



УКРАЇНА

(19) UA (11) 53412 (13) U  
(51) МПК (2009)  
G06K 9/62

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ  
І НАУКИ УКРАЇНИ

ДЕРЖАВНИЙ ДЕПАРТАМЕНТ  
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ  
ВЛАСНОСТІ

## ОПИС ДО ПАТЕНТУ НА КОРИСНУ МОДЕЛЬ

видається під  
відповідальність  
власника  
патенту

### (54) СПОСІБ ЗНАХОДЖЕННЯ ЛЮДСЬКИХ ОБЛИЧ НА ЗОБРАЖЕННІ

1

2

(21) u201002853

(22) 15.03.2010

(24) 11.10.2010

(46) 11.10.2010, Бюл.№ 19, 2010 р.

(72) МАСЛІЙ РОМАН ВАСИЛЬОВИЧ, КУЛИК АНАТОЛІЙ ЯРОСЛАВОВИЧ

(73) ВІННИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

(57) Спосіб знаходження людських облич на зображенні, в якому формують базу зображень фронтальних облич та базу зображень, на яких відсутні обличчя, з яких формують навчальні та верифікаційні набори позитивних та негативних прикладів, тренують ансамбль сильних класифікаторів, додають до ансамблю сильні класифікатори до тих пір, поки не буде досягнуто заданих значень помилки першого роду та рівня детекції; для ансамблю; тренують сильні класифікатори, додають слабкі класифікатори у сильний класифікатор до тих пір, поки не буде досягнуто заданих значень помилки першого роду та рівня детекції для сильного класифікатора, тренують слабкі класифікатори, додають у сильний класифікатор слабкий класифікатор, який на зваженому наборі навчальних прикладів показав найменшу помилку, формують сильний класифікатор, на верифікаційних наборах перевіряють досягнення помилки першого роду та рівня детекції для сильного класифікатора, негативний навчальний набір наступного класифі-

катора формують з тих прикладів, отриманих з бази зображень, на яких відсутні обличчя, які попередні сильні класифікатори ансамблю прийняли за обличчя, вводять у комп'ютер зображення, перетворюють його у інтегральне зображення, за допомогою вікна пошуку у різних масштабах і положеннях виділяють області зображення, подають їх на вхід ансамблю сильних класифікаторів, область зображення признають за детектовану область, якщо всі сильні класифікатори ансамблю прийняли область зображення за обличчя, класифікують детектовані області в об'єднані області, кожна з яких признається за область обличчя, який **відрізняється** тим, що використовують шість ансамблів сильних класифікаторів, кожен призначений для знаходження облич на зображенні в певному діапазоні кутів нахилів, тренувальні та верифікаційні набори позитивних прикладів для кожного ансамблю формують шляхом повороту позитивних зображень фронтальних облич на один з базових кутів  $-22,5^\circ$ ,  $22,5^\circ$ ,  $-45^\circ$ ,  $45^\circ$ , для формування слабких класифікаторів використовують модифіковані локальні бінарні шаблони, остаточний вибір областей облич з об'єднаних областей між діапазонами кутів нахилу здійснюють на основі показника якості, що визначають кількість детектованих областей в кожній об'єднаній області.

Корисна модель відноситься до автоматизації та обчислювальної техніки і може бути використана для розроблення комп'ютерних систем ідентифікації, систем інтелектуальної взаємодії "людина-комп'ютер", систем теле- та відеоконференцій, автоматичних систем слідкування і безпеки.

Спосіб комп'ютерного розпізнавання людини за зображенням її обличчя [Патент UA №87181 опубл. в 2009 р., М.кл. G06K 9/62], що полягає у введенні зображення в комп'ютер, масштабуванні зображення, обробці його з виявленням фрагментів й опорних точок зображення, повороті зображення в необхідне положення, почерговому накладенні на оброблене зображення шаблонів, на

введеному в комп'ютер зображенні спочатку знаходять характерні точки обличчя людини, за взаємним розташуванням яких визначають кути нахилу й повороту голови на зображенні, формують об'ємну модель середнього обличчя, масштабують її, накладають модель, повернену відповідно до певних кутів нахилу й повороту голови, на зображення, сполучають всі точки моделі з пікселями вихідного зображення, будують фронтальний вид введеного зображення обличчя й розпізнають людину.

Недоліком є те, що у відомому способі комп'ютерного розпізнавання людини за зображенням її обличчя, обличчя можуть бути знайдені лише при

UA (19) 53412 (13) U

нахилах голови у діапазоні від -30 до +30 градусів від центральної вісі симетрії. Крім того у випадку змін освітлення чи використання зображені, низької якості характерні точки обличчя при кореляційному порівнянні шаблонів цих точок можуть бути не знайдені, що може призвести до збільшення помилок другого роду.

