

보정신경망을 이용한 냉연 압하력 적중을 향상

Improvement of Roll Force Precalculation Accuracy in Cold Mill using a Corrective Neural Network

* 이종영*, 조형석*, 심민석*, 조성준**, 장민**, 조용중**, 윤성철**

* 포항제철소 설비기술부 (Tel:220-5615; 220-1386; Fax:220-6838)

** 포항공대 정보통신연구소 (Tel:279-5624; Fax:279-5699)

Abstract

Cold rolling mill process in steel works uses stands of rolls to flatten a strip to a desired thickness. At #1 cold rolling mill process, precalculation determines the mill settings before a strip actually enters the mill and is done by an outdated mathematical model. A corrective neural network model is proposed to improve the accuracy of the roll force prediction. Additional variables to be fed to the network include the chemical composition of the coil, its coiling temperature and the aggregated amount of processed strips of each roll. The network was trained using a standard backpropagation with 4,944 process data collected from #1 cold rolling mill process from March 1995 through December 1995, then was tested on the unseen 1,586 data from Jan 1996 through April 1996. The combined model reduced the prediction error by 32.8% on average.

Keywords : Cold rolling mill, Roll force, Mathematical model, Corrective neural network, Backpropagation

I. 서론

냉연코일을 생산하는 냉간압연공정은 각종 금속제품의 원자재로 사용되는 냉연코일을 생산하는 공정으로서, 공정에 투입된 열연코일을 압연하여 코일의 기계적 성질을 강화하고 코일두께를 목표 두께로 줄이는 것을 목적으로 한다. 이때 공정을 거친 코일의 두께가 허용오차를 넘는 것을 오프게이지라고 하는데, 이것의 발생을 줄임으로써 공정의 생산성을 높일 수 있다.

현재 1냉연공정에서는 수식모델을 사용하여 제어를 수행하고 있는데 이 수식모델은 공정에 영향을 주는 다양한 제어인자들을 충분히 고려하지 못한다는 점과 50여개의 강종에 대해 11개 강종군으로 나눠 제어함에 따라 다양한 냉연코일 강종에 대해 적절한 제어가 곤란하다는 문제점을 가지고 있다.

본 연구에서는 기존의 수식모델의 문제점을 분석하고 그에 따른 대안으로서 수식모델을 보정하는 신경망을 개발하였다. 신경망의 입력인자는 기존 수식모델에서 고려하지 않았던 코일의 성분, 열연공정의 온도정보 및 롤 관련변수 등을 추가하여 제어인자로 사용하였다. 개발된 신경망 모델은 설정모델의 궁극적인 목표인 작업롤의 간격설정 계산에 이용되는 압연하중 예측식을 보정함으로써 보다 예측성능이 향상된 설정모델을 구현하였다. 실험결과 보정신경망 모델은 기존의 수식모델에 비해 압연하중오차를 평균 32.8% 감소시키는 결과를 나타내었다.

II. 본론

1. 제어(수식) 모델 개요

냉연공정 제어 전산기 구동 및 원하는 치수의 제품을 생산하기 위한 압연기의 구동조건을 설정하며 작업중 상황변화에 따라 설비의 운용조건을 변경하는데 사용하는 프로그램이다.

1) 설정모델 (Set Up Model)

제어모델의 일종으로 원하는 치수의 제품을 얻기위해 압연기의 초기 구동조건 결정하는데 사용된다. 하지만 순수이론에 근거한 압연이론식 사용으로 실제 압연현상과 차이가 발생하게 된다. 즉 비선형 시스템의 선형화로인한 선형화 오차를 반드시 수반하게 된다.

이를 보정하는 방법으로는 여러차례 압연작업을 거쳐 얻어진 보정계수 사용, 압연실적 데이터를 회귀분석하여 새로운 수식작성 및 각종 인공지능(AI) 기법을 이용한 제어모델을 보정하는 방법이 사용되고 있다.

