

제조 분야에서의 빅데이터 기술 활용

장영재
KAIST

요약

빅데이터의 패러다임과 함께 데이터의 활용과 이를 통한 기업 운영 혁신이 새롭게 주목받고 있다. 소셜 미디어 분석이나 고객 마케팅 분석등과 같은 분야에서 빅데이터 분석의 활용 사례가 속속히 소개되고 있다. 하지만 국내 산업에서 제조업이 차지하는 비중과 가치에 비해 빅데이터의 제조업에 대한 응용에 관한 연구나 관련 문헌은 타 산업이나 응용분야에 비해 미약한 편이다. 본 글에서는 빅데이터 분석이 제조업에서 어떻게 활용될 수 있는지를 세가지 다른 형태의 데이터 분류 - 제조장비 운영데이터, 운용 통합데이터, 고객 경험 데이터 - 를 통해 소개하고 각 분류별 실제 사례를 통해 제조업체에서 실질적으로 응용할 수 있는 방안을 제공한다.

I. 서론

1. 빅데이터와 제조데이터

기술과 컴퓨팅 기술 그리고 개인화 기기의 발달로 우리 생활의 다양한 분야에서 많은 데이터들이 생성되고 저장되고 있다. 이러한 대용량 데이터를 분석하는 업무는 불과 몇년 전까지만해도 구글과 같은 전문 데이터를 다루는 기업에서의 전유물이었다. 그러나 최근 제조, 금융, 유통 및 다양한 산업분야에서 이러한 대용량 데이터 분석을 통해 새로운 통찰력을 찾고 운영의 효율을 증대시키거나 기업의 경쟁력으로 발전시킨 성공스토리가 등장하면서 새로운 혁신적 패러다임으로 부각되고있다 [1][2].

일반적으로 빅데이터의 특징을 3V 즉 규모(Volume), 다양성(Variety), 속도 (Velocity)로 표현한다 [1]. 첫번째 특징인 '규모'에서는 특정 규모를 엄밀하게 잘라서 빅데이터라 정의할 수는 없지만 적게는 수 테라바이트에서 많게는 수 페타 바이트 정도의 크기를 빅데이터의 규모라 칭한다. '다양성'이란 기존 데이터베이스에서 다루는 정리되고 구조화된 데이터 뿐만아닌 블로그나 포털사이트에 공개된 자료나 뉴스 소셜미디어에서 쏟아

져 나오는 텍스트 정보 그리고 음원이나 영상 정보와 같이 비정형 데이터도 상당한 규모에 이른다. 빅데이터의 또 다른 특징인 '속도'는 기존 데이터 분석에서 정기적으로 모은 데이터를 일괄(batch)적으로 받아 분석하는 것이 아닌 실시간으로 유입되는 데이터(streaming data)를 분석한다는 의미다. 즉, 과거 일정 기간 취합된 데이터를 분석할 경우 데이터가 생성된 시점에서 분석이 이뤄지는데는 시차가 작용하지만 실시간 유입되는 데이터의 경우 시차가 거의 없이 실시간 상황을 바로 분석해 현상을 파악한다는데 의미가 있다.

즉, 빅데이터를 엄밀하게는 위 3V의 특징을 가진 데이터로 정의의를 하지만 실제 비즈니스 환경이나 특히 제조환경에서는 이러한 빅데이터 개념을 좀더 확장할 필요가 있다. 데이터 자체의 크기나 형태보다는 다양한 데이터를 복합적으로 분석하여 기존에 파악하지 못하는 새로운 통찰력을 얻고 이를 바탕으로 생산성을 높이는 일련의 작업과 인력 그리고 비즈니스 프로세스를 통합한다는 의미로 확장 해석할 필요가 있다 [3]. <그림 1>은

