

공간 분할 기법을 사용한 고속화된 사용자 적응형 음악 추천 시스템

Fast algorithm for user adapted music recommendation system using space partition

김동문, 박교현, 이동훈¹, 이지형²

¹ 경기도 수원시 장안구 천천동 성균관대학교 전자전기 컴퓨터공학과
E-mail: {skyscraper, megagame, idoun}@skku.edu

² 경기도 수원시 장안구 천천동 성균관대학교 전자전기 컴퓨터공학과
E-mail: jhlee@ece.skku.edu

요약

온라인 음악 시장이 점차 커지고 있다. 이에 따라 사용자를 위한 다양한 서비스가 요구되고 있다. 하지만 현재 적용되는 서비스는 통계적인 수치에 기반하는 순위권 나열 혹은 테마나 장르별 음악 소개에 그치고 있다. 따라서 본 논문에서는 사용자의 성향에 가까운 음악을 분석하고 이를 추천하는 방법을 제시한다. 음악 추천 시스템을 위해 우선 사용자의 성향을 분석하기 위하여 사용자가 청취했던 음악의 음파를 분석하여 특성을 추출하여 벡터로 나타낸다. 하지만 추출된 성향과 다른 음악의 성향을 비교해야 하는데 음악의 양이 방대하기 때문에 시간이 오래 걸릴 수 있다. 따라서 이 문제를 해결하기 위해 공간 분할을 통해 검색의 범위를 축소시키고, 음악을 빠르게 추천한다. 실험 결과, 사람의 주관적인 해석이 아닌 음파의 해석을 통해 보다 객관적이고 자동화된 추천 방법을 구현할 수 있었다. 그리고 같은 성질의 음악이 추천되어짐을 확인할 수 있었다.

Key Words : Music Recommendation system, space partition, sound wave analysis

1. 서론

MP3라는 고음질 오디오 압축 기술이 발명되고 인터넷이 발달함에 따라서 음악을 온라인으로 접하기가 유용해졌다. 이에 따라 최근 들어 온라인 음악 시장이 점차 커지고 있다. 또한 불법적인 다운로드에 대하여 제재가 강화됨에 따라 온라인 음악 시장은 박차를 가하고 있다. 이처럼 시장 여건이 좋아진 데 비하여 개인의 취향에 초점을 둔 서비스는 찾아보기 힘들다. 개인의 성향을 반영하는 서비스를 지원하기 위해서는 크게 두 가지 문제점이 따른다. 첫 번째로, 사용자의 성향을 분석하는 방법에 어려움이 따른다. 두 번째는 분석된 데이터를 토대로 음악 자료들과의 비교를 통하여 추천을 할 수 있어야 한다. 그런데, 데이터의 규모가 방대하므로 모든 자료와의 비교가 불가능하다.

따라서 두가지 문제점에 대하여 다음과 같은 해법을 제시한다. 사용자의 성향 분석 및 음악의 성향을 유추해내기 위하여 음파의 파형을

분석한다. 이를 통해 음악의 성질을 수치화하여 나타낼 수 있다. 수치화된 데이터를 토대로 향상된 k-means 알고리즘을 적용한다. 향상된 k-means 알고리즘은 사용자가 두 가지 이상의 상반되는 음악적 성향을 가질 경우 클러스터링을 통해 해당 성향의 평균값을 도출하여 여러 개의 사용자의 선호도를 파악한다. 그 후 데이터가 존재하는 공간을 셀 단위로 분해하여 해당 셀에 속하는 음악과 사용자의 선호도의 유클리디안 거리를 연산하여 사용자가 이전에 선택했던 음악과 비슷한 성향의 음악을 추천한다.

