

전력수요예측을 위한 다양한 퍼지 최소자승 선형회귀 모델

(Various Models of Fuzzy Least-Squares Linear Regression for Load Forecasting)

송경빈*

(Kyung-Bin Song)

요 약

전력수요예측은 전력계통의 운용을 위해 필수적이다. 따라서 다양한 방법이 제시되어 왔으며, 특히 특수일의 수요예측은 평일과 구분되며, 부하 패턴을 추출하기에 충분한 자료 확보가 어려워 예측 오차가 크게 나타난다. 본 논문에서는 특수일의 부하예측 정확도를 개선하기 위해 퍼지 최소자승 선형회귀 모델을 분석한다. 4종류의 퍼지 최소자승 선형회귀 모델에 대해 분석과 사례연구를 통하여 가장 정확한 모델을 제시한다.

Abstract

The load forecasting has been an important part of power system. Accordingly, it has been proposed various methods for the load forecasting. The load patterns of the special days is quite different than those of ordinary weekdays. It is difficult to accurately forecast the load of special days due to the insufficiency of the load patterns compared with ordinary weekdays, so we have proposed fuzzy least squares linear regression algorithm for the load forecasting. In this paper we proposed four models for fuzzy least squares linear regression. It is separated by coefficients of fuzzy least squares linear regression equation. we compared model of H1 with H4 and prove it H4 has accurately forecast better than H1.

Key Words : Load Forecasting, Fuzzy Least-Squares Linear Regression

1. 서 론

전력시스템의 경제적 최적운용을 위해 전력수요의 중·단기 예측기법에 의한 전력수요가 사용되며 효율적인 전원 및 송전망의 계획을 위해 중·장기 예측기법에 의한 전력수요가 필수적이다[1]. 전력회

사에서 실용화되어 사용하는 방법이 주로 시계열 해석법과 회귀분석법 등의 응용기법이라면 전력수요에 대한 연구자의 최근 관심은 신경회로망, 퍼지이론등과 같은 인공지능기법을 적용한 예측 모델이 가장 활발히 연구되고 있다. 또한 퍼지전문가 시스템의 응용연구로 가장 오차가 큰 특수일에 대해 특수일의 수요곡선을 정규화하고 예측수요패턴모형 및 퍼지 룰베이스를 사용하여 특수일의 예측 정확도를 향상시켰다[2-3]. 최근 10년간의 국내 연구는 대부분 퍼지 및 신경회로망의 응용연구와 전문가의 경험

* 주저자 : 송실대학교 전기공학부 조교수
Tel : 02-820-0648, Fax : 02-817-7961
E-mail : kbsong@ssu.ac.kr
접수일자 : 2007년 4월 19일
1차심사 : 2007년 4월 25일
심사완료 : 2007년 5월 14일

전력수요예측을 위한 다양한 퍼지 최소자승 선형회귀 모델

을 룰베이스하여 전력수요예측오차를 개선하여 왔으며 지속적인 활발한 연구가 예상되며 사용 소프트웨어의 개발로 발전될 것이다.

