

## КВАНТОВИЙ ВАРІАЦІЙНИЙ АВТОЕНКОДЕР НА БАЗІ СЛАБКИХ ВИМІРЮВАНЬ З НЕЧІТКОЮ ФІЛЬТРАЦІЄЮ ВХІДНИХ ДАНИХ

**Вступ.** Розвиток квантових обчислень та штучного інтелекту (ШІ) зумовлює необхідність розробки гібридних квантово-класичних алгоритмів для вирішення складних обчислювальних задач [1, 2]. Актуальність досліджень у цьому напрямку обумовлена зростаючою потребою у нових підходах до прийняття творчих рішень ШІ.

Квантовий варіаційний автоенкодер (КВА) [3] з механізмом слабких вимірювань [4] розширює простір можливих рішень завдяки фундаментальним квантовим ефектам – заплутаності кубітів, суперпозиції станів системи та телепортації інформації, недоступним для класичних обчислень. КВА – це перспективний підхід, що інтегрує квантові обчислення з методами глибокого навчання. Принципово важлива модифікація КВА це впровадження слабких вимірювань, які забезпечують отримання інформації про квантову систему з мінімальним впливом на її стан.

Інтеграція механізму нечіткої фільтрації вхідних даних у структуру КВА розширює можливості обробки спотворених та неповних даних, що має критичне значення для практичних застосувань. Така модифікація підвищує стійкість квантово-класичної моделі до теплового шуму та артефактів вхідних даних, одночасно покращуючи якість стиснення інформації для автоенкодера. Нечітка кластеризація привносить додатковий рівень гнучкості, дозволяючи системі ефективно оперувати з неоднозначними ситуаціями та знаходити оптимальні рішення за умов невизначеності, тобто дозволяє оцінювати варіанти, що виходять за межі жорстко визначених рішень.

### Слабкі вимірювання для підвищення точності квантових обчислень

Слабкі вимірювання (СВ, weak measurements) [4–16] – це фізична модель виконання квантових вимірювань, яка дозволяє отримати часткову інформацію про квантову систему без повного колапсу її хвильової функції. На відміну від моделі сильних вимірювань, які повністю проєктують квантовий стан на одне з власних значень відповідного оператора, СВ використовують слабку взаємодію між вимірювальним

*Розвиток штучного інтелекту ставить проблему розробки нових алгоритмів обробки і створення навчальних вибірок автоенкодерами на основі сучасних моделей квантових обчислень. Вперше запропоновано квантовий варіаційний автоенкодер на базі слабких вимірювань з адаптивною нечіткою фільтрацією вхідних даних. Порівняння варіаційного автоенкодера для класичних комп'ютерів із запропонованим показало приблизно однакові результати за якістю.*

**Ключові слова:** квантові обчислення, нейромережа, варіаційний автоенкодер, нечітка логіка, слабкі вимірювання.

приладом і квантовою системою [4–7]. Тобто мета СВ – зчитування параметрів квантових систем з меншим втручанням, ніж у більшості сучасних методів. Наразі СВ для комерційно доступних квантових комп'ютерів не реалізовані, але застосовуються для квантових обчислень у лабораторних умовах [7]. На універсальних квантових комп'ютерах [17–21] можна емулювати СВ обертанням вентиля  $R_x$  або  $R_z$  для імітації СВ за допомогою малих змін фазового простору, а потім застосувати сильні вимірювання для зчитування результату (рис. 1).

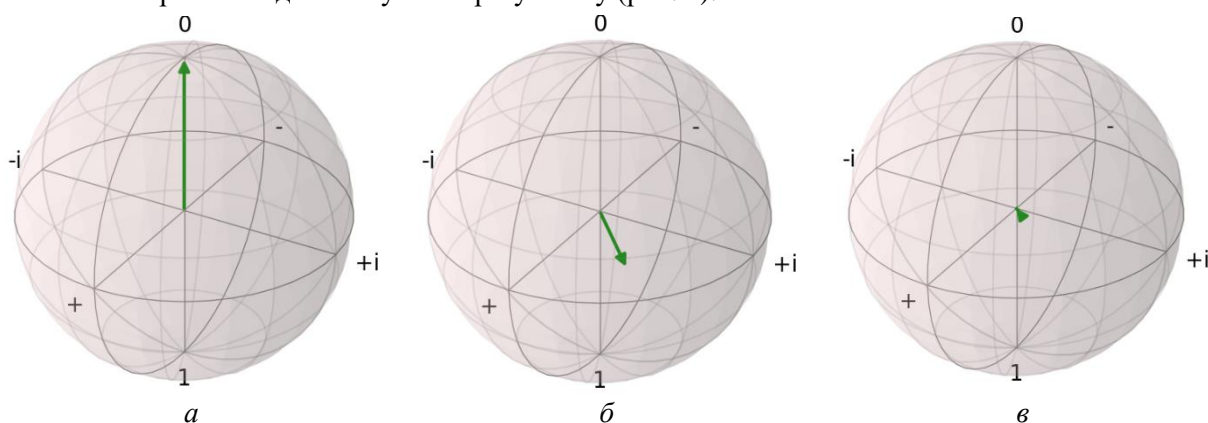


РИС. 1. Сфера Блоха для: *a* – початку моделювання, *b* – закінчення слабких вимірювань, *v* – закінчення сильних вимірювань

Прогнозований час впровадження СВ у квантові обчислення складає приблизно 5–10 років [8]. Наразі є низка бібліотек на мові Python та інших для моделювання СВ на класичних комп'ютерах, високопродуктивних робочих станціях та гібридних хмарних ресурсах [17–21].

Наведемо ілюстративний приклад симуляції з використанням бібліотеки QuTiP [22] для основи розв'язування рівняння Шредінгера з метою порівняння ефектів слабких і сильних квантових вимірювань станів кубіта [13, 15]. Нехай кубіт (рис. 1, *a*) еволюціонує під дією оператора Гамільтона:  $H = 0.5\sigma_x$ , який намагається перевести кубіт стан з  $|0\rangle$  в  $|1\rangle$ . На графіку (рис. 2) показано результати вимірювання  $\sigma_z$ : СВ (strength = 0.1), яке частково проектує стан на власні стани  $\sigma_z$  та сильне або проективне вимірювання (strength = 1.0) (рис. 2), що повністю проектує стан на  $|0\rangle$  або  $|1\rangle$  та пригнічує еволюцію через частіші колапси хвильової функції.

