

기상예보시스템을 이용한 가공송전선의 단기간 동적송전용량 예측

(Short-Term Dynamic Line Rating Prediction in Overhead Transmission Lines Using Weather Forecast System)

김성덕* · 이승수 · 장태인 · 강지원 · 이동일

(Sung-Duck Kim · Seung-Su Lee · Tae-In Jang · Ji-Won Kang · Dong-Il Lee)

요 약

본 논문에서는 실시간 기상예보데이터를 사용하여 가공송전선의 단시간 송전용량을 예측하기 위한 방법을 제안한다. 기상청에서 제공되는 예보기온, 풍속등급 및 날씨코드와 같은 3시간 예보요소들을 분석하여 기상예보데이터와 실제 측정데이터 사이의 상관성이 분석되었다. 동적송전용량을 결정하는데 사용하기 위하여 이러한 요소들은 적당한 수치로 변환되었다. 또한 풍속과 일사량에 대한 신뢰도를 개선하기 위하여 적응뉴로퍼지시스템이 설계되었다. 기상예보데이터가 송전용량을 신뢰성을 갖도록 추정하는데 사용될 수 있음을 밝혔다. 그 결과 제안된 예측시스템이 단시간 용량예측에 효율적으로 실용화될 수 있을 것이다.

Abstract

A method for predicting the short-term dynamic line ratings in overhead transmission lines using real-time weather forecast data is proposed in this paper. Through some inspections for the 3-hour interval forecasting factors such as ambient temperature, wind speed grade and weather code given by KMA(Korea Meteorological Administration), correlation properties between forecast weather data and actual measured data are analyzed. To use these variable in determining the dynamic line ratings, they are changed into suitable numerical values. Furthermore adaptive neuro-fuzzy systems to improve reliabilities for wind speed and solar heat radiation are designed.

It was verified that the forecast weather data can be used to predict the line rating with reliable. As a result, it can be possible that the proposed predicting system can be effectively utilized by their anticipation a short-time in advance.

Key Words : Dynamic Line Rating, Forecast Rating, Overhead Transmission Lines

1. 서 론

* 주저자 : 한밭대학교 전기·전자·제어공학부 교수
Tel : 042-821-1135, Fax : 042-821-1128
E-mail : sdkim@hanbat.ac.kr
접수일자 : 2004년 8월 10일
1차심사 : 2004년 8월 11일
심사완료 : 2004년 8월 26일

과거 10년 동안 전력회사들은 구조 개편으로 정책의 결정과 경제적 투자가 용이하지 않게 됨에 따라 현재 선로의 신뢰성을 유지하면서 전력공급용량을

최대로 증가시키는 방안을 모색하기 시작하였다[1]. 대부분의 전력회사들은 가공송전선의 허용전류한계를 최악의 기상조건에서 규정한 정적송전용량(static line rating : SLR)으로 적용해왔다. 그러나 기상상태를 실시간으로 모니터링하여 용량을 산정하는 DLR(dynamic line rating)을 기법을 사용하면 기존 도체를 SLR 이상으로 전류를 공급할 수 있다[2]. DLR은 현재 기상상태에서 가설도체가 허용할 수 있는 최대전류를 의미한다. 그렇지만 선로의 전압이나 전류와 같이 직접 측정하여 지시하는 물리적 양이 아니다. 따라서 도체 주변의 주요 기상요소나 도체의 온도, 전류 또는 장력 등을 모니터링 후, 이 값들을 열평형 방정식에 적용하는 간접적인 방식으로 허용전류를 구한다[3~5]. DLR을 결정하는 모든 방법은 도체의 열용량(thermal capacity)의 한계를 규정한 열평형 방정식으로부터 전류를 구하는 방식이다. 도체의 열용량은 도체의 재질과 노출된 대기상태에 의해 결정되는 열적 특성이므로 DLR은 기상모델을 토대로 구해진다.

DLR을 구하는 기본적인 목적은 현재 선로의 허용전류를 모니터링하여 운용자에게 도체의 전력수급에 대한 정보를 제공하고 이 자료를 토대로 첨두부하와 같은 시기에 전력공급의 조절과 비상상태의 감시 등에 방안을 찾는 것이다. 또한 DLR은 미래 시간에 해당선로의 허용용량을 예측하는 데에도 이용될 수 있다. 이와 같이 예측용량(forecast rating : FR)을 정확하게 판단할 수 있으면 현재 선로의 전력수급의 효율성을 높일 수 있을 뿐만 아니라 비상상태 관리에 도움을 줄 것이다.

J.F. Hall와 A.K. Deb는 선로의 부하이력 및 과거 기상이력을 시간 함수로써 모델링한 통계적 수법을 제안하여 허용용량을 예측하였다[6]. 과거의 기상데이터를 토대로 각 요소들에 대한 전형적인 통계모형을 설계하고 선로전류를 실시간으로 모니터링하여 1시간예측용량을 구하는 시스템을 가공선로에 적용한 예를 보였다. 그러나 예측용량과 실제용량의 편차가 비교적 큰 단점이 있었다. 그 후 W.J. Steeley와 A.K. Deb는 2개 지점에서 측정된 기온 사이의 상관관계를 이용하여 송전용량을 예측하는 기본적인 방법을 제시하였다[7]. 이 연구는 측정지점에서 1시간

단위로 기온을 측정하여 1~24시간 사이의 용량을 예측하는 방식이었다. 순환방정식으로 예측기온만 모델링 하여 용량 계산에 이용하였지만, DLR값에 가장 큰 영향을 미치는 풍속을 최저값으로 선정하는 등 실용상 문제가 있었다. 한편, S.D. Foss와 R.A. Mario는 DLR 분야에 대한 계절별 정격, 송전용량의 구분, DLR의 불확실성, 임계지점 선택 문제가 다루어졌다[8]. 이 경우에 여러 위치에서의 모니터링값으로 DLR을 계산하고 이 값을 이용하여 미래 시간의 용량을 산출하였지만, 예측결과에 대한 신뢰도 확립 여부는 분명하게 제시하지 못했다. T.O Seppa와 같은 학자는 일정 지점의 풍속이 예측 가능함을 보이고 이 풍속모델은 기온이나 일사량과는 무관하다는 것을 밝혔다[9]. 이 경우에 풍속은 예보능력이 높은 기상관소의 정보를 사용하는 전제하에 통계, 확률적 방법으로 추정하였다. 추정결과를 확률적 개념을 도입하여 분석하였지만 예보에 대한 정확한 검증 결과를 제시하지 못했다.

