



# ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ПІКСЕЛІВ ШКІРИ У ВІДЕОПОТОЦІ

Студентки групи КА-41

Шулякової Д.О.

```
graph LR; A[Актуальність] --> B[Постановка задачі]; B --> C[Колірна модель]; C --> D[Текстурна модель]; D --> E[Результати]
```

Актуальність

Постановка задачі

Колірна модель

Текстурна модель

Результати

- **Об'єкт дослідження:** детекція шкіри
- **Предмет дослідження:** застосування нейронних мереж для детекції шкіри у відеопотоці
- **Мета:** дослідити різні підходи до застосування нейронних мереж для детекції шкіри у відеопотоці

# Скіндетектори успішно застосовуються у медицині та інших сферах людського життя.

- Застосування у медицині:
  - *віддалена фотоплетізмографія (в тому числі для моніторингу космонавтів та новонароджених в інкубаторах)*
  - *для значного підвищення якості систем діагностики*
- Розпізнавання облич
- Розпізнавання жестів (що особливо актуально для людей з вадами слуху)
- Моделювання та анімація облич
- Застосунки для додаткової реальності
- Цензура контенту (особливо для країн ісламу)

# Постановка задачі детекції шкіри



0	0	...	0	0
0	0	...	0	0
0	0	...	0	0
1	1	...	1	0
...	...	...	...	...
0	1	...	1	0
0	0	...	0	0
0	0	...	0	0
0	0	...	0	0



Для приведення однакових кольорів, що відрізняються лише освітленістю, до одного вигляду, застосовуємо оператор проектування.

Введемо  $P$  - оператор проектування для векторного простору RGB в простір, що не залежить від освітлення.

$$P = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0.5 & 0.5 \end{pmatrix}$$

Отже, маємо  $y(x) = Px$ , де  $y$  - це 2D проекція колірною вектора  $x \in \mathbb{R}^3$ .

Актуальність

Постановка задачі

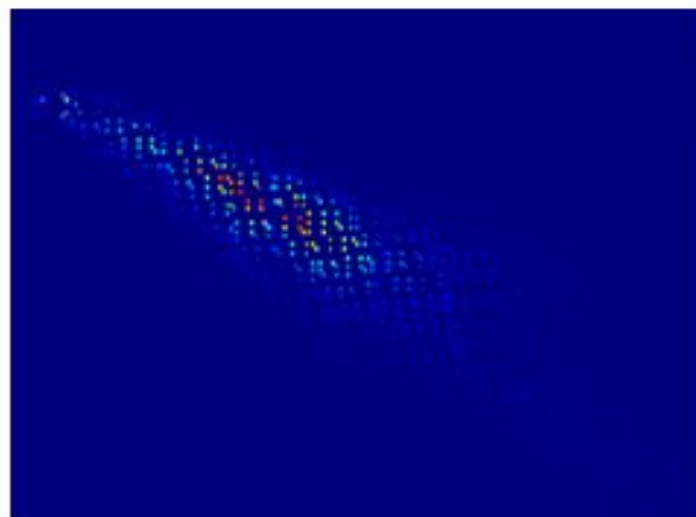
Колірна модель

Текстурна модель

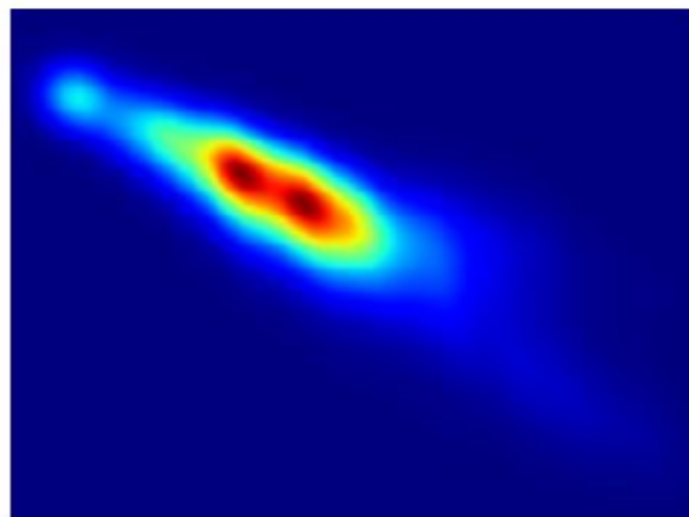
Результати

Знаходження безперервного розподілу кольору шкіри на основі набору даних відбувається у 3 етапи.

1. Створення дискретної кольорової мапи на основі навчальної вибірки
2. Заповнення відсутних точок за допомогою гауссового фільтру
3. Нормалізація отриманого розподілу



1. Дискретна кольорова мапа на основі навчальної вибірки



- 2-3. Результат застосування гауссового фільтру та подальшої нормалізації

Для моделювання імовірнісного розподілу  $D$  кольорів на проекційній площині  $P$  використовується нейронна мережа з радіальними базисними функціями.

