

DOI: 10.32347/2412-9933.2022.51.5-12

УДК 004.056.5

**Бушуєв Сергій Дмитрович**

Доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри управління проектами,

<https://orcid.org/0000-0002-7815-8129>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

**Кулаков Юрій Олексійович**

Доктор технічних наук, професор, професор кафедри обчислювальної техніки,

<https://orcid.org/0000-0002-8981-5649>

Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ

**Терейковська Людмила Олексіївна**

Кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної

математики, <https://orcid.org/0000-0002-8830-0790>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

**Терейковський Ігор Анатолійович**

Доктор технічних наук, професор, професор кафедри системного програмування і спеціалізованих

комп'ютерних систем, <https://orcid.org/0000-0003-4621-9668>

Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ

**Терейковський Олег Ігорович**Аспірант кафедри безпеки інформаційних технологій, <https://orcid.org/0000-0001-5045-0163>

Національний авіаційний університет, Київ

## НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ДЕТЕКТУВАННЯ КОНТУРУ ОБЛИЧЧЯ ЛЮДИНИ

**Анотація.** Обґрунтовано актуальність впровадження в системи управління персоналом засобів розпізнавання емоційного стану за зображенням обличчя. Показано, що впровадження таких засобів призводить до необхідності адаптації значень архітектурних параметрів нейромережесих моделей для детектування границь цільових об'єктів на растрових зображеннях до очікуваних умов застосування. Запропоновано підхід до визначення найбільш ефективного типу нейромережесих моделей, що передбачає експертне оцінювання ефективності прийнятих типів моделей та проведення комп'ютерних експериментів для прийняття остаточного рішення. В результаті проведених досліджень визначено, що серед апробованих у завданнях сегментації растрових зображень видів нейромережесих моделей для детектування контуру обличчя на растрових зображеннях невеликого розміру найбільш ефективною є модель U-Net. Використання цієї нейромережесих моделі забезпечує точність вибору маски на рівні 0,88. При цьому визначено необхідність удосконалення математичного забезпечення, яке використовується для визначення точності детектування контуру обличчя. Також шляхи подальших досліджень доцільно співвіднести з виправленням типових недоліків, що пов'язані з хибним маркуванням границь різноманітних об'єктів, які сприймаються нейромережесих моделлю як обличчя людини.

**Ключові слова:** управління проектами; розпізнавання емоцій; зображення обличчя; детектування границь; нейронна мережа

### Вступ

У сучасних умовах однією з основних тенденцій щодо технічного забезпечення систем управління персоналом є все більш широке впровадження засобів розпізнавання емоційного стану, адже професійна діяльність як керівників, так і персоналу підприємств характеризується високою емоційною напруженістю, яка викликана високим ступенем відповідальності, інтенсивними міжособистісними

відносинами. Своєю чергою, ефективне управління емоційною напруженістю неможливе без об'єктивного оцінювання, що досить складно реалізувати без відповідного інструментального забезпечення. Слід зазначити, що на сьогодні найбільш досконалими є засоби розпізнавання емоцій людини за зображенням її обличчя. Отже, на більшості підприємств широко розповсюджені засоби відеореєстрації, що дають змогу отримати різноманітні растрові зображення, на яких

відображається обличчя персоналу. При цьому в задачі розпізнавання емоцій одним із основних завдань є детектування контуру обличчя людини на растровому зображенні, отриманому із зазначених засобів відеореєстрації. Зазначимо, що як термін “обличчя” зазвичай розуміється частина голови людини, обмежена верхньою частиною чола, вухами, щоками та підборіддям. Водночас відомі системи детектування контуру обличчя є вузькоспеціалізованими та недостатньо адаптованими до мінливості умов застосування, що призводить до необхідності розроблення нових рішень у цій галузі. В теоретичних роботах, присвячених обробці растрових зображень, вказане завдання класифікується як завдання детектування зовнішніх границь цільового об’єкта на зображенні. Цим пояснюється актуальність науково-прикладної проблеми вдосконалення теоретичного базису детектування контуру обличчя на растрових зображеннях.

