

DOI: 10.32347/2412-9933.2025.63.158-166

УДК 004.738.5:614.8

Палій Сергій Володимирович

Кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних систем та технологій,

<https://orcid.org/0000-0001-9742-1116>

Київський національний університет ім. Тараса Шевченка, Київ

Ямковенко Максим Олегович

Студент кафедри інформаційних систем та технологій,

<https://orcid.org/0009-0004-6882-9277>

Київський національний університет ім. Тараса Шевченка, Київ

Матченко Артур Дмитрович

Студент медико-фармацевтичного університету,

<https://orcid.org/0009-0003-8647-402X>

Запорізький державний медико-фармацевтичний університет, Запоріжжя

Гладка Мирослава Вікторівна

Кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних систем та технологій,

<https://orcid.org/0000-0001-5233-2021>

Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ

**ВИКОРИСТАННЯ ІОТ-МЕРЕЖІ СМАРТ-ГОДИННИКІВ ТА RNN LSTM
ДЛЯ ЗМЕНШЕННЯ ЧАСУ НАДАННЯ МЕДИЧНОЇ ДОПОМОГИ НА ПОЛІ БОЮ**

Анотація. У військовому середовищі екстрені ситуації, зокрема бойові поранення, є невід'ємною частиною бойових дій. Однією з основних причин втрат серед солдат на передовій є несвоєчасна медична допомога. Навіть прибувши вчасно, лікарі мають обмежений час, відомий як «золота година», під час якого вони повинні діяти, щоб забезпечити якісну та ефективну медичну допомогу. Для збільшення ефективності огляду пацієнтів у ситуаціях обмеженого часу та ресурсів, можна використовувати сучасні технології та методи аналізу даних. Зокрема, смарт-годинники можуть використовуватися для збору та передачі даних про фізіологічні параметри пацієнта в режимі реального часу. Ці дані можуть включати серцевий ритм, температуру тіла, рівень кисню в крові, тиск та інші важливі показники. Зібрані дані можуть бути проаналізовані за допомогою рекурентних нейронних мереж, які здатні виявляти закономірності та зв'язки між різними фізіологічними параметрами та станом пацієнта. На основі цього аналізу може бути встановлений попередній діагноз, що допоможе медичному персоналу швидше та точніше оцінити стан пацієнта та прийняти відповідні рішення. Також медик матиме можливість переглядати показники здоров'я пацієнта в режимі реального часу. Окрім цього, перед прибуттям до пацієнта в польових умовах, медик матиме певне розуміння про те, що трапилося з пацієнтом та знати його актуальні фізіологічні показники завдяки системі збору та аналізу даних в режимі реального часу. Такий підхід допомагає зменшити час, необхідний для надання медичної допомоги, і в той же час підвищує ймовірність успішного результату медичного втручання. Отримані дані можуть бути використані медиками для впровадження системи медичного сортування, що дозволить їм розташовувати свої сили та ресурси за пріоритетами. Метою статті є демонстрація системи управління екстреними ситуаціями у військовому середовищі на основі Інтернету речей та методів машинного навчання – рекурентних нейронних мереж; покращення ефективності надання медичної допомоги пораненим військовим у польових умовах; зменшення часу реакції на екстрені ситуації; підвищення шансів на виживання поранених військових. У цілому, дослідження показує важливі аспекти оптимізації надання медичної допомоги в умовах обмежених ресурсів та обмеженого часу, а також визначає шляхи подальшого розвитку та впровадження технологічних інновацій для підвищення ефективності цього процесу.

Ключові слова: IoT системи; смарт-годинник; часові ряди; RNN; LSTM; LoRaWAN

Постановка проблеми

Україна, перебуваючи в період воєнного конфлікту, зіткнулася з серйозними викликами, що включають не лише стратегічні аспекти, а й підтримку бійців на передовій. У військовому середовищі екстрені ситуації, зокрема бойові поранення, є невід'ємною частиною бойових дій. Однією з основних причин втрат серед солдат на передовій є несвоєчасна медична допомога. Навіть прибувши вчасно, лікарі мають обмежений час, відомий як «золота година», під час якого вони повинні діяти, щоб забезпечити якісну та ефективну медичну допомогу [1].

Поняття «золотої години» – це перша година після поранення, протягом якої має розпочатися надання кваліфікованої лікарської допомоги пораненим [2]. Якщо поранення не фатальне і пацієнт не помер протягом декількох хвилин, то до початку незворотних змін і критичної кровотечі зазвичай є приблизно година. Польові медики в умовах обмежених ресурсів та під впливом стресових умов повинні швидко надати допомогу пораненим, при цьому приймати рішення, які можуть вплинути на результат лікування та подальше виживання поранених військових.

Перелік проблем, що пов'язані з нестачею часу у польових умовах, включає: тривалість огляду та обмежений час, обмежений час на прийняття рішень, необхідність швидкої та точної діагностики, неоднорідність навчання та досвіду, нестача часу під час надання медичної допомоги може призвести до стресу та втоми, що може впливати на якість прийнятих рішень.

Для збільшення ефективності огляду пацієнтів у ситуаціях обмеженого часу та ресурсів, доцільно використовувати сучасні технології та методи аналізу даних. Зокрема, смарт-годинники можуть використовуватися для збору та передачі даних про фізіологічні параметри пацієнта в режимі реального часу.

