젠지미어 압연기 제어시스템에서 형상인식에 관한 성능분석 Performance analysis of shape recognition in Senzimir mill control systems

이문희·신종민·한성익·김종식 M. H. Lee, J. M. Shin, S. I. Han and J. S. Kim

(접수일 : 2011년 04월 25일, 수정일 : 2011년 05월 30일, 채택확정 : 2011년 06월 02일)

Key Words : ZRM(젠지미어 압연기), Shape Control(형상 제어), Recognition Performance(인식 성능), Fuzzy-Neural Network(퍼지-신경회로망)

Abstract : In general, 20-high Sendzimir mills(ZRM) use small diameter work rolls to provide massive rolling force. Because of small diameter of work rolls, steel strip has a complex shape mixed with quarter, edge and center waves. Especially when the shape of the strip is controlled automatically, the actuator saturation occurs. These problems affect the productivity and quality of products. In this paper, the problems in automatic shape control of ZRM were analyzed. In order to evaluate the problems for the automatic shape control in ZRM, recognition performance was analyzed by comparing the measured shape and the recognized shape. The actuator positions by the shape recognition and the manual operation were compared. From the analysis results, the necessity of the improvement of recognition performance in ZRM is suggested.

1. 서 론

고강도재의 압연을 위한 목적으로 사용되는 20단 젠지미어 압연기(Sendzimir mill; ZRM)는 이송방향 의 변경이 가능한 가역식 압연기로서 스테인레스 강 판, 전기강판과 같은 특수강의 냉간압연에 널리 사용 되고 있다. 20단 압연기는 4단 압연기나 6단 압연기 에 비하여 변형저항 값이 매우 큰 강판을 압연하기 때문에 직경이 작은 롤을 사용한다. 큰 압연하중으로 인한 작업롤(work roll)의 변형을 막기 위해 ZRM은 여러 개의 보조롤을 가지며, 상하 10개씩 총 20단의 롤 배치로 구성되어있다. ZRM은 길이(barrel)에 비 해 작업롤의 직경이 매우 작으므로 롤의 휨발생이 용이하며 이로 인해 쿼터 웨이브(quarter wave)나 극 엣지 웨이브(deep edge wave)와 같은 복합 웨이 브 형상이 발생한다. 높은 평탄도 품질을 요구하는 냉간압연 제품의 경우 이러한 복합 웨이브의 발생은

김종식(교신저자): 부산대학교 기계공학부 교수 E-mail: jskim@pnu.edu Tel: 051-510-2317 이문희: 부산대학교 대학원 기계공학부 신종민: 부산대학교 대학원 기계공학부 한성익: 부산대학교 전자전기공학부 연구교수 제품의 생산성 및 품질 측면에서 큰 장애요인이 되 고 있다. 특히, 전기장판과 같은 취성이 강한 소재의 경우 복합 웨이브 형상의 발생은 강판의 이송을 위 한 장력 인가시 불균일한 장력이 강판에 제공되는 원인이 된다. 이는 냉간압연시 생성된 잔류응력을 제 거하기 위한 후행 공정인 열처리 공정에서 강판의 용접된 부위에 판파단을 발생시키는 원인을 제공하 기도 한다. 판파단의 발생은 조업을 정지하게 만들며 결국 생산성의 감소로 이루어진다.

ZRM은 강판에 인가되는 상하방향의 압연하중을 조절할 수 있는 AS-U 롤, 강판의 폭방향으로 이동 가능한 1차 중간롤과 1차 중간롤의 끝부분을 테이퍼 (taper) 가공하여 냉간 압연시 발생하는 복합형상 문 제를 해결하고 있다. ZRM에서 발생된 형상오차는 일반적으로 2차원 형태로 나타낸다. 그리고 형상오차 를 제어하기 위한 기법으로는 퍼지제어(fuzzy control), 2차원 형상정보를 구체적인 값(crisp set)으 로 나타내기 위한 도구로는 신경회로망(neural network)을 사용하고 있다.

