

А. П. Томашко

Національний лісотехнічний університет України

## ОРГАНІЗАЦІЯ МОДЕЛІ ЛОГІСТИЧНОЇ МЕРЕЖІ З ВИКОРИСТАННЯМ ПРОГРАМНИХ ТА НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ АЛГОРИТМІВ

*У роботі досліджено принципи організації моделі логістичної мережі з використанням програмних та нейромережових алгоритмів. Розкрито структуру сучасної логістичної мережі до складу якої віднесено: ланцюг постачання, ланцюг збуту та зберігання. Підкреслено, що сторона ланцюга постачання має найповнішу інформацію про аналіз продукту, а також охоплює послідовність оновлень складу. Наголошується, що ефективність управління інформацією логістичної мережі визначає оновлення продукту на кінці ланцюга постачання, і тільки за допомогою повної інформації про продукт кінцевого ланцюга постачання можна ефективно контролювати ефективність логістики у сфері функціонування. Зазначено, що впровадження технології інтелектуальної мережі дозволяє реалізувати інтелектуальне управління логістикою, а поступове створення вузлів Інтернету речей інтегрує логістичні ресурси, що дозволяє здійснювати процес оптимізації системи управління в інформаційній системі, вирішуючи проблему планування шляху, обороту матеріалів для зберігання, відповідності інформації про продукт і клієнта та недиференційованого розподілу близькості, може вийти на новий рівень. Запропоновано схему графової згорткової нейронної мережі з детальним описом механізму функціонування. У якості модифікації запропоновано використання тензора та наведено детальну структуру мережі з тензором. Наголошено на схемі розрідженої структури загорткового шару з описом функціональної складової. Доведено, що запропонована структура відрізняється від попередньої підвищеним рівнем ефективності за рахунок того, що логістичні дані в реальному часі кожного логістичного вузла збираються, і логістичні дані попередньо обробляються, щоб усунути нестандартні дані в процесі аналізу. У свою чергу, різниця логістичних даних у різних часових вузлах збільшується, і відбувається розділення логістичних даних на піковий період і гладкий період відповідно до рівня часу, але набір логістичних даних на різних двох етапах підкоряється випадковому розподілу.*

*Ключові слова:* нейронна мережа, логістична мережа, аналіз, побудова, ланцюг постачання.

A. P. Tomashko

## ORGANIZATION OF A LOGISTIC NETWORK MODEL USING SOFTWARE AND NEURAL NETWORK ALGORITHMS

*The work explores the principles of organizing a logistics network model using software and neural network algorithms. The structure of the modern logistics network is disclosed, which includes: supply chain, sales chain and storage. It is emphasized that the supply chain side has the most comprehensive information on product analysis and also covers the sequence of warehouse updates. It is emphasized that the information management efficiency of the logistics network determines the update of the product at the end of the supply chain, and only with the help of complete product information of the end supply chain can the efficiency of logistics in the field of operation be effectively controlled. It is noted that the introduction of intelligent network technology allows for the implementation of intelligent logistics management, and the gradual creation of nodes of the Internet of Things integrates logistics resources, which allows for the optimization of the management system in the information system, solving the problem of route planning, the turnover of materials for storage, the correspondence of information about the product and the client and undifferentiated proximity distribution, can reach a new level. A diagram of a graph convolutional neural network with a detailed description of the functioning mechanism is proposed. As a modification, the use of a tensor is proposed and a detailed structure of a network with a tensor is provided. Emphasis is placed on the diagram of the sparse structure of the wrapping layer with a description of the functional component. It is proved that the proposed structure differs from the previous one by an increased level of efficiency due to the fact that the real-time logistics data of each logistics node is collected, and the logistics data is pre-processed to eliminate non-standard data in the analysis process. In turn, the difference of logistics data at different time nodes increases, and there is a division of logistics data into a peak period and a smooth period according to the time level, but the set of logistics data at different two stages obeys random distribution.*

*Key words:* neural network, logistic network, analysis, construction, supply chain.

