

УДК 004.383.3

А.А. САВУЛА, О.А. ЖУЧЕНКО, А.П. КОРОТИНСЬКИЙ, Д.І. БУГАЙ

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## ФІЛЬТРАЦІЯ АУДІОСИГНАЛУ РОБОТИ ПРОМИСЛОВОГО ОБЛАДНАННЯ НА БАЗІ АВТОЕНКОДЕРА

У статті розглянуто актуальну проблему фільтрації шумів в аудіальних сигналах, що генеруються промисловим обладнанням, з метою покращення ефективності сучасних автоматизованих систем контролю та управління. Обговорюють різні підходи до фільтрації шумових компонентів аудіосигналів, серед яких особливу увагу приділено автоенкодерам на базі повнозв'язних та згорткових нейронних мереж. Проведено серію експериментальних досліджень для аналізу впливу параметрів архітектури автокодувальника на якість фільтрації шумів, зокрема, досліджено вплив розміру «горловини» нейронної мережі на загальну продуктивність системи. Під час дослідження як джерела шумів використовували штучно згенеровані сигнали з різними спектральними характеристиками, що моделюють умови промислового середовища. Для оцінки ефективності фільтрації застосовували метрику відношення сигналу до шуму (ВСДШ), що дає змогу оцінити якість відновлення цільового сигналу, яким є аудіосигнал роботи промислового двигуна. Результати експериментів продемонстрували, що обидві архітектури автоенкодерів показують високу здатність до очищення сигналу від шуму. Це дослідження підтверджує, що сучасні нейронні мережі здатні значно підвищити якість фільтрації, забезпечуючи надійний інструмент для моніторингу стану обладнання в режимі реального часу, що є особливо важливим для систем, орієнтованих на раннє виявлення збоїв і запобігання аварійним ситуаціям.

Дослідження також підкреслює важливість використання автоенкодерів у завданнях моніторингу з погляду їх адаптивності до змін у середовищі та здатності до самонавчання. Завдяки можливості автоенкодерів відокремлювати корисні сигнали від шумових перешок система здатна забезпечити високу чутливість до дрібних змін у роботі обладнання, що в промислових умовах є надзвичайно важливим для забезпечення безперервної роботи. Автоенкодери також показують здатність до масштабування в межах складних систем обробки сигналів, що робить їх придатними для застосування на підприємствах з великим обсягом обладнання. Крім того, їх використання допомагає знизити потребу у фаховому втручанні в процес моніторингу, адже моделі нейронних мереж здатні самостійно адаптуватися до нових умов та навчатися на основі змінних даних, що надходять із реального середовища.

Практичне значення дослідження полягає в його застосуванні до широкого кола промислових завдань, пов'язаних із підвищенням надійності обладнання та зниженням витрат на обслуговування. Застосування автоенкодерів у системах діагностики може суттєво зменшити ризики непередбачуваних збоїв, а також оптимізувати витрати на утримання обладнання завдяки своєчасній діагностиці та обслуговуванню.

Ключові слова: автоенкодер, обробка сигналів, датчик, інтелектуальна система.

A.A. SAVULA, O.A. ZUCHENKO, A.P. KOROTYNSKYI, D.I. BUHAI

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

## AUDIO SIGNAL FILTERING OF INDUSTRIAL EQUIPMENT BASED ON AUTOENCODER

The article considers the actual problem of filtering noise in audio signals generated by industrial equipment in order to improve the efficiency of modern automated control and management systems. The different approaches to filtering the noise components of audio signals are considered, with special attention focused on auto-encoders based on fully connected and convolutional neural networks. A series of experiments were conducted to analyze the effect of the autoencoder architecture parameters on the quality of noise filtering, in particular, the effect of the neural network "bottleneck" size on the overall system performance was also studied. In the process of the study, artificially generated signals with different spectral characteristics that model the conditions of an industrial environment are used as noise sources. To evaluate the filtering efficiency, the signal-to-noise ratio (SNR) metric is used to estimate the quality of the target signal recovery, which is the audio signal of an industrial engine. The experimental results demonstrate that both autoencoder architectures show a high ability to clean the noised signal. This study confirms that modern neural networks can significantly improve the quality of filtering, providing a reliable tool for monitoring the state of equipment in real time, which is especially important for systems focused on early detection of failures and prevention of accidents.

The study also emphasizes the importance of using auto-encoders in monitoring tasks in terms of their adaptability to changes in the environment and their ability to self-learn. Due to the ability of auto-encoders to separate useful signals from noise interference, the system is able to provide high sensitivity to small changes in equipment operation,

which is extremely important in industrial environments to ensure continuous operation. Auto-encoders also demonstrate the ability to scale within complex signal processing systems, making them suitable for use in enterprises with a large amount of equipment. In addition, their usage helps to reduce the need for professional assistance in the monitoring process, as neural network models are able to adapt to new conditions and learn from the changing data coming from the real environment.

The practical significance of the study lies in its application to a wide range of industrial tasks related to improving equipment reliability and reducing maintenance costs. The use of auto-encoders in diagnostic systems can significantly reduce the risks of unpredictable failures, as well as optimize equipment maintenance costs through timely diagnostics and maintenance.

