

УДК 004.93

І.Ю. Юзова, Д.В. Прибильнов

Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків

НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ РОЗПІЗНАВАННЯ ПОВІТРЯНИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА РОЗМАХОМ КРИЛ, ПЛОЩЕЮ КРИЛА, КУТОМ СТРІЛОВИДНОСТІ, КОЕФІЦІЄНТОМ КОМПОНОВКИ

У даній статті розглянуто навчання, що дозволяє визначити тип літального апарату в автоматичному режимі. В основу навчання покладено нейронну мережу розпізнавання повітряних об'єктів за розмахом крил, площею крила, кутом стрілоподібності, коефіцієнтом компоновки. Головним завданням є точне визначення належності літального апарату до того чи іншого типу. Навчання передбачає створення вибірок, що будуть сигналізувати про розпізнавання того чи іншого літального апарату.

Ключові слова: розпізнавання повітряних об'єктів, метод навчання нейронної мережі, визначення типу літального апарату, обробка зображень.

Вступ

На сучасному етапі розвитку безпілотних літальних апаратів існує багато методів автоматичної обробки цифрових зображень з метою визначення кількісного та якісного складу об'єктів, які базуються на аеродромах. Але методів, що дозволяють у автоматичному режимі визначити кількісний склад та тип літальних апаратів із високою імовірністю – на сьогодні не існує. Загальні методи, що пропонується використовувати для розпізнавання наземних об'єктів не дозволяють забезпечити високу імовірність правильного віднесення до того чи іншого типу літального апарату через їх загальний характер та не специфічність використання при рішенні задач даного класу [1 – 4].

Для того, щоб підвищити імовірність правильного розпізнавання повітряних об'єктів, що знаходяться на аеродромі, необхідно створити новий метод, що буде ґрунтуватися на характерних особливостях літальних апаратів, а саме: розмаху крила, площі крила, куті стрілоподібності та коефіцієнті компоновки. Зважаючи на можливості по роздільній здатності сучасних знімків, отриманих шляхом аерофотозйомки, можливим є визначення вище зазначених параметрів у автоматичному режимі, але, похибка вимірювань завжди залишається. Для того, щоб не накопичувати похибку та вилучити вади вимірювань у чотирьох випадках, необхідним є використання нейронних мереж для розпізнавання об'єктів на отриманих знімках загальні базові принципи за якими буде проходити навчання перцептрона, його структура та базові елементи (структура) також є визначеними.

Для завершення процедури навчання необхідним є створення вибірки для навчання, обґрунтування необхідної кількості прикладів та створення контрольної вибірки, що буде свідчити про готовність мережі до виконання покладених на неї завдань розпізнавання із заданою точністю.

Результати досліджень

Головною особливістю навчання даної нейронної мережі є те, що на вхід подається бінарна матриця строка, що була отримана у результаті запропонованого перетворення дробного числа, яке вказує на отримані показання розмаху крил у метрах.

Для вирішення цієї задачі необхідно звернутися до початкових даних, а саме звернути увагу на їх вихідний стан. Якщо розглядати розмах крил повітряного об'єкту, то він вимірюється у метрах. Наприклад, Су 27 має розмах крила, що дорівнює 14,7 м. Серед літаків подібного класу цей параметр змінюється від 8,78 у літака J-10 до 15,9 у літака Су-33КУБ, отже бачимо, що різниця складає 7,12 метра. Якщо брати літаки суміжних типів, то різниця більша значна. Тобто, головною задачею навченої нейронної мережі є точна вказівка приналежності літального апарату до того чи іншого типу. Нажаль, використовуючи лише цей параметр, вказати точно назву літального апарату не можливо через те, що багато літаків мають розходження у значенні розмаху крила лише порядку 0,01 метра. Якщо розглядати у якості прикладу, раніше поставлену задачу розпізнавання 28 повітряних об'єктів, що знаходяться на аеродромі базування, то необхідною умовою навчання нейронної мережі є створення вибірки для навчання.

На вході нейронної мережі 136 біт бінарної послідовності, які мають вигляд матриці строки і змінюються відповідно до зміни значення параметру, що розраховуються за допомогою машинних методів [1,2]. Не має особливої різниці чи це розмах крила, площа крила, коефіцієнт стрілоподібності чи коефіцієнт компоновки. Тобто на вході 136 нейронів вхідного шару. На виході маємо 28 нейронів вихідного шару, які будуть сигналізувати про розпізнавання того чи іншого літального апарату.

Вибірка для навчання обов'язково буде складатися із наступних елементів:

по одному прикладу на кожен об'єкт, що розпізнається (28 вихідних еталонних значень);

по одному прикладу із максимально можливим значенням похибки серед об'єктів, що розпізнаються (28 вихідних значень із похибкою);

по одному прикладу із спонтанним значенням похибки (28 вихідних значень із похибкою).

