

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»  
Міністерство освіти України  
Черкаський державний технологічний університет  
Міністерство освіти України

Кваліфікаційна наукова  
праця на правах рукопису

ПУСТОВАРОВА ВОЛОДИМИРА ВОЛОДИМИРОВИЧА

УДК 004.827+528.8(043.3)

## ДИСЕРТАЦІЯ

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ РОЗРОБКИ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ  
ПРИЙНЯТТЯ РІШЕННЯ ПРО РОЗПІЗНАВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА  
КОСМІЧНИХ ТА АЕРОФОТОЗНІМКАХ

05.13.06 «Інформаційні технології»

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук  
(доктора філософії)

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,  
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

В.В.Пустоваров

Науковий керівник Коломійцев Олексій Володимирович,  
Заслужений винахідник України  
доктор технічних наук, старший науковий співробітник

Черкаси – 2021

## АНОТАЦІЯ

ПУСТОВАРОВ В.В. Інформаційна технологія розробки системи підтримки прийняття рішення про розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук (доктора філософії) за спеціальністю 05.13.06 «Інформаційні технології». – Черкаський державний технологічний університет, Черкаси, 2021.

Дисертація спрямована на вирішення актуального наукового завдання побудови інформаційної технології розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках для підвищення ефективності автоматизованого моніторингу міського середовища.

Удосконалено модель згорткової нейронної мережі для сегментації об'єктів на цифрових знімках, у якій, на відміну від відомих, в якості нейромережевого звужуючого блоку для підмережі вилучення ознак використовується попередньо навчена згорткова нейронна мережа з більш глибокою архітектурою, а в якості класифікатора використовується модифікована нейронна мережа Ванга-Менделя, яка реалізує операції над інтервальними нечіткими множинами другого типу. Запропонована нечітка згорткова неромережева модель дозволяє забезпечити більшу точність сегментації визначених об'єктів на цифрових знімках.

Отримав подальший розвиток метод формалізації знань щодо семантичної сегментації будівель на космічних та аерофотознімках, у якому, на відміну від відомих, розроблений апарат формалізації побудований на основі використання удосконаленої згорткової нейромережевої моделі для сегментації об'єктів та модифікованої методики передачі навчання з використанням декількох вузьких місць (проміжних зв'язків між звужуючим

та розширюючим блоками удосконаленої згорткової нейромережевої моделі). Запропонований метод забезпечує формалізацію знань щодо семантичної сегментації будівель і дозволяє підвищити якість та зменшити час навчання нечіткої згорткової нейромережевої моделі.

Вперше побудована інформаційна технологія розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища, яка на основі функціонального моделювання формально представляє процес розробки системи підтримки прийняття рішень з використанням нечіткої згорткової нейромережевої моделі. Застосування побудованої інформаційної технології дозволяє забезпечити уніфікацію та стандартизацію процесу розробки системи підтримки прийняття рішень відповідного класу.

Достовірність одержаних наукових результатів підтверджується коректним використанням математичного апарату, обґрунтованими теоретичними твердженнями, а також збіжністю теоретичних результатів з результатами виконаних експериментальних досліджень (математичного моделювання).

Наукові результати досліджень є внеском у розвиток теоретичних і прикладних основ побудови інформаційних технологій для розроблення та впровадження баз і сховищ даних, баз знань і систем комп'ютерної підтримки рішень в автоматизованих системах і мережах, в частині, що стосується створення баз знань про розпізнавання об'єктів на цифрових космічних та аерофотознімках.

Перспективними шляхами подальших досліджень у зазначеному напрямку може бути широке коло питань щодо розробки нових та удосконалення існуючих методів формалізації інших класів задач моніторингу міського середовища.

Ключові слова: інформаційна технологія, база знань, розпізнавання, сегментація, моніторинг, будівля, цифровий знімок, нейронна мережа, нечітка множина, нечітка логічна система.

Список публікацій, в яких опубліковані основні наукові результати:

1. Pustovarov V. Formal representation of the pixel-by-pixel classification process using a modified wang-mendel neural network / O. Kolomiitsev, V. Pustovarov // No 3 (13) (2020): Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries / Engineering & industrial technolog, – pp. 122-128.

2. Пустоваров В.В. Пропозиції щодо підвищення точності сегментації міських будов на цифрових космічних і аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища / О.В. Коломійцев, В.В. Пустоваров // Modern Information Technologies in the Sphere of Security and Defence № 3(39)/2020. – pp.81-90.

3. Pustovarov V. Construction of information technology for development of knowledge base on identification of urban structures on digital space and aerial photographs in the urban environment monitoring / Advanced Information Systems. 2020. Vol. 4, No. 3, 70-73. doi: 10.20998/2522-9052.2020.3.08.

4. Пустоваров В.В. Архітектура нечіткої згорточної нейронної мережі для сегментації міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища / Polish journal of science. №35, 2021, - pp. 20-24.

5. Сучасний стан проведення наукових досліджень у ІТ-технологіях, галузях електроніки, інженерії, нанотехнологіях та транспортній сфері. (інформаційна технологія розробки бази знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища ) Вінниця, 2020. DOI: <https://doi.org/10.36074/csriteenat.ed-1.04> Європейська наукова платформа | ISBN: 978-617-7171-76-7.

6. Інформаційна безпека та інформаційні технології. за заг. ред. В.С. Пономаренка (пропозиції щодо застосування сучасних супутникових технологій для топогеодезичного забезпечення безпілотних літальних апаратів) – Х.: ТОВ “ДІСА ПЛЮС”, 2019. – 322 с.

Список публікацій, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

1. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Карлов Д.В., Рондін Ю.П. Збільшення об'єму передачі інформації в системі супутникового космічного лазерного зв'язку. Науково-практична конференція. Присвячена 60-ій річниці запуску першого штучного супутника Землі. Аерокосмічні технології в Україні: проблеми та перспективи. 4 жовтня 2017 року. – К.: НЦУВКЗ – С. 69.
2. Пустоваров В.В. Обґрунтування пропозицій щодо застосування сучасних супутникових технологій для топогеодезичного забезпечення безпілотних літальних апаратів. XI Міжнародна науково-практична конференція. Інформаційна безпека та інформаційні технології. 24 – 25 квітня 2019 року. – Х.: ХНЕУ імені Семена Кузнеця, 2019. – С. 41.
3. Пустоваров В.В. Метод управління траєкторією руху літального апарату за алгоритмом визначення перевантажень. IX міжнародна науково-технічна конференція. Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління. 11-12 квітня 2019 року. – Баку – Харків – Жилка. – 2019. – С. 25.
4. Пустоваров В.В., Міжнародна науково-технічна конференція. Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ. 16-17 травня 2019 р. – Львів: НАСВ, 2019. – С. 86 – 87.
5. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Борисенко М.В. Особливості контролю за частотним розподіленням радіосигналів при навігаційному забезпеченні польотів/ Міжнародна науково-практична конференція. Спільні дії військових формувань і правоохоронних органів держави: проблеми та перспективи. 12–13 вересня 2019 року. – Одеса: Військова академія, 2019. – С. 103.
6. Пустоваров В.В. Обґрунтування пропозицій щодо застосування сучасних супутникових технологій для топогеодезичного забезпечення безпілотних літальних апаратів. 19 науково-технічна конференція. Створення та модернізація ОВТ в сучасних умовах. 04 – 06 вересня 2019 року. – Чернігів: ДНВЦ, 2019. – С. 45.

7. Пустоваров В.В., Борисенко М.В. Удосконалення навігаційного забезпечення безпілотних літальних апаратів. X Міжнародна науково-технічна конференція. Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління. 10-11 квітня 2020 року. – Баку – Харків – Жилка. – 2020. – Т. 1. – С. – 41.

8. Пустоваров В.В. Вимоги до систем контролю поточних навігаційних параметрів польоту літальних апаратів. XXVIII Міжнародна науково-практична конференція MicroCAD-2020. Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я. 13-15 травня 2020 р. – С. 208.

9. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Лисиця А.О. Метод формалізації знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Міжнародна науково-практична конференція. Спільні дії військових формувань і правоохоронних органів держави: проблеми та перспективи. 10–11 вересня 2020 року. – Одеса: Військова академія, 2020. – С. 64.

10. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Лисиця А.О., Єрмоленко О.В. Інформаційна технологія розробки бази знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням нейромереж та нечіткої логіки. XX науково-технічна конференція. Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах. 03 – 04 вересня 2020 року. – Чернігів, ДНДІВCOBT, 2020. – С. 121-122.

11. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Рябуха Ю.М, Крук Б.М., Закіров В.В., Третяк Д.В. Розробка пропозицій щодо формування бази знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках. Міжнародна наукова конференція. Трансформація суспільних наук: соціально-економічний, лінгвістичний, політичний та ІТ-виміри. 11 вересня 2020 року. – Дніпро, 2020. – С. 40 – 45.

12. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Альошин Г.В., Пустоваров В.В., Никорчук А.І., Споришев К.О., Третяк В.Ф. Підвищення точності сегментації

міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Do desenvolvimento mundial como resultado de realizações em ciência e investigação científica: Coleção de trabalhos científicos «ΛΟΓΟΣ» com materiais da conferência científico prática internacional (Vol. 2), 9 de outubro de 2020. Lisboa, Portugal: Plataforma Científica Europeia. PP.40-45 ISBN 978-972-575-157-2 («Contexto», Portugal) DOI 10.36074/09.10.2020.v2.

## ANNOTATION

PUSTOVAROV V.V. Information technology for the development of the system and the reception of the decision about the development of the weekends in space and aerial photography. - Kvalifikatsiyna naukova pratsya as a manuscript.

The thesis for the degree of Candidate of Science (PhD) in specialty 05.13.06 «Information Technology». – Cherkasy State Technological University, Cherkasy, 2021.

The dissertation is aimed at solving the urgent scientific problem of building an information technology for the development of a decision support system for recognizing buildings on space and aerial photographs to increase the efficiency of automated monitoring of the urban environment.

The model of the hypotonic neural network for segmentation of objects on digital images has been improved, in which, in contrast to the known ones, a pretrained neural network with a deeper architecture is used as a neural network narrowing block for the feature extraction subnetwork, and a modified Wang neural network is used as a classifier. Mendel, which implements operations on interval fuzzy sets of the second type. The proposed fuzzy sortic non-rheumatic model makes it possible to ensure greater accuracy of segmentation of certain objects in digital images.

The method of formalizing knowledge about the semantic segmentation of buildings on space and aerial photographs was further developed, in which, in contrast to the known ones, the developed formalization apparatus is built on the basis of the use of an improved Sortkov neural network model for object segmentation and a modified method of teaching transmission using several bottlenecks (intermediate links between the narrowing and expanding blocks of the improved sortic neural network model). The proposed method provides for the formalization of knowledge about the semantic segmentation of buildings and



allows to improve the quality and reduce the training time of the fuzzy short-term neural network model.

For the first time, an information technology has been built for the development of a decision support system for recognizing buildings on space and aerial photographs during automated monitoring of the urban environment, which, based on functional modeling, formally represents the process of developing a decision support system using a fuzzy hortic neural network model. The use of the constructed information technology allows for the unification and standardization of the process of developing a decision support system of the appropriate class.

The reliability of the scientific results obtained is confirmed by the correct use of the mathematical apparatus, substantiated theoretical statements, as well as the convergence of theoretical results with the results of experimental studies performed.

The scientific results of research is a contribution to the development of theoretical and applied foundations of building information technologies for the development and implementation of databases and data warehouses, knowledge bases and computer decision support systems in automated systems and networks, in part concerning the creation of knowledge bases on the recognition of "objects on digital space and aerial photographs.

Promising ways for further research in this direction can be a wide range of issues on the development of new and improvement of existing methods of formalizing other classes of tasks for monitoring the urban environment.

Key words: information technology, knowledge base, design, segmentation, monitoring, budding, digital sign, neural framing, many things, non-logical system.

List of publications in which published basic scientific results:

1. Pustovarov V. Formal representation of the pixel-by-pixel classification process using a modified wang-mendel neural network / O. Kolomiitsev, V. Pustovarov // No 3 (13) (2020): Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries / Engineering & industrial technolog, - pp. 122-128.

2. Pustovarov V.V. Propositions for improving the accuracy of the segmentation of the city's buddies on digital space and aerial photography during the automated monitoring of the city's middle / O.V. Kolomytsev, V.V. Pustovarov // Modern Information Technologies in the Sphere of Security and Defense No. 3 (39) / 2020. - pp. 81-90.

3. Pustovarov V. Construction of information technology for development of knowledge base on identification of urban structures on digital space and aerial photographs in the urban environment monitoring / Advanced Information Systems. 2020. Vol. 4, No. 3, 70-73. doi: 10.20998 / 2522-9052.2020.3.08.

4. Pustovarov V.V. The architecture of unclear gortex neural framing for the segmentation of the city's buds on digital space and aerophotography with the automated monitoring of the city's middle / Polish journal of science. No. 35, 2021, - pp. 20-24.

5. The current camp of scientific advances in IT-technologies, electrical engineering, engineering, nanotechnology and transport. (Information technology for the development of the base knowledge about the development of the city's buds on digital space and aerophotography during the automated monitoring of the city's middle) Vinnytsya, 2020. DOI: <https://doi.org/10.36074/csriteenatv.ed-1.04> ISBN: 978-617-7171-76-7.

6. Information security and information technology. for zag. ed. V.S. Ponomarenka (propositions for the storage of modern companion technologies for topogeodesic maintenance of non-portable literal devices) - Kh .: TOV "DISA PLUS", 2019. - 322 p.

List of publications confirming the approbation of materials thesis:

1. Pustovarov V.V., Kolomytsev O.V., Karlov D.V., Rondin Yu.P. Improved information transmission in the satellite satellite laser communication system. Scientific and practical conference. Dedicated to the 60th Richnitsa to the launch of the first piece companion of the Earth. Aerospace technologies in Ukraine: problems and prospects. 4 October 2017 rock. - K .: NTsUVKZ - S. 69.

2. Pustovarov V.V. Obruntuvannya propozitii shodo zasosuvannya uchastnyh companion technologies for topogeodesic provision of safe lithal devices XI International Scientific and Practical Conference. Information security and information technology. 24 - 25 April 2019 rock. - Kh .: KhNEU imeni Semen Kuznetsya, 2019 .-- P. 41.

3. Pustovarov V.V. The method of controlling the trajectory of the literal apparatus is based on the algorithm for the designation of re-entanglement. IX International Science and Technology Conference. Suchasni direct development of information and communication technologies and management. 11-12 April 2019 rock. - Baku - Kharkiv - Zhilka. - 2019 .-- P. 25.

4. Pustovarov VV, International Science and Technology Conference. Prospects for the development of the revitalization and development of technology Landscapes. 16-17 May 2019 p. - Lviv: NASV, 2019 .-- P. 86 - 87.

5. Pustovarov V.V., Kolomyitsev O.V., Borisenko M.V. Particularities of control over frequency distribution of radio signals in case of navigational safety / International scientific and practical conference. Spilny diyi viyskovykh formvan i law-enforcement agencies of the state: problems and prospects. 12-13 spring 2019 rock. - Odessa: Viyskova Academy, 2019 .-- P. 103.

6. Pustovarov V.V. Obruntuvannya propozitii shodo zasosuvannya uchastnyh companion technologies for topogeodesic provision of safe lithal devices. 19 science and technology conferences. The development and modernization of OVT in the current minds. 04 - 06 spring 2019 rock. - Chernigiv: DNVTs, 2019 .-- P. 45.

7. Pustovarov V.V., Borisenko M.V. Adequate navigational safety of non-portable literal devices. X International Science and Technology Conference. Suchasni direct development of information and communication technologies and management. April 10-11, 2020 rock. - Baku - Kharkiv - Zhilka. - 2020 .-- T. 1. - S. - 41.

8. Pustovarov V.V. Vimogi to systems for controlling current navigation parameters for the use of lithal devices. XXVIII International Scientific and

Practical Conference MicroCAD-2020. Information technology: science, technology, technology, education, health. 13-15 May 2020 p. - S. 208.

9. Pustovarov V.V., Kolomyitsev O.V., Lisitsya A.O. The method of formalization of knowledge about the development of the city's buddies on digital space and aerophotography during the automated monitoring of the city's middle. International Scientific and Practical Conference. Spilny diyi viyskovykh formvan i law-enforcement agencies of the state: problems and prospects. 10-11 spring 2020 rock. - Odessa: Viykova Academy, 2020 .-- P. 64.

10. Pustovarov V.V., Kolomyitsev O.V., Lisitsya A.O., Ermolenko O.V. Information technology for the development of the basis of knowledge about the development of the city's buds on digital space and aerophotography during the automated monitoring of the city center from the victorious neuromechanics and unclear logic. XX scientific and technical conference. The development of modernization and modernization of technology in the crazy minds. 03 - 04 spring 2020 rock. - Chernigiv, DNDIVSOVT, 2020 .-- S. 121-122.

11. Pustovarov V.V., Kolomyitsev O.V., Ryabukha Yu.M., Kruk B.M., Zakirov V.V., Tretyak D.V. The development of proposals for the formation of the basis of knowledge about the development of mini-buds on digital space and aerial photography. International Science Conference. Transformation of suspended sciences: social-economic, linguistic, political and IT-vimiri. 11 spring 2020 rock. - Dnipro, 2020 .-- S. 40 - 45.

12. Pustovarov V.V., Kolomyitsev O.V., Aloschin G.V., Pustovarov V.V., Nikorchuk A.I., Sporishv K.O., Tretyak V.F. Adjustment of the accuracy of segmentation of the city's buddies on digital space and aerophotographic data during the automated monitoring of the city's middle. Do desenvolvimento mundial como resultado de realizações em ciência e investigação científica: Coleção de trabalhos científicos "ΛΟΓΟΣ" com materiais da conferência científico prática internacional (Vol. 2), 9 de outubro científica (Vol. 2), 9 de outubro PP.40-45 ISBN 978-972-575-157-2 ("Contexto", Portugal) DOI 10.36074 / 09.10.2020.v2.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	17
ВСТУП.....	18
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СТАНУ ТА НАПРЯМКІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ РОЗПІЗНАВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ЦИФРОВИХ КОСМІЧНИХ ТА АЕРОФОТОЗНІМКАХ ПРИ АВТОМАТИЗОВАНОМУ МОНІТОРИНГУ МІСЬКОГО СЕРЕДОВИЩА .....	26
1.1 Аналіз особливостей розробки систем підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища .....	26
1.2 Аналіз змісту та стану автоматизації задач сегментації цифрових космічних та аерофотознімків.....	29
1.3 Аналіз основних підходів до сегментації цифрових зображень .....	33
1.4 Аналіз підходів до сегментації цифрових зображень на основі глибоких нейронних мереж .....	39
Висновки до першого розділу.....	49
РОЗДІЛ 2 ОБҐРУНТУВАННЯ ВИБОРУ НАПРЯМКУ ДОСЛІДЖЕННЯ. ПОСТАНОВКА ЗАВДАНЬ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	50
2.1 Основні напрями вдосконалення процесу розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Постановка завдань дослідження.....	50
2.2 Постановка задачі з розробки апарату формалізації знань про розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках. Обґрунтування вибору моделі представлення знань.....	53
Висновки по другому розділу.....	56

РОЗДІЛ 3 УДОСКОНАЛЕННЯ МОДЕЛІ ТА МЕТОДУ ФОРМАЛІЗАЦІЇ ЗНАНЬ ЩОДО СЕМАНТИЧНОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ КОСМІЧНИХ ТА АЕРОФОТОЗНІМКІВ МІСЬКИХ ТЕРИТОРІЙ .....	58
3.1 Розробка структури методу формалізації знань щодо семантичної сегментації космічних та аерофотознімків міських територій на основі використання удосконаленої нейромережевої моделі.....	58
3.2 Удосконалення топології нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках на основі згорткових нейронних мереж.....	61
3.2.1 Формальне представлення процесу вилучення ознак об'єктів сегментації з використанням підмережі вилучення ознак на основі модифікованої ЗНМ Insertion-v3.....	63
3.2.2 Формальне представлення процесу класифікації об'єкту з використанням модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя .....	74
3.2.3 Розробка узагальненої топології нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках у вигляді суперпозиції функцій.....	85
3.3 Метод навчання дискретизатора та класифікатора моделі Fuzzy UI, реалізованого на основі згорткових і нечітких нейронних мереж.....	89
3.4 Розробка процедури виявлення змін на різночасних космічних і аерофотознімках за результатами автоматичної сегментації міських будівель на місцевості.....	94
Висновки по третьому розділу.....	97
РОЗДІЛ 4 ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ РОЗРОБКИ СППР ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ЦИФРОВИХ КОСМІЧНИХ ТА АЕРОФОТОЗНІМКАХ ПРИ АВТОМАТИЗОВАНОМУ МОНІТОРИНГУ МІСЬКОГО СЕРЕДОВИЩА.....	99
4.1 Побудова структури інформаційної технології розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища.....	99

4.2 Функціональна модель процесу розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища.....	102
4.3 Методика формування платформи моделювання глибокого навчання для розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках.....	118
Висновки по четвертому розділу.....	120
РОЗДІЛ 5 ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ РОЗРОБКИ СППР ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ЦИФРОВИХ КОСМІЧНИХ ТА АЕРОФОТОЗНІМКАХ ПРИ АВТОМАТИЗОВАНОМУ МОНІТОРИНГУ МІСЬКОГО СЕРЕДОВИЩА .....	122
5.1 Порівняльна оцінка можливостей технології розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища.....	122
5.2 Оцінка ефективності розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням розробленої СППР.....	125
Висновки по п'ятому розділу.....	130
ВИСНОВКИ.....	132
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	135
Додаток А. Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію результатів дисертації.....	151
Додаток Б. Довідкова інформація щодо формалізації знань на цифрових аерофотознімках (топологія модифікованого U-Net).....	155
Додаток В. Акти про провадження результатів дисертаційної роботи.....	156

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АСУ	– автоматизована система управління
БЗ	– база знань
БП	– база правил
ЗНМ	– згортова нейронна мережа
ІНМТ2	– інтервальна нечітка множина типу 2
КЗА	– комплекс засобів автоматизації
ЛЗ	– лінгвістична змінна
НДР	– науково-дослідна робота
НЛС	– нечітка логічна система
НЛС ІТ2	– нечітка логічна система на основі нечітких інтервальних множин типу 2
НМ	– нейронна мережа
НМТ1	– нечітка множина типу 1
НМТ2	– нечітка множина типу 2
НЗ	– нечітка змінна
СМЗ	– спеціальне математичне забезпечення
СППР	– система підтримки прийняття рішень
ТНІ	– трапецієподібний нечіткий інтервал
ТНЧ	– трикутне нечітке число



## ВСТУП

**Обґрунтування вибору теми дослідження.** Особливістю розвитку сучасної інфраструктури держави є швидке зростання міст. Зростання міських територій потребує удосконалення систем управління. Для здійснення ефективного управління сучасним містом необхідно своєчасне отримання даних про зміни міських територій, що забезпечується веденням відповідного моніторингу. Однією з основних вимог, що пред'являється до такого моніторингу, є точність отриманих результатів.

При цьому, найбільш важливим, при веденні моніторингу, є виявлення змін міського середовища і аналіз причин їх виникнення. Найпоширенішими змінами міського середовища, що можуть контролюватися, є знесення і зведення будівель, виявлення незаконного будівництва, зміни площі зелених насаджень, будівництво або розширення доріг і т.д. [1-4].

Ефективним підходом до підвищення точності результатів моніторингу міського середовища є підхід, що заснований на розробці знання орієнтованих систем підтримки прийняття рішень (СППР) для розпізнавання міських об'єктів на цифрових космічних та аерофотознімках з визначенням наявності їх змін.

Основним елементом знання орієнтованих СППР подібного класу є база знань (БЗ) – сукупність правил, фактів, механізмів виведення, реалізованих на основі використання знання-орієнтованих моделей, наприклад, глибоких нейромережових або гібридних (нечітких нейромережових) моделей. Розробка БЗ є одним з найбільш трудомістких етапів при створенні знання орієнтованих СППР.

В свою чергу, одним з найбільш складних етапів розробки БЗ є етап формального представлення знань про процеси, що автоматизуються. Але, при цьому, питання комплексного підходу до розробки СППР і зокрема БЗ на промисловому рівні для розпізнавання будівель на цифрових космічних та

аерофотознімках з використанням глибоких нейронних мереж (ГНМ) і гібридних (нечітких нейромережових) моделей є недостатньо дослідженими.

Традиційно, в основі базової технології створення знання орієнтованих СППР, використовуються класичні технології розробки інтелектуальних систем. При цьому, у якості основного підходу використовується метод прототипування, який заснований на виконанні певної послідовності етапів розробки СППР з проміжним поданням, уточненням і формуванням відповідного прототипу. У той же час, для етапів класичних технологій створення інтелектуальних систем характерно досить умовне, не формалізоване визначення меж виконання цих етапів і переходів між ними.

Все це значно ускладнює забезпечення технологічності створення СППР для моніторингу міського середовища з промислової точки зору, не дозволяє мінімізувати необхідний обсяг робіт з її створення, ускладнює процес управління веденням розробки і т.д.

Безпосередньо, за темою автоматичного (автоматизованого) розпізнавання об'єктів, на даний час існує значна кількість досліджень. Наприклад, цим питанням були присвячені дослідження, що проводилися під керівництвом таких відомих вчених, як Горелік А.М. Ротштейн АП., Герасімов Б.М. та ін. Однак, розроблені у межах цих досліджень підходи або не дозволяють у повному обсязі врахувати усі фактори, що впливають на процес формалізації знань про розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках, або – ґрунтуються на математичному апараті без урахування сучасних тенденцій у відповідній галузі науки.

Таким чином, в предметній області має місце протиріччя, що полягає, з одного боку, у необхідності розробки знання орієнтованих систем підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках з використанням глибоких нейронних мереж і нечіткої логіки, з іншого боку, – у обмежених можливостях існуючих технологій розробки подібного класу систем.

Для розв'язання вказаного протиріччя в дисертаційній роботі

сформульоване і вирішене актуальне наукове завдання побудови інформаційної технології розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках для підвищення ефективності автоматизованого моніторингу міського середовища.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.** Базовими для проведення дисертаційних досліджень є науково-дослідні роботи (НДР): шифр “Тор-1” номер ДР 0101U000615, яка виконувалась у Харківському університеті Повітряних Сил імені Івана Кожедуба та в якій наукові результати дисертаційної роботи використані частково, а також – шифр “Повітря” номер № ДР 0101U000835, яка виконувалась у Центрі контролю космічного простору України та в якій наукові результати дисертаційної роботи використані частково.

**Мета і завдання дослідження.** Метою дослідження є підвищення ефективності системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках з використанням методів сегментації та виявлення змін на різночасних цифрових знімках.

Для досягнення поставленої мети в роботі були вирішені наступні часткові завдання:

1) аналіз стану та напрямків автоматизації процесів розпізнавання об'єктів на цифрових космічних та аерофотознімках при моніторингу міського середовища;

2) обґрунтування вибору напрямку дослідження та визначення основних підходів щодо удосконалення процесу автоматизованого моніторингу міського середовища, постановка завдання на дослідження;

3) удосконалення апарату формалізації знань про розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках на основі використання знання-орієнтованих методів і моделей;

4) побудова інформаційної технології розробки СППР для розпізнавання будівель на аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища;

5) моделювання та оцінка ефективності розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням розробленої СППР.

*Об'єкт дослідження:* процеси розробки систем підтримки прийняття рішень.

*Предмет дослідження:* інформаційна технологія розробки системи підтримки прийняття рішень, моделі і методи для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках.

**Методи дослідження** ґрунтуються на застосуванні:

системного аналізу – для пошуку проблемних питань щодо розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках;

моделювання – для формування моделей розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках;

теорії машинного навчання та нечіткої логіки – для удосконалення моделі згорткової нейронної мережі для сегментації об'єктів на цифрових знімках;

теорію прийняття рішень – для формування раціональних управлінських рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках у СППР;

моделі і методи штучного інтелекту – для обґрунтування структури СППР про розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках;

методи об'єктно-орієнтованого проектування та структурного синтезу інформаційних систем – для проектування відповідної інформаційної технології у складі СППР.

У розвиток теорії і практики розпізнавання образів, у тому числі з використанням нейромережових моделей і методів глибокого навчання, внесли вклад насупні вчені: Я. Лекун, А. Крижевський і Дж.Е. Хінтон, П. Віола і М.Дж. Джонс, Р. Гонсалес і Р. Вудс, Р.О. Дуда і П.Е. Харт, В.Н. Вапник і А.Я. Червоненкис, А.Л. Горелик та ін.

В ході дисертаційного дослідження автор опирався на фундаментальні

роботи в області дослідження алгоритмів і методів теорії нечітких множин наступних відомих вчених: О.М. Аверкіна, А.Е. Алтуніна, К. Асаї, Р. Беллмана, Л.С. Бернштейна, А.Н. Борисова, В.В. Борисова, Л.А. Заде, Д.А. Поспелова, Р. Ягера, А.П. Ротштейна та ін. Питання реалізації алгоритмів нечіткого виведення розглядаються у наступних роботах: Е. Мамдані, М. Сугено і Т. Такагі та ін. [5 -14, 16 -32, 35, 36, 38 – 51, 73, 70].

**Наукова новизна отриманих результатів** дисертаційної роботи полягає в наступному:

1. Удосконалено модель згорткової нейронної мережі для сегментації об'єктів на цифрових знімках, у якої, на відміну від відомих, в якості нейромережевого звужуючого блоку для підмережі вилучення ознак використовується попередньо навчена згорткова нейронна мережа з більш глибокою архітектурою, а в якості класифікатора використовується модифікована нейронна мережа Ванга-Менделя, яка реалізує операції над інтервальними нечіткими множинами другого типу, що дозволяє забезпечити більшу точність сегментації визначених об'єктів на цифрових знімках.

2. Дістав подальший розвиток метод формалізації знань щодо семантичної сегментації будівель на космічних та аерофотознімках, у якому, на відміну від відомих, розроблений апарат формалізації побудований на основі використання вдосконаленої згорткової нейромережевої моделі для сегментації об'єктів та модифікованої методики передачі навчання з використанням декількох вузьких місць (проміжних зв'язків між звужуючим та розширюючим блоками вдосконаленої згорткової нейромережевої моделі), що дозволяє підвищити якість та зменшити час навчання нечіткої згорткової нейромережевої моделі.

3. Вперше побудовано інформаційну технологію розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища, яка на основі функціонального моделювання формально представляє процес розробки системи підтримки прийняття рішень з використанням нечіткої

згорткової нейромережевої моделі, що дозволяє забезпечити уніфікацію та стандартизацію процесу розробки системи підтримки прийняття рішень відповідного класу.

**Практичне значення отриманих результатів** визначається можливістю їх використання при розробці перспективних систем автоматизованого моніторингу міського середовища та підтверджується актами впровадження наукових результатів: у навчальному процесі і науково-дослідних роботах, а також при виконанні міжнародних проектів, які виконувалися і визначається можливістю їх використання при розробці перспективних систем автоматизованого моніторингу міського середовища.

Застосування розробленої СППР дозволяє отримати вираш в точності сегментації будівель на цифрових космічних та аерофотознімках до 3 %.

Основні результати роботи реалізовані: в роботах ДП «ЗАО НДІРВ» на замовлення Національного агентства України; в роботах ПрАТ «НВП Сатурн» (акт впровадження вих. № 01-2/0036 від 20.01.21); в роботах НВП ХАРТРОН АРКОС ЛТД; в навчальному процесі кафедри «Обчислювальна техніка та програмування» (акт впровадження від 12.03.21).

**Особистий внесок здобувача.** Нові наукові результати дисертації отримані автором самостійно. У роботах, опублікованих у співавторстві, автором: [1] – проаналізовано можливість використання нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя для попиксельної класифікації визначених об'єктів та розроблено архітектуру модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя у якості класифікатора для сегментації будівель на космічних та аерофотознімках; [2] – розроблено пропозиції щодо реалізації класифікатора автокодувальника з використанням модифікованої нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя на основі ІНМТ2 для попиксельної класифікації визначених об'єктів та створення узагальненої нейромережевої моделі для сегментації міських будов. Роботи [3, 4] виконані без співавторів.

**Апробация результатів дисертації.** Основні положення та

результати виконаних у дисертації досліджень доповідались і обговорювались на 12 міжнародних, всеукраїнських, відомчих науково-технічних і науково-практичних конференціях [56-69]: науково-практичній конференції Присвячена 60-ій річниці запуску першого штучного супутника Землі “Аерокосмічні технології в Україні: проблеми та перспективи” 4 жовтня 2017 року, м. Київ; XI Міжнародній науково-практичній конференції “Інформаційна безпека та інформаційні технології” 24 – 25 квітня 2019 року, м. Харків; IX Міжнародній науково-технічній конференції “Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління” 11-12 квітня 2019 року, м. Баку – м. Харків – м. Жилка; Міжнародній науково-технічній конференції. Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ. 16-17 травня 2019 року, м. Львів; Міжнародній науково-практичній конференції “Спільні дії військових формувань і правоохоронних органів держави: проблеми та перспективи” 12-13 вересня 2019 року, м. Одеса; 19 науково-технічній конференції “Створення та модернізація ОВТ в сучасних умовах” 04-06 вересня 2019 року, м. Чернігів; X Міжнародній науково-технічній конференції “Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління” 10-11 квітня 2020 року, м. Баку – м. Харків – м. Жилка; XXVIII Міжнародній науково-практичній конференції MicroCAD-2020 “Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров’я” 13-15 травня 2020 року, м. Харків; Міжнародній науково-практичній конференції “Спільні дії військових формувань і правоохоронних органів держави: проблеми та перспективи” 10-11 вересня 2020 року, м. Одеса; XX науково-технічній конференції “Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах” 03-04 вересня 2020 року, м. Чернігів; Міжнародній науковій конференції “Трансформація суспільних наук: соціально-економічний, лінгвістичний, політичний та IT-виміри” 11 вересня 2020 року, м. Дніпро; Do desenvolvimento mundial como resultado de realizações em ciência e investigação científica: Coleção de trabalhos científicos

“ΛΟΓΟΣ” com materiais da conferência científico prática internacional, 9 de outubro de 2020. Lisboa, Portugal: Plataforma Científica Europeia.

