

## 특집

송전선 갤러핑 현상

송전선로 갤러핑 발생 시 환경 및  
발생확률 분석

이정훈\*, 정호연\*, 정형조\*\*, 구재량\*\*\*

(\*, \*\*한국과학기술원 건설 및 환경공학과, \*\*\*한국전력연구원 발전연구소)

## 1. 머리말

겨울철 송전선로에 발생하는 사고 중 90% 이상은 갤러핑으로 인하여 발생한다<sup>(1)</sup>. 송전선로에 발생하는 진동현상 중 하나인 갤러핑은 눈이나 얼음이 부착되어 공력불안정이 발생하고 이로 인하여 송전선이 상하로 격하게 진동하면서 발생하게 된다. 그림 1은 송전선로에 발생한 착설/착빙단면을 나타낸다.

이러한 사고를 저감시키기 위하여 갤러핑 현상에 대한 분석을 수행한 연구가 다수 수행되어져 왔다. 과거에는 유한요소 모델을 이용하여 해석모델 구축을 통한 연구를 수행하였으며<sup>(2)</sup>, 최근에 와서는 풍동장치를 이용하여 송전선로에 발생하는 갤러핑 현상에 대한 해석을 수행하고 있다<sup>(4)</sup>.

2010년 수행된 TDR활동 완료보고서<sup>(1)</sup>에 의하면 갤러핑 현상은 송전선로에 작용하는 바람 이외에도 지형 및 송전탑의 설비에 의한 영향도 받는다고 알려졌으며, 따라서 이 연구에서는 이에 착안하여 기상요소에 대하여 구조해석적인 접근이 아닌, 송전선로에 갤러핑 현상을 유발하는 주된 인자들을 선정하고 이러한 인자들이 송전선로에 미치는 영향에 대하여 로지스틱 회귀분석을 이용한 통계적인 해석을 통해 접근해 보고자 한다.

## 2. 이론적 배경

## 2.1 크리깅 기법

크리깅은 관심있는 지점에서의 특성치를 알기 위해 이미 그 값을 알고 있는 주위의 값들을 선형 조합으로 예측하는 지구통계학적 기법으로 가우시안 보간법의 일종이다. 특정한 지점에서의 값을 추정할 때 실측값과의 거리뿐만 아니라 주변에 이웃한 측정 값 사이의 상관강도를 반영한다. 또한 입력 값들에서의 오차가 서로 독립적이지 않고 서로 연관성을 가진다는 가정 하에서 사용하므로 기후조건을 예측하는 보간법으로 널리 쓰인다.

크리깅 모델은 가우시안 프로세스 모델의 일종이다. 이는 평균값  $\mu$ 와 분산  $\sigma^2$ 의 realization으로 구성되며 함수 값들의 spatial correlation을 기본 값으로 가진다.  $k$ -차원 크리깅은 다음식과 같이 표현된다.

$$\psi^{ij} = \exp\left(-\sum_{p=1}^k \theta_p \|x_p^i - x_p^j\|\right) = \text{corr}[y(x^i), y(x^j)] \quad (1)$$

밑첨자  $p$ 는 샘플  $x$ 의 차원을 나타내고 위첨자  $i$ 와  $j$ 는 각각  $i$ 번째와  $j$ 번째 샘플을 의미하며,  $\|x_p^i - x_p^j\|$ 는 두 샘플간의 유클리드 격자 간격이다.

\*\* E-mail : hjung@kaist.edu

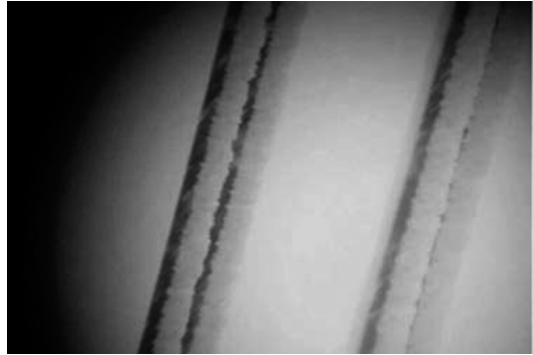
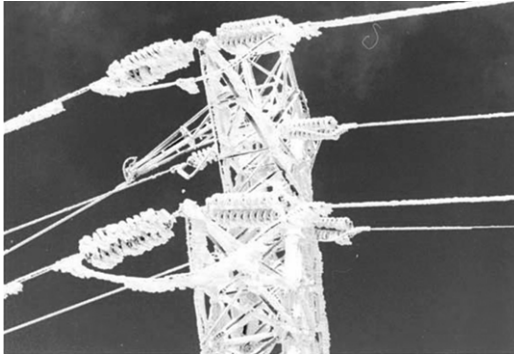