기존의 연구 사례를 살펴보면, 사용자를 연령대 및 성별을 기준으로 군집화하여 외부 요인에 따라 그 날의 기분에 맞는 음악을 추천해주는 연구 사례가 있었다[1]. 이 연구는 특정 조건에 해당하는 데이터를 시스템 관리자가 주관적으로 입력해야 문제점을 동반한다. 또한 음악 파일의 음파 특성을 토대로 비슷한 음악을 그룹화하고 듣는 사용자와 비교하여 추천하

는 연구가 있었다[4].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 관련 연구들을 소개하고, 제 3장에서는 추천 시스템을 가동하기에 앞서 필요한 음파 분석 기법을 기술하고 제 4장에서는 k-means를 통해 고속화된 추천 시스템을 구축한다. 제 5장에서는 실험 결과를 확인한 후 제 6장에서는 결론 및 향후 과제에 대해서 기술한다.

2. 관련 연구

근래 들어 국내에서 발표된 음악 추천 방법에 대한 연구는 상황 기반 추천 시스템이 있다 [1]. 사용자를 연령과 성별에 따라 그룹으로 묶는다. 그리고 기후와 온도 등의 외부적인 요인에 따라 그 날에 어울리는 음악을 추천한다. 그리고 외국에서 발표된 연구를 살펴보면 음악의 음높이의 변화를 측정하여 같은 성질의 음악을 묶는다. 그리고 사용자가 청취했던 음악의 리스트를 분석하여 비슷한 음악을 좋아하는 사람이 들었던 음악을 추천해준다[4].

이외에 음파 분석을 통해 장르를 분석하는 기법이 있다[2]. 이 연구는 장르 분석의 정확도를 나타냈지만 추천 단계를 적용하지 않은 모델이었다. 하지만 비슷한 장르를 잘 찾아내었고 이 방법을 통해 라디오 방송 등의 길게 나열된 음파 속에서 원하는 부분을 찾는 고속 탐색 기법에 응용된 바 있다[3]. 따라서 본 논문은 이 연구에서 사용되었던 방법을 통해 음파를 분석하였다.

3. 음파 분석 기법

음악이란 파형으로 이루어져 있다. 파형의 특징 종류로는 음률의 높이(pitch), 소리의 세고 여림(loudness), 음의 길이(duration), 음질(timbre)등이 있고 좀더 상세적인 특징으로는 STFT(Short Time Fourier Transform)에 기반을 둔 ZCR(zero crossing-rate) Spectral centroid, Spectral roll-off, Spectral flux와 지각적인 특징을 표현하는 MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficients), LPC(Linear Prediction reflection Coefficients) 등이 있다[2]. 본 논문에서는 ZCR, Spectral roll-off, Spectral flux를 조합하여 사용한다. 이들 조합은 일정 구간 내에서 음악을 찾는 알고리즘에서 높은 정확도를 보여준 바 있으므로 채택하게 되었다[2].

3.1 ZCR

ZCR은 주어진 구간 내에 음성 신호가 기준선인 0을 통과하는 횟수를 측정하는 것이다.

즉, 이산 신호에서 연속 샘플링 값이 서로 다른 부호일 때 발생하는데, 이는 음성의 분할, 분석, 인식에 매우 유용하게 쓰인다. 음성의 신호의 크기를 s 라 하고 샘플 n 에 대한 i 차 ZCR Z_i 는 다음과 같이 정의된다[2].

$$(1) Z_i = \sum_{n=1}^N \frac{|sgn|s_i(n)| - sgn|s_i(n-1)|}{2}$$

$$\text{단, } sgn|s_i(n)| = \begin{cases} 1 & s_i > 0(n) \\ -1 & s_i < 0 \end{cases}$$

s = 신호의 크기, n = 샘플, i = 차수

3.2 Spectral Roll-off

Spectral roll-off는 음성 구간과 무 음성 구간 사이를 구분하는 특징으로써 centroid와 함께 스펙트럼 형태의 또 다른 측정 방법이다. roll-off의 정의는 크기(magnitude) 분포의 85%가 집중해 있는 주파수 R_t 이하를 말한다. 즉, 신호의 에너지 중 낮은 신호에 얼마나 많이 집중되어 있는가를 보여준다[2].