**Публікації.** Основні наукові положення і рекомендації дисертаційного дослідження відображені у повному обсязі у 4 статтях, написаних здобувачем самостійно і у співавторстві, 2 монографіях та 12 тезах доповідей на конференціях. Усі статті опубліковані у журналах та збірниках наукових праць, що входять до переліку наукових фахових видань, дозволених для публікації отриманих при виконанні роботи результатів досліджень по технічних науках. Серед них 1 стаття міжнародна.

**Структура та обсяг дисертації.** Дисертаційна робота складається з анотації, вступу, 5 розділів, висновків, списку використаних джерел та 3 додатків. Повний обсяг дисертації складає 162 сторінки, у тому числі 12 сторінок анотації; 132 сторінки основного тексту; 1 рисунок на 1 окремій сторінки та 22 рисунка, 3 таблиці по тексту; список використаних джерел з 150 найменувань на 16 сторінках; 3 додатки на 12 сторінках.



## РОЗДІЛ 1

### АНАЛІЗ СТАНУ ТА НАПРЯМКІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ РОЗПІЗНАВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ЦИФРОВИХ КОСМІЧНИХ ТА АЕРОФОТОЗНІМКАХ ПРИ АВТОМАТИЗОВАНОМУ МОНІТОРИНГУ МІСЬКОГО СЕРЕДОВИЩА

1.1 Аналіз особливостей розробки систем підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища

Ефективним підходом до підвищення достовірності результатів моніторингу міського середовища є підхід, що заснований на розробці автоматизованої системи розпізнавання міських об'єктів на цифрових космічних та аерофотознімках з визначенням наявності їх змін як інтелектуальної автоматизованої системи [1-4].

На даний час, все більша увага приділяється розробці знання-орієнтованих підходів до багатокритеріального аналізу складних систем на основі нових інтелектуальних інформаційних технологій [5, 7, 9, 18]. Найбільш важливу роль в новій інтелектуальній інформаційній технології відіграють знання про предметну область для конкретної задачі.

Під інтелектуальною інформаційною технологією розуміються прийоми, способи і методи виконання функцій збору, зберігання, обробки, передачі і використання знань [82]. Основним елементом інтелектуальних автоматизованих систем, які розробляються з використання інтелектуальної інформаційної технології, є СППР та її БЗ, що представляє собою сукупність правил, фактів, механізмів виведення та програмних засобів [82].

Безпосередньо розробка СППР є складним процесом, який має багатокритеріальний, ітераційний, розгалужений характер. Традиційні технології розробки СППР розглядають цей процес, як поетапний з використанням моделі швидкого прототипування. Вважається, що вже на початкових етапах необхідно мати первинне уявлення про майбутню СППР.

Прототип СППР – це усічена версія СППР, що призначена для демонстрації життєздатності і можливостей вибраного підходу, а також для перевірки і оцінки правильності формалізації, реалізації і використання закладених знань про вирішувану задачу. Класичними є наступні етапи розробки СППР з використанням моделі швидкого прототипування [27] (рис. 1.1):

1) етап ідентифікації, на якому уточнюються цілі і завдання, планується хід розробки СППР, визначаються склад розробників, джерела знань і т. д.;

2) етап отримання знань, на якому здійснюється перенесення знань від джерел знань до інженера зі знань (когнітолога);

3) етап концептуалізації (структуризації) знань, на якому виявляється структура отриманих знань про предметну область;

4) етап формалізації знань, на якому будується формалізоване уявлення концепцій про предметну область на основі вибраної (або розробленої) моделі представлення знань. З одного боку, даний етап традиційно вважається найбільш складним в процесі розробки СППР. З іншого боку, саме на етапі формалізації повинні бути всебічно враховані усі знання про предметну область для конкретної задачі. Це, в свою чергу, впливає на особливості застосування (удосконалення) існуючого або розробленого нового апарату формалізації знань;

5) етап реалізації, на якому створюється прототип СППР на основі вибраних або розроблених програмно-технічних засобів;

6) етап тестування результатів реалізації, на якому перевіряється і оцінюється робота СППР відповідно до реальних запитів користувачів.

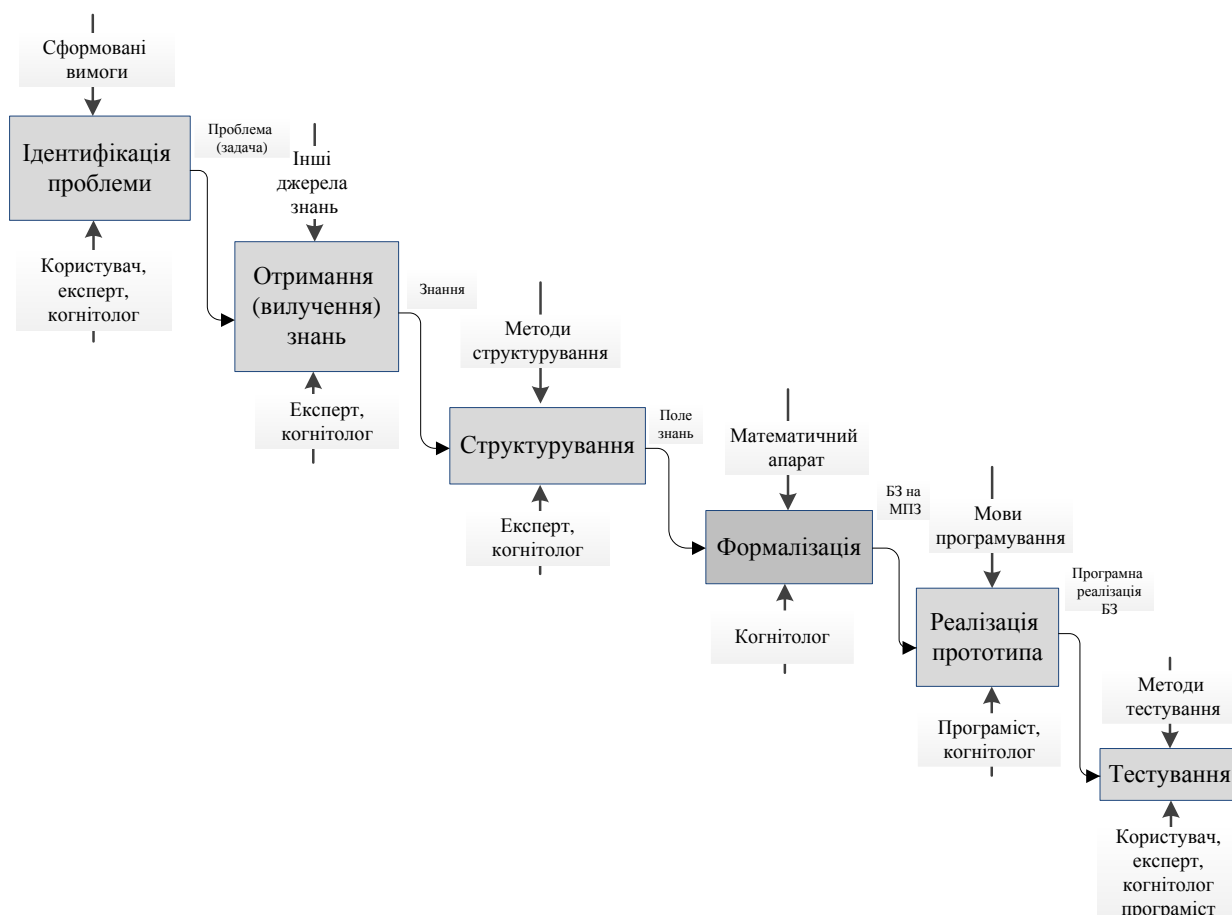


Рисунок 1.1 – Основні етапи розробки СППР на основі моделі швидкого прототипування

Разом з цим, моделі швидкого прототипування притаманні наступні недоліки, які не дозволяють використовувати її при розробці СППР для автоматизованого розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища:

- по-перше, відсутня можливість врахування загальних підходів і відмінностей в поданні (формалізації) знань для вирішення задач автоматизованому моніторингу міського середовища;

- по-друге, має місце достатньо умовне поділення даного процесу на нечітко сформульовані етапи, не враховуються єдині принципи представлення процесу розробки БЗ як інтелектуальної системи, системи розпізнавання і програмної системи, не забезпечується наскрізне представлення результатів розробки СППР в єдиному електронному форматі,

не визначені підходи до застосування засобів автоматизації процесу розробки СППР на різних етапах використання моделі прототипування. Це, в свою чергу, впливає на те, що процес розробки СППР залишається трудомістким та тривалим.

При цьому, одним з основних етапів розпізнавання об'єктів на цифрових космічних та аерофотознімках є сегментація, яка полягає у поділі зображення на області, що не перехрещуються, з урахуванням тих чи інших характеристик. За темою розпізнавання (сегментації) об'єктів на даний час існує значна кількість досліджень. Цим питанням були присвячені дослідження, що проводилися під керівництвом таких відомих вчених, як Горелік А.М. Ротштейн А.П., Герасімов Б.М. та ін. Однак, розроблені в рамках цих досліджень підходи або не дозволяють у повному обсязі врахувати усі фактори, які впливають на процес формалізації знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках, або – ґрунтуються на математичному апараті без врахування сучасних тенденцій у відповідній галузі науки та ін. [5, 6, 35, 83, 84].

Таким чином, виникає необхідність дослідження та побудови інформаційної технології розробки СППР для розпізнавання (сегментації) будівель на цифрових космічних та аерофотознімках, яка забезпечить адекватні засоби формалізації відповідних знань з врахуванням специфіки автоматизованого моніторингу міського середовища, а також дозволить зменшити трудомісткість та скоротити терміни розробки СППР.

## 1.2 Аналіз змісту та стану автоматизації задач сегментації цифрових космічних та аерофотознімків

Важливою вимогою, що пред'являється до автоматизованого моніторингу міського середовища, є ефективність результатів обробки (дешифрування) цифрових космічних та аерофотознімків. Ефективність

результатів дешифрування – це істинність відомостей, що видаються оператором-дешифрувальником, правильність відображення суті об'єкту і обстановки, що склалася на місцевості, точність кількісних і якісних характеристик окремих елементів і об'єкту у цілому. Традиційні етапи обробки цифрових зображень та рівні локалізації об'єктів на етапі розпізнавання приведені на рис. 1.2 [83-88].

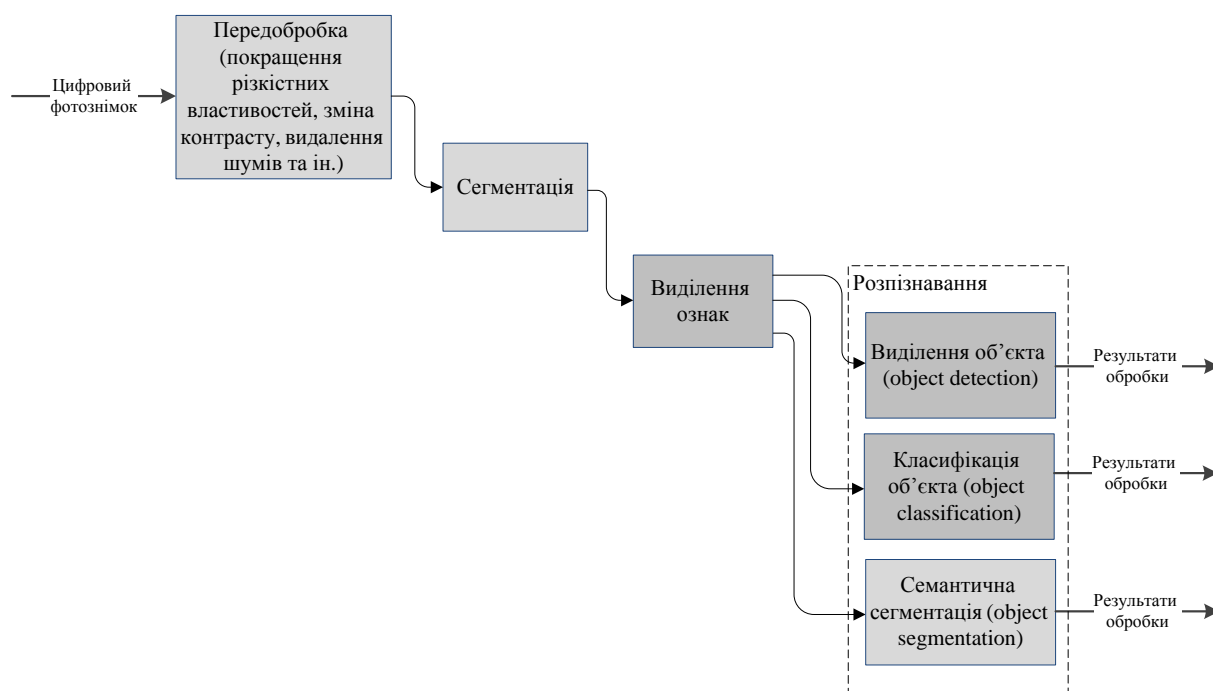


Рисунок 1.2 - Традиційні етапи обробки цифрових зображень та рівні локалізації об'єктів на етапі розпізнавання

На ефективність розпізнавання цифрових зображень впливають численні чинники, які можуть бути об'єднані в такі групи, як інформативність зображення, рівень знань і навичок оператора-дешифрувальника, умови і тривалість роботи, наявність і використання технічних засобів, зокрема засобів автоматизації. При цьому, ефективність розпізнавання характеризується наступними показниками [112, 116]:

1) точність розпізнавання:

$$Prec = \frac{Pos^{true}}{Pos^{true} + Pos^{false}} 100\% , \quad (1.1)$$

де  $Pos^{true}$  – истино-позитивне рішення;

$Pos^{false}$  - помилково-позитивне рішення;

2) повнота розпізнавання:

$$Rec = \frac{Pos^{true}}{Pos^{true} + Neg^{false}} 100\% , \quad (1.2)$$

де  $Neg^{false}$  – помилково-негативне рішення.

Точність системи у межах класу – це частка об’єктів розпізнавання, що дійсно належать даному класу щодо всіх об’єктів, які система віднесла до даного класу. Повнота системи – це частка знайдених класифікатором об’єктів розпізнавання, що належать до класу, щодо всіх документів об’єктів класу в тестовій вибірці. У подальшому, метрики точності та повноти використовуються як самі по собі, так і у якості базису для похідних метрик, таких як F-міра та R-Precision.

Протягом декількох десятиліть розвиваються і удосконалюються програмні комплекси, орієнтовані на обробку цифрових космічних та аерофотознімків. Серед них відзначається система, що реалізована за модульним принципом, ENVI [150]. У функції останньої версії програмного пакету ENVI входять, у тому числі, обробка і глибокий аналіз мульти і гіперспектральних знімків, корекція геометричних, радіометричних і атмосферних спотворень, створення високоточних цифрових моделей рельєфу і місцевості, підтримка просторових растрових і векторних форматів, інтерактивне поліпшення зображень, інтерактивне дешифрування і класифікація, специфікація області обробки, аналіз знімків у радіодіапазоні

та ін. Програмний комплекс може виконувати функції попередньої обробки вхідних даних, відображення, фільтрації, спектрального аналізу, аналізу рельєфу, корекції зображення, класифікації, побудови тривимірних моделей, побудови топографічних карт з координатної прив'язкою.

Прикладом успішного застосування даного продукту служить приклад [150], де використовується високопродуктивний алгоритм для попередньої обробки (підготовки) гіперспектральних даних з подальшою їх передачею на вхід модуля атмосферної корекції програмного продукту Exelis ENVI. Застосування мульти-потокowego підходу дозволило істотно скоротити час завантаження знімка, процедур радіометричної калібрування і перетворень (BIL, BIP, BSQ), до 10 раз. Цього вдалося домогтися шляхом розбиття процесу обробки гіперспектральних зображення по каналах (попиксельно); у першому випадку – загальна кількість каналів розділене рівномірно по кількості обчислювальних ядер процесора (-ів); у другому випадку – розбиття йде по ширині і / або по висоті знімка, а також завдяки пропорційно завантаженні даних знімка в оперативну пам'ять. Досягнуте, таким чином, істотне зниження навантаження на файлову систему призводить до скорочення часу виконання даних операцій.

В іншому програмному комплексі ER Mapper [149] є наступні функціональні можливості: прив'язка даних до систем координат і картографічні проекції; широкий вибір вхідних форматів; графічні шари відображення даних з можливістю індивідуального обробки; віртуальні набори даних; обробка зображень за допомогою формул і фільтрів; векторизація растрових даних; динамічний доступ до даних геоінформаційними системами і системами управління базами даних (СУБД); тривимірна візуалізація.

Система обробки зображень ERDAS Imagine [149] у даний час є одним з найбільш розвинених комерційних продуктів для обробки цифрових космічних та аерофотознімків. Система складається з безлічі модулів, які представляють користувачеві інструменти обробки зображень, інструменти

імпорту та експорту зображень, інструменти монтажу зображень, тривимірної візуалізації та картографування. Наприклад, у модулі Imagine Essentials є набір засобів роботи з зображеннями: імпорт з різних форматів, візуалізація, прив'язка до географічних координат, підготовка картографічних документів. Модуль Imagine Advantage включає потужні засоби корекції зображень, що дозволяють зробити знімки за точністю порівнянні з топографічними картами. Модуль Imagine Professional включає засоби візуального програмування обробки зображень і їх класифікації. Особливий інтерес для високоточної обробки великих об'ємів являє модуль Imagine OrthoBASE, він дозволяє обробляти сотні космічних і аерофотознімків, отримуючи на виході фотоплан картографічної точності. Крім того, за допомогою окремих інструментів програміста програмна система може розширюватися будь-якими функціями, які необхідні користувачу. Крім розглянутих вище програмних комплексів широко використовуються системи IDRISI, MultiSpec, ScanEx, Photomod Radar і ін.

Таким чином, усі розглянуті системи спираються на класичні інтелектуальні методи аналізу інформації, у тому числі і сегментації, тому деякі з них будуть розглянуті у подальших підрозділах роботи.

### 1.3 Аналіз основних підходів до сегментації цифрових зображень

Цифрова обробка зображень – це використання комп'ютерних алгоритмів для обробки зображень на цифрових зображеннях [71, 72]. Сегментація зображення – важливий і складний процес обробки зображення. Техніка сегментації зображення використовується для поділу зображення на значущі частини, які мають схожі характеристики і властивості. Основною метою сегментації є спрощення, тобто уявлення зображення у значній і легко уже згадуваному вигляді. Сегментація зображення є необхідним першим кроком в аналізі зображення. Мета сегментації зображення полягає у тому, щоб розділити зображення на кілька частин/сегментів, що мають схожі



ознаки (атрибути). Основними застосуваннями сегментації зображень є: контентний пошук зображень; медична візуалізація; завдання виявлення і розпізнавання об'єктів; системи автоматичного управління рухом і відеоспостереження та ін.

Сегментація зображень може бути класифікована на два основних типи: локальна сегментація (пов'язана з конкретними частина або областю зображення) і глобальна сегментація (пов'язана з сегментуванням всього зображення, що складається з великої кількості пікселів). Підходи сегментації зображення можуть бути розділені на два типи на основі властивостей зображення.

Виявлення розриву, це підхід, при якому зображення сегментується на області на основі розриву. Сегментація, заснована на виявленні границь, відноситься до цієї категорії, в якій границі, утворені через розрив в інтенсивності, виявляються і зв'язуються для формування кордонів областей [120]. Це підхід, при якому зображення сегментується на області на основі подібності. Методи, які підпадають під цей підхід: методи порогових значень, методи вирощування регіонів і поділ і злиття регіонів. Всі вони ділять зображення на області, що мають однаковий набір пікселів. Методи кластеризації також використовують цю методологію. Вони ділять зображення на набір кластерів, які мають подібні особливості, ґрунтуючись на деяких заздалегідь визначених критеріях.

Тобто до сегментації зображення можна підходити з трьох точок зору: регіональний підхід, граничний підхід та кластеризація даних. Регіональний підхід підпадає під виявлення подібностей, виявлення кордонів - під виявлення розриву, а методи кластеризації також знаходяться під виявленням подібності.

Методи структурної сегментації – це методи сегментації зображення, які засновані на інформації про структуру необхідної частини зображення, тобто необхідної області, яка повинна бути сегментована. Методи стохастичною сегментації – це ті методи сегментації зображення, які

працюють з дискретними значеннями пікселів зображення замість структурної інформації області. Гібридні методи – це методи сегментації зображення, в яких використовуються концепції обох вищезазначених технологій, тобто вони використовують дискретну піксельну і структурну інформацію разом.

Популярними методами, використовуваними для сегментації зображення, є: метод визначення порогу, методи на основі виявлення країв, методи на основі областей, методи на основі кластеризації, методи на основі вододілу, методи на основі рівнянь в часткових похідних і штучні нейронні мережі і т.д.

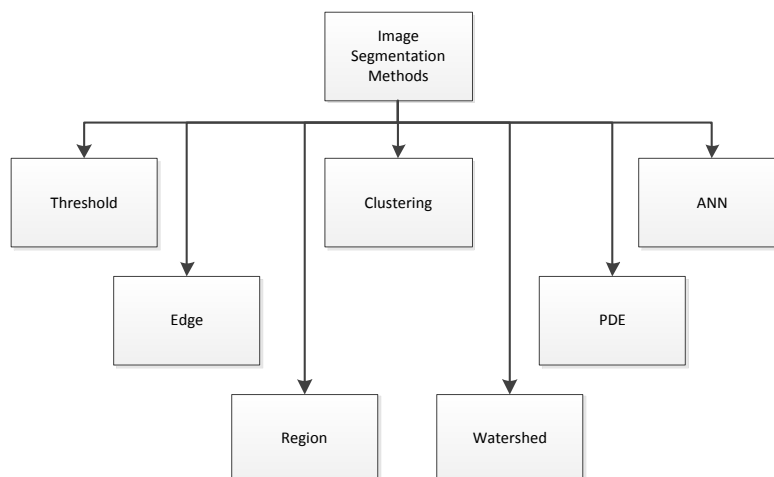


Рисунок 1.3 – Класифікація методів сегментації цифрових зображення

Методи визначення порогу є найпростішими методами сегментації зображення. Ці методи поділяють пікселі зображення за рівнем їх інтенсивності, та використовуються для зображень, що мають більш світлі об'єкти, ніж фон. Вибір цих методів може бути автоматичним або ручним, тобто може бути оснований на попередніх знаннях або інформації про особливості зображення. Є в основному три типи порогових значень: глобальне порогове значення; змінне порогового значення; кілька порогових значень. Значення порогів можуть бути розраховані за допомогою піків

гістограм зображення.

Методи сегментації на основі країв засновані на швидкій зміні значення інтенсивності на зображенні, оскільки одне значення інтенсивності не дає хорошої інформації про край. Методи виявлення країв визначають край, де або перша похідна інтенсивності більше певного порогу, або друга похідна має перетин з нулем. У методах сегментації на основі ребер спочатку виявляються ребра, а потім з'єднуються разом, щоб сформувати межі об'єкта для сегментування необхідних областей. Два основні методи сегментації на основі ребер: Гістограми Грея та методи на основі градієнта. Для виявлення країв можна використовувати одну з основних технік виявлення країв, таких як оператор *sobel*, оператор *canny*, оператор *Robert* та інші. Результатом цих методів є в основному двійкове зображення. Це структурні методи, засновані на виявленні розривів [116, 117]. Методи сегментації на основі областей – це методи, які сегментують зображення на різні області, які мають схожі характеристики. Є два основних методи, заснованих на цьому методі.

Методи сегментації, засновані на поділі та об'єднанні областей, використовують два основні методи, а саме: поділ і об'єднання для сегментування зображення в різні області. Поділ означає ітеративний поділ зображення на області, які мають схожі характеристики, а об'єднання сприяє об'єднанню суміжних схожих областей.

Методи, засновані на кластеризації сегментують зображення на кластери, що мають пікселі з аналогічними характеристиками. Кластеризація даних – це метод, який розділяє елементи даних на кластери так, що елементи в одному кластері більше схожі один на одного, ніж інші. Існують дві основні категорії методів кластеризації: ієрархічний метод і метод на основі розділів. Ієрархічні методи засновані на концепції дерев. При цьому корінь дерева представляє всю базу даних, а внутрішні вузли представляють кластери. З іншого боку, методи на основі секцій ітеративно використовують методи оптимізації, щоб мінімізувати цільову функцію. Між цими двома методами існують різні алгоритми пошуку кластерів. Існує два основних типи

кластеризації.

Жорстка кластеризація, яка ділить зображення на набір кластерів, так що один піксель може належати тільки одному кластеру. Іншими словами, можна сказати, що кожен піксель може належати рівно одному кластеру. Ці методи використовують функції приналежності, мають значення 1 або 0, тобто один з них може належати певному кластеру чи ні. Прикладом технології на основі жорсткої кластеризації є метод, заснований на  $k$ -середніх кластерах. У цьому методі спочатку обчислюються центри, а потім кожен піксель призначається до найближчого центру. М'яка кластеризація є більш природним типом кластеризації, тому що в реальному житті точний розподіл неможливо через присутність шуму.

Отже, м'які методи кластеризації найбільш корисні для сегментації зображень, при якій поділ не є строгим. Прикладом такого типу техніки є нечітка кластеризація  $s$ -середніх. У цьому методі пікселі розділяються на кластери на основі часткового членства, тобто один піксель може належати більш ніж одному кластеру, і ця ступінь приналежності описується значеннями членства. Цей метод є більш гнучким, ніж інші методи [114].

Методи, засновані на рівнянні в приватних похідних, є швидкими методами сегментації. Вони підходять для додатків, критичних до часу. Існують два основні методи PDE: нелінійний ізотропний дифузний фільтр (використовується для посилення країв) і відновлення не квадратичних варіацій (використовується для видалення шуму). Результатом методу PDE є розмиті краї і кордони, які можна зміщувати за допомогою операторів закриття. Метод PDE четвертого порядку використовується для зменшення шуму від зображення, а метод PDE другого порядку використовується для кращого виявлення кордонів і меж [112].

Методи сегментації на основі штучної нейронної мережі імітують стратегії навчання людського мозку з метою прийняття рішень. Цей метод в основному використовується для сегментації медичних зображень. Використовується для відділення необхідного зображення від фону.

Нейронна мережа складається з великої кількості з'єднаних вузлів, і кожне з'єднання має певне важливе значення. Цей метод не залежить від PDE. У цьому проблема перетворюється в проблеми, які вирішуються за допомогою нейронної мережі. Цей метод має два основних етапи: вилучення ознак і сегментація за допомогою нейронної мережі [112].

Таким чином, порівняння класичних методів сегментації приведено у табл. 1.

Таблиця 1 – Порівняння класичних методів сегментації

Техніка сегментації	Опис	Переваги	Недоліки
Метод порогу	на основі піків гістограми зображення,	не потрібно попередньої інформації, найпростіший метод	сильно залежний від вершин, просторові деталі не розглядаються
Крайовий метод	на основі виявлення розриву	добре для зображень, які мають кращий контраст між об'єктами	не підходить для неправильно виявлених або занадто багато ребр
Метод на основі регіону	заснований на розподілі зображення на однорідні області	більше імунітет до шуму, корисний, коли легко визначити критерії подібності	дорогий метод з точки зору часу та пам'яті
Метод кластеризації	заснований на поділі на однорідні скупчення	нечітке використання часткового членства, тому корисніше для реальних проблем	визначити функцію членства не просто
Метод водорозділу	заснований на топологічній інтерпретації	результати більш стабільні, виявлені межі є безперервними	складний розрахунок градієнтів
Метод на основі ПДЕ	засновані на роботі диференціальних рівнянь	найшвидший метод, найкраще для критично важливих для часу програм	більше обчислювальної складності
Метод на основі ANN	заснований на моделюванні навчального процесу для прийняття рішень	не потрібно писати складних програм	більше витрачається час на навчання

1.4 Аналіз підходів до сегментації цифрових зображень на основі глибоких нейронних мереж

Розробка алгоритмів глибокого навчання, таких, як згорткові нейронні мережі (ЗНМ) або глибокі автоенкодери, не тільки торкнулася типові завдання, такі як класифікація об'єктів, але також була ефективна у інших пов'язаних завданнях, у цьому випадку, сегментація зображень [98-100].

Як операції згортки може бути просто визначена як функція, що виконує суму творів між вагами ядра і вхідними значеннями, в той же час звертаючи ядро меншого розміру за великим зображенням. Для типового зображення з  $k$  каналами ми можемо згорнути ядро меншого розміру з  $k$  каналами вздовж напрямку  $x$  і  $y$ , щоб отримати висновок в форматі 2-мірної матриці. Було відмічено, що після навчання типовою CNN згорткові ядра мають тенденцію генерувати карти активації з урахуванням певних особливостей об'єктів. З огляду на природу активацій, його можна розглядати як маски сегментації специфічних особливостей об'єкта. Отже, ключ до генерування специфічної сегментації вимоги вже вбудований в ці вихідні матриці активації. Велика частина алгоритму сегментації зображення використовує цю властивість CNN, щоб якось генерувати маски сегментації, необхідні для вирішення проблеми.

Таким чином, згортки досить ефективні для генерації семантичних карт активації, які мають компоненти, які по своїй суті складають різні семантичні сегменти.

Згорткові нейронні мережі, що є одним з найбільш часто використовуваних методів в комп'ютерному зорі, взяли багато простих модифікацій, щоб також добре виконувати завдання сегментації.

Завдання класифікації зазвичай вимагають лінійного виводу в формі розподілу ймовірностей за кількістю класів. Щоб перетворити обсяги двовимірних карт активації в лінійні шари, їх часто згладжували. Згладжена форма дозволила виконати повністю пов'язані мережі, щоб отримати розподіл ймовірності. Однак, цей вид зміни форми втрачає просторові відносини між пікселями на зображенні. У повністю згорткової нейронної

мережі (FCN) вихід останнього згорткового блоку безпосередньо використовується для класифікації на рівні пікселів. FCN були вперше реалізовані у наборі даних сегментації PASCAL VOC 2011 і досягли точності пікселів 90,3% і середнього IOU 62,7%. Іншим способом уникнути повністю пов'язаних лінійних шарів можна застосовуючи використання повнорозмірного середнього пулу для перетворення набору двовимірних карт активації в набір скалярів.

DeerMask і SharpMask DeerMask - це ім'я, дане проекту Facebook AI Research (FAIR), що стосується сегментації зображень. Він демонстрував ту ж наукову точку зору, що і моделі FCN, за винятком того, що модель була здатна до багатозадачності (рис. 1.4). У нього було дві основні гілки, що виходять з уявлення загальних функцій.

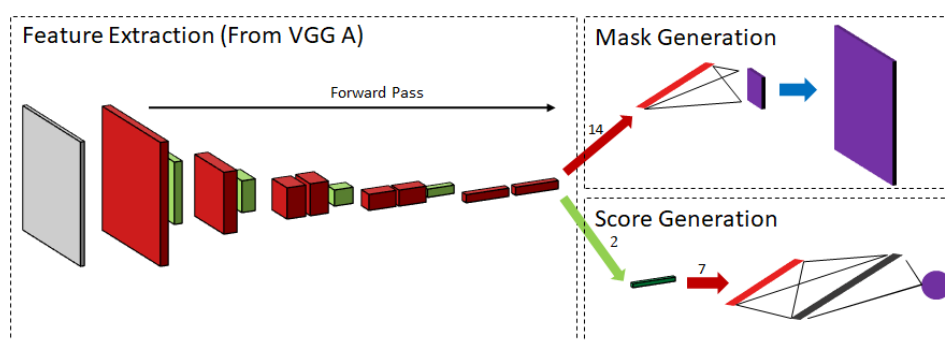


Рисунок 1.4 – Мережа DeerMask

Одна з них створила класифікацію рівня пікселів або вірогідну маску для центрального об'єкта, а друга гілка згенерувала оцінку, відповідну точності розпізнавання об'єкта. Мережа в поєднанні зі легкими вікнами з шістнадцяти кроків створювала сегменти об'єктів в різних місцях зображення, тоді як оцінка допомагала визначити, які з сегментів були хорошими. Мережа була додатково модернізована в SharpMask, де ймовірні маски з кожного шару були об'єднані зверху вниз (рис.1.5).

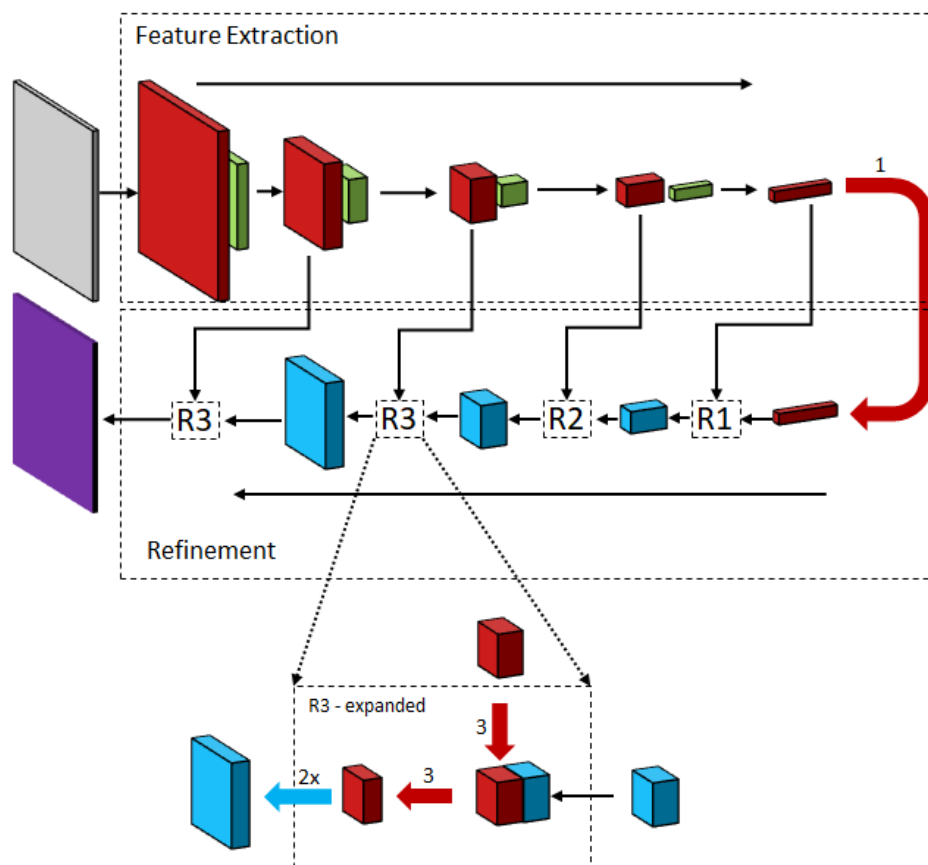


Рисунок 1.5 – Мережа Sharpmask

Sharpmask набрала у середньому 39,3 бала, що перевищує глибинну маску, яка склала 36,6 в наборі даних сегментації MS COCO.

