

예지 정비 성능 향상을 위한 RUL 추정 모델 파라미터 최적화 기법

이헌철

금오공과대학교

hclee@kumoh.ac.kr

RUL Estimation Model Parameter Optimization to Improve Predictive Maintenances

Lee, Heoncheol

Kumoh National Institute of Technology

요 약

본 논문은 예지 정비의 성능을 향상시키기 위한 RUL(Remaining Useful Lifetime) 추정 모델의 파라미터 최적화 문제를 다룬다. 이 문제를 해결하기 위해 먼저 유사성 기반 RUL 추정 모델에 사용된 파라미터들 중 최근접 이웃들의 개수와 정규화 정도를 조절하는 파라미터에 대해 분석한다. 그리고 분석 결과를 기반으로 비용 함수와 제약 조건을 설정하고 대표적인 표본 추출 기반 최적화 기법인 PSO(Particle Swarm Optimization) 기법을 적용함으로써 최적의 파라미터 값들을 찾는 방법을 제안한다. 제안된 방법을 통해 RUL 추정 모델의 두 중요 파라미터를 사용자가 실험적으로 설정하지 못했던 최적 파라미터 값들을 찾을 수 있었다.

I. 서론

예지 정비(Predictive Maintenances) 또는 수명예측 및 고장진단(PHM: Prognostics and Health Management) 기법은 모델에 기반한 전통적인 방법들부터 인공지능을 활용한 데이터 기반 방법들까지 매우 다양하다[1-5]. 그 중에서 장비 또는 부품의 수명 예측에 사용되는 유사성(similarity) 기반 RUL(Remaining Useful Lifetime) 추정 모델이 2 차 다항함수로 설정되는 경우 비선형성을 갖는다. 이 때 모델에 입력되는 파라미터들은 사용자가 결정해야하기 때문에 정확한 RUL 추정을 위해 어떤 파라미터를 사용하는 것이 좋은지 알기 어렵다. 본 논문에서는 이 문제를 해결하고 예지 정비의 성능을 향상시키기 위해 먼저 유사성 기반 RUL 추정 모델에 사용된 파라미터들 중 일부에 대해 분석한다. 그리고 분석 결과를 기반으로 대표적인 표본 추출 기반 최적화 기법인 PSO(Particle Swarm Optimization) 기법을 적용함으로써 최적의 파라미터 값들을 찾고자 한다.

II. 본론

본 연구에서는 NASA(National Aeronautics and Space Administration)에서 공개한 PHM 데이터셋[6] 중에서 터보팬 엔진(Turbofan Engine) 상태 악화 시뮬레이션 데이터 세트를 활용하였다. 먼저, 유사성 기반 RUL 추정 모델에 사용된 파라미터들 중에서 최적화 대상인 2 개의 파라미터를 선정하였다. 하나는 유사성 판단을 위한 최근접(nearest) 이웃들의 개수를 조절하는 파라미터이다. 다른 하나는 정규화(standardization) 정도를 조절하는 파라미터이다. 두 파라미터들을 각각 10 개씩 선정하여 각 조합에 대한 오차 결과, 즉 오차 평균(mean), 오차 중간값(median), 오차 표준편차(standard deviation) 값들을 추출하였다. 추출 결과들을 이용하여 5 차 다변수

함수 기반 Curve Fitting 을 수행하였다. 최근접 이웃들의 개수 변화에 따른 오차 변화는 큰 편이어서 5 차까지, 정규화 정도 변화에 따른 오차 변화는 매우 작은 편이어서 1 차까지만 사용하였다. 앞에서 수행된 Curve Fitting 결과 생성된 5 차 다변수 함수는 오차 평균, 오차 중간값, 오차 표준편차 각각에 대해 다음과 같은 수식으로 표현될 수 있다. 여기서 x 는 최근접 이웃들의 개수, y 는 정규화 정도에 대한 변수이다.

$$f_i(x, y) = p_{00} + p_{10}x + p_{01}y + p_{20}x^2 + p_{11}xy + p_{30}x^3 + p_{21}x^2y + p_{40}x^4 + p_{31}x^3y + p_{50}x^5 + p_{41}x^4y$$

3 개의 다변수 함수들을 이용하여 비용함수(cost function)를 다음과 같이 설정한다.

$$C(x, y) = K_1f_1(x, y) + K_2f_2(x, y) + K_3f_3(x, y)$$

여기서 K_1 과 K_2 는 1 로 설정되었고, K_3 는 상대적으로 중요도가 낮으므로 0.5 로 설정되었다. 이 때 Curve Fitting 결과는 오차 샘플 데이터들을 정확하게 표현하고 있지 않다. 따라서 PSO 수행시 각 입자가 정확하게 오차 샘플을 나타내고 있으면 Curve Fitting 결과가 아닌 오차 샘플의 값을 그대로 사용하고, 그 외의 영역에서는 Curve Fitting 결과를 사용하도록 한다. 두 파라미터는 서로 의존성이 없는 독립 파라미터들이기 때문에, 두 파라미터의 최적화를 위한 제약조건은 다음과 같이 간단하게 두 파라미터의 표본 범위로 설정되었다.

