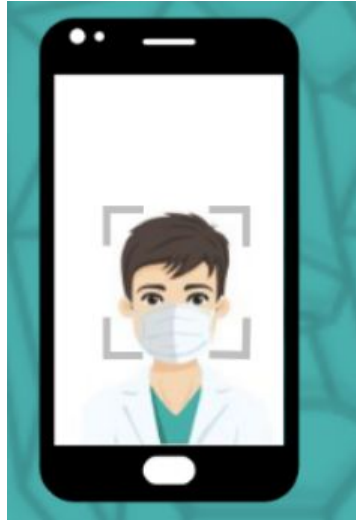


Розпізнавання образів

Розпізнавання облич





- Локалізація обличчя



- Розпізнавання обличчя



- Верифікація (автентифікація)
- Ідентифікація (розпізнавання)

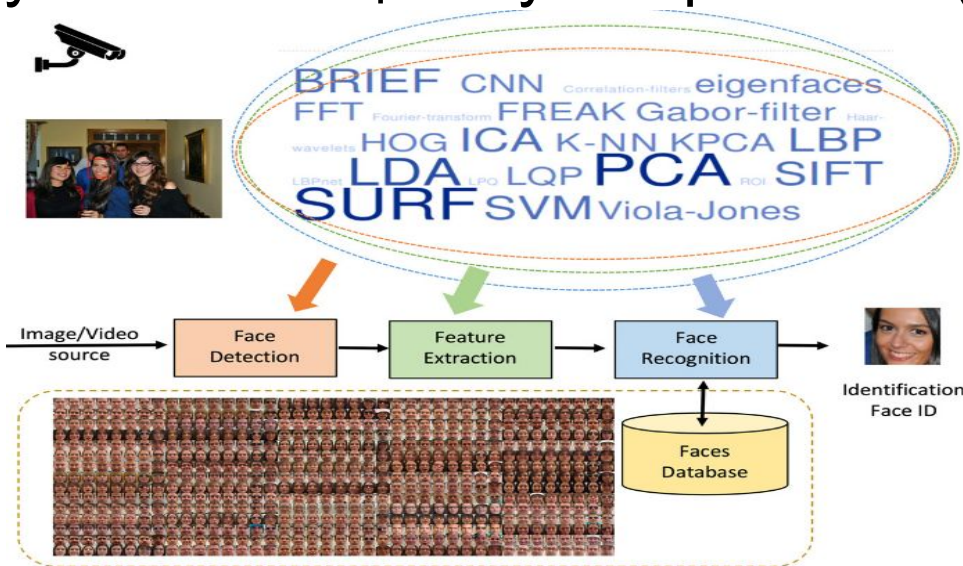


Проблеми, що виникають



Методи локалізації облич

- Методи засновані на знаннях
- Методи засновані на локальних ознаках (HOG, LBP, SIFT..)
- Метод відповідності шаблону
- Методи, що базуються на цілому зображенні (PCA, CNN, SVM...)
- Гібридні

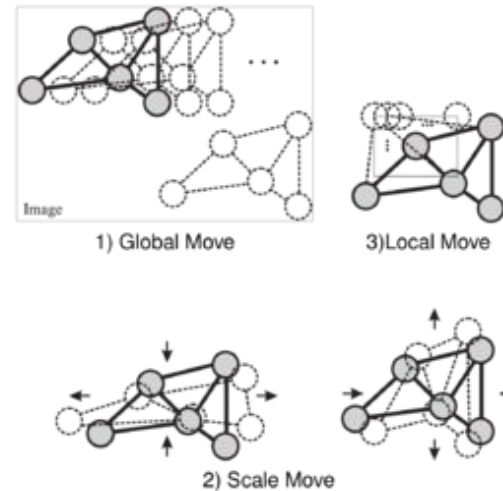
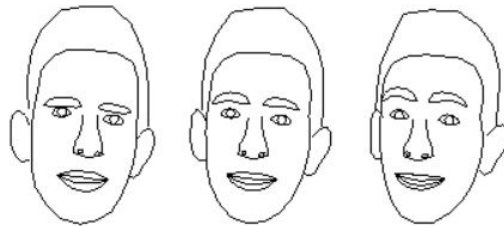


Active Shape Models (ASM)

Модель активної форми (ASM) фокусується на складних нежорстких функціях, таких як фактичний фізичний вигляд і вигляд елементів вищого рівня. Основною метою ASM є автоматичне визначення особливих точок, які визначають форму будь-якого статистично змодельованого об'єкта на зображенні.

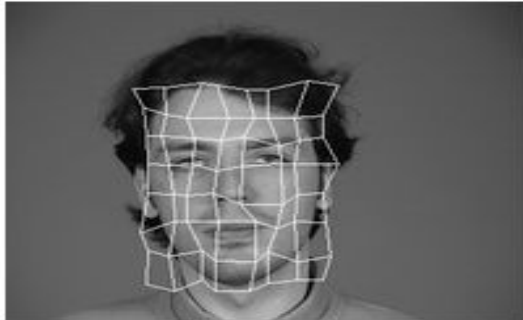
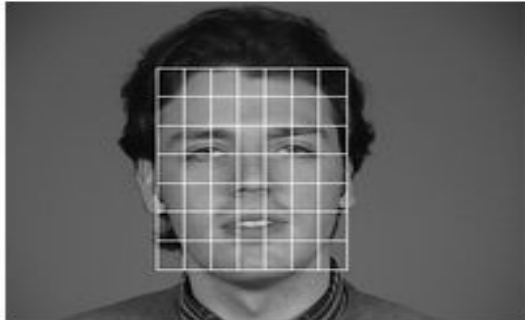
$$\mathbf{x} = (x_1, y_1, \dots, x_{N_p}, y_{N_p})^T$$

$$\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}} + \mathbf{P}\mathbf{b}$$



Метод гнучкого порівняння на графах

Особи представлені у вигляді графів зі зваженими вершинами і ребрами. На етапі розпізнавання один з графів - еталонний - залишається незмінним, в той час як інший деформується з метою найкращої підгонки до першого. У вершинах графа обчислюються значення ознак. Ребра графа зважуються відстанями між суміжними вершинами. Різниця (відстань, дискримінаційна характеристика) між двома графами обчислюється за допомогою деякої цінової функції деформації, що враховує як відмінність між значеннями ознак, обчисленими в вершинах, так і ступінь деформації ребер графа. Результат розпізнавання системи - еталон з найкращим значенням



Метод Віоли-Джонса

Основні принципи, на яких базується метод, такі:

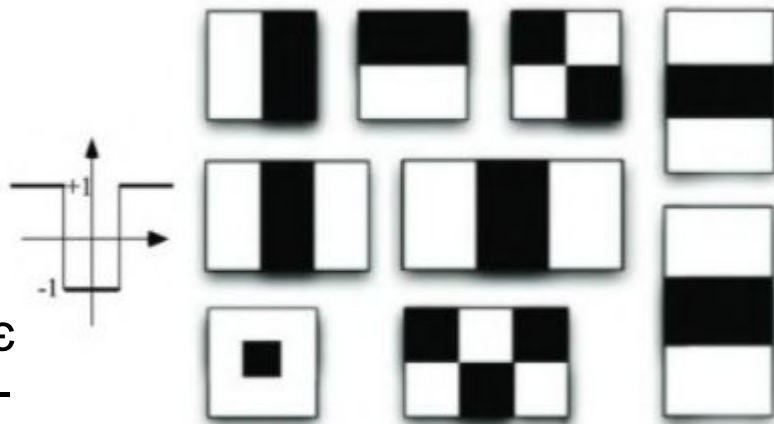
- використовуються **ознаки Хаара**;
- використовуються зображення в **інтегральному представленні**;
- використовується **бустинг** для вибору найбільш підходящих ознак для шуканого об'єкта на даній частині зображення;
- всі ознаки надходять на вхід **класифікатора**, який дає ₈ результат «вірно» або «ні»;
- використовуються **каскади ознак** для швидкого відкидання вікон, де не знайдено обличчя;
- використовується технологія ковзного вікна.

