

제조공정에서의 지속적 예지 분석을 위한 조건

Conditions for Continuous Predictive Analysis in the Manufacturing Process

안동혁(유한회사 화수목)

차례

1. 서론
2. 분석 모형과 시간 관점의 지속성 조건
3. 초연결 협업과 연결 관점의 지속성 조건
4. 결론

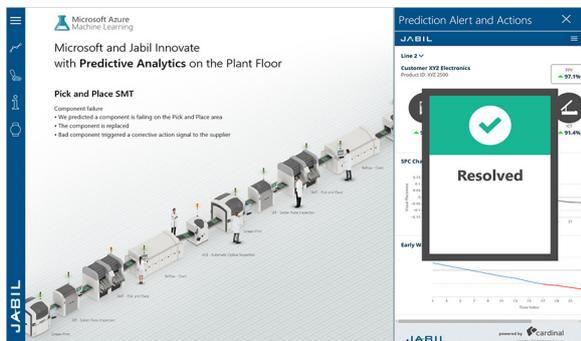
■ keyword : | Predictive Analysis | Smart Factory | Bigdata |

1. 서론

스마트팩토리는 4차산업혁명의 대표 분야로 언급되고 있다. 스마트팩토리는 IoT와 빅데이터 분석을 중요한 기술요소로 꼽고 있는데, 국내외 많은 기업들이 이에 대한 구체적인 활용 예시로 제조공정에서의 예지 분석을 소개하고 있다.

IBM에서는 자사의 Predictive Analytics 기반으로 예지 정비 솔루션 사업을 하고 있으며, 최근에는 머신러닝 서비스 플랫폼인 IBM Watson 기반으로 고도화하고 있다. 마이크로소프트(MS)에서는 자사 클라우드 서비스인 Azure에서 제조공정 예지 분석 서비스를 Azure IoT 서비스로 제공하고 있다.

장에서는 기대하는 성과를 얻기는 어렵다. 기대에 미치지 못하는 상황을 시간 관점과 단계간의 연결 관점, 두 가지 측면에서 보자. 첫 번째는 몇 달에 걸쳐 나온 예지 분석 결과가 지금은 도움이 되지만 일주일 후 또는 한달 후에는 쓸모없게 되는 상황이다. 이는 시간 관점의 지속성이 유지되지 않는 상황이며, 분석 모형 자체 보다는 분석 모형의 구성과 운영에 필요한 조건을 갖추지 못한 경우가 많다. 두 번째는 분석이 특정 제조공정 단계에서는 의미 있지만, 분석 결과의 활용면에서 관련이 있음에도, 다른 제조공정 단계나 설계 단계, 고객대응 단계에서 사용할 수 없는 상황이다. 이는 단계 간 구성 시스템간의 연결과 협업에 대한 조건이 결여된 것이며, 단계간의 연결 관점에서 예지분석의 지속성이 요구되는 상황이다.



▶▶ 그림 1. Azure IoT 서비스 적용 예지 분석 사례

하지만 단순히 최신 플랫폼을 도입하고 검증된 서비스를 이용한다고 스마트팩토리의 효과를 얻을 수는 없다. 간단한 예지 분석 하나만 보더라도 실제 도입 기업의 입

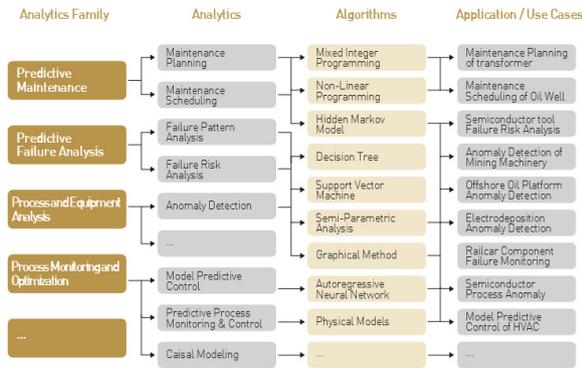
2. 분석 모형과 시간 관점의 지속성 조건

2.1 제조공정 예지 분석 모형과 적용의 문제

시간 관점의 지속성 조건을 살펴보기 전에 제조공정에서 이용되는 예지 분석 모형을 알아본다.

