# Sum-up AI: Video Summarization Tool for Low-resource Language (Sinhala)

J P Madarasinghe, M R Mayunika, S D Sooriyaarachchi

2025

# Sum-up AI: Video Summarization Tool for Low-resource Language (Sinhala)

J P Madarasinghe
Index No: 20001061

M R Mayunika
Index No: 20001134

S D Sooriyaarachchi
Index No: 20001819

Supervisor: Dr. H N D Thilini

May 2025

Submitted in partial fulfillment of the requirements of the B.Sc. (Honours) Bachelor of Science in Software Engineering Final Year Project

# Declaration

I certify that this dissertation does not incorporate, without acknowledgement, any material previously submitted for a degree or diploma in any university and to the best of my knowledge and belief, it does not contain any material previously published or written by another person or myself except where due reference is made in the text. I also hereby give consent for my dissertation, if accepted, be made available for photocopying and for interlibrary loans, and for the title and abstract to be made available to outside organizations.

**Candidate Name:** J.P. Madarasinghe

...................................

**Signature of Candidate** **Date:** 30/06/2025

I certify that this dissertation does not incorporate, without acknowledgement, any material previously submitted for a degree or diploma in any university and to the best of my knowledge and belief, it does not contain any material previously published or written by another person or myself except where due reference is made in the text. I also hereby give consent for my dissertation, if accepted, be made available for photocopying and for interlibrary loans, and for the title and abstract to be made available to outside organizations.

**Candidate Name:** M.R. Mayunika

...................................

**Signature of Candidate** **Date:** 30/06/2025

I certify that this dissertation does not incorporate, without acknowledgement, any material previously submitted for a degree or diploma in any university and to the best of my knowledge and belief, it does not contain any material previously published or written by another person or myself except where due reference is made in the text. I also hereby give consent for my dissertation, if accepted, be made available for photocopying and for interlibrary loans, and for the title and abstract to be made available to outside organizations.

**Candidate Name:** S.D. Sooriyaarachchi

.................................
**Signature of Candidate** **Date:** 30/06/2025

This is to certify that this dissertation is based on the work of

Mr. J.P. Madarasinghe
Ms. M.R. Mayunika
Ms. S.D. Sooriyaarachchi

under my supervision. The thesis has been prepared according to the format stipulated and is of acceptable standard.

**Supervisor's Name:** H.N.D. Thilini

.................................
**Signature of Supervisor** **Date:** 30/06/2025

# Acknowledgment

Foremost, we would like to express our sincere gratitude to our supervisor, Dr. H.N.D. Thilini, as well as our coordinators Dr. Randil Pushpananda, and Ms. Amali Perera of the SCS4223 Final Year Project in Software Engineering at the University of Colombo School of Computing for giving the necessary advice and guidance and arranging all facilities to make things easier.

Further, We would like to thank all who participated in our summary generations and evaluation process. Finally, we need to express our deepest gratitude to our parents and colleagues for their consistent support, encouragement, and motivation throughout our research.

# Abstract

Video content summarization focuses on extracting the relevant information from video data. It is very important to address the challenge of information overload, faced by users on platforms like YouTube and Vimeo. Different approaches are introduced for video content summarization using techniques such as Deep Neural Network (DNN), Natural Language Processing (NLP), Machine Learning (ML), Computer Vision, and Speech Recognition. But there exists a gap between summarizing the Sinhala language or mixed language (Sinhala + English) data.
We proposed a solution to fill this gap by introducing a new platform for summarizing video content data called Sum-up AI, especially in the Sinhala language. In there, we experimented can we provide a contextually accurate summary of a video using the transcription of the video content, enabling users to grab the main idea of the entire video without wasting time to go through the whole content. For this experiment, we used three main modules: Google Transcriber API, fine-tuned sinmT5 model, and fine-tuned sinBERT model. Furthermore, our evaluation results show that the fine-tuned sinmT5 model generates summaries for a given video (only providing the input text) with 7.05 of average score out of 10, while the fine-tuned sinBERT model which is used for category classification, achieved 74% of accuracy.
Findings of this research indicate that Sum-up AI provides moderately accurate summaries of Sinhala video content and serves as a good starting point for further research in the area of Sinhala video content summarization.

# Contents


**1 Chapter 1 - Introduction** **1**
1.1 Motivation . . . 1
1.2 Problem Definition . . . 2
1.3 Aims, Research Questions, and Objectives . . . 2
1.3.1 Aims . . . 2
1.3.2 Objectives . . . 2
1.4 Research Questions . . . 3
1.5 Scope of the Project . . . 3
1.5.1 In-Scope . . . 3
1.5.2 Out-Scope . . . 4
1.6 Significance of the Project . . . 4
1.7 Overview of the Dissertation . . . 4

**2 Background study** **5**
2.1 Related Works and Limitations . . . 5
2.2 Transcription . . . 5
2.2.1 Transcription Correction . . . 5
2.3 Category Classification . . . 5
2.3.1 Category Classification in Low-resource Languages . . . 6
2.4 Summarization . . . 6
2.4.1 Video Content Summarization . . . 6
2.4.2 Content Summarization with Multilingual Data . . . 6
2.5 Maintaining the Quality of Generated Summaries . . . 7
2.6 Conclusion . . . 7
2.7 Research Gaps . . . 8

**3 Methodology** **9**
3.1 Chapter Overview . . . 9
3.2 Research Approach . . . 9
3.3 Software Development Approach . . . 10
3.4 Technologies . . . 11
3.4.1 Use of LLMs . . . 11
3.5 Individual Contribution . . . 13

**4 Implementation** **15**
4.1 Chapter Overview . . . 15
4.2 System Architecture . . . 15
4.2.1 Component Diagram . . . 15
4.2.2 Activity Diagrams . . . 16
4.2.3 Functional and Non-functional Requirements . . . 20
4.3 Proposed Solution . . . 24

4.3.1 Extract Transcription from Video . . . 24
4.3.2 Text Categorization . . . 24
4.3.3 Summary Generation . . . 26
4.3.4 Integration . . . 28
4.3.5 System GUI . . . 29

**5 Evaluation and Results** **32**
5.1 Chapter Overview . . . 32
5.2 Components Overview: Addressing Research Questions . . . 32
5.3 Evaluation Questions . . . 32
5.4 Evaluation Criteria . . . 32
5.4.1 Accuracy evaluation criteria . . . 32
5.4.2 Visualization evaluation criteria . . . 33
5.4.3 Strengths and Weaknesses Evaluation Criteria . . . 33
5.5 Evaluation of the Dataset . . . 33
5.6 Evaluation of Transcript Generating Process . . . 33
5.7 Evaluation of Text Categorization Process . . . 34
5.7.1 Error Analysis . . . 34
5.8 Evaluation of Summary Generating Process . . . 35
5.8.1 Error Analysis . . . 37
5.9 Evaluation of Sum-up AI Platform . . . 37
5.10 Other Feedback & Suggestions . . . 38

**6 Discussion** **40**
6.1 Chapter Overview . . . 40
6.2 Phases of the Research . . . 40
6.3 Research Contributions . . . 42
6.4 Challenges Faced . . . 42

**7 Conclusion** **44**
7.1 Chapter Overview . . . 44
7.2 Summary . . . 44
7.3 Limitations . . . 44
7.4 Future Work . . . 45

**8 Appendix** **I**
8.1 Appendix A — Summarization Model Results . . . I
8.1.1 Example 01 . . . I
8.1.2 Example 02 . . . I
8.2 Appendix B — Evaluation Methods . . . III
8.2.1 Platform Used to Evaluate Model Generated Summaries . . . III
8.2.2 Evaluation Form for Overall Platform Evaluation . . . IV
8.3 Appendix C — Final Platform Outcomes . . . VI

8.3.1 Example 01 . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . VI
8.3.2 Example 02 . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . VIII
8.3.3 Example 03 . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . X

# List of Figures


3.1 Research Methodology - Design Science Research . . . . . . . . . . . 10
3.2 Model Architecture of Transformer-2 that was used in the mT5 model [1] 12
3.3 Process of fine-tune existing LLM [2] . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 13
4.4 Component Diagram . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 15
4.5 Activity Diagram - Login . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 16
4.6 Activity Diagram - Logout . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 17
4.7 Activity Diagram - View generated summary . . . . . . . . . . . . . . . 18
4.8 Activity Diagram - View summary history . . . . . . . . . . . . . . . . 19
4.9 Activity Diagram - Clear summary history . . . . . . . . . . . . . . . . 20
4.10 Product Workflow Diagram . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 21
4.11 Use Case Diagram . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 22
4.12 Summary Generation without Category Input . . . . . . . . . . . . . 24
4.13 Summary Generation with Category Input . . . . . . . . . . . . . . . 24
4.14 Dataset Preparation . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 27
4.15 Main User Interface of Sum-up AI Extension . . . . . . . . . . . . . . 29
4.16 User Interface for User Login . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 29
4.17 User Interface for Sign-in . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 30
4.18 User Interface for Settings . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 30
4.19 User Interface for Manage History . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 31
4.20 User Interface for User Feedback . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 31
5.21 Confusion Matrix for Category Classification . . . . . . . . . . . . . . 34
5.22 Score comparison between summary with category and summary without category - with 600 data points . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 36
5.23 Score comparison between summary with category and summary without category - with 600 data points . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 37
8.24 Platform that used for evaluate the accuracy of the model generated summaries . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . III
8.25 Evaluation Form used to evaluate the overall platform . . . . . . . . V

# List of Tables


1 Performance quality attribute scenario . . . . . . . . . . . . . . . . . . 23
2 Usability quality attribute scenario . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 23
3 Modifiability quality attribute scenario . . . . . . . . . . . . . . . . . . 23
4 Adaptability quality attribute scenario . . . . . . . . . . . . . . . . . . 24
5 Categorization Dataset - Training (900) . . . . . . . . . . . . . . . . . . 26
6 Categorization Dataset - Testing (100) . . . . . . . . . . . . . . . . . . 26
7 Summary Evaluation by Text Length Range . . . . . . . . . . . . . . . . 37
8 Sum-up AI Evaluation Results . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . . 38

# Acronyms

**BERT** Bidirectional Encoder Representations from Transformers. 40

**DNN** Deep Neural Network. iv

**GRU** Gated Recurrent Unit. 40

**LSTM** Long Short Term Memory. 40

**mBART** Multilingual Bidirectional and Auto-Regressive Transformer. 7

**ML** Machine Learning. iv

**mT5** Multilingual Text-to-Text Transfer Transformer. 7, 12

**NLP** Natural Language Processing. iv, 3

**RNN** Recurrent Neural Network. 40

**SAB** Slang, Abbreviations and Acronyms. 4

**T5** Text-to-Text Transfer Transformer. 12

**TF-IDF** Term Frequency-Inverse Document Frequency. 40

# 1 Chapter 1 - Introduction

Summarization is extracting concise and relevant information from diverse sources. In today's digital landscape, the rapid expansion of video sources has created a need for automated systems that can generate accurate, coherent summaries. Such summaries allow users to quickly grasp essential information without manually reviewing the lengthy content. In areas like news events, social media content, music, or live events like soccer games, cricket matches, game streams, and natural disasters, summarizing tools are applicable with requirements like providing truthful and concise summaries. [3–7]
There, we need various techniques for extracting key information from the data sources and presenting it as a summary. There are a huge number of researches conducted based on this area. Although many approaches exist for video content summarization, a gap remains in generating summaries that address low-resource language content, such as Sinhala. This research aims to build a summarization application focused on video contents called Sum-up AI. It addresses the unique challenges of summarizing video content while bridging the gap in providing cohesive summaries for Sinhala or Sinhala-English mixed content.
According to previous research, there are various techniques such as dppLSTM, RNN Seq-to-seq model, Sentence embeddings with k-means clustering, pre-trained LLMs like mBART, mT5 are used for extracting key information from the data sources and presenting it as a summary. Based on the accuracy of the generated summary, especially for low-resource languages, pre-trained LLMs has performed well. Within Sump-up AI, we use the model sinmT5, which has built on the fine-tuned mt5 model. We fine-tuned this sinmT5 model [8] for our dataset, which includes Sinhala vocal format text-summary pairs.
As a tool, we provide a web extension that allows users to integrate with a YouTube-like platform. By using this extension, users can summarize long video contents and quickly grasp the main ideas without wasting time.
In conclusion, Sum-up AI is built to fill the gap between the summarization platforms for Sinhala video content. We aim to provide a clear, concise and accurate abstract summary for the platform users.

## 1.1 Motivation

The growth of data increases with the usage of social media and the internet. When considering this, providing only the important content by extracting from lengthy content is important. News events, live sports events, corporate webinars, lectures, and political conversations are some of the best examples of these kinds of scenarios. However, if some user wants to know only the highlights of a long video or a podcast, a common issue arises as it may require a huge time to go through the whole video

and get the important points.
Summarization provides a solution for this by providing a relevant and concise summary of the original content. If a summary of such long content can be automatically generated, users can quickly grasp the key points of the content.
When considering the earlier-mentioned situations, summarizing long-form content with multilingual data is important. Our research aims to develop an application for summarizing content that includes low-resource multilingual (Sinhala and Sinhala-English mixed) data. As the final output, we hope to provide a summary by protecting inclusively, thoroughness, and coherence of the original content.

## 1.2 Problem Definition

Despite the significant advancements in video content summarization using deep learning and natural language processing techniques, most existing solutions primarily focus on high-resource languages like English, Chinese, or Spanish. However, there lacks efficient techniques for summarising video content in low-resource languages like Sinhala, particularly when it comes to spoken content in videos from live events, social media, news, or entertainment.
The challenge becomes even more complex when dealing with Sinhala-English code-mixed content, which is common in Sri Lankan digital media. Current summarization techniques often fail to generate accurate, coherent, and contextually appropriate summaries for such multilingual or low-resource inputs due to limited datasets, insufficient model training, and lack of linguistic support.
Therefore, our research problem focuses in developing an automated video summarization system that can effectively handle low-resource language data, with a particular focus on Sinhala and Sinhala-English mixed content.

## 1.3 Aims, Research Questions, and Objectives

### 1.3.1 Aims

The main aim of this research is to provide accurate and concise summaries for video content considering auditory aspects of the video for Sinhala and Sinhala-English mixed data.

### 1.3.2 Objectives

- Use an optimal method to extract and process auditory data(transcription) from video content and develop a summarization model that can process both English and Sinhala data.
- Generate accurate and cohesive summaries from the video.

- Develop an intuitive platform to meaningfully display and interact with generated summaries.

## 1.4 Research Questions

1. **How can we develop a model for video content summarization that effectively handles both Sinhala and Sinhala-English mixed contents?**

   This focuses on developing an advanced model using Natural Language Processing techniques to handle content in both languages, focusing on language detection, segmentation, and semantic analysis.

2. **What are the challenges and solutions for handling low-resource languages like Sinhala in a multilingual summarization model?**

   This focuses on identifying possible ways to overcome the limitations that come with low-resource languages. It involves exploring methods like transfer learning, data augmentation, and domain adaptation to enhance the performance of the model with Sinhala content.

3. **How can we ensure the summarization model maintains the accuracy and relevance of the original content?**

   This question addresses the need for a proper evaluation method for summaries from bilingual content with a low-resource language. It involves developing methods to assess the quality of summaries, considering linguistic nuances and user feedback to continuously improve the summarization model's accuracy and performance.

## 1.5 Scope of the Project

### 1.5.1 In-Scope

1. Creation of an optimal method to extract and process auditory data from video content

2. Detected extracted transcript categorization

3. Creation of summarization models to handle both Sinhala and Sinhala-English mixed language contents

4. Developed an intuitive interface for a web application to display summaries

### 1.5.2 Out-Scope

1. Summarized Content with Multiple Languages
   - We only focus on the content that contains only Sinhala and Sinhala-English mixed data to create summaries throughout the research. The model will not support other languages.
2. Consideration of Slang, Abbreviations and Acronyms (SAB) Terms
   - When considering the extracted text, SAB terms can be present. These terms have specific meanings beyond their apparent meaning. However, when generating summaries our approach does not take these situations into account.

## 1.6 Significance of the Project

Our evaluation of Sum-up AI demonstrates its potential to generate a summary for the given video. To evaluate our platform we use the human evaluation method. We selected 10 colleagues as evaluators and evaluated the platform based on four criteria.

## 1.7 Overview of the Dissertation

This thesis aims to introduce a new platform called Sum-up AI for generating summaries for Sinhala video content by integrating Google transcriber, fine-tuning sinBERT model and the fine-tuning sinmT5 model.
The first chapter mainly focuses on what is the speciality of Sum-up AI when comparing it with the existing tools/models for summarization.
In the second chapter, we have thoroughly reviewed the background of our research and related works.
In the third chapter, we discuss the approaches and methodologies that we use to apply NLP technologies, existing LLMs that support Sinhala languages, technologies used and the individual contribution of the team members.
In the fourth chapter, we describe the implementation strategies of the proposed system. This chapter, also explains our system architecture using UML diagrams, functional and architectural diagrams, and non-functional requirements.
In the fifth chapter, we demonstrate accuracies of the transcripts gained from Google transcriber, accuracies of the generated summaries using sinmT5 model, accuracies of the category classification using sinBERT model and the evaluation results of our overall platform.
Chapter six discusses the phases of the research, contributions, and challenges faced. At last, we cover the limitations and future work related to Sum-up AI.

# 2 Background study

## 2.1 Related Works and Limitations

This section is dedicated to providing an in-depth analysis of the existing methods and knowledge related to video content summarization.

## 2.2 Transcription

To perform the video summarization process, as a first step, we need to do the transcription process. In there, we focus on converting speech into text. Google Speech-to-Text API [9] is the best option available when content mainly contains accurate Sinhala and Sinhala-English mixed contents. Transcription goes beyond this research, though having an API which is developed and well-established gives us a high accuracy result without developing models from scratch.

### 2.2.1 Transcription Correction

Automatic speech recognition (ASR) systems can misinterpret words due to factors such as background noise, overlapping speech, or non-native accents. To improve transcription accuracy, error correction can be applied as a post-processing step. One proposed method involves using group delay processing [10]. Which can be use to enhance the alignment between acoustic features and phonetic transcriptions. By detecting and correcting mismatches between vowels and consonants, this approach has been shown to lower phone error rates.

For our system, we will perform simple spelling and context-correcting post-processing mechanisms after the transcription step but before the summarized model input.

## 2.3 Category Classification

The study [11] has mentioned that, because of the highly subjective nature of the summarization task, different summaries can be generated for one content. And it highlights that the integration of user intent or the genre for the task of abstract summary generation helps to retain the core elements while removing non-related information.

So, after extracting the transcript from the video, our research focuses on identifying the category of the video from the extracted transcript. It might be useful to generate a more concise summary than solely depend on the transcript since there may be some ambiguous terms in the transcript which can cause misleading the summarization process.

The study [12] has experimented query-focused summaries with a two-stage method and it has demonstrated the effectiveness of modeling user intent in the form of queries is high.

### 2.3.1 Category Classification in Low-resource Languages

[13] has conducted a comprehensive analysis on existing pre trained models for Sinhala text classification to evaluate the performance on several NLP tasks including category classification and sentiment analysis. According to that analysis, XLM-R large model sets a very strong baseline for Sinhala text classification. Also they have introduced the sinBERT model with two variations, which perform better than XLM-R base model with smaller size datasets, but XLM-R base model catches up quickly as the dataset size increases.
[14] has done a study on how prompt-based LLMs perform in zero-shot and one-shot settings compared to smaller but fine-tuned language models for text classification. And results from zero-shot and few-shot learning LLMs are considerably lower in comparison to smaller models fine-tuned on a training set. This highlights the need for training data, and that fine-tuning smaller and more efficient language models can still outperform in-context learning methods of larger models.

## 2.4 Summarization

After extracting the transcription from the video content, and identifying the category of the extracted text, it generates the summary for the video by using the extracted transcription focusing on the given category.

### 2.4.1 Video Content Summarization

When considering video content, it primarily includes main two types of data, that is audio and visual data. If we consider generating a summary based on single model data, [15] proposed a novel supervised learning technique for summarizing videos only considering the visual content of the video by automatically selecting key frames. [16], introduced an approach for summarizing the video transcript based on BERT. By moving beyond single-modal approaches, [17], introduced sequence-to-sequence model with hierarchical attention can integrate information from different modalities into a coherent output. Their approach generates a summary of both considering and the text description related to the video and visual content by using the Sequence-to-Sequence model with Hierarchical Attention. [18] conducted a study on integrating multi-modal data for generating a summary. They compare various models trained with different modalities and present pilot experiments on the How2 corpus of instructional videos.

### 2.4.2 Content Summarization with Multilingual Data

There is a variety of existing research based on video content summarization with single-language data, especially for high-resource language data. However, few researches have been conducted on multilingual data, particularly integrating low-

resource languages. [19], introduced the first large-scale dataset including 1.5M+ article/summary pairs in five different languages namely, French, German, Russian, Turkish, and English for text content summarization. The study [20], designs a natural model with a constructive learning strategy for multilingual summarization. Their proposed model was trained in seven languages Hindi, Spanish, Indonesian, Turkish, Vietnamese, Ukrainian, and Portuguese. When considering the Sinhala language there are few research was conducted based on the only Sinhala language summarization.

Accordingly, there exists a research gap for the summarized content with Sinhala and English mixed data content. However, there are pre-trained LLMs such as mT5, mBART [21] for NLP tasks that support for low resource languages [1, 21]. [8] is the most recent study that was conducted in this area. From this research, they introduced an abstraction text content summarization model called sinmT5, by fine-tuning mT5-base model using their own dataset. Accordingly, based on our requirement within this research, we fine-tuned this sinmT5 model for our own dataset that include Sinhala vocal format text-summary pairs.

## 2.5 Maintaining the Quality of Generated Summaries

Additionally, some studies have focused on enhancing the efficiency of summaries. [22], proposes leveraging text-based queries as context to enhance the effectiveness of video summarization. By incorporating textual information alongside visual data, the proposed approach aims to generate query-dependent video summaries that better align with users' requirements. The study of [23], introduced an approach for efficiently summarizing the soccer video data based on the SoccerSum dataset, by enhancing the metadata used in summarization algorithms.

