

시불변 특징점 추출 및 정합을 이용한 주기 신호의 길이 보정 기법

한아향¹ · 박정술¹ · 김성식¹ · 백준걸^{1*}

A Method to Adjust Cyclic Signal Length Using Time Invariant Feature Point Extraction and Matching(TIFEM)

A-Hyang Han · Cheong-Sool Park · Sung-Shick Kim · Jun-Geol Baek

ABSTRACT

In this study, a length adjustment algorithm for cyclic signals in manufacturing process using Time Invariant Feature point Extraction and Matching(TIFEM) is proposed. In order to precisely compensate the length of cyclic signals which have irregular length in the middle of signal as well as in the full length more feature points are needed. The extracted feature must involve information about the pattern of signal and should have invariant properties on time and scale. The proposed TIFEM algorithm extracts features having the intrinsic properties of the signal characteristics at first. By using those extracted features, feature vector is constructed for each time point. Among those extracted features, the only effective features are filtered and are chosen such as basis for the length adjustment. And then the partial length adjustment is performed by matching feature points. To verify the performance of the proposed algorithm, the experiments were performed with the experimental data mimicking the three kinds of signals generated from the actual semiconductor process.

Key words : Cyclic signal, Length adjustment, TIFEM(Time Invariant Feature point Extraction and Matching)

요약

본 연구에서는 여러 제조 공정에서 발생하는 주기 신호의 불규칙한 길이를 보정하기 위하여 시불변 특징점 추출 및 정합(Time Invariant Feature point Extraction and Matching, 이하 TIFEM)을 이용한 길이보정 알고리즘을 제안한다. 신호 중간에 길이 변동이 발생 하는 주기신호의 경우 정확하게 길이를 보정하기 위해서는 더 많은 수의 특징점이 필요하며, 추출된 특징점은 신호의 패턴 정보를 포함하고 시간과 크기에 불변한 성질을 가져야 한다. 본 연구에서 제안하는 TIFEM알고리즘은 위의 성질을 가지는 신호 고유의 특성을 추출하고 추출한 특성들을 각각 시점에 해당하는 특성 벡터로 구성한다. 구성된 특성 벡터에서 유효한 벡터만을 걸러내어 길이보정을 위한 특징점으로 선정한다. 선정된 특징점들을 정합한 후 구간별로 길이를 보정하여 보다 정확한 주기 신호의 길이보정을 수행한다. 제안한 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 실제 반도체 공정에서 발생하는 3종류의 신호를 모방하여 생성한 실험데이터를 이용하여 실험을 수행하였다.

주요어 : 주기 신호, 길이 보정, 시불변 특징점 추출 및 정합

1. 서론

최근 세계 경제 침체와 생산규모 확대 경쟁으로 인하여 반도체산업은 생산성 향상과 경쟁력 확보를 위한 생산

기술 향상을 고민하게 되었다. 업계 간 치열한 경쟁에서 살아남기 위한 노력으로 공정의 고도화를 통한 고부가가치 창출이 있는데, 이는 기존의 공정을 개선함으로써 생산성을 증대시키고 불량률을 낮추어 이윤증가와 함께 고객의 만족도를 높여 기업의 경쟁력 강화에 크게 기여한다(Kymal 등, 2006). 이러한 이유로 공정을 개선하기 위한 노력은 이전부터 지속되었으며 여러 공정 제어 방법(Advanced Process Control, 이하 APC)들이 고안되어왔다. 이 같은 공정제어를 수행하기 위하여 공정데이터를 이용

접수일(2010년 9월 8일), 심사일(1차 : 2010년 10월 29일), 게재 확정일(2010년 11월 8일)

¹⁾ 고려대학교 산업경영공학과

주 저 자 : 한아향

교신저자 : 백준걸

E-mail: jungeol@korea.ac.kr

한 통계적 방법이 연구되어 왔으며 전통적으로 Shewart, CUSUM(CUmulative SUM) 그리고 EWMA(Exponentially Weighted Moving Average)같은 통계 공정 제어(Statistical Process Control, SPC) 차트들을 공정을 모니터하고 제품의 품질을 향상시키기 위해 사용한다(Montgomery, 1996; 유창규 등, 2008).

반도체 업계에서는 공정에서 발생하는 주기신호를 이용하여 기존의 공정제어 차트를 적용하여 공정을 개선해 왔다. 주기 신호(Cyclic signal)란 제품 제조 단계에서 동일한 공정을 반복함으로써 주기적으로 생성되는 데이터를 말한다. 실제로 주기 신호 데이터는 반도체 공정 뿐만 아니라 자동차 공정 등 많은 제조 공정에서 발생한다(이재현 등, 2007). 이 같은 제조 공정에서는 동일한 공정을 순서대로 반복하기 때문에 주기신호는 일정한 패턴을 가지며 공정에 이상(Fault)이 없는 한 동일한 형태의 신호를 반복적으로 생성한다. 공정에 이상이 생길 경우, 주기 신호는 이상의 종류에 따라 다른 형태로 나타난다. 이와 같이 많은 공정 정보를 포함하는 주기 신호를 이용하여 이상탐지를 수행함으로써 생산성을 높이고, 공정 이상에 대한 분석을 통해 제품의 품질을 향상시킬 수 있는 방법이 연구되고 있다(이재현 등, 2007).

그러나 주기 신호의 특성 때문에 바로 공정제어 차트에 적용시키기에는 어려움이 있다. 주기신호는 공정이 진행될 때마다 설비 상태 및 환경이 달라지기 때문에 공정이 각기 다른 속도, 다른 양상으로 진행되어 동일한 공정에서 발생된 신호일지라도 그림 1의 (1)번 부분처럼 특정 구간의 길이가 동일하지 않거나 (2)번 부분과 같이 패턴의 전체 길이가 다른 신호가 발생된다. 이렇게 발생된 불규칙한 길이의 주기 신호를 기존의 SPC공정 제어 차트에 적용할 경우 각 시점에 대한 변동이 크기 때문에 이상 탐지(Fault Detection)의 기준이 되는 UCL(Upper Control

Limit)과 LCL(Lower Control Limit) 사이의 간격이 넓어져 이상 탐지 성능을 저하시킨다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 불규칙한 길이의 주기 신호에 대한 정확한 길이보정 전처리 단계가 필요하다.

기존 연구에서는 이러한 불규칙한 주기 신호의 길이 보정에 대한 연구가 부족하며, 단지 신호의 시작점과 끝점만을 추출하여 길이보정을 수행하는 방법에 대한 연구들이 다양한 산업 분야에서 이루어져 왔다.

반도체 분야에서는 공정의 결함감지를 위해 개발된 D TW(Dynamic Time Warping) 기법의 전처리 과정으로 메트로로지(Metrology)기반으로 진행되는 공정 신호의 시작점과 끝점을 찾는 방법이 있다. 이 연구에서는 주기적 신호의 증가, 감소 변화 시점을 4가지로 분류하여 2가지의 규칙을 기준으로 시작점과 끝점을 분류한다(Choi 등, 2007). 이러한 방법은 다양한 형태의 신호를 처리하기에 어려움이 있으며 정확한 공정 구간에 따른 길이보정을 수행할 수 없다.

이외에도 전자분야에서의 신경망을 이용한 신호 끝점 검출 방법이 있다. 다층 신경망을 이용하여 TLFN(Time Lagged Feedforward Network)를 구성함으로써 빠른 속도로 검출하여 신뢰할만한 성능을 보였으나, 학습되는 데이터에 이상이 내재되어 있을 경우 성능이 급격히 저하되는 단점이 있다(임종관 등, 2009).

