

1. Özsu M. Tamer, Patrick Valduriez *Principles of Distributed Database Systems, Second Edition* // Prentice Hall, 1999. 2. Коронел К., Роб П. Системы баз данных: проектирование, разработка и использование. БХВ-Петербург, 2006. 3. Chou H.T., Kim W. A Unifying Framework for Version Control in a CAD Environment // *Proceedings of the Twelfth International Conference on Very Large Data Bases, Kyoto, August 1986.* – P. 336–344. 4. Ильичев Н., Пантелеев, Пекунов, Первовский, Целищев Е. Реализация распределенного проектирования в САПР AutomatiCS на базе технологии XML // *CAD Master*, no. 4, Apr. 2002. Available: <http://www.cadmaster.ru/magazin/index.cfm> 5. “CATIA V4 Conferencing Groupware (CGW)”. Available: <http://www-306.ibm.com/software/applications/plm/catiav4/prods/cgw/> 6. S. H. Ahn, V. Sundararajan, Ch. Smith, B. Kannan, R. D'Souza, G. Sun, et al, “Cyber-Cut: An Internet-based CAD/CAM System”, *J. Computing and Information Science in Engineering* – March 2001 – vol. 1, Issue 1, pp. 52-59. 7. “Pro/Engineer Wildfire: Collaboration aids”, *CADCAMNet*, March 2003. Available: <http://www.newsletteronline.com/user/user.fas> 8. C.A.M. Barbosa, B. Feijó, M. Dreux, R. Melo, J. Bento, S. Scheer, “An object model for collaborative CAD environments”, *J. Integrated Design and Process Science*, June 2003, Vol. 7, No. 2. – P. 100. 9. Y. Wang, B. O. Nnaji, “Document-Driven Design for Distributed CAD Services in Service-Oriented Architecture”, *JCISE* 2005-28. 10. P. Goranov, “Guidelines for Building CAD models in a Distributed Environment”, *International Conference on Computer Systems and Technologies – CompSysTech'2003*. 11. R. Sriram, S.R. Gorti, A. Gupta, G. Kim, A. Wong: “An Object-Oriented Representation for Product and Design Processes,” *Journal of CAD*, vol. 30, No. 7, April, 1998, 489 – 501. 12. Maher M.L., Gero J.S., Saad M. *Synchronous Support and Emergence in Collaborative CAAD* // *NSW* 2006. 13. Зуев С., Полещук Н. САПР на базе AutoCAD – как это делается // БХВ-Петербург, 2004. –

УДК 004.02

М.В. Давидов, Ю.В. Нікольський

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних систем та мереж

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ КЛАСИФІКАТОР ЕЛЕМЕНТІВ ВІДЕОЗОБРАЖЕНЬ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ

© Давидов М. В., Нікольський Ю.В., 2015

Розв’язано задачу побудови класифікатора елементів зображення за допомогою багат шарової нейронної мережі на відеозображеннях реального часу. Побудовано модифікацію алгоритму навчання зі зворотним поширенням похибки. Запропоновано новий метод визначення еталона та навчальних прикладів.

The problem for real time video image elements recognizing by using the neural network is solved. New modification of the backpropagation algorithm for training the neural network is built. The new way to define the patterns and standards is used.

Постановка проблеми

Результати досліджень спрямовані на побудову прототипу системи інтерактивного керування виступом, у якій доповідач застосовує широкий спектр засобів, до яких належать мультимедійний проектор, кодоскоп, проектор слайдів, системи керування освітленням приміщення, шторами, мікрофонами, засобами запису та відображення інформації: диктофоном, магнітофоном, відеокамерою, цифровим фотоапаратом тощо. Якщо такими пристроями керуватиме оператор з центрального пульта, то виступ повинен відбуватись у спеціально обладнаному приміщенні з вказаним комплектом обладнання, а оператор матиме сценарій виступу. Пропонована система дає змогу відмовитись від такого приміщення і може бути зібрана з пристроїв з мінімальними вимогами до вартості та сумісності їхньої роботи. Усі пристрої під’єднані до центрального сервера, який керує їхньою роботою. Відеокамера постійно знімає доповідача, комп’ютер опрацьовує відео-

сигнал, виділяє у ньому жести та передає керуючий сигнал на потрібний пристрій. Складовими системи є доповідач, екран, відеокамера, програмно-апаратний комплекс та пристрої відображення матеріалів виступу (мультимедійний проектор, кодоскоп, проектор слайдів тощо).