Зібрані дані можуть бути проаналізовані за допомогою рекурентних нейронних мереж, які здатні виявляти закономірності та зв'язки між різними фізіологічними параметрами та станом пацієнта. На основі цього аналізу може бути встановлений попередній діагноз, що допоможе медичному персоналу швидше та точніше оцінити стан пацієнта та прийняти відповідні рішення.

У системі, де дані збираються за допомогою смарт-годинника та аналізуються за допомогою рекурентних нейронних мереж, медик матиме можливість переглядати показники здоров'я пацієнта в режимі реального часу.

Режим реального часу дозволить медичному персоналу миттєво відслідковувати зміни у стані

пацієнта та реагувати на них негайно. Наприклад, якщо показники вказують на загрозливе погіршення стану пацієнта, медик може швидко прийняти необхідні заходи або надати додаткову медичну допомогу.

Окрім цього, перед прибуттям до пацієнта в польових умовах, медик матиме певне розуміння про те, що трапилося з пацієнтом та знатиме його актуальні фізіологічні показники завдяки системі збору та аналізу даних в режимі реального часу. Це дозволяє медику підготуватися до прийому пацієнта заздалегідь, взяти додаткові медикаменти та додаткове обладнання та вже мати загальне уявлення про стан пацієнта та можливі проблеми. Такий підхід допомагає зменшити час, необхідний для надання медичної допомоги, і в той же час підвищує ймовірність успішного результату медичного втручання.

Отримані дані можуть бути використані медиками для впровадження системи медичного сортування, що дозволить їм розподіляти свої сили та ресурси за пріоритетами.

Медичне сортування означає класифікацію постраждалих і хворих на різні категорії відповідно до їхніх потреб у медичній допомозі та евакуації. Це включає в себе врахування медичних показників, обсягів надання медичної допомоги на кожному етапі евакуації та порядку проведення самої евакуації.

Медичне сортування проводиться, з урахуванням необхідності застосування конкретних лікувальних заходів: зменшення наслідків травм (захворювань), які загрожують життю постраждалих; попередження розвитку ускладнень, зменшення їх тяжкості; підготовка та проведення евакуації [3].

Медичне сортування є критичним елементом організації надання медичної допомоги в екстрених ситуаціях, особливо в умовах бойових дій чи катастроф. Використовуючи отримані дані про стан пацієнтів та їхні потреби, медики можуть приймати рішення щодо того, який пацієнт потребує найбільш термінової медичної допомоги. Наприклад, пацієнти з важкими травмами чи критичним станом можуть бути розташовані у першу чергу, тоді як ті, хто потребує менш термінової допомоги, можуть бути відкладені на потім. Такий підхід дозволяє максимально використовувати доступні ресурси для надання допомоги тим, хто найбільш цього потребує, і забезпечує максимально можливий рівень медичної допомоги у надзвичайних ситуаціях.

Аналіз літературних джерел і постановка проблеми

Основні причини смерті 80–90 % поранених – значна втрата крові та шок. Пошкодження, яких зазнають у сучасних збройних конфліктах, значно обмежують час для надання домедичної допомоги на

полі бою, призводячи до смерті від кількох десятків секунд до однієї години. Додатково, період бойових дій може припадати на несприятливі погодні умови, що часто спричиняє запалення легень [4].

Для задачі класифікації було обрано такі діагнози: нейрогенний шок, геморагічний шок та запалення легень.

Геморагічний шок (ГШ) характеризується гострою циркуляторно-анемічною гіпоксією, що є основним механізмом патогенезу геморагічного та травматичного шоку. Ця гіпоксія викликає критичний дефіцит кисню, що є причиною надзвичайно небезпечних умов і загрози для життя. Параметри артеріального тиску та пульсу можуть вказувати на наявність шоку, включаючи геморагічний. Зниження артеріального тиску та збільшення пульсу може свідчити про крововтрату та розвиток шокowego стану [5].

Нейрогенний шок – це тип шоку, який виникає внаслідок порушення нервової системи, зазвичай у результаті травми або хвороби. Це може бути спричинене різними факторами, такими як травматична головна травма, спинномозкова травма, крововилив в головний мозок або інші ураження центральної нервової системи. Нейрогенний шок відрізняється від інших типів шоку, таких як геморагічний шок (втрата крові) або анафілактичний шок (алергічна реакція), оскільки його причиною є не втрата крові або алергічна реакція, а порушення нормального функціонування нервової системи. Симптоми нейрогенного шоку можуть включати втрату свідомості, слабкість або параліч, порушення дихання, а також зміни кров'яного тиску та пульсу. Лікування нейрогенного шоку зазвичай включає надання першої допомоги для підтримки функцій дихання та серцево-судинної системи, а також подальше лікування в лікарні, спрямоване на відновлення нормального функціонування нервової системи [6].

Пневмонія викликається мікроорганізмами, які потрапляють у нижні дихальні шляхи або при

аспірації, або інгаляційно. Гематогенний шлях є найменш типовим, хоча можливий. Інфекція розвивається у випадку подолання механічного (мукацілярний кліренс) та імунного (нейтрофіли, макрофаги, гуморальні антитіла) бар'єрів легень. Ризик пневмонії найбільш високий у хворих у критичному стані. Фактори ризику розвитку пневмонії це: порушення імунітету, некроз паренхіми легень, прийом стероїдних гормонів, цитостатиків, цитотоксичних препаратів, порушення харчування, та алкогольна інтоксикація, цукровий діабет, порушення секреції епітелію нижніх дихальних шляхів, ателектазу, куріння, хронічні неспецифічні захворювання легень (ХНЛЗ), неврологічні розлади, ГРДС, контузія легень, вірусна інфекція дихальних шляхів. Ці фактори є однією з найчастіших причин виникнення захворювання. Зниження сатурації киснем та збільшення температури тіла можуть бути ознаками пневмонії, запалення легеневої тканини, яке може виникнути в результаті різних факторів, включаючи інфекції та травми [7].

