

실시간 공정 모니터링을 통한 제품 품질 예측 모델 개발

오영광¹ · 박해승¹ · 유아름¹ · 김남훈^{1*} · 김영학² · 김동철² · 최진욱² · 윤성호² · 양희종²

¹울산과학기술대학교 디자인 및 인간공학부 / ²(주)아이티스타

A Product Quality Prediction Model Using Real-Time Process Monitoring in Manufacturing Supply Chain

YeongGwang Oh¹ · Haeseung Park¹ · Arm Yoo¹ · Namhun Kim¹ · Younghak Kim²
Dongchul Kim² · JinUk Choi² · Sung Ho Yoon² · HeeJong Yang²

¹UNIST, School of Design and Human Engineering

²ITstar

In spite of the emphasis on quality control in auto-industry, most of subcontract enterprises still lack a systematic in-process quality monitoring system for predicting the product/part quality for their customers. While their manufacturing processes have been getting automated and computer-controlled ever, there still exist many uncertain parameters and the process controls still rely on empirical works by a few skilled operators and quality experts. In this paper, a real-time product quality monitoring system for auto-manufacturing industry is presented to provide the systematic method of predicting product qualities from real-time production data. The proposed framework consists of a product quality ontology model for complex manufacturing supply chain environments, and a real-time quality prediction tool using support vector machine algorithm that enables the quality monitoring system to classify the product quality patterns from the in-process production data. A door trim production example is illustrated to verify the proposed quality prediction model.

Keywords: Quality Ontology Model, Real-Time Quality Monitoring, Product Quality Prediction, Support Vector Machine(SVM)

1. 서론

최근에는 한-미 FTA와 한-EU FTA 체결 등의 호재에 발맞춰 국내 자동차 업체들의 세계 시장 점유율 확대와 함께, 해외 공장 설립으로 자동차 부품 수급의 국외 조달 비중이 매우 증가하고 있다. 현재, 국내 제조업의 한 축을 담당하는 자동차 산업에서 품질 관리는 공급망 관계에 있는 모든 협력 업체의 제품에 대한 개별 관리와 더불어 기업 간 협업을 통해 더 높은 수준의 품질관리가 요구된다(Lee *et al.*, 2006). 일례로, 일본 자동차 업계에서는 세계화에 발맞추어 공급망을 확장함으로써 Lean한(신속한) 물류 흐름뿐 아니라 가격경쟁력을 확보 할 수 있었

지만, 최근의 토요타 대규모 리콜 사태에서 볼 수 있듯, 공급망 내 기업의 품질문제를 제 때 관리하지 못하여 큰 위기를 맞이하기도 하였다. 이는, 공급망 내의 기업간 정보 공유 및 협업이 최종 제품의 품질 경쟁력 확보와 밀접한 연관성이 있으며, 기업의 이미지 제고 및 이윤 창출에도 영향을 끼친다는 것을 의미한다(Gu, 2010; The Joongang Ilbo, 2011).

특히, 공급망 내 협력 업체들 사이의 제품설계, 공정정보, 품질관리상태 등의 정보 공유는 기업간 협업을 통하여 최종 제품의 품질 수준을 관리하는 데 중요한 요인으로 작용한다(Park *et al.*, 2003). 미국의 경우, 국립표준기술원(NIST : National Institute of Standards and Technology)에서 제조 산업의 상호 운용성

이 연구는 지식경제부 및 울산광역시 중소기업 종합지원 센터의 2012년 4차 지역융합 SW 지원사업의 연구결과로 수행되었음.

* 연락저자 : 김남훈 교수, 689-798 울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과학기술대학교 디자인 및 인간공학부, Tel : 052-217-2715,

Fax : 052-217-2709, E-mail : nhkim@unist.ac.kr

2012년 11월 4일 접수; 2012년 11월 30일 수정본 접수; 2013년 1월 19일 2차 수정본 접수; 2013년 3월 19일 게재 확정.

확보를 위해 시멘틱 웹(semantic web) 구현의 핵심 기술인 온톨로지(ontology)를 이용하여 생산 정보 교환 시스템을 운용하는 방법을 제안하였다(NIST, 2009).

국내의 경우, 최종 조립 업체에서는 협력사들의 제품에 대한 일정 수준의 품질을 확보하고자 품질인증제도 등을 도입하여 제품을 공급받고 있다(Kim *et al.*, 2007). 하지만, 1차 협력사에 부품을 공급해 주는 2, 3차 협력사의 경우, 규모의 영세성 및 낙후된 장비들 때문에 대부분 품질관리를 작업자의 수작업과 육안검사에 전적으로 의존하고 있다. 실제로 수행되고 있는 공정품질 역시 로트 별 샘플링 검사, 관리도 작성 등 전통적이고 기본적인 방법의 품질관리를 수행한다. 그뿐만 아니라 생산과 관련 있는 공정 요소, 제품 품질의 대응관계 및 공정 변화에 따른 불량률 등의 상태 변화에 따른 품질 관리를 작업자 혹은 품질전문가의 경험에 전적으로 의지하고 있으며, 불량이 발생하면 상황에 따라 공정인자를 수정하는 등의 비효율적이고 일관되지 않은 방법으로 품질을 관리하고 있다.

