



fit@hcmus

VNUHCM - UNIVERSITY OF SCIENCE
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

Khoá Luận Tốt Nghiệp

Hội đồng Kỹ thuật Phần mềm

Hệ thống AI hỗ trợ sáng tác nhạc

(AI-powered Support System for Music Composition)

Giảng viên hướng dẫn: TS. Trần Duy Hoàng

Giảng viên phản biện: TS. Lê Khánh Duy

Số thứ tự: 7

20120406 Phạm Quốc Vương

20120486 Ngô Phi Hùng

Nội dung

1. Giới thiệu đề tài
2. Các công trình liên quan
3. Phương pháp đề xuất
4. Kết quả thí nghiệm
5. Kết luận

1. Giới thiệu đề tài

1.1. Đặt vấn đề

- Bài toán sinh nhạc: **text-to-audio** và **text-to-midi**.
- Bài toán trích xuất và chuyển đổi **mô tả cảm tính** thành **đặc tính kỹ thuật**.
- Bài toán chuyển **văn bản mô tả** thành **âm nhạc**.

1.2. Mục tiêu

- Mô hình sinh nhạc dạng **text-to-midi**.
- Phần mềm sinh nhạc theo yêu cầu.

1. Giới thiệu đề tài

1.3. Các bước tiếp cận

1. Tìm hiểu lý thuyết âm nhạc.
2. Khảo sát các công trình liên quan.
3. Thu thập dữ liệu.
4. Tiền xử lý và chuyển đổi dữ liệu.
5. Sử dụng các mô hình BERT, GPT2 với tác vụ trích xuất đối tượng và sinh văn bản.
6. Áp dụng Masked LM, Casual LM, và LoRA với các nghiên cứu hiện có để phát triển mô hình sinh nhạc.
7. Mở rộng sang tiếng Việt.
8. Tối ưu và nâng cao chất lượng sinh nhạc.
9. Hậu xử lý và chuyển đổi dữ liệu.
10. Phát triển ứng dụng.

1.4. Đóng góp

- Mô hình sinh nhạc với đầu vào là mô tả tiếng Anh hoặc tiếng Việt.
- Phần mềm sinh nhạc theo yêu cầu.
- Giải pháp hậu xử lý dữ liệu.
- Kỹ thuật cào dữ liệu.

2. Công trình liên quan

2.1. Các nghiên cứu

- **MuseCoco:** text-to-midi, văn bản mô tả mang tính kỹ thuật.
- **MusicLM:** text-to-audio, văn bản mô tả mang tính kỹ thuật lẫn ngữ cảnh.
- **MUGEN:** text-and-video-to-audio, văn bản mô tả ngữ cảnh của đoạn video về game.

2.2. Dữ liệu

- **MuseCoco:**
 - ❑ Các cặp “text – encoded text”;
 - ❑ Các bản nhạc ở định dạng MuseCoco.
- **MusicLM:**
 - ❑ MusicCaps: Các cặp “Youtube ID – text”.
- **Hooktheory:** Dữ liệu âm nhạc có thể chuyển về dạng MIDI.

2. Công trình liên quan

2.3. Cơ sở lý thuyết

- Nhạc lý
- Kỹ thuật huấn luyện:
 - ☐ Masked Language Modelling
 - ☐ Casual Language Modelling
 - ☐ LoRA
 - ☐ Fairseq

2.4. Mô hình ngôn ngữ lớn

- Transformer
- BERT
- GPT2

3. Phương pháp đề xuất

3.1. Vấn đề chi tiết

Mô hình sinh nhạc dạng **text-to-midi** với:

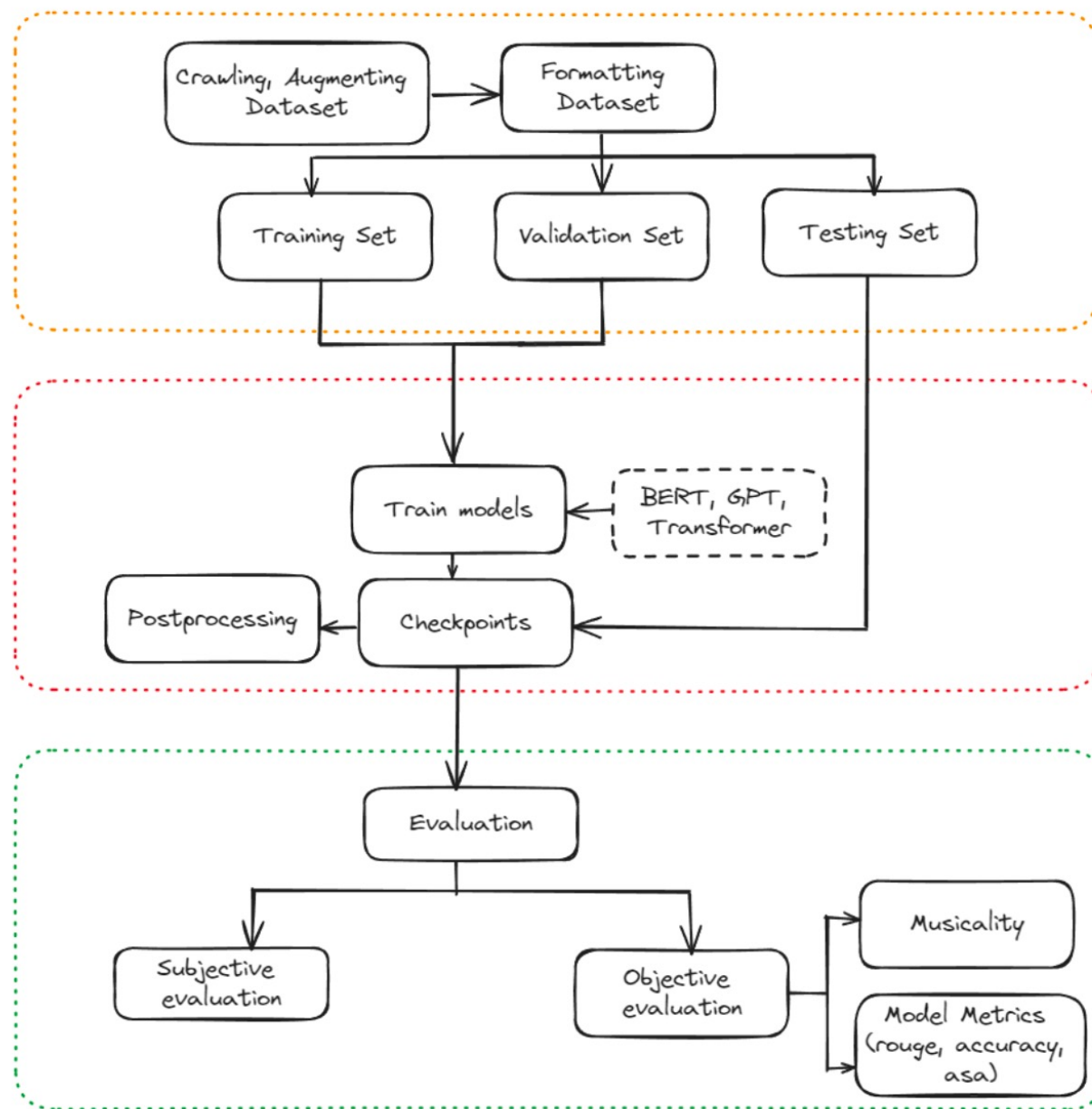
- Văn bản mô tả mang tính kỹ thuật lẫn ngữ cảnh.
- Kiến trúc và kỹ thuật huấn luyện mô hình phù hợp.
- Dữ liệu chất lượng cao.
- Giải pháp hậu xử lý.

3. Phương pháp đề xuất

3.2. Tổng quan về phương pháp

➤ Kiến trúc tổng quát:

- ❑ Mô hình **text-to-attribute**;
- ❑ Mô hình **attribute-to-music**;
- ❑ LoRA.