Найбільш близьким до способу, що заявляється, є спосіб знаходження об'єктів на зображенні [Патент US 7099510, М.кл. G06K 9/62, опубл. в 2006 р.], в якому спочатку формують базу зображень обличчя фронтального вигляду  $V_{\text{face}}$ , та базу зображень, на яких відсутні обличчя  $V_{\text{nonface}}$ . Зображення з  $V_{\text{face}}$  нормалізують таким чином, щоб очі на зображеннях знаходилися в одних і тих же просторових координатах та формують з них навчальний  $P$  та верифікаційний  $V_p$  набори позитивних прикладів. Виділяють з  $V_{\text{nonface}}$  області зображень та формують з них навчальний  $N$  та верифікаційний  $V_n$  набори негативних прикладів. Зображення у наборах  $P$ ,  $V_p$ ,  $N$ ,  $V_n$  приводять до розміру  $24 \times 24$  пікселі. Визначають набір прямокутних Хаар-подібних ознак, кожна з яких пов'язана кількістю прямокутників, які входять до її складу та областю зображення на зображенні розміром  $24$  на  $24$  пікселі з яким пов'язана ознака.

Потім тренують ансамбль сильних класифікаторів (АСК), для чого встановлюють значення помилки першого роду  $FP_{\text{EC}}$ , рівень детекції  $TP_{\text{EC}}$  яких при тренуванні має досягнути АСК. Додають до АСК сильні класифікатори до тих пір, поки не будуть досягнуті встановлені  $FP_{\text{EC}}$  та  $TP_{\text{EC}}$ . Кожен сильний класифікатор тренують до досягнення встановлених наступним чином. Встановлюють значення помилки першого роду  $FP$ , та рівня детекції  $TP$  для кожного сильного класифікатора. Формують навчальну вибірку з набору  $P$  позитивних прикладів та набору  $N$  негативних прикладів вигляду  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ , де  $x$  - зображення,  $y$  - цільове значення, яке рівне  $0$  - для негативних прикладів,  $1$  - для позитивних прикладів. Ініціалізують ваги  $w_{1,i}=1/2m$ ,  $1/2l$ , для  $y_i=0, 1$  відповідно, де  $m$  - кількість позитивних прикладів,  $l$  - кількість негативних прикладів, а поточний рівень помилки першого роду  $fpRate=1$ . Запускають цикл з умовою поки  $fpRate > FP$ , де  $t$  це поточна ітерація,  $i$  - індекс прикладу,  $j$  - індекс Хаар-подібної ознаки.

Нормалізують ваги прикладів навчальної вибірки:  $w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{k=1}^n w_{t,k}}$ . Для кожної  $f_i$  обчислюють її

значення для всіх прикладів навчальної вибірки, використовуючи ваги прикладів визначають оптимальний поріг  $\theta_j$  та напрямок знаку  $r_j$ . Формують слабкий класифікатор для кожної Хаар-подібної ознаки за формулою:

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } r_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$$

Обчислюють помилку усіх слабких класифікаторів за формулою:  $e_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$ . У сильний класифікатор додають слабкий класифікатор  $h_t$ , з

найменшою помилкою  $\varepsilon_t$ . Оновлюють ваги прикладів за формулою:  $w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i}$ , де  $e_i = 0$  якщо приклад  $x_i$ , розпізнаний правильно,  $e_i = 1$  в інакшому випадку,  $\beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1-\varepsilon_t}$ . Формують сильний

класифікатор:

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \psi \\ 0, & \text{інакше} \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{де } \alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}, \psi = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t$$

Використовуючи верифікаційний набір позитивних прикладів  $V_p$ , підлаштовують поріг  $\psi$  сильного класифікатора, для досягнення заданого рівня детекції  $TP$ . Обчислюють помилку першого роду  $fpRate$  сильного класифікатора на верифікаційному наборі негативних прикладів  $V_n$ . Переходять на наступну ітерацію циклу у випадку виконання умови  $fpRate > EP$ , в іншому випадку сильний класифікатор додають у АСК.

Переходять до тренування наступного сильного класифікатора. Для формування набору негативних прикладів  $N$  наступного сильного класифікатора виділяють з  $V_{\text{nonface}}$  області зображень, приводять до розміру  $24$  на  $24$  пікселя формують з них негативні приклади і подають на вхід АСК, приклади, які АСК прийняв за позитивні додають у набір  $N$ .