1968년 Shohet 와 Townsend가 4단 압연기에 적 용한 영향 계수법(influence coefficient method)을 ZRM에 적용하면서 ZRM에서의 형상제어 연구가 시 작되었다.^{1,2)} 이후 다변수 형상제어 모델이 개발되고 이에 대한 특이값분해(singular value decomposition) 법 등 다변수 제어기법을 적용한 형상제어기가 제안 되었다.³⁾ 1981년 Gunawardene는 백업롤의 크라운을 인가하는 AS-U 랙의 기구학적 해석과 각 롤의 탄성 변형을 고려한 ZRM의 형상제어 모델을 제안하였 다.⁴⁾ 1980년대에는 일본에서 롤 변형 해석 연구가 활 발히 진행되었다.⁵⁾ 특히, 판의 엣지 웨이브, 쿼터 웨 이브 등과 같은 형상 불량 문제를 해결하기 위해 ZRM의 엄밀한 롤 변형 해석에 관심을 가졌다. 그 이후 1992년 Hattori에 의해 ZRM을 위한 퍼지-신경 회로망 제어시스템이 개발되었다.⁶⁾

하지만 이런 퍼지-신경회로망 알고리즘의 적용에 도 불구하고 현재 ZRM 형상제어의 경우 완전 자동 형상제어가 이루어지지 못하고 있다. 왜냐하면 ZRM 의 형상제어를 완전 자동제어로 할 경우 AS-U 롤과 같은 구동기에서 포화가 발생하기 때문이다. 구동기 포화의 발생은 품질저하의 직접적인 원인이 되므로 작업자들이 수동으로 개입하여 구동기의 포화를 막 고 있는 실정이다. 따라서 지속적인 완전 자동운용을 수행하기 위해서는 자동조업 성능을 개선해야만 한다. 본 논문에서는 ZRM의 자동제어 시 발생하는 문제 점을 파악하기 위해 신경회로망의 출력 값을 이용한 인식형상과 형상측정기를 통한 측정형상을 비교함으 로써 인식성능을 평가하여 현재 ZRM에 적용중인 형 상 인식 알고리즘의 문제점을 도출하였다.

2. ZRM의 구성과 판 형상의 정의

2.1 ZRM의 구성

Fig. 1과 Fig. 2는 각각 20단 가역식 압연기인 ZRM의 롤 배치와 ZRM의 형상제어를 위한 구동기 의 개략도 이다. ZRM은 20단 압연기로서 상 하부가 분리된 형태이고, 상부에 롤 10개 하부에 롤 10개가 있다. 롤 구조는 벡베어링롤(backing bearing roll) 4



Fig. 1 Layout of ZRM



Fig. 2 Shape actuator of ZRM

개, 2차 중간롤 3개, 1차 중간롤 2개, 작업롤 1개가 상, 하부에 각각 10개씩 있고, 2차 중간롤의 양쪽 두 개의 롤만 모터와 연결되어 구동된다. 1차 중간롤은 시프트 기능이 있어 판의 형상제어에 사용된다. AS-U는 새들(saddle)에 있는 편심링의 회전을 통해 롤에 벤딩을 인가하며, 폭 방향으로 7개 변위에 대한 개별 제어를 통해 판의 형상제어에 사용된다.

2.2 판 형상의 정의 및 측정방법

강판의 형상은 압연 작업 시 강판이 이송 방향으 로 늘어나는 길이의 불균형으로 인해 발생한다. 강판 의 형상은 판폭방향에 대한 장력을 이용하여 측정이 가능하다. 형상 측정 데이터는 보통 *I*-단위로 표시된 다. *I*-단위는 강판을 압연하였을 시 강판이 길이 방 향으로 100m당 1mm 늘어난 것을 의미한다. Fig. 3 에서 보듯이 형상측정롤에 미치는 힘이 클수록 그 구간의 강판의 연신은 상대적으로 작음을 알 수 있 다. 즉 연신을 나타내는 형상 커브는 형상 측정 롤에 미치는 힘(장력) 분포와 상하 대칭형태를 이룬다.



Fig. 3 Relations between elongation and acting force in a strip shape

Fig. 4는 형상측정기와 측정구간을 나타낸 그림이 다. 형상측정기는 판폭 방향에 대하여 일정한 간격으 로 배치된 장력 센서를 가지며, 중심영역은 52mm 간격으로 14개, 엣지영역은 26mm 간격으로 12개씩 양쪽으로 센서가 배치되어 있다. 즉, 판폭방향으로 배치된 38개의 장력 센서를 이용하여 하나의 형상을 나타낸다.