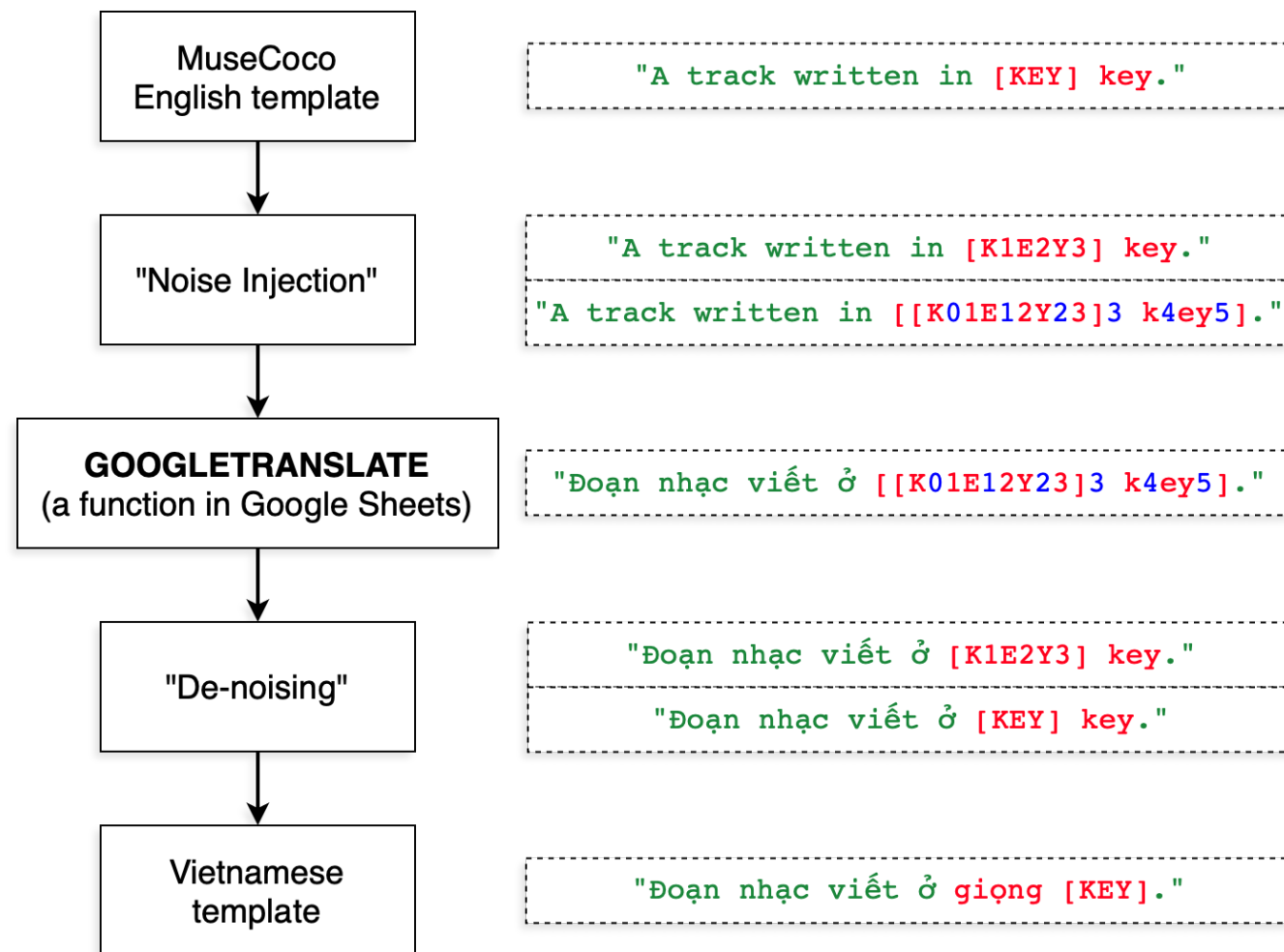


Quy trình thực nghiệm

3. Phương pháp đề xuất

3.3. Chuẩn bị dữ liệu

- Dữ liệu ngôn ngữ tự nhiên:
 - ❑ **Nguồn dữ liệu:** Các mẫu câu (template) mô tả âm nhạc (tiếng Anh) từ MuseCoco.
 - ❑ **Mục tiêu đầu ra:** Các mẫu câu mô tả âm nhạc (tiếng Anh và tiếng Việt)
 - “A track written in **[KEY]** key.”
 - “Đoạn nhạc viết ở giọng **[KEY]**.”
 - ❑ **Vấn đề:** Dịch thuật số lượng lớn (để có thêm dữ liệu tiếng Việt); Dịch thuật ngoài ý muốn.



Quy trình dịch thuật

3. Phương pháp đề xuất

3.3. Chuẩn bị dữ liệu

➤ Dữ liệu ngôn ngữ tự nhiên:

Tên nhãn	Giá trị
Instrument	28 instruments: piano, keyboard, percussion, organ, guitar, bass, violin, viola, cello, harp, strings, voice, trumpet, trombone, tuba, horn, brass, sax, oboe, bassoon, clarinet, piccolo, flute, pipe, synthesizer, ethnic instrument, sound effect, drum. Mỗi nhạc cụ: 0: Được chơi, 1: Không được chơi, 2: NA
Pitch	Range: 0-11: octaves, 12: NA.
Rhythm Danceability	0: danceable, 1: not danceable, 2: NA.
Bar	0: 1-4 bars, 1: 5-8 bars, 2: 9-12 bars, 3: 13-16 bars, 4: NA.
Time Signature	0: 4/4, 1: 2/4, 2: 3/4, 3: 1/4, 4: 6/8, 5: 3/8, 6: các nhịp khác, 7: NA.
Key	0: major, 1: minor, 2: NA.
Tempo	0: chậm (≤ 76 BPM), 1: trung bình (76-120 BPM), 2: nhanh (≥ 120 BPM), 3: NA.
Time	0: 0-15s, 1: 15-30s, 2: 30-45s, 3: 45-60s, 4: >60s, 5: NA.

Tên và giá trị tương ứng của các nhãn trong mỗi câu template từ bài báo MuseCoco (đã được rút gọn)

