

부등호 제약조건 처리 알고리즘 개발 및 전력계통 해석 적용

A Development of Inequality Constrained Algorithm and Applying to Power System Analysis

양민욱* · 김진중†
(Minuk Yang · Kern-Joong Kim)

Abstract - The optimal analysis has objective functions, equality constraint functions and inequality functions. Objective functions may be used with inequality function, because occasionally variables are moved to non-analytic condition with calculating objective functions. But inequality constraint functions are very complicated problem in a optimal analysis. this paper suggest a method to solve inequality constraint functions.

Key Words : Smart-grid, Power system analysis, Optimal power flow, Constrained optimization

1. 서 론

전력계통은 일반적으로 오프라인 해석을 통해 얻어진 결과를 바탕으로 하여 운영을 한다. 하지만 전력계통 운영 자동화를 위해서는 계통의 온라인 해석이 필요하며, 온라인 해석이 자유롭게 이루어지기 위해서는 취득 데이터의 무결성과 해석 프로그램의 성능과 신뢰성이 요구된다. 데이터의 무결성은 bad-data detection, State estimation 등을 통해 처리해야 하며, 실제 해석 프로그램의 성능과 신뢰성은 해석 알고리즘에 의해 처리 되어야 한다.

본 논문에서는 최적화 해석에서 가장 많은 어려움을 겪고 있는 제약 조건을 포함한 최적화 문제를 다루려고 한다. 전력계통에서 제약조건이 포함된 최적화 문제는 C-OPF (Constra-Optimal Power Flow) 라고 하며, 손실 혹은 비용 최소화 등의 목적함수를 가지고, 전압 범위 제약, 전류 제약, 발전량 제약 등의 다양한 부등호 제약조건을 가진다. 하지만 부등호 제약조건은 최적화 문제를 해석하는데 있어서 계산 과정에서의 Round-off 문제를 야기하며, 이 문제는 계산 과정에서 발산을 야기하는 가장 큰 문제이다. 이 문제를 해결하기 위해서 타이트한 배리어 함수를 사용하거나, 페널티 함수를 사용하여 제약 값을 유지하는 역할을 하도록 하는 것이 일반적인 방법이다. 하지만 배리어 함수나 페널티 함수는 정확한 값으로 제약하기 어려우며, 배리어함수의 경우 수렴과정에서 변수가 밖으로 나가버리는 경우 계산 범위에서 벗어나는 문제를 지니며, 알고리즘적인 부등호 제약의 경우 변수의 고정 유무를 알고리즘적으로 판단하는 것으로 이

또한 수학적으로 명확하지 못하다. 따라서 부등호 제약조건 $x < x_L$ 을 등호 제약조건 $(x-x_L)+y^2=0$ 와 같은 형태로 등가화 하여 활용하는 부등호 제약조건의 제약조건화 기법¹⁾이 수학적으로 보았을 때 좀 더 진보된 방법으로 판단하였으나, 이 기법의 경우 해석 과정에서의 변수 개수가 부등호 제약조건 의 개수의 두 배씩 늘어나게 되어(y , 라그랑지안 승수 추가됨) 성능에 지장을 줄 수 있기에 이를 보완하기 위한 알고리즘을 수학적으로 제시하고 이를 계산에 적용해 보았다.

2. 본 론

2.1 제약 조건을 위한 모델링

통상적으로 제약조건은 알고리즘을 통해 이루어지거나 페널티 함수 혹은 배리어 함수를 통해 이루어진다.

최적화 기본 문제는 목적함수, 등호제약조건, 부등호 제약 조건의 조합으로 이루어지며, 아래와 같은 수식으로 표현된다.

$\begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{x}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{h}(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \\ & \mathbf{g}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0} \end{aligned}$	$\begin{aligned} & \leftarrow \text{목적함수} \\ & \leftarrow \text{등호 제약조건} \\ & \leftarrow \text{부등호 제약조건} \end{aligned}$
---	---

(1)

2.1.1 페널티 함수

페널티 기법은 제약조건 대신 목적함수에 해당 조건에 부합할 수 있는 페널티 함수를 넣어 해당 조건 밖으로 벗어나지 못하게 하면서 해를 구하는 방법이다. 수식으로 표현하면 다음과 같다.