СВ у квантових обчисленнях це відносно новий підхід до зчитування стану квантової системи [4–8]. Цей підхід надає неповну інформацію про стан квантової системи, проте не руйнує її когерентність, що робить його дуже корисним у квантовій інформатиці та у квантових комунікаційних технологіях. У квантових обчисленнях, де точність вимірювань станів квантової системи забезпечує коректність результату обчислень, модель СВ розробити новий клас алгоритмів, що матимуть наступні можливості [8–16].

1. Збереження більшої частини початкових квантових станів системи (без руйнування суперпозиції, зі збереженням заплутаності кубітів) для подальших кроків обробки даних та створення можливості відновити початковий стан.

2. Збільшення кількості вимірювань станів системи та отримання можливості відслідковувати динаміку виконання адаптивного алгоритму обробки інформації квантовим обчислювачем, а також прогнозувати її стани, зменшуючи ймовірність помилок.

3. виправлення помилок у кубітах із мінімальним впливом на квантову систему за допомогою зворотного зв'язку у реальному масштабі часу, а також поступового зчитування інформації.

4. Застосування постселекції (post-selection) та СВ дозволяє отримати статистично значущу інформацію з підсиленням величин для обчислення потрібних результатів.

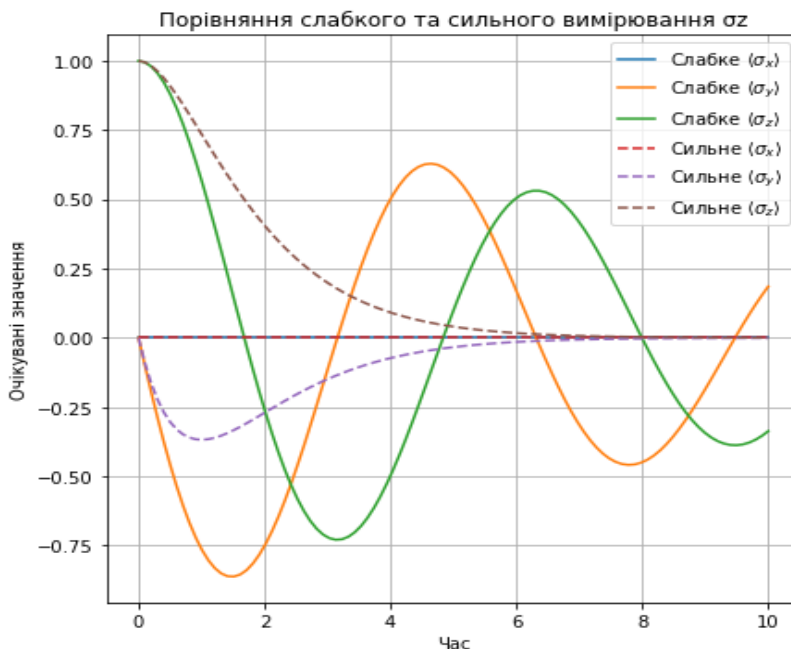


РИС. 2. Графік еволюції симульованих значень  $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z$  кубіта у часі для слабких і сильних вимірювань

**Мета роботи** – удосконалення ШІ, зокрема, моделювання алгоритмів та обчислювальних схем для зважування коефіцієнтів автоенкодера [22] за допомогою СВ на використання теорії нечіткої логіки для обробки даних на різних етапах, а також перевірка сумісності бібліотек для моделювання квантових обчислень, СВ, нечітких алгоритмів [23], варіаційних нейромереж [19, 24–26] та ін.

Для моделювання квантових явищ та виконання квантових обчислень науково-інженерною спільнотою за участі провідних ІТ-корпорацій розроблені спеціалізовані комп’ютерні бібліотеки переважно для мови Python. Характеристики цих бібліотек стосовно моделювання слабких квантових вимірювань зведемо в таблицю, яка об’єднуватиме наступну інформацію: програмні бібліотеки, які підтримують квантові слабкі вимірювання; спосіб виконання симуляції квантових слабких вимірювань; можливість запуску симуляцій квантових слабких вимірювань, створених відповідною бібліотекою на реальному квантовому комп’ютері фірми-виробника.

ТАБЛИЦЯ. Бібліотеки квантових обчислень для моделювання слабких квантових вимірювань

Програмна бібліотека	Можливість симуляції СВ	Можливість виконання на квантовому комп’ютері
QuTiP	Так. Симуляція динаміки	Ні
Cirq	Так. Параметризація вентилів	Так. Google
Qiskit	Так. Параметризація вентилів	Так. IBM
PennyLane	Так. Параметризація вентилів	Так. Xanadu та гібридні
TensorFlow Quantum	Так. На базі Cirq	Так. Google
Strawberry Fields	Так. Параметризація вентилів	Так. Xanadu

На основі даних поданих у таблиці для подальших симуляцій СВ вибираємо бібліотеку Quantum Toolbox in Python (QuTiP), оскільки ця бібліотека має найбільш повні програмні засоби моделювання та аналізу динаміки квантових систем із СВ серед доступних.

Введемо наступні означення **автоенкодерів** [18–21], які необхідні для подальшого викладу.

**Автоенкодер** – це тип нейронної мережі, призначений для стиснення вхідних даних (кодування) до їх суттєвих теоретико-інформаційних характеристик з метою подальшого відновлення початкових даних (декодування) з цього стисненого опису для наступних етапів машинного навчання.

