

품질기능전개와 신경망 회로를 이용한 사출성형 공정변수의 예측

고범욱 · 김종성 · 최후곤[†]

성균관대학교 산업공학과

Estimation of Process Parameters Using QFD and Neural Networks in Injection Molding

Bum-wook Koh · Jong-seong Kim · Hoo-Gon Choi

Department of Systems Management Engineering, Sungkyunkwan University, Suwon, 440-746, Korea

The injection molding process is able to produce high precision manufactures as a single process with fast speed. However, the prices of both the mold and the molding machine are expensive, and the single process is very complex and difficult to compose of the exact relationship between the process setting conditions and the product quality. Therefore, the quality of a molded product often depends on a skillful engineer's operations in the design of both parts and molds. In this paper, the relationship between the process conditions and the defectiveness is built for better manufactures under settings of the appropriate parameters, and so it can reduce the setup time in the injection molding process. Quality Function Deployment (QFD) provides severe defectiveness factors along with the related process parameters. Also, neural networks estimate the relationship between defective factors and process setting parameters, and lead to reduce the defectiveness of molded parts.

Keyword: injection molding, QFD, neural networks, defective factors, process parameters

1. 서론

플라스틱산업은 세계적으로 가장 급증하고 있는 산업의 하나로, 그 중의 약 1/3정도가 사출성형에 의해 생산되고 있다. 사출성형은 단일공정만으로도 높은 정밀도의 제품을 얻을 수 있고 생산속도가 빠른 반면, 금형이나 성형기의 가격이 비싸고 공정자체가 매우 복잡하다. 최근 들어 가볍고 강도가 높은 고분자재료의 개발과 함께 전기전자제품은 물론 자동차, 항공기 등에서 카메라 렌즈, CD, LCD 도광판 등의 정밀제품 생산에 이르기까지 사출성형의 중요성은 더욱 커지고 있다(Kwak, 1999).

사출성형이란 용융된 수지를 게이트를 통해 금형의 캐비티(cavity) 안에 밀어 넣고, 고화시켜 제품을 생산하는 방법을 말한다. 이러한 사출성형의 공정은 고체분말 상태의 수지를 용융시키는 가소화 과정, 게이트(gate)를 통해 수지를 캐비티 안으로 밀어 넣는 충전과정, 수지의 고화로 인해 발생하는 수축을 보상하는 보압 과정, 보압 과정과 연계된 냉각 과정, 마지막으로 금형으로부터 제품을 분리해내는 취출 과정이 있다.

사출성형 공정에서 공정조건과 제품품질간의 정확한 관계를 구성하기 어렵기 때문에 사출성형품의 설계 및 제조에 관계된 업무는 대부분 숙련된 작업자의 축적된 경험에 많이 의

본 연구는 한국과학재단 특정기초연구(R01-2006-000-10303-0)지원과 한국학술진흥재단의 BK21 연구비지원에 의해 연구되었음(2007-0281-200).

본 논문의 저자들은 본문의 질을 높이기 위하여 심사위원들이 주신 고견에 감사드립니다.

[†]연락처 : 최후곤 교수, 440-746 경기도 수원시 장안구 천천동 300 성균관대학교 시스템경영공학과, Fax : 031-290-7610,

E-mail : hgchoi@skku.edu

2007년 10월 접수, 1회 수정 후 2008년 03월 게재확정.

존하고 있다. 이러한 어려움을 해소하기 위하여 다양한 연구가 진행되었다. 예를 들어 유한요소법에 의한 수치모사를 바탕으로 재질 및 성형조건과 성형품의 기계적인 성능 사이의 복잡한 상관관계를 이해하여 합리적인 공정조건을 찾으려는 시도가 이루어지고 있다(Choi, 2000). 또 얇은 벽을 가진 사출성형 제품의 휨 발생에 대하여 ANOVA 방법과 신경망 회로 및 유전알고리즘을 이용하여 제품 휨의 불량을 최소화 할 수 있는 알고리즘도 제시되었고(Ozcelik and Erzurumlu, 2006), 공학용 계산기의 덮개로 쓰이는 플라스틱 제품에 대하여 CAE와 역전파 신경망 회로를 이용하여 빠른 시간내에 성형공정의 제어변수를 최적화 하는 알고리즘을 실험에 의해 제시한 연구가 있으며(Sadeghi, 2006), 사출성형품의 불량으로 성형품의 표면에서 발생하는 웰드라인의 제거와 최적의 표면조도를 얻기 위하여 유한요소법을 제시한 연구도 있다(Spina, 2004). 아울러 수학적 모델링이 불가능한 전문가의 경험적 지식을 퍼지 알고리즘이나 유전자 알고리즘 등의 기법을 이용하여 성형공정의 제어변수를 최적화하는 방법에 대한 많은 연구도 수행되었다(Shelesh-Nezhad and Siores, 1997). 그러나 실제 사출성형 현장에서 활용할 수 있는 알고리즘의 개발이나 시스템 개발사례는 거의 알려져 있지 않다.

