

퍼지 이론을 이용한 악보의 모델링

Fuzzy Logic-based Modeling of a Score

손 세 호 · 권 순 학

Seo H. Son and Soon H. Kwon

영남대학교 전자정보공학부

요 약

본 논문에서는 악보를 시계열로 해석하여 퍼지 로직을 이용한 모델링에 대하여 다루고자 한다. 악보에 나타난 음악적 기호들은 음의 길이와 높이 등의 많은 정보들은 나타낸다. 본 논문에서는 멜로디, 음높이와 음색들을 사용하여 악보의 시간적 정보를 시계열 자료로 변환한다. 시계열 자료의 특징을 추출하기 위해 시계열 자료에 슬라이딩 윈도우를 통과시켜 다시한 번 새로운 시계열 자료로 변환한다. 변환된 시계열 자료를 분석하기 위해 Box-Jenkins의 시계열 분석 방법을 사용하고 분석된 시계열의 특징을 바탕으로 퍼지 모델을 구성한다.

Abstract

In this paper, we interpret a score as a time series and deal with the fuzzy logic-based modeling of it. The musical notes in a score represent a lot of information about the length of a sound and pitches, etc. In this paper, using melodies, tones and pitches in a score, we transform data on a score into a time series. Once more, we form the new time series by sliding a window through the time series. For analyzing the time series data, we make use of the Box-Jenkins's time series analysis. On the basis of the identified characteristics of time series, we construct the fuzzy model.

Key Words : Score, Time series, Sliding window, Autocorrelation function

1. 서 론

일반적으로 시계열 자료(time series data)란 주어진 정보를 일정한 시간, 즉 샘플링 간격으로 관측하여 기록한 자료를 말한다. 이러한 시계열 자료들은 주식시장의 주가, 특정 물품의 월별 판매량, 농작물의 년도별 생산량 등등이 있다 [1]. 시계열 분석이란 관측된 자료들을 바탕으로 주어진 자료들을 분석하여 법칙성을 발견하고, 이를 모델링하여 미래의 시계열을 예측하는 것을 뜻한다. 이러한 시계열 분석의 목적[2]은 첫째, 시간의 경과에 따라 나타난 자료들을 바탕으로 주어진 자료가 가지는 법칙성을 규명하는 것이다. 둘째, 현 시점까지 얻은 시계열 자료를 분석하여 미래시점에 대한 예측이다. 마지막으로 미래에 대한 예측이 가능하다면 미래의 시계열 자료들을 우리가 원하는 값이 되도록 제어하는 것이다. 대표적으로 경제 분야와 통신공학 및 자동제어, 화학공학의 많은 공학분야에 응용되고 있다.

시계열 분석방법은 시계열 자료들을 구성하는 요소들의 특성에 따라 선택하게 된다. 대표적인 분석 방법으로는 시계열 분해 방법과 Box-Jenkins 방법이 있다[1,2]. 시계열 분해 방법은 시계열의 변동요인인 추세변동, 계절변동, 순환변동, 그리고 불규칙변동 등을 분해할수 있다는 가정하에서 시계열 자료를 분석하는 방법이며 각 변동을 추출하는 방법과 이동

평균법, 지수 평활법과 같은 평활법이 있다. 이러한 분해법은 직관적이고 경험적인 분석방법으로 이론적인 문제점을 가지고 있다. Box-Jenkins의 분석 방법은 시계열 모델 생성 단계인 모델 식별, 모델의 파라미터 추정, 모델의 적합성 검증과 생성된 모델을 사용하여 미래를 예측하는 예측으로 구성된다.