### **Аналіз сучасних досліджень та публікацій**

Робота [9] присвячена розробці послідовності обробки зображень низької роздільної здатності для виділення об’єктів, заданих кількома параметрами. Фільтрація напівтонового зображення реалізована за допомогою низькочастотного фільтра Гаусса, а для вирівнювання тіні використовується пороговий розподіл гистограми інтенсивності. Власне виділення границь об’єкта здійснювалося за допомогою алгоритму Кенні. Слід зазначити, що ефективність представленої методики обробки, а в основному ефективність етапів виділення границь і пошуку робочих об’єктів викликають певні сумніви, які стосуються передусім опису експериментів з пошуку достатньо примітивних об’єктів на растрових зображеннях та застосування алгоритму виділення границь, який не забезпечує поділ границь об’єктів, що перетинаються між собою.

Стаття [15] присвячена розробці стратегії сегментації об’єктів у цифрових зображеннях. Досліджено особливості сегментації об’єктів на цифрових мікроструктурних зображеннях, характерних для цифрових зображень поверхні металу, отриманих за допомогою мікроскопа. Запропоновано концепцію стратегії сегментації, яка базується на припущенні семантичної бідності сусідських відносин, що забезпечується іконічним рівнем цифрової матриці зображення, застосування якого призводить до регулярних помилок. Передбачається, що вплив помилки і мети сегментації мінімізується при переході до більш складної семантичної моделі відносин сусідства, характерних для властивості об’єкта. Використано форми синтаксичних відносин сусідства, визначені в [14].

У роботі [18] запропоновано метод сегментації медичних зображень, що відповідають ідентичним об’єктам. Метод визначення ідентифікованих сегментів базується на аналізі індексу однорідності масиву вхідних зображень, який розраховується на основі яскравості таких зображень. Заявлено, що завдяки використанню цього методу можна якісно розділити тестове зображення на фон, складові частини та контури цільових об’єктів. Зазначені сегменти зображення характеризуються за допомогою масиву бінарних зображень. Як свідчать результати експериментів, наведені в [18], метод не дає змогу забезпечити достатню якість сегментації довільних зображень, що можна пояснити використанням виключно класичних підходів до обробки зображень на основі явних алгоритмічних правил класифікації, що використовують порогові значення, які встановлюються за допомогою експертних правил.

У [13] наведено обґрунтування багатоетапного алгоритму відбору, виявлення та оцінки параметрів зображень аерооб’єктів для систем автоматичного супроводу. Вказується, що джерелом отримання зображення є відеокамери, які записують зображення у видимому та інфрачервоному діапазонах. Алгоритм заснований на тому принципі, що для вибору між гіпотезою  $Y_1$ , яка вказує на наявність об’єкта, та гіпотезою  $Y_2$ , яка вказує на його відсутність, розраховується значення коефіцієнта відношення правдоподібності, яке порівнюється із заздалегідь визначеним порогом.

У роботі [19], присвяченій удосконаленню комп’ютерного зору промислових роботів, наведено обґрунтування алгоритмів і методів відбору інваріантних до обертання, перенесення та масштабування об’єктів. Наведені розробки базуються на методах скелетизації, контурної побудови та сегментації зображення, які допомагають отримувати з початкового зображення спочатку об’єкти з незамкнених ліній, потім об’єкти із замкнених ліній, і в результаті так звану силуетну форму, яка перетворюється в площинні предмети.

Слід зазначити, що в цілому запропоновані підходи до сегментації вихідних образів дисертаційної роботи [19] не мають принципових відмінностей від робіт [13; 18], а її наукова новизна полягає переважно в застосуванні певних класичних алгоритмів обробки зображень і використанні певних коефіцієнтів обробки. Наприклад, застосований алгоритм скелетизації можна представити у вигляді симбіозу відомих алгоритмів бінаризації зображення та очищення від шуму.

