

열연 마무리 압연기에서 압연속도 학습보상기능개선을 위한 신경망형 공정 모델

(A Neural Net Type Process Model for Enhancing Learning Compensation Function in Hot Strip Finishing Rolling Mill)

홍성철* · 이해영**

(Seong-Cheol Hong · Haiyoung Lee)

Abstract

This paper presents a neural net type process model for enhancing learning compensation function in hot strip finishing rolling mill. Adequate input and output variables of process model are chosen, the proposed model was designed as single layer neural net. Equivalent carbon content, strip thickness and rolling speed are suggested as input variables, and looper's manipulation variable is proposed as output variable. According to simulation result using process data to show the validity of the proposed process model, neural net type process model's outputs give almost similar data to process output under same input conditions.

Key Words : Process Model, Neural Net, Finishing Rolling Mill, Learning Compensation Function

1. 서 론

본 논문에서는 열연 마무리 압연기의 운영에 필수적인 압연속도 학습보상기능의 개선을 위한 핵심 요소 기술인 공정 모델을 신경망 형태로 설계하는 방법을

제안한다.

압연(Rolling)은 회전하는 롤들 사이에 소재를 투입하여 소재의 사이즈를 변경(주로 두께를 감소)시키는 것인데, 대개 1대의 압연기는 작업롤(Working roll), 백업롤(Backup roll) 및 하우스(Housing)으로 구성되며, 이를 스탠드(Stand)라고 한다. 마무리 압연기(Finishing rolling mill)는 압연을 연속적으로 행할 수 있도록 여러 개의 스탠드를 나란히 조합한 설비다. 마무리 압연기로 압연 작업을 하려면, 각 스탠드의 롤은 압연할 소재가 투입되기 전에 미리 알맞은 속도로 회전하고 있어야 하는데, 이 속도를 '초기 압연속도'라고 한다[1-2].

작업할 소재와 현재의 설비 조건에 알맞은 각 스탠드

* 주저자 : 영남대학교 전기공학과 박사과정
** 교신저자 : 영남대학교 전기공학과 교수
* Main author : Doctor course of Electrical Engineering at Yeungnam University
** Corresponding author : Professor of Electrical Engineering at Yeungnam University
Tel : 053-810-2485, Fax : 053-810-4767
E-mail : hylee@ynu.ac.kr
접수일자 : 2013년 3월 2일
1차심사 : 2013년 3월 5일
심사완료 : 2013년 4월 14일

의 초기 압연속도를 수학적으로 계산할 수 있는 방법이 없기 때문에, 대개 압하율(Reduction ratio)만을 이용한 근사식으로 각 스탠드의 초기 압연속도 설정값을 계산한다. 그로인해 특히 소재의 앞부분에서 스탠드 사이에 존재하는 소재에 걸리는 장력이 적정한 값보다 지나치거나 또는 부족한 문제가 발생할 수 밖에 없다. 그와 같은 문제에 대처하기 위한 수단으로서, 스탠드 사이에 루퍼(Looper)라는 기계장치를 설치하여 위 장력이 알맞게 유지되도록 하고 있다. 하나의 소재에 대한 작업이 완료되면 그때 얻은 조업데이터를 활용하여 다음 소재의 작업 시에 소재의 앞부분에서 발생하는 장력 문제를 개선하는 학습기능을 사용하고 있다[1-2].

그러나 작업할 소재들이 변경될 경우 그 소재들 중에 처음 소재에 대해서는 위와 같은 학습기능이 적용될 수 없다. 그 이유는 초기 압연속도에 어느 정도의 변경을 가할 경우 실제 압연 공정에서 어느 정도의 영향이 나타날 지를 압연작업 전에 미리 알아 볼 수 있는 방법이 없기 때문이다. 따라서 처음 소재의 압연작업 시 발생하는 장력 문제를 개선하려면, 학습기능의 개선이 필요하며, 이 문제를 해결하는 핵심 기술은 마무리 압연공정의 작동과정을 표현할 수 있는 알맞은 공정 모델을 설계하는 것이다.

본 논문은 위와 같은 문제를 해결할 수 있는 하나의 방법으로서 신경망형 공정 모델을 제안하였다. 먼저 해당 공정의 구성 및 작동 과정을 세밀하게 조사하고 나아가 작업자들과 실제 작업 기법을 인터뷰하는 방법으로 공정 모델의 구성이라는 목적에 가장 알맞은 입력 및 출력 변수들을 선정하였다. 다음에 입력 및 출력 변수들 사이의 관계를 표현하는데 가장 적합한 신경망형 모델을 설계하였다. 그리고 조업데이터를 활용하여 설계된 신경망을 학습시켰다. 설계된 신경망형 공정 모델의 실용성을 입증하기 위해, 학습시 사용했던 입력 변수들에 대한 조업데이터를 위와 같이 설계된 신경망형 공정 모델에 입력하여 신경망을 통해 계산된 출력과 학습시 사용했던 출력을 비교한 결과, 설계된 신경망형 공정 모델이 압연 공정을 잘 표현하고 있음을 보였다.