За допомогою оптичного пристрою, наприклад відеокамери, зображення на якому присутнє одне чи більше людських обличчя вводять у комп'ютер. Це зображення перетворюють у інтегральне зображення. За допомогою вікна пошуку, розмір якого спочатку дорівнює  $24 \times 24$  пікселі, а потім збільшують на коефіцієнт  $M_s$ , при зміні масштабу, пересувають по зображенню уздовж його рядків з кроком  $K_g$  пікселів, виділяють область зображення, яку подають на вхід АСК. У сильному класифікаторі з допомогою інтегрального зображення нормалізують виділені області та обчислюють значення прямокутних Хаар-подібних ознак у слабких класифікаторах. Згідно формули (1) приймають рішення про перехід до наступного сильного класифікатора у ансамблі у випадку  $h(x)=1$ . Чи до відхилення поточної області зображення у випадку  $h(x)=0$  і переходу до обробки наступної області зображення виділеної вікном пошуку. У випадку якщо всі сильні класифікатори ансамблю приймуть рішення  $h(x)=1$  область зображення признається за таку, на якій присутнє обличчя.

Після проходження вікна пошуку по всьому зображенню у всіх масштабах детектор обличчя виділяє на зображенні декілька детектованих областей. Застосовують правило кластеризації, в якому всю множину детектованих областей розбивають на множини, що не перетинаються. При кластеризації дві детектовані області відносять до одного кластеру, якщо вони перетинаються більше ніж на відсоток  $\varphi$ . Кластер є кандидатом для створення об'єднаної області, якщо множина детектованих областей у ньому більша порогу  $\eta$ . Об'єднану

область формують шляхом знаходження середнього арифметичного координат детектованих областей, що входять у кластер. Кожну з об'єднаних областей признають за область обличчя.

Недоліком є те, що у відомому способі знаходження об'єктів на зображенні застосовані у якості слабких класифікаторів Хаар-подібні ознаки чутливі до змін освітлення, тому перед знаходженням обличчя потрібно виконувати спеціальну процедуру корекції освітлення зображення. Крім того спосіб знаходження об'єктів на зображенні дозволяє знаходити лише фронтальні обличчя.

В основу корисної моделі поставлена задача створення такого способу знаходження людських облич на зображенні, який забезпечить надійне знаходження обличчя, чи декількох облич, в умовах змін освітлення, масштабу та нахилів голови людини без використання дорогою спеціалізованого обладнання для визначення просторових координат обличчя.

Поставлена задача досягається тим, що в способі знаходженні людських облич на зображенні, в якому формують базу зображень фронтальних облич та базу зображень, на яких відсутні обличчя, з яких формують навчальні та верифікаційні набори позитивних та негативних прикладів, тренують ансамбль сильних класифікаторів, додають до ансамблю сильні класифікатори до тих пір, поки не буде досягнуто заданих значень помилки першого роду та рівня детекції для ансамблю; тренують сильні класифікатори, додають слабкі класифікатори у сильний класифікатор до тих пір, поки не буде досягнуто заданих значень помилки першого роду та рівня детекції для сильного класифікатора, тренують слабкі класифікатори, додають у сильний класифікатор слабкий класифікатор, який на зваженому наборі навчальних прикладів показав найменшу помилку, формують сильний класифікатор, на верифікаційних наборах перевіряють досягнення помилки першого роду та рівня детекції для сильного класифікатора, негативний навчальний набір наступного класифікатора формують з тих прикладів, отриманих з бази зображень, на яких відсутні обличчя, які попередні сильні класифікатори ансамблю прийняли за обличчя, вводять у комп'ютер зображення, перетворюють його у інтегральне зображення, за допомогою вікна пошуку у різних масштабах і положеннях виділяють області зображення, подають їх на вхід ансамблю сильних класифікаторів, область зображення признають за детектовану область, якщо всі сильні класифікатори ансамблю прийняли детектовані області в об'єднані області, кожна з яких признається за область обличчя, використовують шість ансамблів сильних класифікаторів, кожен призначений для знаходження облич на зображенні в певному діапазоні кутів нахилів, тренувальні та верифікаційні набори позитивних прикладів для кожного ансамблю формують шляхом попороту позитивних зображень фронтальних облич на один з базових кутів  $-22,5^\circ$ ,  $22,5^\circ$ ,  $-45^\circ$ ,  $45^\circ$ , для формування слабких класифікаторів використовують модифіковані локальні бінарні шаблони, остаточний вибір областей облич з об'єднаних

областей між діапазонами кутів нахилу здійснюють на основі показника якості, що визначають кількістю детектованих областей в кожній об'єднаній області.