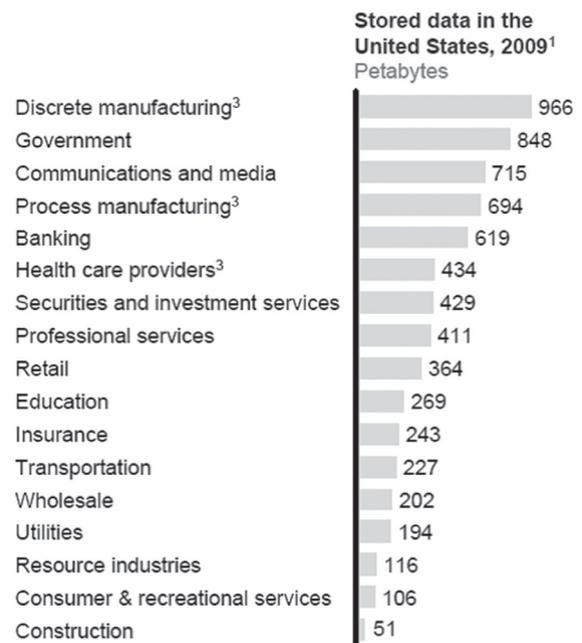


그림 1. 2009년 미국 기업의 데이터 보유 현황 [1]

McKinsey Global Institute자료 [1]에 인용된 2009년 미국 내 기업들이 보유한 데이터의 양을 산업별로 나타낸 그래프이다. 이 그래프에서 자동차나 휴대폰 단말기 같이 단일 품목으로 제조되는 discrete manufacturing의 경우 966페타바이트로 타 산업과 비교해 가장 많은 데이터를 보유한 산업임을 알 수 있다. 그리고 화학처리와 같은 프로세스 제조산업도 694페타바이트로 17개 비교대상 산업군들 중 네번째 많은 데이터를 보유하고 있음을 알 수 있다. 이처럼 데이터 생성면에서 제조업은 다른 산업과 비교할 수 없을 정도로 상당한 데이터를 보유하고 있는 산업이다.

데이터의 다양성면에도 타 산업과 비교해 상당히 다양한 데이터를 보유하고 있는 산업군이 제조업이다. 제조업의 경우 생산효율성을 측정하기 위해서는 제조 영업데이터, 고객 데이터 등을 바탕으로 제조 요청일과 다양한 시장 데이터가 필요하고 이를 바탕으로 제조 전반에 운영되는 MES (Manufacturing Execution Data), EPR상의 운영 결재 정보, 그리고 물류 흐름을 파악하는 SCM (Supply Chain Management)데이터가 함께 복합적으로 분석되어야 한다. 여기에 반도체 산업과 같이 대부분의 장비가 자동화 된 장비에서는 장비의 로그데이터가 존재하고 이들 데이터를 함께 분석해야한다면 상당히 다양한 종류의 데이터 분석이 요구된다. 비록 이들 데이터는 각각의 특성은 정형성을 지니고 있지만 이들 데이터가 함께 분석된다면 서로 다른 다양성 이슈가 존재하게된다.

또한 최근들어 실시간 재고 파악을 바탕으로 한 스케줄링 및 장비 로그 데이터를 바탕으로 실시간 모니터링을 통한 장비 운영 개선등 실시간 데이터 활용이 자동화된 제조 운영에 새로운 영역으로 주목받는 시점에서 빅데이터의 특성인 '속도'와 제도 데이터의 활용과 일맥상통하는 점이 있다. 이처럼 V3로 표현되는 빅데이터의 특징은 제조 산업의 생산성을 증진 시킬 수 있는 기회로 작용하고 있다.

2. 빅데이터 애널리틱스

빅데이터의 가치를 이야기할 때 빼 수 없는 단어가 바로 애널리틱스 (Analytics)다. 애널리틱스란 영문을 직역하면 "분석"이다. 그러나 일반적 비즈니스 분석과는 달리 여기서의 애널리틱스는 복잡한 연산을 수학적 최적화나 고도의 알고리즘을 통해 실시간으로 분석해 그 결과를 도출한다는 의미로 통용되고 있다. 2011년 초 MIT 슬론 매너지먼트 리뷰에는 빅데이터와 빅데이터를 분석하는 기술인 애널리틱스가 기업의 경쟁력이 될 것이라란 커버스토리를 통해 데이터가 단순한 트렌드 분석이나 보고서 작성등의 부차적인 지원이 아닌 기업 역량의 핵심이 될 것

이라 소개하며 경제와 비즈니스의 빅데이터의 포문을 열기 시작했다 [3]. 그리고 정책입안이나 경제 성장의 도구로 빅데이터의 가치가 부각되며 이제는 기술적인 이슈에서 경영, 경제, 안보등 다양한 분야의 이슈로 확산되기 시작하였다 [3].

