

**Висновки**

Таким чином, визначено показник якості передавання інформації для випадків використання завадозахищеного  $(n, k)$ -кодування, який залежить від складу вектора сигналу, що передається, імовірності спотворення елементарного сигналу, довжини блоку, що передається, а також кількості помилок, що виправляються. Це дозволяє визначити параметри, які впливають на вірогідність передавання та якість використання каналу, і визначити напрямки для формування підходу до побудови процедури адаптивного вибору методу кодування. Проведено чисельний аналіз залежності параметрів передавання та імовірності безпомилкового передавання від довжини блоку повідомлення для різних видів кодів і типів каналів, що дозволило визначити необхідні умови побудови системи зв'язку.

**Література**

1. Кривогубченко С. Г. Особливості використання завадозахищених кодів для закриття інформації при передаванні колективними лініями зв'язку / С. Г. Кривогубченко, М. М. Компанець, А. Я. Кулик // Збірник наукових праць Донецького державного технічного університету. Сер. "Електротехніка і енергетика". – 2000. – Вип. 17. – С. 65–69.
2. Кулик А. Я. Адаптивне передавання інформації каналами зв'язку / А. Я. Кулик, С. Г. Кривогубченко, М. М. Компанець // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2003. – № 1–2 (5–6). – С. 174–176.
3. Ручкин В. Закономерность изменения эффективности накопления сигнала двоичного кода [Електронний ресурс] / В. Ручкин. – Режим доступу: [http://www.otwet.ru/study/raznoe/zakon\\_eff.html](http://www.otwet.ru/study/raznoe/zakon_eff.html)
4. Кривогубченко С. Г. Особливості використання завадозахищених кодів для закриття інформації при передаванні колективними лініями зв'язку / С. Г. Кривогубченко, М. М. Компанець, А. Я. Кулик // Збірник наукових праць Донецького державного технічного університету. Сер. "Електротехніка і енергетика". – 2000. – Вип. 17. – С. 65–69.
5. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники / Левин Б. Р. – М.: Советское радио, 1974. – 552 с.
6. Чикин А. В. Способ нахождения оптимальных по критерию "эффективная скорость передачи информации" параметров блочного кода в двоично-симметричном канале без памяти [Електронний ресурс] / А. В. Чикин // Труды МАИ: электронный журнал. – Режим доступу: [http://www.mai.ru/projects/mai\\_works/articles/num9/article7](http://www.mai.ru/projects/mai_works/articles/num9/article7)
7. Лев А. Ю. Недвоичные блочные неразделимые коды, корректирующие ошибки / А. Ю. Лев, Ю. А. Лев, В. Н. Охрименко // Зв'язок. – 2002. – № 2. – С. 48–50.

Надійшла 21.9.2010 р.

УДК 004.032.26

М.В. ОЛЕКСІВ

Національний університет "Львівська політехніка"

## **ВИЯВЛЕННЯ ОБ'ЄКТІВ, ЩО ПРЕДСТАВЛЕНІ БІНАРНИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ ЇХ СИЛУЕТІВ, ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

*Розглядається метод проектування штучних нейронних мереж прямого поширення для виявлення літаків за їх силуетами, що представлені бінарними зображеннями, на прикладі літаків АНТК ім. О. К. Антонова.*

*The method of artificial feedforward neural networks designing for airplanes detection after their silhouettes, which are represented by binary images, by the example of Antonov ASTC airplanes is considered in the paper.*

Ключові слова: штучні нейронні мережі, цифрова обробка зображень, виявлення об'єктів.

**Вступ**

Сучасні системи безпеки все частіше використовують автоматизовані та автоматичні інтелектуальні системи відеонагляду. Ці системи, крім моніторингу, здатні автоматично виявляти та ідентифікувати об'єкти, що можуть нести певні загрози, вимагають акцентування уваги на них, або з будь-якою іншою метою мають відслідковуватися. Такими об'єктами зокрема є літаки.

