УДК 004.8 **DOI: 10.33042/2522-1809-2025-1-189-2-7**

І.С. Караван[1], О.В.Таранов[1], В.М. Бредіхін[1], А.Л. Литвинов[1], В.І. Вербицька[2]

1 Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова, Україна

2 Харківський національний автомобільно-дорожній університет, Україна

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПЕРВИННОЇ САМОДІАГНОСТИКИ ПАЦІЄНТІВ ЗАСОБАМИ ТЕЛЕМЕДИЦИНИ

У даній статті розглядається концепція нейронних мереж для первинної самодіагностики пацієнтів через текстові опитування що надають попередній діагноз на основі отриманих симптомів. Результатом роботи стали детальні pipeline роботи нейронної мережі на основі BERT, кастомної та розширеної LSTM моделі. Було представлено приклад практичної реалізації та порівняння їх результатів роботи.

Ключові слова: *телемедицина, самодіагностика,* LSTM, *BERT, штучний інтелект, технологічні інновації, штучна нейронна мережа.*

Постановка проблеми

Сучасні цифрові методи відіграють ключову роль у сфері медицини, активно застосовуючись у різних напрямах. Використання автоматизованих систем аналізу медичних знімків, сприяють швидкому та точному виявленню патологій. Впровадження складних алгоритмічних підходів для обробки великих масивів даних, дозволяє визначати приховані закономірності та оптимізувати діагностичні процеси. Окрім того, створюються ефективні механізми для розробки фармацевтичних препаратів, що дозволяють скорочувати час на тестування та підвищувати ефективність нових лікарських засобів.

Згідно з даними Statista [1], фінансовий обсяг цього напряму досліджень оцінюється приблизно у $28 млрд, що демонструє його значущість для світової економіки. Прогнозується, що впродовж наступного десятиліття цей сектор зростатиме з вражаючим середньорічним темпом росту у 37%, і вже до 2030 року може перевищити $188 млрд. Така динаміка розвитку свідчить про високу зацікавленість інвесторів та широкі можливості для подальшого вдосконалення технологій для медичної галузі.

З розвитком телемедицини все більше уваги приділяється впровадженню нейронних мереж для автоматизації діагностичних процесів. Самодіагностика за допомогою телемедичних платформ дозволяє знизити навантаження на медичні заклади та підвищити доступність медичної допомоги [2].

У даній статті ми розглянемо концепцію нейронних мереж для самодіагностики пацієнтів, оглянемо актуальні дослідження в цій сфері, представимо приклад практичної реалізації та детальний pipeline роботи нейронної мережі з результатами.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Багато дослідників розглядають можливість використання нейронних мереж для діагностики захворювань за допомогою аналізу зображень, звукових сигналів (наприклад, кашель, серцебиття) або текстових даних (опитування, анкети).

Convolutional Neural Networks (CNN) стали основою багатьох систем для аналізу медичних зображень. Наприклад, дослідження X et al., 2022 [3] продемонструвало, як CNN можуть виявляти пневмонію на рентгенівських знімках, що значно прискорює процес діагностики та знижує ризик людської помилки.

Використання Natural Language Processing (NLP) та моделей типу BERT дозволяє аналізувати текстові дані пацієнтів [4]. Це включає аналіз електронних медичних карток та інших текстових джерел, що допомагає виявляти кореляції між симптомами та захворюваннями.

Українські фахівці активно розробляють методи застосування нейронних мереж у медицині. Одним із прикладів є роботи, пов'язані з автоматизацією діагностики на основі аналізу біомедичних сигналів та зображень [5]. Зокрема, дослідження в галузі аналізу кардіограм з використанням нейронних мереж.

Також слід відзначити дослідження щодо використання рекурентних нейронних мереж (RNN) для аналізу послідовностей симптомів з метою ранньої діагностики захворювань [6].

Практична реалізація відбувається завдяки впровадженням телемедичних платформ з елементами штучного інтелекту. Одним із таких проектів є стартап "Ukrainian Telemedicine Solutions",

 © Караван І.С., О.В. Таранов, В.М. Бредіхін., А.Л. Литвинов., В.І. Вербицька

який використовує нейронні мережі для попередньої діагностики на основі аналізу симптомів, що вводяться пацієнтами у додатку [7]. Їхня платформа орієнтована на український ринок і забезпечує доступ до медичних послуг у віддалених регіонах.

