

Давиденко Н. В., к.т.н. (Луцький національний технічний університет, м. Луцьк)

ПОБУДОВА КЛАСИФІКАТОРА ОБ'ЄКТІВ ЗА ФОРМОЮ ЇХ ЗОБРАЖЕННЯ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ МГУА-ПОДІБНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Запропоновано принципи класифікації об'єктів на основі урахування геометричної форми їх зображення. Запропоновано двоетапну процедуру, яка спирається на послідовне використання алгоритмів розпізнавання образів без учителя та з учителем. Вона забезпечує формування знань про можливі класи об'єктів та побудову класифікатора для визначення належності до одного з них. Структурно-параметричну ідентифікацію моделі класифікатора виконано методом групового урахування аргументів. Для синтезу моделі класифікатора застосовано МГУА-подібні нейронні мережі. Робота класифікатора забезпечує визначення належності нових спостережень образів об'єктів до одного з типових класів за геометричною формою.

Ключові слова: розпізнавання образів; геометрична форма об'єкту; морфометричні параметри; МГУА-подібні нейронні мережі.

Вступ. Розвиток Індустрії 4.0 сприяє реалізації розумного управління технологічними процесами. Цифровізація виробництва, розвиток технічних і програмних засобів, впровадження технологій аналізу великих даних, машинного навчання забезпечує можливість опрацювання даних для прийняття ефективних рішень та алгоритмізації процесів, які раніше виконувалися вручну [1; 2]. При цьому значна увага приділяється питанням автоматичного розпізнавання об'єктів [1], в тому числі за їх формою, вирішення якого дозволяє автоматизувати процеси, які пов'язували лише з діяльністю людини. Розпізнавання візуальних образів об'єктів є одним з компонентів систем управління та обробки інформації, автоматизованих систем і систем прийняття рішень.

Аналіз останніх досліджень. Розпізнавання візуальних образів об'єктів широко застосовується у багатьох сферах [3]: технічна діагностика; медична діагностика; біометричні системи; системи обробки

текстів; біоінформатика; прогнозування; робототехніка. Машинне навчання забезпечує вирішення низки завдань, у вирішенні яких приймала участь людина, без її участі [1; 2; 4], наприклад, розпізнавання об'єктів за їх зображенням на кухонному столі, класифікація об'єктів на морській поверхні, знятих спектральною камерою з повітря, класифікація об'єктів, що рухаються по вулиці.

В задачах розпізнавання та ідентифікації зображень об'єктів застосовують різні методи [1]: потенційні функції, байєсівські мережі, марківські мережі, штучні нейронні мережі (підклас штучних нейронних мереж – згорткові нейронні мережі), різні види асоціативної пам'яті тощо. Існують окремі розробки в сфері розпізнавання образів, які призначені для застосування об'єктів однотипної форми, де в якості класифікаційних ознак виступають геометричні показники – площа, периметр, компактність [5; 6].

Одним з методів вирішення задачі розпізнавання об'єктів є застосування нейронних мереж (НМ) [1; 3], зокрема, НМ глибокого навчання таких як згорткові НМ. Проте проблемою є навчання НМ, що є погано обумовленою задачею [1], коли навіть великий набір даних може нести в собі малий обсяг інформації про задачу, що вирішується. Підбір репрезентативної навчальної вибірки є однією з складних задач в машинному навчанні [1]. При цьому, на практиці об'єм вибірки може бути недостатнім. Отже виникає необхідність в розробці підходу до класифікації об'єктів за формою їх зображення, що дозволяє віднести об'єкт розпізнавання до визначеного класу. При цьому, підхід повинен забезпечувати достатній ступінь правильності класифікації у випадках малої навчальної вибірки.

Постановка завдання. Метою роботи є формування принципів класифікації об'єктів на основі урахування геометричної форми їх зображення та побудова класифікатора, здатного забезпечити необхідну правильність класифікації в умовах малої навчальної вибірки.