*Key words:* autoencoder, signal filtering, sensor, intellectual system.

### Постановка проблеми

Нині є велика кількість різноманітних автоматизованих систем керування, проте більшість із них не враховує техніко-експлуатаційний стан об'єкта керування, що може викликати неочікувані аварійні ситуації або зміни в режимі його роботи.

До методів, які використовують для визначення техніко-експлуатаційного стану об'єкта, можна зарахувати, наприклад, вимірювання технологічних параметрів, як-от температура чи вібрація для оцінки внутрішнього стану роботи обладнання, використання засобів відеоспостереження для виявлення візуальних аномалій у роботі обладнання тощо.

Серед них виокремлюють аудіальну дефектоскопію – зчитування та аналіз аудіальних сигналів роботи об'єктів, зміни в частотах та амплітудах яких можуть указувати на певні аномалії роботи обладнання. Перевагою цього методу є відсутність жорстких вимог до встановлення датчиків чи їх середовища. Проте в промислових умовах зазвичай є багато джерел шуму, наприклад пристрої, що працюють поруч, або непередбачувані звукові сигнали (падіння, звуки аварійних ситуацій тощо), також на датчик можуть впливати акустичні властивості його розташування. Тому виникає потреба в попередньому очищенні й підготовці даних, а саме мінімізації кількості шумів в результативному сигналі перед його поданням на контролер. Це можна зробити за допомогою алгоритмів та методів фільтрації сигналів. Так, дослідження методів очищення аудіального сигналу від шумів є важливою науково-практичною проблемою.

### Аналіз останніх досліджень та публікацій

Для розв'язання проблеми зашумленості аудіосигналу можуть бути використані різні підходи й алгоритми залежно від методів збору цих даних, відповідно до їх природи й вимог до якості очистки. Наприклад, авторами статті [1] розглянуто декілька методів: фільтр Вінера, фільтрацію спектральним відніманням, фільтрацію відсіювання за пороговими значеннями. Спектральне віднімання [2] – це метод фільтрації, під час якого сигнал перетворюється в частотну сферу, після чого відбувається віднімання від загального спектра сигналу його оціненого спектра шуму, після чого сигнал повертається в часову сферу. Оскільки в основі цього алгоритму лежить відсікання сигналів нижче певного порогового коефіцієнта, авторами [2] запропоновано різні методи пошуку порогового коефіцієнта, базуючись на частотних показниках. Як шуми використано штучно згенерований гаусівський шум різною частоти й різної інтенсивності, а саме частотою 100 Гц, 200 Гц, 500 Гц та 1 кГц та інтенсивністю 0 Дб, 5 Дб, 0 Дб, 15 Дб. У результаті отримано, що спектральне віднімання показує гарні результати на зменшенні шумів малої інтенсивності й стає гіршим зі збільшенням інтенсивності шумів. Зменшення ефективності фільтрації лежить у межах від 20 % до 50 % залежно від алгоритму розрахунку порогового коефіцієнта.

Авторами статті [3] запропоновано розглянути розрахунок порогового значення інтенсивності сигналу, базуючись на показниках якого можна було б відкидати частини сигналу, що можуть трактуватися як шум. Вони повторюють методологію тестування авторів попередньої роботи. Цей метод є більш стабільним до змін інтенсивності сигналу й показує малу розбіжність при зміні інтенсивності в межах 10 %.

У статті [4] авторами описано використання двох мікрофонів з модифікованим Фільтром Віннера для фільтрації шумів. Основною модифікацією цього фільтра є зміна вхідних матриць. Автори попередньо намагаються відняти від матриці цільового сигналу матрицю із шумами, паралельно інвертуючи матрицю цільового сигналу. Останнім кроком перед поданням сигналу на фільтр є перемноження результувальних матриць. Такий метод дає результат фільтрації шумів у розмірі 50 %, хоча, як порівняти з іншими фільтрами, як-от фільтр Калмана, приріст становить усього 1,8 %.

Важливо зазначити, що всі ці фільтри потребують для своєї роботи екземпляри як оригінального сигналу, так і зашумленого. Також результати дослідження отримані при використанні гаусівського шуму малої та середньої інтенсивності, що може мати різочу відмінність при використанні цих фільтрів у промислових умовах, де обладнання може мати велику інтенсивність звучання і шум не є статичною характеристикою та може змінюватися залежно від умов експлуатації.

Це може бути вирішено використанням фільтрів на базі штучного інтелекту. Автори статі [5] пропонують використовувати спеціальну архітектуру штучних нейронних мереж – автоенкодер, для фільтрування аудіальних сигналів. Особливостями цього дослідження є те, що в ролі шумів виступав не гаусівський шум, а побутовий і вуличний шум, наприклад звук автівок, роботи побутового обладнання, шум вуличного середовища. Запропонована архітектура дала змогу збільшити показник SNR (sound to noise ratio), що є позитивним фактором при розв'язанні задач аудіальної фільтрації.

