

2차 미분 연산자를 이용한 효과적인 Dynamic Time Warping

김세훈*, 최형일**, 이양원***, 장석우****

Efficient Dynamic Time Warping Using 2nd Derivative Operator

Sehoon KIM*, Hyung-il Choi**, Yang-Won Rhee***, Seok-Woo Jang****

요약

동적계획법이 기반인 Dynamic Time Warping은 두 패턴의 유사도를 비교하기 위해 널리 사용되는 방법이다. DTW알고리즘에는 2가지 알려진 문제점이 있다. 첫 번째 문제는 DTW알고리즘은 2개의 패턴의 대응경로를 계산하면서 특이점이 발생하는 문제가 발생하게 된다. 두 번째 문제는 동적패턴의 대응경로가 올바른지 알 수 없다는 문제가 있다. 이에 본 논문에서는 DTW알고리즘의 문제에 대한 효과적인 해결을 위하여, 2차 미분 연산자를 적용한 DTW알고리즘을 제안 한다. 2차 미분 연산자의 하나인 “라플라시안오브가우시안” 연산자를 적용하여, 효과적으로 특이점에 대한 문제를 해결하고, 올바른 대응경로를 가질 수 있는 방법에 대하여 제안하고, 실험의 결과로 제안하는 알고리즘의 우수성을 증명한다.

▶ Keyword : DTW 알고리즘, 특이점, 라플라시안오브 가우시안

Abstract

Dynamic Time Warping based on Dynamic Programming is the one of the most widely been used to compare the similarity of two patterns. DTW algorithm has two known problems. The one is singularities. And the another problem is the accuracy of the warping path with patterns. Therefore, this paper suggest the solution for DTW algorithm to use a 2nd derivative operator. Laplacian of Gaussian is a kind of a 2nd derivative operator. Consequently, our suggestion method to apply to this operator, more efficient to solve the singularities problems and to secure a accuracy of the warping path. And the result shows a superior ability of this suggested method.

▶ Keyword : Dynamic Time Warping, Singularities, Laplacian of Gaussian

• 제1저자 : 김세훈 교신저자 : 장석우

• 투고일 : 2010. 09. 27, 심사일 : 2010. 10. 04, 게재확정일 : 2010. 11. 04.

* 숭실대학교 일반대학원 미디어학과(Graduate School Department of Media, Soongsil University)

** 숭실대학교 글로벌미디어학과 교수(Professor of Global Media, Soongsil University)

*** 군산대학교 컴퓨터정보과학과 교수(Professor of Computer and Information Science, Kunsan National University)

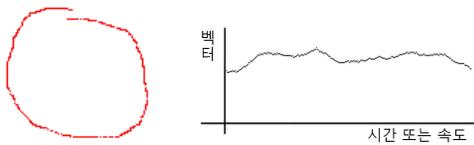
**** 안양대학교 디지털미디어학과 교수(Anyang University professor of digital media)

※ 이 논문은 문화체육관광부·한국콘텐츠진흥원에서 시행한 ‘문화기술(CT) 연구소 육성사업’의 연구결과로 수행되었음

1. 서론

패턴인식의 대상은 크게 두 개의 분류로 나눌 수 있다. 먼저, (그림 1)의 (a)와 같이 고정된 영상에서 얻어낸 정보인 지문, 홍채, 정맥, 문자 등을 정적 패턴으로 구분할 수 있고, (그림 1)의 (b)와 같이 시간에 따라 변화하는 음성, 제스처, 로봇 움직임의 궤적 등은 동적패턴으로 구분이 가능하다.

동적패턴이란 시간이나 속도라는 변수가 추가되어 정적 패턴의 연속적인 궤적이 하나의 패턴을 이루어지는 것이다. 일반적인 패턴 인식 알고리즘으로는 이들 동적 패턴을 인식하기에 정적패턴을 이용하는 것보다 상대적으로 어려우며, 따라서 동적패턴의 시간 변화상을 고려한 패턴 인식 알고리즘이 요구된다.

