

BCD 기반 분산처리 기법을 이용한 연계전력시장 최적화

論 文

58-1-5

Block Coordinate Descent (BCD)-based Decentralized Method for Joint Dispatch of Regional Electricity Markets

文 國 賢* · 朱 成 官† · Anni Huang**

(Guk-Hyun Moon · Sung-Kwan Joo · Anni Huang)

Abstract - The joint dispatch of regional electricity markets can improve the overall economic efficiency of interconnected markets by increasing the combined social welfare of the interconnected markets. This paper presents a new decentralized optimization technique based on Augmented Lagrangian Relaxation (ALR) to perform the joint dispatch of interconnected electricity markets. The Block Coordinate Descent (BCD) technique is applied to decompose the inseparable quadratic term of the augmented Lagrangian equation into individual market optimization problems. The Interior Point/Cutting Plane (IP/CP) method is used to update the Lagrangian multiplier in the decomposed market optimization problem. The numerical example is presented to validate the effectiveness of the proposed decentralized method.

Key Words : Augmented Lagrangian Relaxation (ALR), Block Coordinate Descent (BCD), Interregional Market Coordination, Interior Point / Cutting Plane (IP/CP)

1. 서 론

경쟁적인 전력시장이 개설되어 운영 중인 북미와 유럽의 국가에서는 국경(혹은 지역경제)을 넘어서는 국가(혹은 지역) 간 전력거래가 증가하면서, 시장 연계 시 지역 간 시장운용 방식의 차이에 의해 발생하는 경계문제(Seam Issues)[1] 해소방안에 관한 연구가 요구되어지고 있다. 이에 따라, 국가(혹은 지역)간 전력거래 활성화를 위해 분산처리 최적화 기법을 연계전력시장(Interconnected Electricity Markets)의 경계문제에 적용하는 방안에 대한 연구[2-5]가 다각적으로 시도되고 있다. 본 논문은 BCD 기반의 분산처리 기법을 적용한 연계전력시장 최적화 알고리즘을 제안하여 시장간 전력 거래 시 발생할 수 있는 경계문제를 해소하고 연계시장을 청산하는 방법을 소개한다.

연계시장의 시장 최적화 문제(Market Optimization Problem)는 라그랑지안 완화법(Lagrangian Relaxation)을 통해 주어진 결합 제약조건(Coupling Constraint)을 목적함수로 완화(Relaxation)시켜 시장 별 최적화 문제의 형태로 분리될 수 있다. 한편, 이차식을 목적함수로 완화시키는 보완 라그랑지안 완화법(Augmented Lagrangian Relaxation)은 기존의 라그랑지안 완화법(Classical Lagrangian Relaxation)에

비해 해의 수렴성이 뛰어나 최적화 문제에서 널리 적용되고 있는 방법 중 하나이다. 하지만 보완 라그랑지안 완화법을 통해 목적함수에 새롭게 완화된 이차식은 분해가 불가능한 형태이기 때문에 분산처리 최적화 문제로의 정식화가 불가능하다. 이에 따라, 보완 라그랑지안 완화법의 분산 최적화 문제로의 적용을 위한 분산처리 기법들에 대한 연구가 이루어지고 있다[6-7]. 라그랑지 승수보완을 통해 얻어진 정식을 분할시켜 연산을 수행하는 최적화 방법인 Auxiliary Problem Principle (APP) 분산처리 기법[6]은 결합 제약조건을 고정한 형태로 이차식 성분을 분해하여 분산처리 최적화 문제에 적용이 가능한 형태의 수식을 제공한다. Block Coordinate Descent (BCD) 분산처리 기법[7]은 연산 소요시간을 단축시키기 위해 최근에 갱신된 변수를 다음 단계의 연산에 적용할 수 있는 형태로 문제를 분리한다.

본 논문에서는 분할된 시장 최적화 문제를 풀기 위해 BCD 분산처리 기법에 Interior Point/Cutting Plane (IP/CP) [8] 라그랑지안 갱신 기법을 적용한 연계시장 분산처리 알고리즘을 제안한다. 사례연구에서는 제안된 알고리즘이 가지는 효율성을 입증하기 위해 IEEE RTS-96 연계시장 모델에서의 결과를 제시한다.