2. 마무리 압연기의 구성과 공정 모델의 개념

2.1 마무리 압연기의 구성

스트립 제조 공정에 필요한 마무리 압연기는 여러 개의 스탠드를 나란히 조합하여 구성되며[1-2], 그림 1에 7개의 스탠드로 구성된 예를 보인다.

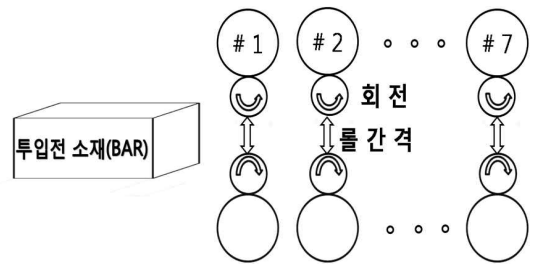


그림 1. 마무리 압연기의 구성
Fig. 1. A Mechanical Structure of Finishing Rolling Mill

마무리 압연기를 구성하는 각 스탠드의 롤은 압연할 소재가 투입되기 전에 미리 알맞은 속도로 회전하고 있어야 하며, 이 속도를 ‘초기 압연속도’라고 한다. 초기 압연속도를 구하는 과정을 간단히 살펴본다. 먼저 ‘최종스탠드 출측속도(스트립 이동속도)’는 투입 전 소재의 두께, 온도 및 스트립 최종목표두께(최종 스탠드의 출측두께) 등의 정보들을 총 Power(Horse power Hours per Ton, HHT) 곡선에 넣은 후 각 스탠드별 부하 배분(각 스탠드의 출측두께)에 따라 계산된다. 그러면 최종스탠드 이외의 각 스탠드 출측속도는 스트립의 폭이 일정할 경우에 mass flow 일정 법칙(각 스탠드에서, 출측두께X출측속도=일정)을 이용하여 최종스탠드 출측속도로부터 입측 방향으로 한 스탠드씩 이동하면서 연쇄적으로 구해진다. 다음에 i 번째 스탠드에서, f_i 를 선진률(Forward slip), v_R 를 롤의 회전속도 및 v_S 를 스트립 이동속도라고 약속하면, f_i 는 $(v_S - v_R)/v_R$ 와 같이 표현되므로, 초기 압연속도는 식 (1)로 계산될 수 있다.

$$v_R = \frac{v_S}{1+f_i} \quad (1)$$

여기서 f_i 는 롤과 스트립의 접촉상태에 관련된 여러 가지 물리량들(마찰, 변형저항, 점성, 접촉면의 기하학적 구조 등)의 영향을 받는데[3-6], 고온에서 작업되는 열간압연(Hot Rolling)의 경우는 작업 중에 정기적으로 실측하여 구할 수도 없고, 이론적인 정확한 관계식을 구할 수도 없다. 따라서 가장 큰 영향요소인 압하율(입측 스트립두께와 출측 스트립두께의 비)만의 함수로서 근사적으로 표현하는 방법들이 널리 사용되고 있으며, i 번째 스탠드의 압하율을 r_i 라고 하면, f_i 를 구하는 근사식의 예들은 식 (2)와 같다[7].

$$f_i \cong \frac{1}{4}r_i \quad \text{또는} \quad f_i \cong \sqrt{a_1 + a_2 r_i} \pm a_3$$

여기서 a_1, a_2, a_3 : 상수 (2)

선진율이 위와 같이 근사식의 형태로 계산될 수밖에 달리 방법이 없기 때문에, 위와 같은 방법으로 구해진 선진율에 따라 산출된 초기 압연속도는 현재의 압연 설비조건과 주어진 소재에 정확히 맞는 이상적인 압연속도와 다를 수밖에 없다. 그로인해 압연공정에서는 부족장력(스탠드 사이에 존재하는 스트립에 걸리는 장력이 부족하여 스트립이 처짐으로서 설비의 운전상태가 불안정해 지거나 심할 경우 스트립이 겹쳐지는 사고가 발생할 수 있는 조업상 문제)이나 과장력(스탠드 사이에 존재하는 스트립에 걸리는 장력이 과하여 스트립의 폭이나 두께가 줄어들거나 심할 경우 스트립이 찢어질 수 있는 조업상 문제)의 문제들이 발생하게 된다. 위와 같은 이론적 한계로 인하여 어쩔 수 없이 발생할 수밖에 없는 부족장력이나 과장력에 따른 제품불량이나 조업사고들의 발생을 예방하기 위해, 각 스탠드 사이에 물린 스트립을 상하로 이동시킬 수 있는 장치를 설치하는데, 이 장치를 루퍼(Looper)라고 한다[8]. 그림 2에 루퍼와 롤 회전속도 설정 방법을 보인다.