Отже маємо, що для навчання нейронної мережі, достатньою умовою є створення трьох прикладів для кожного повітряного об'єкту, що розпізнається. У конкретному випадку із 28 повітряних об'єктів розмір вибірки складатиме 84 приклади, тобто для навчання чотирьох типових нейронних мереж необхідно щонайменше 336 прикладів вихідних даних.

Для розуміння значення похибки між об'єктами, що розпізнаються, необхідно провести ряд розрахунків. Кінцеві дані можливо отримати лише за умови повної визначеності кінцевої множини об'єктів розпізнавання.

У табл. 1 наведено та відсортовано дані по повітряним об'єктам у порядку їх зростання за розмахом крила. Різниця у розмаху крила складає 63,82 м.

Маючи кількість повітряних об'єктів, можливо знайти середню відстань між ознаками, яка дорівнює:

$$L_c = \frac{R_{\max} - R_{\min}}{N}$$

Можливим є розрахунок середньої відстані для кожної пари параметрів.

У розглянутому випадку $L_c = 2,28$ м, що є неприпустимим через накладання значення параметрів об'єкту один на одний у більшості випадків.

Отримаємо розрахунок індивідуальної відстані параметру розмаху крила для кожного з літаків.

Відповідно до виразу [3].

$$L_i = \frac{R_{i+1} - R_i}{2}$$

де $i = 0, \dots, N$, інтервал $[a, b]$ області можливих значень, що набуває параметр «розмах крил» обчислюється за формулою [4].

$$a_i = R_i - L_i;$$

$$b_i = R_i + L_{i+1},$$

де $i = 0, \dots, N$ для R_0 та $i = N$ для значення $L_i = L_c$.

Результати розрахунків за даними формулами наведені у табл. 2.

Таблиця 1

Еталонні параметри розпізнавання за чотирма параметрами

Назва літака	Значення характеристики			
	Розмах	Площа	Кут стріловидності	Коефіцієнт компоновки
Альфа-джет	9,1	17,5	30	0,687
Л-39	9,12	18,8	0	0,751
Ф-16	9,45	28,4	40	0,628
Л-15	9,48	21,5	31	0,772
Ласта-95	9,7	13	0	0,88
М-346	9,72	23,52	25	0,845
Як-130	9,72	23,5	31,5	0,864
МиГ-АТ	10	14	3	0,83
Рафаль	10,09	46	50	0,707
Ф-35	10,67	42,74	34	0,683
МиГ-29	11,36	38	42	0,655
Ф-22	13,56	78,04	42	0,716
Т-50	14	90	47	0,686
Су-25	14,36	33,7	20	0,934
И-58	14,5	30,3	0	1,017
Су-27	14,698	62	42	0,67
А-10	17,53	47,01	0	1,078
Ан-26	29,2	75	0	1,226
С-130	40,41	162,12	0	1,356
В-1В	41	181,16	15	0,939
А400М	42,4	221,5	10	0,940
Ан-70	44,06	204	15	1,081
С-17	51,74	353,03	20	0,97
ИЛ-76	55,5	300	25	1,083
Ту-160	56	232	20	1,029
В-52	56,39	371,6	35	1,149
С-5	67,88	575,98	16	0,890
Ан-124	73,3	726,5	21	1,060

Таблиця 2

Значення похибки та інтервалів максимальної зміни параметрів навчання

Тип літака	Розмах крила	Відстань між ознаками	Інтервал можливих значень	
Альфа-джет	9,1	2,27	6,82	9,11
Л-39	9,12	0,01	9,11	9,285
Ф-16	9,45	0,165	9,285	9,465
Л-15	9,48	0,015	9,465	9,59
Ласта-95	9,7	0,11	9,59	9,71
М-346	9,72	0,01	9,71	9,72
Як-130	9,72	0	9,72	9,86
МиГ-АТ	10	0,14	9,86	10,045
Рафаль	10,09	0,045	10,045	10,38
Ф-35	10,67	0,29	10,38	11,015
МиГ-29	11,36	0,345	11,015	12,46
Ф-22	13,56	1,1	12,46	13,78
Т-50	14	0,22	13,78	14,18
Су-25	14,36	0,18	14,18	14,43
И-58	14,5	0,07	14,43	14,599
Су-27	14,698	0,099	14,599	16,114
А-10	17,53	1,416	16,114	23,365
Ан-26	29,2	5,835	23,365	34,805
С-130	40,41	5,605	34,805	40,705
В-1В	41	0,295	40,705	41,7
А400М	42,4	0,7	41,7	43,23
Ан-70	44,06	0,83	43,23	47,9
С-17	51,74	3,84	47,9	53,62
ИЛ-76	55,5	1,88	53,62	55,75
Ту-160	56	0,25	55,75	56,195
В-52	56,39	0,195	56,195	62,135
С-5	67,88	5,745	62,135	70,59
Ан-124	73,3	2,71	70,59	75,57

Відповідно до табличних значень та запропонованої форми перетворень у бінарну матрицю-строку необхідно скласти приклади для навчання нейронних мереж. Остаточна кількість прикладів для навчання становитиме менше ніж 336.

