

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії  
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій  
(повна назва кафедри)

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Розроблення автоматизованої системи передбачення траєкторії руху міського транспорту на основі глибокого навчання

Виконав: студент

IV курсу, групи КТс-41

спеціальності

151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

(шифр і назва спеціальності)

Коваль Р.Я.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Керівник

Чихіра І.В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

Микитишин А.Г.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Тернопіль  
2024

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії  
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій  
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Микитишин А.Г.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

«    »                      2024 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня бакалавр  
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології  
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Ковалю Роману Ярославовичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розроблення автоматизованої системи передбачення траєкторії руху міського транспорту на основі глибокого навчання

Керівник роботи Чихіра Ігор Вікторович, к.т.н., доцент кафедри КТ  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «17» травня 2024 року № 4/7-515

2. Термін подання студентом завершеної роботи 21 червня 2024р.

3. Вихідні дані до роботи Технічні вимоги щодо передбачення траєкторії руху

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ

Аналітична частина

Проектна частина

Спеціальна частина

Безпека життєдіяльності, основи охорони праці

Висновки

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

Титульний слайд

Актуальність роботи

Завдання роботи

Основна частина

Висновки

## 6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Безпека життєдіяльності, основи охорони праці	Сенчишин В.С., доцент кафедри МТ		

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи	20.05.2024	Виконано
2.	Підбір джерел по темі роботи	22.05.2024-24.05.2024	Виконано
3.	Опрацювання публікацій та збір даних по темі роботи	24.05.2024-27.05.2024	Виконано
4.	Виконання роботи згідно мети	27.05.2024-29.05.2024	Виконано
5.	Оформлення першого та другого розділів	29.05.2024-31.05.2024	Виконано
6.	Оформлення третього розділу	31.05.2024-11.06.2024	Виконано
7.	Оформлення четвертого розділу	11.06.2024-13.06.2024	Виконано
8.	Підготовка доповіді	14.06.2024-15.06.2024	Виконано
9.	Підготовка супутніх документів	16.06.2024-17.06.2024	Виконано
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи	18.06.2024-19.06.2024	Виконано
11.	Нормоконтроль	19.06.2024-20.06.2024	Виконано
12.	Перевірка на плагіат	21.06.2024	Виконано
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	21.06.2024	Виконано
14.	Захист кваліфікаційної роботи		

Студент

\_\_\_\_\_ (підпис)

Коваль Р.Я.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

Керівник роботи

\_\_\_\_\_ (підпис)

Чихіра І.В.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота бакалавра складається з пояснювальної записки та графічної частини (ілюстративний матеріал – слайди).

Об'єм графічної частини дипломної роботи становить \_\_\_\_\_.

Об'єм пояснювальної записки складає \_\_\_ друкованих сторінок формату А4.

В роботі використано \_\_\_ літературних джерел.

Першим внеском роботи є дослідження типів координат і збільшення даних. Після порівняння простого LSTM, навченого з абсолютними координатами, координатами з початком координат в першій точці спостереження, координатами з початком координат в останній точці спостереження та відносними координатами, показано, що координати з початком координат в останній точці спостереження є тими, що отримати найкращі результати. Це пояснюється тим, що цей тип координат має структуру, завдяки якій мережа може зрозуміти порядок координат, а також тому, що остання точка спостереження є найважливішою, оскільки вона є останньою.

Також можна стверджувати, що краще навчати мережу із середньою помилкою зміщення (ADE) як втрату замість використання середньоквадратичної помилки як втрату.

Оскільки кількість вхідних зразків у наборі даних ETH-USY та наборі даних TrajNet обмежена, було перевірено різні методи доповнення даних. Було виявлено, що додавання гаусового шуму із середнім 0 до кожної точки та випадкових обертань може значно покращити результати простого LSTM, особливо в сценах ETH і Hotel набору даних ETH-USY.

Остаточним внеском роботи є дослідження ефективності різних методів включення соціальної інформації.

Ключові слова: КОНТРОЛЕР, АВТОМОБІЛЬ, ТРАЄКТОРІЯ, НАВЧАННЯ, АВТОМАТИЧНИЙ КОНТРОЛЬ.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА.....	6
1.1 Основні підходи до передбачення руху перешкод.....	6
1.2 Підходи на основі фізики.....	8
1.3 Використання уваги при прогнозуванні траєкторії.....	15
2 ПРОЄКТНА ЧАСТИНА .....	28
2.1 Вибір наборів даних для побудови системи прогнозування .....	28
2.2 Вибір метрик для прогнозування траєкторії.....	32
3 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА .....	36
3.1 Вхідні координати .....	36
3.2 Базові лінії .....	38
3.3 Втрати при навчанні прогностичних функції траєкторії.....	40
3.4 Збільшення даних .....	43
3.5 Згорточна модель.....	46
3.6 Додавання соціальної інформації.....	51
4 БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ .....	56
4.1 Вимоги охорони праці під час роботи з електроустаткуванням.....	56
4.2 Вимоги безпеки під час виконання робіт .....	61
4.3 Вимоги безпеки після закінчення робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування .....	63
4.4 Розрахунок захисного заземлення .....	65

ОСНОВНІ ВИСНОВКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ.....	71
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ .....	72

## ВСТУП

Моделювання поведінки пішоходів при прогнозуванні траєкторії транспортного засобу має важливе значення для автономного водіння, оскільки наслідки неправильної оцінки намірів пішохода можуть бути серйозними під час роботи з транспортними засобами. Тому, щоб автономний транспортний засіб планував безпечний шлях без зіткнень, необхідно не тільки знати поточне положення пішоходів поблизу, але й їхню майбутню траєкторію.

У літературі методи підходу до проблеми прогнозування траєкторії розвивалися, переходячи від моделей, заснованих на фізиці, до моделей, керованих даними, заснованих на рекурентних нейронних мережах.

У цій роботі пропонується новий підхід до прогнозування траєкторії пішохода та транспортного засобу з використанням згорткової моделі. Ця нова модель здатна перевершити повторювані моделі та досягти найсучасніших результатів на наборі даних ETH-UCY та наборі даних TrajNet. Крім того, у цій дисертації представлено ефективну систему для представлення позицій пішоходів і потужні методи розширення даних, такі як додавання шуму та використання випадкових поворотів, які можна застосувати до будь-якої моделі. Нарешті, представлено дослідження ефективності різних методів включення соціальної інформації, яке демонструє, що простіші підходи не в змозі охопити складну соціальну взаємодію.

## 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

### 1.1 Основні підходи до передбачення руху перешкод

Пішоходи є одним із найважливіших учасників сучасного транспорту, галузі, яка швидко трансформується завдяки новим технологіям. Отже, ці нові технології мають враховувати безпеку пішоходів у своїй конструкції, якщо вони хочуть бути успішними. Це особливо вірно у випадку автономного водіння, яке має потенціал для значного підвищення безпеки пішоходів.

Зараз безпека пішоходів на дорозі далека від ідеальної: у 2017 році 28 держав-членів ЄС повідомили про близько 25 тисяч ДТП. Більше 20% цих загиблих були пішоходами, а якщо брати до уваги лише міські дороги, цей відсоток зростає до 40%.

Таким чином, щоб підвищити безпеку дорожнього руху, безпека пішоходів повинна бути головним пріоритетом при проектуванні та розробці безпілотних транспортних засобів. Для досягнення цієї мети ключовим компонентом є система виявлення та відстеження, яка виявляє пішоходів і відстежує їх під час руху. Однак виявлення та відстеження самих по собі недостатньо, оскільки пішоходи є рухомими об'єктами, які можуть швидко змінювати напрямок. Тому обчислення майбутньої траєкторії пішоходів є необхідністю при плануванні шляху самокерованих транспортних засобів. Цю проблему можна знайти і в інших областях, таких як соціальна робототехніка та спостереження за натовпом, і вона називається прогнозуванням траєкторії пішохода.

Метою передбачення траєкторії пішохода є прогнозування майбутніх позицій пішохода з урахуванням його попередніх позицій. Конкретно, враховуючи сцену, де присутні пішоходи, їхні координати спостерігаються



протягом певного часу, який називається  $T_{obs}$ , і завдання полягає в тому, щоб передбачити майбутні координати кожного пішохода від  $T_{obs}$  до  $T_{pred}$ .

Положення кожного пішохода характеризується його координатами  $(x, y)$  відносно фіксованої точки, тому для пішохода  $i$  положення  $(x_t^i, y_t^i)$  для  $t \in 0, \dots, T_{obs-1}$  спостерігаються і позиції  $(\hat{x}_t^i, \hat{y}_t^i)$  для  $t \in T_{obs}, \dots, T_{pred-1}$  є передбачуваними. Ми позначаємо всі минулі позиції пішохода  $i$  через  $X^i$ , передбачувані майбутні позиції через  $\hat{Y}^i$  і реальні майбутні позиції пішохода  $i$  через  $Y^i$ . Крім того, передбачається дискретизація часу, в якій різниця між часом  $t$  і  $t + 1$  дорівнює різниці між часом  $t + 1$  і часом  $t + 2$ .

Графічну візуалізацію задачі прогнозування траєкторії руху пішохода можна побачити на рис. 1.1. По суті, завдання, яке необхідно вирішити, можна сформулювати так:

Як передбачити майбутнє положення пішоходів на основі їх минулої траєкторії з найменшою можливою похибкою?

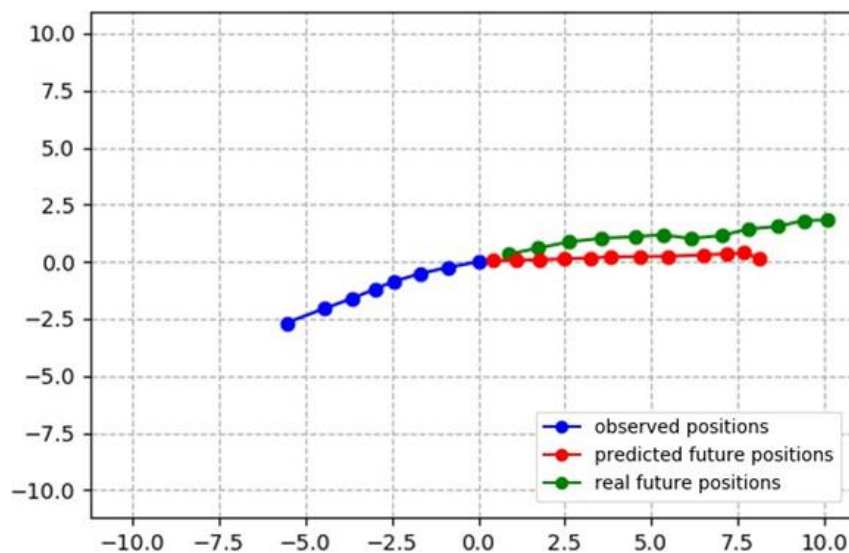


Рисунок 1.1: Візуалізація прогнозу траєкторії пішохода. Шкала вказана в метрах, спостережувані позиції – сині крапки ліворуч, прогнозовані майбутні позиції – червоні крапки праворуч, а реальні майбутні позиції – зелені крапки праворуч.

Цей самий алгоритм можна застосувати для передбачення положення і інших перешкод для подальшого прогнозування траєкторії руху.

Методи підходу до проблеми прогнозування траєкторії пішохода розвивалися з часом перехід від моделей на основі фізики до моделей на основі даних, які використовують глибоке навчання. У цьому розділі наведено короткий огляд моделей на основі фізики спочатку дається, щоб потім більш детально проаналізувати керовані даними моделі, які використовують глибокі нейронні мережі.

## 1.2 Підходи на основі фізики

Можливим підходом до прогнозування майбутнього положення пішоходів є формалізація правил і формул, які диктують рух людей. Ці рівняння створені вручну та чисельно відображають наші теорії про те, як ходять пішоходи та що вони враховують, вирішуючи, куди рухатися далі. У наступних підрозділах описано найбільш часто використовувані методи, що використовують цей підхід.

### Модель постійної швидкості

Найпростішим методом прогнозування траєкторії, який можна використовувати, є модель постійної швидкості [1]. Цей метод використовує положення пішохода  $i$  в момент часу  $t-1$ ,  $(x_{t-1}^i, y_{t-1}^i)$ , а в момент часу  $t$   $(x_t^i, y_t^i)$ , і він обчислює миттєву швидкість  $v$ , де  $v = (x_t^i - x_{t-1}^i, y_t^i - y_{t-1}^i)$ . Тоді припускається, що пішохід буде продовжувати йти з тією ж швидкістю та напрямком нескінченно довго.

Цей метод має багато недоліків: він чутливий до шуму, він не враховує інших пішоходів або навколишнє середовище і, найголовніше, він не може передбачити поворотні траєкторії.

Також можна використовувати метод постійного прискорення замість постійної швидкості, зменшуючи вплив шуму. Однак постійне прискорення все ще є простою моделлю, яка не може досягнути складну поведінку, як-от поворот, щоб уникнути перешкод та інших людей, які є звичними для людського руху.

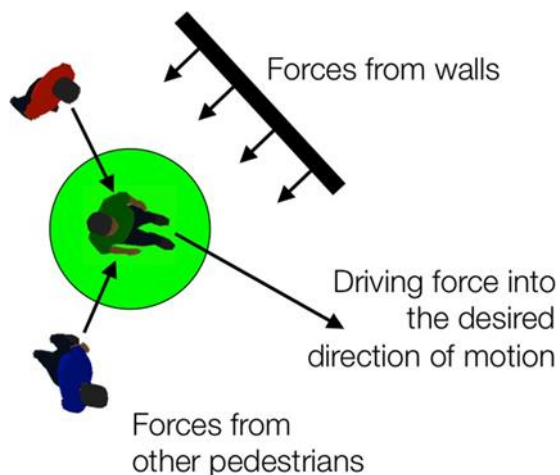


Рисунок 1.1 - Візуалізація моделі соціальних сил.

### Соціальні сили

Однією з перших робіт із прогнозування траєкторії пішоходів, яка залишається дуже впливовою донині, є робота Хелбінга та Молнара про соціальні сили [2] у 1995 році. Запропонований метод розглядає кожного пішохода як частинку та припускає, що рух цих частинок можна описати трьома силами, які представляють:

- Прискорення до бажаної швидкості для кожного пішохода;
- Сума всіх сил відштовхування: ці сили імітують бажання триматися на певній відстані від інших людей і перешкод;
- Сума всіх сил притягання: ці сили імітують бажання пішоходів триматися поруч з іншими людьми (друзі та пари йдуть близько один до одного).

Візуальне зображення цих сил можна побачити на малюнку 2.1. Кінцеве прискорення кожного пішохода буде сумою всіх сил, що діють на цього пішохода.

Модель соціальних сил використовує фізичний підхід до прогнозування траєкторії, має чітку формалізацію та є однією з найбільш впливових в історії робіт. Однак йому потрібна точна інформація про перешкоди та положення інших пішоходів, тому його можна застосовувати лише в сценаріях, де ці дані доступні.

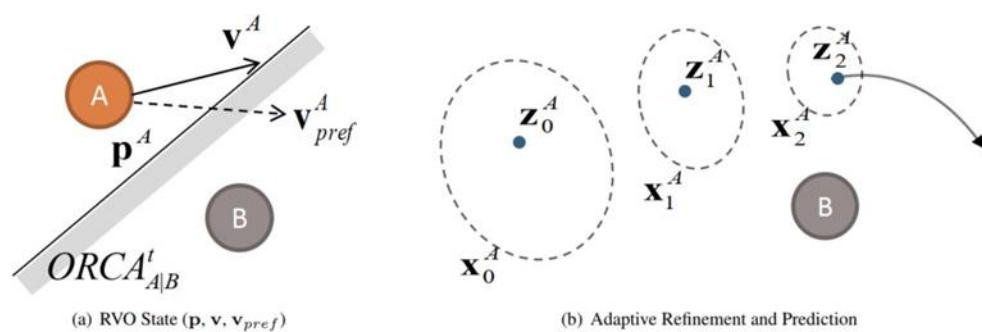


Рисунок 1.2 - Візуалізація методу BRVO в дії. (a) Моделювання RVO. (b) Оцінка стану агента.

## БРВО

Запропонований у 2015 році для роботизованої навігації, BRVO [3] базується на взаємно-швидкісних перешкодах (RVO) [18] і оптимальному уникненні взаємних зіткнень (ORCA) .

Як видно на рисунку 1.2, кожен пішохід представлений своєю позицією, швидкістю та бажаною швидкістю. Якщо пішохід не може слідувати своїй бажаній швидкості через зіткнення (обчислені ORCA), вибирається найближча швидкість до бажаної. Передбачається деяка невизначеність у положенні та швидкості кожного пішохода, тому ансамблевий фільтр Калмана використовується разом з алгоритмом очікування-максимізації, щоб отримати найкраще наближене RVO для

кожного агента разом із невизначеністю в моделі. Насправді назва моделі (BRVO) означає байєсівську RVO, оскільки вона також обчислює невизначеність моделі.

#### Підходи, керовані даними

До 2016 року найпоширенішим підходом для прогнозування траєкторії пішохода був заснований на фізиці, але також можна передбачити майбутні траєкторії на основі даних.

Використання підходу, керованого даними, передбачає вивчення того, як люди ходять, тренуючи модель машинного навчання з реальними траєкторіями пішоходів. Цей підхід має перевагу в тому, що дозволяє вивчати складні моделі ходьби та уникнення зіткнень, які надто важко формалізувати математичними термінами. Це причина, чому в останні роки підходи на основі даних, засновані на глибокому навчанні, перевершили підходи, засновані на фізиці, такі як Social Forces. Це доводить, що підходи, керовані даними, можуть безпосередньо екстраполювати з даних правила та тонкі деталі поведінки людини при ходьбі, які неможливо формалізувати.

Щоб дізнатися, як люди ходять лише за спостережуваними траєкторіями, потрібні три основні компоненти: модель машинного навчання, яка має достатню потужність представлення, ефективну техніку оптимізації та достатньо реальних даних. Усі ці компоненти були доступні до 2010 року (набори даних: UCY у 2007 році та ETH у 2009 році, LSTM у 1997 році та зворотне поширення в часі у 1990 році), але перший підхід, що керується даними, використовує глибоке навчання, яке досягло найсучасніших результатів, з'явилося у 2016 році. Модель отримала назву Social LSTM і була запропонована через чотири роки після появи AlexNet, який викликав інтерес наукової спільноти до нейронних мереж.