У статті [2] розглянуто алгоритм автоматичної селекції рухомих об’єктів у випадку багатоспектрального спостереження. При розробці алгоритму використовувалися математичні моделі

зображень, які забезпечують можливість врахування геометричних перетворень, викликаних рухом датчика зображення. Крім того, заявлена можливість нівелювання шуму, пов'язаного з геометричними спотвореннями, викликаними атмосферними явищами, що впливають на рухомий об'єкт. В аналітичній формі правило прийняття рішення про призначення однієї точки цільовому об'єкту записується у формі:

$$u^*(b_1, b_2) = \begin{cases} 1, & \text{if } p\left(b_1, \frac{b_2}{h} = 0\right) < \delta \\ 0, & \text{if } p\left(b_1, \frac{b_2}{h} = 0\right) \geq \delta \end{cases}, \quad (1)$$

де  $(b_1, b_2)$  – результат прийняття рішення;  $\delta$  – порогове значення;  $b_1, b_2$  – яскравість пікселя в кожному з каналів спостереження;  $p\left(b_1, \frac{b_2}{h} = 0\right)$  – умовна щільність розподілу яскравості цільового зображення.

Для розрахунку порогового значення  $\delta$  використовуються специфічні вирази, які, як і в роботах [2; 15; 19], містять набори коефіцієнтів, задані за допомогою експертних правил.

Зазначимо, що бібліотека OpenCV, яка використовується для реалізації засобів комп'ютерного зору, також містить сервіси, які можна віднести до виділення об'єктів на растровому зображенні. Ці сервіси забезпечують: вибір меж об'єкта, кластеризацію об'єктів за допомогою каскадного алгоритму і порогової сегментації. У разі кластеризації простір ознак об'єктів зображення розбивається на кластери, якщо заданий критерій цього об'єкта перевищує заздалегідь визначене значення. Всі об'єкти на зображенні спочатку розподіляються по кластерах, а потім по сегментах, які об'єднують елементи одного кластера. Об'єднання в сегмент здійснюється шляхом визначення критерію однорідності. Ефективність функціонування цих сервісів переважно залежить від емпірично визначених порогових коефіцієнтів.

Отже, аналіз сучасних літературних джерел щодо базових технологій розв'язування задачі детектування границь об'єктів на зображеннях дає змогу обґрунтовано стверджувати, що особливості цих технологій, які полягають у використанні емпірично визначених коефіцієнтів, суттєво ускладнюють їх застосування при розв'язанні багатоваріантного і багатофакторного завдання детектування контуру обличчя людини в системах розпізнавання емоцій персоналу підприємств. Перспективним шляхом виправлення цих недоліків є використання нейромережових рішень у методах детектування контуру обличчя [3; 12]. Водночас відомі нейромережові моделі детектування контурів цільових об'єктів на растрових зображеннях є вузькоспеціалізованими та недостатньо адаптованими до варіативності умов застосування [10; 17].

## Мета статті

Основною метою публікації є розроблення та дослідження нейромережової моделі, призначеної для детектування контуру обличчя людини на растрових зображеннях та адаптованої до умов використання в системах розпізнавання емоцій персоналу.

## Виклад основного матеріалу

### Розроблення та дослідження нейромережової моделі

За відправну точку для розробки було використано підхід, наведений у [20; 21] для визначення найбільш ефективної моделі нейронної мережі, який в загальному вигляді описується так:

$$N_{ef} = \max(E_{N_1}, E_{N_2}, \dots, E_{N_K}), N_k \in \{N\}_K, \quad (2)$$

де  $N_{ef}$  – найбільш ефективний тип моделі нейронної мережі;  $E_{N_K}$  – ефективність  $k$ -го типу моделі нейронної мережі;  $K$  – кількість прийнятних типів моделей нейронної мережі;  $N_k$  –  $k$ -й тип моделі нейронної мережі;  $\{N\}_K$  – набір прийнятних типів моделей нейронної мережі.