본 논문에서는 음악적 소리를 음악적 언어로 나타낸 악보를 일정한 특성을 가지는 시계열 자료로 재해석하여 Box-Jenkins의 방법과 퍼지 이론을 사용하여 분석하고자 한다. 먼저, 시계열 자료의 분석을 하기 위해 악보를 구성하는 여러 요소 중 음표만을 사용하여 시계열 자료로 재구성한다. 음표는 음의 길이와 음의 높이를 나타냄으로 음의 길이는 시간으로 음의 높이는 시간에 대응하는 출력으로 변환시킨다. 일반적인 시계열 자료들로 재구성된 악보의 자료를 폭 w 를 갖는 슬라이딩 윈도우(sliding window)를 사용[3]하여 일정한 패턴을 가지는 시계열 자료로 재구성한 후 퍼지 이론과 시계열 분석 방법들을 통해 모델링하여 예측하고자 한다.

2. 악보의 시계열 모델링 방법

본 절에서는 음악적 소리를 음악적 언어로 표현한 악보를 시계열 자료화하는 방법과 시계열 자료로 재구성된 데이터들을 분석하여 모델링하는 방법을 제시한다.

악보는 보표, 음표와 쉼표, 박자와 리듬, 음계 등등의 여러 가지 정보들에 의해 구성된다. 악보는 음의 높낮이를, 음표는

접수일자 : 2001년 5월 19일

완료일자 : 2001년 5월 31일

음의 길이와 높낮이를, 쉼표는 음을 내지 않고 쉬는 때를 즉, 음의 길이만을, 음계는 기준 음 높이를 각각 나타낸다. 이러한 음악적 언어로 표현된 악보를 재생활 때 우리는 단지 시간의 흐름에 따른 음의 높낮이만을 구분할 수 있다. 시간의 흐름에 따른 음의 높낮이, 즉 일반적인 시계열 자료의 형태인 시간의 경과에 따른 출력의 형태를 가진다. 이러한 사실을 바탕으로 음악적 정보들 중 음의 길이와 높낮이만을 사용하여 시계열 자료로 재구성한다. 음표와 쉼표를 표 1과 같이 구성되어 있다. 표 1과 같이 32분 음표와 쉼표를 기준 길이 1로 표현하여 악보에 나타난 음표와 쉼표를 시간영역의 정보로 재구성한다. 즉, 32분 음표와 쉼표를 샘플링 시간으로 사용한다. 그러면 16분 음표의 경우 같은 길이의 음이 2번 반복된다. 악보의 음악적 정보들을 시계열 자료의 시간으로 변환하였다면 음의 높낮이를 시계열 자료에서 시간에 대응하는 출력으로 변환하여야 한다. 악보의 보표에 나타난 음의 높낮이 중 가장 낮은 음을 1로 하여 온음이 올라가면 1을 반음이 올라가면 0.5을 더한다.

표 1. 음의 길이
Table 1. The length of a musical tone

기호	명칭	32분 음표와 쉼표를 1로 표시
	32분 음표, 쉼표	1
	16분 음표, 쉼표	2
	8분 음표, 쉼표	4
	4분 음표, 쉼표	8
	2분 음표, 쉼표	16
	온 음표, 쉼표	32

이렇게 하여 악보에 나타난 음의 높낮이를 시계열 영역에서의 시간에 대한 출력으로 재구성한다. 단, 쉼표를 음표와 구분하기 위해 쉼표의 경우 음의 높낮이를 0으로 한다.

본 논문에서는 시계열 자료의 특성을 추출하기 위해 아래에서 설명하는 슬라이딩 윈도우와 Box-Jenkins의 시계열 분석방법 중 자기상관함수를 이용한다. 일반적인 시계열 자료들의 특성을 추출하기 위해 일정한 폭 w 를 갖는 슬라이딩 윈도우를 사용하여 다음과 같은 방법으로 새로운 시계열 자료로 재구성한다.