100-pole connector

(a) Layout of the shape detecting roll





2.3 ZRM의 형상 거동 지표

다양한 형태로 발생되는 강판의 형상을 보다 쉽게 판정하기 위해 형상을 정량적인 값으로 표현할 필요 가 있다. 그래서 형상정보를 정량적인 지표로 나타내 기 위해 일반적으로 형상정보를 식 (1)과 같은 8차의 다항식으로 근사화한다.⁷⁾ Fig. 5는 측정형상의 8차 근사에 대한 적절성을 보여준다.

$$y(x) = a_1 x^8 + a_2 x^7 + \dots + a_8 x + a_9 \tag{1}$$

ZRM에서 나타내는 형상을 보다 엄밀하게 분류하 기 위해 형상측정기로부터 측정된 형상을 커브피팅 하고 대칭 성분으로 분리한다. 대칭 성분의 크기는 L2와 L4로 나타낸다. 여기서 L2는 대칭 형상의 중심 부를 0으로 하였을 때 엣지부의 형상 크기를 나타내 고, L4는 쿼터부의 형상 크기를 나타낸다. 이 두 값 은 형상 패턴을 통계적으로 분류하는데 유용하게 사 용된다.⁷⁾ 식 (1)의 근사화된 형상으로부터 대칭 형상 을 식 (2)과 같이 분리 할 수 있다.

$$y_{sym}(x) = a_1 x^8 + a_3 x^6 + \dots + a_7 x^2 \tag{2}$$

그리고 분리된 형상으로부터 대칭 형상에 대한 지표L2와 L4를 각각 다음과 같이 계산한다.

$$L2(1) = a_1 + a_3 + \dots + a_7$$

$$L4(\frac{1}{\sqrt{2}}) = a_1(\frac{1}{\sqrt{2}})^8 + a_3(\frac{1}{\sqrt{2}})^6 + \dots + a_7(\frac{1}{\sqrt{2}})^2$$
(3)

Fig. 6은 형상 지표 값이 나타내는 판폭 방향의 위 치를 보여주며 형상 지표 값으로부터 엣지 웨이브, 센터 웨이브, W-형태, M-형태와 같은 형상을 분류 할 수 있다.⁸⁾







Fig. 5 Approximation for an measured shape



Fig. 6 L2 and L4 positions in symmetrical shape

3. ZRM의 자동형상 제어시스템

3.1 ZRM의 자동형상 제어시스템의 구조

Fig. 7(a)는 ZRM의 자동형상 제어시스템의 구조 를 나타낸다. 형상측정기로부터 측정된 38개의 신호 는 목표형상과의 비교를 통해 오차형상으로 만들어 진다. 오차형상 신호는 신경망 알고리즘의 입력신호 로 사용하기 위해 몇 가지 신호변환 과정을 거치며 변환 후 신경망 알고리즘의 입력신호로 사용된다. 이 후 오차형상 신호로부터, 대표패턴을 통해 학습된 신 경망을 통해 총 14개의 형상 인식 결과를 출력한다. 신경망에 의해 출력된 14개의 형상 인식 결과는 퍼 지 제어기로부터 퍼지룰에 적용되며 구동기 위치의 변화를 결정한다. 여기서 자동형상제어의 경우 작업 자의 수동개입이 추가로 포함된다. 완전 자동제어 만 으로 형상제어를 수행할 경우 구동기 포화가 일어나 기 때문이다. 퍼지룰과 작업자의 수동개입을 통한 구 동기 위치정보는 ZRM 형상 플랜트의 입력으로 사용 되며 입력 신호로부터 ZRM 형상 플랜트는 출력 변 화에 대한 38개의 형상 정보를 출력한다. Fig. 7(b)와 같이 수동제어는 신경망으로 인식된 결과값을 사용 하지 않고 작업자의 경험을 바탕으로 작업자가 구동 기 위치를 조작하여 형상제어를 수행한다.





