МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Київський національний університет імені Тараса Шевченка
Інститут філології
Кафедра української мови та прикладної лінгвістики

Моделювання намірів користувача в усному діалозі між людиною та мобільним роботом

Кваліфікаційна робота
освітнього ступеня «бакалавр»
за спеціальністю 035 «Філологія»,
спеціалізацією 035.10 «Прикладна лінгвістика»,
галузі знань 03 «гуманітарні науки»
ОПП «Прикладна (комп'ютерна) лінгвістика та англійська мова»
Валерії ДЛУГАШ

Науковий керівник:
Валентина РОБЕЙКО
Рецензент:
канд. техн. наук Микола САЖОК

Київ – 2021

ЗМІСТ

ВСТУП

XXI століття, а особливо початок його третьої декади, можна схарактеризувати тим, що роботи виконують значний відсоток роботи, яку раніше виконували люди. Змінились технології та змінилась психологія людей: тепер вони автоматизують навіть те, що, здавалося б, автоматизувати не можна, щоб економити дорогоцінний час та ресурси. Сервісна робототехніка – це клас роботів із різноманітними конструктивними рішеннями й принципами реалізації системи управління, що динамічно розвивається. Згідно з класифікацією Міжнародної федерації робототехніки [26], сервісні роботи призначені для виконання корисних для людини професійних і побутових задач. Ми оточені сервісною робототехнікою настільки, що домогосподарки тепер не миють підлогу, а вмикають робот-пилосос, а сучасні діти віком п’яти-шести років уже відвідують заняття на дитячих курсах із робототехніки [7].

Надзвичайно популярними є роботи, які виконують свою роботу автономно — без втручання людини. Такі роботи можуть працювати навіть у невизначених динамічних обставинах – у цьому полягає їх “інтелектуальність” [4]. З’являється проблема розвитку технологій усного діалогу між людиною та машиною.

У світі вже представлена велика кількість систем, що демонструють інтелектуальне розуміння природної мови. Яскравими представниками діалогових систем є такі голосові помічники як Siri (Apple), Alexa (Amazon), Cortana (Microsoft), Google Assistant [16]. Науково-фантастичні фільми прогнозують таке майбутнє, де системи усного діалогу будуть настільки інтелектуально довершеними, що замінять спілкування з людиною. Але реальний стан технологій усного діалогу говорить нам про те, що до такого майбутнього ще далеко, а отже, є над чим працювати. Саме активним розвитком галузі мовленнєвих інформаційних технологій,

робототехніки та штучного інтелекту (як у світі, так і в Україні) зумовлена **актуальність** цієї роботи.

Мета роботи – розробити мовленнєвий корпус та створити класифікатор намірів користувача для моделювання усного спілкування людини з роботом ERIC'ом, створеним у Міжнародному науково-навчальному центрі інформаційних технологій та систем НАН України та МОН України. Нашою задачею є створення моделі всіх можливих речень, що входять у діалог та виражають один і той самий зміст, моделювання параметрів слів у типах речень, генерація та пошук найбільш правдоподібних еталонних сигналів та їх параметрів. Досягнення мети передбачає виконання таких **завдань**:

1. Розглянути функціонал конкретного мобільного сервісного робота;
2. Розширити таблицю команд для мобільного сервісного робота, а саме збільшити варіативність типів речень;
3. Розробити акустичний корпус команд трьома мовами – українською, російською, англійською.
4. Створити та оцінити моделі-класифікатори намірів людини щодо робота.

Об'єктом дослідження є усний діалог людини з мобільним роботом. **Предметом** – наміри користувача як сторони діалогу. **Практичне значення** цієї роботи полягає в тому, що розроблений акустичний корпус та класифікатор будуть використовуватись для розширення мовного функціоналу робота та спрощення взаємодії між роботом і людиною. **Теоретичне значення** роботи – це розвиток методів і алгоритмів моделювання інтелектуальної (свідомої та підсвідомої) діяльності людини. **Матеріалом дослідження** є попередньо створена таблиця команд для сервісного робота та записи голосів дикторів. **Методи** дослідження: експериментально-фонетичний метод (використовувався для створення, сегментації та анотації акустичного корпусу), метод машинного навчання,

метод статистичного аналізу та метод аналізу через синтез (були використані для створення моделі з'ясування намірів користувача мобільного робота).

Робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаної літератури (43 позиції), 5 додатків , всього сторінок (разом із титульною сторінкою та додатками).

У першому розділі “Діалогові системи” ми ознайомилися із класифікацією діалогових систем, дізналися про історію першої у світі діалогової системи та способи оцінки діалогових систем.

У другому розділі "Функціонал робота ERIC’а та створення акустичного корпусу” проаналізовано особливості робота ERIC’а та частини його функціоналу (системи усного діалогу), описано суть таких понять: типи смислів, типи речень, наміри користувача, висвітлено передумови, процес та результат створення, розмітки та анотації акустичного корпусу.

У третьому розділі “Створення та тренування класифікатора намірів користувача” описана постановка задачі для класифікатора намірів, розглянуто підготовку даних, тренування моделей, визначено метрики для оцінки роботи моделей та описано результати експериментального дослідження.

У **висновках** проаналізовано результати створення акустичного корпусу та тренування моделей-класифікаторів, а також окреслено плани роботи на майбутнє, зазначено ті задачі, вирішення яких підвищить ефективність роботи класифікатора.

РОЗДІЛ 1. ДІАЛОГОВІ СИСТЕМИ

У цьому розділі ми ознайомимося із класифікацією діалогових систем, дізнаємося про історію першої у світі діалогової системи та способи оцінки діалогових систем.

Система діалогу (діалогова система) — це комп'ютерна програма, яка природним чином спілкується з людиною-користувачем [39, с.3].

За Майклом МакТіаром, діалогові системи бувають цільовими (*task-oriented*) та нецільовими (*non-task-oriented*) [31, с.11]. Також МакТіар ототожнює поняття *чат-бот* та *діалогова система*.

Чен та інші [24] керується схожою класифікацією діалогових систем, але оперують іншими термінами: *goal-oriented* та *non-goal-oriented*.

Мартін та Джурафскі ототожнюють поняття *розмовний агент (conversational agent)* з поняттям *діалогова система (dialogue system)*, але розмежовують поняття *чат-бот* [17]. Розмовний агент — це програма, яка комунікує з користувачем природною мовою у будь-якій формі. Розмовні агенти поділяються на два класи — *цільові діалогові агенти (task-oriented dialogue agents), що ведуть діалог заради вирішення завдання,* та *чат-боти (chatbots), - "системи, що призначені для тривалих розмов, створені для імітації неструктурованих розмов або «чатів», характерних для взаємодії людина-людина, головним чином для розваг, але також і для практичних цілей, таких як створення більш природних цільових діалогових агентів"* [11, с.2].

1.1 Цільові діалогові системи. ELIZA

Кожна цільова діалогова система створюється і налаштовується під вирішення конкретного завдання, тому системи, які працюють за вручну створеними правилами, є непридатними для розв'язування інших задач. Зараз створення універсальної діалогової системою є відкритою проблемою [34].

Починаючи з першої системи, ELIZA (1966) [42], чат-боти використовувались для практичних цілей, таких як тестування теорій психологічного консультування, хоча спочатку розцінювались як розважальні.

ELIZA — надзвичайно проста програма, яка використовує відповідність шаблонів для обробки вводу та перекладу на відповідні результати. Зміни в регулярних виразах, що використовують пам’ять, дуже корисні для реалізації такої простої програми розуміння мови, як ELIZA.

ELIZA імітувала психолога і могла вести розмови з користувачем на зразок наступного (Ілюстрація 1):

Ілюстрація 1. Зразок діалогу [42]

Men are all alike.
IN WHAT WAY
They’re always bugging us about something or other.
CAN YOU THINK OF A SPECIFIC EXAMPLE
Well my boyfriend made me come here.
YOUR BOYFRIEND MADE YOU COME HERE
He says I’m depressed much of the time.
I AM SORRY TO HEAR YOU ARE DEPRESSED
::
WHO ELSE IN YOUR FAMILY TAKES CARE OF YOU?
My father
YOUR FATHER
You are like my father in some ways.
WHAT RESEMBLANCE DO YOU SEE
You are not very aggressive but I think you don’t want me to notice that.
WHAT MAKES YOU THINK I AM NOT AGGRESSIVE
You don’t argue with me.
WHY DO YOU THINK I DON’T ARGUE WITH YOU
You are afraid of me.
DOES IT PLEASE YOU TO BELIEVE I’M AFRAID OF YOU
My father is afraid of everybody.
WHAT ELSE COMES TO MIND WHEN YOU THINK OF YOUR FATHER
Bullies.
DOES THAT HAVE ANYTHING TO DO WITH THE FACT THAT YOUR BOYFRIEND MADE YOU COME HERE

ELIZA працювала, використовуючи каскад підстановок регулярних виразів, який відповідав якійсь частині вхідних рядків і замінював їх. Спершу відбулись заміни таких входжень «my» на «YOUR», та «I’m» на «YOU ARE» тощо. Наступний набір підстановок шукав відповідні

шаблони вхідних даних і створював відповідний вихід; ось кілька прикладів [19, с.57]:

“s/. YOU ARE (depressed|sad) .*/I AM SORRY TO HEAR YOU ARE \1/*

s/. YOU ARE (depressed|sad) .*/WHY DO YOU THINK YOU ARE \1/*

s/. all .*/IN WHAT WAY/*

s/. always .*/CAN YOU THINK OF A SPECIFIC EXAMPLE/*”.