그림 1 착설/착빙 단면 형성<sup>(2)</sup>

## 2.2 로지스틱 회귀분석

로지스틱 회귀분석은 통계적 모델링 기법 중 하나로 주로 종속변수가 명목변수인 경우 독립 변수와의 관계를 알아보기 위하여 쓰인다. 명목 변수는 결과가 두 가지만으로 나뉘지는 이분형 변수와 두 가지 이상으로 결과가 나타나는 다분형으로 구분되며, 로지스틱 회귀분석의 결과는 0 과 1사이의 값을 가지는 로지스틱 함수로 나타난다. 이 연구에서는 갤러핑으로 인한 사고발생 유 무만을 판단하는 확률을 구하는 것이 목표이므로 이분형 종속변수를 사용한다.

로지스틱 함수의 특성상 종속변수는 0과 1과 같은 두 가지 값을 가지며 이때 독립변수의 회귀 분석 결과라 나타나는 값은 특정한 사건이 발생할 확률로 설명이 된다. 즉, 특정 기후조건에서 갤러핑 현상이 나타날 확률이다. 종속변수의 확률을 승산(odds)으로 전환한 후 로그를 취해 식 (2)로 표현된다.

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (2)$$

식 (2)에서  $p$ 는 종속변수의 사건이 일어날 확률을 의미한다. 우변의 식은 로짓(logit) 회귀계수를 표현하며 위 식에서는  $k$ 개의 독립변수가 선형적인 관계를 가지고 있는 것으로 설명할 수 있다. 하지만 항상 선형적인 모델로 로짓을 구성하게 되면 때때로 부정확한 로지스틱 함수를 유도할 수 있으므로 상황에 따라서는 고차식으로 로짓을 구성하여 좀 더 정확한 결과를 도출할 필요

가 있다. 이 경우 과잉적합이 발생할 수 있으므로 주의를 요한다.

## 2.3 ROC 곡선 과 한계 임계 값 선정

ROC(receiver operating characteristic)곡선은 선택된 임계 값에 따라 이분형 분류의 결과를 보여 준다. 종종 결과가 O, X로 나뉘는 테스트에서는 결과 값이 뜻대로 분류가 되지 않아 곤혹을 겪는 경우가 있다. 예를 들어 어떠한 검사를 통해 질병의 유무를 결정짓는 검사에서 건강한 사람을 질병을 가진 사람으로 분류하는 경우가 있을 수 있다. 이러한 문맥에서 알 수 있듯이 어떤 임계점을 선정하느냐에 따라 검사결과는 달라질 수 있다. 따라서 임계 값을 달리하며 검사의 참 인식률(TPR, true positive rate, 민감도) 과 거짓 인식률(FPR, false positive rate 1-특이도)을 검증해 보는 과정이 필요하다.

ROC곡선에서 양측은 각각 참 인식률과 거짓 인식률로 구성되어있으며 곡선상의 각 점은 선정된 검사의 임계 값에 따른 참 인식률과 거짓 인식률의 비율이다. 일반적으로 곡선이 좌/상측변에 가까울수록 이분적인 분류가 잘 되었음을 의미한다. 반대로 곡선이 우상향 45° 방향을 나타내는 직선과 가까울수록 그 테스트는 신뢰가 떨어진다.

마찬가지로 곡선 밑의 영역의 넓이를 나타내는 지표인 AUC(area under the curve)를 사용하여 이분형 검사를 평가하기도 한다. 이 경우 AUC값이 1에 가까울수록 테스트로 인한 이분적인 분류가

잘 되었다는 의미를 가진다.

비록 ROC곡선이 좌/상측과 근접해 있고 AUC 값이 1에 가까운 값을 가진다 하여도 최적의 임계 값이 무엇인지 모르는 문제가 남아있다. 일반적으로 최적 임계 값은 '민감도 + 특이도 - 1' 값이 최대가 되는 지점을 고른다. 이 연구에서는 ROC곡선과 AUC 값을 이용하여 구축된 로직모형의 정확도를 평가하며 3가지의 로지스틱 회귀 분석 결과를 비교하여 최적의 임계 값을 구한다.