스트립이 스탠드 사이를 이동할 때 수평면과 이루는

각도가 미리 설정된 각도를 벗어나면, 루퍼의 자동제어장치는 스트립을 상하로 이동시키면서 설정된 각도와와의 차이를 줄이는 제환제어기능을 수행한다. 그런데 선진율 계산식의 불확실성으로 인해 스트립의 선단부(先端部)에서는 대개 초기 압연속도와 ‘해당 소재에 알맞은 이상적인 속도’와의 차이가 커서 루퍼의 움직임이 심하게 된다.

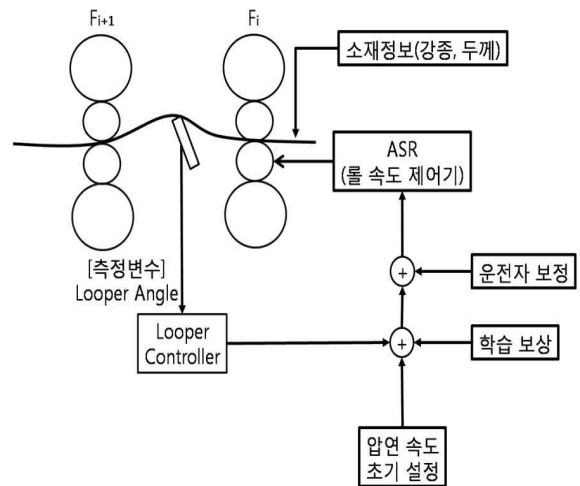


그림 2. 압연속도의 설정 개념도
Fig. 2. A conceptual diagram for setting rolling speed

따라서 그림 2에서 볼 수 있듯이, 운전자가 자신의 경험적 지식을 이용하여 초기 압연속도에 직접 보정을 가하기도 하며, 하나의 소재에 대한 작업이 점차 진행될수록, 루퍼가 초기 압연속도에 보상량을 주기적으로 인가하여 압연속도를 알맞게 변경시킴으로서, 결국 루퍼의 작동은 점차 안정화된다.

2.2 압연속도 학습보상기능개선용 공정 모델의 개념

다음에 본 논문에서 다룰 공정 모델의 개념을 이해하기 위해 먼저 그림 2에 기재된 학습기능에 대해 살펴본다. 마무리 압연기를 이용하여 제조하는 제품의 종류는 다양한데, 압연 작업의 방법은 대개 셋(Set)

단위로 행해진다. 셋이란 같은 재질 및 규격을 갖는 제품들이 모여진 하나의 작업 단위를 말하며, 하나의 셋에 포함된 소재의 개수는 하나에서 다수에 이르기 까지 다양하다. 따라서 하나의 셋에서 첫 장을 작업 하는 과정에서 취득한 조업데이터를 활용하여 같은 셋에 포함된 다음 소재부터는 선단부에서 루퍼의 작동이 앞 소재보다 더욱 안정될 수 있도록 초기 압연 속도에 보상량을 더하는 기능을 구현할 수 있으며, 그 기능이 그림 2에 ‘학습보상’이라고 기재되어 있다. 가장 간단한 학습보상방법은 선단부 압연 시 측정된 루퍼 각도를 이용하여 다음 소재에 대한 작업 시 루퍼각도가 희망하는 각도가 되도록 초기 압연속도의 보상량을 구하는 것이며, 현재 널리 사용되고 있다. 위와 같은 학습보상기능을 이용하면, 하나의 셋 내에서 첫번째 소재를 제외한 다음 소재부터는 좀 더 그 소재에 알맞은 초기 압연속도의 설정이 가능하다. 그러나 하나의 셋에서 첫 번째 작업되는 소재에 대해서는 학습보상기능이 적용될 수 없는 구조적인 문제점이 있으므로, 결국 첫 번째 소재는 제품사양을 만족시키지 못하게 되거나 심할 경우 설비 사고를 발생시킬 문제점도 있다. 그러한 문제가 발생할 수밖에 없는 이유를 살펴보면, 이전에 작업했던 유사한 제품에 대한 조업데이터를 활용하여 셋 내에서 첫 장에 알맞은 보상량을 계산한 다음에 그 적절성을 작업전에 미리 평가하여 보려면, 그림 2에 나타난 공정을 표현할 수 있는 모델이 필요한데, 그러한 공정 모델에 대한 연구 결과가 없기 때문이다. 결국 하나의 셋에서 첫 장의 적중률을 향상시키려는 목적을 달성하려면, 선진률 계산식의 불확실성을 보완하는 학습제어기능을 첫 장에도 활용할 수 있도록 하는데 필수적인 요소 기술인 공정 모델의 개발이 반드시 필요하다. 그러한 공정 모델이 있다면 하나의 셋 내에서 첫 장뿐만 아니라 나머지 소재들의 작업 적중률을 향상시킬 수 있는 적절한 보상량을 찾을 수도 있을 것이다. 소품종 대량생산의 시대에는 첫 장이 큰 문제가 아닐 수 있었기에 그러한 공정 모델의 개발에 대한 연구가 상대적으로 크게 관심을 받지 못했지만, 다품종 소량생산 체제로 변화되면서 첫 장에 대한 문제가 매우 중요하게 된 것이다.