### Мета дослідження

Мета дослідження – розробити фільтр на базі автокодувальника для очищення вхідного сигналу від шумів, який працюватиме в різних промислових техніко-експлуатаційних умовах. Для досягнення поставленої мети необхідно виконати низку завдань:

- 1) підготувати вибірку аудіальних даних промислового обладнання з характеристиками наближеними до експлуатаційних умов;
- 2) дослідити вплив зміни архітектури автоенкодера на ефективність фільтрації аудіальних даних;
- 3) проаналізувати результати, визначити найкращу архітектуру серед запропонованих з погляду ефективності її роботи.

### Виклад основного матеріалу дослідження

Автокодер – це особливий тип нейронної мережі, навченої повторювати вхідні дані на виході. Наприклад, маючи зображення рукописної цифри, автокодер спочатку кодує зображення в латентне представлення нижчої розмірності, а потім декодує латентне представлення назад у зображення. Автокодер учиться стискати дані, мінімізуючи при цьому похибку відновлення [6]. Базова архітектура автокодера ілюструється на рис. 1.

#### 1. Підготовка вибірки аудіальних даних для дослідження

Оскільки для тренування автоенкодера необхідні екземпляри як оригінального сигналу, так і зашумленого, тоді на оригінальні записи роботи обладнання накладаються штучно створені шуми, а саме:

- а) гаусівський – шум, згенерований за нормальним розподілом та заданим середнім значенням за розмірністю звукового сигналу, інтенсивністю шуму –20 до 20 дБ з кроком у 5 дБ та частотою до 8 кГц;
- б) рівномірний – шум, згенерований за рівномірним розподілом у певному діапазоні, –40 до 0 дБ з кроком у 5 дБ та частотою до 8 кГц;
- в) імпульсний – шум, який має випадкові імпульси амплітуд. –35 до –35 дБ з кроком у 5 дБ та частотою до 8 кГц.

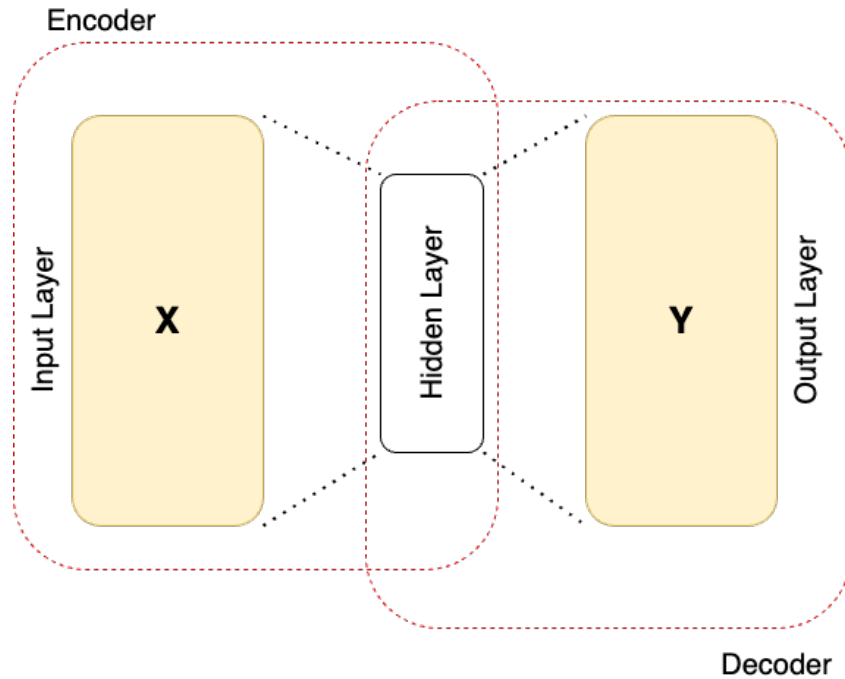


Рис. 1. Базова архітектура автоенкодера

де *Input Layer* – шар вхідних даних, *Hidden Layer* – шар прихованих нейронів, а *Output Layer* – вихідний шар автокодера.

Шуми були накладені на звуки роботи промислового обладнання попередньо записані в експлуатаційних та лабораторних умовах. Приклади зашумлених сигналів наведено на рис. 2.

