

데이터마이닝을 이용한 자동차부품 품질개선 연구

변용완* · 양재경**

*전북자동차기술원 기업성장지원팀 · **전북대학교 공과대학 산업정보시스템공학과

Quality Improvement of Auto-Parts Using Data Mining

Yong-Wan Byun* · Jae-Kyung Yang**

*Business Growth Excellerating Team, Jeonbuk Institute of Automotive Technology

**Dept. of Industrial and Information Systems Engineering, Chonbuk National Univ.

Abstract

Data mining is the process of finding and analyzing data from a big database and summarizing it into useful information for a decision-making. A variety of data mining techniques have been being used for wide range of industries. One application of those is especially so for gathering meaningful information from process data in manufacturing factories for quality improvement. The purpose of this paper is to provide a methodology to improve manufacturing quality of fuel tanks which are auto-parts. The methodology is to analyse influential attributes and establish a model for optimal manufacturing condition of fuel tanks to improve the quality using decision tree, association rule, and feature selection.

Keywords : auto-parts, fuel tank, data mining, decision tree, feature selection

1. 서론

최근의 자동차의 개발 추세는 경량화, 소형화, 연비 향상, 고성능화를 목표로 하고 있으며, 품질측면으로는 SPC, 6-시그마 등을 이용해 품질향상을 통한 원가절감을 목표로 하고 있다.

대부분의 제조업체에서는 품질향상을 위해 품질관리 및 공정관리를 통하여 주로 공정단계에서 원인분석을 통해 불량발생 예방활동을 중심으로 하는 통계적 공정관리(SPC : Statistic Process Control) 기법이 활용되고 있다. 통계적 공정관리의 대표적 기법인 관리도(Control Chart)을 이용하여 공정을 모니터링 하여 공정에 이상 원인이 발생하는 경우 이를 탐지하여 수정·조치함으로써 불량의 발생을 사전에 억제하고 있다. 또한 회귀분석, 실험계획법등 다양한 통계적 기법이 공정관리에 사용되고 있다. 이와 같은 통계적 관리기법은 현 시점에서 발생하는 불량원인들을 분석하여 주로 예방활동에 치중하고 있으며, 불량이 발생하기 이전에 불량에 대한

예측은 이루어지지 않고 있다[1]. 이를 해결하기 위한 방법으로 데이터마이닝 기법이 활용될 수 있다[2].

본 논문에서는 품질측면으로 데이터마이닝 기법을 활용하여 검사단계가 아닌 공정 진행단계에서 불량에 대한 패턴을 파악하여, 불량을 사전에 예측하여 원가절감의 방법을 제시하고자 한다. 이를 위해 많은 공정변수 중 중요 공정변수를 파악하는 기법에 대해 알아보고 공정의 패턴을 파악하여 예측모형을 도출한다. 도출된 예측모형이 유용하게 사용되어지는지를 비교한다.

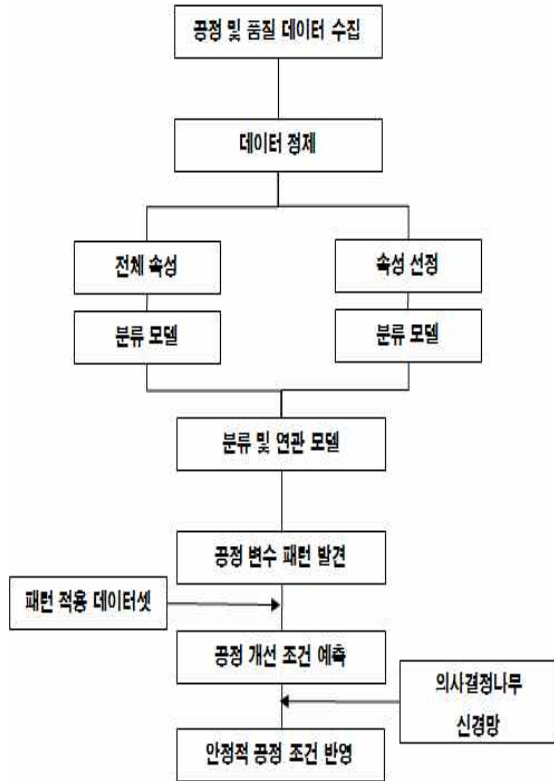
이를 통하여 공정을 개선하고, 공정을 안정상태로 유지하는 관리기법을 제시하고자 한다.

