Journal of Korean Institute of Intelligent Systems
Vol. 25, No. 5, October 2015, pp. 477-482
http://dx.doi.org/10.5391/JKIIS.2015.25.5.477

ISSN(Print) 1976-9172
ISSN(Online) 2288-2324

JKIIS

풍속 예측을 위한 선형회귀분석과 비선형회귀분석 기법의 비교 및 인자분석

Comparison of Linear and Nonlinear Regressions and Elements Analysis for Wind Speed Prediction

김동연* · 서기성**†
Dongyeon Kim and Kisung Seo†

*서경대학교 산업공학과, **서경대학교 전자공학과
*Dept. of Industrial Engineering, Seokyeong University
**Dept. of Electronics Engineering, Seokyeong University

요 약

단기풍속 예측을 위한 진화적 선형 및 비선형 회귀분석 기반의 보정 기법을 비교한다. 모델의 체계적 오류를 교정하기 위한 효율적인 MOS(Model Output Statistics)의 개발이 필요하나, 기존의 선형회귀분석 기반의 보정 기법은 다양한 기상요소의 복잡한 비선형 특성을 반영하기 힘들다. 이를 개선하기 위해서 유전 프로그래밍을 사용하여 풍속 예측에 대한 비선형 보정 수식을 생성하는 기법을 제안하고 기본 다중선형회귀분석법 및 Ridge, Lasso 회귀분석법과 비교한다. 더불어, 선형회귀분석법과 진화적 비선형회귀분석 기법의 인자 선택의 차이와 유사성을 비교하고 분석한다. 2007년~2013년의 KLAPS(Korea Local Analysis and Prediction System) 재분석자료를 사용하여 제주도와 부산지역의 격자점에 대한 실험을 수행한다.

키워드 : 풍속예측, UM, MOS, 모델 생성, 선형회귀분석, Ridge 회귀분석, Lasso 회귀분석, 비선형회귀분석, Genetic Programming, 인자분석

Abstract

Linear regressions and evolutionary nonlinear regression based compensation techniques for the short-range prediction of wind speed are investigated. Development of an efficient MOS(Model Output Statistics) is necessary to correct systematic errors of the model, but a linear regression based MOS is hard to manage an irregular nature of weather prediction. In order to solve the problem, a nonlinear and symbolic regression method using GP(Genetic Programming) is suggested for a development of MOS for wind speed prediction. The proposed method is compared to various linear regression methods for prediction of wind speed. Also, statistical analysis of distribution for UM elements for each method is executed. experiments are performed for KLAPS(Korea Local Analysis and Prediction System) re-analysis data from 2007 to 2013 year for Jeju Island and Busan area in South Korea.

Key Words : Wind Speed Prediction, Unified Model, Linear Regression, Ridge Regression, Lasso Regression, Non-Linear Regression, Genetic Programming, Predictor Selection

Received: Mar. 22, 2015
Revised : Apr. 5, 2015
Accepted: Jul. 20, 2015
†Corresponding author
ksseo@skuniv.ac.kr

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서 론

기상은 불확실성과 혼돈성이 큰 자연계의 현상으로서, 이중에서 강풍은 다른 기상요소들보다 순간변동이 심하고, 국지성이 강하다. 또한 호우와 비교시 강풍의 빈도수는 호우보다 많으나 지속시간이 짧아 예측이 더욱 어렵다. 현재 기상청의 단기 풍속 예보는 영국에서 개발된 통합모델인 UM(Unified Model) 예보 모델의 예측값에 선형회귀분석 기반의 MOS(Model Output Statistics)에 의한 보정값을 합하는 방법을 사용하고 있다[1]. MOS는 통계적 분석을 통해 수치예보 모델이 가지는 체계적인 오차를 보정하는 방법이다. 그러나 선형적 보정만으로는 기상요소의 복잡한 비선형 특성을 반영하기 힘들다.

이를 개선하기 위하여 이전 연구에서[2] 진화적 기호회귀 분석기법인 유전 프로그래밍을 사용하여 풍속 예보에 대한 비선형 보정 수식을 생성하는 기법을 제안하고, 강풍 발생에 대한 예측 실험을 남한 전지역의 600개 AWS(Automatic Weather System) 지점에 대해서 수

행하였으며, UM 모델의 결과와 비교했다.