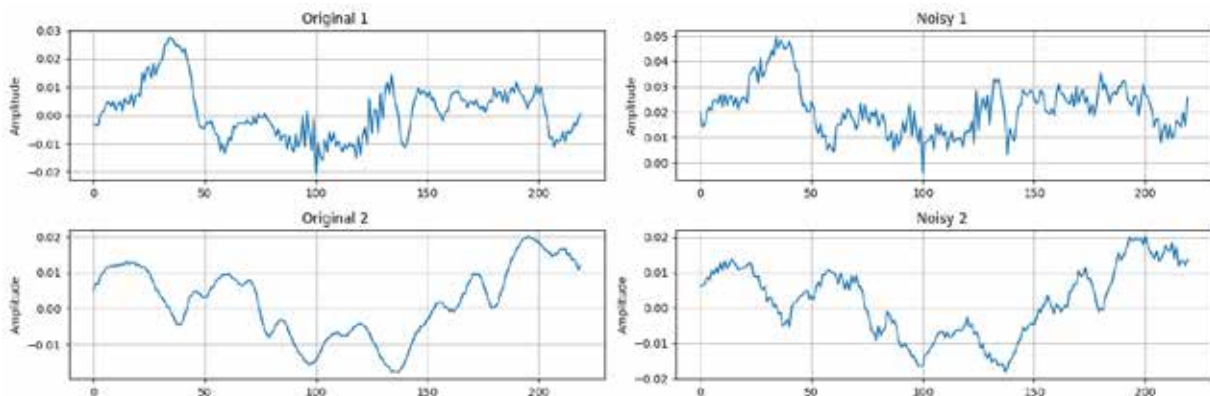


Рис. 2. Приклади зашумленого сигналу

## 2. Дослідження впливу архітектури автокодувальника на фільтрацію шумів

З опису роботи автоенкодера стає зрозуміло, що головною його особливістю є кодування інформації в прихований простір певного розміру. При кодуванні достатньої кількості інформації в прихований простір відбувається мінімальна втрата інформації або допустима відносно поставленого завдання. Так, дослідження розміру горловини автоенкодера є важливим етапом розробки ефективної нейронної мережі такого типу, оскільки вузька горловина може призвести до втрати важливих характеристик самого сигналу, що не є допустимим у цьому завданні, а досить велика горловина, призведе до закодування параметрів шумів у прихований простір, що є небажаним для завдання фільтрації.

Під час експерименту проводилося дослідження впливу архітектури автоенкодера на базі повноз'єднаних шарів, а саме розміру горловини, на ефективність його роботи. Автоенкодер містить п'ять повноз'єднаних шарів, де перший та п'ятий налічував 220 нейронів, другий та четвертий шари – 128 нейронів, а третій шар – горловина: 4, 16, 32, 64, 81, 100 нейронів. Як функції активації використовували leaky relu. На рис. 3 зображено архітектуру.

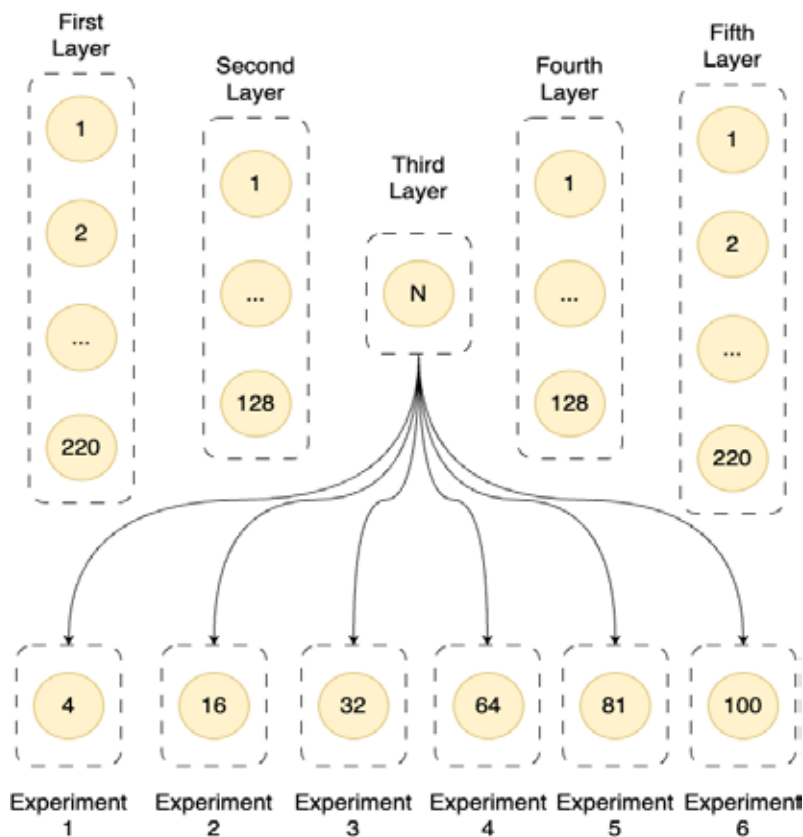


Рис. 3. Архітектура й опис зміни горловини для повноз'єднаної архітектури

Для оцінки ефективності роботи фільтра можна використати розповсюджену метрику – відношення амплітуди сигналу до амплітуди шуму. Відношення сигналу до шуму (далі – ВСДШ) – це відношення потужності сигналу до потужності шуму в системі, яке часто виражається в децибелах (далі – дБ). Децибел можна визначити як одиницю, що виражає відносну різницю в потужності або інтенсивності, зазвичай між двома акустичними або електричними сигналами, яка дорівнює десятикратному загальному логарифму відношення двох рівнів [7]. Оскільки для навчання моделі були згенеровані штучні шуми, а також маємо взірцеві дані, тому можливо використати цю метрику для розрахунку якості фільтрації. Для розрахунку цього відношення використано таку формулу:

$$ВСДШ = 10 \cdot \left( \frac{A_{signal}^2}{A_{noise}^2} \right)$$

де,  $A_{signal}$  – амплітуда сигналу,  $A_{noise}$  – амплітуда шуму.

На рис. 4 наведено порівняльні результати роботи описаних вище архітектур автоенкодера на базі повноз'єднаних шарів. З результатів роботи простежується тенденція до кращої відтворюваності оригінальних сигналів при розширенні горловини автоенкодера.

