

하이퍼네트워크를 이용한 음악 멜로디 예측

(Music Melody Prediction using Hypernetworks)

*김현우, 김병희, 장병탁

서울대학교 컴퓨터공학부

e-mail: hwkim, bhkim, btzhang@bi.snu.ac.kr

***Hyunwoo Kim, Byoung-Hee Kim, Byoung-Tak Zhang**

School of Computer Science and Engineering

Seoul National University

요 약

사람들은 처음 듣는 음악의 멜로디를 부분적으로 따라하거나 예측할 수 있다. 특히 친숙한 장르의 음악일 경우 예측이 보다 용이하다. 음악의 멜로디를 시간에 따라 변화하는 데이터로 생각하고, 최근 연구되어지고 있는 기계 학습 모델인 하이퍼네트워크를 이용하여 멜로디를 예측하여 본다. 본 논문에서는 진화연산을 통해서 하이퍼네트워크를 학습시켰고, 음악 멜로디를 음의 높이 의 변화량을 예측하였다. 학습을 통하여 하이퍼네트워크가 음악 멜로디를 표현할 수 있음을 확인하였고, 또한 테스트 데이터에서 부분적으로 예측을 가능한 것을 보여 주었다. 이 연구는 향후 알고리즘 작곡에 응용될 수 있을 것이다.

Abstract

Human can follow melody which he has not listened to before. Especially human predict next melody better if they are familiar with the genre of the song. We assume that melody is time series data. Recently hypernetworks have been researched for classification and time series problems. In this paper, we use evolutionary hypernetwork models (EHNs) for predicting difference of pitch. Evolutionary hypernetwork model can represent the corpus of melody and predict unseen melody partly.

Keywords : 하이퍼네트워크, 진화연산, 알고리즘 작곡, 음악, 기계학습

I. 서 론

인공지능 분야에서 오랫동안 심볼릭 음악에 대한 연구가 이루어져 왔다. 특히 알고리즘 작곡은 다양한 접근 방법으로 연구되어져 왔다. 이를 위한 그래픽 인터페이스의 상용프로그램도 다수 출시되어 있다. 알고리즘 작곡의 시초로 생각되어 지는 것은 모차르트의 주사위를 이용한 미뉴엣 작곡이다. 사전에 만들어 놓은 마디를 주사위를 던져 선택하고 배치하여 하나의 미뉴엣을 생성하는 것이다. 이 작곡 방법에 대한 자세한 설명과 웹에서 사용할 수 있는 응용도 알려져 있다^[1]. 주사위와 같은 우연성에 의존한 알고리즘 작곡과 달리 음악을 분석하여, 학습하고 이를 기반으로 곡을 생성하는 접근 방식이 있다. 학습을 통한 알고리즘 작곡은 곡에 들어 있는 패턴을 잘 표

현 할 수 있는 가설 표현 방식이 필요하다. 또한 학습데이터에 지나치게 적용되지 않고 일반적인 가설을 얻기 위해서 학습되지 않은 데이터에 대한 일정 예측이 가능해야 할 것이다. 이를 위해 특정 장르 또는 특정 가수의 노래의 전반적인 패턴과 특정 곡의 지역적인 패턴을 적절하게 학습하기 할 필요성이 있다. 학습을 통한 음악 멜로디 예측에 관한 연구로는 HMM을 이용한 장기적 의존성을 고려한 연구가 있다^[6]. 하이퍼네트워크는 주식 데이터를 이용한 시계열 학습에 사용된 바 있으며^[2], 음악을 학습하고 생성하기 위한 방법으로 사용된 바가 있다^[3]. 기존 하이퍼네트워크를 이용한 음악 학습 및 생성 방법과의 차이점은 구성에 독립적인 특성값을 추출하고 변화된 알고리즘 제안하여 본 연구를 진행하였다.

II. 본 론

1. 음악 멜로디 학습을 위한 특성값

음악 멜로디는 음의 높이와 음의 길이로 표현될 수 있다. 음의 높이를 예측하기 위해서는 학습 멜로디의 조성을 일치시켜야 한다. 학습 멜로디의 음의 조성이 예측하기 위한 멜로디의 구성과 일치하지 않는 경우 예측에 실패하기가 쉽다. 또한 학습 데이터의 구성에 따른 형평성 문제가 야기된다. 이런 문제를 극복하기 위하여, 음의 높이의 변화량을 특성값으로 사용하였다.

$$\text{음 높이 변화량}(n) = \text{음높이}(n+1) - \text{음높이}(n) \quad (1)$$

2. 음악 멜로디 학습을 위한 실험과정

본 연구는 Matlab으로 구현하고 실험하였으며, 미디를 처리하기 위하여, 공개되어 있는 Midi Matlab Toolbox^[5]를 사용하였다. 실험과정은 표1과 같다.