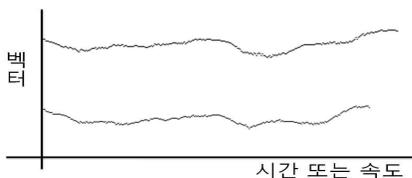


(a) 정적패턴 (b) 동적 패턴
그림 1. 정적 패턴과 동적 패턴

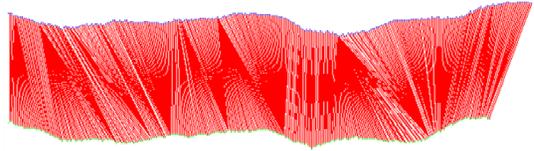
DTW(Dynamic Time Warping) 알고리즘[1]은 다음의 (그림 2)와 같이 시간이나 속도에 따라 변화하는 서로 다른 길이의 두 동적 패턴간의 유사도를 판별하기 위하여 널리 이용되는 알고리즘이다.

DTW 알고리즘은 데이터 마이닝에 적용[2], 또는 제스처 인식[3], 로봇[4], 음성인식[5], 등의 많은 분야에 사용된다. 많은 패턴인식의 영역에서 DTW 알고리즘을 사용하지만, DTW 알고리즘에는 다음의 2가지의 알려진 문제점이 있다.

첫 번째 문제점은 대응경로의 계산 시에 다음의 (그림 3)과 같이 특이점(Singularities)이 발생하는 문제이다.



(a) 두 개의 동적패턴



(b) DTW알고리즘을 이용한 대응점 분석의 예
그림 2. DTW알고리즘

특이점이란, (그림 3)의 네모의 안쪽의 부분과 같이 한 패턴의 여러 개의 대응점이 대응되는 다른 패턴의 한 대응점에 집중이 되는 현상을 이야기한다.

DTW 알고리즘은 대응 경로를 계산할 때, 대응되는 굴곡의 깊이가 틀린 경우 한 개의 Y축의 값을 기준으로 하는 잘못된 위치를 가리키는 경우가 발생하는 문제이다.

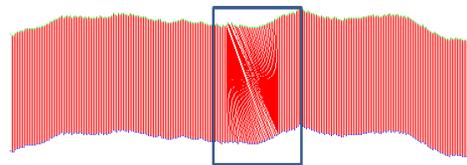


그림 3. 특이점 발생 문제의 예

두 번째 문제는 DTW 알고리즘을 사용하여 계산하는 2개의 동적패턴간의 대응경로가 올바른지 알 수 없다는 것이다.

예를 들어, 2개의 동적패턴에서 한 동적패턴의 상승점과 다른 동적패턴의 하강점이 대응되는 점으로 대응경로를 판단할 때, DTW 알고리즘은 단 두 점의 관계만 가지고 대응경로를 판단하기 때문에 잘못된 대응경로가 생성될 수 있다.

이러한 DTW 알고리즘의 문제를 해결하기 위하여 DDTW(Derivate Dynamic Time Warping)알고리즘[6]이 제안되었으나, DDTW알고리즘의 경우 지수평활화(Exponential Smoothing) 방법을 사용함으로 인해 패턴의 가장 최근자료에 가중치가 높은 특성상 반복되거나 불규칙한 특징이나 노이즈로 인하여 문제가 발생하는 등, 두 개의 서로 다른 동적패턴에 대한 비교 및 인식에 많은 제약을 가지고 있다.

본 논문에서는 DTW 알고리즘의 문제에 대한 효과적인 해결을 위하여, 2차 미분 연산자를 적용한 DTW 알고리즘을 제안한다.

2차 미분 연산자의 하나인 리플라시안오브가우시안(Laplace of Gaussian) 연산자를 사용하여, DTW 알고리즘에 적용함으로써 효과적으로 특이점이 발생하는 문제를 해결하고, 올바른 대응경로를 가질 수 있는 방법에 대하여 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 본 논문의 기초가 되는 DTW 알고리즘과 DDTW 알고리즘을 설명하고, 3절에서는 제안하는 방법인 2차 미분 연산자를 이용한 DTW 알고리즘을 설명한다. 4절에서는 제안하는 방법과 기존의 방법에 대한 실험 결과 및 비교를 기술하며, 마지막으로 5절에서는 제안된 알고리즘에 대하여 결론을 논술한다.

II. DTW 알고리즘

1. DTW 알고리즘

DTW 알고리즘[1]은 동적 계획법(Dynamic Programming)이라는 문제해결 알고리즘을 이용하여 서로 다른 길이를 가진 두개의 벡터 열에 대한 패턴 매칭 알고리즘이다.

