

인공지능을 이용한 국악 멜로디 생성기에 관한 연구

배준*

Korean Traditional Music Melody Generator using Artificial Intelligence

Jun Bae*

*Associate Professor, Department of Music Technology, The University of Suwon, Hwaseong, 18323 Korea

요약

음악 분야에서는 최근 머신러닝을 이용한 다양한 인공지능 작곡 방법이 시도되고 있다. 하지만 이 연구는 대부분 서양음악을 중심으로 이루어져왔고 국악에 관한 연구는 거의 이루어지지 않았다. 특히 연구를 위한 데이터 세트조차 만들어지지 않은 상태여서 연구에 어려움이 많았다. 이에 해당 논문에서는 국악의 데이터 세트를 만들고 그 데이터 세트를 기반으로 하여 세 가지 알고리즘을 이용하여 국악 멜로디를 생성하고 그 결과물을 비교하여 보기로 한다. 언어와 음악의 유사성에 기반한 LSTM, Music Transformer 그리고 Self Attention 3가지 모델들이 선택되었다. 각 3가지 모델을 이용하여 국악 멜로디 생성기를 모델링하고 학습시켜 국악 멜로디를 생성해 내었다. 사용자 평가 결과 Self Attention 방식이 LSTM 방식과 Music transformer 방식에 비해 높은 선호도를 보였다. 데이터 표현 및 훈련데이터는 인공지능 작곡에 있어 매우 중요하다. 이를 위한 기초적인 국악 데이터 세트를 만들고 다양한 알고리즘으로 인공지능 작곡을 시도하였고 이것이 향후 국악 인공지능 작곡의 연구에 도움이 될 수 있을 것으로 기대한다.

ABSTRACT

In the field of music, various AI composition methods using machine learning have recently been attempted. However, most of this research has been centered on Western music, and little research has been done on Korean traditional music. Therefore, in this paper, we will create a data set of Korean traditional music, create a melody using three algorithms based on the data set, and compare the results. Three models were selected based on the similarity between language and music, LSTM, Music Transformer and Self Attention. Using each of the three models, a melody generator was modeled and trained to generate melodies. As a result of user evaluation, the Self Attention method showed higher preference than the other methods. Data set is very important in AI composition. For this, a Korean traditional music data set was created, and AI composition was attempted with various algorithms, and this is expected to be helpful in future research on AI composition for Korean traditional music.

키워드 : 인공지능, 딥러닝, 국악, 알고리즘 작곡

Keywords : AI, Deep learning, Korean traditional music, Algorithm composition

Received 7 March 2021, Revised 3 April 2021, Accepted 30 May 2021

* Corresponding Author Jun Bae(E-mail:thebigjun@gmail.com, Tel:+82-31-229-8391)

Associate Professor, Department of Music Technology, The University of Suwon, Hwaseong, 18323 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2021.25.7.869>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

컴퓨터가 처음 개발되었을 시기부터 컴퓨터를 예술 분야에 적용하려는 시도는 꾸준히 이어져 왔다. 컴퓨터가 수학적 분야와 반복 작업에서 인간을 앞질러왔지만, 감성을 다루는 예술 분야는 컴퓨터가 인간을 앞서 나가는 것은 가능하지 않다고 생각해 온 것이 사실이다.

하지만 딥러닝 등 새로운 인공지능에 관한 연구가 계속되면서 인간의 창의성에 필적하는 결과물이 나오기 시작하고 있다. 데이터화가 가능한 예술 분야, 특히 이미지와 관련된 분야에서의 딥러닝을 이용한 연구 결과들은 그 양과 질적인 면에서 많은 발전을 거듭해왔다. 이러한 연구들에서 축적된 지식과 방법론을 다른 예술 분야에도 적용하려는 시도도 계속 이루어지고 있다

지난 10여 년 동안 예술에 초점을 맞춘 머신 러닝 연구가 이루어져 왔으며 이미지 인식 및 처리가 주요 과제였다. 이러한 분야의 데이터의 양은 매우 방대하고 그 결과 또한 구글의 Deep Dream Generator에서 보듯이 실제로 놀라운 이미지를 만들 수 있다.[1]

음악 분야에서의 컴퓨터의 이용은 주로 알고리즘 작곡의 형태로 나타났다. 결정론적 알고리즘, 유전 알고리즘 혹은 랜덤 알고리즘 등이 실험되어져왔다. 최근 머신러닝의 폭발적 성장에 힘입어 매우 다양한 방법이 시도되고 결과물을 도출해내고 있다. 이런 시도들은 대부분 인공 신경망과 관련되어 있는 것이 많다.[2]

