

TDNN 기반 비선형 모델링 기법의 성능 측정 장치에의 적용

Application of nonlinear modelling scheme based on TDNN to Performance Test Equipment

배금동, 이영삼, 김성호

Geum-Dong Bae, Young-Sam Lee and Sung-Ho Kim

School of Electronics and Information Engineering, College of Engineering
KunSan National University

E-mail : aeumong@kunsan.ac.kr

요 약

최근 생산 현장에 최종 제품의 성능 보장을 위해 사용될 소재의 특성을 검사하는 장비가 도입·운영되고 있다. 이들 장치 중 Rheotruder는 폴리머 소재의 품질 평가기준이 되는 점도를 측정하기 위해 제작되었으며 이는 지연시간 및 비선형적 특성을 갖게 되어 시스템의 분석이 용이하지 않다는 문제점을 갖는다. 본 연구에서는 비선형 특성을 갖는 측정 장치의 성능 평가를 용이하게 하기 위해 동적 시스템 모델링이 가능한 TDNN(Time Delay Neural Network)을 도입하여 실제 Rheotruder에 적용하여 봄으로써 그 유용성을 확인하고자 한다.

키워드: TDNN(Time Delay Neural Networks), 사출 실험 시스템, 품질진단(평가), 시간 지연.

1. 서론

최근 기업들은 제품의 수명주기(Life Cycle)의 단축 및 생산자 중심에서 소비자 중심의 생산체제로 바뀌는 등의 생산 공정의 급격한 변화를 겪고 있으나 많은 중소기업들의 생산 공정은 아직까지 생산결과에 대한 품질 검사에 그치고 있어 제품 불량률의 원인 및 이의 해결 방법을 찾는 데 많은 어려움을 갖게 된다. 즉, 제품 제조에 사용된 원료의 불량인지 아니면 제조 공정상의 문제인지를 쉽게 판별하는 것이 어려운 실정이다. 이를 위해 현재 많은 중소기업에서는 제품에 사용된 원재료의 특성을 조사하여 규정된 품질에 미달한 원료의 사용을 지양하고자 하는 노력을 경주하고 있다[1].

플라스틱 사출 시스템은 여러 가지 공정변수 중 폴리머 원 소재에 따라 제품의 품질이 크게 좌우되므로 실제의 산업현장에서는 제품의 원료로 사용되는 폴리머의 특성검출을 위한 다양한 측정 장치를 도입·운영하고 있다. 그러나 이러한

성능 측정시스템은 구동 입력에 따른 다양한 형태의 비선형 응답 특성을 나타내게 되어 정확한 수학적 모델을 얻는 것이 불가능하게 된다.

인공신경망은 모델링하고자 하는 시스템의 입력 특성을 이용하여 학습이 수행되며 학습된 신경망은 학습시 사용되지 않은 데이터에 대해 바람직한 보간 특성 및 노이즈 제거 특성을 갖는 것으로 알려져 있다. 특히 계통으로부터의 입력 및 출력의 지연된 값을 모델링에 사용하는 TDNN(Time Delayed Neural Network)은 지연 시간을 갖는 비선형 시스템의 모델링 기법 및 음성 인식 등에 효과적으로 도입된 바 있다 [2-3].

본 연구에서는 강한 비선형 특성을 갖는 사출 시스템의 원료로 사용되는 원재료의 특성 검출 장치를 TDNN bank를 사용하여 모델링한 후 실제 시스템의 출력과 TDNN의 출력과의 잔차 비교를 통해 원료의 양부를 판별할 수 있는 QC 알고리즘을 제안하고자 한다.

2. Rheotruder 시스템

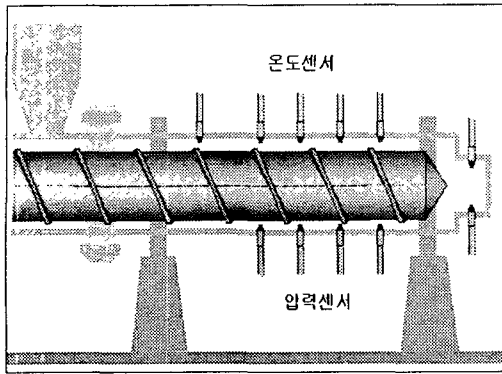


그림 1. Rheotruder 시스템의 구성도
Fig. 1. Structure of Rheotruder system

그림 1은 사출시스템의 원료인 폴리머 소재의 평가기준이 되는 점도 측정을 하기 위해 제작된 Rheotruder를 나타내며 그림에서와 같이 열과 마모에 강한 배럴이 내부에 장치되어 있다. 작업의 효율성을 위해서 Rheotruder를 지지해줄 지지대가 앞, 뒤로 설치되어 있으며 배럴의 종축으로 온도 및 압력 센서가 설치되어 있다. 폴리머 소재의 점도 특성은 측정하고자 하는 소재가 고체에서 액체화될 수 있도록 적절한 내부 온도를 유지시키고 배럴 내부의 스크루를 회전시켜 속도변화로 따른 각각의 압력 센서의 측정값을 분석하는 방법으로 이루어진다.