동적계획법이란 해결하고자 하는 문제를 독립된 작은 문제로 나눈 다음, 이 작은 문제들 사이에 반복되는 관계를 찾아내어 순환적으로 큰 문제를 해결하는 방법이다.

입력되는 두 개의 동적패턴을 각 $P = p_1, p_2, \dots, p_m$, $Q = q_1, q_2, \dots, q_n$ 라 할 때, 이들 사이의 k 번째의 P 와 Q 의 대응관계(d)를 구하기 위한 대응경로의 값(W_k)을 식(1)과 같이 정의 할 수 있다.

$$d(w_k) = d(q_k, c_k) = |[Q(q_k) - C(c_k)]| \dots\dots\dots (1)$$

이렇게 얻어진 대응경로를 최소화하는 경로 값(DTW(Q, C))을 식(2)와 같이 표현한다.

$$DTW(Q, C) = \min \frac{1}{K} \sqrt{\sum_{k=1}^K W_K}$$

$$W_k = \{w_1, w_2, \dots, w_k\} \dots\dots\dots (2)$$

이때의 대응경로(γ)는 식(3)과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} \gamma(i, j) &= d(q_i, c_j) \\ &+ \min \gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1) \end{aligned} \dots\dots\dots (3)$$

대응경로를 이용한 대응경로는 다음의 {그림 4}와 같다. DTW 알고리즘은 두 패턴간의 누적거리를 최소화하는 (m, n)평면의 최적경로($m = W(n)$)을 찾는 방법이다. 이 방법을 이용하면 유사성이 클수록 적은 값을 가지는 비유사도를 도출이 가능하다.

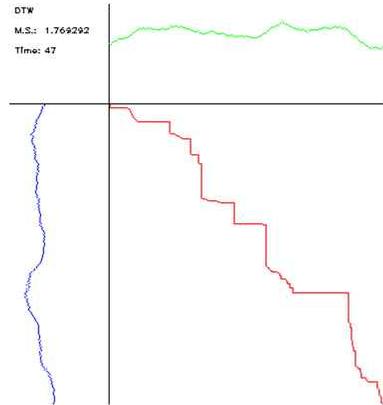
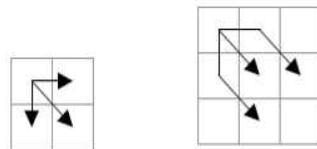


그림 4. DTW 대응경로의 예

2. 경사 가중치(Slope Weighting)

기존 DTW 알고리즘의 문제점인 특이점이 발생하는 문제를 해결하기 위하여 기존에 제안된 방법으로 최적의 대응경로를 찾기 위한 방법[8]이다.

이들 방법은 최적의 대응경로를 찾기 위하여, 대응관계를 계산할 때, 경사에 가중치를 적용하여 대응경로를 계산하는 방법이다. {그림 5}의 (a)는 식(3)과 같이 기존의 DTW 알고리즘에서 사용하는 대응경로 탐색 방법이고, {그림 5}의 (b)는 경사 가중치를 사용하여 탐색하는 방법의 예이다.



(a) 대응경로 (b) 경사가중치
그림 5. 경사 가중치 탐색의 예

3. DDTW 알고리즘

DTW 알고리즘은 서로 대응되는 굴곡의 높낮이가 유사할 때 가장 좋은 결과를 가지게 된다. 하지만, 굴곡의 깊이가 틀린 경우 한 개의 Y축의 값을 기준으로 하는 DTW 알고리즘에서는 다른 위치를 가리키는 경우가 발생하는 문제가 나타난다.

예를 들어, 한 동적패턴의 상승점인 Q_i 와 다른 동적패턴의 하강점인 C_j 가 대응되는 점으로 대응경로를 판단할 때, DTW 알고리즘은 단 두 점의 관계만 가지고 대응경로를 판단하기 때문에 잘못된 대응경로를 생성하게 된다.

그러나 DDTW 알고리즘에서는 단순히 두 동적패턴의 대

용하는 점의 값이 아닌 입력된 패턴에 1차 미분연산 과정을 사용하여, 모양을 비교함으로써 DTW 알고리즘의 잘못된 대응경로가 생성되는 문제를 해결하였다.[6]

DDTW 알고리즘은 DTW 알고리즘과 매우 유사한 형태를 가지고 있다. 그러나 DDTW 알고리즘은 각 입력되는 패턴에 대하여 제일먼저 지수평활화(Exponential Smoothing)과 정[7]을 거쳐 잡음 패턴에 대한 전처리를 수행, 다음 대응경로를 계산하며, 대응관계를 1차 미분 연산을 이용하여 계산하는 과정을 수행하여 DTW 알고리즘에 적용된다.

