і втрат протягом 150 епох під час навчання моделі 512/256/1

Для простішої інтерпретації результатів, подамо їх у вигляді табл. 15.

Таблиця 15.

Вплив складності архітектури моделі на її перенавчання (overfitting)

Архітектура моделі	12/8/1	32/16/1	128/32/1	512/128/1	512/256/1
Тренувальна точність, %	74.96	77.72	81.00	83.25	85.15
Точність валідації, %	71.72	73.79	71.72	73.10	74.48
Наявність overfitting	Ні	Ні	Так	Так	Так

Отримані результати для двох типів архітектур моделей (зі зростанням і спаданням кількості нейронів у прихованих шарах) для зручності інтерпретації подамо у вигляді таблиць.

Таблиця 16.

Точність моделей нейронної мережі із двома прихованими шарами

Архітектура моделі	Середнє значення точності для 5-ти експериментів, %	Максимальна досягнута точність, %
12/8/1	76.988	78.59
16/32/1	79.364	80.94
32/16/1	78.315	80.25
32/128/1	84.862	86.74
128/32/1	82.182	83.01
128/512/1	92.404	94.34
512/128/1	83.011	84.81
256/512/1	91.024	93.23
512/256/1	86.077	87.85

Із табл. 16 можна побачити, що архітектура моделі із зростанням нейронів показала кращі результати точності, ніж архітектура із зменшенням нейронів. Якщо на простіших моделях не спостерігається значна різниця, то для складніших (128/512/1, 512/128/1) різниця в точності моделей становить від 5% до 10%. Однак стверджувати, що архітектура із збільшенням кількості нейронів є кращою не можна, оскільки така архітектура більш схильна до перенавчання (overfitting), що можна спостерігати у наведених вище графіках. Висновки стосовно перенавчання моделей відображено у табл. 17.

Таблиця 17.

Вплив складності архітектури моделі на її перенавчання (overfitting)

Архітектура моделі	Тренувальна точність, %	Точність валідації, %	Наявність overfitting
12/8/1	74.96	71.72	Ні
16/32/1	76.34	73.10	Ні
32/16/1	77.72	73.79	Ні
32/128/1	86.53	78.62	Так
128/32/1	81.00	71.72	Так
128/512/1	92.40	71.72	Так
512/128/1	83.25	73.10	Так

### 4.3) The impact of data normalization

Дослідимо вплив нормалізації даних на навчання моделі нейронної мережі на прикладі архітектур 12/8/1 (архітектура із туторіалу), 128/512/1 (архітектура, яка надала найбільшу точність у випадку збільшення нейронів у прихованих шарах) та 512/256/1 (архітектура, яка надала найбільшу точність у випадку зменшення нейронів у прихованих шарах) .

#### 12/8/1

```
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3387 - accuracy: 0.8384
Accuracy: 83.84
23/23 [=====] - 0s 711us/step - loss: 0.3589 - accuracy: 0.8260
Accuracy: 82.60
23/23 [=====] - 0s 735us/step - loss: 0.3495 - accuracy: 0.8301
Accuracy: 83.01
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3454 - accuracy: 0.8315
Accuracy: 83.15
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.3294 - accuracy: 0.8536
Accuracy: 85.36
```

Рис. 80. Результати тренування моделі 12/8/1 (5 експериментів)

Таблиця 18.

Точність моделей 12/8/1 нейронної мережі

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	83.84	82.60	83.01	83.15	85.36

Середнє значення точності становить 83.592%. Спостерігається покращення точності порівняно зі моделлю 12/8/1 із туторіалу без нормалізації даних, для якої середнє значення точності становило 76.988%.

#### 128/512/1

```
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0018 - accuracy: 1.0000
Accuracy: 100.00
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2113 - accuracy: 0.9434
Accuracy: 94.34
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 6.9268e-04 - accuracy: 1.0000
Accuracy: 100.00
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 9.4953e-04 - accuracy: 1.0000
Accuracy: 100.00
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 9.5519e-04 - accuracy: 1.0000
Accuracy: 100.00
```

Рис. 81. Результати тренування моделі 128/512/1 (5 експериментів)

Таблиця 19.

## Точність моделей 128/512/1 нейронної мережі

№ експерименту	1	2	3	4	5
Точність моделі (%)	100.00	94.34	100.00	100.00	100.00

Середнє значення точності становить 98.868%. Спостерігається значне покращення точності порівняно зі моделлю 128/512/1 без нормалізації даних, для якої середнє значення точності становило 92.404%.