3. 신경망형 공정 모델

학습제어기능의 개선에 필수적인 요소 기술인 공정 모델을 만들기 위해서는, 첫째, 현재 설치되어 운영 중인 설비의 구성과 작동방법을 세밀하게 관찰하여 위와 같은 목적의 공정 모델을 구성하는데 적합한 입력 및 출력 변수들을 선정하여야 하며, 둘째, 주어진 입력 및 출력변수들의 관계를 표현하는 데 적합한 모델의 형태(예 : 수식, 인공지능형 등)를 선정하고, 셋째 그 모델을 해당 설비에 알맞게 상세 설계하여야 한다. 다음에 본 논문에서 제안한 신경망형 공정 모델을 설명한다.

3.1 입력 및 출력변수들의 선정

입력 및 출력변수들의 선정이란, ‘하나의 셋 내에서 첫 장에 알맞은 압연속도 보상량을 미리 계산하는 기능’ 또는 바꾸어 표현하면 ‘단순화된 선진율식으로 계산된 초기 압연속도에 어떤 보상량을 더하였을 때, 그 보상량이 실제 압연에서 어떠한 정도의 효과를 줄 수 있는 지를 미리 판단할 수 있는 기능’을 학습보상기능에 추가하는데 필요한 핵심 기술인 공정 모델을 구성할 경우 그러한 공정 모델의 입력 및 출력에 어떠한 변수들을 사용하는 것이 적절할 지를 결정하는 문제이다.

산업공정에는 해당 설비에 따라 모델에 사용될 변수를 자유롭게 선택하기 어렵거나 나아가 선택이 불가능한 경우도 있다. 예를 들어 공정 모델의 설계자가 단지 설계를 쉽게 하기위한 목적으로 오직 측정에 의해서만 얻을 수 있는 스트립 이동속도(v_s)를 입력 변수로 선택한다고 가정하여 본다. 그러한 공정 모델을 설계하고 사용하기 위해서는 항상 스트립 이동속도가 측정되어야 하지만, 만약 해당 공정을 실제 운영하는 입장에서 볼 때, 스트립 이동속도를 측정하기 위해 별도로 주문 제작된 센서시스템을 설치할 수가 없다면, 그렇게 설계된 공정 모델은 사용될 수도 없고, 만약 공정의 수리기간에만 특별히 실험용 센서를 임시로 설치하여 설계에 사용할 수 있는 데이터를 얻었다 할지라도, 그러한 공정 모델은 현장에서 지속적으로 사용

될 수가 없다. 따라서 공정 모델의 설계 시 입력 및 출력 변수들은 위와 같은 실무적 제한 조건에 위반되지 않도록 선정되어야만 한다.

그림 2에서 설비의 작동과정을 자세히 살펴 본다. 초기 압연속도는 단순화된 선진율식으로 계산되어 롤속도 제어기의 목표 값으로 설정된 후, 소재의 선단부가 스탠드 사이에 진입하면, 루퍼의 작동이 시작되면서 루퍼는 초기 압연속도에 주기적으로 보상량을 출력하여 선진율식의 불확실성을 줄이는 기능을 담당한다. 또한 운전자는 필요할 때 경험적 지식을 이용하여 직접 압연속도를 보정하기도 한다. 하나의 셋 내에서 첫 장에 대한 작업이 완료되면, 같은 셋 내의 다음 소재부터는 학습보상기능이 초기 압연속도에 대한 보상량을 출력하고 있다. 결국 주어진 소재(정보 : 강종, 두께 등) 및 압연 공정 상태(정보 : 압연속도)의 조건에서 압연이 행해지면서, 루퍼 제어시스템은 압연 작업 상황을 스스로 파악하며 초기 압연속도의 부적절한 정도, 즉 선진율의 불확실성을 감소시키는 방향으로 매 제어주기마다 속도 보상량을 출력하고 있다.

따라서 위와 같이 작동되고 있는 상황을 당초 설계하려는 공정 모델의 입력 및 출력변수의 선정이라는 관점에 비추어 볼 때, 입력 변수들을 소재 정보들(강종, 두께 등) 및 압연 속도, 출력 변수를 루퍼의 보상량으로 선정하는 것이 가장 알맞음을 알 수 있다. 더구나 위와 같은 입력 및 출력변수들의 값들은 새로운 센서나 추가 설비를 도입하지 않고도 이미 공정에서 취득되고 있는 강력한 이점이 있다.

3.2 신경망형 모델의 설계

설계할 공정 모델의 입력 변수들은 소재의 강종, 두께 및 압연 속도, 출력 변수는 루퍼의 보상량으로 선정하였으므로, 이제 위 입력 변수들과 출력변수의 관계를 표현할 수 있는 모델을 설계해야 한다.

기계공학이나 재료공학적인 사실관계로 볼 때, 1,000°C 이상의 고온에서 스트립이 변형되어 가는 과정에 관계되는 위 물리량들 사이의 관계를 정확한 수식의 형태로 표현하는 것은 비현실적임이 명백하다.