2002년부터 국내 기상청에서는 3시간 예보시스템을 가동하고 이 데이터를 민간예보업자를 통하여 일반사용자에게 실시간으로 제공하고 있다[10]. 이와 같은 예보는 전국을 30[km]의 격자 영역으로 분할하여 기상분석용 컴퓨터에 의해 계산된 3시간 예보 자료를 공급한다. 본 연구에서는 실시간 3시간 예보데이터를 사용하여 가공송전선로의 단시간 허용용량을 예측 방법을 제안한다. 예보요소들의 불확실성이나 언어적 표현 또는 영역코드를 DLR 산정에 적합한 요소로 변환하고 이들 요소들의 신뢰성을 개선하기 위한 퍼지추론시스템(fuzzy inference system : FIS)을 설계한다. 추론결과와 함께 예보데이터와 실제 측정데이터를 토대로 DLR 및 용량예측의 적용 가능성을 제시한다.

2. DLR과 FR의 특성

2.1 FR과 분석데이터

가공송전선의 최고허용전류인 SLR은 도체가 대류에 의한 발열 및 일사량으로부터의 흡열과 도체로부터의 방열이 평형상태에서 도체의 재료 변화 또는 연성이 허용되는 온도에 도달할 때의 전류로 규정하

기상예보시스템을 이용한 가공송전선의 단기간 동적송전용량 예측

고 있다. 이 경우에 전류는 다음과 같은 열평형 방정식으로부터 구해진다[3~5].

$$I^2 R_{ac}(T_c) + Q_s = Q_r + Q_c \quad (1)$$

여기서 $R_{ac}(T_c)[\Omega]$ 는 도체의 최고허용온도 $T_c[^\circ\text{C}]$ 에서 도체의 교류저항이다. $Q_s[\text{W}/\text{mm}^2]$ 는 도체가 태양으로부터 흡수하는 열(solar heat gain)로 일사량과 도체의 단면적 및 흡수율의 함수로 주어진다. Q_c 는 대류에 의한 열방산(convected heat loss)으로 기온, 풍속과 직접 관계되며 Q_r 은 방산에 의한 열방산(radiated heat loss)으로 도체의 방사계수와 기온의 함수로 표현된다.

SLR은 식 (1)의 평형상태에 일정 기상조건 및 도체의 최고허용온도 등을 규정하여 계산되지만 일반적인 기상조건에서도 이 열평형 상태는 항상 성립한다. 따라서 DLR 값은 식 (1)에 의하여 다음과 같이 계산된다.

$$I = \sqrt{\frac{Q_c + Q_r - Q_s}{R_{ac}(T_c)}} \quad (2)$$

DLR을 결정하는 가장 보편적인 방식은 도체 주변의 기상요소들을 모니터링하여 식 (2)로 계산하는 방법이다. 이 때 기상요소 중 기온, 풍속, 풍향 및 일사량을 주로 사용한다. DLR을 실시간으로 추정하면 우선, 현재 선로의 허용용량을 알 수 있고 이 결과로부터 선로운용상태, 부하전류, 비상대책이나 안전을 등을 판단할 수 있다. 그러나 선로의 효율적인 운영을 위하여 현재 상태의 파악뿐만 아니라 해당선로의 미래 시간의 기상상태에서의 허용부하예측이 필요하다.

예측용량은 현재에 추정할 수 있는 기상요소나 다른 정보를 사용하여 미래 특정 시각에 도체가 최고 허용도체온도에 도달하는 DLR을 추정하는 것이다. 이 때 예측결과는 미래 시간에 나타날 수 있는 예측 기상의 신뢰성에 의해 성능이 좌우된다. 도체는 규격과 종류 및 기상상황에 따라 조금씩 다르긴 하지만 전류나 기상요소 변화가 나타날 때 도체는 20~

60분 후에 정상적인 온도에 도달한다. 따라서 예측 시간은 적어도 열 시정수보다는 크고 선로 운용자가 현재에 대응하고 예비동작을 취할 수 있는 시간이면 충분하다. 따라서 예측주기는 1시간, 또는 2~4시간이면 충분하다. 일반적으로 기상요소는 불규칙하고 불확실하게 변하지만 도체가 이러한 불확실 특성에 의해 정상상태에 이르려면 적어도 수십 분 정도의 시간이 필요하기 때문에, 예측시간을 1시간미만으로 하여 그 시간마다 시스템을 감시하거나 조절하는 것은 효율적이지 못하다[6].

DLR은 실시간으로 기온, 풍속, 풍향이나 일사량 등 기상요소들을 모니터링하여 계산되지만 예측용량은 미래 시간의 기상요소에 의해 결정된다. 그러나 기온이나 풍속에 대한 전형적인 모형을 알고 있고 현재나 또는 과거 일정기간의 기상측정치를 알고 있더라도 미래 시간의 기상상태를 정확하게 추정하기는 쉽지 않다. 현재로서 가장 신뢰성 있게 이용될 수 있는 데이터는 기상청에서 발표하고 있는 3시간 예보데이터이다. 본 연구에서는 분석과 검증을 위하여 2004년 3~6월 사이에 전용회선을 통해 실시간으로 수집된 3시간 예보데이터와 동일한 기간 동안에 대전지방기상청에서 측정된 기상데이터를 사용하였다.

기상청의 3시간 예보데이터는 전국을 30[km]의 방사형으로 구분하여 이 지역의 기상요소들을 사용자에게 공급하고 있다. 이 요소들 중 기온은 정수형 수치로, 강수율은 이산형 수치로 주어지며 풍속, 풍향은 일정한 범위를 등급화한 코드로 제공된다. 또한 날씨는 언어적 표현으로 역시 코드화 되어 있다. 여러 가지 예보요소 중 DLR 계산에 직접 이용되는 기온, 풍속 및 날씨만 분석 대상으로 하였다. 한편, 예측용량이나 예보시스템의 결과들의 신뢰성을 평가하기 위하여 대전기상청에서 1시간 주기로 측정된 실제 기상요소를 시험데이터로 사용하였다. 예보요소 중 기온은 예보시각에서의 추정기온을 나타내지만 풍속이나 날씨 등 다른 요소들은 일정 시간의 평균치 등급으로 정의되어 있다. 따라서 이들 요소의 특성 분석을 위하여 예보데이터는 물론, 시험데이터로 사용된 기상청 실측데이터도 예보시각을 기준으로 데이터를 변환하였다. 강수율은 날씨등급과 사이에는 비교적 높은 상관관계가 있으나 도체의 허용전

류 산정에는 고려되지 않는 요소이다. 풍향은 기준 전류인 SLR을 구할 때 적용한 90[°]로 가정하고 예보풍향은 고려하지 않았다.