입력되는 두 개의 동적패턴을 각 $P = p_1, p_2, \dots, p_m$, $Q = q_1, q_2, \dots, q_n$ 라 할 때, 각 패턴에 대하여, 초기의 값은 다음의 식(4)와 같이 정의한다.

$$X_{p_1} = p_1, X_{q_1} = q_1 \dots\dots\dots (4)$$

각 동적 패턴에 대하여, 다음의 식(5)를 이용하여 두 패턴에 대하여, 시점 k에서의 지수 평활화(S)를 동적 패턴에 적용한다.

$$S_{p_k} = \alpha X_{p_k} + (1 - \alpha) X_{p_{k-1}}$$

$$0 \leq \alpha \leq 1, \dots\dots\dots (5)$$

$$2 \leq k \leq m$$

다음 과정으로, 이들 패턴들 사이의 k번째의 P와 Q의 대응관계(d)를 다음의 식(6)과 같이 정의한다.

$$D_k[q] = \frac{(q_k - q_{k-1}) + ((q_{k+1} - q_{k-1})/2)}{2}$$

$$1 < k < m$$

..... (6)

이때의 누적경로는 다음의 식(7)과 같이, 경사 가중치 방법을 사용한다.

$$\gamma(i, j) = d(q_i, c_i)$$

$$+ \min \gamma(i - 1, j - 1), \gamma(i - 2, j), \gamma(i, j - 2)$$

..... (7)

III. 2차 미분 연산자를 이용한 DTW 알고리즘

DDTW 알고리즘은 지수평활화 방법을 이용함으로 인해

패턴의 가장 최근자료에 가중치가 높은 특성상, 반복되는 불규칙한 특징이나 잡음으로 인하여 전혀 다른 패턴으로 인식할 수 있는 문제가 있다.

1차 미분연산자를 이용하여 입력된 동적패턴의 변화량을 이용하여 대응경로를 판단하는 방법은, 다음의 (그림 6)과 같이 불규칙적이거나 길이가 긴 잡음에 대하여 민감한 반응을 보인다는 문제점이 있다.

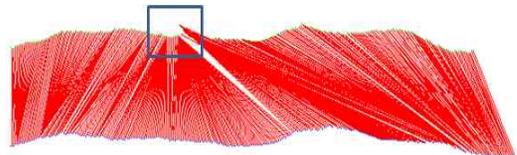


그림 6. 잡음에 민감한 반응을 보이는 DDTW의 예

이에 본 논문에서는 2차 미분 연산자중 하나인 LoG(Laplacian of Gaussian)[8]을 적용하여 입력되는 동적패턴에 대하여, 가우시안 스무딩을 적용한 뒤, 라플라시안 연산을 2차 미분연산을 DTW에 적용하여, 보다 효과적으로 특이점이 발생하는 문제를 해결하고, 보다 올바른 대응경로를 탐색할 수 있는 방법을 제안한다.

입력되는 동적패턴(P)에 대하여, 다음의 식(8)을 사용하여, LoG 연산을 동적패턴에 적용한다.

$$h(P) = \nabla^2 [g(P) * P] \dots\dots\dots (8)$$

∇^2 는 라플라시안이고, g가 의미하는 가우시안 스무딩은 다음의 식(9)를 사용하여 표현이 가능하다.

$$g(P) = e^{-\frac{P^2}{2\sigma^2}} \dots\dots\dots (9)$$

σ 는 계수로서, 가우시안 스무딩의 범위를 결정한다.

최종적으로, LoG 연산을 수행하기 위하여 정리하면, 다음의 식(10)과 같이 표현할 수 있다.

$$\nabla^2 h(P) = \left(\frac{P^2 - \sigma^2}{\sigma^4}\right) e^{-\frac{P^2}{2\sigma^2}} \dots\dots\dots (10)$$

LoG 연산 과정을 사용하여 얻어진 결과를 바탕으로 DTW 알고리즘에 적용하여, 각 동적패턴 간의 대응경로의 값(W_k)을 계산하고, 특이점이 발생하는 문제를 보다 효과적으로 해결하기 위하여 2.2절에서 언급된 경사가중치방법을 사용하여 대응경로를 계산한다.