1. 주어진 시계열 자료 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ 에 폭 w 를 가지는 슬라이딩 윈도우를 통과시킨다.

$$S_n = \{x_n, \dots, x_{n+w-1}\}, n = 1, 2, \dots, t - w + 1 \quad (1)$$

2. 슬라이딩 윈도우를 통과 시켜 얻은 S_n 을 이용하여 일정한 패턴들을 추출한다.

$$A = \{a_1, \dots, a_k\}, k = 1, 2, \dots \quad (2)$$

3. 추출한 패턴을 바탕으로 시계열 자료를 재구성한다.

$$Y = \{a_1, \dots, a_n\}, \forall a_n \in A, \text{ 단 } n = t - w + 1 \quad (3)$$

그림 1의 시계열 $\{1, 2, 1, 2, 1, 2, 3, 2, 3, 4, 3, 4\}$ 을 폭 $w=3$ 을 가지는 슬라이딩 윈도우를 통과시키면 그림 1과 같이 3개의 패턴들이 추출된다. w 를 증가시키면 추출되는 패턴들의 수도 증가하며 어느 순간이 지나면 추출된 패턴들의 수가 감소하다가 폭 w 가 시계열의 길이와 같아지면 패턴은 1이 된다. 그러므로, $w=3$ 일 때 추출된 패턴들이 시계열의 특징을 가장 잘 나타낸다. 이 패턴들을 이용하여 재구성된 시계열은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} s_1 = \{1, 2, 1\} &= \text{패턴 } a_1, & s_2 = \{2, 1, 2\} &= \text{패턴 } a_2 \\ s_3 = \{1, 2, 1\} &= \text{패턴 } a_1, & s_4 = \{2, 1, 2\} &= \text{패턴 } a_2 \\ s_5 = \{1, 2, 3\} &= \text{패턴 } a_3, & s_6 = \{2, 3, 2\} &= \text{패턴 } a_1 \\ s_7 = \{3, 2, 3\} &= \text{패턴 } a_2, & s_8 = \{2, 3, 4\} &= \text{패턴 } a_3 \\ s_9 = \{3, 4, 3\} &= \text{패턴 } a_1, & s_{10} = \{4, 3, 4\} &= \text{패턴 } a_2 \end{aligned}$$

재구성된 시계열 = $\{a_1, a_2, a_1, a_2, a_3, a_1, a_2, a_3, a_1, a_2\}$

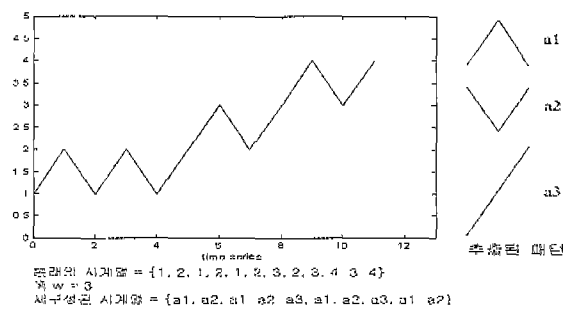


그림 1. 시계열 자료
Fig 1. Time series

재구성된 시계열 자료를 Box-Jenkins의 시계열 분석 방법 중 자기상관함수를 사용하여 시계열 특성을 추출한다. 시계열의 자기상관함수는 식 (4)와 같다.

$$\rho_k = \frac{E[(z_t - \mu)(z_{t+k} - \mu)]}{\sqrt{E[(z_t - \mu)^2]E[(z_{t+k} - \mu)^2]}} \text{ at lag } k \quad (4)$$

$$E[z_t] = \sum_{z_t=1}^N p(z_t) \cdot z_t = \frac{1}{N} \sum_{z_t=1}^N z_t \quad (5)$$

단, $p(z_t)$ 는 z_t 의 확률

시계열 자료를 이동시키며 자기상관함수를 구함으로써 기존 시계열 자료 z_t 의 주기정보를 얻을 수 있다. 다시말해, 자기상관함수 값이 유사한 형태를 가지며 주기성을 가진다면 시계열 자료도 주기성을 가진다. 또한 음악의 특성 상 현재의 음은 그 이전 음들에 의해 결정된다. 이러한 특성들을 이용하여 시계열이 가지고 있는 규칙성을 퍼지 규칙으로 구성한 후 시계열을 예측한다.