На Фіг.1 зображена структура детектора облич, на Фіг.2. наведено п'ять зображень одного й того ж обличчя, кожне з яких використовується у наборі навчальних позитивних прикладів відповідного ансамблю сильних класифікаторів (АСК), на Фіг.3 показаний приклад обчислення значення прямокутного локального бінарного шаблону RECT-LBP, після згортки RECT-LBP з параметрами  $dx=2$ ,  $dy=2$  з областю  $p$  напівтонового зображення, на Фіг.4 показаний приклад областей  $p$ , до яких застосовується RECT-LBP з параметрами  $dx=3$ ,  $dy=3$  на зображенні обличчя, на Фіг.5 наведений алгоритм прийняття рішення АСК щодо присутності на області зображення обличчя, на Фіг.6 наведений алгоритм знаходження детектованих областей зображення.

Спосіб здійснюється наступним чином. Спочатку формують базу зображень облич фронтального вигляду  $V_{fase}$  та базу зображень, на яких відсутні обличчя  $V_{nonfase}$ . Зображення з  $V_{fase}$  нормалізують таким чином, щоб очі на зображеннях знаходилися в одних і тих же просторових координатах, та формують з них навчальний  $P_1$  та верифікаційний  $V_{p1}$  набори позитивних прикладів. Виділяють з  $V_{nonfase}$  області зображень та формують з них навчальний  $N$  та верифікаційний  $V_n$ , набори негативних прикладів. Потім з набору  $P_1$  формують чотири навчальні набори позитивних прикладів  $P_2-P_5$ , з набору  $V_{p1}$  формують чотири верифікаційні набори позитивних прикладів  $V_{p2}-V_{p5}$ . Зображення облич в кожному з наборів  $P_2-P_5$  та  $V_{p2}-V_{p5}$  повертають на один з базових кутів  $-22,5^\circ$ ,  $22,5^\circ$ ,  $-45^\circ$ ,  $45^\circ$ , відносно центру мас зображення. Зображення у наборах  $P_1 - P_5$ ,  $V_{p1} - V_{p5}$ ,  $N$ ,  $V_n$ , приводять до розміру  $24 \times 24$  пікселі. Формують набір з  $n$  LBP RECT-LBP ознак, кожна з яких визначена розмірами прямокутників, які входять до її складу та пов'язана з певною областю  $p$ , на зображенні розміром  $24$  на  $24$  пікселі. Значення RECT-LBP ознаки, після застосування RECT-LBP до області зображення визначається наступним чином: RECT-LBP

$$= \sum_{m=1}^8 s(k_m - k_c) 2^m, \text{ де } k_c - \text{це сума значень інтенсивностей пікселів центрального прямокутника } k_m \text{ (} i=0, \dots, 8 \text{) сума значень інтенсивностей пікселів сусідніх центральному прямокутників}$$

$$s(x): s(x) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } x \geq 0 \\ 0, \text{ якщо } x < 0 \end{cases}. \text{ Параметри } dx \text{ та } dy \text{ кож-}$$

ної RECT-LBP ознаки визначають розміри центрального та сусідніх центральному прямокутників.

Тренують перший ансамбль сильних класифікаторів (АСК1) наступним чином. Встановлюють значення помилки першого роду  $FP\_EC$ , та рівень детекції  $TP\_EC$ . яких при тренуванні має досягнути АСК1. Додають до АСК1 сильні класифікатори поки не будуть досягнуті встановлені  $FP\_EC$  та  $TP\_EC$ . Кожен сильний класифікатор тренують наступним чином. Встановлюють значення помилки

ки першого роду FP та рівня детекції TP для кожного сильного класифікатора.

З наборів P1 - P5 та N формують навчальну вибірку вигляду  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ , де  $x$  - зображення,  $y$  - цільове значення, яке рівне 0 - для негативних прикладів, 1 - для позитивних прикладів. Ініціалізують ваги  $w_{t,i}=1/2m, 1/2l$ , для  $y_i=0,1$  відповідно, де  $m$  кількість позитивних прикладів,  $l$  - кількість негативних прикладів. Поточний рівень помилки першого роду  $fpRate=1$ . Запускають цикл з умовою поки  $fpRate>FP$ , де  $t$  - це поточна ітерація,  $i$  - індекс прикладу,  $y$  - індекс RECT-LBP ознаки. Нормалізують ваги зображень навчальної вибірки