Виклад основного матеріалу. Інтенсивна автоматизація процесів виробництва вимагає впровадження простих, однак достатньо потужних методів класифікації зображень об'єктів на основі аналізу їх форми [4]. Альтернативою вирішення даної задачі є м'які обчислювальні методи, що стосуються обчислення в неточній обстановці. Такі методи ідентифікації системи здатні демонструвати та оцінювати поведінку неідентифікованих та/або складних систем на основі заданих вхідних-вихідних даних для різних сфер застосування [7].

Зображення будь-якого об'єкту має певну геометричну форму. Це дозволяє застосувати інструмент аналізу фігур різної форми – морфометричний підхід. При цьому форму зображення об'єкту описують низкою морфометричних параметрів [8]. Ідентифікацію зображення об'єкту на основі інформації про параметри його опису можна представити як задачу розпізнавання образів. При цьому постає задача оцінки ступеня відповідності властивостей об'єкту певним інформаційним образам, що отримані на основі спостереження результатів функціонування цих об'єктів.

Нехай задано множину об'єктів класифікації $D=\{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, які описано множиною ознак $X^m=\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$. Тобто, кожен об'єкт $d_j \in W$, $j=1, \dots, n$ представлений описом виду $d_j = (x_{ij} \in X)$, $i=1, \dots, m$.

В загальному випадку інформація про можливі класи відсутня. Тому ідентифікацію доцільно виконати у два етапи. Перший передбачає застосування алгоритмів розпізнавання образів без учителя, тобто автоматичної класифікації. Результатом цього етапу є формування навчальної вибірки. Другий етап потребує використання алгоритмів розпізнавання образів з учителем. Результатом цього етапу є побудова моделі класифікатора нових спостережень зображень об'єктів.

Перший етап: виявлення прихованих закономірностей у реалізаціях опису об'єкту за їх схожістю та формування класів подібних наборів опису. Вважаємо: всі t характеристик є значимими для опису об'єкту X_i ; *a priori* припускаємо, що кожен з t показників має однакоvu вагу. Необхідно розділити множину X^m на k класів ($k < n$). Ці класи не повинні перетинатися та містити елементи з подібними властивостями [9]:

$$X^m = \bigcup_{i=1}^k \omega_f, \quad \omega_f \cap \omega_s = \emptyset, \quad f, s \in \{1, 2, \dots, k\}. \quad (1)$$

Кожен з об'єктів X_i повинен належати лише одному кластеру, а саме розбиття повинне задовольняти певні критерії оптимальності.

Другий етап: визначення належності нового спостереження до одного з типових класів. Для кожного об'єкта d_j відома його класифікація $y_j \in [1, K]$, де K – число класів. Отже необхідно визначити функцію класифікації $a: X^m \rightarrow Y$, яка будь-якому об'єкту $x \in X$ ставить у відповідність номер кластера $y \in Y$. Отже, необхідно встановити залежність між інформативними ознаками опису об'єкту та належністю об'єкту до відповідного класу.

Для вирішення цієї задачі доцільно використовувати методи самоорганізації моделей. Вони дозволяють автоматично знаходити раніше невідомі функціональні залежності, закладені в вибірці даних, і відкривати нові знання [10]. Метод групового урахування аргументів (МГУА) є одним з найбільш ефективних методів такого типу. В його основі лежать принципи навчання з учителем, а також самоорганізації [10]. Завдання побудови вирішального правила в МГУА представляється як завдання індуктивної побудови моделі, що ускладнюється в процесі роботи алгоритму. Необхідно знайти оптимальну модель класифікатора [10]:

$$\hat{y}_f = f(X, \hat{\theta}_f), \quad (2)$$

як результат розв'язку двох задач: пошук оцінок параметрів (3) та пошуку оптимальної моделі (4):

$$\hat{\theta}_f = \arg \min_{\theta_f \in R^{s_f}} QR(y, X, \theta_f), \quad (3)$$

$$f^* = \operatorname{argmin}_{f \in F} CR(y, f(X, \hat{\theta}_f)), \quad (4)$$

де s_f – складність моделі f , яка дорівнює числу ненульових компонент в моделі; θ_f – невідомий вектор коефіцієнтів моделі f ; QR – критерій якості вирішення задачі параметричної ідентифікації кожної окремої моделі, що генерується в задачі структурної ідентифікації; CR – критерій якості моделі.