본 논문에서 사용한 데이터는 알루미늄 연료탱크를 생산하는 제조공정의 공정 데이터를 수집하고, 데이터마이닝 기법을 이용하여 연료탱크 생산 공정의 품질개선 방안 도출을 위한 연구가 수행되었다. 연료탱크 생산 공정의 대부분이 용접공정으로 품질에 가장 중요한 공정 또한 용접을 하는 공정이다. 현장 조건의 한계로 인해 용접의 조건(전류, 전압, 속도(통전량))을 변경하

† 교신저자: 양재경, 전북 전주시 덕진구 덕진동 1가 664-14 전북대학교 산업정보시스템공학과

Tel: 063-270-4219, Fax: 063-270-2333, E-mail: jkyang@chonbuk.ac.kr

2010년 7월 20일 접수; 2010년 8월 17일 수정본 접수; 2010년 8월 23일 게재확정

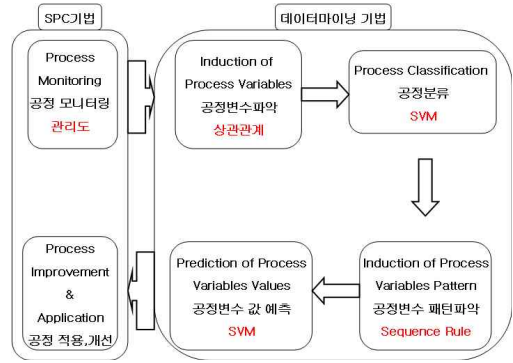


<그림 1> 연구과정

지 않는 범위에서 품질에 영향을 주는 공정변수 즉 용접 조건의 외적인 공정변수를 도출하는 방향으로 수행하였다.

본 연구의 과정은 <그림 1>에 표현하였다. 데이터 수집 후 데이터 정제단계에서는 선택된 데이터의 충실도를 높이는 작업이다. 데이터의 충실도는 데이터의 정확도, 데이터의 양(레코드 수), 그리고 데이터의 깊이(항목의 수)에 의해 평가되는데, 데이터의 정제 단계에서는 이 중에서도 정확도를 높이기 위한 작업으로 데이터에 존재하는 오류값이나 특이값을 보정하고, 결손값을 처리하며, 중복 데이터를 제거하는 등의 노력이 매우 많이 드는 작업이다.

다음으로 전체 속성 및 부분속성을 포함하는 의사결정나무의 모델을 구축하여 적중률을 구한다. 이에 따라 위에서 구축한 각각의 모델을 비교 분석하며, 각 속성별 연관성을 분석한다. 앞에서 수행한 모델에 기반하여 불량에 관한 공정변수의 패턴을 파악한다. 발견된 패턴을 기반으로 “양품” 패턴을 적용하여 데이터 셋을 구축하였으며, 새로운 분류모델을 생성하여 의사결정나무와 신경망을 이용하여 모델을 검증·비교하였다. 마지막으로 본 연구에서 제시한 모델을 통해 품질에 대한 예측을 수행하였다. 본 연구에 사용한 데이터는 약 2주에 걸쳐 실 제조현장에서 측정된 데이터를 사용한다. 모든 분석과 검증은 결과의 타당성을 높이기 위해 10-fold 방법을 이용하여 모델 테스트를 수행하였다.



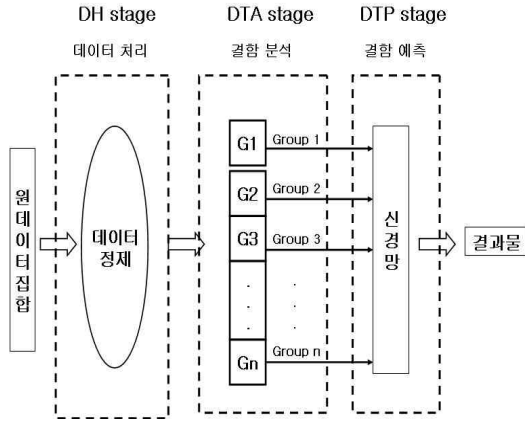
<그림 2> 데이터마이닝을 이용한 공정변수 확인 및 공정개선[2]

2. 관련문헌 연구

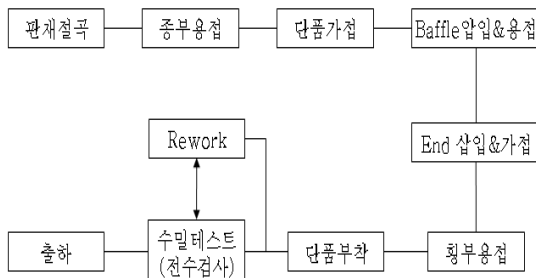
이 장에서는 데이터마이닝 기법을 활용하여 제조공정에 적용한 연구들은 다음과 같다.