전력 수요예측 기술에 대한 해외의 동향을 보면, 전력수요예측 문제에 내재된 비선형성과 불확실성을 반영하기 위하여 인공지능형 접근 방법인 신경회로망과 퍼지이론의 도입으로 활발한 연구를 수행하고 있다[4-7]. 신경회로망의 응용연구분야에서는 전문가의 경험, 지식과 같은 정성적인 정보를 처리하는데 어려움이 많아 코호넨의 자기조직화 신경회로망(Kohonen's Self Organizing Map)과 다층신경회로망을 결합하여 전력수요예측오차를 개선하였다[7]. 퍼지모듈과 신경회로망 모듈을 직렬로 연결한 구조의 예측 모델은 온도, 요일, 계절의 변화 등을 퍼지화하여 24시간의 전력수요를 예측하는 등 첨단기법을 개발하고 있다[8]. 전력수요예측기술의 수준을 나타내는 예측평균오차는 약 1[%]이며, 최대오차는 약 8[%]를 나타낸다[9]. 예측기술의 수준이 국내수준보다 우위에 있으며, 사회·경제적으로 안정적인 요인이 예측기술의 발전에 기여하고 있다. 최근 특수일의 수요예측은 평일과 주말의 예측에 비해 큰 오차율을 보이고 있다. 따라서 퍼지 최소자승 선형회귀분석법을 이용하여 보다 정확한 전력수요예측에 접근한 바 있다. 본 논문에서는 참고문헌[13]에서와 같이 퍼지 최소자승 선형회귀 모델을 계수의 형태에 따라서 4가지로 나누고 예측도가 가장 우수한 경우와 가장 나쁜 경우의 모델을 선정하고 이를 전력수요예측에 적용하여 예측도를 비교하였다.

2. 본 론

2.1 퍼지 최소 자승 선형회귀분석법

퍼지 최소자승 선형회귀분석은 일반적으로 상관관계가 큰 표본들간에 최소 자승 알고리즘을 도입하여 선형식을 유도하고 선형식을 통하여 임의의 값을 예측하는 방법으로 표본의 값들과 그 계수를 모두 삼각 퍼지화하여 사용한다. $A_1=(a_1, \alpha_1, \beta_1)$, $A_2=(a_2, \alpha_2, \beta_2)$ 는 삼각 퍼지 넘버로 a -term은

삼각 퍼지 멤버쉽 함수의 값이 1인 경우로 중심을 의미하며 a -term과 β -term은 멤버쉽 함수 값이 0인 경우로 좌 우 스프레드를 나타낸다.

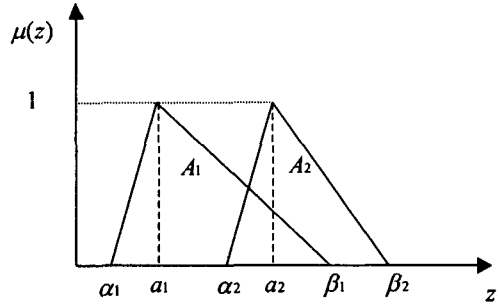


그림 1. 두 개의 삼각 퍼지 넘버 그래프
Fig. 1. The graph of two triangular fuzzy numbers

참고문헌 [13]에서 제시된 Diamond model에 의하여 두 삼각 퍼지 넘버에 관하여 D metric을 정리하면 식 (1)과 같다.

$$D(A_1, A_2)^2 = (a_1 - a_2)^2 + \{ (a_1 - \alpha_1) - (a_2 - \alpha_2) \}^2 + \{ (a_1 + \beta_1) - (a_2 + \beta_2) \}^2 \quad (1)$$

또한 퍼지 최소 자승선형회귀모델에 대한 기본식을 식 (2)에 나타내었다.

$$Min r(A_0, A_1) = \sum_{i=0}^n D(A_0 \oplus (A_1 \otimes X_i), Y_i)^2 \quad (2)$$

여기서

$$A_0 \oplus (A_1 \otimes X_i) = (a_0 + a_1 x_i, \max(\alpha_0, |a_1 r_i|, |x_i \alpha_1|)) \quad (3)$$

여기서 입력은 각각 $X_i=(x_i, r_i)$, $Y_i=(y_i, e_i)$ 이며 변수들은 $A_0=(a_0, \alpha_0)$, $A_1=(a_1, \alpha_1)$ 로 4가지 모두 좌우 대칭형 삼각 퍼지수로 구성되어 있다. 식 (3)과 $Y_i=(y_i, e_i)$ 를 이용하여 식 (1)을 구성하면 식 (4)와 같이 D metric을 구성할 수 있다[13].