따라서 이 논문에서는 앞서 기술한 공급망 내의 품질 관리 문제 해결을 위해 각 기업 간 품질관련 정보를 공유 하고 실시간 원격으로 공정품질 수준을 예측할 수 있는 품질 온톨로지 기반 정보 공유 시스템의 기본 프레임 워크와 실시간 공정 데이터 분석을 통한 SVM(Support Vector Machine)기반 제품 품질 예측 및 관리 프레임워크를 제안하고자 한다(Pontil and verri, 1997; Hearst *et al.*, 1998; Joachims, 1998).

본 논문의 구조는 다음과 같다. 제 2장에서는 제안하는 프레임워크와 관련된 이론을 설명하고, 제 3장에서 실시간 데이터를 SVM을 기반으로 품질을 예측하는 프로세스와 공정 온톨로지 모델링 프레임워크를 소개한다. 제 4장에서는 자동차 도어 트림 조립 공정의 사례 연구를 통해 실시간 품질 모니터링 프레임 워크를 설명하고, 제 5장에서는 제안하는 프레임워크를 요약하여 결론을 도출하고 향후 과제를 제안한다.

2. 관련 이론

본 장에서는, 이 논문을 통해 소개될 실시간 품질 모니터링에 필요한, 공정 품질 영향인자를 정형화된 모델로 구성하는 품질 온톨로지 프레임워크와 실시간 공정 정보로부터 원격으로 제품의 품질 패턴을 분석하는 도구로 사용될 SVM에 대해 설명한다.

2.1 제조 시스템 품질 온톨로지

온톨로지 마크업 언어의 종류는 <Figure 1>과 같이 정리할 수 있다(Gomez-Perez *et al.*, 2003; W3C, 2004). 온톨로지 언어를 이용한 시스템의 구축은 정의된 의미를 부여하여 인간뿐만 아니라 컴퓨터도 그 의미를 이해하고 처리할 수 있도록 시멘틱 웹(semantic web)으로 이루어진다. 따라서 시멘틱 웹에서는 웹

표준 언어인 XML, RDF, RDF Schema 등으로 표현하고자 하는 정보에 의미를 부여하여 인간과 기계가 해석하고 이해할 수 있는 형태로 표현함으로써, 여러 분야의 다양한 응용 프로그램들 간에 정보 공유 및 재사용을 가능케 한다(Lee *et al.*, 2012).

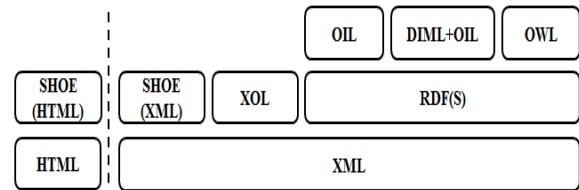


Figure 1. Category of ontology mark-up language (Gomez-Perez *et al.*, 2003)

오늘날 많은 기업들은 복잡한 공급망 구축 또는 다른 기업과 협력 및 합병 등의 과정에서 여러 정보들이 각각 다양한 형태로 시스템에 저장되기 때문에, 서로 다른 시스템의 공정 정보에 대한 상호 운용성의 문제가 제기되고 있다. 이런 문제점들은, 개별 시스템 관리자들이 공유가 필요한 정보를 온톨로지로 정립하고 관계를 재구성하면, 다른 시스템과 상호 운용성을 고려하지 않아도 자동으로 정보 공유를 할 수 있게 된다.

실제, 이러한 개념에 기반하여 많은 관련 연구가 진행되어 왔는데, 그 대표적인 연구 사례로는 여러 종류의 컴퓨터 정보처리 시스템을 위한 상위 온톨로지 SUMO(Suggested Upper Merged Ontology)와, 객체(Object)와 과정(Process)을 통합 모델로 구현한 온톨로지 GFO(General Formal Ontology)를 들 수 있다(Niles and Pease, 2001; Herre *et al.*, 2007). 특히, 제조 환경에서의 다양한 공정변수(resource, product, order, process, setup 등)를 체계적으로 공유하기 위한 온톨로지 연구가 수행되었다(Zhou and Rose, 2004; Lemaignan *et al.*, 2006; Bernardo *et al.*, 2011). 이와 더불어, 국내에서는, 제조 온톨로지 기반의 품질예측 시스템 구현을 위해, 사출 성형 공정에서 품질 영향 인자 정보를 온톨로지로 구축하고, 의사결정나무를 사용하여 제품과 제조 공정의 품질을 분석한 연구가 수행되었다(Kyoung-Hun *et al.*, 2012). 하지만, 의사결정나무를 생성하기 위해서는 해당 설비 또는 제품의 품질 전문가의 경험과 의견이 필수적이고, 환경요인이 변하면 재설정이 필요한 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 공급망 내의 다른 기업에 적용하기 용이하면서 품질 전문가의 주관적 소견을 최소화 할 수 있는 데이터 패턴 분석 기법을 이용한 품질 예측 방법을 제안하고자 한다.

