

## 역전파 신경망을 이용한 작곡 코드 분석

조재영\*, 김윤호\*, 이명길\*\*

### 요약

본 논문은 기존의 코드작곡 프로그램을 신경망 역전파 방법을 통해 재구성 하였다. 대중성을 인정받은 기존의 대중가요들의 코드진행을 기대치로 부여하고 역전파 학습방법을 통해 그 기대치에 상응하는 결과 값을 학습시켰다. 가중치 값을 변화시켜가면서 작곡 프로그램을 구현함으로써 기존의 작곡 방법을 더욱 유연하게 대중성의 코드진행 패턴에 가까운 결과를 낼 수 있도록 하였다.

## Analysis of Composition Chord Based on Back-propagation Neural Network

Jae-Young Jo\*, Yoon-Ho Kim\*, Myung-kil Lee\*\*

### Abstract

This paper shows the reconstruction of existing composition chord program using back propagation neural network. In this approach, in order to produce the expectation values, weight values are controlled by neural network, which used chord pattern as a input vector. Experimental results showed that proposed approach is superior to a popular chord pattern method rather than existing composition program.

Key words : 역전파신경망, 코드작곡, 코드진행

### 1. 서론

대중음악 작곡 방법은 일반적으로 코드기반과 멜로디 기반으로 분류 할 수 있는 데, 코드기반의 경우 밝은 음색을 표현하는 메이저코드와 어둡고 무거운 음색을 표현하는 마이너코드 등을 적절히 조합하여 대중음악이 작곡되어 진다. 즉, 여러 장르의 대중음악은 코드진행을 기본으로 하고 이런 음악 코드들은 정의되지는 않았지만 적어도 일반적인 진행공식을 가지고 있다. 컴퓨터 음악이 발달되면서 음악에 대한 전반적인 이해를 가지고 있지 않은, 즉 어려서부터 필수 교육과정 외의 음악수업 외에는 배워오지 않은 일반 사람들도 음악 작곡을 할 수 있게 되었다. 하지만 이들이 컴퓨터 음악을 이용해 작곡한 음악을 들어봐도 그리 어색하지 않음을 느끼는 것은 이들 역시 비록 과외 음악 교육은 받지 않았을지 모르지만 어려서부터 들어오던 여러 음악들에 의해 자신도 모르게 어느 정도의 감각적인 교육은 받았다는 것이 본인의 생각이다. 그러므로 그들이 음악

의 코드를 배워서 작곡을 한다 해도 그렇게 조화로운 코드진행이 나오는 경우가 대부분이다. 그 이유가 바로 대위법이나 화성학을 기반으로 작곡되었던 여러 음악들을 예전부터 접해왔다는 이유 때문일 것이다 [1]. 어려서부터 음악을 들은 사람들이 대부분이듯이 그런 사람들은 너무 많이 일반적 에서 벗어나는 음악을 듣는다면 거부감을 느낄 것이다. 반대로 그들이 작곡을 한다면 그들 역시 그런 어색한 음악을 만들지는 않을 것이다. 작곡이라 함은 예술인들의 전유물이라고 일반적으로 생각되어지고 있다 [2]. 하지만 본 논문에서는 음악적인 교육을 전문적으로 받아오지 않은 사람이라도 누구나 작곡을 할 수 있는 코드작곡 프로그램을 기존의 쿼트리플을 이용한 방식이 아니라 신경망 역전파 학습방법을 통해 프로그램 스스로가 학습을 통해 작곡에 코드작곡에 대한 진행패턴을 분석하고, 그 분석 및 학습을 통한 가중치 조절로 보다 더 완벽한 코드작곡 프로그램을 구현하는 것을 목적으로 한다. 결과적으로 과다 학습을 통한 입력소스로 부여한 기존 대중가요와 완벽히 똑같은 코드진행이 나오는 경우를 제외하고는 기존

\* 제일저자(First Author) : 조재영

접수일 : 2004년 7 월 28 일, 완료일 : 2004년 8 월 27 일

\* 목원대학원 대학원 컴퓨터공학과 박사과정

race4808@hanmail.net

\* 목원대학교 컴퓨터멀티미디어공학부 교수

\*\* 대덕대학 컴퓨터네트워크과 부교수

작곡 프로그램보다 좋은 결과물을 출력해낼 수 있었다.