**Вступ та постановка проблеми.** Сучасна логістична мережа має у своєму складі кілька ланцюгів таких як ланцюг постачання, ланцюг збуту та зберігання. Сторона ланцюга постачання має найповнішу інформацію про аналіз продукту, а також охоплює послідовність оновлень складу. Дані ланцюга поставок інтегруються за допомогою цифрових інформаційних технологій. Вузли мережі логістичного постачання збираються відповідно до передачі та зворотного зв'язку потоку даних для кращого моніторингу прогресу логістики. Ефективність управління інформацією логістичної мережі визначає оновлення продукту на кінці ланцюга постачання, і тільки за допомогою повної інформації про продукт кінцевого ланцюга постачання можна ефективно контролювати ефективність логістики у сфері функціонування.

Управління інформацією на кінці ланцюга постачання може забезпечити своєчасність логістики, а крім того, невід'ємною частиною є управління безпекою. Операційні дані на кінці

ланцюга постачання є конфіденційним документом для компанії, і витік даних може спричинити погану конкуренцію в галузі та величезні економічні втрати. Таким чином, управління інформаційною безпекою на кінці ланцюга постачання є важливою частиною загальної роботи системи. Інтеграція між отриманням і доставкою продукту та інформацією про логістику на кінці ланцюга постачання повинна координуватися інтегрованою інтелектуальною системою управління, а всі джерела даних мають бути централізовані з вхідними та вихідними продуктами. Щоб вирішити проблему невідповідності даних між ланкою постачання та логістикою застосовують метод інформаційного відображення, щоб відповідати отриманій інформації про продукт від рівня часу та місця до логістики, що забезпечує точність інтелектуальної логістичної інформації.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Формулювання наукової думки у сфері організації моделі логістичної мережі з використанням програмних та нейромережових алгоритмів є різноманітним та масштабним. У сучасній науковій площині з'являються роботи присвячені дослідженням штучних нейронних мереж та алгоритмів їх реалізації у зазначеній сфері.

Є. Кучина, А. Войтюк та М. Котова розкрили тренди вітчизняної логістики [1]. Авторами виділено найбільш важливі інноваційні логістичні тренди такі як управління ланцюжком поставок у режимі реального часу; хмарні рішення, безпека, технології роботизації, штучний та доповнений інтелект.

К. Г. Котляров [2] описав можливу користь та небезпеки застосування нейромереж.

У [3] описано застосування нейромережевого функціоналу в транспортних логістичних системах. О.М. Харламова та М.Ф. Зінченко зазначають, що для оцінки ефективності функціонування логістичної системи й діяльності персоналу логістичного менеджменту транспортного підприємства необхідна наявність процедури оцінки результатів рішень, прийнятих персоналом служби логістики. Оцінка результатів керування логістикою забезпечує зворотний зв'язок, необхідну для ефективного менеджменту.

Низка авторів [4] запропонували прогнозування очікуваного часу прибуття вантажної відправки при слідуванні у поїзді залізничною дільницею. Дані дослідження дозволяють в перспективі розробити автоматизовану систему прогнозування ЕТА вантажної відправки для залізничної системи зі змішаним рухом та відправленням вантажних поїздів без дотримання нормативного розкладу

У [5] обґрунтовано основні тенденції галузі логістики, які активно розвиваються й формують зростання споживчого попиту на них (забезпечення безпечних взаємодій шляхом залучення блокчейн-технологій, удосконалення змістового наповнення бізнес-взаємодії через використання чат-ботів, опрацювання геоінформаційних даних на основі GPS-, GPRS-, GIS-технологій), обґрунтовано основні напрями оптимізації процесів у логістичній сфері. Визначено перспективні логістичні тренди, такі як екологічна стійкість, поширення технології 5G, зміна талантів та компетенцій працівників, зокрема окреслено переваги та недоліки застосування цих технологій і вплив.

Із зарубіжних авторів варто відмітити роботи таких науковців як: Ван Цзяцай [6], Альзахрані Ахмед, Асгар Мухаммад [7], Лю Сун, Гао Сінхуа, Чень Лю, Чжоу Сихуей, Пен Юн, Ю Денніс, Ма Сянтінь, Ван Янь [8], Абдаллах Абдаллах, Даувед Мохаммед, Алі Айман, Фелембан Бассем, Хан Імран, Чой Бонг [9], Му Вей, Дін ХеПінг [10], Ван Явен [11], Ортис Херман, Енгуїкс Джемма, Гомес Адорно Хелена, Амір Ікра, Сидоров Григорі [12], Кмієтік Маріуш [13], Чжан Хуейфен, Цзінь Яньфен [14], Сюй Ю., Чжан С., Хун Ю. [15] та інших.