1) 참고문헌 [1]에서 제시한 기법으로 부등호 제약조건을 알고리즘적으로 제어하거나, 페널티 함수나 배리어 함수처럼 근처의 값을 계산하도록 하지 않고 수학적으로 등가인 등호제약조건으로 변화하는 기법으로, 변수의 개수가 늘어나는 단점이 있으나, 변수 부등호 제약으로 인한 계산 결과의 영향이 적다.

* Dept. of Electrical Engineering, Chungnam National University, Korea

† Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering, Chungnam National University, Korea

E-mail : kjkim@cnu.ac.kr

Received : June 17, 2013; Accepted : September 25, 2013

$$\begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{x}) + \sum P_i(\mathbf{x}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{h}(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \end{aligned} \quad (2)$$

위와 같은 형태에서 페널티 함수 $P_i(\mathbf{x})$ 는 제약조건 내부의 특정 값 (해당 변수의 기댓값 혹은 평균값)을 \hat{g} 이라 할 때

$$P_i(\mathbf{x}) = (g_i(\mathbf{x}) - \hat{g}_i) \cdot W_i \cdot (g_i(\mathbf{x}) - \hat{g}_i) \quad (3)$$

이고 이를 행렬 벡터 형태로 표현하면 아래와 같다.

$$\sum P_i(\mathbf{x}) = (\mathbf{g}(\mathbf{x}) - \hat{\mathbf{g}})^T \cdot [\mathbf{W}] \cdot (\mathbf{g}(\mathbf{x}) - \hat{\mathbf{g}}) \quad (4)$$

여기에서 W 는 가중치로서 해당 변수의 특정값 \hat{g} 에 대한 추종 가중치이다.

하지만 이 방법은 부등호 제약 조건을 정확하게 만족시키지 않기 때문에 알고리즘적으로 해당 조건에 벗어날 경우에만 페널티 항을 적용하게하기도 한다.

하지만 이 또한 제약조건을 완벽하게 만족시키지는 못한다.

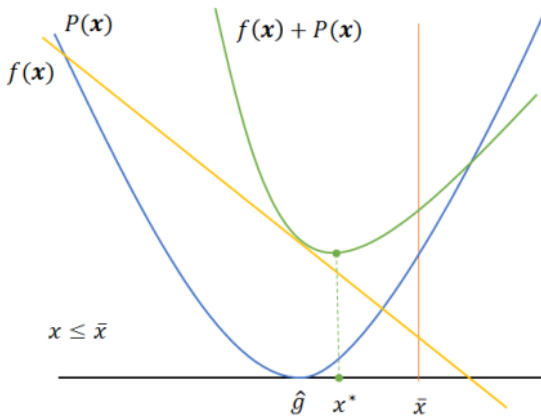


그림 1 페널티함수가 적용된 변수 도식 예제
Fig 1 Example of the f(x) graph with a penalty function

위 그래프에서 제약조건이 명확하게 적용되려면 해당 변수는 \bar{x} 라는 값을 결과로 내야 하지만, 페널티함수의 추가로 목적함수가 $f(x) + P(x)$ 로 변화하기에 해는 x^* 라는 결과가 나오게 된다. 따라서 이 페널티 함수의 적용은 정확한 부등호 제약 조건 적용이라고 볼 수는 없으며 되도록 제약 범위를 벗어나지 않도록 하는 것 이라고 할 수 있다.