정밀주조 코팅공정에서 통계적 관리기법을 통해 공정의 상태를 파악하고 공정의 이상 발생시 공정으로부터 수집된 데이터를 데이터마이닝 기법을 통해 공정 불량에 영향을 미치는 공정변수의 분류(상관관계, SVM), 공정변수 패턴파악, 예측을 통해 공정을 개선하고 이를 다시 통계적 공정관리 기법으로 피드백하여 공정을 안정 상태로 유지, 관리하는 기법을 제시하고 있다[2]. 여기서 제시하고 있는 분석모형을 통해 실시간으로 수집되는 대용량의 데이터를 빠르게 분석하여 공정의 이상 원인을 파악하고 공정의 안정을 유지, 관리하는 공정 개선방법을 제시함으로써 문제해결에 소요되는 시간과 비용을 단축하고 기업 생산성을 향상시킬 수 있다고 제시하고 있다[2]. TFT-LCD 모니터를 제조하는 회사의 대용량 공정데이터베이스로부터 품질문제의 해결을 위하여 유용하게 활용될 수 있는 데이터마이닝 도구들 가운데, 신경망 이론을 중심으로 공정최적화, 주요공정의 탐색 및 공정특성의 예측문제 등에 대한 활용방법론을 제시하고 있으며, 신경망 모형이 품질마이닝 분야에서 유용하게 사용될 수 있음을 제시하고 있다[3].

자동차범퍼 제조공정에서 데이터마이닝 기법을 이용하여 최종 검사단계가 아닌 공정단계에서 불량에 대한 패턴과 분석유형을 파악하고, 분석된 결과를 이용하여 불량을 사전에 예측하는 방법을 제시하고 있다. 제시하고 있는 분석절차와 모형을 통해 불량이 만들어지기 전에 공정 단계에서 불량을 미리 예측하여 공정 이상 원인을 해결하는 과정에 소요되는 시간을 단축시킬 수 있으며, 불량을 사전에 감소시킴으로서 불량 발생에 의해 수반되는 비용과 원자재 비용 등을 감소 할 수 있음을 제시하고 있다[1].



<그림 3> 불량 항목별 예측에 대한 수행 절차 모형[1]



<그림 4> 알루미늄 연료탱크 제조공정

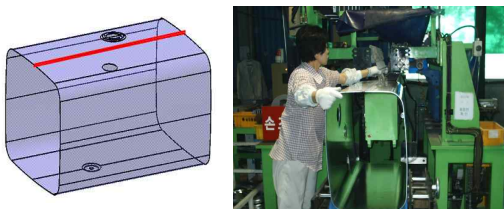
3. 알루미늄 연료탱크 제조공정

알루미늄 연료탱크 제조공정을 살펴보면 <그림 4>와 같다.

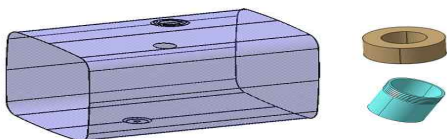
절곡공정에서 알루미늄 판재를 절곡한다. 그 후 <그림 5>와 같이 종부 용접기에서 종부를 용접한다.

단품가접 공정에서는 연료주입구 및 Drain Plug 등 단품을 고정하기 위한 가 용접을 한다.

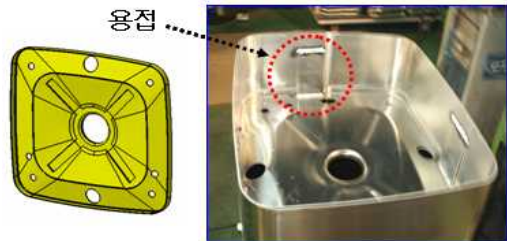
Baffle 압입&용접은 연료의 출렁임을 방지하기 위한 Baffle을 압입&용접을 한다.