## 2. 본 론

### 2.1 신경망 역전과 학습을 통한 대중음악 코드 진행패턴 분석

신경망에서의 학습이란 원하는 결과의 노드가 최대 값이 나오도록 적절히 가중치를 설정하는 과정이다. 즉, 코드작곡을 하는 프로그램의 구현에 있어서 대중성을 인정받은 여러 대중가요들의 코드진행 패턴이 나오도록 가중치를 설정하며 그 학습에 사용되는 대표적인 알고리즘이 역전파 알고리즘이다. 역전파 알고리즘의 학습은 임의의 작은 값으로 인접층 유니트(본 논문에서는 하나의 코드를 말함)간의 연결강도를 초기화한 후 학습 데이터들을 입력층에 반복적으로 제공함으로써 학습을 시킨다. 이 과정에서는 입력 벡터와 연결강도에 의하여 계산된 출력층에서의 출력값과 기대하고 있던 목표 출력값과의 차이 즉, 오차를 하위층으로 전파시킴으로써 하위층과의 연결강도를 재조정한다. 이와 같이 입력이 앞으로 전달되어 출력을 얻는 전방향 연산 과정과 오차를 역으로 전파하여 연결강도를 재조정하는 학습 과정으로 구성되는 과정은 신경회로망 전체의 연결강도가 조정되어 총 평균 자승 오차가 기준치안에 수렴할 때까지 즉, 해당 코드에 대한 최적의 코드진행 패턴이 결과값으로 나올 때까지 반복적으로 학습이 이루어지며 그림1은 입력벡터 및 기대치에 해당하는 출력 결과의 예를 임의의 코드패턴에 대하여 나타낸 것이며 오차함수 유도과정은 다음과 같다.

오차함수 E를 정의하면 식 (1)과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - O_k)^2 \quad (1)$$

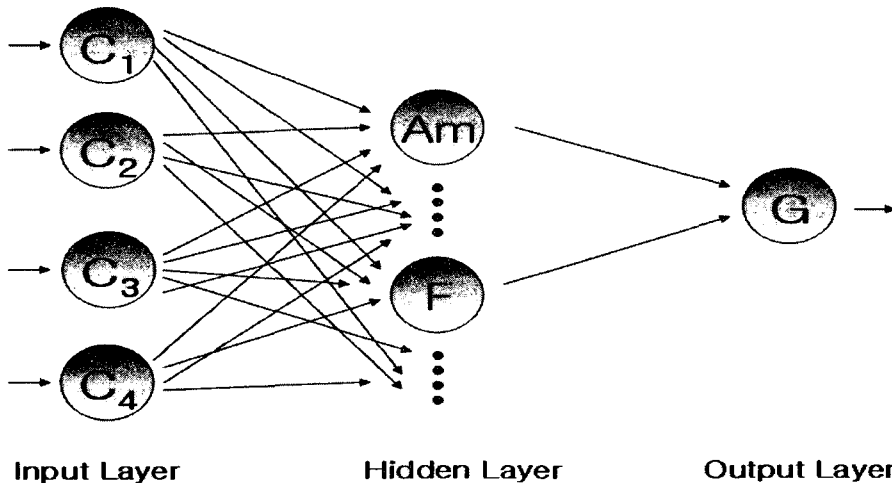


그림 1. neural network

윗 식에서  $T_k$ 는 출력 유니트  $k$ 의 목표 출력값이고  $O_k$ 는 출력 유니트  $k$ 의 실제 출력값과 출력층의 입력값은 각각 식 (2)와 식 (3) 같이 나타낼 수 있다.

$$O_k = f(\text{net}_k) \quad (2)$$

$$\text{net}_k = \sum_j W_{kj} \cdot O_j \quad (3)$$

여기서,  $f$ 는 전달 함수로 미분 가능한 함수이며  $W_{kj}$ 는 출력 유니트  $k$ 와 중간 유니트  $j$  사이의 연결 강도를 의미한다. 따라서, E는 궁극적으로  $W_{kj}$ 와 중간 유니트  $j$ 와 입력 유니트  $i$  사이의 연결 강도  $W_{ji}$ 의 함수로서 E를 최소화하는 접근 방법은 연결강도를 조정하면 된다.