Вейвлети Хаара

$$\Psi = [W1, W2, B]$$

$$S_W = \sum_{p \in W} I(p)$$

Положення вейвлета Ψ_p : $W1$ займає прямокутну ділянку $\Omega \supset W1(p)$, $W2$ - ділянку $\Omega \supset W1(p)$, а B ділянку $\Omega \supset B(p)$.



Значення вейвлета Хаара

Значення вейвлета Хаара Ψ в початковому пікселі p можна визначити як суму

$$\gamma(\psi_p) = S_{W_1} + S_{W_2} - S_B.$$

$$\gamma(\psi_p) = \omega_1 \cdot S_{W_1} + \omega_2 \cdot S_{W_2} - \omega_3 \cdot S_B.$$





Маска в методі Віоли-Джонса представляє собою:

прямокутне вікно

один вейвлет Хаара

прямокутне вікно з
тількима вейвлетами Хаара

прямокутне вікно з чорними і
білими областями

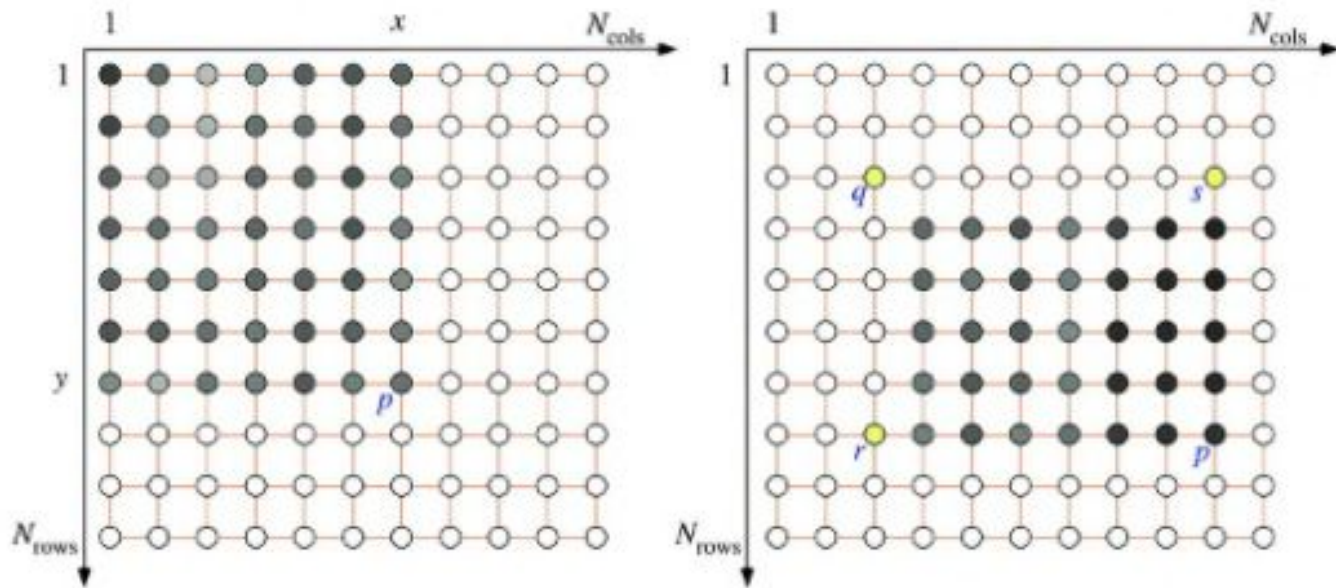


Інтегральне представлення зображення

Кожен елемент розраховується для пікселя $p = (x, y)$:

$$I_{int}(p) = \sum_{1 \leq i \leq x \wedge 1 \leq j \leq y} I(i, j)$$

$$S_W = I_{int}(p) - I_{int}(r) - I_{int}(s) + I_{int}(q).$$



1.

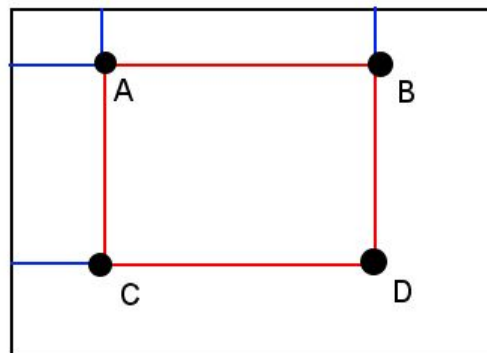
31	2	4	33	5	36
12	26	9	10	29	25
13	17	21	22	20	18
24	23	15	16	14	19
30	8	28	27	11	7
1	35	34	3	32	6

2.

31	33	37	70	75	111
43	71	84	127	161	222
56	101	135	200	254	333
80	148	197	278	346	444
110	186	263	371	450	555
111	222	333	444	555	666

