

## 확률과정론적 기반의 전력시장가격모델링 기법

(Empirical Approach to Price Modeling in Electricity Market based on Stochastic Process)

강동주\* · 김발호

(Dong-Joo Kang · Balho H. Kim)

### 요 약

전력산업이 경쟁적 시장체제로 옮겨가면서 기존의 수직통합체제에서와는 다른 운영 메커니즘을 필요로 하게 되었다. 기존의 급전 알고리즘은 최적화 모델에 기반 하여 비용 최소화 목적함수 및 물리적·재무적 제약조건을 정식화하여 최적의 발전량을 산출하는 개념인데, 현재의 상용 시장 시뮬레이터들은 대부분 이러한 기존 급전 알고리즘에 근거하여 시장가격을 추정하게 된다. 이러한 방법을 분석적 방법이라고 하는데, 이러한 방법으로 시장가격을 추정하기 위해서는 다양한 데이터들이 정확히 입력되고 시장의 구조적 모델로 상세히 수립되어야 정확한 결과를 예측할 수 있다. 수직 통합적 체제에서는 모든 데이터들이 단일 의사결정 주체에 집중되므로 이러한 방법이 적합하지만, 경쟁적 시장체제에서는 많은 정보가 상업적 기밀로 분류되기 때문에 발전사업자 입장에서 이러한 방법으로 가격을 예측하는데 한계가 있을 수밖에 없다. 따라서 본 논문에서는 이러한 분석적 방법을 적용하기 힘든 상황에서, 시장의 과거 데이터와 공개 정보를 이용한 실험적 방법에 근거하여 확률과정 기반의 가격모델을 수립하고 그로부터 시장가격의 궤적을 추정하는 방법을 제안하고자 한다. 이러한 확률과정론 기반의 가격 모델은 장기적인 설비계획과 장기계약을 수립하는데 유용하게 사용될 수 있으리라 전망된다.

### Abstract

As the electric power industry is evolving into competitive market scheme, a new paradigm is required for the operation of market. Traditional dispatch algorithm was built based on the optimization model with an objective function and multiple constraints. Commercial market simulator followed the concept of the microeconomic model used in the dispatch algorithm, which is called as analytic method. On analytic method it is prerequisite to procure the exact data for the simulation. It is not easy anymore for each market participant to access to other participants' financial information while it used to be easy for monopoly decision maker to know all the information needed for the optimal operation. Considering the changing situation, it is required to introduce a new method for estimating the market price. This paper proposes an empirical method based on stochastic processes expected to build a capacity planning and long term contracts.

Key Words : Analytic Method, Optimization, Empirical Method, Stochastic Process

\* 주저자 : 홍익대학교 전자전기공학부 박사과정

Tel : 031-420-6181, Fax : 031-420-6189, E-mail : djikang@keri.re.kr

접수일자 : 2009년 12월 24일, 1차심사 : 2009년 12월 29일, 2차심사 : 2010년 3월 3일, 심사완료 : 2010년 3월 16일