3.2 형상인식

ZRM은 일반적으로 인간이 가진 정성적이고 논리 적인 지식을 이용하여 제어를 할 수 있는 지능형 형 상제어 기법인 신경회로망과 퍼지이론을 적용하여 형상제어를 수행한다. 특히, 퍼지이론을 적용하면 숙 련된 작업자의 정성적인 지식을 토대로 한 제어규칙 을 이용하여 작업자의 감각이 반영된 제어를 수행하 는 것이 가능하다. 신호변환을 거친 오차형상 신호는 신경망을 통해 형상을 인식하는데 사용된다. Fig 8은 형상인식을 위한 신경망의 입출력 채널을 보여준다. 형상측정기로부터 측정된 38개의 형상데이터는 신호 변환을 거쳐 32개의 신호로 바뀌며 변환된 신호는 신경망의 입력으로 사용된다.

Fig. 9는 ZRM의 형상인식을 위한 신경망의 구조 를 보여준다. 하나의 은닉층을 가지는 2층 신경망으 로 구성되어 있으며, 32개의 노드(node)를 갖는 입력 층(input layer), 16개의 노드를 가지는 은닉층 (hidden layer) 그리고 16개의 노드를 가지는 출력층 (output layer)으로 구성되어 있다. 각 노드를 연결하 는 가중값과 각 출력 노드에 포함되는 바이어스 값 들은 대표형상을 통해 학습된 값을 사용한다. 16개의 출력 노드들은 학습된 대표형상패턴의 크기를 출력 한다. 각 연결강도의 조절을 위한 역전파(back propagation)학습을 위해 가격함수를 다음과 같이 정 의한다.⁷⁾

$$E = \frac{1}{2L} \sum_{k=1}^{L} \sum_{j=1}^{m} (t_j^{(k)} - y_j^{(k)})^2$$
(4)



Fig. 8 Input/Output channel of the neural network shape recognition



Fig. 9 Structure of the neural network in ZRM

여기서 L은 출력의 개수, t는 목표값을 나타내며, y는 출력값을 나타낸다. 이때 은닉층과 출력층의 출 력은 다음과 같이 정의된다.

$$y_j^{(k)} = f_2 \left(\sum_{s=1}^h W_{js} z_x^{(k)} \right) \equiv f_2 (n e t_j^{(k)})$$
(5)

$$z_s^{(k)} = f_1 \left(\sum_{i=1}^n w_{si} x_i^{(k)} \right) \equiv f_1 (n e \, t_s^{(k)}) \tag{6}$$

여기서 z는 은닉 노드에서의 활성도, f₁와 f₂는 각각 출력 및 은닉노드에서의 활성화 함수이다. 식 (5)와 식 (6)을 식 (4)에 대입하면 가격함수는 다음과 같이 표현된다.

$$E = \frac{1}{2L} \sum_{k=1}^{L} \sum_{j=1}^{m} \left(t_j^{(k)} - f_2 \left(\sum_{s=1}^{h} W_{js} f_1 \left(\sum_{i=1}^{n} w_{si} x_i^{(k)} \right) \right) \right)^2$$
(7)

가격함수로부터 각각의 출력에 대한 그레디언트 (gradient)를 계산하며, 2단계에 걸쳐 계산을 수행한 다. 먼저 출력에서 은닉 방향으로의 연결강도를 계산 한다.

$$\frac{\partial E}{\partial W_{qr}} = -\frac{1}{L} \sum_{k=1}^{L} (t_q^{(k)} - y_q^{(k)}) \frac{\partial y_q^{(k)}}{\partial W_{qr}} = -\frac{1}{L} \sum_{k=1}^{L} \delta_{2q}^{(k)} z_r^{(k)}$$
(8)

여기서

$$\delta_{2q}^{(k)} = \left(t_q^{(k)} - y_q^{(k)}\right) \not f_2(n \, e t_q^{(k)})$$

그리고 은닉에서 입력으로의 연결강도는 다음과 같이 계산된다.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{qr}} = -\frac{1}{L} \sum_{k=1}^{L} \frac{\partial E}{\partial z_q^{(k)}} \frac{\partial z_q^{(k)}}{\partial w_{qr}}$$

$$= -\frac{1}{L} \sum_{k=1}^{L} \delta_{1j}^{(k)} x_r^{(k)}$$
(9)

여기서

$$\delta_{1q}^{(k)} = f_1(n e t_q^{(k)}) \sum_{j=1}^m w_{jq} \delta_{2j}^{(k)}$$

위의 절차들로부터 최종의 새로운 가중값을 계산 한다.

$$W_{ij}(n\,e\,w) = W_{ij}(old) - \frac{\mu}{L} \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \tag{10}$$

$$w_{ri}(n ew) = w_{ri}(old) - \frac{\mu}{L} \frac{\partial E}{\partial w_{ri}}$$
(11)

여기서 μ는 학습률을 나타낸다.