2. 연계시장 문제 정식화

본 절에서는 먼저 연계시장 문제를 중앙처리 방식으로 정식화하고, 다음으로 BCD 분산처리 기법을 적용한 최적화 수식 모델을 제시한다.

* 準 會 員 : 高麗大學教 電氣電子電波工學部 碩士課程

† 교신저자, 正會員 : 高麗大學教 電氣電子電波工學部
助教授 · 工學博士

E-mail : skjoo@korea.ac.kr

** 非 會 員 : Mid-West ISO 연구원, 미국

接受日字 : 2008年 8月 20日

最終完了 : 2008年 9月 3日

2.1 중앙처리 시장 최적화 문제 정식화

N개의 개별시장들을 연계시켜 통합된 하나의 시장을 구성했다고 가정하면, 중앙처리 방식의 연계시장 최적화 문제는 아래의 식과 같이 정식화 될 수 있다.

$$\min_{X_k^i} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{M_i} f_k^i(X_k^i) \quad (1)$$

subject to:

$$B \cdot \theta + F = X - D \quad (1.1)$$

$$\sum_i g^i(X^i) = 0 \quad (1.2)$$

$$-L^{\max} \leq H(B)^{-1}(X - F - D) \leq L^{\max} \quad (1.3)$$

$$X_k^{\min} \leq X_k^i \leq X_k^{\max} \quad (1.4)$$

여기서 X_k^i 은 시장 i의 발전기 k의 공급량이며, $f_k^i(X_k^i)$ 는 발전기 k의 비용함수이고, θ 는 모션 전압위상각이다. 또한, X 는 유효전력의 출력량이며, D 는 유효전력수요를 뜻하고, L^{\max} 은 선로제약을 의미하는 변수이다.

주어진 목적함수(1)는 시장 i의 발전기 k의 비용함수를 최소화시키는 수식이다. 제약 식(1.1)은 연계시장의 수급균형을 나타내고, 식(1.2)은 연계시장 간의 전력조류 교차식이며, (1.3)과 (1.4)는 발전기와 송전망의 상하한 제약을 나타낸다.

2.2 Block Coordination Descent (BCD) 방법을 적용한 분산처리 시장 최적화 문제 정식화

중앙처리방법으로 유도된 시장 최적화 문제에 분산처리 최적화 기법을 적용시키기 위한 연계시장 분할법을 소개한다. 수식 (1)에서 유도한 중앙처리 시장 문제에 보완 라그랑지안(Augmented Lagrangian Relaxation)방법을 적용하면 다음 수식 (2)와 같이 전개될 수 있다.

$$\sum_{i=1}^N L^i = \sum_{i=1}^N \left\{ \sum_{k=1}^{M_i} f_k^i(X_k^i) \cdot \lambda \cdot \sum_i g^i(X^i) + c \cdot \left\| \sum_i g^i(X^i) \right\|^2 \right\} \quad (2)$$

보완 라그랑지안 방법을 통해 전개된 최적화 문제는 이차식 $\left\| \sum_i g^i(X^i) \right\|^2$ 성분으로 인해 분산처리 방법으로 수식 전개가 불가능하다. BCD 방법을 수식 (2)에 적용하면, 전력조류 값을 고정한 형태로 이차식 성분을 분리시킬 수 있다. 분산처리 방법을 통해 정리된 시장 최적화 문제는 아래의 식 (3)과 (4)와 같이 정식화 된다.

$$\min_{X_k^i, \lambda^i} \left\{ \sum_{k=1}^{M_i} f_k^i(X_k^i) + \sum_{F_i} \lambda_{(n)}^i \cdot F^i + \frac{c}{2} \cdot \sum_{F_i, F_j} \left\| F^i - F_{(n)}^j \right\|^2 \right\} \quad (3)$$

$$\min_{X_k^j, \lambda^j} \left\{ \sum_{k=1}^{M_j} f_k^j(X_k^j) + \sum_{F_j} \lambda_{(n)}^j \cdot F^j + \frac{c}{2} \cdot \sum_{F_i, F_j} \left\| F_{(n+1)}^i - F^j \right\|^2 \right\} \quad (4)$$