2.2 예보요소의 신뢰성 분석

(1) 예보기온

DLR 또는 FR의 계산에 예보요소들을 적합성을 검토하기 위하여 우선, 예보데이터와 실측데이터 사이의 상관성을 분석하였다. 현재 3시간 단위로 48시간 또는 24시간 예보하는 기상요소들 중에 예보기온은 수치정보로 제공되며 실제 기상관소에서의 측정치와 큰 편차가 없이 비교적 정밀한 값으로 주어진다. 그림 1은 분석기간 3~6월 예보데이터와 실측데이터에 대한 예보시각 $t_{00}, t_{03}, \dots, t_{21}$ 에서의 상관성을 나타낸다. 여기서 t_i 는 예보시각으로 i -시간(i -hour ahead)을 의미한다. 예보기온과 실측기온 사이의 상관계수(correlation coefficient)는 0.99~0.91로 신뢰도가 매우 높으므로 DLR을 계산할 때 이 예보기온을 직접 사용하였다.

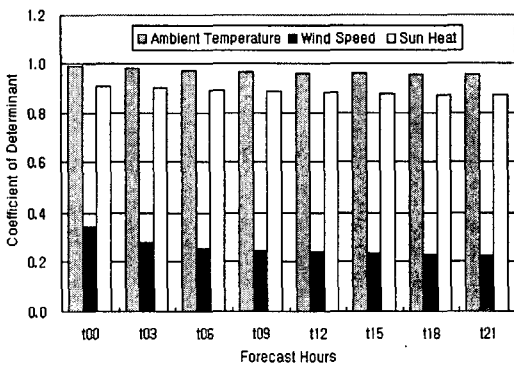


그림 1. 기상요소의 예보특성
Fig. 1. Forecasting performances for weather factors

(2) 예보풍속

현재, 기상청에서 발표하는 수치예보 중 풍속은 표 1과 같이 일정한 영역으로 분할된 등급코드로 발표되므로 DLR 계산에 사용하기 위해서는 적당한 수치정보로 변환해야 한다. 5단계로 주어지는 예보풍

속은 각 등급 사이가 연속적이지 못하고 저속에서 고속으로 갈수록 범위가 큰 것을 볼 수 있다. 풍속은 다른 기상요소에 비하여 DLR에 미치는 영향이 가장 크지만 지형 변화나 대기운동의 불규칙성에 의하여 그 값을 예측하기 쉽지 않다.

기상청에서 제공하는 수치예보는 지점에 대한 예보가 아닌 지역예보 데이터이다. 따라서 지상 10[m] 높이에서 측정되는 지표 풍속이 측정위치나 지형에 따라 그 변화가 심한 반면, 예보 풍속은 변화가 비교적 적다. 예보풍속은 지상 고층의 풍속으로 지표상의 풍속보다 높다고 알려져 있다. 따라서 표 1에서와 같이 각 등급에서 하중치(weighted value)는 각 등급의 하위 등급의 최고값으로 대응시키고, 다만 풍속 등급 1은 DLR에 미치는 저 풍속 영향을 고려하여 SLR을 계산할 때의 풍속 조건인 0.5[m/sec]로 가정하였다.

표 1. 예보풍속 코드
Table 1. Forecast wind speed code

등급	풍속범위[m/sec]	하중치[m/sec]
1	0~2.0	0.5
2	3.0~5.0	2.0
3	6.0~9.0	5.0
4	10.0~13.0	9.0
5	14.0~	13.0

표 1에서 정의한 예보풍속의 하중과 실측풍속 사이의 상관성을 그림 1에 나타낸다. 풍속 등급에 대한 하중은 예보발표시각에서의 값으로 다른 예보시각의 예보값보다 실측풍속과 상관성이 가장 큰 경우이나 풍속 등급은 실측풍속 특성을 충분히 반영하지는 못하고 있다. 일반적으로 예보시간이 길어질수록 상관성이 감소되는 것은 기온 특성과 유사하지만 전체적으로 예보풍속의 상관계수는 0.22~0.34로 예보기온에 비하여 떨어진다.

(3) 일사량

기상청에서는 일사량을 직접 예보하지 않는다. 일사량은 도체의 열평형 상태에 민감한 영향을 미치며 풍속이 0.0~0.5[m/sec]인 여름철 대낮에 도체의 온

도를 대략 10~20[°C] 상승시키기도 한다. SLR을 계산할 때는 태양의 고도와 위도, 연일수 등에 의해 규정된 일사량을 사용할 수 있으나 이 조건은 최악 기상조건에서 이용되는 것이므로 DLR 증대 효과가 적다.

표 2. 예보날씨 코드
Table 2. Forecast weather code

코드	등급	상태	하중치
CA01	1	맑음	8
CA02	2	구름	6
CA03	3	흐림	4
CA04	4	비	2
CA05	5	눈	2
CA06	6	비/눈	2
CA07	7	눈/비	2
CA08	8	소나기	4

예보요소 중 일사량에 직접적인 영향을 미치는 것은 날씨 정보이다. 일사량은 풍속에 비하여 그 동특성 상 불규칙한 변화가 크지 않을 뿐만 아니라 연일수와 시간 및 날씨의 상태에 따라 추정이 가능하다. 기상청에서 제공되는 예보의 날씨를 표 2와 같이 8등급으로 주어진다. 이 때 등급의 분류를 참고하면 CA01~CA04는 태양의 조사 정도를 나타내는 등급으로 이용될 수 있다. CA05~CA07은 일사량 특성만 고려하면 CA04와 유사한 상태로 취급하면 되고 연일수에 의해 태양의 위치에 따라 변화되는 일사의 개시시간과 최종시간을 고려하면 야간에서는 하중을 0으로 하여 일사량을 추정할 수 있다. 따라서 표 2의 하중치는 일사량이 나타나는 주간에 하중으로만 사용한다.

날씨 등급에 일사량 모델(태양 고도에 의하여 계산된 값)을 곱하여 실측일사량과 상관계수를 구하면 그림 1과 같다. 예보시간 t_{00} 에서의 상관계수는 0.91로 비교적 높은 상관성을 보인다. 따라서 이 방식을 사용하거나 날씨등급, 일사시간, 일사량 모델을 적절히 이용하면 일사량 특성도 개선할 수 있다.

3. 예보요소의 신뢰성 개선

3.1 예보풍속의 특징

실제로 2002년부터 국내 기상청에서 제공하는 3시간 예보시스템에 사용된 예보모형은 동적선형모델(dynamic linear model : DLM)이다[11]. 이러한 모델 토대로 계산된 예보값과 일정 기간내의 누적자료와 현재 관측치를 사용하여 예측값과 관측값 사이의 편차를 최소화하여 예보값을 생산한다. 예보기온은 종전의 Kalman 필터방식에 비하여 DLM 방식에 의하여 생성된 예보값이 개선된 것으로 보고되었으나[11] 풍속에 대한 예보의 신뢰도는 검증되지 않았다. 국내의 자동기상관측시스템(automatic weather station : AWS)에 대한 예측 검증에 있어서 근접한 위치에 풍속값 사이에서도 예측시간이 4시간이면 대략 1.5[m/sec] 정도로 예보 편차가 크게 발생하였다. AWS로 관측된 바람에 대해 관측위치별 특성을 고찰한 문헌[12]의 결과와 같이 풍속이나 풍향의 특성은 지형별, 유형별 특성이 매우 다른 현상을 보이고 있다. 이와 같이 풍속은 선로가 설치된 지형에 따라 다양하게 변화될 뿐만 아니라 예보요소들 중 시간에 따라 불규칙하게 변하는 등 그 특성을 기운처럼 간단히 모델링하거나 추정하기 쉽지 않다. 따라서 DLR에 관한 기상모델의 신뢰도는 풍속을 처리하는 방법과 그 결과에 달려 있다. 따라서 최근에도 풍속에 관한 특성 연구가 끊임없이 지속되고 있는 실정이다[13].