3. 빅데이터의 제조활용

빅데이터와 애널리틱스의 활용에 가장 효율적으로 적용할 수 있으며 직접적으로 가시적인 효과를 창출할 수 있는 분야는 제조 산업이다 [1]. 첫번째로 제조의 경우 운영에 필요한 대부분의 정보가 수치나 텍스트화된 데이터로 정형화되어 저장되어 있다. 물론 앞에 언급한 것과 같이 고난도의 분석을 위해서는 서로 다른 정형 데이터를 복합적으로 분석해야하고 이러한면에서 데이터의 다양성은 존재한다. 하지만 문맥을 파악한다던가 영상 정보를 파악해야하는 것과 같이 비정형 분석이 차지하는 분야는 상대적으로 적다. 상대적으로 정형화된 데이터의 분석이 비정형 데이터 분석에 비해 용이하다. 정형화된 데이터가 많은 제조업은 데이터 분석을 통한 생산성 향상에 있어 타 산업에 비해 유리한 위치를 선점하고 있다 할 수 있다.

과거 6-시그마와 같은 데이터 분석을 통한 제품관리 및 프로세스 혁신이 보편화되어 데이터를 통한 운영 효율성 증진에 이해도가 타 산업에 비해 높기 때문에 빅데이터 활용에서 조직적 문화적으로 타 산업에 비해 상당한 장점을 지니고 있다 [1].

이 글에서는 빅데이터와 애널리틱스 기술이 어떻게 제조업의 적용되는지에 관해 소개하고 빅데이터를 활용해 제조 운영의 효율성을 높인 사례를 통해 빅데이터의 특성과 제조업의 적용 가능성에 대해 알아보기로 한다.

II. 빅데이터 활용 분야

제조업에서 활용가능한 빅데이터의 범주는 크게 제조 운영상에서 생성되는 운영데이터, 직접적인 운영은 아니지만 간접적으로 제조 운영에 영향을 미치는 세일즈, 마케팅, 물류 데이터를 결합한 운영통합 데이터 그리고 고객의 니즈와 상품에 대한 의견등을 통해 제품 설계와 프로세스에 활용할 수 있는 고객 경험 (user experience)데이터로 구별할 수 있다. 아래 <표 1>은 제조업에 이들 세가지 데이터의 특성과 활용 가능성에 대해 정리하고 있다. 본 장에서는 위 세 부류의 데이터 활용을 각각 소개하고 각 부류의 데이터가 어떻게 제조 운영효율 향상에 활용되는지를 알아본다.

표 1. 제조업에서 사용되는 대표적인 빅데이터 유형과 활용

| 데이터 구분 | 데이터 유형 | 데이터 예 |
|-----------|-----------------------------------------|----------------------------------------------------------------|
| 제조 장비 데이터 | 장비로그 데이터 (비정형) | •반도체 장비에서 생성되는 이벤트 로그 데이터 (초당 ~수백건 이벤트 생성) |
| 운영 통합 데이터 | 세일즈-마케팅-물류 통합 데이터 (정형) | •고객 구매 (POS)데이터/주문데이터/물류 및 생산 통합데이터 |
| 고객 경험 데이터 | 제품 사용 후기 (비정형) 혹은 실시간 유입되는 제품 사용정보 (정형) | •고객 댓글/사용후기/에FTER 서비스 자료 •제품 센서로 제품 사용 실시간 파악 (자동차 ITS 시스템) |

1. 제조 장비 데이터

빅데이터의 제조 활용에서 가장 많이 언급되고 가장 직접적인 효과를 기대할 수 있는 분야가 바로 제조 장비 데이터의 활용이다. 반도체나 LCD와 같이 자동화 장비로 구성된 제조 산업에서 장비의 모든 상황을 면밀히 담고 있는 장비로그 데이터를 활용해서 장비의 효율을 극대화하는 방식이 제기되고 있다. 글로벌 반도체 기업인 마이크론 테크놀로지는 반도체 장비의 로그데이터 분석을 통해 직접적인 비용을 절감한 사례가 있다 [4][5].

반도체 장비의 경우 수많은 자동화 장비로 이뤄져있고 이들 자동화 장비의 모든 움직임은 이벤트 로그파일에 저장되게 되어있다. 자동화 로봇의 움직임과 같은 물리적인 행동뿐만 아닌 이러한 행동이 이뤄지기까지의 의사결정 형태가 모두 데이터화 되어 보관되는 것이다. 이러한 로그데이터의 목적은 장비가 예상치 못한 고장이나 문제가 있을 경우 그 문제를 파악하기 위해 저장한 일종의 사후 분석용 데이터라 할 수 있다.