사출성형의 구성요소는 크게 사출금형, 플라스틱 수지, 사출성형기, 사출 공정조건의 네 가지로 구분할 수 있다. 이러한 요소들은 사출성형의 불량발생원인과 밀접한 연관이 있는데 사출성형에서 불량원인은 약 20여 가지 정도로 분류할 수 있다(Nguyen *et al.*, 1992). 이러한 불량원인들은 각각 발생하기도 하고, 여러 개의 불량원인이 동시에 발생하기도 한다. 아울러 사출성형의 특징 중 하나인 교호작용에 의해 각각의 사출성형 구성요소가 서로 밀접하고 복잡하게 영향을 주고 있어서, 한 가지 구성요소의 변화는 다른 세 가지의 구성요소에 영향을 미친다. 이러한 교호작용 때문에 정량적인 접근을 통한 사출성형의 공정조건 설정은 어렵다. 그러므로 최적의 공정조건 설정이라 함은 이 교호작용까지 고려한 설정이다.

본 연구에서는 네 가지의 사출성형 구성요소 중 사출공정조건과 사출성형의 불량과의 관계만 연구하기로 한다. 왜냐하면 사출금형, 플라스틱 수지, 사출성형기 등에 대한 연구는 금형 및 성형기의 최적설계라는 측면에서 진행되어야 하고 수지의 경우에는 재질의 물성 측면에서 연구되어야 하기 때문에 본 연구의 범위를 벗어난다. 이 연구에서 제안하는 방법은 소규모의 사출성형 현장에서 불량이 최소화된 사출 공정조건의 예측이 필요한 경우에 쓰일 수 있다. 즉, 크기나 형상이 비슷한 제품을 사출하는 업체에서 기존에 사출해 오던 제품과 크기나 형상이 비슷한 새로운 제품을 사출할 때 사출 공정조건을 보다 빠른 시간내에 결정하는 방법을 이용하여 시험사출 과정에서 발생하는 작업 준비시간과 비용을 줄일 수 있다.

본 연구는 크게 세 부분으로 나누어진다. 첫째, 사출성형의 불량과 사출 공정조건과의 관계 정리, 둘째, 정리된 결과로부터 품질기능전개(QFD) 기법을 이용한 불량에 대한 사출 공정

요소의 영향력 결정, 셋째, 사출성형의 불량에 가장 많은 영향을 미치는 공정요소들에 대한 신경망 회로의 구축 및 학습을 통한 불량을 최소화시키는 공정변수의 예측값 확인이다.

2. 연구방법

본 연구에서 다루고자 하는 사출성형의 공정변수 예측 문제는 <그림 1>과 같이 나타낼 수 있다. 설계가 완료된 금형이 사출성형기에 장착이 된 후에는 사출하고자 하는 제품의 데이터와 공정변수에 관련된 데이터 등 두 가지 데이터로 나눌 수 있다. 이는 공정변수의 예측문제에 있어서 “문제”와 “해답”의 쌍이다.

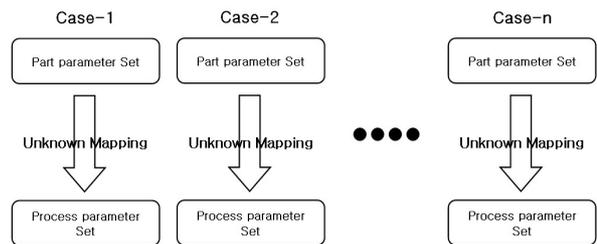


그림 1. 사출성형 공정변수 예측

이러한 문제에서 해결해야 하는 것은 사출하고자 하는 제품과 공정조건간의 연결 관계인데 이는 신경망 회로의 학습과정으로부터 얻어지는 회로의 구조로 정의된다. 즉, 여러 사례들을 학습시키기만 하면 원하는 연결 관계는 자동적으로 신경망 회로 내부에 구성된다.

신경망 회로의 가장 큰 장점으로는 입력에 포함된 잡음을 처리할 수 있는 능력이다. 즉, 학습된 사례와 완전히 동일한 사례가 아니더라도 올바른 해답을 제시할 수 있는 특징을 가진다.

본 연구에서 신경망 회로를 이용한 문제 해결 방법을 <그림 2>에 나타내었다.

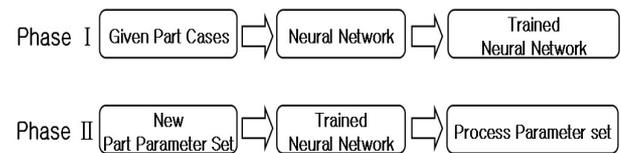


그림 2. 신경망을 이용한 문제 해결 방법

사출성형에서 공정변수는 불량을 발생시키는 원인과 직접적인 연관이 있다. 대부분의 사출성형 업체에서는 공정변수에 대한 설정을 숙련된 작업자의 개별적인 지식에 의존하고 있는데, 이러한 방식은 주관적이며, 체계적이지 못한 문제점을 갖고 있다. 따라서 보다 합리적이고 체계적인 기준에 의한 공정변수의 설정이 필요하다.

보다 빠른 시간 안에 불량원인을 제거하는 정확한 공정변수를 예측하려면 사출성형 과정에서 발생하는 불량 유형과 불

량 유형에 영향을 미치는 공정변수간의 관계를 찾아내야 한다. 즉, 어떤 공정변수가 사출성형 과정에서 발생하는 불량유형에 가장 많은 영향을 미치는지 찾아내야 한다. 본 연구에서는 이러한 관계를 찾기 위하여 품질기능전개(QFD: Quality Function Deployment)의 품질주택(HOQ: House of Quality)을 이용하여 불량유형에 가장 영향을 많이 끼치는 공정변수를 선정한다. 이렇게 선정된 공정변수는 신경망 회로에서 학습시킬 데이터 중 “해답”에 대응하는 데이터로 사용된다.