1.1.1. Прості діалогові системи на основі фреймів

У статті «GUS, a frame-driven dialog system» дається визначення СГР (Система Геніального Розуміння): «СРГ — перша з серії експериментальних комп’ютерних систем, яку ми збираємося вбудувати як частину програми досліджень розуміння мови …СРГ призначена для ведення привітного та дуже співпрацюючого з людиною діалогу англійською мовою, спрямованого на досягнення конкретної мети в обмеженій області дискурсу» [18, с.155].

Джурафскі та Мартін вважають прості діалогові системи на основі фреймів одним із видів СРГ. Вони наводять визначення терміну фрейм: «Фрейм — це певна структура знань, що представляє види намірів, які система може витягти з речень користувача, і складається з набору слотів, кожен з яких може приймати набір можливих значень» [42].

Мета компонента розуміння природної мови в структурі на основі фреймів — витягнути три речі із висловлювання користувача. Перше завдання – класифікація предметної області, наприклад, про що розмовляє користувач: розмовляє про авіакомпанії, програмує будильник або має справу з календарем? Друге — визначення наміру користувача: яку загальну задачу намагається виконати користувач? Наприклад, завданням може бути пошук фільму, або показ рейсу, або видалення слота, або заповнення зустрічі в календарі. Нарешті, нам потрібно заповнити слоти:

виокремити конкретні слоти з вхідної інформації від користувача та вилучити їх вміст, щоб зрозуміти наміри користувача.

Заповнення слотів є ключовим компонентом розуміння усного мовлення, яке зазвичай трактується як проблема маркування послідовностей і вирішується за допомогою таких методів, як умовні випадкові поля або рекурентні нейронні мережі [29].

Переваги діалогових систем на основі фреймів [38]:

- Дозволяють більше природних діалогів;
- Користувач може надавати дуже інформативні відповіді.

Недоліки діалогових систем на основі фреймів [38]:

- Ці системи не можуть обробляти складні діалоги;
- Діапазон застосування обмежений системами, які отримують інформацію від користувачів і діють на їх основі.

Припустимо, ми маємо таке речення [38]: Show me morning flights from Boston to San Francisco on Tuesday.Слотами виступають (Таблиця 1):

Таблиця 1. Слоти у реченні «Show me morning flights from Boston to San Francisco on Tuesday.»[14, с.7]

DOMAIN: AIR	TRAVEL
INTENT: SHOW	FLIGHTS
ORIGIN	CITY: Boston
ORIGIN	DATE: Tuesday
ORIGIN	TIME: morning
DEST	CITY: San Francisco

У реченні «Wake me tomorrow at 6» матимемо такі слоти (Таблиця 2):

Таблиця 2. Слоти у реченні «Wake me tomorrow at 6.»[14, с.7]

DOMAIN: ALARM	CLOCK
INTENT: SET	ALARM

TIME:	2017-07-01 0600-0800

Визначимо регулярний вираз для розпізнавання наміру «Завести будильник»(the SET-ALARM) – сформуємо правила: wake me (up) | set (the|an) alarm | get me up. Таким чином ми задаємо варіативність фраз, які, вірогідніше за все, може сказати користувач для вираження наміру «Завести будильник». Слова у дужках є опціональними (вони можуть і не входити до слів користувача), а фрази, розмежовані лініями, містять у собі одну обов'язкову фразу, яку має вимовити користувач для того, щоб його намір був зрозумілим системі.

Дослідницькі системи, засновані на правилах, такі як система "Фенікс" [41], складаються з великих вручну розроблених семантичних граматик із тисячами правил. Семантична граматика — це контекстно-вільна граматика, в якій ліва частина кожного правила відповідає вираженим смисловим утворенням (тобто іменам слотів), як у наступному фрагменті [14, с.8]:

SHOW → show me | i want | can i see|...

DEPART TIME RANGE → (after|around|before) HOUR | morning | afternoon | evening

HOUR → one|two|three|four...|twelve (AMPM) FLIGHTS → (a) flight | flights

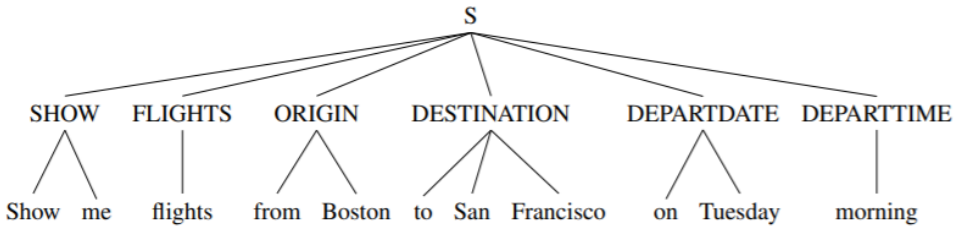
AMPM → am | pm

ORIGIN → from

CITY DESTINATION → to CITY

CITY → Boston | San Francisco | Denver | Washington

Ілюстрація 2. Семантико-граматичний парсер для речення користувача, що використовує імена слотів як вузли синтаксичного дерева [14, с.8].



1.2 Нецільові діалогові системи

Нецільові діалогові системи не намагаються вирішити конкретну задачу. Вони є найпростішими типами діалогових систем. Генеративний і пошуковий – це два основні підходи до розробки нецільових діалогових систем.

При генеративному підході відповідь на повідомлення користувача генерується деякою моделлю. Найбільш популярний спосіб побудови таких систем – це *seq2seq*-моделі [5].

При пошуковому підході відповідь на повідомлення користувача вибирається з великого набору завчасно створених відповідей. Як правило, для повідомлення і всіх відповідей будуються векторні представлення однієї розмірності, після чого відповідь обирається відповідно до певної метрики.

1.3 Оцінка діалогових систем

Цільові діалогові системи можна оцінювати як за відгуками користувачів, так і за критеріями, що відповідають факту виконання мети — наприклад, чи вийшло у користувача купити квиток в кінотеатр, і скільки повідомлень йому для цього треба було.

Нецільові діалогові системи можна оцінювати за метриками перекриття, однак було показано [38], що ці метрики практично не корелюють із відгуками, тож останні залишаються єдиним вірогідним способом оцінки таких систем.

1.4 Вимоги до діалогових систем

Щоб діалогова система була готова до застосування на практиці, вона повинна задовольняти наступні вимоги:

1. Швидкий час відповіді. Користувач очікує від діалогової системи тієї ж швидкості реакції, що і від звичайної людини, тому обробляти запит протягом хвилини неприпустимо.
2. Надійність. Користувач спілкується з діалоговою системою в зручний для нього час. Якщо одного разу діалогова система не відповість через перевантаження або профілактичних робіт, користувач може більше ніколи до неї не звернутися.
3. Легкість масштабування. Необхідно ефективно використовувати обчислювальні ресурси, щоб не допускати ні уповільнення роботи під навантаженням, ні великої кількості потужностей.
4. Актуальність. Відповіді на питання користувача повинні бути актуальними в певному контексті.
5. Повнота. Бажано давати повні відповіді на питання користувача.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1

У цьому розділі було окреслено основні теоретичні засади, які стосуються діалогових систем, зокрема цільових та нецільових.

Дано визначення понять *діалогова система, розмовний агент та чат-бот*. Наведено класифікацію діалогових систем за Мартіном та Джурафскі, Мактіаром, Ченом та іншими.

Оскільки ELIZA є першою у світі діалоговою системою, було розглянуто історію її використання, принципи роботи та приклад діалогу з нею.

Джурафскі та Мартін визначають просту діалогову систему на основі фреймів як підклас систем геніального розуміння.

Також визначено переваги та недоліки використання діалогових систем на основі фреймів. Виділено критерії оцінювання та вимоги до роботи таких систем.

РОЗДІЛ 2. ФУНКЦІОНАЛ РОБОТА ERIC'А ТА СТВОРЕННЯ АКУСТИЧНОГО КОРПУСУ

Унікальним є робот, створений у Міжнародному науково-навчальному центрі інформаційних технологій та систем Національної академії наук України та Міністерства освіти та науки України, — лабораторний двоколісний in-door мобільний робот ERIC (Evolution Robotics & International Center), зібраний з елементів робототехнічного конструкторського набору розробки Evolution Robotics (США) [8,9].

Робота над ERIC'ом, що була проведена українськими науковцями, присвячена одній із задач візуальної навігації мобільного робота. Представлено практичний підхід до реалізації автономного виконання роботом завдання стеження за рухомими об'єктами за результатами його розпізнавання поточного зображення бортової камери. У робота є база знань, у якій закладені декларативна та процедурна частини. У системі управління до них приєднані вербальні мітки, тобто імена (назви об'єктів, дій тощо).