이때의 경사가중치 탐색 방법은 대응경로를 최소화하기 위

한 누적경로 계산법으로 다음의 식(11)과 같다.

$$\gamma(i, j) = d(q_i, c_j) + \min(\gamma(i-1, j-1), X\gamma(i-2, j), X\gamma(i, j-2)) \dots \dots \dots (11)$$

다음의 {알고리즘 1}은 제안하는 방법을 슈도코드(Pseudo code)로 나타낸 것이다.

{알고리즘 1} 제안하는 방법의 알고리즘

```

Data : 동적 패턴 P, Q
      경사 기중치 slope
      범위 sigma

Result : 최소 경로 DTW(r,m)

int Suggest_DTW
(char P[1..n], char Q[1..m], double slope, double sigma)
{
  declare int DTW[0..n,0..m]
  declare int i, j, cost

  LaplaceOfGaussian( P, sigma)
  LaplaceOfGaussian( Q, sigma)

  for i = 1 to m
    DTW[0,i] = infinity
  for i = 1 to n
    DTW[i,0] = infinity
  DTW[0,0] = 0

  for i = 1 to n
    for j = 1 to m
      cost = Distance(P[i],Q[j])
      DTW[i,j] = cost
                + min(slope * DTW[i-2, j],
                    slope * DTW[i, j-2],
                    DTW[i-1,j-1])

  return DTW(r,m)
}
    
```

IV. 실험 및 결과

성능평가를 위하여 본 실험에는 Intel Pentium기반의 CPU와 1GB의 램을 탑재한 IBM호환기종 컴퓨터가 사용되었으며, 운영체제는 마이크로소프트사의 윈도우XP, 사용언어는 비주얼 C++ 8.0을 사용하였다.

본 논문에서는 제안하는 방법에 대한 실험뿐만 아니라 기존의 방법과 제안한 방법의 차이를 자세히 알 수 있도록 올바른 대응경로의 계산에 대한 성능평가를 각각 수행하였다.

또한, 제안하는 방법에 대한 평가를 위해 아래의 [표 1]과 같이 온라인으로 입력받아 원형투영 방법(Circular Projection)[9]을 수행하여, 그 특징정보를 실험에 사용한 필적 자료와 마이크로 입력 후 그 정보를 사용하는 음성자료 등의 동적패턴을

사용하여 실험 및 성능평가를 수행하였다.

1. 제안한 방법의 성능

다음의 [그림 8]은 DTW와 DDTW, 제안하는 방법에 대하여 실험을 수행한 결과이다. [그림 8]은 실험의 대응경로를 나타낸 그림으로서 길이가 다르지만, 유사한 패턴에 대하여 알고리즘이 적용되는 것을 보여준다.

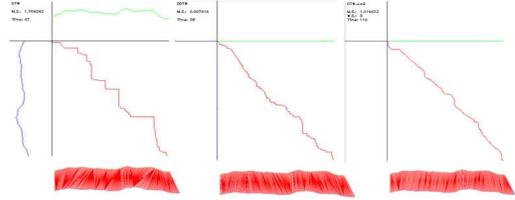


그림 8. 실험의 예

다음의 [그림 9]는 여러 패턴에 대하여 실험을 수행한 결과의 예이다.

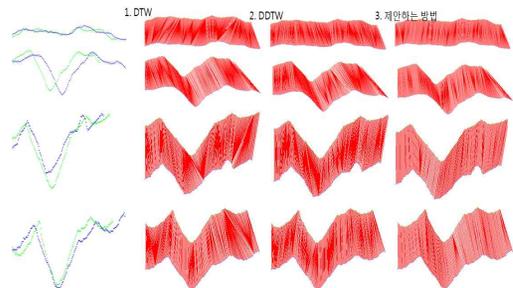


그림 9. 다양한 패턴에서의 실험

또한 패턴에 일부 노이즈가 발생할 경우 대응경로의 계산이 달라지는 경우가 많이 발생하여, 제안하는 방법의 실험결과를 다음의 [그림 10]을 이용하여 나타내었다.