IBM Watson 연구소에서 설계한 SROM(Smarter Resource and Operations Management)은 온톨로지 기반의 분석시스템 라이브러리이다. <그림 2>는 자원 및 운영관리 분야의 SROM 온톨로지를 나타내는데, 여기에는 4가지 수준의 요소들이 있다. 최상위 수준은 분석시스템들의 그룹으로서 이에에는 예지적 설비보전, 예지적 고장분석, 공정 및 장비분석, 그리고 공정 모니터링

및 최적화가 있다[1].



▶▶ 그림 2. SROM 온톨로지의 개관

이러한 라이브러리나 제조공정 예지분석에 관한 많은 연구논문, 프로젝트 결과물, 컨설팅 결과물들은 대부분 분석 모형 자체에 대해서만 설명하고 있다.

현장에서는 분석 모형 자체가 중요한 사항이 아닐 수 있다. 최근에 소개되는 딥러닝 모형보다 수 십년 전부터 이용되어 온 간단한 클러스터링 모형이 더 적합할 수도 있다. 다른 분석 모형으로 예지 정확성을 더 높였다고 하더라도 그 개선 정도가 현장에서는 큰 의미가 없는 경우가 많다.

정확성이 높은 예지 분석 모형을 개발한 후, 적용 단계에서 겪는 기업 현장의 어려움은 크게 세 가지다. 첫째, 데이터와 분석 모형 사이의 간격이다. 분석 모형이 요구하는 형식대로 원 데이터를 가공하여 입력하여야 한다. 이러한 데이터 처리 작업을 기업의 담당자가 매번 수작업하게 될 수도 있다.

둘째, 정확도가 낮아져서 모형을 재학습시키거나 교체해야 하는 경우 또는 대응 빈도를 높이기 위해 매주 분석하는 것을 매일 분석하는 등으로 분석 주기를 변경하는 등의 경우이다. 이는 분석 모형을 운영하는 기술에 대한 것인데, 현장에서는 이러한 기술을 대부분 갖추고 있지 못하다. 심지어 해당 분야 전문 컨설턴트나 교수들도 프로젝트를 다시 해야 한다는 식의 조언만 하는 경우가 많다.

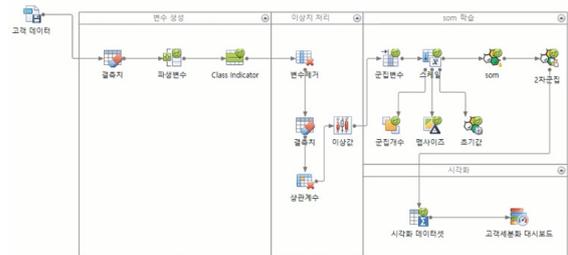
셋째, 분석 결과를 제조공정 단에서 바로 적용하고자 하는 경우인데, 이상상황 여부를 공정 모니터링 화면을 통해서 바로 알고 싶거나 분석 결과에 대한 경보 메시지를 받아보고 싶은 경우이다. 이 부분이 어려운 이유는 해당 영역이 분석 영역이 아닌 것에서 출발한다. 분석 영역

에서는 분석한 결과값만을 알려준다. 모니터링 화면을 개발하는 문제는 시스템 개발의 영역이기 때문에 별도의 인력이 필요한 일이다. 개발을 별도로 한 경우라도 문제가 있는데, 분석 모형을 수정하거나 파라미터를 조정하는 경우에 분석과 활용 시스템 간의 인터페이스가 원활하지 않을 수 있다는 것이다.

이러한 어려움 때문에, 아무리 좋은 예지 분석 모형을 개발하였더라도 현장에서는 사용하지 않고 일회성 프로젝트로 끝나는 경우가 빈번하다. 이를 막기 위해, 분석 모형을 계속해서 사용할 수 있도록 하는 지속성의 조건을 충족해야 한다. 본고에서는 이를 분석 전과정의 자동화와 분석 결과 운영의 지능화로 제시한다.