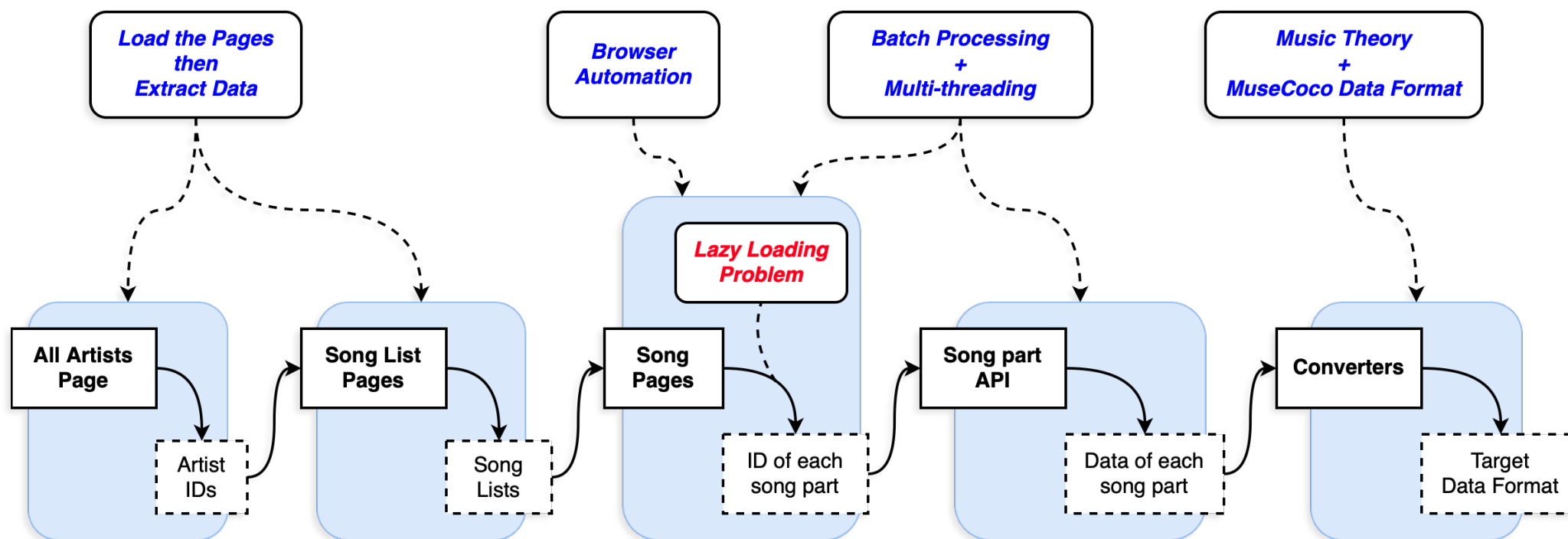
3. Phương pháp đề xuất

3.3. Chuẩn bị dữ liệu

➤ Dữ liệu âm nhạc:

❑ **Nguồn dữ liệu:** Dữ liệu âm nhạc của MuseCoco và Hooktheory.

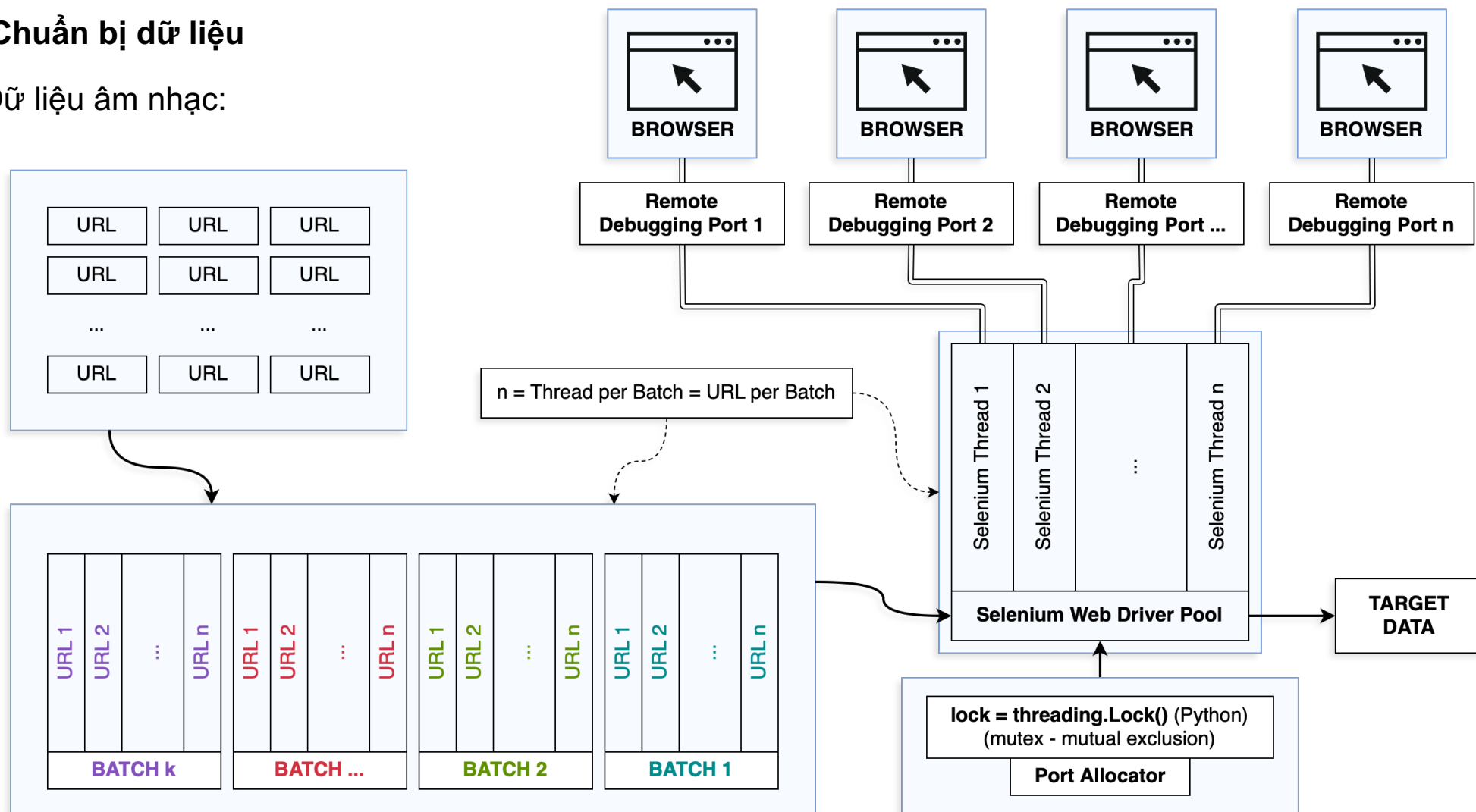
❑ **Mục tiêu đầu ra:** Dữ liệu dạng MuseCoco (các cặp “**command – music**”).