로그 데이터의 목적이 사후 분석이 목적임으로 기계 고장이나 문제가 발생하지 않으면 이러한 데이터는 따로 분석되는 경우는 드물었다. 아래 <그림 2>는 반도체 장비에서 추출된 실제 로그데이터의 일부분이다. 그림과 같이 반도체 장비 로그데이터는 끊임없는 텍스트 스트림으로 저장되는 것이 보편적인 로그 기록 방식이다.

마이크론 테크놀로지는 이 로그 데이터를 단지 사후 분석 뿐만아닌 장비가 효율적으로 작업을 진행하고 있는지 관련 분석을 시도하였다. <그림 3>은 반도체 공정에서 사용되는 장비의 예다. 25개 웨이퍼가 담겨진 랫(lot)은 장비의 로드포트로 이송되

```

d 2008/07/13 11:21:46 [ECB -0003] executing job.x ( 600 sec) ... 2008/07/13 11:21:46
:58 [NMC -0003] MC#3: [CONNECT -> NCS READY ] due to STATE_REC2008/07/13 11:
57 [NMC -0003] MC#5: [CONNECT -> NCS READY ] due to STATE_REC2008/07/13 11:
1 [NMC -0003] MC#4: [PRG LOAD END -> PRG REBOOT ] due to NCS_DISCONNECT_EVT2008/07
1 2008/07/13 11:19:51 [NMC -0003] MC#3: [PRG LOAD -> PRG LOAD END] due to PROGRAM
cslveInodeID= 112008/07/13 11:19:40 [NMC -0003] MC#1: [PRG LOAD -> PRG LOAD END
sec) ... 2008/07/13 11:19:36 [ECB -0003] sstosm.x has started.2008/07/13 11:19:36 (I
3: [PRG WAIT -> PRG LOAD ] due to PROGRAM_FILE_OPEN2008/07/13 11:19:23 [NMC
-> PRG WAIT ] due to STATE_REC2008/07/13 11:19:22 [NMC -0003] MC#1: [CONNECT
NMC -0003] NMC: O>: Network Connect EventReceiveInodeID= 312008/07/13 11:19:21 [NMC
[ECB -0003] executing loseqcl.f.x ( 600 sec) ... 2008/07/13 11:18:07 [ECB -0003] e
2008/07/13 10:38:40 [ECB -0003] sst.x terminated.2008/07/13 10:38:40 [ECB -0i
d 2008/07/13 10:38:36 [ECB -0003] going to shutdown sfd.x with i/f (1)...2008/07/1
/13 10:38:33 [ECB -0003] eqmt.in.x terminated.2008/07/13 10:38:32 [ECB -0003] go
GB -0003] eqmcl.x terminated.2008/07/13 10:38:29 [ECB -0003] going to shutdown
    
```

그림 2. 반도체 장비에서 추출한 로그데이터의 예

고 이후 클러스터 로봇 (그림에서의 클러스터 로봇1)은 랫에 담겨 웨이퍼를 순차적으로 하나씩 꺼내어 에어락에 집어넣는다. 에어락으로 이동된 웨이퍼는 다시 클러스터 로봇2에 의해 클러스터 챔버로 이송되어 프로세스된다. 장비에서 실제적으로 프로세스가 이뤄지는 곳이 바로 클러스터 챔버다. 이 챔버에서는 화학적 물질이 웨이퍼에 증착되거나 열처리가 이뤄지는 등 다양한 프로세스가 진행된다. 일반적으로 이러한 챔버 장비는 한 챔버에 하나의 웨이퍼가 프로세스된다. 장비에 따라서 웨이퍼가 각각의 프로세스 챔버를 순차적으로 이동하며 작업이 이뤄지는 경우 (시리얼 프로세스 - sequential process)도 있고 각 장비내 클러스터 챔버들이 동일한 프로세스 (파라렐 프로세스 parallel process) 로 이뤄져 여러 클러스터 챔버 중 하나의 챔버에서만 프로세스되는 경우도 있다. 프로세스를 마친 웨이퍼는 다시 에어락을 거쳐 랫으로 이동하고 랫의 25개 웨이퍼가 모두 작업을 마쳐 랫으로 되돌아오면 랫은 다시 다른 장비로 이송된다.

