

Н. В. Єрмілова, Ю. Р. Зоураб, Р. О. Єрмілов

Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», Полтава, Україна

МЕТОДИКИ АВТОМАТИЧНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ СКЛАДНИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА ФОРМОЮ

Анотація. Аналіз літературних джерел показує, що необхідність розпізнавання як великих, так і дрібних об'єктів є важливим напрямком розвитку сучасних систем технічного зору роботів та інших технічних засобів автоматизації, які повинні вміти за вимірними значеннями ознак розпізнати будь-який об'єкт, що потрапив у поле їхнього зору, віднести його до деякого класу, прийняти рішення та видати команду маніпуляторам робота. У статті розглядаються підходи до розпізнавання з наступною класифікацією дрібних об'єктів за такими ознаками, як коефіцієнт еліптичності та коефіцієнт складності форми. Виділивши ознаки та їх комбінації для ідентифікації подібних об'єктів, можна натренувати модель машинного навчання на розпізнавання необхідних типів закономірностей. Проведене порівняння методик вимірювання площ проєкцій об'єктів, форма яких є близькою до прямокутної, об'єктів круглої форми, та об'єктів, які представляють собою довгу витягнуту фігуру складної форми. Зроблено оцінку точності вимірювання площі та периметрів складних фігур, визначені похибки вибраних значень радіусів малих об'єктів залежно від кроку квантування. Розглянута можливість розпізнавання об'єктів з використанням традиційних методів обробки зображень або сучасних мереж глибокого навчання: відкритої бібліотеки для роботи з алгоритмами комп'ютерного зору, машинним навчанням та обробкою зображень OpenCV, найновіших моделей розпізнавання SSD, R-FCN, Faster R-CNN, Mask R-CNN та YOLO, в архітектурі яких можна побачити багато покращень та досягнень у методологіях виявлення об'єктів. Показані переваги використання популярної моделі розпізнавання Faster R-CNN, що являє собою комбінацію між моделями RPN і Fast R-CNN, для швидкого розпізнавання дрібних об'єктів складної форми. Зроблено висновок, що автоматичні системи розпізнавання, які працюють за даною методикою, дозволяють досліджувати різноманітні об'єкти, відрізняються достатньо високою швидкістю, але у зв'язку зі складністю їх використання в реальному часі виправдане лише у тих випадках, коли ці об'єкти мають складну форму й не можуть бути розпізнані та класифіковані звичайними більш простими методами та засобами.

Ключові слова: розпізнавання, класифікація об'єктів, коефіцієнт еліптичності, коефіцієнт складності форми, точність вимірювання.

Вступ

Постановка проблеми. Образ – це об'єкт, процес або явище реального та абстрактного світу, який розпізнається за деякими ознаками, що збираються та оброблюються індивідуально і у сукупності. Розпізнавання образу не є безцільним заняттям і завжди супроводжується дією. В штучних інтелектуальних системах дія, як правило, має вигляд порівняння з деяким еталоном з наступним увімкненням в роботу виконавчого пристрою.

Відомо, що сьогодні вже використовуються неймережі, в яких машини здатні розпізнавати навіть символи на папері та банківських картках, підписи на офіційних документах, детектувати об'єкти тощо, ці функції полегшують працю людини і підвищують точність та надійність різних робочих процесів завдяки виключенню із завдання людського фактору.

Щоб навчити комп'ютер бачити та розуміти, що знаходиться на зображенні, люди використовують технології машинного навчання. Для цього збирають великі бази даних, у тому числі формують дата сети. Виділивши ознаки та їх комбінації для ідентифікації подібних об'єктів, можна натренувати модель машинного навчання на розпізнавання необхідних типів закономірностей. Але для того, щоб розпізнати зображення, нейронна мережа має бути попередньо навчена на даних.