Для забезпечення функціонування робота використовуються два комп'ютери за аналогією до двох півкуль головного мозку. В одному знаходяться всі математичні моделі всіх його функціональностей (що таке рух, що таке відчуття сенсорів та ін.). Другий комп'ютер приймає рішення щодо виконання задач. Це – диспетчер, який діє в ситуації відповідно до типів ситуацій та типів невизначеності. На борту робота знаходиться перший комп'ютер (ноутбук). До нього підключені фізичні пристрої, а другий ноутбук працює з фізичними сигналами (фільтрація, інтерпретація).

Прикладні задачі такого робота досить великі. Він може виконувати функції нагляду за приміщеннями (як система відеоспостереження),

мобільного електронного секретаря, чергового в нічні зміни, а також домашнього помічника тощо.

Наразі розробка використовується в освітніх цілях в Академії наук України.

На думку науковців, що створили робота, їм вдалося реалізувати ідею інтелектуального управління: подібно людині система в різних ситуаціях, у тому числі позаштатних, приймає "розумне" рішення [8].

2.1. Особливості робота ERIC'а як системи усного діалогу

Робот ERIC сприймає голосові команди. Завдання йому можна надавати як безпосередньо (через мікрофон), так і в дистанційному режимі (через мережу Інтернет). Акустичний сигнал розпізнається за допомогою розпізнавача мовлення Dragon Dictate, який випустила компанія Dragon Systems у 1992 році [33]. Розпізнавач чудово навчається з прив'язкою до диктора. Головне — зв'язати акустичний образ, який робот отримує на вхід, з його відповіддю на ці запити чи команди.

У робота немає семантичного аналізатора, тож він не може "розуміти" смисли. Натомість він має семантичну модель світу.

Семантична модель світу з відповідною моделлю мови людино-машинного інтерфейсу для одного типу технічних систем часто не може бути застосована для інших систем. Для кожного автономного робота існує не реальний зовнішній світ, а його відображення у вигляді моделі світу, дійсною тільки для даного типу систем [8].

Роботи, оснащені різними апаратно-програмними засобами сприйняття зовнішнього світу і інтерпретації одержаної інформації про світ, сприймають світ по-різному. Понятійна множина конкретного автономного мобільного робота з відповідними семантичними складовими елементами словника людино-машинного інтерфейсу спирається на сукупність програмних структур верхнього рівня керуючої системи робота,

що описують просторову модель сприйманого зовнішнього світу, модель власного пристрою і поточного стану робота, відповідний словник імен об'єктів і їх характеристик, які сприймаються бортовою сенсорною підсистемою, бібліотеку формалізованих правил виконання певних цілеспрямованих дій робота з відповідними іменами можливих дій мобільного робота і їх параметрів [8].

Суб'єктивність світосприйняття мобільного робота пов'язана з конкретним набором органів сприйняття і їх чутливістю, методами аналізу отриманої інформації та побудови причинно-наслідкових зв'язків, способами організації пам'яті та видобування з неї необхідних даних, а також з репертуаром доступних для виконання дій.

Мобільні роботи з інтелектуальним керуванням здатні автономно виконувати завдання користувача, сформульовані у вигляді висловлювань із досить загальним змістом. У підсистемі людино-машинного інтерфейсу, що відповідає за ведення діалогу, істотну роль відіграє перевірка відповідності бажаного цільового стану робота, що міститься у висловленні користувача, можливостям його керуючої системи. Інакше кажучи, модуль розпізнавання і смислової інтерпретації мови користувача повинен постійно взаємодіяти з понятійною множиною керуючої системи у вигляді семантичної моделі світу робота. Послідовність уточнюючих питань, що генеруються підсистемою ведення діалогу для мінімізації розбіжностей в розумінні користувачем і керуючою системою робота сформульованого завдання, повинна приводити до повної визначеності всіх параметрів, що однозначно описують цільовий стан робота.

Робот може лише виокремлювати слоти з розпізнаних команд, так як у його базі знань містяться таблиці з фіксованою кількістю слотів. Зробимо висновок, що «мовні навички» робота дозволяють нам класифікувати його як просту діалогову систему на основі фреймів.

Зараз робот “володіє” трьома мовами – українською, російською та англійською.

В ERIC’а є фіксований набір фраз, які він розпізнає. Робот виконує велику кількість завдань. Наприклад, аналізує ситуацію в режимі реального часу, відтворюючи при цьому просторову картину. Якщо виникає якась позаштатна ситуація, наприклад, з’являється звук, що відрізняється від акустичного фону, то робот прямує до джерела шуму та показує його через камеру.

Коли ERIC отримує команду, яка може з багатьох причин здаватись йому недостатньо детермінованою (некоректно поставлене завдання чи запитання, з’явились перепони на його шляху до реалізації задачі тощо), він починає ставити уточнюючі питання для того, щоб заповнити всі необхідні, але на той час незаповнені слоти смислів, та розпочати виконання завдання. Також це відбувається, коли слова, які вимовив диктор, не входять в лексикон робота. У такому випадку він запитує щось на кшталт: «А що Ви мали на увазі?».

Його відповіді, навпаки, не є фіксованими, адже фізично важко завчасно передбачити і записати речення, у яких відображені ситуації, що в них потрапляє робот. Ситуацій є необмежена кількість, тому відповіді ERIC’а генеруються шляхом конкатенації слотів. Наприклад, *ім’я* + *дія* + *властивість* + *напрямок дії* і т.д. Згенеровані конкатенативно речення озвучуються синтезатором мовлення.

2.2. Типи смислів, типи речень, наміри користувача

Для розпізнавання інтентів (намірів) користувача щодо робота дуже важливою є проблема моделювання параметрів у реченнях. Це значить, що потрібно передбачити і врахувати всі можливі варіанти значень для певного речення.

У науковій статті, присвяченій параметризації типів речень, Яценко В. використовує таку термінологію: «Кожна ПО складається зі скінченної множини типів змістів (ТЗ). В кожен ТЗ входить множина еквівалентно змістових типів речень (ТР). Тип речення – це конструкція, що економно задає множину речень, отриманих з одного речення незалежними допустимою заміною та допустимою перестановкою чи випадінням слів та словосполученнях" [10, с. 136].

База даних та знань є інформаційною моделлю предметної області [1].

Наприклад, коли користувач просить ERIC'а взяти певний предмет, то параметром є назва предмета, оскільки існує скінченна множина предметів, які він може схопити.

У справі із пошуком найбільш правдоподібних еталонних сигналів лінгвіст має врахувати всі обмеження на послідовність слів у реченні, хоча слов'янські мови не є мовами з прямим порядком слів (українська та російська для нашого дослідження).

Для специфікації обмежень на допустимі послідовності слів у фразах використовувалися LISP-структури, що відповідають типам речень [36, 40]. На основі цих структур генерується величезна кількість речень, що мають один і той самий зміст з точністю до параметрів.

Наприклад, така LISP-структура дає можливість вмістити в одній структурі аж 48 речень (Ілюстрація 3):

Ілюстрація 3. LISP-структура, що формує 48 речень[8]

$$\left(\begin{pmatrix} подойди \\ переместись \end{pmatrix}\begin{pmatrix} пожалуйста \\ * \end{pmatrix}\left(\left[к\left[\begin{matrix} объекту \\ предмету \end{matrix}\right]\right](obj\_n)\right)\right)$$

Діалог між користувачем та мобільним роботом є почерговим заповненням типів речень або ж поступовим уточненням інтентів першої сторони у другої.

Для генерування фраз і уточнень як людини, так і робота пропонується використовувати єдину базу даних і знань. Характерною відмінністю усного діалогу від голосового управління пристроєм є те, що мобільний робот сам формує уточнення з урахуванням змін контрольованого ним середовища, наприклад, тривимірної сцени [8].

2.3. Створення акустичного корпусу для мобільного робота ERIC'a

2.3.1. Передумови створення акустичного корпусу

Для створення акустичного корпусу для моделювання діалогу було використано таблицю типів смислу, яку надав відділ розпізнавання та синтезу звукових образів Міжнародного науково-навчального центру інформаційних технологій та систем НАН України та МОН України.

Надана таблиця інтентів (типів змістів, намірів) та типів речень містить:

- 30 інтентів;
- 47 LISP-структур російською мовою;
- 42 LISP-структури англійською мовою;
- 48 LISP-структур українською мовою.