При цьому для формалізації процедури оцінювання ефективності  $k$ -го типу нейромережової моделі можна використовувати результати робіт [10; 20; 22], в яких наведено обґрунтування подібної процедури із застосуванням методів експертного оцінювання.

При визначенні набору прийнятних типів нейромережових моделей враховується, що в переважній більшості відомих нейромережових моделей для детектування контурів об'єктів використовуються кодер і декодер, що побудовані на основі згорткової нейронної мережі одного із сучасних типів [1; 3; 20].

Складність розроблення та тестування оригінальних згорткових нейронних мереж, які можна використовувати як основу кодера та декодера, визначає доцільність формування набору  $\{N\}_K$  на основі моделей нейронних мереж, які довели свою ефективність у суміжних задачах семантичної сегментації.

За результатами [5; 6] прийнятними типами нейромережових моделей є U-Net, YOLOv4 та PSPNet, параметри яких наведено в роботах [4; 7; 16].

Зазначимо, що кодер і декодер U-Net є дещо модифікованими версіями згорткової нейронної мережі типу VGG. Модифікація в основному полягає у видаленні з мережі VGG повнозв'язних і вихідних шарів нейронів. Модель нейронної мережі YOLOv4 базується на архітектурі GoogLeNet, що дало змогу використовувати в моделі так звані модулі Inception, що забезпечує можливість зниження ресурсоємності

моделі без помітної втрати точності та швидкості навчання. Ще однією особливістю YOLOv4 є використання технології PAN (Path Aggregation Networks), яка використовує піраміди функцій для об'єднання карт ознак нижнього та верхнього рівнів моделі нейронної мережі. Модель нейронної мережі PSPNet базується на архітектурі ResNet і забезпечує врахування контекстної інформації при виборі маски об'єкта [7; 11]. Для цього модель використовує проміжний пул для класифікації та порівняння пірамід вибраних ознак.

За результатами [8; 23; 25] для оцінки  $E_{N_k}$  використовували метрики Accuracy і Loss, які традиційно використовуються для оцінювання ефективності моделі нейронної мережі. Водночас специфіка завдання детектування контуру обличчя людини на растровому зображенні зумовлює необхідність використання специфічних виразів для оцінювання точності локалізації фрагмента растрового зображення. Виходячи з результатів [10; 16], як показник точності використовувався IoU, а як показник втрат використовувався Dice Loss, розраховані за допомогою виразів:

$$IoU(A, B) = |A \cap B| / |A \cup B|, \quad (3)$$

$$DiceLoss(A, B) = 2|A \cap B| / |A| + |B|, \quad (4)$$

де  $A, B$  – площі, що порівнюються.

Використання метрики IoU пояснюється її апробованістю в задачі сегментації растрових зображень, а використання метрики Dice Loss пояснюється її стійкістю під час навчання нейромережевої моделі на незбалансованій вибірці.

Розроблені нейромережеві моделі U-Net, YOLOv4 та PSPNet реалізовані за допомогою мови програмування Python та верифіковані на прикладах маркованих зображень обличчя людини, представлених у базі даних VGGFace2, доступній для завантаження за посиланням: [https://github.com/ox-vgg/vgg\\_face2](https://github.com/ox-vgg/vgg_face2). Вказана база даних містить 3,31 мільйони зображень обличчя 9131 ідентифікованих людей. В середньому 363 зображень для кожної людини. Зображення завантажені із сервісу «Пошуку зображень Google» і мають великі варіації за розташуванням обличчя, віком людини, освітленням при відеореєстрації, етнічною приналежністю та професією (наприклад, актори, спортсмени, політики). Увесь набір даних розділений на навчальний набір, що співвідноситься з 8631 ідентифікованими особами, і тестовий набір, що співвідноситься з 500 ідентифікаторами.

Графіки показників точності виділення контуру обличчя людини, побудовані за результатами експериментів, проведених з використанням нейромережевих моделей U-Net, PSPNet та YOLOv4, наведені на рис. 1 – 3.