Необхідність розпізнавання як великих, так і дрібних об'єктів є важливим напрямком розвитку сучасних систем технічного зору роботів та інших технічних засобів автоматизації, які повинні вміти

за вимірними значеннями ознак розпізнати будь-який об'єкт, що потрапив у поле їхнього зору, віднести його до деякого класу, прийняти рішення, та видати (або не видати) команду маніпуляторам робота [1].

Часто постає задача розділення з наступною класифікацією різноманітних об'єктів за деякою ознакою: питомою та абсолютною вагою, кольором, розміром, формою, оптичним якимостям. Така задача може поставати як для об'єктів промисловості, так і в сільському господарстві для розділення та очищення високовартісних сумішей. Якщо найчастіше використовувані властивості частинок компонентів суміші, що підлягає поділу, коливаються в однакових межах, то розподіл на основі цих властивостей за якісною ознакою виявляється неможливим. У таких випадках можна застосувати розпізнавання складних дрібних об'єктів за формою.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Історично склалося так, що теорія розпізнавання образів розвивалася по двох напрямках: детерміністському та статистичному, хоча у цих напрямках є й багато спільного. Методика детерміністського підходу полягає на математично формалізованих емпіричних та евристичних методах, в основі яких лежить моделювання процесу міркувань. Тут використовується різноманітний математичний підхід: математична логіка, математична лінгвістика, теорія графів, математичне програмування та ін.

Статистичний підхід спирається на фундаментальні результати математичної статистики – послідовному аналізі, стохастичній апроксимації, теорії оцінок.

Інформаційну базу даного дослідження склали роботи науковців, які працювали по цих двох напрямках: Г. Аваліані, Р. Вудс, В.С. Антонюк, І.О. Артеменко, С.П. Вислоух, Р. Гонсалес, Є.В. Главач, У. Гренандер, А. Дейч, А.С. Довбиш, О.В. Катрук, В.В. Круглов, Е. Патрік, В.А. Утробін, Ф. Уосермен, Я.А. Фомін, Дж. Хан, Л.Н. Ясницький та ін. [2-9].

З аналізу робіт випливає, що питання розпізнавання дрібних об'єктів складної форми в реальному часі з наступною класифікацією за виділеними ознаками ще недостатньо вивчене і є досить актуальним.

Мета роботи – виявлення характеристик нетипових дрібних об'єктів, оцінка їх прогнозованих похибок при розпізнаванні для різної орієнтації фігур, визначення методології для класифікації таких об'єктів.

Основна частина

Основними характеристиками нетипових дрібних об'єктів прийнято вважати колір, розміри, вагу, форму.

Розглянемо такі характеристики форми, як коефіцієнт складності та коефіцієнт еліптичності. Коефіцієнт складності форми визначають як відношення квадрата периметру об'єкту до його площі:

$$\gamma = \frac{P^2}{S}, \quad (1)$$

де P – периметр об'єкту, S – площа об'єкту.

Ця величина є мінімальною для круглих фігур ($\gamma = 4\pi$). Чим більше відхилення від ідеального кола, тим більше значення вона приймає.

Ступінь еліптичності (подовження) досліджуваних об'єктів визначається співвідношенням осей фігури:

$$K = \frac{b}{a}, \quad (2)$$

де a та b – півосі еліпса, причому $a > b$.

Для реалізації класифікації та майбутнього сортування об'єктів за вказаними ознаками можна встановити матрицю-строку світлочутливих елементів таким чином, щоб проекція об'єкта, що рухається, проходила через неї. Тоді у кожен момент часу можна отримати деяку послідовність сигналів з матриці, суму яких можна представити єдиним результатом імпульсом, що характеризує «ширину» проекції фігури в даний момент. Однак сама по собі величина імпульсу не дає об'єктивного уявлення о формі об'єкта, а служить лише вихідним даним для отримання таких характеристик, як площа, периметр, коефіцієнт еліптичності.

Площу i -го об'єкта (рис. 1) при такому методі можна визначити як

$$S_i = \rho \sum_{j=1}^n l_j, \quad (3)$$

де ρ – відстань між сусідніми рядками, n – кількість хорд (сумарних імпульсів), що приходяться на проекцію об'єкта, l_j – довжина j -ї хорди.