- | |
|---|
| <ol style="list-style-type: none"> 1. 미디 파일 전처리를 통한 멜로디 추출 2. 하이퍼네트워크를 이용한 학습 멜로디의 패턴 학습 <ul style="list-style-type: none"> - 하이퍼에지의 가중치 조절을 통한 가설 변경 - 하이퍼에지의 사용빈도를 이용한 하이퍼에지 교체 3. 학습 데이터에 대한 성능 측정 4. 테스트 데이터에 대한 성능 측정 |
|---|

표 1. 음악 멜로디 학습을 위한 실험과정

3. 하이퍼네트워크 학습 알고리즘

하이퍼네트워크 학습을 위한 알고리즘은 다양하게 제안 되어져 왔다. 학습 과정에 진화 연산의 원리를 추가한 진화하이퍼네트워크(EHNs)이 제안되어져 왔다. 본 연구에서는 하나의 하이퍼에지는 노드와 가중치, 사용 빈도값을 갖는다(그림 1).



그림 1. 하이퍼네트워크 및 하이퍼에지 개념도

기존 하이퍼네트워크 연구에서 하이퍼에지를 교체하기 위한 적합도 함수(Fitness function)는 주로 하이퍼에지의 분류 성능 또는 가중치 값을 이용하였으나, 본 연구에서는 학습과정에서 하이퍼에지가 호출되어 분류에 쓰인 사용빈도를 적합도로 사용하였다. 본 연구의 하이퍼네트워크 학습 알고리즘은 음의 높이와 음의 길이를 합친 하나의 음표를 하나의 노드로 표현한 기존 연구^[3]의 알고리즘을 수정하여 표2 와 같은 알고리즘으로 학습하였다.

- | |
|---|
| <ol style="list-style-type: none"> 1. 하이퍼네트워크 초기화 <ul style="list-style-type: none"> - 하이퍼에지를 학습데이터에서 무작위로 추출하여 정해진 크기의 하이퍼네트워크 생성 2. 하이퍼네트워크 가중치 조절 <ul style="list-style-type: none"> - 학습데이터에서 멜로디의 부분에 기반해 다음 음 높이와의 차를 예측한다. 정확히 예측할 경우 가중치를 차수만큼 증가. 잘못 예측할 경우 차수만큼 가중치 감소 3. 하이퍼에지 교체 <ul style="list-style-type: none"> - 가중치 학습동안 예측에 사용된 하이퍼에지의 사용빈도를 기준으로 미리 정해진 교체 비율에 따라 사용 빈도 하위 x%의 하이퍼에지를 버린다. - 살아 남은 하이퍼에지의 차수별 비율에 따라 후보 패턴에서 차수별 무작위로 추출하여 다양한 차수의 하이퍼에지를 교체한다^[4]. 4. 가중치 정규화 5. 2-4을 반복 6. 학습데이터에 대한 예측 성능 또는 정해진 횟수를 반복하였을 경우 종료한다. |
|---|

표 2. 멜로디의 음높이 차이를 예측하기 위한 하이퍼 네트워크 학습 알고리즘

III. 실험

하이퍼네트워크 학습을 위해서는 하이퍼에지의 교체 비율, 하이퍼네트워크의 크기, 사용하는 하이퍼에지의 차수 등의 요소를 결정해야 한다. 본 실험에서 사용한 설정 값은 표3과 같다. 크기는 하이퍼네트워크의 하이퍼에지 수를 나타내는 것으로 데이터로부터 추출 될 수 있는 하이퍼에지의 모든 조합에 대한 비율로 나타내었다.

실험번호	학습데이터	크기(%)	교체 비율(%)
A1	ABBA	10	5
A2	ABBA	20	5
A3	ABBA	30	5
A4	ABBA	40	5
E1	Elton John	10	5
E2	Elton John	20	5
E3	Elton John	30	5
E4	Elton John	40	5

표 3. 실험을 위한 하이퍼네트워크 설정값

1. 데이터 셋

사용한 데이터셋은 표4와 같다. 각 가수 이름과 학습에 사용된 셋은 L(learning) 테스트에 사용된 셋은 T(test)를 붙여 데이터셋 이름을 정하였다. 인터넷에서 구할 수 있는 midi 파일에서 멜로디를 추출한 데이터셋이다.

데이터셋 이름	곡 수
ABBA_L	70
Elton_John_L	70
Beatles_T	10
ABBA_T	10
Elton_John_T	10

표 4. 데이터 셋 구성

2. 하이퍼네트워크의 학습 곡선

진화하이퍼네트워크 학습은 진화연산을 이용하여 학습을 한다. 하이퍼네트워크의 학습 곡선을 관찰하므로써 학습 횟수가 지남에 따라 성능이 향상되고, 수렴하는 것도 확인할 수 있다.