При розробці цих систем виникає багато проблем. До них можна віднести проблеми розробки методів виявлення і ідентифікації об'єктів; відсутність однозначних вимог до пропорцій між сторонами масштабованих растрових зображень об'єктів різних розмірів; відсутність вимог до інформаційного наповнення зображень. Наявність вимог до зображень дозволяє зменшити спотворення зображених об'єктів при їх масштабуванні і збільшити інформативність зображень. Це, в свою чергу, збільшує точність і надійність інтелектуальних систем відеонагляду.

Залежно від технологій виявлення і ідентифікації об'єктів існують різні вимоги до якості, розмірів, моделі кольору та інформаційного наповнення растрових зображень об'єктів. При використанні штучних нейронних мереж (ШНМ) для розв'язання задач виявлення і ідентифікації об'єктів дозволяється

використовувати растрові бінарні, напівтонові, кольорові зображення дещо нижчої якості, ніж при використанні інших методів. При цьому задачі вибору характеристик вхідних зображень і ШНМ не є однозначно розв'язаними.

Властивості ШНМ тісно пов'язані з алгоритмом їх навчання. Задача вибору такого алгоритму для розробки ШНМ, що виявляє чи ідентифікує об'єкти за растровими зображеннями їх силуетів, також не розв'язана.

#### Аналіз відомих рішень

Відомо багато методів розв'язання задачі виявлення об'єктів за їх растровими зображеннями. Більшість з них є спеціалізованими або має відмінності в застосуванні для різних об'єктів. Для виявлення літаків на растрових зображеннях сцени зі складним фоном застосовуються методи, що базуються на ШНМ [1, 2, 8], зокрема в [1] розглядається система візуального виявлення літаків зі штучного супутника Землі, недоліком якої є те, що вона працює з однією з можливих проекцій літаків, а саме – вид зверху, що зумовлено специфікою використання системи. ШНМ використовуються також в системах, що здійснюють ідентифікацію різних видів літаків, проте вони вимагають високоякісних зображень і високопродуктивних апаратних обчислювальних засобів [1]. Для виявлення літаків також застосовуються методи, що використовують кластеризацію по розташуванню, зокрема в [1] описано застосування цього методу для розв'язання задачі виявлення літаків; методи, що базуються на пошуку і порівнянні особливих ознак, фрактальному опрацюванні зображень [9], контурному аналізі [7], шаблонні методи тощо. Частина цих методів застосовується і при ідентифікації літаків.

Методи, що використовують кластеризацію по розташуванню чутливі до коректного вибору та обчислення композиції параметрів повороту, переносу і масштабування. При практичній реалізації потребують багато обчислювальних ресурсів. Фрактальні методи вимагають наявності опису класів цілей на мові ознак у вигляді фрактальних розмірностей або фрактальних сигнатур в рамках парадигми «топология цілі – її фрактальна розмірність» [6]. Методи хоч і показують хороші результати, але процес виявлення та ідентифікації має відмінності для різних видів зображень, що позбавляє їх універсальності. Шаблонні методи коректно працюють за умови наявності відповідного шаблону сцени, що спостерігається, або її фрагменту в базі даних шаблонів. Це потребує додаткового створення і підтримання бази даних, методів ефективної роботи з нею. Хороші результати при розв'язанні цієї задачі демонструють ШНМ [1– 5]. Завдяки своїй нелінійності вони надають можливість використання зашумлених бінарних, напівтонових, кольорових вхідних растрових зображень силуетів об'єктів, що можуть отримуватися з будь-якої точки спостереження і в будь-якому ракурсі. Забезпечують можливість практичного розв'язання задачі виявлення в режимі реального часу при використанні сучасної елементної бази.

#### Постановка задачі

При розробці інтелектуальних систем відеонагляду існує задача проектування ШНМ прямого поширення для виявлення об'єктів, в тому числі і літаків, за бінарними зображеннями їх силуетів у видимому діапазоні. Дана задача поділяється на такі підзадачі:

- визначення характеристик вхідних бінарних зображень літаків;
- визначення структури ШНМ і її характеристик;
- визначення найефективнішого алгоритму навчання ШНМ.

Метою роботи є розробка методу проектування ШНМ для розв'язання задачі виявлення літаків за бінарними зображеннями їх силуетів.