표 1. 퍼지 데이터 입력
Table 1. Fuzzy input data

i	X_i (x_i, γ_i)	Y_i (y_i, e_i)
1	(x_1, γ_1)	(y_1, e_1)
2	(x_2, γ_2)	(y_2, e_2)
⋮	⋮	⋮
3	(x_3, γ_3)	(y_3, e_3)

$$D(A_0 \oplus (A_1 \otimes X_i), Y_i)^2 = [(a_0 + a_1 x_i) - \max(a_0, \gamma_i a_1, x_i a_1) - (y_i - e_i)]^2 + [(a_0 + a_1 x_i) + \max(a_0, \gamma_i a_1, x_i a_1) - (y_i + e_i)]^2 + (a_0 + x_i a_1 - y_i)^2 \quad (4)$$

D metric 중 max 포함 부분 (g)과 포함하지 않은 부분 (f)으로 나누어 정리하면 다음과 같다.

$$f(a_0, a_1) = [2(a_0 + a_1 x_i)^2 + (y_i - e_i)^2 + (y_i + e_i)^2 - 2(a_0 + a_1 x_i)(y_i - e_i) - 2(a_0 + a_1 x_i)(y_i + e_i) + (a_0 + a_1 - y_i)^2] \quad (5)$$

$$g(a_0, a_1) = [2(\max(a_0, \gamma_i a_1, x_i a_1))^2 - 4e_i \max(a_0, \gamma_i a_1, x_i a_1)] \quad (6)$$

따라서 식 (2)에 의하여 다음과 같은 식이 성립된다.

$$\text{Min} \sum_{i=1}^n \{f(a_0, a_1) + g(a_0, a_1)\} \quad (7)$$

2.2 퍼지 최소자승 알고리즘의 전력수요 예측 적용 알고리즘

퍼지 최소자승 알고리즘의 수요예측 적용을 위하여 우선 2.1에서 살펴 본 바와 같이 삼각 퍼지 넘버로 입력 데이터를 구성해야 한다. 입력 데이터는 특수일 당일의 부하와 특수일 전 평일 4일의 부하를 이용하게 된다. 단 전 평일 4일은 화, 수, 목, 금요일 때의 부하만을 이용하며 입력 데이터를 표 1에 나타내

었다.

본 논문에서는 $i=3$ 즉, 과거 3개년에 대하여 데이터를 검색하고 이를 이용한다. 표 1에서 $X_i(x_i, \gamma_i)$ 와 $Y_i(y_i, e_i)$ 의 구성은 다음과 같다[15].

$X_i(x_i, \gamma_i)$ 는 특수일 전 평일 4일의 값을 이용하여 삼각 퍼지화되며 다음과 같다. 직전 평일 4일의 최대 값이 각각 m_1, m_2, m_3, m_4 라 하면 이 4가지 값 중에 가장 큰 값(M)으로 정규화를 하게 된다. 이것이 입력 변수의 퍼지화이며 식으로 나타내면 각각 $\frac{m_1}{M}, \frac{m_2}{M}, \frac{m_3}{M}, \frac{m_4}{M}$ 로 퍼지화되며 이들의 평균은 다음과 같이 정의한다.

$$x_i = \frac{m_1 + m_2 + m_3 + m_4}{4M} \quad (8)$$

그리고 γ_i 는 이들의 표준편차로 주어진다.

$$\gamma_i = \sqrt{\frac{(\frac{m_1}{M} - x_i)^2 + (\frac{m_2}{M} - x_i)^2 + (\frac{m_3}{M} - x_i)^2 + (\frac{m_4}{M} - x_i)^2}{4}} \quad (9)$$

$Y_i(y_i, e_i)$ 의 구성은 특수일 당일에 대한 정보를 가지며 특수일 직전 평일 4일이 m_1, m_2, m_3, m_4 라고 하면 특수일 당일은 m_5 로 표현 가능하다.