2.2 분석 전과정의 자동화

분석 모형은 홀로 있는 것이 아니라, 데이터 전처리, 모형들의 조합, 분석 결과의 출력과 같은 작업이 연결되어 있다. 이러한 연결되는 작업들은 워크플로우(workflow)라고 하며, 이러한 워크플로우는 하나로 관리되어야 한다. <그림 3>은 변화하는 상태를 신경망 기반 세분화 모형(SOM)으로 계속 학습해서 업데이트 가능하도록 하는 작업을 나타내는데, 원래의 데이터를 가공하여 별도의 데이터를 만들어내는 변수 생성 과정, 이상치 처리 과정, 분석 결과값 저장 과정과 시각화 대시보드 표시 과정을 함께 나타내고 있다.



▶▶ 그림 3. 분석 워크플로우

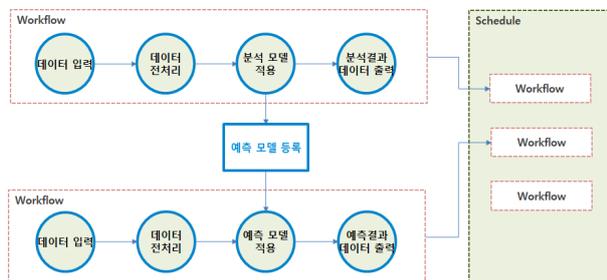
이미 기업현장에서 많이 사용되는 상용 제품들은 이와 같은 워크플로우 기능을 제공하고 있다(<표 1>). 해당 제품들은 무료버전을 제공하기도 하고, 오픈소스 R을 활용할 수 있도록 지원하기도 한다.

표 1. 워크플로우 기능 제공 분석 제품

제품명	국내외 구분	무료버전 유무	특징
RapidMiner	해외	무료버전 있음	
ECMiner	국내	없음	
Brightics	국내	없음	
Hwasumok Analytics	국내	무료버전 있음	R 활용
SRA	국내	없음	R 활용
i-Stream	국내	없음	R 활용

결측치를 제거하거나 새로운 변수로 가공하는 작업이 실제로는 가장 시간이 많이 걸리고 번거로운 부분이기 때문에 대부분의 분석 도구는 이러한 기능이 잘되어 있다. 실제 분석 작업에서 자주 이용되는 데이터 전처리 기능은 10여 종이며, 특히 케이스를 포함하고자 하면 20여 종이 추가적으로 필요하다.

워크플로우 구성만으로는 분석 전과정의 자동화를 실현할 수 없고, 학습과 예측 워크플로우를 구분하는 개념 하에서 주기적인 자동실행 즉 스케줄링 기능이 필요하다. <그림 4>는 주기적인 모형 학습이나 주기적인 예측 모형 실행이 필요한 경우, 해당 워크플로우를 서버에 등록하여 주기적으로 자동 실행하는 구조를 나타낸다.



▶▶ 그림 4. 분석, 예측, 스케줄링의 관계

위 구조는 분석 프로세스를 재사용하는 것을 내포하고 있다. 데이터 입력부터 출력까지 모든 단계를 하나의 워크플로우로 정의만 하면, 등록하여 효율적으로 재사용하고 수정한다. 특히 ‘예측 모델 등록’이라는 것은 학습된 분석 모형을 예측 모형으로 등록하여, 예측, 판별에 쉽게 적용하는 기능이다. 예를 들어 회귀분석 모형 $y=ax+b$ 를 학습하여 $y=2x+1$ 을 얻었다면, 이 식을 예측 모형으로 등록하고, 새로운 입력 데이터와 연결하여 예측값을 출력하는 새로운 워크플로우를 정의하여 사용한다.

분석 모형에 따라 다르지만, 통상적인 분석인 모형 학습에서는 상당 기간 모여진 대량의 데이터를 대상으로 많은 계산 시간을 필요로 한다. 예측 또는 판별에서는 그때그때 필요한 시점의 데이터만 대상으로 간단한 계산

작업을 한다. 이 경우에도 예측 모형에 맞춰서 입력하기 위한 데이터 전처리 작업에 상당한 시간이 소요될 수 있다. 보통 학습 절차는 주기가 길며, 짧게는 매일, 길게는 매달 실행된다. 예측 절차는 매일 내지는 시간 단위로 실행되기도 하고, 예측 워크플로우 과정 전체가 별도의 프로그램화 되어 운영 시스템에 적재된 후 실시간으로 실행되기도 한다.