**512/256/1**

```

23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0024 - accuracy: 1.0000
Accuracy: 100.00
23/23 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0138 - accuracy: 0.9986
Accuracy: 99.86
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 5.8558e-04 - accuracy: 1.0000
Accuracy: 100.00
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1985 - accuracy: 0.9323
Accuracy: 93.23
23/23 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.0018 - accuracy: 1.0000
Accuracy: 100.00

```

Рис. 82. Результати тренування моделі 512/256/1 (5 експериментів)

Середнє значення точності становить 98.619%. Спостерігається значне покращення точності порівняно зі моделлю 512/256/1 без нормалізації даних, для якої середнє значення точності становило 86.077%.

Отримані результати підсумуємо у вигляді табл. 20.

Таблиця 20.

Точність моделей нейронної мережі із двома прихованими шарами без нормалізації та з нормалізацією даних

Архітектура моделі	Середнє значення точності для 5 експериментів без нормалізації, %	Середнє значення точності для 5 експериментів з нормалізацією, %	Максимальна досягнута точність без нормалізації, %	Максимальна досягнута точність з нормалізацією, %
12/8/1	76.988	83.592	78.59	85.36
128/512/1	92.404	98.868	94.34	100.00
512/256/1	86.077	98.619	87.85	100.00

Також варто зазначити вплив нормалізації даних на швидкість досягнення певної точності. Наприклад, для експерименту використано архітектуру 128/512/1 із завданням досягнути точність 100%. Тренування моделі припиняється відразу під час досягнення потрібної точності, що забезпечується використанням класу `myCallback`, похідного від класу `tf.keras.callbacks.Callback` (рис. 83).

```
class myCallback(tf.keras.callbacks.Callback):
    def on_epoch_end(self, epoch, logs={}):
        if(logs.get('accuracy') == 1):
            print('\nAccuracy is bigger than 1 so cancelling training!')
            self.model.stop_training = True
```

Рис. 83. Код класу `myCallback`

```

Epoch 256/550
40/58 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 0.0296 - accuracy: 1.0000
Accuracy is bigger than 1 so cancelling training!
58/58 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0335 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 1.6251 - val_accuracy: 0.6828

Evaluating the model
19/19 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0296 - accuracy: 0.9983
5/5 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 1.6251 - accuracy: 0.6828
Accuracy: 99.83; Loss: 0.03
Validation accuracy: 68.28; validation loss: 1.63

```

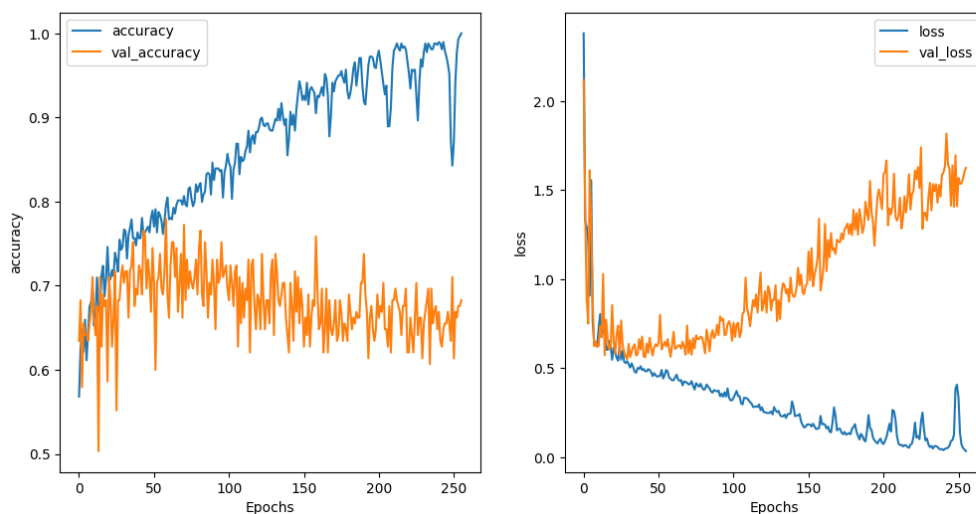


Рис. 84. Результат тренування моделі 128/512/1 без нормалізації даних

```

Epoch 56/550
46/58 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 0.0213 - accuracy: 1.0000
Accuracy is bigger than 1 so cancelling training!
58/58 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0215 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.9187 - val_accuracy: 0.7655

Evaluating the model
19/19 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0189 - accuracy: 1.0000
5/5 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.9187 - accuracy: 0.7655
Accuracy: 100.00; Loss: 0.02
Validation accuracy: 76.55; validation loss: 0.92