### 3. 연구과정

#### 3.1 로지스틱 회귀분석의 독립변수 선정

일반적으로 전력선의 갠러핑 현상은 송전선에 착빙/착설 현상이 발생하여 전선단면에 비대칭성이 생기고 이에 돌풍이 동반되면서 수평바람에 의한 양력과 전선의 자중으로 인한 자유진동이라고 알려져 있다. 그림 2에서 보이듯이 갠러핑 현상은 전국적으로 고르게 나타나지 않고 국지적으로 나타나는 경향과 계절에 따라 발생비율이 크게 차이가 나는 것을 보아 갠러핑의 발생 빈도는 국지적인 지형과 기후에 크게 좌우된다는 것을 알 수 있다. 앞 장에서는 갠러핑 현상 발생 시 기상데이터 AWS 관측 자료를 이용하여 각종 관측 데이터와 경향성을 연구 하였으며 실제로 풍속, 풍향, 기온, 착빙량 등이 갠러핑 현상의 빈도와 경향성이 있다고 판단된다. 그 중 풍속과 송전선로와의 풍향 입사각, 풍향 표준편차, 기온

과 가장 큰 경향성이 존재하는 것으로 앞 장에서 판단되었으며 따라서 이 네 가지의 기상요인을 로지스틱 회귀분석의 독립변수로 선정한다.

더 나아가 이 연구에서는 로지스틱 회귀분석의 특성에 따라 갠러핑 사고가 발생한 지점 230개소의 기후정보를 사용함과 동시에 사고가 발생하지 않은 지역의 기후정보를 230개 선정하여 분석에 사용하였다. 이 선정과정에서 지형적인 요소와 같은 외부적인 요인을 최대한 배제하기 위해 사고가 발생한 지점의 정확히 24시간 후의 기후정보를 사용하여 분석을 실시하였다. 실제로 전수 점검한 결과 사고 시점 정확히 24시간 후의 동일한 송전선 구간에서는 갠러핑 사고가 발생하지 않은 것으로 검증되었다.

#### 3.2 크리깅을 통한 사고발생지점의 기후요인 도출

이 연구에서 로직모형 구축을 위해 이루어지는 로지스틱 회귀분석은 갠러핑으로 발생한 사고 지점의 국지적 기후요인을 가지고 분석된다. 정확한 사고지점으로부터 가장 가까운 AWS는 적게는 2 km ~ 3 km에서 멀게는 10 km가 넘는 지점에 위치하고 있으므로 가장 가까운 AWS의 기후정보는 사고지점의 기후정보와 같다고 보기 어렵다. 따라서 보다 더 정확한 기후정보의 예측을 위하여 사고지점의 위치에서 위도와 경도 각각  $\pm 0.5^\circ$  내에 위치한 모든 AWS의 정보를 사용하여 크리깅을 통한 보간법을 실시하였다.