На основі описаних діагнозів та їхніх симптомів, класифікацію захворювань представлено в табл. 1.

Мета і задачі публікації

Метою даної роботи є створення і впровадження системи управління екстремими ситуаціями у військовому середовищі на основі Інтернету речей та методів машинного навчання.

Основні цілі включають покращення ефективності надання медичної допомоги, зменшення часу реакції на екстрені ситуації і підвищення шансів на виживання поранених військових.

Для досягнення поставленої мети потрібно:

- Провести аналіз наявних систем управління екстремими ситуаціями в медичній сфері.
- Дослідити сучасні технології Інтернету речей та методи машинного навчання, що використовуються в схожих системах.

Таблиця 1 – Класифікація захворювань

Хвороба	Пульс	Артеріальний тиск	Сатурація, %	Температура
Геморагічний шок 1 ступінь	100 – 110	90 – 100 систолічний, 60 – 80 діастолічний	>95	норма
Геморагічний шок 2 ступінь	110 – 120	70 – 90 систолічний, 60 діастолічний	>95	норма
Геморагічний шок 3 ступінь	120 – 140	50 – 70 систолічний, <60 діастолічний	<94	поступове зниження
Геморагічний шок 4 ступінь	>140 або <40	<50	<94	знижена
Нейрогенний шок	>110 – 120	значне падіння, близько 100/60 та менше	>95	<35 або >38
Пневмонія	підвищений	підвищений	Поступове зниження	>38

- Визначити типи даних, які потрібно збирати.
- Розробити архітектуру та параметри нейронної мережі для аналізу фізіологічних даних.
- Навчити модель рекурентної нейронної мережі на зібраних даних для прогнозування стану пацієнта та прийняття рішень щодо медичного втручання.
- Розробити механізми зв'язку між смарт-годинниками та іншими пристроями для збору даних та центральною системою обробки.
- Здійснити валідацію та перевірку точності прогнозування моделей нейронних мереж.

Кожен з цих кроків є критично важливим для успішної розробки та впровадження системи управління екстремними ситуаціями в військовому середовищі.

Визначення вхідних та вихідних даних для вирішення поставленої задачі

Для вирішення поставленої задачі використовуються такі вхідні дані:

- температура тіла пацієнта є важливим показником для виявлення можливих ознак інфекцій, сильних травм або інших медичних проблем;
- сатурація киснем вказує на те, як добре кров переносить кисень до органів та тканин, що є важливим для оцінки стану дихальної системи пацієнта;
- вимірювання артеріального тиску може надати інформацію про стан серцево-судинної системи;
- показник пульсу є ключовим для оцінки активності серцево-судинної системи, фізичного навантаження або інших медичних проблем.

Прогнозування захворювань на основі отриманих даних з датчиків є складним завданням, оскільки для точних прогнозів часто необхідно мати більше деталей та контекстуальної інформації. Однак, можна розглянути, які з вказаних станів можуть мати взаємозв'язок із зазначеними фізіологічними параметрами.

Виклад основного матеріалу

Архітектура мережі Інтернету речей (IoT) — це складна система, що об'єднує різні компоненти, такі як датчики, пристрої зв'язку, хмарні обчислення та програмне забезпечення, для забезпечення збору, обробки та передачі даних між фізичними об'єктами та хмарними сервісами.

Протокол передачі даних LoRaWAN (Long Range Wide Area Network) – це стандарт бездротової мережі, розроблений для забезпечення енергоефективного зв'язку на великих відстанях між різними пристроями Інтернету речей (IoT) та центральними вузлами. Він оптимізований для використання в промислових, міських та сільських середовищах, де потрібна дальня зона покриття та енергоефективність [8].

Можна створити архітектуру для даної системи смарт-годинників, яка зображена на рис. 1.

Вона складається з наступних елементів:

- Кінцеві пристрої (End Devices) – смарт-годинник військового має бути обладнаний датчиками (табл. 2), які вимірюють медичні показники, такі як пульс, температура тіла, кров'яний тиск, сатурація. Кожен смарт-годинник має унікальний ідентифікатор для ідентифікації в мережі.
- Шлюзи (Gateways): пристрої, що отримують дані від смарт-годинників і пересилають їх до мережевого сервера. Забезпечують збір даних з різних точок на полі бою та пересилання їх через мережу LoRaWAN.
- Мережевий сервер (Network Server): отримує дані від шлюзів доступу та керує мережею LoRaWAN; виконує реєстрацію смарт-годинників; автентифікацію, маршрутизацію даних та передачу їх на сервер застосунків для аналізу. Мережевий сервер може використовувати зашифровану версію протоколу HTTPS для взаємодії з базою даних та аналітичним сервером. Дані можуть бути відправлені як запити на сервери бази даних та аналітики, а також відповіді можуть містити результати або підтвердження успішного отримання.