#### Визначення характеристик бінарних зображень літаків на вході ШНМ

При проектуванні ШНМ для розв'язання задачі виявлення об'єктів, в тому числі і літаків, постає задача вибору розміру вхідного шару ШНМ. Відомо, що розмір вхідного шару ШНМ прямого поширення, що виявляє або ідентифікує не стиснені растрові зображення об'єктів, рівний площі вхідного зображення [8]. Таким чином, кожен піксел вхідного зображення надходить на вхід окремого нейрона. Отже, задача вибору розміру вхідного шару ШНМ зводиться до задачі вибору розміру вхідних бінарних зображень об'єктів. Якщо цими зображеннями є зображення літаків, то проблема ускладнюється тим, що різні моделі літаків різняться не лише своїми геометричними розмірами, пропорціями між ними, а й точками, з яких ці зображення отримані. При цьому такі зображення мають містити максимальну кількість інформації, мати мінімальну необхідну площу для коректного виявлення або ідентифікації, і володіти стійкістю до спотворень при масштабуванні. Зображення містять максимальну кількість інформації тоді, коли відношення площі зображеного об'єкта до загальної площі зображення є максимальним. Тобто тоді, коли об'єкт займає максимально можливу площу на прямокутному тлі зображення.

При розв'язанні задачі визначення розмірів вхідних бінарних зображень літаків досліджувалися співвідношення між лінійними розмірами ширини, довжини і висоти літаків АНТК ім. О. К. Антонова (табл. 1), *Boeing* (табл. 2) та *Airbus* (табл. 3). Вважається, що в кадрі можуть бути одночасно відображені проекції ширини, висоти і довжини літака під різними кутами. Частковим випадком є відображення літака у фас, профіль, знизу і зверху. При відображенні у фас враховуються лише ширина і висота, при відображенні в профіль – довжина і висота. Зауважимо, що максимальний розмір довжини, ширини чи висоти отримується за умови розташування камери по нормалі до відповідної проекції об'єкта, що спостерігається. З метою мінімізації спотворень бінарного зображення літака для ширини зображення вибрано максимальне значення серед максимальних значень відношень ширини і довжини до висоти кожної з моделей літаків помножене

на висоту зображення. Мінімально допустима висота зображення вибрана експериментально для мінімізації обчислювальних ресурсів при збереженні точності роботи нейронної мережі і рівна 8-и пікселам. Аналітично дані твердження представлені формулою:

$$W = \left\lceil \max(\max(\frac{Wp_i}{Hp_i}), \max(\frac{Lp_i}{Hp_i}) + 0,5) \right\rceil * H \text{ (пікселів)}, \quad (1)$$

де  $i = \overline{1, N}$ ,  $N$  – загальна кількість моделей літаків, що виявляються;  $W$  – ширина зображення літака в пікселях;  $H$  – висота зображення літака в пікселях,  $H > 7$  пікселів;  $Wp_i, Lp_i, Hp_i$  – відповідно лінійні розміри ширини, довжини, висоти  $i$ -ї моделі літака виражені в метрах.

Таблиця 1

## Співвідношення між лінійними розмірами літаків АНТК ім. О. К. Антонова

Модель	Ширина ( $Wp$ ), м	Довжина ( $Lp$ ), м	Висота ( $Hp$ ), м	Відношення
АН-12	38	33	10	3.8: 3.3: 1
АН-14	22	11	4,3	5.1: 3: 1
АН-22	64	57	12	5.3: 4.7: 1
АН-24,26,34	29	23	8	3.6: 2.8: 1
АН-28	22	13	4,6	4.7: 2.8: 1
АН-30, 32	29	24	8,3	3.5: 2.9: 1
АН-38	22	15,5	4,3	5: 3.6: 1
АН-70	44	40	16	2.8: 2.5: 1
АН-72, 74	32	28	8,6	3.7: 3.2: 1
АН-124	72	69	21	3.4: 3.2: 1
АН-140	24,5	22,6	8,2	3: 2.7: 1
АН-148	29	29	8,2	3.5: 3.5: 1
АН-225	88,4	84	18	5: 5: 1