Шуканою за допомогою МГУА моделлю (вирішальним правилом класифікації) для завдання класифікації ГВВ буде вирішальне правило класифікації, що представляється у вигляді полінома Колмогорова-Габбора :

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^M a_i x_i + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^M a_{ijk} x_i x_j x_k, \quad (5)$$

де $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ – вхідний вектор змінних; $A = (a_1, a_2, \dots, a_m)$ – вектор коефіцієнтів або ваг.

Задача ідентифікації функціональної залежності $y=f(X)$ виконується за умови одержання максимальної якості синтезованих моделей відповідно критеріїв якості оцінок параметрів (внутрішнього критерію) та якості моделі (зовнішнього критерію). Як класифікатор використовується найкраща індуктивна модель, що отримана за багаторядним алгоритмом синтезу моделей МГУА в результаті послідовного випробування моделей, яка забезпечує мінімальне значення зовнішнього критерію [10]. За допомогою отриманого класифікатора

на основі значень ознак об'єкт класифікації може бути зарахований до одного із відомих класів.

Об'єкти класифікації описані такими морфометричними показниками [8]: x_1 – периметр; x_2 – площа; x_3 – R_{\min} ; x_4 – R_{\max} ; x_5 – округлість; x_6 – компактність; x_7 – видовження; x_8 – головна вісь видовження; x_9 – додаткова вісь видовження; x_{10} – кут видовження; x_{11} – випуклість; x_{12} – периметр випуклості; x_{13} – площа випуклості; x_{14} – компактність випуклості; x_{15} – зміщення координат центра ваги.

Інформація про кількість кластерів та належність об'єктів до кластерів відсутня. Тому спочатку реалізовано процедуру виявлення прихованих закономірностей у формах зображень об'єктів. Об'єкти класифікації – об'єкти різної форми. Ознаки – морфометричні параметри об'єктів. Кластер – група подібних об'єктів. Для цього вирішено низку завдань за допомогою послідовного використання методів кластерного аналізу та дискримінантного аналізу. За допомогою кластерного аналізу визначено кількість кластерів та сформовано групи подібних об'єктів. Потім застосовано дискримінантний аналіз та уточнено розбиття об'єктів на кластери. Так було утворено навчальну вибірку.

Наступний крок – це побудова математичної моделі класифікатора. Як алгоритм синтезу моделей обрано нейронні мережі (НМ) типу МГУА, який є методикою моделювання евристичної самоорганізації і використовується для моделювання складних систем, де між змінними існують невідомі взаємозв'язки, без специфічних знань про процеси, на відміну від інших НМ [7]. Пошук моделі класифікатора виконувався в таких класах: клас 1 – лінійна НМ; клас 2 – поліноміальна НМ першого порядку; клас 3 – поліноміальна НМ другого порядку.

Для побудови класифікатора використано програмну оболонку GMDH Shell DS 3.8.8 [11]. Алгоритм класифікації GMDH Shell використовує метод One-vs-All. Це дає змогу звести багатокласову класифікацію до бінарної класифікації. Для заданої навчальної вибірки будується K бінарних класифікаторів (за кількістю класів), кожен з яких відокремлює один з класів від всіх інших [12]. Кожен клас a_j зіставляється з іншими $(k-1)$ класами, тобто в кожному з j випадків вибір здійснюється з двох варіантів: «клас a_j » і «не клас a_j ». Кожен з бінарних класифікаторів через точність, вірогідність тощо визначає ступінь довіри до заданого класу (що прецедент належить класу k). Підсумкове рішення по всіх класах приймається за схемою

«переможець забирає все» (winner takes all) – переможцем вважається клас, що забезпечує найбільший ступінь впевненості.

Отримані дані поділяються на три підмножини: набір навчальних даних, набір контрольних даних і набір тестових даних. Модель GMDH перехресно перевіряє себе для запобігання переналагодження і підтримує модель регуляризації.