В якості радіальної основи використаємо гауссову функцію:

$$\varphi(y) = \sum_{i=1}^N a_i e^{-\|\beta_i \cdot (y - c_i)\|^2}$$

Отримана модель матиме вигляд:

$$\varphi(x) = a_0 e^{-\|W_0 \cdot (G P x - c)\|^2} = a_0 e^{-\|R x + B\|^2}$$

Задача знаходження  $W_0$ :

$$W_0 = \operatorname{argmin}_{W_0} \sum_{y_i \in P: p_i > 0} \frac{[p_i - \varphi(y_i, W_0)]^2}{\operatorname{Card}(P) - 1}$$

де  $N$  - кількість нейронів у прихованому шарі,  $c_i$  - центральний вектор для нейрона  $i$ ,  $a_i$  - вага нейрона  $i$  у лінійному вихідному шарі, а  $\beta_i$  коефіцієнт масштабування для кожного нейрона, що відповідає гіперсфері, що містить всі точки в кластері.

де  $G$  - матриця повороту  
 $P$  - оператор проектування

де  $p_i$  - ймовірність що  $y_i$  - піксель шкіри,  
 $\operatorname{card} P$  - кількість пікселів у з ненульовою ймовірністю бути шкірою

Актуальність

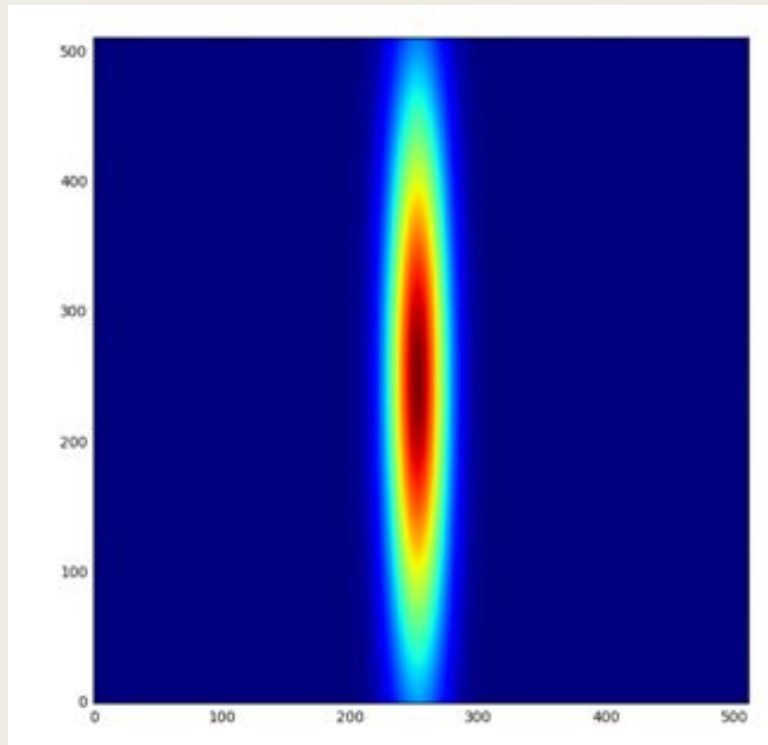
Постановка задачі

Колірна модель

Текстурна модель

Результати

Після 43 епох навчання отримуємо розподіл, середня похибка якого відносно істинного результату дорівнює  $1.448e-05$ .



Отриманий розподіл

$$R = \begin{vmatrix} 6.23055543 & 16.53261421 \\ 2.16381916 & -27.77861606 \\ -8.3943746 & 11.24600185 \end{vmatrix}^T$$

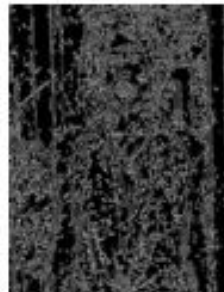
$$B = |-1.32159356, -0.22516318|^T$$

Отримані коефіцієнти



Для покращення результатів розпізнання в модель був впроваджений доданок, що відповідає за текстуру. Його знаходження відбувається у 3 етапи.

1. Розбиття зображення на суперпікселі
2. Застосування функції Canny Edge для пошуків меж на зображенні з малими коефіцієнтами
3. Розрахунок для кожного суперпікселя відношення кількості “меж” до кількості пікселів загалом. Це значення відповідає за гладкість суперпікселя



Розбиття на суперпікселі

Canny Edge

Розподіл гладкості

$$Edge\_Gradient (G) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

$$Angle (\theta) = \tan^{-1} \left( \frac{G_y}{G_x} \right)$$

де  $G_x$ ,  $G_y$ - результати конволюції з ядрами Собела у горизонтальному та вертикальному напрямках відповідно