2) 압연하중 예측식

설정모델의 궁극적인 목표인 롤의 간격설정 계산에 사용되는 수식으로서 실시간 제어시스템인 AGC (Automatic Gauge Control)의 구동에 필요한 초기설정 계수도출에 이용된다.

2. 냉연공정 제어방식

1) 1냉연공정 제어

1냉연공정은 그림1 처럼 5개의 Stand로 구성되어 있으며 실시간 제어에 사용되는 장력, 두께센서가 설치되어있다.

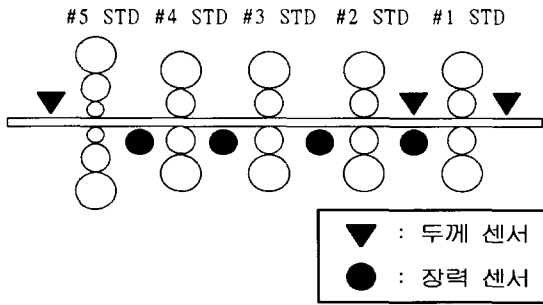


그림1) TCM 압연공정도
Fig1) TCM Flow

2) 공정제어 시스템 구조

그림2는 공정의 제어모델 구조로서 3단계로 구성된다. 사전 계산부는 코일압연 개시전 공정제어에 필요한 각종 파라미터를 초기설정하는 부분으로서 입력은 작업코일의 두께, 폭과 강종이며 설정되는 파라미터는 롤갭, 롤속도 등이 있다. 실시간 제어부는 압연개시 후 각 스탠드별로 센서에 의한 실측값에 근거하여 실시간 제어를 실행하는 부분으로서 AGC ASC 등에 의해 수행된다. 사전계산부에서 계산한 예측치들이 부정확할 경우, 정상상태에 이르는 시간이 길어짐으로써 코일의 두께정도가 떨어지거나 오프게이지가 발생하게 된다. 사후 계산부는 압연종료 후 다음 압연코일의 제어정도 향상을 위하여 파라미터에 대한 보정을 수행하여 시스템의 동특성을 반영한다.

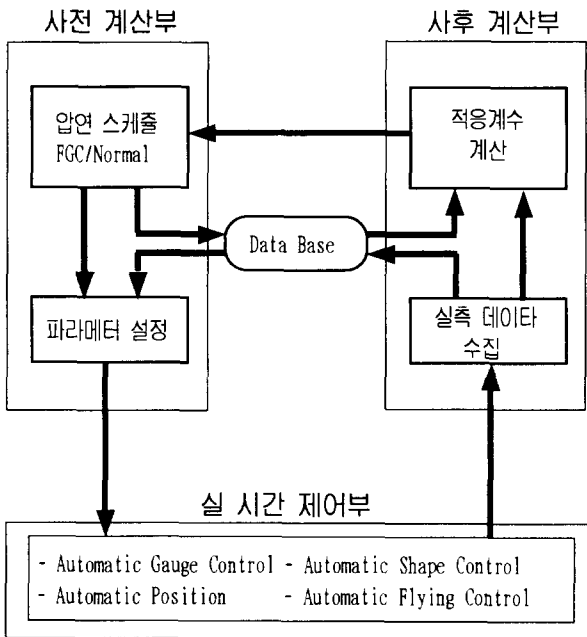


그림2) TCM 제어시스템 구조
Fig2) TCM Control system Flow

3. 냉연 설정모델 구성

1) 롤갭과 압연하중과의 관계

압연코일의 두께제어에 영향을 미치는 파라미터는 각 스탠드의 롤갭이며 코일두께와의 관계는 그림3과 같다.