Also some studies describes that, the quality of the final summary can be improved using post-processing techniques. According to the [24] post-processing includes redundancy elimination, adjustment of the coarse summary, generalization of summary sentences and adding domain-specific knowledge which will enrich the summary and make it user-friendly. In the [25] study, they have used GPT-3 model to improve the linguistic qualities like coherence and readability for English data, although it did not enhance ROUGE scores. And the study [26] has focused on detecting the grammatical mistakes in active sentences in Sinhala text using a hybrid approach combining a system developed using traditional rule-based approach and a machine learning algorithm-based model. It was able to detect the correctness of the given sentence and provide corrections for erroneous grammatical sentences.

## 2.6 Conclusion

As a summary of the literature review, the following points can be emphasized.

- Transfer learning and unsupervised techniques perform well when summarizing

low-resource language contents like Sinhala by adapting models trained on high-resource languages.

- Although a few number of research were conducted based on multilingual and low-resource language text summarization, there exists a research gap for summarizing content in Sinhala or Sinhala-English mix language content.

- To maintain the coherence, readability, and relevance of the generated summary, post-processing techniques such as grammatical correction, and incorporating user intent are crucial.

## 2.7 Research Gaps

According to studies by ge2016news, lee2021event, kolajo2022real, there is a research gap in summarizing content that includes content in both Sinhala and English.

- Most existing research aims to summarize while maintaining accuracy and efficiency, primarily focusing on English. There are some models that have been enhanced to support low-resource languages like Sinhala and Tamil.

- Although models are available for Sinhala text content summarization, no platform is available for Sinhala vocal format text summarization.

- Based on the above reasons, there is a requirement to develop a model that can summarize video content with multilingual data, which includes both Sinhala and English.

# 3 Methodology

## 3.1 Chapter Overview

This chapter provides a detailed explanation of the research method and development approach used to analyze and design the system. Within this chapter, the technologies section provides a detailed analysis of the technologies used for developing the platform and the models used for internal processes like text categorization, and text content summarization and finally describes the individual contribution of the team members.

## 3.2 Research Approach

We conduct our research based on design science research methodology. It focuses on developing and validating prescriptive knowledge to solve problems and improve the environment. As a design science researcher, our product tries to address real-world problems by applying existing knowledge and improving existing methods to solve these problems. It will be an innovative approach to address the unique challenges of summarizing mixed-language content, thereby bridging the gap in providing cohesive summaries for Sinhala-English mixed content.

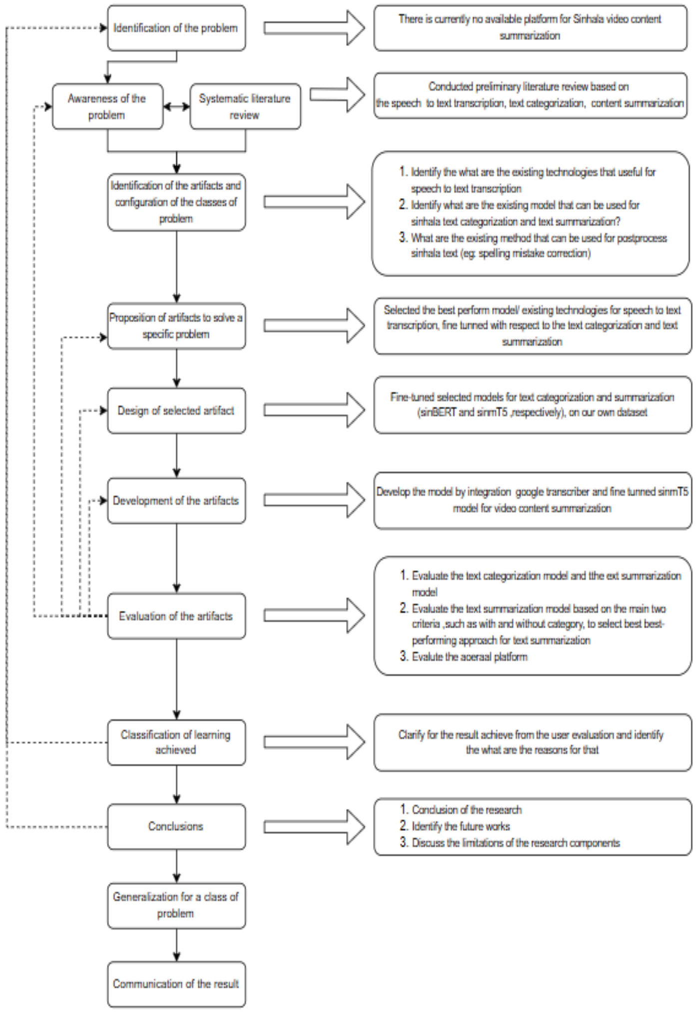



Figure 3.1: Research Methodology - Design Science Research

## 3.3 Software Development Approach

By following the iterative and incremental software development approach, developed the software product for video content summarization. Since this is a research-based product, requirements, and timeline cannot be defined well at the beginning of the research. The iterative and incremental software development approach delivers the software system in small increments. Hence, it is best suitable approach for this product.

In iterative development, within a particular time, the development team works on a part of the software requirements, develops a deliverable product, tests it, and evaluates it. Since user feedback is continuously incorporated throughout the development process, the final product is better aligned with user requirements. In incremental

development, the product builds in stage, and within each stage delivers a new set of requirements. As mentioned earlier user feedback and testing will happen in each stage.

## 3.4 Technologies

As a platform, we provided a browser extension by integrating React, Tailwind CSS, ShadCN UI, and Plasmo for the frontend, and Python FastAPI for the backend.
We used React as the foundation of our web extension because React is a widely used, component-based library that supports reusable UI components, and it is perfect for dynamic user interfaces, which are crucial for our interactive summarization tool.
For styling, we choose TailwindCSS, which allows a utility-first approach, enables rapid prototyping, and consistent styling. ShadCN UI is a UI component library that builds on top of Tailwind. It provides customizable and accessible components such as side panels, which are essential for our application.
For the backend, we used FastAPI. It is a modern, high-performance web framework for building APIs with Python. To achieve our purpose of video content summarization, we need to handle asynchronous operations. FastAPI is the best suite for that. As well, this ensures our summarization backend is fast, scalable, and easy to maintain.
For the internal process of our platform we gain the support of Google Transcriber to generate the transcript of video and sinmT5 to generate summaries for the text transcript.
As an alternative solution, we passed both the text and the category to the summarization model and checked whether it enhanced the quality of the summaries. To conduct this experiment, we also utilized a language model called sinBERT, which is capable of categorizing the given text.

### 3.4.1 Use of LLMs

Within this research, we experimented with how the context/category of the text content affected to the quality of the summary. To do this experiment we choose two methods. One method is to pass the transcript chunk to the sinBERT model and categorize these chunks first. Then, based on the identified category and transcription, the model generates a summary of the video content. In the second method, we only give transcript chunks (only text) as input to the summarization model and generate a summary.
Based on the experiments and literature review, for text categorization we chose to use fine-tuned sinBERT model [13] and for summarization we chose to use fine-tuned sinmT5 model [1, 8, 21, 27] by following the steps mentioned in Figure 3.3.
The sinBERT model is a variant of the BERT model specifically trained on the "sin-cc-15M" corpus to support Sinhala. It is also trained for text classification using a

custom dataset for Sinhala text classification. [13]
The sinmT5 is a pre-trained mT5-base model on the Hamza-Ziyard/BBC-Sinhala dataset. mT5 is a multilingual variant of Text-to-Text Transfer Transformer (T5) that was pre-trained on a new Common Crawl-based dataset covering 101 languages, including Sinhala [21]. It follows the sequence-to-sequence architecture shown in Figure 3.2.

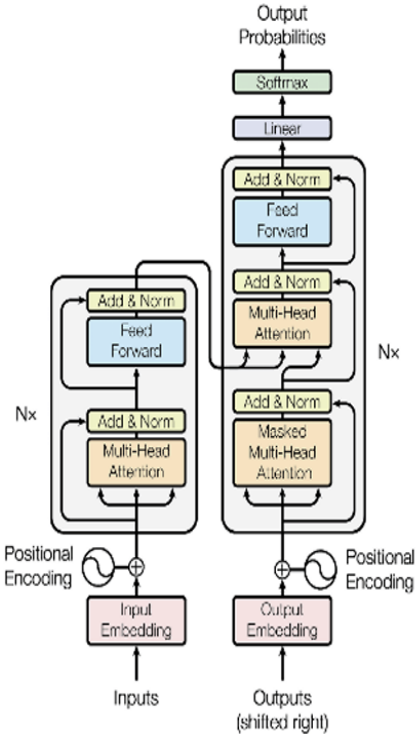



Figure 3.2: Model Architecture of Transformer-2 that was used in the mT5 model [1]

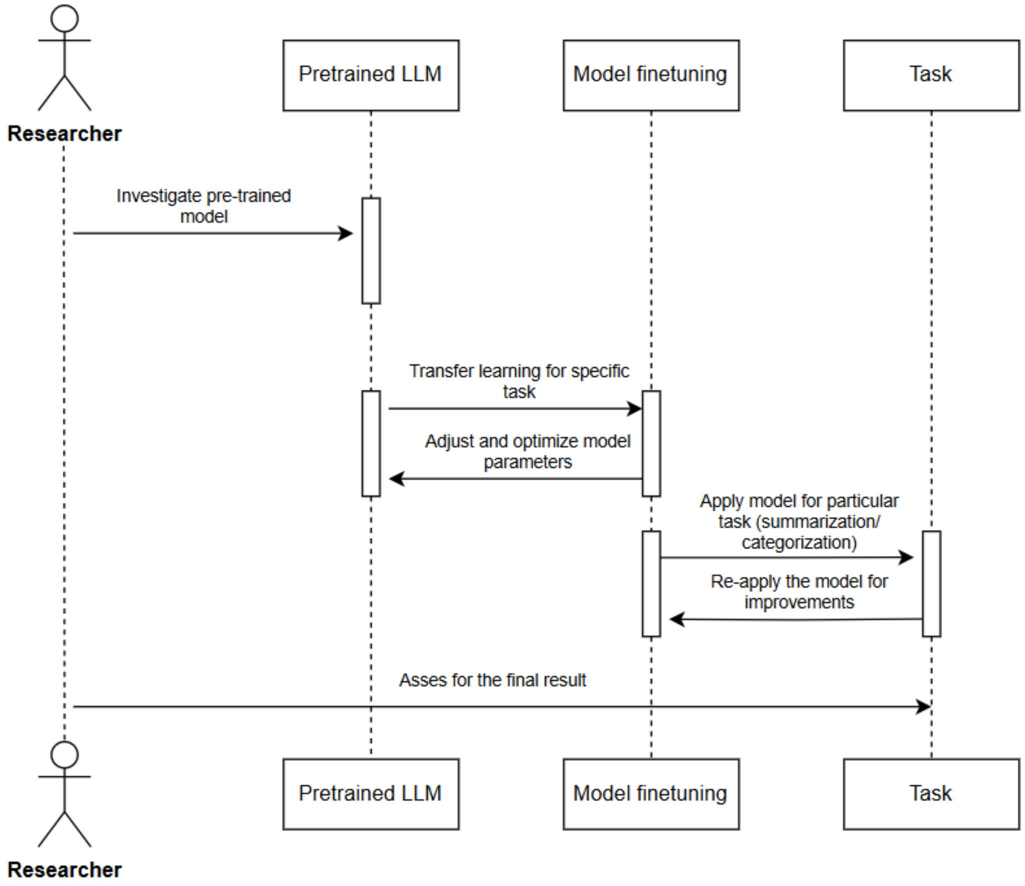



Figure 3.3: Process of fine-tune existing LLM [2]

## 3.5 Individual Contribution

**Member Name: J.P Madarasinghe**

- Developed methods to convert speech data to text using advanced speech recognition techniques.
- Created a new Sinhala spoken text summarization dataset in the format: text-category-summary.
- Designed and developed the architecture of the Sum-up server, and contributed to the development of the web extension.

**Member Name: M.R Mayunika**

- Fine-tuned sinmt5 model with focus on Sinhala language vocal format text summarization, ensuring the system can handle both Sinhala and Sinhala-English

mixed inputs smoothly.

- Created a new Sinhala spoken text summarization dataset in the format: text-category-summary.
- Contributed to the development of the web extension.

**Member Name: S.D Sooriyaarachchi**

- Fine-tuned sinBERT model for text categorization with respect to our own dataset.
- Developed a post-processing module for summaries generated by the summarization model.
- Created a new Sinhala spoken text summarization dataset in the format: text-category-summary.
- Contributed to the development of the web extension.

# 4 Implementation

## 4.1 Chapter Overview

This chapter provides a detailed overview of the architectural design of the system, highlighting its main components and functions. It also explains how to extract the transcription from the video with a minimum error rate, how to categorize the transcriptions, how to generate the summary for the video, and how to generate the final output with clear explanations. This chapter further discusses the integration of multiple components, including speech-to-text transcription and text summarization, that work together to create a seamless user experience. Furthermore, the chapter details the creation of a user-friendly platform with graphical user interfaces (GUIs) that work for the summary generation process.