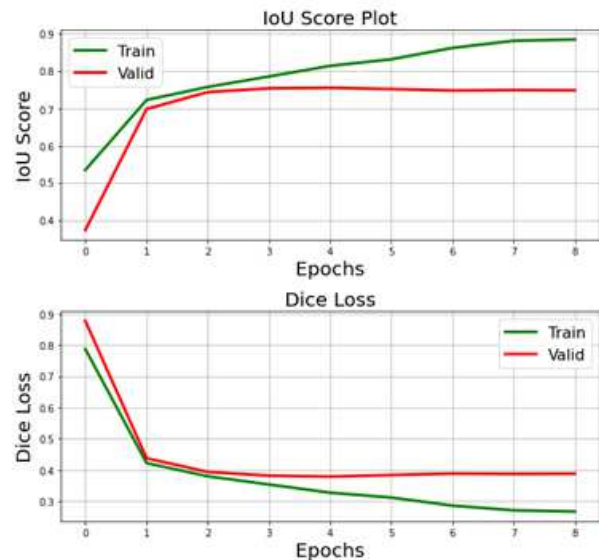


Рисунок 1 – Графіки показників точності детектування контурів при використанні моделі U-Net

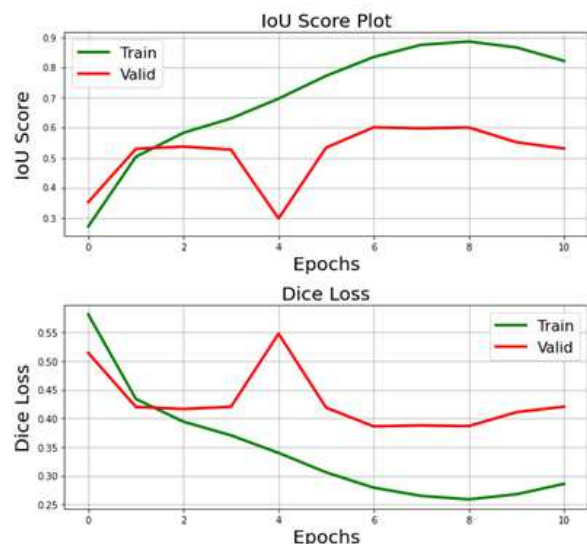


Рисунок 2 – Графіки показників точності детектування контурів при використанні моделі PSPNet

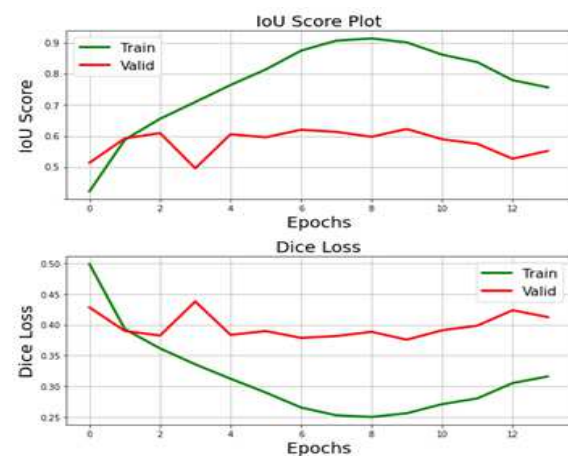


Рисунок 3 – Графіки показників точності детектування контурів при використанні моделі YOLOv4

Як свідчить аналіз графіків, наведених на рис. 1 – 3, точність детектування контуру обличчя за допомогою розглянутих нейромережових моделей є приблизно однаковою на заключних етапах навчання і дорівнює приблизно 0,88. Водночас можна виявити різкі зміни показників точності детектування валідаційних даних у процесі навчання для мережі PSPNet та мережі YOLOv4, що свідчить про нестабільність навчання цих нейромережових моделей.

Для кращої інтерпретації отриманих показників точності було проведено експертне порівняння результатів детектування контурів, реалізоване за допомогою моделі U-Net. Процедура експертного порівняння проілюстрована на рис. 4 та рис. 5.