$$w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{k=1}^n w_{t,k}}.$$

Для кожної області зображення  $p$  усіх позитивних навчальних прикладів обчислюють RECT-LBP ознаку і формують масив  $L_p^{обличчя}$ , використовуючи набір негативних прикладів формують масив  $L_p^{не-обличчя}$ . Масиви  $L_p^{обличчя}$  та  $L_p^{не-обличчя}$  складають з  $n_{LBP}$  елементів, кожен елемент відповідає певній RECT-TBP ознаці. В елементах масиву  $L_p^{обличчя}$  додаються ваги  $w_{t,i}$  позитивних прикладів, в елементах масиву  $L_p^{не-обличчя}$  додаються ваги  $w_{t,i}$  негативних прикладів. Вага прикладу додається до елемента відповідного масиву, якщо RECT-LBP ознака обчислена в області  $p$  відповідає RECT-LBP ознаці елемента. Помилка класифікації області  $p$  визначається за формулою:

$$\varepsilon_p = \sum_{j=1}^{n_{LBR}} \min(L_p^{обличчя}[j], L_p^{не-обличчя}[j]).$$

Формують слабкий класифікатор  $h_t(x)$ , використовуючи масиви  $L_p^{обличчя}, L_p^{не-обличчя}$  області  $p$  з мінімальною помилкою класифікації  $\varepsilon_t$ , за формулою:

$$L_p[j] = \begin{cases} 1, L_p^{обличчя}[j], L_p^{не-обличчя}[j] \\ 0, \text{інакше} \end{cases}.$$

Оновлюють ваги зображень навчальної вибірки:  $w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i}$ , де  $e_i = 0$  якщо приклад  $x_i$  розпізнаний правильно,  $e_i = 1$  в інакшому випадку,  $\beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1-\varepsilon_t}$

Формують сильний класифікатор:

$$h(x) = \begin{cases} 1, \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \psi \\ 0, \text{інакше} \end{cases}, \quad (2)$$

$$\text{де } \alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}, \psi = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t$$

Використовуючи верифікаційний набір позитивних прикладів  $V_{p1}$  підлаштовують поріг  $\psi$  сильного класифікатора, для досягнення заданого рівня детекції TP. Обчислюють помилку першого роду

$fpRate$  сильного класифікатора на верифікаційному наборі негативних прикладів  $V_n$ . Переходять на наступну ітерацію циклу у випадку виконання умови  $fpRate>FP$ , в інакшому випадку сильний класифікатор додають у ансамбль сильних класифікаторів (АСК1).

Переходять до тренування наступного сильного класифікатора АСК1. Для формування набору негативних прикладів  $N$  наступного сильного класифікатора виділяють з  $V_{nonface}$  області зображень, приводять до розміру 24 на 24 пікселя формують з них негативні приклади і подають на вхід АСК1. Приклади, які АСК1 прийняв за позитивні додаються у набір  $N$ .

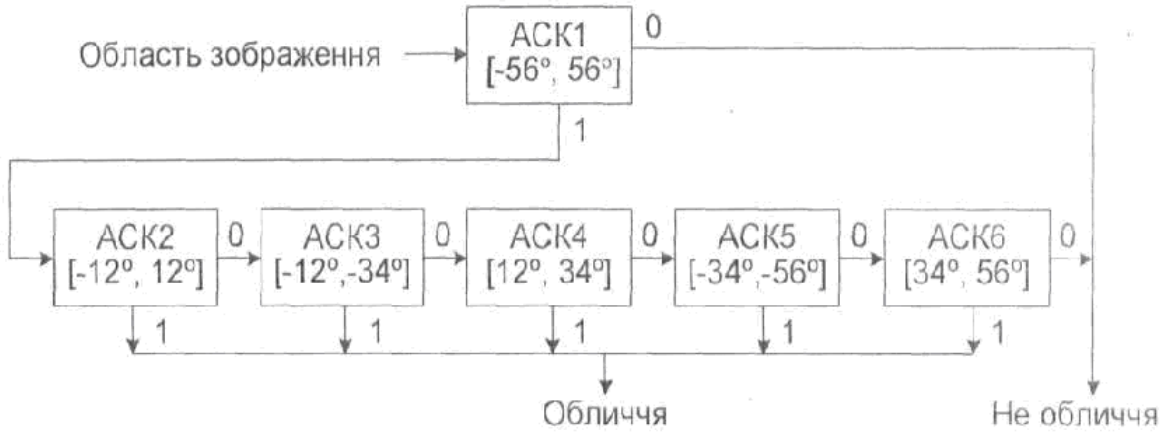
Кожен з ансамблей сильних класифікаторів АСК2-АСК6. відповідає за знаходження обличчя певного діапазону кутів нахилу (Фіг.1), тому тренують кожен з АСК2 – АСК6 аналогічно до АСК1, використовуючи для формування навчальних вибірок один з відповідних наборів позитивних прикладів P1-P5, та для досягнення заданих рівня помилки першого роду  $FP_{EC}$  та рівня детекції  $TP_{EC}$  відповідні верифікаційні набори  $V_{p1} - V_{p5}$ .