## 1. 서 론

전력산업이 규제 완화되고 경쟁적 시장체제가 도입됨에 따라 계통 및 시장운영의 변동성도 나날이 증가하고 있다. 기존 규제체제 하에서는 비용을 통제함으로써 단일사업자의 운영비용을 최소화한다는 명확한 목적함수가 존재했으나, 시장에 다수의 시장참여자가 도입되고, 각 시장참여자들이 제각기 자신의 이익극대화를 위한 제각기의 의사결정 과정을 수행하게 되면서, 운영자의 입장에서의 목적함수가 불명확해지고 있으며, 설사 그러한 목적함수가 존재한다고 하더라도 일사 분란한 통제성을 행사하는 것이 점점 어려워지게 된다. 이러한 패러다임의 변화에도 불구하고 현재에 외국 벤더들에 의해 공급되고 있는 시장 시뮬레이터들은 기존의 수직통합체제에서 자원최적화당에 적용되던 개념들이 그대로 상속되어 사용되고 있다. 발전기의 비용함수와 물리적 데이터들을 입력하면 비용 최소화 내지 효용 극대화 목적함수에 근거하여 각종 물리적·재무적 제약조건을 고려하여 최적 발전량 패턴을 도출하고 그에 따른 시장가격을 산출해 내는 방식이다. 이 때의 시장가격이란 한계비용을 의미하는 것으로 전력시장을 기본적으로 완전 경쟁적이라고 가정하면, 그 때의 시장가격은 한계비용과 동일해진다는 엄격한 가정에 근거하고 있는 것이다. 이러한 가정은 비현실적인데다, 전력시장이 진화해갈수록 일반 사업자의 입장에서 이러한 시뮬레이션에 필요한 데이터를 확보하는 것이 갈수록 어려워지기 때문에 다른 차원의 방법론이 요구되고 있다. 본 논문에서는 기존 시뮬레이션 방법의 한계점과 시장 환경에 대한 현실을 인지하고, 시장참여자들이 제한된 정보를 가지고도 실용적으로 활용 가능한 실험적 방법 기반의 시장가격 모형을 확률과정 모델을 이용하여 제안하고자 한다.

## 2. 확률과정 기반의 시장가격 모델

확률과정 기반의 가격모델링은 대표적으로 금융공학에서 주가 모델링을 위해 오랫동안 연구되어왔다. 그러나 이러한 확률과정 기반의 가격모델은 전력시장에 적합하게 수정해줄 경우 충분히 유용하게 적용될

수 있을 것으로 기대된다. 시장가격을 확률 과정론적인 방법으로 모델링하는 방법은 크게 네 가지 종류가 있는데, 주가를 시간과 상태(주가)의 함수로 모델링한다고 했을 때, 이산시간-이산상태, 이산시간-연속상태, 연속시간-이산상태, 연속시간-연속상태로 구분할 수 있다. 이러한 구분은 대상현상 자체의 성격이 아니라 대상현상을 보는 사람의 입장 및 방법에 따라 달라진다는 것이다. 즉, 주가를 모델링함에 있어서도 이산시간-이산상태로 할 수도 있고, 연속시간-연속상태의 함수형태로도 모델링이 가능하다는 것이다. 이산시간-이산상태의 모델에서 시간간격을 극소화하면 연속시간-연속상태의 함수로 변형이 가능하다. 연속시간-연속상태의 모델은 미적분 연산이 가능하기 때문에 수학적으로 다루기 쉽다는 측면에서 선호되는 모델이다. 시장의 형태나 참여자의 전략에 따라 다양한 확률과정 모델의 적용이 가능하나, 위험 중립적 가정 하에 마코프 과정, 마틴게일, 랜덤워크, 위너과정, 이토과정 등이 보편적으로 적용된다. 이러한 기본적 이론과 개념을 이용하여 본 논문에서는 확률과정론적 전력시장 가격모델을 제안해보고자 한다.

## 3. 전력시장가격모델로의 적용

블랙-숄츠 모형은 상기의 확률과정 모델을 금융시장의 주가를 예측하는 모델에 적용한 것이다.  $dS = \mu S dt + \sigma S dz$ 은 주가  $S$ 를 현재의 상태(주가)  $S$ 와 시간  $t$ 의 함수로 보고 주가변동을 미분방정식으로 모델링한 것이다. 전력시장은 주식시장과의 차이점이 있는 동시에 기본적인 시장가격의 속성에 있어서는 유사성이 많다고도 볼 수 있다. 예를 들어 수요의 지속적인 증가로 인한 내재적인 시장상승 압력, 또한 평균을 중심으로 예측이 불가능한 변동성 등은 주식시장 못지 않게 블랙-숄츠 모형을 전력시장에 적용할 수 있는 요인이 된다. 전력시장가격을 모델링 하는 방법은 다양하게 존재하겠지만 본 논문에서의 기본적 방법은 시장가격을 결정하는 요인별로 이러한 블랙-숄츠 모형을 이용해 모델링 한 다음 이를 가중 평균하여 시장가격을 예측하고자 한다. 이러한 시장가격 인자별로 상기의 2가지 항을 모두 가질 수도 있고, 불확실