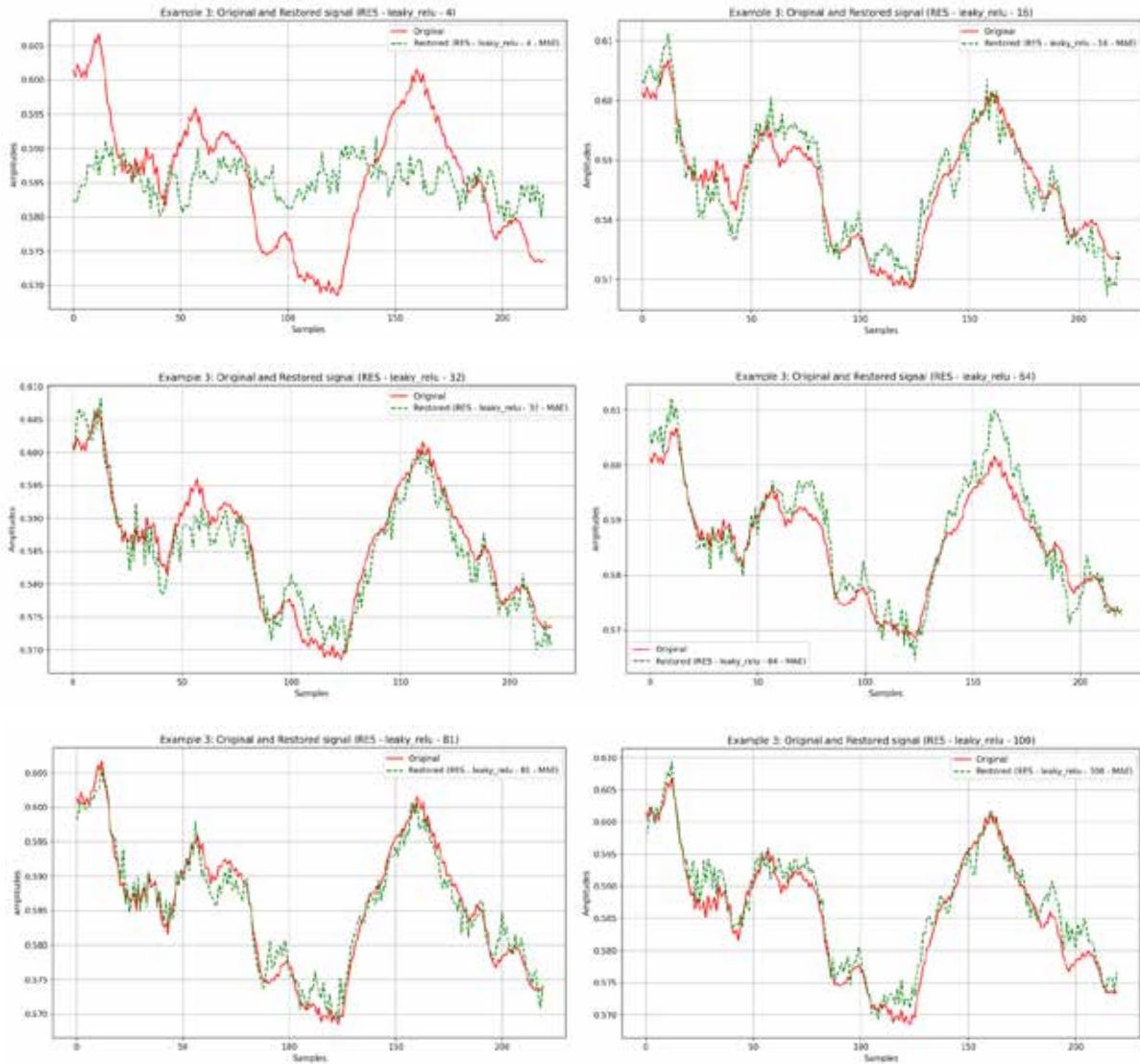


Рис. 4. Результати роботи різних архітектур автокодувальника

У таблиці 1 наведено результати проведеного експерименту, а саме метрики роботи штучних нейронних мереж після їх навчання. З таблиці слідує, що найкращу точність роботи за коефіцієнтом шуму має архітектура з розміром горловини 4, відносно функції втрат – архітектура з розміром горловини 100.

Таблиця 1

Порівняння результатів архітектур

Опис архітектури	Кількість параметрів для оптимізації	Час прогнозування (с)	Функція втрат	ВСДШ
<b>Dense Experiment 1</b>	<b>115650</b>	<b>0,0894</b>	<b>0,0102</b>	<b>24,4317</b>
Dense Experiment 2	121818	0,0999	0,00533	23,8394
Dense Experiment 3	130042	0,0919	0,00604	23,3159
Dense Experiment 4	146490	0,0881	0,00524	23,1611
Dense Experiment 5	155228	0,0924	0,00541	23,6998
Dense Experiment 6	164994	0,1171	0,00464	23,2906

Хоч описані вище архітектури показують досить високі результати фільтрації, а саме підвищення відношення корисного сигналу з 18 до 24,4, однак їх застосування у реальних завданнях ускладнюється великою кількістю параметрів, які потрібно оптимізувати під час навчання, що ускладнює розробку таких систем та їх застосування. Використання великої кількості параметрів у штучній нейронній мережі призводить до збільшення необхідної кількості розрахункових можливостей та часу, які потрібно для її обчислення. Саме тому пропонується розглянути архітектуру автокодувальника на базі згорткових шарів, що, зі свого боку, призведе до зменшення параметрів моделі через особливості роботи шарів згортки.