반도체 웨이퍼 프로세스의 경우 한 장비에서 다양한 작업이 이뤄지고 작업의 시간도 제품의 종류나 요구사항마다 다르다. 예를들어 메모리 반도체의 드라이 에칭(dry etching)장비의 경우 많게는 50개의 각각다른 프로세스가 한 장비에서 이뤄지는 경우도 있다. 또한 다양한 프로세스와 로봇의 움직임과 랫의 이동 등 변수들의 조합이 이뤄낸 복잡성으로 인해 장비가 효율적으로 작업을 진행하고 있는지 판단하는데는 상당한 기술이 요구된다.

마이크론 테크놀로지는 장비의 모든 움직임이 담겨진 로그 데이터를 바탕으로 장비가 항상 최적으로 운영되고 있는지를 모니터링하고 이상 변화가 감지 되었을 경우를 사전에 감지해 장비의 가용율 (utilization)을 높이작업을 수행하였다. 특히 장비의 로봇들과 웨이퍼들의 작업 순서를 논리적으로 분석한 Petri Net 모델 (여러 작업들이 서로 직렬-병렬 형태의 상관관계를

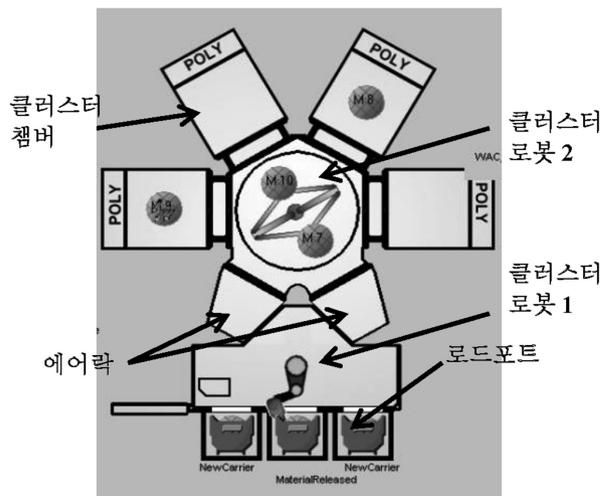


그림 3. 반도체 클러스터 툴

가지는 작업을 논리적 모델로 구현한 방식 [9])을 통해 장비가 최적의 상황으로 운영될 경우를 이론적으로 모델링하고 실제 로그데이터를 실시간으로 분석해 이상적인 로봇의 움직임과 실제 움직임의 차이를 분석해 최대한 장비가 최대 효율을 낼 수 있는 작업으로 진행할 수 있도록 개선점을 찾았다.

로그 분석에서는 프로세스 마이닝(Process Mining)이란 방식을 사용하였다. 프로세스 마이닝이란 각 이벤트가 다른 이벤트와 순차적인 상관관계로 이뤄진 작업에서 작업이 일어난 시간과 형태가 로그를 분석하여 각 작업의 상관관계를 분석하는 로그 데이터 분석 방식이다 [10]. 로그의 이벤트 정보를 바탕으로 사건과 사건의 관계를 파악하고 이러한 일련의 사건들의 상관관계를 바탕으로 어떤 순서로 작업들이 이뤄지고 있는지를 수학적 알고리즘으로 유추한다. 마이크로에서는 실제 데이터로 유추한 작업 순서와 Petri Net으로 파악된 이론적 최적의 작업 진행 순서를 비교해서 클러스터 내 웨이퍼 작업과 로봇의 움직임을 모니터링 하고 이를 바탕으로 장비들의 작업을 최적화하여 생산성을 향상할 수 있는 아이디어를 도출하였다. 마이크로 테크놀러지는 이러한 장비 효율 극대화 작업을 통해 기존 장비 비교 생산성을 10% 이상 향상시켰으며 전사적으로 약 380억원의 비용절감 효과를 도출하였다 [5]. 마이크로가 적용한 빅데이터 방식에는 텍스트로된 로그 데이터를 분석해 패턴을 찾는 전형적인 비정형 데이터 분석방식이 응용되었으며 의미있는 데이터 포인트를 실시간으로 파악해 정형화 한 다음 이를 수학적 알고리즘을 통해 실시간으로 의사결정을 지원하는 애널리틱스 방식이 사용되었다.