크리깅을 통하여 사고위치 주변의 풍속과 풍향

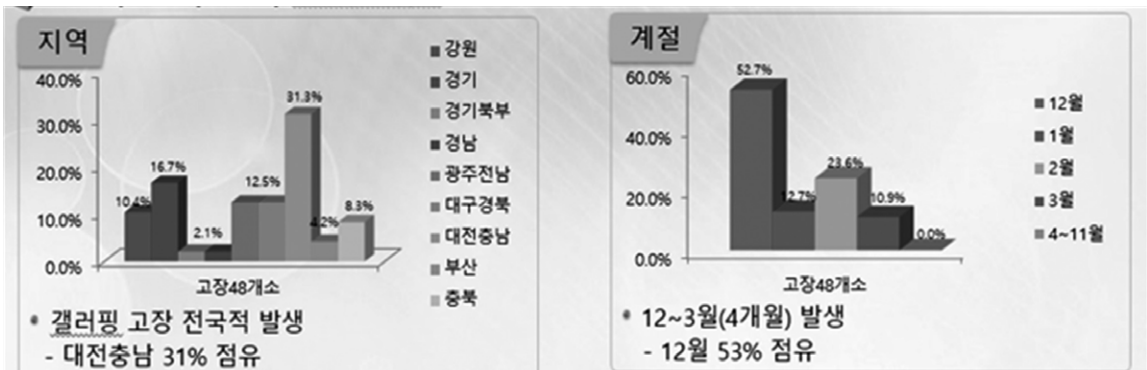


그림 2 지역 및 계절별에 따른 갠러핑 고장 사례<sup>(1)</sup>

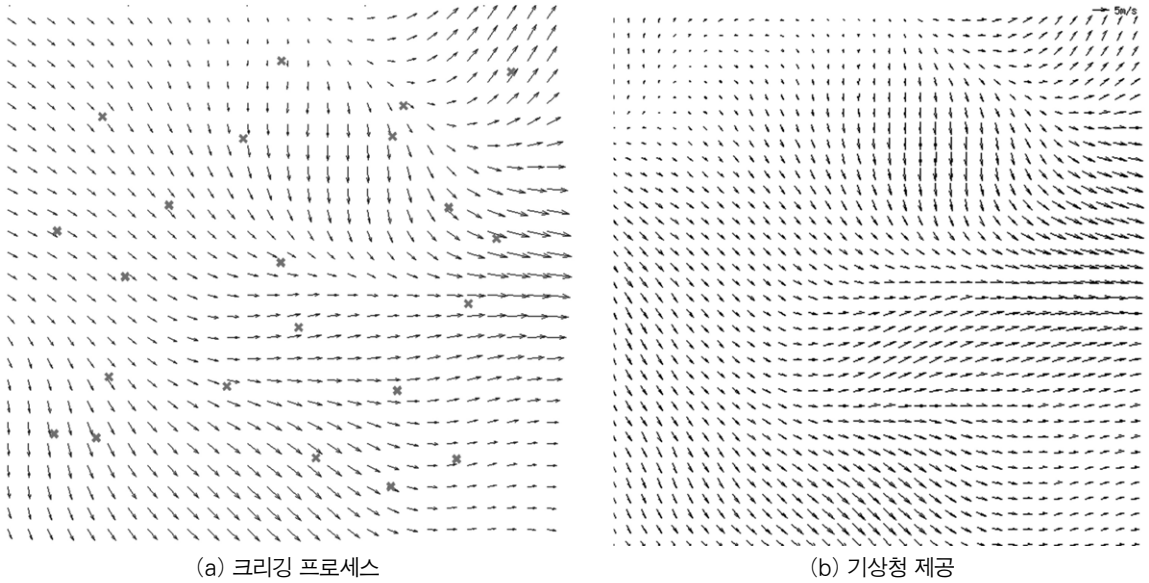


그림 3 사고위치 주변의 풍속 및 풍향벡터

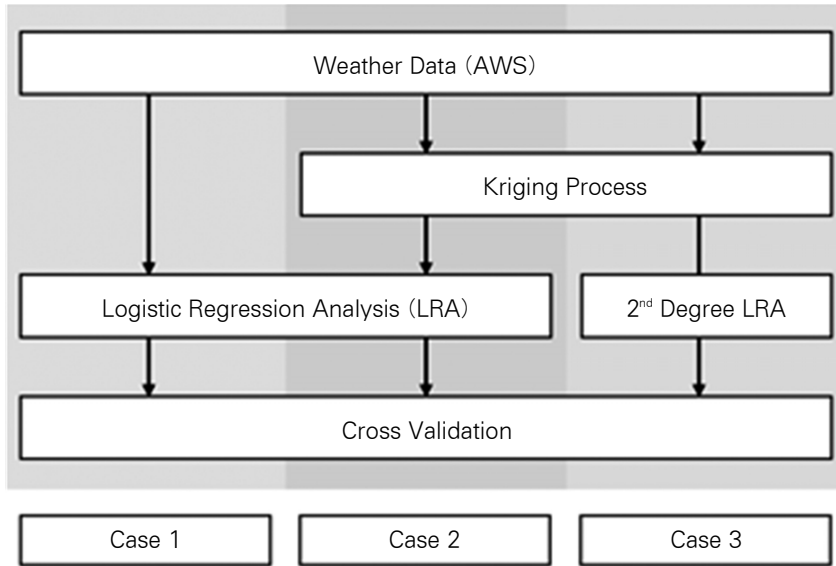


그림 4 케이스 연구에 대한 연구흐름도

벡터를 플롯 한 결과는 그림 3(a)이며, 실제로 기상청에서 분석한 사고위치의 풍속벡터는 그림 3(b)과 같다. 두 가지를 비교해보면 크리깅 프로세스를 사용하여 사고지점의 기후정보를 예측한 값들이 정확함을 알 수 있으나 사고지점과 떨어진 테두리 부분에서는 오차가 심한 것을 알 수 있다. 따라서 각각의 경우에 따라 크리깅 모델을 구성하여 앞 장과는 달리 보다 정확한 기후데이

터를 이용하여 분석을 수행하였다.