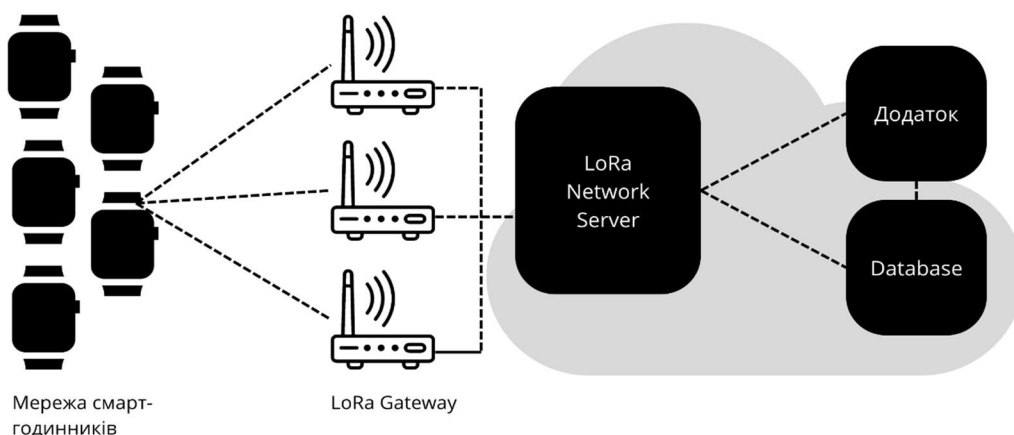


Рисунок 1 – Архітектура мережі

Таблиця 2 – Перелік необхідних датчиків у смарт-годиннику

Датчик	Опис
Пульс	Датчик пульсу в смарт-годиннику використовує фотоплетизмографію. За допомогою цього датчика вимірюється кількість пульсу за одиницю часу.
Сатурація	Датчик сатурації киснем використовує спектроскопію. Він використовує червоне та інфрачервоне світло для вимірювання кількості кисню, який знаходиться у крові. Цей датчик визначає відсоток кисню, зв'язаного з гемоглобіном у крові.
Артеріальний тиск	Датчик артеріального тиску використовує технологію п'єзоелектричного давача або манжети, що накачуються повітрям. Під час вимірювання датчик виявляє коливання артеріального тиску, які виникають під час серцевих скорочень.
Температура	Датчик температури використовує термістор або термопару для вимірювання теплового випромінювання тіла.

– Хмарна база даних: місце, де зберігаються дані, отримані від смарт-годинників. Хмарна база даних може забезпечити масштабованість та надійність для зберігання великих обсягів інформації.

– Сервер застосунків (Application Server): отримує дані від мережевого сервера та проводить аналіз за допомогою рекурентних нейронних мереж для визначення стану здоров'я солдата. Результати аналізу можуть бути використані для негайного реагування на стан солдата та прийняття рішень щодо його допомоги або евакуації.

– Доступ до даних солдата з телефону: додаток, який забезпечує медику доступ до даних солдатів, зібраних та проаналізованих сервером. Це може бути мобільний додаток або веб-інтерфейс, який дозволяє медику переглядати дані в реальному часі та отримувати сповіщення про критичні стани.

Передача даних відбуватиметься так:

1. Смарт-годинники надсилають дані через мережу LoRaWAN до шлюзів на полі бою.

2. Шлюзи отримують дані від смарт-годинників та передають їх до мережевого сервера, який керує мережею LoRaWAN.

3. Мережевий сервер пересилає отримані дані на хмарну базу даних для зберігання.

4. Сервер застосунків отримує дані з хмарної бази даних та проводить аналіз за допомогою RNN.

5. Результати аналізу передаються мобільному додатку медику, що дозволяє йому переглядати дані та приймати відповідні рішення.

Рекурентні нейронні мережі (RNN) – це тип штучних нейронних мереж, спеціально розроблених для роботи з послідовними даними, де значення в даний момент часу залежать від попередніх значень.

Ця особливість робить RNN ідеальними для прогнозування часових рядів, де історичні дані використовуються для прогнозування майбутніх значень, рис. 2 [9].

Основна відмінність RNN від інших типів нейронних мереж полягає в тому, що вони мають рекурентні зв'язки, які дозволяють інформації переноситися через часові кроки. Це означає, що вихідні значення з попередніх часових кроків використовуються як частина вхідних значень для поточного часового кроку. Однак, звичайні RNN можуть стикатися з проблемою втрати інформації на великих відстанях у часі, що обмежує їхню здатність до ефективного моделювання довгострокових залежностей [10].

Для вирішення цієї проблеми були розроблені декілька варіантів архітектур RNN, серед яких LSTM (Long Short-Term Memory). Одна з основних проблем звичайних RNN – втрата градієнту на великих відстанях у часі. Це означає, що модель здатна добре запам'ятовувати інформацію, яка знаходиться нещодавно, але починає забувати інформацію, яка знаходиться в далекому минулому.