마지막으로 음성신호 분야에서는 노이즈(Noise)에 강력한 웨이블릿 계수 변환의 크기별 분포를 이용하여 음성 신호의 끝점을 검출하였으나 주기 신호의 구간별 길이 변화를 보정하기 어려운 한계가 존재한다(석종원 등, 1996).

기존 연구들은 시작점 혹은 끝점만을 가지고 신호의 전체 길이를 일정하게 보정하는 선형적 길이보정만을 수행하였다. 하지만 선형적 길이보정은 신호 중간에 길이 변화가 발생한 경우를 고려하지 못하는 단점이 존재한다. 선형 길이보정의 한계를 극복하기 위해 신호의 중간 시점의 길이변화를 고려한 비선형 길이보정을 수행해야한다. 이를 수행하기 위해서는 더 많은 특징점이 필요한데, 길이보정의 기준이 되는 특징점들은 한 시점의 정보 뿐만 아니라 주변 정보를 포함하여 신호에 대한 다양한 패턴 정보를 가지고 있어야 하며, 시간과 크기가 변하여도 유지되는 신호의 고유한 특성을 반영해야한다.

따라서 본 연구에서 제안하는 길이보정 알고리즘은 신호의 변형을 통하여 각 시점에 대한 속성을 반영한 특징점(Feature point)들을 추출하여 특성 벡터(Feature vector)로 나타내고 그 중 유효한 특징점들을 선정하여 정확한 길이보정을 위한 기준으로 삼는다. 기준이 되는 신호의

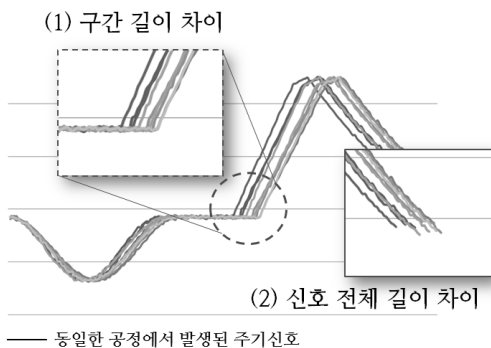


그림 1. 실제 공정에서 발생하는 주기 신호의 특징

특징점들과 새로운 신호의 특징점들과의 정합(Matching)을 통해 비선형 길이보정을 수행함으로써 보다 정확하게 신호의 길이를 보정 하는 알고리즘을 제시한다. 또한, 알고리즘의 성능을 측정하기 위하여 실제 공정 데이터를 모방하여 생성한 실험 데이터를 이용하여 실험을 수행하였다. 본 논문에서는 다음의 2장에서 제안하는 알고리즘에 대하여 자세히 설명하고 실험 및 실험 결과를 3장에서 기술하였으며 마지막으로 4장에서 결론을 정리하였다.

2. 시불변 특징점 추출 및 정합을 이용한 길이보정 알고리즘

본 연구에서 제안하는 시불변 특징점 추출 및 정합(Time Invariant Feature point Extraction and Matching, 이하 TIFEM)을 이용한 길이보정 알고리즘은 그림 2와 같이 크게 4단계로 이루어진다.

먼저, TIFEM을 수행하려면 시간과 크기에 불변하는 특징점을 추출하는 것이 필요하다. 기준이 되는 신호와 길이보정이 필요한 새로운 신호에 대하여 가우시안 필터링(Gaussian Filtering)을 이용한 블러링(Blurring)과 보간법(Interpolation)을 이용한 신호 압축을 수행하여 신호의 시불변 특성을 반영하는 특성을 추출한다.

추출된 특성들을 가지고 각 시점별로 특성 벡터를 생성한다. 이 때 신호의 모든 시점에 대하여 특성 벡터가 생성되는 데, 계산의 효율성과 길이보정의 정확성을 높이기 위하여 유효한 벡터만을 길이보정을 위한 특징점으로 선정한다. 여기에서 유효한 벡터라는 것은 그 벡터를 구성한 시점이 신호의 고유한 특성을 나타내는 시점을 말한다.

길이보정을 수행하기 위해서는 기준 신호와 새로운 신

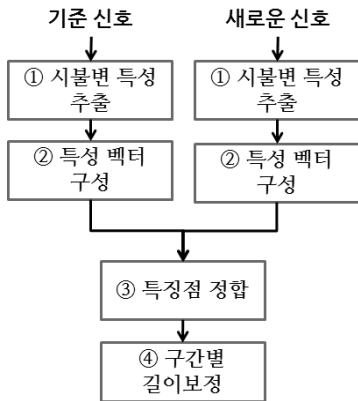


그림 2. TIFEM을 이용한 길이보정 개요

호의 특징점에 대한 정합(Matching)이 필요하다. 즉, 새로운 신호의 A라는 시점이 기준 신호의 어떠한 시점과 같은 시점인지 결정해야하는 것이다. 특징점을 벡터로 기술하였기 때문에 유사한 특징점끼리 정합하기 위하여 벡터 간의 거리를 구하여 비교한다. 그러나 주기 신호 특성상 신호의 변화가 단순하기 때문에 정합 결과에는 다수의 오류들이 포함되어 있다. 이러한 이유로 정합된 결과에 RANSAC(RANdom SAMple Consensus) 알고리즘을 적용하여 오류들을 제거한다.

최종적으로 오류가 제거된 특징점들을 기준으로 새로운 신호에 대하여 구간별 길이보정을 수행한다. 이 과정을 통해 기존의 연구들보다 더 많은 특징점들을 추출하여 정합함으로써 보다 정확한 길이보정이 가능하다. 각 단계에 대한 자세한 내용을 이어질 2.1절부터 2.4절에서 설명하였다.

2.1. 시불변 특성 추출

정확한 길이보정을 위한 특징점은 시간, 크기의 변동이 있는 신호에서도 반복적으로 검출되는 점을 의미한다. 주로 국지적 변화가 큰 점들이 특징점으로 사용되기 적합하며 주로 신호의 증가, 감소가 일어나는 점들이 특징점으로 사용된다(황선규 등, 2009). 즉, 특징점들은 불규칙한 주기 신호에 대하여 시간과 신호의 크기에 불변하는 성질을 가지고 있다. 시간에 불변하다는 것(Time Invariant)은 그림 3과 같이 한 주기에 적용되는 구간별 공정 소요시간은 다르지만 해당 공정 구간의 특성에 따라 발생하는 신호가 동일한 증가, 감소의 패턴을 가지는 것을 말한다. 또한 신호의 크기에 불변하다는 것(Scale Invariant)은 신호의 크기가 다를 지라도 동일하게 나타나는 패턴 정보를 포함하여야 한다는 것이다. 예를 들어, 반도체 공정에서는 특정 구간별 공정이 종료되는 상태에 도달하기 전까지 필요한 온도나 압력이 공정 상황에 따라 다르게 나타나게

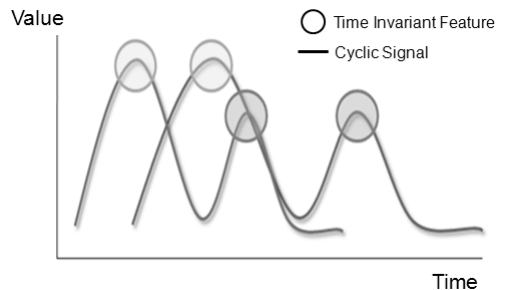


그림 3. 시간에 대하여 불변하는 특성의 예

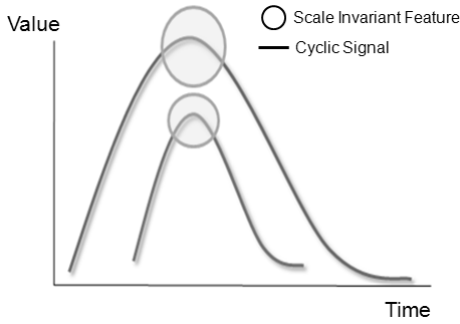


그림 4. 크기에 대하여 불변하는 특성의 예

된다. 이 경우 그림 4와 같이 패턴은 같으나 동일한 공정 구간임에도 불구하고 크기가 다른 신호가 발생한다. 본 연구에서는 다음에 설명할 압축과 블러링(Blurring)을 이용하여 신호를 변형하고 이를 이용하여 신호의 패턴에 대한 정보를 포함한 시간과 크기에 불변한 특성을 추출하는 방법을 제시한다.