За допомогою оптичного пристрою, наприклад відеокамери. зображення на якому присутнє одне чи більше людських обличчя вводять у комп'ютер. Це зображення перетворюють у інтегральне зображення. Вікно пошуку, розмір якого спочатку дорівнює 24\*24 пікселі, а потім збільшується на коефіцієнт  $M_s$ , при зміні масштабу, пересувається по зображенню уздовж його рядків з кроком  $K_r$  пікселів, та виділяє область зображення, яка подається на вхід АСК1. Якщо всі сильні класифікатори АСК1 згідно формули (2) приймають значення  $h(x)=1$ , то область зображення передається на вхід АСК2. Якщо ж хоча б один сильний класифікатор з АСК1 прийме значення  $h(x)=0$ , то детектор обличчя перейде до опрацювання наступної області вхідного зображення. Якщо хоча б один сильний класифікатор з АСК2-АСК6 прийме значення  $h(x)=0$ , то область зображення перейде на вхід наступного АСК, або детектор перейде до опрацювання наступної області зображення якщо поточним АСК був АСК6. Якщо ж всі сильні класифікатори одного з АСК2-АСК6 прийняли значення  $h(x)=1$ , то область зображення приймається за детектовану область в діапазоні кутів повороту поточного АСК (Фіг.6).

Після проходження вікна пошуку по всьому зображенню у всіх масштабах детектор обличчя для кожного діапазону кутів нахилу виділяє на зображенні декілька детектованих областей. У межах кожного діапазону кутів нахилу застосовується правило кластеризації, в якому уся множина детектованих областей розбивається на множини, що не перетинаються. При кластеризації дві детектовані області відносяться до одного кластеру, якщо вони перетинаються більше ніж на відсоток  $\phi$ . Кластер є кандидатом для створення об'єднаної області, якщо множина детектованих областей у ньому більша порогу  $\eta$ . Об'єднана область формується шляхом знаходження середнього арифметичного координат детектованих областей, що входять у кластер. Для формування областей обличчя між усіма діапазонами кутів нахилу використо-

ується показник якості  $w$ , який визначається кількісно детектованих областей, які увійшли в об'єднану область. Якщо об'єднані області різних діапазонів кутів нахилу перетинаються більш ніж на  $\mu$  відсотків областю обличчя признається об'єднана

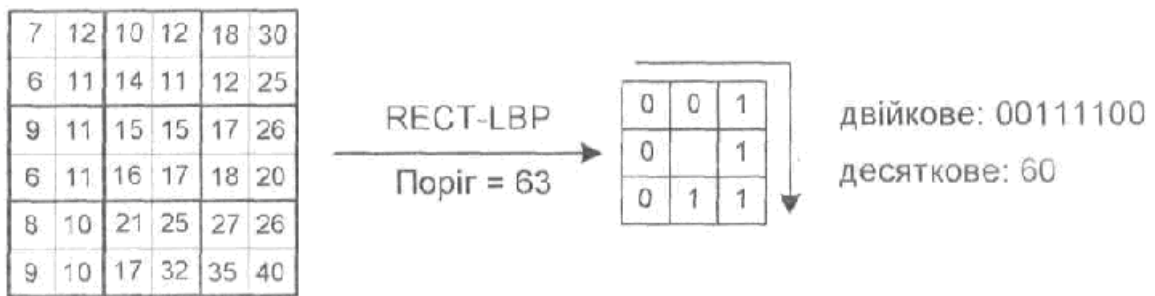
область з більшим показником якості. Якщо об'єднані області різних діапазонів кутів нахилу перетинаються менше ніж на  $\lambda$  відсотків то кожна з об'єднаних областей признається за область обличчя.