$$15 + 16 + 14 + 28 + 27 + 11 =$$

$$101 + 450 - 254 - 186 = 111$$

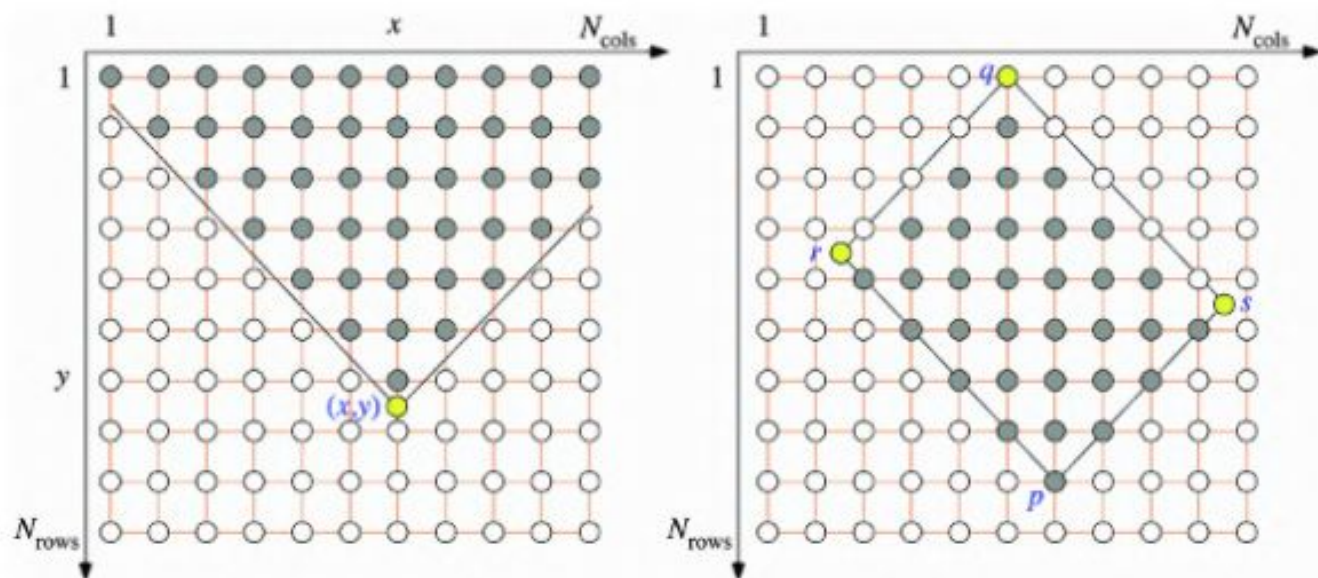


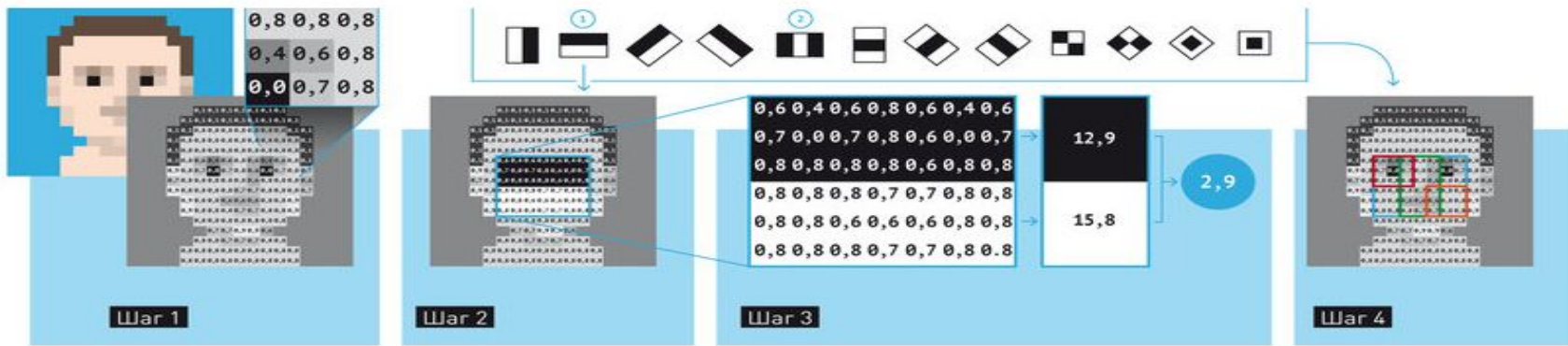
$$\text{Sum} = D - B - C + A$$

$$\sum_{\substack{x_0 < x \leq x_1 \\ y_0 < y \leq y_1}} i(x, y) = I(D) + I(A) - I(B) - I(C)$$

$$I_{\pi/4}(x, y) = \sum_{|x-i| \leq y-j \wedge 1 \leq j \leq y} I(i, j).$$

$$S_W = I_{\varphi}(p) - I_{\varphi}(r) - I_{\varphi}(s) + I_{\varphi}(q).$$





1. Прибираємо колір і перетворюємо зображення в матрицю яскравості.
 2. Накладаємо на неї одну з квадратних масок (ознаки Хаара). Проходимося з нею по всьому зображенню, змінюючи положення і розмір.
 3. Складаємо цифрові значення яскравості з тих частин матриці, які потрапили під білу частину маски, і віднімаємо з них ті значення, що потрапили під чорну частину. Якщо хоча б в одному з випадків різниця білих і чорних областей виявилася вище певного порогу, беремо цю область зображення в подальшу роботу. Якщо немає - забуваємо про неї, тут обличчя немає.
 4. Повторюємо з кроку 2 вже з новою маскою - але тільки в тій області зображення, яка пройшла перше випробування.
- Отже ознакою буде тривимірний вектор виду $j = \{\text{маска, положення, розмір}\}$

$$\mathcal{F}(\psi_p) = \begin{cases} +1, & \text{если } \mathcal{V}(\psi_p) \leq \rho \cdot \theta \\ -1, & \text{в противном случае} \end{cases}.$$

Розглянемо маску $M = [\Psi_1, \Psi_2, \Psi_3]$, що містить три вейвлета Хаара.

Дескриптор Хаара

$$\mathcal{D}(M_p) = \mathcal{F}(\psi_{1,p}) + \mathcal{F}(\psi_{2,p}) + \mathcal{F}(\psi_{3,p})$$



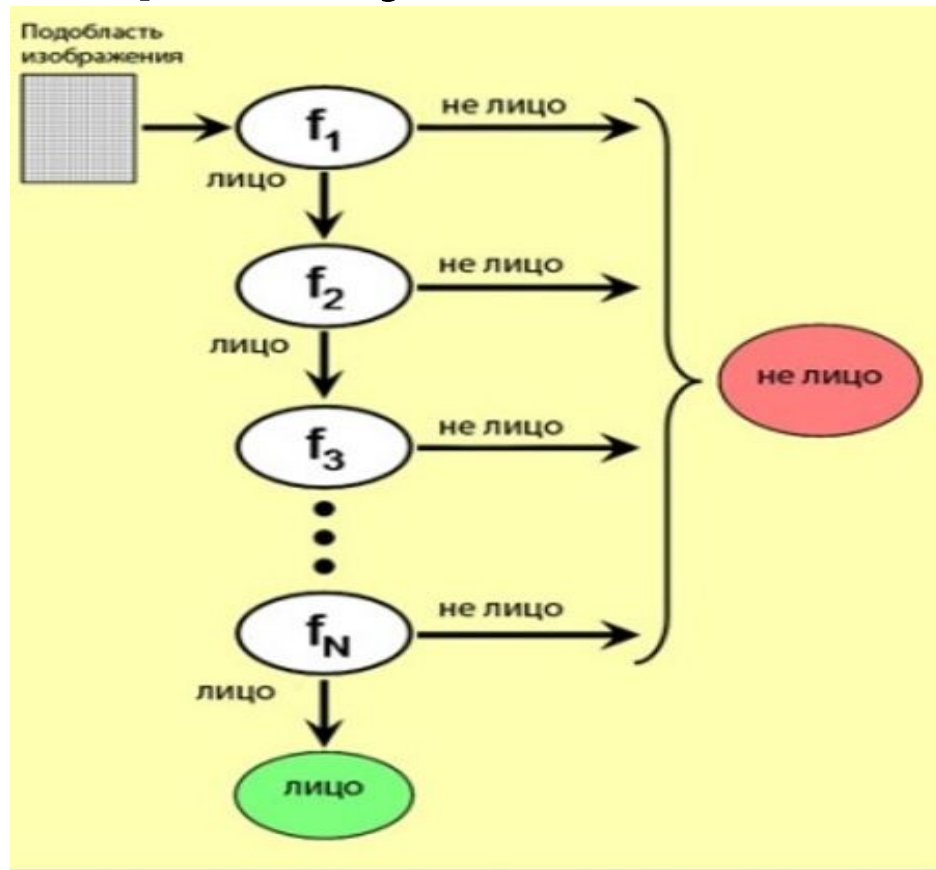
$$h(M_p) = \begin{cases} +1, & \mathcal{D}(M_p) \geq \tau \\ -1, & \end{cases}$$