Для оцінки якості класифікації використовують метрики: точність (precision), повнота (recall), метрика Ван Різбергена (F-міра). F-міра є формальною метрикою оцінки якості класифікатора. Вона зводить до одного числа дві інші основні метрики: точність і повноту. Оцінка F досягає найкращого значення, що означає досконалу точність і чутливість, при значенні 1 і прагне до нуля, якщо точність або повнота прагне до нуля. Оцінка F може забезпечити більш реалістичну оцінку продуктивності тесту, використовуючи як точність, так і повноту. Результати верифікації моделей-класифікаторів різного типу для навчальної та перевіркової вибірки відображені в табл. 1.

Таблиця 1

Результати верифікації класифікатора

Клас моделі	Навчальна вибірка			Екзаменаційна вибірка			Критерій регулярності
	Вірно класифікованих	Невірно класифікованих	Зважена F-міра	Вірно класифікованих	Невірно класифікованих	Зважена F-міра	
1	135 (96,4%)	5 (3,6%)	0,964	32 (94,1%)	2 (5,9%)	0,931	0,034
2	137 (97,8%)	3 (2,2%)	0,978	32 (94,1%)	2 (5,9%)	0,962	0,021
3	134 (95,7%)	6 (4,3%)	0,956	32 (94,1%)	2 (5,9%)	0,929	0,029

За результатами випробувань вибрано модель-класифікатора з урахуванням кращих характеристик результатів класифікації за критерієм регулярності. Як модель класифікатора вибрано поліноміальну НМ МГУА першого порядку:

$$Y = -0,011 - x_7 \cdot 0,062 + N_2 \cdot 1,075, \quad (6)$$

де

$$\begin{aligned}
 N_2 &= 0,016 + x_{10} \cdot N_3 \cdot 0,158 - x_{10} \cdot 0,0046 + N_3 \cdot 0,956 \\
 N_3 &= -0,102 - N_8 \cdot 1,74 - N_8 \cdot N_5 \cdot 3,81 + N_8 \cdot 3,66 + N_5 \cdot 5,03 \\
 N_5 &= 0,052 + x_2 \cdot 0,014 + x_2 \cdot N_8 \cdot 0,228 + N_8 \cdot 0,786 \\
 N_8 &= 0,677 + x_5 \cdot 0,152 - x_6 \cdot 0,124 + x_{11} \cdot 0,286
 \end{aligned} \quad (7)$$

Ефективність роботи моделі-класифікатора характеризує матриця класифікації для навчальної та перевірконої вибірки (табл. 2).

Таблиця 2

Матриця класифікації класифікатора

Фактична належність до класу	Навчальна вибірка					Екзаменаційна вибірка				
	Класифіковано як				Повнота	Класифіковано як				Повнота
	1	2	3	Разом		1	2	3	Разом	
1	47	2	0	49	0,974	12	1	0	13	0,9
2	1	45	0	46	0,977	0	11	0	11	1
3	0	0	45	45	1	0	0	10	10	1
Разом	48	47	45	140		12	12	10	34	
Точність	0,987	0,956	1			1	0,846	1		
F-міра	0,98	0,966	1	0,978		0,947	0,917	1	0,942	
Базовий рівень	0,558	0,681	0,877	0,558		0,588	0,676	0,912	0,588	
Правильність	0,978	0,978	1	0,978		0,941	0,941	1	0,941	

Результати верифікації моделі класифікатора свідчать про достатньо високу якість класифікації. Побудований МГУА-класифікатор забезпечує можливість розпізнавання належності нових спостережень до одного з типових класів.

Висновок. Сучасні умови автоматизації процесів виробництва вимагають виконання класифікації об'єктів в умовах малого об'єму навчальної вибірки. В таких умовах доцільним є застосування підходу до класифікації об'єктів на основі аналізу геометричної форми їх зображення. Опис геометричної форми зображення об'єкту за допомогою морфометричних параметрів дає змогу застосувати процедуру розпізнавання образів до вирішення задачі класифікації об'єктів. Послідовне застосування алгоритмів розпізнавання без навчання та з навчанням дозволяє отримати знання про можливі класи об'єктів з урахуванням геометричної форми їх зображення. Застосування методів евристичної самоорганізації, зокрема, МГУА-подібних НМ, дає змогу автоматично здійснити структурно-параметричну ідентифікацію моделі класифікатора. Результати верифікації моделі класифікатора свідчать про достатньо високу якість класифікації навіть в умо-

вах малого об'єму навчальної вибірки. Робота такого класифікатора забезпечує визначення належності нових спостережень профілів до одного з типових класів.