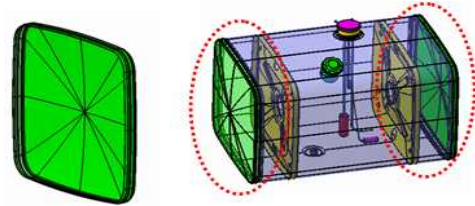
<그림 5> 종부용접 부위 및 종부용접기



<그림 6> 단품가접



<그림 7> Baffle 압입 & 용접



<그림 8> End Plate 삽입 & 가접

End 삽입&가접 공정에서는 End Plate을 삽입하고 가 용접을 한다. 좌·우 용량에 따라 가접을 실시한다. 가접의 개수는 용량에 따라 결정되면 약 20~35개 정도 가 용접을 한다.

횡부용접 공정에서는 용접로봇에서 자동으로 횡부 용접을 한다. 외부 환경에 가장 많은 영향을 받는 공정이다. 그 후 Sender Gauge 등 단품을 부착한다. 수밀테스트 공정은 알루미늄 연료탱크의 최종 검사 공정으로 전수검사를 실시한다. Rework 공정은 육안으로 식별이 가능한 불량과 수밀테스트 결과 불량으로 판별되는 제품을 수정하는 공정이다.

4. 품질데이터 분석

본 연구에 사용된 데이터는 자동차 연료탱크 생산업체인 국내 W기업의 알루미늄연료탱크 생산 공정에서 제조공정 데이터 약200여개를 수집하였으며, 분석도구로는 Weka3.4.1.0 Software을 사용하였다.

연료탱크는 알루미늄의 박판을 절곡, 용접하는 공정을 거치게 된다. 알루미늄 연료탱크 생산 공정의 대부분이 용접공정으로 불량의 대부분이 알루미늄 용접에서 발생하고 있다. 연료탱크의 생산은 대부분 수작업에 의존하고, 순차적으로 생산되지 않고, 작업시간도 약 20~30분정도 소요됨으로 인해 데이터 수집이 용이하지 않았다. 본 연구에 사용된 속성은 관리하고 있던 공정별 관리 항목 및 현장의 작업조건등을 파악하여 15 속성으로 정의하였으며, 용접 로봇의 용접조건 즉, 전류(A), 전압(V), 속도(mm/min)은 제외하였다. 정리하면 <표 1>에 정의하였다.

<표 1> 속성의 정의

속성	속성명	비고
D1	차종	대/중/소
D2	알루미늄판넬보관기간	
D3	작업시간	
D4	온도	
D5	습도	
D6~D9	End Plate 가접 좌	
D10~D13	End Plate 가접 우	
D14	End Plate 수정 여부	
D15	불량	O/X

데이터의 수집이 용이하지 않음으로 인해 일부 데이터에 결측치가 발생했으며, 이러한 데이터는 정제과정을 거치지 않고 그대로 사용하였다. 수집된 데이터 중 시간 데이터는 연속데이터를 3개의 분류데이터로 수정하였다. 즉 오전, 오후, 저녁으로 수정하였다. 또한 알루미늄연료탱크 차종은 용량에따라 400L~380L는 대, 350L~300L는 중, 이하는 소용량으로 구분하였다. 제조 공정 중 수밀테스트 전 공정에 Rework 공정이 있으며, 이곳에서 Rework을 한 다음 수밀테스트를 한다.

Rework을 하는 것을 불량으로 하면 약 (70~80) %의 불량률을 보인다. 그러나 본 연구에서 판단한 불량은 육안으로 판별되는 것과 수밀테스트 결과 불량으로 판별되는 것만을 불량으로 간주하였다. 여기서 나타난 불량률은 약 21.3%를 보이고 있다.

15개의 속성 데이터의 수집 결과 및 수집된 데이터의 특성분석 결과는 <표 2>와 같다. <표 2>에서 보면 수집된 데이터 중 약 2.5%의 결측치가 발생했으나, 결과에 영향을 주지 않을 것으로 판단하여 정제과정을 거치지 않고 사용을 하였다. <그림 9>은 클래스 변수인 불량과 각 속성들과의 관계를 보여주고 있다. 보관기간과 불량과의 관계를 보면, 보관기간이 길수록 불량이 많이 발생하고 있으며, 습도와 불량과의 관계를 보면, 습도가 높을수록 불량이 많이 발생하고 있다. 또한 가접의 개수가 많을수록 불량이 많이 발생하고 있다.