Таблиця 2

## Співвідношення між лінійними розмірами літаків Boeing

Модель	Ширина ( $Wp$ ), м	Довжина ( $Lp$ ), м	Висота ( $Hp$ ), м	Відношення
B-707	40	44	13	3: 3,3: 1
B-717	28	37	9	3.1: 4.1: 1
B-727	33	47	10	3.3: 4.7: 1
B-737	34	42	12	2.8: 3.5: 1
B-747	68	76	19	3.5: 4: 1
B-757	38	54	14	2.7: 3.9: 1
B-767	52	61	16	3.3: 3.8: 1
B-777	65	74	19	3.4: 3.9: 1
B-787	60	63	16	3.8: 4: 1

Таблиця 3

## Співвідношення між лінійними розмірами літаків Airbus

Модель	Ширина ( $Wp$ ), м	Довжина ( $Lp$ ), м	Висота ( $Hp$ ), м	Відношення
A-300	45	54	17	2.6: 3.1: 1
A-310	44	47	16	2.8: 3: 1
A-320	34	38	12	2.8: 3.2: 1
A-330	60	64	17	3.5: 3.8: 1
A-340	63	75	17	3.7: 4.4: 1
A-350	64	74	17	3.7: 4.4: 1
A-380	80	73	24	3.3: 3: 1

Як показали експериментальні дослідження, літаки, що представлені бінарними зображеннями з такими пропорціями, коректно виявляються будучи зазнятими у фас, профіль, знизу, зверху, під різними кутами і напрямками руху за умови повного потрапляння в кадр. Ці зображення володіють стійкістю до спотворень при масштабуванні.

Визначимо розмір вхідних зображень при виявленні літаків АНТК ім. О. К. Антонова засобами ШНМ. Підставляючи в (1) значення ширини, довжини і висоти з табл. 1 отримуємо:  $W = \lceil \max(5, 3; 5) + 0,5 \rceil * 8 = 40$  (пікселів). Таким чином нейронна мережа має мати  $40 * 8 = 320$  вхідних нейронів.

Як видно з табл. 1– 3, пропорції зображень літаків Boeing та Airbus задовольняють пропорції вхідних зображень встановлені для літаків АНТК ім. О. К. Антонова. Таким чином дані літаки можуть

виявлятися ШНМ розробленою для літаків АНТК ім. О. К. Антонова за умови включення їх силуетів в навчальну вибірку при проектуванні ШНМ.



Рис. 1. Приклади зображень літака АН-225 в різних ракурсах: а) фас; б) знизу під кутом, літак повністю в кадрі; в) знизу під кутом, літак частково в кадрі; г) ззаду під кутом

Приклади відділених від фону зображень літака АН-225, що відповідають (1), а також використовуються при навчанні ШНМ відображено на рис. 1.

#### Проектування ШНМ для виявлення літаків АНТК ім. О. К. Антонова

Для розв'язання поставленої задачі розроблена повнозв'язна ШНМ прямого поширення, що володіє такими характеристиками:

- 1) вхідне зображення масштабоване до розміру 40x8 пікселів (320 точок);
- 2) адаптована для виявлення літаків АНТК ім. О. К. Антонова;
- 3) топологія ШНМ 320 – 20 – 2 вибрана експериментально (рис. 3);
- 4) для навчання використовувалася навчальна множина з 11743 бінарних зображень літаків АНТК ім. О. К. Антонова (рис. 1).

Вибір розміру прихованого шару обґрунтовується на рис. 2.