$$(2) \sum_{n=1}^{R_t} M_t[n] = 0.85 * \sum_{n=1}^N M_t[n]$$

$M_t[n]$ 은 프레임 t 와 주파수 n 에서 Fourier Transform의 크기

3.3 Spectral Flux

Spectral Flux는 스펙트럼의 변화율을 측정하는 방법으로써 연속된 스펙트럼의 분포의 정규화 된 크기들의 차를 제공한 것을 의미한다. Flux는 음악과 음성을 구분 짓는데 적합하다[2].

$$(3) F_t = \sum_{n=1}^N (N_t[n] - N_{t-1}[n])^2$$

$N_t[n]$, $N_{t-1}[n]$ 은 각각 현재 프레임 t 와 이전의 프레임 $t-1$ 에서 Fourier transform의 정규화된 크기

4. 고속화된 추천 시스템

4.1 향상된 K-means 알고리즘

K-means 알고리즘이란 클러스터링을 위해 자주 사용되는 기법이다. 구하고자 하는 클러스터의 개수를 K 라 하면, 처음부터 K 개의 중심벡터를 설정해 두고 이 벡터들을 기준으로 하여 클러스터링하고, 클러스터링 된 결과로부터 중심벡터들을 재설정하는 반복적인 방식의 알고리즘이다. K-means 알고리즘을 도입하게 된 동기는 다음과 같다. 사용자의 성향에 따라 한 가지가 아닌 여러 가지 취향을 가질 수 있다. 하지만 비교적 잔잔한 성격의 음악인 클래식과 높고 시끄러운 성격의 Rock 음악을 같이 듣는다고 할 때, 이들을 하나의 군집이라면 중

심 벡터는 전혀 다른 결과를 초래할 수 있다.

또한 K-means 알고리즘의 약점은 중심 벡터의 수인 K를 지정해야 하는데 있다. 군집의 수는 개인의 취향에 따라 다르므로 이를 유동적으로 정해야 한다. 이를 위해 해당 K를 증가시키면서 군집 내에 있는 개체들 중 가장 거리가 먼 것을 찾아내고 이들의 거리가 일정한 상수 α 보다 작아질 때 까지 무한으로 반복하게 된다.

(4) if ($Dist(A,B) < \alpha$)
then \in crease K

$Dist$ 는 두 원소 간의 거리
단 A, B 는 해당 군집 내의 임의의 원소

이 방식을 통해 최대 직경 α 에 수렴하는 군집을 형성할 수 있다.

향상된 K-means 알고리즘으로 인하여 연산이 추가되었지만, 이는 사용자가 음악을 청취했을 때 연산되는 것이다. 따라서 추천 서비스를 요청하기 전에 연산이 가능하므로, 사용자가 추천을 요청했을 때 서버에 하중되는 부하를 낮출 수 있었다.

4.2 사용자 성향 분석 및 추천 방법

음악에 대한 성향 벡터는 ZCR, Roll-off, Flux를 3개의 값으로 채택한다. 이 때 앞에서 언급한 K-means 알고리즘을 적용하여 군집 내에 해당하는 중심값을 구한다

$$(5) K = \left(\sum_{i=1}^n ZCR_i, \sum_{i=1}^n Rolloff_i, \sum_{i=1}^n Flux_i \right) \div n$$

n = 해당 군집 내에 원소의 수

사용자의 선호도 값과 음악의 성향 값을 모두 구했지만 음악의 수가 방대하므로 탐색 범위를 공간을 줄이기 위하여 여러 개의 셀로 나눈다.

