2007년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집 2007. 7. 18 - 20

비선형 전기부하구성 예측을 위한 최적화 기법 비교 평가

이순, 박정욱
연세대학교

Numerical Optimization Applied to Estimate the Composition of Nonlinear Electric Loads

Soon Lee, Jung-Wook Park
Yonsei University

Abstract - 본 논문은 전력시스템 수용가를 구성하는 비선형 부하에 흐르는 왜곡된 파형을 가진 전류의 상대적 비율을 결정하여 비선형 전기부하구성을 예측하기 위한 연구이다. 본 논문에서는 수용가 전기부하구성 예측을 위한 해결 절차로써 수용가의 수리적 모델링을 통한 시스템 방정식을 도출하였고 최적화 이론을 적용하였다. 또한, 본 시스템에 적용한 최적화 알고리즘으로 steepest descent, conjugate gradient, Broydon-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) 기법을 사용하였고, 예측된 결과들의 성능을 나타내는 지표인 수렴 속도와 정확도 비교를 통하여 분산 전력시스템의 전기부하구성 예측을 위해 BFGS 기법을 적용하는 것이 가장 효율적인 방안임을 보였다.

1. 서 론

전력시스템에 정현파 전압이 공급될 때, 시스템에 연결된 비선형 부하는 고조파의 발생을 통해 부하에 흐르는 전류 파형을 왜곡시키는 특성을 가진다. 이러한 특징은 고조파에 의한 왜곡전력의 발생으로 인해 고객에게 낮은 품질의 전력을 공급하는 주된 원인이 된다. 또한 부하의 구성을 예측하기 어렵게 하여 전체 전력시스템을 불안정하게 만들고 시스템의 신뢰도를 떨어뜨릴 수 있다.

특히 최근에 급속도로 발달하는 반도체의 기술의 영향과 맞물려 현재 전력전자의 스위칭 소자를 포함하는 비선형의 특성을 가지는 부하가 증가하는 추세에 있으며 전력시스템 수용가에 흐르는 전류의 파형 왜곡이 심해지고 있다. 따라서 본 문제에 대처하기 위한 방안으로 파형의 전고조파왜곡(THD)에 대한 IEEE 국제 기준이 마련되었고 [1]-[2], 이와 함께 본 논문을 통해 연구한 수용가 부하구성 비율의 빠르고 정확한 예측 정보를 이용하여 전체 전력시스템의 계통을 분석하고 계획하는데 큰 도움을 줄 수 있을 것으로 기대한다.

2. 수리적 모델링 및 시스템 방정식 구현

2.1. 시스템 모델링을 위한 데이터 분석

많은 실질적인 환경에서 전기부하의 구성은 알려지지 않는다. 그러한 상황에서, 수용가 전기부하구성은 수용가에 입력되는 전체 전류와 개별적인 부하들의 전류 파형의 측정을 통해 추론될 수 있다. 그림 1과 같은 분산전력시스템 수용가의 서비스 입력단에서 전체 전기부하 전류 $i(t)$가 측정되고 다음과 같이 가정한다.

$$i(t) = 880.0\cos(\omega t) + 185.5\cos(3\omega t - 2^\circ) + 75.0\cos(5\omega t - 4^\circ) + 65.0\cos(7\omega t - 6^\circ). \quad (1)$$

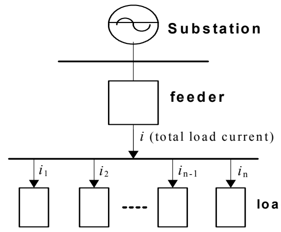
(1)에서 기본 주파수는 60Hz이다, 그리고 서비스 입력단에서 선간 전압은 480V(피크값)의 정현파이다. 기본적으로 한 주기 T 동안 (1)에서의 전체 전기부하 전류 $i(t)$의 데이터 견본 수는 16667이다. 이 샘플링 주파수는 기본 주파수뿐만 아니라 고조파에 관한 Niquist 정리를 만족할 만큼 충분히 크다.

그림 1의 시스템 부하에 정현파 전압이 공급될 때, 수용가에 연결된 전형적인 전기부하 집단과 각 부하에 흐르는 전류 파형이 표 1에 주어진다. 이 전기부하 집단은 백열등, 형광등, 컴퓨터, 그리고 모터 구동장치의 부하 유형으로 구성되어 있고, 이는 각각 첨자 i, f, c와 m 으로 표시한다.