2.3 분석 결과 운영의 지능화

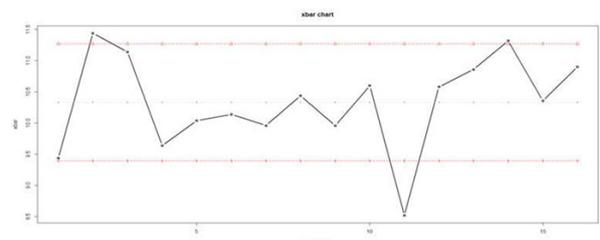
분석 모형을 실제로 운영하는 상황이라면, 분석 모형이 여전히 제대로 작동하고 있는지를 살펴봐야 한다. 기본적인 방법은 모형을 검증하고 확정할 당시에 이용하였던 정확도와 같은 성과 지표표를 그대로 이용하는 것이다. 해당 성과 지표값의 변화를 주기적으로 확인하여야 하는데, 적정 기준값 이상으로 성과 지표값이 계속 유지된다면, 모형은 계속 유효한 것이다. 앞 절에서 모형 학습 워크플로우를 주기적으로 계속 실행하는 이유 중에 하나도 바로 모형의 유효성을 모니터링하는 것에 있다.

좀더 엄밀하게 따져봐야 하는 상황에서는, 지표가 변했다고 정말 모형을 바꿔야 하는 상황인지 조사해 볼 필요가 있다. 이를 위해서 모형의 결과값들의 분포가 변하였는지를 본다[2]. 이를 통해 특정 시점에만 정확성이 낮아진 것인지, 평균적인 정확성이 높아졌어도 편차가 너무 심해 신뢰할 수 없는지를 판단한다.

이와 같은 과정도 하나의 분석 워크플로우로 정의하여 주기적으로 실행하는 체계를 갖추어야 한다. 이런 조건이 갖추어지지 못하면 시간 관점의 지속성을 충족할 수 없다.

2.4 제조공정 이상탐지 예

제조공정에서 가장 널리 이용되는 이상탐지 도구는 <그림 5>와 같은 통계적 공정 관리도이다.



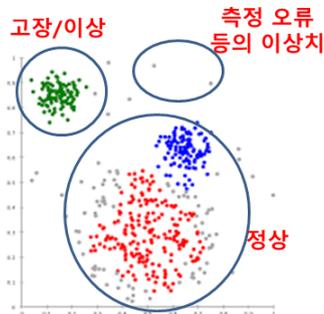
▶▶ 그림 5. Xbar 공정 관리도

관리도는 불량률 관리가 주목적이며, 목적(평균관리, 분산관리, 이상관리)과 특성(작은 변화에 민감 또는 큰 이상만 감지)에 따라 조금씩 다른 X, c, u, R, s 등 10여 종 이상의 관리도가 있다. 관리도는 데이터 수집 기간 설정과 어떤 값을 대상으로 선정할 것인가가 중요하다. 관리도(해석용 관리도)로부터 이상치를 선별하고, 이상치를 제외한 정상 상황에서의 관리도(관리용 관리도)를 구한 후, 정상 상황에서의 관리도의 상하한 범위로 이상치를 탐지한다.

본질적으로 통계적 공정 관리도는 배치성 작업이다. 일정 기간 동안의 데이터를 수집하고, 관리도 분석에 입력할 수 있도록 데이터 변환 과정을 거친 후, 검증 작업을 거쳐서 관리도를 그린다. 실제 공정관리에서 필요로 하는 실시간 공정 관리도는 관리도 분석에서 얻어진 평균, 상하한값을 정해진 값으로 두고, 데이터가 발생하는 즉시 관리도 상에 표시한 후, 상하한 범위에서 벗어나는 경우에 정보를 주는 용도이다. 이는 분석 시스템이 아닌 공정 관리자용 화면, 즉 공정 모니터링 화면에서 제공되어야 한다. 분석 워크플로우에서 주기적으로 변화가 있는지를 검증하고 변화된 상황(평균, 상하한값)은 모니터링 화면에 반영되어야 한다.