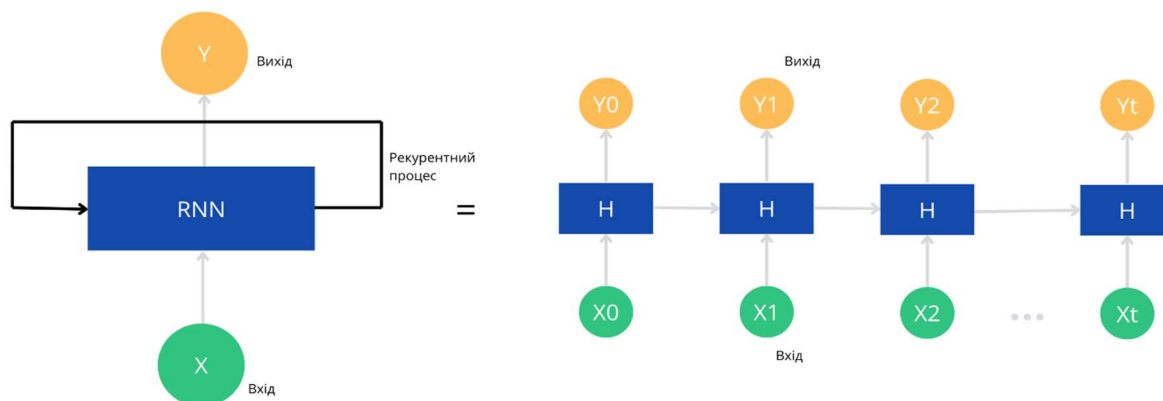


Рисунок 2 – Розгортка архітектури RNN

LSTM вирішує цю проблему за допомогою спеціальної структури, в якій інформація може легко переноситися через багато часових кроків. У випадку LSTM, ця структура складається з трьох основних «вентилів» (воріт): вентиля забуття, вентиля входу та вентиля виходу, кожен з яких контролює, яка інформація передається, а яка ігнорується (забувається) [11].

LSTM може ефективно запам'ятовувати та використовувати інформацію на довгі терміни, що робить її особливо корисною для роботи з послідовними даними, такими як текст або часові ряди, рис. 3.

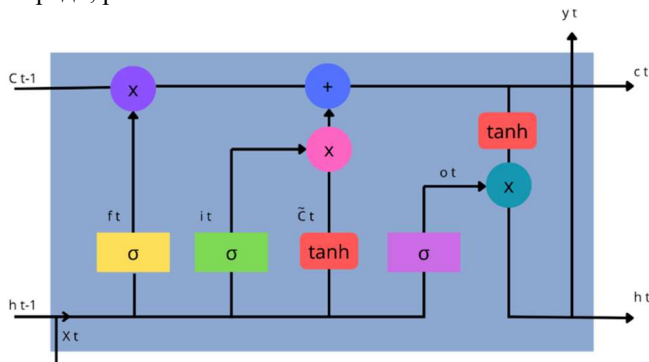


Рисунок 3 – Архітектура LSTM

З архітектури LSTM видно, що вона має три вентиля для контролю та регулювання стану комірки. Вентилі у LSTM використовують сигмоїдні функції активації, що означає, що вони видають значення від 0 до 1. Можна чітко відповісти, чи слід зберегти певну інформацію, чи краще забути її [12].

За допомогою вхідного, вихідного та вентиля забуття, LSTM може ефективно керувати потоком інформації, фільтрувати важливу, ігнорувати неважливу, а також зберігати довгострокові залежності.

Таким чином, LSTM є потужним інструментом для обробки послідовних даних. Його архітектура з вентиляними механізмами дозволяє ефективно управляти пам'яттю та довгостроковими залежностями в даних. LSTM здатний вирішувати проблему зникнення градієнту, що дозволяє йому тренуватися на довгих послідовностях.

Рекурентні нейронні мережі RNN та довгу короткочасну пам'ять LSTM підтримує мова програмування Python – високорівнева мова програмування загального призначення, яка здобула популярність завдяки своїй простоті, читабельності коду та широкому спектру застосувань.

Python має широкий спектр сторонніх бібліотек для різноманітних задач, включаючи наукові обчислення, веб-розробку, обробку даних, штучний інтелект та багато іншого. Наприклад, бібліотека NumPy використовується для обчислення

математичних операцій, бібліотека Pandas – для роботи з даними, а TensorFlow і PyTorch – для глибокого навчання.

Keras – це високорівнева бібліотека для роботи з нейронними мережами, яка написана на мові програмування Python [13]. Вона забезпечує інтерфейс для створення, навчання та оцінки різноманітних моделей глибокого навчання. Одна з головних переваг Keras – це високий рівень абстракції, що дозволяє швидко та легко створювати складні нейронні мережі з меншими зусиллями на налаштування.

Отримати реальні дані про стан бійців на полі бою вкрай складно через обмежену доступність таких даних. Це пов'язано з обмеженим доступом до таких даних та з відсутністю систем, які автоматично збирають та аналізують дані в реальному часі. Тому вирішенням цієї проблеми може бути створення власного синтетичного набору даних.

Синтетичні дані – це дані, які створюються шляхом моделювання або симуляції, а не збираються в реальному світі. Вони можуть бути використані для навчання та тестування моделей машинного навчання там, де реальні дані важко або неможливо отримати [14].

У випадку класифікації стану бійців на полі бою, де реальні дані можуть бути важкодоступними чи недостатніми, синтетичні дані є важливим інструментом. Вони дозволяють створити набір даних, який може відображати широкий спектр ситуацій та станів, з якими можуть стикатися бійці на полі бою. Використання синтетичних даних дозволить навчити нейронну мережу розпізнавати та класифікувати стан бійців на основі доступних параметрів, що важливо для їхнього здоров'я та безпеки.

Датафрейм містить синтетичні дані, зібрані впродовж доби з періодичністю 5 хвилин. Кожному бійцеві буде призначено діагноз, який вказуватиме на його стан. Для класифікації було створено такі класи: healthy, death, neuro_shock (нейрогенний шок), hemoragic_shock (геморагічний шок), lungs_inf (запалення легень).