3. Time Delay Neural Network(TDNN)

그림 2는 TDNN을 나타내며 이는 현재의 시스템 입출력뿐만 아니라 시스템으로부터의 과거 입출력을 사용하여 비선형 시스템을 학습할 수 있는 동적 신경망이다. TDNN의 구축은 일반적인 다층 퍼셉트론으로 구성이 가능하지만 RBF, GRNN 등과 같은 다른 전향경로 신경망으로도 구현될 수 있다. TDNN은 지연된 시스템으로부터의 입출력 데이터를 이용하여 비선형 시스템을 모델링할 수 있게 되며 학습된 신경망은 보통의 신경망이 갖는 노이즈 제거 특성 및 학습시 사용되지 않은 입력 데이터에 대한 효율적인 출력 데이터의 보간을 가능케 한다[4-5].

TDNN의 학습을 위해 사용된 오류역전과 알고리즘은 다음과 같다.

step1: 입력 x_0, x_1, \dots, x_{m-1} 과 원하는 출력 d_0, d_1, \dots, d_{m-1} 패턴을 생성한다.

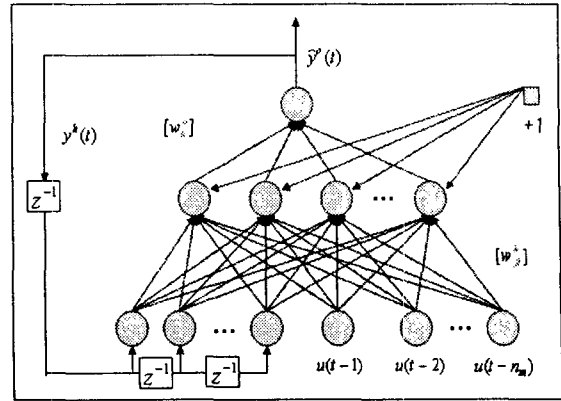


그림 2. TDNN의 구조
Fig. 2. Structure of TDNN

step2: 가중치와 카운터 초기화한다.

$v, w \leftarrow$ small random value (가중치)
 $p \leftarrow$ number of training pattern pairs
 $k \leftarrow 1$ (카운터)
 $E \leftarrow 0$ (에러율)

step3: 학습률($\alpha > 0$)과 에러율 E_{max} 설정한다.

step4: 각 노드에서 입력에 따른 가중치의 합을 구하고 비선형 활성화 함수에 의해 출력값을 계산한다. 거기에 따른 각 E를 구한다. $E > E_{max}$ 일 때 다시 $E \leftarrow 0$ 로 하고 카운터k를 증가시키고 $k=p$ 일 때까지 또는 $E < E_{max}$ 일 때까지 반복 수행한다.

4. TDNN의 Rheotruder에의 적용

앞서 기술한 TDNN 시스템기반 성능 평가 시스템의 전체 구조를 나타내면 그림 3과 같다.[6]

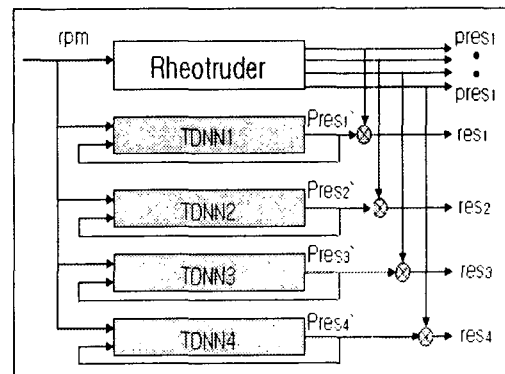


그림 3. TDNN 기반 성능 평가 시스템
Fig. 3. QC System based on TDNN

그림에서와 같이 성능 평가 시스템은 4개의 TDNN으로 구성된다. 각각의 TDNN은 다음과 같은 비선형 특성을 모델링하도록 학습이 이루어진다.

$$\begin{aligned}
 pres_1'(k) &= f_1(rpm(k), \dots, rpm(k-d), \\
 &\quad pres_1'(k-1), \dots, pres_1'(k-d_1)) \\
 pres_2'(k) &= f_2(rpm(k), \dots, rpm(k-d), \\
 &\quad pres_2'(k-1), \dots, pres_2'(k-d_2)) \\
 pres_3'(k) &= f_3(rpm(k), \dots, rpm(k-d), \\
 &\quad pres_3'(k-1), \dots, pres_3'(k-d_3)) \\
 pres_4'(k) &= f_4(rpm(k), \dots, rpm(k-d), \\
 &\quad pres_4'(k-1), \dots, pres_4'(k-d_4))
 \end{aligned}$$

각각의 TDNN의 학습에 사용되는 입력(rpm) 및 출력($pres_1', \dots, pres_4'$)의 지연시간(d_1, \dots, d_4)은 일반적으로 다양한 학습을 통해 경험적으로 구해진다.