Інше подібне напрямком, яке почало розвиватися з сегментацією зображення, було локалізацією об'єкта. Таке завдання включала в себе пошук певних об'єктів на зображеннях. Очікувані результати для таких завдань, як правило представляють собою набір обмежувальних рамок, відповідних запитуваному об'єктів. Незважаючи на суворе твердження, деякі з цих алгоритмів не вирішують проблеми сегментації зображень, проте їх підходи мають відношення до цієї області.

RCNN (регіональні згорткові нейронні мережі), впровадження CNN підняло багато нових питань в області комп'ютерного зору. Одним з них є, перш за все, можливість розширення мережі, такий як AlexNet, для виявлення присутності більш ніж одного об'єкта. CNN на основі областей [111] або більш широко відомий як R-CNN використовував метод вибіркового пошуку,



щоб запропонувати ймовірні області об'єкта, і виконав класифікацію на обрізаному вікні, щоб перевірити розумну локалізацію на основі розподілу ймовірності на виході.

Техніка селективного пошуку аналізує різні аспекти, такі як текстура, колір або інтенсивності кластеризації пікселів в об'єкти. Обмежують блоки, які відповідають цим сегментам, передаються через класифікують мережі, щоб скласти короткий список деяких з найбільш розумних блоків. Нарешті, за допомогою простої лінійної регресійної мережі можна отримати більш жорсткі координати. Основним недоліком методу є його обчислювальна вартість. Мережа повинна обчислювати прямий прохід для кожної пропозиції обмежувальної рамки. Проблема зі спільним використанням обчислень для всіх блоків полягала у тому, що блоки були різних розмірів і, отже, об'єкти однакового розміру були недосяжні.

В оновленому Fast R-CNN було запропоновано об'єднання областей інтересу (ROI), в якому області інтересів були динамічно об'єднані для отримання вихідних даних фіксованого розміру. Відтепер, мережа була в основному вузьким місцем за допомогою методу вибіркового пошуку для пропозиції регіону кандидата. У Faster-RCNN замість залежних від зовнішніх ознак проміжних карт активації використовувалися для пропозиції обмежувальних рамок, що прискорювало процес вилучення ознак. Обмежувальні рамки представляють розташування об'єкта, однак вони не надають сегменти на рівні пікселів. Мережа Faster R-CNN була розширена як маска R-CNN з паралельної гілкою, яка виконувала двійкову класифікацію об'єктів рівня пікселів для забезпечення точних сегментів. З Mask-RCNN середня точність 35,7 була досягнута на тестових зображеннях COCO. Сімейство алгоритмів R-CNN зображено на рис.1.6.

Регіональні мережі пропозицій часто об'єднувалися з іншими мережами, щоб дати сегментації рівня екземпляра. RCNN був вдосконалений під назвою HyperNet за рахунок використання функцій з декількох рівнів екстрактора функцій.

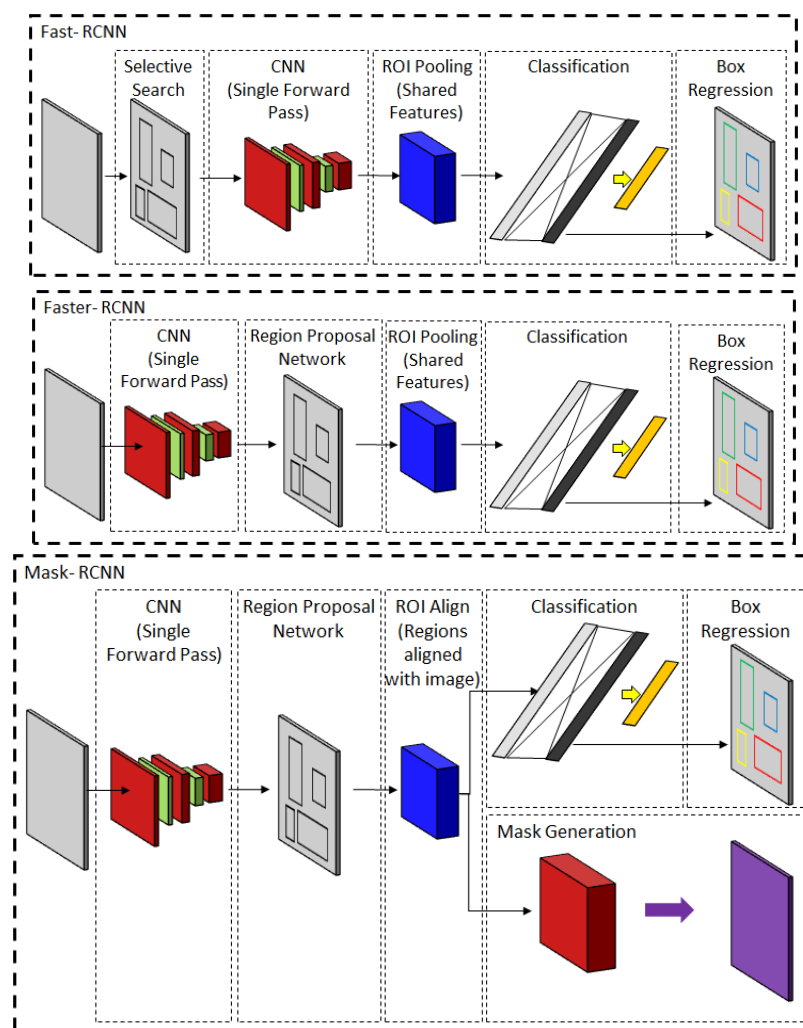


Рисунок 1.6 – Сімейство мереж локалізації та сегментації R-CNN

Регіональні мережі пропозицій також були реалізовані для конкретної сегментації. Як згадувалося раніше, можливості виявлення об'єктів в таких підходах, як RCNN, часто поєднуються з моделями сегментації, щоб генерувати різні маски для різних екземплярів одного і того ж об'єкта.

Хоча сегментація на рівні пікселів була ефективною, на продуктивність як і раніше впливали дві доповнюють проблеми. По-перше, ядра меншого розміру не змогли зібрати контекстну інформацію. У задачах класифікації це вирішується з використанням об'єднаних шарів, які збільшують сенсорну область ядер в порівнянні з вихідним зображенням. Але у сегментації це знижує різкість сегментованого виведення. Альтернативне використання

великих ядер, як правило, повільніше через значно більшої кількості учнів параметрів.

Для вирішення цієї проблеми сімейство алгоритмів DeepLab продемонструвало використання різних методологій, таких як згорткові згортки, піраміди просторового об'єднання і повністю пов'язані умовні випадкові поля, для виконання сегментації зображення з великою ефективністю. Алгоритм DeepLab зміг досягти середнього значення 79,7 для набору даних PASCAL VOC 2012.

Розмір ядер згортки у будь-якому шарі визначає область сенсорної реакції мережі. У той час як більш дрібні ядра витягають локальну інформацію, більші ядра намагаються зосередитися на більш контекстній інформації. Однак, більші ядра зазвичай мають більшу кількість параметрів.

Одна з основних проблем, пов'язаних з сегментацією зображення для природних зображень сцени, полягає в тому, що розмір об'єкта, що цікавить дуже непередбачуваний, оскільки в реальному світі об'єкти можуть мати різні розміри, а об'єкти можуть виглядати більше або менше в залежності від положення об'єкта. об'єкт і камера. Природа CNN диктує, що тонкі дрібномасштабні об'єкти фіксуються на ранніх рівнях, тоді як при переміщенні по глибині мережі функції стають більш специфічними для більших об'єктів. Наприклад, крихітний автомобіль в сцені має набагато меншу вірогідність бути захопленим в верхніх шарах через таких операцій, як об'єднання в пул або знижує вибірка. Часто корисно витягати інформацію з карт характеристик різного масштабу для створення сегментації, що не залежать від розміру об'єкта на зображенні. Моделі багатомасштабного автокодуювальника розглядають активації різних дозволів, щоб забезпечити виведення сегментації зображення.

PSPNet Мережа парсинга сцени піраміди була побудована на основі мережі класифікації пікселів на основі FCN. Карти функцій з мережі ResNet перетворюються в активації різних дозволів за допомогою ретельного багатомасштабного об'єднання пулів, які згодом піддаються додаткової

дискретизації і об'єднуються з оригінальною картою функцій для виконання сегментації (рис. 1.7).

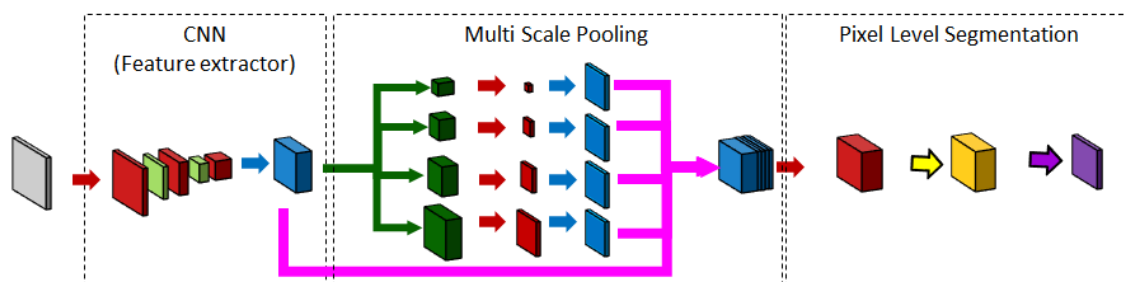


Рисунок 1.7 – Схематичне представлення PSPNet

Процес навчання в глибоких мережах, таких як ResNet, був додатково оптимізований за допомогою допоміжних класифікаторів. Різні типи модулів пулу орієнтовані на різні області карти активації. Які об'єднують ядра різних розмірів, такі як  $1 \times 1$ ,  $2 \times 2$ ,  $3 \times 3$ ,  $6 \times 6$ , вивчають різні області карти активації, щоб створити піраміду просторового об'єднання. Одна з проблем, пов'язаних з аналізом сцени ImageNet, дозволила PSPNet отримати середнє значення IoU 57,21 по відношенню до 44,80 в FCN і 40,79 в SegNet.

RefineNet працює з елементами з останнього шару CNN створює м'які кордону для сегментів об'єкта. Цієї проблеми уникали в алгоритмах DeepLab з пакунками. RefineNet використовує альтернативний підхід, уточнюючи проміжні карти активації і ієрархічно об'єднуючи їх, щоб об'єднати багатомасштабного активації і одночасно запобігти втраті різкості. Мережа складалася з окремих модулів RefineNet для кожного блоку ResNet. Кожен модуль RefineNet складався з трьох основних блоків, а саме: блоку залишкової згортки (RCU), злиття з множинним дозволом (MRF) і ланцюжки залишкового пулу (CRP) (рис.1.8). Блок RCU складається з набору адаптивної згортки, який точно налаштовує попередньо навчені ваги ваг ResNet для проблеми сегментації. Шар MRF об'єднує активації різних дозволів, використовуючи згорткові шари і шари з підвищеною

дискретизацією, щоб створити карту з більш високою роздільною здатністю.

Нарешті, у пулі рівнів CRP ядра активацій декількох розмірів використовуються для захоплення фонового контексту з великих областей зображення. RefineNet був протестований на наборі даних «Людина-частина», де він отримав IOU 68,6 у порівнянні з 64,9 у DeepLab-v2, обидва з яких використовували ResNet-101 у якості екстрактора функцій.

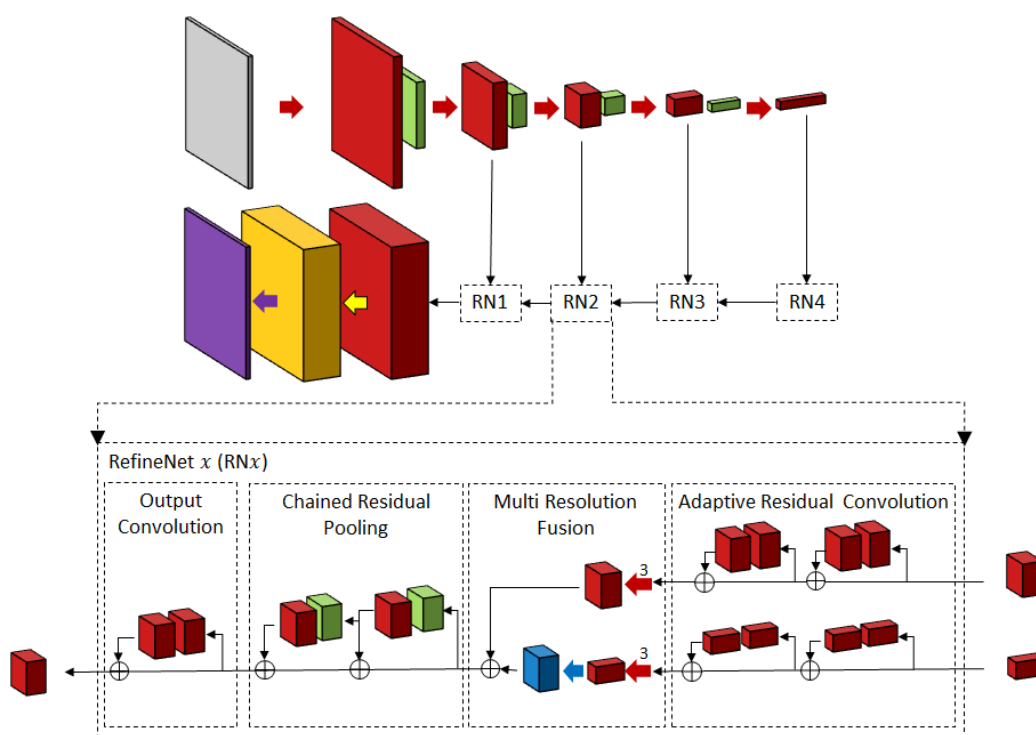


Рисунок 1.8 – Схематичне представлення RefineNet

Автоенкодер в основному складається з кодера, який кодує вхідні уявлення з необробленого введення в можливо більш низькорозмірні проміжне представлення, і декодер, який намагається відновити вихідний введення з проміжного представлення. Втрати розраховуються на основі різниці між необробленими вхідними зображеннями і відновленим вихідним зображенням. Генеративних природа частини декодера часто модифікувалася і використовувалася для цілей сегментації зображення. На відміну від традиційних автоенкодерів, під час сегментації втрати

обчислюються з точки зору різниці між відновленим розподілом класів на рівні пікселів і бажаним розподілом класів на рівні пікселів. Такий підхід сегментації є більш генеративною процедурою в порівнянні з класифікаційним підходом алгоритмів RCNN або DeepLab. Проблема з такими підходами полягає в тому, щоб запобігти надмірній абстракції зображень під час процесу кодування.

Основною перевагою таких підходів є здатність створювати більш чіткі кордони з набагато меншими труднощами. На відміну від підходів класифікації, генеративний характер декодера може навчитися створювати тонкі кордону на основі витягнутих ознак.

Основною проблемою, яка впливає на цей алгоритм, є рівень абстракції. Було видно, що без належної модифікації зменшення розміру карти об'єктів призводило до невідповідностей під час реконструкції. в парадигмі згортальних нейронних мереж кодування – це, в основному, послідовність згортальних і об'єднують шарів або послідовних згорток.

Однак, реконструкція може бути складною. Зазвичай використовуються методи для декодування з низькорозмірні ознаки являють собою транспоновану згортку або розвантажувальні шари. Одним з основних переваг використання підходу, заснованого на використанні автоматичного кодера, в порівнянні зі звичайним витяганням згортальних функцій є свобода вибору розміру введення. При грамотному використанні операцій понижувальної і підвищує дискретизації можна вивести ймовірність на рівні пікселів, яка має такий же дозвіл, що і вхідне зображення. Це перевага призвела до того, що архітектури кодера-декодера з пересилкою багатомасштабних функцій стали повсюдними для мереж, де розмір введення не визначений, а вихід такого ж розміру, що і вхід, необхідний.

Архітектура U-Net, запропонована в 2015 році, виявилася досить ефективною для вирішення різних завдань, таких як сегментація нейронних структур, рентгенографія і завдання відстеження клітин. Мережа характеризується кодером з послідовністю рівнів згортки і максимального

пулу. Шар декодування містить дзеркальну послідовність транспонованих згорток. Він веде себе як традиційний автокодувальник. Щоб розглянути різні рівні абстракції, U-Net реалізує пропущені з'єднання для копіювання незжатих активацій з кодувань блоків в їх дзеркальні копії серед блоків декодування, як показано на рис. 1.9.

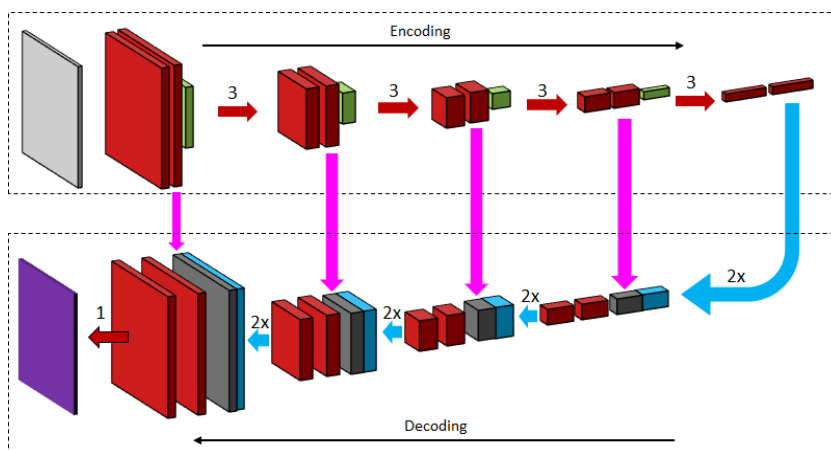


Рисунок 1.9 – Схематичне представлення U-Net

Екстрактор функцій U-Net також може бути модернізований для поліпшення карт сегментації. Мережа під назвою «Тірамісу ...» застосувала концепцію U-Net з використанням екстрактора функцій на основі щільної мережі. Інші сучасні варіації включають використання капсульних мереж поряд з локальною маршрутизацією [105-109].

Таким чином, U-Net був обраний у якості переможця конкурсу ISBI. У наборі даних PhC-U373 середнє значення IoU склало 0,9203, тоді як друге місце було на рівні 0,83. У наборі даних DIC-HeLa він набрав середнє значення IoU 0,7756, що було значно краще, ніж другий кращий підхід, який набрав лише 0,46.

Висновки до першого розділу

1. За результатами аналізу особливостей розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища визначена необхідність дослідження та побудови інформаційної технології розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках, яка забезпечить адекватні засоби формалізації відповідних знань з врахуванням специфіки задач моніторингу міського середовища, а також дозволить зменшити трудомісткість та скоротити терміни розробки БЗ.

2. Проведено аналіз змісту і стану автоматизації задач сегментації цифрових космічних та аерофотознімків. Визначена необхідність підвищення достовірності результатів розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням відповідних метрик, а також ступеню автоматизації відповідного класу задач.

3. Проведено аналіз наукових досліджень з питань використання знання-орієнтованих методів для формалізації задач сегментації цифрових космічних та аерофотознімків. Визначено, що за базову модель представлення знань про задачі розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища, пропонується використовувати математичний апарат ЗНМ, а саме ГНМ U-Net.



## РОЗДІЛ 2

### ОБҐРУНТУВАННЯ ВИБОРУ НАПРЯМКУ ДОСЛІДЖЕННЯ.

#### ПОСТАНОВКА ЗАВДАНЬ ДОСЛІДЖЕННЯ

2.1 Основні напрями вдосконалення процесу розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Постановка завдань дослідження

Проведений у першому розділі аналіз стану та напрямків автоматизації вирішення задач розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища показав, що ефективним підходом до їх вирішення є застосування знання-орієнтованих методів формалізації задач у межах штучного інтелекту, які дозволяють сформулювати нову інформаційну технологію. До таких знання-орієнтованих методів, в першу чергу, відносяться методи формалізації знань, засновані на використанні штучних нейронних мереж, інструментарію теорії нечітких множин і теорії нечіткої логіки [67, 68, 74-76, 92-97]. Найбільш важливу роль в новій інформаційній технології відіграють знання про предметну область для конкретної задачі, наприклад, для задачі розпізнавання міських будівель на цифрових космічних та аерофотознімках.

При цьому, етапи рішення відповідних задач і їх результати визначаються поточним станом СППР, а не «жорстким» алгоритмом моделювання. Дослідження процесу розробки СППР показали, що він є складним та має багатокритеріальний, ітераційний, розгалужений характер.

Для розробки СППР необхідно не тільки обрати та обґрунтувати спосіб формалізації знань, але й вирішити цілий комплекс взаємопов'язаних завдань починаючи з визначення меж предметної області, що формалізується, і закінчуючи ефективною реалізацією СППР на відповідних апаратних

засобах. При цьому, на даний час, відсутня відпрацьована технологія та усталений комплекс засобів розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища.

В загальному випадку процес розробки СППР залишається тривалим і трудомістким, існуюча структура етапів розробки традиційних СППР є розмитою, відсутнє теоретичне обґрунтування змісту етапів, що, в свою чергу, не дозволяє мінімізувати необхідний обсяг робіт з розробки СППР і ускладнює управління веденням розробки, та ін. [29].

Таким чином, в предметній області має місце протиріччя, що полягає, з одного боку, в необхідності розробки знання орієнтованих систем підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках з використанням глибоких нейронних мереж і нечіткої логіки, з іншого боку, в обмежених можливостях існуючих технологій розробки подібного класу систем.

Для розв'язання вказаного протиріччя в дисертаційній роботі сформульоване і вирішене актуальне *наукове завдання* побудови інформаційної технології розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках для підвищення ефективності автоматизованого моніторингу міського середовища.

Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно вирішити наступні часткові задачі:

1) аналіз стану та напрямків автоматизації процесів розпізнавання об'єктів на цифрових космічних та аерофотознімках при моніторингу міського середовища;

2) обґрунтування вибору напрямку дослідження та визначення основних підходів щодо удосконалення процесу автоматизованого моніторингу міського середовища, постановка завдання на дослідження;

3) удосконалення апарату формалізації знань про розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках на основі використання

знання-орієнтованих методів і моделей;

4) побудова інформаційної технології розробки СППР для розпізнавання будівель на аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища;

5) моделювання та оцінка ефективності розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням розробленої СППР.

За результатами аналізу рішення перших двох часткових завдань формуються пропозиції щодо вибору математичного апарату для формалізації задач розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках.

Необхідність у розв'язанні третьої часткової задачі пов'язана з подальшою алгоритмізацією, а потім і автоматизацією процесів формалізації задач розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках.

Розв'язання четвертої задачі є основою для промислової розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках з використанням нейромереж і нечіткої логіки, з чітко визначеної взаємозв'язаною сукупністю етапів, з можливістю подальшого розпаралелювання процесів їх виконання, з урахуванням особливостей представлення (формалізації) знань та ін.

Рішення п'ятої часткової задачі дозволяє провести оцінку ефективності розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках за результатами використання запропонованих в роботі методів формалізації відповідних знань.

Таким чином, передбачається, що застосування розробленої СПР дозволить підвищити ефективність результатів вирішення задач розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках.

2.2 Постановка задачі з розробки апарату формалізації знань про розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках. Обґрунтування вибору моделі представлення знань

У загальному випадку задача розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках представляється парою вхідних і вихідних даних:

$$(InpDate, \{OutDate_k\}), \quad (2.1)$$

де вхідні дані  $InpDate = \{I_k\}$  є множиною цифрових космічних та аерофотознімків;  $I_k$  –  $k$ -ий цифровий космічний або аерофотознімок розміром  $h \times w$ ;  $k = \overline{1, n}$ ,  $n$  – кількість оброблюваних космічних та аерофотознімків;

вихідні дані  $OutDate_k = \{OutDate_k | I_k \in InpDate\} = \{R_i\}$  є множиною сегментованих об'єктів;  $R_i$  – сегментований на цифровому космічному або аерофотознімку об'єкт (піксель), що характеризується значенням ступеня приналежності об'єкта до заздалегідь заданого класу (будівля, небудівля)  $i = \overline{1, m_k}$ ,  $m_k$  – кількість сегментованих об'єктів на цифровому космічному або аерофотознімку.

Нехай об'єкт, що сегментується, задається вектором інформативних ознак  $X_j \in X$ , які автоматично виділяються з цифрового знімка  $I_k$ . Тоді, віднесемо об'єкт (піксель) до одного заздалегідь заданого класу (будівля, небудівля)  $K_j \in K$  за допомогою ознакових класифікаторів, що розглядаються як система ієрархічних голосуючих гіперплощин. Таким чином, потрібно побудувати відображення:

$$f : X \rightarrow K, f(X_j) = K_j. \quad (2.2)$$

На даний час до таких ознакових класифікаторів відносять, перш за все, глибокі (багатошарові) нейронні мережі і зокрема ЗНМ [89-91, 92]. Вони безпосередньо можуть здійснювати як виділення ознак, так і сегментацію об'єктів, у тому числі і в рамках нейромережових ансамблів. Задачу формалізації знань про розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках за допомогою глибоких нейронних мереж умовно розділимо на наступні підзадачі:

- формалізація процесу вилучення ознак на цифровому аерофотознімку;
- формалізація процесу класифікації за набутими ознаками виявлених і виділених об'єктів (пікселів).

Перехід від приналежності до неприналежності розпізаного об'єкту (пікселя) до класів (будівля, небудівля) відповідних об'єктів є поступовим, а не стрибкоподібним. Вимога щодо знаходження однозначної класифікації досліджуваних елементів є достатньо грубою. Тому, для класифікації за набутими ознаками виявлених і виділених об'єктів пропонується використовувати нечіткі класифікатори (системи класифікації) на основі нейронних нечітких продукційних мереж. Вони ослабляють вимогу однозначної класифікації за допомогою визначення нечітких ступенів приналежності об'єктів до відповідних задалегідь заданих класів визначених об'єктів (пікселів) [77].

Безпосередньо ЗНМ можна розглядати за модель представлення знань для формалізації задачі розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках, а саме у вигляді її навчальної вибірки, як неявної БЗ СППР, та синаптичних карт (фільтрів), сформованих за результатами визначення оптимальної топології та навчання ЗНМ. На даний час відома значна кількість ЗНМ різної архітектури. Вони розрізняються додатковими шарами, різною глибиною, наприклад, LeNet, AlexNet, VGG-19, різновиди Inception і ResNet та ін., а також функціональністю.

Зокрема, розглянуті ЗНМ використовуються для класифікації об'єктів. На приклад, мережі R-CNN (її розширення Fast R-CNN, Faster R-CNN), YOLO, SSD, MultiBox GoogleNet та ін. знайшли застосування для одночасного виділення і класифікації об'єктів у процесі їх розпізнавання на цифрових зображеннях. Безпосередньо автоенкодера FCN, SegNet, U-Net, FC-Densenet, E-Net & Link-Net, RefineNet, PSPNet, Mask-RCNN, G-FRNet.

За базову архітектуру побудови автоенкодера на основі згорткових і нечітких нейронних мереж в методі, що розробляється, пропонується використовувати топологію U-Net. Дана архітектура забезпечує швидкий і точний пошук гіпотез щодо класифікації пік селів при вирішенні задачі семантичної сегментації, наприклад, порівняно з архітектурою FCN, SegNet, FC-Densenet, E-Net & Link-Net, RefineNet, PSPNet, Mask-RCNN [105-115]. При цьому, U-Net за точністю практично відповідає G-FRNet, але є набагато більш швидкодіючою.

У якості складової вилучення ознак для U-Net пропонується використовувати модифіковану топологію ЗНМ Inception-v3. Дана архітектура має більшу глибину в порівнянні з вбудованим кодером. Крім того, модифікована архітектура ЗНМ Inception-v3 має меншу кількість параметрів, що навчаються, у порівнянні з архітектурою AlexNet, VGG-19, ResNet, Inception-v1 і меншу обчислювальну складність порівняно з новими архітектурами Inception-v4, Inception-ResNet [118-120, 142-148]. Дані переваги забезпечують, з одного боку, підвищення точності сегментації, а з іншого боку, зменшення часу навчання ЗНМ і ресурсних витрат.

У якості складової класифікатора U-Net пропонується використовувати нечітку нейронну продукційну мережу Ванга-Менделя. Вона на відміну від згорткового шару, пов'язаного з подальшим шаром softmax, які спільно використовуються як вбудований класифікатор U-Net, має вищу оцінку точності розпізнавання.

При цьому, пропонується використання модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя. Для цього, замість класичної

НМТ1 пропонується використовувати ІНМТ2 [101-104]. З одного боку, ІНМТ2 забезпечує формалізацію більшої кількості додаткових ступенів невизначеності в порівнянні з НМТ1. З іншого боку, ІНМТ2 реалізуються при розробці нечітких систем (моделей) і мають меншу обчислювальну складність у порівнянні із загальними нечіткими множинами типу 2 (НМТ2) [78-81].

Таким чином, в роботі надалі розглядається об'єднання мереж для сегментації міських будівель на цифрових космічних та аерофотознімках у вигляді таких нейромереж: ЗНМ Inception-v3 у якості кодувальника (субдискретизатора) автоенкодера, класичного декодера (підвищуючого дискретизатора) зі складу U-Net, модифікованої нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя у межах модифікованого класифікатора мережі U-Net. Надалі модифікований автоенкодер U-Net розглядатимемо як мережу Fuzzy UI, реалізовану на основі згорткових і нечітких нейронних мереж.

### Висновки по другому розділу

1. Для обґрунтування вибору напрямку дослідження визначені основні напрями удосконалення процесу розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища.

2. Виконана постановка завдання дослідження та сформульована актуальна наукова задача удосконалення технології розробки СППР про розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням знання-орієнтованих методів та моделей. Сформульовані часткові завдання дослідження.

3. Виконана постановка задачі з розробки апарату формалізації знань про розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках яка

включає удосконалення нейромережевої моделі та розробку методу формалізації знань про розпізнавання з використанням нейромережевого детектора на основі згорткових і нечітких нейронних мереж.

За базову модель представлення знань для вилучення ознак об'єктів розпізнавання обрані згорткові нейронні мережі, зокрема нейромережевий автоенкодер U-Net. При цьому, у якості кодувальника (субдискретизатора) пропонується використання ЗНМ Inception-v3, а для безпосередньої класифікації об'єктів розпізнавання пропонується використання нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя.

Основні результати розділу представлені в роботах [54, 56-65, 69].



### РОЗДІЛ 3

## УДОСКОНАЛЕННЯ МОДЕЛІ ТА МЕТОДУ ФОРМАЛІЗАЦІЇ ЗНАНЬ ЩОДО СЕМАНТИЧНОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ КОСМІЧНИХ ТА АЕРОФОТОЗНІМКІВ МІСЬКИХ ТЕРИТОРІЙ

У третьому розділі наведена удосконалена топологія нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках у вигляді суперпозиції функцій, де кожна функція представляє окрему нейронну мережу (модуль); наведена структура та розкрито зміст основних процедур методу формалізації знань щодо семантичної сегментації космічних та аерофотознімків міських територій на основі використання удосконаленої нейромережевої моделі, який використовується у межах функції-процесу «розробки математичної та логічної моделей СППР» запропонованої в четвертому розділі інформаційної технології розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Введені обмеження і допущення методу.

### 3.1 Розробка структури методу формалізації знань щодо семантичної сегментації космічних та аерофотознімків міських територій на основі використання удосконаленої нейромережевої моделі

Згідно з постановкою задачі семантичної сегментації космічних космічних та аерофотознімків міських територій і у відповідності до обґрунтування вибору базової МПЗ, які виконані в другому розділі, метод формалізації знань щодо семантичної сегментації космічних космічних та аерофотознімків міських територій на основі використання удосконаленої нейромережевої моделі як сукупність наступних основних процедур

(рис. 3.1) [52, 53, 55, 66]:

1) процедура удосконалення топології нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках у вигляді суперпозиції функцій, що включає:

– формальне представлення процесу вилучення ознак з використанням модифікованої нейронної мережі U-Net. U-Net складається з кодувальника (субдискретизатора) і декодера (підвищуючого дискретизатора). Щоб вивчити надійні функції і зменшити кількість параметрів, що навчаються, в якості кодувальника використовується попередньо навчена модель Inception-v3;

– формальне представлення процесу класифікації пікселів цифрових знімків за результатами виявлення ознак з використанням модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя;

– розробку узагальненої моделі нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках у вигляді суперпозиції функцій, де кожна функція представляє окрему нейронну мережу (модуль) U-Net, Inception-v3 та Ванга-Менделя (Fuzzy UI);

2) процедура модифікації методу навчання узагальненої моделі нейромережевої моделі на основі згорткових і нечітких нейромереж, що включає алгоритм навчання дискретизатора та класифікатора моделі Fuzzy UI, яка розглядається як суперпозиції функцій;

3) розробка процедури виявлення змін на різночасних космічних і аерофотознімках за результатами автоматичної сегментації міських будівель на місцевості;

4) розробка логічної моделі процесу семантичної сегментації космічних та аерофотознімках міських територій з використанням конструкцій представлення логічних моделей MOOM UML і ER-моделей (детально розглядається в рамках технології розробки СППР у розділі 4).