2.2절에서 검토한 바와 같이, 예보풍속을 표 1과 같이 정량화하여 DLR 산정에 이용할 수 있다. 그렇지만 이러한 하중과 실측풍속 사이의 상관성은 다소 떨어졌다. 물론, 풍속등급에 정의된 영역의 최소값에 대해 상관성이 조사되었지만 각 등급의 하중을 조절하여 실측풍속과의 관계를 구해도 상관성은 증가되지 않는다. 선로의 예측용량의 적용은 풍속 예보값의 신뢰도에 의해 그 성패가 좌우된다.

3.2 ANFIS에 의한 풍속의 추정

예보풍속은 실측풍속과의 사이에 상관성이 결여되어 있으므로, 풍속의 일정한 모형이나 과거 누적데이터들을 사용하면 예측풍속과 실측풍속과의 사이의 상관성을 개선할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 예보풍속을 토대로 하고 예보값의 신뢰성을 증가

시키기 위한 입력변수를 선정할 후, 출력이 풍속인 추정시스템을 구성하였다. 이 때 시스템은 주어진 입력 데이터들을 퍼지화시키고 과거 기상요소들의 모델 특성과 현재 예보데이터를 이용하여 계산된 추정값을 출력으로 결정한다. 풍속 추정시스템은 입력과 출력변수 모두가 불확실한 성질을 포함하므로 추론 또는 학습에 의하여 출력을 결정한다.

시스템의 특성을 모형화하기 위한 입·출력 사이의 모델링은 이들 사이에 적당한 함수를 가정하여 이 관계를 결정하는 일이다. 시스템이 비선형성이거나 시변 특성을 갖고 있거나 입력변수가 퍼지 성질을 갖는 경우에 FIS나 ANFIS(adaptive neural fuzzy inference system)가 탁월한 추정능력을 발휘한다. 일반적으로 FIS는 크리스프 변수로 주어진 입력 데이터를 적당한 소속함수(membership function)를 설계하여 퍼지화하고 대상시스템의 동작이나 특성을 나타내는 데이터와 지식베이스를 토대(knowledge-based)로 퍼지 입력과 출력 사이의 퍼지법칙(if-then rule)을 결정한다. 이러한 추론과정을 통해 얻은 결과를 다시 비퍼지화 시켜 출력을 얻는다[14].

FIS 구조를 설계하기 위하여 먼저, 3시간 예보풍속 등급을 2.2절의 표 1과 같이 하중치로 환산하고 1개의 입력변수 벡터로 선정하였다. 풍속은 그 평균치일지라도 월별, 지역별 특성이 일정하지 않다. 이것은 풍속이 다른 기상요소들에 비하여 변화가 크게 나타난다는 것을 의미하는 것이다. 따라서 풍속을 추정하기 위한 또 다른 입력변수로 예보지점의 연중 풍속모델을 이용하였다. 한편, 예보시각 t_0 에서는 이 시각 이전의 실측풍속을, t_{03} 에서는 t_0 에서의 실측풍속을 이용할 수 있다. 따라서 예보시각 이전의 실측풍속을 1개의 입력벡터로 t_0 과 t_{03} 시각의 풍속을 추정할 수 있다. 결국, FIS에 대한 입력벡터로 현재 예보풍속의 하중치, 연중 풍속모형 및 3시간 전 실측풍속을 고려할 수 있다. 다만, t_0 에서의 실측풍속은 t_{03} 시각에만 사용할 수 있으므로 t_0 예보시각에 있어서 6시간 예측값은 제3의 입력벡터로 사용할 수 없다. 따라서 6시간 이후의 예보값은 2개의 입력벡터만을 사용하였다.

효과적인 퍼지모델을 구하기 위해서는 체계적인

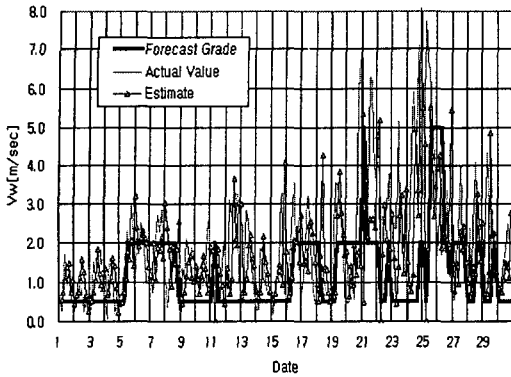
구조학습이 필요하다. 일반적으로 학습에 필요한 데이터는 모델의 특징을 잘 나타낼 수 있는 전형적인 데이터들이어야 하고 학습모델의 신뢰도를 높이기 위하여 가급적 많은 데이터가 필요하다. FIS 모델을 구하기 위하여 학습에 사용된 훈련 및 시험 데이터는 기상청에서 3시간 예보로 제공되는 2004년 중 5월 예보데이터인 기온, 풍속 및 날씨코드와 대전지방기상청에서 실측된 기상데이터, 기온, 풍속 및 일사량을 사용하였다. 분석에 사용된 5월 예보데이터 중, 일부 전송장애로 인한 누락 데이터를 제외하고 2~28일의 예보 및 측정데이터를 훈련데이터로 사용하였다.

풍속을 추정하기 위해 Sugeno 형태의 FIS 구조를 사용하고 입력변수들이 출력변수에 미치는 영향을 고려하여 각 입력에 대해 소속함수를 2, 5 및 5개로 총 50개의 퍼지법칙을 설계하였다. t_{03} 이후의 풍속은 3개의 입력벡터에 대하여 소속함수를 1, 5 및 5로 설계하여 총 25개의 퍼지법칙을 구성하였다. 학습된 기간 동안에 추정풍속과 예보풍속 등급하중을 직접 이용한 경우에 실측치와 사이에 RMSE(root mean square error)는 각각 0.58 및 1.44이고 표준편차는 0.58 및 1.44, 그리고 평균치는 0.00과 -0.04로 추정풍속의 신뢰성이 현저하게 개선된 것을 확인할 수 있었다.