그림 4는 배럴 속도(rpm)의 변화에 따른 4개의 압력 센서 값을 나타낸다. 4개의 TDNN은 그림 4의 시스템 입출력 데이터 및 이의 시간 지연된 값을 이용하여 학습된다. 학습에 사용된 데이터는 각 센서별로 1200개를 사용하였으며 rpm의 지연차수 d 는 4로 또한 각 압력의 지연차수(d_1, \dots, d_4)는 각각 (3, 4, 6, 3)으로 설정하였다.

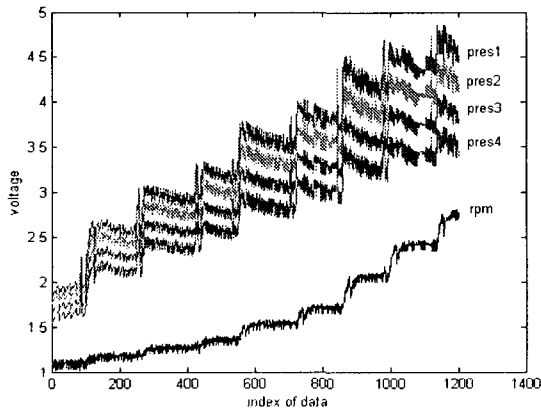


그림 4. Rheotruer의 입출력 특성
Fig. 4. Input/output characteristics of Rheotruer

학습 완료된 각 TDNN의 응답 특성을 나타내면 그림 5와 같다.

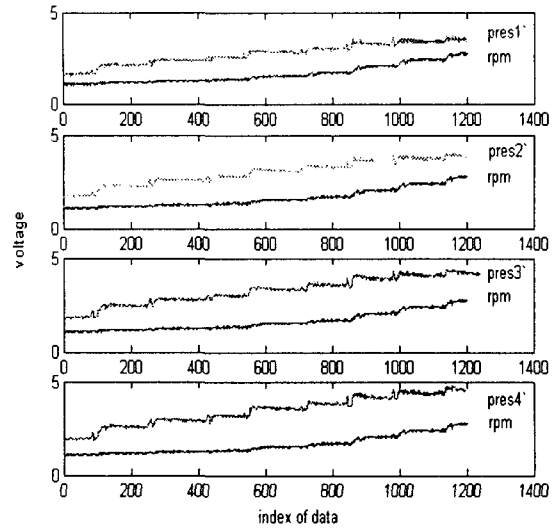


그림 5. 학습 완료된 TDNN의 응답특성
Fig. 5. Output characteristics of learned TDNN

학습시 사용된 데이터와 학습이 완료된 TDNN의 출력 데이터간의 오차를 나타내면 그림 6과 같다. 그림에서 알 수 있듯이 학습된 TDNN은 계통 출력에 포함된 노이즈 성분을 효과적으로 제거할 수 있는 저역통과 필터의 특성을 가지고 있음을 확인할 수 있다.

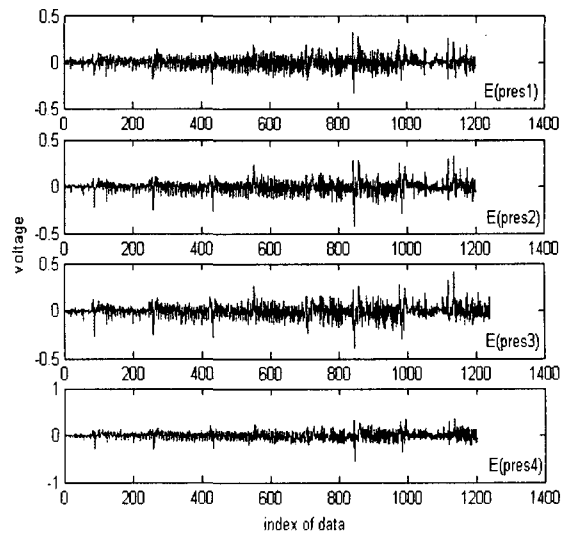


그림 6. 학습 데이터와 TDNN 출력간의 오차
Fig. 6. Error between output of TDNN and learning data

학습 완료된 각각의 TDNN은 그림 3의 평가 시스템에 사용되어 폴리머 소재의 양부를 판별할 수 있다.