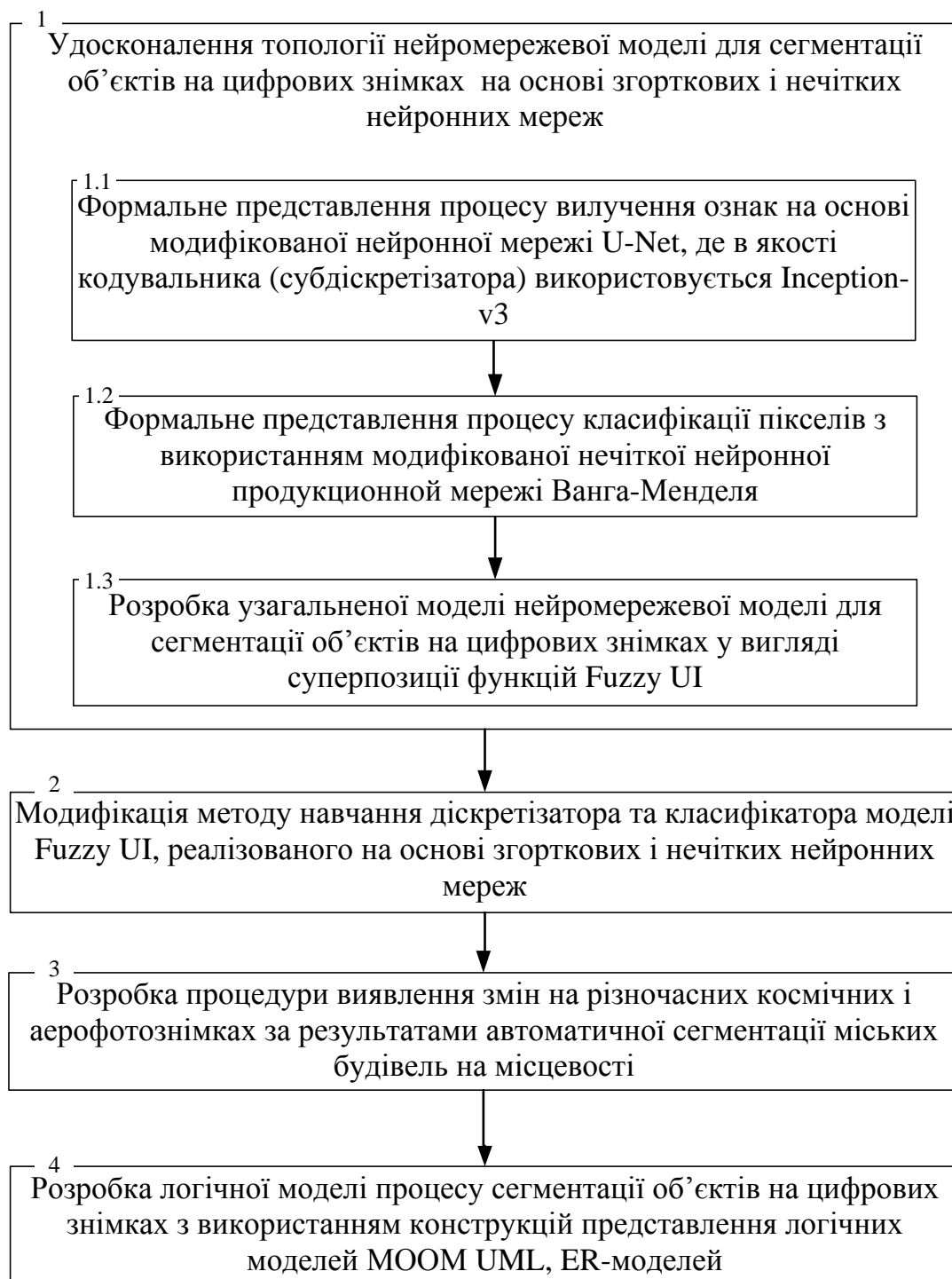


Рисунок 3.1 - Узагальнена структура методу формалізації знань щодо семантичної сегментації космічних та аерофотознімків міських територій на основі використання удосконаленої нейромережевої моделі

Таким чином, введено наступні обмеження і допущення, що прийняті при розробці методу формалізації знань щодо семантичної сегментації космічних та аерофотознімках міських територій:

1) у якості елементів алфавіту класів визначені два класи для сегментації: міська будова та не будова;

2) в якості базового методу в рамках інформаційної технології розробки БЗ про розпізнавання міських будівель на цифрових космічних та аерофотознімках використовується семантична сегментація;

3) рецептивні поля розглядаються як багатовимірний фільтр, для якого перші дві розмірності, що задають висоту і ширину рецептивного поля, вважаються рівними.

3.2 Удосконалення топології нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках на основі згорткових нейронних мереж

Основними особливостями нейромережевої моделі Fuzzy UI є наступні [43, 44, 55, 74, 105]:

а) основу архітектури кодувальника (субдискретизатора) модифікованої нейронної мережі U-Net складає архітектура ЗНМ Inception-v3 (додаток А ).

б) введення додаткових шарів передискретизації розмірності карт ознак для реалізації конкатенації відповідних шарів кодувальника (субдискретизатора) і декодера (підвищуючого дискретизатора) – шари UpSampling. При цьому, класичний декодер збільшується у глибину за рахунок трьох послідовних шарів згортки розміром  $3 \times 3$  на кожному кроці (блоці декодеру);

в) використання ефективного класифікатора в рамках одного з елементів ансамблю нейронних мереж (модифікована нечітка нейронна продукційна мережа Ванга-Менделя у структурі модифікованої нейронної мережі U-Net).

Таким чином, до основних принципів функціонування кодувальника (субдискретизатора) на базі архітектури ЗНМ Inception-v3 [74] можливо віднести наступні:

– базовими елементами підмережі є як окремі типи шарів ЗНМ, так і модулі «inception» трьох видів. Модулі «inception» є сукупністю певним чином зв'язаних шарів ЗНМ різних типів і розмірності. Їх використання забезпечує зниження кількості параметрів підмережі і формування ознак різного рівня абстракції в рамках одного модуля;

– відсутність різкого зниження розмірності представлення даних підмережі за рахунок комбінування окремих шарів і модулів «inception»;

– забезпечення балансу між глибиною і шириною підмережі за рахунок рівномірного збільшення або зменшення глибини і ширини за допомогою використання модулів;

– модулі «inception» розглядаються як «широкі» шари. Шари даного класу навчаються швидше, що особливо важливо на високих рівнях представлення карт ознак, і локально, що дозволяє після «широкого» шару відповідно знижувати розмірність нових карт ознак;

– модулі «inception» одного типу послідовно взаємозв'язані. Останній модуль в даному ланцюзі формує карти ознак. Вони використовуються в підмережі декодера (підвищуючого дискретизатора).

3.2.1 Формальне представлення процесу вилучення ознак об'єктів сегментації з використанням підмережі вилучення ознак на основі модифікованої ЗНМ Inception-v3

**Формування шарів підмережі вилучення ознак на основі використання ЗНМ Inception-v3.** За основні елементи архітектури підмережі виявлення ознак Fuzzy UI виступають наступні шари ЗНМ [55, 120, 147]:

1) базові шари:

– згорткові шари (Convolution Layers, CONV-шари). CONV-шар розраховує значення виходів нейронів, які з'єднані з рецептивними полями (навчаними фільтрами) вхідного шару, для опису ознак зображення у вигляді багатовимірного масиву карт ознак;

– шари об'єднання (Pooling Layers, POOL-шари). POOL-шар забезпечує зниження просторового розміру зображення (карт ознак) для зменшення кількості параметрів і обчислювальної складності мережі;

– шари активації: безпосередньо у роботі використовується шар випрямління Rectified Linear Unit (RELU). Шаром RELU є лінійний блок випрямління, який розглядається як функція активації для нейронів CONV-шару;

2) допоміжні шари (детально не розглядаються):

– шар конкатенації або скріплення (Concatenation, Concat-шар). Concat-шар забезпечує об'єднання різних вихідних багатовимірних масивів карт ознак, отриманих в результаті функціонування шарів ЗНМ, в один;

– шари даних (Date Layers) – шари, через які здійснюється безпосереднє введення первинних даних про зображення.

Представимо розмірність вхідних даних  $X$  довільного  $i$ -го шару у вигляді кортежу  $H^{in}, W^{in}, D^{in}$ , где величина  $H^{in}$  визначає висоту в пікселях (вхідного зображення або карти ознак),  $W^{in}$  – ширину в пікселях та  $D^{in}$  –

глибину в пікселях. Для вхідного зображення глибина характеризує кольорову модель зображення. Для даних, що передаються між захованими шарами підмережі, глибина характеризує кількість карт ознак. Розмірність вихідних даних  $Y$  для  $i$ -го шару формально представимо у вигляді кортежу  $H^{out}, W^{out}, D^{out}$ . Тоді розмірність рецептивного поля  $F$   $i$ -го шару як багатомірного фільтра, в загальному випадку, представимо у вигляді кортежу  $H^f, W^f, D^{in}, D^{out}$ . При цьому, у відповідності з прийнятими допущеннями, будемо вважати, що  $W^f = H^f$ .

Формально структуру CONV-шару, що є основною обчислювальною одиницею підмережі, представимо у вигляді наступного кортежу [55, 120]:

$$CONV = \left\langle X, F, Y, B, \left( P_h^-, P_h^+, P_w^-, P_w^+ \right), \left( S_h, S_w \right), n^{par} \right\rangle, \quad (3.1)$$

де  $X$  – багатовимірний масив вхідних даних, що представляє вхідне зображення або множину вхідних карт ознак для довільного шару  $X \subset \mathbb{R}^{H^{in} \times W^{in} \times D^{in}}$ ;

$F$  – багатовимірний фільтр, що представляє множину рецептивних полів  $F \subset \mathbb{R}^{H^f \times W^f \times D^{in} \times D^{out}}$ ;

$Y$  – багатовимірний масив вихідних даних, що представляє множину вихідних карт ознак  $Y \subset \mathbb{R}^{H^{out} \times W^{out} \times D^{out}}$ ;

$B$  – множина значень «нейронних зміщенняв»;

$\left( P_h^-, P_h^+, P_w^-, P_w^+ \right)$  – вектор нулів вирівнювання вхідного зображення по нижньому, верхньому, лівому і правому краю відповідно;

$\left( S_h, S_w \right)$  – вектор кроку зміщення рецептивного поля по висоті і ширині зображення (карти ознак) відповідно;

$n^{par}$  – кількість параметрів CONV-шару, що навчаються.

Кількість параметрів CONV-шару визначається відповідно до наступного виразу

$$n^{par} = (H^f D^f D^{in}) D^{out} + |B|. \quad (2.2)$$

При цьому характеристики вихідних даних CONV-шару, формально представлених у вигляді кортежу  $H^{out}, W^{out}, D^{out}$ , визначаються згідно з наступними виразами:

$$W^{out} = \frac{W^{in} - W^f + P_w^+ + P_w^-}{S_w} + 1, \quad W^{in} + P_w^+ + P_w^- \geq W^f; \quad (3.3)$$

$$H^{out} = \frac{H^{in} - H^f + P_h^+ + P_h^-}{S_h} + 1, \quad H^{in} + P_h^+ + P_h^- \geq H^f; \quad (3.4)$$

$$D_i^{out} = n^f, \quad (3.5)$$

де  $n^f$  – кількість рецептивних полів CONV-шару.

Згортковий шар можна представити у вигляді функції

$$Y_{H^{out}W^{out}D^{out}} = f_{CONV}(X_{H^{in}W^{in}D^{in}}), \quad (3.6)$$

де  $X_{H^{in}W^{in}D^{in}}$  – коваріантний тензор третього рангу, що описує вхідні дані CONV-шару;

$Y_{H^{out}W^{out}D^{out}}$  – коваріантний тензор третього рангу, що описує вихідні дані CONV-шару.



З урахуванням формального представлення CONV-шару згідно виразу (3.1), результат визначення елемента тензора  $Y_{H^{out}W^{out}D^{out}}$  представляється як:

$$y_{i^{out}j^{out}k^{out}} = b_{k^{out}} + \sum_{i^{in}=0}^{H^f-1} \sum_{j^{in}=0}^{W^f-1} \sum_{k^{in}=1}^{D^{in}} f_{k^{out}}^{i^f j^f k^{in}} * x_{(i^{in}+i^{out})(j^{in}+i^{out})k^{in}} \quad (3.7)$$

де  $y_{i^{out}j^{out}k^{out}}$  – елемент тензора  $Y_{H^{out}W^{out}D^{out}}$ ,  $y_{i^{out}j^{out}k^{out}} \in Y_{H^{out}W^{out}D^{out}}$ ;

$b_{k^{out}}$  – елемент множини  $B$ ,  $b_{k^{out}} \in B$ ;

$f_{k^{out}}^{i^f j^f k^{in}}$  – елемент комбінованого тензора четвертого рангу  $F_{D^{out}}^{H^f W^f D^{in}}$ , що

описує рецептивні поля CONV-шару  $f_{k^{out}}^{i^f j^f k^{in}} \in F_{D^{out}}^{H^f W^f D^{in}}$ ;

$x_{(i^{in}+i^{out})(j^{in}+i^{out})k^{in}}$  – елемент тензора  $X_{H^{in}W^{in}D^{in}}$ ,  $x_{(i^{in}+i^{out})(j^{in}+i^{out})k^{in}} \in X_{H^{in}W^{in}D^{in}}$

;

\* – операція згортки зв'язаних тензорів.

Формально структуру шару активації представимо кортежем:

$$ACT = \langle X, Y, t^{ACT} \rangle, \quad (3.8)$$

де  $X$  – багатовимірний масив вхідних даних, що представляє множину вхідних карт ознак  $X \subset \mathbb{R}^{H^{in} \times W^{in} \times D^{in}}$ ;

$Y$  – багатовимірний масив вихідних даних, що представляє множину вихідних карт ознак  $Y \subset \mathbb{R}^{H^{out} \times W^{out} \times D^{out}}$ ;

$t^{ACT}$  – множина типів функцій активації,

$$t^{ACT} = \left\{ \begin{array}{l} \text{сігмоїд, гіперболічний тангенс,} \\ \text{ReLU, SoftReLU, LeakyReLU} \end{array} \right\}.$$

На рис. 3.2 подані основні активаційні функції, які використовуються на практиці. У даній роботі використовується найбільш поширена функція активації RELU:

$$y_{i^{out} j^{out} k^{out}} = S(x_{i^{in} j^{in} k^{in}}) = \max(0, x_{i^{in} j^{in} k^{in}}), \quad (3.9)$$

де  $y_{i^{out} j^{out} k^{out}} \in Y_{H^{out} W^{out} D^{out}}$ ,  $x_{i^{in} j^{in} k^{in}} \in X_{H^{in} W^{in} D^{in}}$ ,  $H^{out} = H^{in}$ ,  $W^{out} = W^{in}$ ,

$$D^{out} = D^{in}.$$

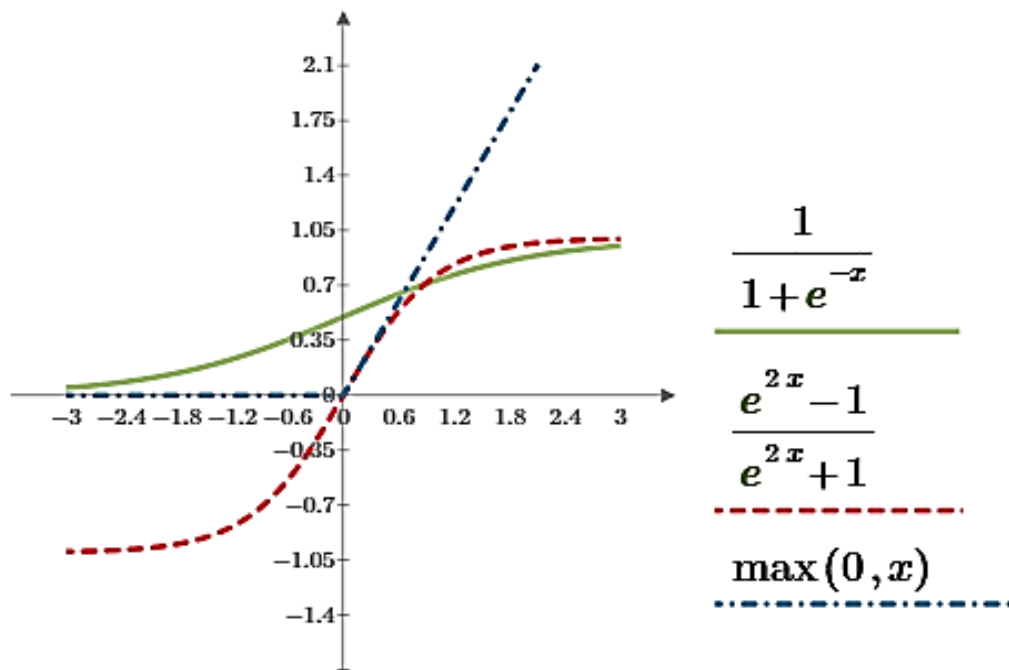


Рисунок 3.2 – Приклади активаційних функцій, що використовуються у шарі активації (сігмоїд, гіперболічний тангенс, RELU)

Шар активації, що реалізує функцію RELU, представимо у вигляді:

$$Y_{H^{out} W^{out} D^{out}} = f_{ReLU}(X_{H^{in} W^{in} D^{in}}). \quad (3.10)$$

Формально структуру POOL-шару можна представити у вигляді наступного кортежу:

$$POOL = X, Y, (H^{Pool}, W^{Pool}), (S_h, S_w), t^{Pool}, \quad (3.11)$$

де  $X$  – багатовимірний масив вхідних даних, що представляє множину вхідних карт ознак  $X \subset \mathbb{R}^{H^{in} \times W^{in} \times D^{in}}$ ;

$Y$  – багатовимірний масив вихідних даних, що представляє множину вихідних карт ознак  $Y \subset \mathbb{R}^{H^{out} \times W^{out} \times D^{out}}$ ;

$(H^{Pool}, W^{Pool})$  – просторові розміри вікна об'єднання POOL-шару;

$(S_h, S_w)$  – крок зміщення рецептивного поля по висоті і ширині зображення (карти ознак) відповідно;

$t^{Pool}$  – множина типів операцій об'єднання  $t^{Pool} = \{ "max", "avg", "sum" \}$

. У даному дослідженні безпосередньо використовуються два типи операцій – "max" і "avg".

Характеристики вихідних даних POOL-шару визначаються як [ ]:

$$W^{out} = \frac{W^{in} - W^{Pool}}{S_w} + 1, \quad (3.12)$$

$$H^{out} = \frac{H^{in} - H^{Pool}}{S_h} + 1, \quad (3.13)$$

$$D^{out} = D^{in}. \quad (3.14)$$

Представимо шар об'єднання у вигляді наступних функцій:

– для операції "max":

$$Y_{H^{out}W^{out}D^{out}} = f_{MaxPOOL} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right); \quad (3.15)$$

– для операції "avg":

$$Y_{H^{out}W^{out}D^{out}} = f_{AvgPOOL} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right). \quad (3.16)$$

З урахуванням формального представлення POOL-шару, згідно з виразом (3.11), результат визначення елемента тензора  $Y_{H^{out}W^{out}D^{out}}$  представляється для операцій "max" і "avg" відповідно як:

$$y_{i^{out}j^{out}k^{out}} = \max_{1 \leq i^{pool} \leq H^{pool}, 1 \leq j^{pool} \leq W^{pool}} x_{(i^{in}+i^{out}-1)(j^{in}+i^{out}-1)k^{in}}; \quad (3.17)$$

$$y_{i^{out}j^{out}k^{out}} = \frac{1}{H^{pool}W^{pool}} \sum_{1 \leq i^{pool} \leq H^{pool}, 1 \leq j^{pool} \leq W^{pool}} x_{(i^{in}+i^{out}-1)(j^{in}+i^{out}-1)k^{in}}, \quad (3.18)$$

де  $y_{i^{out}j^{out}k^{out}} \in Y_{H^{out}W^{out}D^{out}}$ ,  $x_{i^{in}j^{in}k^{in}} \in X_{H^{in}W^{in}D^{in}}$ ,  $D^{out} = D^{in}$ .

**Формування модулів підмержі вилучення ознак на основі використання ЗНМ Inception-v3.** Структурна схема модуля «inception» 1-го типу наведена на рис. 3.3. Структура CONV-шарів і шарів RELU модуля «inception» 1-го типу визначається згідно з виразами (3.1) і (3.8), а результат функціонування – згідно з виразами (3.7); структура шару MaxPOOL – згідно з виразом (3.11), а результат функціонування – згідно з виразом (3.17) [47, 55].

Математично модуль «inception» 1-го типу, відповідно до виразів (3.6), (3.10) і (3.15), описується як суперпозиція функцій:

$$Y_{H^{med1}W^{med1}D^{med1}} = f_{CONV13} \left( f_{CONV12} \left( f_{CONV11} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right) \right); \quad (3.19)$$

$$Y_{H^{med2}W^{med2}D^{med2}} = f_{CONV22} \left( f_{CONV21} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right); \quad (3.20)$$

$$Y_{H^{med3}W^{med3}D^{med3}} = f_{CONV31} \left( f_{MaxPOOL} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right); \quad (3.21)$$

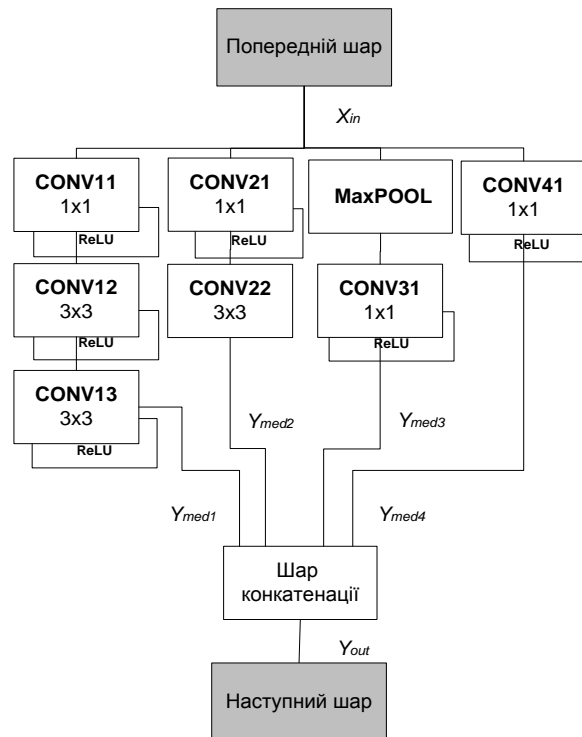


Рисунок 3.3 – Структурна схема модуля «insertion» 1-го типу

$$Y_{H^{med4}W^{med4}D^{med4}} = f_{CONV41} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right); \quad (3.22)$$

$$Y_{H^{out}W^{out}D^{out}} = Y_{H^{med1}W^{med1}D^{med1}} \circ Y_{H^{med2}W^{med2}D^{med2}} \circ Y_{H^{med3}W^{med3}D^{med3}} \circ Y_{H^{med4}W^{med4}D^{med4}}, \quad (3.23)$$

де  $\circ$  – операція конкатенації тензорів карт ознак, для яких виконується наступна умова рівності розмірності:

$$H^{med1} = H^{med2} = H^{med3} = H^{med4};$$

$$W^{med1} = W^{med2} = W^{med3} = W^{med4}.$$
(3.24)

Структурна схема модуля «inception» 2-го типу наведена на рис. 3.4.

Структура CONV-шарів і шарів RELU модуля «inception» 2-го типу визначається згідно з виразами (3.1) і (3.8), а результат функціонування – згідно з виразами (3.7) і (3.9); структура шару AvgPOOL – згідно з виразом (3.11), а результат функціонування – згідно з виразом (3.18).

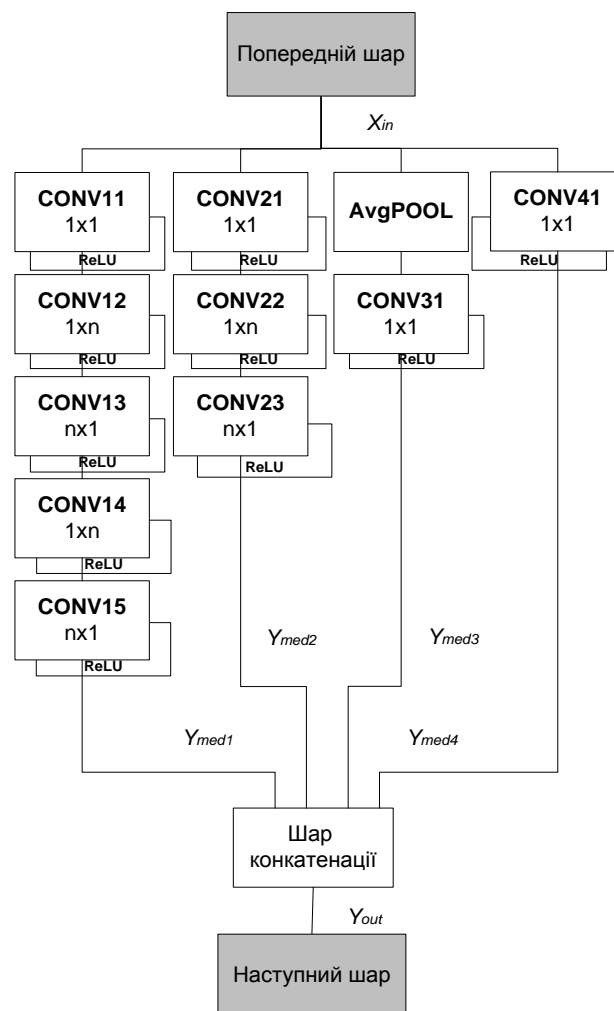


Рисунок 3.4 – Структурна схема модуля «inception» 2-го типу

Математично три гілки модуля «inception» 2-го типу, відповідно до виразів (3.6), (3.10) і (3.16), описуються як суперпозиція функцій:

$$Y_{H^{med1}W^{med1}D^{med1}} = f_{CONV15} \left( f_{CONV14} \left( f_{CONV13} \left( f_{CONV12} \left( f_{CONV11} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right) \right) \right) \right); \quad (3.25)$$

$$Y_{H^{med2}W^{med2}D^{med2}} = f_{CONV23} \left( f_{CONV22} \left( f_{CONV21} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right) \right); \quad (3.26)$$

$$Y_{H^{med3}W^{med3}D^{med3}} = f_{CONV31} \left( f_{AvgPOOL} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right). \quad (3.27)$$

Четверта гілка модуля «inception» 2-го типу описується з використанням виразу (3.22), результат конкатенації – виразу (3.23) при виконанні умови (3.24).

Структурна схема модуля «inception» 3-го типу наведена на рис. 3.5.

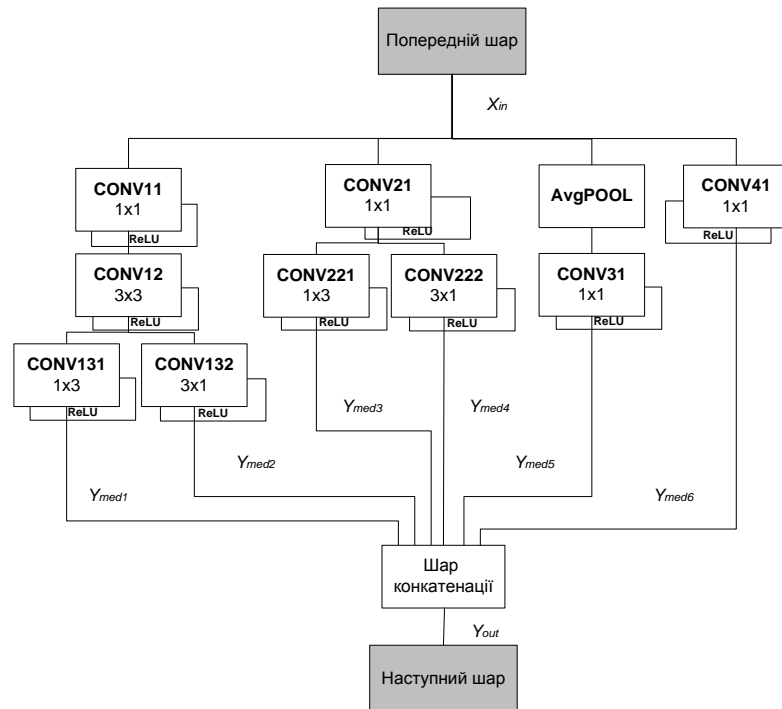


Рисунок 3.5 – Структурна схема модуля «inception» 3-го типу

Структура CONV-шарів і шарів RELU модуля «inception» 3-го типу визначається згідно з виразами (3.1) і (3.8), а результат функціонування – згідно з виразами (3.7) і (3.9); структура шару AvgPOOL – згідно з виразом (3.10), а результат функціонування – згідно з виразом (3.18).

Математично три гілки модуля «inception» 3-го типу відповідно до виразів (3.6), (3.10) і (3.16) описуються як суперпозиція функцій:

$$Y_{H^{med1}W^{med1}D^{med1}} = f_{CONV131} \left( f_{CONV12} \left( f_{CONV11} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right) \right); \quad (3.28)$$

$$Y_{H^{med2}W^{med2}D^{med2}} = f_{CONV132} \left( f_{CONV12} \left( f_{CONV11} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right) \right); \quad (3.29)$$

$$Y_{H^{med3}W^{med3}D^{med3}} = f_{CONV221} \left( f_{CONV21} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right); \quad (3.30)$$

$$Y_{H^{med4}W^{med4}D^{med4}} = f_{CONV222} \left( f_{CONV21} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right); \quad (3.31)$$

$$Y_{H^{med5}W^{med5}D^{med5}} = f_{CONV31} \left( f_{AvgPOOL} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right) \right); \quad (3.32)$$

$$Y_{H^{med6}W^{med6}D^{med6}} = f_{CONV41} \left( X_{H^{in}W^{in}D^{in}} \right); \quad (3.33)$$

$$Y_{H^{out}W^{out}D^{out}} = Y_{H^{med1}W^{med1}D^{med1}} \circ Y_{H^{med2}W^{med2}D^{med2}} \circ Y_{H^{med3}W^{med3}D^{med3}} \quad (3.34)$$

$$\circ Y_{H^{med4}W^{med4}D^{med4}} \circ Y_{H^{med5}W^{med5}D^{med5}} \circ Y_{H^{med6}W^{med6}D^{med6}},$$

де  $\circ$  – операція конкатенації тензорів карт ознак, для яких виконується наступна умова рівності розмірності:

$$H^{med1} = H^{med2} = H^{med3} = H^{med4} = H^{med5} = H^{med6}; \quad (3.35)$$

$$W^{med1} = W^{med2} = W^{med3} = W^{med4} = W^{med5} = W^{med6}.$$

**Формування узагальненої структури модифікованої підмережі вилучення ознак на основі використання ЗНМ Inception-v3.** Для використання підмережі вилучення ознак Fuzzy UI у контексті функціонування модифікованого U-Net введемо додаткові шари (додаток ). Вони забезпечують пониження розмірності карт ознак відповідно до базових принципів архітектури U-Net [105].



Таким чином, остаточна структура архітектури підмережі вилучення ознак Fuzzy UI на основі модифікації архітектури ЗНМ Inception-v3 представлена у додатку Б.

3.2.2 Формальне представлення процесу класифікації об'єкту з використанням модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя

Класична нечітка нейронна продукційна мережа Ванга-Менделя реалізує нечітку продукційну модель за правилами, умови і заключення яких формуються на основі нечіткої множини типу 1. При цьому, функції приналежності всіх нечітких множин представляються функцією Гауса [75]. У зв'язку з цим вихідний сигнал мережі Ванга-Менделя розраховується відповідно до виразів [33, 43-45, 79-81, 123]:

$$y_{class}(x) = \frac{\sum_{i=1}^M c_i \prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j)}{\sum_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j)}, \quad (3.36)$$

$$\mu_{ij}(x_j) = \exp \left[ - \left( \frac{x_j - a_{ij}}{b_{ij}} \right)^2 \right], \quad (3.37)$$

де  $x_j$  – вхідний сигнал;

$c_i$  – центр ширини функції Гауса, що представляє функцію приналежності нечіткої множини заключень правил;

$\mu_{ij}$  – функція Гауса з параметрами математичного очікування, яке визначає центр  $a_{ij}$ , і параметрами розкиду, які визначаються середнім

квадратичним відхиленням, що представляє функцію приналежності нечіткої множини умов правил;

$N$  – кількість вхідних змінних мережі;

$M$  – кількість нейронів першого шару, що реалізовує фаззифікацію вхідних змінних.

Безпосередньо структура мережі Ванга-Менделя є чотиришаровою нейронною мережею, в якій:

- у першому шарі виконується фаззифікація вхідних змінних;
- у другому шарі здійснюється агрегація значень активації умови нечіткого продукційного правила;
- у третьому шарі виконується активізація заключень правил виведення;
- у четвертому шарі, що складається з одного нейрона, здійснюється дефаззифікація вихідний змінної і формування вихідного сигналу.

Відповідно до структури мережі і виразів (3.36), (3.37), перший і третій шари є параметричними.

Алгоритм нечіткого логічного виведення, реалізований даною нечіткою нейронною продукційною мережею, базується на таких основних положеннях:

- вхідні змінні є чіткими;
- функції приналежності всіх нечітких множин представляються функцією Гауса;
- акумуляція активізованих правил не здійснюється.

Модифікація класичної мережі Ванга-Менделя для сегментації об'єктів на цифрових знімках на основі згорткових і нечітких нейронних мереж здійснюється за допомогою:

1) представлення функцій приналежності в термінах ІНМТ2 і реалізації операцій фаззифікації, агрегації і активації з використанням операцій над ІНМТ2;

2) введення додаткової операції приведення типу в шарі дефаззифікації вихідної змінної на основі класичного методу центру тяжіння (centroid);

3) введення двох виходів мережі для розпізнавання відповідної кількості класів пікселів. Для цього третій шар представляється набором з декількох пар нейронів-суматорів, а четвертий реалізує декілька нейронів-нормалізаторів, кількість яких відповідає кількості пар третього шару.