Однак незважаючи на масштабність наукових досліджень питання актуальності даної роботи не викликає сумнівів.

**Постановка завдання.** Метою роботи є дослідження принципів організації моделі логістичної мережі з використанням програмних та нейромережових алгоритмів.

**Викладення основного матеріалу дослідження.** З поступовою інтерналізацією доставки продукції швидкість і відстежуваність логістики поступово стають фундаментальною ознакою ефективності. Впровадження технології інтелектуальної мережі дозволяє реалізувати інтелектуальне управління логістикою. Оскільки нові Інтернет-моделі бізнесу стають популярними, модель логістики не залишається на рівні доставки продуктів. Нова інтелектуальна оптимізована система управління логістикою координує три сфери: розподіл продукції, зберігання матеріалів і адаптивне планування вантажів. Створення вузлів Інтернету речей інтегрує логістичні ресурси, а процес оптимізації системи управління в інформаційній системі, вирішуючи проблему планування

шляху, обороту матеріалів для зберігання, відповідності інформації про продукт і клієнта та недиференційованого розподілу близькості, може вийти на новий рівень.

Найважливішим в інтелектуальному процесі логістики та розподілу є обмін замовленнями та доставка продуктів. Спільне використання замовлення полягає в отриманні вмісту замовлення від клієнта та обміні інформацією з продавцем і логістиком. Доставка продуктів полягає в тому, щоб перевірити та упакувати продукти відповідно до вмісту замовлення, а потім передати етикетки продукту в автоматизовану систему розподілу, яка плануватиме товарну лінію відповідно до об'єму та ваги. Коли замовлення доставляються за звичайним маршрутом, виробничий завод і логістичні вузли використовуватимуть замовлення як основу інформації про дані, збиратимуть усі замовлення трафіку в режимі реального часу та забезпечуватимуть підтримку даних для оптимізації шляхів наступних замовлень на основі цієї інформації. У разі модифікації замовлення швидкість оновлення замовлення може надати (зекономити) час для подальшої упаковки товару. Одночасно з модифікацією замовлення необхідно отримати багатовимірну інформацію в режимі реального часу для аналізу траєкторії руху матеріалу та ємності зберігання найближчого логістичного вузла.

Представлення логістичної інформації зосереджено на візуальній логістичній платформі. Візуальна логістична платформа складається з інтегрованих сенсорних технологій, технологій супутникового позиціонування, комп'ютерного бачення та технологій глибокого навчання. Основні засоби позиціонування логістичних вузлів модернізуються відповідно до новітніх технологій, щоб мати можливість отримувати точні дані позиціонування. Платформа візуалізації логістики може реалізувати наскрізний операційний процес логістики, уточнений у шість конкретних ланок, так що коли проблема виникає в одній ланці, проблему можна вирішити точно, а витрати на транспортування можна максимально знизити. Інтелектуальна логістична система передбачає не лише побудову логістики, а й охоплює процеси вивезення продукції, транспортування, зберігання, розподілу та обробки. Для подальшого вдосконалення логістичної системи необхідна оптимізація кожного процесу та встановлення вузлів моніторингу для формування замкнутого циклу з логістичною системою, щоб забезпечити цілісність інтелектуальної логістичної системи.

Метою логістичної системи є виконання швидкої ітерації складування через складну мережу розподілу продукції. Дистрибуційна мережа складається з багатьох логістичних вузлів, кожен з яких охоплює велику кількість інфраструктури. Кожна з яких дорога в обслуговуваних, має обмежену пропускну здатність і низький динамічний діапазон. Щоб краще координувати кожен логістичний вузол, галузь здебільшого використовує модель нейронної мережі для компонування вузлів, яка підтримується хмарними обчисленнями для формування величезної логістичної нейронної мережі. Інформація про ланцюг постачання для окремого вузла швидко реагує та може швидко створити оптимальний шлях логістики та часовий графік на основі великих даних і забезпечити своєчасність і точність логістики.