## 4.2 System Architecture

### 4.2.1 Component Diagram

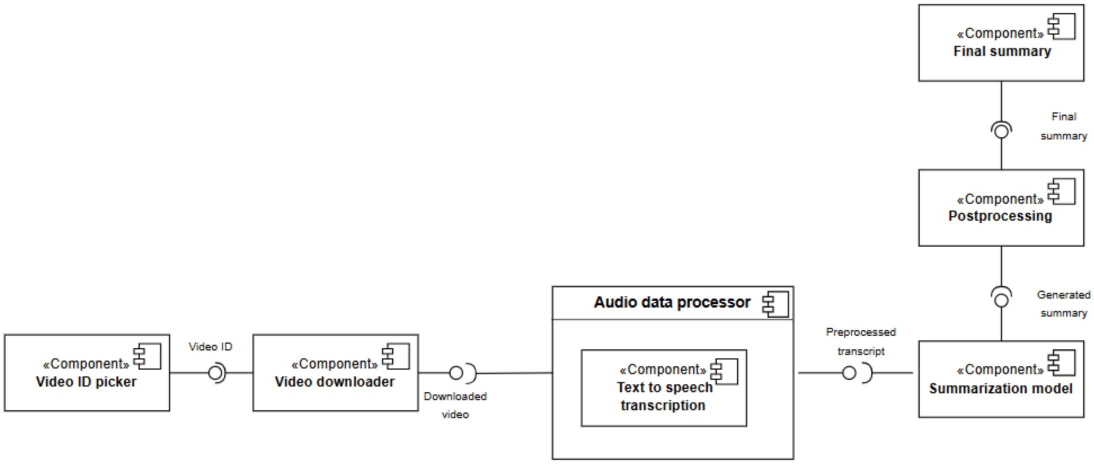



Figure 4.4: Component Diagram

### 4.2.2 Activity Diagrams

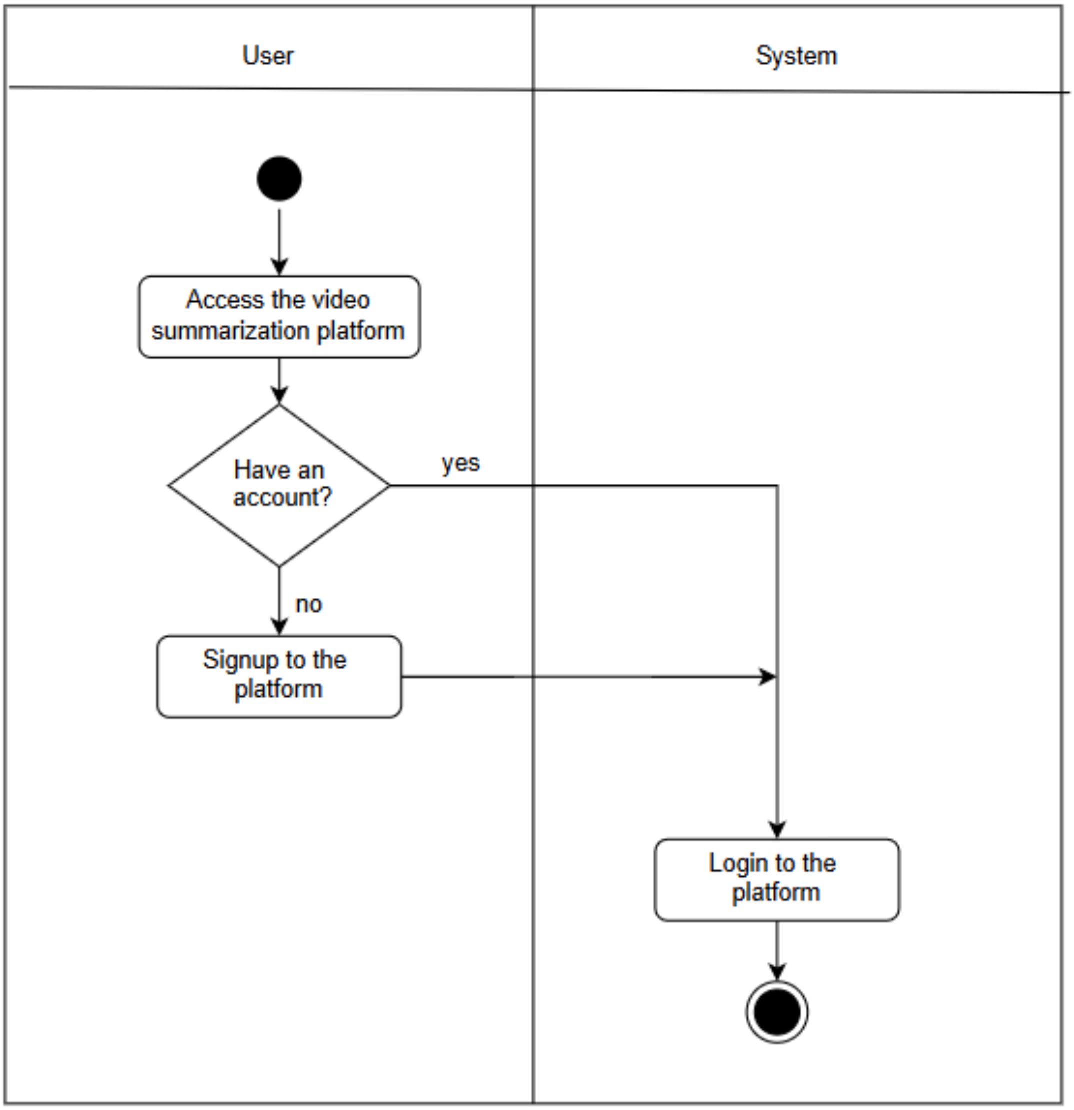



Figure 4.5: Activity Diagram - Login

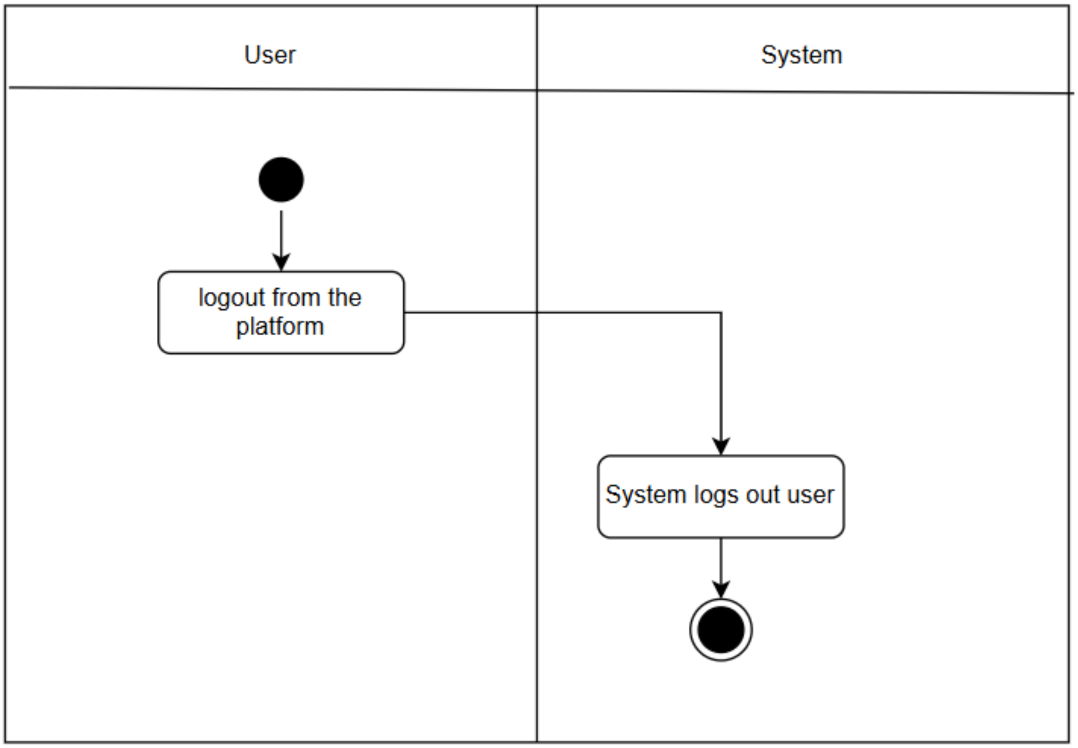



Figure 4.6: Activity Diagram - Logout

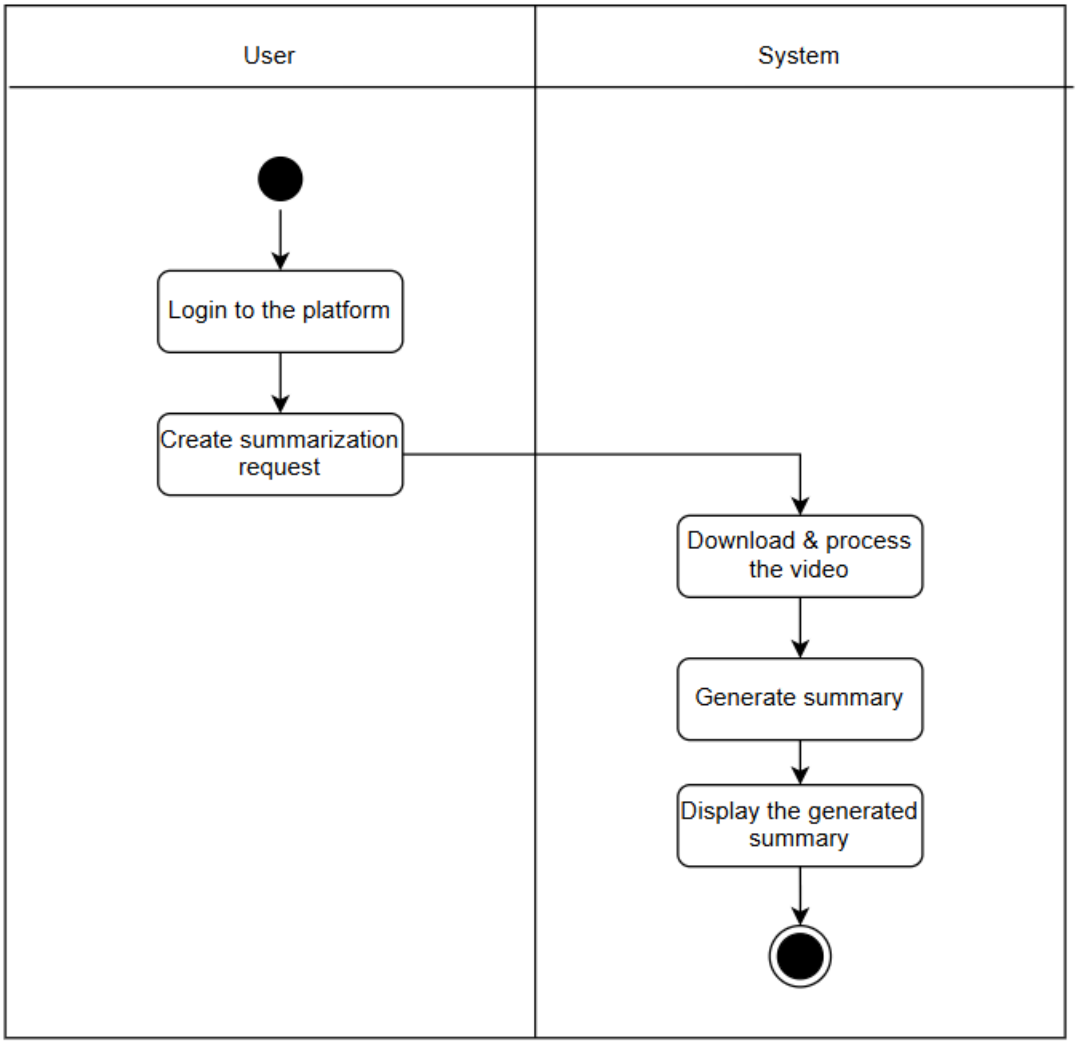



Figure 4.7: Activity Diagram - View generated summary

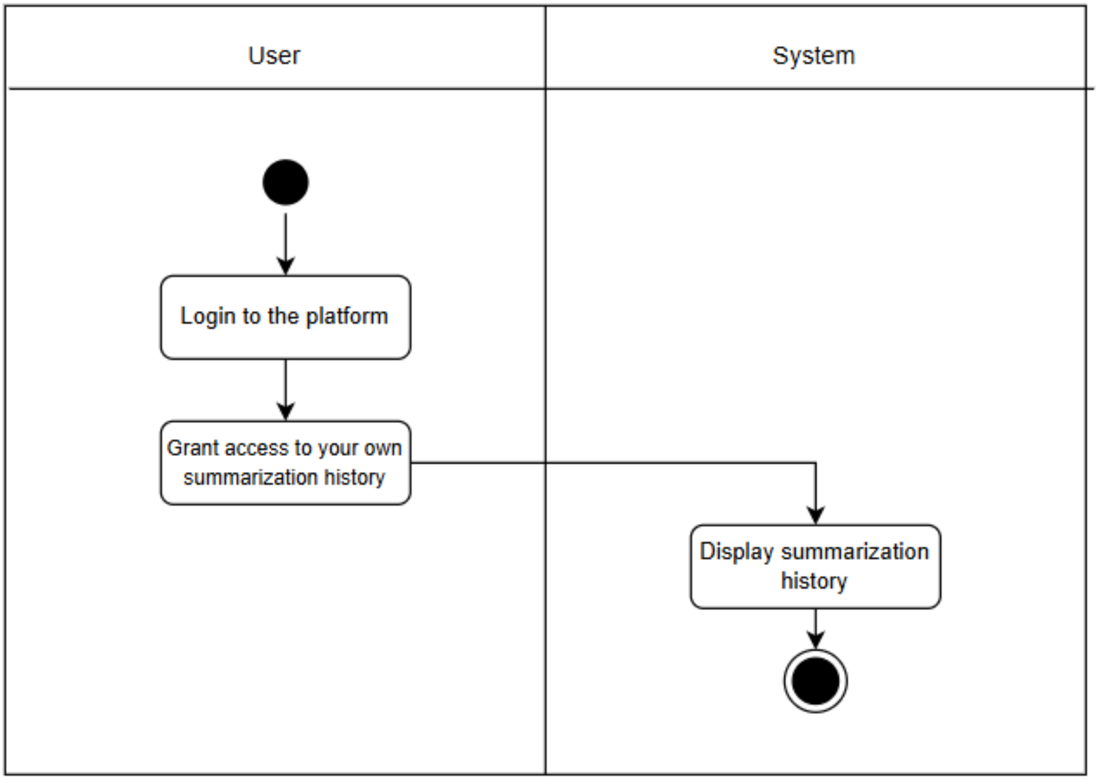



Figure 4.8: Activity Diagram - View summary history

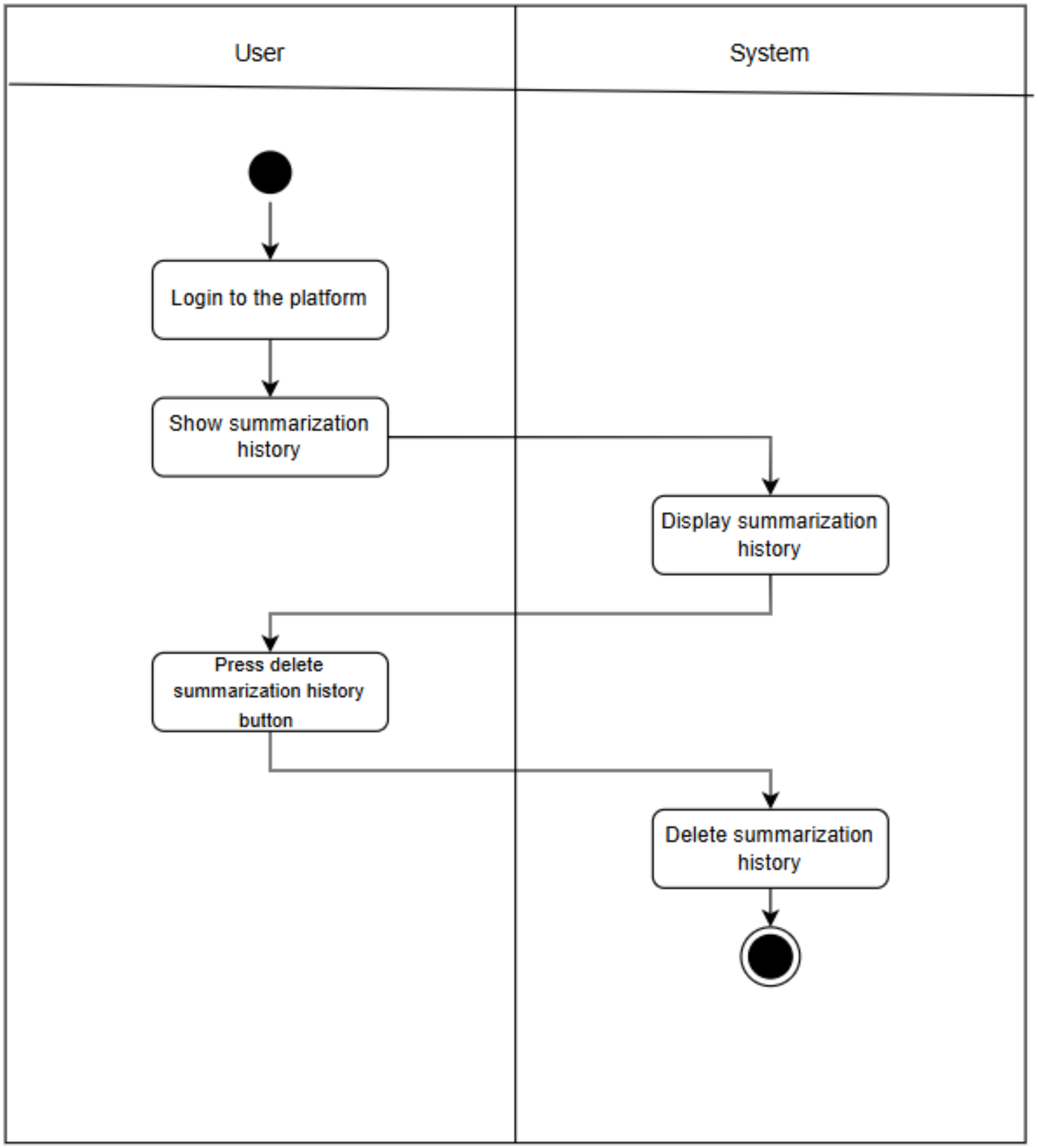



Figure 4.9: Activity Diagram - Clear summary history

### 4.2.3 Functional and Non-functional Requirements

The comprehensive discussion of the functional and non-functional requirements underlying the system under consideration as follows:

**Product Workflow Diagram**

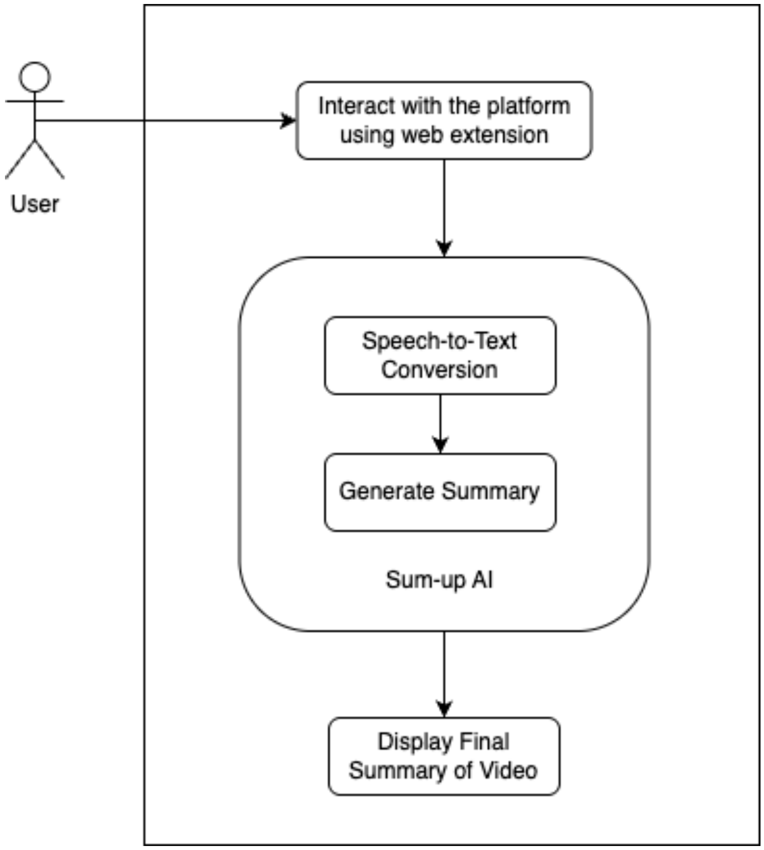



Figure 4.10: Product Workflow Diagram

**Functional Requirements**
The identified functional requirements for the summarization platform are as follows:

- The platform uses the video ID as input to extract the video transcript for summarization.
- The system must be able to process audio content from the selected video.
- The system must convert the audio content of the video into text.
- The core summarization model should be capable of generating summaries from the transcribed text.
- After generating a summary, apply post-processing techniques to ensure the quality of the generated summary.

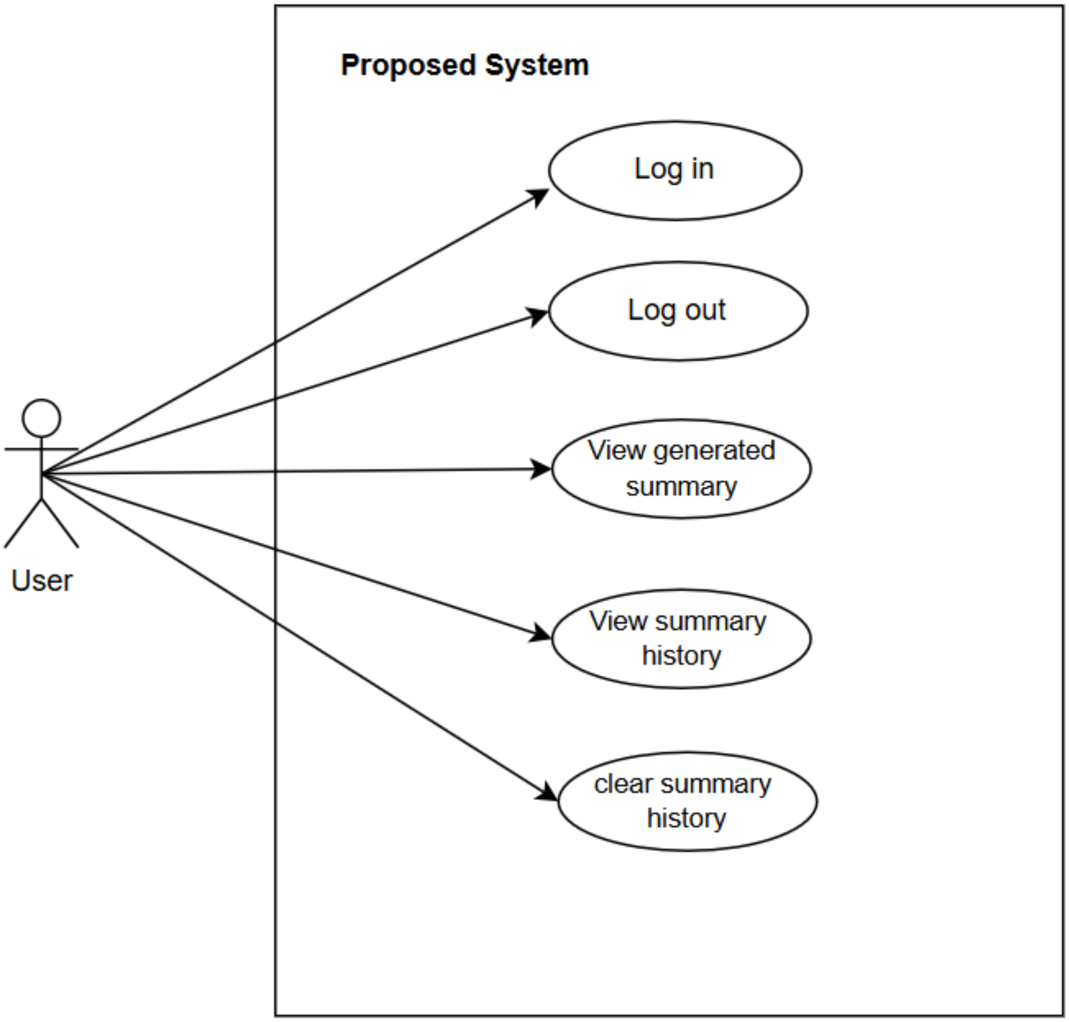



Figure 4.11: Use Case Diagram

**Quality Attributes**

The identified quality attributes for the summarization platform are as follows:

- **Performance:** The system should generate a summary within a reasonable time frame.
- **Usability:** The system should display all the necessary information in a simple, clear, and easy-to-understand manner. It should ensure ease of use for every users, even if they are unfamiliar with such platforms.
- **Modifiability:** The system should support future enhancement, such as multi-modal functionality, without any difficulties.

- **Adaptability:** The system should support the replacement of existing models, such as those for speech-to-text transcription and text summarization, based on future enhancements or changing requirements.

### Quality Attribute Scenarios

#### Performance

A user using the system can generate a summary through system within a reasonable time

| | |
|---|---|
| **Source** | End-user |
| **Stimulus** | Using the system |
| **Artifacts** | Whole system |
| **Environment** | Normal operations |
| **Response** | Process the event |
| **Response measure** | Events are processed with a latency of less than 1 second |

Table 1: Performance quality attribute scenario

#### Usability

A user using the system for the very first time and understanding how the system works

| | |
|---|---|
| **Source** | End-user |
| **Stimulus** | Learn to use the system |
| **Artifacts** | User interface |
| **Environment** | Run-time |
| **Response** | Provide system UI in a simple, and easy-to-understand manner. |
| **Response measure** | The time which user spent for use to the system |

Table 2: Usability quality attribute scenario

#### Modifiability

The system should support future enhancement.

| | |
|---|---|
| **Source** | Developers |
| **Stimulus** | Perform enhancements |
| **Artifacts** | Whole system |
| **Environment** | Design, build time |
| **Response** | The system should support future enhancement. |
| **Response measure** | Cost in terms of time and money. |

Table 3: Modifiability quality attribute scenario

**Adaptability**
The system should support the replacement of existing models with new models.

| | |
|---|---|
| **Source** | Developers |
| **Stimulus** | Perform enhancements |
| **Artifacts** | Whole system |
| **Environment** | Maintain time |
| **Response** | The system should support future enhancement. |
| **Response measure** | Cost in terms of time and money. |

Table 4: Adaptability quality attribute scenario

## 4.3 Proposed Solution

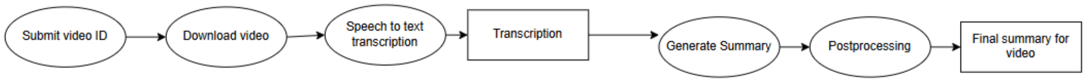



Figure 4.12: Summary Generation without Category Input

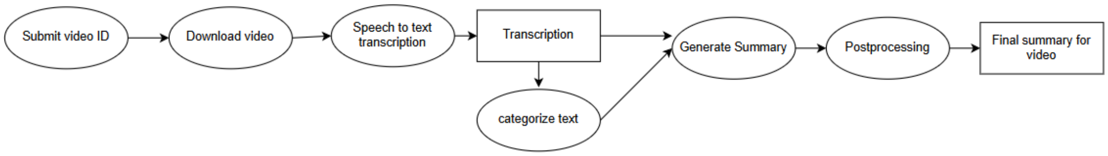



Figure 4.13: Summary Generation with Category Input

### 4.3.1 Extract Transcription from Video

To extract transcriptions from Sinhala videos, we use Google Transcriber, provided by Google, which is currently the most accurate and cost-effective speech-to-text transcription solution available for Sinhala.

### 4.3.2 Text Categorization

**Method Selection:**
To categorize the transcriptions from the videos we choose the sinBERT model [13], a specialized variant of the BERT model which is trained on ”sin-cc-15M” corpus.

This model has already trained on a custom Sinhala text classification dataset. But for be a great fit for our target domain we further finetuned it on our own dataset.

**Dataset Preparation:**
As we need to summarize vocal format text contents, we collected Sinhala videos and extract their transcripts to create the dataset. Since full transcripts are lengthy, we divided them into several parts when creating the dataset with 1000 datapoints. Then for the categorization dataset, we used these transcript parts as the text and then we assigned a appropriate label for each of the text from a predefined set of category labels.

**Category Label Selection:**
To select the count of labels, we evaluated two label sets. One label set contained with five, high-level labels while the other one contained with fifteen and more descriptive labels. There, the dataset with only five labels scored a bit more(about 4%) than the dataset with fifteen labels in the classification. But, in the summarization task, it is important to have more descriptive category labels in order to generate a more accurate summary. Because of that reason, we selected the dataset with fifteen labels for our task, ignoring the small increase of the accuracy of the classification, as that dataset contains more descriptive category labels.

**Model Training:**
Using that prepared dataset with text-category data points, we trained the sinBERT model for 10 epochs. The full dataset we splitted as 90% (900 data points) for training and 10% (100 data points) for testing, and again we used 10% out of training data for validation during the model training.

| Category Label | Count |
|---|---|
| දේශපාලනික | 202 |
| තොරතුරු | 163 |
| වෙළඳ හා ආර්ථික | 122 |
| ප්‍රචණ්ඩක්‍රියා | 64 |
| නීති | 54 |
| සෞඛ්‍ය | 42 |
| වංචා දූෂණ | 39 |
| අනතුරු | 37 |
| කාලගුණ | 34 |
| ක්‍රීඩා | 30 |
| අධ්‍යාපන | 29 |
| ප්‍රවාහන | 29 |
| යුධමය ගැටුම් | 23 |
| මත්ද්‍රව්‍ය | 18 |
| තාක්ෂණික | 14 |

Table 5: Categorization Dataset - Training (900)

| Category Label | Count |
|---|---|
| දේශපාලනික | 36 |
| තොරතුරු | 19 |
| වෙළඳ හා ආර්ථික | 15 |
| ප්‍රචණ්ඩක්‍රියා | 4 |
| නීති | 4 |
| සෞඛ්‍ය | 1 |
| වංචා දූෂණ | 3 |
| අනතුරු | 6 |
| කාලගුණ | 1 |
| ක්‍රීඩා | 1 |
| අධ්‍යාපන | 3 |
| ප්‍රවාහන | 2 |
| යුධමය ගැටුම් | 0 |
| මත්ද්‍රව්‍ය | 3 |
| තාක්ෂණික | 2 |

Table 6: Categorization Dataset - Testing (100)

### 4.3.3 Summary Generation

**Method Selection:**
Sum-up AI's summarization model, fine-tuned on existing model for abstractive text summarization called sinmT5, which is a pre-trained mT5-base model on the Hamza-Ziyard/BBC-Sinhala dataset [8]. Although this model is trained for Sinhala abstractive text summarization, it is only capable of summarizing the Sinhala text in the written format. To extend its capability to summarize Sinhala vocal text content, we fine-tuned this model on our own dataset that includes Sinhala vocal format texts and summaries.

**Dataset Collection:**
Since there is no publicly available dataset that can be used to train the sinmT5 model to extend its capability to summarize Sinhala vocal format text contents, we created our own dataset. The dataset creation process followed these steps. First select the Sinhala video and extract the transcript of that video. Then, these transcripts are divided into small chunks, and then those small chunks are considered as the original texts.