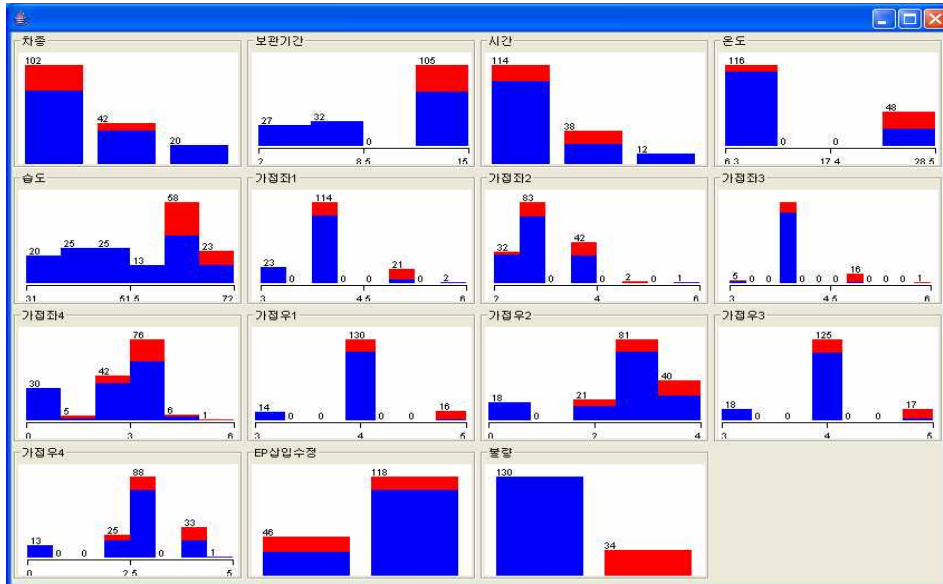
4.1 속성선정(Feature Selection)

이 절에서는 전체 속성을 사용했을 경우와 다양한 속성선정기법을 사용해서 선택된 속성에 대해서 모델을 수립하고 분석을 했을 경우를 비교 분석한다.

속성선정은 클래스 변수인 불량 속성을 제외한 14개 속성 중 중요 속성을 클래스 변수와 연관성이 높은 속성들을 찾음으로써 중요하지 않은 속성들을 제거하여 모델 구성을 단순화하고 이해하기 쉽게 할 수 있다. 따라서 선택된 불량 속성들을 품질 향상을 위해 집중적으로 관리할 수 있다. 또한 줄어든 속성의 수로 데이터 마이닝 모델을 수립할 경우 보다 해석하기 쉬우며, 모델 수립 시간도 단축할 수 있다. 속성선정기법으로는 C4.5[4], 상관관계, 카이스퀘어 통계량, Information Gain을 이용하였으며, 선정된 속성 중에서 공통으로 선정된 속성에 대해서 모델을 만들었다.

<표 2> 수집된 데이터의 특성

구분	형식	결측치	최소	최대	평균	표준편차
D1	Nominal	0	대 : 102, 중 : 20, , 소 : 42			
D2	숫자	0	2	15	11.0	4.9
D3	Nominal	0	오전 : 12, 오후 : 114, 저녁 : 38			
D4	숫자	0	6.3	28.5	14.79	8.93
D5	숫자	0	31	72	53.33	11.59
D6	숫자	4	3	6	4.01	0.57
D7	숫자	4	2	6	3.11	0.75
D8	숫자	4	3	6	4.08	0.39
D9	숫자	4	0	6	2.98	1.55
D10	숫자	4	3	5	4.01	0.43
D11	숫자	4	0	4	2.78	1.16
D12	숫자	4	3	5	2.99	0.47
D13	숫자	4	0	5	2.82	1.05
D14	Binary	수정 : 117, 미수정 : 46				
D15	Binary	양호 : 130, 불량 : 34				



<그림 9> 불량과 각 속성간의 연관 특성

<표 3> 속성선정 기법을 통해 선정된 속성

속성선정 방법	선정된 속성
상관관계를 이용한 속성선정 방법(CfsSubsetEval)	보관기간 온도 습도 가접개수
분류방법 C4.5을 이용한 속성선정 방법(ClassifierSubsetEval)	습도 가접개수
카이스퀘어통계량을 이용한 속성선정 방법 (ChiSquaredAttributeEval)	온도 습도 가접개수 보관기간
Information Gain을 이용한 속성선정 방법 (InfoGainAttributeEval)	온도 습도 가접개수 보관기간

Wrapper 접근 기법인 상관관계를 이용한 속성선정과 의사결정나무(C4.5)를 이용한 속성선정을 했을 경우 중요 속성으로는 보관기간, 온도, 습도, 가접 등으로 나타났다.