У наступних розділах спочатку представлено ключові елементи прогнозування послідовності за допомогою глибокого навчання (LSTM і

архітектура кодера-декодера), а потім описано різні методи, які використовувалися для прогнозування траєкторії пішохода.

### Вступ до LSTM

LSTM (довгокороткочасна пам'ять) — це тип рекурентної нейронної мережі (RNN). Комірка LSTM складається зі стану комірки, прихованого стану та трьох воріт (забути, вхід і вихід). Цей тип RNN вперше був представлений у 1997 році і сьогодні широко використовується в задачах, які мають на вході послідовність змінної довжини.

LSTM приймає як вхід наступний елемент у послідовності та минулий прихований стан, потім оновлює свій внутрішній стан комірки та виводить наступний прихований стан. Внутрішню структуру та основні формули LSTM можна знайти на рисунку 1.3. Ми продовжуємо цей розділ коротким поясненням ключових компонентів LSTM.

Забуті про ворота. Вони вирішують, яку інформацію слід зберегти або викинути. Вони приймають як вхід наступний елемент у послідовності та попередній прихований стан і генерують свій вихід, використовуючи набір ваг і сигмоїдну функцію (це означає, що кожне вихідне значення буде між 0 і 1).

Вхідні ворота. Вхідний вентиль вирішує, яку нову інформацію зберігати в стані комірки. Він має ті самі вхідні дані, що й пропускний шлюз, і використовує два набори вагових коефіцієнтів, щоб визначити, наскільки важливою є нова інформація та яка інформація має перейти до наступного стану комірки.

Оновлення стану комірки. Стан комірки оновлюється після того, як інформація проходить через ворота забуття та вхідні ворота. Це робиться шляхом підсумовування попереднього стану, помноженого на вентиль забуття, і виходу вхідного вентиля, помножені разом.

Вихідні ворота. Вихідний вентиль визначає вихід комірки. Він приймає той самий набір вхідних даних, що й ворота забуття, але також новий стан.

Він використовує набір ваг і сигмоїд для обчислення наступного прихованого стану.

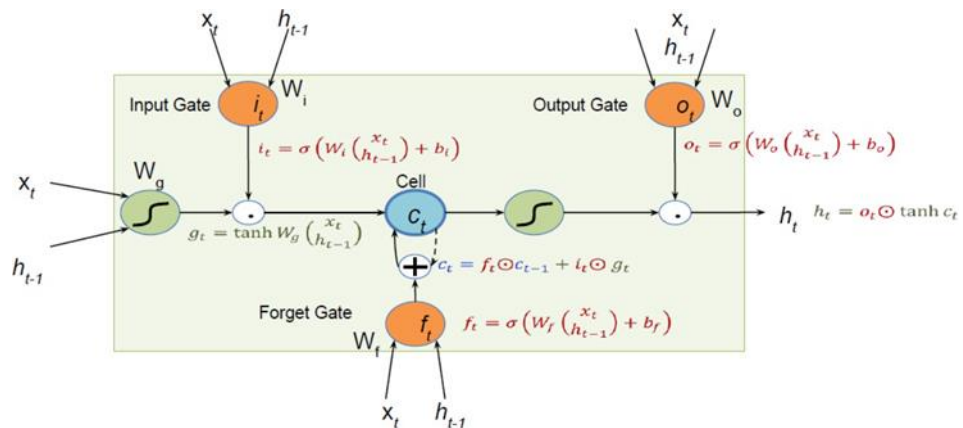


Рисунок 1.3 - Візуалізація клітинки LSTM з відповідними формулами. Наступним елементом у послідовності є  $x_t$ , останнім прихованим станом є  $h_{t-1}$ , а ваги позначаються  $W$ .

Переважає більшість керованих даними методів прогнозування траєкторії пішоходів із використанням глибокого навчання використовують один або кілька LSTM. Отже, чітке розуміння того, як працює комірka LSTM, є важливим для прогнозування траєкторії пішохода.

#### Кодер-декодер РНН

Архітектура Encode-Decoder [] є популярним методом, який використовує RNN (особливо LSTM) у послідовності завдань, таких як прогнозування траєкторії пішохода.

В архітектурі Encoder-Decoder є два RNN, один з яких є кодувальником і ще один декодер. Кодер приймає як вхідні дані всю послідовність змінної довжини та кодує її в остаточному прихованому стані фіксованої довжини. Потім цей прихований стан передається в декодер, який генерує потрібну кількість прихованих станів і виходів. Тому архітектура кодера-декодера перетворює вхідну послідовність змінної довжини в представлення фіксованої довжини, а потім перетворює представлення фіксованої довжини в цільову послідовність змінної довжини. Це можна наочно побачити на рис. 1.4.

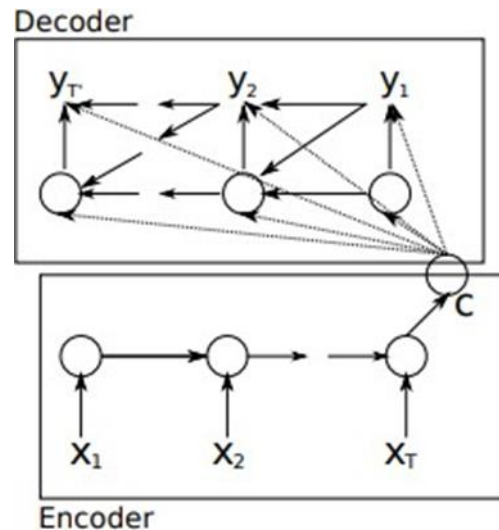


Рисунок 1.4 - Структура архітектури кодера-декодера. Уся інформація стискається кодером у її остаточному прихованому стані, а потім передається в декодер.

Архітектура кодера-декодера показала свою ефективність у машині завдання перекладу, але його недолік полягає в тому, що довші послідовності може бути важко стиснути в один вектор фіксованого розміру. Це питання менш актуальне для прогнозування траєкторії, тому що зазвичай  $T_{obs}$  встановлюється на 8, а  $T_{pred}$  на 12. Таким чином, архітектура кодера-декодера широко використовується в літературі для прогнозування траєкторії пішохода.

### Соц-ЛСТМ

Модель Social LSTM [5] була першим керованим даними підходом для досягнення станусучасне виконання задачі прогнозування траєкторії пішохода. Це було запропоновано в 2016 році Alahi та ін.

Аналізуючи їх результати, можна зробити висновок, що проста LSTM у більшості випадків не перевершує модель соціальних сил. Тому основним внеском Social LSTM є впровадження соціальної інформації як вхідних даних до LSTM. Соціальна інформація створюється шляхом розміщення сітки в місці пішохода, який береться до уваги, і заповнення кожної точки сітки прихованим станом комірки LSTM кожного пішохода в цій комірці сітки.



Якщо два або більше пішоходів знаходяться в одному місці, їхні приховані стани підсумовуються. Наочно це показано на малюнку 1.5.

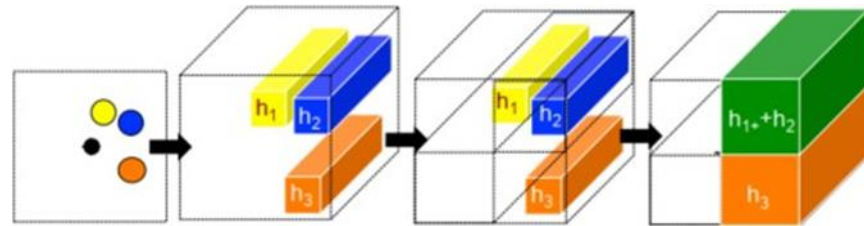


Рисунок 1.5: Побудова соціальної сітки для чорного пішохода в SocialModel LSTM.

Соціальний метод LSTM мав велике значення в галузі прогнозування траєкторії пішоходів, оскільки він продемонстрував, що методи глибокого навчання, застосовані для прогнозування траєкторії пішоходів, можуть перевершити методи, засновані на фізиці.<sup>3</sup> 2016 року було опубліковано багато статей, присвячених прогнозуванню траєкторії пішохода за допомогою глибоких нейронних мереж. Ці нещодавні роботи представляють нові архітектури та методи для вдосконалення сучасного прогнозування траєкторії пішоходів і представлені в наступних розділах. Тому сьогодні, на відміну від до 2016 року, підхід на основі даних із використанням глибокого навчання є провідним підходом у прогнозуванні траєкторії пішоходів.

### 1.3 Використання уваги при прогнозуванні траєкторії

У галузі машинного перекладу вперше було звернуто увагу на створення моделі вирівнювання, щоб по-різному оцінювати кожне слово в реченні під час перекладу наступного слова. Ту саму концепцію можна застосувати до прогнозування траєкторії: не всі попередні позиції однаково важливі для прогнозування наступної позиції.

Першу роботу з використанням уваги при прогнозуванні траєкторії пішохода було представлено в 2017 році Фернандо та ін. [7]. Їхній метод використовує м'яку увагу

пішохід власну минулу траєкторію та жорстко зосереджену увагу на основі відстані при розгляді минулих положень інших пішоходів. Архітектура, запропонована Fernando et al. можна знайти на малюнку 2.6.

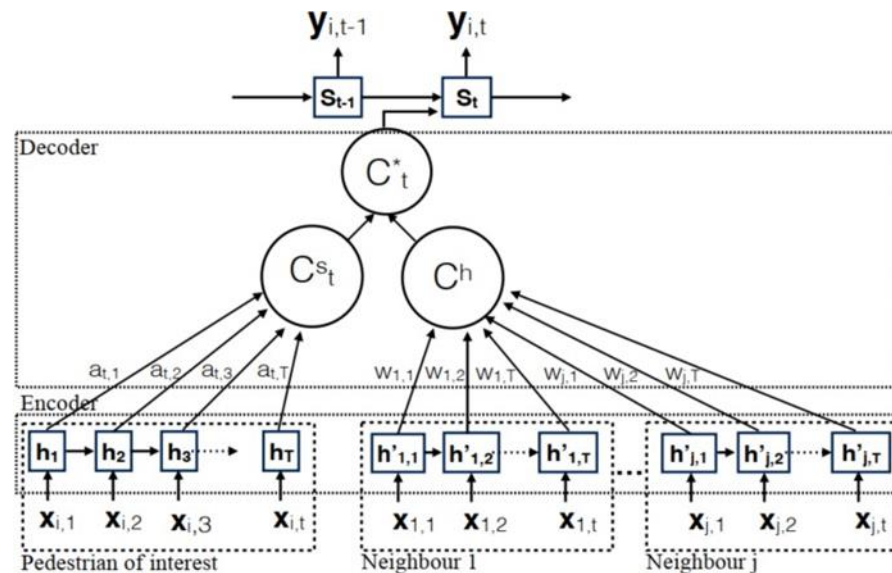


Рисунок 1.6 - Архітектура, запропонована Fernando et al., який об'єднує два вектори контексту.

Один створюється з використанням власних минулих станів комірки пішохода, зважених з використанням м'якої уваги, а інший створюється з іншими минулими станами комірки пішоходів, зваженими за допомогою жорсткої уваги на основі відстані.

### GAN у прогнозуванні траєкторії пішохода

Generative Adversarial Networks (GAN) [6] — це спосіб генерувати нові синтетичні дані, подібні до навчальних даних. Мережа генератора приймає як вхідні дані випадковий шум і виводить вибірку, тоді як мережа дискримінатора приймає як вхідні дані як реальні, так і згенеровані вибірки та має визначити, чи є вибірка підrobкою чи ні. Мета генератора — обдурити

дискримінатор, а один із дискримінаторів — правильно позначити дані, які він подає.

Генеративні суперницькі мережі є способом вирішення мультимодального аспекту проблеми прогнозування траєкторії: немає єдиного правильного майбутнього прогнозу з урахуванням минулих позицій. Наприклад, дорога може розділятися на дві частини, і можливі обидві траєкторії, що йдуть в одному або іншому напрямку.

Базова архітектура, запропонована в 2014 році Гудфеллоу та ін. недостатньо для прогнозування траєкторії. Це так, оскільки метою прогнозування траєкторії є не лише створення траєкторій, подібних до реальних, але й створення правдоподібних майбутніх траєкторій з урахуванням минулих положень. Тому в прогнозуванні траєкторії умовне GAN (CGAN) [36] використовується для обумовлення створення майбутніх траєкторій на основі попередніх траєкторій. Базову архітектуру умовної GAN можна знайти на рис. 1.7.

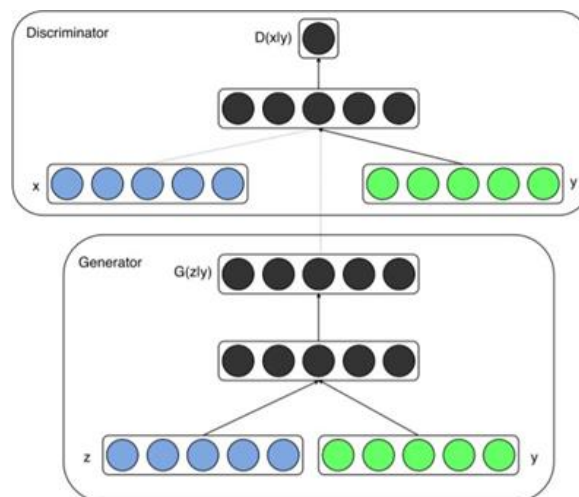


Рисунок 1.7 - Структура умовного GAN,  $y$  — це умовний член, який подається як на генератор, так і на дискримінатор. Шум позначається  $z$ , а зразки позначаються  $x$ .

Дуже впливовою роботою щодо використання GAN для прогнозування траєкторії пішоходів є Social GAN[5]. Архітектура Social GAN використовує

кодер LSTM, об'єднання для соціальної взаємодії та декодер LSTM у генераторі, а також кодер LSTM для дискримінатора. Повна архітектура показана на рис. 1.8.

Важливим внеском в архітектуру Social GAN є додавання втрати різноманітності на додаток до стандартної втрати дискримінатора. Для кожної вхідної траєкторії генерується кілька майбутніх траєкторій, і втрата різноманітності обчислює, наскільки ці синтетичні траєкторії віддалені від реальної. Однак при зворотному поширенні помилки використовується лише найкраща згенерована траєкторія, яка створює найменшу помилку. Таким чином, генератор стимулюється створювати кілька можливих траєкторій. Однак це також означає, що генератор створюватиме траєкторії дуже далеко від земної істини.

Такий самий підхід використовується для оцінки моделі: для кожного входу мережа видає кілька траєкторій, і лише ту, що ближче до реальної використовується для обчислення похибки. Це важливий аспект, який слід враховувати під час порівняння результатів негенеративних і генеративних моделей, оскільки результати обчислюються зовсім по-різному.

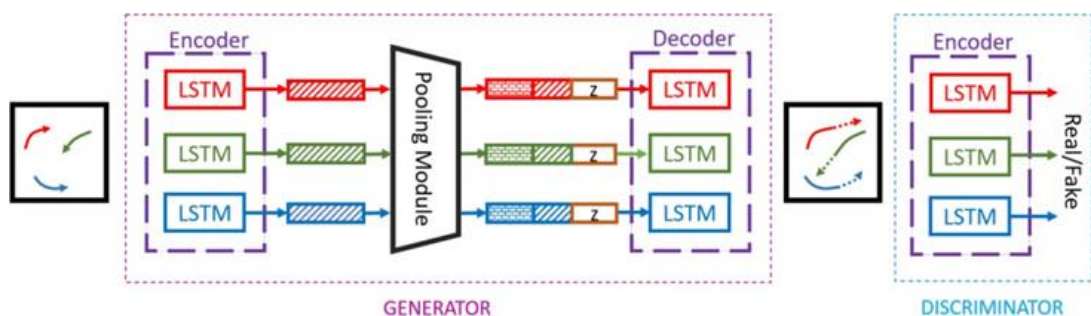


Рисунок 1.8 - Архітектура мережі Social GAN.

Увага також може використовуватися в поєднанні з GAN, у кодуванні минулої траєкторії, яка представляє умовну частину, або в конструкції соціальної інформації.

Ще одна цікава робота, яка застосовує GAN для прогнозування траєкторії пішохода, в якій використовується Info-GAN, тип GAN, у якому латентний код подається на генератор, а дискримінатор повинен його реконструювати. у поєднанні з CGAN.

Впровадження моделі Social LSTM [4] довело, що включення соціальної інформації, представленої у вигляді сітки, як вхідних даних до мережі, може покращити результати прогнозування траєкторії. З того часу були запропоновані інші методи вирішення проблеми кращого представлення соціальної інформації.

Інші типи макетів, які використовувалися для представлення соціальної інформації, це: кругла сітка з радіусом, що експоненціально зростає, коло, розділене на області різної форми або еліпс (або півколо), щоб краще представляють, як люди сприймають навколишнє середовище. Інші модифікації соціальної інформації включають використання кутової пішохідної сітки, яка вказує відстань від найближчого пішохода в цьому напрямку, або прихований стан найближчих пішоходів у кожному напрямку, масштабований на основі відстані. Ілюстрацію цих підходів можна знайти на рис. 1.9.

Також можливо неявно моделювати соціальну інформацію, створюючи об'єм переміщення з векторами переміщення кожного пішохода, а потім застосовуючи згортки до всього обсягу переміщення. Іншим цікавим підходом є підхід, у якому положення та швидкість кожного найближчого пішохода спочатку вбудовуються, а потім передаються до нейронної мережі. Таким чином, модель знає точне положення пішоходів поблизу, а не приблизне, як у випадку використання сітки зайнятості. Детальну архітектуру можна переглянути на рис. 1.10.

Не всі ближні пішоходи мають однакове значення для прогнозування шляху людини, тому увага широко використовувалася для вбудовування соціальної інформації для покращення результату.