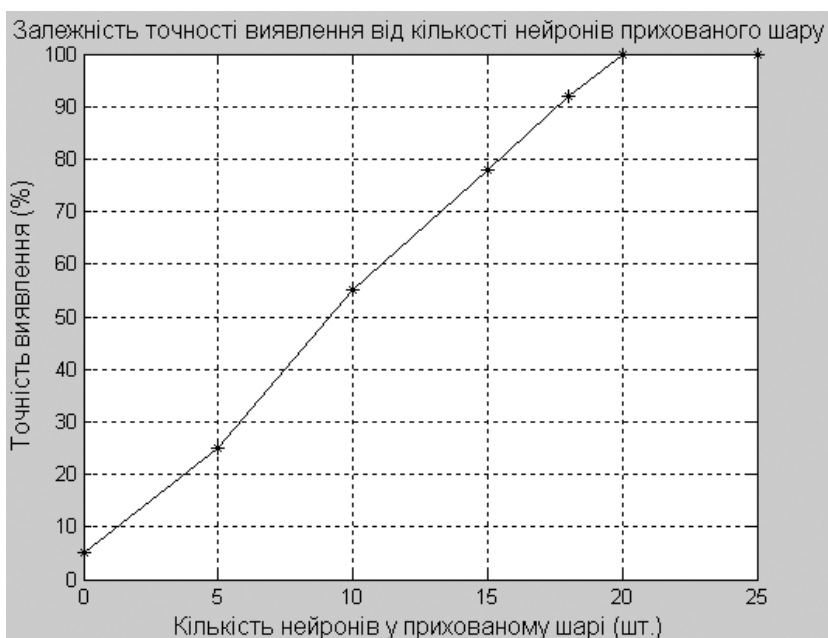


Рис. 2. Залежність точності виявлення літаків АНТК ім. О. К. Антонова від кількості нейронів прихованого шару для навчальної вибірки

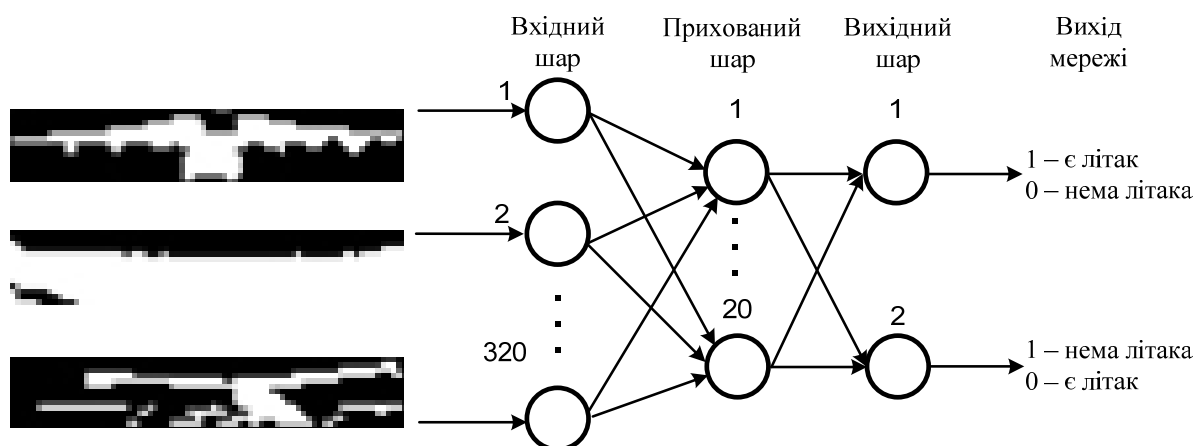


Рис. 3. Топологія досліджуваної штучної нейронної мережі

На першому виході нейронної мережі встановлюється 1, якщо на вхідному зображенні присутне зображення літака і 0 у протилежному випадку. На другому виході навпаки, 1 встановлюється, якщо на вхідному зображенні літак відсутній і 0 у протилежному випадку (рис. 3).

Ця ШНМ є достатньо простою і може функціонувати в режимі реального часу на сучасній елементній базі. Конкретні часові характеристики функціонування залежать від використаної елементної бази, а особливо від наявності чи відсутності математичного співпроцесора та можливості здійснювати паралельні обчислення вибраним обчислювачем.

#### Вибір алгоритму навчання та навчання ШНМ

Проведені дослідження алгоритмів навчання ШНМ для бінарних зображень літаків показали схожі результати на ті, що описані в [3] для напівтонових зображень. Зокрема алгоритми зі змінним коефіцієнтом (параметром) навчання, зі змінним коефіцієнтом (параметром) навчання і моментом та еластичного зворотного зв'язку виявилися непридатними для розв'язання цієї задачі. Для бінарних зображень силуетів літаків, так само як і для напівтонових [8], найкращі результати навчання показав алгоритм градуйованого спряженого градієнту (рис. 4). Зокрема на навчальній множині точність виявлення досліджуваною нейронною мережею, що навчена за його допомогою, складає 100 %, а на контрольній – 99 %.