2.1.1. 보간법을 이용한 신호 압축

시간에 대하여 불변하는 특성을 추출하기 위하여 본 논문에서는 선형 보간법(Linear Interpolation)을 이용하여 신호를 단계적으로 압축한다. 보간법(Interpolation)이란 공정에서 관측되는 이산(Discrete) 데이터를 이용하여 측정되지 않은 데이터를 예측하기 위하여 사용되는 가장 보편적인 방법이다(Wikipedia, 2010). 공정으로부터 측정된 데이터를 기반으로 데이터를 나타내는 다항식을 구함으로써 관측된 데이터 이외의 값을 추정할 수 있다. 다시 말하면 관측된 데이터가 t 시점에 대응하는 값 y_i 로 표현된다고 할 때 함수 $f(t)$ 가 다음의 식 (1)과 같이 정의된다.

$$f(t) = y_i, \quad t = 1, \dots, n \quad (1)$$

여기서 주어진 데이터에 대하여 정의된 함수 $f(t)$ 를 보간 함수(Interpolant)라고 한다. 보간 함수는 앞에서 언급한 바와 같이 데이터를 나타내는 다항식이 되며 보간 함수를 구하는 방식에 따라 여러 종류의 보간법이 있다. 본 연구에서는 적은 계산으로 좋은 성능을 보이며 다양한 형태를 지니는 데이터의 성질을 반영하기 위하여 스플라인 보간법(Spline Interpolation)을 사용하였다.

스플라인 보간법은 정의역을 분할(Partition)하여 다항식을 각각의 분할 부분에서 정의된(Piecewise defined) 함수를 사용한다. 이 함수를 스플라인(Spline)이라 말하며 일반적으로 다항 스플라인 함수 $S(\cdot)$ 는 정의역 $[a, b]$ 에

대해 실수 공간 \mathbb{R} 을 치역으로 갖는다. 이 때 $S(\cdot)$ 는 정의역의 분할된 $[t_i, t_{i+1})$ 의 구간에 대해 각각 정의된 \mathbb{R} 을 치역으로 갖는 다항함수 $P_i(\cdot)$ 들로 구성된다. 즉, $a = t_0 < t_1 < \dots < t_{k-2} < t_{k-1} = b$ 일 때

$$\begin{aligned} S: [a, b] &\rightarrow \mathbb{R} \\ P_i(\cdot): [t_i, t_{i+1}) &\rightarrow \mathbb{R} \end{aligned} \quad (2)$$

$$S(t) = \begin{cases} P_0(t), & t_0 \leq t < t_1 \\ P_1(t), & t_1 \leq t < t_2 \\ \vdots & \vdots \\ P_{k-2}(t), & t_{k-2} \leq t < t_{k-1} \end{cases} \quad (3)$$

와 같이 정의된다(Park 등, 2009). 위의 분할된 공간의 함수 $P_i(\cdot)$ 의 속성을 정의하는 방법에 따라 선형 스플라인 보간법, 2차 스플라인 보간법(Quadratic spline interpolation), 3차 스플라인 보간법(Cubic spline interpolation) 등의 여러 가지 종류로 나뉜다(Wikipedia, 2010).

주기 신호의 특성을 고려하여 적절하게 신호를 압축하기 위하여 본 논문에서는 선형 스플라인 보간법을 사용하였다. 다음의 식을 이용하여 분할된 구간마다 해당하는 선형 스플라인 함수를 구한다.

$$P_i(t) = y_i + \frac{y_{i+1} - y_i}{t_{i+1} - t_i}, \quad t_i \leq t < t_{i+1} \quad (4)$$

주어진 식을 이용하여 구한 함수는 일반적인 선형 보간 함수와 같다. 본 연구에서 선형 스플라인을 사용하기 이전에 3차 스플라인을 이용하여 주기 신호 데이터에 실험을 수행하여 보았으나 오히려 좋지 않은 성능을 보였다. 그 이유는 실제 공정에서 발생하는 데이터에는 여러 가지 노이즈가 포함되어 고차원의 다항식을 이용할 경우 오히려 에러가 증가하기 때문이다. 그리하여 최종적으로 선형 스플라인 보간법을 이용하여 신호를 원래의 길이보다 1/2, 1/4, 그리고 1/8 길이로 압축한다.

본 연구에서는 신호를 단계적으로 압축함으로써 공정 상황이나 기타 요인에 의하여 공정구간별 시간에 변동이 생겨도 유지되는 신호의 일정한 패턴을 반영하는 특성을 추출한다. 압축을 통해 신호를 시간 축으로 변형함으로써 시간에 대하여 생기는 변동을 반영한 정보를 특징점이 포함하도록 특성을 구성한 것이다. 이렇게 얻어진 압축 신호에 다음의 블러링 변형을 더하여 크기에 불변하는 특성을 추출한다.

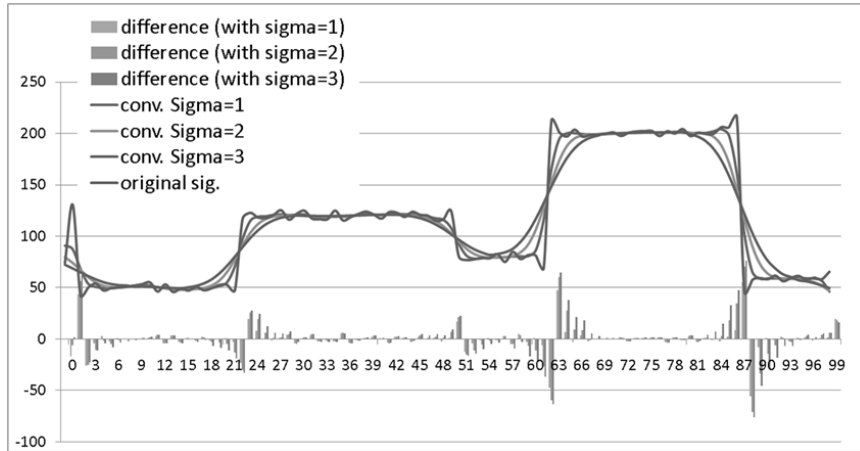


그림 5. 신호의 단계적 블러링 수행

2.1.2. 가우시안 필터를 이용한 신호 블러링

압축과 더불어 일반적으로 신호에 변동을 주기 위해 사용되는 것이 블러링이다. 즉, 해당 시점의 데이터와 주변 데이터와의 차이를 줄여나가는 것으로 신호에 대하여 단계적으로 블러링을 수행하여 기존 신호와의 차이를 구할 경우 신호의 진행이 변하는 부분에서 커다란 차이를 보이게 된다. 여기에서 신호의 진행이 변한다는 것은 그림 5에서 신호가 계단모양을 보이는 부분과 같이 데이터의 수치가 변하여 증가하거나 감소하는 경우를 말한다. 그림 5에서 확인할 수 있듯이 신호의 진행이 변하는 부분에서 기존 신호와 블러링 신호의 차이가 크게 나타난다. 이는 공정에서 일정 처리 구간이 끝나거나 새로운 구간에 진입할 때 발생하며 동일한 구간에서도 발생할 가능성이 있다. 신호의 진행 변화로 정확하게 구간이 바뀐다고 언급할 수는 없으나 본 논문의 길이보정의 관점에서 신호의 진행변화는 신호의 일정한 패턴과 구간정보를 나타내는 유용한 정보이다.