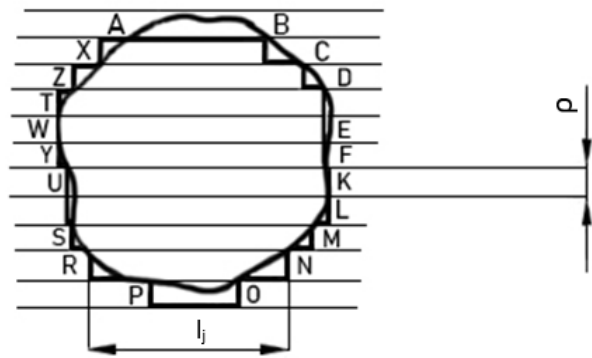


Рис. 1. Об'єкт, перетнутий лініями сканування

Справжній периметр фігури буде рівний сумі довжин дуг

$$AB+BC+CD+DE+\dots+XA.$$

Однак точне вимірювання дуг технічно реалізувати доволі складно, тому периметр фігури ми визначали як суму сторін ступінчастої фігури $ABCDE\dots X$, вертикальні сторони якої – це відстань між рядками, а горизонтальні – різниця між двома хордами на сусідніх рядках.

Цей метод хоч і дає меншу точність у визначенні периметра, але володіє безперечними перевагами з точки зору простоти реалізації схеми:

$$S_i = \rho \sum_{i=1}^n (l_i - l_{i-1}) + 2\rho, \quad (4)$$

де l_i, l_{i-1} – довжини i -ї та $(i-1)$ -ї хорд.

Нами було розраховано, що при вимірюванні периметрів великого класу складних фігур значення та знак похибки зберігаються приблизно однаковими (у середньому 3,2%). З цієї точки зору найменш придатними для дослідження є фігури у вигляді ідеального вертикально орієнтованого прямокутника, так як по відношенню до інших, більш складних фігур, значення їх периметра виходить заниженим.

Величина вертикальної півосі еліпса

$$a = \rho \cdot n. \quad (5)$$

Інша піввісь еліпса визначається як довжина середньої хорди $l_{сер}$.

При проходженні проекції об'єкта через матрицю-строку буде необхідним встановити належність сигналу на різних рядках одному й тому ж об'єкту. Тоді з усієї сукупності сигналів у вихідний пристрій буде подаватися тільки один імпульс.

Визначення належності сигналу до однієї фігури можна здійснювати шляхом порівняння сигналів на двох «сусідніх» рядках. При такому порівнянні, як правило, використовують два критерії – «очікування з допуском» та «перекриття». Сутність критерію «очікування з допуском» полягає в тому, що сигнал на даному рядку може бути віднесений до фігури, сигнал від якої є на попередньому рядку у випадку, якщо цей сигнал лежить усередині певного інтервалу. Цей сигнал розташований на тому ж місці рядка, що й сигнал від попереднього рядка, а ширина інтервалу трохи більше сигналу на попередньому

рядку (з деяким допуском з обох сторін). Допуск, як правило, обирають залежно від форми об'єкта, що підлягає розпізнаванню.

Якщо об'єкт представляє собою довгу витягнуту фігуру складної форми, то необхідно брати більший допуск, але тоді погіршується роздільна здатність системи, з'являються невірні пов'язані сигнали, що відносяться до різних, але близько розміщених проєкцій об'єктів.

Критерій перекриття полягає в тому, що сигнал на даному рядку може бути віднесений до фігури, сигнал від якої був на попередньому рядку, якщо деяка його частина лежить на тій же відстані від початку рядка, що й деяка частина цього сигналу на попередньому рядку.

При використанні критерію перекриття для визначення параметрів фігур, що підлягають розпізнаванню, можна отримати значно менші похибки, і роздільна здатність системи в цілому підвищується. Недолік критерію перекриття дається взнаки при дослідженні значно витягнутих фігур. Для його усунення необхідно зменшити крок зчитування сигналу.