1. Волошин М. В. Розробка комбінованої моделі розпізнавання зображень. *Technology audit and production reserves*. 2019. № 2(47). Том 3. С. 9–14.
2. Кветний Р. Н., Маслій Р. В., Кириленко О. М., Виявлення та класифікація об'єктів дорожнього руху при використанні середовища digits, *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. 2020. № 1. Том 39. С. 14–20.
3. Білашенко С. В., Шаповалова Н. Н., Рибальченко О. Г. Розпізнавання зображень за допомогою згорткових нейронних мереж з використанням бібліотеки KERAS. *Гірничий вісник*. 2018. Вип. 103. С. 148–154.
4. Кветний Р. Н., Ремінний О. А. Високошвидкісний метод класифікації зображень. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. 2009. № 2. Том 18. С. 22–27.
5. Малкіна В. М., Білоус М. В. Методика аналізу зображень вибірки соняшнику на основі класифікації за ознаками геометричних інваріантів. *Системи обробки інформації*. 2015. № 2. С. 118–120.
6. Малкіна В., Кравченко В. Методика аналізу зображень однотипних об'єктів на основі класифікаційних ознак геометричних інваріантів. *Перспективні напрямки сучасної електроніки, інформаційних та комп'ютерних систем* : матеріали всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених і студентів. MEICS-2015. Дніпропетровськ, 2015. С. 14–17.
7. Ahmadi M. H., Ahmadi M.-A., Mehrpooya M., Rosen M. A. Using GMDH Neural Networks to Model the Power and Torque of a Stirling Engine. *Sustainability*. 2015. Vol. 7. Pp. 2243–2255. doi:10.3390/su7022243.
8. Коменда Т. І., Коменда Н. В. Морфометричні методи і моделі оцінки та зменшення нерівномірності навантажень систем електропостачання : монографія. Луцьк : Луцький НТУ, 2012. 112 с.
9. Aldenderfer M. S., K-Blashfield R. Cluster Analysis. Quantitative Applications in the Social Sciences (Book 44). Beverly Hills : Sage Publications, 1984.
10. Anastasakis L., Mort N. The development of self-organization techniques in modelling: A review of the Group Method of Data Handling (GMDH). The University of Sheffield, United Kingdom, Research Report. 2001. No. 813. URL: https://gmdhsoftware.com/GMDH_%20Anastasakis_and_Mort_2001.pdf (дата звернення: 10.06.2022).
11. GMDH Shell. Forecasting Software for Professionals. [Online]. URL: <http://www.gmdhshell.com> (дата звернення: 10.06.2022).
12. Tax D. M. J., Duin, R. P. W. Using two-class classifiers for multiclass classification. *ICPR*. 2002. № 2. Pp. 124–127.

REFERENCES:

1. Voloshyn M. V. Rozrobka kombinovanoi modeli rozpiznavannia zobrazhen. *Technology audit and production reserves*. 2019. № 2(47). Том 3. С. 9–14.