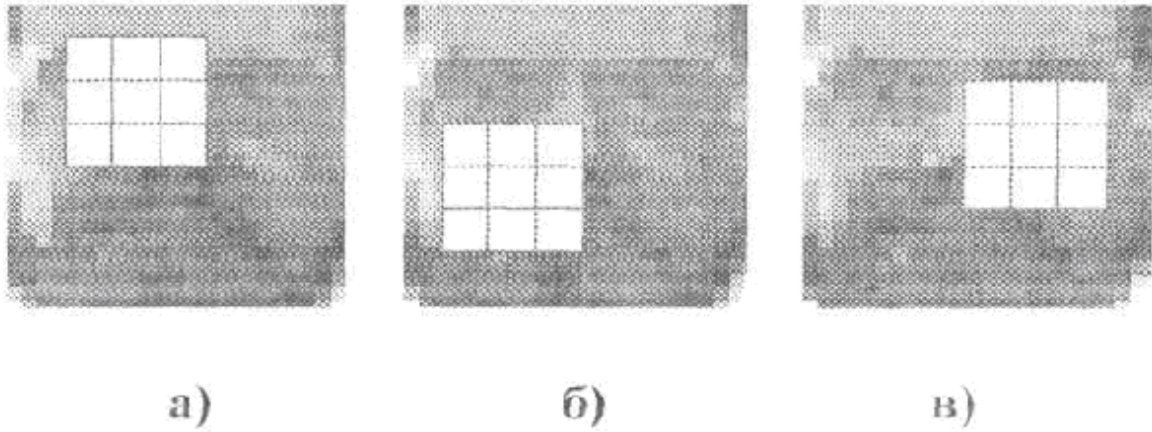
Фіг. 1



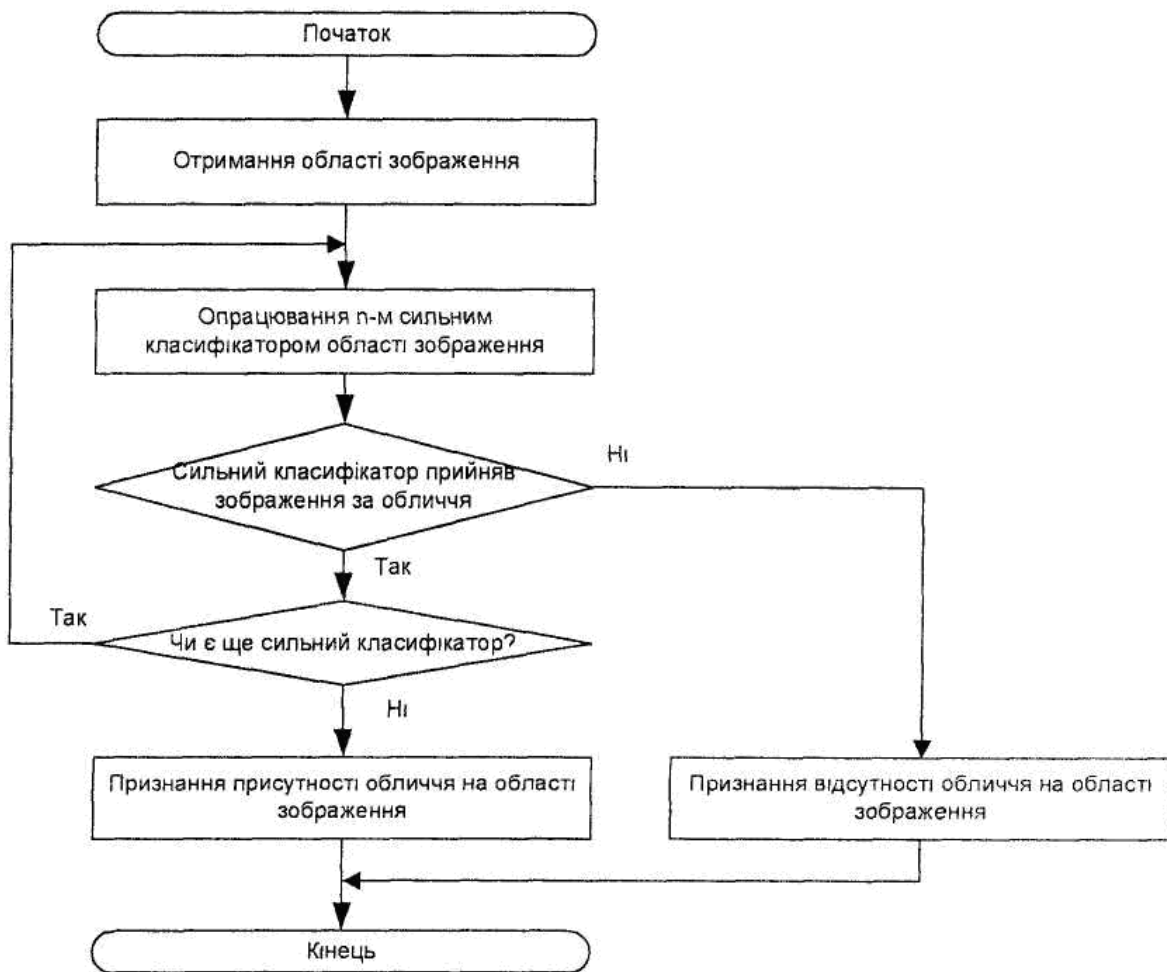