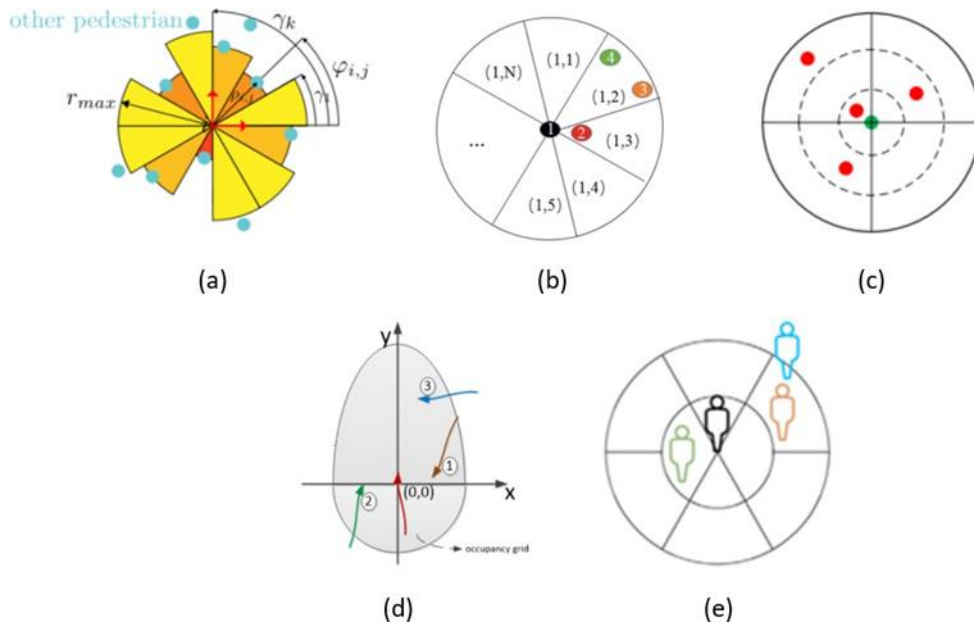


Рисунок 1.9 - (a) Кутова сітка пішоходів, яка вказує найближчого пішохода в кожному напрямку. (b) Коло сусідів, поділене напрямком. (c) Околиці круглої форми з трьома колами, розділеними на 4 комірки кожне. (d) Околиці, схожі на еліпс, зверніть увагу, що еліпс більший спереду (де пішохід може бачити) і менший ззаду (де пішохід не може бачити). (e) Кругове сусідство, поділене на різні регіони.

Інший спосіб відрізнити впливових пішоходів чи ні – це згрупувати їх на основі їхнього напрямку та розглядати лише пішоходів у тому ж напрямку, що й поточний пішохід.

У розглянутих вище прикладах кожен пішохід має різну соціальну інформацію. Однак замість цього можна використовувати ту саму соціальну інформацію для кожного пішохода: це підхід StarNet. Архітектура StarNet використовує унікальну мережу для вбудовування соціальної інформації про всю сцену, а потім кожен пішохід (з власним LSTM) використовує ту саму соціальну інформацію, щоб передбачити майбутню траєкторію.

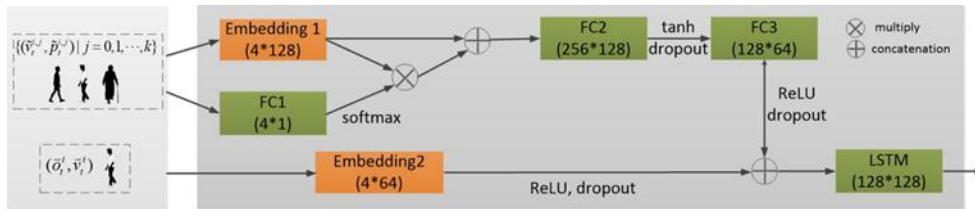


Рисунок 1.10 - Вбудовування пішоходів поблизу (вгорі) та поточного пішохода (внизу). Пішоходи поблизу представлені відносною позицією та швидкістю відносно поточного пішохода. Поточний пішохід представлений його швидкістю та положенням.

Цей метод дозволяє уникнути обчислення соціальної інформації для кожного пішохода, тому він має менший час обчислення. Архітектуру можна побачити на рис. 1.11.

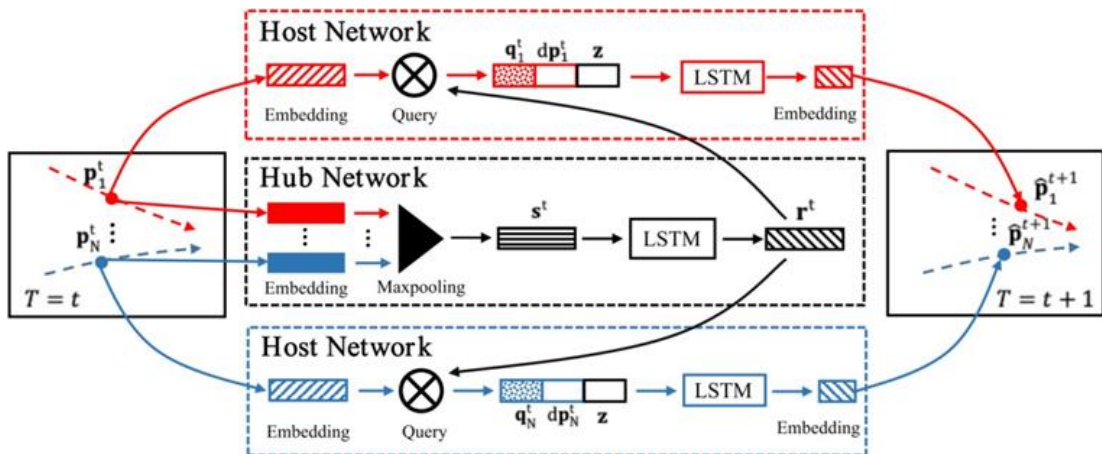


Рисунок 1.11 - Архітектура StarNet. Мережа-концентратор обчислює соціальну інформацію про всю сцену, і її вихід використовується кожним пішоходом, представленим мережею-хостом.

На додаток до минулих позицій і соціальної інформації також можна включити інформацію про оточення кожного пішохода як вхідні дані для мережі. Таким чином модель може навчитися поведінці, як-от уникати перешкод і тому одним із способів включення соціальної інформації є спосіб, представлений Бартолі та ін. По-перше, ануються цікаві місця в



навколишньому середовищі (наприклад, перешкоди, входи чи твори мистецтва). Потім сітка, подібна до тієї, що використовується в Social LSTM використовується для позначення наявності визначних місць у кожній комірці. Ця просторова сітка, така ж соціальна сітка, як Social LSTM, і минулі позиції потім передаються в LSTM для прогнозування майбутньої траєкторії.

Недоліком використання точок інтересу є те, що вони не можуть зафіксувати розміри перешкод, таких як автомобілі та будівлі. Метод, який не має цього недоліку, - це використання сітки зайнятості для представлення просторової інформації, як це зроблено в [8]. Сітка розташована по центру пішохода та вказує, які клітини зайняті перешкодами. Потім попередньо навчений кодер стискає сітку в менше представлення, яке можна надати як вхідні дані для LSTM. Повну архітектуру, яка використовує цей метод, можна знайти на рис. 1.12.

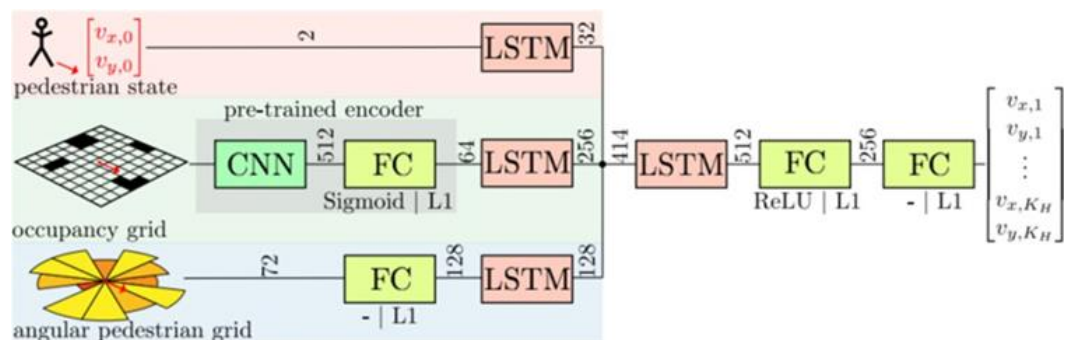


Рисунок 1.12 – Архітектура системи аналізу.

Зверніть увагу, що кожен тип введення має власний виділений LSTM. Вихідні дані трьох LSTM потім об'єднуються та передаються в головний LSTM, який одночасно прогнозує майбутні переміщення.

Іншим підходом до включення просторової інформації є використання семантичної сегментації сцени. Ця семантична карта подається на згортки, а потім використовується як вхідні дані для пішохідного LSTM. Для



семантичної сегментації використовуються такі класи, як трава, будівля, тротуар і перешкода. Візуалізацію цього методу можна знайти на рис. 1.13.

Знання про топологію середовища є вирішальним у використанні точок інтересу, сітки зайнятості або для виконання семантичної сегментації. У наборах даних, які використовували автори цих робіт, немає явного представлення такої інформації. Тому точки інтересу, сітки зайнятості та клас кожного пікселя анотуються вручну на кожній сцені.

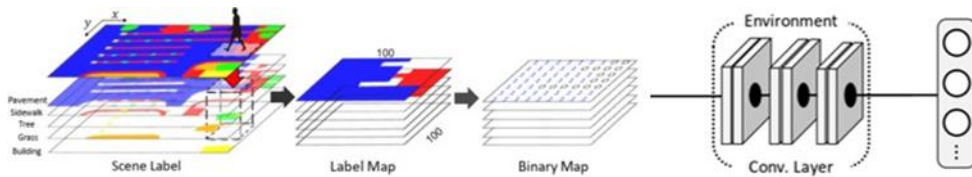


Рисунок 1.13 - Сегментація сцени, перетворена на двійкову карту для передачі в CNN (конволюційна нейронна мережа) для кодування характеристик сцени. Потім ці функції можна використовувати як вхідні дані для LSTM.

Звичайно, це не масштабований підхід і являє собою обмеження у використанні просторової інформації в реальних програмах.

Більшість наборів даних, які використовуються для прогнозування траєкторії пішохода, є відео з анотатами, знятими з висоти пташиного польоту. Включення інформації, що надходить безпосередньо з відеозображення, може дозволити краще зрозуміти контекст навколо людини та підвищити точність передбачення.

Однією з найвпливовіших робіт із використанням інформації про зображення є SoPhie. Він використовує попередньо навчений VGG-19 як екстрактор функцій на всьому зображенні (тому витягнуті характеристики однакові для кожного пішохода) у поєднанні з модулем фізичної уваги. Фізична увага приймає як вхідні дані прихований стан минулого кодера траєкторії для кожного пішохода та вектора ознак зображення, щоб створити

вектор контексту уваги. Він також використовує соціальну інформацію, зважену на кожному пішоході модулем соціальної уваги. Усі ці вектори потім використовуються як умови для CGAN, що генерує майбутні шляхи для кожного пішохода. Таким чином, ці згенеровані шляхи залежать від минулої траєкторії, соціальної та фізичної інформації. Повну архітектуру можна знайти на рис. 1.14.

Інший підхід до використання інформації про зображення – це той, що використовується в SS-LSTM: використовується лише частина всього зображення, зосереджена на поточному пішоході. Потім для кодування зображення застосовуються згортки (різні для кожного пішохода), а потім кодування передається в LSTM. Різні кодери LSTM також використовуються для соціальної інформації (у формі кругової карти зайнятості) і для спостережуваної траєкторії. Стан трьох кодерів використовується як вхід для одного декодера, який виводить майбутню траєкторію. Архітектура SS-LSTM показана на рис. 1.15.

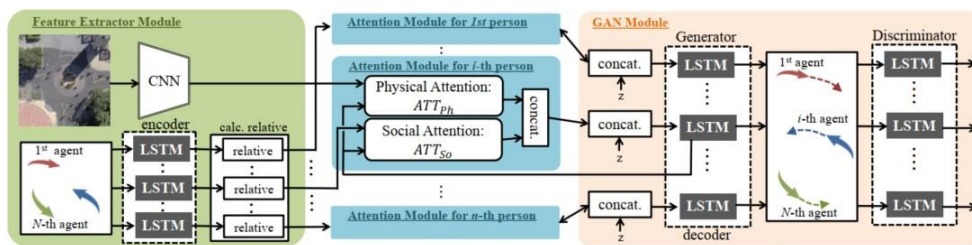


Рисунок 2.14: Архітектура SoPhie. Зображення взято з [9].

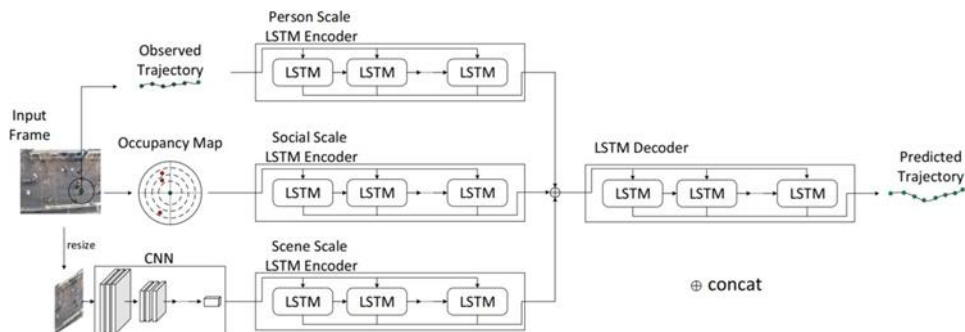


Рисунок 1.15 - Огляд архітектури SS-LSTM.

Seg-LSTM має подібну архітектуру, але використовує попередньо навчену Seg-Net як засіб виділення ознак замість трьох згорток, як це зроблено в SS-LSTM.

Після введення SoPhie кілька робіт, використовували інформацію про зображення для прогнозування траєкторії, зазвичай разом із соціальною інформацією. Використання інформації про зображення легко застосовувати в поточних наборах даних і в сценарії відеоспостереження. Однак у додатках роботизованого та автономного водіння важко припустити, що камера з висоти пташиного польоту на сцені завжди доступна. Таким чином, інформацію про зображення реально можна використовувати лише в програмах спостереження або дуже подібних випадках.

ConvLSTM у прогнозуванні траєкторії пішохода

LSTM здатні моделювати співвідношення між часом, але в прогнозуванні траєкторії пішохода також важливо моделювати просторові відносини, як на зображеннях. Це є причиною використання згорткової LSTM (ConvLSTM) для прогнозування траєкторії пішохода. ConvLSTM має таку саму структуру, як і звичайний LSTM, але замість матриць множення використовуються згортки. Цей підхід показав багатообіцяючі результати в роботі Юке Лі, яка використовує тривимірну сітку переміщень, а також у роботі Чен та ін., який також поєднує соціальну, просторову та образну інформацію. Більше інформації про метод, запропонований Chen et al. можна знайти на рис. 1.16.

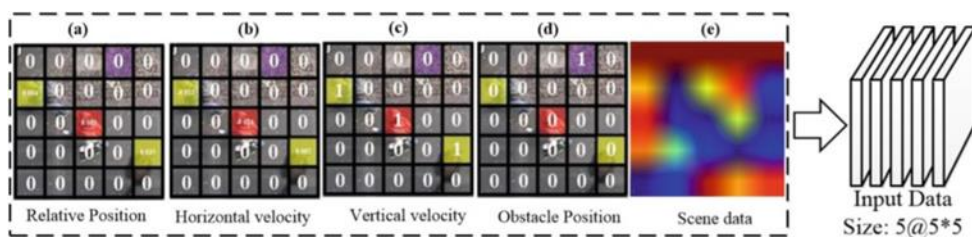


Рисунок 1.16 - Вхідні дані для ConvLSTM.

Використовується п'ять сіток, які відрізняються для кожного пішохода. Ці сітки відповідають: відносному положенню інших пішоходів у кожній комірці, горизонтальній і вертикальній швидкості інших пішоходів у кожній комірці, сітці зайнятості, де комірки з перешкодами позначено 1, і результату подачі сцени навколо пішохода в CNN.

#### Звивини в прогнозуванні траєкторії

RNN не є єдиним методом, застосовним до завдань, що включають послідовності: також можливо використовувати згорточні нейронні мережі (CNN). Метод, який застосовує згортки для прогнозування траєкторії пішохода, був представлений Нікілом і Моррісом у 2018 році. Їхній підхід не враховує соціальний або просторовий аспект для прогнозування, але він все одно може отримати результати, порівняні з рекурентними архітектурами, які також використовують інші типи інформації. На жаль, стаття була опублікована без рецензування, і в ній недостатньо інформації, щоб її відтворити, але вона все одно підтверджує, що згортки можна використовувати для прогнозування траєкторії.

#### СVAE у прогнозуванні траєкторії

Альтернативною архітектурою є умовні варіаційні автокодери (CAVE), до CGAN для створення кількох шляхів для кожного агента. Мережа кодера кодує майбутній шлях, використовуючи як умову минулу траєкторію, тоді як мережа декодера реконструює майбутній шлях. Під час перевірки закодований майбутній шлях замінюється зразком із нормального розподілу та з'єднується з закодованою минулою траєкторією. Потім цей новостворений вектор подається на декодер, який генерує майбутню траєкторію.

Цей метод був успішно застосований для прогнозування руху пішоходів (показано на рис. 1.17), а також для прогнозування траєкторії руху транспортних засобів.

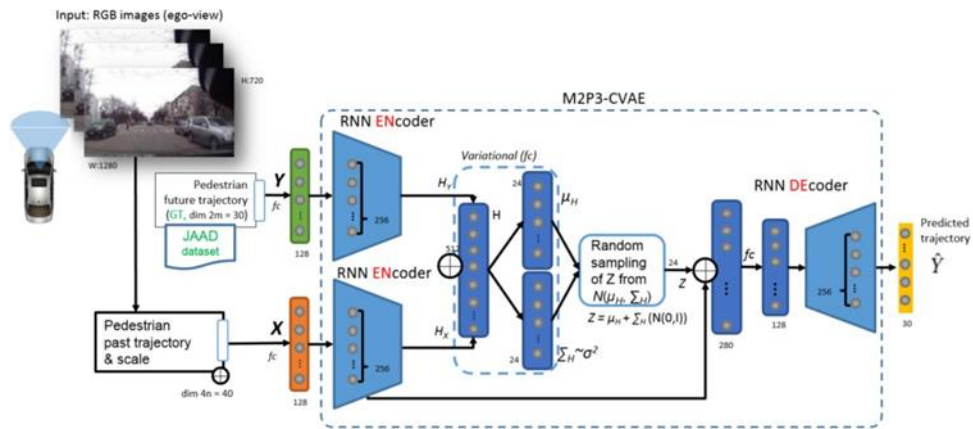


Рисунок 1.17 - Огляд архітектури M2P3 під час навчання. Для прогнозування майбутньої траєкторії використовується варіаційний автокодер, заснований на минулій траєкторії.