지금까지 인공지능을 이용한 알고리즘 작곡은 대부분 서양 클래식 음악과 팝 음악에서 이루어졌다.[3] 바흐의 음악이나 비틀즈 등의 음악을 학습하여 그들과 유사한 음악을 작곡해내는 연구들이 활발히 이루어졌으며 그 결과물들 또한 예술적 가치를 인정받고 있는 단계이다.[4]

하지만 위에서 서술한 바와 같이 인공지능 알고리즘 작곡에 관한 연구는 대부분 서양 클래식 음악과 팝 음악에 관한 것이었고 국악은 데이터 세트조차 만들어지지 않은 상태여서 연구에 어려움이 많았다.

이에 해당 논문에서는 국악의 데이터 세트를 만들고 그 데이터 세트를 기반으로 하여 LSTM, Music Transformer, Self Attention의 세 가지 알고리즘을 이용하여 국악 멜로디를 생성하고 그 결과물을 비교하여 보기로 한다.

이 연구를 통하여 국악의 빅데이터 분석을 통해 국악의 구조와 특징에 대해 더 잘 이해하고 그를 기반으로

인공지능을 이용한 국악 멜로디 생성기 모델을 만드는 것이 해당 논문의 목적이다. 이를 통해 4차 산업 혁명 시대에 변화하는 음악사조에 발맞춘 국악 발전에 이바지하고 국악에 대한 새로운 관심을 불러일으킬 수 있을 것으로 기대한다.

II. 기존 연구

2.1. Simple Recurrent Neural Network (SRN)

조던 네트워크는 토드가 각 시간 단계 후에 학습이 이루어지는 모노포닉 음악을 모델링하려는 최초의 시도 중 하나에서 사용되었다. 조던 네트워크는 훈련 후 각 입력 패턴과 관련된 계획 단위를 보이지 않는 새로운 패턴으로 설정함으로써 새로운 작곡으로 일반화하였으며, 이로 인해 네트워크는 하나 또는 몇 개의 음표로 시드된 후 자체 멜로디를 구성하게 되었다.[5]

2.2. Recurrent Neural Network (RNN)

최근 많은 RNN의 사용은 모델을 시간적 컨텍스트만을 설명하기 위해 사용할 뿐이며, 모델을 은닉 상태와 하나 이상의 완전하게 연결된 계층을 사용하여 출력을 생성하는 것과는 대조적이다. 이러한 모델은 일반적으로 RBM과 같은 실제 출력을 생성하기 위한 다른 아키텍처를 가지고 있다.

각 RNN은 자체적인 일련의 숨겨진 상태를 가지고 있고 그 출력을 다음 계층 RNN으로 전달하여, 효과적으로 깊이와 모델링의 복잡성을 효과적으로 증가시킨다.[6]

2.3. Autoencoder (AE)

RAAM(Recursive Auto-Associative Memory)은 어떤 규칙에 따라 입력된 쌍이 재귀적으로 인코딩되어 입력 쌍의 크기를 줄인 자동 인코더의 일종으로, 쌍이 남아 있지 않을 때까지 역 디코딩 프로세스가 수행된다. 개별 하위 작업에 대해 3개의 네트워크를 사용하여 멜로디를 모델링하려는 시도에서 자동 인코더를 사용하여 음악 단위를 시작점으로 인코딩한다. 음악 단위는 일반적으로 첫 소절에서 몇 소절까지이며 자동 인코더로의 입력은 BOW(Bag-of-Words) 방식으로 표현된 단일 음악 단위의 특징 벡터이다.[7]

III. 기존 연구의 한계

기존 연구 분석에서 보았듯이 대부분의 연구가 서양 음악을 중심으로 이루어져 왔다. 바흐나 모차르트 등의 클래식 음악과 비틀즈, 메탈리카 등 현대 팝음악에 대한 연구는 종종 있었으나 동양음악, 특히 국악에 대한 인공지능 작곡 연구는 찾아보기 힘든 상황이다. 더욱이 연구를 진행하기 위한 기초적인 데이터 세트 또한 전무한 실정이다. 이에 해당 논문에서는 국악의 데이터 세트를 만들고, 이를 기반으로 인공지능 국악작곡의 가능성을 타진해본다.