$$h_j = h(M_{j,p}), j = 1, 2, 3.$$



Етапи алгоритму

- 1) побудова w слабких класифікаторів h_j ;
- 2) використання алгоритму статистичного посилення для об'єднання w слабких класифікаторів h_1, \dots, h_w в один сильний класифікатор f ;
- 3) застосування каскаду слабких класифікаторів для виявлення об'єктів.





Що представляє собою слабкий класифікатор в методі Віоли Джонса?

порівня значень дескриптора
Хаара з порогом

якийсь вейвлет Хаара

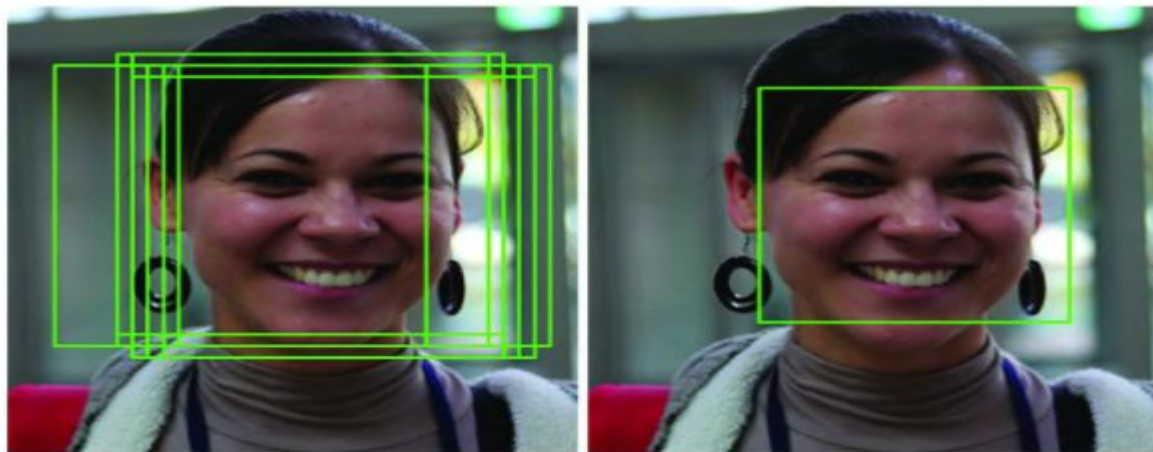
маска що накладається

комбінація декількох
дескрипторів Хаара

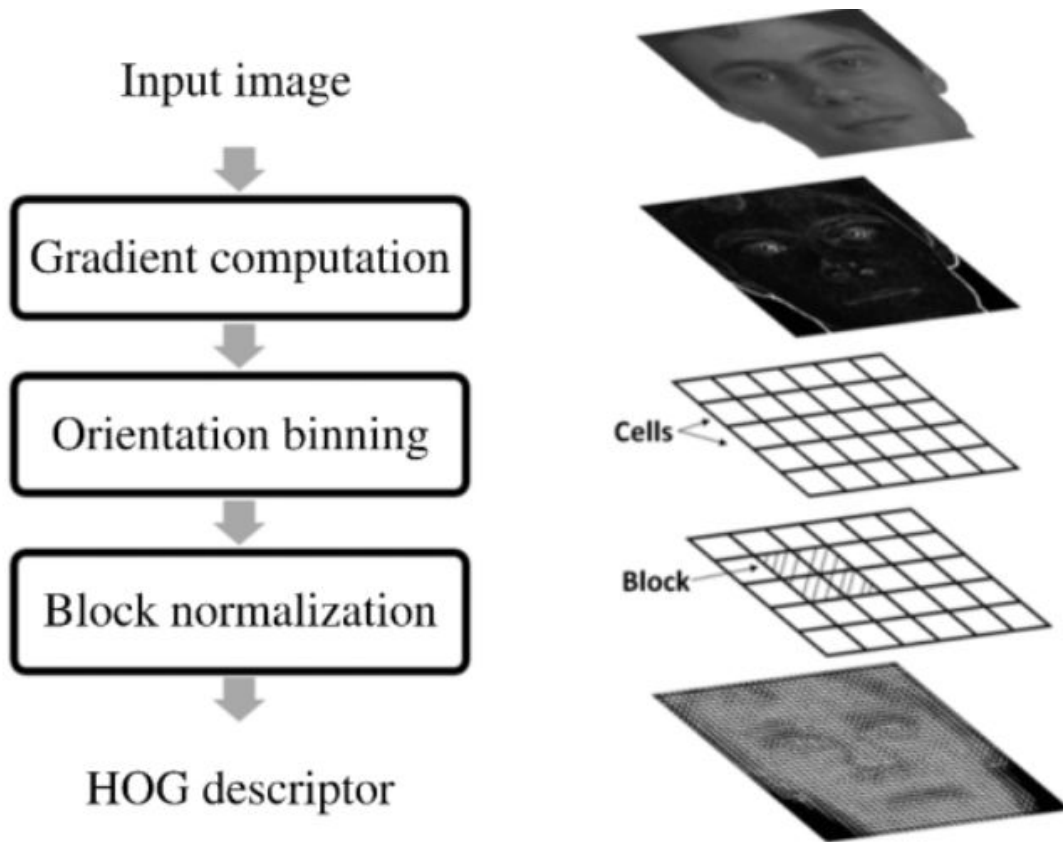


Параметри

- ваги $w_i > 0$, коригуючі вплив чорних і білих прямокутників;
- індикатор $p \in \{-1, +1\}$, що визначає відповідність між парами «чорний-білий» і «чорний-світлий» або «світлий-темний»;
- поріг $\theta > 0$, який задає чутливість вейвлета Хаара до виявлення ознаки Хаара.
- поріг t_j , який визначає, коли дескриптор Хаара $D(M_j, p)$ свідчить про те, що $h_j = +1$