Автоенкодери використовують неконтрольоване машинне навчання для виявлення прихованих змінних, що описують розподіл вхідних даних. Сукупність таких прихованих змінних називають латентним простором (кодом). Під час навчання автоенкодер вивчає, які приховані змінні найкраще підходять для точної реконструкції вихідних даних, забезпечуючи відображення лише найважливішої інформації з вхідних даних. СВ можна інтегрувати в модель автоенкодера для моделювання квантових обчислень даних або вивчати вплив слабких вимірювань на реконструкцію та кластеризацію.

Далі наведено оновлений підхід, який враховує слабкі вимірювання у поєднанні з нечіткою кластеризацією. СВ втілюються в обчислювальні алгоритми через зміни станів, що відповідають ймовірнісному спостереженню без повного руйнування квантового стану. СВ можна інтегрувати як додатковий рівень обробки в енкодері або декодері. Результати СВ можуть бути подані на вхід нечіткої кластеризації для виділення додаткових закономірностей.

#### **Дослідження автоенкодерів на базі квантових симуляторів**

Штучний інтелект використовує різні типи автоенкодерів для виділення інформаційних характеристик даних, стиснення даних, усунення шумів у даних, виявлення аномалій у розподілах і розпізнавання об'єктів. Наприклад, варіаційні автоенкодери (Variational Autoencoders, VAE) та змагальні автоенкодери (Adversarial Autoencoders, AAE) налаштовуються для генеративних завдань, таких як створення зображень або генерування даних часових рядів.

**Варіаційний автоенкодер** (Variational Autoencoders, VAE) [27] – це тип нейронної мережі [24], яка використовується для генерації нових даних або стиснення існуючих. VAE ґрунтуються на генеративних моделях нейромереж, які вивчають стислі представлення своїх навчальних даних як розподіли ймовірностей, які використовуються для створення нових вибіркового даних шляхом створення варіацій цих навчених представлень.

Додавання обробки даних за допомогою нечіткої логіки та кластеризації до програми автоенкодера може покращити результати класифікації, зменшити шум [18–21] або виділити основні характеристики. Це досягається завдяки здатності нечіткої логіки враховувати нечіткість і невизначеність у даних і передбачає виконання наступних етапів:

1) використання нечіткої кластеризації для попередньої обробки даних [19] для фільтрації даних перед подачею їх в автоенкодер. Кластеризація може зменшити розмірність даних або виділити основні особливості, які передаються на вхід;

2) інтеграція вхідного шару автоенкодера передбачає подачу кластеризованих даних як вхідних значень. У кожного кластеру можуть бути вагові коефіцієнти, що відображають міру належності до конкретного кластеру;

3) після реконструкції даних автоенкодером використовується нечітка логіка для класифікації або виявлення закономірностей у результатах.

#### **Квантові варіаційні автоенкодери**

Квантові варіаційні автоенкодери (Quantum Variational Autoencoders, QVAE) [16, 18–21] є перспективним напрямом у галузі квантового машинного навчання, що поєднує принципи варіаційних автоенкодерів (VAE) з квантовими обчисленнями. Ключовими особливостями QVAE є:

– використання квантової машини Больцмана (Quantum Boltzmann Machine, QBM) [28] як латентного генеративного процесу. Це дозволяє використовувати унікальні властивості квантових систем для покращення продуктивності моделей. QBM – це статистико-механічна модель, що описує систему взаємодіючих квантових бітів;

– навчання на основі максимізації квантової нижньої межі варіаційного наближення логарифма правдоподібності. Для ефективного навчання та оцінки QVAE часто застосовуються методи квантового Монте-Карло (Quantum MonteCarlo, QMC) [29], тобто класу алгоритмів, що використовують квантові обчислення для виконання стохастичних симуляцій;

– застосування у задачах стиснення даних та навчання представлень. QVAE демонструють відмінні результати при роботі з великими, складними реальними даними, які важко обробити класичними моделями. Деякі QVAE представляють собою гібридні моделі, що поєднують класичні та квантові компоненти. Вони дозволяють ефективно навчатися на квантових даних, використовуючи переваги класичних методів.

#### Метрики для порівняння QVAE:

*Довжина квантової схеми.* Загальна кількість квантових вентилів.

*Глибина квантової схеми.* Максимальна кількість вентилів, які втілюють один обчислювальний кубіт.

*Час виконання.* Час виконання симуляції QVAE.

*Точність.* Порівняння вихідних станів з еталонним станом симульованої квантової системи за середньоквадратичним відхиленням реконструйованих і тестових даних.

#### **Приклад застосування квантових варіаційних автоенкодерів для генерації зображень**

Застосування симульованих квантових автоенкодерів для генерації зображень передбачає виконання наступних кроків.

**Крок 1.** Аналіз задачі та підготовка даних. Виконується попередня обробка зображень для використання в моделі QVAE. Для тестового прикладу використаємо набір даних зображень (вибірка CIFAR-10 [30]) для навчання та тестування.

**Крок 2.** Виконання QVAE. Для втілення QVAE розроблено квантовий автокодер із використанням бібліотеки TensorFlow [31] для побудови нейромережі з інтеграцією квантових шарів.

**Крок 3.** Навчання та оцінка. Навчимо модель QVAE на наборі даних CIFAR-10 і оцінимо її продуктивність на тестових даних.

#### Складові компоненти моделі QVAE:

*Включені компоненти підготовки даних:* завантаження та попередня обробка набору даних CIFAR-10 для навчання та тестування.

*Кодер.* Створює шари для кодування вхідних зображень у прихований простір.

*Латентний простір, натхненний квантовою теорією.* Використовує варіаційні методи для виявлення латентних змінних.

*Декодер.* Реконструює зображення з прихованого простору назад до оригінальних розмірів.

*Функція втрат.* Визначає двійкову крос-ентропію для втрат від реконструкції та розбіжність Кульбака-Лейблера для варіаційних втрат.

*Компіляція моделі.* Компілює модель QVAE за допомогою оптимізатора Adam.

*Навчання та оцінка.* Адаптує модель QVAE до даних навчання, вказуючи епохи та розмір партії. Оцінює продуктивність моделі шляхом реконструкції тестових зображень і відображення порівнянь.