Далі була розроблена та протестована модель, яка включає:

- Два послідовних LSTM шари для обробки тимчасових даних.
- Dropout шари для запобігання перенавчання.
- Повнозв'язний шар з активацією ReLU для додаткової нелінійної обробки.
- Повнозв'язний вихідний шар з активацією Softmax для багатокласової класифікації.

Результати навчання та валідації синтетичних даних представлено на рис. 4.

```

Epoch 1/10 85/85 0.3634 3s 10ms/step - accuracy: 0.7072 - loss: 0.9847 - val_accuracy: 0.8934 - val_loss:
Epoch 2/10 85/85 0.2905 1s 8ms/step - accuracy: 0.8815 - loss: 0.3767 - val_accuracy: 0.9177 - val_loss:
Epoch 3/10 85/85 0.2234 1s 8ms/step - accuracy: 0.9160 - loss: 0.2667 - val_accuracy: 0.9350 - val_loss:
Epoch 4/10 85/85 0.2066 1s 7ms/step - accuracy: 0.9298 - loss: 0.2201 - val_accuracy: 0.9333 - val_loss:
Epoch 5/10 85/85 0.2041 1s 7ms/step - accuracy: 0.9433 - loss: 0.1950 - val_accuracy: 0.9341 - val_loss:
Epoch 6/10 85/85 0.1693 1s 8ms/step - accuracy: 0.9223 - loss: 0.2411 - val_accuracy: 0.9558 - val_loss:
Epoch 7/10 85/85 0.1186 1s 9ms/step - accuracy: 0.9588 - loss: 0.1500 - val_accuracy: 0.9697 - val_loss:
Epoch 8/10 85/85 0.1350 1s 8ms/step - accuracy: 0.9608 - loss: 0.1529 - val_accuracy: 0.9541 - val_loss:
Epoch 9/10 85/85 0.1039 1s 8ms/step - accuracy: 0.9635 - loss: 0.1250 - val_accuracy: 0.9783 - val_loss:
Epoch 10/10 85/85 0.1331 1s 8ms/step - accuracy: 0.9714 - loss: 0.0994 - val_accuracy: 0.9593 - val_loss:

```

Рисунок 4 – Процес навчання нейронної мережі

Однак, варто зауважити, що ці результати є лише підтвердженням ефективності моделі на синтетичних даних, тому необхідно провести подальші дослідження на реальних даних для остаточного підтвердження її ефективності в реальних умовах.

Крім того, розроблено макети (mock-up) інтерфейсів для смарт-годинника та додатку для медиків. Створення макетів інтерфейсів для смарт-годинників та медичних додатків – це важливий етап у розробці програмного забезпечення, який допомагає визначити вигляд та функціональність продукту ще до початку фактичного програмування.

На рис. 5 представлено мокап інтерфейсу смарт-годинника, де відображаються останні зафіксовані показники.

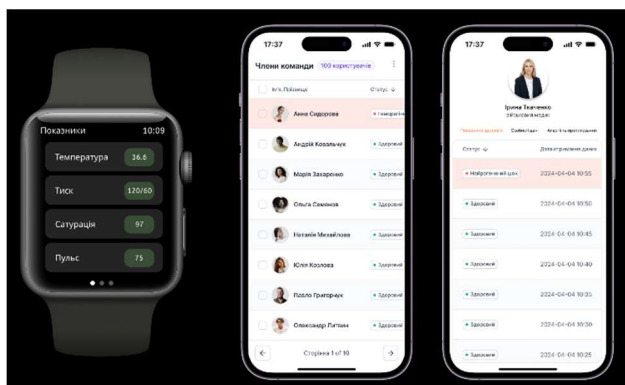


Рисунок 5 – Мокапи смарт-годинника та додатку медиків

Інтерфейс медика містить перелік усіх солдат, а також натиснувши на зображення солдата, можна переглянути більш детально інформацію про нього.

Висновки

1. У статті детально розглянуто проблему несвоєчасного надання медичної допомоги, що може

мати серйозні наслідки для пацієнтів. Аналіз «золотої години» підкреслив важливість оперативності у медичних втручаннях у критичних ситуаціях. Проаналізовано проблеми, пов'язані з нестачею часу в польових умовах, де доступ до медичних ресурсів та фахівців може бути обмеженим.

2. Представлено можливості використання сучасних технологій, таких як системи смарт-годинників та рекурентні нейронні мережі, для оптимізації надання медичної допомоги. Описано архітектуру мережі LoRaWAN, її складові та принципи роботи.

3. Проаналізовано рекурентні нейронні мережі та їхні переваги й недоліки. Досліджено концепцію та створено рекурентну нейронну мережу LSTM, що є потужним інструментом для аналізу та класифікації стану бійців на полі бою.

4. Незважаючи на досягнуті успіхи у дослідженні, існує потреба у подальших дослідженнях, особливо з використанням реальних даних для валідації розроблених моделей та систем. У подальшому можна розширити набір тестових сценаріїв для навчання моделі, використовуючи синтетичні дані, що дозволить забезпечити більш широке охоплення можливих ситуацій.

5. Крім того, розглядається можливість впровадження цієї системи не лише для військових ситуацій, а й для тренування та особистого використання. Отримавши дані від цих різноманітних джерел, можна провести відкалібрування системи та тестування її в більш складних та суворих умовах.

6. Розширення можливостей використання системи на основі синтетичних даних, її адаптація для різних сфер застосування та тестування в складних умовах є ключовими кроками для забезпечення успішного та ефективного впровадження даної системи.