Запропонована система виконує такі функції: відеозображення доповідача, який керує комплексом пристроїв набором жестів, надходить з відеокамери для опрацювання на сервер керування програмно-апаратним комплексом, програмно-апаратний комплекс опрацьовує відео-сигнал у реальному часі та передає керуючі сигнали на пристрої, які під'єднані до сервера.

Основними задачами, які розв'язані під час створення програмно-апаратного комплексу, є опрацювання зображення руки доповідача та розпізнавання на цьому зображенні кінців пальців. Задача розпізнавання кінців пальців на зображенні сформульована та розв'язана як задача класифікації.

Аналіз останніх досліджень

Методи розпізнавання зображень та їхніх елементів поділяють на детерміновані, ймовірнісні, логічні, структурно-лінгвістичні та комбіновані [1]. Детерміновані методи основані на використанні міри близькості векторів ознак досліджуваного об'єкта та спеціально створених еталонів. В основу ймовірнісних методів покладене визначення ступеня належності досліджуваного об'єкта певному класу. Логічні методи використовують підрахунок висловлювань та дискретний аналіз для оцінювання належності об'єкта до класу. Структурно-лінгвістичні методи аналізують описання об'єкта як сукупності його неподільних структурних елементів. У комбінованих методах поєднані детерміновані, ймовірнісні, логічні та структурно-лінгвістичні методи.

Задачу опрацювання зображень традиційно розв'язують [2] як таку послідовність кроків щодо елементів зображень:

- оцифрування зображення;
- очищення зображення від шумів та завад;
- описання шуканих елементів та створення бази еталонів на підставі цих елементів;
- пошук елементів зображення, близьких, у певному сенсі, до еталонних;
- класифікація знайдених елементів.

Перетворення відеосигналу з аналогового у цифровий формат або цифрового відеосигналу у формат, який опрацьовують програмно під час розв'язання основної задачі розпізнавання, називають оцифруванням. У сучасних системах оцифрування виконують апаратурою цифрової камери, відеосервером або відеокартою комп'ютера. Оцифрування зображень відеокамерою характерне для веб-камер, які підключають безпосередньо до комп'ютера через USB-порт. Також можна використовувати мережеві камери, які підключають до мережі Ethernet. Якщо відеосигнал надходить з аналогової відеокамери у стандарті VHS, то його також перетворюють у необхідний цифровий формат програмно або апаратно.

Очищення зображення полягає у вилученні неістотних елементів зображення, оскільки ці елементи можуть ускладнити опрацювання та збільшити його час або спотворити результат внаслідок особливостей алгоритмів опрацювання. Під час очищення усувають шуми на зображеннях, нерівномірність освітлення, спотворення геометрії або кольорів зображень тощо, для чого використовують спеціальні фільтри або методи фільтрації [3].

Описання елементів зображення полягає у створенні бази шаблонів – наборів характеристик, за якими класифікують елементи зображення. Для підвищення ефективності алгоритмів опрацювання зображень створювані шаблони повинні враховувати нерівномірність освітлення та фону, повороти частин зображень, їхнє перекриття тощо, що збільшує кількість шаблонів та ускладнює алгоритми виділення наборів характеристик, з яких формують шаблон. Основна проблема цього етапу опрацювання зображень полягає у тому, що відсутня загальна методика створення шаблонів, а кожна нова задача вимагає розроблення такої методики.