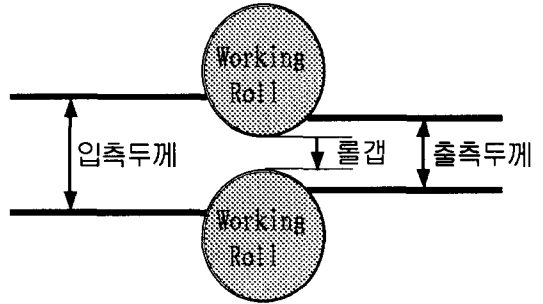


그림3) 롤갭설정
Fig3) Roll Gap Preset

롤갭설정식은 출측두께, 압연하중, 압연조건별 계수벡터의 함수로 나타내어 진다. 여기서 출측두께와 계수벡터값은 압연사양에 따라 주어지는 값이다. 하지만 압연하중은 그것의 예측에 영향을 미치는 인자들의 종류가 많고, 그 인자들에 대한 정확한 예측이 어렵다. 따라서 압연하중 예측치의 정확성이 롤갭 설정의 정확성에 결정적인 영향을 미친다. 압연하중 예측에 영향을 미치는 요소로는 다음과 같다.

- 압연 사양에 따른 스탠드별 인자(X)
- : 코일 두께(입, 출측), 폭, 장력(전, 후장), 롤직경 등
- 작업롤과 관련된 인자(X')
- : 누적 압연량, 압연유량 및 점성, 표면상태 등
- 코일 성분과 관련된 인자(Q)
- : 탄소, 규소, 망간, 붕소, 티타늄 등
- 열연공정 관련 인자(S)
- : 가열로 재로시간, 사상압연 온도, 권취온도 등

하지만 기존 수식모델에서 사용하는 압연하중 영향인자로서 압연사양에 따른 스탠드별 인자만을 고려했다.

2) 압연하중 예측식

$$P_{cal} = g(H, h, \dots, k, u, tb, tf) \quad (식1)$$

P_{cal} : 압연하중 예측식, $H(h)$: 입(출)측두께
 k : 변형저항, u : 마찰계수, tb, tf : 전후방장력
 장력과 두께는 압연조건에 따라 정해진 값을 사용하지만 변형저항과 마찰계수는 코일과 작업롤의 기계적 성질에 의해 결정되는 인자이므로 실측이 불가하고 예측이 곤란하다는 문제점이 있다.

3) 변형저항 예측식

$$k = L \cdot (m + \epsilon)n \quad (식2)$$

k : 변형저항, ϵ : 대수변형율($\ln(H/h)$)
 H, h : 입측두께, 출측두께
 L, m, n : 변형저항 예측상수(강종군에 따른 상수)
 변형저항은 코일의 가공경화특성을 나타내며 코일의 변형율, 코일성분, 열연공정에서의 온도에 의해결정된다. 변형저항 예측상수 l, m, n 은 강종군에 따른 상수이다. 강종군은 항복강도에 따라 11개 강종군으로 구분하고있고, 실제 상수테이블은 11개 강종군에 대한 단지 4가지의 서로다른 상수값을 사용하고 있다. 따라서 50여종 이상의 강종 특성을 충분히 반영못하는 단점이 있다.

4) 마찰계수 예측식

$$u = C_1 \cdot (C_2 + C_3 / (C_4 + V_k)) \quad (식3)$$

u : 마찰계수, V_k : 압연속도
 C_1, C_2, C_3, C_4 : 마찰계수 예측상수

마찰계수는 압연속도, 작업률 표면상태, 롤 강도, 압연유 종류, 분사량 등 다양한 압연조건에 의해 결정되지만 기존 수식모델에서는 압연속도만을 고려하고 있다.

5) 수식모델의 압연하중 예측식의 문제점은 다음과 같다.

- 압연하중 예측에 영향을 주는 인자들이 불충분하다.
 - . 변형저항 예측에 사용되는 강종군별 상수 테이블로는 다양한 강종을 충분히 반영하지 못한다.
 - . 마찰계수 예측에는 단지 압연속도만을 고려하고 있다.
- 수식모델은 선형이론에 근거하므로 공정의 복잡한 비선형성을 선형화 함에따른 오차가 발생하고 있다.
- 새로운 강종이나 압연조건의 변화에 능동적으로 대처 대처 할 수 없다.
- 입력데이터로 사용하는 입출측 두께와 장력 등은 실측치가 아닌 예측치로서 실제값과는 차이가 있다.