(1)에서 나타난 전체 전류 $i(t)$를 표 1에서 주어진 전형적인 부하 집단을 이용하여 나타내면 (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$i(t) = k_1 i_i(t) + k_2 i_f(t) + k_3 i_c(t) + k_4 i_m(t) \quad (2)$$

여기서 계수 k_1, k_2, k_3, k_4는 결정되어야 하는 미지의 계수이다. 각 계수는 전체 부하전류에 대한 해당 부하에 흐르는 전류의 실질적 구성 비율을 나타낸다. 따라서 본 연구의 최종 목적은 이 계수들을 효율적이고 정확하게 구하는 것이다.



<그림 1> 간략화한 분산전력시스템 수용가 모형

<표 1> 정규화한 전형적인 수용가 부하의 전류 파형

전기부하	부하전류 파형 (정규화)
백열등	$i_i(t) = 1.0\cos(wt)$
형광등	$i_f(t) = 1.0\cos(wt-3^o) + 0.48\cos(3wt-5^o) + 0.35\cos(5wt-3^o) + 0.28\cos(7wt-2^o)$
컴퓨터	$i_c(t) = 1.0\cos(wt) + 0.28\cos(3wt-1^o) + 0.05\cos(5wt-8^o) + 0.03\cos(7wt-10^o)$
모터 구동장치	$i_m(t) = 1.0\cos(wt) + 0.15\cos(5wt-8^o) + 0.11\cos(7wt-10^o)$

2.2. 시스템 방정식 구현

(2)의 계수를 예측하기 위한 문제는 (3)과 같이 목적함수 J를 정의하고 목적함수의 값을 최소화하면서 해결할 수 있다.

$$\mathbf{J} = \int_{t=0}^{t=T} \left[i(t) - \left\{ k_1 i_i(t) + k_2 i_f(t) + k_3 i_c(t) + k_4 i_m(t) \right\} \right]^2 dt \quad (3)$$

(3)에서의 연속시간 목적함수 J는 컴퓨터 시뮬레이션을 위해 (4)에서 이산시간 함수로써 다시 수식화될 수 있다. 여기서 N은 기본 주파수의 한 주기 T 동안 얻어지는 샘플의 수이다.

$$\mathbf{J} = \sum_{n=0}^{N-1} \left[i(n) - \left\{ k_1 i_i(n) + k_2 i_f(n) + k_3 i_c(n) + k_4 i_m(n) \right\} \right]^2 \quad (4)$$

목적함수가 최소값을 갖는 경우에, 각 계수들과 관계된 함수 J의 미분 값은 정확히 0이 될 것이다. 이 계산은 4개의 미지수, 즉 구하고자 하는 4개의 계수에 해당하는 4개의 방정식이 발생한다. 이 4개의 방정식의 해는 계수 벡터 $\mathbf{k}=[k_1, k_2, k_3, k_4]$로 나타낼 수 있다. 그러므로 (4)에서 목적함수 J를 계수 벡터 $\mathbf{k}$에 관련하여 미분을 취하면 (5)와 같이 표현된다.

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial k_1} = 2\sum_{n=0}^{N-1} \left[i(n) - \left\{ k_1 i_i(n) + k_2 i_f(n) + k_3 i_c(n) + k_4 i_m(n) \right\} \right] \times \left\{ -i_i(n) \right\} = 0$$

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial k_2} = 2\sum_{n=0}^{N-1} \left[i(n) - \left\{ k_1 i_i(n) + k_2 i_f(n) + k_3 i_c(n) + k_4 i_m(n) \right\} \right] \times \left\{ -i_f(n) \right\} = 0$$

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial k_3} = 2\sum_{n=0}^{N-1} \left[i(n) - \left\{ k_1 i_i(n) + k_2 i_f(n) + k_3 i_c(n) + k_4 i_m(n) \right\} \right] \times \left\{ -i_c(n) \right\} = 0$$