### Нейронні мережі Graph у прогнозуванні траєкторії

Першу роботу з використанням Graph Neural Networks (GNN) для прогнозування траєкторії пішоходів представили у 2017 році Vemula та ін. в [7]. Їх основним внеском є використання просторово-часових графіків: між різними пішоходами існують просторові зв'язки, які моделюють те, як вони взаємодіють один з одним, тоді як окремий пішохід має часові зв'язки із собою, які представляють траєкторію. Основними компонентами цієї архітектури є EdgeRNN, nodeRNN і модуль уваги для визначення важливості інших пішоходів.

## 2 ПРОЄКТНА ЧАСТИНА

### 2.1 Вибір наборів даних для побудови системи прогнозування

Використання методів, керованих даними, вимагає наявності якісних даних у достатній кількості. Точніше, під час прогнозування траєкторії пішохода доступні дані можуть бути у двох різних форматах: у координатах зображення або реальних координатах. Координати зображення означають, що кожен пішохід представлений у пікселях, які він займає на зображенні камери, тоді як координати реального світу означають, що кожен пішохід представлений своїм положенням у метрах з початком у довільній точці світу.

Вибір формату координат залежить від програми: координати зображення використовуються в додатках відеоспостереження, тоді як реальні координати використовуються в роботах і програмах автономного водіння. Ця дисертація зосереджена на додатку для автономного водіння, тому можна використовувати лише набори даних, що використовують реальні координати.

У цій роботі використовуються набори даних ETH, UCY і TrajNet, оскільки вони широко використовуються в літературі, є загальнодоступними та використовують у реальному світі.

#### Набори даних ETH і UCY

У літературі найчастіше використовуються набори даних ETH і UCY. Набір даних ETH містить дві сцени (під назвами ETH і Hotel), зроблені з висоти пташиного польоту. Загалом він складається з 750 різних траєкторій пішоходів. Один кадр анується позиціями пішоходів кожні 0,4 секунди.

Набір даних UCY містить три сцени (Zara1, Zara2 і Univ), зроблені з висоти пташиного польоту. Загалом він складається з понад 900 різних

траєкторій пішоходів. Один кадр анотується позиціями пішоходів кожні 0,4 секунди. Кадр зі сцени Zara1 можна знайти на рис. 2.1.

Два набори даних зазвичай використовуються разом: разом вони містять п'ять сцен (ETH, Hotel, Univ, Zara1 і Zara2) із понад 1600 траєкторіями пішоходів. Навчання та тестування проводяться за підходом «залишити одного»: модель тренується на чотирьох сценах і тестується на п'ятій, і ця процедура повторюється п'ять разів, по одному для кожної сцени.

Оскільки ці два набори даних в основному використовуються в комбінаціях один з одним і тепер два набори даних разом називатимуться набором даних ETH-UCY.

Дані в реальних координатах для набору даних ETH-UCY, який використовується в цій дипломній роботі було завантажено з репозиторію Social GAN GitHub.

#### Набір даних TrajNet

Набір даних TrajNet - це підібрана колекція наборів даних, що містить загалом понад 8000 траєкторій пішоходів. Він об'єднує набори даних ETH, UCY, Stanford Drone Dataset і PETS2009. Набір даних PETS2009 стосується лише 19 пішоходів, тому він не вважається дуже актуальним. Stanford Drone Dataset вносить свій внесок у більшість пішохідних доріжок і являє собою колекцію відео, знятих дроном у Стенфорді. Він містить анотації пішоходів, автомобілів і велосипедів. Приклад кадру можна побачити на рис. 2.2. Він доступний на офіційному сайті [8] з одним кадром, анотованим кожні 0,4 секунди, але координати вказано в опорному кадрі зображення. Автори набору даних TrajNet перетворили набір даних Stanford Drone Dataset (SDD) у реальні координати, щоб увесь набір даних TrajNet був у реальних координатах. Їхній внесок на цьому не закінчується, фактично вони розділили дані з усіх наборів даних у навчальному та тестовому наборі, зробили розділи доступними на офіційному сайті набору даних, і, що найважливіше, вони не оприлюднили основну правду тестового набору.



Рисунок 2.1 - Кадр сцени UCY Zara1.

Замість цього користувачі завантажують свої результати на офіційний сайт, який обчислює показники та (за бажанням) публікує результати в онлайн-таблиці лідерів. Це було зроблено для «стандартизації» передбачення траєкторії пішохода: методи оцінювалися на різних підмножинах доступних наборів даних, з контрастними системами координат і різними сценаріями оцінки. Ці невідповідності ускладнили об'єктивне порівняння різних методів, тому було запропоновано порівняльний набір даних TrajNet.

Ця стандартизація показників у поєднанні з перевіркою онлайн робить результати набору даних TrajNet надійними, оскільки вони обчислюються третьою стороною, а не безпосередньо дослідниками. Результати, отримані на цьому наборі даних, також дуже актуальні, оскільки це найбільша загальнодоступна колекція пішохідних траєкторій.

#### Інші набори даних

Набори даних, які не використовуються або тому, що вони недоступні, або тому, що вони знаходяться в координатах зображення, це: набір даних



Grand Central, CUNH Crow набір даних, набір даних Единбурзького форуму інформатики та MuseumVis-набір даних itors.

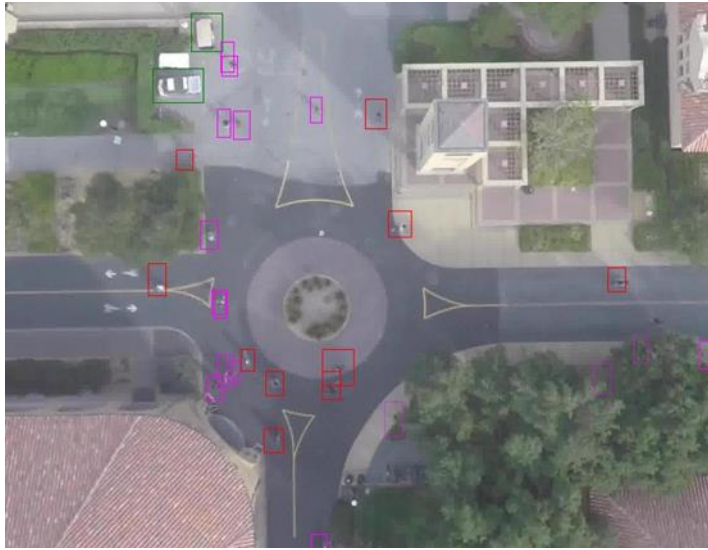


Рисунок 2.2 - Кадр Стенфордського набору даних дронів, сцени кола смерті.

Набори даних, які не використовуються, оскільки вони містяться в координатах зображення та взяті не зі стаціонарної камери, а з камери, встановленої на автомобілі, це: набір даних KITTI, набір даних TrarHic і набори даних JAAD.

Усі ці набори даних цікаві, і дослідження використовували їх у траєкторіїпрогнозне завдання. Однак вони не розглядаються в цій дисертації, тому що або недоступні, відсутні в реальних координатах або недостатньо використані в літературі, щоб мати значущі базові лінії, з якими можна зіткнутися.

## 2.2 Вибір метрик для прогнозування траєкторії

У підходах, керованих даними, існує необхідність стандартизувати параметри тестування та загальнозживані показники, щоб отримати кількісні результати. Ці кількісні результати дозволяють вченим зрозуміти, як різні моделі порівнюються одна з одною, і в чому їх сильні та слабкі сторони.

Налаштування тесту та метрики, пояснені в цьому розділі, такі ж, як ті, що використовуються в Social LSTM і в більшості публікацій, що стосуються прогнозування траєкторії пішохода за допомогою глибокого навчання.

### Тестове налаштування

Тестове налаштування вирішує проблему того, як слід спостерігати та прогнозувати траєкторії. Найпоширеніша практика в літературі полягає в тому, щоб спостерігати 8 позицій і передбачати наступні 12 позицій. Оскільки використані набори даних мають один кадр, анотований кожні 0,4 секунди, це означає, що модель спостерігатиме за 3,2 секунди та передбачте наступні 4,8 секунди. Це, безумовно, найбільш широко використовуваний параметр, і тому, для порівняння отриманих результатів з літературою, результати, наведені в цій дисертації, також отримані шляхом спостереження за 8 позиціями та прогнозування наступних 12.

### Середня помилка переміщення (ADE)

Першим (і найважливішим) показником, який використовується для прогнозування траєкторії пішохода, є середня помилка переміщення (ADE), яка була введена в [13]. ADE — це помилка для всіх прогнозованих точок і базових точок істинності від  $T_{obs}+1$  до  $T_{pred}$ , усереднена для всіх пішоходів. Ця похибка обчислюється з використанням евклідової відстані між прогнозованим положенням і реальним положенням пішохода для кожного кроку часу. Формально формула ADE має такий вигляд:

$$ADE = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=T_{obs}}^{T_{pred}-1} \|\hat{Y}_t^i - Y_t^i\|}{n(T_{pred} - T_{obs})} \quad (2.1)$$

Кількість пішоходів дорівнює  $n$ , прогнозовані координати для пішохода  $i$  at час  $t \in Y^i$ , реальні майбутні позиції є  $Y^i$  та  $\|\cdot\|$  це евклідова відстань.

Оскільки в цій роботі використовуються лише набори даних із реальними координатами, ADE є мірою в метрах. Це було б не так, якби використовуваний набір даних був у координатах зображення.

По суті, ADE — це середня відстань (у метрах) від кожної позиції передбачення до кожної відповідної позиції реальної траєкторії. Це можна наочно побачити на рис. 3.3.

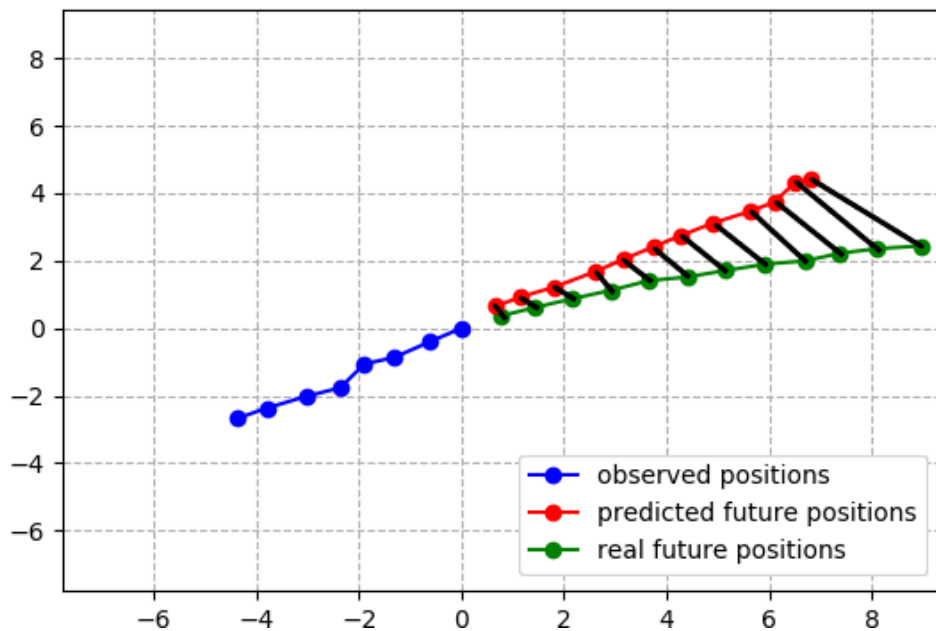


Рисунок 2.3 - Чорні лінії позначають відстань між кожним прогнозом і відповідною реальною позицією. Середня похибка зсуву - це середня довжина чорної лінії. Спостережувані позиції становлять 8, тоді як прогнозовані позиції та реальні майбутні позиції становлять 12, таким чином, на цьому зображенні представлено стандартне тестове налаштування, описане раніше.

Помилка остаточного зміщення (FDE)

Друга метрика, яка використовується для прогнозування траєкторії пішохода, це остаточна помилка зміщення (FDE). Помилка остаточного переміщення – це похибка між остаточним прогнозованим положенням у  $T_{pred}$  і реальним положенням у  $T_{pred}$ . Ця похибка також обчислюється за допомогою евклідової відстані. Формально формула FDE має такий вигляд:

$$FDE = \frac{\sum_{i=1}^n \left\| \hat{Y}_{T_{pred-1}}^i - Y_{T_{pred-1}}^i \right\|}{n} \quad (2.2)$$

Кількість пішоходів дорівнює  $n$ , прогнозовані координати для пішохода  $i$  at час  $t \in \hat{Y}^i$ , реальні майбутні позиції  $\in Y^i$  та  $\|$  це евклідова відстань.

Оскільки ця теза використовує лише набори даних із реальними координатами, FDE також є мірою в метрах. Це було б не так, якби використовуваний набір даних був у координатах зображення.

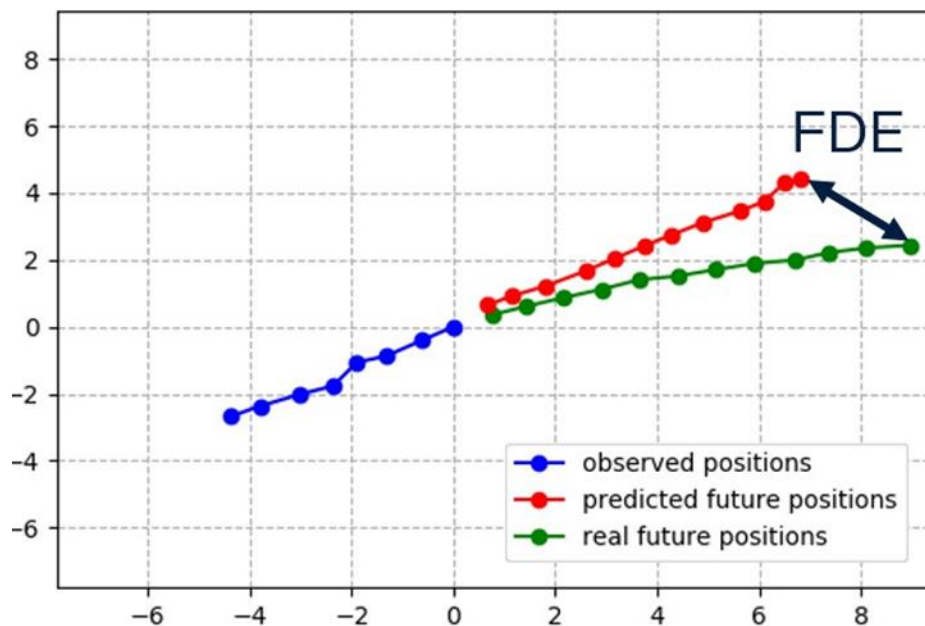


Рисунок 2.4 - Чорна стрілка вказує на відстань між останнім прогнозом і останнім майбутнім положенням.

По суті, FDE – це те, наскільки великою є похибка відстані (у метрах) між останнім прогнозованим положенням і останнім реальним положенням,

як можна побачити на малюнку 3.4. Помилка остаточного переміщення сильно корелює з помилкою середнього переміщення: модель з низьким ADE також матиме низький FDE. Це підтверджено результатами, наведеними в розділі 3. Отже, це також можливо враховувати лише середню помилку переміщення при оцінці моделі.

Довжина стрілки відповідає остаточній похибці переміщення. Спостережувані позиції становлять 8, тоді як прогнозовані позиції та реальні майбутні позиції становлять 12, таким чином, на цьому зображенні представлено стандартне тестове налаштування, описане раніше.

## 3 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА

### 3.1 Вхідні координати

Як зазначено в розділі 1.1, вхідні та цільові дані моделей на пішохідній траєкторії передбачення є координатами, однак вихідна точка цих координат не вказана. Таким чином, доцільно поставити питання про те, яку систему координат використовувати при подачі позицій у мережі, як форму попередньої обробки даних. Щоб відповісти на це запитання, було визначено чотири методики попередньої обробки координат:

1. Абсолютні координати. З абсолютними координатами ми використовуємо найбільш наївний підхід: беремо координати безпосередньо з наборів даних без будь-яких маніпуляцій. Це нерозумний підхід, оскільки кожна сцена має початкову точку в іншому положенні. Таким чином, мережа може бути не в змозі виробляти значущі результати під час тестування, коли представлено нову сцену, яка використовує інше джерело щодо навчального набору.

2. Координує з початком координат у першій точці спостереження ( $t=0$ ). Немає значення, з якої сцени беруться координати: до кожної з точок у послідовності з 20 позицій, які представляють вхідні та цільові координати, віднімається перша позиція в послідовності. Це фактично розміщує початок усієї послідовності в першій спостережуваній позиції. Таким чином, координати не залежать від сцени, і тому цей підхід може вирішити недоліки використання абсолютних координат.

3. Координується з початком координат в останній точці спостереження ( $t=T_{obs}-1$ ). Подібно до попереднього типу координат, але з тією різницею, що в цьому випадку віднімається позиція при  $t = T_{obs}-1$ , яка є останньою позицією, яку спостерігатиме мережа.

4. Відносні координати (швидкості). У цьому випадку замість координат з фіксованими системами відліку на мережу подаються відносні переміщення. Перше спостережене положення буде  $(0,0)$ , а всі наступні вхідні координати будуть відносними переміщеннями від попереднього введення. Якщо відносні переміщення масштабуються відповідно до приміток за секунду, вони стають швидкостями. У цьому випадку вхідними даними мережі є швидкість на кожному кроці часу, а завдання полягає в тому, щоб передбачити швидкість на наступному кроці часу.