성 향만을 가질 수도 있다. 예를 들어, 수요-공급의 수급조건에 따른 평균적인 가격 범위대는 예측할 수 있지만, 시점마다의 가용용량과 발전사업자의 입찰조건에 따른 변동성은 사실상 정확한 예측이 힘들기 때문이다. 이러한 변동성은 기본적인 확률모형을 수립한 다음 반복적인 시뮬레이션을 통해 그러한 패턴에 대비한 발전계획 및 입찰계획을 수립할 수 있다.

### 3.1 전력시장가격의 기본모형

기본적인 확률과정 모델은 블랙-숄즈 모형에 근거한  $dS = \mu S dt + \sigma S dz$ 의 형태로 구성한다. 단, 적용 파라미터에 있어서는 과거의 전력시장 실적 데이터에 근거하여 산출하게 된다. 전력시장에서의 시장가격은 1시간 단위의 불연속 형태로 결정되므로 그대로 불연속적인 형태로 모델링할 수도 있고, 옵션 모델의 유도나 연속속도 및 계산편의를 위해 연속적인 형태로 모델링할 수도 있다. 장기적 시장가격과 관련해서는 연속적인 모델, 단기적 시장가격에서는 불연속 모델이 선호될 수도 있다. 시장가격은 가격 자체를 추정하는 것에서 그치지 않고 다른 의사결정을 위한 정보로서 다시 활용되므로 지나치게 모델이 복잡해질 경우 연산속도를 증가시키고 해의 수렴성을 낮출 수 있기 때문에 설비투자자와 관련한 중장기 문제의 경우는 연속함수로 단순하게 표현하는 것이 바람직할 것으로 판단된다.

$$dS = \mu S dt + \sigma S dz \tag{1}$$

여기서  $S$ 는 전력시장가격을 의미하며,  $t$ 는 시간을 의미한다.  $\mu$ 는 해당 시간구간 동안의 평균 시장가격 상승률,  $\sigma$ 는 평균 표준편차를 의미한다.  $\mu$ 는 과거의 장기적인 역사적 데이터에 근거하여 계량경제학적인 방법으로 구해진다.  $\mu$  자체의 과거 데이터를 참조하여 시계열 형태로 추정될 수도 있고  $\mu$ 에 영향을 주는 인자들과의 회귀분석을 통해 구할 수도 있다.  $\mu$  자체가 많은 변수들에 의해 복잡한 원리로 결정되는 값이므로 단순한 시계열 추정보다는 영향을 주는 변수들과의 회귀분석을 통해서 구하는 것이 보다 정확할 수 있다. 그림 1은 본 연구에서 제안하는 확률론적 전력시

장가격의 기본 모델이라고 볼 수 있다.

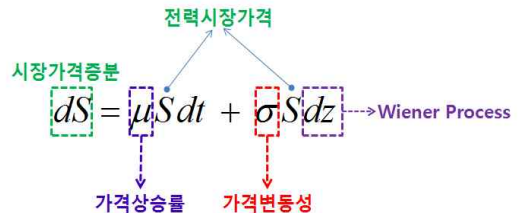


그림 1. 확률과정론적 모델링의 기본개념  
Fig. 1. Basic Concept of Stochastic Model

그리고 여기서의  $\sigma$ 는 통계학적으로는 표준편차를 의미하는데, 일정 구간대의 시장가격 분포 변동성을 의미한다. 이러한 변동성은 상기에서 언급한 정확히 예측되기 어려운 성분을 반영하기 위한 것이다.