Розпізнавання елементів зображення полягає у знаходженні таких характеристик, за якими виконують пошук у базі шаблонів. Цей пошук можна виконувати послідовним переглядом зображення, виділенням його фрагментів та порівнянням із шаблоном. Для цього шаблон пере-

сувають по зображенню з певним кроком, який узгоджують з розмірами шуканого елемента. Класифікацію виконують порівнянням характеристик знайдених елементів з характеристиками шаблонів та наданням цим елементам класифікаційної мітки, яка має найближчі характеристики.

Істотним недоліком такого способу опрацювання зображень є необхідність введення великої кількості шаблонів для знаходження однотипних об'єктів, які на зображенні мають різні розміри, орієнтацію або піддані деформаціям.

Для розв'язання задачі пошуку елементів зображень як задачі класифікації пропонуємо використати алгоритми машинного навчання [4] для пошуку прихованих закономірностей у базі характеристик зображення. У такому разі опрацьоване зображення описане спеціальними класами функцій, а знайдені закономірності є значеннями параметрів цих функцій.

Розв'язання задачі опрацювання зображень за технологією машинного навчання складається з етапів формування бази даних на підставі зображень, попереднього опрацювання даних для зменшення їхнього обсягу та усунення неістотних даних, пошуку закономірностей застосуванням алгоритмів машинного навчання, оцінювання результатів розв'язання задачі опрацювання зображень. Виділення елементів зображення методами машинного навчання не вимагає створення шаблонів, а лише виділення на еталонних зображеннях елементів, які використовують для налагодження системи опрацювання зображень. Їхнє налагодження називають навчанням, що полягає у формуванні послідовних наближень параметрів спеціальних функцій.

Останнім часом особливого поширення для аналізу зображень набули нейронні мережі [3]. Перевагою методів з використанням нейронних мереж над такими методами, як опорних векторів, головних компонент, канонічних змінних тощо, є те, що основою методів нейронних мереж є спеціальні класи функцій, для яких доведено, що нейронна мережа типу перцептрона з двома прихованими шарами може наближати на обмеженій області із заданою точністю довільну неперервну функцію багатьох змінних [5]. Багатошаровий перцептрон [6] з активаційними функціями сигмоїдного типу [7] є найкраще дослідженою схемою нейромережі. У разі практичного використання нейронних мереж потрібно правильно підготувати дані для налагодження мережі, вибрати її топологію та активаційні функції, створити навчальні приклади та вибрати алгоритм навчання. Постановка цих задач неадекватно до вирішуваної проблеми та неузгодженість під час їхнього розв'язання може спотворити результат.

Підготовка даних для навчання мережі з метою опрацювання зображень недостатньо висвітлена у наукових публікаціях. Для описання зображень, які опрацьовують нейронною мережею [8], використовують різноманітні методи. Найпоширенішим способом описання зображень є його попиксельне подання, за якого на входи нейронної мережі подають значення яскравості та кольору пікселів, а пікселі вибирають з околу досліджуваної точки зображення. Другий спосіб описання – подання зображення як результату попереднього опрацювання спеціальними фільтрами: фільтрами виділення країв, горизонтальних та вертикальних смуг, Габора тощо. Описання зображення з використанням фільтрів добре показало себе у розпізнаванні рукописних символів.

Серед методів навчання багатошарового перцептрона треба виділити методи зворотного поширення похибки, стохастичний, спряжених градієнтів, Левенберга–Маркара [9].

Цілі статті

Для виділення на зображенні кінців пальців руки на відеозображенні реального часу застосовано індуктивні методи штучного інтелекту, або методи машинного навчання, які використовують для виділення прихованих закономірностей у великих масивах даних. Ці закономірності використовують для побудови процедур та правил опрацювання аналогічних масивів даних. Зокрема, у цій статті описане застосування нейронних мереж для розв'язання задачі розпізнавання на зображенні руки кінців пальців. Розв'язання цієї задачі полягало у розв'язанні такої послідовності задач:

– розроблення методики формування базової множини зображень з відеоряду реального часу;

- попереднє опрацювання зображень та усунення шумів на зображенні як результату стиснення або неякісного оцифрування зображення;
- реалізацію підходу зі зменшення розмірності даних вилучення складових зображення, які не впливають на розпізнавання;
- побудова класифікатора на основі нейромережі багатошарового перцептрона;
- розроблення спеціалізованого програмного забезпечення та випробування його на реальних прикладах.

