

인공지능을 이용한 엔진오일 교환시기 예측

Prediction of the Time for Exchange Engine Oil using Artificial Intelligence

상지대학교
홍유식

경희대학
박종국

개요

본 논문에서는 인공지능을 이용해서 엔진오일을 자동으로 교환시스템을 제안 하고자 한다. 모범운전자도, 엔진오일을 교환하는 시기를 정확하게 예측하기란 매우 어렵다. 왜냐하면 엔진오일 색깔이 검은색이거나 주행거리가 3000 km 이상이 되었을때에 엔진오일을 교환해야만 하는것이 아니기 때문이다. 최적의 엔진오일 교환시기를 예측하기 위해서는 엔진오일 색깔, 엔진오일 점도와 도로조건, 급제동및 급발진 조건을 고려해야하기 때문이다. 그러므로 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 퍼지규칙및 신경망을 이용해서 엔진오일교환시기를 예측하는 전문가시스템을 개발하였다.

Abstract

This paper has been proposed an engine oil changing system automatically using artificial intelligence. As you know, It is very difficult to forecast the time that exchange engine oil exactly. Because, It does not necessary to change the engine oil when color of engine is black or distance is more than 3000 km. In order to forecast to optimal engine oil replacement time, We must to consider color of engine oil, greasy, road condition, quick starting condition and quick braking condition. Therefore, in this paper, to overcome those problems, we, developed an expert system that it can forecast to exchange time of engine oil automatically using fuzzy rules and neural networks.

I. 서론

어떠한 기계라도 윤활유가 없으면 부드럽게 작동하지 않는다.. 자동차의 엔진은 그 회전 속도가 빠르고 그 힘 또한 크기 때문에 적정 양의 윤활유가 필요하다. 자동차의 부품 중에 윤활유가 필요한 것은 많지만 자동차에서 가장 중요한 부분인 엔진에 사용되는 엔진 오일은 그 중요성을 아무리 강조해도 지나치지 않는다.

일반 운전자는 엔진 오일의 교환 시기를 잘 알지 못한다. 우리가 저이센터에 가더라도 정비소에서는 우리가 처음 엔진 오일을 교환한 시기를 묻고 또 얼마나 운행했는가를 묻는다. 아니면 엔진오일이 어느 정도 소모되었는지를 판별하기 위해서 엔진 오일스틱을 통해서 엔진 오일일 현재 어느 정도인지를 추출 하고, 점도를 손의 느낌에 의존해서 점도가 낮으면 교환한다는 지극히 추상적인 방법에 의존한다[1].

이와 같이 비과학적인 방법을 개선하기 위해서 퍼지 알고리즘을 이해서 엔진 오일의 교환 시기를 자동으로 알려주는 시스템을 설계하고자 한다. 엔진오일의 역할은 엔진 베어링 부분에서 금속과 금속의 접촉부분을 원할 하게 하는데 있다. 이것을 엔진오일의 윤활작용

이라고 하는데, 이것 이외에도 엔진오일이 하는 역할은 여러 가지가 있다. 그 대표적인 예가 냉각작용이다. 라디에이터등의 냉각계통이 엔진의 과열을 방지하지만 엔진오일도 엔진내부의 부품 각 부분을 순환하면서 열을 낮추고 순환함과 동시에 엔진내부의 이물질을 씻어내며, 이것을 청정작용이라고 한다. 그리고 엔진오일은 기밀 작용도 하는데, 피스톤과 실린더의 틈을 메워서 실린더 안의 여러 가지 혼합 가스나 배기가 엔진 내에 들어가지 않도록 한다[2-3]. 그리고 엔진내부의 금속 표면에 부착된 오일은 금속이 부딪히는 부분에서 표면에 부착된 오일이 완충제로 작용하여 금속의 악화를 방지하며, 이것이 엔진오일의 완충작용이다. 엔진오일은 엔진의 하단부위의 오일 팬에 모여 이곳에서부터 오일펌프에 의하여 엔진내부를 순환합니다. 오일계통의 시발점인 오일 팬으로부터 오일이 올라가는 부분에는 오일 스트레이너라는 금속필터가 있어 큰 이물을 제거하고 오일계통의 중간에는 오일필터가 있어 미세한 이물을 제거하여, 끝 부분에 달한 오일은 중력에 의해 밑으로 떨어져 오일 팬으로 돌아온다[4].