2.2 SVM(Support Vector Machine)

1995년 Vapnik에 의해 제안된 SVM(Support Vector Machine)은 입력되는 데이터를 두 집단으로 분리하고 분석하는 학습 알고리즘이다(Vapnik *et al.*, 1995). 데이터 분리를 위해, 데이터의 반대 집단에서 가장 멀리 떨어진 서포트벡터(Support Vector)

를 찾아서 두 집단으로 나누는 기준인 초평면을 정하고, 여백 (margin)을 계산한다. 초평면(hyper plane)은 여러 개가 존재할 수 있으나, 서포트 벡터와 초평면 사이의 거리인 여백을 최대화하는 초평면(hyper plane)은 하나이다. 따라서 초평면을 찾고 데이터를 분리한다(<Figure 2> 참조).

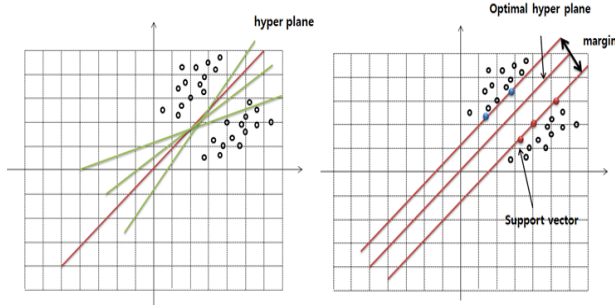


Figure 2. Compositions of support vector machine

SVM은 데이터 마이닝 기법으로 널리 쓰이는 패턴 분석 방법 중의 하나로써, 데이터에서 특정 패턴 분석이나 고장 모드 분석 등, 다양한 분야에 활용이 되고 있다. 특히, 이 논문에서 사용하고자하는 품질 패턴 분석의 도구로 사용될 수 있는데, 실제 반도체 제조 공정상에서 SVM을 사용하여 품질 모니터링 시스템을 구성하여 공정의 이상 상태를 감지하는 시스템을 개발된 사례가 있다(Lee et al., 2004; An et al., 2009).

하지만, 이론과는 다르게 동적 시스템에서 측정된 데이터를 입력으로 사용하는 경우엔, 실제 입력 데이터들은 선형 분리가 불가능한 상황인 경우가 많다. 이러한 경우, SVM 학습을 위해서는 고차원의 특정 공간에서 데이터를 분리하는 커널 함수를 사용하여 비선형 문제를 해결해야 한다(Shin et al., 2009; Cho, 2010). 즉, 고차원 벡터의 개념을 가진 커널 함수를 적용할 필요가 있다. 이러한 경우엔, 특정 공간상의 벡터(x_i, x_j)를 매개 변수로 갖는 커널 함수를 $K(x_i, x_j)$ 라 할 때, 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)\Phi(x_j) \quad (1)$$

커널 함수에 따라 동일한 데이터를 분석한 결과가 서로 상이하므로 데이터의 종류와 분포에 따라 적절한 커널 함수를 선택하여 사용하거나 필요에 따라 변형하여 사용한다(Cristianini and Taylor, 2000). 본 연구에서는 비선형 데이터의 패턴 구분에 가장 널리 사용되고 있는 가우시안 RBF(Radial Basis Function) 커널 함수를 사용하여 비선형 문제를 해결하고 기존 데이터를 분석하고자 한다(Cherkassky and Ma, 2004). 이 연구에서 사용할, RBF 커널은 식 (2)와 같이 표현되어진다.

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

3. 실시간 품질 모니터링 시스템 프레임워크

이 장에서는, 실시간 품질 모니터링 시스템의 구조는 제조 공정의 온톨로지 모델, 공정인자를 매개로한 품질 지표 모델링, 그리고 SVM 기반의 원격 제품 품질 예측 시스템의 구성을 설명한다.