Побудова класифікатора, який використано для розпізнавання кінців пальців, складається з такої послідовності задач:

- вибору топології мережі;
- вибору активаційних функцій нейронів мережі;
- вибору алгоритму навчання мережі, аналіз його застосовності до розв'язування поставленої задачі та побудова адекватної модифікації алгоритму навчання;
- побудови навчальних прикладів на основі зображення;
- побудови еталона, з яким порівнюють вихідний сигнал мережі для коригування ваг міжнейронних зв'язків;
- формулювання критерію закінчення алгоритму навчання.

Розв'язання вказаних задач визначає якість розпізнавання зображення, оцінену результатами розв'язування контрольних прикладів.

Основний матеріал

Розпізнавання жесту складається з розв'язання задач, які можна умовно поділити на два етапи: розпізнавання кінців пальців на зображенні та виділення їх серед інших елементів і класифікацію розпізнаних комбінацій пальців, яким можна поставити у відповідність змістовні команди. Наведемо результати розв'язування задач, які належать до першого етапу. Розпізнавання кінців пальців руки інтерпретувалось як задача класифікації елементів зображення на такі, що вважають кінцями пальців, та на такі, що відмінні від них. Для класифікації елементів зображення використано нейромережевий класифікатор. У разі застосування методів машинного навчання відповідна програма опрацювання будує правило розпізнавання, яке є функцією ваг міжнейронних зв'язків.

Задачу розпізнавання, як задачу класифікації, розв'язують у два етапи – на першому навчають мережу на навчальних прикладах, а на другому – навчену мережу використовують для класифікації нових прикладів. Запропоновано використати нейромережу прямого поширення, яка зображена на рис. 1. У разі навчання мережі ці приклади називатимемо *навчальними*. Залежно від задачі, що розв'язують, кількість прихованих шарів та кількість нейронів у шарі можна змінювати для підвищення якості розпізнавання.

Навчання нейронної мережі здійснюють за принципом “навчання з вчителем”, за якого кожному навчальному прикладу ставлять у відповідність певний зразковий елемент – еталон. Розбіжність між прикладом та еталоном вели для уточнення міжнейронних зв'язків мережі. Тому до початку навчання необхідне створення навчальних прикладів та відповідних їм еталонів.

Навчальні приклади та еталон створювали з кадрів відеозображення. Перший крок цього створення полягав у попередньому опрацюванні відеокadrів та зменшенні обсягу інформації про зображення на них. Оскільки дослідження вели для створення прототипу, то здійснювалось відеознімання лише руки з мінімізацією елементів фону.

Наступний крок попереднього опрацювання зображення полягав у зменшенні кількості компонент кожного з пікселів зображення. Кадри з відеокамери у форматі RGB мають три компоненти кольору – червону, зелену та синю. Експериментально встановлено, що жодна з цих компонент не дає змоги відрізнити руку від деталей фону.

Всі відеокadри були перетворені до формату YCbCr та використано лише його компоненту Cr. Це дало змогу втричі зменшити обсяг інформації. Додаткова перевага компоненти Cr полягає у тому, що вона дає інформацію про колір, а не про яскравість. Мережу навчають на множині прикладів, побудованих на основі фрагментів відеокadrів.

Для цього кожному пікселу вказаної області надане число, якому відповідає інтенсивність кольору. Інтенсивність кольору задана у градаціях сірого, де 0 відповідає чорному кольору, а 1 – білому. Розпізнавання кінців пальців тепер розглядатимемо як класифікацію пікселів зображення на такі, що можна та не можна вважати кінцями пальців.