3.3 ZRM 자동형상제어의 문제점

ZRM은 길이(barrel)에 비해 매우 작은 작업롤을 사용하므로 4단, 6단 압연기에 비해 일반적으로 롤의 복합적인 형태의 변형이 발생한다. 1패스(pass)의 경 우에는 센터 웨이브나 엣지 웨이브 형상이 주로 발 생하지만 5패스로 갈수록 쿼터웨이브, 엣지 웨이브, 센터 웨이브가 혼합된 복합형상이 발생한다. 이는 강 판의 압연이 1패스~5패스 진행될수록 강판의 두께 가 얇아져 형상의 변화가 쉽게 일어나기 때문이다. 특히 자동형상제어의 경우 형상제어를 위한 기법으 로 퍼지-신경회로망 알고리즘을 적용함에도 불구하 고 현재 ZRM의 완전 자동제어는 이루어지지 못하고 있다. 완전자동에만 의존할 경우 AS-U의 구동기에 서 포화가 발생한다. 따라서 이를 방지하기 위하여 작업자들이 수동개입을 실시한다. 높은 평탄도 품질 을 요구하는 냉간압연 제품의 경우 이러한 복합 웨 이브의 발생과 구동기 포화의 발생은 제품의 생산성

및 품질 측면에서 큰 장애요인이 되고 있다.

4. 자동형상제어 성능 분석

자동형상제어 시 발생하는 문제점을 분석하기 위 해 총 100개의 코일에 대한 현장 데이터들로부터 동 일한 판폭과 강종을 가지는 데이터를 추출하였다. 선 정된 강판의 판폭은 모두 1200mm 이며 강종은 HGO이다. 추출된 데이터 중 패스별 경향과 수동제 어와 자동제어를 비교하기 위해 1패스이고 수동제어 /자동제어인 데이터를 각각 2개, 3개로 재분류 하였 고 5패스이고 수동제어/자동제어인 데이터를 각각 3 개로 재분류 하였다. 분류된 11개의 데이터로부터 Fig. 7(a)의 자동형상 제어시스템을 이용하여 얻은 데이터로 부터 3개의 분석대상을 선정하고 각각의 신호를 비교하였다. 우선 측정된 오차형상과 정규화 된 오차형상을 비교하였다. 신경망의 입력신호로 사 용되기 위해서는 32개의 신호가 필요하다. 하지만 측 정된 오차형상의 경우 38개의 신호로 구성되어 있기 때문에 신경망의 입력신호로 직접 사용 될 수 없다. 이를 위해 신호변환을 수행하였다. 다음으로 정규화 된 오차형상과 정규화된 인식형상을 비교하였다. 자 동형상제어 시 신경망은 32개의 오차형상을 입력신 호로 사용하며 대표형상과의 비교를 통해 형상을 재 구성하였다. 정규화된 오차형상과 정규화된 인식형상 을 비교함으로써 신경망 알고리즘의 인식성능을 평 가할 수 있다.

4.1 측정된 오차형상과 정규화된 오차형상

Fig. 10은 측정된 오차형상과 정규화된 오차형상을 비교한 그림이다. 형상측정기로부터 측정된 38개의 판폭 간격은 일정하지 않기 때문에 일정 판폭 간격 을 요구하는 신경망의 입력신호로서 사용 될 수 없 다. 따라서 측정된 형상의 신호변환이 요구된다. 영 역번호와 *I*-단위로 구성된 형상정보를 판폭정보 [mm]와 *I*-단위로 측정형상의 신호변환이 이루어진 다. 이후 판폭정보의 유효구간을 선정하며 유효구간 이 균일한 판폭간격을 가지도록 32등분한다. 여기서 유효구간이란 형상을 측정할 수 있는 구간, 즉 현재 조업중인 소재의 판폭을 넘어서지 않는 위치에 설치 된 센서 구간을 말한다. 균일한 판폭이 만들어졌으므 로 균일한 판폭에 대한 새로운 형상정보 값(*I*-단위) 을 구해야 한다. 이는 선형보간법을 이용하여 계산한 다. 이후 두 형상의 비교를 위해 x축의 범위를 정규 화(-1~1)하였다. 분석된 결과를 보면 측정형상과 오차형상 비교 시 형상오차가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 하지만 이는 선형보간법을 이용하여 발생된 수치계산상의 오차이며 형상의 왜곡이 발생될 정도 의 큰 오차는 발생하지 않는다.