```

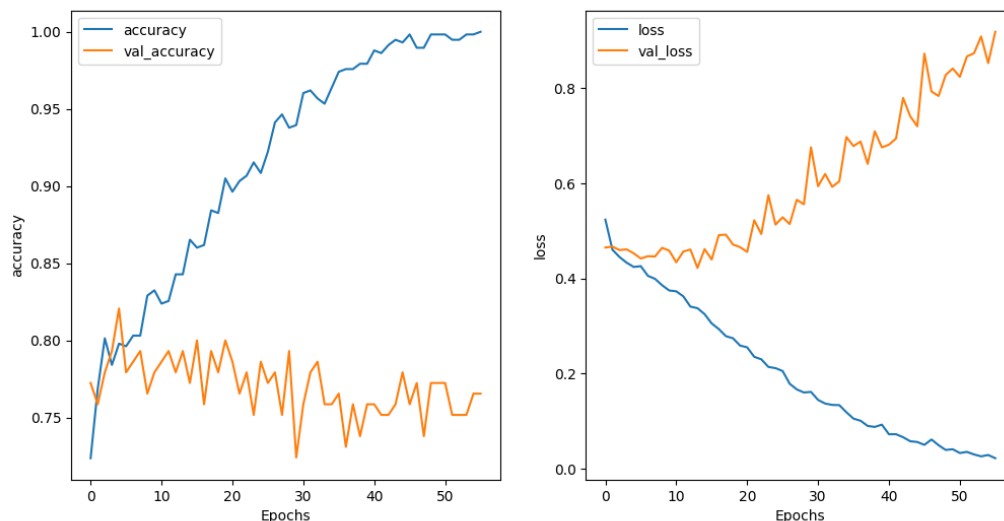


Рис. 85. Результат тренування моделі 128/512/1 з нормалізацією даних

Без нормалізації даних модель 128/512/1 досягнула точності в 100% за 256 епох (рис. 84), а з нормалізацією даних — всього за 56 епох (рис. 85). Іншими словами, нормалізація вектора ознак пришвидшила тренування моделі у 4.5 рази.

## Поділ датасету на тренувальний та тестовий

Як уже згадувалося на початку розділу звіту, пов'язаного безпосередньо із машинним навчанням, для порівняння результатів проведених експериментів із результатами із туторіалу, вхідний датасет не поділявся на тренувальний і тестовий.

У проведених експериментах із зміною кількості нейронів моделі із двома прихованими шарами продемонстровано підхід до оцінки точності моделі: для кращої оцінки точності моделі із певною архітектурою проводитимемо по 5 дослідів і знаходитимемо середнє і максимальне значення точності, що пов'язано із стохастичною природою нейронних мереж.

Однак, дуже важливо зазначити, що розподіл набору даних на навчальні та тестові (або перевірочні) набори є фундаментальною практикою машинного навчання, щоб переконатися, що створена модель оцінюється належним чином і її продуктивність узагальнення може бути точно оцінена. Поділ служить для моделювання того, наскільки добре модель працюватиме на нових даних, яких вона раніше не "бачила", що є кінцевою метою будь-якого завдання машинного навчання.

Щоб дотримуватися найкращих практик, вхідний датасет слід розділити на три набори:

- 1) Набір даних безпосередньо для навчання моделі ( $X_{train}$ ): це найбільша частина вхідного набору даних, яка використовуватиметься для навчання моделі. Він має містити значну частину ваших даних, зазвичай близько 75-80% усього набору даних.
- 2) Датасет для валідації/перевірки моделі під час її навчання ( $X_{validation} = X_{valid}$ ): цей набір використовується для налаштування гіперпараметрів і вибору моделі. Він використовується не для навчання самої моделі, а для оцінки різних варіантів моделі. Розмір зазвичай становить близько 10-15% набору даних.
- 3) Набір даних для тестування моделі ( $X_{test}$ ): тестовий набір використовується для оцінки кінцевої продуктивності моделі після того, як здійснено етапи вибору моделі та налаштування за допомогою набору перевірки. Він має представляти нові, невідомі дані. Розмір зазвичай становить близько 10-15% набору даних.