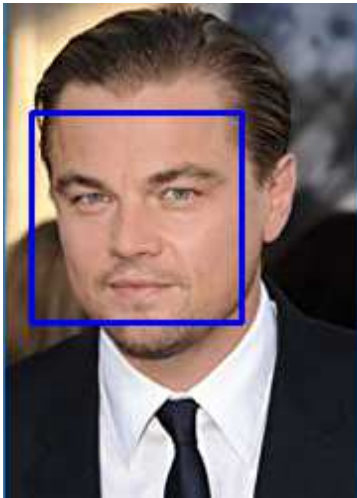


Рисунок 4 – Перший результат детектування контурів

На рис. 4 показано результат детектування контуру обличчя на фотокартці актора, а на рис. 5 – результат детектування контуру одного із авторів пропонованої статті.

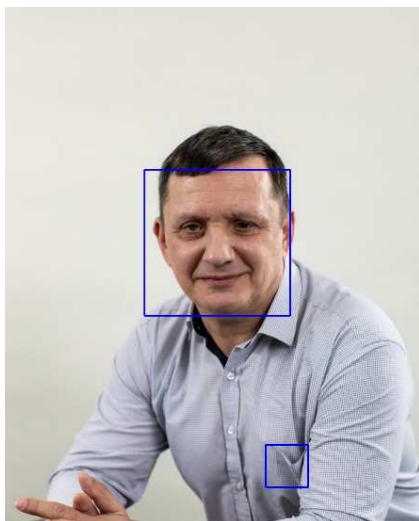


Рисунок 5 – Другий результат детектування контурів

Дані експертного порівняння результатів детектування свідчать про наявність певних недоліків:

- недостатньо чітке виділення контурів області зображення, яке відповідає обличчю;
- хибне маркування контурів обличчя.

Зазначені недоліки можуть у подальшому суттєво негативно вплинути на точність розпізнавання емоційного стану персоналу підприємства, а отже, потребують обов'язкового виправлення. Можливим напрямом виправлення наведених недоліків є удосконалення математичного забезпечення (3), (4) нейромережової моделі щодо розрахунку точності детектування контурів.

Отже, отримані результати експериментальних досліджень збігаються з даними джерел [7; 16], у яких доводиться висока ефективність нейромережової моделі U-Net при сегментації невеликих кольорових та монохромних зображень у разі навчальної вибірки, що містить менше, ніж  $10^7$  прикладів. У випадку використання навчальної вибірки, що містить більш, ніж  $10^7$  навчальних прикладів при обмеженому допустимому терміні навчання, доцільніше використовувати нейромережові моделі типу PSPNet та YOLO.

## Висновки

Обґрунтовано актуальність впровадження в системи управління персоналом засобів розпізнавання емоційного стану за зображенням обличчя. Показано, що впровадження таких засобів приводить до необхідності адаптації значень архітектурних параметрів нейромережових моделей для детектування контурів цільових об'єктів на растрових зображеннях до очікуваних умов застосування. Запропоновано підхід до визначення найбільш ефективного типу нейромережової моделі, що передбачає експертне оцінювання ефективності прийнятних типів моделей і проведення комп'ютерних експериментів для прийняття остаточного рішення. В результаті проведених досліджень визначено, що серед апробованих у завданнях сегментації растрових зображень видів нейромережових моделей для детектування контуру обличчя на растрових зображеннях невеликого розміру найбільш ефективною є модель U-Net. Використання цієї нейромережової моделі забезпечує точність вибору маски на рівні 0,88. При цьому визначено необхідність удосконалення математичного забезпечення, яке використовується для визначення точності детектування контуру обличчя. Також шляхи подальших досліджень доцільно співвіднести з виправленням типових недоліків, що пов'язані з хибним маркуванням контурів різноманітних об'єктів, які сприймаються нейромережовою моделлю як обличчя людини.