IV. 방법론

4.1. 알고리즘 및 아키텍처 선택

선택의 기준이 된 것은 그 알고리즘이 얼마나 국악 멜로디 생성에 알맞은 결과를 도출하는데 우수한 성능을 보이는가였다. 기존 연구 알고리즘을 검토한 결과 텍스트를 기반으로 한 딥러닝 알고리즘이 음악적 멜로디를 생성해내는데 적합한 것으로 나타났다.[8] 결과적으로 언어와 음악의 유사성에 기반한 LSTM, Music Transformer 그리고 Self Attention 3가지 모델들이 선택되었다.

4.1.1. Long Short-Term Memory (LSTM) 모델

LSTM 네트워크는 연속된 데이터 시퀀스에서 다음에 무엇이 올지 예측하는데 우수한 성능을 나타낸다. LSTM 네트워크에 대량의 음악 데이터를 입력하고 충분히 학습시키면 원래의 학습 데이터와 유사한 결과물을 도출해낸다. 이후 예측값과 타겟값의 오차를 분류 문제에 주로 사용하는 Softmax Loss를 이용하여 구한다. 모델의 예측이 정확할수록 Loss 값이 작게 나오게 되고, 음표들을 순서대로 예측해서 나열하면 학습시킨 데이터 세트와 유사한 음악을 생성할 수 있다.

4.1.2. Music Transformer 모델

Music Transformer는 머신 러닝 예술을 위한 창의적인 응용 프로그램에 중점을 두었으며, LSTM과 VAE만 있는 아키텍처이다. 3가지 유형의 데이터, 즉 2마디 멜로디, 32마디 멜로디 및 32마디 데이터를 훈련한다. 리드, 베이스 및 드럼이 있는 트리오 및 해당 아키텍처는

시퀀스에서 시퀀스 패러다임으로 구성된다.

Music Transformer는 인코더로 양방향 LSTM을 사용하고 디코더로 딥 LSTM을 사용하여 2마디 멜로디를 우아하게 재구성한다. 나머지 실험의 경우, 아키텍처가 약간 변경되고 첫 번째 LSTM 디코더가 16개의 잠재 코드를 출력하는 계층적 속성이 추가되는데, 이 코드는 각각 하위 계층 LSTM 네트워크에 의해 2마디로 디코딩된다.[9]

4.1.3. Self Attention 모델

LSTM seq2seq 모델의 가장 큰 문제점은 context 벡터로 이렇게 고정된 벡터로는 긴 문장들을 처리하기 어렵다는 점이다. LSTM 기반의 인코더 - 디코더 모델은 고정된 크기의 context 벡터를 사용함으로써 정보 손실이 발생할 가능성이 있고 이로 인해 문장이 길어질수록 번역이 부정확해지는 단점이 있다. 또한, 학습에 시간이 오래 걸린다.

이에 대한 해결책으로 나온 것이 Self Attention 모델이다. Self Attention 모델은 seq2seq 모델이 디코딩 과정에서 현재 단계에서 가장 관련된 입력 부분에 집중할 수 있도록 해줌으로써 AI 번역의 품질을 매우 향상시킬 수 있었다.[10]

4.2. 국악 데이터 전처리(Data Preprocessing)

국악 자료를 신경망에 입력해 학습시키기 위해 데이터 전처리를 할 필요가 있다. 이를 위해 대표적인 국악곡 35개(진도 아리랑, 날리리아, 강강술래, 풍년가 등)를 MIDI 신호로 바꾸고 이를 Music21 라이브러리를 이용해 백터화 하는 과정을 거쳤다. 이 과정을 통해 그림1과 같은 샘플을 얻었다.

	Counter Message Details	
	Notes On	Notes Off
Note	2476	2476
Poly Key Pressure	0	0
Control Change	126	7
Program Change	0	0
AfterTouch	0	0
Pitch Bend	0	

Fig.1 Korean Traditional Music Dataset(note:number of notes, control change:number of MIDI Control)

AI 국악 멜로디 생성기를 훈련시키기 위해서는 MIDI 데이터 세트를 알고리즘이 이해할 수 있는 데이터 표현

으로 데이터 전처리해주어야 한다. 전처리과정에서 입력된 각 미디 파일은 타임 시그네처미디 이벤트로 시작되어 곡이 끝날 때까지의 모든 미디 이벤트를 포함하는 세그먼트로 분류되어 진다. 데이터 세트의 전처리는 데이터 표현 파일들을 생성하는데 이 파일들은 각 세그먼트들의 시퀀스에 해당한다.