Приклад однієї і тієї ж траєкторії, представленої в різних типах координат, можна знайти на рис. 3.1.

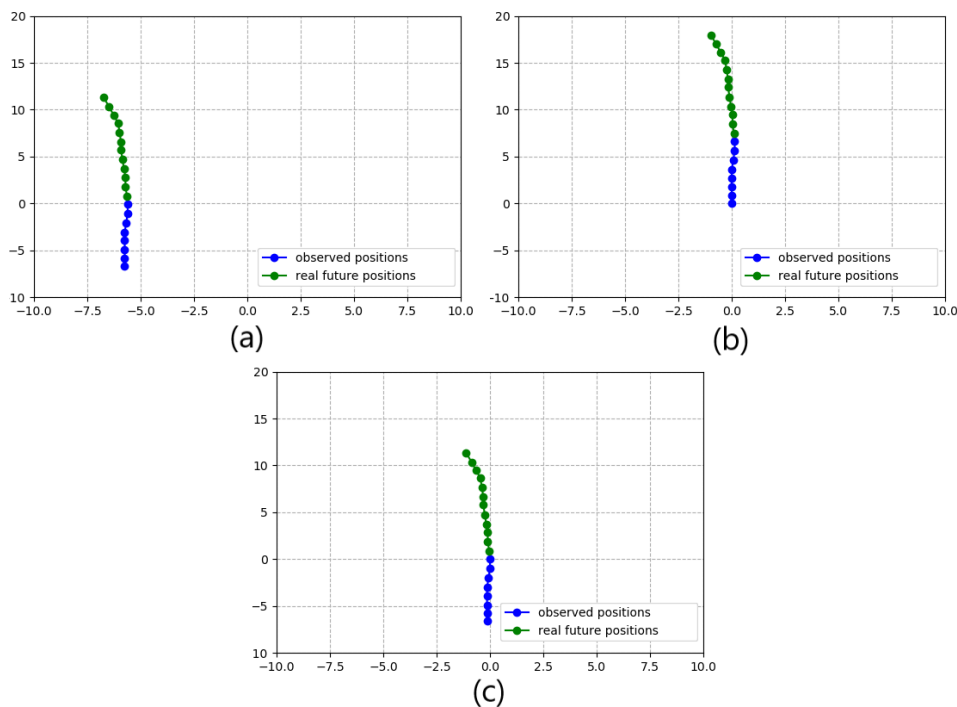


Рисунок 4.1: Та сама траєкторія пішохода, що рухається вгору, у трьох різних системах координат. Спостережувані позиції виділені синім кольором, а майбутні – зеленим. (a) Абсолютні координати, координати беруться безпосередньо з набору даних. (b) Початок координат у момент часу  $t = 0$ , перша точка спостереження є початком координат, незалежно від початкового початку координат. (c) Початок координат у момент часу  $t = T_{\text{obs}} - 1$ , остання точка спостереження є початком координат, незалежно від початкового початку координат.

## 3.2 Базові лінії

Як базові лінії було реалізовано дві рекурентні моделі: LSTM і кодер-декодер.

### Базовий рівень LSTM

Архітектуру для базової лінії LSTM можна переглянути на рис. 3.2. На початку вхідні координати вбудовуються у вектор ознак за допомогою повністю зв'язаного шару. Далі об'єкти передаються до комірки LSTM, а потім вихідні дані комірки передаються до інших повністю зв'язаних шарів, які виводять майбутні координати. Під час підготовки вчителів для покращення результатів використовується техніка, яка вперше була представлена в і сьогодні широко використовується переважно в галузі машинного перекладу.

Параметри архітектури наступні: розмір вбудовування становить 64, розмір комірки LSTM – 128, а вихід LSTM проходить через два повністю зв'язані рівні, один із вихідним розміром 64, а інший – з вихідним розміром 2. Модель із два шари на виході показали кращі результати, ніж той, що має лише один шар. Імовірність примусового навчання встановлено на 0,3.

Слід зазначити, що в цій дисертації термін «вбудовувати» використовується так само, як і Alahi et al. у Social-LSTM це техніка, за якої вектор (зазвичай містить вхідні координати або соціальну інформацію) перетворюється на вектор фіксованої довжини ознак за допомогою одного повністю зв'язаного шару.

Отримано результати навчання базової лінії LSTM з різними типами координат можна знайти в таблиці 3.1, таблиці 3.2 і таблиці 3.3 разом із ефектами різних втрат, і різною частотою кадрів сцени.



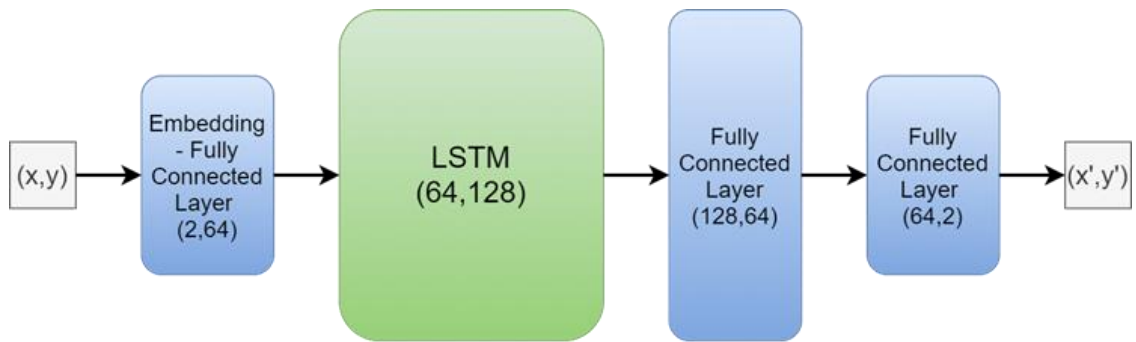


Рисунок 3.2 - Архітектура базової лінії LSTM. Вхідні та вихідні розміри шару позначаються (вхідний розмір, вихідний розмір). Для комірки LSTM вхідний розмір і розмір комірки позначаються (вхідний розмір, розмір комірки).

Усі мережі в трьох таблицях були навчені з використанням наступних параметрів: розмір партії дорівнює 32, кількість епох навчання дорівнює 60 і швидкість навчання ініціалізована на 0,005 і далі зменшується вдвічі кожні 17 епох. Для справедливого порівняння параметри однакові для кожної мережі. Таблиця 3.3 є найбільш актуальною, оскільки в ній використовуються правильні втрати та правильна частота кадрів. З результатів видно, що найкращим типом координат є той, що має початок в останній точці спостереження.

#### Базовий кодер-декодер

Архітектура базової лінії Encoder-Decoder дуже схожа на ту, що представлена вище, але з належними коригуваннями, які необхідно застосувати при прогнозуванні траєкторії пішохода. Запропонована архітектура використовує комірку LSTM як для кодера, так і для декодера, як показано на рис. 3.3.

Коли час  $t \in [0, \dots, T_{obs}-1]$ , вхідні координати спочатку вбудовуються повністю пов'язаним шаром, а потім подаються до кодера LSTM. У момент часу  $t = T_{obs}-1$  стан комірки кодера LSTM копіюється в декодер LSTM. Коли  $t \in [T_{obs}, \dots, T_{pred}-1]$ , координати спочатку вбудовуються повністю

підключеним рівнем декодера, а потім подаються в декодер LSTM. Вихідні дані декодера проходять через два повністю з'єднані рівні з тією ж архітектурою, що й у базовій лінії LSTM, а кінцевим виходом є наступна позиція, яка потім подається на наступному часовому кроці в декодер.

Таким чином, функціонування базової лінії кодера-декодера дуже схоже на базову лінію LSTM. Форсування вчителя також використовується в моделі Encoder-Decoder. Параметри архітектури наступні: розмірність вбудовування становить 64, розмір комірок LSTM – 128, вихідні дані декодера проходять через два повністю зв'язані рівні, один із вихідним розміром 64, а інший – із вихідним розміром 2, і ймовірність примусового визначення вчителем встановлюється на 0,3.

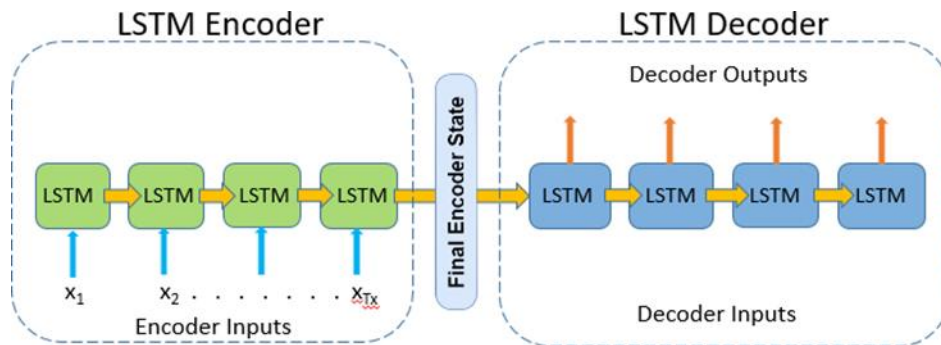


Рисунок 3.3 - Архітектура базової лінії кодера-декодера LSTM.

### 3.3 Втрати при навчанні прогностичних функції траєкторії

Під час навчання мережі дуже важливо вибрати найбільш прийнятні втрати. Найпростішим підходом до вибору втрати є використання середнього квадрата Помилка (MSE): для кожної пари передбачених і реальних координат квадрат різниці усереднюється на всіх кроках часу. Однак при оцінці ефективності моделей використовується середня помилка переміщення, а не середньоквадратична помилка. Таким чином, використовуючи ту саму метрику, середня похибка переміщення, як під час

навчання, так і під час тестування, робить тренування більш узгодженим із налаштуваннями тесту.

Якщо враховується лише один пішохід, якщо передбачені координати в момент часу  $t \in (\hat{x}_t, \hat{y}_t) \in \hat{Y}$  і дійсні координати в момент часу  $t \in (x_t, y_t) \in Y$ , формули двох втрат можна порівняти:

$$MSE = \frac{\sum_{t=T_{obs}}^{T_{pred}-1} (x_t - \hat{x}_t)^2 + (y_t - \hat{y}_t)^2}{(T_{pred} - T_{obs})} \quad (3.1)$$

$$ADE = \frac{\sum_{t=T_{obs}}^{T_{pred}-1} \sqrt{(x_t - \hat{x}_t)^2 + (y_t - \hat{y}_t)^2}}{(T_{pred} - T_{obs})} \quad (3.2)$$

Дві формули дуже схожі, але різниця в продуктивності є суттєвою. Найкраща мережа в таблиці 3.2, яка використовує MSE як втрату, досягає середньої похибки 0,575, тоді як найкраща мережа в таблиці 3.3, яка використовує ADE як втрату, досягає середньої похибки 0,535. Ці результати показують важливість того, щоб втрати відповідали критеріям тестування.

Таким чином, за винятком таблиць 3.1 і 3.2, усі результати, наведені в цьому розділі, отримані з використанням ADE як втрати.

Таблиця 3.1 - Результати, отримані під час навчання базової лінії LSTM на наборах даних ETH-USY.

	Абсолютна координата	Походження в $t=0$	Походження в $t=T_{obs}-1$	Відносна координата
ETH	2,451 / 3,732	1,151 / 2,043	<b>1,021 / 1,950</b>	1,061 / 2,134
Готель	8,483 / 8,754	0,642 / 1,217	0,661 / 1,383	<b>0,631 / 1,311</b>
ун-т	1,531 / 2,490	0,903 / 1,571	<b>0,676 / 1,386</b>	0,652 / 1,381
Zara1	0,561 / 1,085	0,452 / 0,953	<b>0,422 / 0,903</b>	0,462 / 1,000
Zara2	0,666 / 1,287	0,351 / 0,772	<b>0,350 / 0,751</b>	0,364 / 0,793
Середній	2,744 / 3,475	0,704 / 1,315	<b>0,623 / 1,273</b>	0,633 / 1,323

Використана втрата була середньою квадратичною помилкою, а сцена ETH має проблему з частотою кадрів. Результати представлено у форматі ADE/FDE, а найкращі результати виділено жирним шрифтом.

Таблиця 3.2 - Результати, отримані під час навчання базової лінії LSTM на наборах даних ETH-UCY.

	Абсолютна координата	Походження в $t=0$	Походження в $t=T_{obs-1}$	Відносна координата
ETH	1,802 / 2,933	0,848 / 1,594	<b>0,756 / 1,452</b>	0,805 / 1,637
Готель	12,277 / 13,881	0,625 / 1,230	0,672 / 1,329	<b>0,582 / 1,218</b>
ун-т	1,635 / 2,504	0,758 / 1,432	<b>0,666 / 1,358</b>	0,688 / 1,473
Zara1	0,640 / 1,265	0,471 / 1,004	<b>0,434 / 0,936</b>	0,453 / 0,982
Zara2	0,722 / 1,223	0,361 / 0,788	<b>0,344 / 0,753</b>	0,361 / 0,792
Середній	3,415 / 4,347	0,612 / 1,210	<b>0,575 / 1,165</b>	0,578 / 1,220

Використаною втратою була середня квадратична помилка, а в сцені ETH виправлено проблему частоти кадрів. Результати представлено у форматі ADE/FDE, а найкращі результати виділено жирним шрифтом.

Таблиця 3.3 - Результати, отримані під час навчання базової лінії LSTM на наборах даних ETH-UCY. Використана втрата була середньою помилкою переміщення, а сцена ETH є правильною. Результати представлено у форматі ADE/FDE, а найкращі результати виділено жирним шрифтом.

	Абсолютна координата	Походження в $t=0$	Походження в $t=T_{obs-1}$	Відносна координата
ETH	7,499 / 7,961	0,779 / 1,509	<b>0,734 / 1,432</b>	0,747 / 1,450
Готель	6,769 / 8,733	0,546 / 1,101	<b>0,501 / 1,053</b>	0,589 / 1,186
ун-т	1,278 / 2,061	0,729 / 1,452	<b>0,687 / 1,430</b>	0,688 / 1,447
Zara1	0,498 / 1,042	0,425 / 0,925	<b>0,424 / 0,920</b>	0,445 / 0,951
Zara2	0,464 / 0,962	<b>0,318 / 0,702</b>	0,330 / 0,719	0,324 / 0,708
Середній	3,302 / 4,152	0,559 / 1,138	<b>0,535 / 1,111</b>	0,558 / 1,149

Проблема з частотою кадрів ETH

Як зазначено вище, дані для набору даних ETH-USY було завантажено. Однак у таблиці 3.1 результати на сцені ETH значно гірші порівняно з іншими сценами. Як припускає SR-LSTM, у цьому відео може виникнути проблема з частотою кадрів, яку можна виправити, враховуючи коментування одного кожні 6 кадрів, а не одного кожні 10, як в інших сценах.

Як можна побачити в таблиці 3.2, після корекції частоти кадрів результати на сцені ETH більше відповідають іншим сценам. Таким чином, за винятком таблиці 3.1, усі результати, наведені в наборі даних ETH-USY, використовують корекцію частоти кадрів на сцені ETH.

### **3.4 Збільшення даних**

У наборі даних ETH-USY міститься понад 1600 траєкторій пішоходів. Ці траєкторії мають змінну довжину, але моделям потрібні вибірки точної довжини 20, 8 для спостереження та 12 для прогнозу. Тому для створення навчального набору береться кожна можлива підмножина пішохідних доріжок довжиною 20. Це означає, що, наприклад, з пішохода з 30 відомими позиціями можна мати 11 зразків. За допомогою цієї техніки набір даних ETH-USY містить близько 34000 зразків, які можна передати в мережу. Набір даних Tra-jNet містить більше пішоходів, ніж набір даних ETH-USY, але він складається лише з 11000 зразків. Це тому, що автори безпосередньо надають зразки, а не необроблені траєкторії.

Доступних точок даних достатньо для навчання глибокої нейронної мережі та отримання значних результатів, як показано в таблиці 3.3. Однак та сама мережа з більшою кількістю даних, ймовірно, працюватиме краще, оскільки загальна кількість зразків досить обмежена. Більше даних із цих наборів даних, на жаль, недоступні, але можна застосувати методи

збільшення даних, щоб отримати максимальну віддачу від доступних даних. Для цього пропонуються такі техніки:

1. Застосуйте випадкове обертання до кожного зразка. Це змусить мережу вивчати шаблони в матерії, яка не змінюється. Таким чином, не повинно мати значення, якщо в тестовому наборі є пішохід, який рухається зліва направо, а в навчальному наборі є лише люди, що рухаються справа наліво: мережа повинна працювати добре в кожному випадку.

2. Дзеркалотраєкторію по осі абсцис або осі у з імовірністю. Жодне обертання не застосовує дзеркального відображення, тому дзеркальне відображення може посилити ефекти чи випадкові повороти. Ця техніка реалізується таким чином: існує 25% ймовірність віддзеркалити зразок на осі  $x$ , 25% ймовірність віддзеркалити його на осі  $y$  і 50% ймовірність не застосувати жодного віддзеркалення взагалі. Приклад як випадкового обертання, так і дзеркального відображення, застосованого до траєкторії, можна знайти на рис. 3.4.

3. Застосуйте гаусівський шум із середнім 0 до кожної точки. Це має зробити мережу більш стійкою до невеликих збурень і неточностей у навчальних даних. Таким чином, модель має більше зосереджуватися на високорівневих моделях пішоходів.

Ці методи були застосовані до базової лінії LSTM, навченої на наборі даних ETH-UCY, і результати можна переглянути в таблиці 4.4. Обертання та додавання шуму призводять до значного зменшення помилок на сценах ETH і Hotel, однак комбіноване застосування обертань і шуму дещо погіршує продуктивність на сценах Univ, Zara1 і Zara2. Натомість віддзеркалення, здається, не додає жодних переваг. Тим не менш, застосування всіх раніше згаданих методів розширення даних покращує середню продуктивність мережі, досягаючи середнього ADE 0,446.