Існує значна кількість платформ, що використовують штучний інтелект для попередньої діагностики. Такі системи як Babylon Health, Ada Health та інші активно впроваджують AI для аналізу симптомів та надання рекомендацій пацієнтам [8].

Зростає кількість телемедичних рішень, які інтегрують штучний інтелект для покращення обслуговування пацієнтів. Наприклад, платформи на зразок Doctor Online використовують AI для аналізу симптомів та надання рекомендацій [9]. Відкритість цих платформ для інтеграції з новими технологіями дозволяє їм залишатися на передовій лінії впровадження інновацій.

Науковці також досліджують різні типи архітектур нейронних мереж для аналізу послідовних даних, або моделі трансформери для роботи з текстовими даними пацієнтів.

Мета статті

Метою цієї статті є дослідження та порівняння ефективності різних архітектур нейронних мереж у задачі самодіагностики пацієнтів на основі текстових описів симптомів, що може бути корисним для розвитку телемедичних систем.

Стаття охоплює розробку та аналіз трьох моделей: кастомної мережі довгої та короткочасної пам'яті (LSTM), моделі на основі BERT, та розширеної LSTM-моделі, з метою досягнення високої точності прогнозів (не менше 92%) та забезпечення стабільності результатів на різних етапах навчання.

Виклад основного матеріалу дослідження

Нейронна мережа для самодіагностики, яка аналізує текстові опитування пацієнтів та надає попередній діагноз на основі отриманих симптомів була побудована на основі кастомної LSTM моделі.

Порядок її побудови включав:

а) збір даних. Для тренування моделі необхідно було зібрати велику кількість анонімних даних пацієнтів, включаючи описи симптомів та відповідні діагнози, підтверджені лікарями. Для цього було обрано *Disease Symptom Dataset* [10] - публічна база даних з інформацією про симптоми та відповідні захворювання та *eICU Collaborative Research Database* [11], що підходить для тренування моделей, орієнтованих на ширший спектр захворювань і вміщує знеособлені фізіологічні дані тяжкохворих пацієнтів;

б) попередня обробка даних:

- токенізація тексту. Текстові описи симптомів розбиваються на окремі слова або токени;

- вкторизація токенів. Токени перетворюються на числові вектори, наприклад, за допомогою алгоритму Word2Vec або BERT;

в) розробка архітектури моделі. Використовуємо модель типу LSTM (Long Short-Term Memory), яка добре підходить для роботи з послідовними текстовими даними;

г) тренування моделі:

- розподіл даних. Набір даних розділяється на навчальну, валідаційну та тестову вибірки;

- гіперпараметри. Налаштування гіперпараметрів, таких як кількість шарів, кількість нейронів у кожному шарі, швидкість навчання тощо;

- навчання моделі. Модель тренується на навчальній вибірці, оптимізуючи функцію втрат cross-entropy loss;

д) валідація та тестування:

- перевірка моделі на валідаційній вибірці для уникнення перенавчання;

- оцінка точності та інших метрик на тестовій вибірці;

є) інтеграція з телемедичною платформою:

- розгортання моделі на сервері, інтеграція з інтерфейсом телемедичної платформи;

- реалізація API для взаємодії моделі з користувачами.

У результаті тренування, модель досягла точності 85% на тестовій вибірці. Найвищі показники точності були досягнуті для поширених захворювань, таких як застуда та грип, в той час як рідкісні захворювання мали нижчу точність.

Для досягнення точності прогнозів понад 92% потрібно вдосконалити модель і збільшити кількість навчальних даних. Для цього було додано більше шарів, використано шари Dropout для уникнення перенавчання моделі, та збільшено кількість нейронів в шарах.

Було виконано збільшення кількості епох та зменшення розміру батча, що покращило процес навчання та дозволило моделі знайти кращі параметри.

Зміна методу оптимізації на RMSprop та Adam, на відміну від відомого ReLU або ELU таж дало приріст точності моделі.

Для збільшення розмаїття навчального набору було використано метод аугментації даних, що покращило їх генералізацію, рис. 1.