Поділ датасету на  $X_{train}$  та  $X_{valid}$  вже здійснювався раніше для дослідження впливу складності архітектури моделі нейронної мережі на її перенавчання (overfitting).



Загалом, алгоритм поділу оригінального дата сету наступний:

- 1) Розділити оригінальний набір даних на `X_train` та `X_test`, використовуючи відповідне співвідношення (наприклад, 80% для навчання та 20% для тестування).
- 2) Датасет `X_train` розділити на дві підмножини:
  - `X_train` – використовуватиметься для тренування моделі;
  - `X_valid` – валідаційний датасет, який використовуватиметься для оцінки ефективності навчання (наприклад, як було показано раніше, його можна використовувати для виявлення процесу перенавчання моделі).

Також потрібно уточнити, що для тренування і оцінювання моделі буде використовуватися вже очищений датасет, який містить 724 записи і значення стовпця 'triceps\_skin\_thickness' якого імпутовані з допомогою KNN імпутації.

Враховуючи доволі малий розмір датасету (724 елементи), поділ здійснюватиметься у такому співвідношенні:

- 1) 85% (615 елементів) - `train_df` – дані, які використовуватимуться під час тренування моделі
  - 85% (522 елементи) – `X_train` – дані для тренування моделі;
  - 15% (93 елементи) – `X_valid` – дані для валідації моделі.
- 2) 15% (109 елементів) – `test_df = X_test + y_test` – дані для тестування моделі.

Після поділу датасету на `train_df` та `test_df` розглянемо розподіл міток досліджуваної ознаки (у нашому випадку це 'has\_diabetes').