Критерієм припинення навчання для вибраного алгоритму є досягнення однієї з 3-ох умов:

- 1) досягнення максимальної кількості навчальних епох;
- 2) досягнення мінімального значення градієнта;
- 3) досягнення очікуваного значення середньоквадратичної похибки.

Даним критеріям встановлені наступні значення:

- 1) максимальна кількість навчальних епох – 150 000;
- 2) мінімальне значення градієнта –  $10^{-6}$ ;
- 3) очікуване значення середньоквадратичної похибки –  $10^{-10}$ .

Вибір значення критерію 1 здійснюється з метою обмеження часу навчання нейронної мережі.

Вибір значень критеріїв 2 і 3 здійснюється так, що при їх досягненні нейронна мережа, що навчалася за допомогою використаного алгоритму, має мінімальне відхилення між очікуваним і отриманим результатом, і відсутній ефект перенавчання.

Базовий алгоритм зворотного поширення похибки потребує значно більше часу для свого виконання, але потенційно може показати дещо кращі результати в порівнянні з алгоритмом градуйованого спряженого градієнту [8]. Проте під час досліджень йому не вдалося це зробити. Найближчим конкурентом обраному алгоритму є алгоритм спряженого градієнту в модифікації Флетчера-Рівза. Проте він показав гірший показник кінцевої середньоквадратичної похибки при навчанні, ніж обраний алгоритм, хоча на точність виявлення при дослідженнях це не вплинуло.

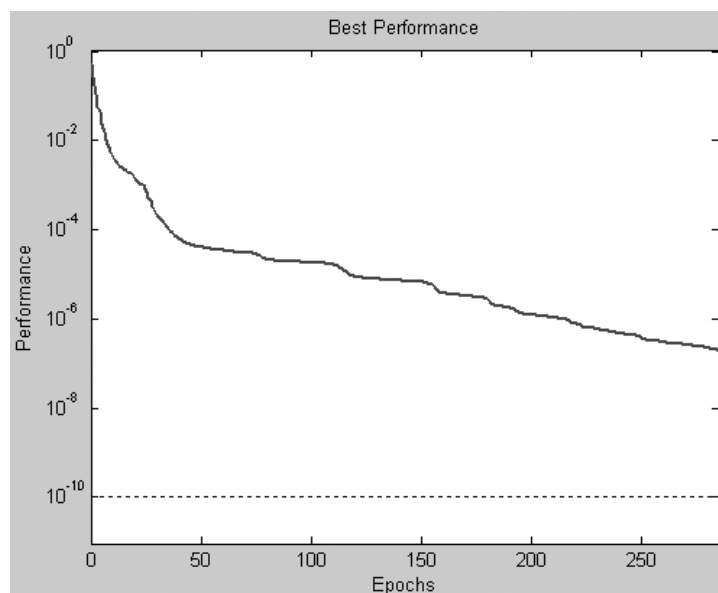


Рис. 4. Результати навчання ШНМ алгоритмом градуйованого спряженого градієнту

Під час експериментальних досліджень було встановлено, що ймовірність хибного виявлення літака на складному фоні тестових сцен не перевищує 2 %, а ймовірність хибного відкидання (не виявлення) літака не перевищує 2,5 % при розмірі літака 40\*8 пікселів. Ці показники більше залежать від якості розбиття сцени на об'єкти, ніж від інших впливів. Обидва показники поступово зменшуються до 0 % при поступовому збільшенні площі літака до розмірів сцени, що відповідає поступовому зближенню літака з камерою при заході на посадку. Якщо об'єкт занадто великий, щоб бути відображеним на сцені повністю, то хибне відкидання становить 100 %, а хибне виявлення становить 0 %, оскільки літак не виявлятиметься мережею доти, доки сцена не міститиме понад 65 % корпусу літака при зображенні в фас і понад 70 % при зображенні в профіль і знизу за умови, що на бінарному зображенні чітко відслідковуються крила літака.