4.3. 학습 및 모델 생성

4.3.1. LSTM을 이용한 국악 멜로디 생성기 모델링

LSTM 모델은 3개의 레이어를 쌓아 만들고 각 층에 드롭아웃 계층을 적용한다. 128가지의 음정 중에 하나를 분류하는 과정으로 출력계층의 활성화 함수는 소프트맥스(Softmax)를 사용한다.[11] 드롭아웃률은 0.3으로 설정하였다.

4.3.2. Music Transformer 을 이용한 국악 멜로디 생성기 모델링

Transformer 아키텍처는 자연어 처리에서 괄목할 만한성과를 이루어왔다. Transformer는 기존 모델보다 효율적으로 학습하고 더 나은 long term memory를 가진다. 이 모델은 relative self attention을 사용하며 인코더블록과 cross-attention 메커니즘이 제거된 바닐라 트랜스포머 모델이다. 이것은 비감독 작업에서 더 효율적으로 작동하여 음악 표현에 매우 적합하다. 16개의 은닉계층을 가지고 샘플링 방법은 랜덤으로 설정하였다.

4.3.3. Self Attention을 이용한 국악 멜로디 생성기 모델링

이 모델은 3개의 GRU(Gated Recurrent Unit)와 몇 개의 Self attention 레이어를 사용한다. 신경망이 너무 빨리 과적합되는 것을 방지하기 위해 드롭아웃이 사용되었다. 6개의 양방향 은닉계층과 8개의 드롭아웃이 사용되었다.

V. 실험 및 결과

5.1. 국악 데이터 세트 분석

5.1.1. 국악 데이터의 히스토그램과 Pitch Class 분석

히스토그램의 X축은 음정, Y축은 그 음정들이 곡 안에서 몇 번이나 사용되었는가를 표시한다. 히스토그램에서 보이는 바와 같이 주요 국악 민요의 음정은 5음계

를 중심으로 이루어졌음을 볼 수 있다.

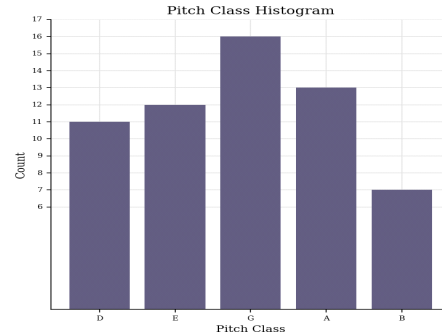


Fig.2 Histogram of Arirang

그림2는 대표적 민요인 아리랑의 히스토그램으로 D(레),E(미),G(솔),A(라),B(시) 5개의 음정이 거의 엇비슷하게 분포되어있음을 알 수 있다. 5개의 음정 중 가운데 음인 G(솔)음을 중심으로 각 음들이 골고루 사용되었음을 나타낸다.

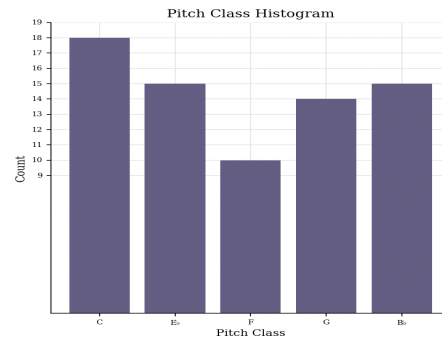


Fig.3 Histogram of Niliriya

그림3은 널리리아의 히스토그램으로 아리랑은 ‘레, 미,솔,라,시’의 메이저 펜타토닉 계열의 음을 사용하고 있는 것에 비해 널리리아는 ‘도,미b,파,솔,시b’ 구성의 마이너 펜타토닉)음계를 사용하고 있다.

5.1.2. Pitch Class 분석

Pitch Class 그래프는 곡의 구성음들을 시간의 흐름에 따라 2차원적으로 나타낸 것이다. X 축은 시간(초)을 나타내고 Y축은 음정을 나타낸다. 이 그래프를 이용하면 어떠한 음정이 곡의 진행에 따라 쓰여졌는지를 알 수 있다.

1) 펜타토닉 음계는 다섯 개의 음으로 이루어진 음계이다. 장조와 단조가 있다.