2.1.2 배리어 함수

배리어 함수는 분수함수 혹은 로그함수를 이용하여 해당 제약조건 값 내부에서 가까워질수록 넘어가지 않도록 목적함수에 추가하여 적용하는 방식이다. 최적화 함수의 기본 문제는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{x}) + \sum B_i(\mathbf{x}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{h}(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \end{aligned} \quad (5)$$

여기에서 배리어함수 $B(x)$ 는 아래와 같은 형태로 정의되는데 이는 부등호 제약 조건의 값에서 무한대로 값이 증가하는 함수 형태로 분수함수 혹은 로그함수를 활용한다.

$$B_i(\mathbf{x}) = W_i \cdot \frac{1}{x_i - \bar{x}_i}$$

or $B_i(\mathbf{x}) = -W_i \cdot \log(\bar{x}_i - x_i) \quad (6)$

여기에서 W_i 는 상당히 작은 값(예를 들면 10^{-3}) 이 들어가게 되는데 이는 해당 제약조건에 좀 더 근접하기 위함이다. 이를 그래프로 표현하면 아래와 같다.

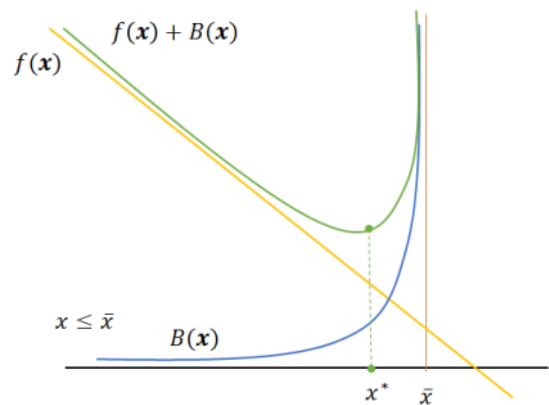


그림 2 배리어함수가 적용된 변수 도식 예제
Fig 2 Example of the f(x) graph with a barrier function

위 그래프에서 볼 수 있듯 배리어 함수는 W_i 값에 따라 x^* 값을 \bar{x} 에 근접하게 하면서 실제 목적함수에 영향을 적게 줄 수 있지만, 계산과정에서 제약조건 밖으로 벗어나는 경우 전혀 다른 방정식이 적용되기 때문에 해를 찾아가는 데에 문제가 발생할 수 있다. 그리고 실제 구하는 해 x^* 또한 페널티함수보다 작지만 해와 오차를 지니고 있다.

2.1.3 부등호 제약조건 의 등호제약조건화

부등호 제약조건 의 등호제약조건화 방식은 부등호제약조건을 등호제약조건으로 변환시키는 기준은 Interior Point Method와 흡사할 수 있으나 추가되는 변수를 항상 0보다 큰 방정식으로 추가함으로써 해당 변수의 부등호 제약조건 의 추가를 막게된다.

$$\begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{x}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{h}(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \\ & \mathbf{g}(\mathbf{x}) - [\mathbf{y}]\mathbf{y} = \mathbf{0} \end{aligned} \quad (7)$$

위와 같은 이렇게 될 경우 제약조건 외부에서는 $y_i = 0$ 이 되어 $g_i(x) = 0$ 이 될 것이며, 제약조건 내부에서는 $y_i^2 = g_i(x)$ 가 되어 해당 조건을 맞춰줄 것이다. 이 기법은 라그랑지안 함수로 변환하면 다음과 같다.

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\mu}) = f(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\mu}^T (\mathbf{g}(\mathbf{x}) - [\mathbf{y}]\mathbf{y}) \quad (8)$$

이 때 변수 개수가 기존 $N_x \times 2$ 에서 부등호 제약조건 개수 $N_y \times 2$ 가 추가된다. 즉, 변수가 시스템의 크기에 비해 상당히 커지게 되는데 일반적으로 부등호 제약조건은 상하한 제약조건으로 적용된다고 했을 때 모든 변수에 제약조건이 필요하다고 가정했을 경우 $N_y = 2N_x$ 이므로 실제 계산해야 하는 라그랑지안 함수의 변수의 개수는 $N_x \times 2 + N_x \times 2 \times 2 = 6N_x$ 이다. 예를 들어 100모선의 계통을 해석한다고 할 때 전압, 위상, 유,무효 발전량변수를 해석대상 변수로 둔다고 할 때 약 300개 가까이 변수가 나오게 되고 전체 행렬의 크기는 1800×1800 로, 이 행렬을 매 반복마다 계산해야 한다는 결론이 나오게 된다. 이를 해결하기 위해서 희소행렬 기법을 사용할 수 있지만 변수 개수가 줄어드는 것은 아니기 때문에 계산 속도에서 불리한 면이 존재한다.