3. Phương pháp đề xuất

3.3. Chuẩn bị dữ liệu

- Dữ liệu âm nhạc:



Kiến trúc cào dữ liệu áp dụng 3 kỹ thuật: **Batch Processing**, **Multi-threading** và **Browser Automation**

3. Phương pháp đề xuất

3.3. Chuẩn bị dữ liệu

➤ Dữ liệu âm nhạc:

- ❑ Chuyển dữ liệu MIDI thu thập được thành dữ liệu dạng MuseCoco: “**command – music**”.
- ❑ **Command:** Metadata của đoạn nhạc (tempo, nhịp, nhạc cụ, v.v).
- ❑ **Music:** Đoạn nhạc được token hoá.

```
I1s2 : (11, 4)
I4 : (11, False)
R3 : 1
B1s1 : (16, 3)
TS1s1 : (4, 4)
K1 : major
T1s1 : (114.03503592196344, 1)
P4 : 3
TM1 : (33.45463058047076, 2)
```

Minh hoạ một command



Minh hoạ phương pháp token hoá âm nhạc REMI

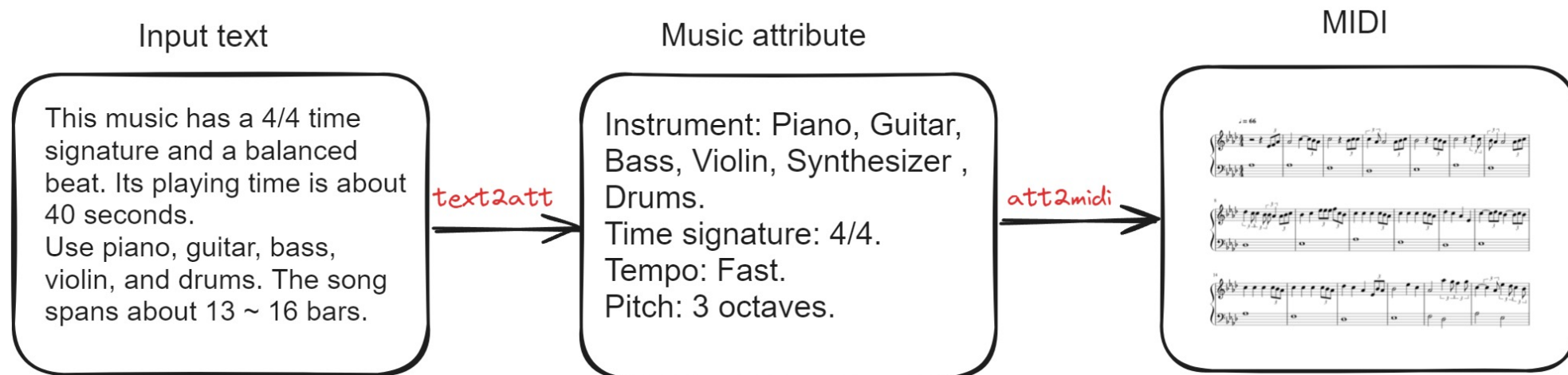
(Nền tảng cho phương pháp của MuseCoco)

```
train.txt  X
Users > 4rr311 > Documents > VectorA > KHTN > Nam4 > HKII > Thesis > Brainstormii
1  s-9 o-0 t-33 i-57 p-50 d-12 v-20 p-50 d-12 v-20 o-12 t-33 i-57 p-5
2  s-9 o-0 t-31 i-35 p-43 d-9 v-25 i-78 p-79 d-6 v-25 i-128 p-197 d-3
3  s-9 o-0 t-27 i-0 p-74 d-3 v-12 p-53 d-27 v-12 i-32 p-38 d-12 v-4 i
4  s-9 o-0 t-39 i-128 p-173 d-6 v-20 o-6 t-39 i-56 p-72 d-6 v-20 i-57
5  s-9 o-0 t-35 i-0 p-36 d-6 v-20 o-6 t-35 i-0 p-43 d-6 v-20 o-12 t-3
6  s-9 o-0 t-30 i-0 p-59 d-6 v-20 p-36 d-18 v-16 i-96 p-55 d-6 v-16 i
7  s-9 o-0 t-35 i-14 p-62 d-12 v-20 i-48 p-53 d-6 v-20 p-50 d-6 v-20
8  s-9 o-0 t-38 i-12 p-78 d-3 v-20 p-68 d-3 v-20 p-56 d-3 v-20 p-54 d
9  s-23 o-0 t-35 i-0 p-59 d-14 v-24 p-47 d-4 v-28 p-40 d-4 v-28 o-6 t
10 s-9 o-0 t-33 i-30 p-40 d-27 v-25 p-28 d-27 v-25 i-35 p-40 d-25 v-2
11 s-9 o-0 t-38 i-0 p-74 d-11 v-20 p-65 d-11 v-20 p-50 d-6 v-20 o-6 t
12 s-9 o-0 t-33 i-56 p-79 d-6 v-20 i-57 p-60 d-6 v-20 i-58 p-45 d-6 v
13 s-9 o-0 t-23 i-56 p-57 d-6 v-20 i-64 p-72 d-9 v-20 o-6 t-23 i-56 p
14 s-17 o-0 t-35 i-40 p-64 d-3 v-28 i-41 p-52 d-6 v-31 i-42 p-52 d-6
```