**Dataset Preparation:**
After creating the original text for the dataset as described above, we prepared summaries for these text chunks using human annotators, following pre-defined rules:

1. **Focus on Main Points**
   Summary should capture the essential information from the original text without considering the unnecessary details.

2. **Use Clear and Concise Language**
   Summary should be written using simple language without including complex phrases.

3. **Maintain Objectivity**
   Summary should maintain the original content. Without including personal opinions about the particular subject.

4. **Avoid Direct Copying**
   The text should be paraphrased, maintaining the minimal direct copy from the original, except for key terms that are essential for understanding.

5. **The length of the summary should be 30% to 40% of the original text.**

Accordingly we prepared our dataset with 1000 text-summary pairs.

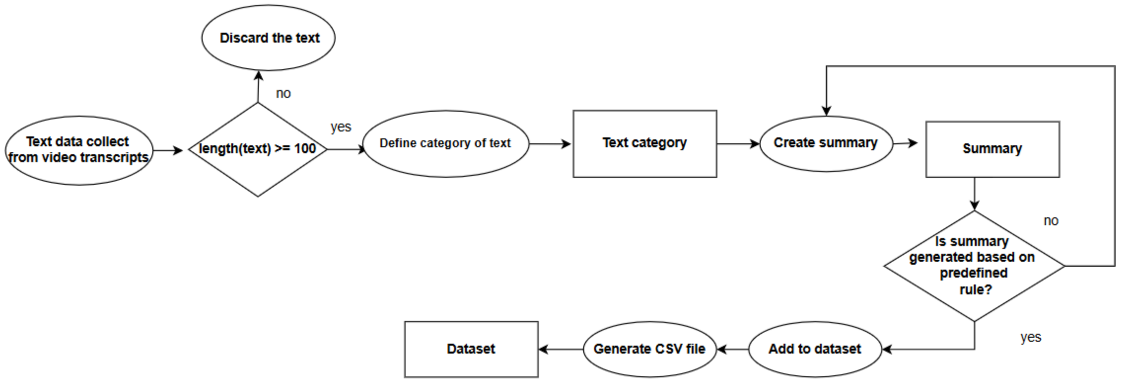



Figure 4.14: Dataset Preparation

**Model Training:**
We splitted the collected dataset as 90% data (900 data points) for training and 10% (100 data points) for testing. Then, when training the dataset we used 10% out of 900 data points for validation. By using this dataset, we fine-tuned the sinmT5 model.

### 4.3.4 Integration

Sum-up AI includes different features. Hence, we used feature-based architecture to efficiently handle its functionalities. This approach involves organizing the code and project structure around specific features to promote modularity, scalability, and easier maintenance.
As a platform, we provide a web extension. By using this extension user allows interaction with the summarization application. To develop this extension, we built a React application by integrating Tailwind CSS, ShadCN UI, and Plasmo for a modern and user-friendly interface.
After the user interacts with the platform through the web extension to generate a summary for the particular video, the Sum-up AI server processes the request. As the server, we used Python FastAPI to implement critical models and functionalities. Based on the user request, the server sends the YouTube video ID to YouTube's API, and then as a response, YouTube provides some essential metadata such as the title of the video, description of the video, channel name, subscriber count, is live video or not, and video data stream etc.
After this process, download the audio data from the particular video. Then, break this downloaded audio into 30-second chunks, and these audio chunks are processed sequentially through Google's speech-to-text transcriber to generate transcripts. To manage this process, we implement a queue that temporarily stores small audio chunks until the transcription for the previous chunk is completed.

Although the transcript chunks are initially 30 seconds long, based on our experiments show that the best results for summarization are obtained with 60-second chunks. Hence, in there maintain another internal queue for temporarily storing transcription chunks before processing. Then these 60 seconds transcription text contents pass to the sinmT5 model to generate summaries for this particular chunk. Then, we identified some key issues with the model-generated summaries, such as spelling mistakes, inconsistency in the content, and lack of a smooth or coherent ending. Hence, these generated summaries are post-processed based on the predefined rules and sent to the model adapter.

- Spelling mistake correction - When generating summaries from our fine-tuned sinmT5 model it removes certain Unicode symbols like the Zero Width Joiner(ZWJ), and it break down some ligatures like ◌්‍ර, generating malformed words. Hence, we define some rules to preserve the ZWJ character.

- Inconsistency in the content, and lack of a smooth or coherent ending - There are no resources available to apply the solution for these issues. Hence, we hope to consider it as a future improvement.

After postprocessing, summary chunks are passed to the frontend via fastAPI and displayed to the user through the web extension User Interface .

### 4.3.5 System GUI

Sum-up AI provide a web extension UI for the users. These UIs facilitate them to, interact with the platform and generate summaries, view and manage their interaction history with the platform, etc.

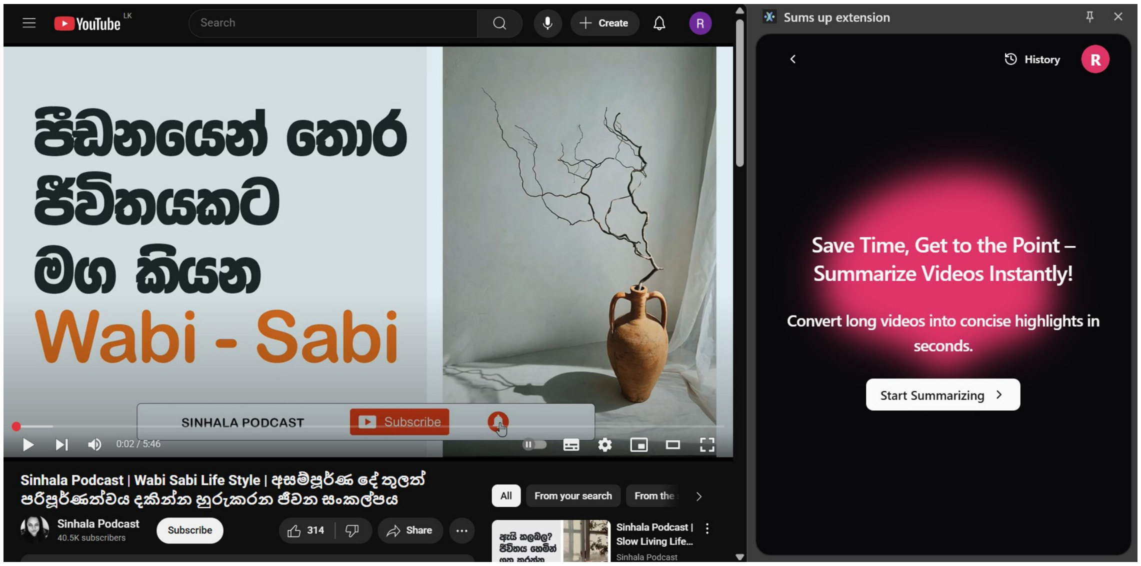



Figure 4.15: Main User Interface of Sum-up AI Extension

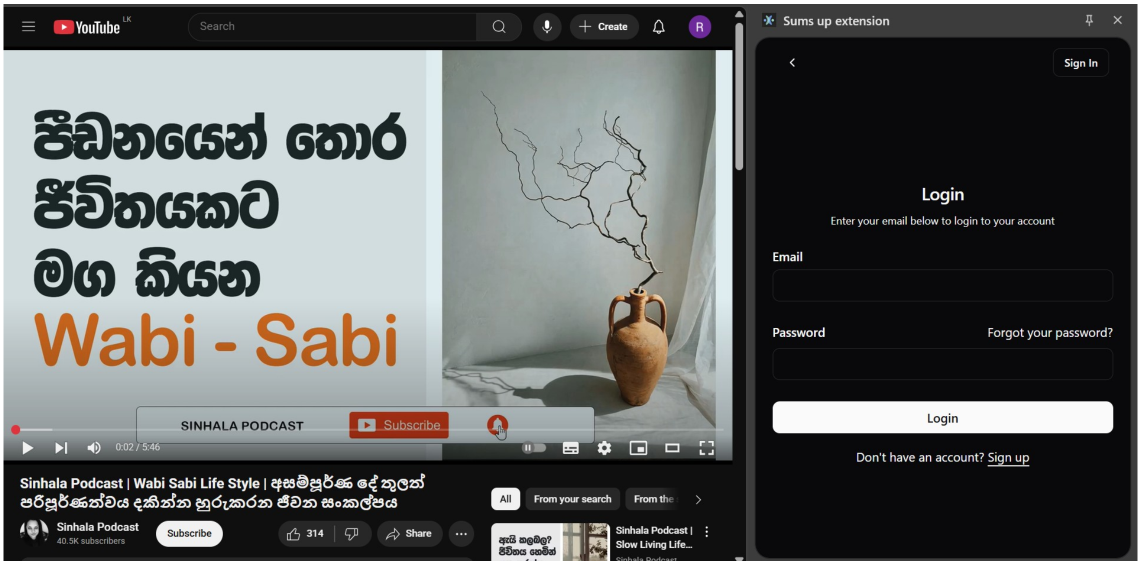



Figure 4.16: User Interface for User Login

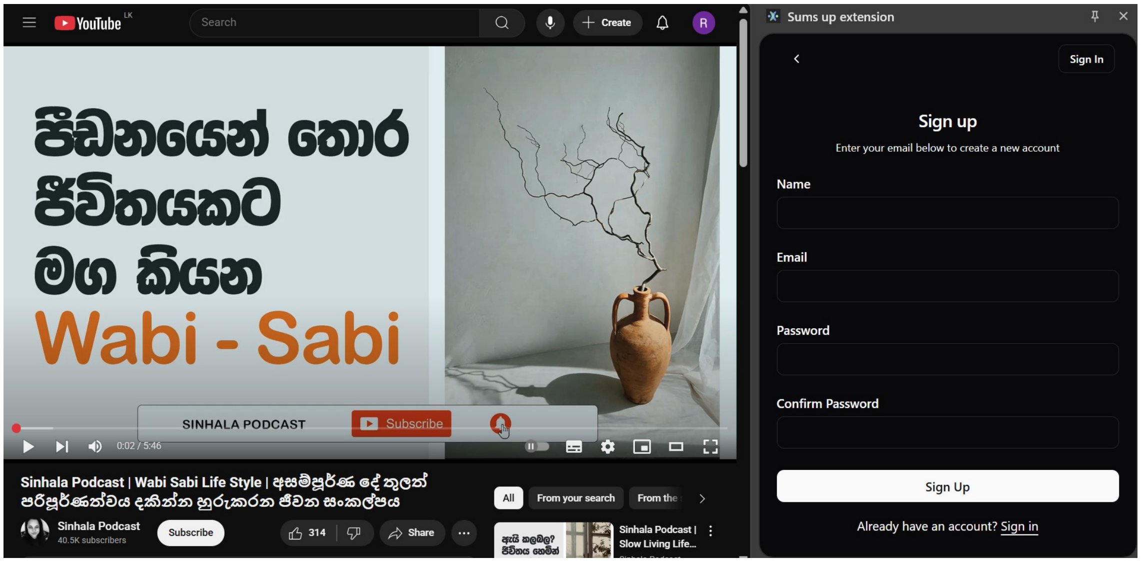



Figure 4.17: User Interface for Sign-in

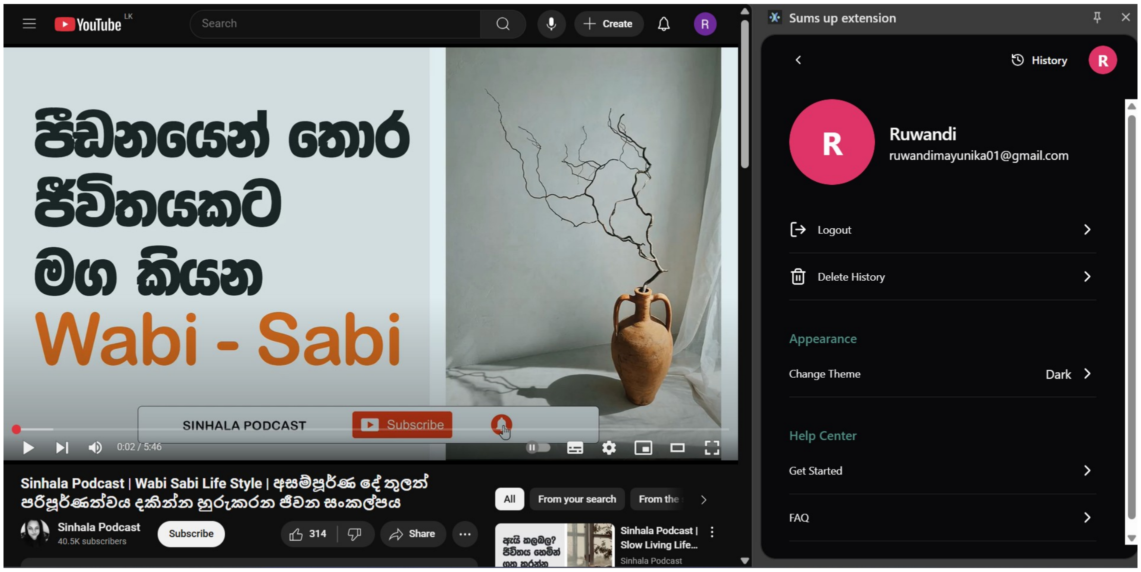



Figure 4.18: User Interface for Settings

Figure 4.19: User Interface for Manage History

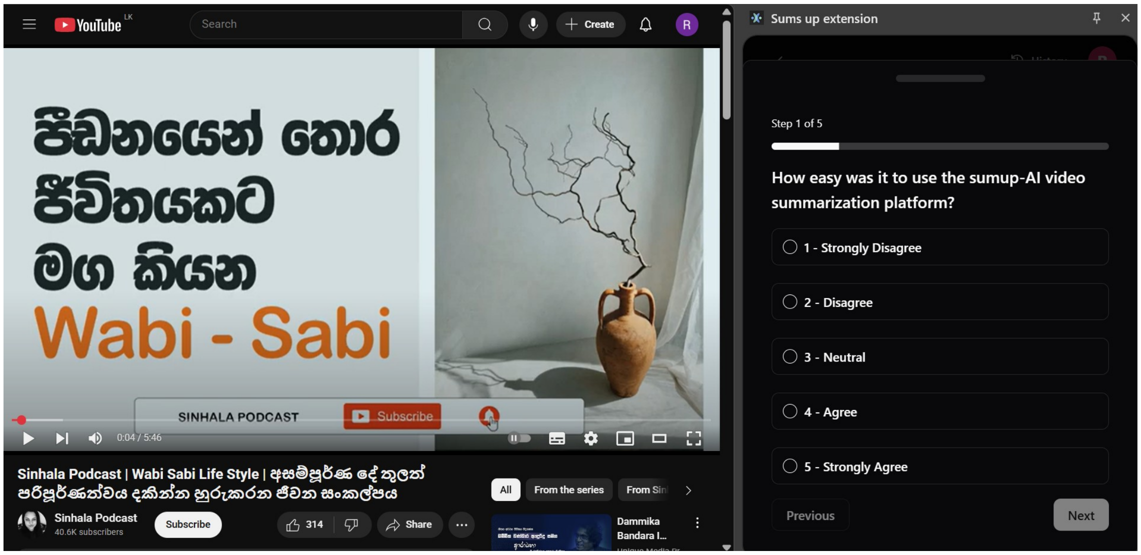



Figure 4.20: User Interface for User Feedback

# 5 Evaluation and Results

## 5.1 Chapter Overview

This chapter discusses the evaluation of the models related to sum-up AI and the overall platform evaluation. This chapter also includes an overview of the process of evaluating methods applied throughout the research and the outcome derived from the evaluation.

## 5.2 Components Overview: Addressing Research Questions

The evaluation result related to the research components confirmed whether those components had addressed the research questions, such as, ”How to extract the transcription from the Sinhala video while maintaining its correctness?”, ”How to categorize given text based on pre-defined categories?”, and ”How to generate a summary from the given video by the platform while maintaining relevance, coherence, correctness, and consistency?”. Accordingly, the following topics will describe how the system addresses these questions.

## 5.3 Evaluation Questions

Within the evaluation process, we try to answer the following questions.

- How accurately does the model extract transcriptions from Sinhala video content?
- How accurate is the summary generated by the model?
- How accurately does the model categorize the given text?
- When providing both the category and the transcription as input, how does it affects to the model's summarization accuracy?
- Is post processing required after generating the summary?

## 5.4 Evaluation Criteria

### 5.4.1 Accuracy evaluation criteria

- Google Transcriber - Calculate the word error rate(WER) value with respect to the transcribed text by Google Transcriber
- Fine-tuned sinBERT model - Calculate the performance of the model based on four key metrics: Accuracy, Precision, Recall, and F1-score.

- Fine-tuned sinmT5 model - Perform human evaluation with respect to the generated summaries by fine-tuned sinmT5.
- Sum-up AI summary generation platform - Perform human evaluation with respect to the generated summaries for the video by Sum-up AI.

### 5.4.2 Visualization evaluation criteria

Conduct a human evaluation to get feedback regarding the reliability, performance, and usability of the Sum-up AI platform.

### 5.4.3 Strengths and Weaknesses Evaluation Criteria

Conduct the human evaluation to get user feedback regarding the platform and identify the points that should be improved.

## 5.5 Evaluation of the Dataset

The dataset was created according to the methods discuss previously. This section explain how well accuracy, completeness, consistency, and timeliness which are the four main quality dimensions, have been ensured in the dataset throughout the process.
To ensure the accuracy we did the manual review of our dataset and checked human generated summaries, and categories are accurately reflects the original text's meaning and facts, and ensure the generated summaries were generated following the mentioned guidelines.
To ensure the completeness of our dataset, we manually checked for missing fields and verified the every record has required components(text, category, and summary).
We checked the consistency of our dataset by checking for uniform punctuation, casing, and proper handling of language usage (Sinhala vs. Sinhala-English mixed content). As well with respect to consistency, we evaluated summaries to confirm they followed predefined standards for length, tone, and structure.
To ensure the timelines property of our dataset, we collected data from recent transcripts and sources that are related to current and commonly discussed topics.

## 5.6 Evaluation of Transcript Generating Process

To evaluate the process of transcript generation, first, we create a small dataset with the format of transcript-generated-by-human, and transcript-generated-by-model format. Then we used the metric called, "Word Error Rate" to evaluate the model-generated transcripts with respect to different chunk sizes. It measures the accuracy of automatic speech recognition (ASR) systems by comparing machine-generated transcripts against human-created reference transcripts. Based on this evaluation the selected ASR generated summaries with 71% WER value.

## 5.7 Evaluation of Text Categorization Process

To evaluate the categorization process of the fine-tuned sinBERT model, we used 10% of our dataset, which includes the data in format original text-category. Here, the category is the human assigned category label for the text, which we consider as the ground truth in the evaluation process. Then that data was evaluated with the predicted categories of the fine-tuned sinBERT model for the corresponding text.
With that, we evaluated the performance of the model based on four key metrics: Accuracy, Precision, Recall, and F1-score. The results indicate that the model achieved an **Accuracy score of 0.74**, with the **Precision, Recall, and F1-score** calculated as **0.78, 0.74, and 0.74**, respectively.

The confusion matrix for the predictions is as follows:

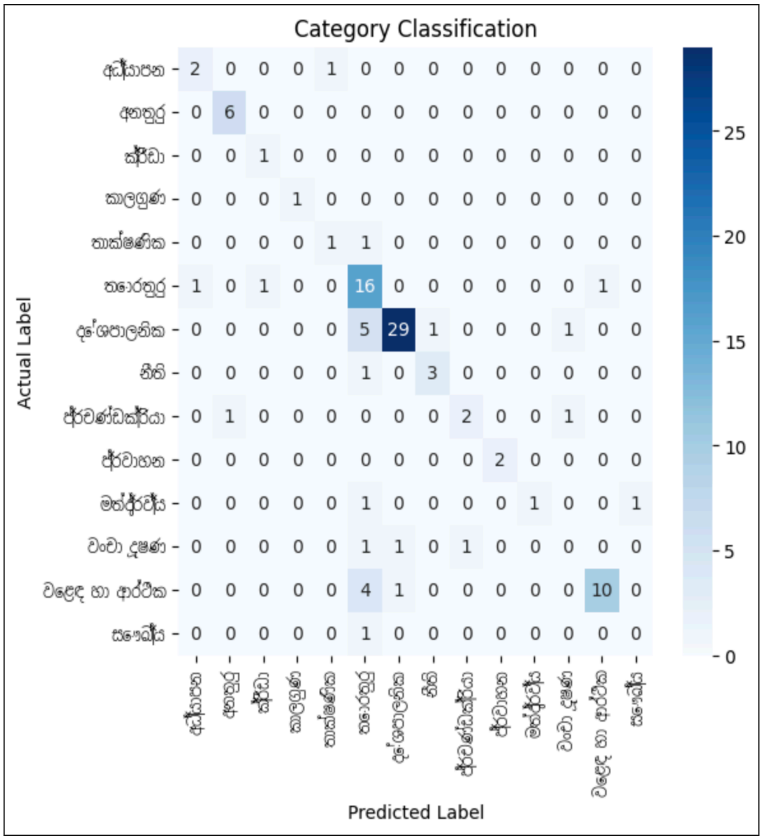



Figure 5.21: Confusion Matrix for Category Classification

### 5.7.1 Error Analysis

When considering the training dataset, there was a bias towards some specific labels such as, දේශපාලනික, තොරතුරු, and වෙළඳ හා ආර්ථික. When analyzing the predictions

of the fine-tuned model, it has classified the data relevant to the දේශපාලනික category more accurately than others, indicating that the model performs particularly well with more training data. Additionally, the labels like අනතුරු and ප්‍රවාහන have been predicted much better although the training data for those classes are less.

The labels වංචා දූෂණ and සෞඛ්‍ය are the ones mostly misclassified. The data belongs to the category තොරතුරු, appear frequently as predicted labels for multiple classes (වංචා දූෂණ, වෙළඳ හා ආර්ථික), reflecting the issue of imbalance dataset.

Samples labeled as වංචා දූෂණ were misclassified into දේශපාලනික and තොරතුරු. This might be because the two topics are often overlapping. Also the වෙළඳ හා ආර්ථික instances were confused with තොරතුරු, likely due to overlapping terminologies.