2. 운영 통합 데이터

제조 운영에서 빅데이터 활용의 또다른 방식은 기존 제조데이터와 제조 운영에 간접적인 영향을 미치는 기업 내 다양한 데이터의 통합을 통해 새로운 가치를 창출하는 방법이다. 아직까지 많은 기업들이 각 부서별로 독립된 형태로 데이터를 관리하고 있다 [6]. 이러한 방식은 각 부서별 데이터 관리의 효율성을 높일 수 있을 지언정, 통합된 환경에서 전사적인 효율의 관리란 측면에서는 많은 단점을 지니고 있다. 예를 들어 제조에서는 월별 확정된 양 만큼 계획대로 제품을 생산을 원하지만, 영업의 경우 시시각각 변화하는 고객의 요구에 대응하려 변화하는 고객의 요구를 그대로 반영하여 제조에 요구하는 경우가 많다. 제조의 경우 생산 계획이 빈번히 수정되면 이로인해 생산 비효율이 발생할 수 있고 그렇다고 고객의 요구를 무시할 수도 없다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 제안된 방식이 전사적인 데이터 통합이다. 제조에서도 영업 활동의 모든 면을 파악할 수 있도록 시스템을 개선하고 영업도 늘 변화하는 고객 주문에 제조가 대응할

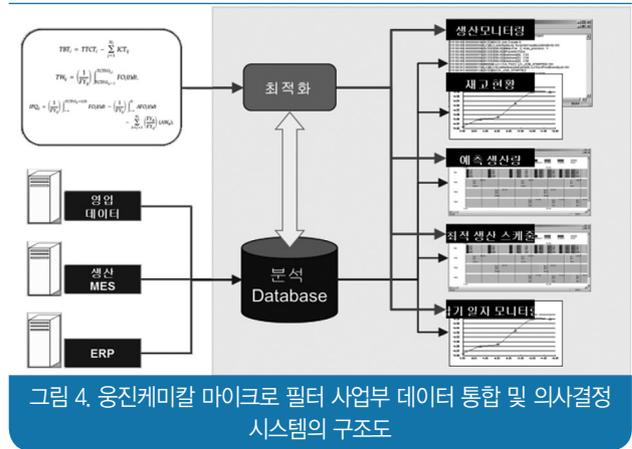


그림 4. 웅진케미칼 마이크로 필터 사업부 데이터 통합 및 의사결정 시스템의 구조도

수 있는지 실시간 제조 데이터를 분석해 대응 여부를 시뮬레이션 하는 방식이다. 즉, 제조의 의사결정이 제조 자체만의 데이터만으로 결정되는 것이 아닌 제조와 연관된 모든 조직들이 함께 통합된 정보 시스템 환경에서 최적의 의사결정을 내리는 방식이다. 물론 이러한 데이터의 통합과 전사적인 의사결정 시스템에 대한 아이디어는 이미 수 십년 전부터 대두되었지만 데이터 컴퓨팅 파워와 데이터 전송 속도의 제한으로 현실화 되는데는 많은 제약이 따랐다. 그러나 데이터 웨어하우스와 데이터 클라우드 화와 같이 급속히 발전된 데이터 통합 기술과 비용하락으로 통합적 데이터 환경이 조성되었고 컴퓨팅 파워의 향상으로 다양한 의사결정 변수를 한꺼번에 통합적으로 산출할 수 있는 기술이 선보여 제조의 통합적 의사결정의 현실화가 이뤄지고 있다.