3. 모의실험 결과 및 검토

이 절에서는 바위섬[4]이라는 곡을 통해 앞에서 보인 알고리즘의 타당성을 보이고자 한다.

그림 2는 악보에 나타난 시간적 정보를 표 1에서의 음의 길이와 음의 높낮이만을 사용하여 일반적인 시계열로 변환한 것이다.

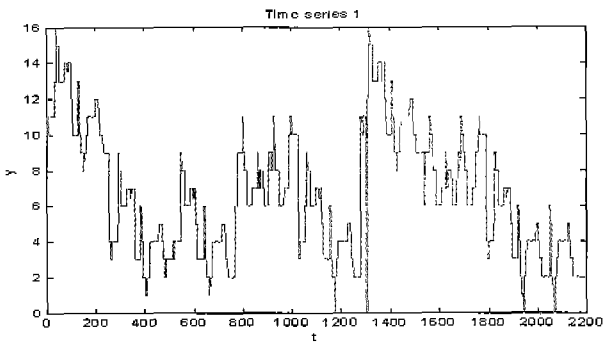


그림 2. 시계열 자료1 (t=2184)
Fig 2. Time series1 (t=2184)

폭 $w=3$ 을 갖는 슬라이딩 윈도우를 사용하여 그림 2의 시계열을 변환하면 29개의 패턴들($a_k, k=1, 2, \dots, 29$)을 가지는 시계열로 재구성된다. 즉, 재구성된 시계열($n=2182$)은 원래의 시계열 자료1($t=2184$)를 압축한 것이다. 재구성된 시계열(시계열 자료2)은 그림 3과 같다.

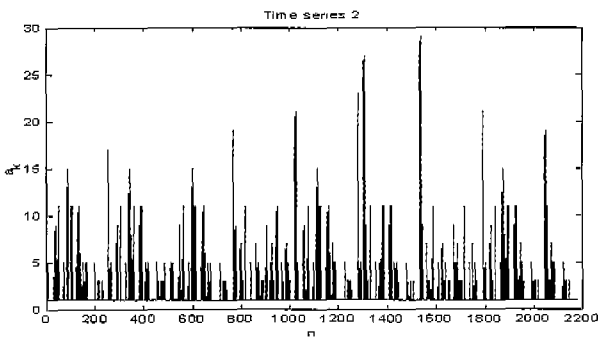


그림 3. 시계열 자료2 (n=2182)
Fig 3. Time series2 (n=2182)

그림 4는 시계열 자료 2를 표본자기상관함수(sample autocorrelation function)를 사용하여 분석한 것이다. 그림 4에서 보면 표본자기상관함수의 값이 어느 일정한 구간마다 유사한 형태로 반복된다. 즉, 시계열 2는 주기성을 가진다.

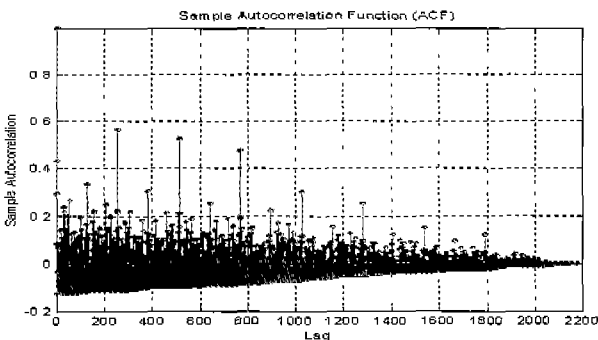
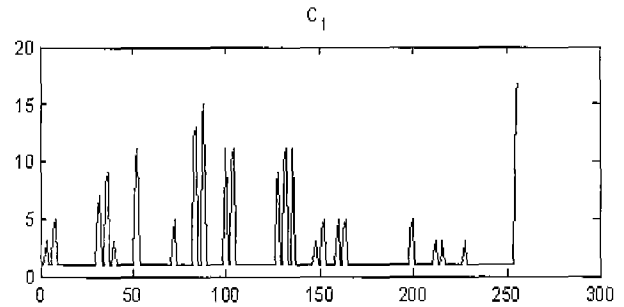