따라서 본 연구에서는 가우시안 필터를 이용한 블러링을 적용하였다. 가우시안 필터(Gaussian Filter)란 특정 표준편차(σ)를 모수(Parameter)로 가지는 가우시안 함수 값과 기준 신호 값의 컨벌루션(Convolution) 연산을 수행하는 것이다. 컨벌루션 연산이란 한 시점 값에 주변 시점의 값의 거리에 반비례하는 가중치를 곱한 값을 더하는 것이다. 가우시안 필터링을 통하여 신호를 변형한 후에 변형 이전의 기준 신호 값과의 차이를 구한다. 이는 해당 시점에 대하여 주변 시점에 대한 정보만을 포함하기 위함이며 크기에 불변한 특성을 갖추도록 한다.

블러링을 수행하기에 앞서, 가우시안 함수를 이용하여

신호에 컨벌루션 연산을 하기 위한 일정 크기의 마스크(Mask)를 구성한다. 마스크는 연속적인 가우시안 함수 값을 불연속적인 데이터와 연산하기 위하여 생성한 불연속 신호로서 각각의 시점에 대하여 거리에 반비례한 가중치를 가진다. 마스크는 $G(t, \sigma)$ 로 나타내며 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다(Lowe, 2004).

$$G(t, \sigma) = (1/\sqrt{2\pi\sigma}) \exp(-t^2/2\sigma^2) \tag{5}$$

$$L(t, \sigma) = G(t, \sigma) * I(t) \tag{6}$$

$$D(t, \sigma) = G(t, k\sigma) * I(t) - I(t) = L(t, k\sigma) - I(t) \tag{7}$$

$G(t, \sigma)$: 마스크(Mask)

$I(t)$: 입력 신호(Input signal)

$L(t, \sigma)$: 블러링 신호(Blurred signal)

$D(t, \sigma)$: 차이 신호(Difference signal)

구성된 마스크와 입력 신호 $I(t)$ 와의 컨벌루션 연산(*)을 통하여 식 (6)과 같이 블러링 신호 $L(t, \sigma)$ 을 생성한다. 또한 식 (7)에서와 같이 블러링 신호는 입력 신호와의 차이를 계산하여 그림 5의 아래쪽에 나타나는 차이신호 $D(t, \sigma)$ 을 구한다. 이러한 과정을 통하여 시점 t 에서 신호의 측정값을 제외한 주변 정보만을 고려할 수 있는 것이다. 즉, 해당 시점에 대한 주변 정보만을 고려할 수 있으며 공정에 환경에 따라 변하는 신호의 크기에 대하여 불변한 특성을 추출할 수 있다.

시간에 불변한 특성을 추출하기 위해 앞서 수행했던 신호 압축과 마찬가지로 식 (7)에서의 k 를 변화시켜 단계

적으로 블러링을 수행하였다. 마스크 $G(t, \sigma)$ 의 σ 값을 증가시킬 경우 특정 시점의 주변 정보를 포함하는 정도가 높아져 추출된 특성은 다양한 주변정보를 포함할 수 있다. 그림 5에서와 같이 σ 값의 변화에 따라 블러링 정도가 다른 신호가 생성되며 각 시점별로 기준 신호와의 단계적 차이 값을 구할 수 있는 것이다. 따라서 본 연구에서는 단계적으로 σ 의 크기를 변화시키면서 블러링을 수행하여 크기에 불변하는 특성을 추출한다.

2.2 특성 벡터 구성

위에서 추출한 시간과 크기에 불변하는 특성을 한 시점에 대하여 나타내기 위해 각 시점별로 특성 벡터를 구성하였다. 특성은 신호의 각 압축 단계별로 다양한 레벨의 블러링을 수행하여 그 결과 생성된 변형 신호와 기준 신호의 차이를 구함으로써 얻어진다. 따라서 각 단계별로 변형된 신호와 기준 신호와의 차이를 구하기 때문에 차이 신호 $D(t, \sigma)$ 가 신호 변형 레벨별로 생성된다. 생성된 차이 신호들의 값과 기준 신호의 측정값을 이용하여 한 시점에 대한 특성 벡터를 다음의 식 (8)과 같이 구성한다.

$$V(t) = \begin{bmatrix} D_{11}(t) \\ D_{12}(t) \\ \vdots \\ D_{1k}(t) \\ D_{21}(t) \\ \vdots \\ D_{2k}(t) \\ \vdots \\ D_{n1}(t) \\ \vdots \\ D_{nk}(t) \\ M(t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

- $V(t)$: 시점 t 에서의 특성 벡터
- n : 신호의 압축 레벨
- k : 신호의 블러링 레벨
- $D_{nk}(t)$: 각 레벨에서의 차이신호
- $M(t)$: 시점 t 에서의 기준 신호측정값

특성 벡터는 모든 시점별로 구성하였으나 이 중에서도 차이신호의 부호가 바뀌는 시점과 길이가 일정 역치 (Threshold)를 넘어서는 유효한 벡터만을 분류하여 알고리즘의 성능과 정확도를 향상시킨다. 신호의 증가 감소의 변화가 심한 경우 블러링을 이용하여 신호를 변형시키기 때문에 시불변 특성을 가지는 시점에서 차이 신호의 부호가 바뀌게 된다. 그러나 신호의 변화가 크지 않은 경우에

이러한 차이 신호의 부호 변화가 일어나지 않으며 시불변 시점에서는 기준 신호와 변형한 신호의 차이가 크게 나타난다. 따라서 벡터의 길이가 일정수준을 넘는 벡터를 유효한 벡터를 추가로 선정한다. 벡터의 길이는 유클리드 안 놈(Euclidean Norm)을 이용하여 계산하였으며 식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\|V(t)\| = (D_{11}(t)^2 + \dots + D_{nk}(t)^2 + M(t)^2)^{1/2} \quad (9)$$

역치는 실험에 의하여 결정하며 일정 값 이상의 길이를 가지는 벡터를 선정함으로써 신호에 대하여 유효 특징점들을 추출한다.