Як метод організації моделі логістичної мережі пропонується застосування графової згорткової нейронної мережі як базової мережі, структуру якої показано на рисунку 1. Ця мережа є оновленою версією згорткової мережі графів, яка спрямована на оптимізацію перцептивної області згортки графа та збільшення об'єднання згорткових мереж графів для зв'язків ознак на рівні часу. Основною метою цієї мережі є послідовне кодування логістичних вузлів і прогнозування найкращої траєкторії за просторовими характеристиками та часовими зв'язками між логістичними вузлами. Для отримання характеристик траєкторії логістики використовується алгоритм планування шляху, який використовує згорткову нейронну мережу для аналізу інформації, алгоритм A як маркерну інформацію та, нарешті, контрольоване навчання для прогнозування найкращої траєкторії.

Вдосконалена модель згорткового логістичного вузла графа впливає з двокомпонентної оптимізації просторово-часової згорткової мережі графа. Перша частина полягає в оптимізації рівня згорткової мережі графа; друга частина полягає у додаванні початкового рівня.

У шарі згортки графа вихідна модель спрямована на отримання інформації про просторове розташування між розгалуженими логістичними вузлами для представлення цих вузлів. Він повинен побудувати локальну перцептивну область, починаючи з початкових сусідніх логістичних вузлів, у яких генерується велика кількість вибірових вузлів. Хоча в цей час генерується багато помилкових вибірок, додавання обмежень топологічного кута в подальшому процесі фільтрації послідовності в евклідовому просторі може відфільтрувати помилкові вибірки. Коли всі вузли вибірки знаходяться в евклідовому просторі, на глобальному рівні всі вузли вибірки можна розглядати як точку, а послідовність точок розглядати як одновимірний вектор. У цьому випадку, щоб охопити велику кількість зразків характеристик логістичного вузла, необхідна масштабна сума згортки графа, розмір якої відповідає кількості вузлів. Щоб правильно вирішити цю задачу, є

необхідність застосування стратегії обертання тензора. Модуль обертання тензора додається на початку та в кінці шару згортки графа. Детальна структура мережі показана на рисунку 2.