사출성형의 공정변수와 불량유형의 관계를 구축함에 있어서 일반적인 방식은 숙련된 작업자와의 인터뷰를 이용하는 것이다. 하지만 이 방법은 인터뷰에 응하는 숙련된 작업자들의 작업 방식과 노하우에 따라 불량원인에 대한 공정변수의 중요도가 틀려지게 되는 단점을 가지고 있다. 즉, 불량이 발생했을 때 가장 밀접한 연관이 있다고 생각되는 공정변수를 먼저 변화시켜 불량원인을 제거하게 되는데 이때 변화시키는 공정변수는 특별한 기준이 없이 숙련된 작업자의 경험과 노하우에 따라서 선택되기 때문이다.

본 연구에서는 이러한 문제를 보다 체계적으로 결정하기 위해서 문헌들에서 제시하는 사출성형의 불량유형에 대한 대책들을 정리하여 QFD 기법에 의해 공정변수의 중요도를 결정한다. QFD의 HOQ를 작성하면 어떠한 공정변수들이 사출성형의 불량 유형에 대하여 어느 정도 영향을 미치는지 파악할 수 있다.

3. 성형품의 불량유형과 공정변수와의 관계

사출성형품에서 발생할 수 있는 불량 유형은 사출성형 후 제품의 외형에서 발생할 수 있는 문제, 제품의 치수와 관련된 문제, 제품의 강도와 관련된 문제, 수지나 사출기와 관련된 온도에 의해 발생할 수 있는 문제 등 크게 4가지의 문제로 정리할 수 있다. 사출성형의 특성상 각각의 불량은 독립적으로 발생하기보다는 교호작용에 의하여 발생하므로, 불량원인이 매우 복잡하게 연결되어 있다. 따라서 그 원인들을 제거하기가 까다로운 경우가 대부분이다.

첫 번째로 사출성형 후 외형에서 발생할 수 있는 문제로는 게이트 자국, burr 발생, 이젝팅(ejecting) 자국, 싱크마크 발생, 수분줄 발생, 제품의 표면광택의 문제, 웰드라인의 발생, 스프레이(은조 현상) 발생, 제품 표면의 불균일한 색상 분산, 제품 표면의 변색, 제팅 발생, 탄 자국 발생, 제품의 미성형 발생 등 13가지의 불량 유형으로 구분할 수 있다.

두 번째로 사출성형 후 치수와 관계된 문제가 발생할 수 있다. 치수와 관련된 문제는 금형설계, 제품설계와 밀접한 관계를 가지고 있다. 동일 성형품 내에서 수축률의 차이를 일으키는 주된 요인은 부분적인 충전량의 차이, 성형품의 두께 차이, 금형온도의 차이를 들 수가 있다.

세 번째로 사출이 완료된 제품의 강도와 관련된 문제는 사출 완료된 제품이 원래의 모양을 갖추지 못하거나 변형에 의

한 불량이 있으며 또한 제팅의 발생에 의해서 제품의 강도가 떨어지는 불량도 있다. 이들 불량은 이미 앞에서 언급한 사출성형품의 외형과 관계된 불량과 치수에 관계된 불량에 포함되는 것으로서 사출성형의 불량은 하나의 원인에 의해 발생하지 않고, 동시에 발생한 여러 가지 불량원인에 의한 경우가 대부분이다.

네 번째로 사출기에서 설정되는 온도 때문에 제품의 불량이 발생하기도 하는데, 사출기의 각 부분에서 설정되는 온도, 즉 수지의 온도나 사출기 노즐의 온도, 수지의 성형온도 등에 의한 것이다. 그러므로 제품 자체에서 발생하는 불량이라기보다는 사출기에 의해서 발생하는 문제로 보는 것이 타당하다.

사출성형의 과정은 호퍼를 통해서 실린더 내부로 들어온 플라스틱 원료를 실린더의 외부에 감겨있는 밴드 히터로부터 전도된 열과, 스크류와 원료의 전단력에 의해서 발생된 마찰열로 원료를 용융 상태까지 가열시켜 사출 압력에 의해서 금형 내부로 강제로 유입시킨 후 원료의 열변형 온도 이하로 냉각시켜 금형외부로 이형시키는 과정을 거치게 된다. 즉, 가소화(계량), 충전, 보압, 냉각, 이형의 5단계를 거치게 되는데, 이때 주로 영향을 미치는 인자는 온도, 압력, 시간, 속도, 양으로 구분할 수 있다.

사출성형의 불량 유형과 공정변수에 대해 관계를 구축하면 <그림 3>과 같다. <그림 3>에서 나타내고 있는 숫자는 5점 척도에 의해 나타낸 숫자로서, 문제가 발생하였을 때 우선적으로 고려되어야 할 공정변수의 우선순위를 나타낸 것이다. 이 순위는 기존문헌들과 실제 사출 성형 현장에서 근무하고 있는 작업자들과의 인터뷰를 통하여 결정한 값이다. 예를 들어 숫자 ‘5’는 해당하는 불량이 발생했을 때, 불량을 해결하기 위해 가장 먼저 고려되어야 할 공정변수를 의미한다. 반대로 ‘1’로 표시된 공정변수는 가장 나중에 고려되어야 할 공정변수를 의미한다.