2.1.4 기타 제약 조건 처리 기법

그 외에 알고리즘 적인 문제는 일반적인 문제에 적용될 수 없다. 그리고 Interior Point Method가 연구되었지만 이는 변수를 추가하고 이 변수를 또 다시 부등호 제약조건으로 처리하므로 위 문제로 다시 회귀하므로 방정식의 부등호 제약조건을 변수 부등호 제약조건으로 변환되었다는 것 이외에는 의미를 둘 수 없다.

2.2 등호제약 조건의 문제 재정의

기존에 정의하고 사용하는 배리어 함수 혹은 페널티 함수의 경우 제약조건을 완벽하게 처리하지 못하거나 제약 조건 밖의 상황을 처리할 수 없는 문제가 존재하였으며, 등호제약 조건화 기법의 경우 이러한 문제를 해결하였으나, 변수의 개수가 많아져서 계산량이 상당히 늘어나는 것을 확인하였다. 이를 좀 더 자세히 접근하기 위해 변수 부등호 제약조건을 가진 문제를 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & f(\mathbf{X}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{h}(\mathbf{X}) = 0 \\ & \mathbf{X}_L \leq \mathbf{X} \leq \mathbf{X}_H \end{aligned}$$

(9)

이를 등호제약 조건으로 변환하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & f(\mathbf{X}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{h}(\mathbf{X}) = 0 \\ & (\mathbf{X} - \mathbf{X}_H) + \frac{1}{2} [\mathbf{y}_{xh}] \mathbf{y}_{xh} = 0 \\ & (\mathbf{X}_L - \mathbf{X}) + \frac{1}{2} [\mathbf{y}_{xl}] \mathbf{y}_{xl} = 0 \end{aligned}$$

(10)

이를 바탕으로 라그랑지안 함수에 적용하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} L(\mathbf{X}, \boldsymbol{\lambda}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\mu}) = & f(\mathbf{X}) + \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{h}(\mathbf{X}) \\ & + \boldsymbol{\mu}_{xh} \cdot (\mathbf{X} - \mathbf{X}_H) + \frac{1}{2} [\mathbf{y}_{xh}] \mathbf{y}_{xh} \\ & + \boldsymbol{\mu}_{xl} \cdot (\mathbf{X}_L - \mathbf{X}) + \frac{1}{2} [\mathbf{y}_{xl}] \mathbf{y}_{xl} \end{aligned}$$

(11)

이를 1계 미분하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \mathbf{X}} &= \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}} + \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{X}}^T \cdot \boldsymbol{\lambda} + \boldsymbol{\mu}_{xh} - \boldsymbol{\mu}_{xl} \\ \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\lambda}} &= \mathbf{h}(\mathbf{X}) \\ \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}_{xh}} &= \boldsymbol{\mu}_{xh} \mathbf{y}_{xh} \\ \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}_{xl}} &= \boldsymbol{\mu}_{xl} \mathbf{y}_{xl} \\ \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}_{xh}} &= \mathbf{X} - \mathbf{X}_H + \frac{1}{2} \mathbf{y}_{xh}^2 \\ \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}_{xl}} &= \mathbf{X}_L - \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mathbf{y}_{xl}^2 \end{aligned}$$

(12)

이고, 이를 2계 미분하면 다음과 같다.