У загальному випадку, нечітке продукційне правило для модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя представимо в такому вигляді [79 - 81]:

$$R: IF \beta_1 \text{ is } \alpha_1 \text{ AND } \dots \text{ AND } \beta_n \text{ is } \alpha_n \text{ THEN } \beta_{n+1} = c_j^p, \quad (3.88)$$

де  $\beta_i$  – найменування вхідної ЛЗ, що задається кортежем  $\langle \beta_i, T_i, X_i, M_i \rangle$ ,  $i = 1, \dots, n$  і  $n$  – кількість вхідних ЛЗ;

$T_i = \{ \alpha_i \}$  – множина значень (термів) вхідної ЛЗ правила  $R$ , кожне з яких є найменуванням НЗ для опису значень параметрів сегментації;

$X_i$  – область значень НЗ, найменування яких входять в  $T_i$ ;

$M_i$  – семантична процедура, що ставить у відповідність значенню ЛЗ нечітку множину. Синтаксична процедура генерування нових значень для ЛЗ  $G_i$  не використовується, оскільки всі значення ЛЗ в рамках пропонованого підходу визначаються на етапі формування бази правил;

$\alpha_i$  – значення терма вхідної ЛЗ у вигляді найменування НЗ (лінгвістичного значення параметра розпізнавання компактного (точкового) об'єкту), що задається кортежем  $\langle \alpha_i, X_i, \tilde{A} \rangle$ ,  $i = 1, \dots, n$ ,  $\tilde{A} \subseteq X_i$ ;

$\tilde{A} = \{x, \mu_{\tilde{A}}(x)\}$  – ІНМТ2 на множині  $X_i$ , що описує можливі значення, які може приймати НЗ  $\alpha_i \in T_i$ ;

$\beta_{n+1}$  – найменування вихідної ЛЗ, що задається кортежем  $\langle \beta_{n+1}, T_{n+1}, Y, M_{n+1} \rangle$ ;

$Y$  – область значень термів, найменування яких входять в  $T_{n+1}$ , що представляють номер розпізнаваного класу;

$M_{n+1}$  – семантична процедура, що ставить у відповідність значенню ЛЗ одноточкову нечітку множину;

$c_j^p$  – значення терма вихідний ЛЗ у вигляді найменування або номера класу з множини  $C_p = \{c_j^p\}$ ,  $j = 1, \dots, m$ ,  $m$  – кількість класів сегментації.

Формально під ІНМТ2 розумітимемо нечітку множину типу 2, чиї всі вторинні ступені  $f_x(u) \equiv \mu_{\tilde{A}}(x, u)$  дорівнюють 1, і яке представляється:

– у разі безперервних (нескінченних)  $X$  и  $J_x$ , як [43, 124]:

$$\tilde{A} = \int_x \int_u \frac{1}{(x, u)}, \quad u \in J_x \subseteq U = [0, 1], x \in X, \quad (3.39)$$

або

$$\tilde{A} = \int_x \frac{\left[ \int_u \frac{1}{u} \right]}{x}, \quad u \in J_x \subseteq U = [0, 1], x \in X; \quad (3.40)$$

– у разі дискретних (кінцевих)  $X$  і  $J_x$  як:

$$\tilde{A} = \sum_{j=1}^N \frac{\left[ \sum_{i=1}^{M_j} \frac{1}{u_i} \right]}{x_j}, \quad u \in J_x \subseteq U = [0,1], x \in X \quad (3.41)$$

або як множина:

$$\tilde{A} = \{((x,u),1) \mid \forall x \in X, \forall u \in J_x \subseteq U = [0,1]\}, \quad (3.42)$$

де  $x$  – первинна змінна  $x \in X$ ;

$X$  – універсальна множина об'єктів наочної області;

$u$  – вторинна змінна  $u \in J_x$ ;

$J_x$  – первинна приналежність  $J_x \subseteq U$ ;

$U$  – область визначення первинної приналежності  $U = [0,1]$ ;

$f_x(u) \equiv \mu_{\tilde{A}}(x,u)$  – вторинний ступінь, що дорівнює 1.

Відомі два основні способи формального представлення ІНМТ2 – способами вертикального або хвилястого зрізу [41]. На практиці реалізований другий спосіб представлення ІНМТ2 на основі займаної площі невизначеності. Для представлення функцій приналежності модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя в термінах ІНМТ2 розглянемо базове поняття займаної площі невизначеності.

Об'єднання всіх первинних приналежностей ІНМТ2 називається займаною площею невизначеності (footprint of uncertainty (*FOU*)) і представляється як [45]:

$$FOU(\tilde{A}) = \bigcup_{\forall x \in X} J_x = \{(x, u); u \in J_x \subseteq [0, 1]\}. \quad (3.43)$$

Визначення *FOU* для ІНМТ2 і загальних НМТ2 співпадає. Проте, для ІНМТ2 займана площа невизначеності має особливе значення. Це пов'язано з тим, що, оскільки вторинні ступені ІНМТ2 не передають нової інформації про додаткові ступені невизначеності, то можна вважати, що *FOU* є закінченим описом ІНМТ2.

Для ІНМТ2 первинну приналежність можна представити як [44, 80]:

$$J_x = [\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x), \underline{\mu}_{\tilde{A}}(x)], \quad (3.44)$$

де  $\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x)$  – значення верхньої функції приналежності (upper membership function), що позначається  $UMF(\tilde{A})$  або  $\bar{\mu}_{\tilde{A}}$ ;

$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x)$  – значення нижньої функції приналежності (lower membership function), що позначається  $LMF(\tilde{A})$  або  $\underline{\mu}_{\tilde{A}}$ .

Виходячи з виразів (3.43) і (3.44), представимо *FOU* для ІНМТ2 в наступному вигляді:

$$FOU(\tilde{A}) = \bigcup_{\forall x \in X} [\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x), \overline{\mu}_{\tilde{A}}(x)] = \left\{ \left( x, [\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x), \overline{\mu}_{\tilde{A}}(x)] \right) \right\}. \quad (3.45)$$

Таким чином, виходячи з виразу (3.45),  $FOU$  для ІНМТ2 можна також розглядати як нечітку множину, значеннями функції приналежності якої є інтервали, або як нечітку множину, визначену на інтервалі.

Вкладеною інтервальною НМТ2  $\tilde{A}_e$  з потужністю  $N$  для дискретних (скінчених) множин  $X$  і  $J_x$  будемо називати множину кортежів із трьох елементів. Перші елементи кортежу являють собою відповідні первинні змінні  $x_i \in X$ , другі елементи – точно одне значення із  $J_{x_1}, J_{x_2}, \dots, J_{x_N}$ , а саме  $u_1, u_2, \dots, u_N$ , треті елементи – відповідні вторинні ступені  $f_{x_1}(u_1), f_{x_2}(u_2), \dots, f_{x_N}(u_N)$ , що дорівнюють 1, тобто:

$$\tilde{A}_e = \sum_{i=1}^N \frac{\left[ \frac{1}{u_i} \right]}{x_i}, \quad u_i \in J_{x_i} \subseteq U = [0,1], x_i \in X. \quad (3.46)$$

Вкладеною інтервальною НМТ2  $\tilde{A}_e$  для безперервних (нескінченних) множин  $X$  і  $J_x$  називається множина, у якої кожна первинна змінна  $x \in X$  має тільки одну вторинну змінну  $u \in J_x$  (тобто одне значення первинної приналежності) з відповідним вторинним ступенем, що дорівнює 1, тобто:

$$\tilde{A}_e = \int_{x \in X} \frac{\left[ \frac{1}{u} \right]}{x}, \quad u \in J_x \subseteq U = [0,1]. \quad (3.47)$$

Вкладеною НМТ1  $A_e$  з потужністю  $N$  для дискретних (кінцевих) множин  $X$  і  $J_x$  називається множина пар, де перші елементи пари представляють відповідні первинні змінні, а другі елементи точно одне значення з  $J_{x_1}, J_{x_2}, \dots, J_{x_N}$ , а саме  $u_1, u_2, \dots, u_N$ , тобто:

$$A_e = \sum_{i=1}^N \frac{u_i}{x_i}, \quad u_i \in J_{x_i} \subseteq U = [0,1], \quad x_i \in X. \quad (3.48)$$

Вкладеною НМТ1  $A_e$  для безперервних (нескінченних) множин  $X$  і  $J_x$  називається множина, що є об'єднанням всіх первинних приналежностей вкладеного НМТ2  $\tilde{A}_e$  в (3.48), тобто:

$$A_e = \int_{x \in X} \frac{u}{x}, \quad u \in J_x \subseteq U = [0,1]. \quad (3.49)$$

Вкладена НМТ1  $A_e$  є областю визначення для вкладеної ІНМТ2  $\tilde{A}_e$ . При цьому розглянуті визначення вкладеної НМТ1 повністю відповідають визначенням вкладеної НМТ1 в рамках загальних НМТ2.

Вкладені ІНМТ2  $\tilde{A}_e$  і НМТ1  $A_e$  з безперервними (нескінченними) множинами  $X$  і  $J_x$  використовуються тільки в теоретичних цілях, у зв'язку з тим, що кількість відповідних вкладених множин є незліченною.

Порівнюючи вирази (3.47) і (3.48), представимо вкладену ІНМТ2 через елементи вкладеної НМТ1 як [44, 45]:



$$\tilde{A}_e = \frac{1}{A_e}. \quad (3.50)$$

Вираз (3.50) означає, що в усіх точках НМТ1  $A_e$  вторинні ступені дорівнюють 1.

У роботах [44-45] розглянута представницька теорема (Representation Theorem), згідно з якою ІНМТ2  $\tilde{A}$  може бути представлена як об'єднання вкладених в нього ІНМТ2, тобто:

$$\tilde{A} = \bigcup_{j=1}^n \tilde{A}_e^j, \quad (3.51)$$

де  $n$  – кількість вкладених ІНМТ2 ( $\tilde{A}_e^j$  представляється згідно виразу

$$(4.46)) \quad n = \prod_{i=1}^N M_i;$$

$N$  – кількість значень, на яку дискретизовано  $X$  ;

$M_i$  – кількість значень, на яку дискретизовано  $J_x$ .

Представлення ІНМТ2 у вигляді виразу (3.51) називається представленням ІНМТ2 способом хвилястого зрізу.

По аналогії з виразом (3.51), займану площу невизначеності  $FOU$  можна представити як:

$$FOU(\tilde{A}) = \bigcup_{j=1}^n A_e^j. \quad (3.52)$$

З урахуванням виразу (3.50) і використовуючи вирази (3.52) і (3.45), ІНМТ2 можна представити як [37, 44, 81]:

$$\tilde{A} = \bigcup_{j=1}^n \frac{1}{A_e^j} = \frac{1}{\bigcup_{j=1}^n A_e^j} \equiv \frac{1}{FOU(\tilde{A})} = \frac{1}{\bigcup_{\forall x \in X} [\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x), \overline{\mu}_{\tilde{A}}(x)]}. \quad (3.53)$$

Підсумкова структура модифікованої нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя на основі використання ІНМТ2 і з  $k$  виходами по кількості розпізнаваних класів (підкласів) об'єктів представлена на рис. 3.6. При цьому, вихідний сигнал модифікованої мережі Ванга-Менделя розраховується відповідно до виразів:

$$\bar{y}_{class}(x) = \frac{\sum_{i=1}^M \bar{c}_i \prod_{j=1}^N \bar{\mu}_{ij}(x_j)}{\sum_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \bar{\mu}_{ij}(x_j)}, \quad \underline{y}_{class}(x) = \frac{\sum_{i=1}^M \underline{c}_i \prod_{j=1}^N \underline{\mu}_{ij}(x_j)}{\sum_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \underline{\mu}_{ij}(x_j)} \quad (3.54)$$

$$Y = J_x^{class} = |\bar{y}_{class}(x), \underline{y}_{class}(x)|, \quad (3.55)$$

де  $x_j$  – вхідний сигнал;

$\bar{c}$ ,  $\underline{c}_i$  - центр ширини верхньої та нижньої функції Гауса, що представляє функцію приналежності нечіткої множини заключень правил

$\bar{\mu}_{ij}$ ,  $\underline{\mu}_{ij}$  - значення верхньої та нижньої функцій приналежності передумов правил;

$J_x^{class}$  - первинна приналежність класу (підкласу), що розпізнається.

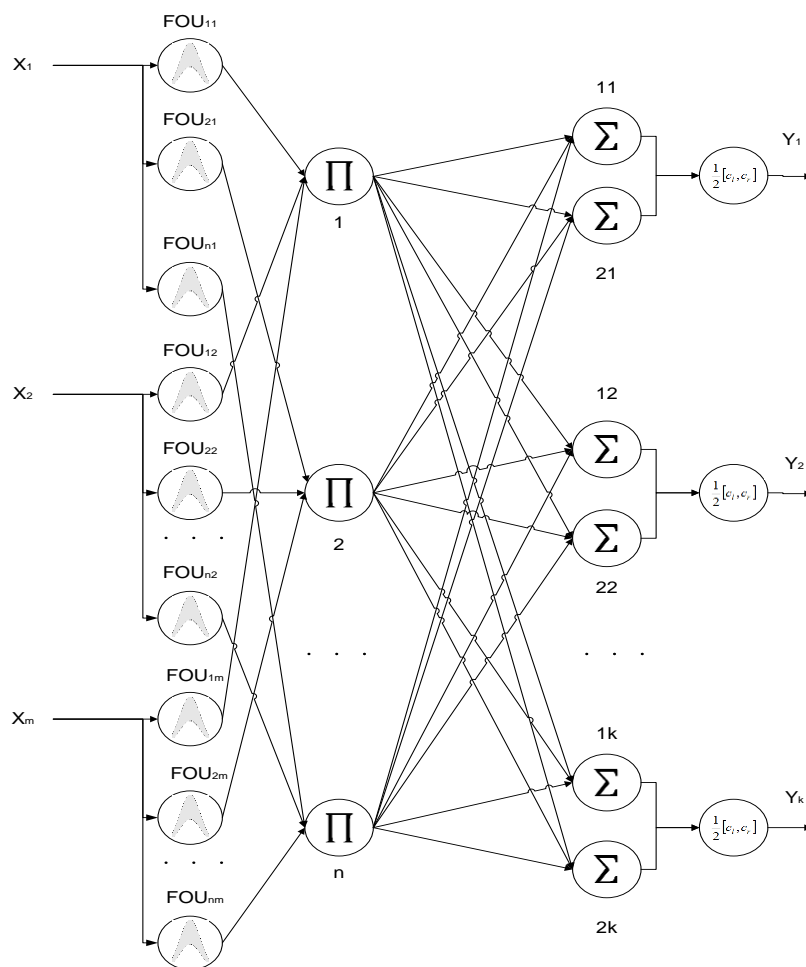


Рисунок 3.6 – Структура модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя на основі ІНМТ2

Таким чином, згідно представницької теореми (вираз (3.53)), ІНМТ2 є об'єднанням всіх вкладених НМТ1, які покривають його займану площу невизначеності. Важливість цього висновку полягає у наступному:

по-перше, підтверджується теза про те, що ІНМТ2 повністю описується (визначається) його *FOU* ;

по-друге, з'являється можливість використовувати як операції над ІНМТ2 відповідні операції над НМТ1, що значно спрощує обчислювальну складність ІНМТ2 для їх реалізації в рамках відповідних нечітких логічних систем. У зв'язку з цим використовуються функції приналежностей, які повністю описується відповідною *FOU* , у якої, у свою чергу, верхня і нижня межі представляються функцією Гауса відповідно до виразу (3.37).

### 3.2.3 Розробка узагальненої топології нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках у вигляді суперпозиції функцій

Відповідно до розроблених пропозицій пропонується формальне подання узагальненої топології нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках у вигляді суперпозиції функцій, де кожна функція представляє окрему ЗНМ (модуль) в рамках об'єднання мереж для сегментації міських будівель на цифрових космічних та аерофотознімках:

$$FuzzyUI = F_3 \left( F_2 \left( F_1 \left( X_0 \right) \right) \right), \quad (3.56)$$

де  $X_0$  – вхідний багатовимірний масив даних, який представляє цифровий аерофотознімок;

$F_1$  – функція формального представлення результатів функціонування модифікованого енкодера U-Net на базі ЗНМ VGG16;

$F_2$  – функція формального представлення результатів функціонування модифікованого декодера U-Net;

$F_3$  – функція формального представлення результатів функціонування модифікованої нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя як класифікатора модифікованого декодера U-Net.

Узагальнена топологія нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках наведена на рис. 3.7.

Процедура автоматичного вилучення ознак для сегментації об'єктів на цифрових знімках на основі ЗНМ Inception-v3 реалізується за допомогою виконання сукупності наступних операцій:

1) представлення вхідного зображення в шарі даних у вигляді тривимірного масиву (тензора) розмірністю  $W_{pict} \times H_{pict} \times D_{pict}$ , де  $D_{pict}$  характеризує вибрану колірну модель зображення для подачі на вхід кодувальника (субдискретизатора);



Рисунок 3.7 – Узагальнена топологія нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках у вигляді суперпозиції функцій

2) реалізація прямого проходу CONV-шарів і шарів RELU відповідно до виразів (3.7) (3.9). Кількість CONV-шарів і шарів RELU визначається архітектурою підмережі вилучення ознак Fuzzy UI, представленою у додатку Б;

3) реалізація прямого проходу MaxPOOL-шару відповідно до виразу (3.17) і архітектури підмережі виявлення ознак Fuzzy UI, представленою у додатку Б;

4) реалізація механізму функціонування модулів «inception» 1-го типу, що представляє принцип «мережа в мережі» відповідно до рис. 3.6. Внутрішні шари модуля «inception» 1-го типу функціонують відповідно до виразів (3.19) – (3.23). Кількість модулів «inception» 1-го типу визначається відповідно до архітектури підмережі, представленої у додатку Б;

5) реалізація механізму функціонування модулів «inception» 2-го типу, що представляє принцип «мережа в мережі» відповідно до рис. 3.7. Внутрішні шари модуля модулів «inception» 2-го типу функціонують відповідно до виразів (3.22), (3.23), (3.25) – (3.27). Кількість модулів «inception» 2-го типу визначається архітектурою підмережі, представленої у додатку Б;

6) реалізація механізму функціонування модулів «inception» 3-го типу, що представляє принцип «мережа в мережі» відповідно до рис. 3.7. Внутрішні шари модуля модулів «inception» 3-го типу функціонують відповідно до виразів (3.28) – (3.34). Кількість модулів «inception» 3-го типу визначається архітектурою підмережі, представленої у додатку Б;

7) реалізація прямого проходу додаткових CONV-шарів без шарів RELU відповідно до виразу (3.7). Кількість CONV-шарів визначається архітектурою підмережі вилучення ознак Fuzzy INCEPTION-SSD, представленою у додатку Б;

8) реалізація прямого проходу AvgPOOL-шару відповідно до виразу (3.18) і архітектури підмережі виявлення ознак Fuzzy UI, представленою у додатку Б.

Тензори карт ознак, що є результатом функціонування останніх модулів «insertion» кожного типу і всіх додаткових шарів, виступають як вхідні тензори карт ознак для модифікованого декодера (підвищуючого дискретизатора) U-Net. При цьому, для вихідних тензорів карт ознак останніх модулів «insertion» кожного типу виконується додаткова нормалізація з використанням шару локальної нормалізації (Local response normalization (LRN)) для подальшої конкатенації с шарами декодера.

При цьому, результат виконання нормалізації можливо представити наступним виразом:

$$y_{i^{out} j^{out} k^{out}} = x_{i^{in} j^{in} k^{in}} \left( k^{in} + \alpha \sum_{t \in G(k^{in})} x_{i^{in} j^{in} t^{in}}^2 \right)^{-\beta}, \quad (3.57)$$

де для кожного вихідного каналу  $k^{out} \in G(k^{in}) \subset \{1, 2, \dots, D^{in}\}$  є відповідною підмножиною вхідних каналів,  $H^{out} = H^{in}$ ,  $W^{out} = W^{in}$ ,  $D^{out} = D^{in}$ .

Процедура автоматичної класифікації реалізується з використанням модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя, структура якої була представлена на рис. 3.6 [76, 104]:

– перший шар виконує фаззифікацію вхідних змінних. Елементи цього шару розраховують значення нечіткої функції приналежності  $\tilde{\mu}_{ij}(x_j)$ . Нечітка функція приналежності задається гауссовими функціями у вигляді верхньої і нижньої меж її FOU ;

– другий шар – агрегація значень активації умови нечіткого продукційного правила з використанням операцій на ІНМТ2. При цьому, кількість елементів шару відповідає кількості нечітких продукційних правил вигляду (3.38);

– третій (лінійний) шар – активізація заключень правил виводу (1-ий нейрон) і генерація нормалізуючого вихідного сигналу (2-ий нейрон);

– четвертий шар – вихідний шар, що складається з нейронів, кількість яких відповідає кількості розпізнаваних класів. Дані нейрони здійснюють попереднє приведення типу і дефаззифікацію вихідний змінної, формуючи вихідний сигнал. Цей сигнал характеризує значення ступеня приналежності до одного із заздалегідь заданих класів.

3.3 Метод навчання дискретизатора та класифікатора моделі Fuzzy UI, реалізованого на основі згорткових і нечітких нейронних мереж

Метод навчання дискретизатора та класифікатора моделі Fuzzy UI, реалізованого на основі згорткових і нечітких нейронних мереж включає наступні елементи:

- процедуру формування і настройки навчальної вибірки;
- алгоритм навчання нейромережевого детектора.

У загальному випадку, на якість розпізнавання і узагальнюючу здатність нейронної мережі в рівній мірі впливають два чинники: нейромережева архітектура і навчальна вибірка, на якій проводиться навчання. Навчальна вибірка містить в собі всю інформацію, яка буде доступна нейронній мережі для вирішення задачі сегментації об'єктів на цифрових знімках, ніяких інших джерел даних мережа не має. У зв'язку з цим якість навчальної вибірки є критично важливим чинником успішного навчання детектора на основі згорткових і нечітких нейронних мереж для сегментації об'єктів на цифрових знімках. Навчальна вибірка повинна задовольняти наступним основним вимогам репрезентативності вибірки: достатності, різноманітності і рівномірності.



Достатність визначається кількістю прикладів зображень, яке не повинне перевищувати кількість параметрів нейромережі, що навчаються.

Під різноманітністю розуміється наявність у вибірці різноманітних комбінацій входу – виходу в навчальних прикладах для придбання нейромережею властивості узагальнення.

Під рівномірністю розуміється рівномірний розподіл навчальних прикладів за класами (підкласами) компактних (точкових) об'єктів повітряної розвідки.

Процедура формування і налаштування навчальної вибірки для задачі сегментації об'єктів на цифрових знімках на основі згорткових і нечітких нейромереж включає виконання наступних етапів [121, 122]:

1) вибір джерела даних для навчання і способу синтезу навчальних зображень;

2) білінійна інтерполяція (стиснення зображень до необхідного розміру);

3) нормалізація зображення;

4) налаштування (зміна) параметрів зображень;

5) представлення навчальної вибірки з позитивними і негативними прикладами навчання;

б) представлення навчальної вибірки у вигляді підмножин, що безпосередньо використовуються для навчання, валідації і тестування.

Для реалізації першого етапу процедури формування і настройки навчальної вибірки в загальному випадку можуть використовуватися два підходи [88]:

– розробка великого набору «природних» зображень, безпосередньо космічних та аерофотознімках міських територій з подальшим їх маскуванням. Даний підхід вимагає великих трудовитрат і часу;

– автоматизований синтез космічних та аерофотознімків міських територій за результатами виконання процедури аугментації базових знімків. Даний підхід вимагає значно менших трудовитрат і часу, дозволяє більш

повно охопити діапазон можливих варіацій зображення космічних та аерофотознімках міських територій, що спостерігаються у реальності.

У даному дослідженні використовується другий підхід. При цьому всі зображення синтезуються за допомогою обчислювальних засобів (наприклад, середовища 3D моделювання Autodesk 3D MAX). Для чого використовуються відповідні 3D-моделі компактних (точкових) об'єктів повітряної розвідки, а також колекція синтезованих або підготовлених заздалегідь фонів.

На другому етапі виконується білінійна інтерполяція. Білінійна інтерполяція є функцією, що розширює лінійну інтерполяцію і знайшла широке застосування в обробці цифрових зображень. Її дія в задачі зміни розмірів зображення полягає в інтерполяції значення зображення в певній точці на підставі даних про точки, які її оточують. Даний етап є важливим тому, що розмірність входів нейронної мережі обмежена обчислювальними ресурсами. У зв'язку з цим перед використанням синтезованого навчального прикладу він стискається до необхідного розміру. При цьому, необхідно звести до мінімуму втрату важливих для навчання даних про властивості і ознаки об'єктів сегментації і максимально виділити ділянки зображення, що акумулюють важливі риси об'єктів навчання нейромережевого детектора та класифікатора, що безпосередньо впливають на якість.

У загальному випадку при реалізації третього етапу можуть використовуватися наступні підходи до нормалізації зображення: масштабування, локальна контрастна нормалізація, стандартизація особливостей. При навчанні глибоких нейромереж найчастіше використовується метод локальної контрастної нормалізації. Даний метод забезпечує при перетворенні зображення однорідність математичного очікування і дисперсії в певній області [88].

На четвертому етапі виконується налаштування (зміна) параметрів зображень компактних (точкових) об'єктів повітряної розвідки (розмір

об'єктів, складність фонів, зміщення ракурсу (повороту) об'єктів та ін.). Зокрема, експерименти показують:

- відсоток розпізнаних зображень у тестовій вибірці при збільшенні розміру об'єкту зростає до певного рубежу, приблизно рівного 80-85% від розміру фону, потім різко знижується;

- включення невеликого відсотка (5-15%) складних фонів у навчальній вибірці позитивно впливає на розпізнавання об'єктів в природних сценах, а також в зашумлених умовах;

- збільшення частини зображень із зміщенням на 10% у навчальній вибірці зменшує частку правильно розпізнаних прикладів на 1-2%;

- при єдиному ракурсі якість розпізнавання істотно нижча, ніж при трьох або п'яти ракурсах. У той же час значне збільшення варіативності точки спостереження за об'єктом приводить до погіршення навчання.

На останніх етапах здійснюється формування позитивних і негативних прикладів навчання за допомогою завдання маски на правильних і неправильних класах об'єктів (при цьому, ефективним відношенням позитивних-негативних прикладів для навчання є відношення 3 до 1), а також представлення навчальної вибірки у вигляді підмножин, що безпосередньо навчає (до 75% обсягу вибірки) і тестової (до 25% обсягу).

За базовий алгоритм навчання використовується алгоритм зворотного розповсюдження похибки. В його основі лежить принцип, що дозволяє розрахувати вектор часткових похідних (градієнт) функції похибки мережі. Функцією помилки є різниця між поточним вихідним значенням нейронної мережі і бажаним, яке необхідно отримати.

В процесі навчання виконується послідовне корегування вагових коефіцієнтів, і похибка мережі поступово зменшується. Величина функції похибки є зваженою сумою між похибкою локалізації  $L_{loc}$  (наприклад, помилка Smooth L) і похибкою довіри  $L_{conf}$  (наприклад, помилка softmax)

[143]:

$$L(x, c, l, g) = \frac{1}{N} (\alpha L_{loc}(x, c) + L_{conf}(x, l, g)), \quad (3.58)$$

де  $N$  – кількість пукселів, що співпали;

$x$  – параметр визначення факту співпадіння ( $x = 1$ ) або неспівпадіння ( $x = 0$ ) отриманої маски і маски розміченого об'єкту заданого класу на знімку;

$l$  – параметри отриманої маски;

$g$  – параметри маски розміченого об'єкту заданого класу на знімку;

$c$  – клас об'єктів;

$\alpha$  – коефіцієнт крос-валідації.

При цьому, безпосередньо навчання модифікованої нечіткої нейронної продукційної мережі Ванга-Менделя виконується в два етапи: спочатку настроюються лінійні параметри елементів третього шару  $c_i$ , а потім – параметри нелінійних нечітких функцій приналежності, представлених у вигляді FOU в елементах першого шару.

Основними принципами, що лежать в основі навчання модифікованої підмережі вилучення ознак U-Net, є наступні:

по-перше, використовується технологія «bottleneck features» згідно з якою на виході попередньо навченої моделі знімаються ознаки (у даному випадку у енкодера в форматі Inception-v3) і подаються на вхід навченою частини мережі (у даному випадку – це декодер в форматі U-Net) і в подальшому навчається тільки друга частина (у даному випадку тільки декодер). Особливістю моделі U-Net, як вже зазначалось, є наявність проміжних зв'язків між енкодером і декодером, тобто для декодера має місце кілька входів (у даному випадку 5), що значно ускладнює використання технології «bottleneck features» для семантичної сегментації (на відміну від нейронного класифікатора у якого тільки один вхід). У ході дослідження розроблено підхід до вирішення даної проблеми за рахунок використання

відповідних шарів Inception-v3 у межах енкодера та шарів передискретизації UpSampling у межах структури декодера;

по-друге, використання технології тонкого налаштування моделі. На даному етапі послідовно розморожуються 1 та 2 шари енкодера, поєднуються ваги енкодера (попередньо навченої моделі Inception-v3 на бібліотеці зображень ImageNet) і отримані на першому етапі ваги декодера і виконується тонка настройка розморожених шарів енкодера і шарів декодера.

### 3.4 Розробка процедури виявлення змін на різночасних космічних і аерофотознімках за результатами автоматичної сегментації міських будівель на місцевості

Другим етапом аналізу космічних і аерофотознімків при автоматизованому моніторингу міського середовища можна розглядати етап виявлення змін на різночасних знімках за результатами автоматичного розпізнавання різноманітних об'єктів на місцевості.

Виявити зміни по різночасним знімкам можна використовуючи різні підходи. Один з них полягає в роздільній обробці вихідних або перетворених зображень для їх поелементного порівняння. Так, метод диференціювання різночасових знімків (Image differencing) заснований на поелементному відніманні яркостей вихідних зображень. На ділянках без змін різниця значень яскравості буде близька до нуля, а на тих, що змінилися – мати позитивні або негативні значення (в залежності від спрямованості змін). Варто зазначити що, так як знімки представлені у вигляді окремих спектральних каналів, є можливість вибору найбільш інформативного каналу.

Таким чином, можна виявити зміни, що відбулися або в одному, що представляє інтерес каналі, або в кожному каналі, а потім провести злиття даних одноканальних зображень.

Метод зіставлення знімків після класифікації (Post-classification comparison) полягає в поелементному порівнянні різночасових класифікованих зображень. Використовуються алгоритми класифікації як з навчанням, так і без нього. При цьому, з використанням традиційних підходів виникають серйозні труднощі в зіставленні результатів класифікації, пов'язані з розбіжністю як кількості класів, так і їх співвіднесення з об'єктами. Дані складності можна подолати шляхом перекодування отриманих растрів, тим не менш, дана процедура досить трудомістка, а результат залежить від безлічі факторів. Так само для поліпшення візуального сприйняття класифікації можна скористатися функцією генералізації зображень, яка дозволяє максимально усунути острівні полігони і дрібні за площею зміни.

Методи, засновані на використанні індексних зображень, також полягають в поелементному порівнянні, відповідно, після математичного перетворення (розрахунку індексу).

Виявлення змін по різночасним зображенням, перетвореним за методом головних компонент, базується на поелементному відніманні значень яскравості відповідних пікселів головних компонент. Однак, існує й інший підхід, що полягає в спільній обробці сукупності знімків за різні дати, які геометрично поєднуються і обробляються разом, подібно багатозональному знімку. До нього також відноситься метод створення композитних і синтезованих зображень.

При цьому, потрібно взяти до уваги, що одночасний аналіз трьох і більше знімків – завдання досить складна і трудомістке, тому, як правило, одночасно обробляють два знімки, хоча це і не обов'язкова умова.

Таким чином, з урахуванням результатів сегментації, отриманих на попередніх етапах використання запропонованої інформаційної технології, для порівняння сегментованих різночасових зображень доцільно використовувати метод зіставлення знімків після класифікації (сегментації). При цьому, для відображення змін дані використовуються наступні методи:

- 1) віднімання:

$$R = A - B_A, \quad (3.59)$$

де  $R$  – результат виконання;

$A$  – вихідне зображення (щодо якого проводиться пошук змін);

$B_A$  – зображення зі змінами;

2) ділення:

$$R = A / B_A. \quad (3.60)$$

Особливості розробки логічної моделі процесу сегментації об'єктів на цифрових знімках з використанням конструкцій представлення логічних моделей MOOM UML, ER-моделей детально розглянуто у розділі 4.

### Висновки по третьому розділу

1. Розроблена структура методу формалізації знань щодо семантичної сегментації космічних та аерофотознімках міських територій на основі використання удосконаленої нейромережевої моделі згідно з постановкою задачі сегментації визначених об'єктів і у відповідності з обґрунтуванням вибору базової моделі представлення знань, які виконані у другому розділі.

2. Розроблені пропозиції щодо удосконалення топології нейромережевої моделі для сегментації об'єктів на цифрових знімках на основі згорткових нейронних мереж. В основу архітектури кодувальника (субдискретизатора) модифікованої нейронної мережі U-Net входить архітектура ЗНМ Inception-v3. Особливістю використання її у якості складової для вилучення ознак ЗНМ Fuzzy UI є відсутність додаткових класифікаторів архітектури ЗНМ Inception-v3 і введення додаткових шарів

пониження розмірності карт ознак відповідно до концепції кодувальника U-Net. Дана архітектура має більшу глибину у порівнянні з вбудованим механізмом вилучення ознак U-Net, що забезпечує формування ефективних карт ознак.

3. Удосконалено модель згорткової нейронної мережі для сегментації об'єктів на цифрових знімках, у якої, на відміну від відомих, у якості нейромережевого звужуючого блоку для підмережі вилучення ознак використовується попередньо навчена згорткова нейронна мережа з більш глибокою архітектурою, а у якості класифікатора використовується модифікована нейронна мережа Ванга-Менделя, яка реалізує операції над інтервальними нечіткими множинами другого типу, що дозволяє забезпечити більшу точність сегментації визначених об'єктів на цифрових знімках.