이 결과는 품질기능전개(QFD)에서 품질주택(HOQ)을 구성할 때 이용하게 된다.

품질주택(HOQ)은 요구사항(what)과 방법(how)으로 구성되는데, 사출성형의 불량유형이 요구사항에 해당되고, 사출성형의 공정변수가 방법에 해당된다.

4. QFD의 적용

<그림 3>에 구성된 성형품의 불량유형과 공정변수와의 관계를 HOQ의 요구사항과 방법으로 구분하여야 한다. HOQ에서 요구사항은 고객의 요구속성(CA: customer attributes)항목으로서 성형품의 불량 유형으로 구성할 수 있고, 방법은 기술특성(EC: engineering characteristics)항목으로서 사출성형의 공정변수로 구성할 수 있다. 이렇게 구성된 HOQ는 불량유형과 공정변수와의 관계를 정량적으로 보여주고, 불량유형에 대하여 어떠한 공정변수가 얼마만큼 영향을 미치는지를 보여준다. 이러한

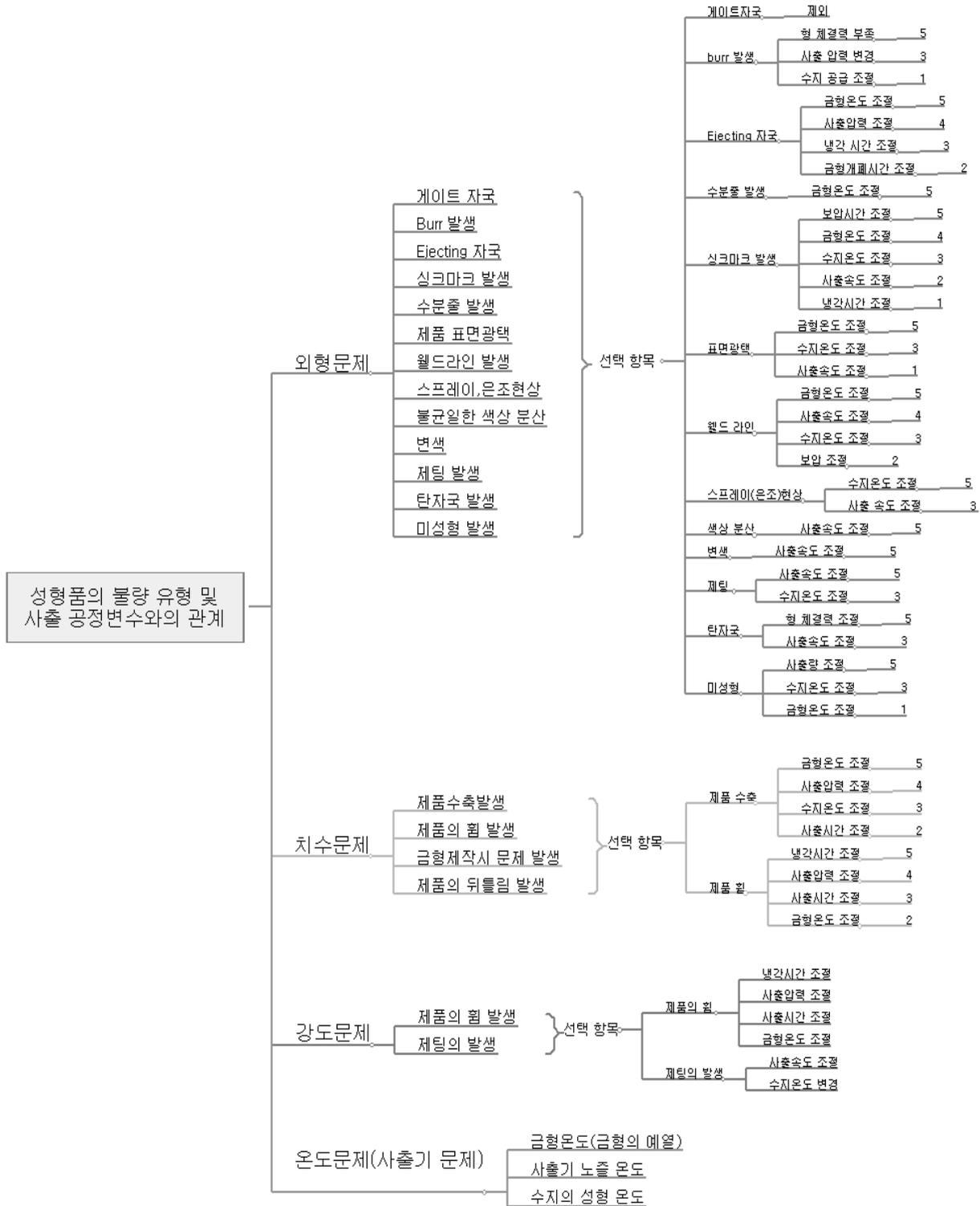


그림 3. 성형품의 불량 유형과 공정변수와의 관계

결과로 얻어진 공정변수는 신경망 회로의 출력값으로 이용하고, 또한 예측하고자 하는 목표값으로 설정된다.