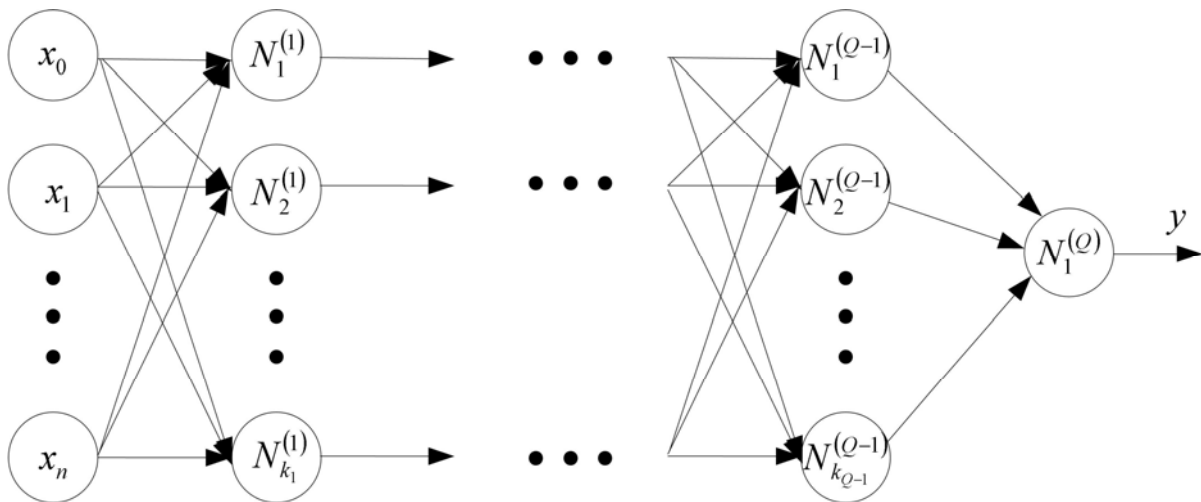


Рис.1. Топологія нейронної мережі прямого поширення сигналу, яка використана для розв'язування задачі класифікації елементів зображень

Побудову прикладів виконано на підставі зображень розміру 128×96 пікселів.

Нейронна мережа обчислює функцію, значеннями аргументів якої є компоненти прикладів, а значенням функції – ступінь належності пікселя кінцю пальця. Для розв'язування задачі розпізнавання у такій постановці використано багатозаровий перцептрон [5]. Активаційною функцією нейронів вибрана непарна сигмоїдна функція $F(x) = (1 + e^{-x})^{-1} - 0.5$.

Для формулювання алгоритму введемо позначення:

Q – номер вихідного шару нейронів;

q – номер шару нейронів, $q = 1, 2, \dots, Q$;

k_q – кількість нейронів у шарі q , $k_Q = 1$;

N – кількість навчальних прикладів;

T – кількість циклів навчання;

t – момент часу виконання алгоритму навчання, $t = 0, 1, 2, \dots, N \cdot T$;

$y = y(t)$ – вихід мережі – значення, обчислене мережею в момент t ;

$d = d(t)$ – еталонне значення, з яким порівнюємо вихід мережі в момент t .

Решта параметрів та змінних визначені, якщо це не вказано явно, в момент t ;

$x_j^{(q)}$, $j = 0, 1, \dots, k_{q-1}$, – входи нейронів шару q ;

$x_0^{(q)} = 1$, $x_j^{(1)} = x_j$ – входи мережі;

$w_{ij}^{(q)}$ – вага міжнейронного зв'язку нейронів $N_i^{(q-1)}$ та $N_j^{(q)}$;

$s_j^{(q)} = \sum_{i=0}^{k_{q-1}} w_{ij}^{(q)} x_i^{(q)}$ – зважена сума входів нейрона $N_j^{(q)}$, $q = 1, 2, \dots, Q$, $j = 1, 2, \dots, k_q$;

$y_j^{(q)}$ – значення, обчислене нейроном $N_j^{(q)}$, $y_j^{(q)} = F(s_j^{(q)})$;

$x_j^{(q)} = y_j^{(q-1)}$, $j = 1, \dots, k_{q-1}$, $q = 2, 3, \dots, Q$ – входи нейронів шару q , які дорівнюють виходам нейронів шару $q-1$;

$F'(s_j^{(q)})$ – похідна активаційної функції нейрона $F(x)$ у точці $s_j^{(q)}$;

η – параметр, який регулює швидкість навчання мережі. Цей параметр вибираємо за формулою $\eta = \frac{\eta_0(TN - t) + \eta_1 t}{TN}$, де η_0 та η_1 – параметри методу – початкова та кінцева швидкості навчання, відповідно.