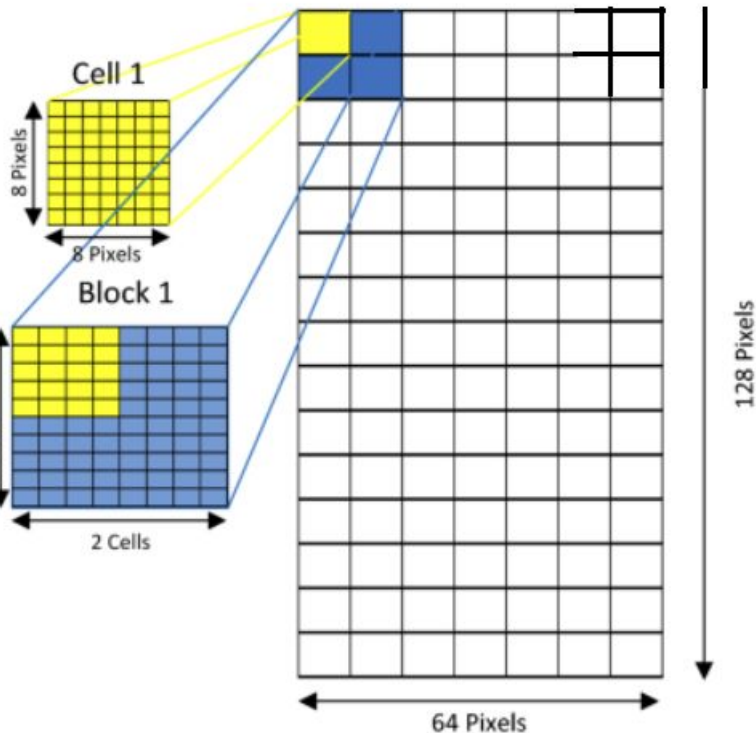
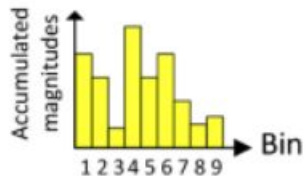


Гістограма орієнтованих градієнтів

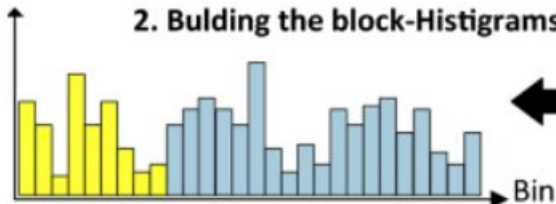


Алгоритм обчисления HoG-лескриптора

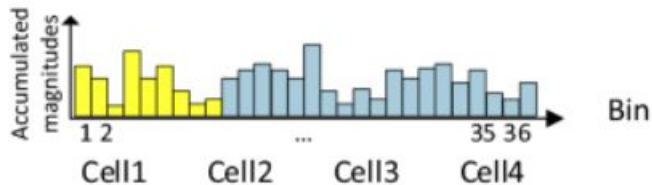
1. Bulding the Cell-Histograms



2. Bulding the block-Histograms



3. Normalization



121	10	78	96	125
48	152	68	125	111
145	78	85	89	65
154	214	56	200	66
214	87	45	102	45

$$X (G x) = 89 - 78 = 11$$

$$Y (G y) = 68 - 56 = 8$$

$$X (G x) = 89 - 78 = 11$$

$$Y (G y) = 68 - 56 = 8$$

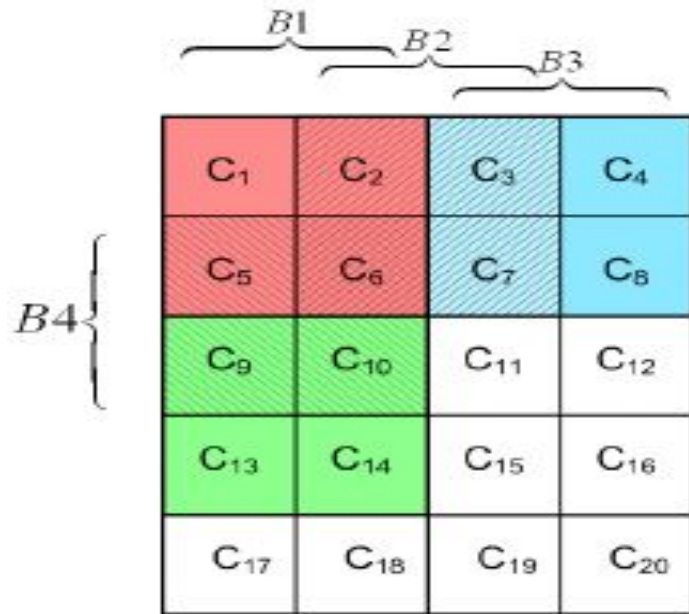
- Цей процес дасть нам дві нові матриці - одну, що зберігає градієнти в напрямку x, а іншу - у напрямку y. Величина була б вищою, коли різко змінюється

25

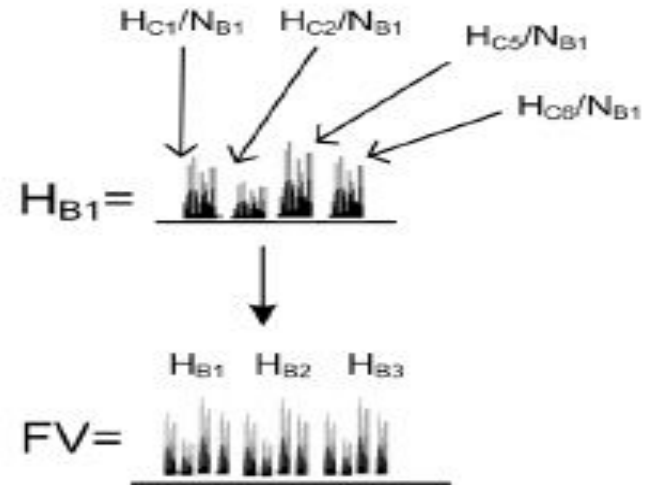
Загальна величина градієнта = $\sqrt{[(G x) ^2 + (G y) ^2]}$ **іях.**
 Загальна величина градієнта = $\sqrt{[(11) ^2 + (8) ^2]} = 13,6$