Ілюстрація 4. Фрагмент наданої таблиці інтентів та типів речень

блиця типів смислу для Еріка			
name	khs	eng	ukr
take_obj	возьми объект $mobj_n [$wobj_n] [$direction]	take [the object] $mobj_n [$wobj_n] [$direction]	візьми об'єкт $mobj_n [$wobj_n] [$direction]
	возьми $mobj_g [$wobj_g] [$direction]	take $mobj_g [$wobj_g] [$direction]	візьми $mobj_g [$wobj_g] [$direction]
come2obj	подойди к объекту $obj_n [$wobj_n] [$direction]	come to the object $obj_n [$wobj_n] [$direction]	підійти до об'єкта $obj_n [$wobj_n] [$direction]
	подойди к $obj_d [$wobj_n] [$direction]	come to $obj_d [$wobj_d] [$direction]	підійти до $obj_g [$wobj_g] [$direction]
analyse_obj	исследуй [объекты] [$obj_n] [$wobj_n] [$direction]	analyse the object [$obj_n] [$wobj_n] [$direction]	проаналізуй [об'єкти] [$obj_n] [$wobj_n] [$direction]
exam_obj	изучи объект [$obj_n] [$wobj_n] [$direction]	examine the object [$obj_n] [$wobj_n] [$direction]	досліди об'єкти [$obj_n] [$wobj_n] [$direction]
find_obj	найди объект [$obj_n] [$direction] [$wobj_n]	find the object [$obj_n] [$direction] [$wobj_n]	знайди об'єкти [$obj_n] [$direction] [$wobj_n]
	найди [$obj_g] [$direction] [$wobj_g]	find [$obj_g] [$direction] [$wobj_g]	знайди об'єкти [$obj_g] [$direction] [$wobj_g]
find_mark	найди маркеры [$marker]	find landmarks [$marker]	знайди маркери $marker
bring_obj	принеси объект [$mobj_n] [$position] [$imobj_n]	bring the object [$mobj_n] [$position] [$imobj_n]	принести об'єкт [$mobj_n] [$position] [$imobj_n]
	принеси [$mobj_n] [$position] [$imobj_n]	bring [$mobj_n] [$position] [$imobj_n]	принести [$mobj_n] [$position] [$imobj_n]
cons_obj	рассмотри [объект] [$obj_n]	consider [the object] [$obj_n]	роздивися [об'єкт] [$obj_n]
sort_obj	рассортируй [объекты] [$obj_n]	sort [the objects] [$obj_n]	посортуй [об'єкти] [$obj_n]
foll_obj	преследуй объект $mobj	follow the object $mobj	переслідуй об'єкт $mobj
		pursue the object $mobj	стеж за об'єктом $mobj

Розширена автором роботи таблиця інтентів містить (Додаток 1):

- 30 інтентів (кількість збережена);
- 96 LISP-структур російською мовою;
- 108 LISP-структур англійською мовою;
- 250 LISP-структур українською мовою.

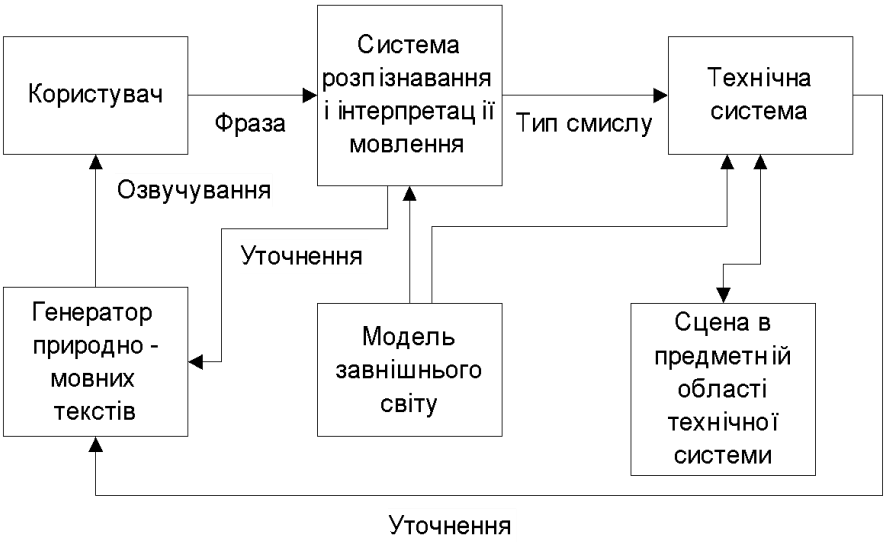
Також для створення корпусу необхідно було розробити таблицю метаслів, тобто слотів, якими заповнювались параметри типів речень.

Ілюстрація 5. Фрагмент таблиці метаслів

#ITH	name	$value	khs	eng	ukr
	$how		$speed; $wspeed		
	$speed		$id_adj_n_f скорость	$id_adj_n_f speed	$id_adj_n_f швидкість
	$wspeed	sp1	медлено	slowly	повільно
		sp2	быстро	quickly	швидко
	$where_to		$position; $direction; $range		
	$position	pos01	в заданное положение	to the given position	в задане положення
		pos02	в исходное положение	to the initial position	в початкове положення
		pos03	в стартовое положение	to the starting position	в стартове положення
		pos04	к объекту	to the object	до об'єкту
		pos05	по координатам	to the coordinates	по координатам
	$direction	dir01	вперед	straightforward	вперед
		dir02	к объекту	to the object	до об'єкту
		dir03	назад	backward	назад
		dir04	налево влево	to the left	ліворуч
		dir05	направо вправо	to the right	праворуч
		dir06	прямо	in front	прямо

Ці таблиці є нерозривно пов’язаними, адже при створенні корпусу усі параметри повинні бути заповненими слотами з таблиці метаслів.

Ілюстрація 6. Загальна структура системи усного діалогу між людиною та технічною системою [2, с. 3]



Розглянемо зразок ситуації, що відповідає цій схемі: людина говорить у мікрофон певну фразу в рамках заданої предметної області, наприклад, *"Перейди вперед"*. Мовленнєвий сигнал надходить у модуль розпізнавання та інтерпретації мовлення, у результаті чого отримуємо відповідь розпізнавання та інтерпретації в вигляді імені типу смислу *name* та розпізнаного тексту. У нашому випадку ця змінна приймає значення *"navigate*" (*name = "navigate"*). Система звертається до бази даних і знань, де в таблиці типів смислу знаходить відповідне представлення типу речення: *"Перейди $where [$valid]"* (Таблиця 3). Цей вираз містить метаслова, подані у вигляді змінних *$where* та *$valid*. Наявність метаслів вимагає уточнення (якщо фраза не була вимовлена або розпізнана повністю). Слід зауважити, що метаслова, подані у квадратних дужках, можуть бути відсутні, тому уточнення не вимагають.

Таблиця 3. Таблиця типів смислу для технічної системи [2, с. 3]

MID	MT ua	MT eng	MT ru
take_obj	візьми [об'єкт] $mobj [$wobj] [$direction]		
come2obj	підійди [до об'єкту] $obj [$wobj] [$direction]		

	…		
navigate	перейди $where [$valid]		

Система, знайшовши метаслово *$where*, звертається до таблиці питань до метаслів та, в разі відсутності необхідних метаслів, ставить уточнююче питання відповідно до Таблиці 2. Уявімо, що користувач не вказав напрямок пересування. Тоді система усного діалогу повинна запитати *“куди?”* або *“в якому напрямку?”*. Користувач має дати коректну відповідь на це питання, наприклад, сказати: *“вперед”*. Тоді змінна набуде значення *$where = “вперед”*. Імена та значення змінних визначаються Таблицею 3. Змінні, які передаються діалоговій системі, можуть мати визначення через інші змінні. У цьому випадку змінна *$where* визначається через змінні *$position, $direction, $range*.

ID	MID	Q:ua
$where	*	куди?
	*	в якому напрямку?
…	*	
$obj	$which_obj	об'єкт ще не знайдено, уточніть
	*	який об'єкт?
	*	назвіть об'єкт
	*	що за об'єкт?
	*	де знаходиться об'єкт?
…		

Таблиця 4. Таблиця питань до метаслів для технічної системи [33]

2.3.2. Запис голосів дикторів та опрацювання звукових файлів

Для створення акустичного корпусу для моделювання усного діалогу було використано записи голосу таких мовців: трьох чоловіків віком 20-50 років та 13 жінок віком 13-21 років.

Читане мовлення у дикторському виконанні записане для трьох мов – української, російської, англійської. Для деяких мовців російська мова є

рідною. Для решти рідною мовою є українська. Усі мовці, які читали тексти англійською мовою, володіють нею на рівні B2 (Upper-Intermediate).

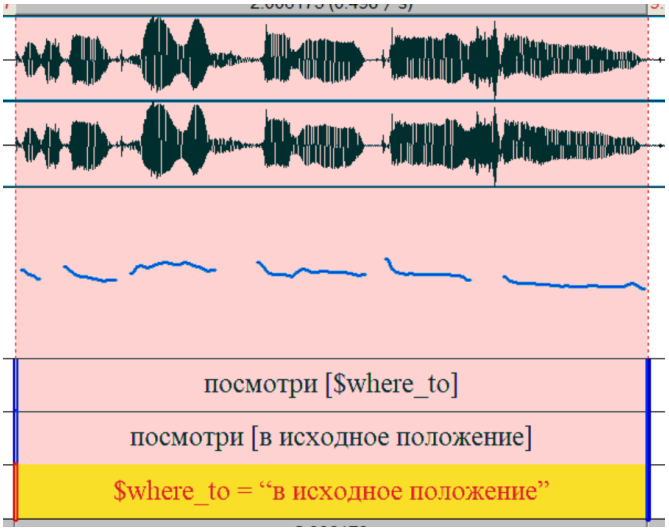
Записи читаного мовлення відбувалися не в студійних умовах: удома та на диктофон. Записи зроблені у форматі MP3. Відстань від мовця до мікрофону не була фіксованою, але знаходиться у межах 1-50 см.