그림 1의 미분 방정식을 곱하고  $S$ 를 출력하는 함수형태로 바꾸기 위해서 정리할 필요가 있다. 양변을 시장가격  $S$ 로 나누고 적분하여 정리하면 다음과 같다.

$$\frac{dS}{S} = \mu dt + \sigma dz \tag{2}$$

$$\int \frac{dS}{S} = \int (\mu dt + \sigma dz) \tag{3}$$

일반 미분방정식과는 달리 확률미분방정식이기 때문에 Ito의 정리에 의하여 다음과 같이 정리된다. 여기서  $t$ 는 해당 시점,  $0$ 은 초기 시점을 의미한다. 즉  $S(t)$ 는  $t$  시점에서의 시장가격을 의미한다.

$$\log S(t) - \log S(0) = (\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)t + \sigma W(t) \tag{4}$$

$$S(t) = S(0)e^{((\mu - \frac{1}{2}\sigma^2)t + \sigma W(t))} \tag{5}$$

상기와 같이 정리되고, 시간  $t$ 와 확률변수  $\sigma$ 에 의해 생성되는 함수 형태로 전력시장가격을 생성할 수 있다.

### 3.2 평균가격상승률( $\mu$ )의 산정

평균가격 상승률을 구하는 방법에는 크게 2가지가 있다. 공개된 시장데이터를 이용하여 통계적인 차원에

서 전체적인 평균 상승률을 보는 방법이 있고,  $\mu$ 에 영향을 주는 수요증가, 연료비용, 설비증설계획 등을 활용하여 회귀분석을 통해,  $\mu$ 를 추정하는 방법이 있을 수 있다. 이러한 가격 요인들은 각기 특성이 존재하고 이러한 특성을 회귀분석 모델에 반영해주어야 한다. 예를 들어 수요증가의 경우는 장기적으로 완만한 기울기를 보이는 편이며, 연료비용은 장기계약에 의해 향후 몇 년에 대해서는 고정되는 경우가 많고, 설비증설의 경우는 발전회사들이 미리 설비증설 영향을 제출하고 그에 따라 정부의 인가 방식으로 실행되기 때문에 거의 정확하게 예측될 수 있기 때문이다. 가격상승률  $\mu$ 에 영향을 주는 인자는 다양한데, 이중 시장가격을 상승시키는 인자도 있고, 반대로 하락시키는 요인도 있다. 일단 상기에서 언급한 주요 3가지 인자에만 국한해서 생각해보면 다음의 식으로 표현될 수 있다. 여기서  $F$ 는 연료비용(fuel cost),  $L$ 은 부하수준(load),  $C$ 는 발전용량(capacity),  $\Delta$ 는 변량을 의미한다. 여기서  $a, b, c$ 는 시장가격과의 관계를 형성하는 계수를 의미한다.

$$\mu = a\Delta F + b\Delta L + c\Delta C \quad (6)$$

이러한 평균 시장가격과 가격의 평균상승률은 고려 시간구간에 따라 달라지는데, 수년에 걸친 장기적인 기간을 고려할 경우는 월 내지 연단위로 길어질 수도 있고, 단기적인 운영 차원에서는 5분, 10분, 30분, 1시간, 1일, 1주일 단위로 산정될 수 있다. 고정적인  $\mu$ 를 사용하는 경우는 보통 1년 이상의 장기적 기간을 고려할 경우에 적합할 것으로 판단되며, 부하성장이 뚜렷하지 않은 1년 미만의 단기 기간 내에서는 고정 상승률보다는 특성일이나 절기에 따른 기본적인 기준가격을 설정해주는 것이 적합한 것으로 판단된다.

### 3.3 단기적 변동성( $\sigma$ )의 모델링

시장가격 이외의 인자들 역시 상기의 전력시장가격과 마찬가지로 과거의 역사적 실적 데이터를 활용해 추정될 수 있으며 이는 다시 시장가격을 예측하기 위한 근거 데이터로 활용될 수 있다. 수요, 발전설비용량, 연료비용에 근거하여 시장가격을 예측하는 방법은

일종의 분석적 방법인데, 이러한 분석적 방법으로 장기적인 초기점을 설정한 다음, 확률과정 모델에 의한 단기적인 변동을 구현하는 것이 합리적이라고 판단된다. 장기적인 시장가격의 평균은 시장의 기본적인 구조, 즉 공급과 수요 원리에 의해 결정되는 측면이 크고, 단기적인 가격은 변동성 요인에 결정되는 부분이 크기 때문이다. 그림 2는 이러한 방식으로 시장가격을 모델링하는 예이다.