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial k_4} = 2\sum_{n=0}^{N-1} \left[i(n) - \left\{ k_1 i_i(n) + k_2 i_f(n) + k_3 i_c(n) + k_4 i_m(n) \right\} \right] \times \left\{ -i_m(n) \right\} = 0 \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} \sum_{n=0}^{N-1} i_i(n)\cdot i_i(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_f(n)\cdot i_i(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_c(n)\cdot i_i(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_m(n)\cdot i_i(n) \\ \sum_{n=0}^{N-1} i_i(n)\cdot i_f(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_f(n)\cdot i_f(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_c(n)\cdot i_f(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_m(n)\cdot i_f(n) \\ \sum_{n=0}^{N-1} i_i(n)\cdot i_c(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_f(n)\cdot i_c(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_c(n)\cdot i_c(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_m(n)\cdot i_c(n) \\ \sum_{n=0}^{N-1} i_i(n)\cdot i_m(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_f(n)\cdot i_m(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_c(n)\cdot i_m(n) & \sum_{n=0}^{N-1} i_m(n)\cdot i_m(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ k_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{n=0}^{N-1} i(n)\cdot i_i(n) \\ \sum_{n=0}^{N-1} i(n)\cdot i_f(n) \\ \sum_{n=0}^{N-1} i(n)\cdot i_c(n) \\ \sum_{n=0}^{N-1} i(n)\cdot i_m(n) \end{bmatrix} \tag{6}$$

(5)의 방정식을 정리하면 (6)에서와 같이 Ax=b의 선형시스템 방정식의 형태로 배열된다. 결과적으로, 계수 벡터 k를 나타내는 방정식의 해 x는 직접 또는 반복 알고리즘을 통해 구할 수 있다. 위 시스템 방정식의 해를 구하기 위해 다음에서 반복 알고리즘인 최적화 이론의 적용을 언급하고 그 결과를 분석하겠다.

3. 최적화 알고리즘의 적용과 비교 평가

(6)의 해 x는 $x=A^{-1}b$와 같이 직접적인 방법으로 쉽게 계산될 수 있다. 하지만 많은 전기적 부하 집합이나 큰 스케일의 멀티 버스 시스템을 가진 큰 규모의 전력시스템에서, (6)의 시스템 행렬 A는 직접 역을 취하기에 한계를 가진 큰 행렬이 된다. 이런 실질적인 경우를 위해 최적화 알고리즘과 같이 역행렬 연산이 필요 없는 반복기법을 사용한다.

3.1. 최적화 알고리즘의 적용

다중 입력과 출력을 가지는 선형/비선형 시스템의 해를 구하기 위한 공학적 예측 문제를 분석하는데 있어 최적화 이론이 다양하게 적용되고 있다. 최적화 알고리즘 중에 가장 널리 사용되고 있는 steepest descent 기법은 간단한 구조를 가지고 있어 구현이 용이하다는 장점이 있다. 하지만 일차 도함수를 이용해 해를 찾아가는 과정에 반복회수가 많아 수렴속도가 늦어진다는 단점을 가진다. 그러므로 steepest descent 기법은 예측방향성을 보정하는 매개변수를 첨가하여 반복회수를 줄이고 수렴속도를 획기적으로 증가시켜 성능을 향상한 conjugate gradient 기법으로 수정되었다. conjugate gradient 기법의 가장 큰 장점은 예측방향성이 Newton 기법을 통한 이차 도함수로부터 측정되는 목적함수의 Hessian 행렬과 켤레화되어 이차 수렴성(quadratic convergence)의 특징을 가진다는 것이다. 이 conjugate gradient 기법을 통한 steepest descent 기법의 성능 향상은 해를 구하기 위한 방향성을 업데이트하는 반복과정에서 이전단계의 과정을 포괄하는 반복을 수행하기 때문에 가능하다. Quasi-Newton 알고리즘의 하나인 Broydon-Fletcher-Goldfarb-Shanno(BFGS) 기법도 역시 이차 수렴성의 특징을 가진다. 이 기법은 예측 값이 거의 수렴 값에 근접하면 그 값이 구하고자 하는 해에 접근하게 되는 우수한 수렴성을 가지는 Newton 기법과 같이 동작한다. conjugate gradient 기법과 비교해서 BFGS 기법은 이전 모든 반복과정에서 얻어지는 방향성 정보가 metric이라는 $n \times n$ 행렬로 수집되어 사용하기 때문에, 보다 뛰어난 향상을 보인다. 이 특징은 BFGS 기법이 conjugate gradient 기법을 대체하여 비선형 시스템을 효율적으로 분석하는 수단으로 사용하도록 한다.

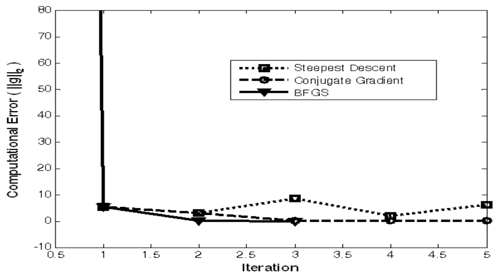
3.2. 최적화 알고리즘 비교 평가

본 논문에서 언급한 시스템의 부하구성을 구하기 위한 시스템 방정식을 직접적인 방식으로 계산하여 정규화 하면 $x=A^{-1}b=[k_1, k_2, k_3, k_4]=[0.1935, 0.1220, 0.5433, 0.1412]^T$와 같은 결과를 얻을 수 있다.