본 논문에서는 엔진오일을 최적의 시기에 교환하고, 엔진오일 교환시기를 자동적으로 감지하기 위해서 2장에서 기존 엔진오일 교환시기예측 방법을 알아보고,

3장에서는 전처리 기법을 이용한 신경망 기법을 이용하여 엔진오일 교환시기를 예측하고, 4장에서는 지능형 조건을 고려한 엔진오일 교환 알고리즘을 소개하고자 한다[5-6].

2. 엔진오일의 상태 점검

엔진오일은 주행시에는 고온이 되었다가 주차시에는 공기의 온도로 되돌아온다. 이처럼 온도의 오르내림을 되풀이하는 동안 오일은 나빠지기 시작하며 공기와 접촉하는 것만으로도 오일은 산화되며 성능이 저하되고, 물론 금속끼리의 마찰로도 성능이 많이 나빠진다.

또한 오래 사용하면 금속가루나 슬러지등의 이물질이 모여 오일과 섞이면서 오일의 기밀 작용이나 윤활작용이 떨어지게 된다. 엔진오일이 부족하거나 매우 나빠졌을 때 가장 큰 문제점은 엔진이 타버리는 것이다. 이것은 윤활이 불충분하게 되어 엔진이 달아올랐을 때 금속끼리 붙어버리는 것으로 이렇게 되면 정비할 때 많은 비용이 들게 됩니다. 주행 중 갑자기 엔진이 정지하는 위험한 경우가 바로 이런 때이다.

엔진오일을 교환할 경우, 색이 검다고 해서 반드시 교환 시기는 아니니만큼 반드시 끈적거림도 함께 점검해야 한다. 색깔이 검고 끈적거림까지 많으면 엔진오일 교환 시기가 되었음을 의미하나, 이때는 엔진 보호를 위해서 신속히 교환해 준다. 엔진오일은 내부에서 어느 정도 소모되기 마련이지만 그 정도가 심하고 소음기 끝에서 흰 연기까지 나오는 경우에는 내부 연소가 많은 것이니 원인을 찾아 반드시 수리해야 한다.

엔진오일을 교환시기를 비교적 정확하게 예측하기 위해서는, 엔진오일을 교환한 차량의 점도값, 주행거리, 단거리 전용 자동차, 장거리 전용 자동차 등의 과거의 데이터(history data)를 이용하여, 경향성을 파악할 수 있는 모형을 수립하고, 이 모형을 이용하여 미래를 예측하는 방법이다. 다시 말해서 설명한다면, 현재 시점이 t 라고 할 때, t 시점까지의 가용한 과거 데이터를 이용해서, 미래($t+1$ 시점)를 예측하는 것이다. 수요예측 방법은 크게 정성적(qualitative)인 방법과 정량적(quantitative) 방법'으로 나누어 볼 수 있다. 정성적인 방법은 과거 데이터가 없거나, 수리적 모델링이 불가능한 상황에서 사용되는데 전문가들의 지식과 의견에 따라 예측하는 것으로, Delphi 방법이 가장 많이 알려져 있다.

정량적인 방법은 크게 시계열 분석방법과 인과 분석 방법이 있다. 시계열 분석 방법이란 변수 하나를 선정한 후에, 해당 변수의 과거 데이터를 근거로 해당 변수의 미래 값을 예측하는 방법이다.

수요예측 방법은 모두 시계열분석에 속한다. 인과 분석은 어떤 변수의 값이, 다른 변수들에 의해 영향을 받아 결정될 때에 다른 변수들의 과거 값과 해당 변수의 관계를 모델링하여 원하는 변수의 미래 값을 추정하는 방법이다.