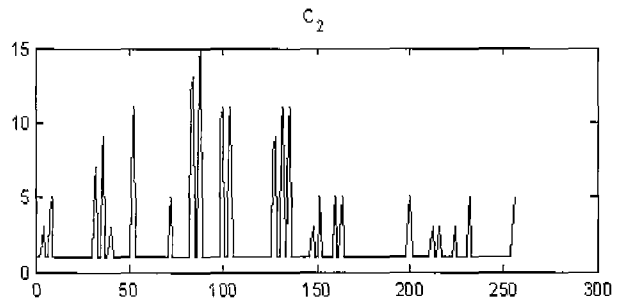
그림 4. 시계열 2의 표본자기상관함수
Fig 4. Sample autocorrelation function of time series2

시계열 2는 구간 256마다 주기적인 특징을 가진다. 이 구간을 이용하여 시계열 2를 부분 시계열로 나누면 그림 5와

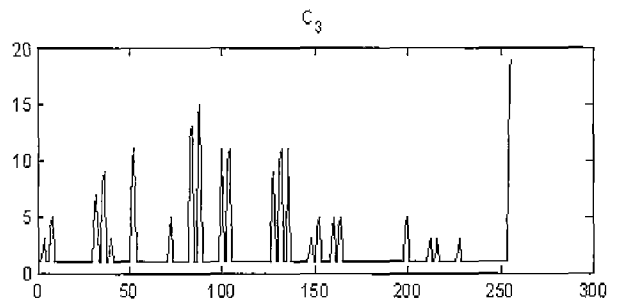
같다. 그림 5에서 (a), (b), (c), (e), (h)과 (d), (g)는 각각 유사한 형태를 가지며 (f), (i)는 서로 다른 형태를 가진다. (f)는 바위섬의 블라이막스 부분이며 (i)는 바위섬이 끝나는 부분이다.



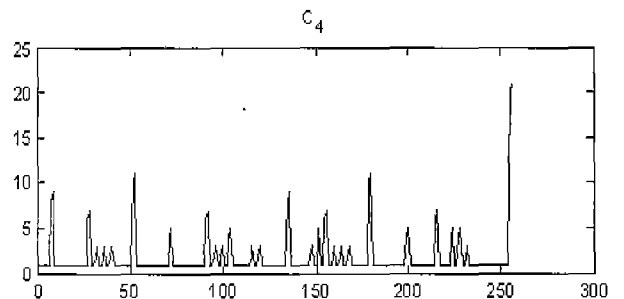
(a) 부분 시계열 $C_1(n=1\sim 256)$
(a) Sub-time series $C_1(n=1\sim 256)$



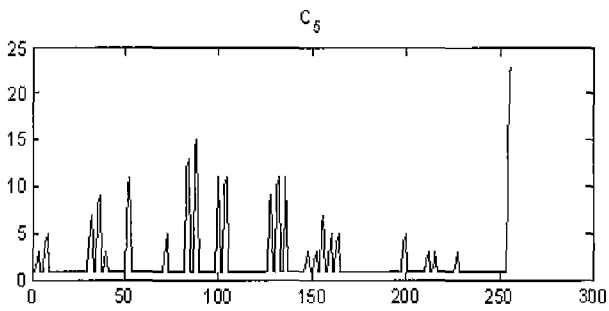
(b) 부분 시계열 $C_2(n=257\sim 512)$
(b) Sub-time series $C_2(n=257\sim 512)$