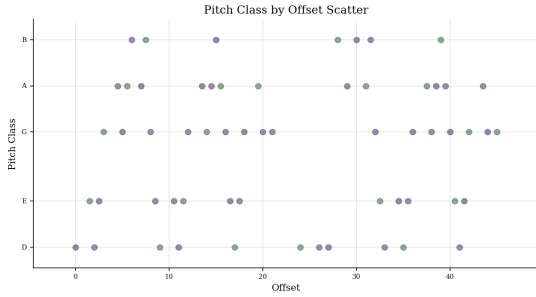


Fig.4 PitchClass of Arirang

그림4 아리랑의 pitch class 그래프를 보면 히스토그램에서 본 것과 같이 각 음이 순차적으로 골고루 분포되어 있다. 이러한 균형감이 아리랑의 아름다운 멜로디를 만드는 데 중요한 역할을 하고 있다.

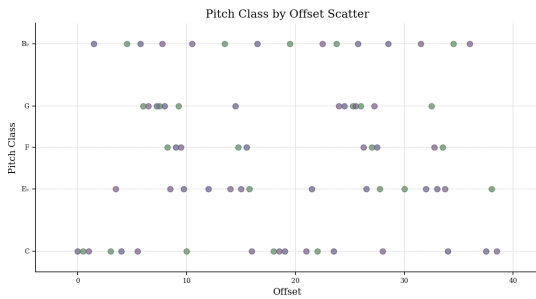


Fig.5 Pitch Class of Niriya

그림 5닐리야는 특징적으로 C와 Eb, G와 Bb의 2개의 단3도 인터벌을 가지고 있음을 볼 수 있는데 이로 인해 서양의 디미니쉬²⁾ 코드와 비슷한 느낌을 내고 있다.

5.2. AI 국악 멜로디 생성기 각 모델별 결과 비교³⁾

5.2.1. LSTM 모델

LSTM 모델의 그림 6 히스토그램을 보면 학습 데이터 중 아리랑의 히스토그램 패턴과 유사한 결과가 나온 것을 볼 수 있다. 많은 국악 민요와 같이 D(레), E(미), G(솔), A(라), B(시)의 5개 음정으로 이루어진 5음계를 나타내었다. LSTM 모델의 Pitch Class를 보면 유사한 패턴이 많이 반복됨을 볼 수 있다. 이 논문에서 사용된 LSTM 모델은 음의 길이가 모두 8분 음표로 되어 있어

국악 특유의 장단을 표현해내지 못하는 한계점이 있다.

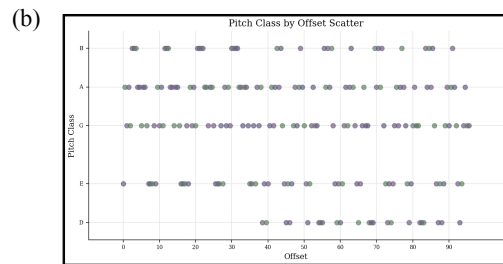
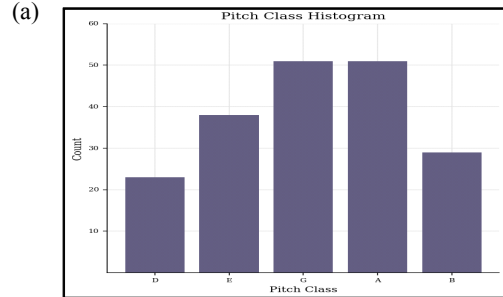
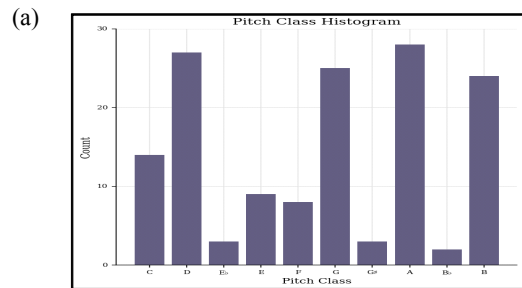


Fig.6 (a)Histogram and (b)Pitch Class of LSTM Model

5.2.2. Music Transformer 모델

그림 7 Music Transformer 모델 히스토그램과 다른 국악 히스토그램과의 차이점은 Music Transformer 모델에서는 C(도), D(레), Eb(미 플렛), E(미), F(파), G(솔), G#(솔 샷), A(라), Bb(시 플렛), B(시)의 10개 음정이 나타난다는 것이다. 빈도 상 C, D, E, G, A, B 등 국악에서 많이 쓰이는 음들이 여전히 많이 사용되고 있음을 알 수 있다.