최급하강법에 따라 출력층의 연결강도 변화율  $\frac{\partial E}{\partial W_{kj}}$ 의 반대 방향 즉, 기울기가 감소하는 방향으로 유도하고 연쇄규칙(Chain rule)을 이용하여 정리하면 다음 식 (4)과 같다.

$$-\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = -\frac{\partial E}{\partial \text{net}_k} \cdot \frac{\partial \text{net}_k}{\partial W_{kj}} \quad (4)$$

여기서, 출력 유니트  $k$ 에서의 연결강도 변화율을  $\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial \text{net}_k}$ 라고 정의하면 식 (4)의 우변에 있는 두 번째 항은 중간 유니트  $j$ 의 출력값 이므로 식 (4)은 식 (5)와 같이 표현된다.

$$\frac{-\partial E}{\partial W_{kj}} = \delta_k \cdot O_j \quad (5)$$

한편,  $\delta_k$ 에 연쇄규칙을 적용하면 식 (6)과 같다.

$$\delta_k = \frac{-\partial E}{\partial net_k} = \frac{-\partial E}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \quad (6)$$

그러면, 식 (6)의 우변은 식 (1)과 식 (2)에서

$$\frac{-\partial E}{\partial O_k} = (T_k - O_k) \quad (7)$$

$$\frac{\partial O_k}{\partial net_k} = f'(net_k) \quad (8)$$

이므로 식 (6)은 다음 식 (9)과 같이 표현될 수 있다.

$$\delta_k = (T_k - O_k) f'(net_k) \quad (9)$$

따라서,

$$\frac{-\partial E}{\partial W_{kj}} = (T_k - O_k) f'(net_k) O_j \quad (10)$$

가 된다. 또한, 중간층의 연결강도 변화를  $\frac{-\partial E}{\partial W_{ji}}$  을 고려하면 다음 식 (11)과 식 (12) 같이 된다.

$$\frac{-\partial E}{\partial W_{ji}} = \frac{-\partial E}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial W_{ji}} \quad (11)$$

$$= \frac{-\partial E}{\partial O_j} \cdot \frac{\partial O_j}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial W_{ji}} \quad (12)$$

식 (12)의 우변항은 식 (3)을 이용하여 전개하면 다음 식 (13), (14), (15)와 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial O_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial O_j} \quad (13)$$

$$= \sum_k \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial (W_{kj} \cdot O_j)}{\partial O_j} \quad (14)$$

$$= \sum_k \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot W_{kj} = - \sum_k \delta_k \cdot W_{kj} \quad (15)$$

여기서,  $\frac{-\partial E}{\partial net_j} = \delta_j$ 로 정의하고 식 (11)을 유도하면 다음 식 (16), (17), (18)과 같이 된다.

$$\frac{-\partial E}{\partial W_{ji}} = \frac{-\partial E}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial W_{ji}} = \delta_j \cdot O_i \quad (16)$$

$$= \frac{-\partial E}{\partial O_j} \cdot \frac{\partial O_j}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial W_{ji}} \quad (17)$$

$$= (\sum_k \delta_k \cdot W_{kj}) \cdot f'(net_j) \cdot O_i \quad (18)$$

그리고,  $\delta_j$  는 식 (13), (15)와 식 (16), (18)에 의해 다음 식 (19)과 같이 된다.

$$\delta_j = (\sum_k \delta_k \cdot W_{kj}) f'(net_j) \quad (19)$$

여기에서 활성화 함수  $f$  를 시그모이드 함수로 나타내면 식 (20)과 같고,

$$O_k = \frac{1}{(1 + \exp(-net_k))} - \frac{1}{2} = \frac{1}{(1 + \exp(-\sum_j W_{kj} \cdot O_j))} - \frac{1}{2} \quad (20)$$

식 (20)을 미분하면 다음 식 (21), (22)와 같이 된다.

$$f'(net_k) = \frac{\partial O_k}{\partial net_k} = O_k \cdot (1 - O_k) \quad (21)$$

$$f'(net_j) = \frac{\partial O_j}{\partial net_j} = O_j \cdot (1 - O_j) \quad (22)$$

따라서, 출력층의 연결강도 변화율과 중간층의 연결강도 변화율은 다음 식 (23)과 식 (24) 같이 나타낼 수 있다.