Dữ liệu âm nhạc sau khi token hoá

3. Phương pháp đề xuất

3.4. Kiến trúc mô hình



- Mô hình gồm 2 stage: text2att và att2midi.
- Lựa chọn kiến trúc trên phù hợp vì:
 - ☐ Khối lượng tài nguyên tính toán;
 - ☐ Khối lượng dữ liệu để huấn luyện;
 - ☐ Lượng từ vựng cần xử lý;
 - ☐ Tách biệt khâu xử lý văn bản và âm nhạc.

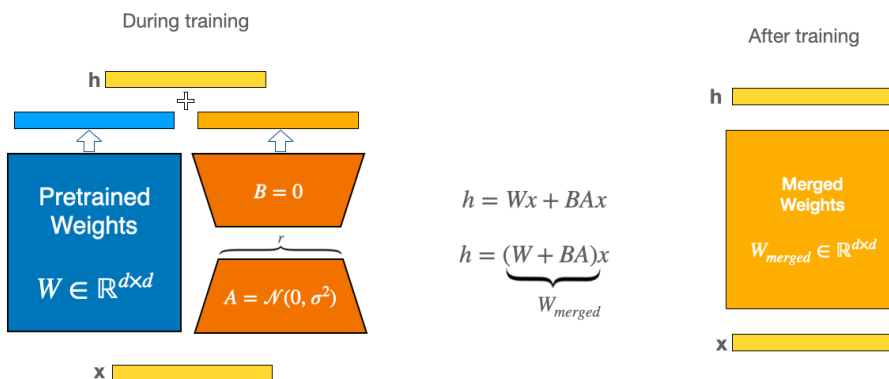
3. Phương pháp đề xuất

3.5. text2att

- Sử dụng bert-uncased-multilangage làm bộ checkpoint gốc.
- Thêm nhiều [CLS] đại diện cho mỗi nhãn để mô hình có thể học được bối cảnh trong câu.
 - ❑ Ví dụ: [CLS] BERT là một mô hình ngôn ngữ mạnh mẽ. [SEP].
 - ❑ Sau khi qua các lớp của BERT, nhận được một ma trận biểu diễn cho mỗi token trong chuỗi, bao gồm cả token [CLS]. Vector biểu diễn cho token [CLS] sẽ chứa thông tin tóm tắt của toàn bộ câu và được sử dụng cho tầng phân loại tiếp theo để đưa ra dự đoán.

3. Phương pháp đề xuất

3.6. att2midi - GPT2 LoRA



- 200 Triệu tham số.
- Lựa chọn các tham số tuyến tính để huấn luyện.
- 3.5 Triệu tham số được huấn luyện.

3. Phương pháp đề xuất

3.6. att2midi - GPT2 LoRA

➤ Thông tin tham số cấu hình:

Tham số	Giá trị	Ý nghĩa
n_layer	20	Số lượng lớp Transformer
n_head	16	Số lượng head của multi-head attention
n_emb	1024	Kích thước của vector embedding
vocab_size	1253	Kích thước từ vựng, tổng số lượng token
n_positions	2048	Số lượng vị trí tối đa trong một chuỗi

Bảng 3.5: Bảng tham số cấu hình cho mô hình GPT-2

Tham số	Giá trị	Ý nghĩa
r	16	Hệ số giảm chiều của các lớp được điều chỉnh
lora_alpha	12	Hệ số mở rộng (scaling factor) cho Lora
lora_dropout	0.1	Xác suất dropout áp dụng cho các lớp Lora
target_modules	[c_proj, c_attn, wte, lm_head]	Danh sách các mô-đun đích để áp dụng LoRA
task_type	CAUSAL_LM	Loại tác vụ mà mô hình được áp dụng

Bảng 3.6: Bảng tham số cấu hình cho LoraConfig.