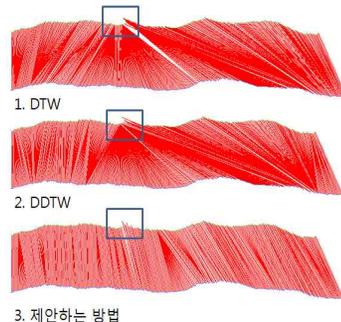


그림 10. 노이즈가 추가된 실험

특이점의 발생빈도(S)를 측정하고자 각 대응경로의 거리를 아래의 식(12)을 사용하여 판단하였다.

$$S = \frac{1}{N} \times \sum_1^N \frac{(m_Q + m_C)}{length} \dots\dots\dots (12)$$

N은 실험에 사용한 동적패턴의 개수, length는 경로의 길이, m_Q와 m_C는 동적 패턴 Q와 C에서 한 개의 점에 2개 이상의 점이 대응되는 점의 개수를 나타낸다.

아래의 [표 1~4]는 실험의 결과로 DTW 알고리즘과 DDTW 알고리즘, 제안하는 방법에 대하여 각각의 실험 결과를 나타낸다.

표 1. DTW와 DDTW의 실험 결과

| | DTW | DDTW |
|------|--------|--------|
| 경로길이 | 323 | 335 |
| 특이점 | 246 | 220 |
| 시간 | 283 | 54 |
| S | 0.7378 | 0.7005 |

표 2. "Slope Weight"가 0.5일 때, 실험 결과

| | 제안하는 방법 | | | | | |
|-------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | ws=5 | ws=7 | ws=9 | ws=11 | ws=13 | ws=15 |
| 경로 길이 | 266 | 256 | 251 | 249 | 249 | 250 |
| 특이점 | 131 | 112 | 102 | 97 | 98 | 100 |
| 시간 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| S | 0.4755 | 0.4193 | 0.3816 | 0.3387 | 0.3791 | 0.3382 |

표 3. "Slope Weight"가 0.7일 때, 실험 결과

| | 제안하는 방법 | | | | | |
|-------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | ws=5 | ws=7 | ws=9 | ws=11 | ws=13 | ws=15 |
| 경로 길이 | 266 | 256 | 251 | 249 | 249 | 250 |
| 특이점 | 123 | 107 | 99 | 94 | 103 | 102 |
| 시간 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| S | 0.4635 | 0.4039 | 0.4740 | 0.3602 | 0.3929 | 0.3926 |

표 4. "Slope Weight"가 0.9일 때, 실험 결과

| | 제안하는 방법 | | | | | |
|-------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | ws=5 | ws=7 | ws=9 | ws=11 | ws=13 | ws=15 |
| 경로 길이 | 266 | 256 | 251 | 249 | 249 | 250 |
| 특이점 | 116 | 103 | 94 | 93 | 95 | 89 |
| 시간 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| S | 0.4188 | 0.3342 | 0.3517 | 0.3471 | 0.3606 | 0.3338 |

표 5. 입력된 동적패턴의 정보

| 필적 | Circular Projection |
|----|---------------------|----|---------------------|----|---------------------|----|---------------------|
| 0 | | 0 | | 1 | | 1 | |
| 2 | | 2 | | 3 | | 3 | |
| 4 | | 4 | | 5 | | 5 | |
| 6 | | 6 | | 7 | | 7 | |
| 8 | | 8 | | 9 | | 9 | |

특이점은 각 동적 패턴 Q 와 C 에서 발생한, 한 개의 점이 2개 이상의 점이 대응되는 개수를 나타낸다. ws는 윈도우의 크기로 σ 에 의하여 결정된다.

[표 1]의 실험결과에는 DTW 알고리즘과 DDTW 알고리즘에 관한 실험 결과이며, [표 2][표 4]는 제안하는 방법에 대한 실험결과이다.

실험의 결과에서 보이듯이 대응경로의 길이가 DTW 알고리즘은 평균 323개, DDTW 알고리즘은 평균 335개를 가지고 있어 제안하는 방법의 대응경로 길이가 더 적음을 볼 수 있다. 또한, 특이점 발생 개수를 보더라도 DTW 알고리즘은 평균 246개가 발생하고, DDTW 알고리즘은 220개가 발생한 반면 제안하는 방법은 적게는 93개에서 많게는 131개까지 발생하여 기존 알고리즘보다 더 적은수의 특이점이 발생함을 확인할 수 있었다.

경로길이와 특이점의 상대적인 값을 나타내는 S 의 값이 DTW 알고리즘은 0.7378, DDTW 알고리즘은 0.7005의 결과를 나타내었지만 제안하는 방법의 경우 0.3368~0.4755의 결과를 가져, 기존의 방법보다 제안하는 방법이 경로길이에 비해 특이점이 적게 발생함을 볼 수 있다.