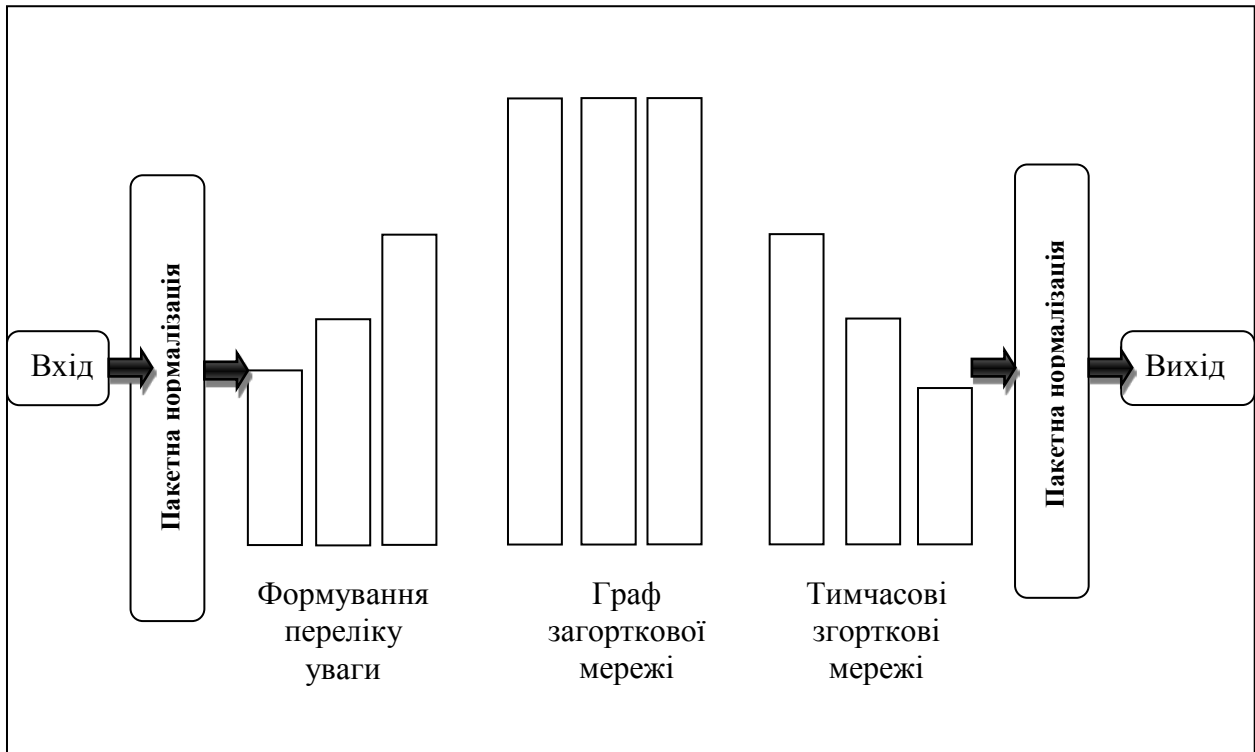


Рис. 1. Схема графової згорткової нейронної мережі

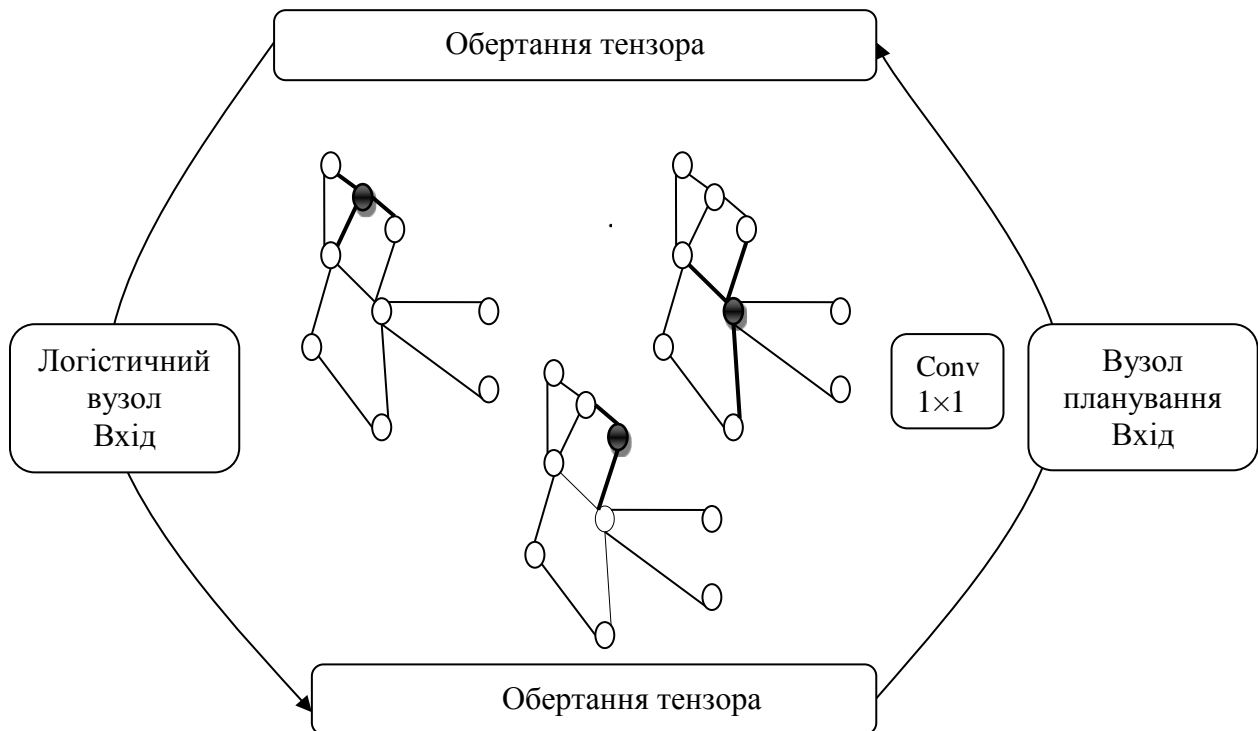


Рис. 2. Детальна структура мережі з тензором

За допомогою модуля обертання тензора кожен логістичний вузол може спільно використовувати один і той же набір ідентичних топологічних матриць, і всі логістичні вузли можуть брати участь у процесі захоплення глобальної інформації. Візьмемо у якості прикладу

логістичний вузол визначення шляху планування, припустимо, що шлях містить 20 логістичних вузлів, у повністю зв'язаному шарі обираємо фільтр розміром 20. Модуль обертання тензора повертає окремий тензор для кожного логістичного вузла, щоб розміри логістичних вузлів узгоджувалися з розмірами каналу. За допомогою обертання тензора попередньо визначена топологічна матриця відкидається, а глобальні характеристики визначаються адаптивно відповідно до одиниці самоциклу для отримання спільних кореляцій. Нарешті, глобальна інформація інтегрується за допомогою зменшення розмірності Conv  $1 \times 1$ . Такий структурний дизайн може ефективно скоротити використання поліноміальної оцінки вищого порядку для охоплення ознак вищого порядку шар за шаром, таким чином досягаючи зменшення кількості параметрів.