4. Дістав подальший розвиток метод формалізації знань щодо семантичної сегментації будівель на космічних та аерофотознімках, у якому, на відміну від відомих, розроблений апарат формалізації побудований на основі використання вдосконаленої згорткової нейромережевої моделі для сегментації об'єктів та модифікованої методики передачі навчання з використанням декількох вузьких місць (проміжних зв'язків між звужуючим та розширюючим блоками вдосконаленої згорткової нейромережевої моделі), що дозволяє підвищити якість та зменшити час на навчання нечіткої ЗНМ.

Основні результати розділу представлені в роботах [53, 55, 66, 69].



## РОЗДІЛ 4

### ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ РОЗРОБКИ СППР ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ЦИФРОВИХ КОСМІЧНИХ ТА АЕРОФОТОЗНІМКАХ ПРИ АВТОМАТИЗОВАНОМУ МОНІТОРИНГУ МІСЬКОГО СЕРЕДОВИЩА

У четвертому розділі запропонована інформаційна технологія розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища, в тому числі з використанням плоских, глибоких нейронних мереж і нечіткої логіки для ефективної докласової сегментації цифрових аерофотознімків. Виконано формальне представлення інформаційної технології з використанням методології функціонального моделювання IDEF0.

#### 4.1 Побудова структури інформаційної технології розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища

Інформаційна технологія розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища реалізується на принципах CALS-технологій (Continuous Acquisition and Lifecycle Support) [125-130]. CALS-технології передбачають безперервну інформаційну підтримку життєвого циклу (ЖЦ) виробу на всіх стадіях його існування. CALS-технології базуються на наборі інтегрованих інформаційних моделей виробу, його виробничого та експлуатаційного середовища, на можливості сумісного

використання та обміну інформацією під час процесів, що виконуються в ході ЖЦ продукту [15, 130].

Формально інформаційну технологію розробки СППР (information technology of development the knowledge system) для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища  $T^{ITDKS}$  пропонується представити у вигляді кортежу [54, 65, 67]:

$$T^{ITDKS} = \langle P^{ITDKS}, \{S_i\}, \{C_j\}, \{L_m\}, \{M_n\}, \{T_p\}, \{R_q\} \rangle. \quad (4.1)$$

де  $P^{ITDKS}$  – постановка завдання з розробки СППР;

$\{S_i\}$  – множина етапів розробки СППР,  $i = 1, \dots, I$ ,  $I$  – кількість етапів;

$\{C_j\}$  – множина зв'язків між етапами з множини  $\{S_i\}$ ,  $j = 1, \dots, J$ ,  $J$  – кількість зв'язків;

$\{L_k\}$  – множина використовуваних мов представлення знань (МЗ),  $k = 1, \dots, K$ ,  $K$  – кількість МЗ;

$\{M_n\}$  – множина використовуваних моделей представлення знань (МПЗ),  $n = 1, \dots, N$ ,  $N$  – кількість МПЗ;

$\{T_p\}$  – множина інструментальних (програмних і технічних) засобів для розробки СППР,  $p = 1, \dots, P$  – кількість інструментальних засобів;

$\{R_q\}$  – множина груп розробників СППР,  $q = 1, \dots, Q$  – кількість груп за призначенням.

При цьому, у межах множини  $\{S_i\}$  розглядаються наступні модифіковані етапи розробки інтелектуальних систем: підготовчий, ідентифікації знань, концептуалізації знань, формалізації (представлення, подання) знань, програмної реалізації (прототипування)  $S_5 \in \{S_i\}$  і тестування (верифікації) СППР  $S_6 \in \{S_i\}$ .

Для візуалізації і подальшого формального представлення структури і складу інформаційної технології  $T^{ITDKS}$  пропонується використовувати методологію системного моделювання IDEF0.

У загальному випадку методологія IDEF0 використовується для розробки функціональної моделі, що відображає структуру і функції системи, а також потоки інформації і матеріальних об'єктів, що зв'язують ці функції.

Основу методології IDEF0 складає стандартизована графічна мова опису (моделювання) систем [127]. Відповідно до структури мови інформаційну технологію  $T^{ITDKS}$  представимо у вигляді моделі у нотації IDEF0. Вона включає множину рівнів деталізації представлення технології  $\{D_l^{ITDKS}\}$ , де, у свою чергу, кожен рівень представляється відповідно до виразу:

$$D_l^{ITDKS} = \{\{S_i^l\}, \{C_j^l\}\}, \quad (4.2)$$

де  $l$  – номер рівня деталізації представлення технології  $l = 0, \dots, N$ . При  $l = 0$  формується контекстна діаграма (модель) верхнього рівня, при  $l = 1$  – верхня дочірня діаграма, при  $l = 2, \dots, N$  – дочірні діаграми.

Кожен етап розробки СППР  $S_i^l \in \{S_i^l\}$  у контексті методології IDEF0 включає множину функцій, що реалізують прийоми, способи і методи роботи зі знаннями (даними) на  $D_l^{ITDKS}$  рівні деталізації представлення технології

$T^{ITDKS}$ . У якості функцій розглядаються (у термінології IDEF0) узагальнені «діяльності» (функції-діяльності) з  $T^{ITDKS}$ .

При  $l=1$  у якості функцій розглядаються основні «процеси» (функції-процеси) роботи зі знаннями (даними) у  $T^{ITDKS}$ , при  $l=2$  – «підпроцеси» (функції-підпроцеси) роботи зі знаннями (даними) у межах відповідного «процесу» на етапах розробки і експлуатації СППР, при  $l=3$  – «операції» (функції-операції) роботи зі знаннями (даними) у ході розробки або експлуатації СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища.

Множина зв'язків між етапами  $\{C_j^l\}$  з урахуванням рівнів деталізації в контексті методології IDEF0 розглядається як [ ]:

$$\{C_j^l\} = \{\{F_f^l\}, \{I_h^l\}, \{O_t^l\}, \{CT_s^l\}, \{CM_r^l\}, \{CR_r^l\}\}. \quad (4.3)$$

де  $\{F_f^l\} \subseteq \{C_j^l\}$  – множина внутрішніх взаємодій між функціями етапів розробки СППР з множини  $\{S_i^l\}$ ;

$\{I_h^l\} \in \{C_j^l\}$  – множина вхідних граничних взаємодій, що відображає дані (знання), які перетворюються функцією в процесі розробки СППР;

$\{O_t^l\} \in \{C_j^l\}$  – множина вихідних граничних взаємодій, що відображає дані (знання), об'єкти, реалізованих функцією в ході розробки СППР;

$\{CT_s^l\} \in \{C_j^l\}$  – множина керуючих граничних взаємодій, що відображає взаємозв'язок етапів і їх функцій з програмними і технічними засобами, згідно яких здійснюється реалізація функцій інформаційної технології  $T^{ITDKS}$ ;

$\{CM_r^l\} \in \{C_j^l\}$  – множина граничних взаємодій, що відображає взаємозв'язок етапів і їх функцій з математичним апаратом, що використовується для формалізації розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища;

$\{CR_r^l\} \in \{C_j^l\}$  – множина граничних взаємодій, що відображає взаємозв'язок етапів і їх функцій з групами розробників СППР.

4.2 Функціональна модель процесу розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища

Контекстна діаграма верхнього рівня (рис. 4.1) описує область і межі представлення технології  $T^{ITDKS}$  відповідно до виразу [54]:

$$D_0^{ITDKS} = \left\{ S_1^0, \{ I_1^0, O_1^0, O_2^0, CT_1^0, CM_1^0, CR_1^0 \} \right\}. \quad (4.4)$$

У якості функцій з множини  $\{S_i^1\}$  верхньої дочірньої діаграми рівня  $D_1^{ITDKS}$ , що будується при декомпозиції діаграми рівня  $D_0^{ITDKS}$ , у даній постановці, розглядаються функції-процеси, що реалізують прийоми, способи підготовчих етапів з розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища  $S_1^1 \in \{S_i^1\}$ , прийоми, способи і методи ідентифікації відповідних знань  $S_2^1 \in \{S_i^1\}$ , прийоми, способи і методи концептуалізації

знань  $S_3^1 \in \{S_i^1\}$ , формалізації знань  $S_4^1 \in \{S_i^1\}$ , програмної реалізації БЗ  $S_5^1 \in \{S_i^1\}$  і тестування (верифікації) програмних і проектних рішень  $S_6^1 \in \{S_i^1\}$

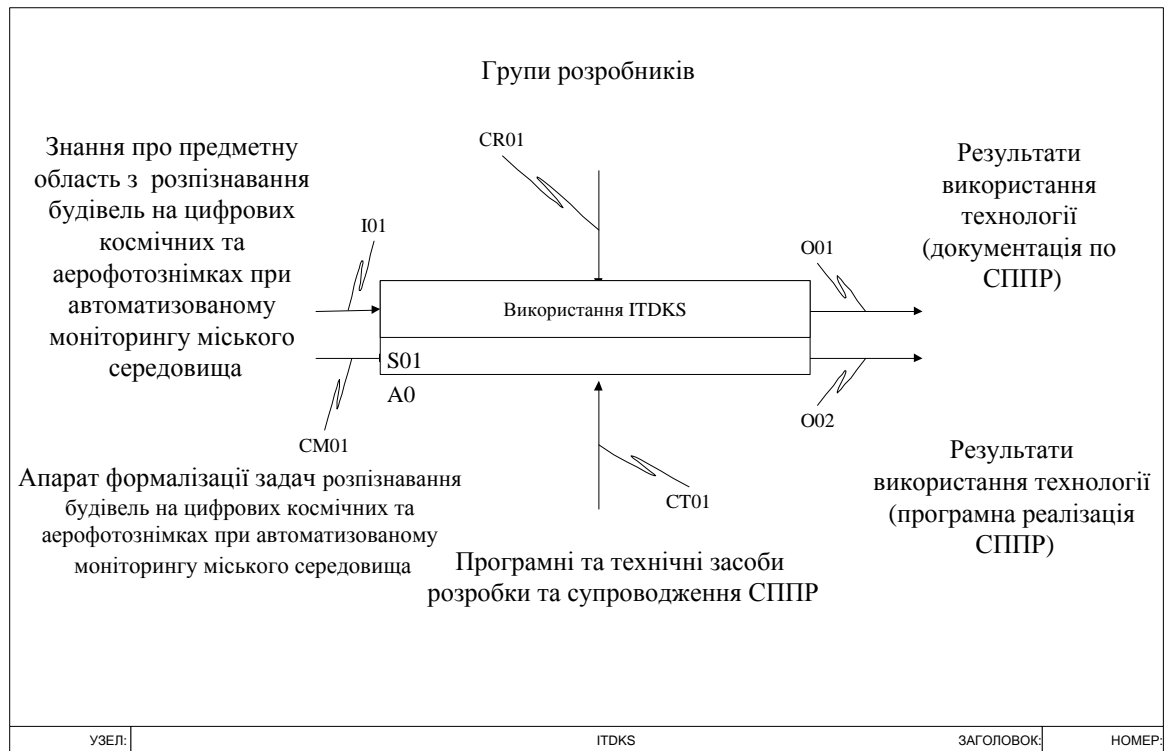


Рисунок 4.1 – Контекстна діаграма верхнього рівня, що описує область і межі представлення технології  $T^{ITDKS}$

Верхня дочірня діаграма описує функції-процеси технології відповідно до виразу (рис. 4.2):

$$D_1^{ITDKS} = \left\{ \left\{ S_i^1 \right\}, \left\{ \left\{ F_t^1 \right\}, I_1^0, O_1^0, O_2^0, CT_1^0, CM_1^0, CR_1^0 \right\} \right\}, t = 1, \dots, 14. \quad (4.5)$$

На підготовчому етапі розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу

міського середовища  $S_1^1 \in \{S_i^1\}$  виконуються наступні основні підетапи або функції-процеси в термінології IDEF0 [127]:

- постановка завдання з розробки СППР  $P^{ITDKS}$  ;
- формування груп розробників  $\{R_q\}$  ;
- вибір інструментальних засобів  $\{T_p\}$  ;
- планування розробки СППР.

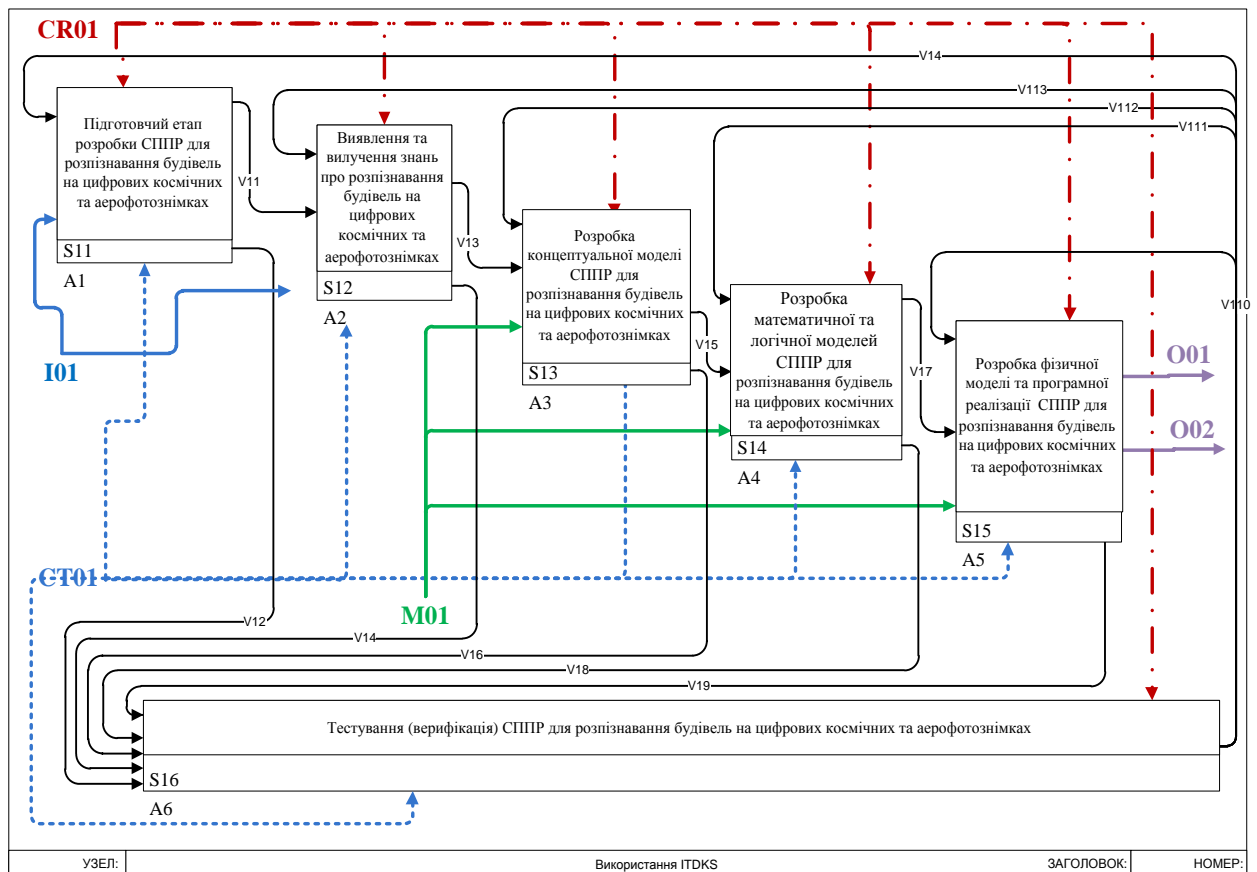


Рисунок 4.2 – Верхня дочірня діаграма, що описує функції-процеси інформаційної технології ITDKS

Постановка завдання з розробки СППР  $P^{ITDKS}$  здійснюється замовником і користувачем на мові професійної лексики і семіотики

посадових осіб, що беруть участь в вирішенні задач розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках.

Метою цієї процедури є підготовка опису виділених задач даної предметної області, який служить початковим документом для розробки СППР.

У якості групи розробників  $\{R_q\}$  виступають інженери зі знань - когнітологи (беруть участь в розробці концептуальної та математичних моделей зі складу  $\{M_n\}$ ), системні аналітики і розробники (проектувальники) програмного забезпечення (беруть участь в розробці логічних і фізичних моделей  $\{M_n\}$ ), програмісти і тестувальники.

Вибір інструментальних засобів  $\{T_p\}$  включає вибір апаратних і програмних засобів розробки (моделювання) СППР. Найбільш складним в даному випадку є вибір програмних і апаратних засобів для моделювання глибокого навчання для розробки систем автоматизованого дешифрування аерофотознімків.

У п. 4.3 наведена методика формування платформи для моделювання глибокого навчання. Вибір інших інструментальних засобів  $\{T_p\}$  розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках розглядається в рамках відповідних етапів розробки СППР.

Заключною процедурою підготовчого етапу є планування реалізації розробки СППР. Основою цієї функції-процесу є формування плану дій, виконання якого приведе до кінцевої мети, а саме, до розробки необхідної СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках на основі нейромереж і нечіткої логіки.



На етапі ідентифікації знань  $S_2^1 \in \{S_i^1\}$  визначаються необхідні ресурси і джерела знань у вигляді множини  $Kng = \{Kng_1, Kng_2\}$ . Всі джерела знань розділяються на 2 основних типи:

- множина експертів  $Kng_1$ ;
- множина різного роду додаткових носіїв інформації  $Kng_2$  (книги, документи, аудио- і відеоінформація та ін.).

Джерела знань включаються до складу множини  $Kng$  за умови задоволення наступним умовам:

- володіння, по можливості, максимумом ступеня довіри до себе;
- володіння релевантною інформацією про предметну область СППР;
- можливість доступу до джерел знань;
- повинна існувати можливість вилучення знань з джерела.

За базові методи ідентифікації знань пропонується використовувати методи складання списку джерел знань, тестування (опитування) експертів, метод ключових слів і образів.

На етапі концептуалізації  $S_3^1 \in \{S_i^1\}$  формується концептуальна модель (поле знань) СППР  $M_1 \in \{M_n\}$  при виконанні наступних підетапів або функцій-процесів в термінології IDEF0:

1) виходячи з аналізу предметної області виконується вилучення знань і визначається їх склад у вигляді вербального опису (склад поля знань) про процеси вирішення задач –  $S_2^K$ . За базові методи вилучення знань пропонується використовувати методи спостережень, «питання-відповідь», опорних концептів. З погляду класичного підходу до розробки систем

розпізнавання в рамках даної функції-процесу виконується вибір належного принципу класифікації об'єктів і формується словник ознак. В рамках даного дослідження для нейромережових класифікаторів ознаки формуються автоматично в ході навчання з використанням навчальної вибірки;

2) виходячи зі складу знань, безпосередньо формується поле знань (структура предметної області)  $M_1$  з використанням відповідної мови описів поля знань  $S_2^{M_1}$  (у даній технології у якості такої мови пропонується використовувати конструкції представлення концептуальних моделей мови об'єктно-орієнтованого моделювання (MOOM) UML  $L_1 \in \{L_k\}$ ), яка на даний час прийнята як міжнародний стандарт ISO/IEC 19505-1, 19505-2 [131-140].

Безпосередньо для формального представлення поля знань пропонується використовувати модель прецедентів (model of use cases) UML, розроблювану в рамках об'єктно-орієнтованого аналізу (OOA) предметної області. Результатом побудови моделі прецедентів є абстрагування концептуальної сутності задачі в термінах об'єктів і атрибутів. Відношення між сутностями формалізуються в зв'язках, які ґрунтуються на лініях поведінки, правилах і фізичних законах, що превалюють у реальному світі.

Використання OOA для розробки моделі предметної області, з одного боку, дозволяє сформулювати попередній опис знань за результатами виконання процедури вилучення знань (умовний опис основних об'єктів предметної області, їх атрибутів і закономірностей, що їх зв'язують). З іншого боку, дозволяє створити модель, яка використовується при подальшому об'єктно-орієнтованому проектуванні і розробці логічної моделі СППР. Це, у свою чергу, дозволить розробити фізичну модель і перейти безпосередньо до програмної реалізації СППР з використанням об'єктно-орієнтованого програмування [131-140].

Формально модель прецедентів представляється як:

$$M_u = ((S_u \cup S_t), S_{acSU}, S_{dcSU}, S_{gcSU}, F_{SutSadgC}), \quad (4.6)$$

де  $S_u$  – множина прецедентів (зв'язаних блоків функціональності);

$S_t$  – множина акторів (зовнішніх по відношенню до системи сутностей);

$S_{acSU}$  – множина відношень асоціацій (структурні відношення між сутностями);

$S_{dcSU}$  – множина відношень залежностей (описують відношення використання, що існують між сутностями);

$S_{gcSU}$  – множина відношень узагальнень (зв'язують загальні сутності зі спеціалізованими);

$F_{SutSadgC}$  – відображення, що визначає можливі відношення між прецедентами і акторами відповідно до виразу:

$$F_{SutSadgC} : (S_u \cup S_t) \rightarrow (S_{AcSU} \cup S_{DcSU} \cup S_{GcSU}). \quad (4.7)$$

На етапі формалізації (подання) знань  $S_4^1 \in \{S_i^1\}$  формується математична  $M_2 \in \{M_n\}$  і логічна  $M_3 \in \{M_n\}$  моделі СППР при виконанні наступних підетапів або функцій-процесів у термінології IDEF0:

1) визначається формалізований склад знань про вирішення задач розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках –  $S_3^{KS}$ ;

2) визначаються моделі представлення знань і вибір (розробка) методів їх формалізації з використанням моделей представлення знань на основі методів нейромережевого та/або нечіткого моделювання, які враховують особливості визначених задач –  $S_3^{KR}$ .

При цьому, в процесі нейромережевого та/або нечіткого моделювання розглядаються наступні варіанти застосування нейронних і нечітких логічних моделей як МПЗ для формалізації поставлених задач (рис. 4.3):

а) незалежне використання нейронних моделей:

- у вигляді монотопології нейронної мережі (плоскої, глибокої);
- у вигляді суперпозиції нейромереж;

б) незалежне використання нечітких логічних моделей:

- у вигляді моноструктури бази правил нечіткої логічної моделі з використанням заданого типу алгоритму нечіткого логічного виведення;

- у вигляді ієрархічної бази правил нечіткої логічної моделі з використанням заданого типу алгоритму нечіткого логічного виведення;

- у вигляді ієрархічної бази правил нечіткої логічної моделі з використанням різних типів алгоритмів нечіткого логічного виведення на кожному рівні ієрархії;

в) кооперативні нечіткі нейронні моделі, які засновані на взаємодії даних моделей у вигляді окремих складових, як правило, в рамках двоєрівневої структури для взаємодії:

- нечітка модель – нейронна модель;
- нейронна модель - нечітка модель;

г) гібридні нечіткі нейронні моделі, які умовно поділяються на наступні два класи:



Рисунок 4.3 – Узагальнені варіанти застосування нейронних і нечітких логічних моделей як МПЗ для формалізації задач розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках

- гібридні нечіткі нейронні моделі, які засновані на ізоморфному поданні нечіткої моделі у вигляді нейронної мережі особливої структури, що надає нечіткій моделі властивості адаптивності, здатності до навчання, додаткової гнучкості та точності. Даний підхід визначає наявність прямої відповідності між елементами структури нейронної мережі і компонентами нечіткої моделі, що поширює властивість інтерпретуємості, властиве нечітким системам, на нейромережеву нечітку модель і дає можливість представити результат навчання в формі гнучких логічних конструкцій – нечітких продукційних правил.

- гібридні нечіткі нейронні моделі, які характеризуються введенням нечіткості в різні компоненти традиційних нейронних мереж на основі положень теорії нечітких множин та нечіткої логіки.

3) виконується формалізований опис знань (формування математичної моделі  $M_2$ ) з використанням вибраних МПЗ і розроблених на основі їх методів формалізації знань –  $S_3^{KD}$ ;

4) для кожної формалізованої задачі розробляється узагальнений алгоритм її рішення (у межах формування математичної моделі  $M_2$ ), що враховує формалізовані знання і забезпечує виявлення тенденцій перебігу процесу рішення і представлення результатів, –  $S_3^{AM}$ ;

5) елементи математичної моделі, що розглядаються як процедурні знання, перетворюються в логічну модель СППР, описану з використанням конструкцій представлення логічних моделей MOOM UML  $L_1 - S_3^{LM^{UML}}$ . Розробка всіх моделей в нотації UML виконується з використанням CASE-засобів  $L_6 \in \{L_k\}$  – інструментів автоматизації процесів проектування і розробки програмного забезпечення для системного аналітика, розробника програмного забезпечення і програміста. Відповідно до стандарту ISO/IEC 14102, CASE-засоби визначаються як програмні засоби для підтримки процесів ЖЦ програмного забезпечення [130];

б) елементи математичної моделі, що розглядаються як декларативні знання, перетворюються в логічну модель СППР, описану з використанням конструкцій представлення ER-моделей  $L_6$  у вигляді відповідної схеми даних, –  $S_3^{LM^{ER}}$ .

У якості базової моделі у нотації UML на логічному рівні для представлення процедурних знань використовується модель класів. Модель

класів у загальному випадку описує відношення між абстракціями елементів програмного забезпечення, тобто призначається для ідентифікації класів і відношень між ними.

Формально модель класів  $M_c$  задається наступним чином:

$$M_c = (S_c, S_{acSC}, S_{dcSC}, S_{gcSC}, F_{ScSadgC}), \quad (4.8)$$

де  $S_c$  – множина класів (сутностей, що описує множину програмних об'єктів із загальною семантикою та загальними характеристиками, поведінкою, загальними відносинами з іншими об'єктами);

$S_{acSC}$  – множина відношень асоціації класів;

$S_{dcSC}$  – множина відношень залежності класів;

$S_{gcSC}$  – множина відношень узагальнень класів;

$F_{ScSadgC}$  – відображення, що визначають можливі відношення між класами, що задається виразом:

$$F_{ScSadgC} : S_c \rightarrow (S_{AcSC} \cup S_{DcSC} \cup S_{GcSC}). \quad (4.9)$$

При цьому, у даному дослідженні розглядається чотири типи моделей класів:

1) моделей класів-сутностей предметної області задачі, що формалізується;

2) моделей класів-сутностей нейронної мережі, що представляють пасивні класи, інформація про які повинна зберігатися постійно і не

знищуватися зі знищенням об'єктів даного класу або припиненням роботи модельованої системи;

3) моделей класів-сутностей нейронної мережі, що представляють об'єкти класів управління, які є активними та беруть на себе управління і організацію обчислювальних процесів. До таких класів управління в контексті нейронної мережі відноситься ієрархія алгоритмів навчання і ініціалізації параметрів;

4) моделей класів-сутностей нечіткої системи, що представляють найбільш істотні зв'язки і відносини між класами, задіяними в алгоритмі нечіткого логічного виведення.

Моделі класів другого, третього та четвертого типів є базовими для реалізації узагальнених варіантів застосування нейронних і нечітких логічних моделей як МПЗ для формалізації задач розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках.

Модифікація цих моделей для специфічних потреб виконується з урахуванням основних властивостей об'єктно-орієнтованих моделей і, в першу чергу, властивості наслідування з використанням відповідних базових класів.

При логічному моделюванні декларативних знань спочатку необхідно обрати цільову СУБД, яка використовуватиметься в кінцевому програмному продукті. На сьогоднішній момент найбільш широке застосування отримали реляційні СУБД, засновані на використанні математичного апарату реляційної алгебри. Більшість закритих СУБД і тих, що належать до класу «з відкритим початковим кодом», використовують стандарт SQL 92 для мови опису схеми і маніпулювання (або його пізніші варіанти).

Для вибору цільової СУБД в даному дослідженні визначається не конкретна система виробника, а клас СУБД, відповідний стандарту SQL 92. Це визначається тим, що деталізований вибір виробника СУБД можливий вже при створенні кінцевого програмного продукту, коли визначені додаткові системні, програмні і організаційні вимоги до СУБД, а також до її



оточення. Оскільки за цільову обрана реляційна СУБД, то, при логічному моделюванні, враховуються наступні особливості обраної схеми опису даними:

- використовується нормальна форма представлення даних;
- набір схем відношень, зазвичай формується з вказівкою первинних ключів, а також «зв'язків» між відношеннями, що є зовнішніми ключами.

На етапі програмної реалізації (прототипування) СППР  $S_5^1 \in \{S_i^1\}$  формується фізична модель СППР  $M_5 \in \{M_n\}$  і безпосередньо розробляється її програмний прототип при виконанні наступних підетапів або функцій-процесів в термінології IDEF0:

1) розробляється архітектура СППР, що визначає структуру, функції і взаємозв'язок компонентів СППР –  $S_4^{BA}$ . При цьому, за основні елементи БЗ СППР при використанні ІНМТ2 і НЛС ІТ2 розглядаються функції приналежності і нечіткі продукційні правила, а за основні елементи БЗ СППР при використанні нейромереж використовуються навчальна вибірка (неявна БЗ) і синаптичні карти нейромереж;

2) виконується реалізація (прототипування) компонентів СППР –  $S_4^{BP}$ . При цьому, реалізація компонентів СППР включає розробку проектних рішень (формування моделі  $M_5$ ) на основі використання фізичних моделей MOOM UML  $L_1$  і безпосередню програмну реалізацію СППР з використанням високорівневої мови програмування  $L_7 \in \{L_k\}$ ;

3) при фізичному проектуванні схеми даних враховується специфіка цільової СУБД, а також обмеження на іменування об'єктів СППР, обмеження на підтримувані типи даних та ін. Крім того, специфіка конкретної СУБД при фізичному проектуванні включає вибір рішень, пов'язаних з фізичним середовищем зберігання даних (вибір методів управління дисковою

пам'яттю, розділення СППР по файлах і пристроях, методів доступу до даних), розробки індексів та ін.;

4) здійснюється наповнення БЗ на основі елементів моделей  $M_2$  і  $M_4$ , що розглядаються як декларативні знання –  $S_4^{ITDKB}$ . Наповнення БЗ СППР здійснюється як за результатами безпосереднього введення декларативних знань в БЗ (наприклад, при введенні нових нечітких продукційних правил), так і за результатами навчання елементів БЗ СППР (наприклад, при навчанні нейромереж формуються відповідні синаптичні карти). При цьому, знання, представлені у вигляді синаптичних карт, пропонується визначати за результатами побудови і подальшого навчання нейромереж з використанням спеціалізованих засобів моделювання, таких як, наприклад, середовище моделювання і навчання глибоких нейромереж Digits.

Тестування (верифікація) СППР  $S_6^1 \in \{S_i^1\}$  безпосередньо виконується або над проектними рішеннями, представленими у вигляді моделей UML, або над програмним кодом, що реалізує безпосередньо прототип або остаточну версію СППР.

У разі виявлення похибок повернення може здійснюватися на будь-який попередній етап розробки СППР залежно від типу виявленої похибки. При цьому, множина зв'язків  $\{C_j\}$  між етапами з множини  $\{S_i\}$  визначається порядком виконання цих етапів (прямі зв'язки  $C_1 - C_4$ ) і результатами тестування (зворотні зв'язки  $C_5 - C_8$ ).

Таким чином, множина взаємозв'язаних етапів інформаційної технології  $T^{ITDKS}$  у межах функціональної моделі процесу розробки СППР для автоматизованого вирішення задач на основі нейромереж і нечіткої логіки з використанням методології IDEF0 задається наступним чином:

$$\{S_i^1\} = \{S_1^1, S_2^1, S_3^1, S_4^1, S_5^1, S_6^1\}, \quad (4.10)$$

$$S_2^1 = S_2^K \cup S_2^M, \quad (4.11)$$

$$S_3^1 = S_3^{KS} \cup S_3^{KR} \cup S_3^{KD} \cup S_3^{AM} \cup S_3^{LM}, \quad (4.12)$$

$$S_4^1 = S_4^{BA} \cup S_4^{BP} \cup S_4^{ITDBK}. \quad (4.13)$$

Концептуальна модель CALS-технології для інформаційної підтримки ЖЦ СППР для автоматизованого вирішення задач відповідно до розробленої функціональної моделі включає три взаємозв'язані блоки понять (рис. 4.4) [67]:

- базові принципи CALS з інформаційної підтримки ЖЦ СППР для автоматизованого вирішення задач;
- базові управлінські технології;
- базові технології управління даними.

Таким чином, за базові стандарти розглядаються: ISO/IEC 19505 (стандарт уніфікованої мови моделювання UML), ISO/IEC 14102 (оцінювання і вибір CASE), ISO/IEC 12207 (процеси життєвого циклу програмного забезпечення).

За базові інструментальні засоби розглядаються: CASE-засоби (Rational Rose, Erwin, Erwin та ін.); СУБД (Oracle, MySQL, Cache та ін.); мови програмування (QT, Python та ін.); засоби моделювання (MathLab, Digits та ін.).