3.1 Stage 1 : 공정 온톨로지 모델링

정보의 온톨로지 모델은 일반적으로 “isA(공정, 명령)”, “has Name(이름)”과 같이 실제 클래스와 인스턴스들 사이의 관계를 관계/속성 인스턴스(relation/property instance)로 정의 하고, 올바르게 정의된 온톨로지 구조는 특정 인스턴스의 클래스 구조와 속성 값이 구체적으로 도식화되어 있으므로 기계 혹은 컴퓨터 프로그램 상에서 장비 정보, 데이터 등에 대한 정보를 알 수 있다. 이러한 온톨로지 개념은 제조 공정상의 품질 정보를 모델링 하는데도 사용되어질 수 있는데, 먼저, 공정의 분석을 통해 공정 흐름, 공정 조건 및 공정인자를 정의하고, 공정인자들의 데이터 형태와 취득 가능 여부에 따라 품질 영향인자를 추출하여 구조화하는 과정이 필요하다. 그리고 통계적 예측 기법 및 품질 전문가의 경험을 통해 품질 예측과 불량률을 추정하고, 각각 공정인자의 상관관계에 따라 공정 품질 온톨로지를 모델링한다. 구성된 품질 온톨로지 중 품질 영향인자들은 <Figure 3>과 같이 품질 예측 모듈의 입력 데이터로 사용할 수 있다. 또한, 모델링된 온톨로지는 공급망 내의 공정에 있는 어떤 제품의 주요 인자들과 연관된 제품의 특정 품질 지표들 간의 관계를 표현한다. 이는, 단일 공정 혹은 복잡한 공급망 내에서 제품 품질에 영향을 주는 주요 공정 인자를 매개시키는 기본 정보를 제공해준다.

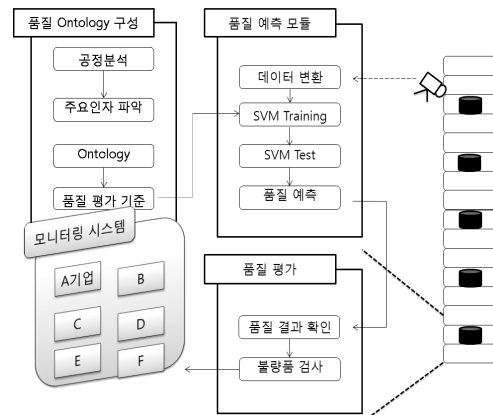


Figure 3. The QFS(Quality Forecasts System) concept by process monitoring

이 논문에서 적용하고자하는, 도어트림 제작 공정에 대한 각 세부 작업 명령 및 수행의 온톨로지 클래스의 정의와 수직 구조 그리고 공정인자들 간의 상관관계는 <Figure 4>와 같이

표현되었다. 특히, <Figure 4>는 열융착 세부 공정에 대한 필요 정보들을 온톨로지 구축 과정을 보여준다. 각각의 하위 클래스들은 최상위 클래스인 공정에서 사전에 정의된 공정인자들의 형태 및 서로간의 상관관계를 규정하는 항목들로 구성된다. 품질 온톨로지 모델링에서 공정(Process) 클래스는 사용자 정보(UserInformation), 공정능력(ProcessCapability), 품질 예측기법 등의 기본 공정 정보를 정의하였으며, 작업명령(JobOrder), 기작동(Operatation), 제품완성 등의 공정 단계, 그리고 공정의 전후 관계 및 순서 등을 표현해 주는 SCXML 클래스로 표현하였다. 또한, 다음 장에 설명될 ‘SVM 기반의 품질 예측 모듈’과의 연동을 통해 패턴 인식 기법을 이용한 실시간 품질 모니터링 시스템의 구성을 가능하게 하고, 더 나아가 품질 시스템 관리자의 공정에 대한 경험적 지식 없이도 공정인자-제품 품질 연계 온톨로지 모델을 직접 실시간 취득 데이터 기반으로 공급망내에서 원격으로 품질 예측/평가 모델로 완성할 수 있는 기본적인 아키텍처를 제공한다.

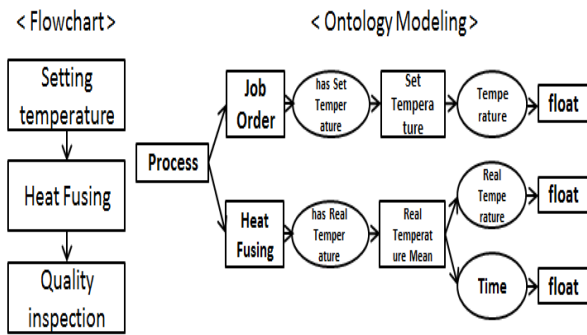


Figure 4. Process-ontology example

3.2 Stage 2 : SVM 기반 품질 예측 시스템

이번 장에서는 품질 예측 시스템은 공정변수와 품질 패턴간의 상관관계를 온톨로지 모델을 통해 규정한 뒤, 품질에 영향을 주는 요인 중 현재 측정 가능한 인자를 찾고, SVM 패턴 분석 알고리즘의 입력값으로 사용하여, 패턴 학습을 통한 품질 상태를 예측하는 시스템 프레임워크를 설명한다.