$$y_i = \frac{m_5}{M} \quad (10)$$

특수일 당일의 값이므로 표준편차 e_i 는 0이 된다. 이렇게 과거 3개년의 데이터를 검색하여 입력 데이터로 만들면 다음과 같다. 따라서 D metric의 식은 더욱 간단하게 표현되며 D metric을 구성하면 식 (11)과 같으며 식 (2)에 의하여 목적 함수와 제약 조건식을 구성하면 식 (12)와 같다.

$$D_{LR}(A_0 \oplus (A_1 \otimes X_i), Y_i)^2 = [(a_0 + x_i a_1) - \max(a_0, \gamma_i a_1, x_i a_1) - y_i]^2 + [(a_0 + x_i a_1) + \max(a_0, \gamma_i a_1, x_i a_1) - y_i]^2 + (a_0 + x_i a_1 - y_i)^2 \quad (11)$$

전력수요예측을 위한 다양한 퍼지 최소자승 선형회귀 모델

식 (11)의 최적화된 계수를 찾기 위해 다음의 최적화 문제를 푼다.

Object fun.

$$\begin{aligned}
 \text{Min } r = & 9a_0^2 + 6(x_1 + x_2 + x_3)a_0a_1 \\
 & - 6(y_1 + y_2 + y_3)a_0 \\
 & - 6(x_1y_1 + x_2y_2 + x_3y_3)a_1 \\
 & + 3(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2)a_1^2 \\
 & + 9(y_1^2 + y_2^2 + y_3^2) \\
 & + 2(\max(a_0, \gamma_1a_1, x_1a_1))^2 \\
 & + \max(a_0, \gamma_2a_1, x_2a_1)^2 \\
 & + \max(a_0, \gamma_3a_1, x_3a_1)^2
 \end{aligned}$$

Subject to

$$a_0 > 0, a_1 > 0, a_0 > 0, a_1 > 0 \quad (12)$$

식 (12)는 최적화 문제로 수치해석 프로그램인 IMSL의 quadratic programming을 이용하여 목적함수가 최소가 될 때의 변수 a_0, a_1, a_0, a_1 를 구하게 된다. 이렇게 구해 값을 이용하여 예측 연도의 특수일의 전력 수요를 예측하게 된다.

$$Y_i = A_0 \oplus (A_1 \otimes X_i) \quad (13)$$

$$Y_i(y_i, e_i) = (a_0 + a_1x_i, \max(a_0, a_1\gamma_i, a_1x_i)) \quad (14)$$

식 (13)은 식 (14)으로 표현되며 예측 값인 y_4 는 quadratic programming에 의해 구한 변수와 예측하고자 하는 연도의 특수일 직전 평일의 데이터 (x_4)를 알고 있으므로 구할 수 있다[15].

2.3 퍼지 최소자승 선형회귀분석법의 계수에 따른 전력수요예측 모델 제시

2.2에서 유도한 목적함수와 제약조건식은 선형회귀식의 계수들 즉, $A_0 = (a_0, a_0), A_1 = (a_1, a_1)$ 가 모두 삼각 퍼지수로 구성되어 있을 경우에 유도된

식이다. 참고문헌[13]에서는 퍼지 최소자승 선형회귀분석 모델을 표 2와 같이 4가지 모형으로 제시하였는데 H4의 경우 계수의 값들이 모두 삼각 퍼지수로 구성되어 있어서 2.2절과 같은 목적함수와 제약조건식이 적용된다. 그러나 H1 모델에서는 삼각 퍼지수가 아닌 퍼지수로 구성되어 있으며 H2와 H3의 경우에는 삼각 퍼지에서 스프레드가 0인 경우를 포함하는 경우이다.