$$10 \leq x \leq 100$$

$$0.2 \leq y \leq 2.0$$

PSO 는 군집 지능 관점에서 개발된 샘플링 기반 최적화 기법이다[7]. 설정된 영역으로부터 샘플링을 하는 과정은 MCO(Monte-Carlo Optimization) 기법과 유사하지만, 추출된 샘플을 샘플링 영역 내에서

반복적으로 이동시키며 보다 적극적으로 최적 지점을 찾아 간다는 점에서 MCO 와 다르다. PSO 는 비교적 구현이 간단하면서도 좋은 성능을 보여 왔기 때문에, 다양한 분야에 적용되어 왔다. 입자의 개수를 500 개로 설정한 후 PSO 를 수행한 결과는 그림 1 과 같다. 녹색 작은 점들은 설정된 샘플링 영역에서 균일 분포를 따라 무작위로 추출된 입자들의 위치를 나타낸다. 검은색 원들은 PSO 가 진행 중인 상황에서 입자들의 중간 위치를 나타낸다. 파란색 큰 점들은 수렴된 입자들의 위치를 나타내고, 전역 최적위치(global best)는 붉은색 가위표로 표시되었다. 이 결과를 통해 입자들이 특정 지점으로 수렴했음을 알 수 있다. 본 연구에서는 시스템 특성을 고려하여 최근접 이웃들의 개수 파라미터는 정수로, 정규화 정도 파라미터는 소수점 첫째 자리까지로 고정했기 때문에, 최종 전역 최적위치를 반올림한 값을 최적치로 사용했다.

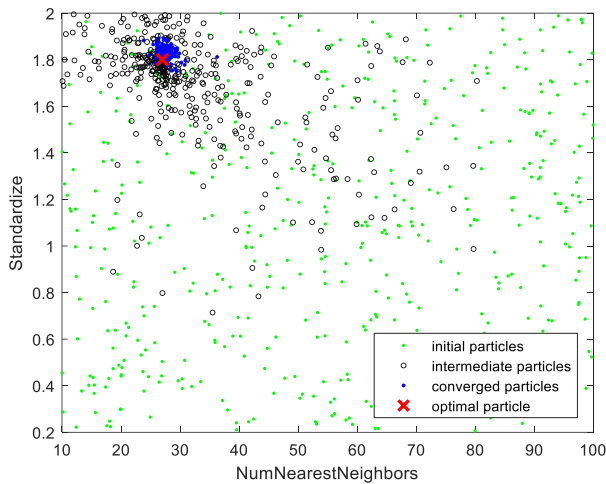


그림 1. PSO 를 이용한 RUL 추정 모델 파라미터 최적화

III. 결론

본 논문은 예지 정비 성능 향상을 위한 RUL 추정 모델 파라미터 최적화 방법을 제안하였다. 유사성 기반 RUL 추정 모델에서 최근접 이웃들의 개수와 정규화 정도를 조절하는 파라미터에 대해 분석한 결과를 기반으로 비용 함수와 제약 조건을 설정하였고 PSO 기법을 이용하여 최적 파라미터 값들을 찾았다. 제안된 방법은 RUL 추정 모델 파라미터를 사용자가 실험적으로 설정하지 못했던 최적 파라미터 값들을 찾을 수 있었고, 이를 통해 예지 정비의 성능이 향상될 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 Grand ICT 연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음. (IITP-2020-2020-0-01612)

참 고 문 헌

[1] Roemer, Michael J., Gregory J. Kacprzynski, and Michael H. Schoeller. "Improved diagnostic and prognostic assessments using health management information

fusion." AUTOTESTCON Proceedings, 2001. IEEE Systems Readiness Technology Conference. IEEE, 2001.

- [2] Goebel, Kai, and Piero Bonissone. "Prognostic information fusion for constant load systems." Information Fusion, 2005 8th International Conference on. Vol. 2. IEEE, 2005.
- [3] Wang, Peng, and David W. Coit. "Reliability prediction based on degradation modeling for systems with multiple degradation measures." Reliability and Maintainability, 2004 Annual Symposium-RAMS. IEEE, 2004.
- [4] Jardine, Andrew KS, Daming Lin, and Dragan Banjevic. "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance." Mechanical systems and signal processing 20.7 (2006): 1483-1510.
- [5] L. Li, A. Alan F. Saldivar, Y. Bai and Y. Li, "Battery Remaining Useful Life Prediction with Inheritance Particle Filtering," energies, vol. 12, no.14, 2019.
- [6] A. Saxena and K. Goebel, "Turbofan Engine Degradation Simulation Data Set", NASA Ames Prognostics Data Repository (<http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>), NASA Ames Research Center, Moffett Field, CA, USA, 2008.
- [7] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 1942-1948, WA, Nov. 1995.