2 올바른 대응 경로의 계산

특이점의 발생을 올바르게 측정하기 위해서는 대응 경로를 알고 있다는 전제가 필요하다.

대응경로를 쉽게 파악하기 위하여, 대응경로를 계산할 때 같은 패턴을 이용하면 1:1로 대응경로가 생성되는 점에 착안하여, 1개의 패턴에 랜덤 노이즈를 다음의 [그림 11]과 같이 발생시켜 실험에 사용하였다.



그림 11. 실험에 사용한 동적 패턴(잡음 추가)

다음의 [그림 12]는 DTW와 DDTW, 제안하는 방법에 대하여 실험의 예로서, [그림 12]의 1. DTW의 경우 추가된 랜덤 노이즈가 경로에 많은 영향을 미쳐 특이점의 발생이 많이 된 반면, DDTW의 경우 랜덤 노이즈에 대한 특이점 발생이 비교적 적음을 볼 수 있고, 제안하는 방법의 경우에는 특이점 발생이 상대적으로 다른 방법들에 비해 매우 적어짐을 볼 수 있다.

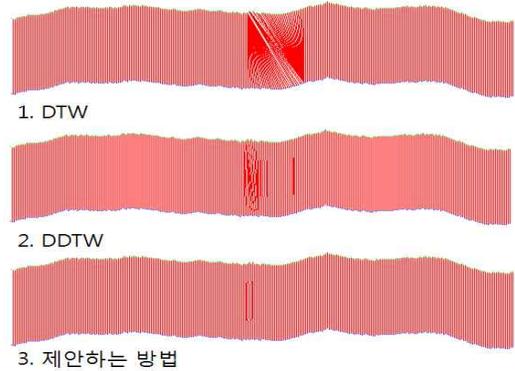


그림 12 대응경로 실험

다음의 [표 5]는 동적 패턴의 실험 결과를 나타낸다.

표 5. 대응경로 계산 실험 결과

| | DTW | DDTW | 제안하는 방법 | | | | | |
|-------|--------|--------|------------|------------|------------|-------------|-------------|-------------|
| | | | $\sigma=5$ | $\sigma=7$ | $\sigma=9$ | $\sigma=11$ | $\sigma=13$ | $\sigma=15$ |
| 경로 길이 | 236 | 228 | 223 | 224 | 223 | 222 | 223 | 223 |
| 특이점 | 31 | 14 | 6 | 7 | 566 | 433 | 466 | 466 |
| S | 0.1222 | 0.0575 | 0.0267 | 0.0314 | 0.0271 | 0.0215 | 0.0230 | 0.0242 |

위의 [표 5]에서 보이듯이 랜덤노이즈로 인한 구간의 차이는 발생하지만, 특이점의 발생 개수로 보면, 제안하는 방법이 DTW 알고리즘이나, DDTW 알고리즘보다 특이점 발생 빈도가 낮고, 또한 경로길이와 특이점의 상대적인 값인 S 의 값이 DTW 알고리즘이나 DDTW 알고리즘보다 매우 낮아 작은 범위의 노이즈의 범위를 제외한 나머지 부분에서 올바른 대응경로를 찾고 있음을 알 수 있다.

다음의 [그림 13]은 실험에 사용한 동적 패턴에 노이즈가 1개 추가와 2개 추가의 실험 결과를 보여준다. 올바른 대응경로를 찾기 위하여 동적패턴에 대한 인위적인 랜덤 노이즈가 추가되어도 기존의 알고리즘보다 비교적 대응경로를 잘 찾고 있음을 볼 수 있다.

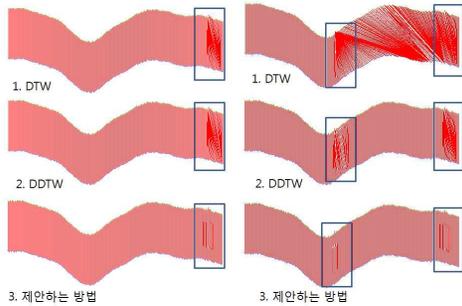


그림 13. 노이즈 발생 빈도별 실험

V. 결론

동적패턴의 시간 변화상을 고려한 패턴 인식 알고리즘인 DTW 알고리즘은 시간이나 속도에 따라 변화하는 서로 다른 길이의 두 동적 패턴간의 유사도를 판별하기 위하여 널리 이용되는 알고리즘이다.