<그림 4>는 QFD의 HOQ를 나타낸 그림이다. <그림 4>에서 공정변수에 대한 불량유형의 영향력을 보면 각각의 공정변수에 대해서 싱크마크 발생(11.4%), 이젝팅 자국발생과 제품

수축 발생, 그리고 제품 휨 발생(10.6%), burr(flash) 발생과 제품 표면광택(6.8%), 스프레이(은조)현상, 제팅 발생, 그리고 탄 자국 발생(각각 6.1%), 수분줄 발생, 불균일한 색상 분산, 그리고 변색 발생(각각 3.8%), 미성형 발생(3.0%) 순으로 영향력이 결정되고 있다.

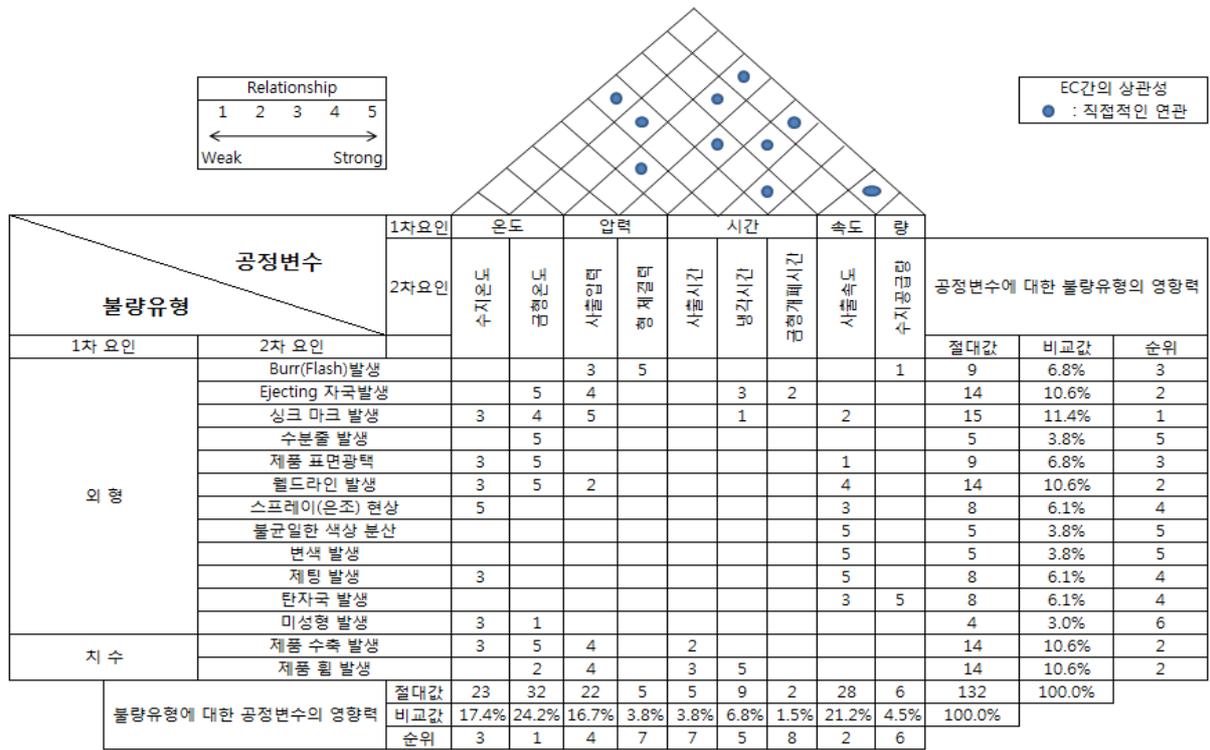


그림 4. 사출성형의 불량유형과 공정변수에 관한 HOQ

또한 <그림 4>에서는 하나의 공정변수가 특정한 불량유형에 영향을 주는 정도를 알 수 있다. 가장 많은 영향을 받는 공정변수들을 선정한 후, 그들에 대하여 예측을 한다면 불량원인이 많이 제거된, 즉, 정상적인 제품을 사출할 수 있는 공정변수의 값을 예측할 수 있다.

공정변수들 중에 불량발생에 가장 많이 영향을 주는 변수들은 금형온도, 사출속도, 수지속도, 사출압력, 냉각시간, 수지공급량, 형 체결력과 사출시간, 금형개폐시간 등의 순서로 분석되었다.

상이고, 5위부터 8위까지는 10%이하임을 알 수 있다. 이러한 결과로서 불량 유형에 더 많은 영향을 미치는 공정변수들인 1위부터 4위까지의 공정변수, 즉 금형온도, 사출속도, 수지온도, 사출압력에 대한 정확한 예측을 사출제품생산에서 수행할 수 있다면, 기존의 방법인 경험과 직관에 의존한 시행착오를 줄이고 보다 합리적인 공정변수의 설정이 가능할 것이다.