또한 설계된 공정 모델은 온라인으로 작동할 수 있어야 함을 고려하면 더욱 더 그러하다. 따라서 위와 같은 특성을 가진 물리량들 사이의 공정 모델에 대한 후보로 고려할 수 있을 만한 것은 실험식 및 인공지능 모델 등이다. 먼저 실험식에 대해 살펴보면, 실험식은 대개 1차식의 형태로 가정하고 미지의 상수를 구하는 방법과 식의 형태를 정하지 않고 데이터에 맞도록 실험식을 시행착오적 방법으로 만들어 가는 방법이 있다. 전자는 전혀 다른 물리적 단위를 갖는 물리량을 임의로 1차식의 관계가 된다고 가정하고 그 식에 억지로 맞추는 형태이므로 본 문제에 부적합하고, 후자는 실험식이 어떤 체계적인 순서에 따라 구해지지 아니하고 임기응변적인 특성을 가지고 있어 본 문제에 부적합하다. 다음에 인공지능 모델에 대해 살펴보면, 인공지능 모델에는 퍼지 모델, 전문가 시스템 및 신경망 모델 등이 있다[9-10]. 산업공정에 활용되는 퍼지 모델은 주로 입력 및 출력 변수들 사이의 물리적 방향성은 명확하지만 상호간의 영향에 대한 크기 관계가 명확하지 않을 때 효과적인데, 본 공정은 그런 특성을 갖지 않는다. 전문가 시스템은 사람 전문가의 지식을 조건식 형태로 저장하여 사용할 수 있는 대상에 적합한데, 본 공정은 역시 그런 형태의 대상은 아니다. 신경망 모델은 입력 및 출력 변수들 사이의 관계를 네트워크 형태로 모델링한 후 주어진 실제 데이터와 유사한 관계가 되도록 네트워크 내부의 각 연결 강도를 선정하는 것이므로, 입력 및 출력 변수들 사이에 특별한 방향성이 요구되지 않는다. 따라서 본 논문에서는 공정 모델의 형태를 신경망형으로 선정하였다.

먼저 설계할 신경망형 공정 모델에서 사용될 기호들을 정의한다. 입력 변수들 중, 강종은 x_1 , 소재의 두께는 x_2 및 압연기 회전 속도 설정 값은 x_3 으로 약속한다. 다음에, 위의 각 입력 변수의 값이 신경망 내부에서 처리하기에 적합한 값으로 미리 처리된 후의 값을 각각 x_1^o , x_2^o 및 x_3^o 으로 약속한다. x_1^o , x_2^o 및 x_3^o 와 은닉층 사이의 연결 강도를 표현하는 계수들은 w_{pq} 로 약속한다. 여기서 $p = 1, 2, 3$ 이며 입력 변수 기호에서 하첨자(Subscript)를 의미하고, $q = 1, 2, \dots, M$ 이며 은닉층의 각 세포 번호를 뜻한다. 은닉층과 출력층 사이의 연결

강도를 표현하는 계수들은 v_q 로 약속한다. 은닉층에서 x_1^o, x_2^o 및 x_3^o 와 w_{qp} 를 조합하는 함수는 com_q , $q=1,2,\dots,M$ 로 약속하며, 조합의 형태는 선형식 ($com_q = w_{q1}x_1^o + w_{q2}x_2^o + w_{q3}x_3^o$)이다. 각 은닉층에서 com_q 를 처리하는 함수는 $f_q(\cdot)$ 로 약속한다. 출력층에서 각 $f_q(\cdot)$ 와 v_q 를 조합하는 함수는 com^o 로 약속하며, 조합의 형태는 은닉층과 마찬가지로 식 (3)과 같은 선형식이다.

$$com^o = v_1 f_1(\cdot) + v_2 f_2(\cdot) + \dots + v_M f_M(\cdot) \quad (3)$$

출력층에서 com^o 를 처리하는 함수는 $f^o(\cdot)$ 로 약속한다. 마지막으로 출력 변수는 y 로 약속한다. 신경망 모델에서 $f_q(\cdot)$ 와 $f^o(\cdot)$ 는 모델의 성능에 영향을 줄 수 있는 중요한 함수들이다. 위 함수들에 대해서는 비선형 형태의 몇 가지(Sigmoid형, tanh형 등)가 사용되고 있다. 그 이유는 첫째, 수학적으로 미분이 가능하며, 둘째, 함수의 출력 크기가 제한되므로 출력의 크기가 너무 커져서 신경망의 작동에 문제가 발생하지 않도록 해 주며, 셋째, 작은 변동에 대해서 민감하게 반응하게 하거나 반대로 큰 변동에 대해서도 둔감하게 반응하게도 할 수 있는 등의 여러 가지 장점들을 가지고 있기 때문이다. 다만 입력 데이터의 종류나 크기 등을 종합적으로 고려하여, 함수내의 최대값, 최소값 및 입력의 범위 등을 결정하여야 한다. $f_q(\cdot)$ 와 $f^o(\cdot)$ 를 선정하는 문제는 어떤 공식이나 규칙에 의해 해결되는 것이 아니므로, 신경망 모델의 튜닝에 대한 경험적 지식이 필요하다. 본 논문에서는, 주어진 조업데이터의 반복 처리 과정을 통해 식 (5) 및 식 (6)과 같이 설계되었다.