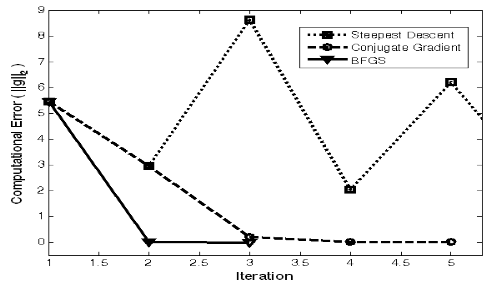
비선형 부하를 포함하고 있는 본 논문의 분산전력시스템 수용가에 위에서 언급한 세 가지 최적화 이론을 적용하여 최종 부하구성 비율의 예측 값은 직접적인 방식으로 구한 값과 일치한 값을 얻을 수 있었다. 적용한 최적화 기법의 성능을 평가하기 위해 모든 최적화 기법에 동일한 초기 값과 같은 정지 조건을 사용하였으며, 반복회수와 수렴시간 그리고 최종 예측 값을 (2)에 사용하여 얻은 예측 전체 전류 파형과 (1)의 측정 전류 파형과의 오차 값을 비교하였고 그 결과를 표 2에 나타냈다.

<표 2> 최적화 기법 성능 평가

성능	반복회수	수렴시간	오차
Steepest Descent	13314	0.703s	2.3694×10^{-7}
Conjugate Gradient	5	0.032s	1.4201×10^{-10}
BFGS	3	0.031s	1.6646×10^{-11}



<그림 2> 최적화 기법의 적용을 통한 반복회수에 따른 오차 값 비교



<그림 3> 반복회수에 따른 오차 값 비교 (두 번째 반복과정 이후)

세 가지 최적화 기법을 적용한 결과의 성능 비교를 통해 BFGS 기법이 전기부하구성을 결정하는데 있어 명백히 가장 효율적인 방안임을 볼 수 있었다. 그림 2는 결정된 전기부하구성 비율을 사용하여 예측된 전체 전류 파형과 (1)의 측정 전류 파형과의 오차 값의 변화를 반복회수가 증가함에 따라 나타낸 그림이다. 초기 오차 값은 모두 2.6345×10^3 이고 이 값은 그림 2에서처럼 모든 최적화 이론의 첫 번째 반복 과정에서 같은 기울기를 가지고 빠르게 감소함을 볼 수 있다. 이는 부하구성 비율 결정을 위한 최적화 이론의 적용이 잘 동작하고 있음을 나타낸다. 두 번째 반복 과정을 거치면서, 세 알고리즘의 예측방향성이 업데이트되고 방향성에 따라 오차 값의 감소 비율이 달라진다. 두 번째 반복 과정 후의 오차 값의 변화를 그림 3에서 그림 2를 확대하여 나타냈다.

특히 BFGS 기법은 다른 최적화 기법과 비교해볼 때, 오차가 작아질수록 Newton 기법처럼 동작하여 뛰어난 이차 수렴능력을 보여주었으며 반복회수의 감소 효과를 볼 수 있었다. 따라서 만약 BFGS 기법이 실제 분산전력시스템과 같은 더 복잡한 비선형 시스템에 적용된다면 더 확실한 효과를 보일 것으로 기대된다.

4. 결 론

본 논문은 전력시스템 수용가를 구성하는 비선형 부하에 의해 발생하는 왜곡된 전류 파형을 사용하여 전기부하구성의 비율을 예측하는 연구이다. 전기부하구성 예측을 위해 분산전력시스템의 수리적 모델링을 통한 시스템 방정식을 유도하였고, 세 가지 최적화 이론이 성공적으로 적용되었다. 또한 적용한 이론들의 성능을 비교, 평가하여 전기부하구성 예측을 위해 BFGS 기법의 적용이 가장 효율적인 방안임을 보였다.

[감사의 글]

본 연구는 산업자원부의 전력산업 고급인력양성사업을 통한 지원으로 수행되었음 (대정전예방기술연구센터).

[참 고 문 헌]

[1] "IEEE Standard for IEEE Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems", IEEE Std.519, 1993

[2] "IEEE Draft Standard for Interconnecting Distributed Resources with Electric Power Systems", IEEE Std.1547, 1999.