관계를 규명하기 어려울 뿐만 아니라, 타 변수들이 어떠한 경향을 가지고 변하고 있는지를 별도의 시계열 분석과 같은 방법으로 분석해야 하는 등 상당히 많은 노력과 지식을 필요로 하는 단점이 있다.

단순시계열법
$y(n) = a + b * x$ (단, $y(n)$ = n 期の 예측치) $a = \sum y/n - b * \sum x/n$ $b = \{n * \sum xy - (\sum x) * (\sum y)\} / \{n * \sum x^2 - (\sum x)^2\}$ x = 예측년도 n : 데이터 수
이동평균법 (t期 이동평균법)
$y(n) = \{x(n-t) + x(n-t+1) + \dots + x(n-1)\} / t$ 단, $y(n)$: n 期の 예측치 $x(n-t)$: $(n-t)$ 期の 실적치 t : 예측 기간
가중평균법 (t期 가중평균법)
$y(n) = \{a_1 * x(n-t) + a_2 * x(n-t+1) + \dots + a_t * x(n-1)\}$ 단, $y(n)$: n 期の 예측치 $x(n-t)$: $n-t$ 期の 실적치 a_1 : $n-t$ 期の 가중치 ($\sum a=1$) t : 예측 기간
지수평활법
$y(n) = a * x(n-1) + (1-a) * y(n-1)$ 단, $y(n)$: n 期の 예측치 $x(n)$: n 期の 실적치 a : 평활계수

그림 1. 엔진오일 교환시기 예측 모델

Fig. 1 Model for prediction of the time for exchange engine oil

3장 신경망기법을 이용한 엔진오일 교환

본 논문에서 사용된 수요예측과정은 다음과 같으며, X축에는 시간, Y축에는 변수의 값(과거 데이터 값)을 의미 한다.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \epsilon \quad (1)$$

단, Y : 엔진오일 교환시기

X₁ : 종속변수에 영향을 주는 요인1

X₂ : 종속변수에 영향을 주는 요인2

X₃ : 종속변수에 영향을 주는 요인3

⋮

X₁₀ : 종속변수에 영향을 주는 요인10

본 논문에서 사용된 학습 신경망 구조는 다음과 같다.

- ① offsets, weight를 초기화한다
- ② input, target의 패턴을 신경망에 제시
- ③ 출력 신경세포들의 에러와 델타를 구해서 은닉층으로 역 전파 한다.

$$e_j = t_j - a_j$$

$$\delta_j = a_j (1 - a_j) e_j$$
- ④ 역 전파된 델타로부터 은닉층 신경세포들의 에러와 델타를 구해서 역 전파한다.

$$e_j = \sum_k w_{jk} \delta_k$$

$$\delta_j = a_j (1 - a_j) e_j$$
- ⑤ 델타 규칙에 의해서 연결가중치를 조절한다.

$$W(\text{new})_{ij} = W(\text{old})_{ij} + \alpha \delta_i a_j + \beta \Delta w_{ij}(\text{old})$$

$$\text{bias}(\text{new})_{ij} = \text{bias}(\text{old})_{ij} + \alpha \delta_i$$

$$1 + \beta \Delta \text{bias}_{ij}(\text{old})$$
- ⑥ 1-5 의 과정을 모든 입력패턴에 대해서 반복 한다.
- ⑦ 4 과정을 신경망이 완전히 학습 될 때 까지 반복 한다.

표 1. 신경망을 이용한 엔진오일 전문가시스템 입력데이터
Table 1. Engine oil experts system input data using Neural network

입력조건	엔진오일 교환시기	엔진오일 교환시기
1. 과거 12개월치 엔진오일량	small	Big
2. 과거 12개월치 엔진오일 정도	small	Big
3. 과거 12개월치 주행거리	Big	Small
4. 과거 12개월치 도로 조건	Big	Small
5. 운전자 급발진 급제동 습관	Small	Big

표 1은 엔진오일 교환시기를 예측하기위한 10가지 서로 다른 조건을 입력 하였을 때 최종엔진오일 교환시기를 예측하는 과정을 나타내고 있다.