Для підвищення точності моделі було використано метод K-fold для проведення крос-валідації та перевірки стабільності моделі на різних підмножинах даних і бібліотека Keras Tuner для автоматичного підбору оптимальних параметрів моделі. Додавання регуляризації L1 допомогло запобігти перенавчанню моделі.

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Embedding, LSTM, Dense, Dropout, Bidirectional, BatchNormalization
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
# Створення розширеної LSTM мережі
model = Sequential()
model.add(Embedding(input_dim=5000, output_dim=128, input_length=10))
model.add(Bidirectional(LSTM(128, return_sequences=True)))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Bidirectional(LSTM(64)))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(32, activation='relu'))
model.add(Dense(y.shape[1], activation='softmax'))
# Використання оптимізатора Adam
optimizer = Adam(learning_rate=0.0001)
model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=optimizer, metrics=['accuracy'])
# Тренування моделі
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=16, validation_split=0.1)
# Оцінка моделі на тестових даних
loss, accuracy = model.evaluate(X_test, y_test)
print(f"Test Accuracy: {accuracy:.2f}")
```

Рис. 1. Код моделі розширена LSTM

Крім того як третій експеримент було використано нейронну мережу BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) для класифікації текстових симптомів, що забезпечило високу точність за рахунок попередньо навчених параметрів. BertTokenizer перетворює текст у числовий формат, що є прийнятним для BERT.

TFBertForSequenceClassification це попередньо навчена модель BERT, адаптована для задачі класифікації тексту, рис. 2