На рис. 3 показано результати роботи автоенкодера з використанням квантового симулятора для зважування коефіцієнтів нейромережі.



РИС. 3. Результат роботи QVAE на бюджетному комп'ютері

Виконання однакої програми на комп'ютерах з різною продуктивністю створює вибірки з різними статистичними параметрами, але візуально еквівалентних, що показує застосовність автоенкодерів на базі симуляторів квантових комп'ютерів для параметризації вибірок, призначених для тренування нейромереж або машинного навчання. Час виконання програм приблизно 10–15 хвилин.

Чисельні експерименти з моделювання QVAE на базі СВ з нечіткою логікою для бібліотек CIFAR-10 та MNIST за допомогою Python-бібліотеки QuTiP потребує приблизно 5 петабайт ОЗУ. Використання стандартних підходів до скорочення розмірностей зображень – Principal Component Analysis до декількох пікселів дозволяє отримати результат за 4 години обчислень на бюджетному комп'ютері, але цей результат містить надто мало інформації для роботи автоенкодера. Тому зроблено подальші експерименти виконані для одновірної вибірки малої розмірності, а саме сигналів синусоїдальної форми: частота від 1 до 10 Гц, амплітуда від 0.5 до 1.5, фаза від 0 до  $2\pi$ , кількість точок у кожному сигналі – 1000. На рис. 4–9 подані результати чисельних експериментів із сучасними автоенкодерами та симуляціями квантових автоенкодерів з різними параметрами навчання та із застосуванням різних функцій нечіткої належності, сила СВ дорівнює 0.1.

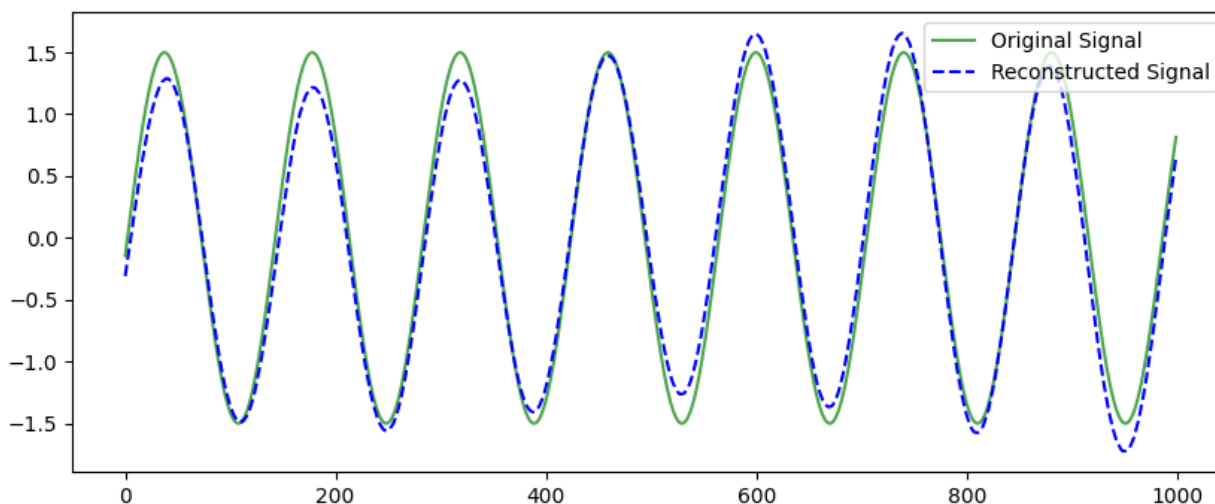


РИС. 4. Результат моделювання реконструкції синусоїди класичним автоенкодером, бібліотека tensorflow keras, латентні змінні – 5, епох – 1000, швидкість навчання 0.001, час виконання – 40 секунд

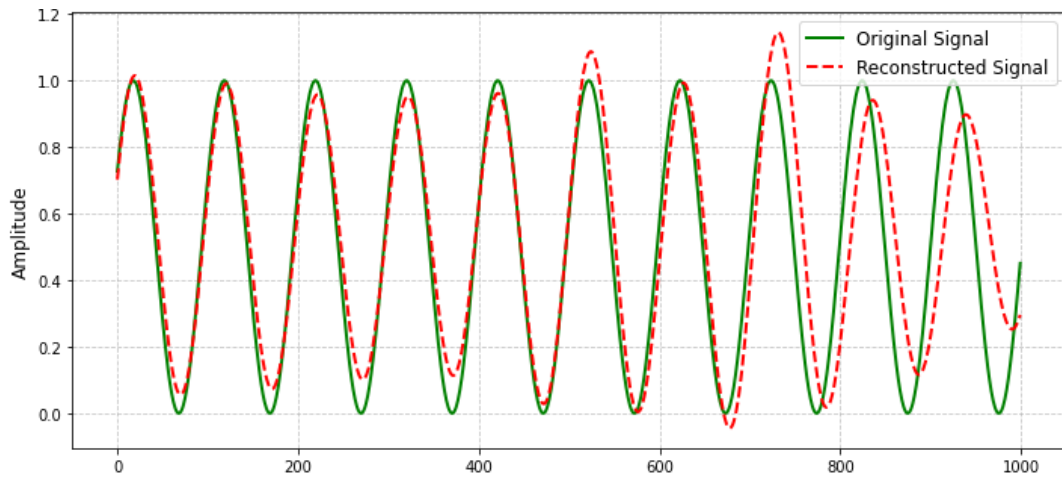


РИС. 5. Результат реконструкції синусоїди варіаційним квантовим автоенкодером, сильні вимірювання, кількість латентних змінних – 5, епох – 1000, швидкість навчання 0.001, час виконання – 40 секунд