여기서 (n)은 반복연산 횟수이며, c는 수렴속도를 결정하는 상수이고, F^i 와 F^j 는 각 연계시장에서 나가는 전력조류의 양이다. λ^i 과 λ^j 은 각 시장 최적화 문제의 라그랑지안 승수이고, 시장 i에서 들어오는 전력시장 가격정보로 해석할 수 있다. 유도된 수식의 쌍대 함수(dual function)는 아래의 수식 (5)와 (6)과 같이 전개될 수 있다.

$$\max \phi^i(\lambda^i) \quad (5)$$

$$\max \phi^j(\lambda^j) \quad (6)$$

쌍대 함수 $\phi(\lambda)$ 은 $\min L(X, \lambda)$ 로 정의된다. 적용된 BCD 분산처리 방법의 수렴성은 [6]에 제시되어 있다. 제안된 알고리즘에 적용된 BCD 방법은 보완 라그랑지안 승수 기법을 사용하여 원문제와 쌍대문제와의 수렴 해 차이가 적어 해의 최적성이 우수하며, 갱신된 시장 정보들을 바로 다음 연산에 적용 가능한 특징을 가진다. 다음으로, 기존의 Auxiliary Problem Principle (APP) [11] 기반의 분산처리 최적화 수식을 제시된 BCD 기반의 분산처리 최적화 수식과의 비교를 위해 아래의 (7)과 (8)과 같이 제시한다.

$$\min_{X_k^i, \lambda^i} \left\{ \sum_{k=1}^{M_i} f_k^i(X_k^i) + \gamma \cdot \sum_{F_i, F_j} F^i (F_{(n)}^i - F_{(n)}^j) + \sum_{F_i} \lambda_{(n)}^i \cdot F^i + \frac{\beta}{2} \cdot \sum_{F_i, F_j} \left\| F^i - F_{(n)}^i \right\|^2 \right\} \quad (7)$$

$$\min_{X_k^j, \lambda^j} \left\{ \sum_{k=1}^{M_j} f_k^j(X_k^j) + \gamma \cdot \sum_{F_i, F_j} F^j (F_{(n)}^j - F_{(n)}^i) + \sum_{F_j} \lambda_{(n)}^j \cdot F^j + \frac{\beta}{2} \cdot \sum_{F_i, F_j} \left\| F^j - F_{(n)}^j \right\|^2 \right\} \quad (8)$$

반복 연산의 알고리즘이 모두 종료되어야 시장 정보들을 갱신하는 기존의 APP [11] 분산처리 방법과 비교해볼 때, BCD 방법은 최신 정보들을 다음 단계의 연산에 적용할 수 있어 연산 소요시간을 절약할 수 있다.

3. Interior-Point / Cutting Plane 라그랑지안 승수 갱신 방법

본 논문에서는 라그랑지안 승수를 갱신하기 위해 Interior-Point/Cutting-Plane(IP/CP) 방법을 적용한다. IP/CP 방법은 기존의 Interior Point(IP)[4] 방법에 쌍대화 함수 영역에서의 analytic center를 구하는 연산을 적용시켜 최적 점을 찾는다. IP/CP 방법은 다 지역 연계전력시장 문제에서 승수를 갱신하는데 있어 우수한 수렴속도를 보여준다[5]. IP/CP 방법은 다음의 식 (9)와 같은 최적화 문제 형태로 정의된다.

$$\max \sum_i \{ \log \alpha^i \mid \alpha = c - Ax, s > 0 \} \quad (9)$$

subject to:

$$s = c - Ax \tag{9.1}$$

$$s \geq 0 \tag{9.2}$$

각 변수 행렬은 아래와 같이 구성된다.

$$A = \begin{bmatrix} I & -\xi^k \\ -1 & 0 \\ 0 & -I \\ 0 & I \end{bmatrix}, \quad x = \begin{bmatrix} z \\ \lambda \end{bmatrix},$$

$$s = \begin{bmatrix} s_z \\ s_\lambda \end{bmatrix}, \quad c = \begin{bmatrix} \phi(\lambda^k) - \lambda^{T(k)} \xi^k \\ -\theta^k \\ -\lambda_{\min} \\ \lambda_{\max} \end{bmatrix}$$

여기서 I는 크기를 결정하는 식별 벡터이고, ξ^k 는 쌍대화 함수의 기울기 값이며, θ^k 는 k번째 반복연산을 하는 동안 현재까지 기록된 최소값을 뜻한다. 위의 최적화 문제 풀이를 통해 구해진 변수 α^i 를 통해 라그랑지안 승수는 아래의 식 (10)과 같이 갱신된다.