Filter 접근 기법인 개개의 속성의 정보량만을 평가해서 속성을 선택하는 평가방법 중 카이스퀘어통계량을 이용한 속성선정 방법과 Information Gain을 이용한 속성선정 방법을 통해 속성을 선정 했을 경우 중요 속성으로는 가접, 온도, 습도, 보관기간 등으로 나타났다.

선정 기준은 실험자가 연관도가 높게 나타나는 속성들을 주관적으로 선정하였다.

4.2 분류모델 분석

전체 속성을 사용하여 분류기법의 대표적인 의사결정나무(C4.5)를 사용하여 모델을 수립하였다. 분류 모델을 분석한 결과 정확도는 약 90.9%로 나타났다. 그 결과는 본 논문에서는 제시하지 않고 선정된 속성만을 이용한 모델만을 제시하였다.

Wrapper 및 Filter 방법을 채용한 속성선정을 했을 경우 선택된 중요 속성을 정리하면 <표 3>과 같다. 중요 속성으로는 온도, 습도, 보관기간, 가접의 개수 등이 중요 속성으로 선택되었다. 이와 같이 4가지의 속성선정 기법을 통해 선정된 속성들에 대해서 분류기법의 대표적인 의사결정나무(C4.5)를 사용하여 모델을 수립하였다. 전체속성을 분석한 방법과 같은 방법으로 10-fold 방법을 사용하여 10회 평균값을 구했으며, 여기서 정확도는 90.2%로 나타났다.

<표 4>의 선정된 부분속성을 사용한 의사결정나무에서 양·불량 예측결과를 보여주는 Confusion Matrix에서 총 16개중 16개를 오분류 하였다. 즉 양품을 불량으로, 불량을 양품으로 오분류된 것은 9.75%을 보여주고 있다.

<표 4> 의사결정나무 Confusion Matrix(부분속성)

구분	모 델		비고	
	양품	불량		
공장	양품	125	5	
	불량	11	23	
오분류				9.75 %

아래 분류 모델을 살펴보면 온도는 품질에 거의 영향을 주지 않았으며, 온도 및 보관기간, 가접개수가 품질에 많은 영향을 준 것으로 나타났다.

여기에는 보이지 않았지만 전체속성을 사용한 경우에는 9.1%의 오분류를 보였다. 즉, 전체 속성을 사용하는 경우가 정확도가 높았으나, 0.65%의 미세한 차이를 보여줌으로써 전체속성을 사용하는 것보다 선정된 부분속성을 사용하는 것이 더 효율적인 것으로 생각된다.

4.3 연관분석(Association Model)

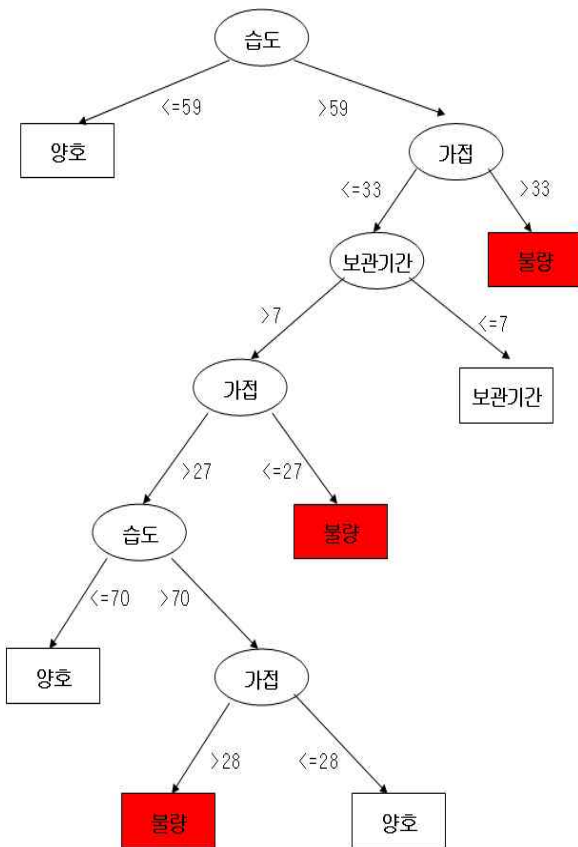
연관기법의 대표적인 Apriori를 사용하여 모델을 수립하였으며, 요소선택에서 선택된 속성만을 사용하였다. 즉, 온도, 습도, 보관기간, 가접개수 속성만 사용하였다. 또한 지지도가 1이상이고 신뢰도가 1인 규칙만을 선택했을 경우 결과의 일부는 아래 <표 5>와 같다. 여기서 주목할 만한 규칙은 불량인 없는 제품은 습도가 59.5%보다 작고, 보관기간이 10.5일보다 작으면 불량이 없는 것을 알 수 있다. 따라서 도출되는 중요 연관은 패널보관기간 및 습도가 불량에 큰 영향을 미친다는 것을 알 수 있다.