본 연구에서는 풍속 예측을 위한 보정 수식 생성에 관해서 다중선형회귀분석법, Ridge[3] 및 Lasso[4] 회귀분석법과 제안된 유전 프로그래밍을 통한 비선형 접근법의 성능을 비교한다. 또한, 유전 프로그래밍을 통해 생성된 트리에 사용된 인자의 분포와 특징을 각 선형회귀분석법들에서의 인자에 대한 계수와 비교 및 분석한다.

2007년~2013년의 KLAPS 재분석자료와 지역통합모델 UM을 사용하여 제주도와 부산지역의 격자점에 대한 풍속 예측 실험을 수행한다.

2. MOS(Model Output Statistics)와 UM 인자

MOS(Model Output Statistics)는[5] 수치예보모델의 오차를 줄이는 예보기술로서, 수치예보모델의 계통오차를 설명할 뿐만 아니라, 기상 인자들과 모델 변수들 사이의 통계적 관계를 결정한다. 즉, 식 (1)과 같이 기존 모델에 의한 예측값에 보정값을 합하여 최종 예측값을 구하는 방식이다.

표 1. UM의 예보인자
Table 1. Elements of UM

Group	Code
Air Temperature	TS, T8, T7, T5
Thickness	DZ18, DZ17, DZ85
Dew-Point Depression	TDD10, TDD8, TDD7, TDD5
Specific Humidity	QS, Q10, Q8, Q7, Q5
Q Difference	DQS5, DQ85, DQ75
Relative Humidity	RHS, RH8, RH7, RH5
Mean RH	MRH17, MRH15, MRH85
Vapour Pressure Deficit	VPDS, VPD10, VPD8, VPD7, VPD5
Zonal Wind	US, U8, U7, U5
Meridional Wind	VS, V8, V7, V6
Wind Speed	WSS, WS8, WS7, WS5
NW Wind Speed	NWS, NW8, NW7, NW5
NE Wind Speed	NES, NE8, NE7, NE5
SW Wind Speed	SWS, SW8, SW7, SW5
SE Wind Speed	SES, SE8, SE7, SE5
Total Rain Amount	PCPN
Lapse rate	LR87, LR85
K-Index	KI
Severe Weather Threatening Index	SWEATI

기존의 MOS에서 사용되는 예보 보정 기법은 식 (2)와 같이 잠재적 예보인자들과 계수의 결합을 통한 선형적인 수식으로 구성되어 있다. 여기서 △WSS는 풍속에 대한 보정량이며, VAR_i는 표 1에 나와 있는 UM의 64개 예보인자를 가리킨다. 그리고 α_i는 각 예보인자의 계수이다.

$$WSS_{Pred} = WSS_{UM} + \triangle WSS \quad (1)$$

$$\Delta WSS = \alpha_1 TS + \alpha_2 T8 + \cdots + \alpha_N VAR_N + \alpha_{N+1} \quad (2)$$

3. 다중 및 Ridge, Lasso 선형회귀분석

3.1 다중선형회귀분석 (Multiple Linear Regression)

다중선형회귀분석은 복수 개의 독립변수를 가지고 종속변수를 예측하기 위한 선형회귀모델로서, 식 (3)의 형태로 나타나며, β_i 는 각 종속변수의 계수를 의미한다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n \quad (3)$$

일반 선형회귀분석에서 회귀계수(coefficient)의 추정량을 구하기 위해서는 잔차(residual)의 제곱합을 최소로 하는 최소자승법(least squared method)을 사용한다. 그러나 독립변수의 수가 증가하면 이 변수들 사이의 강한 상관관계로 인한 다중공선성이 존재할 수 있다. 이에 따라 최소제곱 회귀계수 추정량의 분산이 커져, 회귀식의 예측정확도에 대한 안정성이 떨어지는 문제점이 발생할 수 있다.

3.2 Ridge 회귀분석

독립변수간의 관련을 나타내는 다중공선성이 존재하는 경우, 독립변수 변화에 대한 종속변수의 회귀계수가 불안정하게 된다. 이를 해결하기 위해서 일반적인 최소제곱에 의한 회귀계수 추정량 $\tilde{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y$ 대신에 아래의 식 (4)을 사용하는 방법이 Ridge(능형) 회귀분석이다[3].

$$\tilde{\beta}(k) = (X'X + kI)^{-1}X'Y \quad (0 \le k \le 1) \quad (4)$$

능형매개변수 k가 커지면 추정량의 편차는 증가하게 되고, 회귀계수 추정치는 0 에 근접한다. k를 0에서 증가시키면서 회귀계수 추정치의 변화를 그래프로 나타내면, 특정 지점 이후로 추정치들이 안정된 값을 보이는데, 이 부근의 최소 k를 선택하는 것이 한 방법이다.