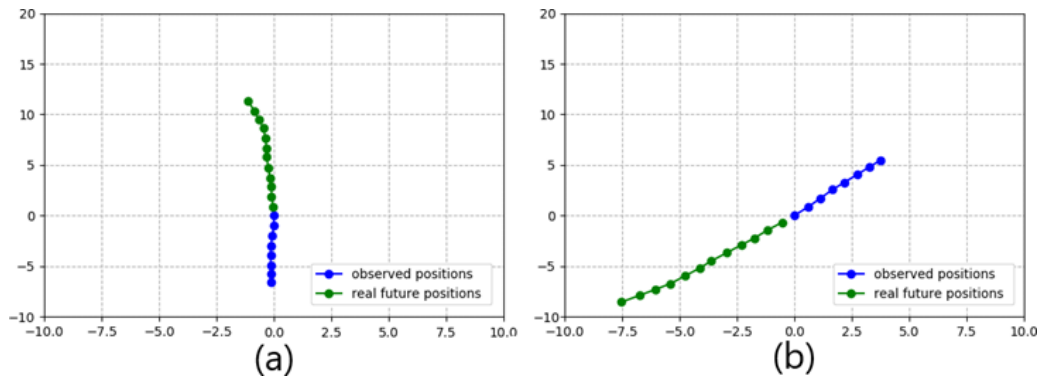


Рисунок 3.4 - Вплив обертання та дзеркального відображення на траєкторію. (а) Траєкторія пішохода з початком в останній точці спостереження (б) Та сама траєкторія пішохода повернута та дзеркально відображена.

Таблиця 3.4 - Результати, отримані під час навчання базової лінії LSTM (з координатами зпочаток в останній точці спостереження) на наборі даних ETH-UCY з використанням різних методів доповнення даних.

	Гаусівський шум	Випадкові оберти	Випадкове обертання та дзеркальне відображення	Випадкові оберти, дзеркальне відображення та гаусівський шум
ETH	0,621 / 1,249	0,689 / 1,331	0,689 / 1,314	<b>0,581 / 1,168</b>
Готель	0,421 / 0,865	0,305 / 0,576	0,314 / 0,599	<b>0,259 / 0,503</b>
ун-т	0,698 / 1,447	<b>0,549 / 1,199</b>	0,550 / 1,199	0,578 / 1,241
Zara1	<b>0,428 / 0,917</b>	0,439 / 0,971	0,432 / 0,961	0,463 / 1,022
Zara2	0,334 / 0,712	0,330 / 0,728	<b>0,329 / 0,719</b>	0,346 / 0,748
Середній	0,500 / 1,038	0,462 / 0,961	0,463 / 0,959	<b>0,446 / 0,936</b>

Використаною втратою була середня помилка зміщення, а сцена ETH – це сцена з правильною частотою кадрів. Результати представлено у форматі ADE/FDE, а найкращі результати виділено жирним шрифтом.

Висновки щодо координат і збільшення даних стосуються не лише базової лінії LSTM, але й базової лінії кодувальника-декодера, яка досягає подібних, але трохи гірших результатів, як можна побачити в таблиці 3.5.

З використанням гаусового шуму і випадкових обертань значно зменшує похибку.

Таблиця 3.5 - Порівняння двох базових ліній із доповненням даних. Результати представлено у форматі ADE/FDE, а найкращі результати виділено жирним шрифтом.

	Кодер-декодер з випадковими обертаннями, дзеркальним відображенням і шумом Гауса	ЛСТМ с випадкові оберти, дзеркальне відображення та гаусівський шум
ETH	0,585 / 1,170	<b>0,581 / 1,168</b>
Готель	<b>0,246 / 0,491</b>	0,259 / 0,503
ун-т	0,589 / 1,245	<b>0,578 / 1,241</b>
Zara1	0,467 / 1,023	<b>0,463 / 1,022</b>
Zara2	0,360 / 0,771	<b>0,346 / 0,748</b>
Середній	0,449 / 0,938	<b>0,446 / 0,936</b>

### 3.5 Згортчна модель

Згорткові нейронні мережі можна використовувати в задачах, що включають послідовності, такі як машинний переклад або підписи до зображень, досягаючи конкурентних результатів у порівнянні з рекурентними нейронними мережами. Ніхіл і Морріс також показали, що дійсно згорткові нейронні мережі можуть бути застосовані для прогнозування траєкторії пішохода. Однак їх модель недостатньо докладно пояснена, щоб її відтворити. Однією з цілей цієї дисертації є розуміння того, як може бути реалізована згортчна модель для прогнозування траєкторії пішохода та як вона працює порівняно з рекурентними моделями. Після широкого впровадження та тестування згортчна модель на рис. 3.5 представляє дійсну альтернативу рекурентним моделям у сфері прогнозування траєкторії пішохода.



На початку всі вхідні позиції вбудовуються у вектори довжиною 64, подібно до того, що робиться в рекурентних базових лініях, але з тією різницею, що в цьому випадку вбудовування виконується для всіх вхідних координат одночасно. Після цього першого кроку вхідна траєкторія представлена елементами, які впорядковані в матриці  $64 \times 8$ , у якій 64 є розміром вбудовування, а 8 є кількістю вхідних позицій. Ця матриця також може бути представлена у вигляді 64 одновимірних каналів з 8 ознаками кожен, по одній для кожного часового кроку. Таким чином, до цієї матриці можна застосувати одновимірні згортки.

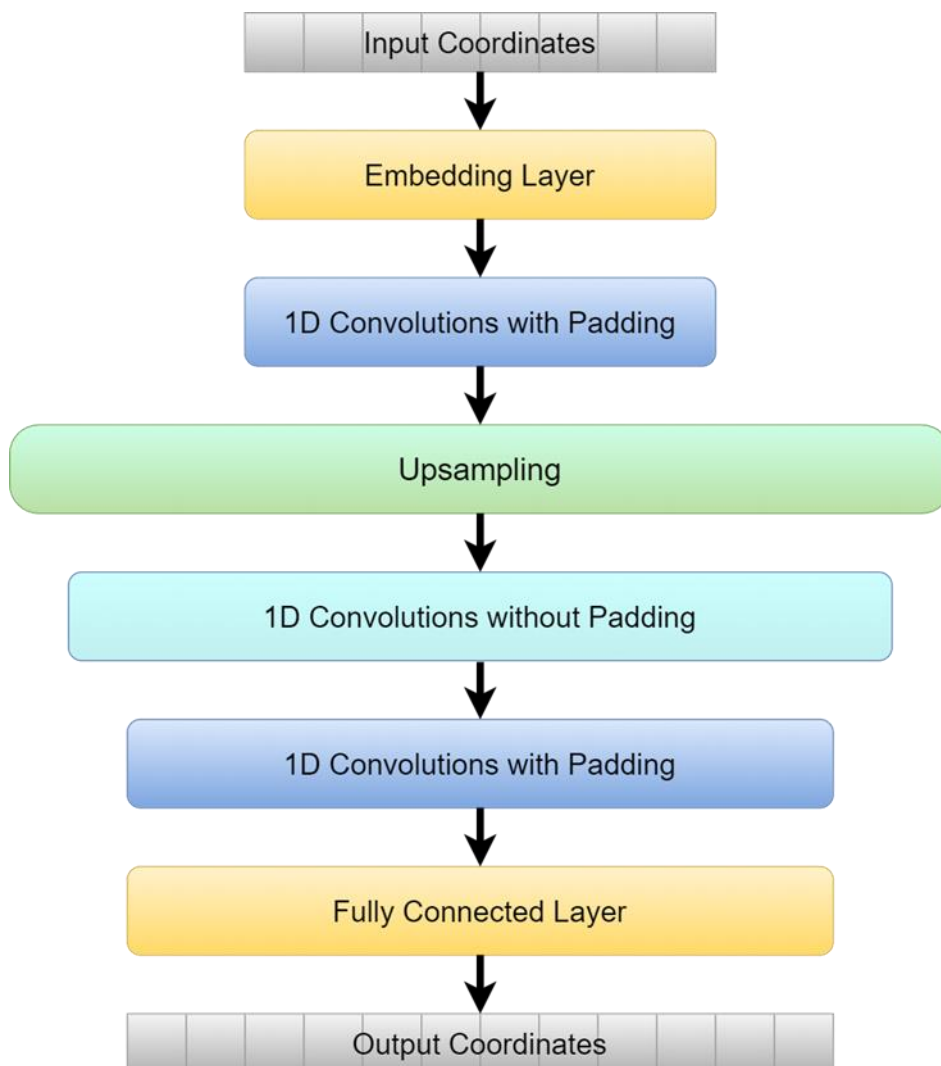


Рисунок 3.5 - Запропонована архітектура для згорткової моделі.

Після вбудовування застосовується перша група одновимірних звивин із заповненням. Заповнення залежить від розміру ядра згорток і використовується для того, щоб кількість функцій у виводі була такою ж, як кількість функцій у вхідних даних. Це означає, що на цьому кроці можна зібрати скільки завгодно згорткових шарів. Після першої групи згорток застосовується шар підвищення дискретизації, щоб подвоїти кількість функцій з 8 до 16. Після цього застосовуються згорткові шари без доповнення, щоб зменшити кількість функцій з 16 до 12, кількість позицій, яка потрібна моделі для виведення. Нарешті, застосовується друга група згорток із заповненням, а потім повністю зв'язаний шар перетворює кожен вектор ознак у вихідну позицію.

Ця згорточна модель є масштабованою в тому сенсі, що кількість шарів у початковій і кінцевій групах згорток не обмежена. Це також одноразовий процес у тому сенсі, що за один прохід генеруються всі вихідні координати, на відміну від рекурентних моделей, де один прохід дає лише наступну позицію.

Уявлення, отримані в попередніх розділах щодо систем координат і збільшення даних, все ще застосовуються до згорткової моделі. Найкращою системою координат для використання зі згортковою моделлю є та, що має початок в останній точці спостереження. Крім того, використання гаусового шуму та випадкових обертань покращує продуктивність, особливо в сценах ETH і Hotel, з невеликим збільшенням помилки в сценах Univ, Zara1 і Zara2. Таким чином, усі результати згорткової моделі, наведені в цьому та наступних розділах, отримані з використанням координат із початком координат в останній точці спостереження, шумом Гауса та випадковими обертаннями.

Деякі варіації базової згорткової моделі на рис. 3.5 також були досліджені:

1. Застосуйте позиційні вбудовування до входів. Щоб надати інформацію порядку у вхідних даних, використовується позиційна інформація кожного входу. Це означає, що вхідні дані першої згорткової групи є вкладенням вхідних координат, сумованих із вкладеннями числової позиції, яку кожна координата має в послідовності. Таким чином, перша позиція пішохода буде вбудована та підсумована до вбудованого представлення числа «0» у векторі одного гарячого. Потім це повторюється для всіх вхідних позицій пішоходів.

2. Використовуйте згортки транспонування замість шару підвищення дискретизації з подальшими згортками без доповнення, щоб перейти від 8 функцій до 12 функцій.

3. Використовуйте залишкові з'єднання. Залишкові з'єднання допомагають інформації та градієнтному потоку, особливо в дуже глибоких архітектурах. У цьому варіанті архітектури всі згорткові шари перетворюються на залишкові згорткові шари.

4. Використовуйте двовимірні згортки замість одновимірних. Для цього матрицю 64x8, створену з усіма вставками, потрібно розглядати як зображення лише з одним каналом. Потім до цього штучного зображення можна застосувати двовимірні згортки. Однак 2D згортки збільшують кількість каналів, тому кінцевий згортковий шар має зменшитися канали пронумеруйте до одиниці, щоб можна було застосувати остаточний повністю з'єднаний шар.

Результати, отримані під час навчання різних версій згорткової моделі, можна знайти в таблиці 3.6.

Модель, що використовує двовимірні згортки (детально показано на малюнку 4.6), є тією, яка працює краще із середнім ADE 0,436, перевершуючи 0,446 ADE базового рівня LSTM. Використання позиційного вбудовування, транспонування згорток і залишкових з'єднань не покращило продуктивність, тоді як збільшення розміру ядра покращило її.

Таблиця 3.6 - Порівняння різних згорткових моделей. Результати представлено у форматі ADE/FDE, а найкращі результати виділено жирним шрифтом.

	ETH	Готель	ун-т	Zara1	Zara2	Середній
Базова модель, розмір ядра 3	0,605 / 1,190	0,264 / 0,509	0,588 / 1,241	0,521 / 1,095	0,351 / 0,755	0,466 / 0,958
Базова модель, розмір ядра 7	0,560 / 1,149	0,246 / 0,427	0,590 / 1,249	0,478 / 1,046	<b>0,346 / 0,737</b>	0,444 / 0,931
Розмір ядра 7, позиційне вбудовування	0,568 / 1,125	0,248 / 0,467	0,594 / 1,257	0,459 / 0,990	0,369 / 0,789	0,447 / 0,926
Розмір ядра 7, транспонувати згортки	0,606 / 1,197	0,267 / 0,517	0,595 / 1,254	<b>0,451 / 0,989</b>	0,356 / 0,762	0,455 / 0,944
Розмір ядра 7, залишкові зв'язки	0,560 / 1,121	0,245 / 0,470	0,589 / 1,251	0,516 / 1,073	0,349 / 0,741	0,452 / 0,931
2D згортки, розмір ядра 5	<b>0,559 / 1,114</b>	<b>0,240 / 0,464</b>	<b>0,581 / 1,225</b>	0,456 / 0,993	0,347 / 0,751	<b>0,436 / 0,909</b>

Збільшення розміру ядра означає, що мережа може бачити більше інформації на одному рівні і, таким чином, може створювати кращі прогнози. Ось чому модель із розміром ядра 7 перевершує модель із розміром ядра 3 і чому двовимірна згорткова модель (у якій кожне ядро бачить більше інформації, ніж ядра в одновимірній згортковій моделі) перевершує одновимірну згорткову модель.

Таким чином, можна зробити висновок, що можливо розробити згорткову модель для прогнозування траєкторії пішохода, яка за допомогою гіперпараметричного налаштування та використання двовимірних згорток здатна перевершити рекурентні моделі.

Для згорткових шарів у дужках є вхідні канали, вихідні канали та розмір ядра. Усі згортки мають заповнення 2, щоб вихідний розмір був таким же, як і вхідний, за винятком двох згорток після шару підвищення дискретизації, які мають заповнення 1. Кожен шар має відповідний шар пакетної нормалізації.

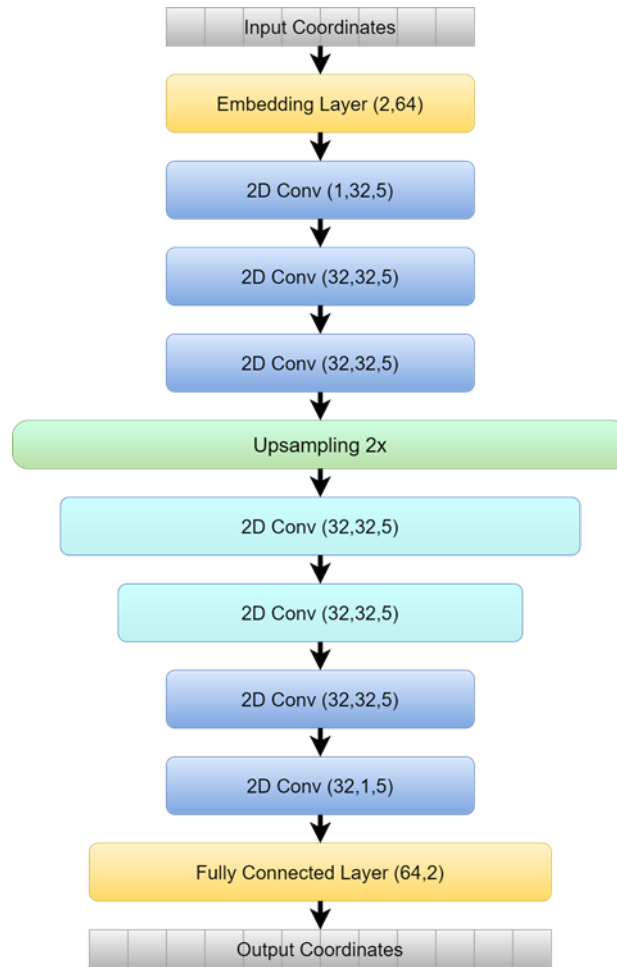


Рисунок 3.6 - Згортка моделі, яка використовує 2D згортки. Для повністю підключених шарів у дужках є вхідні та вихідні розміри.

### 3.6 Додавання соціальної інформації

Досі представлені моделі не використовують іншу інформацію, окрім минулої траєкторії. Однак велика увага приділяється включенню соціальної інформації в літературу, тому також цікаво показати, як моделі, представлені досі, працюють, коли включена соціальна інформація.

#### Інформація про зайнятість

Одним із основних способів представлення соціальної інформації є мислення інформація про займаність: простір навколо пішохода поділено на

кілька зон, і для кожної зони вказується, чи є в ній пішохід чи ні. Потім вектор, що містить кількість пішоходів у кожній зоні, передається в мережу.

Проаналізувавши зроблене в літературі три наступні заняттяреалізовані методи представлення соціальної інформації:

1. Квадратна сітка зайнятості, як та, що використовується в O-LSTM.
2. Кругова матриця зайнятості, як та, що використовується в SS-LSTM.
3. «Радар». Кутовий простір навколо пішохода ділиться на кілька напрямків (наприклад, 36, один на кожні 10 градусів), а потім обчислюється найближчий пішохід у цьому напрямку в межах певного діапазону. Якщо в цьому напрямку немає пішоходів, як значення використовується максимальний діапазон.

Приклади цих методів можна наочно побачити на рис. 3.7.

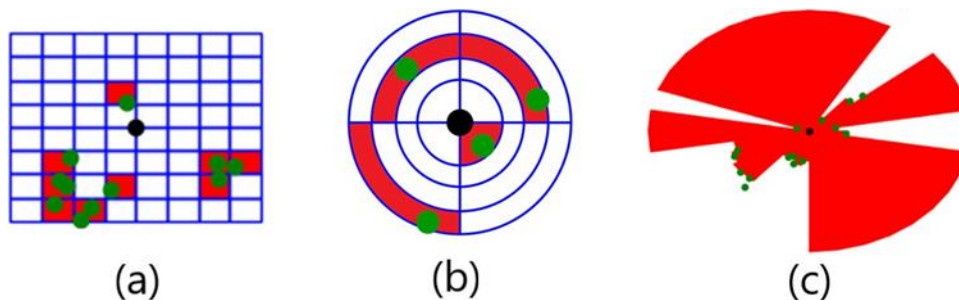


Рисунок 1.7 - Різні методи представлення зайнятості сусідніх пішоходівтріанів у просторі. (a) Квадратна сітка зайнятості. (b) Кругова матриця зайнятості. (c) Заповненість на основі напрямку та відстані (як "радар"). Поточний пішохід у чорному, а інші пішоходи — у зеленому. Для (a) і (b) зайнятий простір позначено червоним кольором, тоді як для (c) вільний простір позначено червоним кольором.