$Rand(a, b)$ – псевдовипадкове число, розподілене за рівномірним законом в інтервалі $[a, b]$.

Модифікований алгоритм зворотного поширення похибки складається з таких кроків.

Якщо це не вказане спеціально, то вважаємо, що всі параметри обчислені у момент часу t .

Крок 1. Встановити початкові ваги зв'язків $w_{ij}^{(q)} = Rand(-0.5, +0.5)$, $i = 1, 2, \dots, k_{q-1}$, $j = 1, 2, \dots, k_q$, $q = 1, 2, \dots, Q$, та прийняти $t_0 = 1$.

Крок 2. Обчислити середньоквадратичну похибку мережі на усіх навчальних прикладах

$$\varepsilon = \left(\frac{\sum_{r=1}^N (y_r - d_r)^2}{N} \right)^{1/2}, \text{ де } d_r - \text{еталонне значення, яке відповідає прикладу з номером } r. \text{ Тут } y_r -$$

значення виходу мережі у разі подання на її вхід навчального прикладу з номером r .

Крок 3. Прийняти $\tilde{w}_{ij}^{(q)} = w_{ij}^{(q)}$ та $n_0 = 1$, $i = 1, 2, \dots, k_{q-1}$, $j = 1, 2, \dots, k_q$, $q = 1, 2, \dots, Q$.

Крок 4. Подати на входи мережі довільний навчальний приклад та обчислити виходи $y_j^{(q)}$ нейронів, $q = 1, 2, \dots, Q$, $j = 1, 2, \dots, k_q$.

Крок 5. Обчислити коефіцієнт $\delta_1^{(Q)}$ для останнього шару

$$\delta_1^{(Q)} = (y_1^{(Q)} - d) F'(s_1^{(Q)}), j = 1, 2, \dots, k_Q$$

Крок 6. Обчислити коефіцієнти $\delta_j^{(q)}$

$$\delta_j^{(q)} = F'(s_j^{(q)}) \cdot \sum_{r=1}^{k_{q+1}} \delta_r^{(q+1)} w_{jr}^{(q+1)}, q = Q-1, Q-2, \dots, 1, j = 1, 2, \dots, k_q$$

Крок 7. Обчислити приріст ваг мережі $\Delta w_{ij}^{(q)} = -\eta \delta_j^{(q)} x_i^{(q)}$, $i = 1, 2, \dots, k_{q-1}$, $j = 1, 2, \dots, k_q$.

Крок 8. Перерахувати ваги зв'язків нейронів

$$w_{ij}^{(q)}(t+1) = w_{ij}^{(q)}(t) + \Delta w_{ij}^{(q)} + Rand(-\varepsilon, +\varepsilon), i = 1, 2, \dots, k_{q-1}, j = 1, 2, \dots, k_q.$$

Крок 9. Виконати кроки 4–8 для $n_0 = 2, 3, \dots, N$.

Крок 10. Обчислити $\tilde{\varepsilon} = \left(\frac{\sum_{r=1}^N (y_r - d_r)^2}{N} \right)^{1/2}$. Якщо $\tilde{\varepsilon} > \varepsilon$, то прийняти $w_{ij}^{(q)} = \tilde{w}_{ij}^{(q)}$,

$i = 1, 2, \dots, k_{q-1}$, $j = 1, 2, \dots, k_q$, $q = 1, 2, \dots, Q$, інакше – прийняти $\varepsilon = \tilde{\varepsilon}$.

Крок 11. Виконати кроки 3–10 для $t_0 = 2, 3, \dots, T$.