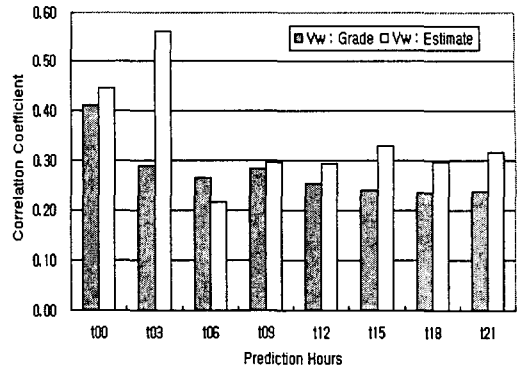
훈련데이터로 학습한 다음, 시험데이터로 사용한 6월 풍속을 추정한 결과가 그림 2(a)이다. 6월 21~25일 사이는 장마가 시작된 시기로 평일의 풍속보다 높은 풍속을 나타내었다. 평일에는 풍속 추정편차가 ± 1 [m/sec] 이내에 들지만 장마 기간에는 편차가 증가된 것을 볼 수 있다. 이것은 훈련데이터로는 이러한 특성을 학습하지 못했기 때문에 발생하는 것으로 이와 같은 특성에 대한 모델링은 좀더 구체적인 연구가 필요하다. 그렇지만 평일의 풍속은 설계된 모델로 어느 정도 신뢰성 있는 풍속이 추정됨을 알 수 있다.

추정풍속은 예보풍속과 연중풍속모델 및 3시간 전의 실제풍속으로 결정되므로 이러한 급격한 변화는 큰 편차로 나타난다. 그림 2(b)는 편차 특성으로 RMSE는 추정풍속과 예보모델의 경우에 각각 1.39 및 1.59이고 평균치는 0.30 및 0.70이며 표준편차는

기상예보시스템을 이용한 가공송전선의 단기간 동적송전용량 예측



(a) 추정풍속



(b) 추정풍속의 상관성

그림 2. t_{03} 에서 시험데이터의 추정 특성

Fig. 2. Prediction performance of test data, t_{03}

1.36 및 1.42이다. 이와 같이, FIS로 추정된 풍속은 예보풍속 모델을 직접 사용하는 경우보다 개선된 성능을 나타내는 것을 알 수 있다.

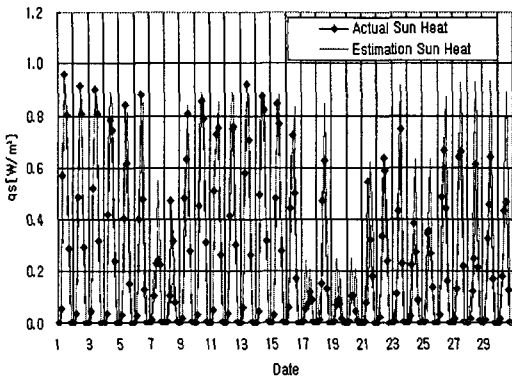
FIS에 의해 구한 풍속과 예보등급을 직접 풍속으로 취급하는 경우에 실측풍속과의 상관성을 구하면 그림 2(b)와 같다. DLR은 고 풍속보다 저 풍속에 민감한 영향을 받으므로 이들 풍속영역에서 최저값을 대표값으로 가정할 경우에 6월 시험데이터에 대하여 각 예보시각에서 실측풍속 사이의 상관계수는 대부분의 예보시간에서 0.23~0.41 정도로 나타난다. 그렇지만 설계된 FIS로 추정된 풍속은 t_{00} 에서 0.45, t_{03} 에서 0.56 및 t_{21} 에서 0.32로 등급의 최저치를 이용할 경우보다 풍속의 신뢰도는 상대적으로 증가된다. 특히, 주목할 것은 3시간 예보시점의 상관성이 최대값로 3시간 단기간 예보풍속은 약 37[%] 정도의 개선효과가 나타남을 알 수 있다.

DLR의 결정하는 열평형 방정식에는 풍속 이외에 기온, 일사량 등의 기상요소는 물론 도체의 온도에 영향을 주는 전류, 흡수율, 태양고도 등 매우 복잡한 요소들이 상호 관련되어 있다. 이들 요소 중에는 정확하게 정량화하는데 수많은 불확실성이 존재한다. 따라서 DLR의 성패에 가장 중요한 요소가 풍속이므로 이 요소의 신뢰도 증가는 DLR 시스템의 신뢰도 증진에 직접 기여하게 된다.

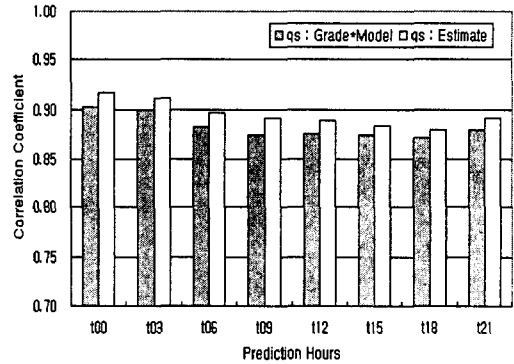
3.3 일사량의 추정

예보요소 중에는 일사량이 주어지지 않으므로 DLR을 계산하는 경우에는 이 값을 도체가 가설된 지점의 위도와 고도 그리고 연일수에 의한 최대일사량 모델로 적용할 수밖에 없다. 그렇지만 앞에서 언급한 바와 같이 일사량에 의해 도체온도는 크게 상승될 수 있으므로 일사량을 정확하게 추정하여 계산에 이용하면 DLR의 허용값은 증가시킬 수 있는 것이다. 일사량은 날씨코드 및 주야간의 연일수와 같은 시간 특성을 이용하면 일사량을 추정할 수 있다. 일반적으로 일사량은 주간과 야간에서 분명하게 구분되며 주간의 경우에는 날씨의 상태에 따라 변하게 된다. 따라서 언어적 표현으로 주어진 날씨코드를 퍼지 입력으로 변경하므로써 일사량 추정이 가능하다. 본 연구에서는 2.2절의 표 2에서와 같이 날씨코드를 퍼지성 입력으로 정의하였다. 결국 일사량은 예측일의 주야 시간 특성과 연일수, 태양고도 등을 고려한 일사량의 방정식으로 계산된 일사량모델, 그리고 표 2와 같이 날씨코드를 정량화한 상태의 3개 입력을 가진 FIS로 설계할 수 있다.

풍속의 추정 과정과 마찬가지로 5월 2~28일 예보 데이터를 학습을 위한 훈련데이터로 6월 데이터를 시험용 데이터로 가정하였다. FIS 구조를 설계하기 위하여 예보시간, 해당 연일수에 대한 최대일사량



(a) 추정일사량



(b) 추정일사량 상관성

그림 3. 시험데이터의 일사량추정

Fig. 3. Solar heat radiation prediction for test data

모델 및 표 2에서와 같이 정의된 날씨등급의 하중치의 3가지로 입력변수로 하고 측정데이터를 출력으로 가정하였다. 훈련된 FIS는 각 입력에 대해 3개의 소속함수를 구성하여 총 27개의 퍼지법칙을 구성하였다. 최대일사량 모델에는 주·야간과 연일수 등의 시간 특성이 반영되어 있지만 일사량 모델 자체로는 예보시간과의 관계를 추론하기 곤란하므로 예보시간을 퍼지시스템의 하나의 입력변수로 가정하였다.