Компонування початкової розрідженої структури дозволяє отримати більше інформації про особливості, уникаючи збільшення кількості параметрів. Наступним кроком є побудова початкової часової згорткової мережі, де розширення параметрів посилюється експоненціально зростаючими факторами розширення в часових згорткових шарах для розширення мережі. Навпаки, початкова мозаїчна структура є інкрементальною за шаром, причому кожній гілці передують зменшення розмірності Conv  $1 \times 1$ , призначаючи різні параметри розширення для кожної гілки, дозволяючи градувати інформацію шкали часу в початкову гілку та досягаючи інтеграції інформації в різні часові виміри. За допомогою наведеної вище структури призначення коефіцієнтів часу вдається уникнути експоненціального зростання коефіцієнтів і досягти мети зменшення кількості параметрів.

Часовий згортковий рівень зазвичай додається в кінці основної мережі та ділиться на 4 гілки відповідно до принципу розшарування, кожна гілка генерує вихідні дані для відповідної групи, структуру його показано на рисунку 3. Початкове значення коефіцієнта розширення  $n$  мережі дорівнює 1. У міру поглиблення мережі одиниці шару поступово збільшуються, а максимальне значення коефіцієнта розширення становить 4. Цей зовнішній зв'язок відноситься до залишкової структури, яку має одно-розмірна згортка з кроком 2. Ця конструкція може уникнути проблеми градієнтної дисперсії. Удосконалення часової згорткової мережі шляхом вставки початкової структури може охопити більше інформації в часовому масштабі, одночасно значно зменшуючи кількість параметрів мережі та зменшуючи витрати на обчислення. Компактна та ефективна мережа виділення тимчасових ознак реалізується шляхом адаптивного вибору найкращої інформації про ознаки за допомогою різних часових фільтрів для оптимізації проблеми класифікації.

Мережа згортки графів прийнята як основа для оптимізації вузла логістики, до неї додано модуль згортки часу, використовуючи попередньо визначений структурний граф як обмеження топології, щоб досягти здатності графів із різними часовими кроками використовувати одну топологію, така структура робить неможливим використання спільного рівня, який повністю відображає відповідні характеристики регіональних вузлів логістики. Щоб вирішити цю проблему, найпоширеніший підхід полягає у створенні регіональної нейронної мережі, починаючи з локального поля та експериментуючи з невеликими графами, схильними до глобального пропуску інформації. Щоб імітувати принцип обчислення пікселів згорткової нейронної мережі, кожен вузол графа та сусідні вузли графа стають ключовими вузлами обчислення згортки графа в завданнях згортання графа.

У запропонованій мережі використано вузлові функції фіксованого розміру для вивчення функцій у часовому вимірі, вибірково ігноруємо розмір кластерних функцій і це надасть можливість захопити більше функцій у часовому вимірі. Тому застосовуємо початкову структуру до деяких мережевих рівнів, щоб зменшити параметри моделі, розширити ширину мережі та підвищити надійність моделі.

Процес оптимізації моделі логістичної мережі з використанням програмних та нейромережевих алгоритмів на основі вдосконаленої графової згорткової мережі ґрунтується на наступному: по-перше, логістичні дані в реальному часі кожного логістичного вузла збираються, і логістичні дані попередньо обробляються, щоб усунути нестандартні дані в процесі аналізу. Різниця логістичних даних у різних часових вузлах збільшується, і відбувається розділення логістичних даних на піковий період і гладкий період відповідно до рівня часу, але набір логістичних даних на різних двох етапах підкоряється випадковому розподілу. Тому спочатку вибираємо пакетний стандартний модуль на першому рівні ієрархічного розподілу мережі, щоб нормалізувати дані логістичного вузла на часовому рівні та на просторовому рівні, щоб зробити вхідні дані логістичного вузла більш стандартизованими, зменшуючи мінливість помилок, і оптимізувати збіжність алгоритму. На другому рівні мережі обираємо механізм, який з'єднає новий обертовий шар згортки тензора з наступним розріджено структурованим шаром часової згортки в мережі.