### 3.3 케이스 연구

그림 4와 같이 세 가지의 각각 다른 방법의 로지스틱 회귀분석을 실시하였다. 첫 번째 케이스는 사고지점과 가장 근접한 AWS의 기후정보와 사고지점의 기후정보가 같다는 가정 하에 진행된 MATLAB 코드를 사용하여 실시한 로지스틱

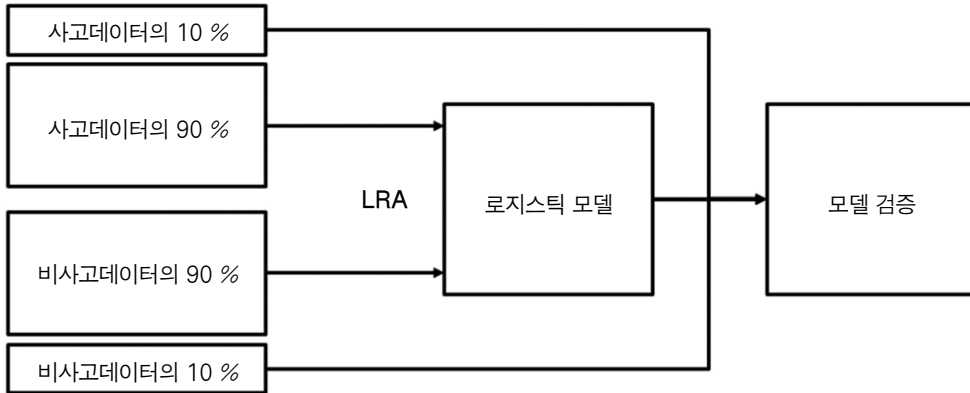


그림 5 교차검증에 대한 연구흐름도

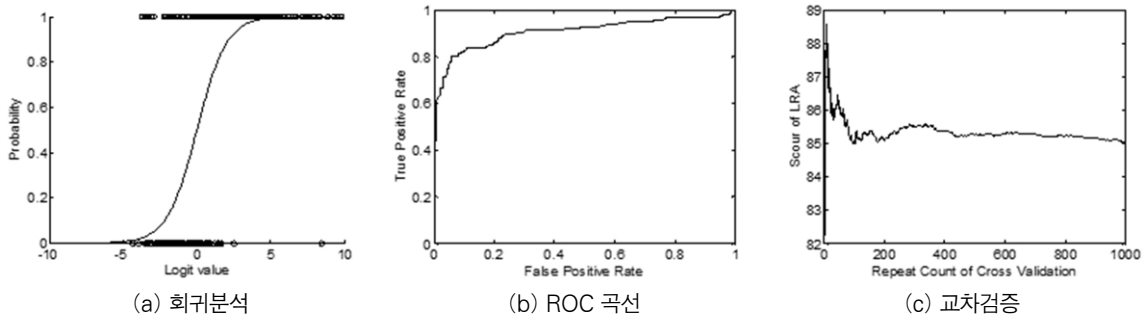


그림 6 Case1에 대한 수치해석 결과

회귀분석이다. 두 번째 케이스는 위에서 논한 크리깅 기법을 통하여 추산한 사고지점의 기후정보를 바탕으로 로지스틱 회귀분석을 실시하였다. 마지막으로 세 번째 케이스는 두 번째와 비슷하게 기후정보는 크리깅 기법을 통하여 예측하였으나 로지스틱 회귀분석에서 고차 로짓을 사용하여 분석하였다.

### 3.4 교차검증

위에서 언급한 세 가지 경우의 로지스틱 회귀분석에서 전체데이터 약 460건 중 임의의 90%의 자료만 이용하여 로지스틱 회귀분석을 실시하였다. 그 후 나머지 10%의 자료를 사용하여 로지스틱 회귀분석의 결과를 검증하여 0 ~ 100점 사이의 점수를 매겼다. 매겨진 로지스틱 회귀분석의 결과는 매 회 평균값을 도출했고 이 값이 수렴할 때 까지 검증 과정을 반복하였다. 그림 5에 교차검증에 대한 연구흐름을 나타내었다.