생산된 제품은 각각 생산 프로세스 상에서 일치하는 공정 센서 데이터와 품질의 합/불 판정에 대한 데이터가 존재한다. 여기서 입력 데이터는 센서 별로 기준이 다르므로 관리 기준에서 센싱된 데이터의 차를 계산하여 사용한다. 만일, P가 제품을 생산하는데 필요한 공정의 온도 데이터라고 하면, $P(x_{ij}, y_i)$ 에서 i는 제품 번호, j는 공정상의 온도 센서 번호이다. 이는, <Table 2>와 같이 표현 할 수 있다. 비선형 데이터 SVM 경계면이 다음과 같다면,

$$w^* \Phi + b = 0 \tag{3}$$

SVM의 조건부 최적화 문제는 라그랑제 함수를 사용하여 다

음과 같이 표현 할 수 있다.

$$L(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j t_i t_j \Phi(x_i) \Phi(x_j) \tag{4}$$

여기서, $\sum_{i=1}^N a_i t_i = 0$

벡터 내적을 계산 할 때 고차원 문제는 식 (1)의 커널 함수를 사용하여 해결한다.

실제 공정 변수의 실시간 모니터링을 통해 받은 데이터를 SVM 기반으로 품질 패턴을 분석함으로써, 공정 품질의 실시간 예측 시스템 구성이 가능한데, SVM 기반 데이터 분석은 <Table 2>에 정의된 입/출력 변수들을 기반으로, <Figure 5>에서 표현된 프로세스를 따라 설계한다. 먼저, 기존 생산 데이터로 최적의 RBF 커널의 변수 값을 찾고 SVM Training을 실시하여 품질 평가를 위한 비교 기준을 확립한다. 그리고 실시간 생산데이터를 PLC에서 미들웨어로 전송하여 데이터를 전처리하고, 서버에서 SVM Test를 실시한다. 또한, 이 결과를 원격으로 시스템 운용자나 제품 검사원이 볼 수 있도록 전송하여 제품 검사 여부를 결정하도록 한다. 동시에 모니터링 시스템에 저장되어 공급망 내의 다른 관계자들도 SVM 기반의 품질 평가 결과를 하여 실시간으로 확인 할 수 있도록 한다.

Table 2. The variables of input and output data set

	Input	Output
recorded sensing Data	S_X _{ij}	SVM training results (quality evaluation result)
recorded quality Data	S_Y _i	
Real time sensing Data	P_X _{ij}	SVM test results (quality evaluation result)

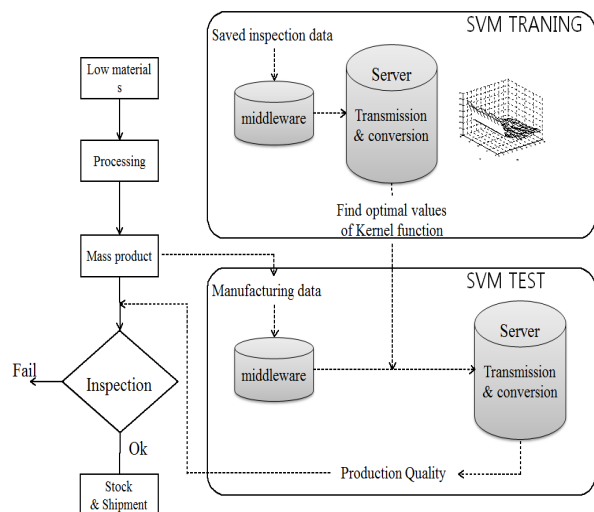


Figure 5. Inspection system process using SVM

4. Case Study : 도어트림 공정의 품질 온톨로지 모델링

본 연구에서 제안하는 품질 모니터링 프레임워크를 자동차 출시문의 내장재 중 도어트림(door-trim) 생산 공정(<Figure 6> 참조)의 열풍 용착 공정에 적용 및 검증하고자 한다.



Figure 6. A door trim assembly process

4.1 Stage 1 : 품질 모니터링을 위한 공정분석

먼저 열풍 용착 공정을 분석하고 온톨로지를 모델링 한다. 열풍 용착 공정이란, 여러 부품들을 조립하기 위해 튀어나와 있는 부품으로부터 돌출되어 있는 베스(bass)부에 뜨거운 바람을 불어주어 용화시키고 피스톤팁(piston-tip)으로 핀 헤드 모양처럼 눌러주어서, 베스부와 다른 부품을 결합시키는 공정으로 일반적인 자동차 도어트림의 제작에 주로 쓰이는 방법이다 (<Figure 7> 참조).