$$f_q(x) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma x}}, \quad f'_q(x) = \gamma f(x)(1-f(x)) \quad (5)$$

$$f^o(x) = \frac{e^{\gamma x} - e^{-\gamma x}}{e^{\gamma x} + e^{-\gamma x}}, \quad (f^o(x))' = \gamma (1 - (f^o(x))^2) \quad (6)$$

여기서 γ 는 조절상수이다. 이상에서 정의한 기호들을 이용하여, 그림 3에 본 논문에서 제안된 신경망형 공정 모델의 구조를 보인다.

마지막으로 신경망 모델내 각 세포간의 가중치를 구하는 방법은 널리 사용되는 오류역전파법(Back propagation method)을 선정하였다. 위 가중치를 구하는 순서는, 첫째, 학습용 변수들(은닉층 세포수, 학습율, 최대 학습 횟수, 목표 오차, $f_q(\cdot)$ 와 $f^o(\cdot)$ 내의 상수)의 초기값을 설정하고, 둘째, 각 세포간의 가중치 초기값을 난수 발생기로 정하며, 셋째, 주어진 조업데이터를 신경망 모델에 입력하여 모델의 출력값을 계산한 후, 넷째, 오류역전파법을 이용하여 v_q 와 w_{qp} 를 차례로 계산한다. 최대 반복 횟수에 도달하였거나 목표 오차내로 수렴할 때까지 위 과정을 반복한다.

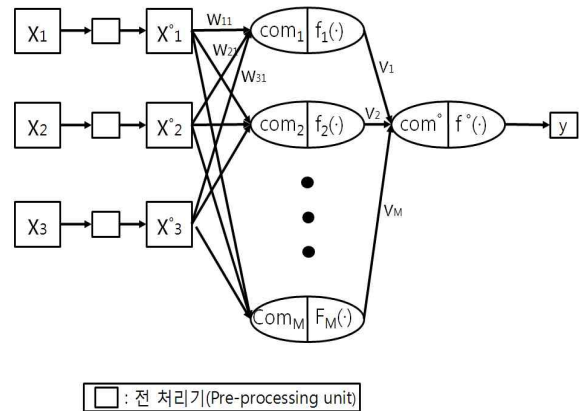


그림 3. 제안된 신경망형 공정 모델
Fig. 3. A proposed neural network type process model

4. 모의실험 및 결과

본 논문에서 제안된 신경망형 공정 모델의 실용성을 입증하기 위해, 조업데이터를 이용한 모의실험을 하였으며, 다음에 조업데이터의 선정 과정 및 모의실험 결과를 보인다.

4.1 모의실험용 조업데이터의 선정 과정

조업데이터는 연구용으로 아무 때나 임의 취득이 불가능하기 때문에, 포스코 열연공정에서 시험용으로 취득되었던 자료를 사용하였다. 그런데 해당 설비는 루

퍼의 보상량을 매 제어주기마다 저장하지 않고 한 소재에 대해 정상상태에서 설계자가 지정한 일정 구간 내의 평균값만을 출력하도록 제작되어 있지만, 신경망 모델이란 과도상태의 동적 특성을 표현하는 것이 아니라 정상상태에서의 정적 특성을 표현하는 것이므로 루퍼의 보상량은 평균값을 사용하여도 문제가 없다. 즉 루퍼가 안정된 작동을 하는 정상 상태에서 얻은 데이터가 불확실성이 작으므로, 그러한 구간에서 취득된 불확실성이 낮은 데이터를 이용하여 과도 상태의 불확실성을 줄이는 보상량을 찾는 데 필요한 공정 모델을 설계하는 것이다.

한편 신경망 모델을 학습시킬 때, 공정에서 취득한 조업데이터를 아무런 검토 없이 전부 사용하면 신경망의 학습 성능이 나빠지거나 심할 경우 학습이 불가능한 경우가 발생할 수 있는 공정상의 특수성이 있다. 그 이유는 실제 공정에서의 작업이 항상 이상적으로 수행되는 것은 아니기 때문에, 취득된 모든 데이터들이 공정의 특성을 잘 반영하지 못할 수도 있는 실무상의 문제점이 있다. 따라서 학습용 데이터를 결정하기 전에, 취득한 조업데이터가 학습용으로 사용되기에 문제가 없는 지를 검토하는 과정이 필요하다.

본 논문에서는, 위와 같은 검토 기준으로 셋의 변경 여부, 한 셋 내에서 같은 설정값으로 3회 이상 작업한 데이터 인지의 여부, 기계적인 물리 현상과 일치하는지의 여부 및 유사한 입력 조건에서 출력이 지나치게 미세한 차이를 갖는 유형들에 대해서는 대표성이 있는 데이터를 선택해야 되는지의 여부 등을 선정하였다.