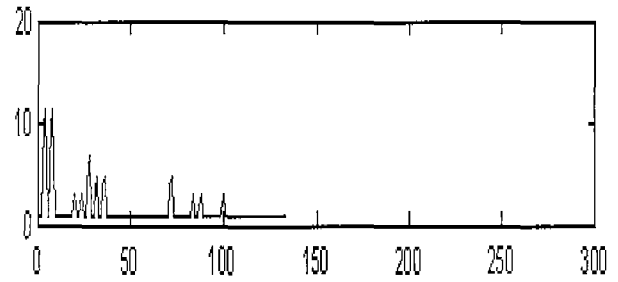
(c) 부분 시계열 $C_3(n=513\sim 768)$
(c) Sub-time series $C_3(n=513\sim 768)$



(d) 부분 시계열 $C_4(n=769\sim 1024)$
(d) Sub-time series $C_4(n=769\sim 1024)$

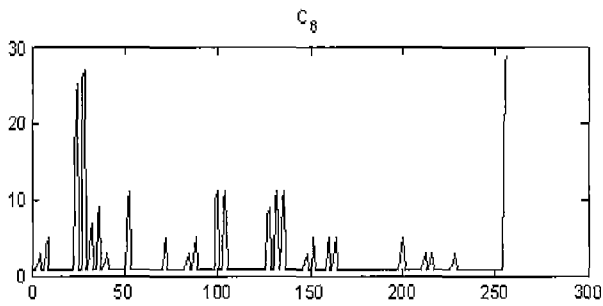


(e) 부분 시계열 $C_5(n=1025 \sim 1280)$
(e) Sub-time series $C_5(n=1025 \sim 1280)$

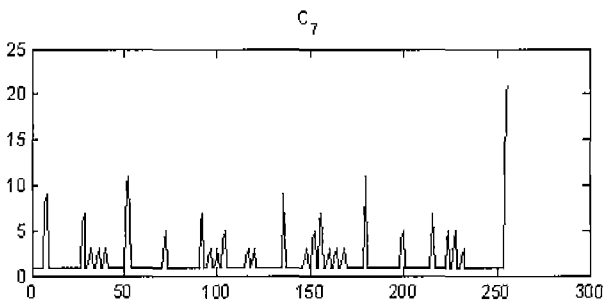


(i) 부분 시계열 $C_9(n=2049 \sim 2182)$
(i) Sub-time series $C_9(n=2049 \sim 2182)$

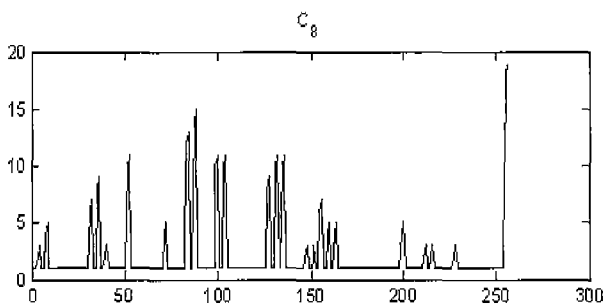
그림 5. 시계열 2의 부분 시계열
Fig 5. Sub-time series of a time series 2