5. 보정 신경망 모델 개발 및 실험

1) 보정 신경망 개요

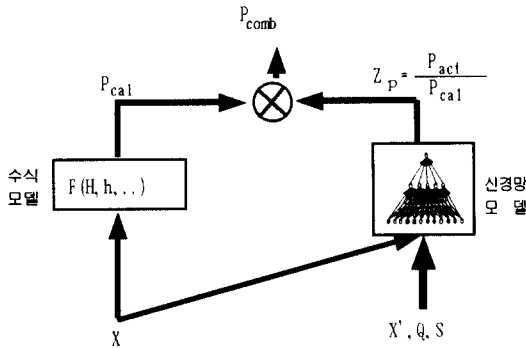


그림4) 보정모델 구성도
 Fig 4) Combination Model Configuration

- 기존 수식모델에서 고려하지 않았던 X' (작업률변수), q (코일성분), S (압연온도변수)를 추가로 고려 하였다.
 - . 마찰계수 영향인자 : 작업률 누적압연량, 롤종류
 - . 변형저항 영향인자 : 코일성분 (13종), 온도변수 (4종)
- 신경망 출력 : 수식모델 보정치인 $Z_p = P_{act}/P_{cal}$
 - . P_{act} : 실시간 제어가 이뤄진후의 정상상태 값
 - . P_{cal} : 수식모델의 계산치
 - . 신경망은 수식모델의 압연하중예측치와 정상상태에서의 압연하중 실측치의 비를 출력한다.

2) 신경망 학습 및 실험

보정신경망의 학습패턴은 1995년도 조업데이터 4,944개를 가장 보편적인 데이터 전처리 방법인 Zero Mean Unit Variance 방법 (식4)을 사용하여 정규화 하였다.

$$\hat{X} = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (식4)$$

\hat{X} : 전처리된 입력변수 μ : 평균
 X : 조업데이터. σ : 표준편차

학습이 완료된 보정신경망에 대하여 1996년 조업데이터 1,586개를 사용한 실험결과 표1 에서 알 수 있듯이 기존 수식모델에 비해 32.8%의 오차감소의 결과를 보였다

표 1. 보정모델 실험결과
 Table 1. Test result of the Combined Model

| 스탠드 번호 | E(Math) | | | E(Comb) | | | 평균오차 감소율 (%) |
|--------|---------|------|-------|---------|------|-------|--------------|
| | avg | std | max | avg | std | max | |
| 1 | 88.3 | 75.4 | 326.2 | 67.3 | 55.0 | 255.3 | 23.7 |
| 2 | 84.1 | 45.8 | 252.3 | 37.8 | 30.1 | 185.0 | 55.1 |
| 3 | 68.1 | 50.6 | 255.6 | 40.4 | 33.8 | 232.4 | 40.7 |
| 4 | 34.6 | 27.5 | 254.8 | 31.0 | 31.5 | 262.9 | 3.6 |
| 5 | 42.1 | 42.8 | 350.6 | 24.9 | 26.6 | 265.6 | 41.0 |
| 평균 | 63.5 | 48.4 | 287.9 | 40.3 | 35.4 | 240.2 | 32.8 |

6. 보정신경망의 성능향상 및 평가

개발된 보정신경망의 성능평가를 위하여 Aberrant영역을 고려한 신경망 모델, 수식모델 대치 신경망 모델, 수식모델의 단순 가산/승산 모델과 비교검토 하였다.