그림 3은 훈련데이터로 학습한 후에 6월 시험데이터로 추정한 일사량 특성이다. 그림 3(a)는 예보시간 t_{03} 에서 추정된 일사량 특성으로 풍속에 비하여 아주 양호한 추정 결과를 보이고 있다. 물론, 다소 큰 추정편차가 발생하는 경우도 있으나 예보날씨의 언어적 표현이 일사량과 연속적인 관계로 주어지지 않고 예보시간이 비교적 긴 시간 간격인 3시간으로 주어지는 것도 그 원인이 될 수 있다. 따라서 예보시간을 줄이면 이러한 편차는 감소될 것으로 판단된다. 그렇지만, 현재 기상청의 예보시스템은 1일 2회 생성된 수치예보 데이터를 토대로 3시간 예보를 하고 있기 때문에 상세예보 기법이 개발되어야 적용이 가능할 것이다.

FIS의 입력으로 예보시간, 최대일사량 모델 및 날씨등급의 하중치의 3가지 요소로 설계한 경우에 실측치와 상관성을 그림 3(b)에 나타낸다. 이 결과에서

보면 날씨등급에 의해 추정된 일사량은 t_{00} 에서는 0.92이며 t_{21} 에서도 0.89로 예보시각과는 거의 무관하게 매우 만족할만한 특성이 얻어진다. FIS의 입력으로 표 2의 날씨등급 하중과 최고일사량 모델의 곱한 결과와 실측치와의 상관성을 그림 3(b)에 함께 나타내었는데 이 결과 역시 0.87 이상의 상관계수를 나타내고 있다. 결국 언어적 표현으로 주어진 날씨코드를 등급화하고 해당 추정일의 시간 특성 및 일사량 모델을 사용하면 일사량 예보는 매우 정확한 정도로 추정 또는 예보가 가능함을 확인할 수 있다.

4. 예측용량 특성

4.1 용량예측시스템의 구성

FIS로 미래 시간의 풍속과 일사량을 추정하고 열평형 방정식으로 도체의 예측용량을 구하는 전체 구조를 그림 4에 나타낸다. 실시간으로 기상청의 3시간 예보데이터와 현재의 풍속을 수신하고 예측지점의 과거 풍속모델과 예측시점에서의 최고일사량 모델을 사용하여 설계된 ANFIS로 미래 풍속과 일사량을 예측한다. 추정된 기상요소들을 열평형 방정식에 대입하여 DLR의 예측값을 계산한다.

제안된 FIS시스템으로 추정된 요소들이 허용용량 예측에 미치는 영향을 검토하기 위하여 예보지점을 대전지방기상청으로 하고 이 위치에 ACSR 410[mm]

기상예보시스템을 이용한 가공송전선의 단기간 동적송전용량 예측

도체를 가설하였다고 가정한다. 이 가상도체의 SLR은 848[A]이고[5] DLR은 2004년 6월 데이터를 사용하여 구했다. DLR을 계산할 때 기온은 예보기온을 직접 이용하였다. 반면, 풍속은 SLR을 구하는 경우에 적용하는 최저풍속 한계, 0.5[m/sec]를 적용하거나, 표 1에서와 같이 예보풍속 등급에 따른 하중치, 또는 3장에서 설계한 FIS의 출력으로 구한 추정풍속을 이용할 수 있다. 또한, 일사량도 예보일의 수치모델과 3장의 FIS로 결정한 추정일사량을 사용 가능하다. 이와 같은 경우들을 고려하여 표 3과 같은 경우로 구분하여 DLR 및 예측용량을 분석하였다.

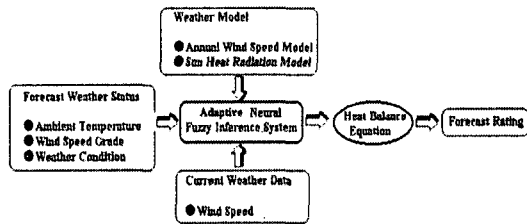


그림 4. 용량 예측시스템 구조
Fig. 4. Schematic diagram of a rating prediction system

표 3. 적용요소의 분류
Table 3. Classification for adaptation factors

표 기	적용 내용
Case I	예보기온, 최저풍속 $V_w=0.5[m/sec]$ 일사량 모델
Case II	예보기온, 추정풍속, 일사량모델
Case III	예보기온, 추정풍속, 추정일사량
Case IV	예보기온, 예보풍속하중, 일사량모델
Case V	예보기온, 예보풍속하중, 추정일사량

4.2 DLR 추정

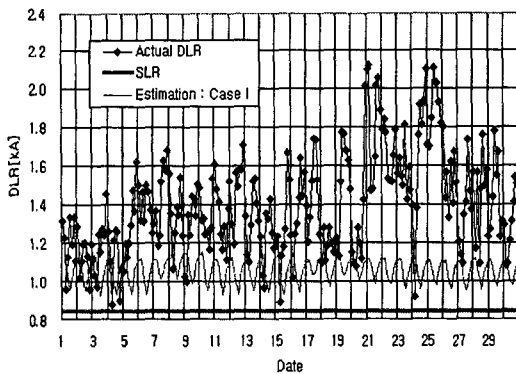
일반적으로 실측된 기온, 풍속 및 일사량으로 계산된 DLR은 이들 기상요소들의 변화가 그대로 천이된다. 이 때 도체의 온도는 일사량에 민감한 영향을 받는다. 도체에 전류가 흐르지 않을 때 풍속이 낮아지면 도체온도는 일사량에 의해 최대로 증가된다. 그렇지만 도체에 어느 정도의 전류가 흐르게 되면 이와 같은 일사량 효과는 점점 줄어든다. 특히 전류가 SLR 또는 그 이상이 되면 일사량으로 변화되는

허용전류 용량은 현저하게 감소된다. 예를 들어 도체온도가 90[°C]인 경우에 SLR이 848[A](13시 기준)인 도체에 일사량이 0이면 이 도체에 DLR은 941[A]로 SLR 보다 약 11[%] 증가시킬 수 있다. 그러나 다른 조건은 동일하고 풍속만 7[m/sec]이면 13시에서 DLR은 1740[A]로 주어지지만 일사량이 0이면 최고 허용온도에서 DLR은 1787[A]로 47[A]가 증가되어 약 2.7[%]의 증가율을 나타낸다. 따라서 3장에서와 같이 일사량이 신뢰성 있게 추정되었더라도 일사량이 DLR 결과에 미치는 효과는 크지 않았다. 따라서 일사량모델을 사용한 Case II와 IV의 특성은 각각 추정일사량을 사용한 Case III 및 IV와 유사하고 또한, 지면의 제한으로 자세한 특성기술은 생략하였다.