Проведемо оцінку точності вимірювання площі об'єктів, форма яких є близькою до прямокутної, за методом підсумовування хорд.

Нехай N – загальна кількість хорд, що приходяться на цей прямокутник. Неточності вимірювань, що обумовлені різними причинами, приведуть до того, що прямокутник буде мати вигляд складного багатокутника, а положення кожної з хорд не детерміновано.

У цьому випадку сума усіх хорд буде рівною

$$\sum_{i=1}^N l_i = l_1' q N + l_2' p N = N(l_1' q + l_2' p), \quad (6)$$

де $l_1' = n \cdot x_0$; $l_2' = (n+1) \cdot x_0$;

p, q – відносні кількості хорд, що виявилися при вимірюванні більше або менше справжнього розміру. Величина в дужках є не що інше, як середнє значення $l_{сер}$.

Як би число N було достатньо великим, то величини p і q можна було б вважати імовірнісними. Тоді $l_{сер}$ відповідало б справжньому значенню величини l , і площа прямокутної фігури вимірювалася би без похибок. Однак число N реальне і має кінцеве значення. Тому величини p і q являються частотами, а не ймовірностями.

Похибку у знаходженні справжнього значення l можна визначити, використовуючи формулу

$$\sigma = \pm \sqrt{\frac{\rho \cdot q}{N}} \cdot x_0. \quad (7)$$

Тоді відносна похибка у визначенні площі фігури, близької до прямокутника, буде рівною

$$\delta = \left(\frac{\sqrt{\frac{\rho \cdot q}{N}}}{(n x_0 + \Delta x)} \right) \cdot x_0 = \frac{\sqrt{\rho \cdot q}}{\sqrt{N(n + \rho)}}. \quad (8)$$

Максимальна відносна похибка виникає, коли $\rho = q = 0,5$. Середня похибка у визначенні площі фігури, близької до прямокутника

$$\delta_{сер1} = \frac{1}{n\sqrt{\sigma N}}. \quad (9)$$

Однак реальна задача ускладнюється тим, що значення числа N не є для даного прямокутника незмінною величиною. Це значення може бути рівним як N , так і $N+1$, воно залежить від положення прямокутника на квантованому полі.

У цьому випадку максимальна похибка буде рівною площі прямокутника, що побудований на одному, наприклад, верхньому рядку, тобто $l_{ряд} \cdot \rho$, а середня похибка, відповідно, рівною величині

$$l_{ряд} \cdot \rho / \sqrt{\sigma}.$$

Відносна похибка у визначенні площі прямокутника за рахунок цього параметру складе

$$\delta_{сер2} = \frac{1}{N\sqrt{\sigma}}. \quad (10)$$

Таким чином, сумарна відносна похибка у визначенні площі проєкцій фігур, близьких до прямокутника, має вид

$$\delta_{\Sigma} = \sqrt{\delta_{сер1}^2 + \delta_{сер2}^2} = \frac{1}{N\sqrt{\sigma}} \sqrt{\frac{N}{n^2} + 1}. \quad (11)$$

Можна зробити висновок, що точність вимірювань залежить не від абсолютного значення роздільної здатності системи, а від кількості рядків N , що приходяться на досліджувану фігуру, та числа імпульсів n , які визначають довжину хорди цієї фігури.

Нами було розраховано, що для $N=6, n=10$ похибка у вимірюванні площі проєкції фігури, близької до прямокутника складає близько 7%, при збільшенні $N=10, n=10$ похибка знижується до 5%, а для $N=50, n=100$ – похибка складає близько 0,8%.

Обчислення похибок площ фігур, близьких до круглої форми, відбувається аналогічно, але крім похибок, що виникають при підсумовуванні прямокутників, побудованих на хордах, додаються похибки, які з'являються при вимірюванні площ сегментів кола.