1) Aberrant 영역에 대한 처리

Aberrant 영역이란 신경망의 예측성능이 수식모델보다 낮은 데이터 영역을 말하는데 이 영역에 속한 데이터에 대해 신경망 출력 (Z_p)을 1로 둬으로써 최종출력이 수식모델만의 결과만으로 출력되도록 하였다. 경쟁학습 신경망을 이용하여 4,944개의 학습패턴에 대해 클러스터링을 실시했다. 대상 클러스터 선정기준은 클러스터 내의 데이터 수가 적고 다른 클러스터와 거리가 멀리 떨어진 데이터 집합을 대상으로 하였다. 실험결과 4,944개의 데이터는 30개 클러스터로 분류되었고 선정기준에 만족하는 두개의 클러스터가 선정 (Cm1, Cm2) 되었다. 실험패턴 1,586개를 클러스터링한 결과 Cm1, Cm2 각각 51개, 28개 데이터가 포함되었으며 이들 79개 데이터에 대해서는 일반화 성능실험에서 수식모델 만의 결과를 사용 하였다.

표 2. Aberrant 영역을 이용한 실험결과
 Table 2. Test result using the Aberrant area

| | 평균 | 분산 | 최대 | 최소 |
|-------|-------------|-------------|-------|------|
| 수식모델 | 42.1 | 42.8 | 350.6 | 0.0 |
| 보정모델1 | 28.0 (33.5) | 27.4 (36.0) | 310.2 | 36.0 |
| 보정모델2 | 28.4 (32.5) | 28.6 (33.2) | 310.2 | 36.0 |

※ 보정모델1 : Aberrant영역 고려하지 않은 경우
 보정모델2 : Aberrant영역 고려한 경우

표4 에서 보듯이 Aberrant영역을 고려하지 않은 경우가 예측성능이 뛰어난을 알 수 있는데 데이터 분포가 희박한 영역에서는 수식모델의 예측정도가 낮음을 나타낸다.

2) 대체모델

보정신경망 모델처럼 출력을 수식모델의 예측치와 실측치의 비율로 나타내는 것이 아니라 실측치를 출력하도록 학습한 신경망 모델을 말하며 대체 신경망 모델만을 이용하여 압연 하중 예측값을 출력하게 된다.

실험결과에서 알 수 있듯이 가산/승산에 의한 방법은 기존의 수식모델에 비해 약 13%의 예측정도의 향상을 가져오지만 1번, 4번 스탠드는 정도가 감소하는 결과를 보이며 보정 신경망 모델의 평균 감소율인 32.8%에 비해 크게 낮음을 알 수 있다.

표 3. 대체모델의 실험결과
Table 3. Test result of exchanged model

| 스탠드 | 수식 모델 | 보정모델 | | 대체모델 | |
|-----|-------|------|------|------|-------|
| | | 오차 | 감소율 | 오차 | 감소율 |
| 1 | 88.3 | 67.3 | 23.7 | 44.5 | 49.6 |
| 2 | 84.1 | 37.8 | 55.1 | 33.9 | 59.7 |
| 3 | 68.1 | 40.4 | 40.7 | 39.3 | 42.3 |
| 4 | 34.6 | 31.0 | 3.6 | 40.6 | -17.4 |
| 5 | 42.1 | 24.9 | 41.0 | 28.3 | 32.8 |
| 평균 | 63.5 | 40.3 | 32.8 | 37.3 | 33.4 |

표5의 결과에서 보듯이 보정모델과 대체모델의 성능이 비슷함을 알 수 있다. 하지만 압연하중 예측치를 신경망 모델로 완전히 대체할 경우 학습되지 않은 강종입력시 기존의 학습 패턴에 근거한 임의의 값을 출력하게 된다. 이것은 On-line 적용시 보정 신경망 모델보다 많은 문제점을 내포하고 있다 보정모델을 사용할 경우 신경망 모델 출력값이 비합리적인 값이라고 판단되면 신경망 모델의 출력값을 무시하고 수식 모델의 결과만을 최종값으로 출력하게 된다. 따라서 보정모델은 대체모델에 비해 성능은 비슷하면서도 On-line 적용시 발생할 위험요소를 줄일 수 있다는 장점이 있다.