5. 신경망 회로의 구축 및 적용

QFD를 이용하여 사출성형의 공정변수와 불량유형간의 관계를 구축한 후 분석된 결과에 의해 선정된 금형온도, 사출속도, 수지온도, 사출압력을 신경망 회로에서 예측해야 할 공정변수로 선정한다. 신경망 회로의 입력값은 제품의 정보와 부수적인 정보로 구성할 수 있다. 가장 이상적인 신경망 회로의 구성은 제품에 대한 상세 형상이 모두 표현된 제품의 정보를 이용하여 이루어져야 하겠지만 본 연구에서는 현장에서 작업자가 간단하게 얻을 수 있는 제품의 형상 관련 파라미터를 이용하고, 부수적인 정보로 사출에 사용되는 수지의 비중값을 이용하여 신경망 회로의 입력값을 구성한다. 신경망 회로의 학습에 사용된 사출성형의 사례는 이미 현장에서 시험 사출을 거쳐 완성품을 사출한 데이터를 이용한다. 이런 과정으로 학습을 끝마친 신경망 회로에는 제품의 정보와 불량원인이 제거된 공정변수의 관계가 구성된다.

본 연구에서 신경망 회로의 구성 및 학습과 적용은 상용 신

표 1. 불량유형에 대한 공정변수의 영향력

순위	비교값(%)	공정변수
1	24.2	금형온도
2	21.2	사출속도
3	17.4	수지온도
4	16.7	사출압력
5	6.8	냉각시간
6	4.5	수지공급량
7	3.8	형 체결력
		사출시간
8	1.5	금형개폐시간

<표 1>은 불량유형에 대한 공정변수의 영향력을 나타낸 것으로 영향력 순위를 보면 1위부터 4위까지의 비교값은 10%이

경망 모델링 시스템인 QNET[®]을 이용하였고, 신경망 회로의 학습에 사용된 사출성형의 사례는 모두 84건이다.

신경망 회로에서는 최적 은닉층의 수와 은닉층 노드 수를 결정해 주어야 한다. 하지만 최적 은닉층의 수와 은닉층 노드 수의 결정에 관한 이론은 아직 완전하게 정립되지 않아 경험과 실험으로 결정하고 있다. 일반적으로 은닉층 노드가 부족하면 학습이 잘되지 않아 잘못된 결과를 보여줄 수 있고, 반대로 은닉층 노드가 너무 많으면 과도한 학습결과를 얻고 학습 시간이 장기화 된다. 은닉층 노드의 숫자가 일정할 때 은닉층의 수를 2개층으로 하여 노드를 분산시키는 것이 단층일 때 보다 학습이 빠르다고 알려져 있지만, 두 개의 은닉층이 단일 은닉층을 갖는 신경망보다 학습기능이 우수하다고 할 수는 없다. 단일 은닉층을 갖는 퍼셉트론 구조로 거의 모든 종류의 문제를 모델링 할 수 있고, 대부분의 경우에 충분히 좋은 결과를 얻을 수 있다고 알려져 있다(Lee, 1997).

본 연구에서는 신경망 회로의 은닉층수와 은닉층의 노드 수를 실험으로 결정하였다. 우선 학습에 사용되는 84개의 데이터를 이용하여 은닉층 수와 은닉층의 노드 수를 증가시키면서 신경망 회로를 학습시켰다. 학습이 끝난 신경망 회로에서 미리 알고 있는 하나의 제품과 그 제품을 사출하기 위해 사용된 실제 공정변수와 학습된 신경망 회로의 예측값을 비교하여 가장 유사한 값을 예측한 신경망 회로에 쓰인 은닉층의 수와 은닉층의 노드 수로 결정하였다. <그림 5>는 신경망 회로의 은닉층 수와 은닉층의 노드 수를 결정하기 위해 사용된 제품 A의 형상을 나타낸다.

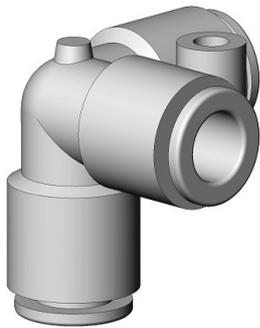


그림 5. 사용된 제품 A의 형상

학습이 완료된 신경망 회로는 <그림 6>과 같이 입력층은 4개, 은닉층은 8개, 출력층은 4개로 구성된다.

구성된 신경망 회로의 변수에 대한 설정은 <그림 7>과 같이 학습한 횟수는 500,000번이고, 학습이 끝났을 때의 RMS(root mean square) 오차는 0.069538이다. 아울러 주어진 84개의 데이터 중에서 15개의 데이터를 임의로 선정하여 테스트 데이터로 사용하였다. 신경망의 학습에서 테스트 데이터는 신경망이 과도하게 학습되어 입출력 사례의 관계를 기억하는 오류를 방지하기 위하여 필요하다. 신경망의 학습 시간은 5분 내외로 짧은 수렴 시간을 보였다.