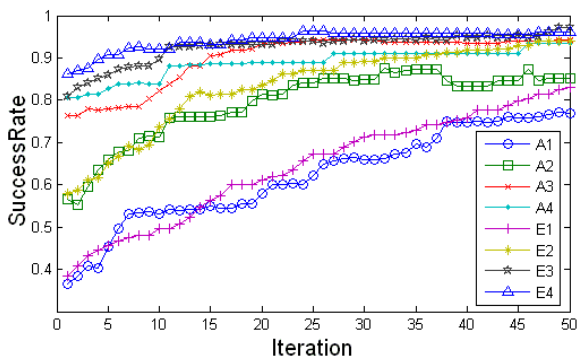


그림 2. 실험을 위한 하이퍼네트워크 설정값

3. 학습 데이터에 따른 예측 성능

하이퍼네트워크를 통해서 데이터를 학습하고, 학습에 사용되지 않은 임의의 데이터에 대해 예측을 해보았을 때의 실험 결과는 표5와 같다. 학습에 사용된 곡의 가

수와 같은 가수의 테스트 곡을 예측하는 경우가 다른 가수의 테스트 곡을 예측하는 것에 비해 높은 예측 성능을 보였다. 실험에 사용된 같은 가수들의 곡에 일정한 스타일이 존재한다고 가정하면, 학습 데이터에 있는 패턴을 학습했다고 해석 되어질 수 있다.

실험번호	학습 데이터 예측(%)	테스트 데이터 예측(%)		
		Beatles_T	ABBA_T	Elton_John_T
A1	76.97	6.61	25.63	11.97
A2	85.17	9.92	41.88	12.68
A3	94.32	38.02	46.57	23.59
A4	93.38	14.88	55.23	14.08
E1	82.98	2.48	20.94	35.21
E2	93.98	10.74	16.97	39.79
E3	97.12	7.44	11.55	28.87
E4	96.07	33.88	34.3	57.75

표 5. 학습 및 예측 실험 결과

4. 하이퍼네트워크의 하이퍼에지 분포

하이퍼네트워크가 일반화되기 위해서는 일반적인 패턴을 갖고 있어야 한다. 이를 위해서, 짧은 길이의 하이퍼에지가 선호 된다. 이런 선호를 반영하도록 학습 알고리즘이 제안되었다. 사용 빈도를 기준으로 하이퍼에지를 교체하는 것은 상대적으로 매치될 확률이 높은 짧은 에지들의 생존 확률이 높아 진다. 이를 보여주는 실험 결과는 다음과 같다. 실제 각 차수별 하이퍼에지의 분포는 그림 3과 같다.

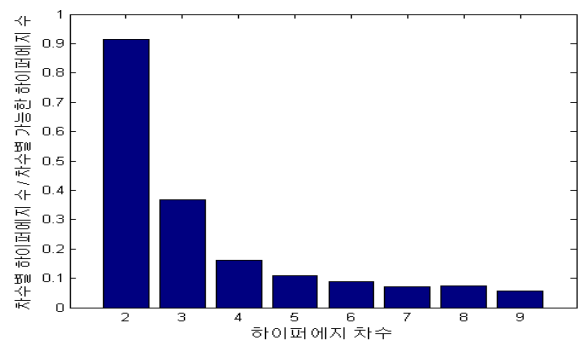


그림 3. 학습된 하이퍼에지의 하이퍼에지 분포

IV. 결론

음악 멜로디 학습을 위해서 조성에 독립적인 특성값인 음 높이의 변화량을 이용하여 하이퍼네트워크를 학습하였다. 진화연산을 통해 하이퍼네트

워크를 학습한 결과 하이퍼네트워크가 충분히 학습데이터를 표현 할 수 있음을 보였다. 또한 테스트 데이터에서 약 20~50%의 예측 성능을 보여주었다. 이와 같은 음악 멜로디 학습 모델은 향후 알고리즘 작곡에 사용 될 수 있을 것이다. 또한 보다 다양하게 알고리즘 작곡에 사용되기 위해서는 다양한 특성값을 동시에 고려해서 예측하는 모델과 다성 음악을 표현하고 학습할 수 있는 모델의 연구가 필요하다.

감사의 글

이 논문은 교육과학기술부의 재원으로 국가연구재단의 지원을 받아 수행된 연구(314-2008-1-D00377, Xtran)이며, 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 IT산업원천기술개발사업(KI002138, 차세대 맞춤형 서비스를 위한 기계학습 기반 멀티모달 복합 정보 추출 및 추천기술 개발, MARS) 및 교육과학기술부의 BK21-IT사업에 의해 일부 지원되었음

참고 문헌

- [1] <http://sunsite.univie.ac.at/Mozart/dice/>
- [2] E. Bautu, S. Kim, A. Bautu, H. Luchian, and B.-T. Zhang, "Evolving hypernetwork models of binary time series for forecasting price movements on stock markets," *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2009)*, 2009.
- [3] H.W. Kim, B.H. Kim, and B.T. Zhang, "Evolutionary hypernetworks for learning to generate music from examples," *Proceedings of the 18th international conference on Fuzzy Systems*, IEEE Press, pp. 47-52, 2009.
- [4] J.-K. Kim, B.-T. Zhang, "Evolving hypernetworks for pattern classification," *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2007)*, pp.1856-1862, 2007.
- [5] T. Eerola and P. Toivainen, *MIDI Toolbox: MATLAB Tools for Music Research*. University of Jyväskylä: Kopijyvä, Jyväskylä, Finland, 2004.
- [6] J.F. Paiement, Y. Grandvalet, and S. Bengio, "Predictive models for music," *Connection Science*, vol. 21, pp. 253-272, 2009.