3.3 Lasso 회귀분석

Lasso 회귀분석은 Ridge 회귀분석의 장점인 회귀계수 축소를 통해 예측 정확도를 높이는 동시에 영향력이 적은 회귀계수 값을 0으로 설정함으로써 변수 선택의 기능이 있다. 따라서 Lasso 회귀분석은 예측정확도와 변수선택의 해석력을 모두 갖출 수 있는 분석 방법이다.[4]

$$\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{p}\beta_j \chi_{ij})^2 \quad (5)$$

식(5)에서 회귀계수 β_j의 값은 독립변수 χ_{ij}에 의존하기 때문에 회귀계수 값의 크기가 그 변수의 영향력을 반영하지 못한다. 그

렇기 때문에 독립변수는 표준화된 값을 사용한다.

$$\sum_{j=1}^{p}|\beta_j| \le t \qquad (6)$$

식 (5)의 제약조건인 식 (6)의 t는 회귀계수 값에 대하여 독립변수의 축소 정도를 조절하는 조절모수(tuning parameter)이다. 이 조절모수 t 값이 줄어들면 중요하지 않은 독립변수의 회귀계수 값은 작아지면서 순서대로 0으로 만들어져 변수 선택의 효과를 갖는다.[4]

4. 열려진 비선형회귀분석 or 유전 프로그래밍 기반의 풍속 보정식 생성

4.1 비선형회귀분석법

선형회귀분석에 의한 접근으로는 기상을 포함한 자연계에 존재하는 수 많은 비선형 특성을 가진 시스템을 정확하게 모델링하기가 어렵다. 그림 1은 주어진 임의의 데이타에 대한 선형 및 비선형 회귀분석의 차이를 잘 나타내주고 있다.

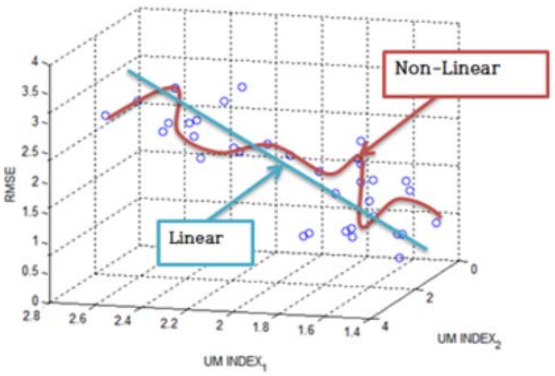

그림 1. 선형회귀분석과 비선형회귀분석의 예
Fig. 1. Example of linear and non-linear regression

그러나, 일반적인 비선형회귀 분석은 차수가 2차나, 3차와 같은 저차 다항식으로 고정되어 있으며, 정해진 차수 이내에서 계수 추정을 통해 오차를 최소화한다. 따라서, 그림 1과 같은 임의의 비선형성을 나타내는 데는 한계가 있으며, 이를 위해서는 차수 및 항수가 제한되지 않는 열려진 구조를 가진 비선형회귀분석의 접근이 필요하다.

4.2 유전 프로그래밍

유전 프로그래밍(Genetic Programming[6])은 유전자가 트리형태로 구성된 진화연산의 일종이다. 해의 표현에 스트링 대신 트리를 사용하므로, 구조적으로 제한되지 않은 해의 생성이 가능하다.

알고리즘의 수행과정은 다음과 같다. 사전에 유전자인 트리를 구성하는 함수와 터미널을 정의한다. 함수와 터미널은 해를 조합적으로 구현할 수 있는 요소들을 선택한다. 초기에 트리로 구성된 각 개체들을 임의로 생성한다. 그리고, 각 개체 트리를 해석하여 구한 후보 해를 적합도 함수로 평가한다. 이후, 주어진 선택 방법에 의해 유전 연산에 참여할 개체들을 선택한다. 선택된 개체들을 대상으로 유전 연산을(교배, 돌연변이) 수행한다. 그리고 이 전체과정을 종료조건이 만족될 때까지 반복한다. 이를 정리하여 유사 코드 형태로 나타내면 다음과 같다.

```
procedure genetic programming
begin
  t ⟨- 0
  initialize P(t)   // each individual consists of tree
  evaluate P(t)
    while (not termination-condition) do
      begin
        t ⟨- t+1
        select P(t) from P(t-1)
        recombination P(t)   // genetic operation with trees
        evaluate P(t)
      end
end
```