Аналогічним способом проводяться розрахунки інтервалів навчання для трьох інших параметрів. Але залишається невизначеною ситуація, коли два та більше літаки мають однаковий параметр, а тобто нульову відстань між ознаками. Наприклад, А-10, Ан-26, С-130 за кутом стріловидності або М-346 та Як-130 за розмахом крила. У такому випадку об'єкти слід апріорно визначати як однакові, зменшувати кількість нейронів вихідного шару, а відповідно їй буде зменшуватись кількість прикладів для навчання. Слід зазначити, що приклади для навчання слід застосовувати не підряд, а у спонтанному порядку, це підвищить ефективність навчання мережі.

Кількість тестових прикладів повинна варіюватися у залежності від необхідної та достатньої кількості вибірки для перевірки імовірності правильного розпізнавання того чи іншого об'єкту. Звідси випливає, що маючи у мережі 28 класів об'єктів та припускаючи, що поява кожного з об'єктів є подія рівно імовірна, імовірність виникнення якої складає

$$p = \frac{1}{N} = \frac{1}{28} \approx 0,0357.$$

Для того, щоб пересвідчитися, що створена та навчена нейронна мережа правильно розпізнає повітряний об'єкт із імовірністю не нижче 0,99 зробимо розрахунок необхідної кількості тестових завдань. Для цього повинна виконуватися умова: імовірність виникнення групи подій повинна бути більше або дорівнювати заданій імовірності.

$$p \geq p_3, \quad p_3 = 0,99.$$

Звідси випливає, що достатньо лише 2 тестові приклади для перевірки працездатності нейронної

мережі, при цьому імовірність правильного розпізнавання буде складати 0,9987.

При зменшенні кількості нейронів вихідного шару – збільшується імовірність випадкового правильного розпізнавання.

Тобто необхідно збільшувати кількість тестових прикладів [5].

Висновок

Це навчання якнайкраще підходять для вирішення задачі віднесення об'єкту до визначеного класу.

Втілення у життя подібного методу, дозволить у автоматичному режимі обробляти зображення безпосередньо на борту БПЛА або літака та у якості інформації передавати на пункт спостереження не знімки, а безпосередньо кількісний та якісний склад об'єктів аеродромів.

Список літератури

1. Барский, А.Б. *Логические нейронные сети: Учебное пособие* / А.Б. Барский. - М.: БИНОМ. ЛЗ, ИНТУ-ИТ.РУ, 2012. – 352 с.
2. Галушкин, А.И. *Нейронные сети: основы теории* / А.И. Галушкин. – М.: Рус, 2015. – 496 с.
3. Комашинский, В.И. *Нейронные сети и их применение в системах управления и связи* / В.И. Комашинский, Д.А. Смирнов. - М.: ГЛТ, 2003. – 94 с.
4. Редько, В.Г. *Эволюция, нейронные сети, интеллект: Модели и концепции эволюционной кибернетики* / В.Г. Редько. - М.: Ленанд, 2015. - 224 с.
5. Усков, А.А. *Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика*. / А.А. Усков, А.В. Кузьмин. – М.: Горячая линия - Телеком, 2004. – 143 с.

Надійшла до редколегії 25.05.2016

Рецензент: д-р техн. наук, проф. І.В. Рубан, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків.

ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ВОЗДУШНЫХ ОБЪЕКТОВ ПО РАЗМАХУ КРЫЛЬЕВ, ПЛОЩАДИ КРЫЛА, УГЛУ СТРЕЛОВИДНОСТИ, КОЭФФИЦИЕНТУ КОМПОНОВКИ

И.Ю. Юзова, Д.В. Прибыльнов

В данной статье рассмотрены обучения, позволяет определить тип летательного аппарата в автоматическом режиме. В основу обучения положен нейронную сеть распознавания воздушных объектов по размаху крыльев, площадью крыла, углом стреловидности, коэффициентом компоновки. Главной задачей является точное определение принадлежности летательного аппарата к тому или иному типу. Обучение предусматривает создание выборок, которые будут сигнализировать о распознавании того или иного летательного аппарата.

Ключевые слова: распознавание воздушных объектов, метод обучения нейронной сети, определение типа летательного аппарата, обработка изображений.

NEURAL NETWORK TRAINING RECOGNITION OF AIR OBJECTS WINGSPAN, WING AREA, SWEEP ANGLE, COEFFICIENT OF ASSEMBLY

I.Yu. Yuzova, D.V. Prybyl'nov

In this article the study, to determine the type of aircraft automatically. Based learning neural network recognition laid aerial objects wingspan, the wing area, sweep angle, ratio layout. The main task is the precise definition of the aircraft belonging to a particular type. Training involves creating samples that will signal the recognition of an aircraft.

Keywords: air objects detection method of training a neural network, determine the type of aircraft the first apparatus, image processing.