	$\frac{\partial}{\partial \mathbf{X}}$	$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\lambda}}$	$\frac{\partial}{\partial \mathbf{y}_{xh}}$	$\frac{\partial}{\partial \mathbf{y}_{xl}}$	$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}_{xh}}$	$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}_{xl}}$
$\frac{\partial}{\partial \mathbf{X}}$	[H]	[J] ^T			1	-1
$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\lambda}}$	[J]					
$\frac{\partial}{\partial \mathbf{y}_{xh}}$			$\boldsymbol{\mu}_{xh}$		\mathbf{y}_{xh}	
$\frac{\partial}{\partial \mathbf{y}_{xl}}$				$\boldsymbol{\mu}_{xl}$		\mathbf{y}_{xl}
$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}_{xh}}$	1		\mathbf{y}_{xh}			
$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}_{xl}}$	-1			\mathbf{y}_{xl}		

(13)

** $[J] = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{X}}$, $[H] = \frac{\partial^2 f}{\partial \mathbf{X}^2} + \frac{\partial^2 \mathbf{h}}{\partial \mathbf{X}^2}^T \cdot \boldsymbol{\lambda}$

여기에서 부분의 행렬을 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} [F] &= \begin{bmatrix} [H] & [J]^T \\ [J] & \end{bmatrix} , \quad [G] = \begin{bmatrix} 1 & \\ & -1 \end{bmatrix} \\ [\boldsymbol{\mu}] &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_{xh} & \\ & \boldsymbol{\mu}_{xl} \end{bmatrix} , \quad [\mathbf{y}] = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{xh} & \\ & \mathbf{y}_{xl} \end{bmatrix} \\ d\mathbf{w} &= \begin{bmatrix} d\mathbf{X} \\ d\boldsymbol{\lambda} \end{bmatrix} , \quad d\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_H \\ \mathbf{y}_L \end{bmatrix} , \quad d\boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_H \\ \boldsymbol{\mu}_L \end{bmatrix} \end{aligned}$$

(14)

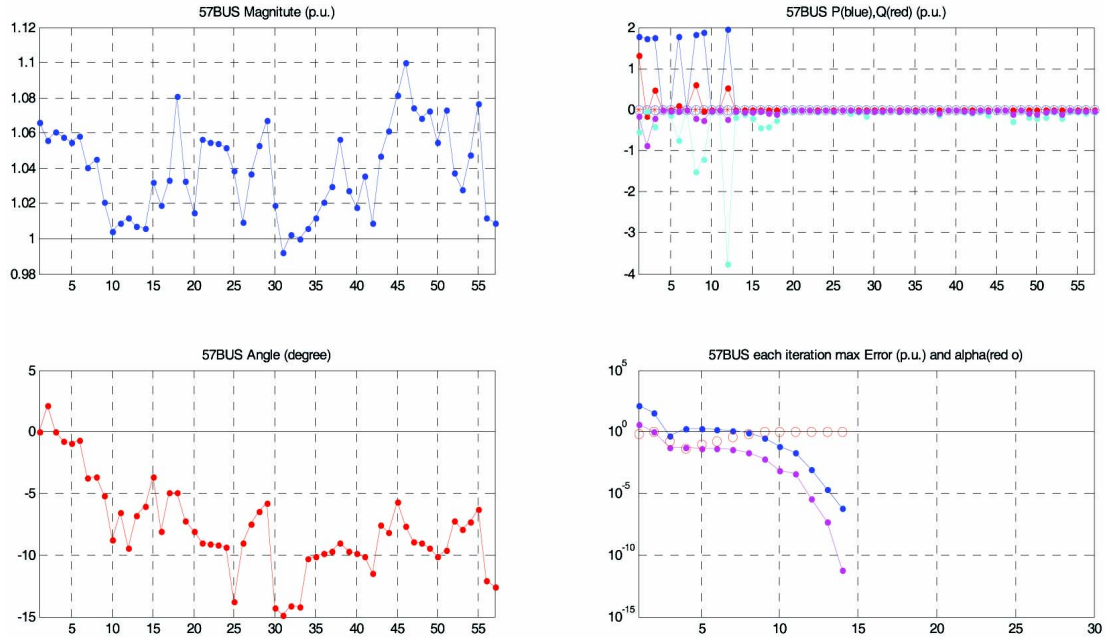


그림 3 IEEE 57 모선 계통 해석 수렴 과정

Fig 3 IEEE 57 bus system analysis the convergence process

좌상 : 전압, 좌하 : 위상각, 우상 : 전력, 우하 : 수렴과정
 전력 : blue-Pg red-Qg, cyan-Pd, magenta-Qd
 수렴과정 : red o - StepSize, blue-전체벡터오차, magenta-수급조건오차