$$\lambda_{(n+1)} = \lambda_{(n)} + \alpha_{(n)} \cdot (F_{(n)}^i - F_{(n)}^j) \tag{10}$$

즉, 라그랑지안 승수는 전력조류 교차식과 변수 α^i 의 상태에 따라 수렴방향과 속도가 결정된다. 제안된 알고리즘은 전력시장 간 전력조류 mismatch의 값이 허용 한계치 ϵ 내에 들어올 때까지 ($|F_{(n)}^i - F_{(n)}^j| \leq \epsilon$) 반복 수행된다.

3.1 연계시장 분산처리 최적화 절차

본 논문에서 제안한 BCD 분산처리 방법을 적용한 연계시장 최적화 알고리즘은 아래와 같이 정리할 수 있다.

Step 1) N개로 이루어진 (분할된) 개별시장의 최적화 문제를 정식화 한다.

Step 2) 각 시장 변수들과 알고리즘 파라미터들의 초기치를 설정한다.

Step 3) 개별시장 i와 j에서 제시된 최적화 모형을 통해 수렴 해를 계산한다.

$$X_{(n+1)}^i := \operatorname{argmin} L^i(X_k^i, \lambda^i), \quad X_{(n+1)}^j := \operatorname{argmin} L^j(X_k^j, \lambda^j)$$

Step 4) IP/CP방법을 적용하여 구해진 변수 α^i 와 전력조류 mismatch 양을 곱하여 라그랑지안 승수를 갱신한다.

Step 5) 계산된 연계시장 간 전력조류 mismatch 절대 값의 차가 허용 한계치 ϵ 내에 수렴하는지 검사한다. 수렴조건을 만족하면 반복연산을 종료하고, 만족하지 않으면, 반복변수 (n)을 (n+1)로 갱신하고, Step 3으로 되돌아가서 반복연산을 수행한다.

4. 사례연구

4.1 IEEE RTS-96 연계시장 모델

본 논문에서 제안된 BCD 기반의 분산처리 기법을 적용한 연계지역시장 최적화 알고리즘을 검증하기 위해 3개의 연계지역으로 구성된 IEEE RTS-96 모델[10]을 사용한다. 연계전력시장에 있는 발전기 종류 별 입찰가격 계수는 표 1과 같다.

표 1 발전비용계수 정보

Table 1 Generator coefficient information

발전기종류	발전비용계수		
	$f(X) = \alpha \cdot X^2 + \beta \cdot X + \gamma$ (\$/h)		
	α	β	γ
중유/기력 (화력)	0.03	14.25	16.00
수력	0.03	15.50	14.00
석탄/내연 I (화력)	0.00	0.50	0.00
중유/내연 II (화력)	0.02	14.00	26.00
석탄/내연 II (화력)	0.03	14.50	16.00
중유/내연 III (화력)	0.02	14.00	26.00
석탄/내연 III (화력)	0.03	14.50	16.00
원자력	0.02	14.00	26.00

반복연산 시작 시 모든 발전기의 초기 생산량은 동일한 값으로 두었으며, 각 시장의 전력조류 값 차의 허용 한계치 ϵ 는 $10^{-4}(MW)$ 으로 설정하였다. 본 논문에서 제안하는 방법의 효용성을 검토하기 위해 i) BCD와 IP/CP 갱신방법, ii) BCD와 Sub-Gradient [7] 갱신방법, iii) APP와 IP/CP 갱신방법과 iv) APP와 Sub-Gradient 갱신방법을 적용하여 도출된 결과를 서로 비교분석한다. 제시한 방법들의 수렴해와 수렴속도의 차이를 표 2와 표 3에서 비교 제시하였다.