Pitch Class에서도 이러한 결과를 볼 수 있다. 다른 방식에 비해 많은 음정들이 사용되고 있으며 나타나는 패턴 또한 복잡한 편이다. 이것은 Music Transformer 모델이 서양 클래식 피아노 음악 데이터세트에 기반을 두고 만들어진 데서 기인하는 것으로 생각된다.



2) 모든 음의 간격이 단3도로 이루어진 코드

3) https://www.youtube.com/watch?v=_n9jByBGP58

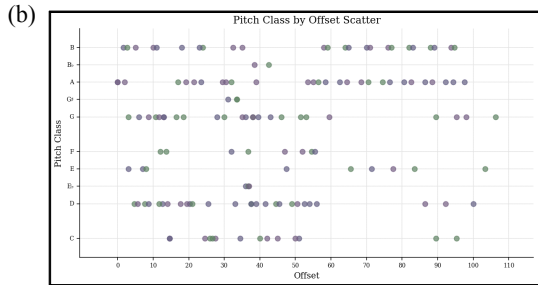


Fig.7 (a)Histogram and (b)Pitch Class of Music Transfer Model

5.2.3. Self Attention 모델

그림 8 Self Attention 모델의 히스토그램을 보면 C,D,E,G,A,B 의 6개의 음정이 쓰였고 그 중 C(도),E(미),A(라) 음정이 주로 쓰였음을 알 수 있다.

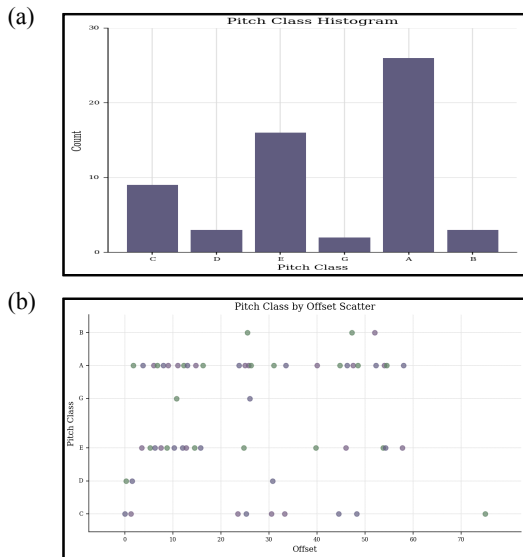


Fig.8 (a)Histogram and (b)Pitch Class of Self Attention Model

LSTM 모델은 학습 데이터 중 하나인 아리랑과 흡사한 멜로디를 지나치게 반복적으로 만들어 내었고 또한 국악의 장단을 제대로 표현해 내지 못하였다. Music transformer 모델은 5음계를 주로 사용하는 국악과는 달리 반음을 많이 사용하는 10음계를 사용하였고 생성된 멜로디는 서양 클래식 음악의 피아노 소나타를 연상시켰다. Self Attention 모델은 리듬적인 측면에서 국악적인 느낌이 잘 나타나는 경향이 있었다.

5.3. 모델별 청취자 선호도 평가

청취자 평가를 위하여 LSTM, Music Transformer, 그리고 Self Attention 방식의 결과물을 사용자가 들 수 있도록 음원화하고 이들을 제시하여 리커트(Likert) 척도에서 어느 것이 더 국악에 가까운 느낌이 나는지 평가하도록 요청하였다. 총 110명의 청취자가 참여하였고 결과는 다음과 같다. 그림 9,10은 각 모델의 청취자 비교 결과를 표로 나타낸 것이다. LSTM 방식으로 생성된 국악 멜로디의 평가 평균 점수가 2.98 점으로 가장 낮았고 Music Transformer 방식이 3.09 점을 받았다. Self Attention 방식이 3.74 점으로 가장 높은 점수를 받아 가장 국악적인 느낌을 잘 살렸다는 평가를 받았다.