## 4. 결과 및 분석

### 4.1 Case 1 : 가장 가까운 AWS자료 + 로지스틱 회귀분석

첫 번째 그래프는 회귀분석의 결과를 나타낸다. 그림 6(a)의 위쪽에 위치한 점들은 사고가 실제로 발생한 것들을 나타내며 반면에 아래쪽에 있는 점들은 사고가 발생하지 않은 것들을 나타낸다. 두 번째 그래프는 회귀분석 결과의 ROC 곡선을 나타내며 이 곡선의 AUC 값은 0.9050으로 계산되었고 최적 임계점은 0.5766으로 나타난다. 즉 1에 가까운 AUC 값으로 말미암아 갤럭시 사고의 발생과 비발생 여부는 상당히 정확하게 분류되어 예측되었다고 말할 수 있으며, 회귀분석의 결과로 나타난 로직모형에서 특정 기후정보를 입력하였을 때 그 결과 값이 57.66 이상을 나타내면 갤럭시 사고가 발생할 것으로 예측된다. 마지막 그래프는 교차검증의 결과를 나타내며



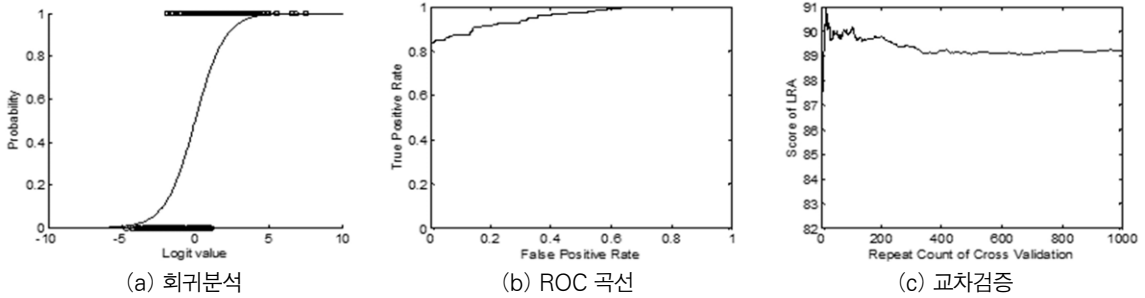


그림 7 Case2에 대한 수치해석 결과

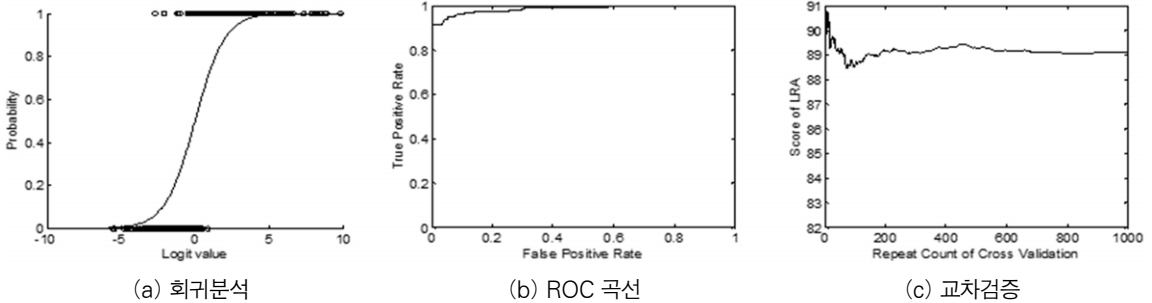


그림 8 Case3에 대한 수치해석 결과

1,000차례의 검증결과 이 회귀분석 모델의 점수는 85점으로 수렴하는 것을 알 수 있다.

#### 4.2. Case 2 : 주변 AWS자료 크리깅 프로세스 + 로지스틱 회귀분석

크리깅 프로세스로 예측된 기후정보를 토대로 로지스틱 회귀분석을 시행한 결과는 그림 7과 같다. ROC곡선의 AUC 값은 0.9578을 나타내며 이때 최적임계점 값은 0.7027이다. 교차검증의 결과인 세 번째 그래프에서 1,000회의 검증결과 Case2의 로직모형의 점수는 89.3점으로 수렴하는 것을 볼 수 있다.