Most of the time, misclassifications appear between semantically similar categories because of the semantic ambiguity and possibly insufficient contextual understanding by the model.

## 5.8 Evaluation of Summary Generating Process

We use our own dataset for this summarization task, which includes data in the format of original texts, the category of text, and a summary. 10% of the dataset is used as the evaluation dataset. We plan to conduct the evaluation based on human evaluation.

In there, human evaluators score the summaries generated by fine-tuned sinmT5 model by using the user-friendly platform, based on different criteria such as

1. **Coherence**
   Does the summary capture the essential points of the original text?

2. **Relevance**
   Does the summary flow logically and make sense?

3. **Correctness**
   Does the summary accurately reflect the original content?

4. **Clarity**
   Is the summary easy to understand and well-structured?

Each criterion is scored out of 10, and then the average score is considered as the final score of a particular summary. Based on the given score by the human evaluators evaluate the summary.
We evaluate the summarization process based on two criteria: generate a summary considering the category of the original text and without considering the category of the original text.
With respect to that, we evaluated the sinmT5 model trained using two datasets with varying sizes. The first model is trained with 600 data points and the another one is

trained with 900 data points. For evaluating both, we used the same testing data set with 100 data points.
Based on human evaluation for the model trained with 600 data points, the fine-tuned sinmT5 model generates summarize with **5.8** of accuracy, when the **category was not considered**, and with **6.2** of accuracy, when the **category was considered**.
Based on human evaluation for the model that trained with 900 data points, the fine-tuned sinmT5 model generates summaries with **7.05** of accuracy, when the **category was not considered**, and with **7.01** of accuracy, when the **category was considered**.

Although the sinmt5 model trained with 600 data points has performed well in summarization when the category is provided, the model that trained with 900 data points, has performed well in generating summaries without providing the category. With that, we can conclude that, although category-based summarization perform slightly better with smaller datasets, the approach without category consideration performs marginally better when the dataset size increases.

Based on that conclusion and considering the performance of the overall platform, we choose to build our web extension, Sum-up AI, integrating the sinmT5 model, which is trained to generate summaries without considering the category/context of the input text.

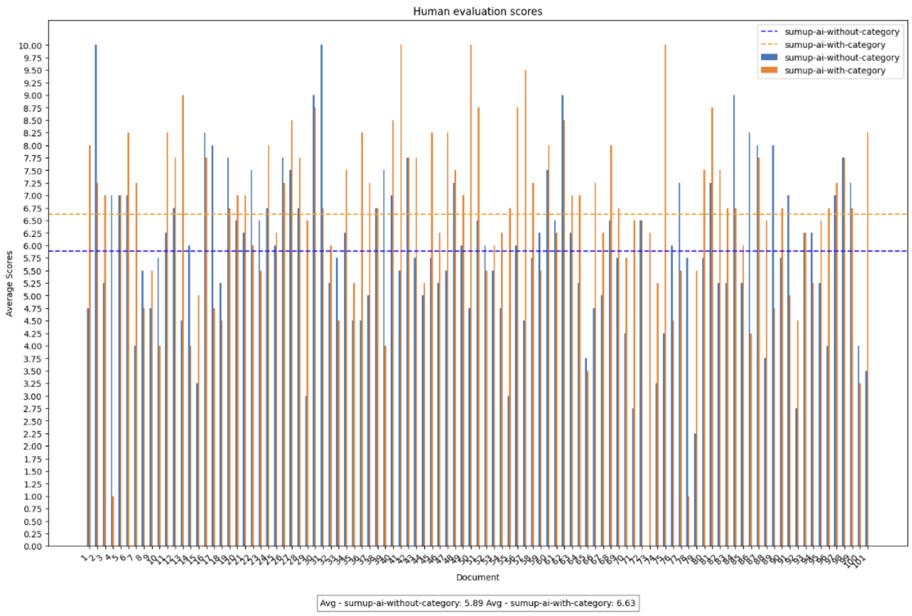



Figure 5.22: Score comparison between summary with category and summary without category - with 600 data points

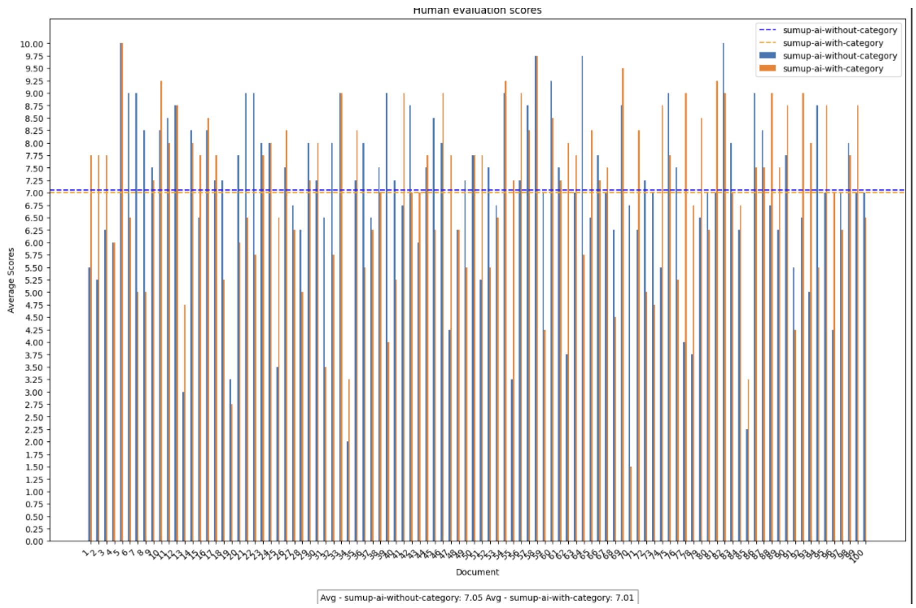



Figure 5.23: Score comparison between summary with category and summary without category - with 600 data points

### 5.8.1 Error Analysis

After the human evaluation we observed that while some summaries get higher score, others get a very low score. To investigate this, we examined how the accuracy of the model-generated summaries varied with changes in summary length.

Table 7: Summary Evaluation by Text Length Range

| Text Length Range | Text Count | Average Score |
|---|---|---|
| 50–100 | 19 | 7.43 |
| 100–150 | 50 | 6.88 |
| 150–200 | 29 | 7.08 |
| 200–250 | 02 | 7.38 |

## 5.9 Evaluation of Sum-up AI Platform

To evaluate the overall platform we only used the human evaluation method. As an evaluation dataset, we used several Sinhala conversational-type videos with durations ranging from 5 to 20 minutes, and then generated a summary for these videos by using the Sum-up AI platform. Then, with the help of 10 evaluators selected from our colleagues, evaluated the overall platform considering the user-friendliness, quality

of the summary, and the performance. Other than the quality of the summary, we also received some feedback from them regarding the reliability, performance, and user-friendliness of our developed web extension.

Table 8: Sum-up AI Evaluation Results

| Question | Strong agree | Agree | Neutral | Disagree | Strongly disagree |
|---|---|---|---|---|---|
| How easy was it to use the Sum-up AI video summarization platform? | 6 | 4 | 0 | 0 | 0 |
| Was the generated summary grammatically correct and easy to understand? | 0 | 7 | 2 | 1 | 0 |
| How satisfied are you with the speed of the summarization process? | 0 | 5 | 5 | 0 | 0 |
| Do the platform's features meet your needs for video content summarization? | 4 | 6 | 0 | 0 | 0 |

## 5.10 Other Feedback & Suggestions

This section emphasizes the feedback and suggestions given by evaluators with respect to the Sum-up AI web extension.

1. "Sum-up AI is a very helpful tool. It saves time by giving short and clear summaries of long Sinhala videos. The summaries are easy to read and understand. The web extension is simple to use. This is a great tool for Sinhala speakers. I hope it improves more in the future."

2. "Sum-up AI is a really useful and impressive tool. But I felt bit difficulty to understand the given summary at a glance. However actaully I love this one because that create potential solution for a problem I often faced."

3. "Actually this platform is a good try to give the solution for our day today raised problem. But I think If you can increase the efficiency of this application (means

summary generating speed), and maintaining consistency of the summary It is more better than existing one”

4. ”Overall concept of the platform is perfect. I’m pretty much satisfied with the output of the platform. As this is a browser extension it makes this platform a user friendly one. Along with this I would like to suggest to improve the platform by generating the summary focusing fully complete sentences at once. (This will help users to understand the ideas even though there are a few wrong words in the summary)”

5. ”Yes.this will help to mange the time as well.as a suggestion if you can reduce the summarize time it will help more.”

6. ”It would be great if the consistency of the generated text can be more improved.”

# 6 Discussion

## 6.1 Chapter Overview

This chapter overviews the significant discoveries, implications, and obstacles encountered in the research and development stages of developing the Sum-up AI platform.

## 6.2 Phases of the Research

Within this research, we initially focused on finding a method to summarized the long form video content to gain the key idea of the video without going through the entire video. After several brainstorming sessions, it was identified that although there were different approaches for summarizing video content, there was a gap between summarizing the video content those are in low-resource languages. Based on this idea, we were conducting a comprehensive literature review and a study about the video content summarization, It was clear that although, there was previous research conducted based on the video content summarization for high resource languages; there was no research that had been conducted on summarization video content in low-resource language(Sinhala).
When it comes to the video content summarization process, we conducted our research through the main three areas, such as how to extract transcript from video, text categorization, and content summarization.
To extract the transcription from the video, we used Google Transcriber because it is low-cost and supports Sinhala.

With respect to text classification, text classification technologies have advanced significantly over time. Initially, rule-based methods and traditional machine learning models like Logistic Regression, Naive Bayes, and Support Vector Machines were commonly used. These approaches relied on manually defined features such as word frequencies, Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) scores, and n-grams, offering simplicity but limited understanding of language context. With the rise of deep learning, Recurrent Neural Network (RNN)s such as Gated Recurrent Unit (GRU)s and Long Short Term Memory (LSTM)s became popular, enabling models to capture sequential patterns in text. Bidirectional variants further improved context awareness by analyzing text in both forward and backward directions. The most impactful advancement came with the introduction of transformer-based models, such as Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT). Unlike Recurrent Neural Network (RNN)s, transformers use attention mechanisms to model contextual relationships across entire sentences, regardless of word order. These models support pre-training and fine-tuning, allowing them to adapt to specific tasks with minimal labeled data. Multilingual transformer models have further extended this capability to a wide range of languages, making them the state-of-the-art approach in modern text classification tasks.
When exploring the literature, we identified a potential research area, generate sum-

maries for video contents after identifying the context of the content. To achieve that, first we perform a classification using a predefined set of category labels to identify the category. Then we feed the summarization model with that identified label which describes the context/category of the video, along with the corresponding text input. As the end result of a set of experiments focused on classification task, we choose the sinBERT model, a BERT model specially finetuned for Sinhala language.

With respect to text content summarization, there has been extensive research conducted. Based on our literature review conducted on this area, the text content summarization can be divided in the main two types, such as extractive summarization and abstraction summarization. The majority of the earlier research was focused on extractive summarization, where generate a summary is generated for the given text by extracting the sentences from the original text. For extractive summarization, they used different approaches such as statistical and machine learning-based approaches, Bidirectional encoder representation transformers, and K-Mean clustering, deep learning-based approaches, graph-based approaches, and rule-based and heuristic approaches, etc. However, extractive summarization has limitations, including lack of coherence and fluency, inability to generate new phrases, context understanding issues, and redundancy. Hence, they moved to the abstractive summarization method. Abstractive summarization generates new sentences that represent the main idea of the original text rather than simply extracting existing sentences. There are different approaches such as Sequence-to-Sequence Models, Transformer-Based Models, Pointer-Generator Networks, etc, that were used for abstraction text summarization.

Most of the research concerning this area has been conducted for high resource languages such as English and Chinese. But very few researches were conducted for low resource languages. Especially within these researches, they used technologies as Sentence embeddings and k-means clustering, pre-trained LLMs like mBART, mT5, are used to achieve this. However, pre-trained LLMs like mBART, mT5 were able to get an accurate summary compared to the other methods. When we move into the low resource language like Sinhala, there were few researches done for this area, but there remains a significant research gap in summarizing Sinhala spoken content, particularly in processing and summarizing Sinhala video data.

Based on our literature reviews, we identified a potential research gap in summarizing Sinhala video data. To fill this gap, we suggest the platform by integrating Google transcription, finned-tunned sinmT5(fine-tuned mT5 model for Sinhala text content summarization) model, and the sinBERT model. Text categorization using the sinBERT model is used to do some experiments, such as if we provide category of the video along with the original text for the summarization model, how can the summary quality be improved?

Building this platform there were multiple challenges, such as there is no available dataset for Sinhala vocal format text summarization, text categorization, and there is no existing method for accurate speech-to-text transcription. To overcome these

issues, we create our own dataset only with 1000 data points, and use Google's API transcription.

## 6.3 Research Contributions

The main contributions of this research can be highlighted as follows.

- **Dataset for vocal format text summarization**
  Introduce a new Sinhala dataset with 1000 data in text-category-summary format. That can be used for the future research related to the abstraction text content summarization in Sinhala and Sinhala text classification.

- **Abstractive Sinhala vocal form text summarization model**
  Introduce fine-tuned LLM, that supports generating abstractive summarization for Sinhala vocal text contents by fine-tuning sinmT5 model on our dataset.

- **Text classification model**
  Provide a fine-tuned LLM that supports text categorization for Sinhala vocal text contents by fine-tuning the sinBERT model on our dataset.

- **Platform for Sinhala video content summarization**
  Introduced a user-friendly platform to grab the essential points from the Sinhala video without the need to go through the entire content.

## 6.4 Challenges Faced

- **Data Collection**
  Since there was no available dataset for Sinhala vocal format text content summarization, we created our own dataset.
  We found the original text contents for out dataset by referring to Sinhala YouTube videos. To extracted the transcript from the original video we used Google's transcription API. Unfortunately, it does not provide 100% accurate data. Hence we had to pre-process them manually.
  The process of creating summaries for text content was highly time-consuming.

- **Implementation**
  Since there were no available computational resources to process massive datasets and models in our local machines, there was a challenge to train our models with our dataset.
  As well as the project needed to be completed with a limited time frame.
  Additionally, limitation of freely available APIs and deployment services were another challenge.

- **Subjectiveness of the Domain**
  The majority of the Sinhala video contents were available for the political domain.

# 7 Conclusion

## 7.1 Chapter Overview

This chapter focuses on a summary of the research and provides an overview of the limitations and future direction of the research.

## 7.2 Summary

With the increase of information, summarizing long video content into small content is crucial. The existing platforms for video content summarization only support to high-resource languages like English, Chinese. This thesis introduce the platform ”Sum-up AI”, which supports summarizing Sinhala/Sinhala-English mixed video content by using a fine-tuned mT5 model. We aim to demonstrate that Sum-up AI can generate a summary by maintaining relevance, coherence, correctness, and clarity concerning the original data content.

## 7.3 Limitations

- **To generate a summary, we only consider the transcript of the video.**
  While generating a summary for the video, we get only the transcript as input. However, the video's visual content can also affect the summary's quality.

- **Model support only for the Sinhala or Sinhala-English mixed language content**
  Our platform generates a summary for the Sinhala or Sinhala-English mixed video contents. Videos in other languages cannot be summarized by using our platform.

- **To train the model, use a limited number of data points**
  We used sinmT5 model, a transformer based model for the summary generation process. To train this model, we use only 1000 text-summary pairs.

- **Limitations of existing methods for Sinhala speech to text generation**
  We used Google Transcriber as ASR for our platform. But it generate the transcript for the video with very lower accuracy. Hence, it affected to the accuracy of the final platform.

- **Model capable for summarize video with single speaker**
  Our model generate accurate summary only for the video with single speakers. When speaker count is more than one, it perform lower accuracy.

## 7.4 Future Work

- **Improve the model to generate summaries considering multi-modal data**
  When considering the videos, some important details are conveyed through visual elements rather than auditory data. Hence, integrating these visual details is crucial for improving the accuracy of the summary.

- **Enable summarization in other languages**
  The current model only summarized the video with Sinhala or Sinhala-English mixed language contents. Actually, the model trains only for response these two languages. Hence, improving the model to support other languages, would be beneficial.

- **Expand the dataset**
  The current dataset has 1000 text-summary pairs and most of them are in the political domain. By increasing the dataset with including other domains data, we can improve the model's accuracy.

# References

[1] V. N. Mahmoodabadi and F. Ghasemian, "Persian text summarization via fine tuning mt5 transformer," *language*, 2023.

[2] H. Shakil, A. Farooq, and J. Kalita, "Abstractive text summarization: State of the art, challenges, and improvements," *Neurocomputing*, p. 128255, 2024.

[3] T. Ge, L. Cui, B. Chang, S. Li, M. Zhou, and Z. Sui, "News stream summarization using burst information networks," in *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 2016, pp. 784–794.

[4] R. Kumar, D. Santhadevi, and J. Barnabas, "Outcome classification in cricket using deep learning," in *2019 IEEE international conference on cloud computing in emerging markets (CCEM)*. IEEE, 2019, pp. 55–58.

[5] T. Kolajo, O. Daramola, and A. A. Adebiyi, "Real-time event detection in social media streams through semantic analysis of noisy terms," *Journal of Big Data*, vol. 9, no. 1, pp. 1–36, 2022.

[6] C.-H. Lee, H.-C. Yang, Y. J. Chen, and Y.-L. Chuang, "Event monitoring and intelligence gathering using twitter based real-time event summarization and pre-trained model techniques," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 22, p. 10596, 2021.

[7] P. A. Lopez, M. Behrisch, L. Bieker-Walz, J. Erdmann, Y.-P. Flötteröd, R. Hilbrich, L. Lücken, J. Rummel, P. Wagner, and E. Wießner, "Microscopic traffic simulation using sumo," in *2018 21st international conference on intelligent transportation systems (ITSC)*. IEEE, 2018, pp. 2575–2582.

[8] H. Ziyard and M. Jalangan, "A combined approach of summarizing low resource sinhala language documents." IIT, 2023.

[9] Google Cloud, "Google cloud speech-to-text api," https://cloud.google.com/speech-to-text, 2024, accessed: 2024-11-12.

[10] R. Golda Brunet and A. Hema Murthy, "Transcription correction using group delay processing for continuous speech recognition," *Circuits, Systems, and Signal Processing*, vol. 37, pp. 1177–1202, 2018.

[11] M. De Raedt, F. Godin, T. Demeester, and C. Develder, "Idas: Intent discovery with abstractive summarization," *arXiv preprint arXiv:2305.19783*, 2023.

[12] S. Nalla, M. Agrawal, V. Kaushal, G. Ramakrishnan, and R. Iyer, "Watch hours in minutes: Summarizing videos with user intent," in *Computer Vision–ECCV 2020 Workshops: Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Proceedings, Part V 16*. Springer, 2020, pp. 714–730.

[13] V. Dhananjaya, P. Demotte, S. Ranathunga, and S. Jayasena, "Bertifying sinhala–a comprehensive analysis of pre-trained language models for sinhala text classification," *arXiv preprint arXiv:2208.07864*, 2022.

[14] A. Edwards and J. Camacho-Collados, "Language models for text classification: Is in-context learning enough?" *arXiv preprint arXiv:2403.17661*, 2024.

[15] K. Zhang, W.-L. Chao, F. Sha, and K. Grauman, "Video summarization with long short-term memory," in *Computer Vision–ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11–14, 2016, Proceedings, Part VII 14*. Springer, 2016, pp. 766–782.

[16] P. Ilampiray, A. Thilagavathy, A. Nithin, I. Raj *et al.*, "Video transcript summarizer," in *E3S Web of Conferences*, vol. 399. EDP Sciences, 2023, p. 04015.

[17] J. Libovickỳ, S. Palaskar, S. Gella, and F. Metze, "Multimodal abstractive summarization for open-domain videos," *Visually Grounded Interaction and Language (ViGIL)*, pp. 1–8, 2018.

[18] S. Palaskar, J. Libovickỳ, S. Gella, and F. Metze, "Multimodal abstractive summarization for how2 videos," *arXiv preprint arXiv:1906.07901*, 2019.

[19] K. Cao, Y. Hao, J. Huang, Y. Gan, R. Gao, J. Zhu, J. Wu, and W. Cheng, "Dmseqnet-mbart: A state-of-the-art adaptive-dropmessage enhanced mbart architecture for superior chinese short news text summarization," *Authorea Preprints*, 2024.

[20] J. Li, J. Chen, H. Chen, D. Zhao, and R. Yan, "Multilingual generation in abstractive summarization: A comparative study," in *Proceedings of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation (LREC-COLING 2024)*, 2024, pp. 11 827–11 837.

[21] L. Xue, "mt5: A massively multilingual pre-trained text-to-text transformer," *arXiv preprint arXiv:2010.11934*, 2020.

[22] J.-H. Huang, "Multi-modal video summarization," in *Proceedings of the 2024 International Conference on Multimedia Retrieval*, 2024, pp. 1214–1218.

[23] M. H. Sarkhoosh, S. Gautam, C. Midoglu, S. S. Sabet, and P. Halvorsen, "Multimodal ai-based summarization and storytelling for soccer on social media," in *Proceedings of the 15th ACM Multimedia Systems Conference*, 2024, pp. 485–491.

[24] Z. Geng, J. Zhang, X. Li, J. Du, and Z. Liu, "Post-processing of automatic text summarization for domain-specific documents," in *2010 International Conference on Communications and Mobile Computing*, vol. 1. IEEE, 2010, pp. 387–391.

[25] X. Du, K. Dong, Y. Zhang, Y. Li, and R.-Y. Tsay, "The influence of data pre-processing and post-processing on long document summarization," *arXiv preprint arXiv:2112.01660*, 2021.

[26] H. Pabasara and S. Jayalal, "Grammatical error detection and correction model for sinhala language sentences," in *2020 International research conference on smart computing and systems engineering (SCSE)*. IEEE, 2020, pp. 17–24.

[27] A. A. Mohsen, M. Y. Al-Nahari, and A. Alsubari, "Classification and generation of arabic news titles from raw text based on an encoder-decoder transformer model (mt5)," 2024.