하지만 앞서 서론에서 언급한 DTW 알고리즘의 문제점 때문에 정확한 대응경로의 결과에 대한 신뢰성이 부족한 문제가 있다.

따라서 본 연구에서는 DTW 알고리즘의 문제점인 특이점 발생의 문제와 동적패턴의 대응경로가 올바른지 알 수 없다는 문제에 대하여, 2차 미분 연산자의 하나인 라플라시안 오브 가우시안(Laplace of Gaussian) 연산자를 사용하여, DTW 알고리즘에 적용함으로써 특이점이 발생하는 문제를 효과적으로 해결하고, 올바른 대응경로를 가질 수 있는 방법에 대하여 제안하였다.

제안된 방법의 성능평가를 통하여, DTW 알고리즘과 DDTW 알고리즘보다 대응경로의 길이가 짧고, 특이점의 발생이 적어짐을 볼 수 있었다.

올바른 대응경로 찾기 위한 실험을 통하여 제안하는 방법이 DTW 알고리즘이나 DDTW 알고리즘보다 대응경로의 개수나, 특이점의 발생빈도, 상대적인 비율 등의 성능평가에서 더 우수한 성능을 보여 주었다.

참고문헌

[1] Sakoe, H. and Chiba, S. "Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition," IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 26(1) pp. 43- 49, 1978.

[2] Kim chul, Lee do-heon "Data Mining Technique for Time Series Analysis of Traffic Data," Electrical Engineering Summer Conference Proceedings(3), pp. 51-62, 2001.

[3] Andrea Corradini, "Dynamic Time Warping for Off-Line Recognition of a Small Gesture Vocabulary," ratfg-rts, pp.0082, IEEE ICCV Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems (RAF-G-RTS'01), 2001.

[4] Yang seung-il, Kwon young-hun, "Robot voice recognition system", Information Processing Society 6, 4, pp. 24-31, 1999.

[5] Sung bo-gyeng, Kim jung-su, Go ilju "Using Dynamic Time Warping similarity measure digital eumwongan"

[6] Eamonn J. Keogh, Michael J. Pazzani, "Derivative Dynamic Time Warping"

[7] D. W. Trigg and A. G. Leach, "Exponential Smoothing with an Adaptive Response Rate," Operational Research Society, Vol. 18, No. 1, pp. 53-59, 1967.

[8] Yuko Mizuhara, Akira Hayashi, Nobuo Suematsu, "Embedding of time series data by using dynamic time warping distances," Systems and Computers in Japan, Vol 37, No 3, pp. 1-9, 2006.

[9] Basabi Chakraborty and Goutam. Chakraborty, "A New Feature Extraction Technique for On-line Recognition of Handwritten Alphanumeric Characters," Information Science Vol. 148, pp. 55-80, 2002.

저 자 소 개



김 세 훈

2006 : 숭실대학교 미디어학과 공학 석사

2010 - 현재 : 숭실대학교 미디어학과 박사과정

관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 증강 현실, 모바일 등입

E-mail : krhoonse@hotmail.com



최 형 일

1979 : 연세대학교 전자공학과 공학사

1982 : 미시간대학교 전산공학과 공학석사

1987 : 미시간대학교 전산공학과 공학박사

1995 - 1997 : 퍼지 및 지능시스템 학회 이사

1997 : IBM Watson Lab 방문연구원

1987 - 현재 : 숭실대학교 글로벌미디어학부(교수)

관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 퍼지이론, 비디오검색, 인터페이스 에이전트 등입

E-mail : hic@ssu.ac.kr



이 양 원

1994 : 숭실대학교 전자계산학과 공학박사

1986-현재 : 군산대학교 컴퓨터정보과학과 교수

관심분야 : 모바일프로그래밍, 텔레매틱스, 가상현실

E-mail : ywrhee@ai.kunsan.ac.kr



장 석 우

1997 : 숭실대학교 컴퓨터학과 석사

2000 : 숭실대학교 컴퓨터학과 박사

2009-현재 : 안양대학교 디지털미디어학과 교수

관심분야 : 로봇비전, 증강현실, 게임, 비디오 색인 및 검색

E-mail : swjang@anyang.ac.kr