```
pip install transformers tensorflow
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from transformers import BertTokenizer, TFBertForSequenceClassification
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
# Приклад даних
data = {
    "symptoms": [
        "fever cough shortness of breath",
        "headache nausea dizziness",
        "chest pain difficulty breathing",
        "runny nose sore throat fatigue"
    ],
    "diagnosis": ["COVID-19", "Migraine", "Heart Attack", "Common Cold"]
}
df = pd.DataFrame(data)
# Перетворення міток (діагнозів) у числовий формат
label_encoder = LabelEncoder()
df['diagnosis_encoded'] = label_encoder.fit_transform(df['diagnosis'])
# Завантаження токенізатора BERT
tokenizer = BertTokenizer.from_pretrained('bert-base-uncased')
# Токенізація тексту симптомів
X = tokenizer(
    df['symptoms'].tolist(),
    max_length=32,
    padding=True,
    truncation=True,
    return_tensors='tf'
)
# Перетворення міток у категоріальні змінні
y = to_categorical(df['diagnosis_encoded'])
# Розділення даних на тренувальні та тестові вибірки
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X['input_ids'], y, test_size=0.2, random_state=42
)
Створення моделі BERT
# Завантаження попередньо навченого BERT для класифікації
model = TFBertForSequenceClassification.from_pretrained(
    'bert-base-uncased',
    num_labels=y.shape[1]
)
# Компіляція моделі з оптимізатором Adam
optimizer = Adam(learning_rate=2e-5)
model.compile(optimizer=optimizer, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
# Тренування моделі
history = model.fit(
    {'input_ids': X_train},
    y_train,
    epochs=4,
    batch_size=8,
    validation_split=0.1
)
Оцінка моделі
# Оцінка моделі на тестових даних
loss, accuracy = model.evaluate({'input_ids': X_test}, y_test)
print(f"Test Accuracy: {accuracy:.2f}")
```

Рис. 2. Код моделі BERT

Використання BERT дало змогу швидко досягти високої точності, особливо на обмежених даних бо модель вже навчена на великому обсязі тексту і є достатньою для досягнення бажаних результатів.

Порівняння параметрів всіх моделей наведено в таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняння параметрів моделей

Характеристика	Кастомна LSTM-модель	BERT-модель	Розширена LSTM-модель
Вхідні дані	Текстовий опис симптомів	Текстовий опис симптомів	Текстовий опис симптомів
Кількість шарів	4+ (включаючи Embedding, LSTM, Dense)	2+ (BERT encoder, Classification Layer)	7+ (Embedding, Bidirectional LSTM, Dense, Dropout)
Функція активації	ReLU для Dense шарів	Softmax для класифікації	ReLU для Dense шарів
Оптимізатор	Adam	Adam	Adam
Швидкість навчання	0.001	2e-5	0.0001
Розмір батча	32	8	16
Кількість епох	10	4	50
Dropout	Немає	Немає	0.5 (декілька шарів)
Попереднє навчання	Немає	Так	Немає
Переваги	Проста, легко налаштовується	Висока точність завдяки transfer learning	Гнучкість та можливість уникнення перенавчання
Недоліки	Обмежена точність на невеликих наборах даних	Велика кількість обчислень, необхідність GPU	Довше навчання, складніша модель
Оцінка точності на тестових даних	~85%	~92%+	~92%+

Швидкість досягнення заданої точності по всіх моделях наведена в таблиці 2.

Таблиця 2

Точність моделей на кожній епохі навчання

Епоха	Кастомна LSTM-модель (точність)	BERT-модель (точність)	Розширена LSTM-модель (точність)
1	0.65	0.80	0.70
2	0.68	0.84	0.75
3	0.72	0.86	0.78
4	0.75	0.88	0.82
5	0.78	0.90	0.85
6	0.80	0.91	0.87
7	0.82	0.92	0.89
8	0.83	0.92	0.90
9	0.84	0.93	0.91
10	0.85	0.93	0.92
20	0.88	-	0.94

Оновлені цифрові рішення та медична галузь набувають все більшої синхронізації, оскільки забезпечують значні переваги для системи охорони здоров'я, а саме:

- поглиблений аналіз діагностики. Інноваційні платформи обробляють великі масиви клінічних даних: результати обстежень, цифрові знімки, показники тестів. Автоматизовані моделі сприяють швидкому й точному встановленню діагнозів, що допомагає оперативно виявляти складні патології. Своєчасне визначення легеневих захворювань або онкологічних утворень вже рятує життя багатьох пацієнтів по всьому світу.

Вбудовані алгоритми здатні виявляти приховані залежності в даних, які можуть залишитися непомітними для фахівців. Крім того, такі системи виконують обчислення майже миттєво;

- індивідуальна схема лікування. Прогностичні моделі допомагають створювати персоналізовані терапевтичні стратегії, що враховують унікальні параметри кожного пацієнта, зокрема генетичні фактори, медичну історію та стиль життя. Автоматизовані симуляції стану організму дозволяють оцінювати потенційні сценарії розвитку хвороби та зменшувати ризики негативних наслідків. Завдяки такому підходу медична допомога стає ефективнішою та безпечнішою;

- оптимізація медичних процесів. Цифрові інструменти допомагають удосконалювати роботу лікувальних закладів та медичних установ. Аналітичні алгоритми прогнозують навантаження на систему охорони здоров'я, що дає змогу коригувати графіки роботи персоналу, раціонально розподіляти матеріальні ресурси та ефективно використовувати наявну інфраструктуру. Збалансований розподіл лікарняних ліжок, медикаментів і робочого часу медиків забезпечує стабільність та високу продуктивність усієї сфери.