Повернутий шар згортки тензора покладається на операцію обертання тензора для отримання глобальної інформації, після чого отримані глобальні ознаки подаються в розріджену структуровану часову згортку для аналізу взаємозв'язку вузлових ознак на часовому рівні. Вся мережа повністю фіксується та об'єднується інформацією про особливості графа, потім усереднюється об'єднання, потім функції класифікуються повністю пов'язаним рівнем, і, нарешті, оптимальне планування логістичних ліній виводиться відповідно до класифікаційних ваг.

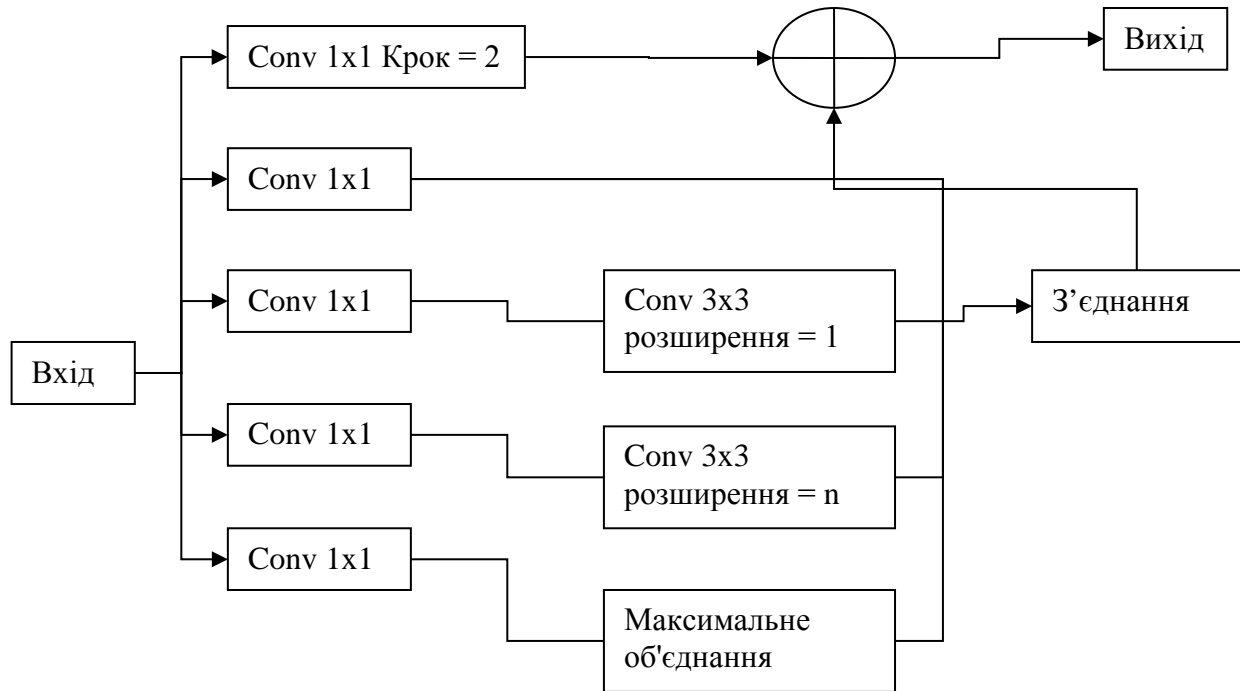


Рис. 3. Схема розрідженої структури загорткового шару

**Висновки.** У роботу досліджено принципи організації моделі логістичної мережі з використанням програмних та нейромережевих алгоритмів. Запропоновано вдосконалену графову згорткову мережу, яка покращує швидкість доставки продукту та час доставки логістики, що значно підвищує рентабельність інвестицій. Додано модуль обертання тензора до згорткового шару графа, щоб краще відобразити глобальні особливості логістичних вузлів. Додано початкові структури на рівні часової згортки, щоб побудувати багатомасштабні фільтри часової згортки для отримання часової інформації логістичних вузлів у різних доменах з урахуванням часу та зменшення арифметичної потужності.