$$\Phi = \arctan(Gy / Gx)$$

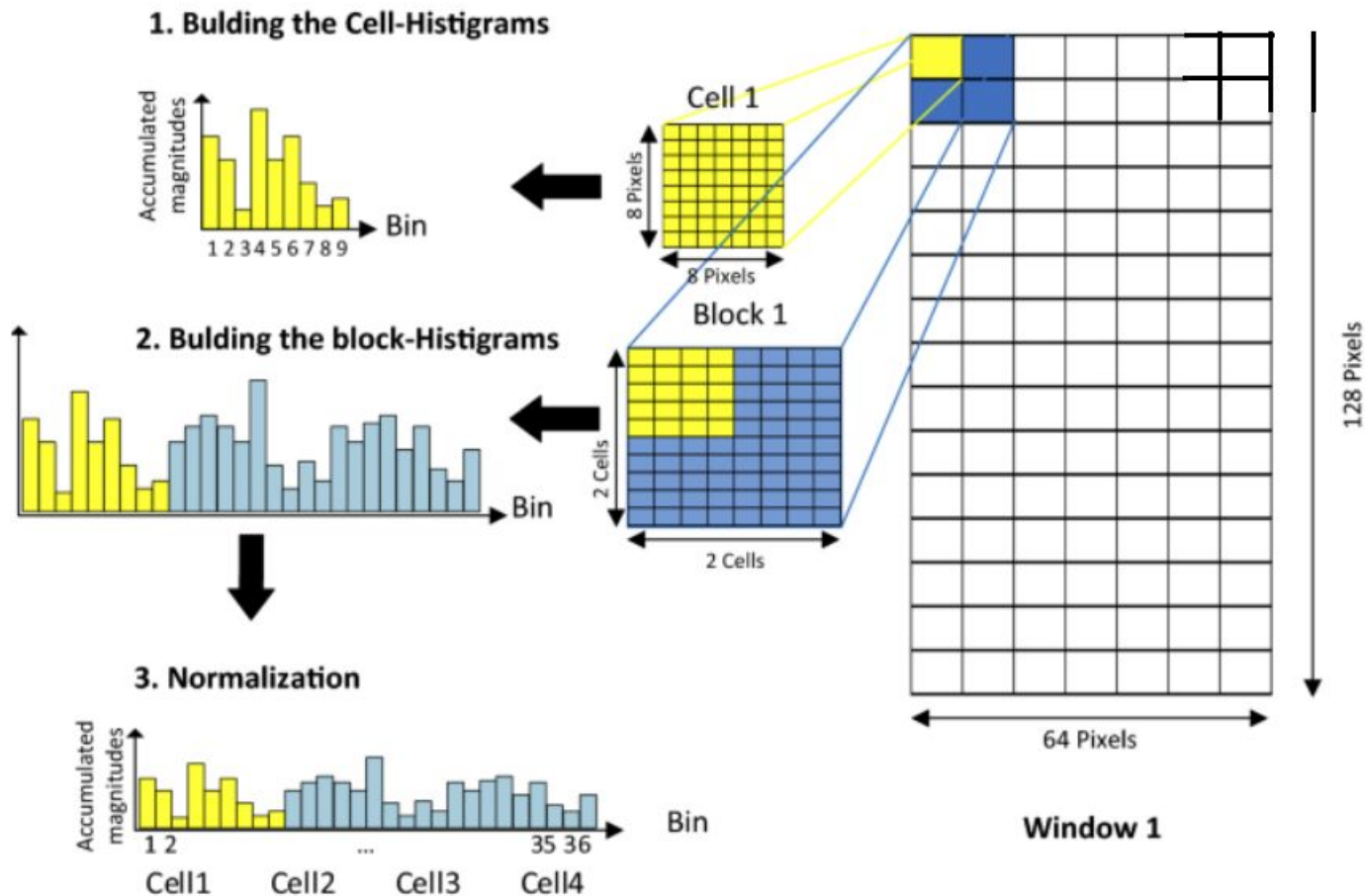
Нормування

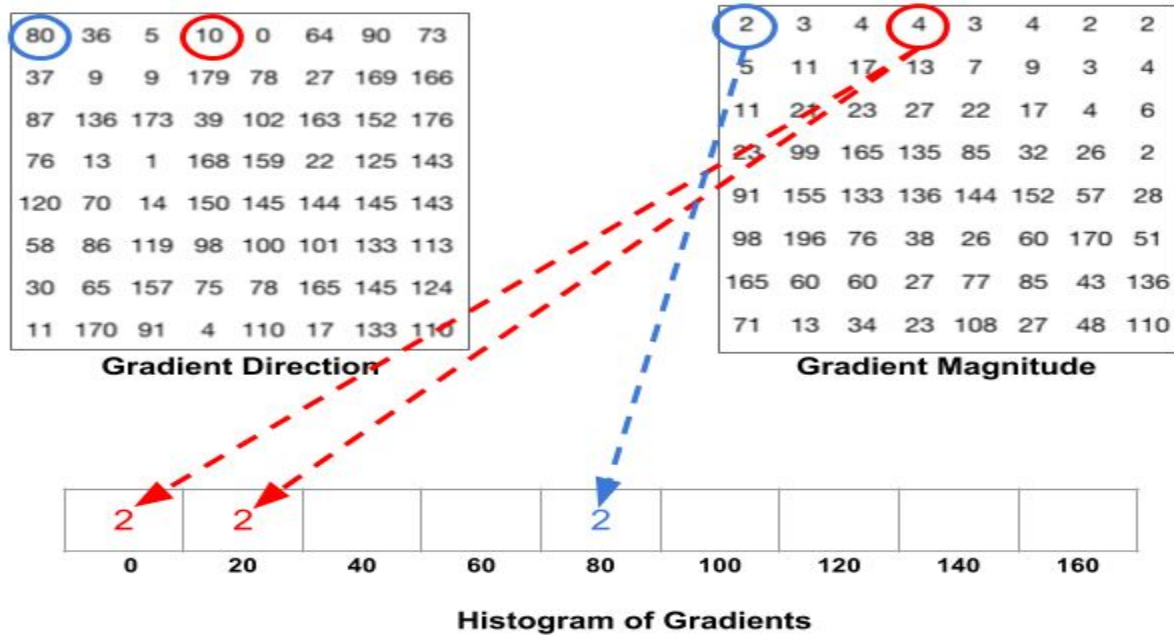


$$N_{B1} = \|[H_{C1}, H_{C2}, H_{C5}, H_{C6}]\|$$



Алгоритм обчислення HoG-дескриптора



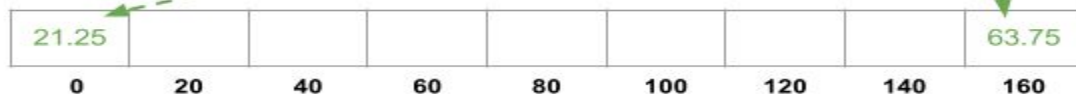


80	36	5	10	0	64	90	73
37	9	9	179	78	27	169	166
87	136	173	39	102	163	152	176
76	13	1	168	159	22	125	143
120	70	14	150	145	144	145	143
58	86	119	98	100	101	133	113
30	65	157	75	78	165	145	124
11	170	91	4	110	17	133	110

Gradient Direction

2	3	4	4	3	4	2	2
5	11	17	13	7	9	3	4
11	21	23	27	22	17	4	6
23	99	165	135	85	32	26	2
91	155	133	136	144	152	57	28
98	196	76	38	26	60	170	51
165	60	60	27	77	85	43	136
71	13	34	23	108	27	48	110

Gradient Magnitude



Histogram of Gradients



Що робить НОГ дескриптор?