표 2. 퍼지 최소자승 선형회귀분석 모델 제시
Table 2. Models of Fuzzy least squares linear regression algorithm

Model
H1: $Y_i = a_0 \oplus (a_1 \otimes X_i)$
H2: $Y_i = A_0 \oplus (a_1 \otimes X_i)$
H3: $Y_i = a_0 \oplus (A_1 \otimes X_i)$
H4: $Y_i = A_0 \oplus (A_1 \otimes X_i)$

표 2와 같이 4가지 모형을 정의하면 목적함수와 제약조건식은 경우에 따라서 달라지게 된다.

H1의 경우에는 계수 모두 삼각 퍼지수가 아니므로 좌우 스프레드가 모두 0이며, 목적함수와 제약조건식은 다음과 같이 변형된 형태로 구성된다.

Object fun.

$$\begin{aligned}
 \text{Min } r = & 9a_0^2 + 6(x_1 + x_2 + x_3)a_0a_1 \\
 & - 6(y_1 + y_2 + y_3)a_0 \\
 & - 6(x_1y_1 + x_2y_2 + x_3y_3)a_1 \\
 & + 3(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2)a_1^2 \\
 & + 9(y_1^2 + y_2^2 + y_3^2) \\
 & + 2(\max(a_0, \gamma_1a_1, x_1a_1))^2 \\
 & + \max(a_0, \gamma_2a_1, x_2a_1)^2 \\
 & + \max(a_0, \gamma_3a_1, x_3a_1)^2
 \end{aligned}$$

Subject to

$$a_0 > 0, a_1 > 0, a_0 > 0, a_1 > 0 \quad (15)$$

H2의 경우는 스프레드 즉 $\alpha_1=0$ 인 경우이며 H3는 α_0 가 0이므로 목적함수와 제약조건식은 각각 다음의 식 (16)과 (17)로 표현된다.

Object fun.

$$\begin{aligned} \text{Min } r = & 9a_0^2 + 6(x_1 + x_2 + x_3)a_0a_1 \\ & - 6(y_1 + y_2 + y_3)a_0 \\ & - 6(x_1y_1 + x_2y_2 + x_3y_3)a_1 \\ & + 3(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + \frac{2\gamma_1^2}{3} + \frac{2\gamma_2^2}{3} + \frac{2\gamma_3^2}{3})a_1^2 \\ & + 9(y_1^2 + y_2^2 + y_3^2) \end{aligned}$$

Subject to

$$a_0 = 0, \alpha_1 = 0, a_0 > 0, a_1 > 0 \quad (16)$$

Object fun.

$$\begin{aligned} \text{Min } r = & 9a_0^2 + 6(x_1 + x_2 + x_3)a_0a_1 \\ & - 6(y_1 + y_2 + y_3)a_0 \\ & - 6(x_1y_1 + x_2y_2 + x_3y_3)a_1 \\ & + 3(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2)a_1^2 \\ & + 9(y_1^2 + y_2^2 + y_3^2) \\ & + 2(\max(\alpha_0, \gamma_1a_1))^2 \\ & + \max(\alpha_0, \gamma_2a_1)^2 \\ & + \max(\alpha_0, \gamma_3a_1)^2 \end{aligned}$$

Subject to

$$a_0 > 0, \alpha_1 = 0, a_0 > 0, a_1 > 0 \quad (17)$$

H4의 경우 목적함수와 제약조건식은 식 (12)와 같다. 참고문헌 [13]에서의 결과는 표 2와 같이 계수가 모두 삼각 퍼지수인 H4의 경우에 예측의 정확도가 가장 우수 하였으며, 스프레드가 모두 0인 경우인 H1에서의 예측 오차율이 가장 큰 것으로 나타났다. 식 (12), (15), (16), (17)에서와 같이 퍼지 최소자승 선형회귀분석법을 전력 수요예측에

적용하여 목적함수와 제약조건식을 도출하였으며 이 중에서 가장 정확한 모델로 제시된 H4와 가장 오차가 큰 H1과의 비교를 통하여 이를 검증 하겠다.