(f) 부분 시계열 $C_6(n=1281 \sim 1536)$
(f) Sub-time series $C_6(n=1281 \sim 1536)$



(g) 부분 시계열 $C_7(n=1537 \sim 1792)$
(g) Sub-time series $C_7(n=1537 \sim 1792)$



(h) 부분 시계열 $C_8(n=1793 \sim 2048)$
(h) Sub-time series $C_8(n=1793 \sim 2048)$

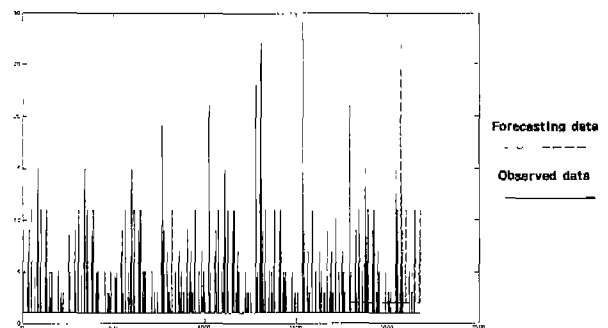
앞 절에서 언급하였듯이 악보에서의 현재의 음은 이전의 음들과 밀접한 관련이 있다. 다시 말해, 현재의 음은 그 이전의 음들에 의해 영향을 받는다. 이것이 바로 음악에서의 멜로디이다. 이러한 관점에서 악보의 시계열 자료들은 자기회귀모형의 성질을 가지고 있다. 이러한 특성들을 바탕으로 유사한 형태를 가지고 반복되는 구간을 T 라 하면 $(T+1)$ 에서의 시계열 값은 구간 T 동안의 값들의 영향을 받을 것이다. 이것을 퍼지 규칙으로 표현하면 조건부의 입력 변수 개수는 T 개가 되며, 결론부의 출력 변수의 개수는 1개가 된다. 즉, 다음과 같은 퍼지 규칙으로 구성할 수 있다.

$$R^{(m)} : \text{IF } y_1 \text{ is } p_1 \text{ and } \dots \text{ and } y_i \text{ is } p_i \quad (6) \\ \text{THEN } y_{i+1} \text{ is } p_{out}$$

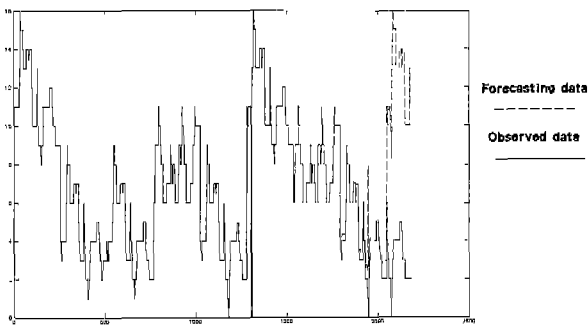
단, $i=1, 2, \dots, T, A = \{a_k | k=1, 2, \dots, 29\}$,

$$p_1, \dots, p_i, p_{out} \in A.$$

그림 6. (a)는 위의 퍼지 규칙을 이용하여 시계열 2를 예측한 것이다. 시계열 2의 자료 중 1800개는 관측된 자료로 사용하고 나머지는 예측결과와의 검증에 사용하였다.



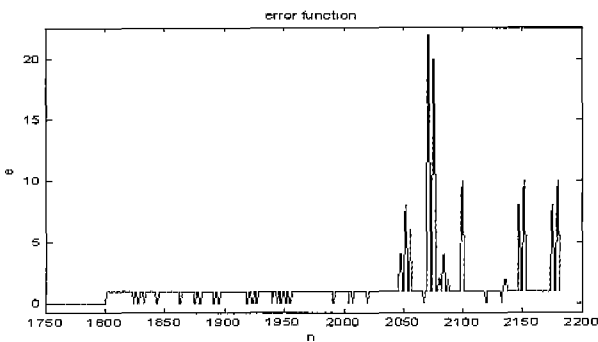
(a) 시계열 자료 2 vs. 예측된 시계열 자료
(a). A time series 2 vs. forecasted time series



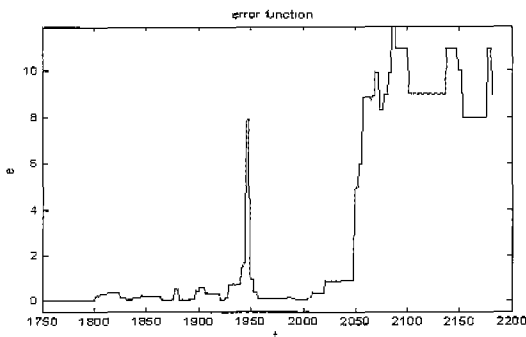
(b). 시계열 자료 1 vs. 예측된 시계열 자료
(b) time series 1 vs. forecasted time series

그림 6. 모의 실험 결과
Fig 6. Simulation result

그림 6.(b)는 시계열 1의 2184개의 자료 중 1800개의 관측된 자료로 예측한 결과이다. 나머지 384개는 검증 자료로 사용한다.