# 8 Appendix

## 8.1 Appendix A — Summarization Model Results

### 8.1.1 Example 01

**Source Text:**
මෙවර අධ්‍යයන පොදු සහතික පත්‍ර උසස් පෙළ විභාගයට අදාළ උපකාරක පන්ති, දේශන හා සම්මන්ත්‍රණ පැවැත්වීම ලබන 19 වනදා මධ්‍යම රාත්‍රියෙන් පසුව තහනම් වෙනවා. නොවැම්බර් මස 25 වැනිදා ආරම්භ වීමට නියමිත මෙවර අධ්‍යයන පොදු සහතික පත්‍ර උසස් පෙළ විභාගය දෙසැම්බර් මස 20 වැනිදා දක්වා පැවැත්වීමට නියමිතව තියෙනවා. ඒ අනුව මේ තහනම උසස්පෙළ විභාගය අවසන් වෙන තෙක්ම පැවැත්වෙනවා. ඒත් එක්කම මතභේදයට තුඩු දුන් මෙවර 5 ශ්‍රේණිය ශිෂ්‍යත්ව විභාගයේ පිළිතුරු පත්‍ර ඇගයීම් කටයුතු සම්බන්ධයෙන් ලබන සතිය වන විට අවසන් තීරණයක් ගන්න අපි කටයුතු කරනවා. ඒ වගේම උසස් පෙළ විභාගය අවසන් වීමට පෙර අදාළ පිළිතුරු පත්‍ර ඇගයීම් කටයුතු ආරම්භ කරන්නත් අපි කටයුතු කරනවා.

**Human Extracted Summary:**
2024 උසස් පෙළ විභාගයට අදාළ උපකාරක පන්ති, දේශන හා සම්මන්ත්‍රණ නොවැම්බර් 19 මධ්‍යම රාත්‍රියෙන් පසු තහනම් වෙනවා. ඒ වගේම 5 ශ්‍රේණිය ශිෂ්‍යත්ව විභාගයේ පිළිතුරු පත්‍ර ඇගයීම් කටයුතු සම්බන්ධ අවසන් තීරණය ලන්බන සතියට පෙර ගන්නත්, උසස් පෙළ විභාගය අවසන් වීමට පෙර පිළිතුරු පත්‍ර ඇගයීම ආරම්භ කරන්නත් කටයුතු කරනවා.

**Model Generated Summary - Considering Category:**
මෙවර අධ්‍යයන පොදු සහතික පත්‍ර උසස් පෙළ විභාගයට අදාළ උපකාරක පන්ති දේශන හා සම්මන්ත්‍රණ පැවැත්වීම ලබන 19 වනදා මධ්‍යම රාත්‍රියෙන් පසුව තහනම් වෙනවා. ඒත් එක්කම මතභේදයට තුඩු දුන් 5 ශ්‍රේණිය ශිෂ්‍යත්ව විභවයේ පිළිතුරුපත්‍ර ඇගයීම් කටයුතු සම්බන්ධයෙන් ලබා සතිය වන විට අවසන් තීරණයක් ගන්න අපි සූදානම් කරනවා.

**Model Generated Summary - Without Considering Category:**
මෙවර අධ්‍යයන පොදු සහතික පත්‍ර උසස් පෙළ විභාගයට අදාළ උපකාරක පන්ති, දේශන හා සම්මන්ත්‍රණ පැවැත්වීම ලබන 19 වනදා මධ්‍යම රාත්‍රියෙන් පසුව තහනම් වෙනවා. ඒත් එක්කම මතභේදයට තුඩු දුන් 5 ශ්‍රේණිය ශිෂ්‍යත්ව විභාවයේ පිළිතුරු පත්ර ඇගයීම් කටයුතු සම්බන්ධයෙන් සතිය වන විට අවසන් තීරණයක් ගන්නත් අපි සූදානම් කරනවා.

### 8.1.2 Example 02

**Source Text:**
මේ වෙනකොට අන්තරායකර ඖෂධ පාලක මණ්ඩලය ලංකාව පුරා අයිස් භාවිතය පිළිබඳව එක්තරා සමීක්ෂණයක් පවත්වාගෙන යනවා. ඒ සමීක්ෂණය අනුව අපට දැනෙන එක තමයි මූලික තොරතුරු අනුව ශ්‍රී ලංකාවේ මේ මොහොත වෙනකොට සාමාන්‍යයෙන් 50,000ක පමණ පිරිසක් අයිස් භාවිත කරනවා කියලා. හැබැයි පාසල් පද්ධතිය ගත්තොත් හුඟක් අයගේ ලොකු බියක් තිබුණා මේ පාසල් මට්ටමේ අයිස් භාවිතයක් තියෙනවා ද කියලා නමුත් අපිට ආපු සාම්පල් මගින් ඒ වගේම තමයි ගුරුවරුන්ට අපි දැනුවත් කිරීම් කරලා ඒගොල්ලෝ මේ භාවිත කරන

ක්‍රමවේදය අනුව හොයලා බැලුවම අපිට පේනවා මේ පාසල් පද්ධතිය තුළ මේක ව්‍යාප්ත වෙලා නෑ. පසුගිය මාස 06 ඇතුළත ඔය වයස් සීමාවේ කිසිම කෙනෙක් අත්අඩංගුවට අරගෙන නෑ. අයිස් මත්ද්‍රව්‍ය භාවිතය සම්බන්ධව ළමුන්ගෙන්. හැබැයි එක දෙයක් තියෙනවා මේ වර්ධනය ගත්තාම පාසල් පද්ධතිය තුළ අපිට විශේෂයෙන්ම පේන්නේ දුම්කොළ භාවිතය කියන එක පිළිබඳව. ඒ කියන්නේ දුම්වැටි භාවිත කරන්නෝ දුම් නගින දුම්කොළ භාවිත කරන්නෝ ලංකාවේ ලක්ෂ 15ක් ඉන්නවා. ඒ වගේම තමයි දුම් නොනගින දුම්කොළ භාවිත කරන අයත් ලක්ෂ 15ක් ඉන්නවා. දෙගොල්ලෝම එකතුවුණාම ලක්ෂ 30ක පිරිසක් ශ්‍රී ලංකාවේ දුම්කොළ භාවිත කරනවා. පාසල් පද්ධතියේ හුඟක් වෙලාවට අපිට දකින්න ලැබෙන්නේ. මේ ළමයි අතර දුම්කොළ ඒගොල්ලෝ ගෙදරම හදාගෙන ඒක හුණු එක්ක කලවම් කරලා කට ඇතුළේ තියාගෙන ඉන්න පුරුද්ද. ඒ දුම්කොළ මගින් ඇතිවන මත්වීම කියන එකට හුරුවෙච්ච ගතියක් මේ ළමයි තුළ දක්නට ලැබෙනවා.

**Human Extracted Summary:**

අන්තරායකර ඖෂධ පාලක මණ්ඩලය ලංකාව පුරා අයිස් භාවිතය පිළිබඳ කරන සමීක්ෂණය අනුව ලංකාවේ මේ වෙනකොට 50,000ක් වගේ පිරිසක් අයිස් භාවිතා කරනවා. නමුත් පාසල් පද්ධතිය ඇතුලෙ මේක ව්‍යාප්තවෙලා නෑ හිතුවතරම්. ඒ උනාට දුම්කොළ භාවිතයනම් සිසුන් අතරෙ සැලකියයුතුලෙස වැඩිවෙලා තියෙනවා. ඒ කියන්නෙ ළමයි ගෙදරදිම දුම්කොල කලවම් කරල හදාගෙන බොන්න පුරුදු වෙලා තියෙනවා.

**Model Generated Summary - Considering Category:**

අන්තරායකර ඖෂධ පාලක මණ්ඩලය ලංකාව පුරා අයිස් භාවිතය පිළිබඳව එක්තරා සමීක්ෂණයක් පවත්වාගෙන යනවා. ඒ අනුව මේ මොහොත වෙනකොට සාමාන්‍යයෙන් 50,000ක පමණ පිරිසක් මත්ද්‍රව්‍ය භාවිත කරනවා. මේ වගේම දුම්වැටි සහ දුම් නොනගින දුම්කොළ සහිත ළමුන් ලක්ෂ 15ක් ඉන්නවා. පාසල් පද්ධතියේ හුඟක් වෙලාවට මේක ව්‍යාප්ත වෙලා නෑ.

**Model Generated Summary - Without Considering Category:**

අන්තරායකර ඖෂධ පාලක මණ්ඩලය ලංකාව පුරා අයිස් භාවිතය පිළිබඳ සමීක්ෂණයක් පවත්වාගෙන යනවා. මේ මොහොත වෙනකොට සාමාන්‍යයෙන් 50,000ක පමණ පිරිසක් මේ භාවිත කරනවා. ඒ වගේම දුම්වැටි, දුම් නොනගින දුම්කොළ, පාසල් පද්ධතියේ හුඟක් වෙලාවට අපිට දකින්න ලැබෙනවා.

## 8.2 Appendix B — Evaluation Methods

### 8.2.1 Platform Used to Evaluate Model Generated Summaries

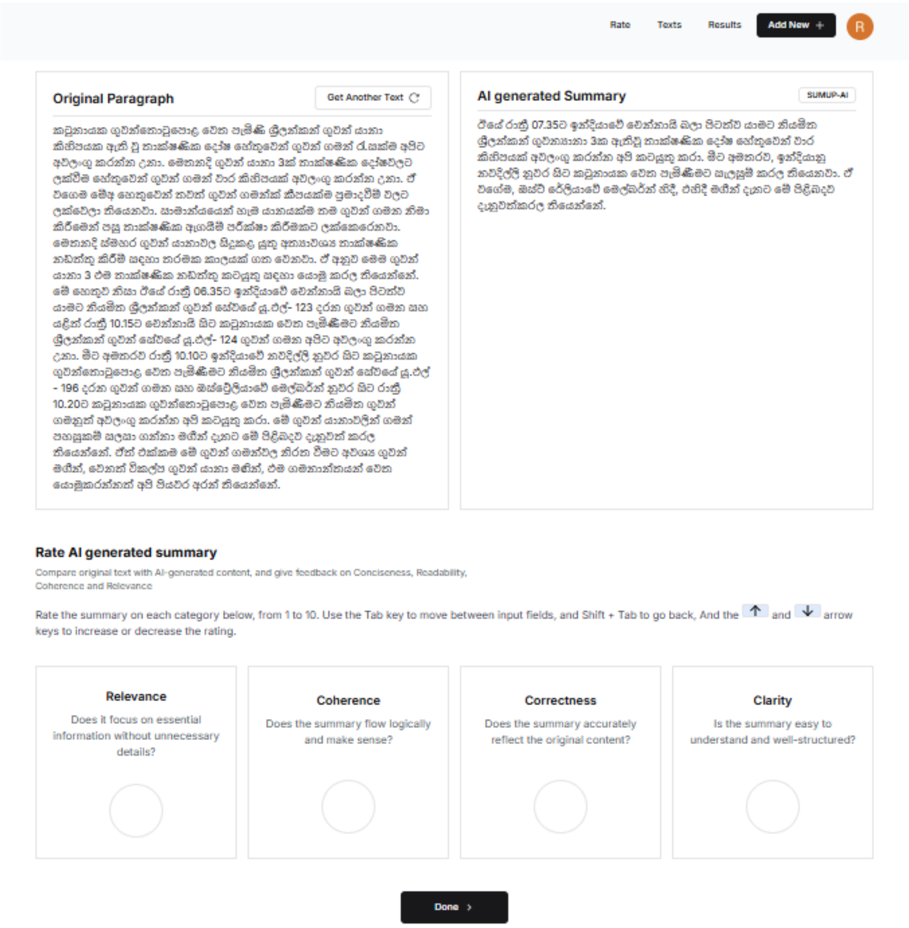
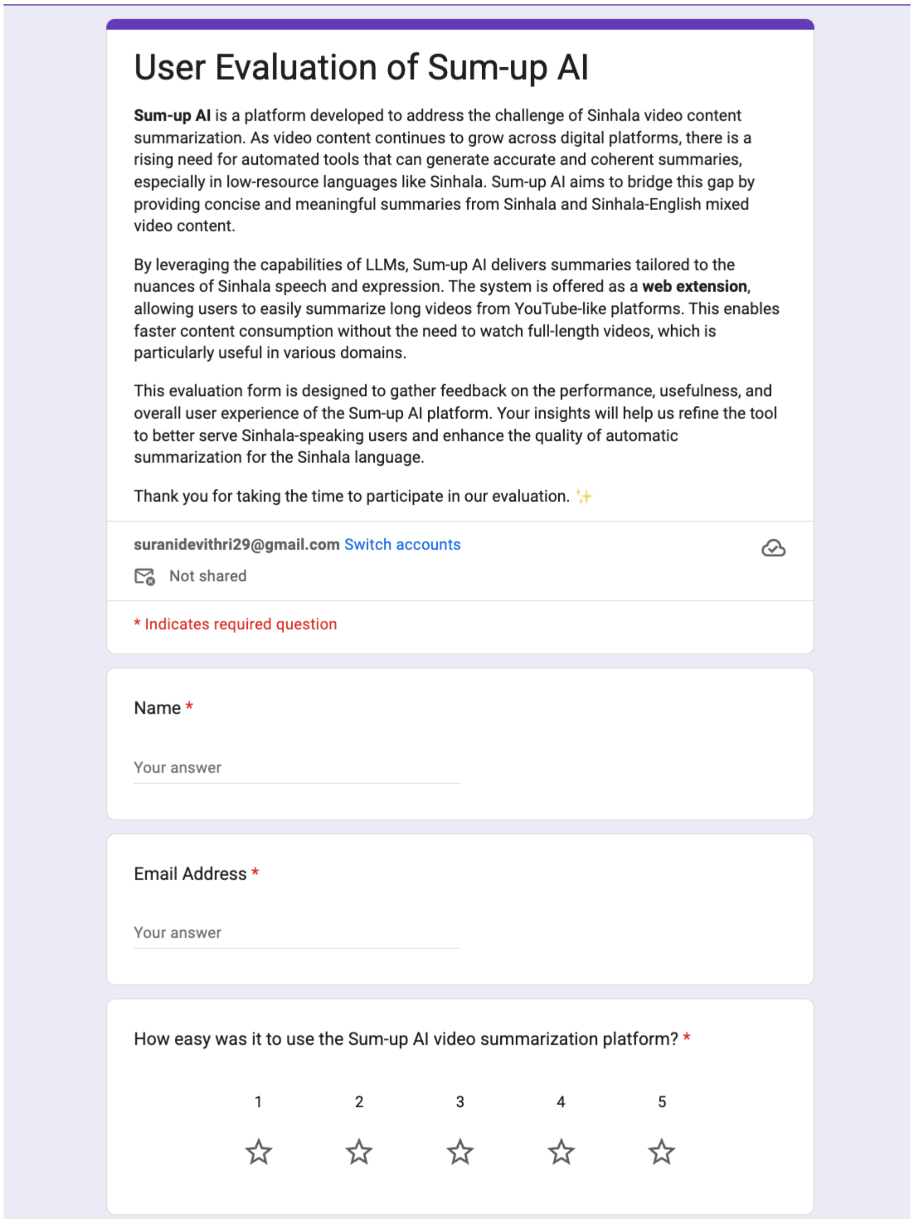



Figure 8.24: Platform that used for evaluate the accuracy of the model generated summaries

### 8.2.2 Evaluation Form for Overall Platform Evaluation



User Evaluation of Sum-up AI

**Sum-up AI** is a platform developed to address the challenge of Sinhala video content summarization. As video content continues to grow across digital platforms, there is a rising need for automated tools that can generate accurate and coherent summaries, especially in low-resource languages like Sinhala. Sum-up AI aims to bridge this gap by providing concise and meaningful summaries from Sinhala and Sinhala-English mixed video content.

By leveraging the capabilities of LLMs, Sum-up AI delivers summaries tailored to the nuances of Sinhala speech and expression. The system is offered as a **web extension**, allowing users to easily summarize long videos from YouTube-like platforms. This enables faster content consumption without the need to watch full-length videos, which is particularly useful in various domains.

This evaluation form is designed to gather feedback on the performance, usefulness, and overall user experience of the Sum-up AI platform. Your insights will help us refine the tool to better serve Sinhala-speaking users and enhance the quality of automatic summarization for the Sinhala language.

Thank you for taking the time to participate in our evaluation. ✨

**suranidevithri29@gmail.com** Switch accounts

Not shared

* Indicates required question

Name *

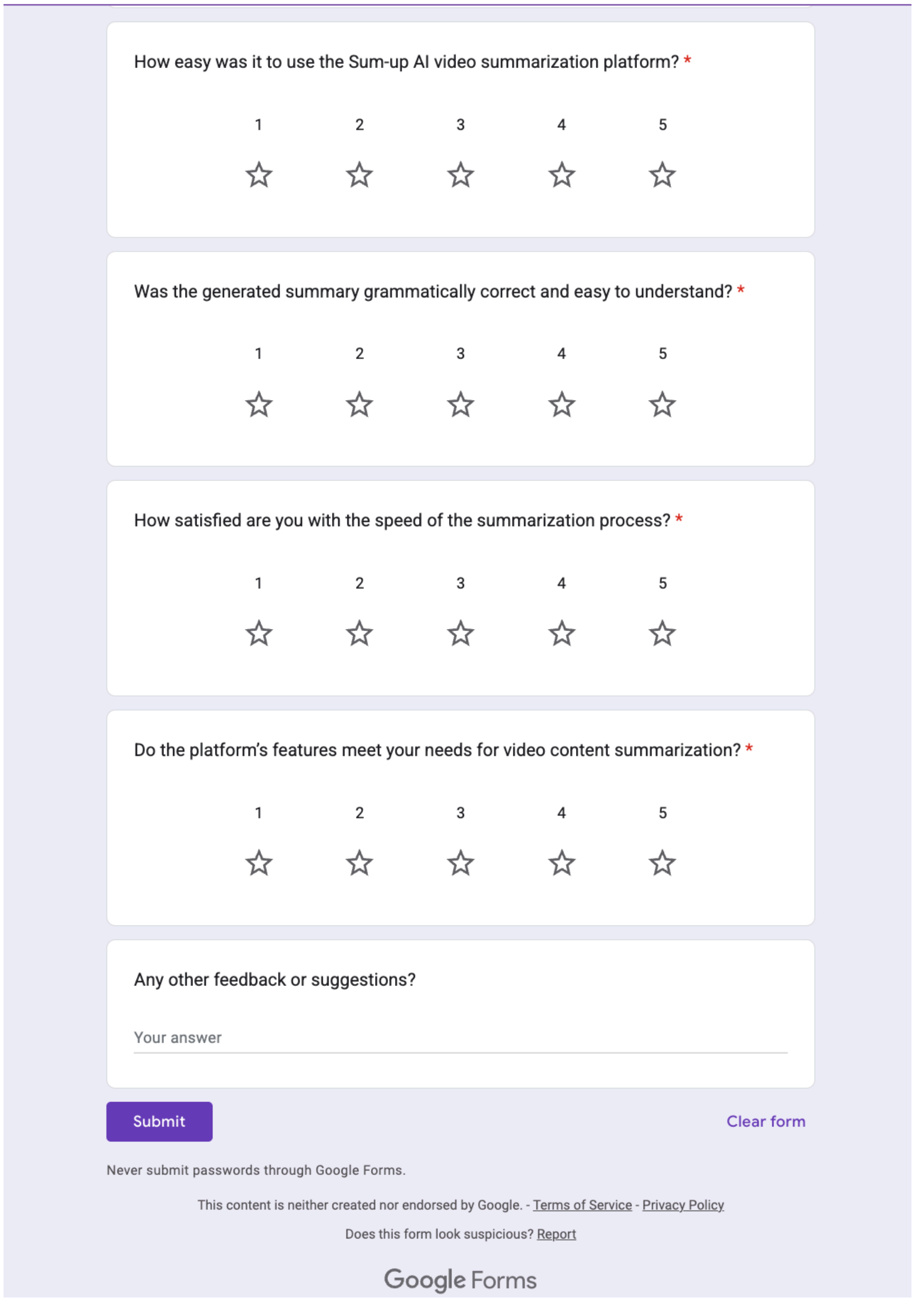
Your answer

Email Address *

Your answer

How easy was it to use the Sum-up AI video summarization platform? *

1 2 3 4 5



How easy was it to use the Sum-up AI video summarization platform? *

1 2 3 4 5

Was the generated summary grammatically correct and easy to understand? *

1 2 3 4 5

How satisfied are you with the speed of the summarization process? *

1 2 3 4 5

Do the platform's features meet your needs for video content summarization? *

1 2 3 4 5

Any other feedback or suggestions?

Your answer

Submit

Clear form

Never submit passwords through Google Forms.