$$\delta_k = (T_k - O_k) \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \quad (23)$$

$$\delta_j = O_j \cdot (1 - O_j) \sum_k \delta_k \cdot W_{kj} \quad (24)$$

또한, 역전파 학습 알고리즘은 오차가 감소하는 방향으로 연결강도  $W_{kj}$ ,  $W_{ji}$  를 재조정하므로 변화량은 다음 식 (25)와 식 (26) 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta W_{kj} \cong \frac{-\partial E}{\partial W_{kj}} = \eta \cdot \delta_k \cdot O_j \quad (25)$$

$$\Delta W_{ji} \cong \frac{-\partial E}{\partial W_{ji}} = \eta \cdot \delta_j \cdot O_i \quad (26)$$

여기서,  $\eta$  는 학습 계수이며 신경회로망의 학습을 진동 없이 서서히 수렴하기 위해서 관성항  $\alpha$ 를 넣으면  $n+1$  단계에서 연결강도의 변화량은 다음 식(27)과

식(28) 같이 정리된다.

$$\Delta W_k(n+1) = \eta \cdot \delta_k \cdot O_j + \alpha \cdot \Delta W_k(n) \quad (27)$$

$$\Delta W_{ij}(n+1) = \eta \cdot \delta_j \cdot O_i + \alpha \cdot \Delta W_{ij}(n) \quad (28)$$

이와 같이 설정된 교사신호와 출력층의 출력 신호와의 오차를 식 (4)에서 식(28)까지의 전방향 연산 과정과 역전파 학습 과정을 거쳐 각 층간의 연결강도를 계속하여 재조정해 나가면서 출력층의 오차가 허용범위 이내의 값으로 수렴하게 되면 학습이 완료된다[5].

신경망 역전파 학습을 통한 코드진행패턴을 분석하기 위해서 대중가요 순위프로그램에서 1위를 했던 30곡의 대중가요를 선정했다. 100비트 이하의 느린 곡 10곡을 선별하였으며 그 곡의 코드진행을 소스로 하여 작곡 프로그램은 학습을 하게 된다. 30곡의 대중음악 대표곡들의 코드진행 패턴을 역전파 방법을 통해 학습시킨 후 목표치로 지정해준 곡의 코드진행이 나올 때 까지 가중치 조절을 통해 최상의 코드진행 패턴을 분석하게 된다. 30곡의 대중음악 대표곡의 코드진행을 분석해본 결과 표 1과 같이 가장 높은 확률의 4개씩의 진행가능 코드를 분석했다[3][4]. 이 4개씩의 진행가능 코드를 조화로운 코드작곡의 입력값으로 부여한다[6][7].

### 2.2 코드작곡 프로그램 구현

표 1. 대중가요 코드진행패턴 분석

C	G	F	Em	Am
D	G	Em	Gm	C
E	Am	D	A	F
F	Fm	G	C	Bm
G	C	Dm	Em	F
A	Dm	F	E	D
B	Gm	Em	Cm	G
Cm	Fm	G	Gm	D
Dm	F	Am	G	C
Em	Am	A	C	F
Fm	C	G	Em	Gm
Gm	Am	Em	C	D
Am	Dm	Em	D	F
Bm	Cm	E	Cm	G

코드나열 패턴은 그림 2의 대중음악 코드나열 패턴을 기본으로 한다.

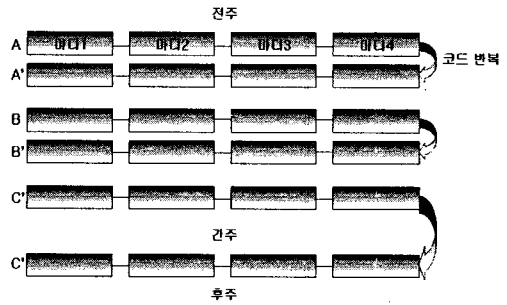
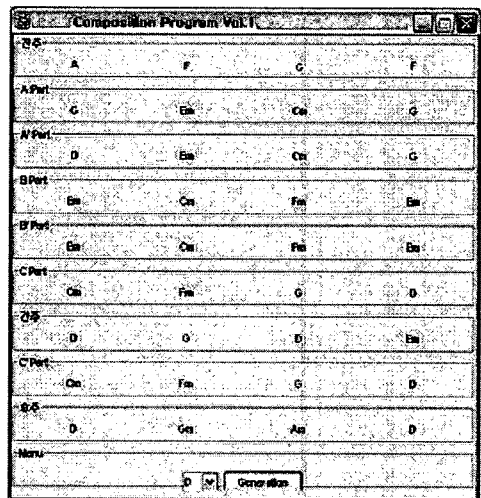