Так як роздільна здатність сучасних фотоприймачів дуже висока, можна підібрати такі параметри ρ та N , для яких значення похибки не буде перевищувати величини, необхідної для даних вимірів.

При вимірюванні периметрів фігур, форма яких близька до прямокутної, похибка залежить ще й від орієнтації фігури відносно рядків сканування. Якщо сторона прямокутника складає з лініями сканування кут в 15° , то похибку у визначенні його периметра нескладно порахувати

$$\delta_L = \frac{4\rho(n-1) - 2(n-1)\sqrt{2}\rho}{2\sqrt{2}\rho(n-1)} = 0,39. \quad (12)$$

Величина похибки δ_L завжди позитивна і не залежить від розмірів фігури, вона залежить лише від кута з лініями сканування.

При обчисленні периметрів фігур, близьких до круглої форми, для i -го рядка похибка може бути визначена як різниця між $(a_i - a_{i+1}) + \rho$ та дугою l_i (рис. 1)

$$\sigma_{Li} = \left[\sin \arccos \frac{r-i\rho}{r} - \sin \arccos \frac{r-(i-1)\rho}{r} \right] + \rho - r \left[\arccos \frac{r-i\rho}{r} - \arccos \frac{r-(i-1)\rho}{r} \right]. \quad (13)$$

Рішення цієї задачі в загальному вигляді виконати доволі складно, тому нами були проведені розрахунки похибок σ_{Li} для деяких вибраних значень радіусів малих об'єктів r та кроку квантування ρ шляхом додавання похибок окремих рядків зчитування, що можуть бути визначені за формулою (13):

$$\sigma_{Li} = 0,37 \text{ для } r = 1,5 \text{ мм;}$$

$$\sigma_{Li} = 0,35 \text{ для } r = 2 \text{ мм;}$$

$$\sigma_{Li} = 0,32 \text{ для } r = 2,5 \text{ мм.}$$

Крок квантування ρ для усіх випадків був однаковий.

Таким чином виявлено, що при збільшенні радіусів досліджуваних фігур величина похибки знижується. Оскільки орієнтація кола не залежить від положення ліній сканування, то ця похибка не призводить до розкиду в значеннях периметру одного й того ж об'єкту. Для якісного розпізнавання потрібно використовувати оптимальний алгоритм, який би значно зменшив прогнозовану кількість ймовірних помилок.

Далі після визначення основних характеристик малих об'єктів складної форми розпізнавання може виконуватися з використанням традиційних методів обробки зображень або сучасних мереж глибокого навчання. Традиційні методи, як правило, не вимагають складних історичних даних для навчання та за своєю природою неконтрольовані. Найбільш попу-

лярним інструментом для задач обробки зображень є OpenCV – відкрита бібліотека для роботи з алгоритмами комп'ютерного зору, машинним навчанням та обробкою зображень. Позитивним тут є те, що ці завдання не вимагають анотованих зображень, де люди б маркували дані вручну (для контрольованого навчання). OpenCV, будучи сучасною всеосяжною бібліотекою, охоплює широкий спектр завдань комп'ютерного зору, від базових методів обробки зображень до просунутих реконструкцій. До мінусів можна віднести обмеженість методу кількома факторами, такими як оклюзія (частково приховані об'єкти), освітлення і тіні та ефект безладу [10].

Методи глибокого навчання зазвичай залежать від контрольованого чи неконтрольованого навчання, при цьому контрольовані методи є стандартом у задачах комп'ютерного зору.

Продуктивність таких систем обмежена обчислювальною потужністю графічних процесорів. До плюсів можна віднести те, що розпізнавання об'єктів за допомогою глибокого навчання значно стійкіше до оклюзії, складних сцен, тіней та складного освітлення. Але тут потрібна велика кількість навчальних даних; процес інструкції зображень є трудомістким і дорогим. Існує багато еталонних наборів даних (MS COCO, Caltech, KITTI, PASCAL VOC, V5), які здатні забезпечити доступність позначених даних для розпізнавання [11, 12].