Сітка зайнятості представлена матрицею  $l * l$ , де  $l$  – кількість комірок з кожного боку. Кругова зайнятість представлена матрицею  $s * 4$ , де  $s$  — кількість кіл, і, нарешті, «радар» може бути представлений вектором

довжини  $\text{int}(360/d)$ , де  $d$  — кількість градусів елемента вектора представляє. Соціальна інформація, яка ще не у векторній формі зведено для використання як вхідні дані для моделей.

Соціальну інформацію можна інтегрувати як у згортову модель, так і в Модель кодера-декодера. Згорточна модель потребує мінімальних модифікацій: соціальна інформація вбудовується іншим повністю зв'язаним шаром, потім підсумовується з вбудованими позиціями  $i$ , нарешті, подається до згорткової мережі, яка має таку саму архітектуру, як на рис. 3.6. Архітектуру соціальної згортки можна побачити на рис 3.8.

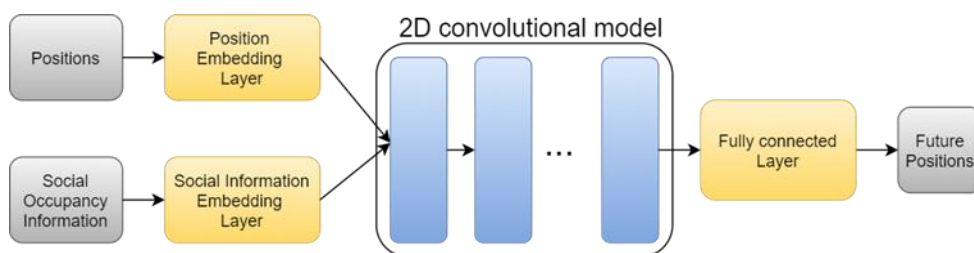


Рисунок 3.8 - Згорточна модель, модифікована для прийняття соціальної інформації як вхідних даних. Згорточна модель синього кольору така сама, як на малюнку 4.6. Вбудовані шари жовтого кольору є повністю зв'язаними шарами.

Архітектура LSTM не була адаптована для включення соціальної інформації, оскільки вона повинна мати соціальну інформацію як вхідну інформацію не лише тоді, коли  $t \in [0, \dots, T_{\text{obs}}-1]$ , але також коли  $t \in [T_{\text{obs}}, \dots, T_{\text{pred}}-1]$ . Це означало б або надання мережі реальної зайнятості також протягом  $t \in [T_{\text{obs}}, \dots, T_{\text{pred}}-1]$ , що було б неможливо зробити в сценарії реального часу, оскільки майбутнє недоступне, або одночасне обчислення майбутнє положення всіх пішоходів у сцені на кожному кроці часу. Ця остання техніка виявилася дуже складною для реалізації та дуже інтенсивною з точки зору обчислень, і була залишена. Що стосується адаптації моделі

Encoder-Decoder для використання соціальної інформації, частина декодера залишається незмінною, однак тепер є два кодери: один для позицій, а інший для соціальної інформації. Потім їх стани об'єднуються, щоб стати прихованим станом декодера. Цю архітектуру можна побачити на рис. 3.9. Подвійний кодер — широко використовувана техніка.

Результати, отримані з використанням різних типів соціальної інформації про зайнятість в обох мережах, можна знайти в таблиці 3.7.

Результати, отримані з використанням соціальної інформації про зайнятість, не кращі, ніж ті, отримані без неї. Наприклад, найкраща згорточна модель зайнятості, та з радіолокаційною інформацією, досягає 0,438 середнього ADE, тоді як модель без соціальної інформації досягає 0,436 середнього ADE. Це може бути викликано тим фактом, що методи зайнятості для моделювання соціальної інформації вони надто прості й не враховують складності соціальних сценаріїв.

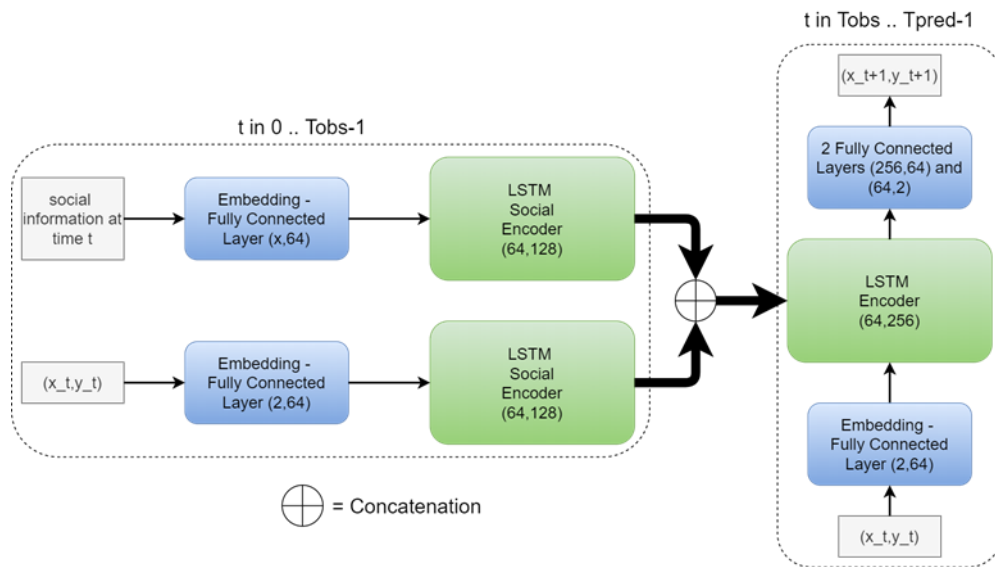


Рисунок 3.9 - Модель кодера-декодера, модифікована для використання соціальної інформації. Повністю зв'язані шари мають у дужках вхідні та вихідні розміри, тоді як комірки LSTM мають у дужках вхідний розмір і розмір комірки. Розмірність соціального вектора позначається x.



Таблиця 3.7 - Результати, отримані з додаванням соціальної зайнятості як вхідних даних до двовимірної згорткової моделі та моделі кодера-декодера.

	ETH	Готель	ун-т	Zara1	Zara2	Середній
ЕпсДес, Сітка	0,569 / 1,139	0,224 / 0,424	0,616 / 1,288	0,478 / 1,028	0,358 / 0,765	0,449 / 0,929
ЕпсДес, Коло	0,607 / 1,206	0,246 / 0,473	0,633 / 1,323	0,500 / 1,070	0,375 / 0,787	0,472 / 0,972
ЕпсДес, радар	0,585 / 1,172	0,232 / 0,448	0,597 / 1,255	0,483 / 1,054	0,352 / 0,754	0,450 / 0,937
Conv2D, Сітка	0,558 / 1,118	0,233 / 0,445	0,604 / 1,269	0,464 / 1,005	0,342 / 0,740	0,440 / 0,915
Conv2D, Коло	0,561 / 1,122	0,235 / 0,447	0,590 / 1,240	0,461 / 0,991	0,348 / 0,746	0,439 / 0,910
Conv2D, радар	0,567 / 1,109	0,235 / 0,449	0,589 / 1,231	0,464 / 0,997	0,337 / 0,719	0,438 / 0,901

Результати сітки отримано з використанням 10 клітинок на сторону ( $l = 10$ ), і кожна клітинка має сторону 0,5 м у реальному світі. Результати по колу отримані за допомогою 12 кіл ( $c = 12$ ) на відстані 0,5 м одне від одного. Радарні результати отримані з використанням 8 градусів на елемент ( $d = 8$ ). Саме ці параметри дають найкращі результати.

## 4 БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ

### 4.1 Вимоги охорони праці під час роботи з електроустаткуванням

#### Загальні положення

Інструкція з охорони праці для електрика при виконанні робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування розроблена відповідно до Закону України «Про охорону праці» (Постанова ВР України від 14.10.1992 № 2694-ХІІ) в редакції від 20.01.2018 р, на основі «Положення про розробку інструкцій з охорони праці», затвердженого Наказом Комітету по нагляду за охороною праці Міністерства праці та соціальної політики України від 29 січня 1998 року № 9 в редакції від 01 вересня 2017 року, з урахуванням «Правил технічної експлуатації електроустановок споживачів», затвердженими наказом Міністерства палива та енергетики 25.07.2006 р. № 258 (у редакції наказу Міністерства енергетики та вугільної промисловості України 13.02.2012 р. №91, «Правил безпечної експлуатації електроустановок споживачів», затверджених наказом Держнаглядохоронпраці України 09.01.1998 р. № 4.

Всі положення даної інструкції з охорони праці поширюються на електриків освітньої установи, які виконують роботи з ремонту та обслуговування електроустаткування.

До самостійного виконання робіт з ремонту та обслуговування електричного обладнання допускаються особи не молодше 18 років, які пройшли навчання за фахом, а також:

- медичний огляд і не мають протипоказань за станом здоров'я до виконання даної роботи;

- вступний і первинний на робочому місці інструктажі з охорони праці;

- навчання безпечним методам і прийомам праці;

перевірку знань правил улаштування електроустановок, правил безпеки при експлуатації електроустановок, вимог охорони праці;

при ремонті і обслуговуванні електрообладнання напругою до 1000В мають групу з електробезпеки не нижче III, а понад 1000В - не нижче IV.

Електрику необхідно знати і виконувати вимоги інструкції з охорони праці при виконанні робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування, інструкцій по роботі з ручним інструментом, електричним інструментом і драбинами.

Електрику при виконанні робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування слід дотримуватися вимог Правил безпечної експлуатації електричних установок споживачів і Правил технічної експлуатації електричних установок споживачів, і мати відповідну групу з електробезпеки згідно з вимогами цих Правил.

Виконуючи роботи з ремонту та обслуговування електричного обладнання, може спостерігатися вплив нижчеперелічених шкідливих і небезпечних виробничих факторів:

- падіння з висоти;
- ураження електричним струмом;
- підвищена напруженість електричного поля;
- підвищена запиленість повітря робочої зони;
- підвищений рівень вібрації;
- недостатня освітленість робочої зони;
- фізичні перевантаження;
- нервово-психічні перевантаження.

Електрику при виконанні ремонту і обслуговування електроустаткування необхідно використовувати наведені нижче ЗІЗ:

- напівкомбінезон бавовняний - на 12 місяців;
- рукавички на - 3 місяці;

черевики шкіряні на - 24 місяці;  
калоші діелектричні - чергові;  
рукавиці діелектричні - чергові;  
килимки діелектричні - чергові.

Електрик при ремонті і обслуговуванні електрообладнання зобов'язаний:

тримати у чистоті і порядку своє робоче місце;  
дотримуватися Правил внутрішнього трудового розпорядку;  
вміти застосовувати засоби індивідуального, колективного захисту, засоби пожежогасіння;

вміти надавати першу допомогу потерпілим від нещасних випадків;

знати і виконувати всі вимоги нормативних актів з охорони праці, правил протипожежного захисту та виробничої санітарії.

негайно повідомляти своєму безпосередньому керівнику про будь-який нещасний випадок, що трапився на виробництві, про ознаки професійного захворювання, а також про ситуацію, яка створює загрозу життю і здоров'ю людей;

знати терміни випробування захисних засобів і пристосувань, правила експлуатації, догляду та користування ними. Не дозволяється використовувати захисні засоби і пристосування з простроченим терміном перевірки;

виконувати тільки доручену роботу;

дотримуватися вимог інструкцій з експлуатації обладнання;

знати, де знаходяться засоби надання допомоги, первинні засоби пожежогасіння, головний і запасні виходи, шляхи евакуації в разі аварії або пожежі;

знати номери телефонів медичної установи (103) і пожежної охорони (101).

Електрик може відмовитися від виконання дорученої йому роботи, якщо виникла виробнича ситуація, яка становить загрозу для його життя і здоров'я оточуючих, або для навколишнього середовища, і доповісти про це своєму прямому керівнику.

На робочому місці заборонено курити, вживати алкогольні напої та інші речовини, які надають наркотичну дію на організм людини.

З метою запобігання отримання травм і виникнення травмонебезпечних ситуацій слід дотримуватися нижчеперелічених вимог: не можна залучати до роботи сторонніх осіб;

не починати роботу в разі відсутності умов для її безпечного виконання;

виконувати роботу тільки на справному обладнанні, зі справними пристроями та інструментом;

виявивши несправність терміново доповісти безпосередньому керівнику або усунути їх власними силами, якщо це відноситься до посадових обов'язків;

не торкатися неізольованих або пошкоджених проводів;

не виконувати роботу, яка не входить до професійних обов'язків.

Вміти надавати першу допомогу при кровотечах, переломах, опіках, ураженнях електричним струмом, раптовому захворюванні або отруєнні.

Дотримуватися правил особистої гігієни:

верхній одяг, головний убір і інші особисті речі слід залишати в гардеробі;

працювати в чистому спецодязі;

приймати їжу в призначеному для цього місці.

Вміти правильно користуватися ЗІЗ та засобами колективного захисту, первинними засобами пожежогасіння, протипожежним інвентарем, знати, де вони знаходяться.

Особи, які порушили цю інструкцію з охорони праці для електрика при виконанні робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування, несуть дисциплінарну, адміністративну, матеріальну і кримінальну відповідальність відповідно до чинного законодавства України.

Вимоги безпеки перед початком роботи

Одягти спецодяг, провести огляд і підготовку робочого місця, прибрати зайві предмети.

Видалити із зони проведення робіт сторонніх осіб і звільнити робоче місце від сторонніх матеріалів та інших предметів, обгородити робочу зону і встановити знаки безпеки.

Переконатися в достатньому освітленні робочого місця, відсутність електричної напруги на відремонтованому обладнанні.

Оглянути на справність вимикачі, розетки електричної мережі, електровілок, електричних проводів, з'єднувальних кабелів, переконатися в наявності і справності ЗІЗ (засобів індивідуального захисту) і попереджувальних пристроїв (рукавичок діелектричних, окулярів захисних, калош, килимків і т. п.).

Виконуючи роботи з інструментом необхідно упевнитися в його справності, в відсутності механічних пошкоджень ізоляційного покриття і в своєчасності проходження випробувань інструменту.

Провести перевірку робочого місця на відповідність вимогам пожежної безпеки, на достатність освітлення робочого місця.

Виявивши недоліки і порушення з питань електричної і пожежної безпеки, негайно доповісти своєму безпосередньому керівнику.

## 4.2 Вимоги безпеки під час виконання робіт

Виконуючи посадові обов'язки, електрик зобов'язаний мати при собі посвідчення перевірки знань з питань охорони праці. За відсутності посвідчення або наявності посвідчення з терміном перевірки, працівник не отримує допуск до роботи.

Роботи в електричних установках щодо заходів безпеки поділяються на 3 категорії:

- зі зняттям напруги;

- без зняття напруги на струмопровідних частинах або біля них;

- без зняття напруги віддалік від струмопровідних частин, що перебувають під напругою.

Працівники, які виконують спеціальні види робіт, до яких висуваються додаткові вимоги безпеки, повинні бути навчені безпечному проведенню таких робіт і мати про це відповідний запис в посвідченні про перевірку знань.

Працівникові, який обслуговує закріплені за ним електричні установки напругою до 1000 В одноосібно, необхідно мати III групу з електробезпеки.

Виконуючи роботи в електричних установках потрібно проводити організаційні заходи, що забезпечують безпеку робіт:

- оформляти роботи нарядом-допуском, розпорядженням відповідно до переліку робіт, що виконуються в порядку поточної експлуатації;

- проводити підготовку робочих місць;

- допуск до роботи;

- здійснювати контроль над виконанням робіт;

- переводити на інше робоче місце;

- установлювати перерви в роботі та її закінчення.

Для підготовки робочого місця до роботи, яка вимагає зняття напруги, необхідно застосувати, в певному порядку, наведені нижче технічні заходи:

виконати необхідні відключення і вжити всіх заходів, що виключають помилкове або самовільне включення комутаційної апаратури;

розвісити заборонні плакати на приводах ручного і на ключах дистанційного керування комутаційною апаратурою;

провести перевірку на відсутність напруги на струмопровідних частинах, які повинні бути заземлені для захисту людей від ураження електричним струмом;

встановити заземлення (включити заземлюючі ножі, застосувати переносні заземлення);

встановити огорожі, якщо необхідно, близько робочих місць або струмоведучих частин, що залишилися під напругою, а також вивісити на даних огорожах плакати безпеки.

в залежності від місцевих умов, струмовідні частини обгородити до чи після їх заземлення.

Працювати без зняття напруги на струмопровідних частинах або поблизу них слід як мінімум двом працівникам, одному з них, керівнику робіт, необхідно мати групу IV; іншим групу III з обов'язковим оформленням роботи нарядам-допуском або розпорядженням.

При знятті і встановленні запобіжників під напругою в електроустановках напругою до 1000 В слід заздалегідь відключити всі навантаження, які підключені до зазначених запобіжників; використовувати при цьому ізолюючі кліщі або діелектричні рукавички, а якщо є відкриті плавкі вставки, то і захисні окуляри.

Роботу з використанням драбин потрібно проводити вдвох, один з працівників повинен перебувати знизу. Стояти на ящиках або інших предметах забороняється. При установці приставних драбин на балках,



елементах металевих конструкцій і т. п. слід надійно закріпити верхню і нижню частину драбини на конструкціях.

Під час обслуговування та ремонту електричних установок користуватися металевими драбинами забороняється.

#### **4.3 Вимоги безпеки після закінчення робіт з ремонту та обслуговування електроустаткування**

Відключити (від'єднати) необхідне електрообладнання, електроінструмент від мережі.