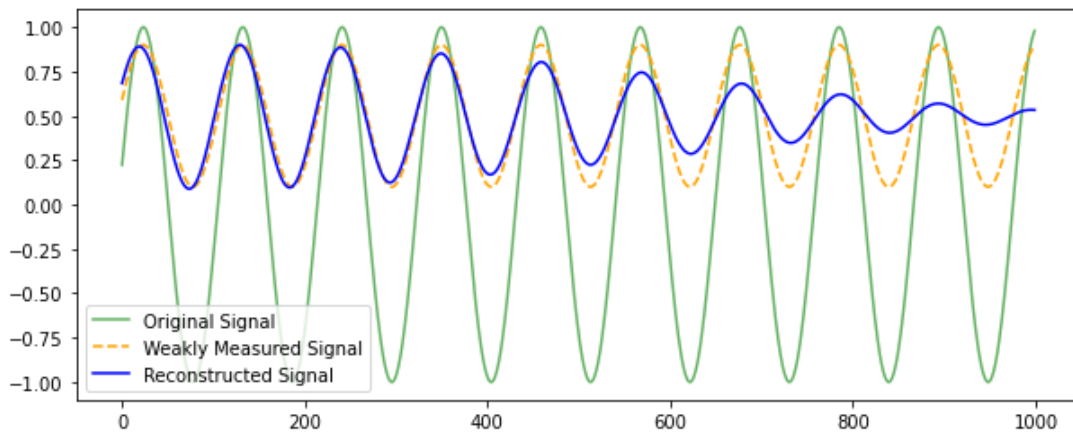


РИС. 6. Результат реконструкції синусоїди варіаційним квантовим автоенкодером, слабкі вимірювання, кількість латентних змінних – 5, епох – 1000, швидкість навчання 0.001, час виконання – 40 секунд

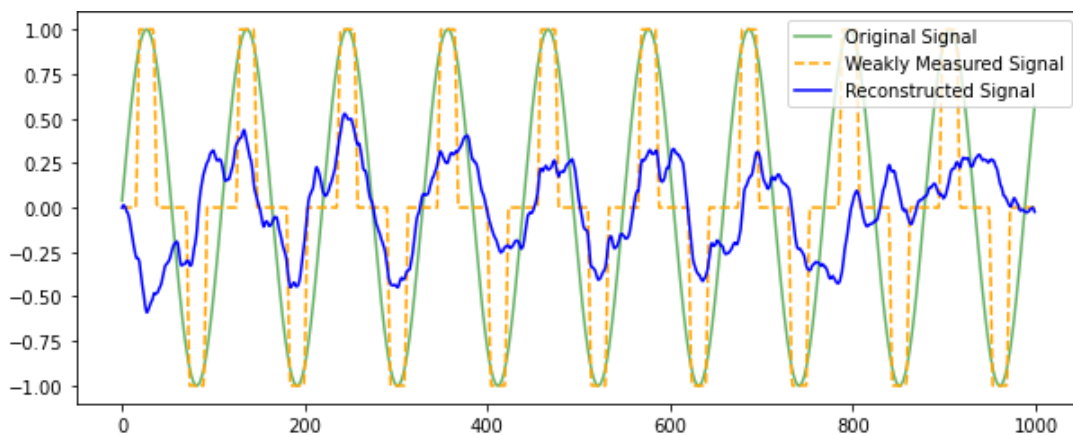


РИС. 7. Результат реконструкції синусоїди варіаційним квантовим автоенкодером, слабкі вимірювання, нечітка логіка, кількість латентних змінних – 5, епох – 1000, швидкість навчання 0.001, час виконання – 40 секунд

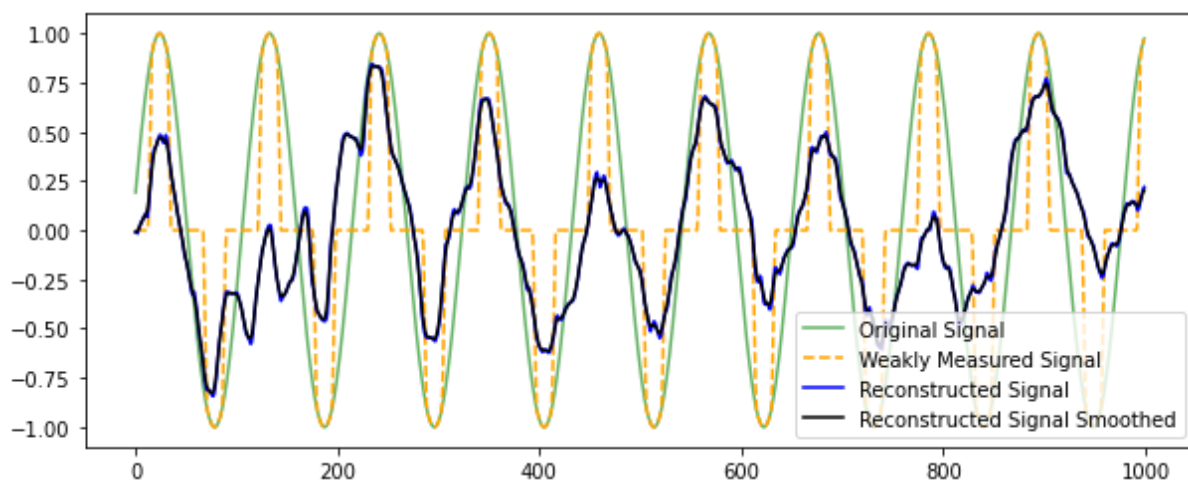


РИС. 8. Результат реконструкції синусоїди варіаційним квантовим автоенкодером, слабкі вимірювання, нечітка логіка, кількість латентних змінних – 10, епох – 1000, швидкість навчання – 0.005, час виконання – 40 секунд