Фіг. 2



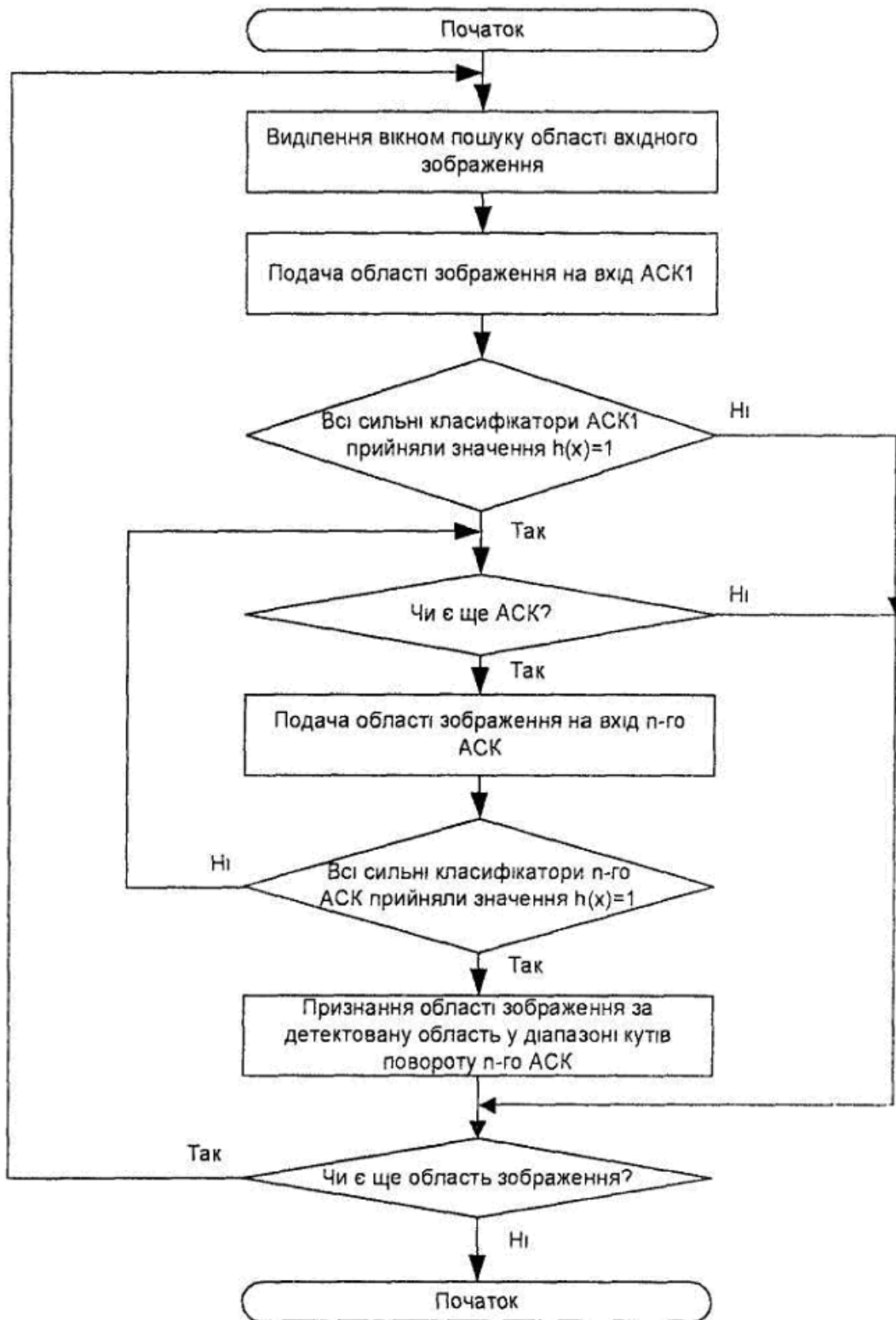
Фіг. 3



Фіг. 4



Фіг.5



Фіг.6