4.3 유전 프로그래밍을 이용한 비선형회귀식 생성

회귀분석식을 표현하는 트리는 함수와 터미널로 구성되는데, 함수는 연산자, 터미널은 다항식 변수에 대응한다. 즉, 루트 노드를 포함하여 트리의 내부 노드에는 함수가, 말단 노드에는 터미널이 임의로 할당된다. 간단한 예로, 함수에는 덧셈과 뺄셈, 터미널에는 변수 X_i를 포함시키면 다중선형회귀분석식과 같게 된다.

GP를 사용한 비선형회귀분석의 원리는 다음과 같다. 구성하는 함수에 곱셈과 나눗셈의 비선형적인 수학적 함수를 포함시킴으로써, 기본적인 비선형성을 부여할 수 있다. 더불어 기본 사칙연산외에 초월함수등의 다양한 수학함수의 조합이 가능하므로, 고정된 다항식보다 광범위한 형태의 열려진 비선형식의 구성이 가능하다.

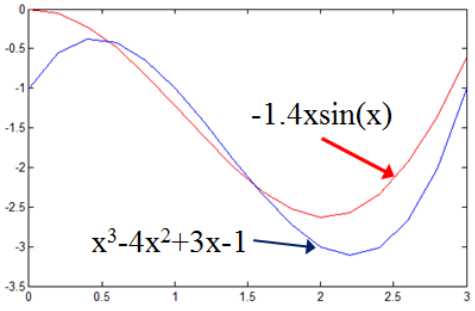

그림 2. 비선형회귀식의 다른 형태 예
Fig. 2. Example of different cases for non-linear regression

그림 2는 유사한 비선형회귀식을 구성하는 다양한 방법이 존재함을 나타내고 있다. 즉 주어진 구간에서 3차 다항식과 sin 함

수식이 유사한 형태를 가짐을 보인 것이다. 따라서, 함수의 구성 요소를 다양화하면 대상회귀식을 효율적으로 찾을 수 있으며, 특히 복잡한 비선형식의 경우 더욱 효과적이다.

GP에서는 일반적인 수학적 함수외에 if, and, or 등 논리적 함수까지 포함할 수 있어서, 이론적으로 가능한 모든 형태의 식을 표현할 수 있다. 또한, 트리의 크기가 가변적이므로, 차수나 형태가 제한되지 않는 열려진 모델식을 생성할 수 있다. 이를 기호적(symbolic)회귀분석이라고 한다. 회귀식을 나타내는 트리 개체는 초기에 임의로 생성되며, 그 후 세대를 거치면서, 교배(그림 3 상단) 등의 유전연산을 수행하여 개체의 적합도를 높인다. 즉, 그림에서 부모간에 음영으로 표시된 서브 트리를 서로 교환함으로써, 내용은 물론 크기적으로도 변형된 자손을 얻을 수 있다.

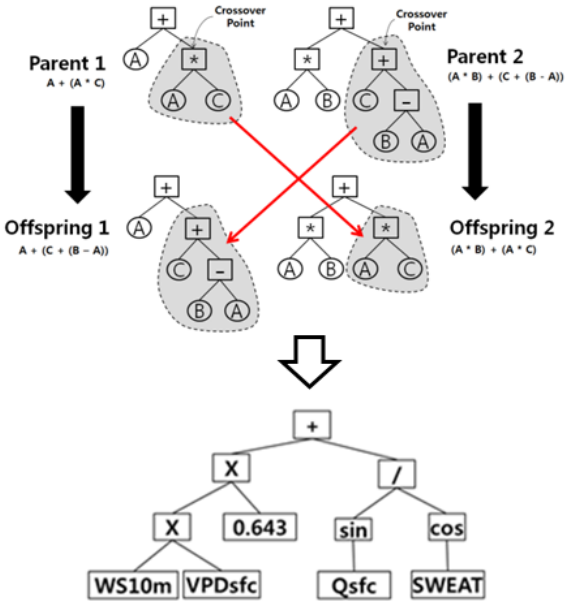

그림 3. 유전프로그래밍(GP)에 의해 생성된 보정식의 예
Fig. 3. Example of GP MOS by Genetic Programming