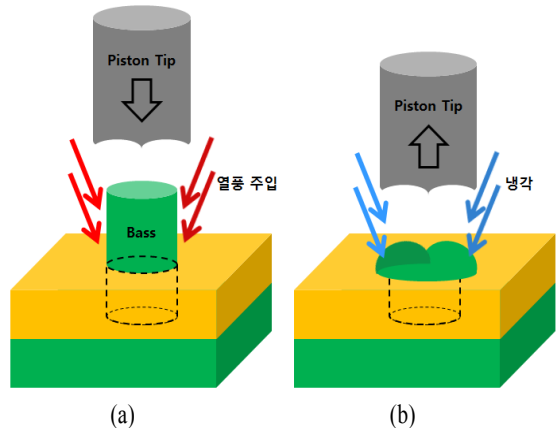


Figure 7. (a) Bass process with hot air (b) Cooling process after bass process

일반적으로 도어트림은 완성차 업체가 협력사에게 외주 생산을 주문하는 방식이며, 협력사들 역시 부품의 일부만을 직접 생산하고 나머지 부품은 2차, 3차 협력사들로부터 부품을 공급받아, 열풍 용착 공정을 통해 도어트림을 생산하게 된다. 원자재 및 부품 수입 검사로부터 최종 출하품 정기검사까지의 공정 순서는 <Figure 8>과 같다.

도어 트림 제작 공정에서 ‘열풍 용착’ 공정인자로는 제작해야 되는 조립품, 공정 전에 시행되는 외관 검사, 설정한 공정

온도 및 압력, 냉각 시간 등의 통제 가능한 입력 변수들과 ‘열풍 용착’ 이전 단계에서 발생하였지만 육안검사에 검출되지 못한 외관 불량, 대기 온도, 실제 가공 온도, 장비의 마모 및 유지관리 미흡에 의한 Tip/Bass 간극 변화 등의 통제 불가능한 입력 변수로 나뉘진다. 마찬가지로 완성품, 공정 관리 데이터 이력표 등의 예측 가능한 출력 변수들과 제품의 주된 고장 모드로 제품의 플라스틱 몰딩부 표면이 하얗게 변하는 백화 현상, 그리고 충분치 못한 고정력으로 부품들 사이에 필요 이상의 간극이 존재하는 미 용착 현상 등의 예측 불가능한 출력 변수들이 있다.

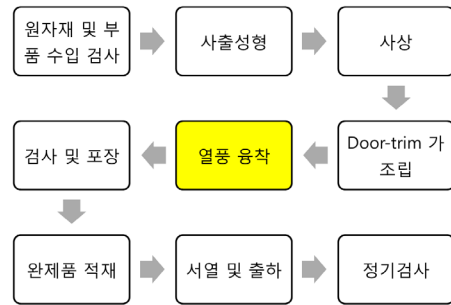


Figure 8. Door-trim process sequence

최종적인 품질 예측 시스템을 정의하기 위해서는 앞서 제시한 개념들에 대한 상관관계를 결합시켜야 한다. 마찬가지로 각 클래스들이 나타내고 있는 인스턴스들의 특성에 따라 제품의 종류, 수행 되는 모니터링 방식 및 품질 예측 방법 등은 문자열(string)형식 데이터로 표현되며, 설정 온도 및 가공 온도에 대한 품질 예측기의 입력 값은 상수(float)형 데이터로 나타낼 수 있고, 품질 예측기의 출력 값, 제품 규격, 요구 품질 등은 제품의 종류와 상황에 따라 그 외 다른 데이터 형식으로 나타낼 수 있다.

4.2 Stage 2 : SVM 기반 실시간 품질 예측 프레임 워크

실시간 품질 예측 프레임 워크는 분석한 공정에서 측정 가능한 공정 인자와 SVM 기계학습 알고리즘으로 사용한다. 도어 트림 공정에 측정 가능한 공정 인자는 PLC 상의 용착 온도이고, 이는 설정 값과 측정값이 있다. 그리고 측정한 온도에 따라 양/불량의 품질 패턴을 구분 할 수 있다.

SVM은 앞에서 언급한 바와 같이 다양한 입력변수들을 분석하여 분류하는 기계학습알고리즘인데, 이 문제에서는 입력 변수로 용착 부의 온도를 사용하였다. 하나의 도어트림을 조립 생산할 때 3개의 열용착 지점의 성형 품질 대한 검사가 이루어지는 경우에서는, 입력 변수는 3개의 열용착부 제어 온도가 되고, 센서별 온도데이터는 생산 제품의 양/불량 패턴에 대해 구분 될 수 있다. SVM 분석 결과를 품질 검사원이 품질 검사를 실시하기 전에 원격으로 확인하도록 하여, 작업자제품 품질의 이상여부를 인지하고 품질 검사 실시 여부를 결정하도

록 하였다. 즉, <Table 3>에서 보는 바와 같이 서버에 전송된 생산 데이터로 바탕으로 SVM test를 실시하여 제품의 품질을 예측하고, 검사원에게 알려준다. <Table 3>의 SVM 품질 분석 수행 결과의 예를 보여주며, Quality results에서 1은 품질 기준 합격, 2는 불합격을 의미한다.

Table 3. SVM product quality test results in the door-trim process

Part ID	Input			SVM results
	Measured temp. data			Quality Pattern
P_Xij	Xi1	Xi2	Xi3	
P_X1j	-10	-1	28	1
P_X2j	-16	-22	2	1
P_X3j	13	-52	20	2
P_X4j	25	-29	-38	2
P_X5j	13	5	32	1
...