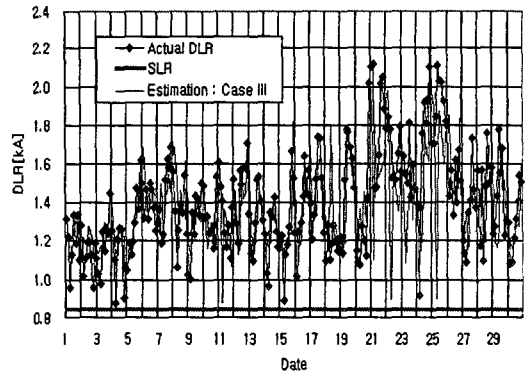
그림 5는 표 3에서와 같은 경우 중에서 Case I, III 및 V에 대해 시험데이터로 구한 DLR 중 예보시각 t_{03} 에서의 특성을 나타낸다. 예보기온만 적용하고 풍속을 0.5[m/sec]로, 일사량은 예보일의 계산치를 사용한 경우의 DLR이 그림 5(a)로 추정 DLR이 실제 DLR보다 작은 경우의 확률은 9.17[%]이나 예보 시각에서 선로의 허용전류를 추정 DLR의 최소값(944.7[A])으로 조절한다고 가정하는 경우에는 약 1.67[%]로 거의 무시할 정도이다. 그렇지만 이러한 경우에 도체는 약 11.4[%]의 전류용량을 증대시킬 수 있다. 그림 5(b)는 예보기온, 추정풍속 및 추정일사량으로 이 경우에 RMSE는 0.25로 Case I의 0.43보다 현저하게 개선되었다. 이러한 사실은 추정풍속이 실제풍속에 유사하게 구해졌음을 의미한다.

이 경우에 전력증가율은 거의 60[%] 정도로 크게 되지만, DLR 운용 측면에서는 위험률이 증가되었고 할 수 있다. 그림 5(c)는 예보풍속 등급의 하중치를 직접 사용하고 추정일사량과 예보기온을 적용하여 구한 DLR 특성이다. RMSE는 0.31로 Case I과 III의 중간 정도로 계산되며 따라서 약 47[%]의 전력증가율이나 이 경우에 발생할 수 있는 확률도 중간 정도로 나타난다.

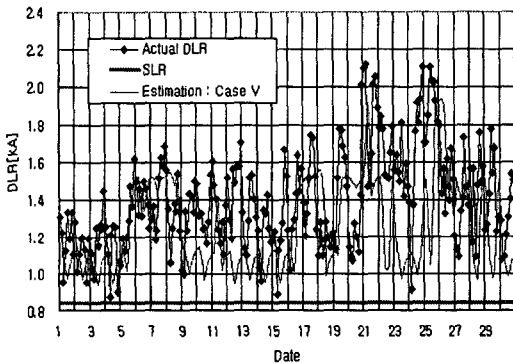
DLR을 모니터링하고 예측용량을 사용하는 이유는 현재 시각에서의 선로의 허용전류 상태의 파악은 물론, 미래 시간에 선로에 부담시킬 수 있는 허용용량을 결정하는 일이다. 따라서 현재 선로의 이용률을 가급적 증가시키면서 선로의 안전과 전력공급의



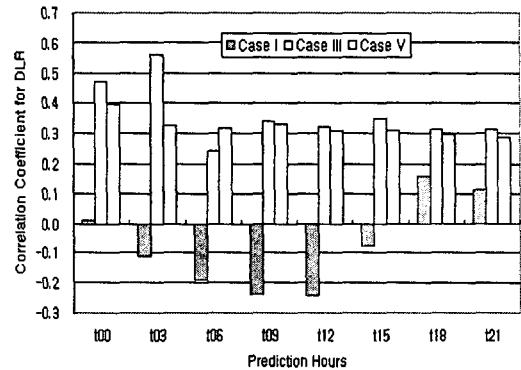
(a) Case I



(b) Case III



(c) Case V



(d) 상관특성

그림 5. 추정요소에 의한 t_{03} 의 DLR 특성

Fig. 5. DLR properties by prediction factors at t_{03}

신뢰도를 유지할 수 있어야 한다. 지금까지는 선로의 허용전류를 정적상태에서의 규정전류 SLR을 초과하지 않는 범위에서 운용해 왔다. 물론 기상요소나 도체온도 등을 모니터하여 간접적인 방식으로 현재 도체의 가용전력이나 전류를 추정하였지만 미래 시간에 설비의 허용용량을 추정하기는 쉽지 않았다. 이와 같이 미래에 해당 선로에 공급전력을 추정하는 정보는 그림 5와 같은 결과로부터 찾아낼 수 있다.

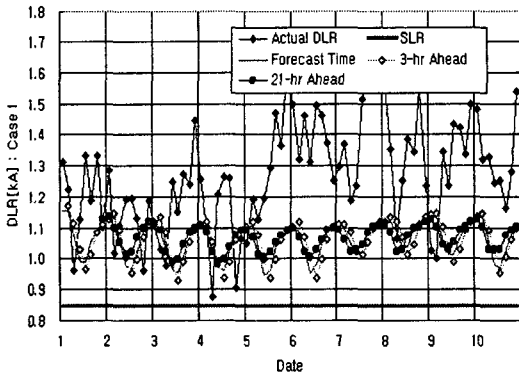
DLR 특성은 허용전류를 실제 측정값 사이의 신뢰성, 전력증대 효과나 위험률의 최소화, 단시간 또는 장시간 예측용량의 추정 등의 관점으로 서로 장단점을 갖고 있다. 따라서 이들 사이의 특징과 실제 적용 시의 문제점을 정밀하게 검토해야 한다. 이러한 검토 자료로서 그림 5에서와 같은 결과를 이용할

수 있다. 예컨대 장기간 예측용량의 위험률을 줄이는 방법으로는 Case I이 적용이 가장 바람직하지만 실제 DLR 특성을 고려할 경우에는 Case III가 보다 효율적으로 이용될 수 있는 것이다.