GP 기반 예보 풍속 보정 기법은 UM의 64개 기상 인자를 터미널로 사용하고, 함수는 사칙연산(+,-,*,/)과 삼각함수(sin, cos)를 사용한다. 그림 3의 하단에 표현된 트리를 보면, 말단 노드에 UM 인자중 일부가 선택되어 있으며, +, /, sin, cos 함수가 결합되어 있다. 이 트리를 해석하면 비선형 풍속 보정식의 한 예를 얻을 수 있다.

개체들을 진화시키기 위한 적합도는 KLAPS(Korea Local Analysis and Prediction System) 실황 풍속 자료와의 오차(RMSE)를 사용한다.

5. 실험 및 결과

5.1 실험 환경

풍속 예측 실험은 KLAPS 데이터에 대해서 부산 지역 43개, 제주도 전역 101개 격자점을 대상으로 수행하였으며, 예보구간, 발표시각, 그리고 사용된 실험 데이터 년도는 다음과 같다.

- 격자점 수 : 부산 43개, 제주도 101개
- 예보 구간 : 21개(+06H ~ +66H까지 3H 간격)
- 발표 시각 : 00UTC
- 학습 : 2007년~2009년, 2011년
- 검증 : 2012년
- 테스트 : 2013년
- 기상 인자 : UM 64개 인자

실험은 다중선형회귀분석, 능형회귀분석, 그리고 Lasso 회귀분석을 이용하여 선형적으로 보정한 방법들과, GP를 이용해서 비선형으로 보정한 방법을 각각 비교하였다. 풍속 보정식에 대한 성능평가 지표는 RMSE(Root Mean Square Error)를 사용하였다.

3가지 선형회귀분석식은 Matlab 함수를 사용하였으며, GP 프로그램은 C 언어 기반의 lilgp[7] 프로그램을 수정하여 구현하였다. GP에 대한 최적화 실험은 20회 반복 수행되었으며, 관련 GP 파라미터는 다음과 같다.

- 군집의 크기 : 200
- 최대 세대 수 : 200
- 최대 트리 깊이 : 10
- 초기 트리 구성 방법 : half and half
- 교배 연산자 확률 : 0.9
- 돌연변이 연산자 확률 : 0.1

5.2 풍속 예보 실험에 대한 선형과 비선형기법 결과 비교

표 2는 부산, 제주지역 144개 격자점에 대해 네 가지 풍속 예보 실험 방법들의 성능 평가 결과로서, KLAPS 평균 풍속 관측 자료와 실험결과 예측값의 평균 RMSE 오차를 비교한 것이다.

표 2. 선형과 비선형 기법의 풍속 예측 오차 결과
Table 2. Experimental results of wind speed prediction for linear and nonlinear methods

	Jeju	Busan	RMSE
UM+MLR	1.958	1.562	1.760
UM+Ridge	2.053	1.740	1.896
UM+Lasso	2.108	1.521	1.814
UM+GP	1.891	1.091	1.491

다중선형회귀분석을 이용한 기법의 오차가 1.760으로 Ridge 회귀분석과 Lasso 회귀분석 기법보다 약간 더 우수하게 나왔다. 일반적으로 Ridge 회귀분석과 Lasso 회귀분석의 접근이 계수의 안정성과 예측 정확도를 개선하는 것으로 알려져 있는데, 본 연구에서 사용한 다수의(64개) 종속변수를 가진 풍속 데이터에 대해서는 다중선형회귀분석보다 오차 성능이 약간 떨어짐을 보였다.

한편 Ridge 회귀분석보다 Lasso 회귀분석을 이용한 보정기법의 RMSE가 0.082(4%)정도 약간 개선되었다. 이는 Lasso회귀분석에서 회귀계수에 의한 인자 선택이 미미하게나마 성능을 개선시킨 것으로 생각된다.

GP 기반 비선형 회귀분석을 이용한 보정 기법의 RMSE 평균은 1.491로 다중 선형 회귀분석 보정 기법의 1.760보다 0.269(15%) 개선되었다.