웅진 케미칼의 정수기 필터 사업부의 경우 최근 제조 생산 데이터와 영업 및 기타 기업내 운영데이터의 통합 분석 환경을 조성하여 제조에서 영업의 요구를 실시간으로 파악하고 데이터 분석을 통해 적정 재고 산출하여 고객에 니즈에 신속히 대응할 수 있는 시스템 및 프로세스를 개선하였다. 특히 과거 경험과 감에 의존해 6시간 이상 걸렸던 생산 계획 수립 작업을 통합된 데이터와 수학적 최적화 알고리즘을 통해 수 분내 최적의 생산 계획을 수립할 수 있는 환경으로 개선하였다. 이러한 노력으로 과거 일주일에 한번 이뤄지던 생산 계획이 고객 수요가 변화할 때마다 능동적으로 최적의 계획을 수립할 수 있었으며 기존 방식과 비교해서 재고를 현저하게 줄이며 납기율을 수 십 퍼센트 향상시키는 결과를 도출해 내었다. 통합된 데이터 환경과 수학적 알고리즘을 통한 의사결정인 애널리틱스 활용의 좋은 예라 할 수 있다. 본 사례의 핵심은 바로 기존에 쌓아두기만 하고 분석되지 않았던 다양한 데이터를 함께 통합하여 분석함으로써 더 나은 의사결정을 내릴 수 빅데이터 패러다임이라 할 수 있다. <그림 4>는 웅진 케미칼에서 기업 내 다양한 데이터를 통합한 후 이를 바탕으로 실시간 의사결정을 내릴 수 있는 시스템에 대한 구조를 설명하고 있다. 기존 따로 관리되던 영업데이터, 제

조 MES (Manufacturing Execution System)의 데이터, 그리고 ERP데이터를 통합하고 수학적 최적화를 바탕으로 한 의사결정 시스템을 연동하고 최적의 제조 스케줄을 산출할 수 있는 환경을 조성하였으며 운영상에 필요한 모든 데이터를 실시간으로 파악할 수 있는 Business Intelligence 시스템도 구현하여 투명한 의사결정을 지원하였다.

3. 마케팅과 제품 설계

텍스트 마이닝 기술의 발달로 애프터 서비스 관련 자료에서 고객의 불만 분석 및 사용후기 분석을 제품개발에 사용하는 아이디어가 제시되고 있다. 과거에는 이러한 데이터 분석이 매우 제한적으로 사용되었을뿐 직접적인 제품 개발이나 제조에 적용하기에는 기술적으로 한계가 있었다. 그러나 발전된 텍스트 마이닝 기법으로 고객이 제품에 느끼는 일종의 느낌이나 sentiment 등을 파악해 좀더 구체적으로 고객의 니즈를 파악할 수 있는 기술이 개발되고 있다. 더 나아가 제품에 부착된 센서 정보를 바탕으로 고객의 사용성을 실시간으로 파악해서 고객의 user experience를 분석하고 이를 통해 제품 개발 및 서비스 운영에 이용하는 아이디어가 등장하고 있다. 좋은 예로 자동차의 센서 정보를 취합해 리콜 여부를 결정하거나 제품 개발에 활용하는 방식이다. 이미 자동차에는 다양한 센서들이 자동차 정보를 취합해 제조사나 서비스 업체로 그 정보를 전송할 수 있는 기술적 기반은 마련된 상태다. 다른 범용제품과 달리 자동차란 제품은 고객의 운전습관이나 운전 용도에 따라 제품의 수명이나 특질이 좌우되는 유기적인 제품이다. 자동차의 어떤 문제가 생겼는지 파악하는데는 자동차 뿐만 아닌 운전자 정보도 매우 유용하게 사용될 수 있지만, 이러한 정보는 과거 취합이 불가능하였다. 그러나 만일 고객의 운전 패턴이나 주행 정보가 실시간으로 자동차 품질 서비스로 연결된다면 과거 존재하지 않았던 운전자 특성과 자동차의 품질사이의 연결고리가 생겨나게 된다. 이는 새로운 혁신적인 품질 서비스가 가능해진다는 의미다. 최근 볼보자동차에서 실시한 실시간 센서 정보를 바탕으로 제품 리콜을 결정한 것이 좋은 예다. 고객이 불량을 토로하기 전 빅데이터 분석을 통해 문제점을 파악하고 선제적으로 대응해 고객의 신뢰를 높인 사례다. 이러한 빅데이터의 자동차 업계 운용은 서비스 품질 혁신 뿐만 아닌 제품 기획 설계 및 보험사와 연계한 서비스 그리고 실시간 교통정보와 결합한 연비 감축 등 다양한 아이디어가 제시되고 있다 [7][8]. 이와 같이 제품 데이터를 바탕으로 한 제품의 품질 개선과 제품 생산 비용 절감을 최대 50% 절감할 수 있다는 결과를 McKinsey Institute 에서 추정하기도 했다 [1].