통계적 공정 관리도는 일변량 이상탐지이다. 즉, 온도 하나만 보고 온도가 적정선을 넘었다만 판별한다. 온도, 압력, 진동 세 변수가 있고, 셋 모두 각각 정상이지만 결합하여 이상 상황인 경우는 탐지하지 못한다. 따라서 다변량 이상탐지가 필요하다.

<그림 6>은 클러스터링 기법으로 정상, 고장, 이상 상태를 구분하는 다변량 공정 이상 탐지를 나타낸다.

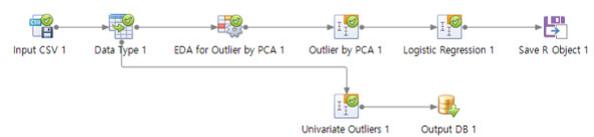


▶▶ 그림 6. 클러스터링 기반의 다변량 이상탐지

기계적인 클러스터링 분석에 이어, 특정 영역이 실제로 고장, 이상 클러스터인지를 검증해야 한다. 이 부분에서

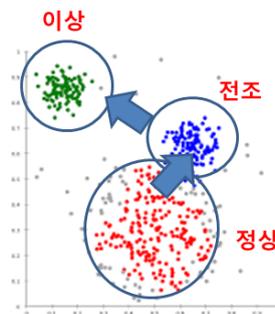
는 현장 전문가의 판단이 필요하다. 다음으로는 정상/이상 상태에 해당하는 데이터에 라벨을 붙이고 이를 학습하며, 운영 시에는 어떤 데이터가 입력되었을 때, 어떤 클러스터와 가까운지로 상태를 판별하게 된다.

<그림 7>은 단변량과 다변량 이상탐지를 통합한 워크플로우를 나타낸다. 데이터를 입력받아서 단일/다변량으로 구분 후(data type task), 변수 하나씩 독립적인 관점에서 이상치를 판별하고(univariate outliers task), 또한 다변량 데이터에 대해 차원축소(PCA)를 거쳐 이상치를 구분하고, 이를 학습하여 로지스틱 회귀분석으로 이상치를 판별하는 모형을 생성한다.



▶▶ 그림 7. 이상탐지 워크플로우

이제까지의 내용은 예지가 아니라 과거 또는 현재의 이상 여부만 탐지하는 방식이다. 공정 이상 예지 분석을 위해서는 <그림 8>과 같이 클러스터가 시간의 흐름에 따라, 정상 → 전조 → 고장(이상) 상태로 이동하는 것을 발견하여야 한다.



▶▶ 그림 8. 시간 흐름에 따른 전조 상태 파악

그러면 전조 상태로 판별되는 시점에 이상 가능성을 예지할 수 있다. 이 경우 전조 상태에서 이상 상태로 이동하는 평균시간을 고려하여 판별 주기(예측 모형 실행 주기)를 결정한다.

위와 같은 예지 분석의 경우, 전조 상태 시 주된 영향 변수(온도, 압력 등과 같은 입력에 사용한 데이터)는 제시할 수 있지만, 변수와 원인과의 연결은 별개의 분석이

필요하다. 즉, 온도가 주요 변수로 보이는데 이는 어떤 부품의 문제라고 추론하는 것은 더욱 다양한 데이터 분석과 현장의 경험을 필요로 한다.

3. 초연결 협업과 연결 관점의 지속성 조건

3.1 연계와 협업의 필요성

스마트팩토리와 관련한 대부분의 플랫폼들은 모두 다연계성을 강조한다. IoT 플랫폼을 제공하는 ThingWorx의 구조(<그림 9>)에서도 보면, 타시스템과의 관계 측면에서는 ALM, PLM, SLM 등 기존 팩토리 솔루션과의 연계성 강화하고, 기능적인 측면에서는 예측 유지보수 및 시스템 모니터링 등을 통합적으로 지원하며, 모델 기반 개발과 메시업(MashUp) 도구를 활용하여 데이터 관리 및 분석 기능도 제공하고 있다.