Шар згортки – це основний блок згорткової нейронної мережі. Шар згортки містить для кожного каналу свій фільтр, ядро згортки якого обробляє попередній шар за фрагментами, підсумовуючи результати поелементного добутку для кожного фрагмента [8].

Особливістю згорткового шару є порівняно невелика кількість параметрів, що визначається під час навчання. Так, наприклад, якщо вихідне зображення має розмірність  $100 \times 100$  пікселів за трьома каналами (це означає 30 000 вхідних нейронів), за умови, що згортковий шар використовує фільтри з ядром  $3 \times 3$  пікселів з виходом на 6 каналів, то під час навчання визначають лише 9 ваг ядра, однак за всіма поєднаннями каналів, тобто  $9 \times 3 \times 6 = 162$ , у такому разі цей шар потребує знаходження лише 162 параметрів, що істотно менше за кількість шуканих параметрів повнозв'язної нейронної мережі. На рис. 5 зображено архітектуру згорткової нейромережі, де  $H$  та  $N$  – змінна кількість фільтрів [8].

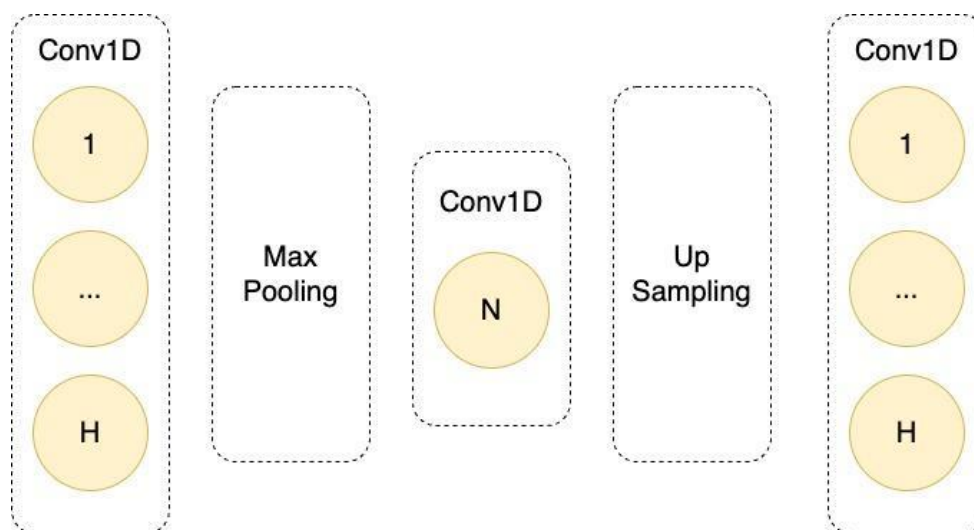


Рис. 5. Архітектура згорткової нейромережі

На рис. 6 наведено порівняльні результати роботи автоенкодера на базі згорткових шарів.

У таблиці 2 наведено результати проведеного експерименту, а саме метрики роботи згорткових нейронних мереж її навчання.

Таблиця 2

Порівняння результатів архітектур

Опис архітектури	Кількість параметрів для оптимізації	Час прогнозування (с)	Функція втрат	ВСДШ			
	$N - 8, H - 32$			4116	0,1284	0,0107	22,79
	$N - 16, H - 32$			7716	0,1394	0,0098	22,28
	$N - 16, H - 64$			15396	0,1370	0,0096	22,66
	$N - 32, H - 64$			29764	0,1245	0,0081	22,31