본 논문에서는 제안된 실시간 품질 예측시스템의 검증을 위해, 하나의 제품에 대한 열 용착 지점이 3개인 경우의 제품 생산데이터 250개를 사용하여 SVM Training을 실시하였다. 사용한 생산 데이터 중 125개는 기존의 품질 검사 방법으로 합격한 제품의 데이터이고, 125개는 불량품의 데이터이다.

Table 4. Defectives from inspection results : traditional macrography method vs. SVM test

total # of samples = 800		Traditional Macroscopy(Real Data)	
		(Good parts)	(Bad parts)
SVM-based estimation	Good parts	660/(717)	9/(83)
			Type II error(β) = 0.108
	Bad parts	57/(717)	74/(83)

앞선 250개의 양품/불량 제품 생산데이터로 수행된 SVM 학습 결과를 이용하여, 이후 실제 생산 데이터 800개를 대상으로 SVM 기반 품질 패턴 예측을 실시하였다. 그 결과, 기존의 육안 검사 결과와 비교하여 92%의 양품판단 일치율을 보였다. 즉, <Table 4>에서 볼 수 있듯이, 기존의 방법으로 육안 검사 하였을 경우 800개의 제품 중 실제 83개의 불량을 검출하였으나 SVM 기계학습 알고리즘을 통한 분석은 131개의 예상 불량을 검출하였다. 다시 말해, SVM을 사용한 품질 검사 기법이 기존 육안 검사방법에 비해서는 1종 오류(False Alarm)와 2종 오류가 발생할 가능성이 크게 나타나지만(<Figure 9>(a) 참조), 초평면을 정품 데이터 쪽으로 이동시켜 이 문제를 해결 할 수 있을 것

로 기대된다(<Figure 9>(b) 참조). 이와 같은 방법으로 2종 오류의 발생가능성을 줄이게 되면 불량 발생 가능성이 높은 제품을 육안 검사 전에 검출 하는 데는 우수한 성능을 보일 것으로 예상되며, 제품 품질 검사를 위한 전수 육안검사에 의존하지 않고, 실시간 공정 데이터의 SVM 분석을 통해 공급망내에서 원격으로 품질 불량을 예측하고, 불량이 예상된 제품들만 오프라인에서 샘플링 육안검사를 실시함으로써, 품질 비용을 절감할 수 있으며, 공급망 내의 품질 경쟁력도 확보할 수 있을 것으로 기대된다.

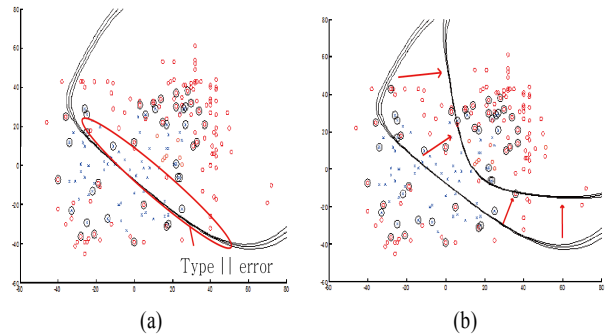


Figure 9. (a) Type II errors in SVM analysis (b) Hyper-plane shift : a strategy to minimize type II errors in the quality monitoring system

5. 결론 및 적용

본 연구에서는 제조 공급망에서 품질 온톨로지 분석된 공정 요인들과 통계적 패턴 분석에 의한 품질 예측 기법을 이용한 제품 품질 관리 프레임워크를 제안하였다.

품질 온톨로지 모델링은, 공급망내에서 연결된 여러 기업들(협력업체와 수요기업) 간의 공통적인 정보 교환 시스템 및 품질 모니터링 시스템을 구현 할 수 있는 기반이 되고, 작업자 혹은 품질 전문가의 경험에 의존했던 전통적 품질 관리 프레임워크를 SVM 기반한 원격 통계적 품질 관리를 할 수 있도록 재구축하여 체계적인 품질 관리에 도움이 될 것으로 예상된다. 기존의 SVM 평가는 패턴 분석의 목적으로 사용되어 왔지만, 이 연구에서 제안한 방법은, SVM 품질 패턴 분석 이후 SVM 결과로 찾은 초평면을 이동하여, 기존의 패턴 분석에서 나타났던 2종 오류를 최소화하고, 품질 평가 및 검사의 도구로 사용할 수 있음을 보여준다. 즉, 이를 통해, 제품 품질에 대한 신뢰도를 높이고, 공급망내에서 원격으로 품질 정보 및 품질 관리 방안에 대한 기업간 공유가 가능할 것으로 기대된다.

이 논문에서 제안된 품질 평가 시스템은, 현재, 실제 자동차 공정에 대해 개발 중이며, 향후 실제 자동차 산업 공급망 내에서 운영을 통해 그 효용성을 검증할 예정이다. 시스템 적용과 관련된 후속 연구는, 향후 시스템 개발 및 검증 연구를 통해 추후 다시 소개될 예정이다.