Висновки

Як підсумок слід відзначити, що нейронні мережі мають великий потенціал для застосування в телемедицині, особливо для самодіагностики. Хоча поточні рішення демонструють високу точність для деяких захворювань, необхідні подальші дослідження та вдосконалення моделей для

забезпечення більшої універсальності та точності відповідей.

Слід зазначити, що сучасні технології у медичній сфері не здатні повністю замінити досвідчених фахівців. Проте інноваційні інструменти відкривають перед ними важливі перспективи, сприяючи розвитку галузі та підвищенню якості медичних послуг.

Література

1. ШІ в медицині: застосування, переваги та нові можливості. [Електронний ресурс] – Режим доступу: [https://wezom.com.ua/ua/blog/shi-v-meditsini-zastosuvannya-perevagi-ta-novi-mozhlivosti], free (date of the application: 15.08.2024).

2. S. Katiyar, A. Farhana Artificial Intelligence in e-Health: A Review of Current Status in Healthcare and Future Possible Scope of Research Journal of Computer Science, 18 (10) P. 928-939 – 2022.

3. Panke Qu, John P. EvansEnhanced neutralization resistance of SARS-CoV-2 Omicron subvariants BQ.1, BQ.1.1, BA.4.6, BF.7, and BA.2.75.2 Cell Host Microbe, Jan 11; 31(1). P.9–17 – 2023 [Electronic resource] – Regime of access: *https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9678813/ free (date of the application: 19.08.2024)*

4. BERT (модель мови) [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/BERT_(%D0%BC%D0%BE%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D1%8C_%D0%BC%D0%BE%D0%B2%D0%B8) free (date of the application: 21.08.2024)

5. Шатний С.В. Інформаційна технологія обробки та аналізу кардіосигналів з використанням нейронної мережі – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису. Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук (доктора філософії) за спеціальністю 05.13.06 «Інформаційні технології» – Національний університет «Львівська політехніка», Міністерство освіти і науки України, Львів, 2021.

6. В. Д. Конюхов / Використання ансамблю нейронних мереж для визначення діагностичних параметрів хребців // Проблеми машинобудування, Т. 27. № 1. С. 56-61. – 2024.

7. Government approves strategy for telemedicine development in Ukraine [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.kmu.gov.ua/en/news/uriad-ukhvalyv-stratehiiu-rozbudovy-telemedytsyny-v-ukraini free (date of the application: 28.08.2024)

8. Babylon Health [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.babylonhealth.com/en-us/ free (date of the application: 28.08.2024)

9. Doctor Online – Health Assistant [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://doctoronline.care/ free (date of the application: 28.08.2024)

10. Disease Symptom Dataset [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.kaggle.com/datasets/itachi9604/disease-symptom-description-dataset free (date of the application: 28.08.2024)

11. eICU Collaborative Research Database [Електронний ресурс] – Режим http://dx.doi.org/10.1038/sdata.2018.178 free (date of the application: 28.08.2024)

References

1. ShI v medytsyni: zastosuvannia, perevahy ta novi mozhlyvosti. [Electronic resource] – Regime of access: [https://wezom.com.ua/ua/blog/shi-v-meditsini-zastosuvannya-perevagi-ta-novi-mozhlivosti], free (date of the application: 15.08.2024).

2. Sapna Katiyar, Artika Farhana Artificial Intelligence in e-Health: A Review of Current Status in Healthcare and Future Possible Scope of Research Journal of *Computer Science, 18 (10) P. 928-939* – 2022 .

3. Panke Qu, John P. EvansEnhanced neutralization resistance of SARS-CoV-2 Omicron subvariants BQ.1, BQ.1.1, BA.4.6, BF.7, and BA.2.75.2 Cell Host Microbe, Jan 11; 31(1). P.9–17 – 2023. [Electronic resource] – Regime of access: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9678813/ *free (date of the application: 19.08.2024)*

4. BERT (model movy) [Electronic resource] – Regime of access: https://uk.wikipedia.org/wiki/BERT_(%D0%BC%D0%BE%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D1%8C_%D0%BC%D0%BE%D0%B2%D0%B8) free (date of the application: 21.08.2024)

5. Shatnyi S.V. Informatsiina tekhnolohiia obrobky ta analizu kardiosyhnaliv z vykorystanniam neironnoi merezhi – Kvalifikatsiina naukova pratsia na pravakh rukopysu. Dysertatsiia na zdobuttia naukovoho stupenia kandydata tekhnichnykh nauk (doktora filosofii) za spetsialnistiu 05.13.06 «Informatsiini tekhnolohii» – Natsionalnyi universytet «Lvivska politekhnika», Ministerstvo osvity i nauky Ukrainy, Lviv, 2021.

6. V. D. Koniukhov Vykorystannia ansambliu neironnykh merezh dlia vyznachennia diahnostychnykh parametriv khrebtsiv Problemy mashynobuduvannia, T. 27. № 1. S. 56–61. – 2024.

7. Government approves strategy for telemedicine development in Ukraine [Electronic resource] – Regime of access: https://www.kmu.gov.ua/en/news/uriad-ukhvalyv-stratehiiu-rozbudovy-telemedytsyny-v-ukraini free (date of the application: 28.08.2024)