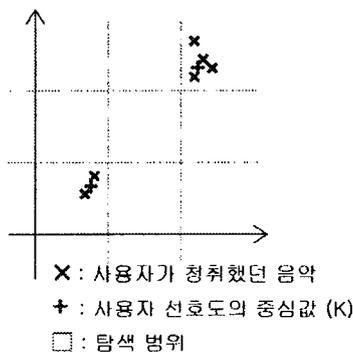


그림 1. 공간 분할 기법

그림 1과 같이 평균값이 위치한 공간에 한하여 탐색을 실시한다. 본 논문에서는 세 가지 성향을 자료로 쓰이고 있어 3차원으로 나타내어야 하나, 직관적인 표현을 위하여 2차원으로 나타내었다. 공간 분할 기법을 통해 줄어드는 연산 시간의 감축량은 아래 식과 같다.

$$\text{단축된 시간} = \frac{\text{셀 내부 자료 수의 평균}}{\text{전체 자료 수}}$$

$$(6) = \frac{\text{all}}{\text{cell의 개수}} = \text{cell의 개수}$$

공간을 잘게 나눌수록 속도가 향상되지만 검색된 데이터의 수가 적어질 수 있다. 이런 경우에는 해당 cell의 인접 cell을 검색함으로써 검색 범위를 확대할 수 있다.

구해진 사용자의 선호도의 중심값과 중심값이 위치하는 공간에 있는 음악의 성향 간의 거리를 구한다.

구해진 거리가 짧을수록 사용자의 선호도에 비례하고, 전체 원소 중 해당 클러스터 내에 원소가 많을수록 선호도가 높다고 할 수 있으므로 이를 요약하면 다음 식과 같다.

$$(7) \text{Prefer Value} = \frac{1}{\text{Dist}(K, \text{Music}_{\text{Cluster}})} \times \frac{\text{ClusterData}}{\text{AllData}}$$

단, K 는 군집 내에 사용자 선호도 중심값 $\text{Music}_{\text{Cluster}}$ 는 중심값이 위치한 셀 내의 임의의 음악 원소

ClusterData 는 군집 내에 존재하는 사용자가 청취한 음악 개수

AllData 는 사용자 청취한 모든 음악 개수

5. 실험결과

제안한 방법의 유용성을 보이기 위하여 추천 결과와 시간의 감축을 분석하였다. 추천 결과는 임의의 파일을 사용자 리스트에 선택 후 추천되는 음악의 성향을 파악한다. 공간 분할 기법이 적용된 K-means 클러스터링 기법에서 어느 정도의 시간이 절약되는지 관찰한다.

실험 환경은 Windows XP 플랫폼에서 MATLAB을 이용하여 각 특징 벡터를 추출하였다. 음악 DB는 국내외의 음악 중 Ballad, Rock, R&B, Hip-hop, Classic에서 20곡씩 랜덤으로 추출하여 총 100개의 표본을 사용하였다. 음악 파일은 32bit 2channel 44100Hz 형식을 사용하였다. 실험을 위하여 추출된 값은 우선 음악의 길이에 의하여 나누어진다. 그리고 각 벡터들의 평균값을 구한 후, 평균값으로 추출된 성향을 나누었다. 이를 통해 성향을 동등한 비율로 반영할 수 있도록 하였다.

표 1. 추천 검색 결과

선택 음악 추천 순위	나 때문에 (Ballad, 여)	Extreme (Rock, 남)	피아노 소나타 21번 (Classic)	장르에 상관 없이 여성 음악 5회 학습 (Ballad 3, R&B 2)	Ballad 3회 학습 (남, 여, 남&여) Rock 2회 학습 (남, 남)
1	소망 (Ballad, 여)	Paint it black (Rock, 남)	Menuet From L Arlesienne Suite No.2 (Classic)	Hard to say I'm sorry (R&B, 남)	해바라기 (Ballad, 남)
2	여자인니까 (Ballad, 여)	돌아오는 길 (Ballad, 여)	백조 (Classic)	웃음 속에 가려진 눈물 (Ballad, 여)	체념 (Ballad, 여)
3	Sunshine (Hip-hop, 남&여)	Come as you are (Rock, 남)	아베마리아 (Classic)	체념 (Ballad, 여)	Beautiful people (Rock, 남)
4	연인 (Ballad, 남)	Let it be (Rock, 남)	카르멘 모음곡 중 2번 (Classic)	Because (발라드, 여)	혼자만의 겨울 (Ballad, 여)
5	그린일은 (Ballad, 여)	Rock is Dead (Rock, 남)	사랑의 슬픔 (Classic)	Waterfall (Hip-Hop, 여)	She's all I got (R&B, 남)