#### 4.3 Case 3 : 주변 AWS자료 크리깅 프로세스 + 2차 로지스틱 회귀분석

이 케이스에서 AUC 값은 0.9815를 가지며 최적 임계점 값은 0.6336을 가진다. 1,000회의 검증결과 로직모형의 점수는 89점으로 수렴한다.

#### 4.4 비교

표 1은 위 세 가지 케이스들의 전체적인 결과

표 1 전 Case에 대한 AUC, 임계 값, 점수

	Case 1	Case 2	Case3
AUC	0.9050	0.9578	0.9815
임계 값	0.5766	0.7027	0.6336
점수	85	89	89

값들을 표시한 표이다. AUC의 결과 값은 높은 값으로부터 Case 3, Case 2, Case 1의 순서이다. Case 2의 경우 Case 1과 달리 기후정보를 크리깅 프로세스를 통하여 한층 더 정확히 예측한 결과를 사용하여 분석한 모델이므로 더 민감한 결과를 가질 것으로 예측되었다. 마찬가지로 Case 3의 경우 Case 2보다 더 정확한 분석이 실시되었을 것으로 예측되었다. 각각의 AUC 값들을 살펴보면 이 예측이 정확하다는 것을 알 수 있다.

점수는 임의로 선정된 10%의 자료를 제외한 부족한 정보로부터 로지스틱 회귀분석을 실시한 경우의 정확성을 나타낸다. Case 1과 비교하여 Case 2와 3의 점수 차이는 크리깅 프로세스의 수행여부로 설명할 수 있다. 하지만 Case 3의 경우 Case 2 보다 높은 차수의 로지스틱 회귀분석

을 사용하였으므로 좀 더 높은 점수를 기대하였으나 실제로 교차검증의 결과 둘의 점수는 비슷하였다. 이는 로지스틱 회귀분석을 실시하는데 사용된 4가지 독립변수(온도, 풍속, 풍향, 풍향표준편차)가 선형적인 관계를 가진다는 의미로 해석이 된다.

## 5. 맺음말

이 연구에서는 갤러핑 사고가 발생할 확률을 예측하기 위하여 로지스틱 회귀분석을 실시하였다. 2009년부터 2013년까지 발생한 230건의 사고 사례에 대하여 분석하였으며 AWS에서 제공하는 기상데이터를 이용하였다. 주로 통계학적인 방법을 사용하여 각각 다른 세 가지 케이스들의 회귀분석을 실시하였고 각각의 결과를 비교해 보았다. 그 결과 국지적인 기후조건이 갤러핑 사고를 야기하는데 큰 영향을 끼치며 크리깅 프로세스를 통하여 보다 더 정확한 사고확률 예측이 가능해짐을 알 수 있었다. 또한 고차의 로지스틱의 모델을 사용할 경우 다른 두 케이스에 비해서 더욱 정확한 결과가 도출되었지만 계산 시간 또한 기하급수적으로 증가하였다. AUC 값 또한 모두 높은 값을 가지는 것을 확인 하였다.

임의의 선로에도 적용할 수 있도록 확장하기 위하여 송전선 및 송전탑의 물리정보가 추가된 분석이 필요하다. 이 연구를 통하여 어느 정도 정확한 값들을 계산 할 수 있음을 판단하였지만, 물리/설비데이터에 대한 정리를 통하여 이 자료를 바탕으로 회귀분석을 다시 실시하여 추가적인 인자를 도출하고 심층적인 분석이 이루어져야 할 것이다. **KSNVE**

## 참고문헌

- (1) TDR활동 완료보고서, 2010, 송전선로 상간 스페이스 설치기준 정립을 통한 갤러핑 고장예방, 한국전력공사 대전충남본부.
- (2) 송전선 갤러핑 연구과제, 2014, 착빙단면 검토보고서, 티이솔루션.
- (3) Desai, Y. M. et al., 1995, Finite Element Modeling of Transmission Line Galloping, Computers and Structures, Vol. 57, No. 3, pp. 407~420.
- (4) Zhoua, L. et al., 2016, Study on Galloping Behavior of Iced Eight Bundle Conductor Transmission Lines, Journal of Sound and Vibration, Vol. 362, No. 3, pp. 85~110.