Перспективами подальших досліджень є розробка програмного забезпечення з подальшим впровадженням на логістичному підприємстві.

### Література

1. Тренди вітчизняної логістики / Є. Кучина, А. Войтюк, М. Котова / Логістика майбутнього: ефективні рішення для торгівлі [Електронний ресурс] : тези доп. Міжнар. наук.-практ. інтернет-конф. (Київ, 20 квіт. 2023 р.) / відп. ред. Н. Б. Ільченко. – Київ : Держ. торг.-екон. ун-т, 2023. – С. 172-176.
2. Котляров К. Г. Нейромережі: можлива проблема і прояв небезпеки / К. Г. Котляров // Шлях успіху і перспективи розвитку (до 26 річниці заснування Харківського національного університету внутрішніх справ) : матеріали міжнар. наук.-практ. конф. (м. Харків, 20 листопада 2020 р.) / редкол.: Д. В. Швець (голова), О. М. Бандурка, С. М. Гусаров та ін.; МВС України, Харків. нац. ун-т внутр. справ. – Харків : ХНУВС, 2020. С. 263-264.
3. Харламова О. М. Застосування нейромережевого функціоналу в транспортних логістичних системах / Харламова О.М., Зінченко М.Ф., Харламов П.О./ Тези доповідей 1-ої

міжнародної науково-технічної конференції «Інтелектуальні транспортні технології», Трускавець – Харків, 24-30 січня 2020 р.: Харків: УкрДУЗТ, 2020. С. 82-83.

4. Прогнозування очікуваного часу прибуття вантажної відправки при слідуванні у поїзді залізничною дільницею / А. В. Прохорченко, А. С. Панченко, Л. О. Пархоменко, Г. І. Нестеренко, М. І. Музикін, Г. О. Прохорченко, А. В. Колісник / DOI: 10.15587/1729-4061.2019.170174
5. Новаківський І.І., Ярмола К.М. Тренди, які змінять логістику в новому десятилітті / Електронний науково-практичний журнал Інфраструктура ринку. 2020. № 48. С. 38-42.
6. Wang Jiakai. Data Mining Method of Logistics Economy Based on Neural Network Algorithm. 2020. 10.1007/978-3-030-43306-2\_103.
7. Alzahrani Ahmed, Asghar Muhammad. Intelligent Risk Prediction System in IoT-Based Supply Chain Management in Logistics Sector. Electronics. 2023. №12. P. 2760. 10.3390/electronics12132760.
8. Liu Song, Gao Xinhua, Chen Liu, Zhou Sihui, Peng Yong, Yu Dennis, Ma Xianting, Wang Yan. Multi-Traveler Salesman Problem for Unmanned Vehicles: Optimization through Improved Hopfield Neural Network. Sustainability. 2023. № 15. 15118. 10.3390/su152015118.
9. Abdallah Abdallah, Dauwed Mohammed, Aly Ayman, Felemban Bassem, Khan Imran, Choi Bong. An Optimal Method for Supply Chain Logistics Management Based on Neural Network. Computers, Materials & Continua. 2022. № 73. P. 4311-4327. 10.32604/cmc.2022.031514.
10. Mu Wei, Ding HePing. E-Commerce Intelligent Logistics Data Based on Neural Network Model. Mobile Information Systems. 2022. P. 1-12. 10.1155/2022/8993365.
11. Wang Yawen. Overview of Logistics Demand Forecasting Methods. Frontiers in Business, Economics and Management. 2023. №9. P. 251-255. 10.54097/fbem.v9i2.9293.
12. Ortiz Germán, Enguix Gemma, Gomez Adorno Helena, Ameer Iqra, Sidorov Grigori. Job Offers Classifier Using Neural Networks and Oversampling Methods. 2023. 10.1007/978-3-031-20153-0\_18.
13. Kmiecik Mariusz. Supporting of manufacturer's demand plans as an element of logistics coordination in the distribution network. Production Engineering Archives. 2022. №29. 10.30657/pea.2023.29.9.
14. Zhang Huifeng, Jin Yanfeng. Credit system of smart logistics public information platform based on improved neural network. Neural Computing and Applications. 2021. № 33. P.1-14. 10.1007/s00521-020-05547-6.
15. Xu Y., Zhang X., Hong Y. Research on the logistics decision making mechanism based on neural network algorithm. 2016. № 69. P. 437-441.