5.1 추천된 결과

실험은 두 가지 방법을 통해 진행되었다. 첫 번째로 하나의 음악을 학습하였다. 그 결과 비슷한 장르 혹은 같은 성별이 나타났다. 특히 Classic 장르의 경우는 음성 구간이 없고 잔잔한 부류의 음악이 많아서 다른 장르의 음악과 크게 섞이지 않는 것으로 나타났다. 또한 도표에는 없지만 행진곡 같은 경쾌한 클래식 의 경우 Rock 쪽의 음악과 비슷한 성향으로 나타났다. 장르의 구분이 명확하지 않은 몇몇 음악에서는 다른 장르와 섞이는 것을 보였다. 음악 분류 중 R&B와 Hip-Hop 음악의 경우는 다른 장르의 음악과 이루는 경계가 모호했다. 따라서 장르를 떠나 비슷한 선율이나 음악의 높낮이 쪽을 많이 반영하게 되었던 것으로 보인다.

두 번째 실험은 여성 가수의 음악만을 청취했을 때 추천 결과를 관찰하였다. 실험 결과 성별의 반영 비율이 높게 나타났고, 장르와 분위기가 비슷한 남성 가수의 음악 또한 추천되었다.

세 번째 실험은 두 가지 상반된 장르에서의 음악추천을 살펴보았다. 두 가지 장르 중 청취횟수가 많았던 음악이 상대적으로 많이 추천되었으며 각 장르와 비슷한 음악들이 추천되고 있음을 확인할 수 있었다.

6. 결론

근래 들어 개인 맞춤형 시스템에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 본 논문은 음악을 파형으로 분석하여 데이터화하고, 사용자의 청취했던 자료들을 토대로 자동화된 추천 방법을 기술하였다. 또한 사용자가 선호하는 음악이 여러 가지 종류일 경우 이에 해당하는 중심점을 찾는 K-means 알고리즘을 적용함으로써

의도하지 않던 음악이 추천됨을 방지하였다. 마지막으로 공간 분할 기법을 도입함으로써 검색 범위를 축소하여 온라인 음악 서비스를 하고 있는 서버의 부하를 감소시키고 동시에 빠른 검색 방법을 제시하였다. 실험 결과 사용자의 성향을 충분히 반영할 수 있는 추천 결과들이 나타남을 확인할 수 있었다.

추후 과제로는 음악 중 특정 부분의 음파가 크거나 작은 음악의 경우 적절한 추천이 어려웠다. 이를 방지하기 위해 구간별로 음파를 분석하는 기법에 대한 연구가 필요하다. 또한 음악을 청취했던 시기에 따른 가중치에 대한 연구가 필요하다.

감사의 글 : 본 연구는 21세기 프론티어 연구개발 사업의 일환으로 추진되고 있는 정보통신부의 유비쿼터스 컴퓨팅 및 네트워크원천기반기술 개발사업의 지원을 받았습니다.

7. 참고 문헌

[1] 유지오, 퍼지 베이지안 네트워크와 효용성 이론을 사용한 상황 기반 음악 추천, 연세대학교, Ph.D thesis, Feb, 2006.
 [2] G. Tzanetakis, "Manipulation, Analysis and retrieval systems for audio", Princeton University, Ph.D thesis, June 2002.
 [3] 차지혜, "다중 특징 벡터를 이용한 고속 오디오 검색", 한국해양대학교, Ph.D thesis, Feb 2002.
 [4] H. C. Chen, A. L. P. chen, "A music recommendation system based on music data grouping and user interests", Proceedings of the tenth international conference, 2001.