Навчання мережі виконують поданням на її вхід навчального прикладу, вибраного випадково з множини навчальних прикладів, та порівнянням обчисленого мережею значення з відповідним йому еталоном.

На рис. 2 показана послідовність етапів розпізнавання кінців пальців. На рис. 2, а зображене початкове зображення – один кадр з відеоряду, отриманого з відеокамери, після зменшення його до розміру 128×96 пікселів та використаного для побудови навчальних прикладів. На рис. 2, б показана компонента S_r кольорового простору $YCbCr$, виділена із заданого зображення та подана у градаціях сірого. На рис. 2, в видалене зображення руки, а залишено області, якими окреслені кінці пальців. На рис. 2, г показано результат розпізнавання кінців пальців на зображенні з рис. 2, б із

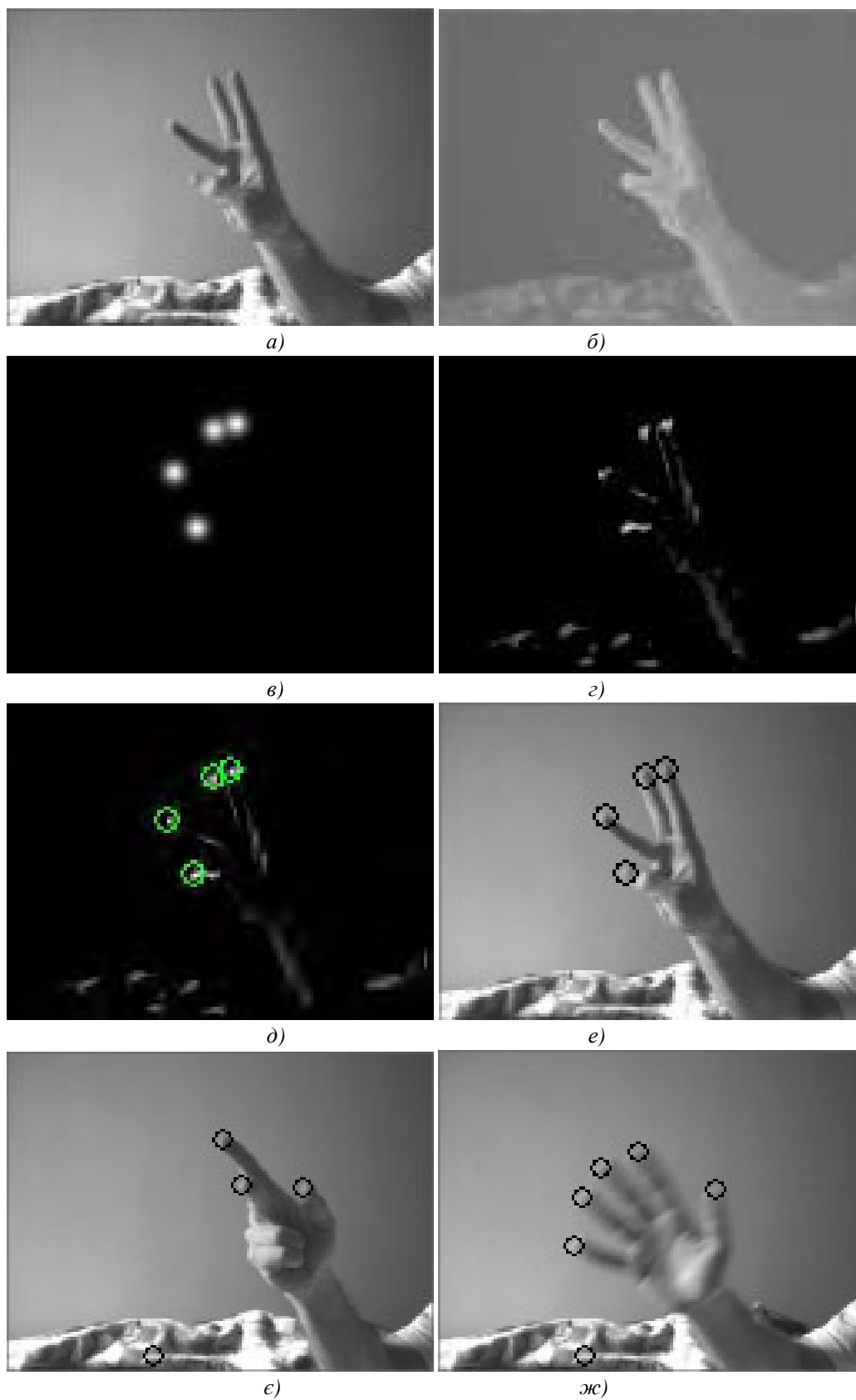


Рис. 2. Послідовність етапів розпізнавання кінців пальців

застосуванням навченої нейронної мережі. На рис. 2, д відзначені області з максимальною яскравістю, які знайдені на рис. 2, г. Знайдені на попередньому рисунку максимуми яскравості накладені на початкове зображення для перевірки правильності розпізнавання. Результат такого накладання показаний на рис. 2, е. Можна зауважити, що мережа правильно розпізнала кінці пальців. Мережа, навчена на зображенні, показаному на рис. 2, а, застосовувалась для розпізнавання кінців пальців на інших кадрах. Результати такого розпізнавання показано на рис. 2, є та 2, ж.

Висновки

Запропонований прототип системи керування доповідями не потребує спеціальної обчислювальної та дорогої відеотехніки. Як показали експерименти з вибору топології мережі та параметрів навчання, задовільні результати отримані для нейронної мережі, яка має один прихований шар з 5 нейронами. Час опрацювання одного кадра на комп'ютері з процесором Celeron 1,2 МГц становив 0,15 с.