표 2 총 시장 운용비용 비교

Table 2 Comparison of total operational cost

접근방법	분산처리방법				중앙처리방법
	Block Coordinate Descent (BCD)		Auxiliary Problem Principle (APP)		
분산처리 사용기법					
Lagrangian 승수갱신 방법	Sub-Gradient	IP/CP	Sub-Gradient	IP/CP	-
총 시장 운용 비용 (\$/h)	235,095	235,095	235,095	235,095	235,095
중앙처리방법 수렴해와의 일치율 (%)	100	100	100	100	-

표 3 반복연산 횟수 및 소요시간 비교

Table 3 Comparison of iteration number and elapsed time

분산처리 사용기법	Block Coordinate Descent (BCD)		Auxiliary Problem Principle (APP)	
	Sub-Gradient	IP/CP	Sub-Gradient	IP/CP
반복연산 횟수	24	10	35	17
소요시간 (s)	14.1242	11.4342	23.8108	14.9261

연산 비교에 사용된 모든 분산처리 방법들의 최종 해는 중앙처리 방법에 의해 얻어진 최적 해와 동일한 값에 수렴한다. 실험수행 소요시간 및 반복연산 횟수에서 BCD 방식이 APP 방식에 비해 더 빠른 것을 확인할 수 있으며, 같은 분산처리 기법을 사용할 경우, Sub-Gradient 방법보다 IP/CP 방법에서 더 빠르게 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 각 연산 알고리즘 별 반복연산에 따른 전력시장 총 운용비용과 mismatch 값을 그림 1과 그림 2에서 제시하였다.

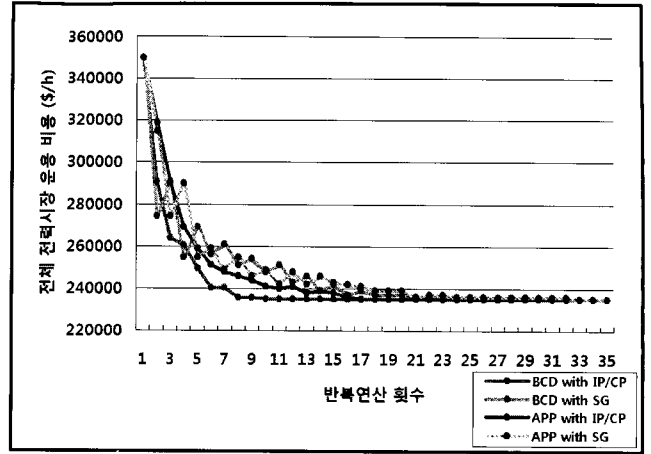


그림 1 반복연산 횟수 별 총 전력시장 운용비용 비교
Fig. 1 Comparison of total operational cost by iteration

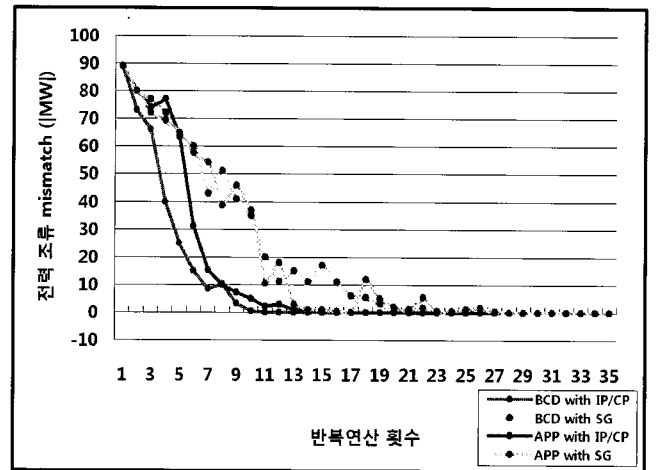


그림 2 반복연산 횟수 별 전력조류 mismatch 비교
Fig. 2 Comparison of power flow mismatch by iteration

그림 1과 그림 2에서 초반 수렴속도는 Sub - Gradient 갱신방법이 우수하지만, 반복연산이 진행될수록 IP/CP의 수렴속도가 더 빠른 것을 확인할 수 있다. 또한 전반적으로 BCD 방법이 APP 방법에 비해 더 빠른 속도로 수렴하며, 본 논문에서 제안된 방법인 BCD와 IP/CP 방법을 연계한 알고리즘이 가장 빠른 수렴속도를 보여준다.