그림 2. 대중음악의 코드나열 패턴

그림2 에서 첫 패턴A 와 두 번째 패턴A' 는 유사한 멜로디를 가지고 있지만 가사는 다른, 즉 코드진행은 같고 가사내용만 다르다는 것을 표현한다. 즉 가사를 제외하고 코드 진행으로만 본다면 패턴A의 8마디 혹은 4마디가 다시 한번 반복된다.(마디 수는 변동 가능하다.) 그리고 바로 클라이막스라고 표현되는 패턴C 부분이 나오는 곡이 있는가하면 패턴B와 패턴B'를 거쳐서 패턴C로 이동하는 경우도 있다. 위 코드나열 패턴은 많이 사용되고 있는 패턴을 표현한 것이지만 항상 대중음악이 저런 패턴으로 작곡되어지는 것은 아니다. 여러 코드나열 패턴에 대해서는 얼마든지 수정이 가능하다. 코드작곡 프로그램의 경우 그림2의 패턴을 기본으로 구동하도록 구현되었다[8][9][10][11].



### 3. 결과 및 고찰

본문에서는 기존의 코드작곡 프로그램을 신경망 역전파 학습방법을 통해 좀 더 대중적인 코드 작곡이 가능한 프로그램으로 보완하는 방법을 제안하였다. 그 결과로 좀 더 대중성 있는 곡에 가까운 곡을 작곡 해낼 수 있는 프로그램이 구현되었다. 가중치 조절에 있어

서의 적절한 기준점을 잡기가 쉽지 않았기에 그 문제에 있어서의 연구가 더욱 필요하다. 향후 연구과제로는 좀 더 많은 소스곡의 입력과 좀 더 많은 소스코드의 입력으로 어떠한 코드로의 진행까지도 가능하게 할 필요성이 있으며 느린 발라드곡 만이 아니라 여러 장르의 음악을 소스곡으로 부여하여 장르에 따른 미세한 코드진행의 차이점 까지도 분석 및 표현 가능한 작곡 프로그램을 만드는 것이 향후 연구과제가 될 것이다.

### 참 고 문 헌

- [1] 백병동 저, 화성악 해제집, 1993
- [2] 길옥윤 역, 경음악 편곡법, 1988
- [3] 박세원 편, 대중가요 대백과, 2002
- [4] 도용태 김일곤 김종환 박창현 공저, 인공지능 개념 및 응용, 사이텍미디어, 2001. 16page
- [5] 이명길, A Study on Pattern Recognition of SMD IC using Wavelet Transform and Neural Network , 2002
- [6] Lils J. Nilsson, Artificial Intelligence : A New Synthesis, 1998
- [7] Neapolitan Naimipour, ' Fundation of Algorithms', 1998
- [8] Rack ATTACK User's manual, waldorf, 2002,
- [9] 1604-VLZ PRO 16-channel owner's Manual, 2000
- [10] PC2 Kurzweil Musician's Guide, 2002
- [11] 김윤호, 조재영 공저, 목원대학교 콘텐츠 개발 최종보고서 "Engineering Art - 미디어아트중심-",2003

### 조 재 영



2001년 목원대학교 컴퓨터공학과 (공학사)

2003년 목원대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학석사)

2004년 목원대학원 대학원 IT공학과 박사과정 재학 중  
관심분야 : 컴퓨터음악, 엔지니어링 아트, 영상

### 김 윤 호



1983년 청주대학교 전자공학과 (공학사)

1986년 경희대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1991년 청주대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

1992년 : 현재 목원대학교 컴퓨터멀티미디어공학부 교수

멀티미디어 기술사

IEEE, 대한전자공학회, 한국통신학회 정회원  
한국해양정보통신학회, 한국디지털컨텐츠학회,  
정보기술학회 종신회원, 상임이사

관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 뉴로퍼지응용 등

### 이 명 길



1982년 2월 청주대학교 전자공학과 (공학사)

1985년 2월 동대학원(공학석사)

1997년 8월 청주대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

1990년 3월 ~ 현재 대덕대학 컴퓨터네트워크과 부교수

관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전 시스템, 신경회로망