4.2 모의실험 결과

모의실험은 7개 스탠드에 대해 각각 실시하였으나, 결과의 형태가 모두 같고 하나의 스탠드에 대한 결과만으로도 다른 스탠드에 대한 결과를 충분히 이해할 수 있으므로, 논문의 축약을 위해 첫 번째 스탠드에 대한 결과만을 보인다. 먼저 위에 기재된 검토 기준들에 따라 선정된 조업데이터를 표 1에 보인다.

표 1. 신경망 학습용 조업데이터
Table 1. Process data for tuning neural net

| 순번 | 등가 탄소 함량 | 입력 두께 (mm) | 초기 압연속도 설정값(X0.1mpm) | 루퍼 출력 |
|----|----------|------------|----------------------|---------|
| 1 | 54.5200 | 4300 | 529.0500 | 0.0078 |
| 2 | 98.0800 | 2700 | 667.0000 | 0.0125 |
| 3 | 68.3200 | 4500 | 697.9500 | -0.0016 |
| 4 | 96.8800 | 2700 | 834.0000 | 0.0067 |
| 5 | 221.3600 | 3000 | 804.0000 | 0.0071 |
| 6 | 225.4800 | 2700 | 948.0000 | -0.0108 |
| 7 | 337.6400 | 3200 | 945.0000 | 0.0221 |
| 8 | 218.0000 | 3400 | 1051.0500 | 0.0110 |
| 9 | 78.6400 | 3600 | 972.0000 | 0.0067 |
| 10 | 49.6000 | 4000 | 1003.0500 | 0.0317 |
| 11 | 146.4000 | 4000 | 644.0000 | 0.0287 |

신경망의 은닉층 개수는 9개, 학습율은 0.00515로 설정한 후, 오류역전파법으로 학습시켜 얻는 세포간 연결강도들은 표 2와 같다.

표 2. 각 층의 강도
Table 2. Weighting for each layer

| 은닉층(w_{gp}) W | | | 출력층(v_q) V |
|------------------------|---------|---------|---------------------|
| 0.0240 | -0.0097 | 0.0002 | -0.0151 |
| -0.0148 | -0.0113 | 0.0032 | -0.0035 |
| -0.0056 | 0.0054 | -0.0417 | 0.0270 |
| 0.1445 | -0.0365 | 0.1293 | -0.0434 |
| -0.1258 | 0.0140 | -0.0637 | -0.0570 |
| -0.0103 | -0.0094 | 0.0096 | 0.0039 |
| -0.0104 | -0.0076 | -0.0056 | 0.0184 |
| -0.0026 | -0.0301 | 0.0894 | -0.0739 |
| 0.0368 | -0.0129 | 0.0324 | 0.0374 |

학습 시 사용했던 입력 변수들에 대한 조업데이터를 위와 같이 설계된 신경망형 공정 모델에 입력하여 신경망을 통해 계산된 출력과 학습 시 사용했던 출력과의 비교 결과를 표 3에 보인다.

표 3. 설계된 신경망형 공정 모델의 성능
Table 3. Performance of proposed neural net type process model

| 순번 | 루퍼출력 | | |
|----|---------|------------|--------------------------|
| | 조업 데이터 | 신경망 모델의 출력 | 오차 (X10 ⁻¹⁵) |
| 1 | 0.0078 | 0.0078 | 0.0003 |
| 2 | 0.0125 | 0.0125 | 0.0287 |
| 3 | -0.0016 | -0.0016 | -0.0015 |
| 4 | 0.0067 | 0.0067 | 0.2354 |
| 5 | 0.0071 | 0.0071 | -0.0835 |
| 6 | -0.0108 | -0.0108 | -0.0195 |
| 7 | 0.0221 | 0.0221 | 0.0483 |
| 8 | 0.0110 | 0.0110 | -0.0823 |
| 9 | 0.0067 | 0.0067 | -0.1203 |
| 10 | 0.0317 | 0.0317 | -0.0029 |
| 11 | 0.0287 | 0.0287 | 0.0001 |

표 3을 보면 설계된 신경망형 공정 모델이 압연 공정을 잘 표현하고 있으며 실무에 적용할 수 있을 정도의 성능을 가지고 있음을 알 수 있다.

4.3 성과

위와 같은 방법으로 설계된 신경망형 공정 모델의 실용성 성과를 알아본다. 첫째, 위와 같이 설계된 신경망 모델을 활용하여 당초의 목적이었던 초기 압연 속도에 대한 적절한 보상량을 찾을 수 있는 지를 보면, 위 1번 소재의 경우, 등가탄소함량이 54.52, 입력두께가 4300 및 압연기 회전 속도 설정값이 529.05의 조건에서 압연하였을 때, 루퍼는 정상상태에서 0.0078의 값을 출력하였다. 즉 루퍼는 ‘압연기 회전 속도를 원래의 초기 설정값에서 0.78%만큼 증가시키는 것이 적정했다’라고 판단했던 것이다. 이 경우에 루퍼 출력을 현재보다 10% 포인트 낮추는데 필요한 초기 압연속도의 보상량을 신경망 모델을 통해 계산하면, 7.95(이전 설정값의 약 1.5%로서 물리적으로도 적절한 크기임)가 된다. 위 계산 결과에 따라, 초기 압연 속도를 537로 설정한 후 같은 입력 소재의 조건에 대해 신경망