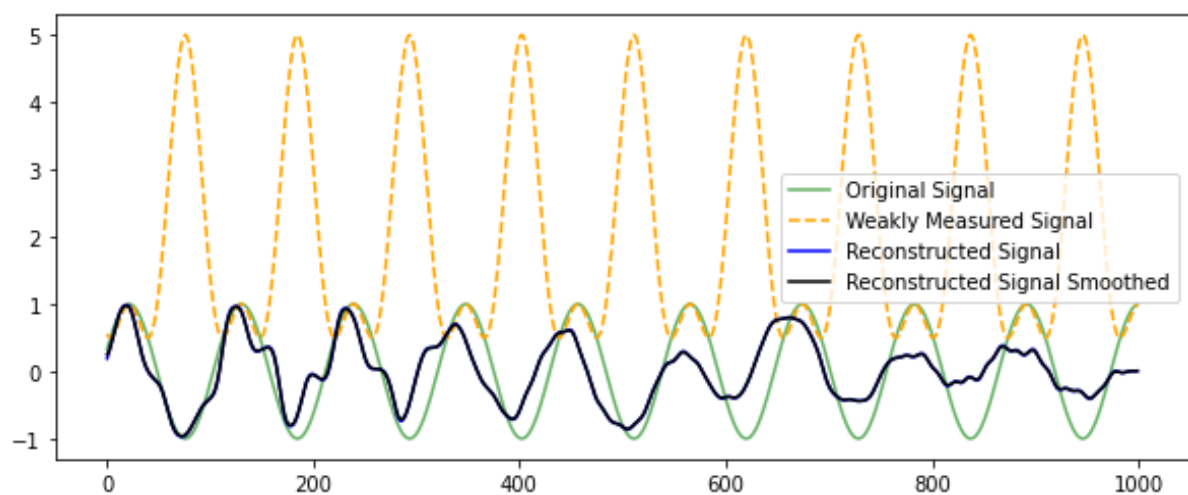


РИС. 9. Результат реконструкції синусоїди варіаційним квантовим автоенкодером зі згладжуванням вихідних даних, слабкі вимірювання, нечітка логіка з гаусівською функцією належності, кількість латентних змінних – 10, епох – 1000, швидкість навчання – 0.005, час виконання – 40 секунд

**Результати** чисельних експериментів з автоенкодерами показали [32], що адаптація нечіткої функції належності відповідно до типу вхідних даних, збільшення кількості латентних змінних та підбір швидкості навчання нейромережі дозволяють покращити якість реконструкції вхідного сигналу.

**Висновки.** Однією з прогнозованих проблем розвитку ШІ є вичерпування навчальних вибірок та потреба у розробці гнучких алгоритмів прийняття рішень для оптимального вирішення складних проблем в умовах невизначеності та неповних даних, котрі дозволятимуть оцінювати варіанти, які виходять за межі жорстко визначених рішень. Квантові варіаційні автоенкодери на базі слабких вимірювань з нечіткою фільтрацією вхідних даних за своєю апаратно-алгоритмічною побудовою потенційно можуть стати інструментом для вирішення частини означених класу проблем і тому є перспективним напрямом наукових досліджень.



Виконання квантових обчислень з використанням підходу слабких вимірювань є новим напрямом розробки алгоритмів, які за способом побудови дозволяють керувати кількістю зчитуваної інформації та рівнем похибок квантових комп'ютерних систем для реальних систем з обмеженим часом когерентності станів внаслідок дії теплових шумів.

На сьогоднішній день апаратна реалізація слабких вимірювань для квантових обчислень перебуває у стадії лабораторних досліджень та стендових випробувань.

Науковою спільнотою розроблено фізичні моделі для слабких квантових обчислень та створена низка програмно-алгоритмічного забезпечення для моделювання вимірювань і обчислень на класичних і квантових комп'ютерах. Це програмне забезпечення є основою для розробки модифікацій квантових варіаційних нейромереж на базі слабких вимірювань та їх моделювання на гібридних квантово-класичних хмарних сервісах.

У роботі вперше виконано чисельне моделювання квантового варіаційного автоенкодера на базі слабких вимірювань з нечіткою фільтрацією вхідних даних на класичних комп'ютерах бюджетного класу та хмарному обчислювальному сервісі Google Colab. Результати показали аналогічний рівень якості роботи розробленого автоенкодера порівняно з класичними способами виконання автоенкодерів.

Моделювання виконувалось для одновимірного сигналу, оскільки для навчальних вибірок для тестування нейромереж CIFAR-10 та MNIST симуляція квантових обчислень потребує понад 5 петабайт оперативної пам'яті. Скорочення розмірностей з використанням стандартного алгоритму Principal Component Analysis призводить до неприйнятної втрати якості запропонованого автоенкодера. Тому моделювання роботи автоенкодера та порівняння якості його роботи виконано для одновимірного випадку з використанням синусоїдального сигналу, час роботи автоенкодера склав приблизно 40 секунд.

Комп'ютерне моделювання квантового варіаційного автоенкодера на базі слабких вимірювань з нечіткою фільтрацією вхідних даних показало [32], що адаптація нечіткої функції належності відповідно до типу вхідних даних, збільшення кількості латентних змінних та підбір швидкості навчання нейромережі дозволяють покращити якість реконструкції вхідного сигналу.

#### Список літератури

1. O'Brien J.L. Optical quantum computing. *Science*. 2007. **318** (5856): 1567–1570. <https://doi.org/10.1126/science.1142892>
2. Sunstein C.R. The AI Calculation Debate. Available at SSRN 5054402. 2024. Dec 13.
3. Khoshaman A., Vinci W., Denis B., Andriyash E., Sadeghi H., Amin M.H. Quantum variational autoencoder. *Quantum Science and Technology*. 2018. **4** (1): 014001.
4. Aharonov Ya., Pan Y., Karimi E. et al. Weak measurements and quantum-to-classical transitions in free electron–photon interactions. *Light Sci. Appl.* 2023. **12** (267). <https://doi.org/10.1038/s41377-023-01292-2>
5. Matzkin A. Weak Values and Quantum Properties. *Found. Phys.* 2019. **49**. P. 298–316. <https://doi.org/10.1007/s10701-019-00245-3>
6. Kastner R.E. Demystifying Weak Measurements. *Found. Phys.* 2017. **47**. P. 697–707. <https://doi.org/10.1007/s10701-017-0085-4>
7. Cohen E. What Weak Measurements and Weak Values Really Mean: Reply to Kastner. *Found. Phys.* 2017. **47**. P. 1261–1266. <https://doi.org/10.1007/s10701-017-0107-2>
8. Ruelas D., Uria M., Massoni E., Zela F. Testing precision and accuracy of weak value measurements in an IBM quantum system. *AVS Quantum Sci.* 2024. **6** (015001). <https://doi.org/10.1116/5.0184965>
9. Mujal P., Martínez-Peña R., Giorgi G.L. et al. Time-series quantum reservoir computing with weak and projective measurements. *npj Quantum Inf.* 2023. **9** (16). <https://doi.org/10.1038/s41534-023-00682-z>
10. Lund A.P. Efficient quantum computing with weak measurements. *New J. Phys.* 2011. **13** (053024). <https://doi.org/10.1088/1367-2630/13/5/053024>