В останні роки розроблені такі моделі розпізнавання як SSD, R-FCN, Faster R-CNN, Mask R-CNN та YOLO, в архітектурі яких можна побачити багато покращень та досягнень у методологіях виявлення об'єктів.

Наприклад, дуже популярною є швидка модель розпізнавання Faster R-CNN, що являє собою комбінацію між моделлю RPN і моделлю Fast R-CNN. Її можна використати для швидкого розпізнавання дрібних об'єктів складної форми.

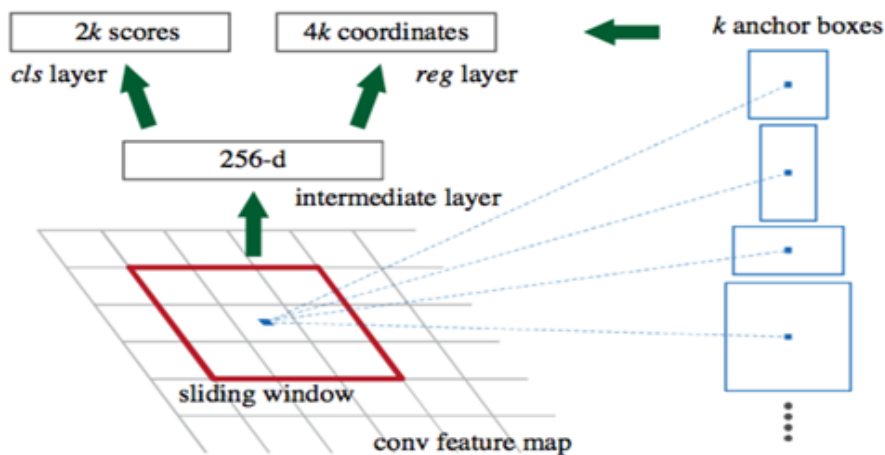


Рис. 2. Принцип роботи моделі Faster R-CNN

Модель CNN приймає в якості вхідних даних все зображення об'єкту і створює карти характеристик. Вікно розміром 3×3 ковзає по всіх картах об'єктів і виводить вектор ознак, пов'язаний з двома повністю з'єднаними шарами, один для блокової регресії та один для блокової класифікації.

Коли блоки прив'язки виявлені, вони вибираються шляхом застосування порога до показника об'єктивності, щоб залишити тільки відповідні блоки. Ці блоки прив'язки та карти об'єктів, обчислені вихідною моделлю CNN, і подають модель Faster R-CNN.

Найкращі Faster R-CNN отримали оцінки mAP 78,8% порівняно з набором даних тесту PASCAL VOC 2007 року та 75,9% порівняно з набором даних тесту PASCAL VOC 2012 року. Оцінка mAP застосовується для отримання точкової оцінки неспостережуваної величини на базі емпіричних даних і пов'язана з методом максимальної правдоподібності, використовується для порівняння ефективності різних методик розпізнавання.

При цьому розпізнавання об'єктів вже не обмежується статичними зображеннями, оскільки воно може ефективно виконуватися на відеокадрах у реальному часі та з високою точністю.

Питання виявлення та класифікації об'єктів методами глибокого навчання широко визнано дослідниками та використовується компаніями, які займаються комп'ютерним зором для створення комерційних продуктів.

Висновки

1. Розпізнавання об'єктів, як і раніше, залишається однією з найважливіших сфер застосування для систем навчання та комп'ютерного зору на сьогоднішній день, при цьому у методологіях виявлення об'єктів можна побачити багато покращень та досягнень, це стосується як традиційних методів обробки зображень, так і сучасних мереж глибокого навчання.