참고문헌

- An, D. W., Ko, H. H., Back, J. G., and Kim, S. S. (2009), A Final Test Yields Prediction Methodology in the Semiconductor Manufacturing Process Using Stepwise Support Vector Machine, *Joint Spring Conference of MS/IE*, **5**, 676-683.
- Bernardo, N. Yahya, Park, J. H., Bae, H. R., and Mo, J. K. (2011), Similarity Measurement Using Ontology in Vessel Clearance Process, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **37**(2), 153-162.
- Cherkassky, V. and Ma, Y. (2004), Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression, *Neural Networks*, **17**(1), 113-126.
- Cho, D. (2010), Mixed-effects LS-SVM for longitudinal data, *Journal of Korean Data and Information Science Society*, **21**, 363-369.
- Cortes, C. and Vapnik, V. (1995), Support-vector networks, *Machine Learning*, **20**(3), 273-297.
- Cristianini, N. and Taylor, J. (2000), An Introduction to Support Vector Machines, Cambridge University Press.
- Gomez-Perez, A., Corcho, O. and Fernandez-Lopez, M. (2003), Ontological Engineering : with Examples from the Areas of Knowledge Management, *e-Commerce and the Semantic Web*, Springer Verlag, London.
- Gu, X. (2010), *Toyota Recalls : revealing the value of secure supply chain*, Massachusetts institute of technology, Massachusetts Institute of Technology, USA.
- Hearst, M. A., Dumais, S. T., Osman, E., Platt, J., and Scholkopf, B. (1998), Support vector machines, *IEEE Intelligent System*, **13**(4), 18-28.
- Herre, H., Heller, B., Burek, P., Hoehndorf, R., Loebe, F., and Michalek, H. (2007), *General Formal Ontology (GFO) : A Foundational Ontology Integrating Objects and Processes*, Part I : Basic Principles. Research Group Ontologies in Medicine (Onto-Med), University of Leipzig.
- Joachims, T. (1998), Test categorization with support vector machines, *Proceedings of the European Conference on Machine Learning*, *10th European Conference on Machine Learning*, 137-142.
- Kim, T. M. and Shin, H. J. (2007), A Study on the Forward Method of 'Single PPM Quality Innovation' for Special type : Focused on Mold Industry, *Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, **30**(4), 85-95.
- Kyoung-Hun, L., Yong-Shin, K., and Yong-Han, L. (2012), Development of Manufacturing Ontology-based Quality Prediction Framework and System : Injection Molding Process, *Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, **25**(1), 40-51.
- Lee, C. J., Song, S. O., and Yoon, E. S. (2004), The Monitoring of Chemical Process using The Support Vector Machine, *Korean Chem. Eng. Res.*, **42**(5), 538-544.
- Lee, M. H., Kim, H. S., and Kim, N. H. (2006), Design and Implementation of the Web Service Based Collaborative Production Management System, *Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, **29**(3), 78-86.
- Lee, M. J., Kim, W. J., and Kim, H. J. (2012), SWCL extension for knowledge representation of piecewise linear constraints on the semantic web, *Korea Management Education Association*, **37**(4), 9-36.
- Lemaignan, S., Siadat, A., Dantan, J. Y., and Semenenko, A. (2006), MASON : a proposal for an ontology of manufacturing domain, *IEEE Workshop on Distributed Intelligent System, Collective Intelligence and Its Application*, 15th~16th June, Metz, France, 195-200.
- Niles, I. and Pease, A. (2001), Towards a Standard Upper Ontology, *Proceedings of the international conference on Formal Ontology in Information Systems*, 17th~19th October, Maine, USA.
- NIST, (2009), *Manufacturing Interoperability Program*, a Synopsis, National Institute of Standards and Technology.
- Park, S. J. and Lee, G. B. (2003), Concept of the Next Generation Manufacturing System and consideration for its Embodiment in Manufacturing Industries, *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, **20**(9), 27-31.
- Pontil, M. and verri, A. (1997), *Properties of Support Vector Machines*, A. I. Memo # 1612; CBCL paper # 152, Massachusetts Institute of Technology Cambridge.
- Shin, J., Park, H. and Seok, K. H. (2009), Variance function estimation with LS-SVM for replicated data, *Journal of Korean Data and Information Science Society*, **20**, 925-931.
- The Joongang Ilbo (2011), http://article.joinsmsn.com/news/article/article.asp?total_id=6585982&ctg=1100.
- W3C (2004), OWL web ontology language overview, World Wide Web Consortium.
- Zhou, J. and Rose, D. (2004), Manufacturing ontology analysis and design : towards excellent manufacturing, *Industrial Informatics 2004 2nd IEEE International Conference on*, 26th June, Sophia Antipolis, France, 39-45.