Fig. 10 Comparison of the measured error shape and the normalized error shape



Fig. 11은 형상인식오차를 나타낸 그림이다. 현장 데이터 중 자동제어/5패스에 대하여 3개의 데이터를 사용하였다. 1패스에서 5패스로 갈수록 강판의 두께 가 얇아져 복합형상이 발생하는데 5패스 데이터를 이용함으로써 1패스에 비해 신경망의 인식성능을 명 확하게 평가할 수 있다. 형상측정기를 통해 측정한 실제 형상과 인식결과값과 대표형상을 이용하여 재 구성된 형상을 비교하였을 때 Fig. 11과 같이 형상인 식오차가 존재하는 것을 알 수 있다. 센터부의 형상 정보손실이 다수 발생하였으며 쿼터와 엣지부에도 정보손실이 일정부분 존재하였다.

4.2 오차형상과 인식형상의 정량적 분석

형상인식오차가 자동형상제어 시 발생하는 문제점 의 원인이 된다고 판단하고 정규화된 오차형상과 인 식형상을 L2와 L4값을 이용하여 정량적인 분석을 실 시하였다. 자동제어와 5패스로 분류된 3개의 현장데 이터를 이용하였으며 전반적인 경향을 파악하기 위 해 선정된 3개 데이터의 정규화된 오차형상과 인식 형상의 L2, L4 값을 각각 겹쳐서 나타내었다. Fig. 12는 정규화 인식형상과 정규화된 오차형상을 정량 적인 값으로 나타내어 비교한 그림이다. 분석된 결과 를 보면 전체적으로 오차형상의 경우 L2값은 0~1.3 사이에 L4값은 0~0.8 사이에 대다수 분포하고 있으 나 인식형상의 경우 L2값은 -0.4~0.6 사이에 L4값은 0.2~0.8사이에 대다수 분포하고 있다. 인식형상은 오 차형상에 비하여 L2의 경우 전체적으로 (-)방향으로 0.6~0.7만큼 시프트(shift) 되었으며 L4의 경우 0.1~ 0.2만큼 시프트된 위치에 존재하는 것을 알 수 있다.



(a) L2 and L4 distributions of the normalized error shapes



- (b) L2 and L4 distributions of the normalized recognition shapes
- Fig. 12 L2 and L4 distributions of the normalized error shapes and normalized recognition shapes

4.3 인식오차로부터 구동기(AS-U) 위치변화 분석 자동형상제어 시 강판의 형상은 신경망 출력값에 따라 구동기인 AS-U와 1차 중간롤의 위치가 변동된
다. Fig. 11로부터 발생된 인식오차가 구동기에 어떠 한 영향을 미치는가를 파악하기 위해 분석을 실시하 였다. 분류된 데이터 중 3개의 수동/5패스와 자동/5 패스 데이터를 각각 이용하였다. Fig. 13은 인식오차 로 인한 구동기 위치변화를 분석하기 위한 그림이다. 수동과 자동제어 시 측정된 형상은 상당부분 일치함 에도 불구하고 구동기 위치변화의 경우 확연한 차이 를 보인다. 수동제어 시 측정된 형상의 센터부는 쿼



(a) Measured shapes in manual control system



(b) AS-U positions in manual control system



(c) Measured shapes in automatic control system



(d) AS-U positions in automatic control systemFig. 13 Measured shapes and AS-U positions in manual and automatic control systems