Визначає чи є обличчя на
зображенні чи ні

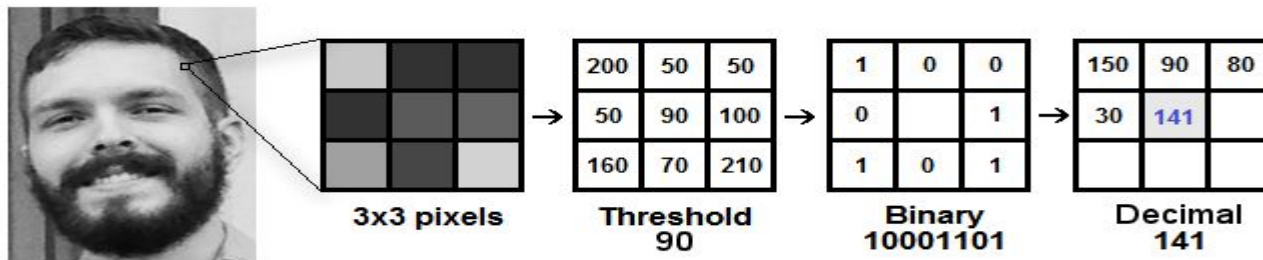
Представляє виділену частину
зображення в формі гістограми

Вираховує модуль і напрямок
градієнта

Нічого з переліченого

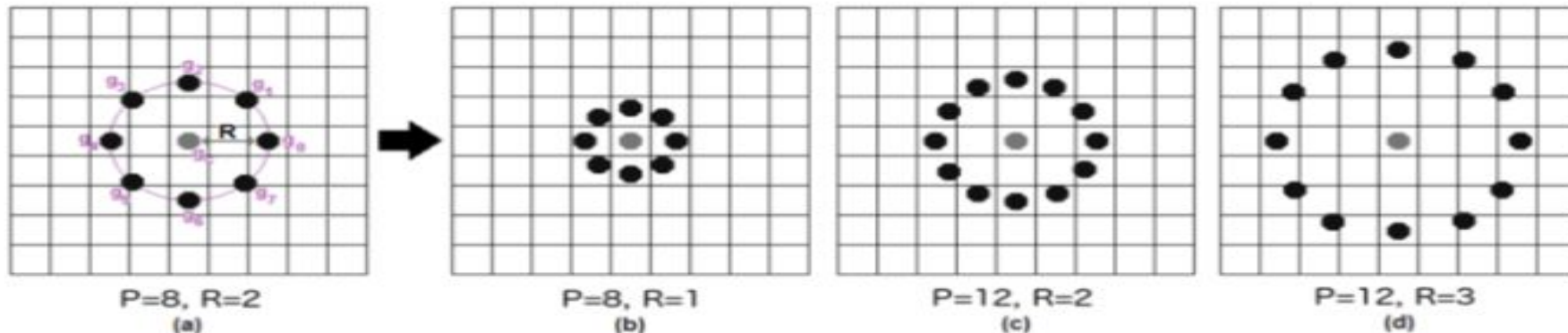


Розпізнавання обличчя за допомогою LBPН (Local Binary Patterns Histograms)



$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad s(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Параметри