2.3 특징점 정합

길이보정의 기준이 되는 신호와 길이보정을 수행해야 하는 신호에 대하여 특징점 추출을 완료한 후에는 각각의 특징점에 대한 정합 과정이 필요하다. 본 연구에서는 벡터로 나타낸 특징점의 정합을 위하여 벡터간의 유사성을 계산하는 비유사성 측정(Dissimilarity measure)함수를 이용하였다. 데이터 마이닝 분야에서 사용되는 비유사성 측정 함수는 벡터간의 거리를 계산하며 벡터의 특성을 반영하여 각각의 값에 대하여 가중치를 더할 수 있도록 다음과 같이 정의된다(Theodoridis 등, 2006).

$$d(o,n) = (V_o(t) - V_n(t))^T Q (V_o(t) - V_n(t)) \quad (10)$$

- $d(o,n)$: 두 벡터 사이의 거리
- $V_o(t)$: 기준 신호의 특성 벡터
- $V_n(t)$: 새로운 신호의 특성 벡터
- Q : 가중치 행렬

식 (10)에서 사용된 가중치 행렬 Q 는 압축 단계마다 유사한 신호 양상을 보이는 특성 벡터의 특성을 반영하고 정합 성능을 향상시키기 위하여 벡터 마지막에 추가한 실제 값에 대한 가중치를 반영하여 식 (11)과 같이 정의하였다.

$$Q = \begin{bmatrix} 100 \dots 000 & & \dots & 0 \\ 010 \dots 000 & & & \\ \vdots & & & \vdots \\ 000 \dots 001 & & & \\ \vdots & & & \\ \vdots & & & 100 \dots 0000 \\ \vdots & & & 010 \dots 0000 \\ \vdots & & & \vdots \\ 0 & & & 000 \dots 0010 \\ & & \dots & 0 & & 01 \end{bmatrix} \quad (11)$$

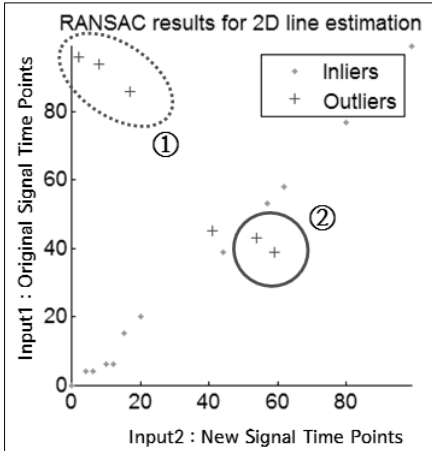


그림 6. RANSAC을 이용한 이상 정합 제거

예를 들어, 각 압축레벨에서 표준편차가 1인 블러링 단계에서 생성된 차이 신호 D_{11} 과 $D_{21}, D_{31}, \dots, D_{n1}$ 은 비슷한 형태를 가지게 된다. 따라서 가중치행렬 Q 을 이용하여 벡터간 거리를 계산하면 압축과정에 의해 신호의 길이가 변할 경우 축소 및 확대되는 신호 형태 변화를 고려할 수 있어 보다 정확한 특징점 정합을 빠르고 간단하게 수행할 수 있다.

그러나 단순히 벡터간 거리를 이용하여 유사 벡터를 찾기 때문에 정합 결과에는 잘못된 연결된 정합이 다수 포함되어 있어 오류에 대한 처리가 필요하다. 따라서 본 연구에서는 잘못된 정합을 걸러내기 위하여 정합의 마지막 단계로 RANSAC(RANdom SAmple Consensus)알고리즘을 사용하였다. RANSAC알고리즘은 Fishler 등(1981)에 의해 제안된 강건한 예측방법으로 전체 데이터 중에서 모델 인수를 결정하는데 필요한 최소의 데이터를 랜덤하게 샘플링하면서 반복적으로 해를 계산함으로써 최적의 해를 찾는다(이중재 등, 2006). 즉, 오류를 포함하는 데이터에서 반복적 계산을 통해 수학적 모델의 모수를 예측하는 것이다. 이렇게 계산된 최적 해를 이용하여 추출된 특징점 사이에 존재하는 이상치를 탐지하여 제거한다. 이상 탐지를 통해 더욱 정확한 길이보정을 수행할 수 있는 것이다. 신호의 형태에 따라 약간의 차이는 있지만 기준 신호와 새로운 신호의 특징점끼리 정합을 수행하면 그림 6과 같이 나타난다. 그림 6은 길이보정의 기준이 되는 기준 신호와 새로운 신호에서 추출된 특징점끼리의 정합결과를 그래프로 나타낸 것이다. 그림 6에서 확인할 수 있듯이 정합결과에는 시계열 신호에서는 나타날 수 없는 시점 차이가 급격히 벌어지는 오류(그림 6의 ①)나 이전 시

점과 정합되는 오류인 역행 시점(그림 6의 ②)이 발생되는데 이러한 이상 정합을 RANSAC을 이용함으로써 제거한다.

2.4 구간별 길이보정 수행

마지막으로 이 연구의 목적인 정확한 길이보정을 수행하기 위하여 추출한 특징점을 기준으로 구간별 길이보정을 수행한다. 추출된 특징점들의 구간들을 기준으로 특징점 추출을 위해 수행하였던 신호 압축 단계의 선형 보간법을 사용하였다. 추출된 특징점들은 시간 진행 순서에 따라 추출되므로 길이보정이 필요한 신호의 한 시점과 그 다음 시점 사이의 구간을 정합된 기준 신호의 시점 구간의 길이로 보정한 것이다. 예를 들어 기준 신호 특징점 A와 새로운 신호 특징점 A'가 정합되고 그 다음 순서로 기준 신호 특징점 B와 새로운 신호 특징점 B'가 정합된 경우, 기준 신호 B-A구간 길이만큼 새로운 신호 B'-A'구간의 길이를 조정함으로써 구간별로 길이보정을 수행하였다. 이렇게 여러 구간별로 비선형 길이보정을 수행함으로써 보다 정확한 길이보정을 수행한다.

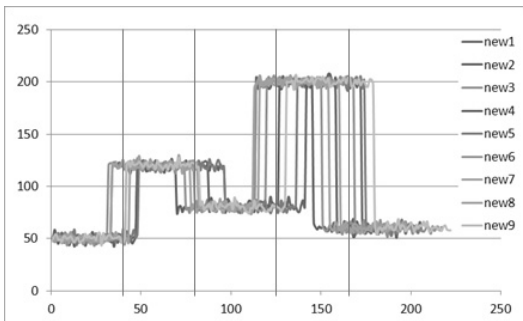
3. 실험 설명 및 결과

본 연구에서 제안하는 길이보정 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 실제 반도체 공정에서 발생하는 여러 주기 신호의 형태를 모방한 실험데이터를 생성하여 실험하였다. 실제 반도체 공정의 데이터는 기업의 데이터 보안 문제로 인하여 반출이 되지 않는다. 그리하여 FAB공정(Fabrication process)내에서 발생하는 주기 신호 중에서도 가장 대표적인 3종류 주기 신호의 특성을 반영하여 실험 신호 데이터를 생성하였다. FAB공정은 반도체 제조 공정 중에서 가장 긴 시간이 소요되며 가장 많은 장비가 필요한 주요 공정이다. FAB공정에서 발생하는 첫 번째 신호 형태(Type 1)는 Step 신호로 주로 광전자 센서에서 측정되는 전압과 관련된 데이터이며 두 번째 신호(Type 2)는 Steep 신호로 Diffusion 공정의 온도 센서에서 측정되는 데이터를 모방하였다. 마지막으로 Smooth 신호(Type 3)는 Photo-lithography 공정의 온도 데이터이다.