정의한 것을 바탕으로 행렬을 다시 구성하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} dL_w \\ dL_y \\ dL_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boxed{F} & & \boxed{G}^T \\ & \boxed{\mu} & \boxed{y} \\ \boxed{G} & \boxed{y} & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dw \\ dy \\ d\mu \end{bmatrix} \quad (15)$$

이다. 이를 바탕으로 하삼각 행렬을 구하면 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$\boxed{H} = \begin{bmatrix} \boxed{L}_{ww} & 0 & 0 \\ \boxed{L}_{wy} & \boxed{I} & 0 \\ \boxed{L}_{w\mu} & 0 & \boxed{I} \end{bmatrix}, dL' = \begin{bmatrix} dL_w' \\ dL_y' \\ dL_\mu' \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\boxed{H} \cdot \Delta X = dL' \quad (17)$$

$$\boxed{L}_{ww} \cdot \Delta w = dL_w' \quad (18)$$

$$\boxed{L}_{wy} \cdot \Delta w + \Delta y = dL_y' \quad (19)$$

$$\boxed{L}_{w\mu} \cdot \Delta w + \Delta \mu = dL_\mu' \quad (20)$$

가 되므로 $\Delta w = \boxed{L}_{ww}^{-1} \cdot dL_w'$ 에 의해 Δw 만 구한다면 나머지 변수들의 값은

$$\Delta y = dL_y' - \boxed{L}_{wy} \cdot \Delta w \quad (21)$$

$$\Delta \mu = dL_\mu' - \boxed{L}_{w\mu} \cdot \Delta w \quad (22)$$

와 같이 순차적으로 구해진다. 따라서 역행렬 연산은 \boxed{L}_{ww}^{-1} 로 축소되게 된다.

2.3 연산 속도 비교

본 논문에서는 IEEE 57모선 샘플 계통을 발전 비용 최소화 목적함수로 계산하여 결과를 해 보았다. 본 논문에서는 전압제약조건은 모든 모선 전압의 상.하한 제약을 $0.9 \leq V \leq 1.1$ 로 하였으며 목적함수는 Polynomial Cost 함수를 이용하였으며, 모든 상수는 같게 하여 결과 적으로 모든 발전량이 같을 경우 가장 비용이 낮게 나올 수 있으나 계통의 형태와 제약조건에 따라 비슷한 값으로 수렴하게 된다.

수렴 결과는 위와 같으며 이때 반복계산은 등호 제약화 전체 행렬 계산 시 평균 0.49초가 걸렸으며 축약 시 0.37초가 걸렸다.

표 2에서 볼 때 반복 계산 속도는 약 0.12초의 계산 시간 단축 효과가 있었으며 첫 번째 반복계산은 변수 초기화 과정으로 인해 많은 시간이 사용되므로 그래프에서 제거하였다. 32.4%의 성능 향상은 행렬 크기 감소 대비 적은 값으로 보일 수 있는데 이는 계산 과정에서의 리포팅 기능과 그래프 출력, 기타 제어옵션에 의해 발생하는 것들로 약 0.2 초 정도의 기본 처리시간이 필요하다. 실제 역행렬 계산을 하는 부분을 보면 성능 향상을 더 확연히 알 수 있다.

inverse 계산 시간은 본 논문을 위해 작성된 코드에서 다

양한 제어 옵션을 무시한 순수 행렬 계산이라고 볼 수 있다. 계산 성능은 무려 15배 차이가 나는 것을 확인 할 수 있으며 기타 계산 과정의 최적화가 이루어지지 않음을 고려하였을 때 이 부분이 더 중요한 성능 지표라 할 수 있다.

본 논문 계산 과정에서 57 모선 등호 제약 조건화 전체 행렬의 크기는 1324x1324 이며, 축약형 행렬의 크기는 356x356 이다. 크기는 3.72배 증가 하였고 행렬의 원소의 개수로 보면 3.72*3.72=13.84배 증가하였으며, 실제 역행렬을 계산하지 않고 MATLAB의 ‘\’ 연산을 활용하였다.