2. Автоматичні системи розпізнавання, що працюють за даною методикою, дозволяють досліджувати різноманітні об'єкти, відрізняються достатньо високою швидкістю, але у зв'язку зі складністю їх використання в реальному часі виправдане лише у тих випадках, коли ці об'єкти мають складну форму й не можуть бути розпізнані та класифіковані звичайними більш простими методами та засобами.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Система технічного зору: особливості, завдання, принципи роботи, основні компоненти [Електронний ресурс]- Режим доступу: <http://bigbro.com.ua/sistematehnicnogo-zoru-osoblivosti-zavdannya-printsipi-roboti-osnovni-komponenti/>.
2. Антонюк В.С., Вислоух С.П., Катрук О.В. Класифікації розпізнавання образів при автоматизованому проектуванні технологічних процесів. // Надійність інструменту та оптимізація технологічних систем. Збірник наукових праць. – Краматорськ–Київ, Вип. № 23, 2008. – С. 176–182.
3. David Forsyth - Computer Vision: A Modern Approach. – 2004. – 928 с.
4. Multi-scale Template Matching using Python and OpenCV by Adrian Rosebrock [Електронний ресурс]- Режим доступу: <https://www.pyimage.com/2015/01/26/multi-scale-template-matching-usingpython-opencv/>.
5. Hastie T. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. – 2nd ed, 2009p. – 746 с.
6. Довбиш А. С. Основи теорії розпізнавання образів : навч. посіб. : у 2 ч. / А. С. Довбиш, І. В. Шелехов. – Суми : Сумський державний університет, 2015. – Ч. 1. – 109с.
7. Зайченко Ю. П. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник / Ю. П. Зайченко. – К. : 106 Видавничий Дім «Слово», 2004. – 352 с.
8. Hastie T. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. – 2nd ed. / T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman. – Springer-Verlag, 2009. – 746 p.
9. Han J. Data mining: concepts and techniques. J. Han, M. Kamber, J. Pei. – Morgan Kaufmann / Elsevier, 2012. – 744 p.
10. What is OpenCV? The Complete Guide [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://viso.ai/computer-vision/opencv/>.
11. The PASCAL Visual Object Classes Homepage [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/>.
12. What is the COCO Dataset? [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://viso.ai/computer-vision/coco-dataset/>.

Received (Надійшла) 18.09.2023

Accepted for publication (Прийнята до друку) 22.11.2023

Methods of complex objects automatic recognition by form

N. Yermilova, Y. Zourab, R. Iermilov

Abstract. The analysis of literary sources shows that the need to recognize both large and small objects is an important direction in the development of robots' technical vision modern systems and other automation technical means, which must be able to recognize any object that has fallen into their field of vision by the measured values of attributes, assign it to a certain class, make a decision, and issue a command to the robot's manipulators. The article considers approaches to recognition with the subsequent classification of small objects by such features as the coefficient of ellipticity and the form complexity coefficient. By identifying features and their combinations for identifying similar objects, you can train a machine learning model to recognize the necessary types of patterns. A comparison of the measuring methods the areas of the projections of objects whose shape is close to rectangular, objects of a round shape, and objects that represent a long, elongated figure of a complex shape is carried out. The accuracy of measurement of area and perimeters of complex figures is estimated, errors of selected values of radii of small objects are determined depending on quantization step. The possibility of recognizing objects using traditional image processing methods or modern deep learning networks is considered: an open library for working with algorithms for computer vision, machine learning and image processing OpenCV, the latest recognition models SSD, R-FCN, Faster R-CNN, Mask R-CNN and YOLO, in the architecture of which you can see many improvements and advances in methodologies detection of objects. The advantages of using the popular Faster R-CNN recognition model, which is a combination of RPN and Fast R-CNN models, for fast recognition of small objects of complex shape are shown. It is concluded that automatic recognition systems that work according to this technique, allow to explore a variety of objects, have a sufficiently high speed, but due to the complexity of their use in real time is justified only in cases when these objects have a complex form and cannot be recognized and classified by common simpler methods and means.

Keywords: recognition, object classification, ellipticity coefficient, form complexity coefficient, measurement accuracy.