Список літератури

1. Палій С., Ямковенко М., Шевченко Б., Матченко А. Прогнозування та запобігання медичних надзвичайних ситуацій на полі бою за допомогою мережі IoT смарт-годинників та RNN // Матеріали 1-ої Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні системи та технології: результати і перспективи» (IST 2024), 6 березня 2024 р. (Київ, Україна). Київ : ФІТ КНУТШ, 2024. С. 106–109.
2. Тактична медицина : веб-сайт. URL: <http://www.patrlot.od.ua/medicina-taktichna/>. (Дата звернення: 05.05.2024).
3. Про затвердження Загальних вимог щодо проведення медичного сортування постраждалих і хворих та форм медичної документації. Офіційний вебпортал парламенту України : веб-сайт. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0884-12#Text>. (Дата звернення: 05.05.2024).
4. Тактична медицина: Як діяти у разі поранень, травм та надавати першу допомогу. АрміяInform – Інформаційне агентство АрміяInform. URL: <https://armyinform.com.ua/2022/03/10/taktychna-medycyna-yak-diyaty-u-razi-poranen-travmta-nadavaty-pershu-dopomogu/>. (Дата звернення: 05.05.2024).
5. Kirillova K. Запорізький державний медичний університет Тема 8 : веб-сайт Шоки. *Scribd*. URL: <https://ru.scribd.com/document/606258028/Тема-8-Шоки>. (Дата звернення: 05.05.2024).
6. MSD Довідник версія для фахівців – MSD Manual Professional Edition. *MSD Manual Professional Edition* : веб-сайт. URL: <https://www.msmanuals.com/uk/professional/resourcespages/medical-content-in-ukrainian>. (Дата звернення: 05.05.2024).
7. Шок. *empendium.com* : веб-сайт. URL: <https://empendium.com/ua/chapter/B27.П.2.2..> (Дата звернення: 05.05.2024).
8. Технології та протоколи передачі даних на довгі відстані в IoT мережах : веб-сайт. URL: https://e-tk.lntu.edu.ua/pluginfile.php/20329/mod_resource/content/0/Тема%2012.%20Технології%20та%20протоколи%20передачі%20даних%20на%20довгі%20відстані%20в%20IoT%20мережах.pdf. (Дата звернення: 05.05.2024).
9. PhD^{ABD} R. E. Understanding Recurrent Neural Networks (RNNs). *LinkedIn: Log In or Sign Up* : веб-сайт. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/understanding-recurrent-neural-networks-rnns-rany-elhousieny-phdabd-62nyc/>. (Дата звернення: 05.05.2024).
10. Loss and Loss Functions for Training Deep Learning Neural Networks - MachineLearningMastery.com : веб-сайт. URL: <https://machinelearningmastery.com/loss-and-loss-functions-for-training-deep-learning-neural-networks>. (Дата звернення: 05.05.2024).
11. Time Series Predictions with RNNs. *The Complete Data Development Platform for AI | Encord* : веб-сайт. URL: <https://encord.com/blog/time-series-predictions-with-recurrent-neural-networks>. (Дата звернення: 05.05.2024).
12. Thakur D. LSTM and its equations. *Medium*. : веб-сайт. URL: <https://medium.com/@divyanshu132/lstm-and-its-equations-5ee9246d04af>. (Дата звернення: 05.05.2024).
13. Welcome to Python.org. *Python.org* : веб-сайт. URL: <https://www.python.org/about/>. (Дата звернення: 05.05.2024).
14. Що таке синтетичні дані? | Синто. *Synthetic data software* : веб-сайт. URL: <https://www.syntho.ai/uk/what-is-synthetic-data>. (Дата звернення: 05.05.2024).
15. Білощицький А. О., Дехтяренко О. В., Палій С. В. Способи пошуку неточних дублікатів зображень в наукових роботах. *Збірник наукових праць "Управління розвитком складних систем"*. Київ : КНУБА, 2015. № 21. С. 149–155.
16. Цюцюра С. В., Терейковський І. А., Палій С. В. Застосування нейронних мереж для розпізнавання «ідеального співрозмовника» серед користувачів соціальних мереж. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Полтава : ПолтНТУ, 2013. Вип. 4 (28). С. 123–126.

Стаття надійшла до редколегії 15.08.2025

Paliy SergiyPhD (Engin.), Associate Professor of the Department of Information Systems and Technologies,
<https://orcid.org/0000-0001-9742-1116>

Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv

Yamkovenko MaksymStudent of the Department of Information Systems and Technologies, <https://orcid.org/0009-0004-6882-9277>

Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv

Matchenko ArturStudent of the Medical and Pharmaceutical University, <https://orcid.org/0009-0003-8647-402X>

Zaporizhzhia State Medical and Pharmaceutical University, Zaporizhzhia

Gladka Myroslava

PhD in Technical Science, Associate Professor of the Department of Information Systems and Technologies,

<https://orcid.org/0000-0001-5233-2021>

Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv

OPTIMIZING HEALTHCARE DELIVERY TIME ON THE BATTLEFIELD USING AN IOT SMART WATCH NETWORK AND RNN LSTM

Abstract. In military environments, emergencies, including combat injuries, are an integral part of combat operations. One of the main causes of soldier casualties on the front line is delayed medical assistance. Even when medical personnel arrive on time, they have a limited period known as the "golden hour" to provide quality and effective medical care. To enhance the efficiency of patient assessments in situations with limited time and resources, modern technologies and data analysis methods can be utilized.