그림 7은 학습시 사용된 양품의 폴리머 소재에 대한 Reotruder의 실제 압력 센서들의 응답과 각 TDNN의 응답특성을 나타낸 것으로 두 응답이 일치함을 보이고 있다.

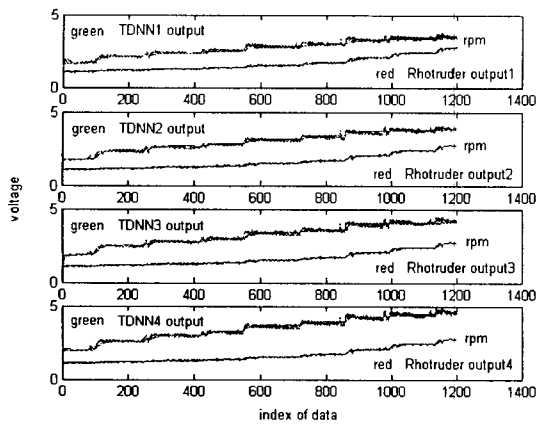


그림 7. 양품의 폴리머 소재에 대한 시스템 응답 특성

Fig. 7. Output characteristics of each system in case of good material

그림 8은 불량 폴리머 소재에 대한 Rheotruder의 압력 센서 출력과 학습된 TDNN의 출력을 나타낸 것으로 실제 출력이 TDNN에 저장되어 있는 양품에 대한 출력과 차이를 나타냄을 알 수 있다

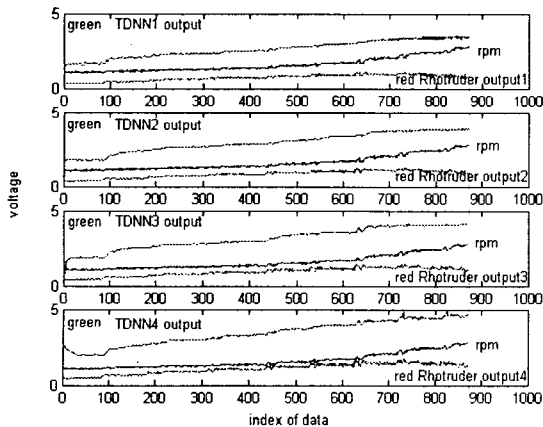


그림 8. 불량 폴리머 소재에 대한 시스템 응답 특성

Fig. 8. Output characteristics of each system in case of good material

상기의 실험 결과를 통해 학습 완료된 TDNN은 양질의 폴리머 소재에 대한 rpm에 따른 압력 특성을 정확히 학습할 수 있음과 동시에 불량품에 대한 효율적인 불량 판별이 가능하게 됨을 알 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 비선형 시스템의 모델링에 효과적으로 도입될 수 있는 TDNN을 사용하여 폴리머 소재의 양부를 판별하기 위한 TDNN 기반 성능 평가 시스템을 제안하고 실제 시스템에 적용하여 봄으로써 제안된 시스템의 유용성을 확인하였다. 실험결과 학습 완료된 TDNN은 학습시 사용되지 않은 rpm에 대해서도 효율적인 보간이 가능하며 또한 실제 시스템의 출력과 TDNN 출력간의 잔차의 임계치 검사에 의해 간단히 폴리머 소재의 양부 판별이 가능하게 됨을 확인할 수 있었다.

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력연구원(R-2003-B-274) 주관으로 수행된 과제임

6. 참고 문헌

- [1].김영호,백종관,김성식, '플라스틱 사출공장용 실시간 생산관리 시스템 개발', 대한산업공학회/한국경영과학회 '98춘계공동학술대회 논문집, 1998년4월24-25일, 경성대학교: Session A 07.2
- [2].Robert Hecht Nielsen, 'Neuro-computing', Addison Wesley, pp124-137, 1990
- [3].A.Waibel, T.Hanazawa, G.Hinton, et al., 'Phoneme recognition using time-delay neural network', IEEE Trans-actions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 37(3), 328-339, 1989
- [4].K.NAIT BAHLOUL, 'TDNN For Prediction of Position of Glycine on the Ramachandran map',Proceedings of International Conference on Neural Information Processing '94 Seoul
- [5].Ing.Jozef Voftko, 'Use of Time Delay Neural Networks for Sensor Errors Elimination', ElectronicsLetters.com ISSN 1213-161X, #2/4/2004
- [6].J.Zhou S.Bennett, 'DYNAMIC SYSTEM FAULT DIAGNOSIS BASED ON NEURAL NETWORK MODELLING', Dep.of Automatic Control and Systems Engineering, University of Sheffield, Mapping Street, Sheffield S1 3JD, UK.