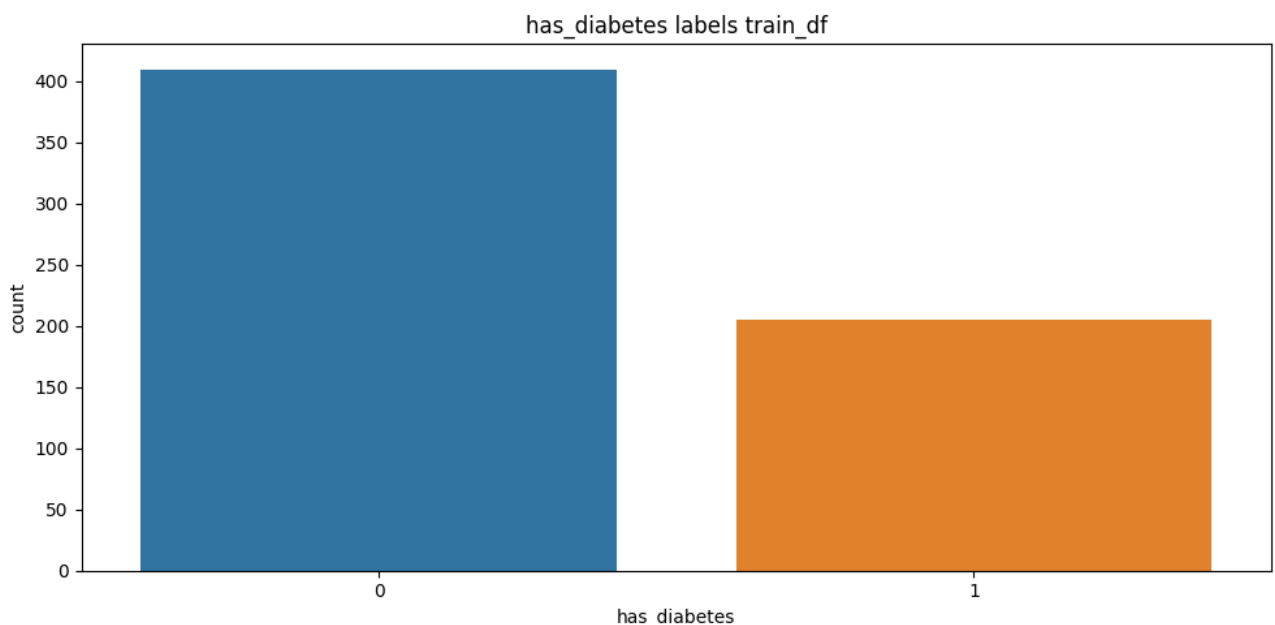


Рис. 86. Розподіл міток (target values) у `train_df`

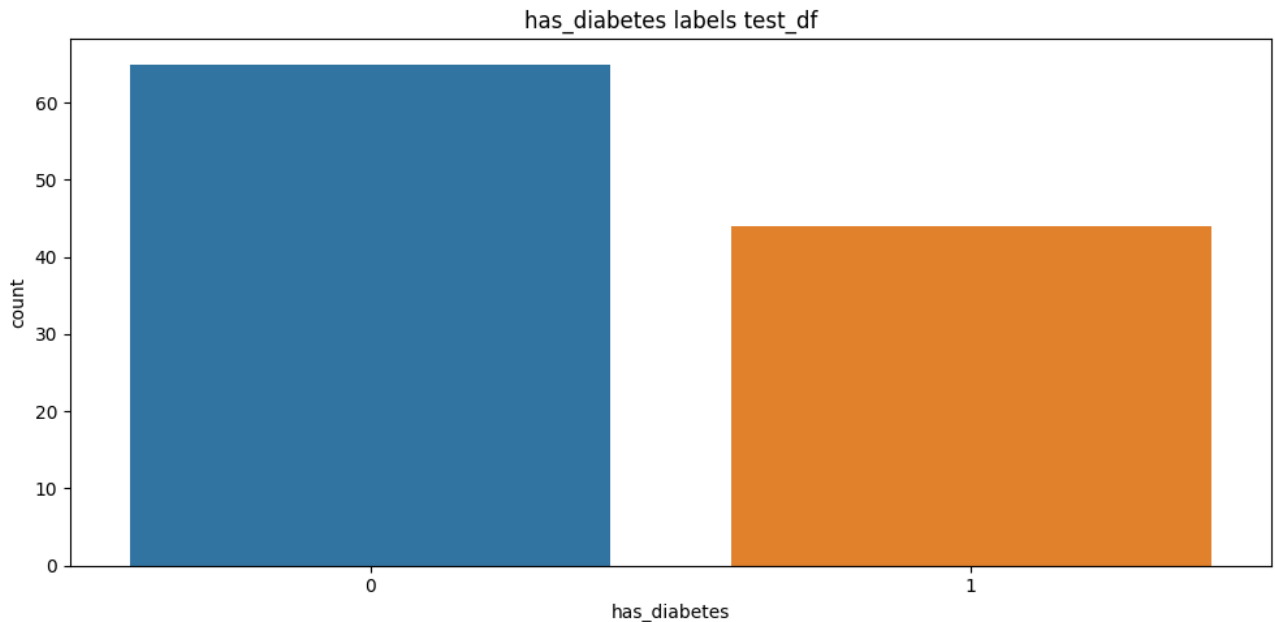


Рис. 87. Розподіл міток (target values) у test\_df

Як видно із рис. 86 і рис. 87, в обох датасетах містяться елементи із значенням мітки '0' та '1', при чому оригінальне співвідношення між класами мітки (рис. 34) зберігається. Проведена перевірка розподілу міток допомагає переконатися, що навчальний і тестовий набори даних репрезентують вихідний датасет і зберігають однаковий розподіл класів. Якщо навчальні та тестові набори даних мають суттєво різні розподіли класів, ефективність моделі на тестових даних може не точно відображати її реальну продуктивність.

Наступним кроком поділимо train\_df на X\_train та X\_valid і також перевіримо розподіл міток у\_train і у\_valid.