신경망 학습의 초기값을 설정하는 것은 중요한 문제다. 초기값을 적절하게 선택함으로써 학습오차가 작고 학습과정이 빠르게 수렴될 수 있기 때문이다. 일반적으로 신경망의 학습은 특정 초기값에서 시작한다.

그리고 학습률은 모수 값들을 어떻게 선택하는냐에 따라서 학습오차가 작으면서 학습과정이 빠르게 수렴할 수도 있고 초기 포화점에 빠질 수도 있다. 그렇기 때문에 분석하고자 하는 자료에 적당한 모수를 선정하여 오차가 최소 값이면서 학습과정이 빠르게 수렴될 수 있게 학습하도록 하는 것은 매우 중요한 문제다.

그래서 제한적이지만 $\kappa, \Theta, \phi, \mu$ (kappa, theta, phi, mu)만을 가지고 각 범위 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9에 따라 모든 경우를 고려해서 임의의 경우로 실험을 해보았다. 그리고 학습시간을 각각 500회로 제한하였으며 그림 2는 학습 과정을 설명하고 있다.

① 신경망을 이용하여 10개의 서로 다른 조건 테스트 데이터를 학습시킨다.

② 10개의 테스트 데이터에 대하여 예측을 한 뒤 테스트 데이터와 예측 데이터의 오차를 계산한다.

$Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n$: 테스트 데이터

$\hat{Z}_1, \hat{Z}_2, \hat{Z}_3, \dots, \hat{Z}_n$: 예측값

$$e_i = Z_i - \hat{Z}_i \quad (1)$$

i시점 시계열 테스트 자료와 예측값에 대한 차이

$$Z'_j = Z_j + W(Z_j) \quad (2)$$

여기서, Z'_j 는 j번째 특이 값으로 식별된 테스트 데이터 Z_j 의 수정된 값을 의미한다.

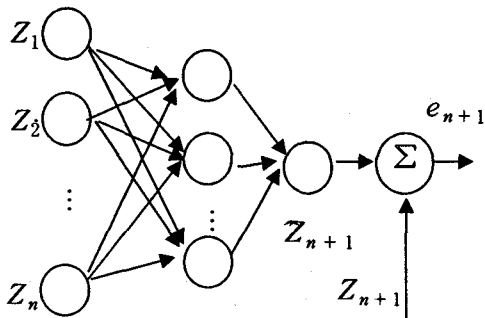


그림 2. 신경망을 이용한 엔진오일 교환 시기 예측 모형

Fig. 2 Model for prediction of the time for exchange engine oil using neural network

③ 후처리로 데이터 마이닝의 군집(Clustering) 기술을 이용한다. 군집알고리즘으로는 K-Nearest Neighbor 알고리즘을 이용한다.

$$W_f = \sum_{i \in k, (x_i) = f} \frac{1}{(x_i, x_q)}$$

k와 가장 가까이 있는 이웃값을 이용하여 x_q 값을 예측한다.

4. K-Nearest Neighbor를 이용한 엔진 오일 교환시기 예측

본 논문에서 사용된 KNN 알고리즘의 개념은 다음과 같다.

KNN 기계 학습을 이용한 분류는 예제 기반 방법(instance-based method)으로 일반적인 목적 함수(target function)를 학습하는 기계 학습 방법을 사용하는 것과는 다르게 예제들만을 색인하는 것으로 모든 학습 과정이 끝나며, 분류 시에는 입력 데이터와 유사한 k개의 예제들을 이용하여 데이터의 범주를 할당한다. KNN 기계 학습을 이용한 데이터 분류기의 학습 알고리즘과 데이터 분류 알고리즘은 그림 3과 같다. 위의 학습 알고리즘에서 학습 데이터의 색인 구조는 주로 정보검색에서 사용되는 역화일(inverted file)이 이용되며 데이터를 특징 벡터로 변화시킬 때 벡터의 차원과 벡터를 구성하는 자질들의 결정이 매우 중요한 요소이다. 데이터 분류 알고리즘에서는 유사도 계산식을 어느것을 사용하는지와 k개의 이웃을 이용하여 범주를 결정하는 함수를 무엇으로 쓰는지가 분류기의 성능을 좌우하게 된다. 즉 KNN 기계 학습을 이용한 분류기의 성능을 좌우하는 파라미터는 다음과 같이 세 가지로 정리될 수 있다.