Речення та метаслова з таблиць були поділені на уривки таким чином, щоб кожен мовець надиктував свій уривок тексту трьома мовами. Також кожен тип речення був прочитаний трьома різними мовцями.

Корпус звукових записів був розмічений та проанотований у спеціалізованій комп'ютерній програмі Praat. Praat — це безкоштовна комп'ютерна програма для наукового фонетичного та акустичного аналізу усної мови. Він був розроблений П. Бурсмою та Д. Венінком з Амстердамського університету. Автори продовжують активно розвивати цей інструментарій. Він може працювати на широкому діапазоні операційних систем, включаючи різні версії Unix, Linux, Mac і Microsoft Windows (2000, XP, Vista, 7, 8, 10). Програма підтримує синтез мови на основі формантного та артикуляційного підходів. Praat дозволяє аналізувати мовлення і керувати ним, обробляє аудіофайли у форматі WAV, AIFF, FLAC та іншими [34].

Звукові записи посегментовано та проанотовано в такий спосіб (Ілюстрація 7):

Ілюстрація 7. Зразок розмітки та анотації акустичного корпусу в Praat



Як бачимо, анотація є трирівневою, у ній:

- Перший рівень містить тип речення з незаповненим параметром-метасловом;
- Другий рівень містить тип речення із заповненим параметром;
- Третій рівень містить назву метаслова та слот, що відповідає метаслову.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2

У ході роботи було описано функціонал та алгоритм роботи мобільного лабораторного робота ERIC’а, створеного в Міжнародному науково-навчальному центрі інформаційних технологій та систем Національної академії наук України та Міністерства освіти та науки України.

Для моделювання діалогу з роботом ERIC’ом створено акустичний корпус, що містить:

- 30 інтентів;
- 96 LISP-структур російською мовою;
- 108 LISP-структур англійською мовою;
- 250 LISP-структур українською мовою.

Корпус складається із записів голосів 16 мовців.

Розмітка та анотація корпусу виконана на трьох рівнях:

- Перший рівень містить тип речення з незаповненим параметром-метасловом;
- Другий рівень містить тип речення із заповненим параметром;
- Третій рівень містить назву метаслова та слот, що відповідає метаслову.

РОЗДІЛ 3. СТВОРЕННЯ ТА ТРЕНУВАННЯ КЛАСИФІКАТОРА НАМІРІВ КОРИСТУВАЧА

3.1. Постановка задачі для класифікатора та опис інструментарію

На даному етапі задача ERIC'а – навчитися розуміти команди у вільній формі, а наша задача – створити модель-класифікатор, що буде розпізнавати так звані лейбли (мітки), тобто наміри користувача. Метою даного підходу є полегшення взаємодії людини та робота: користувачу не доведеться оголошувати команди для робота зі списку скінченних команд – тепер користувач зможе довільно висловлювати свої наміри та не хвилюватися, що робот їх не зрозуміє. Оскільки ERIC володіє скінченною кількістю «вмінь», список команд обмежений. Наразі арсенал робота складає 30 «вмінь», а отже користувач може оголосити не більше 30 команд.

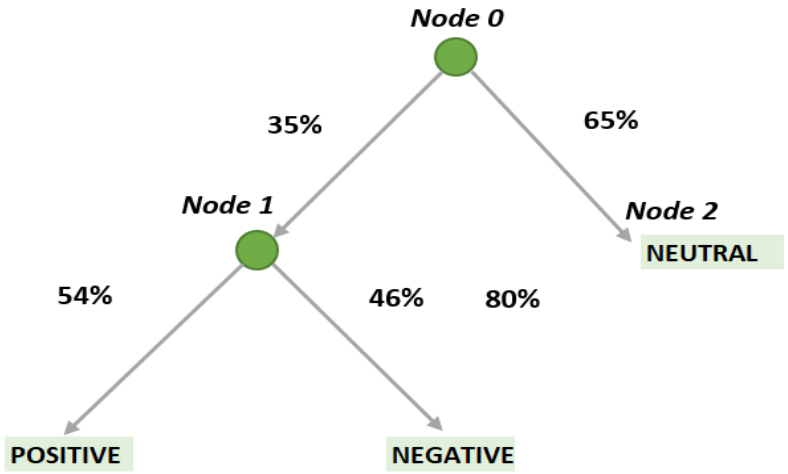
Задача класифікації належить до категорії машинного навчання з учителем, адже так званий учитель проставляє завчасно відомі мітки у даних. Ці мітки також називають лейблами (*label*), цільовими мітками, або ж значеннями, що очікуються [3]. Оскільки в команді користувача має міститися не більше одного наміру, одна фраза користувача може мати лише одну мітку.

Наша задача є небінарною в цілому, адже міток всього 30, а не дві, отже вона відноситься до категорії мультикласової класифікації (multiclass classification). Не слід плутати з мультилейбловою класифікацією (multilabel classification), адже у такому випадку кожна фраза користувача може мати більше однієї мітки[3]. Якщо розглянути кожну окрему фразу користувача, то можна застосувати бінарну логіку: наприклад, для фрази *«ходи до мене, Еріку»* модель буде вирішувати, чи підходить сюди мітка *«come2obj»*. За високої точності моделі, рішенням буде *«так»*.

У такому разі для створення і тренування моделі-класифікатора перед розробником постає величезний вибір інструментарію для реалізації даної задачі, а саме: *FastText*, *Scikit-learn*, *Natural Language Toolkit (NLTK)*, *SpaCy*, *TensorFlow* [25], *PyTorch* [32], *Keras*. Ми надали перевагу інструменту *FastText*. ***FastText*** – бібліотека з відкритим кодом, яка дає змогу вивчати текстові представлення та створювати/використовувати текстові класифікатори. *FastText* підтримує 157 мов, містить натреновані моделі та ембединги. Ця бібліотека є продуктом Facebook AI і продовженням роботи творців *word2vec* та похідних технологій [43].

CBOW (Continuous Bag of Words) [26] – це неглибока нейронна мережа, яка навчена передбачати слово, зважаючи на його контекст. *FastText,* по суті, міняє цільову мітку слова на цільові категорії. Ці одношарові моделі тренуються неймовірно швидко і можуть дуже добре масштабуватися. Ядро *FastTex*t спирається на модель *CBOW* для подання слів та на ієрархічний класифікатор для прискорення навчання. Крім того *FastText* замінює *softmax* над мітками на ієрархічний *softmax* (Ілюстрація 8). Кожен вузол представляє мітку. Обмежена кількість параметрів скорочує час тренування моделі [13].

Ілюстрація 8. Ієрархічна архітектура класифікатора FastText для сентимент-аналізу [22]



3.2. Підготовка даних для подальшого тренування

Початковим варіантом є таблиця з назвами намірів та власне LISP-структурами українською мовою (Ілюстрація 9).

Ілюстрація 9. Назви намірів та власне LISP-структури

#!TH	name(намір)	ukr
	take_obj	візьми об'єкт подарунок [найближчий] [ліворуч]
		підніми кота Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		підніми об'єкт кота Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		вхопися за об'єкт кота Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		вхопися за кота Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		візьми кота Леопольда [найближчого] [ліворуч]
	come2obj	підійти до об'єкта кіт Леопольд [найближчий] [ліворуч]
		підійти до Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		іди до об'єкта Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		іди до Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		греби до об'єкта Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		греби до Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		сунь до об'єкта Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		сунь до Леопольда [найближчого] [ліворуч]
		рухайся до об'єкта Леопольда [найближчого] [ліворуч]

FastText вимагає вихідний текстовий файл, де [13]:

- кожне речення починається з нового рядка;
- на початку рядка вказані:

  __label__<мітка>, якщо міток декілька, вказати їх за такою ж схемою через пробіл, наприклад, **__label__<мітка> __label__<мітка>** (ця послідовність символів називається префіксом, за замовчуванням вона має значення «*label*», тож при бажанні її можна змінити на щось інше, тож матимемо, наприклад, **__mitka__<мітка>);**
- усі слова написані в нижньому регістрі.

Отже, проведено таку підготовку файлу:

- усі слова було зведено до нижнього регістру;
- було видалено такі допоміжні для LISP-структури символи: *[]$,*;
- видалено зайві пробіли;
- на початку кожного рядка приписано одну мітку.