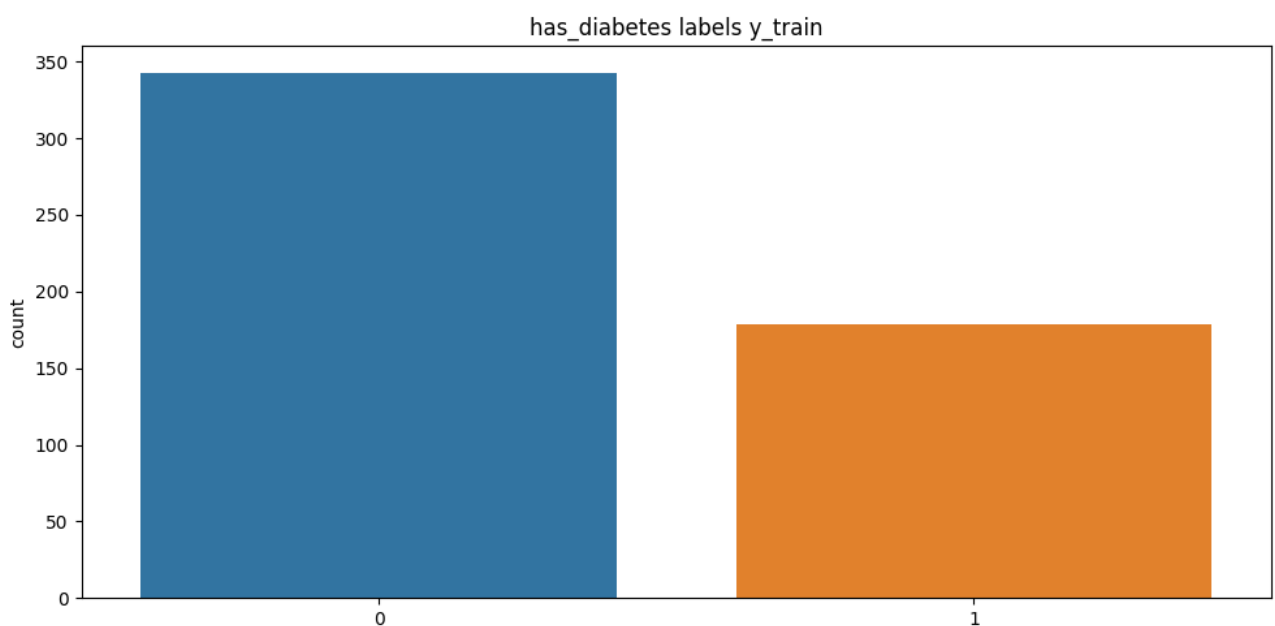


Рис. 88. Розподіл міток (target values) в y\_train

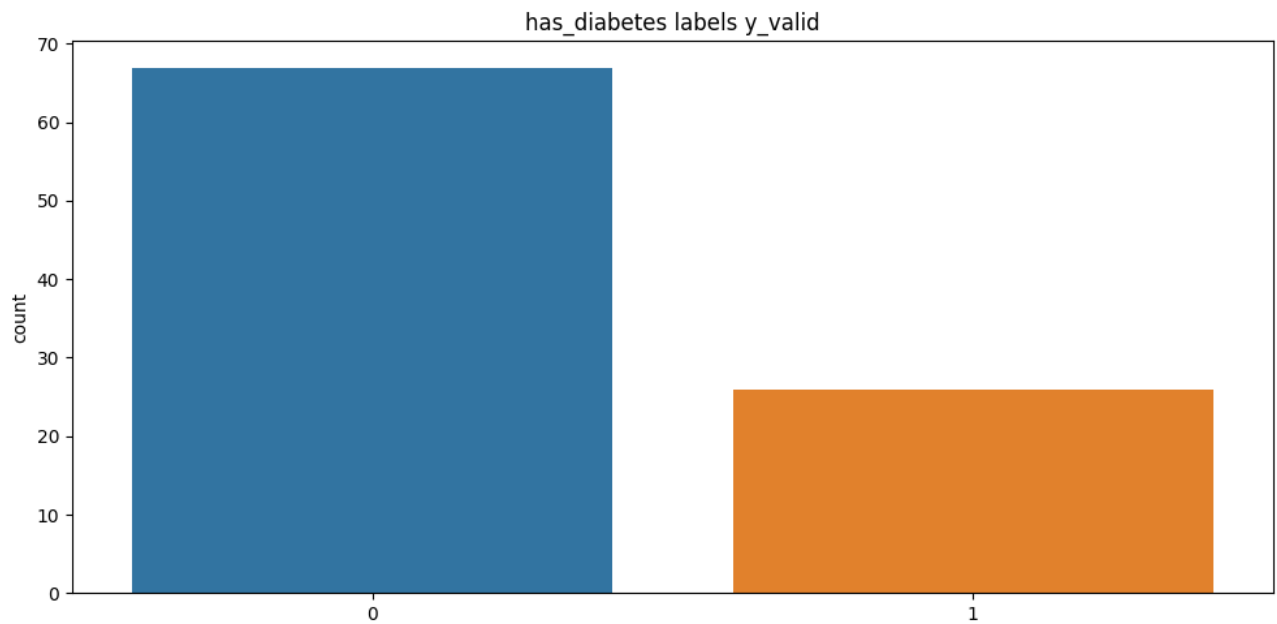


Рис. 89. Розподіл міток (target values) в y\_valid

Розподіл міток в test\_df (рис. 87), y\_train (рис. 88) та y\_valid (рис. 89) відповідає розподілу міток в оригінальному датафреймі df (рис. 34), тому можна переходити до експериментів із моделями різних архітектур.