2.4 사례연구

H1과 H4 모델을 이용하여 1996년 노동절 예측을 수행해 보겠다. 식 (15)과 식 (12)를 IMSL의 모듈인 quadratic programming을 이용하여 해를 구하면 표 3과 같으며 각 모델에 대하여 식 (14)에 의하여 예측일의 부하를 산정할 수 있다.

표 4에서는 1996년 노동절의 예측 값과 실제 부하량과의 오차율을 명시하였다. H1 모델의 경우 오차율이 2.95[%]이고 H4 모델의 경우 정확도가 우수하여 0.53[%]이다. 2000년 특수일에 대하여 H1과 H4 모델의 정확도에 대하여 사례연구를 수행하였다. 사례연구 결과는 표 5와 6에 제시하였다. H1 모델의 사례연구에서 평균오차가 2.83[%]이며, 하절기 온도의 영향을 많이 받으며, 전력수요 피크 시점인 광복절의 예측오차가 가장 높은 5.23[%]이다. H4 모델을 이용한 2000년 특수일 예측의 정확도는 평균오차가 2.76[%]로 H1 모델보다 0.07[%] 우수하며 5개의 특수일중 대부분 우수한 결과를 보였으며, 현충일의 경우 H1 모델보다 정확도가 떨어졌다. 표 5와 6에 제시된 사례연구 결과를 분석하면 두 경우 모두 우수한 예측이 가능함을 알 수 있었으며 평균 오차율에서 H1보다 H4를 이용했을 경우 정확한 예측이 가능하다는 것을 알 수 있었다.

표 3. 예측된 변수와 퍼지수
Table 3. Variables for load forecasting and fuzzy number

	a_0	a_1	x_4
Model H1	0.801541	0.001000	0.993044
Model H4	0.00303	0.825254	0.993044

전력수요예측을 위한 다양한 퍼지 최소자승 선형회귀 모델

표 4. H1과 H4의 예측값과 오차율

Table 4. Forecasting values and errors of H1 and H4

	y_4	예측값	오차율(%)
Model H1	0.801534	20797.4	2.95
Model H4	0.822547	21315.9	0.53

표 5. H1을 이용한 2000년 특수일 예측

Table 5. Load Forecasting for holidays in 2000 using H1

	예측값	실측값	오차율(%)
삼일절	30486.7	31165	2.18
식목일	29717.5	30731	3.30
현충일	30669.6	31615	2.99
광복절	34362.7	36259	5.23
개천절	31721	31868	0.46
평균 오차율(%)	2.83		

표 6. H4을 이용한 2000년 특수일 예측

Table 6. Load Forecasting for holidays in 2000 using H4

	예측값	실측값	오차율(%)
삼일절	30516.8	31165	2.08
식목일	29718.2	30731	3.30
현충일	30644.5	31615	3.07
광복절	34456.3	36259	4.97
개천절	31753.9	31868	0.36
평균 오차율(%)	2.76		

3. 결론

특수일의 전력수요예측은 평일에 비하여 그 정확도가 크게 떨어지는 실정이다. 그 이유는 특수일의 경우 수요에 영향을 주는 변수가 많이 존재하고 과거 데이터의 주기가 평일에 비하여 큰 것이 그 이유이다.

과거 퍼지 최소자승 선형회귀분석법을 특수일의 전력수요예측에 적용하여 예측의 정확성을 크게 향상 시킨 바 있다. 본 논문에서는 퍼지 최소자승 선형회귀 모형 중 예측 정확성이 가장 뛰어난 H4와 오차율이 가장 큰 H1의 경우를 특수일의 전력수요예측에 적용하여 각 각 목적함수와 제약조건식을 만들고 2000년 특수일을 대상으로 특수일의 전력수요예측에 적용하여 비교하였으며, 그 결과 H4의 경우가 H1보다 예측이 더 정확하다는 것을 입증하였다.

본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 이루어졌음.