Розроблений новий алгоритм утворення навчальних прикладів поділом їхньої множини на групи за значенням еталона та вибором однакової кількості прикладів з кожної групи, що дало змогу збільшити якість навчання мережі. Час навчання нейронної мережі на 16 навчальних зображеннях, з яких створено 196608 навчальних прикладів, становив 15 секунд.

Тестування системи показало високу якість розпізнавання. Під час тестування системи нею розпізнано всі кінці пальців. Аналіз об'єктів, які навчена нейромережа розпізнала як кінці пальців, показав, що 80% з них дійсно є кінцями пальців. Решту 20% становили інші елементи зображення. Отриманий результат вимагає додаткових досліджень для того, щоб позбутися цієї особливості роботи системи.

Майбутні дослідження спрямовуватимуться на пошук оптимальних параметрів системи розпізнавання. Також досліджуватиметься вплив параметрів алгоритму навчання мережі на якість розпізнавання, на вибір оптимального співвідношення між топологією мережі, якістю та швидкістю навчання.

1. Белозерский Л.А. Основы построения систем распознавания образов // Донецкий Государственный институт искусственного интеллекта, 1997. 2. Русин Б.П. Системы синтеза, обработки та розпізнавання складноструктурованих зображень. – Львів: Вертикаль, 1997. 3. Форсайт Д.А., Понс Ж. Компьютерное зрение, современный подход. – М., 2004. 4. Mitchell T. *Machine Learning*. McGraw-Hill Companies, Inc. 1997. 5. Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей // Сибирский журнал вычислительной математики, 1998, Т.1, №1. С.12-24. 6. Круглов В. В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М., 2001. 7. Fravolini M. L., Campa G., Napolitano M., La Cava M. Comparison of Different Growing Radial Basis Functions Algorithms for Control Systems Applications. 2000. <http://www2.cemr.wvu.edu/~gcampa/pdf/acc02f8.pdf>. 8. LeCun Y., Matan O., Boser B., Denker J.S., Henderson D., Howard R.E., Hubbard W., Jackel L.D., Baird H.S. Handwritten Zipcode Recognition With Multilayer Networks, Proc. of International Conference on Pattern Recognition, Atlantic City, 1990. 9. Bishop C. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press. 1995.