▶▶ 그림 9. ThingWorx 플랫폼 구조

예지 분석에 초점을 맞춰서, 연계의 의미를 데이터 관점에서 세밀하게 살펴볼 필요가 있다. 먼저 제조공정 데이터는 4M(Men, Method, Machine, Material) 데이터로 분류한다[3]. 이 다른 유형의 데이터들이 원활하게 수집되고, 통합될 수 있어야 데이터 분석이 가능해진다[4].

예를 들어, 센서 데이터는 센서가 붙은 해당 장비에 매칭되어 발생한다. 작업자에 대한 정보는 MES 시스템에서 입력하며, 작업자를 장비와 작업에 대해서 매칭하여 데이터를 관리한다. 특정 제품의 생산이 A작업과 C작업에만 관련되거나, 특정 장비의 오전 시간 가동에만 관련된다면, 앞서 각 개별 시스템에서 매칭하여 발생한 데이터로는 특정 제품에 대한 분석이 어려워진다. 즉, 어떤 시간대에 어떤 작업을 하고 있는지, 작업과 제품이 어떤 관계가 있는지 매칭되는 별도의 연결자가 있어야 한다. 시스템간 단순한 연계를 넘어선 체계, 곧 초연결 체계가

필요하다.

한편 시스템은 각자의 역할이 있다. 작업자 숙련도에 따른 분석을 하기 위해서는 숙련도에 대한 데이터 관리가 필요한데, 사실 이러한 데이터는 MES에서 담당할 역할이 아니다. 그렇다고 분석 시스템에서 해당 데이터의 입력을 담당하는 것은 관리의 문제나 데이터 품질의 문제를 발생시킬 수 있다. 분석 결과를 공정 모니터링 시스템에서 활용하는 것처럼, 필요한 데이터를 입력하거나 발생시키는 것에는 개별 시스템의 역할을 넘어선 협업이 필요하다.

3.2 데이터 연계와 식별

초연결 협업 시스템에서는 제조공정 각 단계에서 발생하는 업무와 데이터들에 대해 확인과 추적이 가능하도록 식별해야 한다. 데이터들을 분석 목적으로 통합적으로 관리하는 빅데이터 시스템에서는 식별자(key)를 통해 관련 데이터들을 통합한다. 초연결 협업 시스템과 각 개별 시스템에서 분석 결과를 활용하기 위해서는, 빅데이터 시스템에서도 분석결과에 식별자를 붙여서 제공하여야 한다.

식별자를 통해 어떤 제품의 어떤 아이템 제작 건에 대해 어떤 단계에 분석 결과를 보여줄지는 초연결 협업 시스템에서 판단한다. 이를 위해서 통합 제품 정보관리, 통합 작업자 정보관리 등의 기능이 전제되어야 한다.

3.3 시스템 연계와 협업

플랫폼 측면에서의 기본적인 연계 조건을 보면, 각 개별 시스템은 독립적인 플랫폼으로 운영이 가능해야 하나, 전체적인 운영 효율화를 위해 부분적인 통합과 연계가 필요하다. 데이터 분석으로 개별 시스템의 운영 데이터가 영향 받지 않도록 중간 영역의 데이터를 별도로 구축하기도 한다. 데이터 중복 저장을 최소화하기 위해 보관용 데이터 플랫폼을 클라우드로 통합하는 경향도 나타난다[5].

협업을 위해서는 사용자화면, 즉 UI의 연계가 필수적이다. 사용자 유형, 업무 유형에 따라 적합한 시스템의 화면을 제공하여야 하는 것이 기준이며, 이에 따라 일반 업무 담당자는 개별 업무 시스템 화면을 이용하고, 데이터 분석가는 분석 시스템 화면을 이용하게 된다. 하지만 협업을 위해서 분석결과는 일반 업무 담당자들이 봐야하므로 분석 시스템이 아닌 개별 시스템 화면을 이용한다. 이

를 위해 분석 시스템에서 결과 데이터를 전송하고, 관련 업무 시스템에서 화면으로 표출한다. 데이터 분석을 위한 데이터 업로드는 제조공정 과정 중에 일반 업무 담당자가 하게 되면 해당 업무 시스템 화면을 이용하며, 일반 사용자가 아닌 관리자나 별도 담당자가 데이터 업로드를 하여야 하면, 분석 시스템 또는 별도의 데이터 관리 시스템을 이용한다.