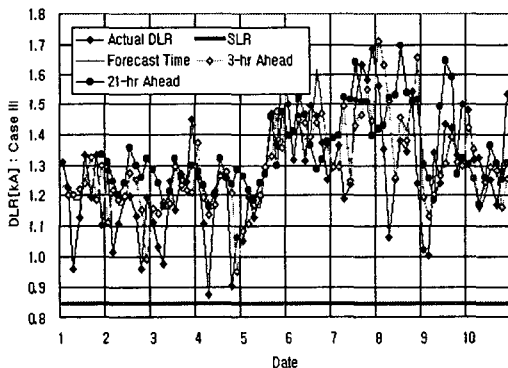
t_{00} 에서의 결과는 예보시각 현재의 DLR 특성을 실제 DLR값과 비교하여 현재 선로의 상태를 평가할 수 있다. 그러나 선로운영자가 현재 t_{00} 시각에서 3시간 후나 또는 1일 후에 선로의 허용용량을 미리 예측하려면 예보시각의 DLR값의 신뢰성이 먼저 확립되어야 한다. 그림 6은 Case I 및 II에 t_{00} , t_{03} 및 t_{21} 에서의 예측용량 추정 결과로, 예보기상요소로 추정한 예보용량은 실제 측정용량과 유사한 특성을 보인다. 예보시각에서의 기온, 풍속 및 일사량의

기상예보시스템을 이용한 가공송전선의 단기간 동적송전용량 예측

RMSE은 예보시간이 증가하면 편차가 약간씩 증가하지만 대체적으로 양호한 특성을 보였다. 따라서 적어도 21시간 이내의 해당선로의 DLR를 운용자가 미리 알 수 있으므로 현재 선로의 운용과 미래 시간의 전력공급의 효율성을 개선할 수 있을 것이다.



(a) Case I



(b) Case III

그림 6. 예보결과
Fig. 6. Forecasting results

5. 결 론

본 연구에서는 기상청 예보시스템을 이용하여 미래 시간에 가공송전선의 허용전류 예측시스템을 제안하였다. 기상예보데이터를 실시간으로 수신한다는 가정 하에 예보요소가 동적송전용량에 미치는 영향을 조사, 분석하였다. 현재 기상청에서 제공하는

예보요소를 동일 기간에 관측된 기상청 측정데이터와 비교한 결과, 예보기온은 신뢰도가 높아 DLR을 계산하기 위하여 기초데이터로 사용되는 기상요소로 직접 사용이 가능하다고 판단되었다. 등급으로 주어지는 예보풍속을 적당한 하중으로 변환하여 적용네트워크 퍼지추론시스템을 설계하여 예보풍속의 신뢰도를 개선시켰다. 예보요소로는 제공되지 않는 일사량을 날씨코드와 일조시간 등을 고려하여 FIS 시스템을 제작하고 추정결과가 실제 측정일사량과의 일치함을 보였다.

예보기온, FIS시스템으로 추정된 풍속 및 일사량을 사용하여 3~21시간의 예측용량을 구하고 그 특성을 분석하였다. 그 결과 예측용량의 신뢰도에 관계되어 발생할 수 있는 선로의 위험률, 비상상태 발생에 대한 경고 또는 진단시스템 등에 대한 방안을 보완하면 기상청의 실시간 기상예보시스템을 이용하여 가공 송전선로의 단기간 예측용량 구현이 가능하다고 판단된다.

References

- [1] G.C. Baker, "The wave of deregulation: operational & design challenges", IEEE Power Engineering Review, Vol. 19, No. 11, pp. 15-16, 1999.
- [2] D.A. Douglass and A.A. Edris, "Real-time monitoring and dynamic thermal rating of power transmission circuits", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 11, No. 3, pp. 1407-1418, 1996.
- [3] The thermal behavior of overhead conductor, CIGRE WG22-12, Electra, No. 144, 1992.
- [4] Draft standard for calculating the current-temperature relationship for bare overhead conductors, IEEE Standard P738, 1999.
- [5] 송전 설계기준 제·개정 및 보완 연구, 한국전력공사 전력연구원, TR.OOPJ09.J22001.319, 2001.
- [6] J.F. Hall and A.K. Deb, "Prediction of overhead transmission line ampacity by stochastic and deterministic models", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 3, No. 2, pp. 789-800, 1988.
- [7] W.J. Steeley and A.K. Deb, "Ambient temperature correlated dynamic transmission line ratings at two PG&E location", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 6, No. 3, pp. 1234-1242, 1991.
- [8] S.D. Foss and R.A. Mario, "Dynamic line rating in the operating environment", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 5, No. 2, pp. 1095-1105, 1990.
- [9] T.O. Seppa, E. Cromer, and W.F. Jr. Whitlatch, "Summer thermal capabilities of transmission lines in Northern

California based on a comprehensive study of wind conditions", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 8, No. 3, pp. 1551-1561, 1993.

- [10] 최준태, 손승희, 조영순, 신경섭, "기상청의 수치응용기상정보 생산 및 제공", 2003년 4월 한국기상학회 불학술발표 논문집, 2003.
- [11] 서영경, 김근현, 나득균, "동적선형모형을 이용한 3시간 기온예보 모델의 운영", 2002년 한국기상학회지 불학술발표 논문집, 2002.
- [12] 김진영, 김영성, 정관영, "서울·인천지역 자동기상관측 바람자료의 특성 분석", 한국기상학회 논문집 제36권 제2호, pp. 153~166, 2000.
- [13] T. Seppa, "Introduction to the Panel on "Selection of weather parameters for overhead line ratings" ", IEEE PES Meeting, Denver, June 8, 2004.
- [14] J.S.R. Jang, "ANFS: Adaptive-network-based fuzzy inference system," IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, 1993.

※ 본 연구는 2002년도 산업자립부 지원 전력산업연구개발사업의 일환으로 연구되었음.

◇ 저자소개 ◇

김성덕 (金成德)

1951년 10월 1일생. 1978년 한양대학교 전기공학과 졸업. 1980년 한양대학교 전기공학과 졸업(석사). 1988년 한양대학교 전기공학과 졸업(박사). 1990~1991년 Australia National University 객원교수. 2000~2001년 미국 Kansas State University 객원교수. 현재 한밭대학교 전기·전자·제어공학부 교수.

이승수 (李承秀)

1978년 10월 6일생. 2004년 한밭대학교 전자공학과 졸업. 현재 한밭대학교 전자공학과 대학원 재학.

장태인 (張太因)

1968년 12월 5일생. 1990년 한양대학교 전기공학과 졸업. 1994년 한양대학교 대학원 졸업(석사). 1994~1995년 (주)삼성SDS 공공개발팀 근무. 현재 한국전력공사 전력연구원 전력계통연구실 선임연구원.

강지원 (姜地原)

1965년 1월 6일생. 1987년 한양대학교 전기공학과 졸업. 1992년 한양대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2002년 한양대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 한국전력공사 전력연구원 전력계통연구실 선임연구원.

이동일 (李東一)

1958년 3월 15일생. 1979년 단국대학교 전기공학과 졸업. 1983년 인하대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1996년 한양대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). IEEE Member, CIGRE B2(가공송전) 한국대표 대한전기학회 기술위원, 편집위원. 현재 한전전력연구원 계통연구실 송전기술그룹 그룹장.