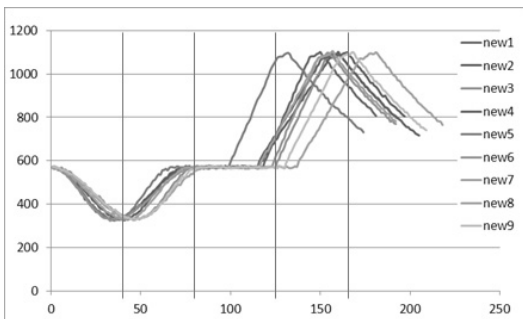
실험에 사용된 3종류의 신호는 길이가 동일한 5개의 구간을 가지며 각 공정 구간별 진행 양상을 모방한 표 1의 관계식에 의하여 구해진다. 실제 공정에서와 마찬가지로 실험 신호의 각 구간별 길이는 일정 크기 안에서 무작위로 변동이 발생한다. 또한, 실제 공정에서 발생하는 신호는 원래 계획된 신호 값에 화이트 노이즈(White noise)

표 1. 실험 데이터 생성 정보

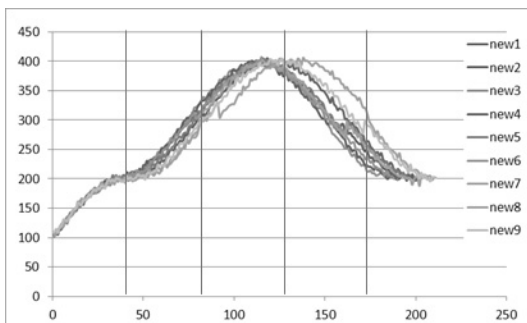
		Type 1 : Step 신호	Type 2 : Steep 신호	Type 3 : Smooth 신호
구간	길이	평균	생성 함수	생성 함수
1	40	50	$450+120\{\cos(x)\pi/40\}$	$100\sin(x\pi/80)$
2	40	120	$450+120\{\cos(x)\pi/40\}$	$100[\sin\{(x-80)\pi/160+3\pi/2\}+2]$
3	40	80	570	$100[\sin\{(x-80)\pi/160+3\pi/2\}+2]$
4	40	200	25x	$100[\sin\{(x-80)\pi/160+3\pi/2\}+2]$
5	40	60	$200+900[\exp\{-x/80\}]$	$100[\sin\{(x-80)\pi/160+3\pi/2\}+2]$



(a) Type 1 : Step 신호



(b) Type 2 : Steep 신호



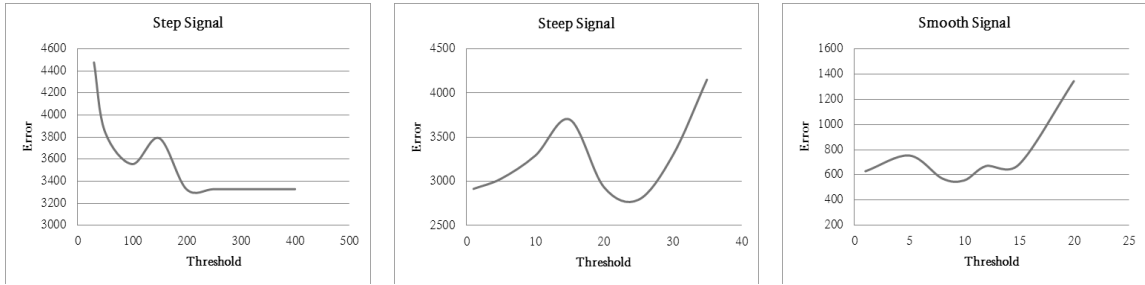
(c) Type 3 : Smooth 신호

그림 7. 생성된 3종류의 실험 데이터

가 포함되며 연속적인 신호를 불연속적으로 측정하기 때문에 측정 오류가 추가적으로 포함된다. 실제로 반도체 공정에서 발생하는 주기 신호의 이러한 특성들을 그대로 반영하기 위하여 실험신호에 정규분포를 따르는 노이즈를 생성한 신호에 더하였으며, 표 1에 정한 구간길이에 정규분포를 따르는 랜덤 수를 발생시켜 구간길이의 변동을 추가하였다. 생성한 세 종류의 실험신호는 그림 7과 같은 형태를 가진다. 그림 7에서는 생성된 실험 신호 9개를 나타내었으며 신호마다 구간의 길이변동 정도가 다르고 신호 전체 길이 또한 차이는 것을 확인할 수 있다.

생성한 신호에 제안된 알고리즘을 적용하기에 앞서 각 단계에서 필요한 여러 변수들을 실험을 통해 결정하였다. 실험 속도를 위해 신호의 압축은 5단계까지 진행하였으며 블러링 단계도 5단계까지 진행하였다. 5단계까지의 신호 변형을 하였을 때 특성벡터가 신호의 특징을 충분히 포함할 수 있으며 더 많은 압축 단계를 수행해 보았으나 성능에 큰 차이가 없었다. 마스크의 크기는 7로 실험을 진행하였고 유효벡터 선정을 위한 역치의 수치 또한 실험을 통해 결정하였다. 역치의 크기는 그림 8과 같이 새로운 신호에 대하여 길이 보정 후 기준 신호와의 차이(Error)가 가장 작은 수치를 채택하여 각 신호의 특성에 따라 다르게 설정하였다. 따라서 변동이 많은 Step 신호의 역치 값은 차이신호의 부호가 바뀌는 시점만을 특징점으로 삼기 위해 충분히 큰 수치인 250으로 설정하고 Steep 신호는 25, Smooth 신호는 10의 역치 값을 설정하였다. 마지막으로 RANSAC에서는 이상치 판단 기준을 시그마 1로 주어 실험을 진행하였다.

위와 같이 설정한 TIFEM알고리즘을 3종류의 실험 데이터에 적용하여 알고리즘의 성능을 검증하였다. 각 실험은 기존 연구들에서 사용한 시작점과 끝점만을 기준으로 길이보정을 수행한 경우 그림 9와 같이 신호의 중간에서 길이의 변동이 발생하는 경우 정확한 길이보정을 수행하지 못하였다. 그림 9에서 확인할 수 있듯이 점선으로 표