11. Pan Y., Zhang J., Cohen E. et al. Weak-to-strong transition of quantum measurement in a trapped-ion system. *Nat. Phys.* 2020. **16**. P. 1206–1210. <https://doi.org/10.1038/s41567-020-0973-y>
12. White T., Mutus J., Dressel J. et al. Preserving entanglement during weak measurement demonstrated with a violation of the Bell–Leggett–Garg inequality. *npj Quantum Inf.* 2016. **2** (15022). <https://doi.org/10.1038/npjqi.2015.22>
13. Kim Y.S., Lee J.C., Kwon O. et al. Protecting entanglement from decoherence using weak measurement and quantum measurement reversal. *Nature Phys.* 2012. **8**. P. 117–120. <https://doi.org/10.1038/nphys2178>
14. Man Zh., Xia Yu., An N. B. Manipulating entanglement of two qubits in a common environment by means of weak measurements and quantum measurement reversals. *Phys. Rev. A.* 2012. **86** (012325). <https://doi.org/10.1103/PhysRevA.86.012325>
15. Gillett G.G., Dalton R.B., Lanyon B.P. et al. Experimental Feedback Control of Quantum Systems Using Weak Measurements. *Phys. Rev. Lett.* 2010. **104** (080503). <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.104.080503>
16. Kim Y.S., Cho Y.W., Ra Y.S., Kim Y.H. Reversing the weak quantum measurement for a photonic qubit. *Optics Express.* 2009. **17** (14). P. 11978–11985. <https://doi.org/10.1364/OE.17.011978>
17. Murch K.W., Rajamani V., Siddiqi I. Weak Measurement and Feedback in Superconducting Quantum Circuits. In: Hadfield R., Johansson G. (eds) *Superconducting Devices in Quantum Optics. Quantum Science and Technology*. Springer, Cham, 2016. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-24091-6\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24091-6_7)
18. Hulianitskyi L.F., Korolyov V.Yu., Khodzinskyi O.M. An Overview of Algorithms for Solving Vehicle Routing Problems in the Quantum-Classical Cloud. *Cybernetics and Computer Technologies.* 2023. **2**. P. 23–31. <https://doi.org/10.34229/2707-451X.23.2.3>
19. Korolyov V.Yu., Khodzinskyi O.M. A Research of the Influence of Quantum Annealing Parameters on the Quality of the Solution of the Number Factorization Problem. *Cybernetics and Computer Technologies.* 2023. **1**. P. 13–22. <https://doi.org/10.34229/2707-451X.23.1.2>
20. Hulianytskyi L.F., Korolyov V.Yu., Khodzinskyi O.M. Solving the Problem of Vehicle Routing on Modern Quantum-Classical Cloud Services. *Selected Papers of the VIII International Scientific Conference "Information Technology and Implementation" (IT&I-2021). Conference Proceedings*, Kyiv, Ukraine, December 01–03, 2021. P. 281–289. [https://ceur-ws.org/Vol-3132/Short\\_9.pdf](https://ceur-ws.org/Vol-3132/Short_9.pdf) (звернення: 07.01.2024)
21. Korolyov V.Yu., Khodzinskyi O.M. Solving combinatorial optimization problems on quantum computers. *Cybernetics and Computer Technologies.* 2020. **2**. P. 5–13. <https://doi.org/10.34229/2707-451X.20.2.1>
22. Johansson J.R., Nation P.D., Nori F. QuTiP: An open-source Python framework for the dynamics of open quantum systems. *Computer physics communications.* 2012. **183** (8):1760–72. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1110.0573>
23. Korolyov V.Yu., Ogurtsov M.I., Khodzinskyi O.M. The problem of routing interbank financial obligations. *Physical and mathematical modeling and information technologies.* **36**. P. 121–125. <http://www.fmmit.lviv.ua/index.php/fmmit/article/view/289> (звернення: 07.01.2024)
24. Ogurtsov M.I. Review of Neural Networks Application in UAV Routing Problems. *Selected Papers of the VIII Internat. Scien. Conf. "Information Technology and Implementation" (IT&I-2021). Workshop Proceedings*. Kyiv, Ukraine, December 1–3, 2021. P. 45–54. [https://ceur-ws.org/Vol-3179/Paper\\_5.pdf](https://ceur-ws.org/Vol-3179/Paper_5.pdf) (звернення: 07.01.2024)
25. Korolyov V.Yu., Ogurtsov M.I. Statement of the Problem of Complete Set of UAV Group on the Basis of Models of Granular Calculations and Fuzzy Logic. *Cybernetics and Computer Technologies.* 2021. **2**. P. 25–38. <https://doi.org/10.34229/2707-451X.21.2.3>
26. Goodfellow I., Bengio Yo. *Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series)*. The MIT Press. 2016. 800 p. ISBN 0262035618.
27. Kingma D.P., Welling M. *An Introduction to Variational Autoencoders*. Now Publishers. 2019. 102 p. ISBN 1680836226.
28. Amin M.H., Andriyash E., Rolfe J., Kulchytskyi B., Melko R. Quantum boltzmann machine. *Physical Review X.* 2018. **8** (2): 021050.
29. Austin B.M., Zubarev D.Y., Lester Jr.W.A. Quantum Monte Carlo and related approaches. *Chemical reviews.* 2012. **112** (1). 263–288. <https://doi.org/10.1021/cr2001564>
30. Abouelnaga Y., Ali O.S., Rady H., Moustafa M. Cifar-10: Knn-based ensemble of classifiers. In 2016 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI) 2016 Dec 15. P. 1192–1195.
31. Broughton M., Verdon G., McCourt T., Martinez A.J., Yoo J.H., Isakov S.V., Massey P., Halavati R., Niu M.Y., Zlokapka A., Peters E. Tensorflow quantum: A software framework for quantum machine learning. arXiv preprint arXiv:2003.02989. 2020 Mar 6.
32. Code examples for article. [https://github.com/novice108/quant\\_weak\\_measur\\_autoencoder](https://github.com/novice108/quant_weak_measur_autoencoder) (звернення: 07.01.2024)