■ Learning 알고리즘

- 모든 레코드를 특징 벡터, x로 변화시킴
- 레코드, x와 레코드의 범주, c(x)에 대해서 ①, ②를 반복
- ① $\langle x, c(x) \rangle$ 를 저장
- ② x를 구성하고 있는 필드 들을 색인

■ Data Clustering 알고리즘

- 입력 레코드를 특징 벡터, x로 변화시킴
- 유사도 계산식에 따라 x와 유사한 k개의 이웃 선택
- k개의 이웃과 범주결정 함수에 의해서 범주 결정

그림 3. KNN 신경망 학습 알고리즘

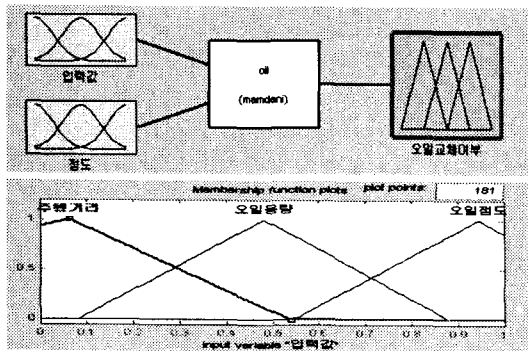
Fig 3 KNN neural network learning algorithm

- 데이터 표현을 위한 자질 선택 방법 및 자질 집합 크기(벡터차원)
- 이웃 결정을 위한 유사도 계산 함수
- k개의 이웃 문서를 이용한 범주 결정 함수

표 2 엔진오일 교환 시기 효율 비교
Table 2. Comparison of efficiency for optimal engine oil replacement time

(신경망 예측) / 군집(Clustering) 적용							엔진오일 교환 시기 효율 (%)	
주행거리 상장: 5000KM	급발진 급제동 조건	엔진오 일양	엔진오일 점도	다거리 운행차 량	정거리 운행차 량	도로조 건	지능 방식	기존 방식
BIG	BIG	BIG	BIG	SMALL	SMALL	SMALL	88	75
BIG	SMALL	SMALL	SMALL	BIG	BIG	BIG	82	60
BIG	SMALL	SMALL	SMALL	SMALL	SMALL	SMALL	88	65
SMALL	SMALL	SMALL	SMALL	SMALL	SMALL	SMALL	85	77
BIG	medium	medium	medium	medium	medium	medium	91	84
SMALL	SMALL	medium	SMALL	SMALL	SMALL	SMALL	87	83
SMALL	SMALL	BIG	medium	BIG	medium	BIG	82	75
SMALL	BIG	SMALL	medium	BIG	BIG	BIG	90	73
SMALL	BIG	medium	BIG	SMALL	medium	BIG	79	87

데이터마이닝을 이용한 알고리즘을 적용한 결과 표 2와 같은 결과를 얻었다. 따라서 향후에 본 논문에서 제안한 데이터마이닝의 신경망 알고리즘과 클러스터링 알고리즘을 적용한다면 보다 정확한 가격 예측을 통해서 농업에 종사하는 사람들의 이익을 극대화 시키는데 기여할 것으로 판단한다.



- . (입력값==오일점도) & (정도==G) => (오일교체여부=Yet) (1)
- . (입력값==오일점도) & (정도==M) => (오일교체여부=Yet) (1)
- . (입력값==오일점도) & (정도==S) => (오일교체여부=Now) (1)
- . (입력값==오일용량) & (정도==G) => (오일교체여부=Yet) (1)
- . (입력값==오일용량) & (정도==M) => (오일교체여부=Now) (1)
- . (입력값==오일용량) & (정도==S) => (오일교체여부=Now) (1)
- . (입력값==주행거리) & (정도==S) => (오일교체여부=Yet) (1)
- . (입력값==주행거리) & (정도==M) => (오일교체여부=Yet) (1)
- . (입력값==주행거리) & (정도==G) => (오일교체여부=Now) (1)