3. Phương pháp đề xuất

3.7. att2midi - Fairseq

- 200 Triệu tham số.
- Cùng một số hyperparameter với mô hình GPT2 - LoRA.

facebookresearch/
fairseq

Facebook AI Research Sequence-to-Sequence
Toolkit written in Python.

310
Contributors

3k
Used by

30k
Stars

6k
Forks



Công cụ fairseq do Facebook phát triển

Tham số	Giá trị	Mô tả
n_layer	20	Số lớp trong Transformer.
n_head	16	Số lượng head attention.
n_emb	1024	Kích thước vector embeddings.
FFN size	2048	Kích thước của Feed Forward Network.
dropout ratio	0.1	Tỷ lệ dropout để tránh overfitting.
optimizer	AdamW	Optimizer sử dụng để huấn luyện mô hình.
β_1	0.9	Tham số β_1 của Adam optimizer.
β_2	0.98	Tham số β_2 của Adam optimizer.
ϵ	10^{-9}	Tham số ϵ của Adam optimizer.
learning rate	2×10^{-4}	Tốc độ học của mô hình.
warmup steps	2000	Số bước đầu tiên để tốc độ học tăng dần đến giá trị tối đa đã định.

Các tham số của mô hình
Casual Linear Transformer

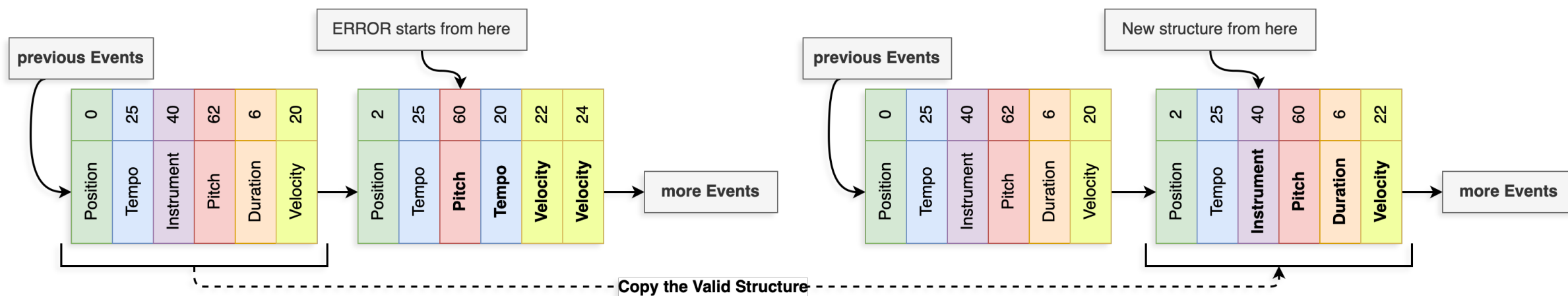
3. Phương pháp đề xuất

3.8. Hậu xử lý dữ liệu

- **Vấn đề:** Rủi ro dữ liệu sinh ra sai cấu trúc.
- **Giải pháp:**
 - ❑ Dữ liệu = time series = {Các sự kiện MIDI};
 - ❑ Tìm vị trí lỗi dựa trên đặc tả.
 - ❑ Khôi phục cấu trúc tại điểm lỗi;
 - ❑ Điền giá trị cho các thành phần cấu trúc.

Thuộc tính	Tên đầy đủ	Mô tả	Thuộc tính liên sau
s	Time Signature	Nhịp của bản nhạc	b, o.
o	Position	Thời điểm xuất hiện của sự kiện	t.
t	Tempo	Tốc độ bản nhạc	i.
i	Instrument	Nhạc cụ	p.
p	Pitch	Cao độ nốt nhạc	d.
d	Duration	Độ dài nốt nhạc	v.
v	Velocity	Tốc độ nhấn/Lực nhấn phím đàn	i, b, p, o.
b	Bar	Vạch nhịp	s.

Bảng 2.2: Đặc tả dữ liệu âm nhạc dạng văn bản của MuseCoco



Ví dụ minh họa quá trình hậu xử lý

3. Phương pháp đề xuất

3.9. Đánh giá mô hình

➤ Objective Evaluation:

- Micro: Tính toán các số liệu cho từng nhãn riêng lẻ, rồi lấy trung bình. Ưu tiên khi muốn đảm bảo mỗi nhãn đều được đánh giá công bằng, không bị các nhãn lớn lấn át.
- Macro: Tính toán các số liệu accuracy trên toàn bộ các dự đoán, coi tất cả nhãn như một tập hợp lớn. Ưu tiên khi quan tâm đến hiệu suất tổng thể.

$$accuracy = \frac{\text{số dự đoán đúng}}{\text{tổng số dự đoán}}$$

➤ Subjective Evaluation:

- Đánh giá dựa trên cảm nhận.