2. Kvietnyi R. N., Maslii R. V., Kyrylenko O. M., Vyiavlennia ta klasyfikatsiia ob'ektiv dorozhnoho rukhu pry vykorystanni seredovyshcha digits. *Optyko-elektronni informatsiino-enerhetychni tekhnolohii*. 2020. № 1. Tom 39. S. 14–20.
3. Bilashenko S. V., Shapovalova N. N., Rybalchenko O. H. Rozpiznavannia zobrazhen za dopomohoiu zghortkovykh neuron-nykh merezh z vykorystanniam biblioteky KERAS. *Hirnychiy visnyk*. 2018. Vyp. 103. S. 148–154.
4. Kvietnyi R. N., Reminnyi O. A. Vysokoshvydkisnyi metod klasyfikatsii zobrazhen. *Optyko-elektronni informatsiino-enerhetychni tekhnolohii*. 2009. № 2. Tom 18. S. 22–27.
5. Malkina V. M., Bilous M. V. Metodyka analizu zobrazhen vybirky soniashnyku na osnovi klasyfikatsii za oznakamy heometrychnykh invariantiv. *Systemy obrobky informatsii*. 2015. № 2. S. 118–120.
6. Malkina V., Kravchenko V. Metodyka analizu zobrazhen odnotypnykh ob'ektiv na osnovi klasyfikatsiinykh oznak heometrychnykh invariantiv. *Perspektyvni napriamky suchasnoi elektroniky, informatsiinykh ta kompiuternykh system* : materialy vseukrainskoi naukovo-praktychnoi konferentsii molodykh vchenykh i studentiv. MEICS-2015. Dnipropetrovsk, 2015. S. 14–17.
7. Ahmadi M. H., Ahmadi M.-A., Mehrpooya M., Rosen M. A. Using GMDH Neural Networks to Model the Power and Torque of a Stirling Engine. *Sustainability*. 2015. Vol. 7. Pp. 2243–2255. doi:10.3390/su7022243.
8. Komenda T. I., Komenda N. V. Morfometrychni metody i modeli otsinky ta zmenshennia nerivnomirnosti navantazhen system elektropostachannia : monohrafiia. Lutsk : Lutskiy NTU, 2012. 112 s.
9. Aldenderfer M. S., K-Blashfield R. Cluster Analysis. Quantitative Applications in the Social Sciences (Book 44). Beverly Hills : Sage Publications, 1984.
10. Anastasakis L., Mort N. The development of self-organization techniques in modelling: A review of the Group Method of Data Handling (GMDH). The University of Sheffield, United Kingdom, Research Report. 2001. No. 813. URL: https://gmdhsoftware.com/GMDH_%20Anastasakis_and_Mort_2001.pdf (data zvernennia: 10.06.2022).
11. GMDH Shell. Forecasting Software for Professionals. [Online]. URL: <http://www.gmdhshell.com> (data zvernennia: 10.06.2022).
12. Tax D. M. J., Duin R. P. W. Using two-class classifiers for multiclass classification. *ICPR*. 2002. № 2. Rr. 124–127.

Davydenko N. V., Candidate of Engineering (Ph.D) (Lutsk National Technical University, Lutsk)

CONSTRUCTION OF THE CLASSIFIER OF OBJECTS ACCORDING TO THE FORM OF THEIR IMAGE WITH THE USE OF GMDH NEURAL NETWORKS

The principles of classification of objects on the basis of taking into account a geometrical form of their image were proposed. A mor-

phometric approach was used to describe the geometric shape of an object image. A two-stage classification procedure was proposed, which is based on the consistent use of pattern recognition algorithms without a teacher and with a teacher. The first stage of the procedure provides the formation of knowledge about possible classes of objects. It is based on the use of cluster and discriminant analysis. The result of the stage is the formation of a training sample. The second stage involves construction of a classifier to determine whether objects belong to one of the typical classes. The expediency of using self-organization methods to construct a classifier model was substantiated. Structural and parametric identification of the classifier model was performed by the group method of data handling. GMDH neural networks were used to synthesize the classifier model. The One-vs-All method was used as a classification algorithm. The analysis of three classes of neural networks was performed to select the best structure. A cross-validation strategy was used to verify the models. Precision, recall, Van Rizbergen F-measure are used to assess the quality of classification. The criterion of regularity was used to select the best structure of the model. A polynomial GMDH neural network of the first order was chosen as the classifier model. The classification matrix was constructed to verify the effectiveness of the classifier. The results of the verification of the classifier model indicate a fairly high quality of classification, even in a small sample size. The work of the classifier provides determination of belonging of new observations of images of objects to one of typical classes on a geometrical form.

Keywords: pattern recognition; geometric shape of the object; morphometric parameters; GMDH neural networks.