(a) 시계열 2와 예측된 결과와의 오차
(a) Error of between time series2 and result



(b) 시계열 1과 예측된 결과와의 오차
(b) Error of between time series1 and result

그림 7. 예측된 시계열의 오차
Fig 7. Error of the forecasted time series

그림 7의 (a), (b)는 본래의 시계열과 예측된 시계열의 오차를 보여준다. 위의 그림에서 알 수 있듯이 예측된 결과의 일부는 각각의 실제 시계열과 거의 유사한 형태를 가진다. 하지만 마지막 부분의 결과는 실제의 자료와 많이 다르다. 그 이유는 하나의 음악이 끝날 때의 패턴은 그 음악에서 하나만 존재하여야 하기 때문에 실제 음악의 마지막 부분에 존재하게 된다. 즉, 마지막 부분의 예측에 필요한 정보는 관측된 자료에는 얻을 수 없기 때문에 예측하기 어렵다. 또한 위의 시계열을 예측하기 위해 구간 $T=256$, 즉 입력 변수가 256개인 퍼지 규칙을 사용함으로써 계산량이 많아 연산시간이 오래걸리는 단점을 가지고 있다.

4. 결론

본 논문에서는 우리가 일상 생활에서 듣는 음악적 소리를 음악적 언어들로 표현한 악보를 시계열 자료로 해석하는 방법을 제안하였다. 그리고, 이 시계열 자료들을 슬라이딩 윈도우와 Box-Jenkins의 시계열 분석 방법을 이용하여 시계열의 특징을 추출해 내었다. 이러한 특징들을 바탕으로 퍼지 이론을 이용한 악보의 모델링 방법을 제안하고 이의 타당성을 모의 실험을 통해 보였다. 모의 실험에서 알 수 있듯이 악보의 정보는 일정한 특징이 반복되는 자기회귀모형의 형태를 가진다. 그러므로, 이 특성을 포함하는 구간보다 넓은 구간을 주기로 설정한다면, 즉 직질한 자기회귀 구간을 설정한다면 악보에 대한 시계열 예측은 어느 정도 가능하다. 하지만 넓은 구간을 주기로 설정하면 연산 수행 시간의 길어지는 단점이 있다.

향후 연구 과제로는 일반적인 시계열을 일정한 패턴을 가지는 시계열로 변환하는 최적의 방법, 퍼지 규칙에 사용한 입력 변수의 수를 최적화하는 하는 방법, 즉 시계열의 주기를 최적화하는 방법과 여러 종류의 악보에 대한 연구를 통한 일반적 방법론의 도출 및 이의 응용이라 할 수 있다.

참고 문헌

- [1] G.E.P.Box, G.M.Jenkins and G.C. Reinsel, TIME SERIES ANALYSIS, Prentice Hall, 1994.
- [2] 조신섭, 공영숙 시계열 분석, 1999.
- [3] G.Das, K.Lin, H.Mannila, H.Mannila, G. Renganathan and P. Smyth, "Rule discovery from time series," *In Proceedings of the 4th International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1998.
- [4] 배창희, 바위섬 을지악보, 2000.
- [5] 손세호, 권순학, "퍼지 이론을 이용한 악보의 모델링," 2001 KFIS 춘계학술대회 학술발표논문집, 제 11권, 제 1호, 2001.

저 자 소개



손 세 호 (Seo H. Son)

2000년 : 영남대학교 전기전자공학부
(공학사)

2000년 ~ : 영남대학교 대학원 전기공학과
석사과정 재학중

관심분야 : 지능 시스템 및 제어, 비전 시스템



권 순 학 (Soon H. Kwon)

1983년 : 서울대학교 제어계측공학과
(공학사)

1985년 : 동대학교 대학원 제어계측공학과
(공학석사)

1995년 : 동경공업대학 시스템과학
(공학박사)

1996년 ~ 현재 : 영남대학교 전자정보공학부
부교수

관심분야 : 낚시, 지능 시스템 및 제어