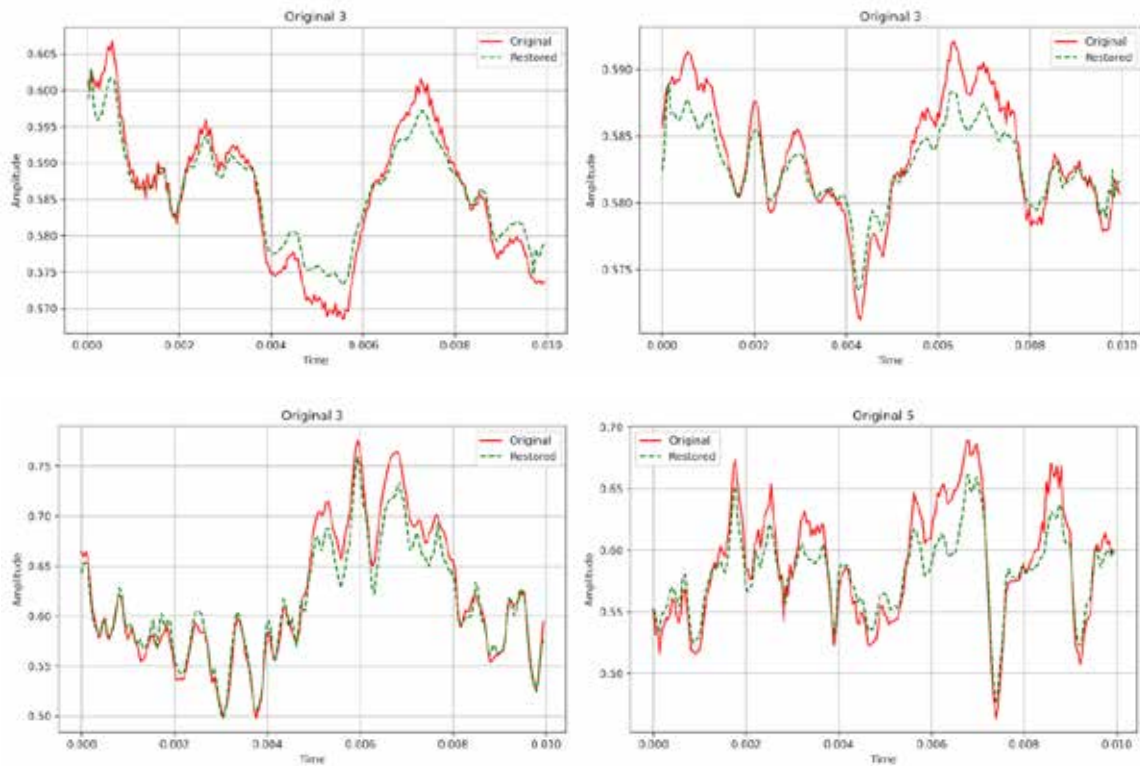


Рис. 6. Результати роботи різних архітектур автоенкодера на базі згорткових шарів

З таблиці 2 слідує, що найкращу точність роботи за ВСДШ має архітектура, де  $N = 8$ ,  $H = 32$  відносно функції втраг – це архітектура  $N = 32$ ,  $H = 64$ . Ці результати можуть свідчити про те, що горловина у вигляді 16 фільтрів згорткового шару може бути не достатньою для ефективного кодування та відтворення результатів або характеризувати загалом нейронну мережу не достатньо широкою для інтерпретації даних.

### 3. Порівняння результатів

У таблиці 3 наведено порівняння значень SNR оригінального запису з двома архітектурами – згортковою та повнозв’язною. З порівняння видно, що є повнозв’язна архітектура є найкращою і підвищує значення корисного сигналу на 5,6 пункта, що є значним приростом у розглянутих умовах.

Таблиця 3

Порівняння результатів	
Тип фільтрації	ВСДШ
Оригінал	18,89
<b>Dense</b>	<b>24,4317</b>
Conv	22,79

Це дослідження підкреслює необхідність детального підходу до вибору методів фільтрації аудіосигналів у промислових умовах. Використання автоенкодерів демонструє велику гнучкість, проте важливим залишається питання щодо адаптації моделей до конкретних умов обладнання та середовища. Урахування шумів та оптимізація архітектури може допомогти знизити витрати часу на обробку сигналів, що є критичним для великих промислових систем.



Згорткові нейронні мережі хоч і вимагають менше обчислювальних ресурсів, можуть бути менш точними при відновленні сигналів, що вказує на необхідність компромісу між точністю та швидкістю роботи.

### Висновки

Автоенкодер є ефективним інструментом для очистки аудіосигналу від шумів у складних виробничих умовах, що характеризуються різними рівнями інтенсивності та широким спектром частот шуму.

Дослідження показало, що застосування автокодувальників для фільтрації шумів у промислових аудіосигналах є ефективним методом, який дає змогу значно збільшити показник ВСДШ, а саме на 5,5 одиниць для архітектури на повнозв'язних шарах та 3,9 на згорткових. Експерименти з різними архітектурними показали, що вибір розміру горловини автокодувальника впливає на якість фільтрації: оптимальний розмір забезпечує достатнє стиснення даних без втрати важливих характеристик сигналу. Використання згорткових шарів дає змогу знизити кількість параметрів для оптимізації, що скорочує час обчислень, проте може впливати на точність відновлення сигналів.

Практичне значення результатів полягає в тому, що розроблена методика може бути застосована для покращення кінцевого сигналу з аудіального датчика, що надає змогу в подальшому отримати більш чітке розуміння стану промислового обладнання в конкретний момент часу. А це, зі свого боку, дає змогу розробляти більш гнучкі й точні системи керування для збільшення ефективності роботи промислового обладнання та зменшення поломок на виробництвах.