У результаті отримуємо готовий вихідний файл (Ілюстрація 10):

Ілюстрація 10. Готовий вихідний файл із намірами та мітками

```
__label__come2obj котись до об'єкта леопольда найближчого ліворуч
__label__come2obj котись до леопольда найближчого ліворуч
__label__come2obj котися до об'єкта леопольда найближчого ліворуч
__label__come2obj котися до леопольда найближчого ліворуч
__label__come2obj під'їдь до об'єкта леопольда найближчого ліворуч
__label__come2obj під'їдь до леопольда найближчого ліворуч
__label__come2obj під'їжджай до об'єкта леопольда найближчого ліворуч
__label__come2obj під'їжджай до леопольда найближчого ліворуч
__label__analyse_obj проаналізуй об'єкти кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__analyse_obj аналізуй об'єкти кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__analyse_obj надай інформацію про об'єкти кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__analyse_obj здійсни аналіз об'єкти кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__analyse_obj виконай аналіз об'єкти кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__analyse_obj виконуй аналіз об'єкти кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__analyse_obj здійснюй аналіз об'єкти кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__analyse_obj отримай інформацію з об'єкти кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__exam_obj досліди об'єкт кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__exam_obj вивчи об'єкт кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__exam_obj повивчай об'єкт кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__exam_obj досліджуй об'єкт кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__exam_obj що цікавого розкажеш про об'єкт кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__exam_obj що цікавого скажеш про об'єкт кіт леопольд найближчий ліворуч
__label__find_obj знайди об'єкт кіт леопольд ліворуч найближчий
__label__find_obj спробуй знайти об'єкт леопольд
__label__find_obj найди об'єкт леопольд ліворуч найближчий
__label__find_obj здійсни пошук об'єкт леопольд ліворуч найближчий
__label__find_obj пошук об'єкт леопольд ліворуч найближчий
```

Постає завдання розбити набір експериментальних даних (далі — датасет), тобто вирази для кожного наміру, на тренувальну та тестову вибірки. Зазвичай це роблять, дотримуючись співвідношення 20-30% від усього датасету для тестового сету та відповідно 80-70% для тренувального [12]. Оскільки наші датасети можна вважати мікродатасетами, на тренувальну частину доведеться віддати більше ніж 80%, а саме 85-95%. Оскільки деякі наміри мали подекуди дві LISP-структури, було вирішено в таких випадках ділити навпіл, тобто 50/50%.

У ході експериментальної роботи вирішено створити три датасети на основі одного вихідного файлу.

Датасет №1 генеруємо у такий спосіб: для кожної з 286 команд перемішуємо слова у власних межах, кількість ітерацій циклу – 50. Дублікати видаляються. Генерується 6 011 команд (Додаток 2). Початковий порядок згенерованих речень у файлі порушуємо – перемішуємо рядки за допомогою бібліотеки *random* (метод *shuffle*). Розділяємо датасет з 6 011 команд на 5% та 95% – відповідно перші 300 рядків для тестового сету та решта 5 711 рядків для тренувального сету. При такому підході, вірогідно, показники моделі будуть найкращими, адже обидва сети будуть перетинатися однаковими наборами слів для рядка.

Спосіб генерації **датасету №2.** Кожен намір містить 2-24 варіанти команд. Для кожного наміру вручну відібрано більше ніж 90% (50% у випадку малої кількості варіантів команд) команд у тренувальний сет, решта – у тестовий сет. Таким чином команди не перетинаються, але й не мають великої кількості даних. Датасет містить 210 речень, із яких 178 – тренувальні, що складає 85%, а 32 – тестові (15%).

Датасет №3 схожий на датасет №2, але з тренувального сету згенеровано 3 028 речень за 50 ітерацій циклу. Дублікати видалено. Тестовий сет залишився таким же – 49 команд. Отже сети не перетинаються, але тренувальний сет, що спершу містив 178 речень, збільшився у 16 разів.

Для кращої візуалізації результати були вміщені в Таблицю 3 (Додаток 3).

Таблиця 5. Інформація про датасети

	Датасет №1		**Датасет №2**		**Датасет №3**	
	тренувальний сет - 95%	тестовий сет - 5%	тренувальний сет - 85%	тестовий сет - 15%	тренувальний сет - 98%	тестовий сет - 2%

кількість речень (команд)	5711	300	178	32	2996	32
кількість лем (х/289)	288/289	179/289	253/289	72/289	253/289	72/289

3.3. Тренування моделей

Щоб уникнути можливих проблем із програмним забезпеченням та пришвидшити процес тренування, вся робота виконувалася в середовищі *Google Colab*. ***Google Colab*** – безкоштовний хмарний сервіс на основі *Jupyter Notebook*, створений для наукових експериментів [23]. Безсумнівна перевага сервісу – це те, що він надає змогу користуватися дуже швидкими GPU и TPU, що є хорошим рішенням для машинного навчання. Можна використовувати вбудований термінал та редактор коду.

Тренування виконується за викликом train_supervised бібліотеки *FastText* (Додаток 4).

Для кожного датасету натреновано дві моделі. Перша модель (далі – «слабка модель») вчиться на параметрах за замовчуванням, а друга модель (далі – «сильна модель») має параметри, які розраховані на підвищення ефективності моделі. Ці параметрами є гіперпараметрами відповідно до термінології галузі машинного навчання, адже вони задаються вчителем до початку тренування [3].

Параметрами за замовчуванням є (числа у квадратних дужках є значеннями параметрів [43]:

- -lr: learning rate [0.1]
- -dim: size of word vectors [100]
- -ws: size of the context window [5]
- -epoch: number of epochs [5]
- -neg: number of negatives sampled [5]

- -loss: loss function {ns, hs, softmax} [softmax]
- -thread: number of threads [12]
- -pretrainedVectors pretrained word vectors for supervised learning []
- -saveOutput: whether output params should be saved [0]

Рекомендації щодо зміни значень кожного з гіперпараметрів задля налаштування тренування (Ілюстрація 11):

Ілюстрація 11. Рекомендації для налаштування значень параметрів [30]

TABLE 1 | Hyperparameters chosen for tuning FastText model.

Parameters	Range	Stepsize	Optimal
lr	0.05–0.25	0.05	0.1
Dim	50–500	25	100
Ws	1–10	1	5
Epoch	25–500	25	100
Loss	[ns, hs, softmax]	-	softmax

Lr, learning rate; dim, dimension; ws, size of context window; epoch, number of iterations; loss, loss function.

Фрагмент-приклад програмного коду для «слабкої моделі», яка натренувалась за параметрами за замовчуванням:

```
weak_model_1 = fasttext.train_supervised(input="train_1.txt")
```

Фрагмент-приклад програмного коду для «сильної моделі»:

```
model_1 = fasttext.train_supervised(input="train_1.txt", lr=0.5, epoch=10, word Ngrams=4, bucket=200000, dim=100, loss='ova')
```

3.4. Метрики, що використовуються для оцінки моделей

Для оцінки якості моделей використаний метод test та predict бібліотеки *FastText*.

Метриками, обраними для оцінки якості моделі є точність/надійність (accuracy) та якість класифікації на «живих прикладах», які не входять до датасетів. «Живі» приклади можуть бути в межах предметної області «Керування мобільним роботом», а можуть бути й сторонніми для неї.

Формула точності/надійності:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TN+TP+FN+FP}$$

Фрагмент-приклад програмного коду, який викликає метод тестування:

```
weak_model_3.test("test_3.txt").
```

Фрагмент-приклад програмного коду, який викликає метод передбачення мітки:

```
model_3.predict("не бачу як ти поспішаєш із завданням", k=3.
```

«Живими» фразами обрано такі речення:

- «не бачу як ти поспішаєш із завданням»;
- «еріку гарна робота можеш взяти відпочинок»;
- «впорядкуй будь ласка об'єкти»;
- «за замовчуванням вона має значення»;
- «так званий учитель проставляє завчасно відомі мітки у даних»;
- «вбудований термінал та редактор коду».

3.5. Результати: оцінка моделей та висновки

У ході експериментів створено три моделі, кожна з яких тренувалась на власному тренувальному сеті і тестувалась на власному тестувальному сеті. Результати дослідження вміщено в таблицю (див. Таблиці 6-8).

Таблиця 6. Результати для моделей «Слабка модель 1» та «Сильна модель 1» на датасеті №1

		Слабка модель 1	**Сильна модель 1**
	Надійність ACC	0.96	0.9933333333333333
"Живі" приклади, що входять у предметну область "Керування мобільним роботом"	predict("не бачу як ти поспішаєш із завданням", k=3) _ правильна мітка - '__label__run'	(('__label__run', '__label__relax', '__label__start'), array([0.50213528, 0.07249071, 0.05108482]))	(('__label__run', '__label__cancel_mis', '__label__check_sim'), array([0.86704576, 0.03623005, 0.01134175]))
	predict("еріку гарна робота можеш взяти відпочинок", k=3) - правильна мітка - '__label__relax'	(('__label__spk_uk', '__label__run', '__label__relax'), array([0.14345156, 0.14056815, 0.12063737]))	(('__label__relax', '__label__clarify', '__label__check_sim'), array([0.89331943, 0.01543456, 0.01407363]))
	predict("впорядкуй будь ласка об'єкти", k=3) - правильна мітка - '__label__sort_obj'	(('__label__sort_obj', '__label__analyse_obj', '__label__run'), array([0.83789629, 0.07419781, 0.05553239]))	(('__label__sort_obj', '__label__analyse_obj', '__label__relax'), array([0.9615438 , 0.12593275, 0.00942259]))
"Живі" приклади, що НЕ входять у предметну область "Керування мобільним роботом"	за замовчуванням вона має значення	(('__label__monitor', '__label__foll_obj', '__label__spk_uk'), array([0.49013999, 0.22470842, 0.12662126]))	(('__label__foll_obj', '__label__stop', '__label__start'), array([0.10375863, 0.05034063, 0.04469086]))
	так званий учитель проставляє завчасно відомі мітки у даних	(('__label__navigate', '__label__run', '__label__spk_uk'), array([0.25553706, 0.10236386, 0.09080145]))	(('__label__navigate', '__label__start', '__label__stop'), array([0.11280541, 0.10971579, 0.09269778]))

	вбудований термінал та редактор коду	(('__label__spk_uk', '__label__run', '__label__relax'), array([0.47451043, 0.17418723, 0.15648341]))	(('__label__start', '__label__relax', '__label__stop'), array([0.12941273, 0.10375863, 0.09010299]))

Як бачимо, «Сильна модель 1» показала себе краще ніж «Слабка модель 1» як на позитивних, так і на негативних реченнях. Зеленим кольором виділені позитивні результати. «Сильна модель 1» переважає в шести категоріях, а “Слабка модель 1” — лише у двох. «Слабка модель» дає занадто “позитивну” вірогідність для фраз, які не входять у предметну область. «Сильна модель» має дуже високу ефективність.