References

- [1] 윤용범외 3인, "전력수급계획 및 운용해석 종합시스템 개발에 관한 연구", 한국전력공사 전력연구원, Technical Report, TR.94YJ15.11998.89, 1998년 12월.
- [2] K.H. Kim, J.K. Park, K.J. Hwang and S.H. Kim, "Implementation of Hybrid Short-term Load Forecasting System Using Artificial Neural Networks and Fuzzy Expert Systems", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 3, pp. 1534-1539, August 1995.
- [3] 김광호, 황감주, 박종근, 김성학, "단기전력 수요예측 전문가 시스템의 개발", 전기학회 논문지 47권, 3호, pp. 284-290, 1998년 3월.
- [4] S. Rahman, and R. Bhatnagar, "An Expert System Based Algorithm for Short-Term Load Forecast", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 3, No. 1, pp. 50-55, 1987.
- [5] T. M. Peng, N. F. Hubele and G. G. Karady, "An Adaptive Neural Network approach to One-Week Ahead Forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, pp. 1195-1203, August 1993.
- [6] A. G. Bakirtzis, V. Petridis, S. J. Kiartzis, M. C. Alexiadis, and A. H. Maissis, "A Neural Network Short Term Load Forecasting Model for the Greek Power System", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 2, pp. 858-863, May 1996.
- [7] R. Lamedica, A. Prudenzi, M. S. M. Caciotta, and V. Orsolini Cencelli, "A Neural Network CBased Technique

- For Short-Term Forecasting of Anomalous Load Periods", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 4, pp. 1749-1756, November 1996.
- [8] R. Campo and P. Ruiz, "Adaptive Weather-Sensitive Short-Term Load Forecast," IEEE Trans. on PWRS, Vol. PWRS-2, No.3, pp.592-600, Aug., 1987.
- [9] Hiroyuki Mori, Hidenori Kobayashi, "Optimal Fuzzy Inference for Short-Term Load Forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 1, February 1996.
- [10] 구분석, 백영식, 송경빈, "퍼지 최소자승 선형회귀분석 알고리즘을 이용한 특수일의 전력수요예측", 대한전기학회 추계학술대회 논문집, pp. 51-53, 2001년 11월.
- [11] 김광호 "특수일 전력수요예측을 위한 퍼지 전문가시스템의 개발", 전기학회 논문지 47권, 제7호, pp. 886-891, 1998년 7월.
- [12] D.H. Hong, S.H. Lee and H.Y. Do, "Fuzzy Linear Regression Data Using Shape Preserving Operations", Fuzzy Sets and Systems, Vol 122, pp. 513-526, September 2001.
- [13] D.H. Hong and H.Y. Do, "Fuzzy Systems Reliability Analysis By The Use of Tw(the weakest t-norm) on Fuzzy Number Arithmetic Operations", Fuzzy Sets and Systems Vol. 90, pp. 307-316, September 1997.
- [14] D.H. Hong and H.Y. Do and J.K. Song "Fuzzy least-squares linear regression analysis using shape preserving operations", Fuzzy Sets and Systems Vol. 90, pp. 307-316, September 1997.
- [15] K.H. Kim, "Short-Term Load Forecasting for Special Days in Anomalous Load Conditions Using Neural Networks and Fuzzy Inference Method", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, No. 2, pp.559-565, May 2000.
- [16] 조현호, 백영식, 송경빈, 홍덕헌, "퍼지 선형회귀분석 알고리즘을 이용한 특수일 전력수요예측", 대한 전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 298-300, 2000년 7월.

◇ 저자소개 ◇

송경빈 (宋敬彬)

1963년 9월 15일생. 1986년 연세대전기공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 텍사스 A&M전기공학과 졸업(박사). 1996년 한전전력연구원 선임연구원. 1998년 대구효성가톨릭대학교 전임강사. 2000년 계명대학교 전임강사. 2002년 숭실대학교 전기제어시스템공학부 전임강사. 2004년~현재 숭실대학교 전기공학부 조교수.