터부에 비해 상대적으로 형상의 크기가 작으므로평 행한 형상을 만들기 위해 조업자는 센터부의 구동기 를 더 많이 조작한다는 것을 알 수 있다. 그리고 자 동제어 시 쿼터부는 구동기가 15~25mm 사이에 위 치하고 있지만 수동제어는 40~50mm 사이에 위치하 고 있다. 이는 형상인식 시 센터부의 형상정보가 누 락됨에 따라 쿼터부가 상대적으로 크게 인식되었기 때문이다. 자동제어 시 쿼터부의 구동기는 적게 이동 하며 점차적으로 구동기는 압연기 상부로 상승하게 된다. 이런 현상이 지속적으로 발생할 경우 구동기는 과도한 작동으로 인해 과부하가 발생하고 결국 구동 기 포화로 이어진다.

5. 결 론

본 논문에서는 냉간 압연에 사용되는 20단 젠지미 어 압연기의 자동형상제어 시 발생되는 문제점을 현 장 데이터를 통해 분석하였으며, 분석을 통해 다음과 같은 결론을 얻었다. 첫째 형상측정기를 통한 측정형 상과 신경망 알고리즘을 이용한 인식형상 비교 시 인식오차가 발생하였다. 인식형상에서 센터부의 형상 정보가 많이 손실됨을 확인 할 수 있었고 센터부의 정보손실은 상대적으로 쿼터부가 크게 인식되는 결 과를 가져왔다. 둘째 인식오차의 발생으로 쿼터부의 구동기(AS-U) 위치가 수동제어에 비해 적게 움직임 을 확인하였다. 완전자동제어가 지속될 경우 지속적 인 인식오차의 누적으로 인해 결국 구동기에 포화가 발생하게 된다.

현재 발생하는 자동형상제어의 가장 큰 문제점은 1~5 패스로 압연 공정이 진행될 때 발생하는 쿼터 부의 형상 심화와 형상 구동기 중 AS-U 롤에서의 포화 발생이다. 데이터 분석 결과로부터 구동기의 포 화는 신경망을 통한 인식오차에 의한 것으로 판단된 다. 신경망의 성능은 학습 방법에 의해 크게 좌우되 며, 현재 적용되어 있는 학습방법은 1990년대 초중반 에 사용되었던 오차 역전파 학습을 사용하고 있다. 2000년 이후 신경망에 대한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 개선된 신경망의 구조 및 학습방법이 개발되 었다. 이런 개선된 방법들을 적용하여 인식성능을 높 인다면, 현재 ZRM의 자동형상제어 시 발생하는 문 제점들을 해결할 수 있을 것으로 기대되며, 개선된 신경망을 이용한 인식성능의 개선은 차후 연구되어 야 할 것이다.

후 기

이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원 으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2010-0022512).

참고 문헌

- K. N. Shohet, N. A. Townsend, "Roll Bending methods of crown control in four-high plate mills", J. Iron Steel Inst, Vol. 206, No 11 pp. 1088–1098, 1968.
- K. N. Shohet, N. A. Townsend, "Flatness control in plate rolling", J. Iron Steel Inst. Vol. 209, Pt. 10 pp. 769–775, 1971.
- J. V. Ringwood, D. H. Owens, M. J. Grimble, "Feedback design of a canonical multivariable system with application to shape control in a Sendzimir mill", Trans. ASME, J. Dyn. Syst. Meas, Control March, pp. 2721–2722, 1994.
- G. W. D. M. Gunawardene, "Static model for Sendzimir cold-rolling mill", Metals Technology, Vol. 8, No. 17, pp. 274–283, 1981.
- T. Kono, et al. Nippon Stailess Tech. No. 17, pp. 95–104, 1982.
- Satoshi Hattori, Masaaki Nakajima, Yasunori Katayama, "Fuzzy control algorithm and neural networks for flatness control of a cold rolling process", Hitachi Review, Vol. 41, No. 1, pp 31–38, 1992.
- 이규택, "Sendzimir 압연기의 판 형상 분석 및 Neuro-Fuzzy 형상 제어", 부산대학교 공학 박사 학위 논문, 2011.
- J. Y. Jung, Y. T. Im, L. K. Hyung, "Development of Fuzzy Control Algorithm for Shape Control in Cold Rolling", Journal of Materials Processing Technology, Vol. 48, Issues. 1–4, pp. 187–195, 1995.