Навести порядок на робочому місці, прибрати в спеціальні місця деталі, матеріал, сміття і відходи.

Прибрати у відведене місце весь інструмент і пристосування.

Зняти і прибрати спецодяг, ЗІЗ, ретельно помити руки.

Провести огляд робочого місця на відповідність його всім вимогам протипожежного захисту.

Повідомити своєму безпосередньому керівнику про недоліки і несправності, які були під час виконання роботи. Зафіксувати це в оперативному журналі.

**Вимоги безпеки в аварійних ситуаціях**

У випадку пожежі:

вимкнути електричне обладнання, припливно-витяжну вентиляцію, якщо вона є;

повідомити в пожежну частину за телефоном 101 і доповісти про це своєму керівнику, а при його відсутності іншій посадовій особі;

приступити до ліквідації осередка загоряння, застосовуючи передбачені для цього засоби пожежогасіння. Виконувати гасіння електричного обладнання, що знаходиться під напругою, можна тільки

вуглекислотними вогнегасниками типу ОУ або піском. Гасити їх водою або пінним вогнегасником забороняється.

Електрик повинен пам'ятати, що при раптовому відключенні напруги, вона може бути подана знову без попередження.

Слід швидко відключити механізми і пристрої:

в разі раптового відключення електроенергії,;

якщо подальша їх робота загрожує безпеці працівників;

в разі відчуття дії електричного струму при торканні металевих частин пускової апаратури;

в разі іскріння;

при найменших ознаках загоряння, появи диму, запаху гару;

якщо з'явився незнайомий шум.

У разі короткого замикання в мережі електроживлення необхідно знеструмити обладнання і повідомити своєму прямому керівнику.

Якщо сталося ураження електричним струмом, слід звільнити потерпілого від дії електричного струму, для чого відключити електричну мережу або від'єднати потерпілого від струмопровідних частин за допомогою діелектричних захисних засобів та інших ізолюючих речей і предметів (сухий одяг, суха жердина, прогумований матеріал і т. п.), або перерізати (перерубати) провід будь-яким інструментом з ізолюючою рукояткою, обережно, без додаткового нанесення травм потерпілому. До прибуття медпрацівника необхідно надати потерпілому першу допомогу.

При нещасних випадках (травмуванні людини) негайно повідомити про це безпосереднього керівника.

#### 4.4 Розрахунок захисного заземлення

Захисне заземлення забезпечує зниження напруги дотику при замиканні на корпус до відносно безпечних значень шляхом зменшення потенціалу заземленого обладнання, вирівнювання потенціалів підвищенням потенціалів місця, на якому стоїть людина, до значень, що близькі до потенціалу заземлених конструктивних частин обладнання.

Розрахунок захисного заземлення має на меті визначення основних параметрів заземлення – кількість, розміри та порядок розміщення одиночних заземлювачів та заземлюючих провідників, при яких напруга дотику та кроку в період замикання фази на заземлений корпус не перевищує допустимих значень.

Розрахунок захисного заземлення здійснюється для випадку розташування заземлювача в однорідній землі. При цьому враховується опір верхнього шару землі (шар сезонних змін), який обумовлений замерзанням або засухою ґрунту. Розрахунок, який заснований на коефіцієнтах використання провідності заземлювача називається способом коефіцієнтів використання. Його виконують, як при простих, так і при складних конструкціях групових заземлювачів.

Загальні вимоги електробезпеки повинні відповідати ДСТУ 7237:2011. Для захисту від уражень електричним струмом використовують захисне заземлення. Воно повинно захищати людей від уражень електричним струмом у випадку дотику до металевих неструмопровідних частин, які можуть опинитись під напругою внаслідок пошкодження ізоляції, це досягається з'єднанням металевих частин електроустановок з землею, або її еквівалентом.

Згідно з класифікацією приміщень за ступенем небезпеки ураження електричним струмом (ПУЕ 1.1.6.), приміщення в якому проводяться всі роботи відноситься до першого класу (без підвищеної небезпеки). Під час

роботи використовуються електроустановки з напругою живлення 36 В, 220 В, та 360 В. Опір контура заземлення повинен мати не більше 4 Ом.

Розрахунок проводять за допомогою методу коефіцієнта використання (екранування) електродів. Коефіцієнт використання групового заземлювача  $\eta$  – це відношення діючої провідності цього заземлювача до найбільш можливої його провідності за нескінченно великих відстаней між його електродами.

При розрахунку заземлювачів в однорідній землі способом коефіцієнтів використання значення опору  $R$  захисного заземлення визначаємо в наступному порядку:

обчислюємо опір пристрою заземлення  $R_3$ . Згідно правил улаштування електроустановок (ПУЕ) найбільш припустимі значення  $R_3$ , складають для установок до 1000 В:

10 Ом при сумарній потужності генераторів або трансформаторів, що живлять дану мережу, не більше 100 кВА;

4 Ом у всіх інших випадках.

- визначаємо необхідний опір штучного заземлювача  $R_{ш}$ :

$$R_{ш} = \frac{R_e \cdot R_3}{R_e - R_3}, \quad (4.1)$$

де  $R_e$  – опір розтікання природного заземлювача, Ом;  $R_3$  – необхідний опір заземлюючого пристрою, Ом.

- обчислюємо кількість вертикальних і довжину горизонтальних електродів:

$$n = \frac{4 \cdot \sqrt{S}}{a'}, \quad (4.2)$$

де  $n$  – кількість вертикальних електродів, штук;  $S$  – площа цеху,  $m^2$ ;  $a'$  – задана відстань між електродами, м.

$$l_r = 2a + 2b, \quad (4.3)$$

де  $l_2$  – сумарна довжина горизонтальних електродів, м;  $a$  – ширина сторони цеху, м;  $b$  – довжина сторони цеху, м.

- розраховуємо опори розтікання вертикального  $R_v$  та горизонтального  $R_g$  електродів:

$$R_v = \frac{\rho_{роз.в}}{2 \cdot \pi \cdot l_v} \left( \ln \frac{2l_v}{d} + \frac{1}{2} \ln \frac{4t + l_v}{4t - l_v} \right), \quad (4.4)$$

де  $\rho_{роз.в}$  – розрахунковий питомий опір землі для вертикального електрода, Ом·м;

$l_v$  – довжина вертикальних стрижневих електродів, м;  $d$  – діаметр електрода, мм;

$t$  – глибина занурення в землю верхнього кінця електрода, м;

$$R_g = \frac{\rho_{роз.г}}{2 \cdot \pi \cdot l_g} \cdot \ln \frac{2l_g}{0,5 \cdot b' \cdot t}, \quad (4.5)$$

де  $\rho_{роз.г}$  – розрахунковий питомий опір для горизонтального електрода, Ом·м;

$l_g$  – довжина горизонтальних електродів, м;  $b'$  – товщина горизонтального електрода, м.

- за даними таблиці 4.1 та таблиці 4.2 визначаємо коефіцієнти використання для вертикальних та горизонтальних електродів  $\eta_v$  та  $\eta_g$  та з їх врахуванням обчислюємо розрахунковий опір заземлювача за виразом:

$$R_z = \frac{R_v \cdot R_g}{R_v \cdot \eta_g + R_g \cdot \eta_v \cdot n}, \quad (4.6)$$

Для розрахунку заземлювача задаємось такими вихідними даними: виробничий цех площею  $S=5000$  м<sup>2</sup> і з понижуючою підстанцією 10/0,4 кВ. Заземлювач передбачається виконати з вертикальних стрижневих електродів довжиною  $l_v=5$  м, діаметром  $d=12$  мм і відстанню між ними  $a'=5$  м та горизонтальних електродів (сталева смуга перетином 440 мм) на глибині  $t=0,8$  м. Розрахункова величина питомого опору ґрунту у місці спорудження захисного заземлення береться з таблиці 6.3 (для чорнозема  $c=20$  Ом/м). Коефіцієнти вертикальної прокладки  $K_v$  і горизонтальної прокладки  $K_g$  приймаються з таблиці 6.4 (для третього кліматичного району  $K_v=1,3$ ,  $K_g=2,5$ ).

Талиця 4.1 – Коефіцієнт використання горизонтального стрічкового електрода, що з'єднує вертикальні електроди (труби, кутики і ін.) групового заземлювача

Відношення відстані між вертикальним і електродами до їх довжин	Число вертикальних електродів							
	2	4	6	10	20	40	60	100
Вертикальні електроди розміщені в ряд								
1.	0,8 5	0,7 7	0,7 2	0,6 2	0,4 2	-	-	-
2.	0,9 4	0,8 0	0,8 4	0,7 5	0,5	-	-	-
3.	0,9 6	0,9 2	0,8 8	0,8 2	0,6 8	-	-	-
Вертикальні електроди розміщені по контуру								
1.	-	0,4 5	0,4 0	0,3 4	0,2 7	0,2 2	0,2 0	0,1 9
2.	-	0,5 5	0,4 8	0,4 0	0,3 2	0,2 9	0,2 7	0,2 3
3.	-	0,7 0	0,6 4	0,5 6	0,4 5	0,3 9	0,3 6	0,3 3

Талиця 4.2 – Коефіцієнт використання вертикальних електродів групового заземлювача (труб, кутиків, і т. ін.) без урахування впливу стрічки зв'язку

Число заземлювачів	Число вертикальних електродів					
	1.	2.	3.	1.	2.	3.
	Електроди, розміщені в ряд			Електроди, розміщені по контуру		
2	0,85	0,91	0,94	-	-	-
4	0,73	0,83	0,89	0,69	0,78	0,85
6	0,65	0,77	0,85	0,61	0,73	0,80
10	0,59	0,74	0,81	0,56	0,68	0,76
20	0,48	0,67	0,76	0,47	0,63	0,71
40	-	-	-	0,41	0,58	0,66
60	-	-	-	0,39	0,55	0,64
100	-	-	-	0,36	0,52	0,62

Таблиця 4.3 – Розрахункові значення питомих електричних опорів ґрунтів

Ґрунт	Значення, які рекомендуються для розрахунків, Ом/м
Пісок	700
Супісок	300
Суглинок	100
Глина	40
Чорнозем	20
Торф	20

Таблиця 4.4 – Значення підвищувальних коефіцієнтів  $K_r$ ,  $K_v$  за кліматичними зонами

Кліматична зона	Тип заземлювачів	
	Горизонтально прокладені заземлювачі (смугові та ін.) при глибині від поверхні ґрунту $t=0,8$ м, $K_r$	Стрижневі вертикально встановлені заземлювачі при глибині від поверхні землі $t=0,5-0,8$ м, $K_v$
I	4,5–7	1,8–2
II	3,5–4,5	1,6–1,8
III	2,5–4	1,4–1,6
IV	1,5–2	1,2–1,4

Розрахункові питомі опори ґрунту для вертикальних і горизонтальних заземлювачів визначаються відповідно так:

$$\rho_{роз.в} = K_v \cdot \rho, \text{ Ом/м}, \quad (6.7)$$

$$\rho_{роз.г} = K_r \cdot \rho, \text{ Ом/м} \quad (6.8)$$

Таким чином за формулами (6.7), (6.8), для чорнозему:

$$\rho_{роз.в} = 1,3 \cdot 20 = 26, \text{ Ом/м};$$

$$\rho_{роз.г} = 2,5 \cdot 20 = 50, \text{ Ом/м}.$$

У якості природного заземлювача використовуємо металеву технологічну конструкцію з опором розтікання природного заземлювача

$$R_e = 15 \text{ Ом}.$$

Здійснюємо розрахунок у відповідності з зазначеною послідовністю:

- згідно ПУЕ необхідний опір заземлюючого пристрою складає:

$$R_3 = 4 \text{ Ом};$$

за формулою (6.1) визначимо необхідний опір штучного заземлювача  $R_{ш}$ :

$$R_{ш} = \frac{15 \cdot 4}{15 - 4} = 5,5 \text{ Ом};$$

за формулами (4.2), (4.3) обчислюємо кількість вертикальних та довжин горизонтальних електродів:

$$n = \frac{4 \cdot \sqrt{5000}}{5} = 5 \text{ штук},$$

$$l_r = 2 \cdot 50 + 2 \cdot 100 = 300 \text{ м};$$

за формулами (4.4), (4.5) розраховуємо опори розтікання вертикального  $R_B$  та горизонтального  $R_r$  електродів:

$$R_B = \frac{26}{2 \cdot \pi \cdot 5} \left( \ln \frac{2 \cdot 5}{0,012} + \frac{1}{2} \ln \frac{4 \cdot 3,3 + 5}{4 \cdot 3,3 - 5} \right) = 5,7 \text{ Ом},$$

$$R_r = \frac{50}{2 \cdot \pi \cdot 300} \cdot \ln \frac{2 \cdot 300}{0,5 \cdot 0,04 \cdot 0,8} = 0,3 \text{ Ом};$$

за даними таблиць (4.10, (4.11) обираємо коефіцієнти використання для вертикальних та горизонтальних електродів  $K_B=0,4$  та  $K_r=0,21$ ;

обчислюємо розрахунковий опір заземлювача  $R$  за формулою (4.6):

$$R = \frac{5,7 \cdot 0,3}{5,7 \cdot 0,21 + 0,3 \cdot 0,4 \cdot 56} = 0,22 \text{ Ом}.$$

Таким чином, проєктований заземлювач є контурним, складається з 56 вертикальних стрижневих електродів довжиною 5 м і діаметром 12 мм та горизонтального електрода у вигляді сталевий смуги довжиною 300 м, перетином  $440 \text{ мм}^2$ , занурених у землю на 0,8.



## ОСНОВНІ ВИСНОВКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Прогнозування траєкторії є однією з багатьох областей, у яких поява глибокого навчання повністю змінила підхід до проблеми.

Моделі на основі даних, такі як моделі глибокого навчання, дуже чутливі до кількості та якості навчальних даних і того, як ці дані потім подаються в моделі. Ось чому першим внеском роботи є дослідження типів координат і збільшення даних. Після порівняння простого LSTM, навченого з абсолютними координатами, координатами з початком координат в першій точці спостереження, координатами з початком координат в останній точці спостереження та відносними координатами, показано, що координати з початком координат в останній точці спостереження є тими, що отримати найкращі результати. Це пояснюється тим, що цей тип координат має структуру, завдяки якій мережа може зрозуміти порядок координат, а також тому, що остання точка спостереження є найважливішою, оскільки вона є останньою.

Також можна стверджувати, що краще навчати мережу із середньою помилкою зміщення (ADE) як втрату замість використання середньоквадратичної помилки як втрату.

Оскільки кількість вхідних зразків у наборі даних ETH-UCY та наборі даних TrajNet обмежена, було перевірено різні методи доповнення даних. Було виявлено, що додавання гаусового шуму із середнім 0 до кожної точки та випадкових обертань може значно покращити результати простого LSTM, особливо в сценах ETH і Hotel набору даних ETH-UCY.

Остаточним внеском роботи є дослідження ефективності різних методів включення соціальної інформації.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Christoph Schöller et al. “The Simpler the Better: Constant Velocity for Pedestrian Motion Prediction”. In: arXiv, 2019. URL : [https://www.researchgate.net/publication/331887977\\_The\\_Simpler\\_the\\_Better\\_Constant\\_Velocity\\_for\\_Pedestrian\\_Motion\\_Prediction](https://www.researchgate.net/publication/331887977_The_Simpler_the_Better_Constant_Velocity_for_Pedestrian_Motion_Prediction).
2. Dirk Helbing and Péter Molnár. “Social Force Model for Pedestrian Dynamics”. In: Physical Review E 51.5, 1995. pp. 4282–4286.
3. Sujeong Kim et al. “BRVO: Predicting Pedestrian Trajectories Using Velocity-Space Reasoning”. In: The International Journal of Robotics Research 34.2, 2015. pp. 201–217.
4. Kyunghyun Cho et al. “Learning Phrase Representations Using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation”. In: arXiv abs/1406.1078, 2014. URL : <https://aclanthology.org/D14-1179.pdf> .
5. Alexandre Alahi et al. “Social LSTM: Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces”. In: The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7780479>.
6. Ian J. Goodfellow et al. “Generative Adversarial Nets”. In: Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2. NIPS14. MIT Press, 2014. pp. 2672–2680.
7. Anirudh Vemula, Katharina Muelling, and Jean Oh. “Social Attention: Modeling Attention in Human Crowds”. In: 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017. pp. 1–7.
8. Stanford Drone Dataset Website. [https://cvgl.stanford.edu/projects/uav\\_data/](https://cvgl.stanford.edu/projects/uav_data/).
9. А.Г. Микитишин, М.М. Митник, П.Д. Стухляк, В.В. Пасічник Комп’ютерні мережі. Книга 1. [навчальний посібник] (Лист МОНУ №1/11-8052 від 28.05.12р.) - Львів, "Магнолія 2006", 2013. – 256 с.

10. А.Г. Микитишин, М.М. Митник, П.Д. Стухляк, В.В. Пасічник Комп'ютерні мережі. Книга 2. [навчальний посібник] (Лист МОНУ №1/11-11650 від 16.07.12р.) - Львів, "Магнолія 2006", 2014. – 312 с.
11. Микитишин А.Г., Митник, П.Д. Стухляк. Комплексна безпека інформаційних мережевих систем: навчальний посібник – Тернопіль: Вид-во ТНТУ імені Івана Пулюя, 2016. – 256 с.
12. Микитишин А.Г., Митник М.М., Стухляк П.Д. Телекомунікаційні системи та мережі : навчальний посібник для студентів спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» – Тернопіль: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2017 – 384 с.
13. Введення в компютерну графіку та дизайн: Навчальний посібник для студентів спеціальності 174 "Автоматизація, компютерно-інтегровані технології та робототехніка"/Укладачі: О.В. Тотосько, П.Д. Стухляк, А.Г. Микитишин, В.В. Левицький, Р.З. Золотий - Тернопіль: ФОП Паляниця В.А., 2023 - 304с. <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/41166>.
14. Пилипець М. І. Правила заповнення основних форм технологічних документів : навч.-метод. посіб. / Уклад. Пилипець М. І., Ткаченко І. Г., Левкович М. Г., Васильків В. В., Радик Д. Л. Тернопіль : ТДТУ, 2009. 108 с. <https://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/42995>.