### Список використаної літератури

1. Anderson D.V., Clements M. A. Audio Signal Noise Reduction Using Multi-Resolution Sinusoidal Modeling. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Phoenix, AZ, USA, 1999. С. 15–19. doi: 10.1109/ICASSP.1999.759793.
2. Upadhyay N., Karmakar A. Speech Enhancement Using Spectral Subtraction-Type Algorithms: A Comparison and Simulation Study. *Procedia Computer Science*. 2015. № 54. С. 574–584. doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.06.066>.
3. Verteletskaya E., Simak B. Noise Reduction Based on Modified Spectral Subtraction Method. *IAENG International Journal of Computer Science*. 2006. № 38(2). С. 68–77.
4. Kumar, M. A., Chari, K. M. Noise Reduction Using Modified Wiener Filter in Digital Hearing Aid for Speech Signal Enhancement. *Journal of Intelligent Systems*. 2019. № 29(1). С. 1360–1378. doi: <https://doi.org/10.1515/jisys-2017-0509>.
5. Fang H., Carbajal G., Wermter S., Gerkmann T. Variational Autoencoder for Speech Enhancement with a Noise-Aware Encoder. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Toronto, ON, Canada, 2021. С. 676–680. doi: <https://doi.org/10.1109/ICASSP39728.2021.9414060>.
6. Intro to autoencoders. TensorFlow. URL: <https://www.tensorflow.org/tutorials/generative/autoencoder> (дата звернення: 21.11.2024).
7. What is SNR? How can we improve the SNR? – Huawei. Huawei. URL: <https://info.support.huawei.com/info-finder/encyclopedia/en/SNR.html/> (дата звернення: 21.11.2024).
8. Wikipedia contributors. *Convolutional neural network*. Wikipedia. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional\\_neural\\_network](https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional_neural_network) (дата звернення: 21.11.2024).

### References

1. Anderson, D., & Clements, M. (1999). Audio Signal Noise Reduction Using Multi-Resolution Sinusoidal Modeling. *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. Phoenix, AZ, USA. doi: 10.1109/ICASSP.1999.759793 [in English].

2. Upadhyay, N., & Karmakar, A. (2015). Speech Enhancement Using Spectral Subtraction-Type Algorithms: A Comparison and Simulation Study. *Procedia Computer Science*, 54, 574–584. doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.06.066> [in English].
3. Verteletskaya, E., & Simak, B. (2006). Noise Reduction Based on Modified Spectral Subtraction Method. *IAENG International Journal of Computer Science*, 38(2), 68–77 [in English].
4. Kumar, M. A., & Chari, K. M. (2019). Noise Reduction Using Modified Wiener Filter in Digital Hearing Aid for Speech Signal Enhancement. *Journal of Intelligent Systems*, 29(1), 1360–1378. doi: <https://doi.org/10.1515/jisys-2017-0509> [in English].
5. Fang, H., Carbajal, G., Wermter, S., & Gerkmann, T. (2021). Variational Autoencoder for Speech Enhancement with a Noise-Aware Encoder. *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Toronto, ON, Canada. doi: <https://doi.org/10.1109/ICASSP39728.2021.9414060> [in English].
6. *Intro to autoencoders*. (n.d.-b). TensorFlow. Retrieved from <https://www.tensorflow.org/tutorials/generative/autoencoder> [in English].
7. Minghui, W. (2023, April 27). *What is SNR? How can we improve the SNR? – Huawei*. Huawei. Retrieved from <https://info.support.huawei.com/info-finder/encyclopedia/en/SNR.html/> [in English].
8. Wikipedia contributors. (2024, November 14). *Convolutional neural network*. Wikipedia. Retrieved from [https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional\\_neural\\_network](https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional_neural_network) [in English].

Савула Андрій Антонович – аспірант кафедри технічних та програмних засобів автоматизації Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». E-mail: [aasavula@gmail.com](mailto:aasavula@gmail.com), ORCID: 0000-0002-8583-4818.

Жученко Олексій Анатолійович – д.т.н., професор кафедри технічних та програмних засобів автоматизації Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». E-mail: [azhuch@ukr.net](mailto:azhuch@ukr.net), ORCID: 0000-0001-5611-6529.

Коротинський Антон Петрович – доктор філософії, старший викладач кафедри технічних та програмних засобів Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». E-mail: [ihfantkor@gmail.com](mailto:ihfantkor@gmail.com), ORCID: 0000-0002-2521-0878.

Бугай Дмитро Ігорович – бакалавр кафедри технічних та програмних засобів автоматизації Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». E-mail: [dimabuhaiwork@gmail.com](mailto:dimabuhaiwork@gmail.com), ORCID: 0009-0001-0112-1432.

Savula Andrii Antonovich – Postgraduate Student at the Department of Technical and Software Automation Tools of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”. E-mail: [aasavula@gmail.com](mailto:aasavula@gmail.com), ORCID: 0000-0001-5611-6529.

Zuchenko Oleksii Anatolivich – Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor at the Department of Technical and Software Automation Tools of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”. E-mail: [azhuch@ukr.net](mailto:azhuch@ukr.net), ORCID: 0000-0001-5611-6529.

Korotynskiy Anton Petrovich – PhD, Senior Lecturer at the Department of Technical and Software Automation Tools of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”. E-mail: [ihfantkor@gmail.com](mailto:ihfantkor@gmail.com), ORCID: 0000-0002-6309-5970.

Buhai Dmytro Ihorovych – Bachelor at the Department of Technical and Software Automation Tools of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”. E-mail: [dimabuhaiwork@gmail.com](mailto:dimabuhaiwork@gmail.com), ORCID: 0009-0001-0112-1432.