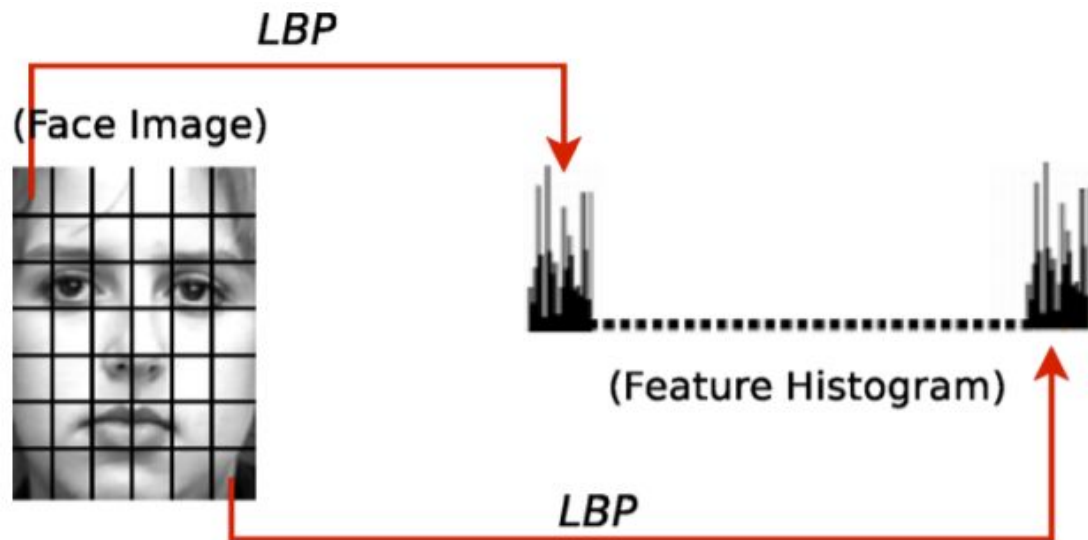


Радіус

Кількість сусідніх точок

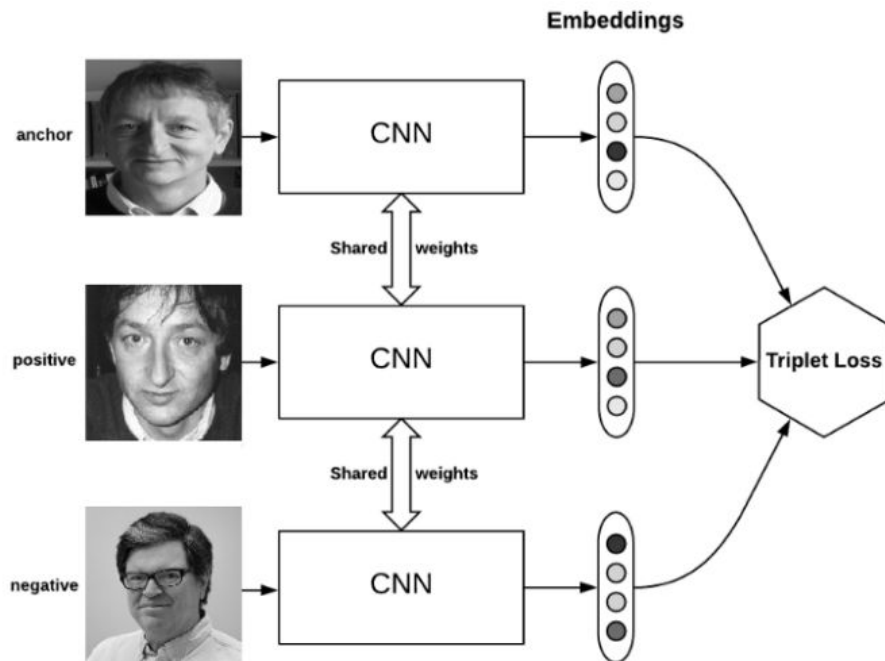
Розміри сітки

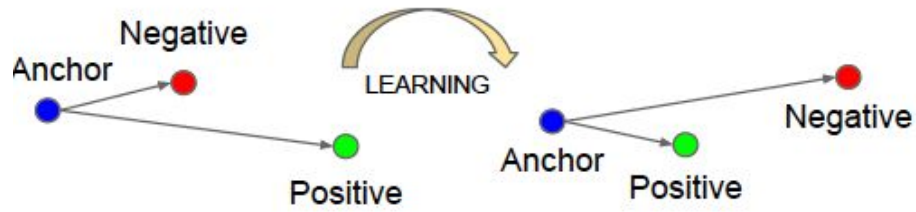
LBP



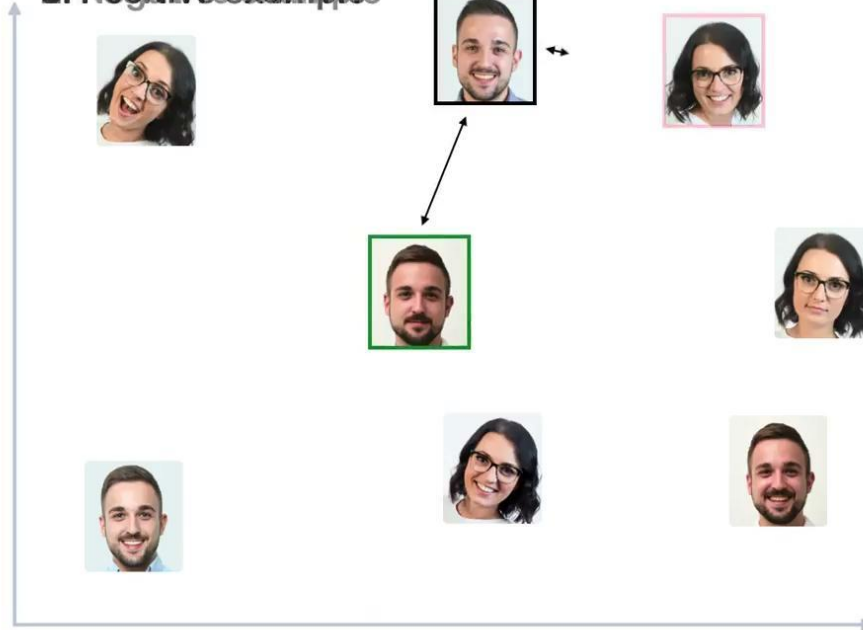
Об'єднуємо гістограми в одну

FaceNet





2. Positive example



Функція втрат

$$\sum_i^N \left[\|f(x_i^a) - f(x_i^p)\|_2^2 - \|f(x_i^a) - f(x_i^n)\|_2^2 + \alpha \right]_+$$

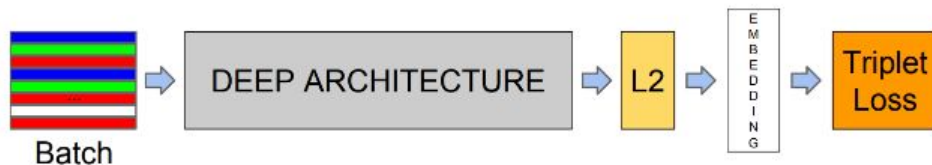
- Альфа – зазор між позитивними і негативними парами. F – вбудування

$$\operatorname{argmax}_{x_i^p} \|f(x_i^a) - f(x_i^p)\|_2^2$$

$$\operatorname{argmin}_{x_i^n} \|f(x_i^a) - f(x_i^n)\|_2^2.$$

36

$$\|f(x_i^a) - f(x_i^p)\|_2^2 < \|f(x_i^a) - f(x_i^n)\|_2^2 .$$



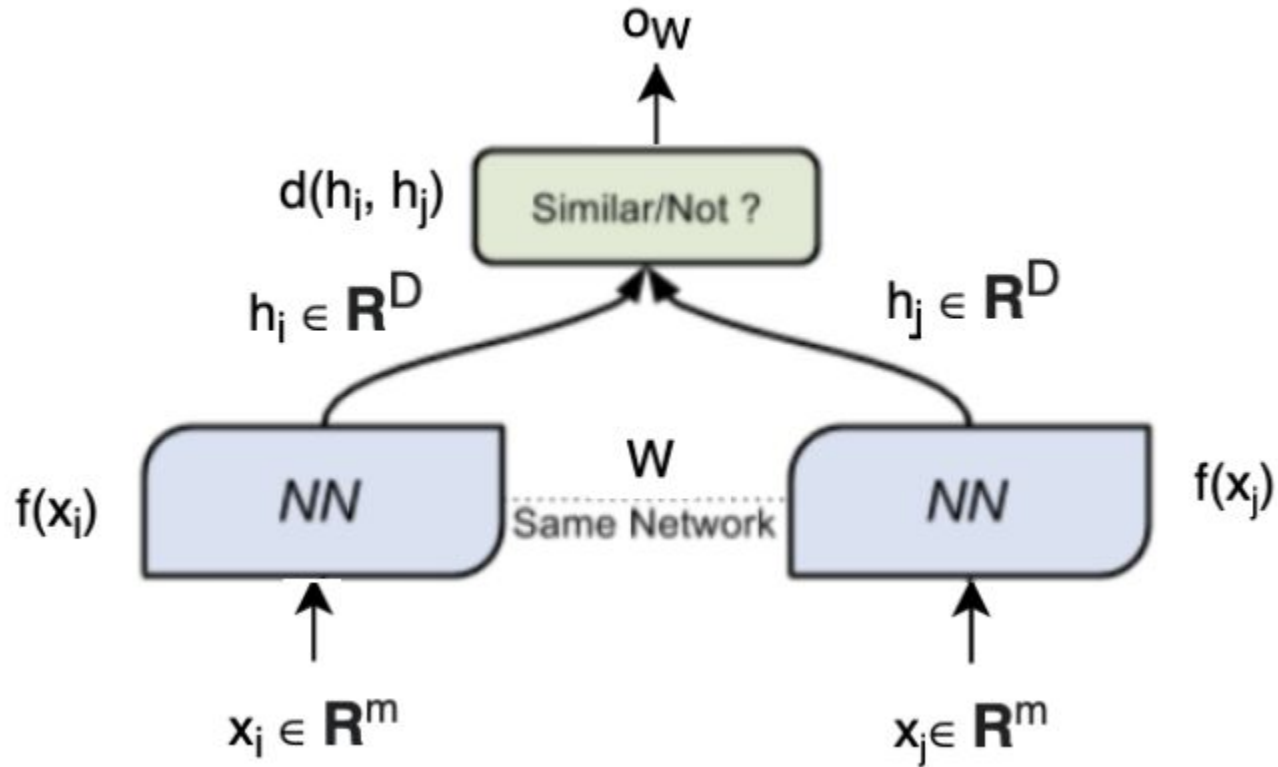
Що таке якірне зображення?



Powered by  **Poll Everywhere**

Start the presentation to see live content. For screen share software, share the entire screen. Get help at pollev.com/app

Siamese Network



Siamese Network

$$S = \{(x_i, x_j, z_{ij}), i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, n\},$$

$$z_{ij} = 0, \quad \text{при} \quad y_i = y_j$$

$$z_{ij} = 1, \quad \text{при} \quad y_i \neq y_j$$

contrastive loss function

$$l(x_i, x_j, z_{ij}) = (1 - z_{ij})||h_i - h_j||_2^2 + z_{ij} \max(0, \tau - ||h_i - h_j||_2^2), \text{ де } \tau — \text{ заздалегіть задане}$$

triplet loss function

$$l(x_i, x_j, x_k) = \max(0, ||h_i - h_j||_2^2 - ||h_i - h_k||_2^2 + \alpha), \text{ де } \alpha — \text{ заздалегіть задане}$$