Таблиця 7. Результати для моделей «Слабка модель 2» та «Сильна модель 2» на датасеті №2

		Слабка модель 2	**Сильна модель 2**
	Надійність ACC	0.09375	0.03125
"Живі" приклади, що входять у предметну область "Керування мобільним роботом"	predict("не бачу як ти поспішаєш із завданням", k=3) _ правильна мітка - '__label__run'	(('__label__run', '__label__relax', '__label__start'), array([0.03338204, 0.03338201, 0.03338123]))	(('__label__spk_en', '__label__open_grip', '__label__run'), array([0.14415886, 0.14034626, 0.13661839]))
	predict("еріку гарна робота можеш взяти відпочинок", k=3) - правильна мітка - '__label__relax'	(('__label__relax', '__label__run', '__label__start'), array([0.03341675, 0.0334158 , 0.03341533]))	(('__label__spk_en', '__label__start', '__label__relax'), array([0.37755069, 0.37023538, 0.37023538]))
	predict("впорядкуй будь ласка об'єкти", k=3) - правильна мітка - '__label__sort_obj'	(('__label__relax', '__label__run', '__label__start'), array([0.03339678, 0.03339662, 0.0333957]))	(('__label__spk_en', '__label__run', '__label__start'), array([0.22816648, 0.21207881, 0.20182322]))
"Живі" приклади, що НЕ входять у	за замовчуванням вона має значення	(('__label__relax', '__label__start',	(('__label__spk_en', '__label__run',

предметну область "Керування мобільним роботом"		'__label__run'), array([0.03345264, 0.03345032, 0.03344947]))	'__label__relax'), array([0.23935935, 0.2281664, 0.21734752]))
	так званий учитель проставляє завчасно відомі мітки у даних	(('__label__relax', '__label__run', '__label__start'), array([0.0334501 , 0.03344881, 0.03344806]))	(('__label__spk_en', '__label__run', '__label__relax'), array([0.3629792 , 0.35578486, 0.3486551]))
	вбудований термінал та редактор коду	(('__label__relax', '__label__run', '__label__start'), array([0.03355746, 0.03355485, 0.03355334]))	(('__label__spk_en', '__label__run', '__label__relax'), array([0.27513972, 0.26285186, 0.25684199]))

Моделі «Слабка модель 2» та «Сильна модель 2» однаково спрацювали на фразах у межах та поза межами предметної області. У деяких місцях «Слабка модель» спрацювала краще ніж «Сильна модель». Жодна з моделей не має переваг.

Таблиця 8. Результати для моделей «Слабка модель 3» та «Сильна модель 3» на датасеті №3

		Слабка модель 3	**Сильна модель 3**
	Надійність ACC	0.3125	0.4375
"Живі" приклади, що входять у предметну область "Керування мобільним роботом"	predict("не бачу як ти поспішаєш із завданням", k=3) _ правильна мітка - '__label__run'	(('__label__run', '__label__local_u', '__label__open_grip'), array([0.65874749, 0.17048055, 0.02762386]))	(('__label__run', '__label__local_u', '__label__find_obj'), array([0.8519628 , 0.01972913, 0.01451358]))
	predict("еріку гарна робота можеш взяти відпочинок", k=3) - правильна мітка - '__label__relax'	(('__label__relax', '__label__start', '__label__stop'), array([0.59267658, 0.56218654, 0.48439005]))	(('__label__relax', '__label__start', '__label__stop'), array([0.56218654, 0.51562995, 0.43783349]))

	predict("впорядкуй будь ласка об'єкти", k=3) - правильна мітка - '__label__sort_obj'	(('__label__sort_obj', '__label__analyse_obj', '__label__monitor'), array([0.67741007, 0.09141832, 0.04940153]))	(('__label__sort_obj', '__label__analyse_obj', '__label__cont_res'), array([0.66542059, 0.06372499, 0.01364684]))
"Живі" приклади, що НЕ входять у предметну область "Керування мобільним роботом"	за замовчуванням вона має значення	(('__label__monitor', '__label__foll_obj', '__label__navigate'), array([0.39795762, 0.23140442, 0.10027517]))	(('__label__foll_obj', '__label__monitor', '__label__relax'), array([0.12593275, 0.05835584, 0.03022459]))
	так званий учитель проставляє завчасно відомі мітки у даних	(('__label__navigate', '__label__spk_uk', '__label__monitor'), array([0.4696146 , 0.21049747, 0.13195726]))	(('__label__navigate', '__label__relax', '__label__cont_res'), array([0.23935935, 0.15204224, 0.11280541]))
	вбудований термінал та редактор коду	(('__label__navigate', '__label__spk_uk', '__label__local_u'), array([0.38593933, 0.29627004, 0.21976794]))	(('__label__relax', '__label__stop', '__label__start'), array([0.12593275, 0.08757384, 0.08510906]))

«Сильна модель 3» працює краще за “Слабку модель 3”, але має свої недоліки – вона лише розрізняє фрази потрібної предметної галузі. Надійність дуже низька, як і в попередньої пари моделей.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3

У ході роботи створено три датасети на основі одного вихідного файлу та натреновано шість моделей-класифікаторів намірів користувача щодо робота ERIC’а.

Показовими метриками очевидно можна вважати надійність (accuracy) та «живі приклади», які визначають три (k=3) найвірогідніші мітки. Ці значення відрізняють моделі одна від одної та відповідають дійсній ефективності моделей.

Що стосується гіперпараметрів за замовчуванням та адаптованих, адаптовані дають кращі результати в кожній із «сильних» моделей на противагу «слабким». Найгірші результати показала «Сильна модель 2», яка тренувалась на датасеті без генерації. Цій моделі не допомогли навіть поліпшені гіперпараметри.

Дуже хороші результати показала генерація речень: моделі, треновані на більших датасетах, виявилися найефективнішими. Можна вважати, що «Сильна модель 1» є справді якісною моделлю на цьому етапі роботи. Зробимо висновок, що одношарова нейронна мережа не проводить настільки розумні операції, аби, у нашому випадку, «знати», що [a, b, c] = [c, b, a].

ВИСНОВКИ

У роботі була зроблена спроба підготувати середовище для моделювання усного діалогу з лабораторним мобільним роботом ERIC'ом, створеним у Міжнародному науково-навчальному центрі інформаційних технологій та систем НАН України та МОН України.

На першому етапі підготовки було записано, посегментовано та проанотовано акустичний корпус (Додаток 5) на основі читаного мовлення 16 дикторів, що складається з:

- 30 інтентів (намірів);
- 250 LISP-структур (типів речень) українською мовою;
- 108 LISP-структур англійською мовою;
- 96 LISP-структур російською мовою.

Розмітка та анотація корпусу була виконана на трьох рівнях.

На другому етапі роботи нашою задачею було створення моделі всіх можливих речень, що входять у діалог та виражають один і той самий зміст, моделювання параметрів слів у типах речень, генерація та пошук найбільш правдоподібних еталонних сигналів та їх параметрів. У результаті було створено три датасети та шість моделей (Додаток) шляхом машинного навчання з учителем за допомогою бібліотеки *FastText* від *Facebook AI*. Найкраще показала себе "Сильна модель 1", надійність якої складає *0.993*. Ця модель найефективніше визначає мітки для наміру користувача та орієнтується у випадках, коли на вхід подається речення, що не належить до предметної галузі "Керування мобільним роботом". Дана модель показала найкращі результати, оскільки при її тренуванні були задані адаптовані гіперпараметри, а її тренувальна вибірка містить 6 011 речень (що більше ніж в інших моделях) завдяки запропонованому та реалізованому генеруванню еталонних текстів.

У майбутніх дослідженнях доцільно провести експеримент зі зміною такого гіперпараметра, як кількість *n-gram*. Оскільки *FastText* токенізує речення самостійно, результат може змінитися.

Варто також використати технологію векторного представлення речень, *Sentence2Vec*, щоб класифікувати наміри точніше та диференціювати предметні області якісніше [31].