This content is neither created nor endorsed by Google. - Terms of Service - Privacy Policy

Does this form look suspicious? Report

Google Forms

Figure 8.25: Evaluation Form used to evaluate the overall platform

## 8.3 Appendix C — Final Platform Outcomes

### 8.3.1 Example 01

**Video URL -** https://youtu.be/8CFLNOTJwHU?si=yokeZX2gxXZrI0OX

**Transcript for the Video -**
සුභම සුභ දවසක් අපි කතා කරමු නිරෝගීව ඉන්න වර්තමානයේ බොහෝ පිරිසකට තියෙන ගැටලුවක් එකෙන් අපි ගැනම මේක කාන්තා පුරුෂ භේදයකින් තොරව තියෙන ගැටලුවක් අපි ගෙන මේකට හුඟක් රට කතා කොට අක්මාවෙ තෙල් පැටලී workig අපි කතා කරන එකට හේතුව තමයි බොහෝ වෙලාවට අපේ ශරීරය අපි කෙනකු මේ ආහාර සහ ජීවන පැවැත්මේදී ගැටලුත් එක්ක අපි බොහෝ වෙලාවට වෙනස් වුන අපේ පරිසරය සහ සියල්ල එතකොට අපිට උනා අපේ මේ ආහාර රටාවක් ඔරොත්තු දෙන්න ඇති විදිහට වෙනස් වන ජීවන පැවැත්ම වෙනස් වුනා මෙන්න මේකත් එක්ක අපිට බෝ නොවන රෝග බොහෝ ප්‍රමාණයක් ඇති වුණා ඇත්තටම මියගිය යටතේ එන එකක් තමයි හුවක් ලබා pig and ago දැන් අපි කතාකරපු මේ රෝග ඉගෙන අක්මාවේ තෙල් ගතියක් දැන් පත්‍රය අක්මාවේ තෙල් තැන්පත් වීම බටහිර ව බොහෝ වෙලා ට කතා කරනවා පසුගිය සැකෙන් පුංචි කියාගෙන පැටලි කියන්නේ මේක විවිධ ආකාරයට bed කරලා තියෙනවා class grade වල මොකක් වෙලා to මුල් අවධියේදී අපි දන්නවා සාමාන්‍ය තත්ත්වයක් තියෙන්නේ හැබැයි මුල් අවධියේ දී මේක අපි ආපස්සට හරවා ගත්තෙ නැත්නම් මේක බොහෝ වෙලාවට හානිකර සිරෝසිස් වැනි තත්ත්වයට පවා යන්න පුළුවන් ඇතැම් පිළිකා තත්ත්ව පවා අපිට ගැටෙන්ට පුළුවන් අපි දන්නවා මේක ඇති වෙන ප්‍රධාන හේතුවක් මම ඉස්සෙල්ලා කතා කරා වගේ හා ආහාර විහරණ වල අපිට පුරුදු වෙලා තියෙනවා හා හා රටාවේ වැඩිපුරම ගන්ඩ මොනවද පිටිය අඩංගු ආහාර බහුල අඩංගු හරහා සහ කෘතිම රසකාරක අඩංගු වා මෙන්න මේ දෙක බොහෝ වෙලාවට මේකට හේතු වෙන්න පුළුවන් ඊට අමතරව අපේ ජීවන පැවැත්ම වෙලාවට නිදියන්න කන්නේ බොන්නේ නෑ සහ අපි මද්‍යසාර වර්තමාන මධ්‍යසාර සහ සමහර හානිකර පාන වර්ග බොහෝ වෙලාවට ගැන අඩංගු දේවල් අපි භාවිතා කරන ගොනු pudima රසකාරක වර්ණක යෙදූ ආහාර රටාවක් අපිට හිඟා ආටාපිටි කෙනෙකුත් diyavediyava ගෙනෝ ගතිය ඇඟට අධික රුධිර පීඩනය හින්දා ශරීරය අධික ස්ථූලතාවය ආදරේ කාරණාත් එක්ක මේක බොහෝ වෙලාවට බහුල වෙලා තිබ්බෙ ප්‍රධාන කර්තව්‍ය තමයි හුඟක් රට පිත නිෂ්පාදනයට අමතරව රුධිරය කැටිගැසීමේ සාධක සහ අවශ්‍ය සමහර ප්‍රෝටීන වර්ග කොලෙස්ටරෝල් වල සභාව අන්‍ය ම ටික ආරක්ෂා කර ගැනීම ප්‍රධාන කතා ඒ වගේම වැදගත්ම කර්තව්‍ය තමයි 20 මධ්‍යස්ථානය විදිහට අම්මා රූපයක් දුර මී ක්‍රියාකාරිත්වයන් බොහෝ දේවල් අපි දන්නවා මේ පැටලි ඉවකින් එකත් එක ක්‍රමානුකූල one වෙලා යනකොට මනුෂ්‍ය ශරීරයේ වෙනස්වීම් ඇති මුල් අවධි ද අපි දන්නවා මේක සාමාන්‍ය තත්ත්වය දෙපලට පැටි ලිවර් තත්ත්වලදී අපි දන්නවා ඔබට හඳුනාගත හැකි තත්ත්ව කතා කරන්න එපෑ play කොහොමද කියන එක සමහර රට ඉදිමුම් ඇති nenapula වළලුකර සහ කකුල් ප්‍රදේශවල සහය සමහර රට ඉදිමු වක්වා වෙන්ඩ පුලුවන් සමරමු වෙනදා කරන වැඩ කරනකොට අධික මහන්සියක් ඇඳපු ඒ වගේම මුත්‍රවල වර්ණ වෙනස් වෙන්න පුළුවන් ඒකට උඹ කාලයක් දීර්ඝ කාලයට රැක ගනිවි සිරෝසීස් රාගයෙහි වගේ දන්න බඩේ වෙනස්වීම ඇතිවෙන්න පුළුවන් ඇගේ වෙනස්වීම් ඇති වෙන්න පුළුවන් වෙන්න පුළුවන් ලේ වමනෙ යන කාලය ගැන grade four වාගේ යනකොට එහාට යනකොට මේ තත්ත්ව ඇති කියලා අපි දන්නවා මේ ගැන බොහෝ කට්ටියක් දැනුවත් කළ හැටි ලිව ගෙන ගැන ගැන කිව්වා ප්‍රොෆයිල් එකක් එක්ක මාමා සහ අපි දන්වන මේ ආහාරය තත්ත්ව තිබිල අපිට මේක හම්බ වෙනවා අපි මොකද කරන්න පුළුවන්

විවිධාකාර සෙංගමාලය හෙපටයිටිස් ඔයාගේ වගේ rogat එකක් මේක සම්බන්ධයක් තියෙනවා මේක සාමාන්‍යයෙන් අපිට මොනවද කරන්න පුලුවන් හැබැයි මේකෙදි අපි දන්නවද අපි දන්න හීන් බෝවිටියා කොළ කැඳ යකිනාරං කොළ කැඳ එක මේ දෙකම හදනකොට හදන පිළිවෙළ වෙනස් කරන්න මතක තියාගන්න පොල්කිරි දාන් නැතුව හදන්න උඹලට හීනටි හාල් වගේ හොඳ හාල් වර්ග පට්ට මේකෙදි රහසේ කොඩි යකිනාරං කොළ කැඳ සති දෙකක් බිව්වා හීන්බෝවිටියා සති දෙකක් බොන්න දෙක එකට ඕනවට වැඩිය එකක් දීලා අනිත් පැත්ත පෝන් එක හොඳයි ඒ වගේම අපි දැන් කොක්මොට කියලා ජාතික අපි දන්නව නෙ හුඟක් මට හැදෙන කුඹුරු වල කුඹුරු වල හැදෙන හොඳ මේක තමයි පොත් මට හැබැයි මේ සඳහා නැති හොඳ cop මට අරන් අපි කැඳ හදලා ගන්ඩ පුළුවන් මේක සෙංගමාලයට දෙන ඖෂධයක් දෙදෙනා බොහෝ වෙලාවට භාවිතා කරන්නේ ඊට අමතරව අපි දන්නවා මොනරකුඩුම්බිය ගැන කියන අපේ බොහෝ දේ වලට යොදාගන්න මුළු කුණු දිය ඉතාමත් හොඳ ඖෂධයක් එක කොළ කැඳක් විදියටත් අපිට භාවිතා කරන්න පුළුවන් ව්‍යාංජනයක් විදිහට වැඩ ගන්න පුලුවන් එයාට කියන්න පුළුවන් අපි දන්නවා අපිට වඩා හොඳයි හැම තැනම කෑවෙ සහ ගෙවතු වල බොහෝ තියෙන දෙයක් pitawakka ඉතාමත්ම හොඳයි ආහාර ගන්න අතර එම නැත්නම් මේවා අතර දවසක දඩු ම තරමේ විනාඩි හතලිහක් වත් ව්‍යායාමවල යෙදෙන්න දහඩිය දාන්න ඉතාමත්ම නෙමේ බලා ගැනීමක් එකට හොඳ වතුර ප්‍රමාණයක් mustan දික් ආහාර tamil අත්මිදෙන හොඳ පලතුරු එළවළු භාවිතා කරන වෙලාවට නිදියන් වෙලාවට naggin අපි ගෙන බ්‍රහ්ම මූර්තියෙන් නැගිටින්නෙ ගෙන යන්නේ ඒ වගේ කාරණා ටිකක් හරියාකාරව කරනවා නම් මද්‍යසාර වගේ දේවල් වලින් ඈත් වෙලා ඉන්නවා නම් මේ වගේ තත්ත්ව ඇති වෙන්නේ නෑ විශේෂයෙන්ම මේකෙන් වැලකි ලයින් එක තමයි හොඳ එක හැදෙන්න නොදිය අපි ආරක්ෂාව එක තමයි හොඳ

**Generated Summary -**

මේක කාන්තා පුරුෂ භේදයකින් තොරව අපි කතා කරමු. මේකට හේතුව තමයි අපේ ශරීරය වෙනස් වීම. දැන් අක්මාවේ තෙල් ගතියක්, පත්‍රය අක්මාවෙ තෙල ගතිය, බටහිර ව බොහෝ වෙලා ට කතා කරනවා. මුල් අවධියේදී මම දන්නවා සාමාන්‍ය සිරෝසිස් වැනි තත්ත්වයක් තියෙනවා.

රටාවේ වැඩිපුරම ගන්ඩ මොනවද පිටිය අඩංගු ආහාර බහුල අඩං වා. මේක මේකට හේතු වෙන්න පුළුවන්. අපි මධ්‍යසාර, මද්‍ය, හානිකර පාන වර්ග, සමහර හානියකර සහ කොලෙස්ටරෝල් වල සභාව අන්‍ය ම ටික ආරක්ෂා කර ගැනීම ප්‍රධාන කතා.

අපි මේක කරන්න පුලුවන් හීන් බෝවිටියා කොළ කැඳ, හීනටි හාල්, පොල්කිරි දාන් නැතුව හදන්න. මේකෙදි රහසේ කොඩි යකිනාරං කොල කැද, රහස් කොඩිය කොඩ කැඳි, පෝන් කැඳු, හාල එක. දැන් මොනවද කරන්න පුළුවන්.

කොක්මොට කියලා ජාතික අපි දන්නව නෙ කුඹුරු වල කුබුරුවල හැදෙන හොඳ මේකත් තම පොත් මට හැබැයි 20 ගහන්නේ නැති හොඳ cop මම අරන් මොනරකුඩුම්බිය ගැන කියන අපේ බොහෝ දේ වලට යොදාගන්න ඖෂධයක් විදියටත් භාවිතා කරන්න පුළුවන්. වැලකි ලයින් එක තමයි හොඳි වගේම දැන් බි රහ්ම මූර්තියෙන් නැගිටින්නෙ ගෙන යන්නේ.

### 8.3.2 Example 02

**Video URL -** https://www.youtube.com/watch?v=sIzuZ2QUTv4

**Transcript of the Video -**
ජපානය කියන්නේ හරිම පුදුමාකාර රටක් ඒ රටේ දියුණුවට හේතුව ඒ රට තුල ජීවත්වන මිනිසුන්ගේ තියෙන අපූරු ජීවන ක්‍රමවේද කිව්වොත් මම හිතනවා මම වැරදි නෑ කියලා ඉතින් අද මම ඔබත් එක්ක කතා කරන්න යන්නේ ජපානයේ ගොඩනැගුණු එක්තරා ජීවන සංකල්පයක් ගැන මේ ජීවන සංකල්පය wabi sabi ලෙසයි හඳුන්වන්නේ මේකත් අර minimalism වගේම තමයි මේවා අපි සාපි සංකල්පය අපට අපේ කලා නිර්මාණ වලට මේ ගෘහ අලංකරණ කටයුතු වලට උනත් අපි යොදාගන්න පුලුවන් ඉතින් අපි බලමු මේ ඔෆිස් අපි සංකල්පය කියන්නේ මොකද්ද කියල අපි සහ සවි කියන වචන වල සරල තේරුම ගත්තොත් මෙහෙමයි babi කියන්නේ සරල බව නිහතමානී බව ස්වභාව ධර්මයට අනුගත ව ජීවත් වීම සහ සුළු දේකින් සෑහීමකට පත් වෙමින් තමන්ට ඇති ඕනෑම දෙයකින් උපරිම ප්‍රයෝජන අරගෙන ජීවත්වීමයි සවි යන්නෙහි තේරුම නම් කාලයාගේ ඇවෑමෙන් සිද්ධවෙන දේ කාන්ති කාලවල ඇතිවන සුන්දරත්වය සහ වයස්ගත වීම යන දේවල් පිළිගැනීමයි වර්ධනය දිරාපත්වීම ජීවිතය හා මරණය යන ස්වභාවික චක්‍රය පිළිගැනීමට ඉගෙනීම සහ අසම්පූර්ණ පිළිගැනීම මෙම ජීවන ක්‍රමය තුළ පටන් පැහැදිලි කරනවා කොහොම උනත් බත සවි සංකල්පය කෙටියෙන් පැහැදිලි කළොත් එහෙම නැතිනම් මෙහි කෙටිම අර්ථය වෙන්නේ අසම්පූර්ණ දේ තුළ පරිපූර්ණත්වය සොයා ගැනීම යන්නයි අපි සවි කියන්නේ අවුල් අපිරිසිදු යන්න නෙවෙයි සවි කියන්නේ පවතින තේ පිළිගැනීම වෙන අතර ජීවිතය ගලා යන්නට ඉඩ හැර එහි අසම්පූර්ණ තැන් පිළිගෙන ජීවත් වීම මෙහි ඉගැන්වීම වෙනවා wabi sabi ජීවන ක්‍රම පෙති තුළ අගය කෙරෙන දේවල් කිහිපයක් ඔබට මේ තේරුම් ගන්න පහසු කරන්න කියන්නත් වියළි මල් හා අතු ඉරිතලා ගිය හෝ කැඩුණු පිඟන් භාණ්ඩ පැරණි රැලි සහිත linnon නැට්ටෙන් කාමරයට වැටෙන ස්වභාවික ආලෝකය රළු අසමාන කල්පිත අපි සාපි යන සංකල්පය තුළ ජීවිතය හැඩ කරගන්නා ඔවුන් අපූරුවට යොදාගන්නවා නමුත් මා පිසාපිය සංකල්පය තුළ කිසිවිටෙකත් ව්‍යාජ මල්පැල කෘතිම ඇඳ ඇතිරිලි පැටියා ලෝකය දීප්තිමත් දිලිසෙන භාණ්ඩ යොදා ගැනෙන්නේ නැහැ wabi sabi සංකල්පය තුළ ස්වභාවිකවම පවතින ඇතිවෙන සුන්දරත්වය අගය කෙරෙනවා nivasi තිබුණ බදුනක් බිඳුණ හ ම අපි කොයිතරම් පීඩාවට පත් වෙනවද කියල කල්පනා කරලා බලන්න නමුත් ඔවුන් ඒ බෙදුන බඳුනක් ප්‍රයෝජනයක් ගත හැකි නම් ඒ කලා නිර්මාණයක් සැනසිල්ලක් විදිහට හෝ යොදාගන්නවා වාපි සහ පිටිය වන ක්‍රමවේදය තුළ සරල දේ තුළින් සතුට සොයා ගැනීමටත් කියන කරන සහ හිතන හැම දෙයක් ගැනම කල්පනාකාරීව සිහිය පිහිටුවාගෙන කිරීමටත් පුහුණු කෙරෙනවා වර්තමාන ලෝකය හැමවිටම දේවල් පරිපූර්ණ විය යුතුයි කියලා හිතනවා නමුත් අපි අසම්පූර්ණයි සම්පූර්ණ අපිට පරිපූර්ණව යමක් කරන්න සිදු වීම තුළ ඇති වෙන්නේ ලොකු පීඩනයක් අපි ඇත්තට මුහුණ දෙන්න බයයි අපි හැමවිටම අපේ අඩුපාඩු හංගලා ජීවත්වෙන්න මහන්සි වෙනවා හැබැයි wabi sabi ජීවන ක්‍රමවේදය තුළ ඉගැන්වෙන්නේ ඊට හාත්පසින්ම වෙනස් දෙයක් පවතින දේ පවතින විදිහට පිළිගන්න පවතින දේ තුළ තියෙන අභ්‍ය සුන්දරත්වය දකින්න පුරුදු වෙන්න ඒ සරල බව තුළ තියෙන සැහැල්ලුව අත්විඳින්න කියලයි ජීවන ක්‍රමය තුළ අපිට ඉගැන්වෙන්නේ අපි දහස් ගණනක් දීලා මිලදී ගන්න පෝසිලින් පිඟානත් අපි අතින් වැටිලා බිඳිලා යනවා අපිට දරාගන්න වෙන අභිමිවීම සංකීර්ණයි අපි ඉතින් වැඩි මුදලක් නොගෙවා මිලදී ගත්ත වීදුරු පිඟානක් වැටිලා පින් දීලා කියා දරාගත යුතු අභිමිවීම ඊට සාපේක්ෂව අඩුයි ඉතින් අප ජීවිතය සංකීර්ණ කරගන්න තරමට ඔබට මුහුණදෙන්න සිද්ධ වෙන ගැටලුකාරී තත්ත්වයන් සංකීර්ණයි මේ සාපි සාපි ක්‍රමය තුළ ඉගැන්වෙන්නේ යථාර්ථය අවබෝධ කරගන්න සහ ඒ

තුළ ජීවත් වෙන්න යන්නයි හැමදේම නිවැරදිව පරිපූර්ණව තිබිය යුතුයි කියන සිතුවිල්ලෙන් මිදෙන්න ඕන වග මෙම ජීවන ක්‍රමවේදී ඉගැන්වෙනවා ඔබලගෙ තියෙන දේ ඔබට අවශ්‍ය දේ සමග ජීවත් වීමට හුරු වීම ඇතුළේ අපිට පුළුවන් අපේ ජීවිතය සැහැල්ලුවෙන් ගත කරන්න සිසිල් මද සුළඟින් දැනෙන නැවුම් බව ළිඳකින් අරඹන නැවුම් pathura අපිට දැනෙන හැඟීම වායුසමීකරණය කින් හෝ ශීත කළ වතුර වීදුරුවකින් අපිට දැනෙන්නෙ නැහැ කෘතිම ලෝකයට පටන් ස්වභාවධර්මය එක්ක ගෙවන ජීවිතය ඇතුලෙ දැනෙන පින්දීම වෙනම තැනකට අපිව අරන් යනවා භාවිතා පිළිවන ක්‍රමවේදය තුළ අපිට උගන්වන්නේත් සෝබාව ධර්මය ඉදිරිපත් වෙන්න කියලයි ඕනම දේක ලස්සන දකින්න හුරු වුණාම ඕනම දෙයක වටිනාකමක් ඇති බව තේරුම් ගන්න හුරු වුණාම හැමදාම හැම දේම තිබුන විදිහටම පවතින්නෙ නෑ තේරුම් ගත්තම ලෝකයේ හැමදේම පරිපූර්ණ නෑ අඩුපාඩු තිබුණත් ඒවායේ වටිනාකමක් ලස්සනක් විය නො බව දැනුනම අපිට ජීවත්වෙන්න පහසුයි එහෙනම් ඔයත් මේවා බීස් අපි ජීවන සංකල්පය ගැන තව අධ්‍යයනය කරන්න හොයන්න wabi sabi සංකල්පයට අනුව නිර්මාණ කරන්න ගෙදර අලංකාර කරගන්න ඒ වගේම ජීවිතය පහසුවෙන් ගෙවන්න ඒ සංකල්පය උදව් කරගන්න පුළුවන් ක්‍රම මොනවද කියලා උත්සහ කරල බලන්න එකෙන් මේ පකේ තවත් පොත් cars අහන්න සිංහල පොත් ගස් youtube channel aka subscribe කරන්න ඔබට සුභ දවසක්

**Generated Summary -**

ජපානය කියන්නේ පුදුමාකාර රටක්. ඒ වගේම එහි ජීවන ක්‍රමවේද වලට හේතුව මිනිසුන්ගේ අපූරු ජීවනයයි. අපි සවි යන වචන වල සරල තේරුම ගත්තොත් මෙහෙමයි babi කියන වංචාව ස්වභාව ධර්මයට අනුගත ව ජීවත් වීම සහ සුළු දේකින් සෑහීමකට පත් වෙමින් තමන්ට ඇති ඕනෑම දෙයකින් උපරිම ප්‍රයෝජන අරගෙන ජීවත්වීමක්.
අපි ජීවන ක්‍රම පෙති තුළ අගය කෙරෙන දේවල් කිහිපයක් ඔබට තේරුම් ගන්න පහසු කරන්න පුළුවන්. වියළි මල් හා අතු ඉරිතලා ගිය හෝ කැඩුණු පිඟන් භාණ්ඩ පැරණි රැලි සහිත linnon නැට්ටෙන් කාමරයට වැටෙන ස්වභාවික ආලෝකය රළු සහ වාපි යන සංකල්පය තුලින් ජීවත් වීමට යොදා ගන්න පුළුවන් වෙනවා.
ජීවන ක්‍රමය තුළ ඉගැන්වෙන්නේ යථාර්ථය අවබෝධ කරගන්න සහ ඒ තුළි ජීවත් වෙන්න යන්නයි. ඒ වගේම ජීවිත සංකීර්ණ කර ගන්න තරමට ඔබට මුහුණ දෙන්න සිද්ධ වෙන ගැටලුකාරී තත්ත්වයන් සංකිර්ණයි මේ සාපි සාජී ක්‍රමය තුල ඉ ගැන්වන්නේ යථා ාර්ථයක් අවධානය කරගෙන සහ එය ඒ සමග ජීවත්ව යන්න විතරයි.
අපි මේ භාවිතා පිළිවන ක්‍රමවේදය තුළ ජීවිතය ඇතුලෙ දැනෙන හැඟීම වෙනම තැනකට අරන්‍යනවා. ලෝකයේ හැමදේම පරිපූර්ණ නෑ අඩුපාඩු තිබුණත් ඒවායේ වටිනාකමක් නැති බව දැනුනම ජීවත් වෙන්න පහසුයි. ඔයත් මේ ක්‍රම මොනවද කියලා අධ්‍යයනය කරන්න හොයන්න.