그림 4 최적 엔진오일 교환시기 퍼지규칙
Fig. 4 Optimal engine oil replacement time of fuzzy rules

5. 결론

엔진오일의 중요성은 누구나 말하지만 그 교환주기에 대해서는 의견이 많이 다르다. 어떤 사람은 5,000km 당 교환을 해야 한다고 하고 어떤 사람은 10,000km,

혹은 믿을 수 없지만 20,000km라고 하는 사람도 있다. 차량과 운전성향에 따라 약간의 차이가 있기 때문에 무엇이 정확하다고는 할 수 없지만 일반적인 경우 일년에 두 번 정도 교환하는 것이라고 알려져 있다. 그러나 자동차마다 차이가 있을 수도 있을 수 있으니 자신의 엔진오일 교환 시기는 스스로 점검을 하시고 판단하시는 것이 좋다. 엔진의 무병장수를 위해서는 엔진오일은 필요조건이다. 시기적절하게 교환하지 않으면 엔진에 큰 무리가 가고 나쁜 경우에는 엔진이 망가질 수도 있다. 엔진오일 교환시기 예측은 데이터 마이닝의 신경망 알고리즘과 클러스터링 알고리즘을 이용하여 비교적 정확하게 예측이 가능하다.

본 연구에서는 엔진오일 교환을 보다 정확하게 보정하기 위해서는 단거리주행차량, 장거리주행차량, 엔진오일 점도, 엔진 슬러지, 도로 조건 등을 포함하여 신경망 알고리즘과 클러스터링 알고리즘을 적용하였다.

엔진 오일은 차량의 원활하게 운행하는데 필수적인 윤활유로서 교환시기를 놓치면 엔진에 치명적인 손상을 줄 수 있다. 그러나, 운전자가 엔진 오일은 언제 교환했는지 꼼꼼히 기록하는 운전자는 거의 없기 때문에, 앞으로 언제 엔진 오일은 교환할지 결정하기가 쉬지 않다.

또한 엔진 오일을 자기가 일정한 시간에 따라서 교환한다고 가정하더라도, 운행시간이 많은 운전자들인 경우에는 더욱 많은 엔진 오일이 누출되기 때문에 엔진 오일 량을 퍼지 알고리즘을 이용하여 자동으로 교환할 시기를 결정할 수 있다면 차량을 위해서도, 운전자를 위해서 좋을 것이다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 이제까지 적용상업적인 제품으로 이용한 적이 없지만, 만일 완성차를 만드는 데 이러한 알고리즘을 이용할 수 있다면 차량의 유지보수에 도움이 될 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] 이영재외 3인, "주행거리 누적에 따른 엔진오일의 열화에 관한 연구", 한국자동차공학회 1999년도 춘계학술대회
- [2] 이태덕, 김한준, 세메노프, "자동차 엔진오일 열화상태 in situ 측정용 전기용량 센서", 2001년 7월 센서학회지 제 10권 제4호
- [3] 강우, 김현철, "미래형자동차 기술개발 현황", Proceeding of the 6th PKATEC Workshop, 2001.
- [4] Box, G. E. P. and Jenkins, (1976), G.M., "Time Series Analysis forecasting and control", San Francisco : Holden-Day.
- [5] Box, G. E. P. and G. C. Tiao, "Comparison of forecast and actuality," Appl. Statist., 25, 195-200, 1976.
- [6] 이상원, "학습하는 기계 신경망", Ohm사, p.412, 1995.
- [7] 장남식, 홍성완, 장재호, "데이터 마이닝", 대청, p202, 1999
- [8] 황석해, 문태수, 이준한, "데이터마이닝 기법을 이용한 효과적인 연구 관리에 관한 연구", 추계공동학술대회 논문집, p241.-252, 1999.
- [9] Tian Zhang, Rahu Ramakrishnan, and Riron, "Data Mining and Knowledge Discovery," p141-182, 1997.
- [10] Tom M.Mitchell, MC Graw Hill "MACCHINE LEARNING," p414, 1997.