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Валентина Яценко. Автоматизовані засоби формування лінгвістичної бази даних і знань для системи усного перекладу. Науково-теоретичний журнал Штучний Інтелект (ШІ’2012). №4. С. 211-220.
2. Васильєва Ніна, Сажок Микола, Сухоручкіна Ольга, Яценко Валентина. Моделювання усного діалогу між людиною і технічною системою. Всеукраїнська конференція “УкрОбраз 2014”. Київ, 2014 р., С. 13-16.
3. Дейтел Пол, Дейтел Харви. Python. Искусственный интеллект, большие данные и облачные вычисления. Питер, 2020. 864с.
4. Добрынин Д.А. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ РОБОТЫ ВЧЕРА, СЕГОДНЯ, ЗАВТРА. 2006. URL: http://www.raai.org/about/persons/dobrynin/pages/kii2006-pln.html
5. Модель seq2seq. URL: https://coderlessons.com/tutorials/mashinnoe-obuchenie/uchebnik-nltk/10-model-seq2seq
6. Рапопорт Г.Н., Герц А.Г. Искусственный и биологический интеллекты. Общность структуры, эволюция и процессы познания. КомКнига, 2005. 312 с.
7. Робототехніка В Школах: Основні Тенденції Навчання. URL: https://www.everest.ua/robototehnika-v-shkolah-osnovni-tendencziyi-navchannya/
8. Сухоручкина О.Н. Структуры функциональной организации интеллектуализированного управления мобильной системой. УСиМ. 2007. № 3. С. 26–33, 63.
9. Сухоручкина О.Н., Прогонный Н.В. Интеллектуальное управление мобильным роботом при слежении за подвижным объектом. Международный научно-технический журнал «Проблемы управления и информатики» (6’2019). С. 112-124.

10. Яценко В.В. Параметризація типів речень предметної області для системи усного фразника-перекладача. Науково-теоретичний журнал Штучний Інтелект (ШІ’2011). №4. С. 134-142.
11. 24 Chapter Chatbots & Dialogue Systems. URL: https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/24.pdf
12. About Train, Validation and Test Sets in Machine Learning. URL: https://towardsdatascience.com/train-validation-and-test-sets-72cb40cba9e7
13. Armand Joulin, Edouard Grave, Piotr Bojanowski, Tomas Mikolov. Bag of Tricks for Efficient Text Classification, 2016.
14. Automatic Speech Recognition. URL: [https://www.cse.iitb.ac.in/~pjyothi/cs753_aut17/slides/lecture22.pdf
15. C. Liu, R. Lowe, I. V. Serban et al. How NOT to evaluate your dialogue system: An empirical study of unsupervised evaluation metrics for dialogue response generation. CoRR. 2016.
16. DALE R. The return of the chatbots. Natural Language Engineering. 2016. №5. С. 811–817.
17. Dan Jurafsky and James H. Martin. Speech and language processing (3rd ed. draft). Under development, 2020. URL: https://web.stanford.edu/jurafsky/slp3/ 13, 19, 45, 74, 75, 134]
18. Daniel G. Bobrow, Ronald M. Kaplan, Martin Kay, Donald A. Norman, Henry Thompson, Terry Winograd. GUS, A Frame-Driven Dialog System. Artificial Intelligence, 1977. №8.
19. Daniel Jurafsky, James H. Martin. Speech and Language Processing. 1999.
20. Daniel Jurafsky, James H. Martin. Speech and Language Processing. 2019. С.1-16. URL: https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/26.pdf.
21. FastText for Text Classification. URL: https://towardsdatascience.com/fasttext-for-text-classification-a4b38cbff27c
22. FastText sentiment analysis for tweets: A straightforward guide. URL: https://towardsdatascience.com/fasttext-sentiment-analysis-for-tweets-a-straightforward-guide-9a8c070449a2

23. Google Colab. URL: https://colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb#.
24. H. Chen, X. Liu, D. Yin, J. Tang. A Survey on Dialogue Systems: Recent Advances and New Frontiers. 2017. №1. URL: http://http://arxiv.org/abs/1711.01731.
25. How to solve Multi-Class Classification Problems in Deep Learning with Tensorflow & Keras? URL: https://medium.com/deep-learning-with-keras/which-activation-loss-functions-in-multi-class-clasification-4cd599e4e61f
26. Implementing Deep Learning Methods and Feature Engineering for Text Data: The Continuous Bag of Words (CBOW). URL: https://www.kdnuggets.com/2018/04/implementing-deep-learning-methods-feature-engineering-text-data-cbow.html
27. International Federation of Robotics: World Robotics Report. 2016. URL: https://ifr.org/img/office/Industrial_Robots_2016_Chapter_1_2.pdf
28. Janarthanan Rajendran, Jatin Ganhotra, Xiaoxiao Guo, Mo Yu, Satinder Singh. A Neural Method for Goal-Oriented Dialog Systems to interact with Named Entities. URL: https://openreview.net/forum?id=ByhthReRb.
29. Lin Zhao, Zhe Feng . Improving Slot Filling in Spoken Language Understanding with Joint Pointer and Attention. Bosch Research and Technology Center. ACL'2018.
30. List of options. URL: https://fasttext.cc/docs/en/options.html
31. Michael McTear. Conversational AI: Dialogue Systems, Conversational Agents, and Chatbots. 2020
32. Multi-Class Classification Using PyTorch: Defining a Network. URL: https://visualstudiomagazine.com/articles/2020/12/15/pytorch-network.aspx
33. Nuance. URL: https://www.nuance.com/dragon.html
34. Praat. URL: https://www.fon.hum.uva.nl/praat/

35. Sarcasm Classification (Using FastText). URL: https://towardsdatascience.com/sarcasm-classification-using-fasttext-788ffbacb77b.
36. Sazhok M., Yatsenko V. Spoken translation system based on speech understanding in subject area. All-Ukrainian Int. Conference on Signal : Image Processing and Pattern Recognition UkrObraz'2010. – Kyiv, 2010. C. 103-106
37. Shachi Paul, Rahul Goel, Dilek Hakkani-Tur. Towards Universal Dialogue Act Tagging for Task-Oriented Dialogues. URL: https://www.researchgate.net/publication/334316690_Towards_Universal_Dialogue_Act_Tagging_for_Task-Oriented_Dialogues.
38. Suket Arora1, Kamaljeet Batra, Sarabjit Singh. Dialogue System: A Brief Review. SIG-AI Fall. 2003. URL: https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1306/1306.4134.pdf
39. Trung H. BUI, Multimodal Dialogue Management - State of the art. 2006.
40. Vintsiuk T.K. Analysis, Recognition and Understanding of Speech Signals. Kyiv : Naukova Dumka. 1987. 264 c.
41. Ward, W. and Issar, S. Recent improvements in the CMU spoken language understanding system. ARPA Human Language Technologies Workshop. 1994.
42. Weizenbaum, J. ELIZA – A computer program for the study of natural language communication between man and machine. CACM. №9(1). 1966. C. 36–45
43. What is fastText? URL: https://fasttext.cc/

Додаток 1

Посилання на сховище, де міститься розширена таблиця інтентів

https://docs.google.com/spreadsheets/d/1cFcPYXQtaj5cMseGJf_ySKhG23t9kvg-Q5m-3b1h4vA/edit?usp=sharing

Додаток 2

Програмний код для генерації

```
import random
file = open("plain_commands.txt")
contents=file.read()
list_of_commands = contents.split('\n')
print("Length of the input file (commands in file):", len(list_of_commands))
generated_list = []
for command in list_of_commands:
  for i in range(50):
    splitted_command = command.split()
    var_for_shuffling = splitted_command[1:]
    random.shuffle(var_for_shuffling)
    shuffled_command = '__' + str(splitted_command[0]) + " " + str(var_for_shuffling)[2:]
    generated_list.append(shuffled_command)
no_duplicates_list = list(set(generated_list))
print("Generated strings (commands in file):", len(no_duplicates_list))
with open("generated_sents_50_iterations.txt", "w") as file:
  for i in no_duplicates_list:
    seminormal_i = i[2:-2]
    seminormal_i = seminormal_i.replace("', '", ' ')
    seminormal_i = seminormal_i.replace("""", """", ' ')
    seminormal_i = seminormal_i.replace('",', ',')
    seminormal_i = seminormal_i.replace(' "', ' ')
    seminormal_i = seminormal_i.replace(" '", ' ')
    seminormal_i = seminormal_i.replace(", ", ' ')
    seminormal_i = seminormal_i.replace('["', ' ')
    file.write(seminormal_i + "\n")
```

Додаток 3

Посилання на сховище, де містяться дані про датасети.

https://docs.google.com/spreadsheets/d/1sOGwqXhajUwkRHLeWx9MOOcWN69_LqoPWRpeo7Dz7FY/edit#gid=0

Додаток 4

Посилання на сховище, де міститься програмний код для створення, тренування та тестування моделей шляхом машинного навчання

https://colab.research.google.com/drive/1JKUQv4RwsWyjsVv9XSrHAVPJovf2GEFT?usp=sharing

Додаток 5

Посилання на сховище, де міститься акустичний корпус

https://drive.google.com/drive/folders/1t3Ex7xmtcUuEEweF6a6PzNyj-JHgJyBF?usp=sharing