3) 단순가산/승산에 의한 수식모델 성능평가

조업데이터 분석결과 수식모델의 압연하중 예측치는 대부분 실측치에 비해 작은값을 출력하고 있다. 따라서 수식모델의 출력에 일정한 상수값을 더하거나 곱함으로써 압연하중 예측정도를 향상시킬 수 있다. 사용한 가산값은 $(P_{act}-P_{cal})$ 의 평균값을 사용하였고 승산값은 $Z (= P_{act}/P_{cal})$ 의 평균값을 사용하였다. 각 스탠드별 가산 및 승산에 의한 압연하중 예측 성능 향상정도는 표4에 나타내었다.

표 4. 가산/승산값에 의한 실험결과
Table 4. Test result for addition/multiplex

| 스탠드 | 수식 모델 | 보정모델 | | 가산모델 | | 승산모델 | |
|-----|-------|------|------|------|-------|-------|-------|
| | | 오차 | 감소율 | 오차 | 감소율 | 오차 | 감소율 |
| 1 | 88.3 | 67.3 | 23.7 | 82.9 | 6.8 | 105.9 | -19.2 |
| 2 | 84.1 | 37.8 | 55.1 | 39.6 | 52.9 | 44.5 | 47.1 |
| 3 | 68.1 | 40.4 | 40.7 | 64.1 | 5.9 | 54.0 | 20.8 |
| 4 | 34.6 | 31.0 | 3.6 | 40.4 | -16.8 | 35.2 | 1.8 |
| 5 | 42.1 | 24.9 | 41.0 | 34.7 | 17.7 | 34.6 | 17.9 |
| 평균 | 63.5 | 40.3 | 32.8 | 52.3 | 13.3 | 54.8 | 13.7 |

III 결 론

1냉연 공정제어의 압연하중 예측정도를 향상시키기위해 수식 모델을 보정하는 신경망 모델을 개발하였다.

신경망의 입력으로 수식모델에서 고려하지 않았던 코일성분(탄소, 망간, 규소), 열연공정온도(권취온도), 작업 롤 관련변수(누적압연량, 롤 종류)를 추가하였다. 그리고 신경망이 수식모델의 예측치에 대한 보정계수를 출력하도록 하는 보정모델의 형태로 개발함으로써, On-line 적용시 신경망에의한 위험도를 최소화 시키고 현장 조업자의 적응성을 높이고자 하였다.

사용된 신경망은 역전파 학습 알고리즘을 이용한 다층퍼셉트론이며 1995년 조업데이터 4944개를 학습패턴으로하고 1996년 조업데이터 1586개를 테스트패턴으로 한 실험에서 압연하중 예측오차를 기존 수식모델 대비 32.8%를 감소시키는 결과를 보였다.

또한 신경망의 일반화 성능향상을 위해 Aberrant 영역데이터 고려, 신경망 입력변수 추가 등을 시도하였지만 일반화 성능향상은 없었다.

기존의 수식모델 뿐만아니라 대체모델, 수식모델의 가산/승산 기법의 결과와 비교를 통해 보정신경망의 성능평가를 수행하였다.

조업에 적용될 신경망은 12개의 입력층 노드와 1개의 은닉층에 20개의 노드 그리고 1개의 출력층 노드로 구성되어 있으며 현장 Pro-com에 이식하여 On-line으로 사용된다.

참고문헌

[1] S. Haykin. Neural Networks; A Comprehensive Foundation Macmillan College Pub. Co., USA, 1994.
 [2] Nicklaus F. Portmann. Application of neural networks in rolling mill automation. Iron and Steel Engineer. pages 33-36, 1995.
 [3] 이원호. TCM의 Set-up 모델 적응을 향상연구. 연구결과보고서. RIST, 1994.