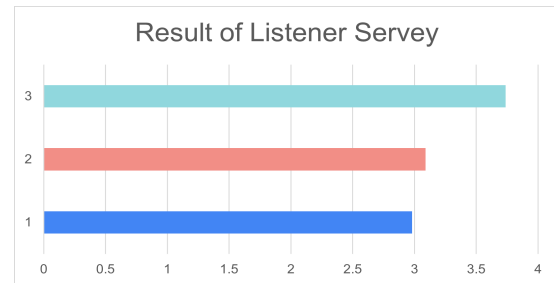


Fig.9 Result of Listener Survey (1:LSTM, 2:MusicTransformer, 3:Self Attention)

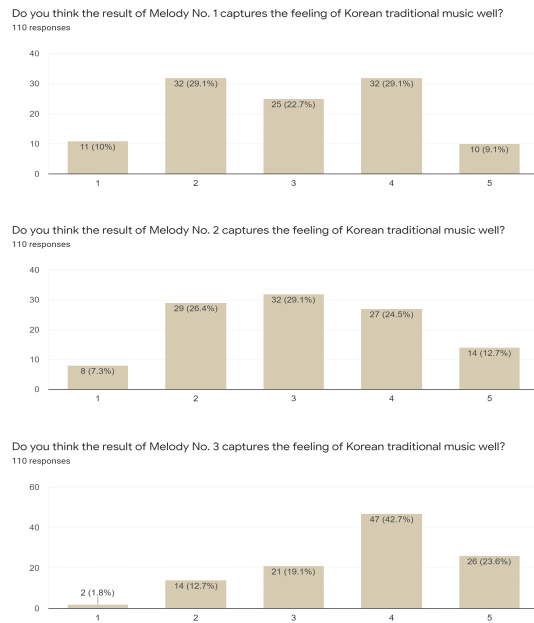


Fig.10 Result of Each Listener Survey

5.4. 모델별 정확도 및 손실률 비교

3가지 모델의 정확도 및 손실률 비교를 위해 각 모델은 235 배치 크기를 사용하고 국악 데이터 세트를 이용하여 10 epoch 동안 실행되었고 2324번의 gradient 업데이트가 이루어졌다.

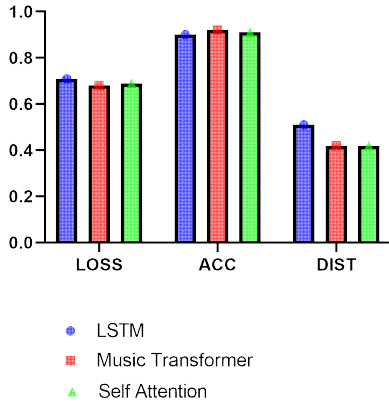


Fig.11 Accuracy, loss and distance rate comparison chart for each model

그림 11 다이어그램은 국악 데이터 세트에 대한 3가지 모델의 성능을 보여준다. 다이어그램에서 Music Transfer 모델이 일반적으로 더 나은 성능을 발휘하고 LSTM과 Self Attention 모델이 비슷한 성능을 보임을 알 수 있다. 단, LSTM 모델은 잘못된 예측을 할 때 약간 더 멀리 떨어져 있는 경향이 있다.

VI. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 국악 멜로디를 인공지능을 이용해 생성해내는 연구를 통해 3가지 딥러닝 알고리즘을 적용하여 그 결과물을 비교분석 하였다. 연구를 통해 국악의 데이터 세트를 구축하였고 이를 이용하여 인공지능 국악 작곡의 가능성을 각 모델의 성능 비교를 통해 검증하였다. 데이터 세트 구축을 위하여 국악 자료를 MIDI로 변환하여 데이터 전처리를 하였다. MIDI 파일화된 음정, 박자, 조성 등을 추출해낸 후 정규화 과정을 거쳐 토 큰화하였다. 이 멜로디와 박자를 벡터로 표현하여 입력 데이터를 구성하였다. 학습모델로는 LSTM, Music Transformer, 그리고 Self Attention 모델이 적용되었다.

LSTM은 순차적인 데이터를 학습하는데는 효과적이었으나 곡이 길어질수록 단순 반복되는 경향이 있었다. Music Transformer는 좀 더 다양하고 변화가 많은 멜로디 진행을 보여줬으나 결과물이 마치 서양 클래식 피아노 소나타에 가까운 느낌을 주었다. Self Attention 모델은 3가지 모델 중 국악에 가장 근접한 멜로디 진행을 보여주었다.

음악에 대한 평가는 객관적이기보다는 개인의 선호도에 따라 달라지기 때문에 정확도 평가보다 사용자 평가를 하는 것이 필요하여 사용자 설문조사를 진행하였다. 세 가지 모델의 국악 멜로디 결과물을 음원화하여 사람들에게 들려주고 어떤 곡이 가장 국악의 느낌을 잘 살렸는지 5점 척도로 점수를 매겨 평가하도록 하였다. 사용자 평가 결과 Self Attention 방식이 LSTM 방식과 비교하여 0.76점의 차이로, Music transformer 방식과는 0.65점의 차이로 높은 선호도를 보였다. 데이터 표현 및 훈련데이터는 인공지능 작곡에 있어 매우 중요하다. 이를 위한 기초적인 국악 데이터 세트를 만들고 다양한 알고리즘으로 인공지능 작곡을 시도하였고 이것이 향후 국악 인공지능 작곡의 연구에 도움이 될 수 있을 것이다.