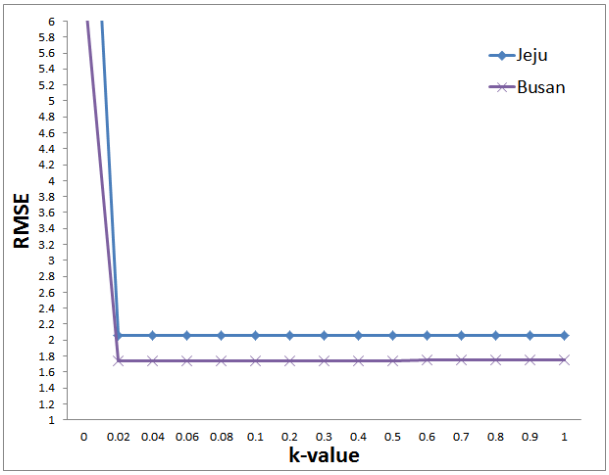

그림 4. 제주, 부산지역 RMSE에 대한 Ridge 그래프
Fig. 4. Ridge graphs for RMSE of Jeju and Busan

그림 4는 제주, 부산지역을 대상으로 Ridge 회귀분석 보정기법에 k 값을 0에서 1사이의 실수들을 적용하여 얻은 RMSE 그래프이다. 본 연구에서는 안정된 회귀계수를 구하는 대신에, 직접적으로 예측에 대한 RMSE를 최소로 하는 모델을 찾는데 능형매개변수 k를 사용하였다.

제주지역은 k값이 1일 때 평균 RMSE가 2.053로 가장 낮았고, 부산지역은 k 값이 0.02일 때 1.741로 가장 낮았다. 여기서 얻은 k 값을 최종 성능을 구하는데 사용하였다.

5.3 인자 선택 분석

선형과 비선형회귀분석 기법들 간의 인자 선택에 대한 통계결과가 표 3에 나와 있다. 3가지 선형회귀식의 경우는 회귀계수가 큰 것을 선택비율과 동일시했다. GP 비선형회귀분석은 인자간의 비선형 결합이 존재하기 때문에 회귀계수의 산정이 어려우므로, 개체 트리에 포함된 인자의 수를 기준으로 하였다.

다중선형회귀분석으로 보정한 방법에서는(UM+MLR) 표 1의 UM 64개 인자중 DQ75, DQ85, DQS5 및 QS, Q5, Q7, Q8 등의 절대습도나 습도차이를 나타내는 인자가 대부분 상위권에 선택되었다. 바람과는 직접 관련이 없는 습도 인자들을 결합하여 보정식을 구성한 것은 인자의 기상학적 특성보다 인자의 수치적인 크기만을 주로 반영되었기 때문이라고 생각된다. 또한, 다중선형회귀분석에서는 회귀계수의 절대값이 287~691 사이로 상당히 크게 결정되었다.

Ridge 회귀분석에서는 DZ17(안개농도), WSS, SWS, SES와 같은 풍속관련 인자, MRH17. MRH15와 같은 평균습도에 관련된 인자, T5, T7의 온도 관련 인자등이 골고루 포함되어 있다. 다중선형회귀분석에 비해서 안개, 풍속, 습도, 온도등의 다양한 인자들이 선택된 것은 일부는 기상 인자의 특성도 반영하였으나, 나머지는 역시 인자의 수치 크기가 영향을 미친 것으로 사료된다. 표 3의 상단 우측에 정리된 회귀계수는 Ridge 접근법의 특성상 0~1사이의 값으로 나타났다.

Lasso 회귀분석으로 보정한 방법도 Ridge 회귀분석의 경우와 유사하게 DZ17(안개농도), WSS, SWS와 같은 풍속관련 인자, MRH17. MRH15와 같은 평균습도에 관련된 인자, TS, T7, T8 및 LR85(기온체감률)의 온도 관련 인자등이 골고루 포함되어 있다. 특이하게 SWEATI(가혹기상위험지수)도 포함되었다. 역시 기상인자의 특성과 인자의 수치 크기가 함께 반영된 것으로 생각된다. Lasso의 회귀계수는 2~7사이의 값으로 나타났다.