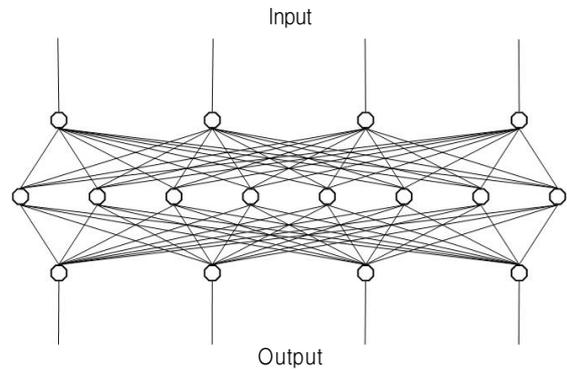


그림 6. 신경망 회로의 구성

Network Definition		Training Controls	
NO NAME			
Network Layers:	3	Max Iterations:	500000
Input Nodes:	4	Learn Control Start:	1
Output Nodes:	4	Learn Rate:	0.015996
Hidden Nodes:	8	Learn Rate Max:	0.063375
Transfer Functions:	Sigmoid	Learn Rate Min:	0.001000
Connections:	64	Momentum:	0.800
Training Patterns:	69	Patterns per Update:	63
Test Patterns:	15	FAST-Prop:	0.000
Network Size (Bytes):	10628	Screen Update:	5
Training Mode:	standard	AutoSave Rate:	100
Net Training/Total:	1/1	Tolerance:	0.00000
		Quit at RMS Error:	0.00500
Training Results			
Iteration:	500000	Training Speed (CPS):	9279K
Percent Complete:	100.0%	Time Remaining:	0:0:0
	RMS Error	Correlation	Tol. Correct
Training Set:	0.069538	0.911615	
Test Set:	0.141629	0.656597	

그림 7. 신경망 회로의 변수 설정

신경망 회로의 예측값에 대한 적용 사례로 신경망 회로의 학습에 사용된 데이터들과 유사한 형상이지만, 전체적인 크기가 큰 제품에 대하여 공정변수의 예측 가능여부와 예측의 정확성을 검증하였다. 사례에 사용될 제품은 <그림 8>과 같다.

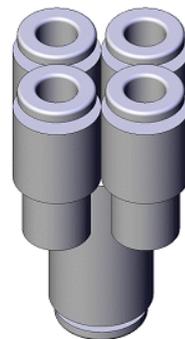


그림 8. 사례에 대한 예제 모델

<그림 8>의 모델은 공압 기계나 유압 기계 등에서 공기나 유체의 흐름을 유도할 때 사용하는 피팅(fitting)이다. 이 모델의

CAD 파일은 3D ContentCentral[®]에서 얻은 것이다. 이곳은 Dassault Systems사에서 운영하는 웹 페이지로서 각종 제품에 대한 CAD 파일을 무료로 다운로드 받을 수 있다(<http://www.3dcontentcentral.com>). 하지만 이곳에서도 공정변수와 관련된 정보는 제시하지 않으므로, CAE 해석 프로그램을 이용하여 공정변수를 구하였다.

<그림 8>에서 제시하는 예제 모델에 대한 형상 및 부가정보는 <표 2>와 같다.

표 2. 예제 모델의 형상 및 부가정보

제품 형상정보	제품의 길이(Y)	40.5mm
	제품의 폭(X)	26mm
	제품의 높이(Z)	26mm
수지관련 정보	수지의 비중	1.31

예제 모델인 피팅에 대한 공정변수를 얻기 위하여 CAE program을 이용하여 해석을 수행한 결과값은 <표 3>과 같다. 또한 학습이 완료된 신경망 회로에 <표 3>에 제시된 제품 형상정보를 QNET[®] software에 있는 QnetTool을 이용하여 공정변수를 예측하고, 결과값을 <그림 9>에 나타내었다.

표 3. 예제모델의 공정변수

공정변수	금형온도	55℃
	사출속도	1.35sec
	수지온도	240℃
	사출압력	2.86MPa

<표 4>는 학습된 신경망 회로를 이용하여 공정변수를 예측한 결과값과 CAE를 이용하여 예측한 공정변수 값의 비교를 나타내었다.

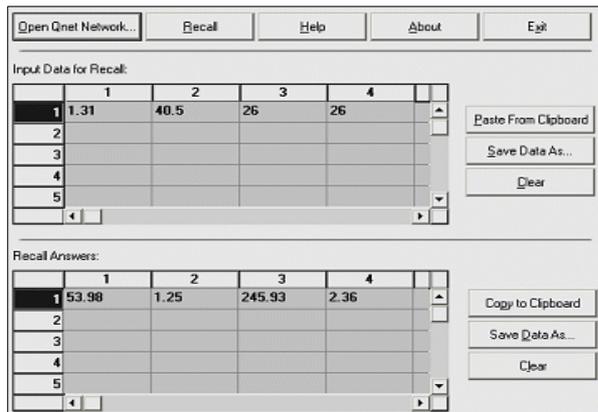


그림 9. 피팅 사례의 공정변수 예측

신경망 회로를 이용한 예측값과 사례의 공정변수의 값을 비교해 보면 전체 오차 평균은 7.3%로써 신경망 회로의 예측값

이 10%내로 좋은 예측값을 제시하였음을 알 수 있다.

표 4. 신경망 회로의 예측값과 사례값 비교

	금형 온도 (℃)	사출 속도 (sec)	수지 온도 (℃)	사출 압력 (MPa)
사례의 공정변수	55	1.35	240	2.86
예측된 공정변수	53.96	1.15	277.11	7.06
오차(%)	1.85	7.40	2.47	17.48

위의 결과로 볼 때 본 연구에서 제시된 신경망 회로는 크기나 형상이 비슷한 제품을 사출하는 업체에서 기존에 사출해 오던 제품과 크기나 형상이 비슷한 새로운 제품을 생산함에 있어서 사출 공정조건을 보다 빠른 시간 내에 결정해야 할 때 활용될 것으로 기대된다.