표 4 계산 시간 표

	반복 전체 계산 시간		inverse 계산 시간	
	Full Matrix	Reduced	Full Matrix	Reduced
1	1.9298	1.2978	0.072184	0.005690
2	0.5559	0.437	0.068778	0.003781
3	0.4991	0.3674	0.069716	0.003566
4	0.4974	0.3812	0.062018	0.003575
5	0.5179	0.3699	0.076472	0.005420
6	0.4821	0.3656	0.067057	0.004021
7	0.4851	0.3699	0.063924	0.005562
8	0.4833	0.3705	0.060367	0.004360
9	0.4863	0.3475	0.080356	0.003454
10	0.4979	0.3549	0.059515	0.005190
11	0.4660	0.3701	0.059449	0.005068
12	0.4862	0.3837	0.068962	0.003399
13	0.4677	0.3841	0.062062	0.004972
14	0.4704	0.3656	0.072269	0.003498
평균	0.49	0.37	0.067366	0.004397

3. 결 론

본 논문은 최적화문제에 포함되는 부등호 제약조건의 적용 방식에 따라 얼마나 성능이 바뀔 수 있는지 확인하였다. 전력계통 해석에 따라 다양한 접근 방법 존재하고 변수 적용에 따라 달라지겠지만, 본 논문에서 사용한 IEEE 57 모선 샘플의 경우 상하한 변수제약을 모두 둔다고 하였을 때 기존 부등호 제약 조건의 등호 제약 조건화 기법 대비 행렬의 크기가 73% 감소하며, 실제 행렬의 역행렬 계산 시간은 실제 inverse 함수가 아닌 (solve) ‘\’ 연산을 활용했음에도 계산 시간은 92.8% 감소한다. 이는 행렬 계산에서 크기가 계산시간에 미치는 영향이 매우 큰 것을 확인 할 수 있었으며, 추후 이를 희소행렬의 기법을 활용하여 성능을 더 높일 수도 있을 것으로 보인다.

감사의 글

본 연구는 2013년도 에너지기술평가원의 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

References

- [1] Oon-Pyo Zhu : Development of OPF Algorithm with Changing Inequality to Equality, KIEE Vol. 49A No.7 339-344, 2000.7
- [2] Minuk Yang : Calculation of Network Analysis and Fault Decision using Equality Constraint Condition with MATLAB : The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Society of power engineering, Vol. 58, No. 11, November, 2009
- [3] Sung-Kyun Oh, Minuk Yang : Improvement of the Power Flow Convergency Using Switched Shunt Reactive Power Sensitivity : The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 61, No. 3, March, 2012
- [4] Garg, L. : Intelligent Patient Management and Resource Planning for Complex, Heterogeneous, and Stochastic Healthcare Systems : Sch. of Comput. & Inf. Eng., Univ. of Ulster, Coleraine, UK_1 2012
- [5] James, S. C. : Verifying marine-hydro-kinetic energy generation simulations using SNL-EFDC : Thermal/Fluid Sci. & Eng, Sandia Nat. Labs., Livermore, CA, USA_1 2011
- [6] Krause, T. : Multiple-Energy Carriers: Modeling of Production, Delivery, and Consumption : Power Syst. & High Voltage Labs., Swiss Fed. Inst. of Technol. (ETH), Zurich, Switzerland_1 2011
- [7] Siano, P : Real Time Operation of Smart Grids via FCN Networks and Optimal Power Flow : Dept. of Ind. Eng., Univ. of Salerno, Fisciano, Italy_1 2012

저 자 소 개



Minuk Yang

충남대학교 전기공학교육과 학사
충남대학교 컴퓨터공학과 학사
충남대학교 전기공학과 석사
충남대학교 전기공학과 박사과정



김 건 중 (金 建 中)

서울대학교 전기공학과 석사
서울대학교 전기공학과 박사
現 충남대학교 전기공학과 교수