이 연구에서는 다음과 같은 개선해야 할 부분들이 있다. 첫 번째로 데이터 세트를 만드는데 사용된 국악의 다수가 민요로 이루어져 있다는 것이다. 국악의 다른 큰 장르인 정악에 대한 데이터가 부족한 점은 향후 정악의 MIDI 데이터화를 통해 보완해 나가야 할 것이다. 두 번째로 딥러닝을 통한 국악의 생성은 멜로디와 박자는 만들어 낼 수 있으나 국악의 중요한 요소인 농현 등의 아티큘레이션을 표현할 수 없다는 것이다. 국악이 국악답게 들리는 것은 멜로디와 장단이라는 요소 이외에도 현을 떨어주는 농현이라는 기법이 큰 영향을 미치는데 인공지능 작곡에서는 아직 이러한 기법은 표현할 수가 없다. 본 연구는 서양음악에 치우쳐져 있는 인공지능 작곡을 국악에 적용시킬 수 있는 모델들을 시험에 봄으로써 알고리즘 작곡이 서양음악의 전유물이 아님을 증명하고 현대 국악의 새로운 가능성을 타진해 보았다. 이러한 연구가 4차 산업 혁명 시대를 맞아 가장 한국적인 것이 가장 세계적인 것임을 다시 한번 상기시키고 새로운 세대에 국악에 관한 관심을 불러일으킬 수 있는 계기가 될 수 있기를 기대한다.

References

- [1] L. Wyse. Mechanisms of artistic creativity in deep learning neural networks.arXiv preprint, arXiv:1907.00321, 2019.
- [2] Y. Nam and Y. Kim, “Melody composition using geometric crossover for variable-length encoding,” *Computational Intelligence in Music, Sound, Art and Design Lecture Notes in Computer Science*, pp. 37-38, 2019.
- [3] G. Hadjeres, F. Pachet, and F. Nielsen, “Deepbach: a steerable model for bach chorales generation,” *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, PMLR 70*, pp. 1362-1371, 2017.
- [4] H. Hild, J. Feulner, and W. Menzel, “HARMONET: A neural net for harmonizing chorales in the style of JS Bach,” *Applications of Evolutionary Computation*, pp. 267-274, 1992.
- [5] B. Freisleben, “The neural composer: A network for musical applications,” *International Computer Music Association*, vol. 1993, pp. 1663-1666, 1992.
- [6] N. Boulanger-Lewandowski, Y. Bengio, and P. Vincent, “Modeling temporal dependencies in high-dimensional sequences: Application to polyphonic music generation and transcription,” *arXiv preprint*, arXiv:1206.6392, 2012.
- [7] R. Vohra, K. Goel, and J. K. Sahoo, “Modeling temporal dependencies in data using a DBN-LSTM,” *arXiv:1803.01271*, pp. 1-4, 2015.
- [8] S. Jee, “Completing Unfinished Classic Music Using AI,” *Seoul School of Intergrated Sciences and Technologies*, vol. 1, no. 1, pp. 2-4, 2020.
- [9] J. Bae, “Deep Learning Music Genre Classification System Model Improvement Using Generative Adversarial Networks (GAN),” *International Journal of Information and Communication Engineering*, vol. 24, no. 7, pp. 842-848, 2020.
- [10] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio, “Neural machine translation by jointly learning to align and translate,” *arXiv preprint*, arXiv:1409.0473, 2014.
- [11] J. Bae and C. Y. Kim, “Deep Learning Music genre automatic classification voting system using Softmax,” *International Journal of Information and Communication Engineering*, vol. 23, no. 1, pp. 27-32, 2019.



배준(Jun Bae)

연세대학교 정치외교학과 졸업
상명대학교 컴퓨터음악대학원 졸업
수원대학교 컴퓨터학부 이학박사
수원대학교 음악테크놀로지과 교수
※관심분야: AI 알고리즘 작곡, 머신러닝 플레이리스트 작성, 음성인식, DSP 설계, NFT