3.4 금형산업에서의 초연결 환경

금형산업은 다른 제조산업과 같이 하나의 공장에서 대량생산하는 방식이 아니라, 주문생산하는 방식으로 설계 전문업체, 부품가공업체, 완성금형업체간 분업과 연계협력이 이루어지는 산업이다. 금형은 수주-설계/해석-가공-조립-트라이아웃 단계를 거치며, 이러한 금형제작 가치사슬의 수평적 통합을 위해 “초연결 생산환경” 구축이 필요하게 된다. 이러한 초연결 생산환경에서 설계업체-부품가공업체-완성금형업체가 모든 정보를 공유, 활용하며, 이를 통해 리드타임 최소화, 납기단축, 원가절감, 품질제고를 실현한다[6].

보통의 제조공정에서는 초연결 협업은 구성 시스템 간 연계를 위한 기준체계 수준일 수 있지만, 금형산업에서는 물리적으로 존재하는 구체적인 시스템으로 기능하여야 한다.



▶▶ 그림 10. 금형제작 가치사슬과 스마트화 모델팩토리

금형제작 초연결 환경하에서 구현 가능한 예지 분석 활용 예로는 발주처별 수요예측, 납기 및 비용 예측 기반으로 자동 견적 산출, 유사 설계도면 탐색과 공정조건 분석에 따른 설계요류 예측이 있다[6].

4. 결론

제조공정에서의 예지 분석은 스마트팩토리를 통해 얻을 수 있는 활용물로 흔히 언급된다. 하지만 IoT 플랫폼이나 빅데이터 기술, 머신러닝 기술을 단순히 접목한다면, 일회성의 예지 분석은 가능하더라도 실제 현장에서 필요한 지속적인 예지 분석과 이를 통한 성과는 볼 수 없다.

제조공정 예지 분석의 지속성을 위해서는 분석 전과정의 자동화와 분석 결과 운영의 지능화를 통한 시간 관점의 지속성 유지 그리고 초연결 환경하에서 연계와 식별, 협업으로 연결 관점의 지속성이 유지되어야 한다.

참고 문헌

- [1] KEIT PD Issue Report, “최적 자원 및 운영관리를 지원하는 제조 데이터 분석시스템 라이브러리”, SEPTEMBER 2015 VOL 15-9
- [2] John D. Kelleher, Brian Mac Namee and Aoife D’Arcy, “Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics: Algorithms, Worked Examples, and Case Studies” ISBN 9780262029445, 2015
- [3] 지수영 외, “중소 제조산업의 4M(Man, Machine, Material, Method) 데이터 통합 분석을 활용한 예측적 생산 시스템 개발 보고서”, 산업통상자원부, 2015. 9.
- [4] 박재휘 외, “예측적 생산 시스템 기술개발 동향”, Electronics and Telecommunications Trends, 2015
- [5] 이용혁 외, “제조 공정 분석을 위한 빅데이터 클라우드 서비스”, 한국빅데이터학회지 제1권 제1호, 2016
- [6] 한국금형산업진흥회, “금형제작 가치사슬혁신지원사업계획서”, 2017
- [7] 안동혁, 김선영, “빅데이터 분석 개론”, 2017

저자 소개

● 안 동 혁(Ahn, Dong-Hyuk)



- 1994년 2월 : 연세대학교 경영학과 (경영학사)
- 1997년 2월 : 한국과학기술원 경영공학 (공학석사)
- 2000년~2016년 : (주)위세아이텍 연구소장
- 2017년~현재 : (주)위세아이텍 상무이사/위원장

• 2016년~현재 : 유한회사 화수목 대표

<관심분야> : 빅데이터분석, 최적화, 머신러닝