#### Алгоритм виявлення літаків засобами ШНМ

Виявлення літаків засобами ШНМ прямого поширення здійснюється шляхом масштабування вхідного бінарного зображення невідомого об'єкту до розміру 40 x 8 пікселів. При цьому отримана площа зображення рівна розміру входу нейронної мережі. Масштабоване зображення надходить на вхід ШНМ, яка здійснює виявлення. Результатом роботи ШНМ є ймовірність того, що зображення невідомого об'єкту є бінарним силуетом літака. Об'єкт вважається літаком, якщо ймовірність цього складає більше 0,5. Граф-схема алгоритму виявлення літака зображена на рис. 5. Вхідним зображенням для даного алгоритму є сцена розбита на об'єкти. При цьому літак має бути виділений як один об'єкт.

Даний алгоритм повторюється для кожного з виділених об'єктів на бінарному зображенні сцени.

#### Висновки

Розроблено вимоги до вхідних бінарних зображень літаків і метод визначення розмірів цих зображень. Ці зображення визначають розмір вхідного шару ШНМ, що розв'язує задачу виявлення літаків.

Розроблено і досліджено повнозв'язну ШНМ прямого поширення з топологією 320-20-2, яка на 100 % коректно здійснює виявлення літаків на навчальній множині і на 99 % – на контрольній множині.

Найефективнішим алгоритмом навчання ШНМ прямого поширення для розв'язання задачі виявлення літаків є алгоритм градуїзованого спряженого градієнту.

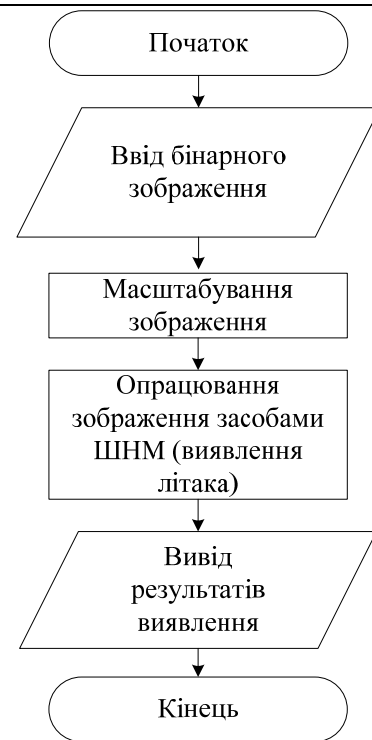


Рис. 5. Граф-схема алгоритму виявлення літака на бінарному зображенні

#### Література

1. Галушкин А. И. Нейрокомпьютеры в разработках военной техники США / А. И. Галушкин // Зарубеж. радиоэлектроника. – 1995. – № 5.
2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс – М: Техносфера, 2005. – С. 1028– 1033.
3. Олексів М. Дослідження алгоритмів навчання нейронної мережі прямого поширення для ідентифікації літаків / М. Олексів, В. Пуйда // Вісник НУ “Львівська політехніка”: Комп’ютерні системи та мережі. – 2008. – № 630. – С. 87– 91.
4. Олексів М. Підсистема ідентифікації силуетів літаків та номерів їх бортів / М. Олексів, В. Пуйда // Вісник НУ “Львівська політехніка”: Комп’ютерні науки та інформаційні технології”. – 2007. – № 604. – С. 228– 231.
5. Олексів М. Система технічного зору для ідентифікації літаків на основі нейронної мережі / М. Олексів, В. Пуйда // Вісник НУ “Львівська політехніка” “Комп’ютерні науки та інформаційні технології”. – 2009. – № 638. – С. 61– 64.
6. Новейшие методы обработки изображений. / [Потапов А. А., Гуляев Ю. В., Никитов С. А., и др.]; под ред. Потапова А. А. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2008. – 496 с.
7. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов / [Фурман Я. А., Кревецкий А. В., Передреев А. К., и др.]; под ред. Фурмана Я.А. – [2-е изд., испр.] – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 592 с.
8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Хайкин С. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
9. Stockman G., Kopstein S., Benett S. Matching images to models for recognition and object detection via clustering. IEEE Trans. PAMI, v. PAMI-4 (3), 1982. – P. 229– 241.

Надійшла 6.9.2010 р.