표 3. 기상 인자 선택 결과 비교(상위 빈도 10개 인자)
Table 3. Comparison of selection results for weather elements(top 10 elements)

weather element	UM+MLR (coeff)	weather element	UM+Ridge (coeff)
DQ75	691.853	DZ17	0.598
DQ85	678.784	WSS	0.410
QS	672.323	SWS	0.410
DQS5	663.355	SES	0.410
Q5	396.122	MRH17	0.395
Q8	384.947	DZ18	0.364
Q7	379.313	T5	0.359
KI	375.635	T7	0.357
TDD7	335.564	MRH15	0.306
TDD8	287.688	LR85	0.258
weather element	UM+Lasso (coeff)	weather element	UM +GP (%)
DZ17	7.679	SES	8.824
WSS	5.865	SWS	7.030
SWEATI	4.402	WSS	5.181
MRH17	3.576	NES	3.724
LR85	3.127	NW8	3.369
TS	2.944	VS	2.941
T7	2.470	NWS	2.430
MRH15	2.380	V8	1.849
T8	2.061	NE8	1.811
SWS	2.047	PCPN	1.762

반면에 GP 기반 비선형 회귀분석으로 보정한 경우에서는 회귀계수 대신에 인자에 대한 선택 비율이 표 3의 하단 우측에 정리되어 있으며, 1.7%~8.8% 사이의 분포를 보인다. PCPN(총강수량)을 제외하고는 SES, SWS, WSS, NES, NE8, NWS, NW8, VS, V8과 같이 풍속과 관련된 인자만이 선택되었을 알 수 있다. 앞의 3가지 선형회귀분석법에 비해 GP 접근법에서는 진화연산과정에서 기상 인자의 특성이 잘 반영되었음을 알 수 있다.

6. 결론 및 향후 연구

단기풍속 예측을 위한 진화적 선형 및 비선형 회귀분석 기반의 보정 기법의 성능과 인자 특성을 비교하고 분석하였다. 2007년~2013년의 KLAPS 재분석자료를 사용하여 제주도와 부산지역의 격자점에 대한 실험을 수행하였다. 기본 다중선형회귀분석법 및 Ridge, Lasso 회귀분석법 보정 결과에 비해 유전 프로그래밍 기반의 비선형 보정식의 예측 성능이 우수하게 나왔다. 또한, GP 비선형회귀에서 풍속과 관련된 대부분의 인자들이 선택됨으로써, 기상인자의 특성과 무관하거나 관계가 적은 3가지 선형회귀분석 기법들에 비해 기상인자의 특성을 잘 반영하고 있음을 확인할 수 있었다.

References

[1] S. Choo, Y. Lee, K. Ahn, K. Chung, "Development of wind forecast model over Korean Peninsula using Harmony Search Algorithm", *Proceedings of KIIS conference 2013*, vol. 23, No.1, pp. 198-199, 2013

[2] B. Hyeon, K. Seo, Y. Lee, "Evolutionary Nonlinear Regression Based Compensation Technique for Short-range Prediction of Wind Speed using Automatic Weather Station", *The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers*, vol. 64, No.1, pp. 107-112, 2015

[3] J, Yi, "A Study on an Estimation of Probable Flood Flow using Ridge Regression", *Journal of Korean Society of Civil Engineers*, vol. 20, No.1-B, pp.35-43, 2000

[4] C. Park, "Simple Principal component analysis using Lasso", *Journal of the Korean data & Information Science Society*, vol.24, No.3, pp.533-541, 2013

[5] H. R. Glahn, D. A. Lowry, "The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting", *J. Appl. Meteor.*, 11, pp. 1203–1211, 1972.

[6] J. R. Koza, 1992: *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, The MIT Press, 1992.

[7] D. Zongker B. Punch, Lil-GP User's Manual. Michigan State University, 1995.

저 자 소 개

김동연(DongYeon Kim)

2009년~현재 : 서경대학교 산업공학과 학사과정

관심분야 : 진화연산, 통계적 분석 기법, 기상예측
Phone : +82-2-940-7734
E-mail : dyonkim10332@naver.com

서기성(Kisung Seo)

1993년 : 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사).
1999~2003년 : Michigan State University, Genetic Algorithms Research and Applications Group, Research Associate
2002~2003년 : Michigan State University, Electrical & Computer Engineering, Visiting Assistant Professor
2011~2012년 : Michigan State University, BEACON (Bio/computational Evolution in Action CONsortium) Center, Visiting Scholar
1993년~현재 : 서경대학교 전자공학과 부교수.

관심분야 : 진화연산, 기상예측, 지능로봇,
Phone : +82-2-940-7734
E-mail : ksseo@skuniv.ac.kr