모델의 출력을 구하면 0.007이 계산된다. 또한 같은 방법으로 계산하면, 루퍼 출력을 20% 낮추는데 필요한 압연기 회전속도는 545이며, 그와 같이 설정 시 신경망 모델로 계산된 루퍼 출력은 0.0062이다. 따라서 위와 같이 설계된 신경망 모델을 이용하면, 루퍼 출력의 크기를 낮출 수 있는, 즉 초기 압연속도의 불확실성을 줄일 수 있는 적절한 ‘초기 압연속도 보상량’을 찾을 수 있으며, 결국 첫 장에 대한 학습보상기능의 개선이 가능함을 알 수 있다.

둘째, 위와 같이 구축된 신경망형 공정 모델을 이용하면, 여러 가지 보상방법의 성능을 압연 전에 미리 비교 평가할 수 있는 도구를 얻게 된다. 초기 압연속도 보상량을 찾는 방법은 여러 가지가 있을 수 있다. 그런데 위와 같은 공정 모델이 없다면, 압연을 시행하여 보기 전에는 각 방법의 성능을 비교 평가할 수가 없으며, 나아가 각 경우에 압연 설비의 상태가 동일하지 않을 것이므로 결국 같은 공정 조건에서 각 방법의 성능 비교를 할 수가 없게 된다. 그러나 위와 같이 구축된 신경망 모델을 이용하면 그러한 비교 평가를 같은 공정 조건에서 할 수가 있을 것이다.

5. 결 론

본 논문에서는 마무리 압연기에서 압연속도 학습보상기능개선을 위해 필요한 핵심 요소기술인 신경망형 공정 모델을 제안하였다. 설비의 구조 및 운영 방법을 세밀히 검토하는 방법으로, 공정 모델에 알맞은 입력 및 출력 변수들을 선정하였고, 공정 모델은 해당 공정을 표현하는데 가장 적합한 신경망 형태로 설계되었다. 조업데이터 중 모델의 튜닝에 사용할 수 있는 데이터를 선정하는 기준들을 정한 후, 선정된 조업데이터를 이용하여 제안된 신경망형 공정 모델의 실용성을 확인해 본 결과, 신경망 모델로 계산된 출력은 조업데이터와 거의 동일하였고, 설계된 신경망 모델을 활용하여 당초의 목적이었던 초기 압연 속도에 대한 적절한 보상량을 찾을 수 있음을 검토하였다. 따라서 본 논문에서 제안된 공정모델은 추후 압연속도 학습기능 개선방법을 연구하는데 긴요한 도구로 활용될 수 있을 것이다.

References

- [1] Morio Saitoh et al., "Development of high-accuracy control system for hot strip mill", NKK Technical review, No.61 (1991), pp. 10-17.
- [2] Minoru Tanaka et al., "Decoupled automatic gauge control for universal rolling mills", NIPPON STEEL Technical report, No.27, Oct., 1985, pp. 51-62.
- [3] B. Hum, H. W. Colquhoun, J. G. Lenard, "Measurements of friction during hot rolling of aluminum strips", Journal of Materials Processing Technology 60 (1996) 331-338.
- [4] J. G. Lenard, "The effect of temperature on the coefficient of friction in flat rolling", Annals of the CIRP, Vol. 40/1/1991, pp.223-226.
- [5] Campbell McConnell, J. G. Lenard, "Friction on cold rolling of a low carbon steel with lubricants", Journal of Materials Processing Technology 99 (2000) 86-93.
- [6] Per A. Munther and John G. Lenard, "A study of friction during hot rolling of steels", Journal of Metallurgy 1997, 26, 231-240.
- [7] Koncewicz, S., "Investigation on the forward slip and neutral angle in flat rolling", Archives of Metallurgy, Vol.36., pp.115-130, 1991.
- [8] George F. Kelk et al., "New developments improve hot strip shape: Shapemeter-Looper and shape actimeter", Iron and steel engineer, Aug. 1988, pp.48-56.
- [9] H.J.Zimmermann, "Fuzzy Set theory - and Its Applications", Kluwer-Nijhoff publishing, 1985.
- [10] C. J. Harris, C. G. Moore, and M. Brown, "Intelligent control- Aspects of fuzzy logic and neural nets", World Scientific, 1993.

◆ 저자소개 ◆



홍성철 (洪盛喆)

1966년 4월 4일생. 1989년 2월 금오공과대학교 기계공학과 졸업. 1991년 2월 한국과학기술원 생산공학과 졸업(석사). 현재 영남대학교 대학원 박사과정.



이해영 (李海榮)

1963년 7월 5일생. 1984년 2월 부산대학교 전기기계공학과 졸업. 1990년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(박사). 현재 영남대학교 전기공학과 교수.