Specifically, smartwatches can be used to collect and transmit real-time data on a patient's physiological parameters. These data can include heart rate, body temperature, blood oxygen level, blood pressure, and other vital indicators. The collected data can be analyzed using recurrent neural networks (RNNs), which are capable of identifying patterns and correlations between different physiological parameters and the patient's condition. Based on this analysis, a preliminary diagnosis can be established, aiding medical personnel in more quickly and accurately assessing the patient's condition and making appropriate decisions. Additionally, the medic will have the ability to view the patient's health indicators in real-time. Before reaching the patient in the field, the medic will have an understanding of what has happened to the patient and know their current physiological indicators, thanks to the real-time data collection and analysis system. This approach helps reduce the time required to provide medical care while simultaneously increasing the likelihood of successful medical intervention. The obtained data can be used by medics to implement a medical triage system, allowing them to prioritize their efforts and resources. The aim of the article is to demonstrate an emergency management system in a military environment based on the Internet of Things (IoT) and machine learning methods—recurrent neural networks; to improve the efficiency of providing medical assistance to injured soldiers in the field; to reduce response time to emergencies; and to increase the survival chances of injured soldiers. Overall, the research highlights key aspects of optimizing medical assistance in situations with limited resources and time, and identifies ways for further development and implementation of technological innovations to enhance the effectiveness of this process.

Keywords: *IoT solution; smartwatch; time series; RNN; LSTM; LoRaWAN*

References

1. Paliy, S., Yamkovenko, M., Shevchenko, B., & Matchenko, A. (2024). Prediction and prevention of medical emergencies on the battlefield using IoT smartwatch network and RNN. In *Materials of the 1st International Scientific and Practical Conference "Information Systems and Technologies: Results and Prospects" (IST 2024), March 6, 2024 (Kyiv, Ukraine)* (pp. 106–109). FIT KNUTSH.
2. Tactical medicine: Website. (n.d.). URL: <http://www.patrlot.od.ua/medicina-taktichna/>.
3. On the approval of the General requirements for conducting medical triage of injured and sick people and forms of medical documentation. (n.d.). *Official Website of the Parliament of Ukraine*. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0884-12#Text>.
4. Tactical medicine: How to act in case of wounds, injuries and provide first aid. (2022, March 10). *ArmiyaInform – ArmiyaInform information agency*. URL: <https://armyinform.com.ua/2022/03/10/taktychna-medyczyna-yak-diyaty-u-razi-poranen-travm-ta-nadavaty-pershu-dopomogu/>.
5. Kirillova, K. (n.d.). Zaporizhzhia State Medical University topic 8: Shocks. *Scribd*. URL: <https://ru.scribd.com/document/606258028/Тема-8-Шоки>.
6. MSD manual version for specialists - MSD manual professional edition. (n.d.). *MSD Manual Professional Edition*. URL: <https://www.msmanuals.com/uk/professional/resourcespages/medical-content-in-ukrainian>.
7. Shock. (n.d.). *Empendium.com*. URL: <https://empendium.com/ua/chapter/B27.II.2.2..>
8. Technologies and protocols for long-distance data transmission in IoT networks: website. (n.d.). URL: https://e-tk.intu.edu.ua/pluginfile.php/20329/mod_resource/content/0/Тема%2012.%20Technologies%20and%20protocols%20data%20transmission%20over%20long%20distances%20%20IoT%20networks.pdf.
9. PhD^{AD} R. E. (n.d.). *Understanding recurrent neural networks (RNNs)*. LinkedIn. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/understanding-recurrent-neural-networks-rnns-rany-elhousieny-phd^{AD}-62nyc/>.
10. Loss and loss functions for training deep learning neural networks. (n.d.). *MachineLearningMastery.com*. URL: <https://machinelearningmastery.com/loss-and-loss-functions-for-training-deep-learning-neural-networks>.
11. Time series predictions with RNNs. (n.d.). *The Complete Data Development Platform for AI | Encord*. URL: <https://encord.com/blog/time-series-predictions-with-recurrent-neural-networks>.
12. Thakur, D. (n.d.). *LSTM and its equations*. Medium. URL: <https://medium.com/@divyanshu132/lstm-and-its-equations-5ee9246d04af>.
13. Welcome to Python.org. (n.d.). *Python.org*. URL: <https://www.python.org/about/>.
14. What is synthetic data? | Shinto. (n.d.). *Synthetic data software*. URL: <https://www.syntho.ai/uk/what-is-synthetic-data>.
15. Biloshchytskyi, A. O., Dikhtiarenko, O. V., & Paliy, S. V. (2015). Searching for partial duplicate images in scientific works. *Management of Development of Complex Systems*, 21, 149–155.
16. Tsiutsiura, S. V., Tereikovskiy, I. A., & Paliy, S. V. (2013). Application of neural networks for recognizing "the ideal interlocutor" among social network users. *Control, Navigation and Communication Systems*, (4 (28)), 123–126.

Посилання на публікацію

- APA Paliy, S., Yamkovenko, M., Matchenko, A., & Gladka, M. (2025). Optimizing healthcare delivery time on the battlefield using an IoT smart watch network and RNN LSTM. *Management of Development of Complex Systems*, 63, 158–166, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.158-166](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.158-166).
- ДСТУ Палій С. В., Ямковенко М. О., Матченко А. Д., Гладка М. В. Використання IoT-мережі смарт-годинників та RNN LSTM для зменшення часу надання медичної допомоги на полі бою. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2025. № 63. С. 158 – 166, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.158-166](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.158-166).