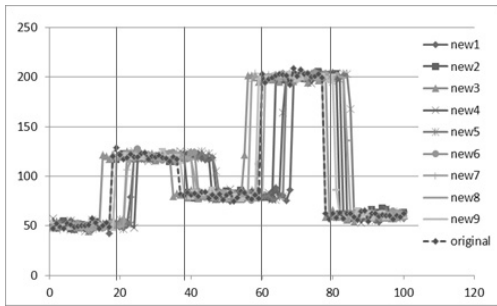


(a) Step 신호의 Threshold

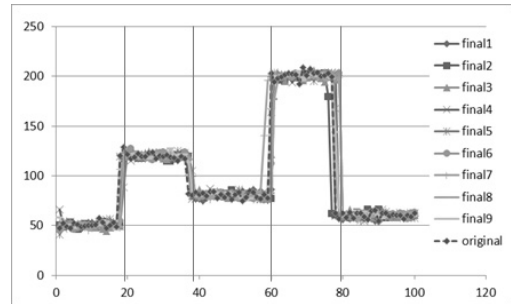
(b) Steep 신호의 Threshold

(c) Smooth 신호의 Threshold

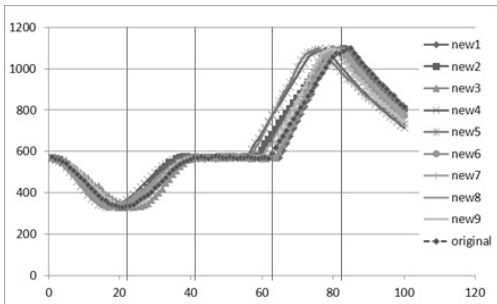
그림 8. 역치(Threshold) 값에 따른 에러 변화



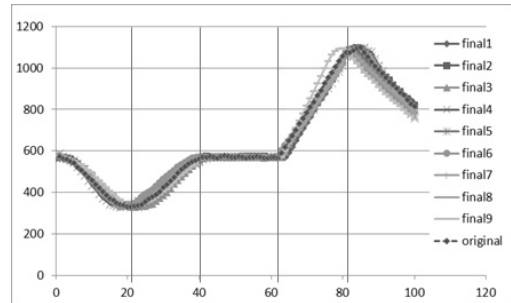
(a) Type 1 : Step 신호



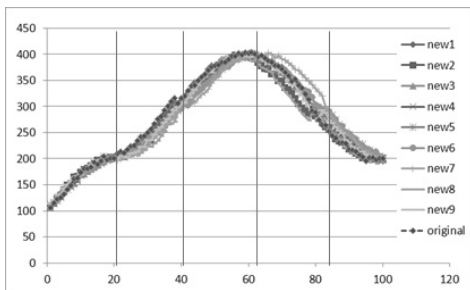
(a) Type 1 : Step 신호



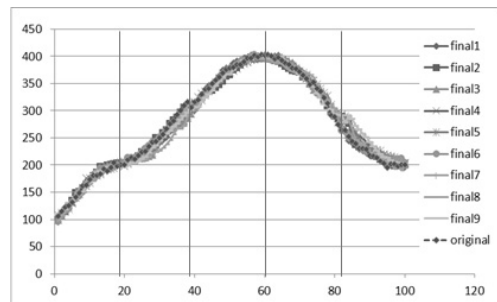
(b) Type 2 : Steep 신호



(b) Type 2 : Steep 신호



(c) Type 3 : Smooth 신호



(c) Type 3 : Smooth 신호

그림 9. 시작점과 끝점 기준으로 선형 길이보정을 수행한 결과

그림 10. TIFEM알고리즘을 이용하여 비선형 길이보정을 수행한 결과

표 2. TIFEM알고리즘과 시작점/끝점 길이보정 알고리즘과의 성능 비교

길이 변동	노이즈 정도	Type 1 : Step 신호			Type 2 : Steep 신호			Type 3 : Smooth 신호		
		시작점/ 끝점(A)	TIFEM (B)	비율 (B/A)	시작점/ 끝점(A)	TIFEM (B)	비율 (B/A)	시작점/ 끝점(A)	TIFEM (B)	비율 (B/A)
5%	$\sigma=1$	2630.18	2773.17	105.44%	1686.34	3497.72	207.41%	169.13	483.83	286.07%
	$\sigma=3$	2445.90	3237.49	132.36%	1459.62	3523.13	241.37%	310.31	628.85	202.65%
	$\sigma=6$	3563.24	3825.86	107.37%	2338.92	4429.05	189.36%	713.28	1116.01	156.46%
	평균	2879.77	3278.84	113.86%	1828.29	3816.63	208.75%	397.57	742.90	186.86%
10%	$\sigma=1$	4694.32	3539.79	75.41%	8673.79	4380.72	50.51%	1089.13	897.11	82.37%
	$\sigma=3$	5113.13	3693.02	72.23%	7644.33	4102.49	53.67%	665.02	681.68	102.50%
	$\sigma=6$	6678.52	4688.51	70.20%	9650.18	4212.69	43.65%	1045.23	885.36	84.70%
	평균	5495.32	3973.77	72.31%	8656.10	4231.97	48.89%	933.13	821.38	88.02%
20%	$\sigma=1$	7396.03	3472.23	46.95%	15872.50	8826.82	55.61%	4037.33	1058.99	26.23%
	$\sigma=3$	8079.28	4783.41	59.21%	11650.30	6179.96	53.05%	2117.83	861.16	40.66%
	$\sigma=6$	12758.92	9312.73	72.99%	30719.50	12877.01	41.92%	4526.24	1131.66	25.00%
	평균	9411.41	5856.12	62.22%	19414.10	9294.60	47.88%	3560.47	1017.27	28.57%
전체 평균		5928.84	4369.58	73.70%	9966.16	5781.07	58.01%	1630.39	860.52	52.78%

시된 기준신호와 길이가 보정된 신호는 전체적으로 동일한 길이로 보정되었지만 구간별로 길이가 다르기 때문에 신호 중간에서는 제대로 길이보정이 이루어지지 않았다. 그러나 제안된 TIFEM알고리즘을 적용하여 길이보정을 수행한 경우 그림 10에서 확인할 수 있듯이 길이가 보정된 주기신호가 점선으로 표시된 기준신호와 거의 비슷하게 길이를 보정할 수 있었다. 즉, 신호 구간별로 유효한 특징점을 추출하고 정합하여 정확하게 비선형 길이보정을 수행하는 것을 확인하였다.

제안한 알고리즘에 대하여 보다 정확한 성능 검증을 수행하기 위하여 길이보정의 기준이 되는 기준 신호와 길이보정을 수행한 새로운 신호와의 차이(Error)의 제곱을 구하여 평균(Mean square error)을 구함으로써 성능을 평가하는 수치로 결정하였다. 본 연구에서는 10개의 실험 데이터를 한 그룹으로 설정하고 3종류의 신호에 대하여 각각 5그룹의 데이터를 생성하여 알고리즘을 적용한 후 위와 같은 방법으로 에러 수치 계산하여 평균 내었다. 그리고 두 종류의 변수를 조정하며 실험을 진행하였는데 첫 번째는 실험 데이터가 생성될 때 신호에 추가되는 노이즈의 레벨을 조정하였다. 정규분포를 따라 발생시킨 노이즈는 평균은 0으로 설정하고 표준편차(σ)의 크기를 1, 3, 6으로 조정하였다. 그리고 두 번째로 실험 데이터의 구간별 변동 정도를 조정하여 알고리즘의 성능이 어떻게 변하는지 확인해보았다. 구간별 길이의 변동 또한 정규분포를

따라 발생하며 구간 전체 길이에 비례하여 5%, 10%, 20%정도의 단계적 변동을 데이터 생성 시에 반영하였다. 각각 노이즈의 단계별로 구간별 길이의 변동을 다르게 적용하여 총 9가지의 실험을 수행하였으며 그 결과는 표 2에 나타내었다.

표2에서 확인할 수 있듯이 본 연구에서는 실험을 통해 제안한 TIFEM알고리즘이 노이즈와 구간 길이의 변동이 심한 경우에도 정확한 길이보정을 수행함을 확인하였다. TIFEM 알고리즘을 적용할 경우 에러가 시작점과 끝점만을 가지고 길이보정을 할 경우보다 전체 평균 61.5%정도로 줄어들었다. 신호의 노이즈와 구간 변동의 정도가 심해지면 시작점과 끝점만을 가지고 길이보정을 할 경우에는 에러가 점차 증가하는 반면 TIFEM 알고리즘을 적용할 경우에는 노이즈와 구간변동이 성능에 미치는 영향이 미미하게 나타난다. 즉, 시작점 끝점만을 가지고 길이보정할 경우에는 노이즈와 구간변동이 심해질수록 에러가 증가하였지만 TIFEM 알고리즘의 에러는 변화가 적기 때문에 뛰어난 성능을 나타내었다. Step 신호의 경우 구간변동이 10%이고 $\sigma=1$ 일 때 시작점과 끝점을 이용하여 길이보정을 한 경우 에러의 평균이 4694.32이었고 TIFEM 길이보정을 한 경우에는 3539.79이었다. 노이즈가 증가하여 $\sigma=3$ 인 경우에는 시작점과 끝점만을 가지고 길이보정을 한 경우의 에러는 5113.13로 증가하였지만 TIFEM의 경우 3693.02로 거의 비슷한 수준으로 길이보정을 수행

하였다. 이는 Steep 신호의 경우에도 비슷한 양상을 보인다. 구간별 길이의 변동 정도가 10%에서 20%로 증가한 경우에도 Smooth 신호의 경우 88.02%의 성능에서 28.57%로 보다 정확한 길이보정을 수행하였으며, 구간 길이 변동이 10%이상인 신호 형태에서 시작점과 끝점을 가지고 수행한 길이보정에 비해 TIFEM알고리즘의 성능이 오히려 좋았다. 구간 길이 변동이 심해질수록 신호의 예러가 급격히 커져 신호 중간의 특징점을 이용한 TIFEM알고리즘을 적용할 경우 보다 정확한 길이보정을 수행할 수 있는 것이다.