6. 결론 및 연구과제

본 연구의 의의는 크게 두 가지이다. 첫째로 사출성형의 불량 유형을 QFD기법의 HOQ를 이용하여 불량 요인과 공정변수간의 관계를 수학공식과 같은 고정된 형식이 아닌 다른 방법으로 정의하였다. 이는 다른 프로젝트 혹은 산업 전반에서 각각의 특성과 필요에 따라 수정하여 다양하게 사용할 수 있는 과정을 보인 것이다. 그러므로 본 연구에서 제시한 불량 유형과 공정변수간의 관계를 더욱 확장시켜 본 연구에서는 고려하지 않았던 금형과 관련된 변수, 플라스틱 수지와 관련된 변수, 사출성형기와 관련된 변수들을 종합적으로 고려하여 사출성형의 불량요인들간에 더 명확한 관계를 만들 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구의 두 번째 의의는 앞서 구축된 불량 유형과 공정변수간의 관계를 명확히 설정하여 불량을 최소화시킬 수 있는 공정변수의 예측이 가능함을 신경망 회로를 이용하여 구현한 것이다. 본 연구에서 이용한 사례보다 더 다양하고 많은 수의 사례를 이용하여 신경망회로를 학습시킨다면 보다 정확한 공정변수를 예측할 수 있으리라 기대된다.

이렇게 예측된 공정변수를 이용한다면, 사출성형 공정의 특성상 많은 시간이 소요되었던 시험사출 과정을 보다 빠른 시간 내에 완료하여, 작업준비시간과 비용을 줄일 수 있을 것이다. 또한 기존의 시험 사출시에는 CAE를 이용한 공정변수의 예측값이나 숙련된 작업자의 경험과 노하우에 의한 정성적인 값에 많이 의존하고 있지만, 본 연구에서 제시한 공정변수의 예측 방법을 이용한다면 숙련된 작업자가 아닌 비숙련 작업자라도 보다 짧은 시간과 저비용으로 시험 사출을 완료하여 제품을 양산하는데 필요한 공정변수 설정에 도움을 줄 것으로 기대된다.

참고문헌

- Bralla, J. G. (1998), *Design for Manufacturability Handbook*, 2nd Edition, Chap. 6, McGraw-Hill.
- Choi, W. J. (2000), *A Study on the Optimization of Injection Molding Processing Conditions using Genetic Algorithm*, MS thesis, Seoul National University, Korea.
- Jeong, Y. D. and Goo, B. H. (2005), *Product and Mold Design by Injection Molding Analysis*, Chap. 3, Intervision, Korea.
- Kim, J. W., Kim, C. S., Kim, H. D. (2001), *The Newest Injection Molding Design*, Chap. 11, Sunhak, Korea.
- Kwak, S. W. (1999), *A Study on the Optimization of Process Parameters in Molding*, Ph.D dissertation, Seoul National University, Korea.
- Lau, H. C. W., Wong, T. T., and Pun K. F. (1999), Neural-fuzzy modeling of injection molding machine for intelligent control, *Expert Systems with Applications*, 17, 33-43.
- Lee, S. C. (1997), *Shrinkage Analysis of Injection Molded Parts Using Numerical Simulation and Neural Network*, Ph.D dissertation, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Korea.
- Lee, S. C. (2001), *Plastic Injection Molding-Condition Control Method*, Chap. 3, Kijeon Research, Korea.
- Lim, S. H. (2001), *Injection Molding Design*, Chap. 14, Bosunggak, Korea.
- Nguyen, L. T., Danker, A., Santhiran, N., and Shervin, C. R. (1992), Flow Modeling of Wire Sweep during Molding of Intergrated Circuits, *PED*, 60, 39-46.
- Noh, W. G., Jeong, J. S., Hwang, G. S. (2006), *Molding Injection and Product Design toward World Best*, Chap. 3, Kyobo Books, Korea.
- Ozcelik, B. and Erzurumlu, T. (2006), Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm, *Journal of Materials Processing Technology*, 171(3), 437-445.
- Sadeghi, B. H. M. (2000), A BP-neural network predictor model for plastic injection molding process, *Journal of Materials Processing Technology*, 103, 411-416.
- Shelsh-Nezhad, K. and Siores, E. (1997), An Intelligent System for Plastic Injection Molding Design, *Journal of Materials Processing Technology*, 63, 458-462.
- Son, Y. E. (1998), *Injecton Molding Technology*, Chap. 11, Kuminsa, Korea.
- Spina, R. (2004), Injection moulding of automotive components: comparison between hot runner systems for a case study, *Journal of Materials Processing Technology*, 155/156, 1497-1504.
- Yoo, Y. S. (2002), *The Newest Injection Molding*, Chap. 7, Kijeon Research, Korea.
- <http://www.3dcontentcentral.com>.



고범욱

상지대학교 산업공학과 학사
 성균관대학교 산업공학과 석사
 관심분야: Computational Intelligence, PLM



김종성

성균관대학교 시스템경영공학부 학사
 성균관대학교 산업공학과 석사
 현재: 성균관대학교 산업공학과 박사과정
 관심분야: CAM, 생산정보시스템, Computational Intelligence



최후곤

서울대학교 산업공학과 학사
 서울대학교 산업공학과 석사
 Iowa State University, Dept. of Industrial and
 Manufacturing Systems Engineering(공학석사,
 박사)
 현재: 성균관대학교 시스템경영공학부 교수
 관심분야: CAM/CAPP/CIMS/NGM, Manufacturing Strategies, Strategic Management, Computational Intelligence