5. 결론

보완 라그랑지안 완화법은 이차형 형태로 완화된 결합 제약조건 때문에 분산처리 형태의 최적화 수식 전개가 불가능하다. 본 논문에서는 이 같은 수식 전개의 문제를 개선하기 위해 BCD 기반의 분산처리 방식을 제안하였다. 보완 라그랑지안 완화법을 적용한 중앙처리 최적화 문제를 BCD 분산처리 방법을 적용하여 시장 별 최적화 문제로 분리하였다. 또한 빠른 수렴속도를 가지는 IP/CP 방법을 라그랑지안 승수 갱신을 위해 적용하였다. 사례연구를 통해 재현된 BCD 분산처리 방식은 기존의 APP 분산처리 방식을 사용했을 때보다 소요시간을 단축시켰으며, 라그랑지안 승수 갱신을 위

해 사용된 IP/CP 방법 역시, 기존의 Sub-Gradient 방법에 비해 신속하게 최종해에 수렴하는 것을 확인하였다. 또한, 분산처리 방식을 통해 얻은 최종 수렴해는 중앙처리 방식의 도출된 해와 일치하는 값을 얻을 수 있었다. 향후 연구에서는 보다 개선된 수렴성을 가지는 라그랑지안 승수 갱신 기법을 연계시장 최적화 문제에 적용할 예정이다.

감사의 글

이 논문은 2008년도 정부재원(교육인적자원부 학술 연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음(KRF-2008-331-D00195)

참 고 문 헌

[1] J. Chen, J. S. Thorp, and T. D. Mount, "Coordinated Interchange Scheduling and Opportunity Cost Payment: A Market Proposal to Seams Issues," IEEE Proceedings of the 37th Annual Hawaii International Conference on System Science, pp. 2-10, 2004.

[2] 문국현, 김지희, 주성관, "보완 라그랑지안 승수 기법을 이용한 연계전력시장 청산," 2008년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집.

[3] 문국현, A. Huang, 주성관, 위영민, 송경빈, "비동기분산처리 방식을 이용한 연계전력시장 청산," 2007년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집.

[4] P. N. Biskas and A. G. Bakirtzis, "A Decentralized Implementation of DC Optimal Power Flow on a Network of Computers," IEEE Trans. Power Systems, vol. 20, no. 1, pp. 25-33, February 2005.

[5] A. G. Bakirtzis and P. N. Biskas, "A Decentralized Solution to the DC-OPF of Interconnected Power Systems," IEEE Trans. Power Systems, vol. 18, no. 3, pp. 1007-1013, August 2003.

[6] G. Cohen, Auxiliary Problem Principle and Decomposition of Optimization Problems," Journal of Optimization Theory and Applications, vol. 32, no. 3, pp. 277-305, November 1980.

[7] P. Tseng, "Convergence of a Block Coordinate Descent Method for Nondifferentiable Minimization," Journal of Optimization Theory and Application, vol. 109, no. 3, pp. 475-493, June 2001.

[8] J. A. Aguado and V. H. Quintana, "Inter-Utilities Power-Exchange Coordination: A Market-Oriented Approach," IEEE Trans. Power Systems, vol. 16, no. 3, pp. 513-519, August 2001.

[9] R. Baldick and B. H. Kim, "A Fast Distributed Implementation of Optimal Power Flow," IEEE Trans. Power Systems, vol. 14, no. 3, pp. 858-864, August 1999.

[10] K. B. Song, "Efficient Optimization Algorithms for Constrained Power Economic Dispatch," Ph.D. Dissertation, Texas A&M University, 1995.

[11] A Report Prepared by the Reliability Test System Task Force of the Application of Probability Methods Subcommittee, "The IEEE Reliability Test System - 1996," IEEE Trans Power Syst., vol. 14, no. 3, pp. 1010-1019, August 1999.

[12] A. J. Wood and B. F. Wollenberg, Power Generation, Operation, and Control, 2nd edition, John Wiley & Sons, New York, 1996.

[13] R. M. Preund, "Solution Method for Quadratic Optimization," Massachusetts Institute of Technology, April 2004.

저 자 소 개



문 국 현 (文 國 賢)

2007년 고려대학교 전기전자전파공학부 졸업. 현재 고려대학교 대학원 전자전기공학과 석박통합과정.



주 성 관 (朱 成 官)

1999년 University of Washington 졸업 (공학석사). 2004년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 고려대학교 전기전자전파공학부 조교수.



Anni Huang

2006년 North Dakota 주립대학 졸업(공학석사). 현재 미국 Mid-West ISO 연구원.