4. Kết quả thí nghiệm

4.1. Kết quả huấn luyện

Instrument	Accuracy (ENG)	Accuracy (VIE)
accordion	0.94	0.93
brass	0.98	0.96
celesta	0.91	0.92
choir	0.95	0.97
guitar	0.99	0.93
harmonica	0.97	0.94
organ	0.90	0.91
piano	0.96	0.95
synth	0.92	0.94
viola	0.91	0.90
violin	0.93	0.92
voice	0.95	0.96

Bảng 4.1: Instrument Accuracy

Category	Accuracy (ENG)	Accuracy (VIE)
Rhythm Danceability	0.85	0.87
Bar	0.91	0.89
Time Signature	0.94	0.92
Key	0.88	0.90
Tempo	0.93	0.85
Pitch Range	0.90	0.94

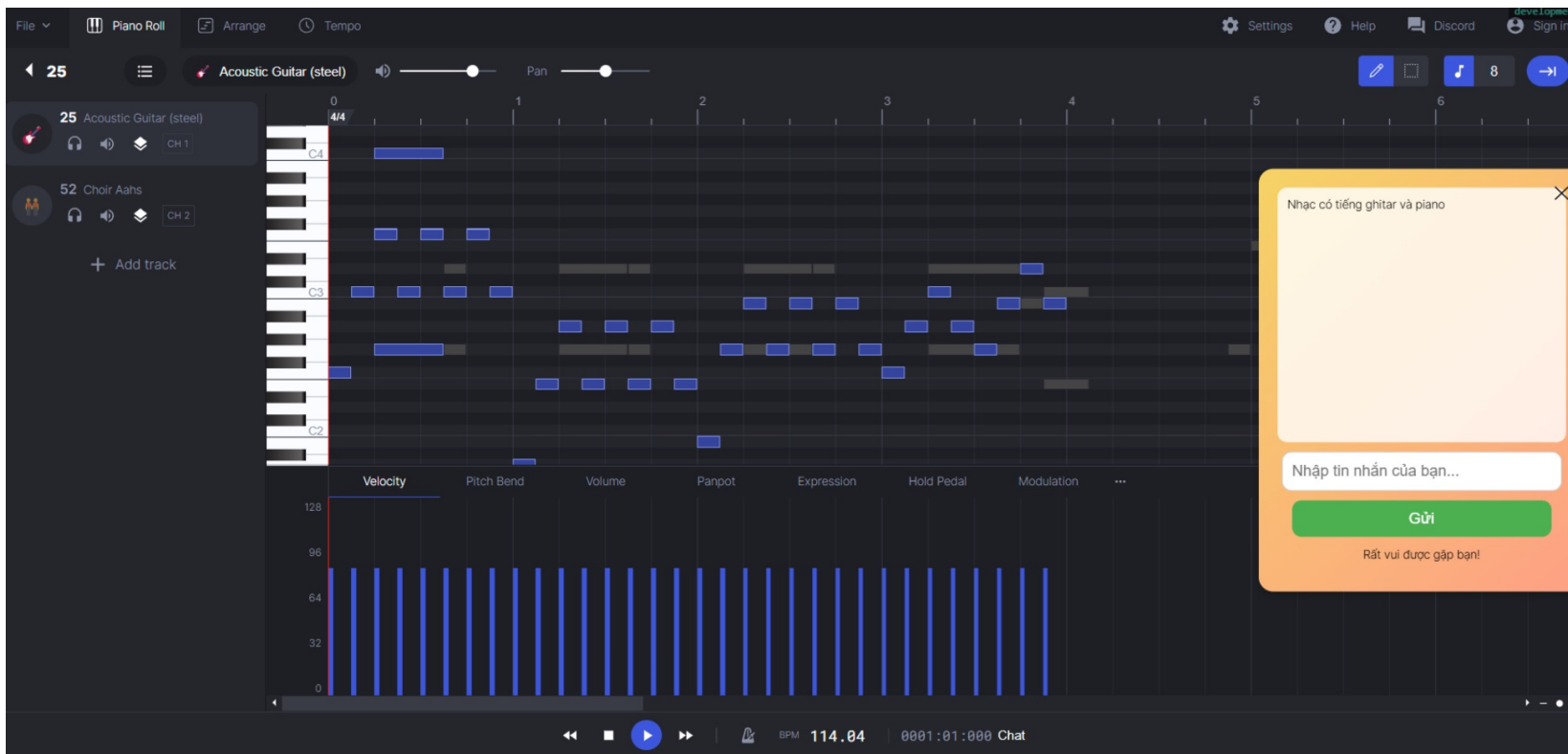
Bảng 4.2: Categories Accuracy

Độ đo	LoRA GPT2	Fairseq Transformer seq2seq
ASA	0.64	0.57
Instrument	0.67	0.6
Pitch Range	0.68	0.52
Rhythm Danceability	0.96	0.89
Bar	0.51	0.42
Time Signature	0.37	0.43
Key	0.57	0.51
Tempo	0.69	0.61

Bảng 4.4: So sánh kết quả giữa hai mô hình.

4. Kết quả thí nghiệm

4.2. Phần mềm demo



5. Kết luận

- Áp dụng được kiến trúc hai lớp.
- Làm giàu dữ liệu bằng GPT.
- Áp dụng LoRA tối ưu chi phí.
- Mang lại nhiều lợi ích cho người làm nhạc.