<표 5> 연관분석 결과

1. 습도='(-inf-59.5]' ==> 불량=0
2. 온도='(7.8-20]' ==> 불량=0
3. 습도='(-inf-59.5]' 가접='(-inf-34]' ==> 불량=0
4. 온도='(7.8-20]' 가접='(-inf-34]' ==> 불량=0
5. 온도='(7.8-20]' 습도='(-inf-59.5]' ==> 불량=0
6. 온도='(7.8-20]' 습도='(-inf-59.5]' 가접='(-inf-34]' ==> 불량=0
7. 보관기간='(-inf-10.5]' ==> 불량=0

<표 6> 공정변수 패턴 파악

항목	공정변수 패턴
양품(O)	습도<=59
	습도>59 가접<=33 보관기간<=7
	습도>59 습도<=70 보관기간>7 가접>27 가접<=33
	습도>70 보관기간>7 가접<=28
불량(X)	습도>59 가접>33
	습도>59 보관기간>7 가접<=27
	습도>70 보관기간>7 가접>28
	가접<=33



정확도 90.2%

<그림 10> 의사결정나무 모델 (부분속성)

4.4 공정변수 패턴 파악

앞에서 분석한 의사결정 나무(C4.5) 및 연관분석을 통한 모델에 기반하여 불량에 관한 공정변수의 패턴을 파악하고, 각 불량 종류별로 가장 많은 인스턴스의 비율을 차지하는 패턴만을 취하면 <표 6>과 같다.

습도가 59% 보다 작을 경우 불량이 발생하지 않는 것을 보여주고 있다. 즉, 제조현장의 습도를 59% 이하로 유지한다면 이론적으로는 알루미늄 용접공정에서는 불량이 발생하지 않을 것으로 기대된다. 또한 앞 <표 4>의 Confusion Matrix에서 양품은 130개를 보여주었고 불량은 34개를 보여주었다. 이때 불량을 양품으로 오분류한 것은 11개이며, 양품을 불량으로 오분류한 것은 5개로 나타났다. 앞의 <그림 1>의 연구절차에서 보듯이 제시한 모델의 검증을 위해 <표 7>에서 “양품”을 예측한 패턴에 맞는 생산품목에 대해 결과 데이터셋을 인스턴스로 구성한 후 다시 의사결정나무를 이용한 분석을 실시하여 공정 패턴을 적용한 공정 하에서의 불량을 예측하여 보았다.

<표 7> 의사결정나무 Confusion Matrix(양품)

구분	양품	불량	비고
양품	126	0	
불량	10	0	
오분류			7.35 %

의사결정나무를 이용한 모델 분석결과 정확도를 구성했을 경우 92.65%의 정확도를 보여주었다. 즉 여기에서 제시하고 있는 공정 패턴을 적용한 공정 조건 하에서 생산했을 경우 이상적인 불량률 수치는 이론적으로 7.35%라고 할 수 있겠다. 발견된 패턴을 통해 이를 적용하여 기존의 20%이상의 불량률을 8% 이하의 불량률을 달성 할 수 있음을 예측하고 있다. 본 연구에서 제시한 모델을 기반으로 제조를 했을 경우 불량률은 12% 이상 줄일 수 있는 것으로 나타났다. 이로 인하여 기대할 수 있는 효과로는 품질의 향상 및 제품경쟁력 확보, OEM 대응력 확보 등 많은 긍정적인 효과가 있을 것으로 기대된다. 또한 Rework 감소로 인한 년 약 1천만원 이상의 인건비 절감 및 약 2억원 이상의 생산량 증가를 기대할 수 있다.1)