그러나 구간 길이 변동이 적은 경우 즉, 길이 변동의 정도가 5%일 때에는 TIFEM알고리즘이 시작점 끝점만을 가지고 길이보정을 수행하는 것보다 오히려 성능이 좋지 않은 경우가 발생한다. 이것은 시작점 끝점 길이보정보다 추가적으로 신호의 중간점들을 특징점으로 추출하여 길이보정을 수행하면서 오히려 과적합(Overfitting)의 문제가 발생하여 생기는 문제이다. 그러나 본 연구에서는 실험의 유효성을 위해 여러 변수를 동일하게 설정한 후 알고리즘을 신호에 적용했기 때문에 과적합 문제의 경우에는 알고리즘에서 사용된 역치 값을 적절히 조절하거나 신호 변형레벨을 조정함으로써 해결할 수 있을 것으로 기대된다.

비록 미미한 설정의 복잡성을 확인하였지만 실험을 통해 제안한 TIFEM알고리즘에서 추출하는 특징점이 본 연구의 목적인 크기와 시간에 불변한 특성을 가지며 구간 정보를 포함한다는 것을 확인하였으며 제안한 정합 방법 또한 뛰어난 성능을 가지는 것을 검증하였다.

4. 결 론

본 논문에서는 기존에 시작점 끝점만을 가지고 길이를 보정하여 오히려 이상탐지에 오류를 증가시켰던 주기 신호에 대하여 정확한 길이보정을 수행하기 위해 시작점 끝점 외에 시간과 크기에 불변한 특징점을 추가로 추출하여 서로 정합함으로써 정확한 길이보정을 수행하는 TIFEM 알고리즘을 제안하였다. 또한, 제안된 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 실제 공정에서 발생되는 데이터를 모방한 실험 데이터를 이용하여 실험을 수행하였다. 실험을 통해 Noise가 심할수록 그리고 공정 구간별 길이변동이 심해질수록 시작점과 끝점만을 가지고 길이보정을 수행한 것보다 본 연구에서 제시한 TIFEM의 성능이 월등히 향상되는 것을 확인하였다. 다만 신호의 변동이 크지 않

은 경우에는 오히려 성능이 떨어지는 경우가 있었는데 이를 해결하기 위해서는 TIFEM 알고리즘의 역치나 신호 변형 레벨 등 알고리즘 적용 시 필요한 여러 변수를 결정하는 방법에 대한 추후 연구가 더 필요하다.

감사의 글

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2010-0016510).

본 과제는 정부(지식경제부)의 지원을 받아 수행되었음(No.10031812-2009-0023).

이 논문은 2010년도 두뇌한국(BK)21사업에 의하여 지원되었음.

참 고 문 헌

1. 석종원, 배건성, “Wavelet 변환을 이용한 잡음 음성의 끝점 검출 (End Point Detection of Noisy Speech Using Wavelet Transform)”, 대한전자공학회 학술대회 논문집, 9(1), pp. 69-72, 1996년.
2. 유창규, 최상욱, 이인범, “공정 모니터링 기술의 최근 연구 동향”, 화학공학, 46(2), pp. 223-247, 2008년.
3. 이재현, 김지현, 황지빈, 김성식, “웨이블릿을 이용한 주기 신호 데이터의 이상 탐지에 관한 연구”, 한국시물레이션학회 논문지, 16(4), pp. 13-22, 2007년.
4. 이종재, 장효중, 김계영, 최형일, “퍼지 RANSAC 을 이용한 강건한 인수 예측”, 정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용, 33(2), pp. 252-266, 2006년.
5. 임종관, 권동수, “신경망을 이용한 실시간 가속도 신호 끝점 검출 방법”, KHCI2009, Phoenix Park, pp. 332-336, 2009년.
6. 황선규, 김희울, “저키니 모멘트 기반 지역 서술자를 이용한 실시간 특징점 정합”, 전자공학회 논문지, 26(4), pp. 116-123, 2009년.
7. J.Y. Choi, J.M. Ko, C.O. Kim, Y.S. Kang, and S.J. Lee, “Process start/end event detection and dynamic time warping algorithms for run-by-run process fault detection”, ISSM 2007. International Symposium, pp. 1-4, 2007.
8. M.A. Fischler and R.C. Bolles, “Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography”, Communications of the ACM, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, 1981.
9. C. Kymal and P. Patiyasevi, “Semiconductor Quality Initiatives: How to maintain quality in this fast-changing industry”, Quality Digest, vol. 26, no. 4, pp. 43-48, 2006.

10. D.G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints", International journal of computer vision, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
11. D.C. Montgomery, Introduction to statistical quality control, 3th edition, Johan Wiley and Sons, Inc., 1996.
12. J.H. Park, S.S. Kim, and J.G. Baek, "A Research on Fault Detection and Classification of Cyclic Signals Using Spline Regression and Support Vector Machine", 2009 Flexible Automation and Intelligent Manufacturing 19th International Conference, 2009.
13. S. Theodoridis and K. Koutroumbas, Pattern Recognition, 3th edition, Elsevier, Academic Press, 2006.
14. http://en.wikipedia.org/wiki/Spline_interpolation



한 아 향 (realityhan@korea.ac.kr)

2009 고려대학교 컴퓨터정보학과, 산업시스템정보공학과 학사
2009~현재 고려대학교 정보경영공학전문대학원 석사과정

관심분야 : System modeling and optimization, Data mining



박 정 술 (dumm97@korea.ac.kr)

2003 고려대학교 산업시스템정보공학과 학사
2006 고려대학교 산업시스템정보공학과 석사
2005~2006 삼성경제연구소 6시그마실 Research Analyst
2006~2007 고등기술연구원 로봇생산기술센터 연구원
2008~현재 고려대학교 정보경영공학전문대학원 박사과정

관심분야 : Advanced Process Control, Data Mining



김 성 식 (sungskim@korea.ac.kr)

1972 고려대학교 기계공학과 학사
1974 고려대학교 산업공학과 석사
1976 미국 Southern Methodist University 산업공학과 석사
1979 미국 Southern Methodist University 산업공학과 박사
1979~현재 고려대학교 산업경영공학과 교수

관심분야 : Advanced process control, System modeling and optimization



백 준 걸 (jungeol@korea.ac.kr)

1993 고려대학교 산업공학과 학사
1995 고려대학교 산업공학과 석사
2001 고려대학교 산업공학과 박사
2001~2002 고려대학교 정보통신기술연구소 연구조교수
2002~2007 인덕대학 산업시스템경영학과 조교수
2007~2008 광운대학교 경영학부 조교수
2008~현재 고려대학교 산업경영공학과 부교수

관심분야 : Advanced process control, Intelligent fault detection, Data mining applications