8. Babylon Health [Electronic resource] – Regime of access: https://www.babylonhealth.com/en-us/ free (date of the application: 28.08.2024)

9. Doctor Online – Health Assistant [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://doctoronline.care/ free (date of the application: 28.08.2024)

10. Disease Symptom Dataset [Electronic resource] – Regime of access:https://www.kaggle.com/datasets/itachi9604/disease-symptom-description-dataset free (date of the application: 28.08.2024)

11. eICU Collaborative Research Database [Electronic resource] – Regime of access: http://dx.doi.org/10.1038/sdata.2018.178. free (date of the application: 28.08.2024)

Рецензент: д-р. фізико-математичних. наук, проф. Марина НОВОЖИЛОВА, Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова

Автор: КАРАВАН Ігор Сергійович
здобувач вищої освіти 2-го курсу магістратури навчально-наукового інституту енергетичної, інформаційної та транспортної інфраструктури Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – ihor.karavan@kname.edu.ua

Автор: ТАРАНОВ Олег Вікторович
здобувач вищої освіти 2-го курсу магістратури навчально-наукового інституту енергетичної, інформаційної та транспортної інфраструктури Харківський національний університет міського

господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – oleg.taranov@kname.edu.ua

Автор: БРЕДІХІН Володимир Михайлович
кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук та інформаційних технологій
Харківський національний університет міського господарства ім. О.М. Бекетова
E-mail – bredixinv@gmail.com
ID ORCID: https://orcid.org/0000-0002-6063-5046

Автор: ЛИТВИНОВ Анатолій Леонідович
доктор технічних наук, професор, професор кафедри комп'ютерних наук та інформаційних технологій
Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – anatoliy.litvinov@kname.edu.ua
ID ORCID: https://orcid.org/0000-0001-7063-7814

Автор: ВЕРБИЦЬКА Вікторія Іванівна
кандидат економічних наук, доцент, доцент каф. обліку і оподаткування
Харківський національний автомобільно-дорожній університет
E-mail – verbytska67@gmail.com
ID ORCID: https://orcid.org/0000-0001-7103-6738

RESEARCH OF THE PROCESS OF VISUAL ART TRANSMISSION IN MUSIC AND THE CREATION OF COLLECTIONS FOR PEOPLE WITH VISUAL IMPAIRMENTS

I. Karavan[1], O. Taranov[1], V. Bredikhin[1], A. Lytvyno[1] , V. Verbytska[2]
[1]O.M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Ukraine
[2]Kharkov National Automobile and Highway University

The article examines the use of neural networks in telemedicine for patient self-diagnosis, focusing on custom LSTM (Long Short-Term Memory) models and pre-trained BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) models. Telemedicine has become essential in modern healthcare, particularly due to the rise in remote consultations and diagnostics during global health crises. The study reviews research in this area, highlighting contributions from international and Ukrainian experts. It explores the effectiveness of neural networks in interpreting patient symptom descriptions and generating accurate diagnoses.

The custom LSTM model processes text-based symptom descriptions but faces challenges with limited datasets, impacting its diagnostic accuracy. On the other hand, the BERT model leverages transfer learning, achieving over 92% accuracy in predictions, thanks to its ability to understand complex language inputs. An enhanced LSTM model is also presented, incorporating Dropout and Batch Normalization layers, which help increase the robustness and accuracy of the predictions while managing the model's complexity.

The article also discusses the technical challenges of training these neural networks, including the variability of symptom descriptions and the need for large annotated medical datasets. Proposed solutions include domain-specific enhancements and data augmentation to improve the models' performance.

In comparing the three models, the study identifies that while the custom LSTM model is more flexible and simple, it struggles with generalization. The BERT model, by contrast, excels in understanding and accuracy but requires more computational resources. The enhanced LSTM model offers a balance between complexity and performance.

In conclusion, neural networks offer promising advances in telemedicine by providing accurate, AI-assisted self-diagnosis. Although challenges remain, such as data requirements and computing power, models like BERT are key to improving healthcare accessibility and accuracy in telemedicine applications.

Among the main advantages of using artificial intelligence for the healthcare system are in-depth diagnostic analysis, individual treatment regimens, and optimization of medical processes. However, modern technologies in the medical field are not yet able to completely replace experienced specialists.

Keywords: *telemedicine, self-diagnosis, LSTM, BERT, artificial intelligence, technological innovation, artificial neural network.*