5. 결론 및 향후과제

본 연구에서는 제조공정의 품질관리에 데이터마이닝을 적용하는 방법론을 제시하고 있으며, 데이터의 특성을 나타내는 중요 공정 변수를 속성선정 기법을 적용하여 도출하여, 이들 중요 속성들을 포함하는 간단한 모델을 만들고 분류 분석을 통해 불량 항목에 대한 예측 모델을 제시하고, 또한 연관 분석으로 각 속성 및 속성사이의 연관성을 제시하고 있다.

본 연구에서 사용된 속성선정에는 Wrapper 접근 방법을 채용한 상관관계를 이용한 속성선정 방법과 의사결정나무(C4.5)를 이용한 속성선정 방법, Filter 접근 방법을 채용한 속선선택 방법인 카이스퀘어통계량을 이용한 속성선정 방법과 Information Gain을 이용한 속성선정 방법 등 4가지 기법을 사용하였으며, 이들이 제시하는 공통속성들을 포함하는 의사결정 모델을 만들었다. 이 과정에서 모델에서 결과의 타당성을 위하여 10-fold 방법을 사용하여 10회 시행한 값의 평균값을 채택하였다.

속성선정 기법을 적용한 이후 의미 있는 것으로 판단된 속성은 ‘습도’, ‘보관기간’, ‘온도’, ‘가접개수’ 4개였다. 이 속성을 포함한 모델이 전체 속성을 포함한 모델과 유사한 정확도를 보여주었으며, 분석 시간 및 비용을 줄일 수 있는 것으로 기대된다. 또한 발견된 공정 패턴을 찾아 불량률을

예측하고, 품질을 개선할 수 있다는 것을 보여주었다.

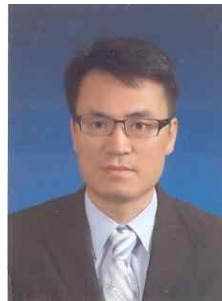
향후 과제로는 발견된 공정 패턴의 신뢰성 향상을 위해 더 많은 데이터 수집이 필요하며, 분류모델과 연관분석모델의 통합을 통하여 정확도를 높이는 연구가 필요하다. 또한 알루미늄 용접에 가장 중요한 속성인 전류, 전압, 속도에 외부 환경변화가 어떠한 영향을 주는지 분석이 필요하다.

6. 참고 문헌

- [1] 변성규, 강창욱, 심성보(2004) 『데이터마이닝 기법을 이용한 제조 공정내의 불량항목별 예측방법』
- [2] 정영수, 강창욱, 변성규 (2005) 『데이터마이닝을 이용한 공정변수 확인 및 공정개선』
- [3] 남호수, 정현석(2004) 『품질마이닝에서 신경망의 활용』
- [4] Quinlan, J.R. (1993) 『C4.5 : Programs for Machine Learning.』

저 자 소개

변 용 완



현재 전북자동차기술원(JIAT)에 재직중이며 전북대학교 정밀기계공학과 학사, 산업정보시스템공학과 석사 및 박사과정을 수료하였다. 대우상용차 기술연구소, CIES 기술연구소에서 CATIA Application 및 PDM 시스템 개발에 참여하였다. 관심분야로는 데이터마이닝을 이용한 자동차부품 품질 분석이다.

주소: 전북 군산시 소룡동 1641-4번지 전북자동차기술원

양 재 경



현재 전북대학교 산업정보시스템공학과 교수로 재직중이며, 한양대학교 산업공학 학사, 한국과학기술원 산업공학 석사, Iowa State University 산업공학 박사를 취득하였다. 대우정보시스템 자동차화사업부, Harris Corp. 공항시스템사업부, 삼성 SDS 컨설팅부문, 한국전자통신연구원에서 근무하였다. 주요 관심분야로는 데이터마이닝, 물류시스템이다.

주소: 전북 전주시 덕진구 덕진동 1가 664-14 전북대학교 공과대학 산업정보시스템공학과

1) 근무시간 기준 : 8시간/일, 24일/월