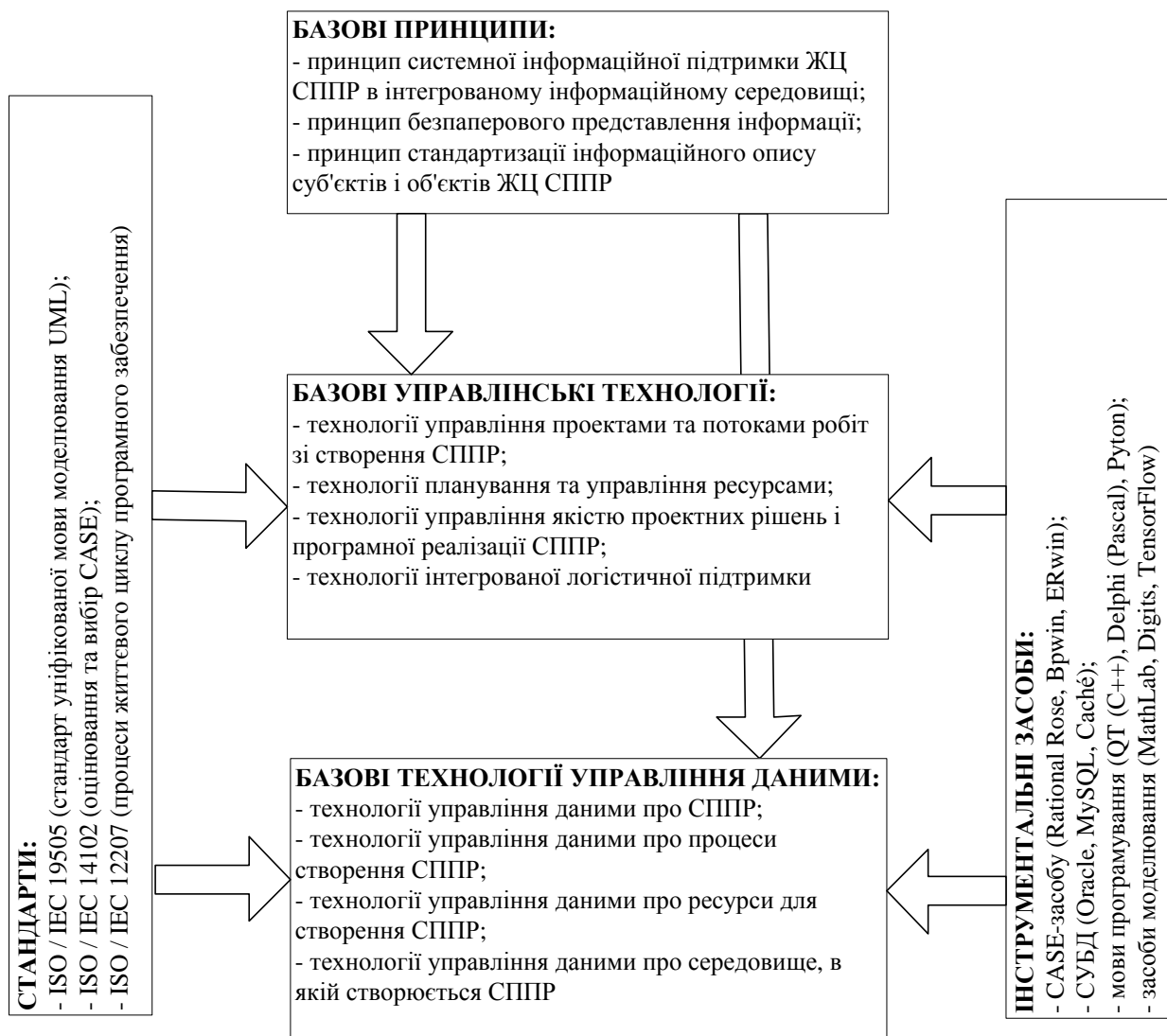


Рисунок 4.4 – Концептуальна модель CALS з інформаційної підтримки ЖЦ СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках

### 4.3 Методика формування платформи моделювання глибокого навчання для розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках

Для забезпечення повного контролю над глибокою нейронною мережею і досягнення переваг за рахунок використання глибокого навчання при моделюванні процесів розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках пропонується використовувати єдину апаратну і програмну платформу у вигляді набору типових платформ і унікальних архітектурних шарів, відповідних досліджуваній предметній області.

Методика розробки єдиної апаратної і програмної платформи включає виконання наступних основних операцій і дій [92, 94, 95, 141]:

1. Вибір апаратного прискорювача обчислень. Такими прискорювачами на даний момент, як правило, є:

– програмовані логічні інтегральні схеми (FPGA), що використовуються в крупних корпораціях, наприклад, в датацентрах Microsoft;

– графічні процесори (GPU), що підтримують стандарт OPENCL. Всі GPU підтримують відповідний фреймворк, але в глибокому навчанні він на даний момент широкого застосування не знайшов;

– графічні процесори (GPU), що підтримують технологію CUDA, – основний варіант для реалізації сучасних глибоких нейронних мереж;

– багатоядерні центральні процесори CPU ("суперкомп'ютерна архітектура", архітектура мейнфреймов та ін.). У глибокому навчанні в даний час використовуються рідко.

2. Вибір бібліотеки нейромережових примітивів для апаратних засобів:

– бібліотека cuDNN, побудована над CUDA з апаратними засобами NVIDIA. Для cuDNN на теперішній час доступний реліз-кандидат четвертої версії інтерактивної системи глибокого навчання Digits 4.0, що забезпечує моделювання виявлення і класифікації об'єктів на цифрових знімках;

– є реалізації для OPENCL, але масово на сьогодні вони не використовуються.

3. Вибір способу реалізації хост-мови програмування. Сьогоднішні реалізації мов програмування архітектури глибоких нейронних мереж (фреймворки або бібліотеки глибокого навчання) створюються як embedded DSL, без синтаксису, у межах будь-якої хост-мови програмування загального призначення. Для побудови (розробки програмної реалізації) архітектури глибокої нейронної мережі (опису кількості її шарів, зв'язків між шарами та ін.), потрібен як механізм embedded DSL, так і хост-мова загального призначення. На сьогодні (окрім традиційного використання бібліотек на C/C++ і множини інших реалізацій бібліотек глибокого навчання) є дві основні розширювані хост-мови: Python і Lua. До хост-мови можна віднести і бібліотеки наукових обчислень: робота з матрицями, побудова графіків, символні обчислення, використання для цих операцій GPU. Наприклад, для Python у якості хост-мови виступають NumPy, Pandas і ряд інших бібліотек, для Lua – це Torch.

4. Вибір власне бібліотеки або фреймворка глибокого навчання (Tensorflow (Keras), PyTorch). У [110] запропонована процедура порівняльного аналізу фреймворків на основі наступних критеріїв:

1) швидкість навчання – відображає час навчання нейромережових моделей, розглянутих на етапі проведення експериментів;

2) швидкість класифікації – відображає час сегментації одного зображення;

3) точність сегментації – критерій, який дозволяє оцінити середнє значення і дисперсію показників точності сегментації;

4) зручність використання – критерій, який дозволяє оцінити час, витрачений на вивчення бібліотеки;

5) гнучкість настройки зв'язків між шарами, установки параметрів методів, а також наявність різних способів обробки даних;

6) об'єм функціонала – наявність реалізації типових моделей глибоких нейронних мереж;

7) наявність і зручність використання документації і навчальних матеріалів.

5. Вибір власне моделі глибокої нейронної мережі (повнозв'язаної нейромережі, згорткової нейронної мережі, автокодувальника, обмеженої машини Больцмана та ін.), реалізованої в рамках фреймворка глибокого навчання, обраного на попередньому етапі.

## Висновки по четвертому розділу

1. Вперше побудовано інформаційну технологію розробки СППР для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища, яка на основі функціонального моделювання формально представляє процес розробки системи підтримки прийняття рішень з використанням нечіткої згорткової нейромережевої моделі, що дозволяє забезпечити уніфікацію та стандартизацію процесу розробки СППР відповідного класу.

2. Реалізація інформаційної технології розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при

автоматизованому моніторингу міського середовища дозволяє забезпечити ефективне управління веденням процесу розробки СППР та мінімізувати і розпаралелити необхідний обсяг робіт, забезпечити зберігання результатів у єдиних форматах електронних даних, уніфікувати підходи до подання (формалізації) знань на основі нейромереж, нечітких множин і нечіткої логіки для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища.

3. Розроблена методика формування платформи для моделювання глибокого навчання для розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Використання єдиної апаратної і програмної платформи у вигляді набору типових платформ та унікальних архітектурних шарів, що відповідають досліджуваній предметній області, забезпечує повний контроль над глибокою нейронною мережею і досягнення їх переваг за рахунок використання глибокого навчання.

Основні результати розділу представлені в роботах [54, 65, 67].



## РОЗДІЛ 5

## ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ РОЗРОБКИ СППР ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ БУДІВЕЛЬ НА ЦИФРОВИХ КОСМІЧНИХ ТА АЕРОФОТОЗНІМКАХ ПРИ АВТОМАТИЗОВАНОМУ МОНІТОРИНГУ МІСЬКОГО СЕРЕДОВИЩА

5.1 Порівняльна оцінка можливостей технології розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища

На даний час існує цілий ряд підходів до порівняльного аналізу можливостей різних технологій при створенні програмних продуктів. Серед них можна виділити чотири способи [128]:

- представити технологію, що ідеалізується, і порівняти з нею всі інші;
- вибрати ряд критеріїв і порівняти за ними різні технології;
- проранжувати вибрані критерії у доповнення до попереднього способу;
- визначити метамову, за допомогою якої порівнювати технології.

У даному дослідженні для забезпечення простоти і наочності порівняння технологій віддається перевага другому способу і пропонується певна сукупність критеріїв оцінки [128]. Для оцінки технології розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища використовується наступний набір критеріїв:

- концептуальна основа;

- формальна основа;
- інструментальна основа;
- кількість етапів розробки;
- цілеспрямованість;
- керованість;
- можливість автоматизації;
- економія ресурсів;
- можливість використання в інших предметних областях.

Запропонована у роботі технологія ґрунтується на функціональній моделі процесу розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища, в якій:

- формально представлена структура технології розробки СППР з використанням методології IDEF0;
- з єдиних технологічних позицій розглядається процес розробки СППР як інтелектуальної системи, системи розпізнавання і програмної системи;
- реалізуються принципи CALS-технологій в частині представлення результатів розробки СППР у єдиному форматі на основі використання конструкцій уніфікованої мови моделювання UML та ER-моделей;
- уніфіковані підходи до формалізації знань на основі використання нейромереж і нечіткої логіки;
- тестування (верифікація) виконується на всіх етапах розробки СППР.

Результат порівняльної оцінки можливостей технологій розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та

аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища на основі вказаних критеріїв з використанням базової і розробленої технологій представлений у табл. 5.1.

Таблиця 5.1 – Порівняльна оцінка можливостей технології розробки СППР

Критерії	Використання базової технології	Використання запропонованої технології
Концептуальна основа	Часткові незалежні парадигми	Системний підхід, представлення у вигляді
Формальна основа	Відсутня	Методологія функціонального моделювання
Інструментальна основа	Окремі засоби і методи	Технологія розробки СППР в рамках CALS-технологій
Кількість етапів	5-7 етапів з розмитою структурою	5 базових етапів з чітко визначеною структурою
Можливість	Часткова	Повна
Економія ресурсів	Низька	Забезпечується
Можливість використання в інших	Часткова	Часткова
Цілеспрямованість	Отримання результату без оптимізації процесу	Отримання заданого кінцевого результату з оптимізацією структури
Керованість	Низька	Висока

Вказані властивості розробленої технології, а також удосконалені в розділі 3 модель та метод для формалізації знань про розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища дозволяють представити переваги розробленої технології в порівнянні з використанням базової.

## 5.2 Оцінка ефективності розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням розробленої СППР

У загальному випадку метрики оцінки ефективності розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища розглядатимемо для оцінювання результатів сегментації визначених об'єктів.

За метрику для оцінки результатів розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища розглядатимемо:

- точність класифікації пікселів при сегментації цифрового зображення;
- повноту класифікації пікселів при сегментації цифрового зображення.

Під точністю *Prec* (*precision*) класифікації до класу (будівля, не будівля) розумітимемо частку коректно класифікованих пікселів визначених об'єктів серед всіх пікселів об'єктів, віднесених класифікатором до даного класу.

При цьому, формально *Prec* визначається у відповідності до виразу [144, 145]:

$$Prec = \frac{Pos^{true}}{Pos^{true} + Pos^{false}} 100\% , \quad (5.1)$$

де  $Pos^{true}$  – истино-позитивне рішення;

–  $Pos^{false}$  - помилково-позитивне рішення.

Під повнотою  $Rec$  (*recall*) класифікації до класу (будівля, не будівля) розумітимемо частку коректно класифікованих пікселів визначених об'єктів серед всіх пікселів об'єктів, що належать даному класу.

При цьому, формально  $Rec$  визначається у відповідності до наступного виразу [144, 145]:

$$Rec = \frac{Pos^{true}}{Pos^{true} + Neg^{false}} 100\% , \quad (5.2)$$

де  $Neg^{false}$  – помилково-негативне рішення.

Для навчання нейромережових існуючих та запропонованої у роботі моделей для сегментації цифрових зображень була сформовано навчальна виборка з використанням набору даних для маркування аерофотознімків Inria. Маркування аерофотознімків Inria зачіпає ключову тему дистанційного зондування: автоматичне попиксельне нанесення позначок на аерофотознімки (посилання на статтю).

Можливості набору даних:

- покриття 810 км<sup>2</sup> (405 км<sup>2</sup> для тренувань і 405 км<sup>2</sup> для тестування)
- аерофотознімок з ортотрансформірованим кольоровим зображенням з просторовим дозволом 0,3 м

Основні дані для двох семантичних класів: будівля і не будівля. На зображеннях визначені різні міські поселення - від густонаселених (наприклад, фінансовий район Сан-Франциско) до альпійських міст (наприклад, Лиенц в австрійському Тіролі).

Приклад аерофотознімка бідівель та його маски наведено на рис. 5.1.



Рисунок 5.1 – Приклад зображення та його маски с набору даних Inria

За базовий алгоритм навчання для всіх неймережевих детекторів використовувався алгоритм зворотного розповсюдження помилки з однаковою кількістю епох навчання – 35 (рис. 5.2).

Для забезпечення високого ступеня інваріантності ЗНМ до різних спотворень, до деяких зображень з навчальної вибірки для кожного типу об'єкту застосовувалася зміна освітлення, контрасту, положення, масштабу та ракурсу.

Результати оцінки достовірності розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням неймережевих детекторів представлені у табл. 5.2 та на рис. 5.3, 5.4.

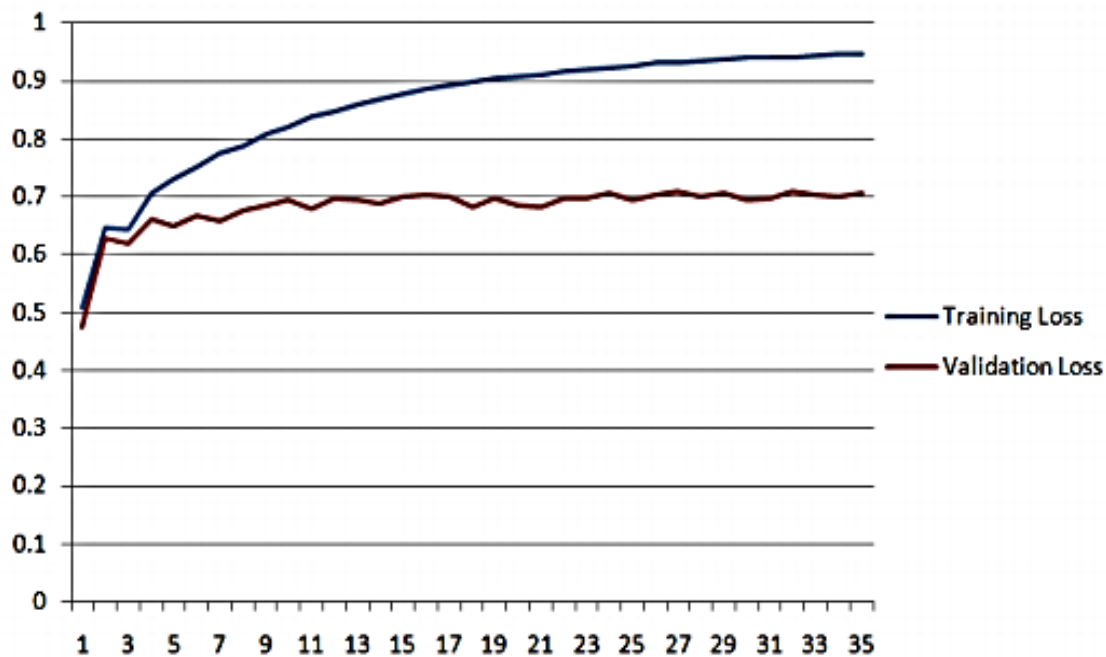


Рисунок 5.2 – Приклад представлення процесу навчання модифікованої мережі (графік помилок навчання та валідації)

Таблиця 5.2 – Результати оцінки достовірності розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища

Тип неймережевого детектора	<i>Prec</i> , %	<i>Rec</i> , %
SegNet	82,7	81,6
FCN	72,7	75,0
U-Net	82,3	82,2
Розроблений в роботі підхід на основі використання СППР та неймережевої моделі Fuzzy UI	84,8	84,1



Рисунок 5.3 – Порівняльний аналіз точності результатів:

- 1 - розпізнавання з використанням SegNet;
- 2 - розпізнавання з використанням FCN;
- 3 - розпізнавання з використанням U-Net;
- 4 - розпізнавання з використанням запропонованого в роботі неймережевої моделі Fuzzy UI.

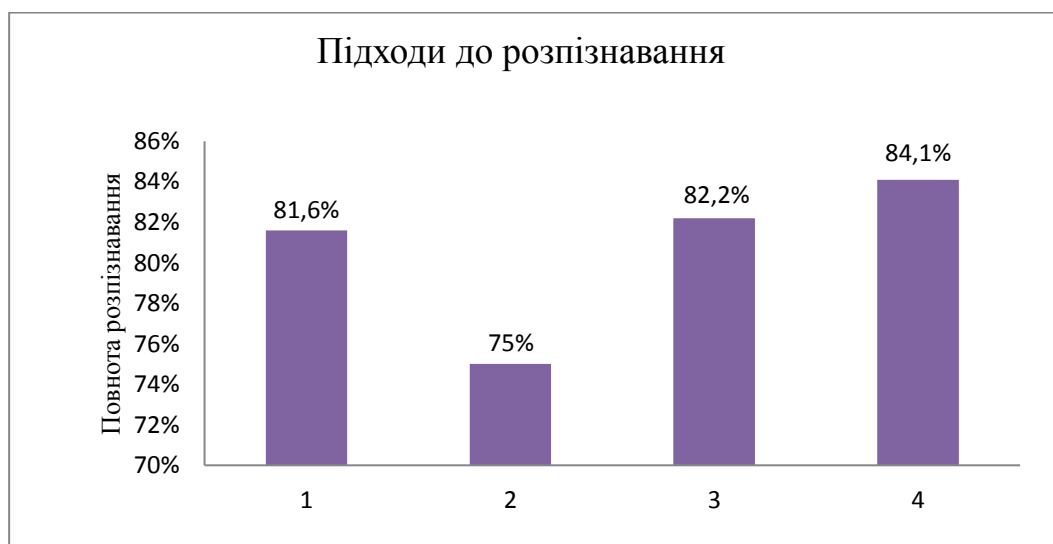


Рисунок 5.4 – Порівняльний аналіз повноти результатів:

- 1 - розпізнавання з використанням SegNet;
- 2 - розпізнавання з використанням FCN;
- 3 - розпізнавання з використанням U-Net;
- 4 - розпізнавання з використанням запропонованого в роботі неймережевої моделі Fuzzy UI.



Таким чином, порівняння отриманих результатів оцінки якості розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням підходів, що існують і запропонованого, дозволяє зробити висновок, що застосування розробленої СППР дозволяє отримати вигравш у точності, у повноті класифікації пікселів цифрового зображення при вирішенні завдання сегментації у середньому до 3 %.

### Висновки по п'ятому розділу

1. Проведено порівняльну оцінку можливостей технологій розробки СППР для розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища на основі визначених критеріїв з використанням базової і розробленої технологій.

Порівняльна оцінка дозволяє визначити переваги розробленої технології у порівнянні з використанням базової з урахуванням 80 % визначених критеріїв.

2. Проведено оцінку достовірності результатів розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням розробленої СППР з використанням існуючих підходів на основі нейромережових моделей SegNet, FCN, U-Net і запропонованого підходу на основі нейромережової моделі Fuzzy UI.

3. Порівняння отриманих результатів оцінки ефективності розпізнавання будівель на цифрових космічних та аерофотознімках дозволяє зробити висновок, що застосування розробленої СППР, що реалізовує нейромережову модель Fuzzy UI, дозволяє отримати вигравш у точності, у

повноті класифікації пікселів цифрового зображення при вирішенні завдання сегментації на цифрових космічних та аерофотознімках в середньому до 3 %.

## ВИСНОВКИ

У результаті дисертаційних досліджень, виконаних автором, вирішене актуальне наукове завдання побудови інформаційної технології розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках для підвищення ефективності автоматизованого моніторингу міського середовища.

У дисертації одержані такі основні результати:

1. Удосконалено модель згорткової нейронної мережі для сегментації об'єктів на цифрових знімках, у якій, на відміну від відомих, у якості нейромережевого звужуючого блоку для підмережі вилучення ознак використовується попередньо навчена згорткова нейронна мережа з більш глибокою архітектурою, а у якості класифікатора використовується модифікована нейронна мережа Ванга-Менделя, яка реалізує операції над інтервальними нечіткими множинами другого типу, що дозволяє забезпечити більшу точність сегментації визначених об'єктів на цифрових знімках.

2. Дістав подальший розвиток метод формалізації знань щодо семантичної сегментації будівель на космічних та аерофотознімках, у якому, на відміну від відомих, розроблений апарат формалізації побудований на основі використання вдосконаленої згорткової нейромережевої моделі для сегментації об'єктів та модифікованої методики передачі навчання з використанням декількох вузьких місць (проміжних зв'язків між звужуючим та розширюючим блоками удосконаленої згорткової нейромережевої моделі), що дозволяє підвищити якість та зменшити час навчання нечіткої згорткової нейромережевої моделі.

3. Вперше побудовано інформаційну технологію розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища,

яка на основі функціонального моделювання формально представляє процес розробки системи підтримки прийняття рішень з використанням нечіткої згорткової нейромережевої моделі, що дозволяє забезпечити уніфікацію та стандартизацію процесу розробки системи підтримки прийняття рішень відповідного класу.

4. Розроблені і удосконалені технологія, моделі та методи мають якісно нові властивості і дозволяють вирішити наукове завдання наукове завдання побудови інформаційної технології розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках для підвищення ефективності автоматизованого моніторингу міського середовища, що дозволяє отримати вигоди у точності та повноті при вирішенні завдання сегментації у середньому до 3 %.

5. Достовірність одержаних наукових результатів підтверджується коректним використанням математичного апарату, обґрунтованими теоретичними твердженнями, а також збіжністю теоретичних результатів з результатами виконаних експериментальних досліджень.

6. Результати досліджень впроваджені у роботах ДП «ЗАО НДІРВ» на замовлення Національного агентства України; у роботах ПрАТ «НВП Сатурн» (акт впровадження вих. №01-2/0036 від 20.01.21); у роботах НВП ХАРТРОН АРКОС ЛТД; у навчальному процесі кафедри «Обчислювальна техніка та програмування» (акт впровадження від 12.03.21).

7. Наукові результати досліджень є внеском у розвиток теоретичних і прикладних основ побудови інформаційних технологій для розроблення та впровадження систем комп'ютерної підтримки рішень в автоматизованих системах і мережах, у частині, що стосується побудови інформаційної технології розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках для підвищення ефективності автоматизованого моніторингу міського середовища.

8. Перспективними шляхами подальших досліджень у зазначеному напрямку може бути широке коло питань щодо розробки нових та

удосконалення існуючих методів формалізації інших класів об'єктів міського середовища.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Сизов А.П. Мониторинг и охрана городских земель: Учеб. пос. 2-е изд., перераб. и доп. / Рекомендовано УМО геодезии и фотограмметрии для студентов вузов. – М.: Изд-во МИИГАиК, 2009. – 264 с.
2. Бровко Е. А., Кандоба И. Н., Корнилов Ф. А., Перевалов Д. С. Оперативный мониторинг структурных изменений изображений объектов на космических снимках земной поверхности // Программные продукты и системы. – 2015. – № 1 (109).  
2. Гук А. П., Евстратова Л. Г., Хлебникова Е. П., Алтынцев М. А., Арбузов С. А., Гордиенко А. С., Гук З. А. А. Разработка методик автоматизированного дешифрирования аэрокосмических снимков. Выявление изменения состояния территорий по многозональным космическим снимкам, полученным на разные даты // Геодезия и картография. – 2013. – № 8. – С. 33–41.
3. Гук А. П., Евстратова Л. Г. Фотограмметрическая обработка многоспектральных аэрокосмических снимков при мониторинге территорий // Геодезия, Картография, Геоинформатика и Кадастры. От идеи до внедрения. II Международная научно-практическая конференция. – СПб. : Политехника, 2017. – С. 136–142.
4. Гордиенко А. С. Применение индексных изображений при выявлении изменений по разновременным космическим снимкам // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2015. XI Междунар. науч. конгр. : Междунар. науч. конф. «Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология» : сб. материалов в 2 т. (Новосибирск, 13–25 апреля 2015 г.). – Новосибирск : СГУГиТ, 2015. Т. 1. – С. 67–70.
5. Герасимов Б.М., Дивизнюк М.М., Субач И.Ю. Системы поддержки принятия решений: проектирование, применение, оценка эффективности. Севастополь: Научно-исследовательский центр вооруженных сил Украины "Государственный океанариум", 2004. 320с.

6. Герасимов Б.М., Грабовский Г.Г., Рюмшин Н.А. Нечеткие множества в задачах проектирования, управления и обработки информации. Київ: Техніка, 2002. 140 с.
7. Субботин С. А., Олейник Ан. А., Гофман Е. А., Зайцев С. А., Олейник Ал. А. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов: монография. Харьков: ООО «Компания Смит», 2012. 317 с.
8. Кукса П.П. Анализ нейросетевых-нечетких моделей. Московский Государственный Технический Университет. URL: <http://pkuksa.org/~pkuksa/publications/nfm-analysis-c-0-sept-03.pdf>. (Дата звернення: 05.04.2020).
9. Кукса П.П. Синтез и оптимизация нелокальных интерпретируемых лингвистических нейро-нечетких моделей. URL: <http://pkuksa.org/~pkuksa/publications/opt-synt-nfm-c-nov-04.pdf>. (Дата звернення: 05.04.2020).
10. Ананьев П.И. Технология разработки программного обеспечения. Учебное пособие. – Барнаул: Изд-во АлтГТУ, 2009. - 221 с.
11. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. Харьков: Телетех, 2004. 369 с.
12. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Основы теории искусственных нейронных сетей. Харьков: Телетех, 2002. 317 с.
13. Субботин С.А. Метод формирования баз знаний для нейро-нечетких моделей. *Нейроинформатика и ее приложения: Материалы XIV Всероссийского семинара, 6-8 октября 2006 г.* Красноярск: ИВМ СО РАН, 2006. С.116-118.
14. Субботин С.А. Методы синтеза нейро-нечетких классификаторов для для нескольких классов. *Информационные технологии.* 2006. №11. С.31-36.
15. Субботин С.А. Синтез нейро-нечетких моделей для выделения и распознавания объектов на сложном фоне по двумерному изображению.

*Компьютерне моделювання та інтелектуальні системи: Збірник наукових праць*. Запоріжжя: ЗНТУ, 2007. С.68-91.

16. Субботин С.А. Комплекс характеристик и критериев сравнения обучающих выборок для решения задач диагностики и распознавания образов. *Математичні машини і системи*. 2010. № 1. С.25-39.

17. Субботін С.О., Олійник А.О., Олійник О.О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережових моделей: монографія. Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. 375 с.

18. Досин Д.Г., Даревич Р.Р., Пугач Т.М., Литвин В.В. Модель представления знаний посредством объектов для построения интеллектуальных систем поддержки принятия решений. *Искусственный интеллект*. 2004. №3. С. 343-349.

19. Дудкин А.А., Ваткин М.Е. Нечеткая нейронная сеть для классификации объектов на полутоновых изображениях. *Искусственный интеллект*. 2005. №3. С. 272-281.

20. Нечаев Ю.Н., Дубров С.Н. Нечеткие нейросетевые модели представления и обработки знаний в интеллектуальных обучающих системах. *Искусственный интеллект*. 2002. №4. С. 734-741.

21. Новоселова Н.А., Том И.Э., Красько О.В. Нечеткое нейросетевое моделирование для получения интерпретируемого набора классифицирующих правил. *Искусственный интеллект*. 2006. №2. С. 211-214.

22. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. Москва: Финансы и статистика, 2004. 320 с.

23. Бахтизин В.В., Глухова Л.А. Технологии разработки программного обеспечения. Учебное пособие. – Минск : БГУИР, 2010. – 267 с.

24. Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. Санкт-Петербург, 2000. 383 с.

25. Джонс М.Т. Программирование искусственного интеллекта в приложениях. Москва: ДМК Пресс, 2004. 312 с.



26. Сергиенко М.А. Методы проектирования нечеткой базы знаний. *Вестник ВГУ*, 2008. № 2. С. 67–71.
27. Субботин С.А., Олейник Ан.А., Гофман Е.А. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов. Харьков: ООО «Компания Смит», 2012. 317 с.
28. Алтунин А.Е., Семухин М.В. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях. Тюмень: Изд-во ТГУ, 2000. 352 с.
29. Асаи К., Ватада Д., Иваи С. Прикладные нечеткие системы: Пер. с япон. Москва: Мир, 1993. 368 с.
30. Беллман Р. , Заде Л. Принятие решений в расплывчатых условиях.- В кн.: Вопросы анализа и процедуры принятия решений. Москва: Мир, 1976. С. 172-215.
31. Берштейн Л.С., Боженюк А.В. Нечеткие модели принятия решений: дедукция, индукция, аналогия. Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2001. 110 с.
32. Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.П. Принятие решений на основе нечетких моделей. Примеры использования. Рига: Зинатне, 1990. 184 с.
33. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А. С. Федулов. – М.: Горячая линия–Телеком, 2007. – 284 с.
34. Искусственный интеллект. Справочник в 3-х книгах. Книга 2. Модели и методы. Поспелов Д.А. (ред.). Москва: Радио и связь, 1990. 304 с.
35. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. Винница: УНИВЕРСУМ—Винница, 1999. 320 с.
36. Mamdani, Ebrahim H. "Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant". *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*. 121 (12): 1585–1588.

37. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*. 1985. Vol. 15. No. 1. P. 116–132.
38. Mizumoto M., Tanaka K. Fuzzy sets of type-2 under algebraic product and algebraic sum. *Fuzzy Sets Syst.*. 1981. Vol. 5. P. 277–290.
39. Mizumoto M., Tanaka K. Some Properties of Fuzzy Sets of Type 2. *Information and Control*. 1976. Vol. 31. No. 4. P. 312–340.
40. Castillo O., Melin P. Type-2 Fuzzy Logic Theory and Applications. Springer-Verlag, Berlin, 2008. 223 p.
41. Mendel J.M., Hagens H., John R.I. Standard Background Material About Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems. *IEEE CIS Standards Committee*. URL.: <http://ieee-cis.org/technical/standards>. (Дата звернення: 18.12.2015).
42. Mendel J.M. Type-2 fuzzy sets and systems: an overview. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2007. Vol. 2. P. 20–29.
43. Mendel J.M. Type-2 fuzzy sets and systems: an overview, *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2007. – vol. 2. – pp. 20-29.
44. Mendel J.M., John R.I. Type-2 Fuzzy Sets Made Simple, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2002. – vol. 10, no. 2. – pp.347-353.
45. Karnik N.N., Mendel J.M. Operations on type-2 fuzzy sets, *Int. J. Fuzzy Sets Syst.*, 2001. – vol. 122. – pp. 327–348.
46. LeCun Y., Bottou L., Bengio Y., and Haffner P.. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, november 1998.
47. LeCun Y., Bengio Y. Convolutional networks for images, speech, and time series. *The handbook of brain theory and neural networks*. URL.: <http://www.iro.umontreal.ca/~lisa/pointeurs/handbook-convo.pdf>. (Дата звернення: 01.12.2014).
48. LeCun Y., Kavukcuoglu K., Faret C. Convolutional networks and applications in vision. *IEEE Int. Symposium on Circuits and Systems*. 2010. No. 4. P. 253–256.

49. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*. 2012. P. 1097–1105.
50. Viola P., Jones M.J. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. *Accepted conference on computer vision and pattern recognition*, 2001. URL.: [http://wearables.cc.gatech.edu/paper\\_of\\_week/viola01rapid.pdf](http://wearables.cc.gatech.edu/paper_of_week/viola01rapid.pdf). (Дата звернення: 12.10.2015).
51. Viola P., Jones M.J. Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, no. 2, 2004. Pp.137–154.
52. Pustovarov V. Formal representation of the pixel-by-pixel classification process using a modified wang-mendel neural network / O. Kolomiitsev, V. Pustovarov // No 3 (13) (2020): Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries / Engineering & industrial technolog, – pp. 122-128.
53. Пустоваров В.В. Пропозиції щодо підвищення точності сегментації міських будов на цифрових космічних і аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища / О.В. Коломійцев, В.В. Пустоваров // Modern Information Technologies in the Sphere of Security and Defence № 3(39)/2020. – pp.81-90.
54. Pustovarov V. Construction of information technology for development of knowledge base on identification of urban structures on digital space and aerial photographs in the urban environment monitoring / *Advanced Information Systems*. 2020. Vol. 4, No. 3, 70-73. doi: 10.20998/2522-9052.2020.3.08.
55. Пустоваров В.В. Архітектура нечіткої згорточної нейронної мережі для сегментації міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища / *Polish journal of science*. №35, 2021, - pp. 20-24.
56. Сучасний стан проведення наукових досліджень у ІТ-технологіях, галузях електроніки, інженерії, нанотехнологіях та транспортній сфері. (інформаційна технологія розробки бази знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому

моніторингу міського середовища ) Вінниця, 2020. DOI: <https://doi.org/10.36074/csrteenat.ed-1.04> Європейська наукова платформа | ISBN: 978-617-7171-76-7.

57. Інформаційна безпека та інформаційні технології. за заг. ред. В.С. Пономаренка (пропозиції щодо застосування сучасних супутникових технологій для топогеодезичного забезпечення безпілотних літальних апаратів) – Х.: ТОВ “ДІСА ПЛЮС”, 2019. – 322 с.

58. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Карлов Д.В., Рондін Ю.П. Збільшення об'єму передачі інформації в системі супутникового космічного лазерного зв'язку. Науково-практична конференція. Присвячена 60-ій річниці запуску першого штучного супутника Землі. Аерокосмічні технології в Україні: проблеми та перспективи. 4 жовтня 2017 року. – К.: НЦУВКЗ – С. 69.