### 8.3.3 Example 03

**Video URL -** https://youtu.be/49kaV3WuEyc?si=tMP7ivTfq5aBBb8W

**Transcript for the Video -**
මේ සිදුවීම සිද්ධ වෙන්නේ 2000 යෙදී යාපනය ප්‍රභාකරන් හා හමුදාව අතර යුද්ධය උපරිමයෙන්ම තිබුණු කාලයක් හමුදාව පරාද වෙන්න ඔන්න මෙන්න කියලා තමයි තිබුණේ කොටි ත්‍රස්තයන් ම පරාද කරන්න ඕනේ නම් මීට වඩා දෙයක් උවමනා කරන බව උසස් හමුදා නිලධාරීන්ට මට වුණා ඒ නිසා ඔවුන් චෙක් රජයෙන් මල්ටි බැරල් රොකට් විදිනය යන්ත්‍ර ගෙන්න සැලසුම් කළා කෙතරම් බලාපොරොත්තු සහගතව multiple ගෙන්නුවත් ඒ බලාපොරොත්තුව සුනු විසුනු වෙලා ගියේ මල්ටි බැරල් වල වයර් විද්‍යුත් පරිපථය විනාශ කරලා කියලා දැනගත්තා ඉන්පසුවයි කවුරුහරි කෙනෙක්ට උවමනා වෙලා තියෙනවා මේ යුද්ධය ලංකා හමුදාව ජයග්‍රහනය කරන එක නවත්වන්න සියළුම දෙනා මේ අවස්ථාවේදී අසරණ තත්ත්වයට පත්වෙනවා මොකද මේවා අළුත්වැඩියා කරන්න පිටරටට යවන්න හෝ පිටරටින් තාක්ෂණික ශිල්පීන් එනකම් හිටියොත් සැලකිය යුතු කාලයක් ගත වෙනවා ඒ කියන්නේ යුද්දෙන් ප්‍රභාකරන් ජයග්‍රහණය කරනවා විදේශීය මාධ්‍යවේදීන් පවා ඒ වෙනකොට ලංකාවට ඇවිල්ලා තිබුණා යාපනය ප්‍රභාකරන්ට යටත් වුණා කියන නිවුස් එක ලියන්න සියලුම බලාපොරොත්තු සුන් වෙලා තියෙන අවස්ථාවක ලංකා වෙන්න සුපිරිම වැඩ්ඩෙක් ගැන හමුදාවට ආරංචි වෙනවා ඒ තමයි ආචාර්ය අමිත් මුනින්ද්‍රදාස නමුත් එක ගැටලුවක් තිබුණා මල්ටිබැරල් launcher එක අලුත්වැඩියා කරන්න තියා ඒ abhyas සියැසින් ඔහු දැක්කෙත් පලවෙනි වතාවට නමුත් ඔහු එම අභියෝගය බාර ගන්නවා අමිත් මුනින්ද්‍රදාස මේ අවි අලුත් වැඩියා කරනවා දවස් හයක් වැනි පුංචි කාලයක් තුළ ඇත්තටම එදා මෙත් මුනින්ද්‍රදාස නොසිටින්නට හමුදාවට එදා යාපනය අහිමි වෙන්න තිබුණා අමිත් මුනින්ද්‍රදාස උපත ලබන්නේ ads 966 වර්ෂයේදී පානදුර ශ්‍රී සුමංගල විද්‍යාලයෙන් ප්‍රාථමික අධ්‍යාපනය සම්පූර්ණ කරන ඔහු පහ වසර ශිෂ්‍යත්ව විභාගයෙන් සමත්වෙලා කොළඹ රාජකීය විද්‍යාලයට ඇතුල් වෙනවා අපොස උසස්පෙල සදහා ගණිතය තෝරාගත්තේ එම විෂයන් සමත් වෙලා මොරටුව විශ්ව විද්‍යාලයේ ඉංජිනේරු පීඨ වෙත ඇතුලත් වෙනවා ඔහු තමන්ගේ උපාධිය අවසන් කිරීමෙන් අනතුරුව ආචාර්ය උපාධිය සඳහා එංගලන්තයේ liverpool විශ්වවිද්‍යාලයට ඇතුළත් වෙනවා එහිදී හෝ අර්ධ සන්නායක විශේෂ ස්ත්‍රය තෝරාගන්නවා අමිත් මි චන්ද්‍රදාස ඉංජිනේරු විද්‍යාවෙන් පමණක් නොවේ ඡායාරූපකරණය ද සත්ත්ව විද්‍යාවෙන් ද දක්ෂතා දැක්වූ බුද්ධිමත් පුද්ගලයෙක් බවට වාර්තා වෙනවා ඔහු සෑම වර්ෂයකදීම විශ්වවිද්‍යාල පරිසර කණ්ඩායම් සමඟ කඳුරු වැඩසටහන් සංවිධානය කරලා තියෙනවා ඒ වගේම එක් අවස්ථාවකදී ඔහු විසින් ශ්‍රී ලංකාවෙන් අප මැඩි විශේෂයක් හඳුනා ගන්නවා එම වැඩි මාර්ගය තමයි ලංකා කෝණ factors කෙළ කියන්නේ ඔහු එම සොයාගැනීම සම්බන්ධයෙන් පරීක්ෂණ වාර්තාවක් ද ඉදිරිපත් කරනවා විෂ සහිත උරගයන් හා භයානක සත්‍යයන් samagam ශ්‍රී lima කටයුතු කිරීමේ අපූරු හැකියාවක් අමිත් මුනින්ද්‍රදාස සතුව පැවති බවට වාර්තා වෙනවා නව නිර්මාණ රාශියක් බිහි කළ නව නිපැයුම්කරුවෙක් ලෙසත් විද්‍යා හා තාක්ෂණික පරීක්ෂකයෙක් ලෙසත් ඔහුව හඳුන්වා දෙන්න පුළුවන් ඔහු එක් අවස්ථාවක දී ඉලෙක්ට්‍රොනික මෝටර් රථයක් නිෂ්පාදනය කරනවා එය සාමාන්‍ය සිංහල බැස්සොත් repas මෝටරයකින් ක්‍රියාකරවිය නොහැකි බැවින් ඒ වෙනුවෙන්ම firebase මෝටර් එක ගණිතමය සංකල්පයක් ඉදිරිපත් කරනවා ඒ වගේම ඔහු ලංකාව ඇතුලේ විදුලි මෝටර් රථයක් නිර්මාණය කරලා තියෙන්නේ එවැනි මෝටර් රථ ගැන ලංකාවෙ කවුරුවත් අහලවත් නැති කාලයකයි කොන්ටම් භෞතික විද්‍යාව හා නැනෝ තාක්ෂණය පිළිබඳව පරීක්ෂණ වාර්තා ඉදිරිපත් කළ හෝ එළඹෙන්නට තිබෙන නව යුගයේ දී දිශානතිය ගැන ඉතාමත්ම ඉහළ අවබෝධයක් තිබූ අයෙක් ලෙසත් සලකන්න පුළුවන් නමුත් 2007 වර්ෂයේ ජූනි

මාසෙ එකොළොස් වන දා හදිසියේ ඔහු තමන්ගේ ජීවිතයෙන් සමු ගන්නවා ඒ ආකාරයෙන් ඔහු හදිසියේ මරණයට පත්වෙන්නේ ඊශ්‍රායල් ඒ පැවැති සමුළුවකට සහභාගි වෙමින් සිටියදී මරණයට පත්වනවිට අමිත් මුනින්ද්‍රදාස හතලිස් එක්වන විය පසුවුණා මේ මරණයට කෙලින්ම ඇඟිල්ල දික් උනේ ඊශ්‍රායල් මොසාඩ් සංවිධානය ටයි නමුත් මේ හා සමාන චෝදනාවක් ලංකාවේ සියලු දෙනා වගේ ආදරය කරන එක්තරා ප්‍රසිද්ධ දේශපාලකයෙක් ට යොමුවෙනවා කෙසේ හෝ ඒ කවුද ඒ ඇයි කියලා අපි පැවසීමට යන්නේ නැහැ එහෙම කරන්නේ මෙතනින් එහා එම සිදුවීම කියන්නට ගෙවුණේ වීඩියෝව දේශපාලනීකරණය වන නිසාවෙන් අනෙක් අතට මේක එක්තරා මතයක් පමණයි මේක සිදුකළ පළමු සබ් එකෙන් හෝ එම දේශපාලකයා යැයි පැවසීමට ලොකු සාක්ෂියක් නැහැ නමුත් අමිත් මුනින්ද්‍රදාස මරණය නම් අතිශයින්ම සැකසහිතයි කෙසේ හෝ සැක සහිත වීමට හේතු කිහිපයක් පමණක් අපි මේ වීඩියෝවේදී සඳහන් කරනවා එතනින් එහා විස්තර සොයා ගැනීමට අවශ්‍ය නම් අපි මේ වීඩියෝව නිර්මාණය කිරීමට පරිශීලනය කරපු ලිපි වර්ග ඔයාට බලන්න පුළුවන් ඉතින් ඒවා අධ්‍යනය කලොත් මෙහි රහස සමහරවිට ඔයාට හොයාගන්නත් පුළුවන් වේවි කොහොම අතරින් එක්තරා ලිපියක සඳහන් වන ආකාරයට 2007 වර්ෂය අප්‍රේල් මසදී නියමුවන් රහිත ගුවන් යානා පද්ධතියක් මිලදී ගන්නා ලෙස ලංකා lojistik ආයතනය ගුවන් හමුදා නිලා තිබෙනවා ලංකා lojistik සමාගම මෙරටට ගෙන්වීමට that කරල තියෙන්නෙ blue horizon school නියමු රහිත ගුවන් යානා පද්ධතියක් මේ යානය නිර්මාණය කරලා තියෙන්නෙ ඊශ්‍රායල් පුද්ගලික සමාගමක් විසින් නමුත් ගුවන් හමුදාවේ මතය වෙලා තිබුනේ මේක නාස්තිකාර වැඩක් කියලා මොකද මෙම යානය ශක්‍යතා ප්‍රදර්ශනයක් කරලා තිබුණෙ නැහැ ඒ වගේම මේකට අමිත් මුනින්ද්‍රදාස කොහොමටවත් කැමති වෙලා තිබුණෙ නැහැ කෙසේ නමුත් මේ යානය ගැන වැඩි විස්තර සොයා බැලීම සඳහා ම 2004 ජුනි 6 වනදා ඔහු ඊශ්‍රායල් ගිහින් තියෙනවා ඔහු නවාතැන් ගෙන තිබෙන්නේ තෙල් laveu මරීනා හෝටලය කෙසේ නමුත් එම ලිපිවල සඳහන් වන ආකාරයට 2004 ජුනි නම වනදා අමිත් මුනින්ද්‍රදාස ඉදිරියේ මෙම යානා ශක්‍යතා ප්‍රදර්ශනයක් සිද්ධ කරලා තියෙනවා නමුත් මෙම යානාවට අමිත් මුනින්ද්‍රදාස කැමැති වෙලා නැහැ 2004 ජුනි එකොළොස්වන දමිත් රෝහල් ගත කරනවා පසුදින ඔහු මරණයට පත් වුණු බවට නිවේදනය කරනවා ඉතින් සමහර අය පවසන ආකාරයට අමිත් මුනින්ද්‍රදාස ගේ මරණය සම්බන්ධව මේ ඊශ්‍රායල් සමාගම වග යුතු වෙනවා මේ ලිපිවල සඳහන් වන ආකාරයට අමිත් මරණයට පත්වෙලා තියෙන්නෙ නිව්මෝනියාව කියන රෝගයෙන් නමුත් ඔහු ශ්‍රී ලංකාවෙන් පිට වෙනකොට ඉහින් බහින රෝගයක් තිබිලා නැහැ අමිත් ගේ සිරුර ශ්‍රී ලංකාවට ආවට පස්සේ සිද්ධ වුණේ ඊටත් වඩා සාධාරණයක් පවුලේ අය මරණ පරීක්ෂණයක් කරන්න කියලා ඉල්ලා සිටියත් රජයක ප්‍රතික්ෂේප කරලා තියනවා ඒ වගේම ජනමාධ්‍යවලින් වැඩිය ප්‍රසිද්ධ කරලත් නැහැ මේ අවමගුල් උත්සවයට සහභාගි වුණු ඔහුගේ යහළු වෛද්‍යවරුන්ගේ මතය වෙලා තියෙන්නේ පෙනුනා ලක්ෂණ අනුව මේ මරණය සිද්ධ වෙලා තියෙන්නේ විෂ ශරීර ගත කිරීමකින් කියලයි අමිත් මුනින්ද්‍රදාස ඉතාමත්ම දක්ෂ වූ නිසාම ඔහුට සේවයට එන ලෙස කිහිප වතාවක්ම පිටරටවලින් ආරාධනා ලැබිලා තියෙනවා හොඳට මතක තියාගන්න මෙයාට මේ අවස්ථා ලැබිලා තියෙන්නෙ ඉල්ලලා නෙවෙයි මෙයාගේ දක්ෂතා ගැන ආරංචි වෙලා මෙයාව හොයාගෙන ඇවිල්ලා කොටින්ම කියනවා නම් ඊශ්‍රායලයෙන් ම මෙයාට දෙපාරක් කතා කරලා තියනවා තමන් සමග වැඩ කරන්න එන්න කියලා එක් අවස්ථාවකදි කතා කරල තියෙන්නෙ ආරක්ෂාව සම්බන්ධයෙන් ඉහළම තනතුරක් දරන්න නිකමට හිතන්න ආරක්ෂාව සම්බන්ධයෙන් ඉහළම තනතුරක් ශ්‍රී ලංකාවේ පුද්ගලයෙක්ට ඊශ්‍රායලය වැනි තනතුරු ලබා දෙන්නේ ඉහළම බුද්ධිමතුන්ට පමණයි අනික කෝටි ගණනාවක් මාසිකව උපයන්න පුලුවන් තවත් වතාවක දී එල්ල වූ විශ්ව විද්‍යාලයේ ඉහළම තනතුරක් ඔහුට පිරිනමලා තියෙනවා නිකමට හිතන්න i q level එකෙන් වැඩිම අයටත් උගන්නන්න ශ්‍රී ලාංකිකයෙකුට අවස්ථාවක් ඒ කියන්නේ අපි දන්නේ නැති

වුණාට පිටරටවල් අපිට වඩා අපේ බුද්ධිමතුන් ගැන දන්නවා කොටින්ම කියනව නං අපිත් මීට කලින් අමිත් මුනින්ද්‍රදාස කියලා නමක් අතරින්පතර අහල තිබුනත් අපි හිතුවේ උසස් තනතුරක් දරන මං ය පුද්ගලයෙක් කියලා ඉතින් ඊශ්‍රායලය ගැන video series එකේදී මෙයා ගැන සමහර අය පහලින් කමෙන්ට් කරලා තිබුනා මේ වීඩියෝ එක ඉදිරිපත් කරන එකේ පළවෙනි ගෞරවය හිමි වෙන්න ඕනේ එයැයිට මොකද එයයි පවසපු නිසා විස්තර ඔයා දේ තමයි අපිට ආරංචි උනේ ශ්‍රී ලංකාවෙන් මෙච්චර දක්ෂයෙක් හිටියා කියලා එතකොට අපිට අපි ගැන ලැජ්ජාවක් ඇති වුණා මෙතරම් දහසෙත් ලංකා විදලා ඒත් අපි දන්නෙවත් නැහැ කියලා තව මේ වගේ දක්ෂ පුද්ගලයන් කොච්චර ඇතිද මේ video 1 බලන ඔයත් සමහරවිට අමිත් වගේම බුද්ධිමතෙක් වෙන්න පුළුවන් ඉතින් ඒ අයට ඉතින් අපිට රට වෙනුවෙන් වැඩ කරන්න කියල විතරයි කවදහරි දවසක චාන්ස් එකක් ලැබිලා රට ගියත් ලංකා වෙනුවෙන් මොකක් හරි දෙයක් කරන්න අමතක කරන්න එපා අමිත් මුනින්ද්‍රදාස ට ඉහළ වැටුප් ලබාදෙන රැකියා පවා ලැබෙන්නේ ඔහු රට දාල ගියේ නෑ කට්ටිය උගෙන් අහල තියෙනවා මෙතරම් වැටුපක් පිටරටින් ගෙවද්දී ඇයි ඔයා යන්නෙ නැත්තෙ කියලා එහෙම කෑම රට වෙනුවෙන් සොච්චම් මුදලකට වැඩ කරන්නේ ඇයි කියලා ඔහු ගෙන් අහල තියෙනවා ඉතින් අමිත් මුනින්ද්‍රදාස අය වෙනුවෙන් හරි අපූරු උත්තරයක් ලබා දීලා තියෙනවා මම ඉගෙන ගත්තේ මේ රටේ අහිංසක මිනිසුන්ගේ සල්ලි වලින් මම කොහොම හරි අපේ රටට සේවයක් කරන්න ඕනේ එහෙම නැතුව මේ රටින් ඉගෙනගෙන වෙන රටවල් වල සේවය කරන්න මගේ කිසිම අරමුණක් නැහැ කෙසේ හෝ අවසාන වශයෙන් පැවසීමට තියෙන්නෙ ඔහුගේ අරමුණ ඉතාමත්ම විශිෂ්ටයි නමුත් ඔහු එදා එම ඉල්ලීම් වලට ඇහුම්කන් දීලා පිටරට සේවය සඳහා ගියානම් ඔහු තවමත් ජීවතුන් අතර එය වගේම අති සුඛෝපභෝගී ජීවිතයක් පවා ඔහුට ගත කරන්න තිබුණා මෙතනින් යට අපි මොනවත් කියන්න යන්නේ නැහැ අපිට කියන්න තියෙන්නේ ලංකාවේ මිණි කැටයක් ලංකාවට අහිමි වුණා කියල විතරයි ඉතින් මේ හා සම්බන්ධව ඔබ හෝ දැක් දන්නවනම් ඒ ගැන අනිවාර්යෙන්ම පහලින් comment එකක් දාන්න අමතක කරන්න එපා ඒ වගේම මේ වීඩියෝව සම්බන්ධ ඔබේ අදහසත් අනිවාර්යෙන්ම පහලින් comment එකක් දාන්න ඉතින් මේ වගේම අලුත්ම වීඩියෝවකින් හමුවෙන බලාපොරොත්තුවෙන් අදට අපි සමු අරගෙන යන්න ද තමයි සූදානම් වෙන්නේ ඔයාලා තාමත් අපේ channel aka subscribe කරන්න තං අනිවාර්යෙන්ම පහලින් තියන රතු පාට බටින් එක ඔබලා ටයිප් කරන්න ඒ වගේම පුංචි වෙලා එකනේ click කරොත් අපි අලුතෙන් වීඩියෝ බත් ආපු ගමං ඔයා ළඟට ගෙන්න ගැනීමේ හැකියාව තියෙනවා හිතිං අපි අලුත්ම වීඩියෝවකින් හම්බෙමු සියලුම සුභ දවසක්

**Generated Summary -**

දෙදහ වර්ෂයේ දී යාපනය ප්‍රභාකරන් හා හමුදාව අතර යුද්ධය උපරිමයෙන්ම තිබුණු කාලයක් හමුදා පරාද වෙන්න ඔන්න කියලා උසස් හමුව නිලධාරීන්ට මට වුණා. ඒ නිසා මල්ටි බැරල් රොකට් විදිනය යන්ත්‍ර ගෙන්න සැලසුම් කළා. ඊට වඩා වැඩි කාලයකට ලංකාවට යවන්න හෝ පිටරටින් තාක්ෂණික ශිල්පීන් එනකම් හිටියොත් සැලකිය යුතු කාලය ගත වෙනවා.
පානදුර ශ්‍රී සුමංගල විද්‍යාලයෙන් පහවසර ශිෂ්‍යත්ව විභාගයෙන් සමත්වෙලා මොරටුව විශ්වවිද් ාලය තුළ ඉංජිනේරු පීඨයට ඇතුලත් වෙනවා. ඔහු ඡායාරූපකරණය, සත්ත්ව විද්‍යාවෙන් ද දක්ෂතා දැක්වූ බුද්ධිමත් පුද්ගලයෙක් බවට වාර්තා වෙනවා ඔවුන් ලංකා කෝණ factors සොයා ගැනීම සම්බන්ධයෙන් පරීක්ෂණ වාර්තාවක් ඉදිරිපත් කරනවා.
අමිත් මුනින්ද්‍රදාස 2007 ජූනි මාසෙ එකොළොස් වනදා හදිසියේ හදිස් දී හදවත් මරණයට පත් වෙනවා. ඊශ්‍රායල් මොසාඩ් සංවිධානය විසින් 2007 වර්ෂයේ අප්‍රේල් මාසයේදී නියමුවන් රහිත ගුවන්‍යානා පද්ධතියක් මිලදී ගන්නා ලෙස නියමිත ගුවනින්‍යානය භාවිතා කරන ලෙසත්, ලංකා

ලොජිස්ටික් ආයතනය ගුවනට ගනුදෙනුවකට සහභාගි වෙමින් සිටියදී මරණයෙන් පසුව මේ මතුව සම්බන්ධයෙන් අපි වීඩියෝව නිර්මාණය කරල තියෙනවා.
2004 ජුනි 6 වනදා අමිත් මුනින්ද්‍රදාස ඊශ්‍රායල් පුද්ගලික සමාගමක් විසින් නිර්මාණය කරල තියෙන්නෙ Blue horizon stunami නියමු රහිත ගුවන්‍යානා පද්ධතියක්. ඒ වගේම මේ යානාවට කැමැති වෙලා නෑ. නමුත් මේ මරණය සම්බන්ධව මේ සමාගම් වග යුතු වෙනවා.
විෂ ශරීර ගත කිරීමකින් කියලයි අමිත් මුනින්ද්‍රදාස ඉතාමත්ම දක්ෂ වූ නිසාම ඔහුට සේවයට එන ලෙස කිහිප වතාවක්ම පිටරටවලින් ආරාධනා ලැබිල තියනවා. ඊශ්‍රායලයෙන් ම මෙයාට දෙපාරක් කතා කරල තියෙන්නෙ තමන් සමග වැඩ කරන්න එන්න කියලා. ඒ වගේම i Q තලයෙන් වැඩිම අයටත් උගන්නන්න ශ්‍රී ලංකාවේ බුද්ධිමතුන්ට අවස්ථාවක් ලැබුණා.
අමිත් මුනින්ද්‍රදාස අය වෙනුවෙන් රට වෙනුවට වැඩ කරන්න පුළුවන්. ඔහුගේ අරමුණ ඉතාමත්ම විශිෂ්ටයි නමුත් ඔවුන් එදා එම ඉල්ලීම් වලට ඇහුම්කන් දීලා පිටරට සේවය සඳහා ගියානම් ඔබ තවමත් ජීවතුන් අතර එය වගේම අති සුඛෝපභෝගී ජීවිතයක් පවා ඔබාට ගත කරන්න තිබුණා. මේ හා සම්බන්ධව ඔබේ අදහසත් අනිවාර්යෙන්ම පහලින් comment එකක් දාන්න.