## Список літератури / References

1. Adithya, U., Nagaraju, C. (2021). Object Motion Direction Detection and Tracking for Automatic Video Surveillance. *International Journal of Education and Management Engineering (IJEME)*, 11, 2, 32–39. DOI: 10.5815/ijeme.2021.02.04.
2. Alpatov, B., Babayan, P. (2008). Selection of moving objects in a sequence of multispectral images in the presence of geometrically distorted ones. *Herald of RGRU*, 23, 18–25.
3. Badrinarayanan, V., Kendall, A., Cipolla, R. (2017). SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation. <https://arxiv.org/pdf/1511.00561v2.pdf>.
4. Bochkovskiy, A., Wang, C., Liao, H. (2004). YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy. <https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf>.
5. Deepa, I., Sharma, A. (2022). Multi-Module Convolutional Neural Network Based Optimal Face Recognition with Minibatch Optimization. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*, 14, 3, 32–46. DOI: 10.5815/ijigsp.2022.03.04.
6. Diwakar, D., Raj, D. (2022). Recent Object Detection Techniques: A Survey. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*, 14, 2, 47–60. DOI: 10.5815/ijigsp.2022.02.05.
7. Hengshuang, Z., Jianping, S., Xiaojuan, Q., Xiaogang, W., Jiaya, J. (2018). Pyramid Scene Parsing Network. <https://arxiv.org/pdf/1612.01105.pdf>.
8. Hoai Viet, V., Nhat Duy, H., (2022). Object Tracking: An Experimental and Comprehensive Study on Vehicle Object in Video. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*, 14, 1, 64–81. DOI: 10.5815/ijigsp.2022.01.06.
9. Horytov, A., Yakovchenko, S., (2017). Selection of parametrically defined objects on a low-resolution image. *Management, computing and informatics*, 2, 88–90.
10. Hu, Z., Tereikovskiy, I., Zorin, Y., Tereikovska, L., Zhibek, A. (2019). Optimization of convolutional neural network structure for biometric authentication by face geometry. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 754, 567–577.
11. Kong, T., Sun, F., Liu, H., Jiang, Y., Li, L., Shi, J. (2020). FoveaBox: Beyond Anchor-Based Object Detection, *IEEE Trans. Image Process*, 29, 7389–7398. <https://doi.org/10.1109/TIP.2020.3002345>.
12. Le Cun, Y. et al. (2017). Learning Hierarchical Features for Scene Labeling. URL: <http://yann.lecun.com/exdb/publis/pdf/farabet-pami-13.pdf> (access date: 02/02/2017).
13. Muraviev, V. (2010). Models and algorithms of image processing and analysis for systems of automatic tracking of aerial objects. PhD thesis: special. 05.13.01 – system analysis, management and processing. Ryazan, 17.
14. Oniskiv, P., Lytvynenko, Y. (2019). Analysis of image segmentation methods. Theoretical and applied aspects of radio engineering, instrument engineering and computer technologies: materials of IV all-Ukrainian. Science and technology conf., pp. 48–49.
15. Perfil'ev, D. (2018). Segmentation Object Strategy on Digital Image. *Journal of Siberian Federal University. Engineering & Technologies*, 11(2), 213–220.
16. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. (2019). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. <https://arxiv.org/abs/1505.04597>.
17. Shen, J. (2014). Motion detection in colour image sequence and shadow elimination. *Visual Communications and Image Processing*, 5308, 731–740.
18. Shkurat, O. (2020). Methods and information technology of processing archival medical images. PhD Thesis: 05.13.06. Kyiv, 211.
19. Stulov, N. (2006). Algorithms for the selection of basic features and methods of formation invariant to rotation, transfer, and rescaling of features of objects. PhD thesis: special. 05.13.01 – system analysis, management and processing. Vladimir, 16.
20. Tereikovskiy, O. (2022). The method of neural network selection of objects on raster images: master's thesis: 123 Computer Engineering. Kyiv, 104.
21. Toliupa, S., Kulakov, Y., Tereikovskiy, I., Tereikovskiy, O., Tereikovska, L., Nakonechnyi, V. (2020). Keyboard Dynamic Analysis by Alexnet Type Neural Network. *IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering*, Pp. 416–420.
22. Toliupa, S., Tereikovskiy, I., Dychka, I., Tereikovska, L., & Trush, A. (2019). The Method of Using Production Rules in Neural Network Recognition of Emotions by Facial Geometry. *2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies (AICT)*, pp. 323–327, doi: 10.1109/AICT.2019.8847847.
23. Wang, H., Wang, X., Yu, L., & Zhong, F. (2019). Design of Mean Shift Tracking Algorithm Based on Target Position Prediction. *2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, pp. 1114–1119, doi: 10.1109/ICMA.2019.8816295.
24. Yudin, O., Toliupa, S., Korchenko, O., Tereikovska, L., Tereikovskiy, I., Tereikovskiy, O. (2020). Determination of Signs of Information and Psychological Influence in the Tone of Sound Sequences. *IEEE 2nd International Conference on Advanced Trends in Information Theory*, 276–280.
25. Zhang, S., Wen, L., Bian, X., Lei, Z., Li, S. Z. (2018). Single-Shot Refinement Neural Network for Object Detection, in: 2018: pp. 4203–4212.