59. Пустоваров В.В. Обґрунтування пропозицій щодо застосування сучасних супутникових технологій для топогеодезичного забезпечення безпілотних літальних апаратів. XI Міжнародна науково-практична конференція. Інформаційна безпека та інформаційні технології. 24 – 25 квітня 2019 року. – Х.: ХНЕУ імені Семена Кузнеця, 2019. – С. 41.

60. Пустоваров В.В. Метод управління траєкторією руху літального апарату за алгоритмом визначення перевантажень. IX міжнародна науково-технічна конференція. Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління. 11-12 квітня 2019 року. – Баку – Харків – Жилка. – 2019. – С. 25.

61. Пустоваров В.В., Міжнародна науково-технічна конференція. Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ. 16-17 травня 2019 р. – Львів: НАСВ, 2019. – С. 86 – 87.

62. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Борисенко М.В. Особливості контролю за частотним розподіленням радіосигналів при навігаційному забезпеченні польотів/ Міжнародна науково-практична конференція. Спільні дії військових формувань і правоохоронних органів держави: проблеми та

перспективи. 12–13 вересня 2019 року. – Одеса: Військова академія, 2019. – С. 103.

63. Пустоваров В.В. Обґрунтування пропозицій щодо застосування сучасних супутникових технологій для топогеодезичного забезпечення безпілотних літальних апаратів. 19 науково-технічна конференція. Створення та модернізація ОВТ в сучасних умовах. 04 – 06 вересня 2019 року. – Чернігів: ДНВЦ, 2019. – С. 45.

64. Пустоваров В.В., Борисенко М.В. Удосконалення навігаційного забезпечення безпілотних літальних апаратів. X Міжнародна науково-технічна конференція. Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління. 10-11 квітня 2020 року. – Баку – Харків – Жилка. – 2020. – Т. 1. – С. – 41.

65. Пустоваров В.В. Вимоги до систем контролю поточних навігаційних параметрів польоту літальних апаратів. XXVIII Міжнародна науково-практична конференція MicroCAD-2020. Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я. 13-15 травня 2020 р. – С. 208.

66. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Лисиця А.О. Метод формалізації знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Міжнародна науково-практична конференція. Спільні дії військових формувань і правоохоронних органів держави: проблеми та перспективи. 10–11 вересня 2020 року. – Одеса: Військова академія, 2020. – С. 64.

67. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Лисиця А.О., Єрмоленко О.В. Інформаційна технологія розробки бази знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням нейромереж та нечіткої логіки. XX науково-технічна конференція. Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах. 03 – 04 вересня 2020 року. – Чернігів, ДНДІВСОВТ, 2020. – С. 121-122.

68. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Рябуха Ю.М., Крук Б.М., Закіров В.В., Третяк Д.В. Розробка пропозицій щодо формування бази знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках. Міжнародна наукова конференція. Трансформація суспільних наук: соціально-економічний, лінгвістичний, політичний та ІТ-виміри. 11 вересня 2020 року. – Дніпро, 2020. – С. 40 – 45.
69. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Альошин Г.В., Пустоваров В.В., Никорчук А.І., Споришев К.О., Третяк В.Ф. Підвищення точності сегментації міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Do desenvolvimento mundial como resultado de realizações em ciência e investigação científica: Coleção de trabalhos científicos «ΛΟΓΟΣ» com materiais da conferência científico prática internacional (Vol. 2), 9 de outubro de 2020. Lisboa, Portugal: Plataforma Científica Europeia. PP.40-45 ISBN 978-972-575-157-2 («Contexto», Portugal) DOI 10.36074/09.10.2020.v2
70. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Москва: Техносфера, 2005. 1072 с.
71. Дуда Р.О., Харт П.Е. Распознавание образов и анализ сцен. Москва: Мир, 1976. 511 с.
72. Вапник В.Н., Червоненкис А.Я. Теория распознавания образов. Стохастические проблемы обучения. Москва: Наука, 1974. 415 с.
73. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания. Москва: Высшая школа, 2004. 264с.
74. Эволюция нейросетей для распознавания изображений в Google: Inception-v3: <https://habr.com/ru/post/302242/>. (Дата звернення: 25.08.2020).
75. Минаев Ю.Н., Филимонова О.Ю., Бенамеур Л. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе. Москва: Горячая линия -Телеком, 2003. 205 с.

76. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. Москва: Горячая линия – Телеком, 2004. 452с.
77. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. Москва: Горячая линия – Телеком, 2004. 144с.
78. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / С. Д. Штовба. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
79. Олизаренко С.А., Брежнев Е.В., Перепелица А.В. Нечеткие множества типа 2. Терминология и представление. *Системи обробки інформації*. Харків: ХУПС, 2010. Вип. 8 (89). С. 131–140.
80. Олизаренко С.А., Перепелица А.В., Капранов В.А. Интервальные нечеткие множества типа 2. Терминология, представление, операции. *Системи обробки інформації*. Харків: ХУПС, 2011. Вип. 2 (92). С. 39–45.
81. Олизаренко С.А., Перепелица А.В., Капранов В.А. Нечеткие логические системы интервального типа 2. Архитектура и механизм вывода. *Системи обробки інформації*. Харків: ХУПС, 2011. Вип. 5 (95). С. 156–164.
82. Системи оброблення інформації. Інтелектуальні інформаційні технології. Терміни та визначення: ДСТУ 2481-94. Київ: Держстандарт України, 1994. 74 с.
83. Гук А.П. Автоматизация дешифрирования снимков. теоретические аспекты статистического распознавания образов. Известия высших учебных заведений. 2015. №. 65. С. 166–169.
84. Кобзева Е.А., Поздина К.А. Автоматизация дешифрирования спутниковых снимков: опыт и проблемы. Геодезия и картография. 2008. Т. 6. С. 40–44.
85. Лабутина И.А. Дешифрирование аэрокосмических снимков. Москва: Аспект-Пресс, 2004. 184 с.
86. Абрамов Ю.А., Тютюник В.В., Шевченко Р.И. Аэрокосмический мониторинг. Харьков: АГЗУ, 2006. 172 с.

87. Сегментация мультиспектральных снимков с применением свёрточных нейронных сетей / Е.С. Иванов, И. П. Тищенко, А. Н. Виноградов // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2019. Т. 16. №1. С. 25–34..
88. Журавлев Ю.И., Рязанов В.В., Сенько О.В. Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения. Москва: Фазис, 2005.
89. Друки А.А. Алгоритмы нейросетевого детектирования и распознавания символов на сложном фоне: дис. ... канд. техн. наук / Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет». Томск, 2015. 216 с
90. Лагунов Н.А. Нейросетевое моделирование распознавания многопараметрических объектов: дис. ... канд. техн. наук / Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Северо-кавказский федеральный университет». Ставрополь, 2016. 207 с.
91. Немков Р.М. Разработка нейросетевых алгоритмов инвариантного распознавания образов: дис. ... канд. техн. наук / Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Северо-кавказский федеральный университет». Ставрополь, 2015. 162 с.
92. Heaton J. Artificial Intelligence for Humans, Volume 1: Fundamental Algorithms. Heaton Research, 2013. 194 p.
93. Kaplan J. Artificial Intelligence: What Everyone Needs to Know. Oxford university press, 2015. 170 p.
94. Prateek Joshi Artificial Intelligence with Python. Pact Publishing Ltd, 2017. 184 p.
95. Bostrom N. Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies. Oxford university press, 2014. 415 p.



96. George B., Carmichael G. *Artificial Intelligence Simplified: Understanding Basic Concepts*. CSTrends LLP, 2015. 132 p.
97. Partridge D. *What Makes You Clever: The Puzzle of Intelligence*. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, 2014. 433 p.
98. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series)*. Massachusetts Institute of Technology, 2016. 767 p.
99. Heaton J. *Artificial Intelligence for Humans, Volume 3: Deep Learning and Neural Networks*. Heaton Research, 2015. 311 p.
100. Mueller J.P., Massaron L. *Machine Learning For Dummies*. John Wiley & Sons, 2016. 399 p.
101. Осовский С. *Нейронные сети для обработки информации*. Москва: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
102. Тадеусевич Р., Боровик Б., Гончаж Т., Леппер Б. *Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ*. Москва: Горячая линия – Телеком, 2011. 408 с.
103. Руденко О.Г., Бодяньский Є.В. *Штучні нейронні мережі*. Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. 404 с.
104. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс*. Москва: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. 1104 с.
105. O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox. *U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation*. In *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*, pages 234–241. Springer, 2015
106. *Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation*, CVPR 2015, <https://arxiv.org/abs/1411.4038>.
107. *A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation*, 2015, <https://arxiv.org/abs/1511.00561>.
108. *The One Hundred Layers Tiramisu: Fully Convolutional DenseNets for Semantic Segmentation*, 2016, <https://arxiv.org/abs/1611.09326>.

109. Mask-RCNN: extends Faster R-CNN, 2017, <https://arxiv.org/abs/1703.06870>.
110. Jia Y., Shelhamer E., Donahue J., Karayev S. Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding. 22nd ACM international conference on Multimedia. URL.: <https://arxiv.org/abs/1408.5093>. (Дата звернення: 07.11.2015).
111. Szegedy C., Liu W., Jia Y., Sermanet P., Reed S., Anguelov D. Going deeper with convolutions. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015. P. 1–9.
112. Mnih V., Hinton G.E. Learning to detect roads in high-resolution aerial images. *European Conference on Computer Vision*. Springer Berlin Heidelberg, 2010. С. 210–223.
113. Saito S., Yamashita T., Aoki Y. Multiple object extraction from aerial imagery with convolutional neural networks. *Electronic Imaging*. 2016. No. 10. P. 1–9.
114. Ševo I., Avramović A. Convolutional Neural Network Based Automatic Object Detection on Aerial Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2016. Vol. 13. No. 5. P. 740–744.
115. Zeiler M.D., Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks. *European conference on computer vision*. Springer International Publishing. 2014. P. 818–833.
116. Fukushima K. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological cybernetics*. 1980. Vol. 36(4). P. 193–202.
117. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2001. Vol. 1. P. 511–518.
118. R. Girshick, J Donahue, T. Darrell, J. Malik. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. URL: <http://arxiv.org/pdf/1311.2524v5.pdf> (Дата звернення: 11.05.2016).
119. B. Lao, K. Jagadeesh. Convolutional Neural Networks for Fashion Classification and Object Detection. URL: <http://cs231n.stanford.edu>

/reports/BLAO\_KJAG\_CS231N\_ FinalPaperFashion Classification.pdf (Дата звернення: 11.05.2016).

120. K. Hara, V. Jagadeesh, R. Piramuthu. Fashion Apparel Detection: The Role of Deep Convolutional Neural Network and Pose-dependent Priors. URL: <http://arxiv.org/pdf/1411.5319v2.pdf> (Дата звернення: 11.05.2016).

121. Минаев Ю.Н., Филимонова О.Ю., Бенамеур Л. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе. Москва: Горячая линия -Телеком, 2003. 205 с.

122. Демидова Л.А., Кираковский В.В., Пылькин А.Н. Алгоритмы и системы нечеткого вывода при решении задач диагностики городских инженерных коммуникаций в среде MATLAB. Москва: Радио и связь, Горячая линия - Телеком, 2005. 365 с.

123. Robandi I., Kharisma B. Design of Interval Type-2 Fuzzy Logic Based Power System Stabilizer, Demy of Science, Engineering and Technology, 2009. – pp.593-600.

124. Вятчин Д.А. Нечеткие методы автоматической классификации: монография. Минск: УП «Технопринт», 2004. 219 с.

125. Тоискин В.С., Красильников В.В., Малиатаки В.В. Автоматизация процессов проектирования на основе CASE технологий. Учебное пособие. – Ставрополь: Изд-во СГПИ, 2010. – 131 с.

126. Чен П. Модель “сущность-связь” – шаг к единому представлению данных// СУБД: 1995, №3. С. 137 – 158.

127. Вендров А.М. Проектирование программного обеспечения экономических информационных систем. – М.: Финансы и статистика, 2000. – 352 с.

128. Вигерс Карл. Разработка требований к программному обеспечению. Издательско-торговый дом «Русская Редакция», 2004. —576 с.

129. Глухова Л.А., Бахтизин В.В. Основы алгоритмизации и структурного проектирования программ. Минск.: БГУИР, 2003. - 72 с.

130. Калянов Г.Н. CASE – технологии. Консалтинг при автоматизации бизнес-процессов. - М.: Горячая линия - Телеком, 2000. – 320 с.
131. Буч Г., Рамбо Дж., Джекобсон А. Язык UML. Руководство пользователя: Пер. с англ. - М.: ДМК Пресс, 2001. – 432 с.
132. Боггс У., Боггс М. UML и Rational Rose: Пер. с англ. - М.: ЛОРИ, 2001. – 582 с.
133. Карпычев В.Ю. Методология IDEF1X и программный продукт ERWin. Учебно-методическое пособие. - Нижний Новгород: ННГУ им. Н.И. Лобачевского, 2007. - 23 с.
134. Крачтен Ф. Введение в Rational Unified Process. 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2002.- 240 с.
135. Ларман К. Применение UML и шаблонов проектирования.: Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2001. – 496 с.
136. Леоненков А.В. Самоучитель UML. – СПб.: БХВ-Петербург, 2001. –304 с.
137. Маклафлин Б., Поллайс Г., Уэст Д. Объектно-ориентированный анализ и проектирование. СПб.: Питер, 2013. - 608 с.
138. Booch G. et al. Object-oriented analysis and design with applications. Addison-Wesley, 2007., - 717 p.
139. Schach S.R. Object-Oriented and Classical Software Engineering. McGraw hill, 2010. - 667 p.
140. Shlaer S. and Mellor S. Object lifecycles: Modeling the world in states. Prentice Hall, 1992. - 250 p.
141. 3Ds MAX Программное обеспечение для 3D-моделирования, анимации и визуализации. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.autodesk.ru/products/3ds-max/overview>.
142. Girshick R. Fast R-CNN. Cornell University Library. URL.: [arXiv:1504.08083v2](https://arxiv.org/abs/1504.08083v2). (Дата звернення: 012.01.2020).

143. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. Cornell UniversityLibrary. URL.: arXiv:1512.03385v1. (Дата звернення: 07.02.2020).
144. Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Scott R., Cheng-Yang Fu, Berg A. SSD: Single Shot MultiBox Detector. Cornell UniversityLibrary. URL.: arXiv:1512.02325v2. (Дата звернення: 05.11.2020).
145. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. URL.: <http://arxiv.org/abs/1506.02640>. (Дата звернення: 17.02.2020).
146. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. Cornell UniversityLibrary. URL.: arXiv:1506.01497v3. (Дата звернення: 14.02.2020).
147. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. Cornell UniversityLibrary. URL.: arXiv:1409.1556v6. (Дата звернення: 10.05.2020).
148. Szegedy C., Reed S., Erhan D., Anguelov D., Ioffe S. Scalable, High-Quality Object Detection. Cornell UniversityLibrary. URL.: arXiv:1412.1441v3. (Дата звернення: 04.12.2020).
149. ERDAS ER Mapper: <https://submitfile.com/ru/download/erdas-er-mapper> . (Дата звернення: 20.12.2020).
150. ENVI – Image Processing and Analysis Solution: <https://www.ittvis.com/> /. (Дата звернення: 25.08.2020).

## Додаток А

## Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію результатів дисертації

Список публікацій, в яких опубліковані основні наукові результати:

1. Pustovarov V. Formal representation of the pixel-by-pixel classification process using a modified wang-mendel neural network / O. Kolomiitsev, V. Pustovarov // No 3 (13) (2020): Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries / Engineering & industrial technolog, – pp. 122-128.

2. Пустроваров В.В. Пропозиції щодо підвищення точності сегментації міських будов на цифрових космічних і аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища / О.В. Коломійцев, В.В. Пустроваров // Modern Information Technologies in the Sphere of Security and Defence № 3(39)/2020. – pp.81-90.

3. Pustovarov V. Construction of information technology for development of knowledge base on identification of urban structures on digital space and aerial photographs in the urban environment monitoring / Advanced Information Systems. 2020. Vol. 4, No. 3, 70-73. doi: 10.20998/2522-9052.2020.3.08.

4. Пустроваров В.В. Архітектура нечіткої згорточної нейронної мережі для сегментації міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища / Polish journal of science. №35, 2021, - pp. 20-24.

5. Сучасний стан проведення наукових досліджень у ІТ-технологіях, галузях електроніки, інженерії, нанотехнологіях та транспортній сфері. (інформаційна технологія розробки бази знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища ) Вінниця, 2020. DOI: <https://doi.org/10.36074/csriteenat.ed-1.04> Європейська наукова платформа | ISBN: 978-617-7171-76-7.

6. Інформаційна безпека та інформаційні технології. за заг. ред. В.С. Пономаренка (пропозиції щодо застосування сучасних супутникових технологій для топогеодезичного забезпечення безпілотних літальних апаратів) – Х.: ТОВ “ДІСА ПЛЮС”, 2019. – 322 с.

Список публікацій, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

1. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Карлов Д.В., Рондін Ю.П. Збільшення об'єму передачі інформації в системі супутникового космічного лазерного зв'язку. Науково-практична конференція. Присвячена 60-ій річниці запуску першого штучного супутника Землі. Аерокосмічні технології в Україні: проблеми та перспективи. 4 жовтня 2017 року. – К.: НЦУВКЗ – С. 69.

2. Пустоваров В.В. Обґрунтування пропозицій щодо застосування сучасних супутникових технологій для топогеодезичного забезпечення безпілотних літальних апаратів. XI Міжнародна науково-практична конференція. Інформаційна безпека та інформаційні технології. 24 – 25 квітня 2019 року. – Х.: ХНЕУ імені Семена Кузнеця, 2019. – С. 41.

3. Пустоваров В.В. Метод управління траєкторією руху літального апарату за алгоритмом визначення перевантажень. IX міжнародна науково-технічна конференція. Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління. 11-12 квітня 2019 року. – Баку – Харків – Жилка. – 2019. – С. 25.

4. Пустоваров В.В., Міжнародна науково-технічна конференція. Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ. 16-17 травня 2019 р. – Львів: НАСВ, 2019. – С. 86 – 87.

5. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Борисенко М.В. Особливості контролю за частотним розподіленням радіосигналів при навігаційному забезпеченні польотів/ Міжнародна науково-практична конференція. Спільні дії військових формувань і правоохоронних органів держави: проблеми та перспективи. 12–13 вересня 2019 року. – Одеса: Військова академія, 2019. – С. 103.

6. Пустоваров В.В. Обґрунтування пропозицій щодо застосування сучасних супутникових технологій для топогеодезичного забезпечення безпілотних літальних апаратів. 19 науково-технічна конференція. Створення та модернізація ОВТ в сучасних умовах. 04 – 06 вересня 2019 року. – Чернігів: ДНВЦ, 2019. – С. 45.

7. Пустоваров В.В., Борисенко М.В. Удосконалення навігаційного забезпечення безпілотних літальних апаратів. X Міжнародна науково-технічна конференція. Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління. 10-11 квітня 2020 року. – Баку – Харків – Жилка. – 2020. – Т. 1. – С. – 41.

8. Пустоваров В.В. Вимоги до систем контролю поточних навігаційних параметрів польоту літальних апаратів. XXVIII Міжнародна науково-практична конференція MicroCAD-2020. Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я. 13-15 травня 2020 р. – С. 208.

9. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Лисиця А.О. Метод формалізації знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Міжнародна науково-практична конференція. Спільні дії військових формувань і правоохоронних органів держави: проблеми та перспективи. 10–11 вересня 2020 року. – Одеса: Військова академія, 2020. – С. 64.

10. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Лисиця А.О., Єрмоленко О.В. Інформаційна технологія розробки бази знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища з використанням нейромереж та нечіткої логіки. XX науково-технічна конференція. Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах. 03 – 04 вересня 2020 року. – Чернігів, ДНДІВСОВТ, 2020. – С. 121-122.

11. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Рябуха Ю.М, Крук Б.М., Закіров В.В., Третяк Д.В. Розробка пропозицій щодо формування бази знань про розпізнавання міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках.

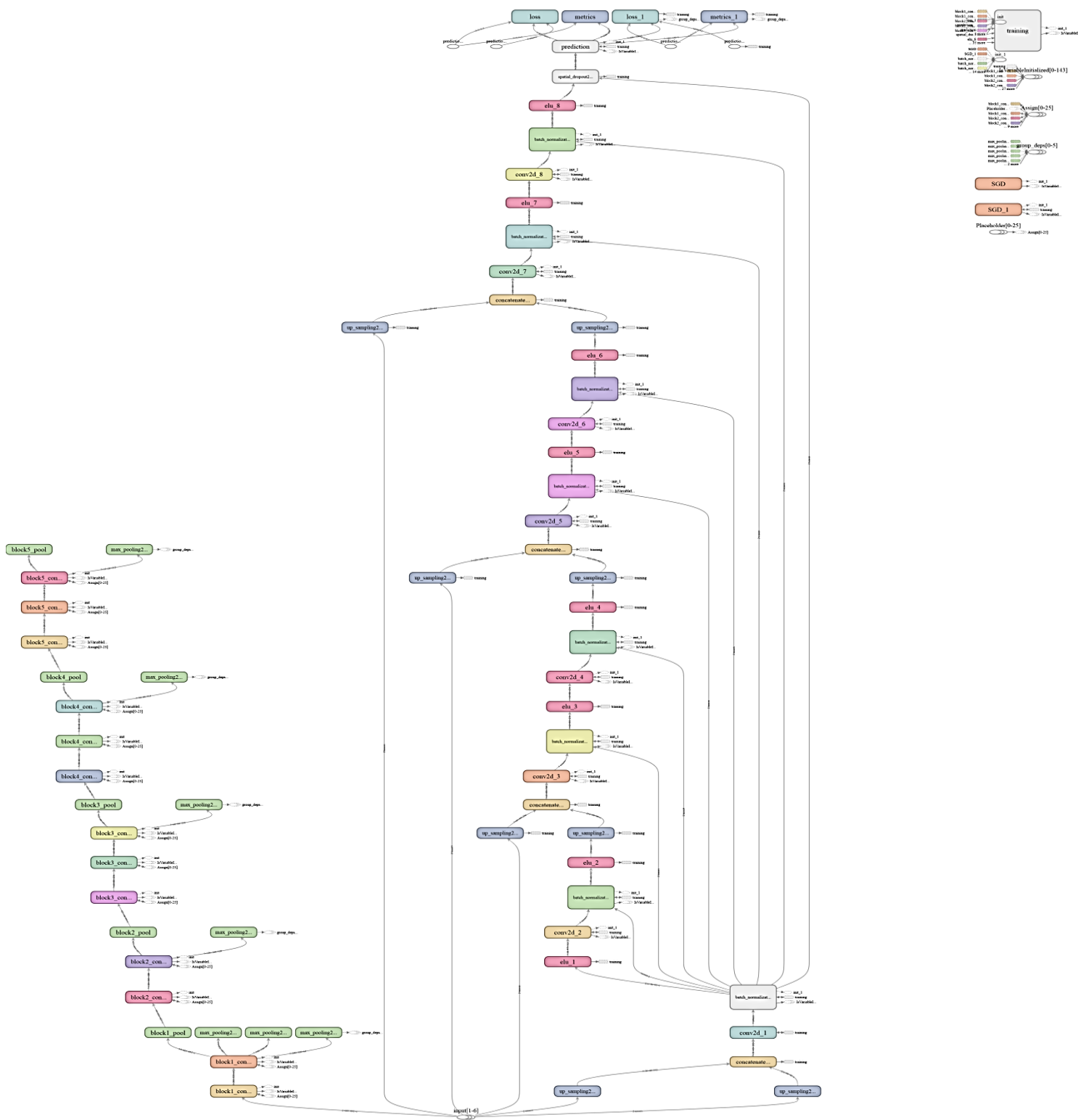


Міжнародна наукова конференція. Трансформація суспільних наук: соціально-економічний, лінгвістичний, політичний та ІТ-виміри. 11 вересня 2020 року. – Дніпро, 2020. – С. 40 – 45.

12. Пустоваров В.В., Коломійцев О.В., Альошин Г.В., Пустоваров В.В., Никорчук А.І., Споришев К.О., Третяк В.Ф. Підвищення точності сегментації міських будов на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища. Do desenvolvimento mundial como resultado de realizações em ciência e investigação científica: Coleção de trabalhos científicos «ΛΟΓΟΣ» com materiais da conferência científico prática internacional (Vol. 2), 9 de outubro de 2020. Lisboa, Portugal: Plataforma Científica Europeia. PP.40-45 ISBN 978-972-575-157-2 («Contexto», Portugal) DOI 10.36074/09.10.2020.v2.

## Додаток Б

Довідкова інформація щодо формалізації знань на цифрових аерофотознімках (топология модифікованого U-Net)

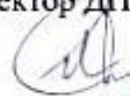


## Додаток В

Акти про провадження результатів дисертаційної роботи

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Директор ДП «ЗАО НДІРВ»



О.В. Ковальчук

« \_\_\_\_ » грудня 2020 року



**АКТ**

**впровадження результатів дисертаційної роботи  
 ПУСТОВАРОВА Володимира Володимировича**

Комісія у складі головного конструктора-заступника директора, к.т.н., с.н.с. Зайченка О.М., начальника відділу розробки пристроїв цифрової обробки сигналів і програмного забезпечення, к.т.н., доцента Мазуренка О.В. та головного спеціаліста з електров'язку, к.т.н., с.н.с. Даніліна А.Б. виконала перевірку і склала цей акт про те, що результати дисертаційної роботи Пустоварова Володимира Володимировича «Інформаційна технологія розробки системи підтримки прийняття рішення про розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках», впроваджені в роботах ДП «ЗАО НДІРВ», а саме:

– удосконалено модель згорткової нейронної мережі (ЗНМ) для сегментації об'єктів на цифрових знімках, у якій, на відміну від відомих, в якості нейромережевого звужуючого блоку для підмережі вилучення ознак використовується попередньо навчена ЗНМ з більш глибокою архітектурою, а в якості класифікатора використовується модифікована нейронна мережа Ванга-Менделя, яка реалізує операції над інтервальними нечіткими множинами другого типу, що дозволяє забезпечити високу точність сегментації визначених будівель на цифрових космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища;



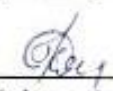
– отримав подальший розвиток метод формалізації знань щодо семантичної сегментації будівель на космічних та аерофотознімках, у якому, на відміну від відомих, розроблений апарат формалізації побудований на основі використання вдосконаленої ЗНМ для сегментації будівель та модифікованої методики передачі навчання з використанням декількох вузьких місць (проміжних зв'язків між звужуючим та розширюючим блоками вдосконаленої ЗНМ), що дозволяє підвищити якість та зменшити час навчання нечіткої згорткової нейромережевої моделі;

– використані у роботах ДП «ЗАО НДІРВ» на замовлення Національного агентства України.

Використання удосконаленої моделі та методу дозволяє підвищити ефективність автоматизованого моніторингу міського середовища.

Даний акт впровадження складений для подання до спеціалізованої вченої ради у зв'язку із захистом дисертації Пустоварова Володимира Володимировича.

Даний документ не є основою для будь-яких фінансових розрахунків та претензій.

Голова комісії:	<u>головний конструктор-заступник директора</u>	 _____	О.М. Зайченко
Члени комісії:	<u>начальник відділу РПЦОС і ПЗ</u>	 _____	О.В. Мазуренко
	<u>головний спеціаліст з електров'язку</u>	 _____	А.Б. Данілін



Приватне акціонерне товариство  
«Науково-виробниче підприємство «Сатурн»  
PRIVATE JOINT STOCK  
«SCIENTIFIC-PRODUCTION ENTERPRISE «SATURN»



Вих. № 01-2/0036  
від 20 01 2021 р.



### АКТ

про впровадження результатів наукових досліджень  
дисертаційної роботи ПУСТОВАРОВА В.В., поданої  
на здобуття наукового ступеню кандидата технічних наук

Приватне акціонерне товариство «Науково-виробниче підприємство «Сатурн» (ПрАТ «НВП «Сатурн») виконує роботи щодо модернізації та вдосконалення наземної інфраструктури в інтересах космічної галузі України. Відповідно доводиться проводити обробку інформації, отримуваної від космічних засобів.

З метою забезпечення достовірності згаданої інформації при її обробці спеціалізованими математичними методами у ПрАТ «НВП «Сатурн» були використані результати дисертаційної роботи Пустоварова В.В. «Інформаційна технологія розробки системи підтримки прийняття рішення про розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках», а саме:

- вдосконалена модель згорткової нейронної мережі (ЗНМ) для сегментації об'єктів на цифрових знімках, у якій, на відміну від відомих, в якості нейромережевого звужуючого блоку для підмережі вилучення ознак використовується попередньо навчена ЗНМ з більш глибокою архітектурою, а в якості класифікатора використовується модифікована нейронна мережа Ванга-Менделя, яка реалізує операції над інтервальними нечіткими множинами другого типу;

- вдосконалий метод формалізації знань щодо семантичної сегментації будівель на космічних та аерофотознімках, у якому, на відміну від відомих, розроблений апарат формалізації побудований на основі використання вдосконаленої ЗНМ для сегментації будівель та модифікованої методики передачі навчання з використанням декількох вузьких місць (проміжних зв'язків між звужуючим та розширюючим блоками вдосконаленої згорткової нейромережевої моделі);



Україна, 03148, м.Київ, проспект Леся Курбаса, 2-Б 2-б, av. LESYA KURBASA, KYIV, 03148, UKRAINE

Тел. (380 44) 407-93-72, факс (380 44) 407-62-08. E-mail: chmil@nbi.com.ua

www.jssaturn.com

– вперше побудована інформаційна технологія розробки системи підтримки прийняття рішень (СППР) для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища, яка на основі функціонального моделювання формально представляє процес розробки СППР з використанням нечіткої згорткової нейромережевої моделі.

Ефективність використання результатів дисертаційної роботи Пустоварова В.В. була розглянута на засіданні науково-технічної ради (НТР) ПрАТ «НВП «Сатурн» (протокол № 1(82) від 20.01.2021 р.). Після детального та всебічного обговорення НТР шляхом відкритого голосування прийняла наступні рішення:

1. Ефективність впровадження результатів дисертаційної роботи Пустоварова В.В., засвідчивши це відповідним Актом.
2. Цей Акт впровадження не є підставою для пред'явлення претензій, пов'язаних з авторськими правами та отриманням будь-якої вигоди.
3. Складений та затверджений Акт надіслати до спеціалізованої вченої ради у зв'язку із захистом дисертації Пустоварова Володимира Володимировича.

Голова НТР, к.т.н.  
Секретар НТР, к.т.н.



В.М.Чміль  
Е.М.Глушеченко

ЗАТВЕРДЖУЮ  
 Головний конструктор  
 НВП ХАРТРОН-АРКОС ЛТД,  
 канд. техн. наук  
 А.М. Калногуз  
 «\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.



### АКТ

впровадження наукових результатів дисертації  
 ПУСТОВАРОВА Володимира Володимировича, поданої  
 на здобуття вченого ступеня кандидата технічних наук

Комісія НВП ХАРТРОН-АРКОС ЛТД у складі:

Голова комісії: Чумаченко Валентин Іванович – директор з наукової роботи, канд. техн. наук;

Члени комісії: Кузнєцов Юрій Олексійович – начальник лабораторії, вчений секретар, канд. техн. наук, доц.; Голиков Анатолій Сергійович – начальник сектора,

констатує, що результати досліджень, отриманих Пустоваровим В.В. в ході виконання дисертаційної роботи «Інформаційна технологія розробки системи підтримки прийняття рішень при розпізнаванні будівель на космічних та аерофотознімках», а саме, інформаційна технологія розробки системи підтримки прийняття рішень (СППР) для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища, яка формально представляє процес розробки СППР з використанням нечіткої згорткової нейронної мережі, застосовані при обробці інформації з супутників дистанційного зондування Землі. Розроблена інформаційна технологія дозволяє забезпечити уніфікацію та стандартизацію процесу розробки СППР відповідного класу.

Використання результатів дисертації Пустоварова В.В. дозволяє отримати науково-технічний ефект, що пов'язаний з підвищенням ефективності СППР для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках з використанням методів сегментації та виявлення змін на різночасних цифрових знімках.

Акт укладено для пред'явлення в спеціалізовану вчену раду і він не являється фінансовим документом.

Голова комісії

В.І. Чумаченко

Члени комісії:

Ю.О. Кузнєцов

А.С. Голиков





## ЗАТВЕРДЖУЮ



Ректор Національного технічного  
університету "Харківський  
політехнічний інститут"  
доктор технічних наук, професор

 Євген СОКОЛ

12 03 2021 року


## АКТ

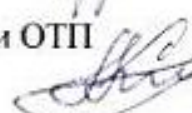
про використання в навчальному процесі кафедри «Обчислювальна техніка та програмування» результатів дисертаційної роботи  
ПУСТОВАРОВА Володимира Володимировича

Комісія у складі: завідувача кафедри ОТП д.т.н. проф. Семенова С.Г. (голова комісії); професора кафедри ОТП д.т.н. проф. Кучука Г.А., професора кафедри ОТП д.т.н. проф. Поворозюка А.І., професора кафедри ОТП д.т.н. проф. Філатової Г.Є., розглянула стан використання матеріалів дисертаційної роботи Пустоварова В.В. при підготовці бакалаврів та спеціалістів.


Комісія прийшла до висновку, що результати дисертаційного дослідження використані при викладанні дисципліні «Основи безпеки програм та даних», а саме: інформаційна технологія розробки системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання будівель на космічних та аерофотознімках при автоматизованому моніторингу міського середовища викладається у розділі «Безпека мережевої інфраструктури».

Акт складений для представлення в спеціалізовану вчену раду до захисту дисертації Пустоварова В.В.

Голова комісії: професор кафедри ОТП  
д.т.н. професор  Сергій СЕМЕНОВ

Члени комісії: професор кафедри ОТП  
д.т.н. професор  Георгій КУЧУК

професор кафедри ОТП  
д.т.н. професор  Анатолій ПОВОРОЗНЮК

професор кафедри ОТП  
д.т.н. професор  Ганна ФІЛАТОВА