III. 결론

본 글에서는 빅데이터와 애널리틱스의 제조 산업에서의 활용과 그 의미를 소개하였다. 일반적으로 빅데이터를 3V - 규모 (Volume), 다양성 (Variety), 그리고 속도 (Velocity)로 그 특성을 규정한다. 제조 데이터의 경우 타 산업군에 비해 이미 상당한량의 데이터를 수집하고 수집되고 있다. 비록 데이터의 형태는 비정형보다는 정형화된 형태를 지니고 있지만 의미있는 분석을 위해서는 이러한 데이터들이 상호 연결되고 함께 분석되어야 한다는 점에서 데이터의 다양성 측면에서도 그 특징을 지니고 있다. 또한 장비의 로그나 MES시스템을 통한 실시간 모니터링과 실시간 분석이 제조에서 활용되고 그 가치가 점차 확산되는 시점에서 빅데이터 분석의 속도 측면에서도 그 실효성이 이미 제조 현장에서 인정되고 있다. 이러한 측면에서 제조 산업은 빅데이터 활용과 그 실효성에 상당한 가치를 지닌 산업으로 기대되고 있다. 즉 여러 산업 분야들 중 데이터의 성숙도와 데이터의 활용도 관점에서 가장 크고 직접적인 기대를 할 수 있는 분야가 바로 제조 산업이다.

본문에서는 빅데이터 활용을 크게 제조 장비 데이터, 운영 통합데이터, 고객 경험데이터로 나눠 각 분야별로 실제 사례를 통해 빅데이터가 어떻게 활용될 수 있는지를 알아보았다. 마이크로 테크놀로지 사례를 통해 장비의 로그 데이터 분석이 어떻게 생산성 향상에 기여했는지 소개되었고, 웅진 케미칼 사례를 통해 기업내 여러 부서에서 분산된 데이터가 통합되면 어떻게 시너지를 낼 수 있는지를 파악하였다. 그리고 고객의 제품 사용기나 고객의 제품 피드백이 제품 설계 및 향상에 새로운 가능성을 열 수 있다는 기회를 소개하였다. 특히 볼보 사례를 통해 실시간으로 유입되는 사용자의 제품 사용 정보를 바탕으로 자동차 제조산업의 새로운 가능성을 소개하였다. 빅데이터는 제조의 새로운 가능성을 열고 있으며 이제까지 상상하지 못했던 제조의 새로운 패러다임을 열 것임을 기대한다.

참고 문헌

- [1] M. G. Institute, "Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity," McKinsey & Company, 2011.
- [2] E. L. R. S. M. S. H. a. N. K. Steve LaValle, "Big Data, Analytics and the Path From Insights to Value," MIT Sloan Management Review, 제 52, 번호: 2, pp. 20-32,

- 21 12 2010.
- [3] W. E. Forum, "Big Data, Big Impact:New Possibilities for International Development," World Economic Forum, 2012.
- [4] "[돈이 되는 정보 '빅데이터']글로벌 기업, 빅데이터로 노다지 캔다...아마존, 고객 취향 족집게 마케팅," 매경이코노미, pp. 26-27, 19 9 2012.
- [5] 장영재, "화두는 빅 데이터-의사결정의 패러다임이 바뀐다," 동아 비즈니스 리뷰, pp. 28-31, 10 3 2012.
- [6] 장영재, "조각 난 데이터? 연결하면 혁신의 보고!," 동아 비즈니스 리뷰, pp. 74-77, 1 2 2012.
- [7] 장영재, "빅데이터의 시대-자동차산업 경쟁의 새로운 시작," 자동차 경제, pp. 2-3, 9 2012.
- [8] Volvo and Tera Data, "White Paper:A Car Company Powered By Data," Tera Data, 2012.
- [9] Petri Net - Wikipedia - http://en.wikipedia.org/wiki/Petri_net
- [10] Process Mining: Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes, Springer Verlag, Berlin.

약 력



장 영 재

1997년 미국 보스톤대 우주항공 공학과 학사,
Summa Cum Laude
1999년 미국 MIT 공대 기계 공학과 석사
2001년 미국 MIT 공대 슬론 경영대학원 경영공학
석사
2007년 미국 MIT 공대 기계 공학과 박사
2007년~2010년 미국 마이크론 테크놀로지 분사
기획실 근무
2010년~현재 KAIST 산업및시스템공학과 조교수