Стаття надійшла до редколегії 01.10.2022

**Bushuyev Sergiy**

DSc (Eng.), Professor, Head of the Department of Project Management, [orcid.org/0000-0002-7815-8129](https://orcid.org/0000-0002-7815-8129)  
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

**Kulakov Yurii**

DSc (Eng.), Professor, Professor of the Department of Computer Engineering, <https://orcid.org/0000-0002-8981-5649>  
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv

**Tereikovska Liudmyla**

PhD, Associated professor, Associate Professor of the Department of Information Technologies of Design and Applied Mathematics, <https://orcid.org/0000-0002-8830-0790>  
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

**Tereikovskiy Ihor**

DSc (Eng.), Professor, Professor of the Department of System Programming and Specialized Computer Systems, <https://orcid.org/0000-0003-4621-9668>  
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv

**Tereikovskiy Oleh**

Postgraduate student of the Department of Information Technology Security, <https://orcid.org/0000-0001-5045-0163>  
National Aviation University, Kyiv

### A NEURAL NETWORK MODEL FOR HUMAN FACE BOUNDARY DETECTION

**Abstract.** The relevance of the implementation of means of recognition of the emotional state by the image of the face into the personnel management system is well-founded. It is shown that the implementation of such tools leads to the need to adapt the values of architectural parameters of neural network models for detecting the boundaries of target objects on bitmap images to the expected conditions of use. An approach to determining the most effective type of neural network model is proposed, which involves expert evaluation of the effectiveness of acceptable types of models and conducting computer experiments to make a final decision. As a result of the conducted research, it was determined that among the types of neural network models tested in the task of segmentation of raster images, the U-Net model is the most effective for detecting facial borders on small raster images. Using this neural network model provides a mask selection accuracy of 0.88. At the same time, the necessity of improving the mathematical support, which is used to determine the accuracy of face border detection, is determined. It is also advisable to correlate the ways of further research with the correction of typical shortcomings associated with the incorrect marking of the boundaries of various objects that are perceived by the neural network model as a human face.

**Keywords:** project management; recognition of emotions; face image; border detection; neural network

---

#### Посилання на публікацію

- APA Bushuyev, Sergiy, Kulakov, Yurii, Tereikovska, Liudmyla, Tereikovskiy, Ihor & Tereikovskiy, Oleh. (2022). A neural network model for human face boundary detection. *Management of Development of Complex Systems*, 51, 5–11, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2022.51.5-11](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2022.51.5-11).
- ДСТУ Бушуєв С. Д., Кулаков Ю. О., Терейковська Л. О., Терейковський І. А., Терейковський О. І. Нейромережева модель детектування контуру обличчя людини. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2022. № 51. С. 5 – 11, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2022.51.5-11](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2022.51.5-11).