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

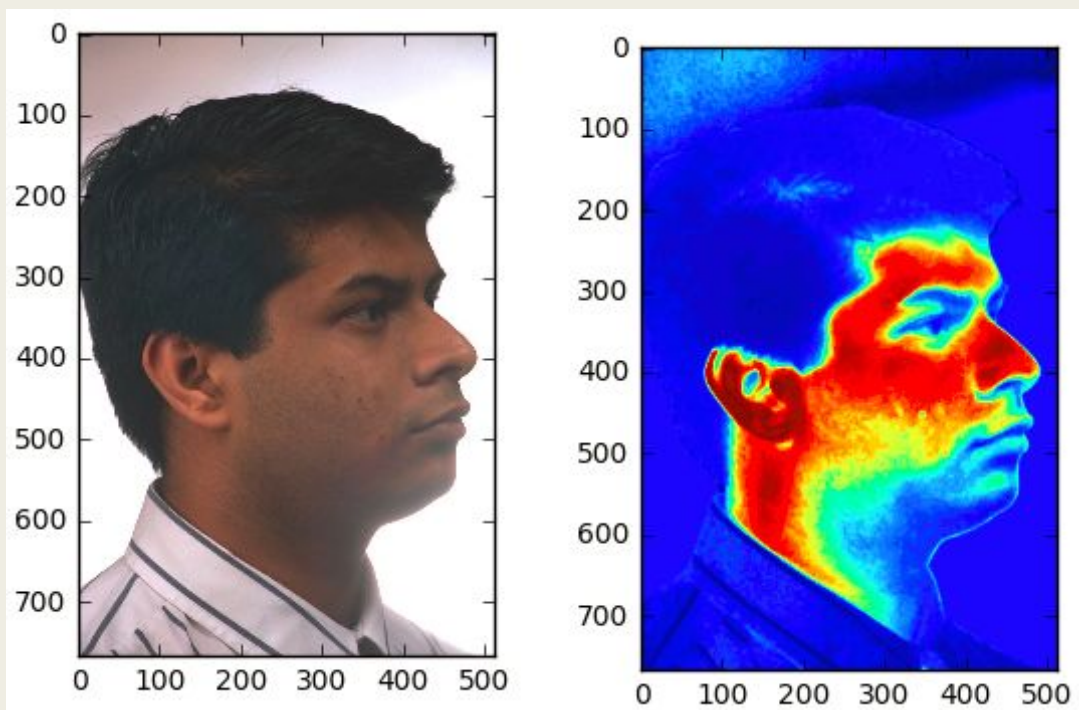
$G_x$

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

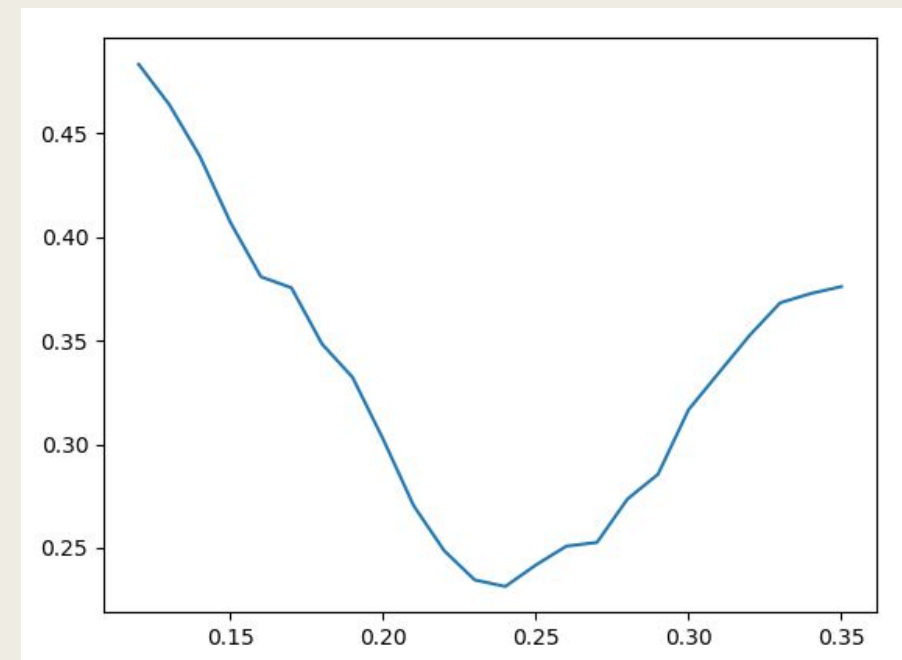
$G_y$

Ядра Собела

Результатом моделі є маска ймовірності, тому був проведений аналіз на знаходження порогу розділення шкіри та не-шкіри.



Оригінальне зображення (зліва) та маска ймовірності для нього (справа)



Знайдений графік залежності помилки від порогу

# Результат роботи обробки відео (покадрове розбиття)



Кінцева модель демонструє вищу точність у порівнянні з іншими популярними моделями

Модель	Точність
Випадковий ліс	93,00
SVM	91,01
Наївний Байєс	80,49
Досліджуваний метод без текстурної моделі	91,20
Досліджуваний метод з текстурною моделлю	95,00

# Висновки

- Був знайдений колірний простір шкіри людини за допомогою набору даних SFA
- Було впроваджено ефективне кодування розподілу кольорів шкіри та наближення його за допомогою нейронної мережі RBF.
- Для покращення ефективності роботи моделі, вона була модифікована текстурним доданком, що на тестовій вибірці зменшив помилку.
- Був проведений порівняльний аналіз з іншими методами для вирішення цієї задачі. Модифікований метод показав кращу точність.

Дякую за увагу!