Одержано 09.01.2025

**Корольов Вячеслав Юрійович,**

кандидат технічних наук, старший науковий співробітник  
Інституту кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України, Київ,  
<https://orcid.org/0000-0003-1143-5846>

**Огурцов Максим Ігорович,**

науковий співробітник  
Інституту кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України, Київ,  
<https://orcid.org/0000-0002-6167-5111>

**Ходзінський Олександр Миколайович,**

кандидат фізико-математичних наук, старший науковий співробітник  
Інституту кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України, Київ,  
<https://orcid.org/0000-0003-4574-3628>

УДК 004.4:519.684

**В.Ю. Корольов\*, М.І. Огурцов, О.М. Ходзінський**

## **Квантовий варіаційний автоенкодер на базі слабких вимірювань з нечіткою фільтрацією вхідних даних**

*Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України, Київ*

\* Листування: [korolyov.academ@gmail.com](mailto:korolyov.academ@gmail.com)

**Вступ.** Розвиток квантових обчислень та штучного інтелекту зумовлює необхідність розробки гнучких квантово-класичних алгоритмів для вирішення складних обчислювальних задач. Актуальність досліджень обумовлена потребою у нових підходах до прийняття творчих рішень ШІ в умовах вичерпування навчальних вибірок. (КВА) на базі слабких вимірювань з нечіткою фільтрацією вхідних даних є перспективним напрямом досліджень.

У статті вперше запропоновано квантово варіаційний автоенкодер (КВА) заснований на слабких вимірюваннях, що розширює простір можливих рішень завдяки квантовим ефектам – заплутаності кубітів, суперпозиції станів та телепортації інформації. Принципово важливою модифікацією є впровадження слабких вимірювань, які забезпечують отримання інформації про квантову систему з мінімальним впливом на її стан.

**Мета роботи.** Удосконалення ШІ через моделювання алгоритмів автоенкодера за допомогою слабких вимірювань та нечіткої логіки.

**Результати.** Вперше виконано чисельне моделювання КВА на базі слабких вимірювань з нечіткою фільтрацією на класичних комп'ютерах та хмарних сервісах. Якість реконструкції КВА порівняна з класичними автоенкодерами. Моделювання виконувалося для одномірного сигналу, оскільки для навчальних вибірок CIFAR-10 та MNIST симуляція потребує понад 5 петабайт оперативної пам'яті. Час роботи КВА у Google Colab склав приблизно 40 секунд.

**Висновки.** Інтеграція механізму нечіткої фільтрації у структуру КВА розширює можливості обробки спотворених та неповних даних. Така модифікація підвищує стійкість моделі до теплового шуму та артефактів вхідних даних, покращуючи якість стиснення інформації. Нечітка кластеризація дозволяє системі ефективно оперувати з неоднозначними ситуаціями в умовах невизначеності.

Комп'ютерне моделювання показало, що адаптація нечіткої функції належності відповідно до типу вхідних даних, збільшення кількості латентних змінних та підбору швидкості навчання нейромережі дозволяють покращити якість реконструкції вхідного сигналу.

**Ключові слова:** квантові обчислення, нейромережа, варіаційний автоенкодер, нечітка логіка, слабкі вимірювання.

MSC 90C27, 68Q12

Vyacheslav Korolyov\*, Maksim Ogurtsov, Oleksandr Khodsinskyi

## Quantum Variational Autoencoder Based on Weak Measurements With Fuzzy Filtering of Input Data

*V.M. Glushkov Institute of Cybernetics of the NAS of Ukraine, Kyiv*

\*Correspondence: [korolev.academ@gmail.com](mailto:korolev.academ@gmail.com)

**Introduction.** The development of quantum computing and artificial intelligence necessitates the development of hybrid quantum-classical algorithms for solving complex computational problems. The relevance of the research is due to the need for new approaches to making creative AI decisions in conditions of exhaustion of training samples. (QVA) based on weak measurements with fuzzy filtering of input data is a promising research direction.

The article first proposes a quantum variational autoencoder (QVA) based on weak measurements, which expands the space of possible solutions due to quantum effects – qubit entanglement, superposition of states and information teleportation. A fundamentally important modification is the introduction of weak measurements, which provide information about the quantum system with minimal impact on its state.

**The purpose** of the article is to improve AI through modeling of autoencoder algorithms using weak measurements and fuzzy logic.

**Results.** For the first time, numerical simulation of KVA based on weak measurements with fuzzy filtering was performed on classical computers and cloud services. The quality of KVA reconstruction is comparable to classical autoencoders. The simulation was performed for a one-dimensional signal, since for the CIFAR-10 and MNIST training samples, the simulation requires more than 5 petabytes of RAM. The KVA runtime in Google Colab was approximately 40 seconds.

**Conclusions.** The integration of the fuzzy filtering mechanism into the KVA structure expands the capabilities of processing distorted and incomplete data. Such a modification increases the model's resistance to thermal noise and input data artifacts, improving the quality of information compression. Fuzzy clustering allows the system to effectively operate with ambiguous situations under conditions of uncertainty.

Computer simulations have shown that adapting the fuzzy membership function to the type of input data, increasing the number of latent variables, and selecting the learning rate of the neural network can improve the quality of the reconstruction of the input signal.

**Keywords:** quantum computing, neural network, variational autoencoder, fuzzy logic, weak measurements.