## Висновки

Досліджуваний датасет Pima Indians Diabetes Database містить 768 записів та 9 стовпців, дослідивши які отримано такі результати:

- 1) Стовпці 'pregnancies', 'serum\_insulin', 'diabetes\_pedigree\_function' та 'has\_diabetes' не мають відсутніх значень (missing values).
- 2) Стовпці 'glucose\_concentration', 'blood\_pressure' і 'bmi' мають декілька відсутніх значень (5, 35 і 11 відповідно), замінені значенням 0. Тому рядки із такими значеннями було видалено, що призвело до зменшення розміру датасету до 724 записів.
- 3) Стовпець 'triceps\_skin\_thickness' містить 227 відсутніх/неправильних значень (0). Видалення рядків із цим значенням призвело б до втрати значної кількості даних, тому для вирішення проблеми використано KNN імпутацію ( $k = 5$ ) із використанням стовпців 'serum\_insulin' та 'bmi'.

Також варто зазначити, що досліджуваний датасет є незбалансованим, оскільки кількість записів стовпця 'has\_diabetes' із міткою 0 приблизно вдвічі перевищує кількість записів із міткою 1.

Результати дослідження відсутності ознак наведено у табл. 21, з якої можна побачити, що видалення однієї, двох і навіть чотирьох ознак із вектора ознак фактично не вплинуло на точність моделі.

Таблиця 21.

Точність моделей нейронної мережі

Видалені стовпці	Середня точність моделі для 5-ти експериментів (%)
-	76.988
'triceps_skin_thickness'	75.056
'diabetes_pedigree_function'	76.464
'diabetes_pedigree_function', 'pregnancies'	75.772
'diabetes_pedigree_function', 'pregnancies', 'blood_pressure', 'triceps_skin_thickness'	74.114

Проведено дослідження впливу збільшення та зменшення кількості нейронів у двох прихованих шарах моделі нейронної мережі, результати якого наведено у табл. 22.

Таблиця 22.

Точність моделей нейронної мережі із двома прихованими шарами

Архітектура моделі	Середнє значення точності для 5-ти експериментів, %	Максимальна досягнута точність, %
12/8/1	76.988	78.59
16/32/1	79.364	80.94
32/16/1	78.315	80.25
32/128/1	84.862	86.74
128/32/1	82.182	83.01
128/512/1	92.404	94.34
512/128/1	83.011	84.81
256/512/1	91.024	93.23
512/256/1	86.077	87.85

Найбільша досягнута точність для 150 епох становить 94.34% (модель 128/512/1).

Із збільшенням складності моделі тренувальна точність зростає, однак для складних моделей (наприклад, 128/512/1) в ході експериментів було виявлено процес перенавчання (overfitting).

Також зроблено висновок про покращення процесу тренування моделей внаслідок використання нормалізації даних (табл. 23).

Таблиця 23.

Точність моделей нейронної мережі із двома прихованими шарами без нормалізації та з нормалізацією даних

Архітектура моделі	Середнє значення точності для 5 експериментів без нормалізації, %	Середнє значення точності для 5 експериментів з нормалізацією, %	Максимальна досягнута точність без нормалізації, %	Максимальна досягнута точність з нормалізацією, %
12/8/1	76.988	83.592	78.59	85.36
128/512/1	92.404	98.868	94.34	100.00
512/256/1	86.077	98.619	87.85	100.00

Окрім того, нормалізація даних пришвидшує процес навчання (дозволяє значно швидше досягнути потрібної точності), про що свідчать результати експериментів, наведені у табл. 24.

Таблиця 24.

Час тренування моделей нейронної мережі 128/512/1 з метою досягнення точності 100% без нормалізації та з нормалізацією даних

Кількість епох з нормалізацією	56
Кількість епох без нормалізації	256