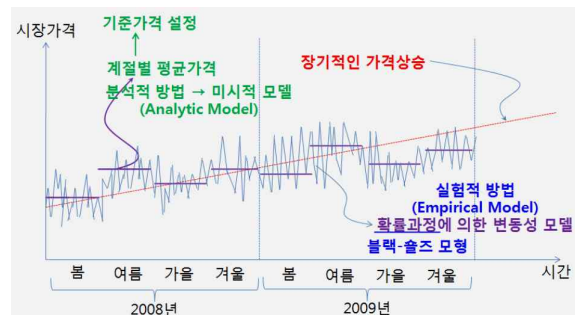


그림 2. 가격변동성 모델링  
Fig. 2. Price Volatility Modeling

계절별로 평균가격을 적용한다고 했을 때, 절기별로 부하를 사용하는 패턴이 다르므로 고유의 평균가격이 형성된다. 이러한 형태는 보통 1시간 단위의 시장가격 실적에 근거하여 산정되는데, 1년은 총 8,760시간이므로 8,760개의 시장가격 실적에 근거하여 평균이 구해지고, 나머지 세분화된 평균가격도 마찬가지로 방식으로 구해진다.

시장에 따라서는 시장가격의 연속성을 고려하여 5분 단위, 10분 단위로 훨씬 주기가 짧은 경우도 있지만, 통상적으로 30분 내지 1시간 단위가 많이 사용된다. 1일 평균의 경우 24개의 가격에 대한 평균값이 계산된다. 표준편차의 경우는 1시간 단위 평균가격들을 사용하되 그림 20의 평균가격과 마찬가지로 하루, 일주일, 월, 절기별, 1년 동안에 대하여 산정하여 적용할 수 있다.

## 4. 사례 연구

본 사례연구는 상기의 제안된 모델이 어느 정도의 유용성을 가지는지 여부를 검증해보기 위한 것으로 CBP 시장의 실적 데이터를 활용하여 시장가격을 생성하고

이를 실적 데이터와 비교해보는 방식으로 이루어진다. 그림 4에서 제안된 기본적 수식의 계수  $\mu, \sigma, \lambda$ 는 통계적 기법으로 구해지고, 이러한 계수 값에 근거하여 시장가격을 생성하며, 가격 값은 일정한 확률분포에 근거하여 랜덤하게 생성되는 값이므로 매번 다른 값을 산출하지만 그러한 시장가격 궤적이 어느 정도 범위 내에서 일치한다면 유용한 모델로 간주될 수 있다.

### 4.1 $\mu$ 의 실적 데이터 기반 추정

$\mu$ 를 구하는 방법에는 상기에 설명한 대로 2가지가 있는데, 회귀분석을 이용할 경우 상당히 상세하고 방대한 데이터가 필요하므로 여기서는 평균적인 상승률을 적용하기로 한다. 전력거래소 홈페이지에 공개되는 2000~2008년까지의 정보를 바탕으로 시장가격 추이를 분석하면 그림 3~4와 같다. 그림 3은 연도별 평균가격, 그림 4는 시간대별 가격추이를 보인 것이다.

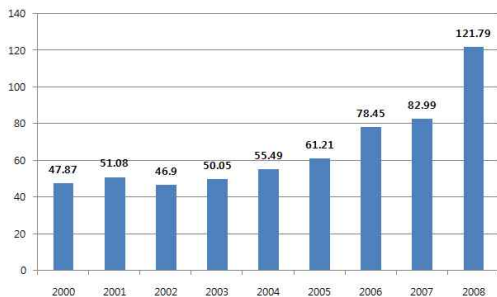


그림 3. CBP 시장의 연도별 평균가격 추이  
Fig. 3. Yearly Average Price in CBP Market

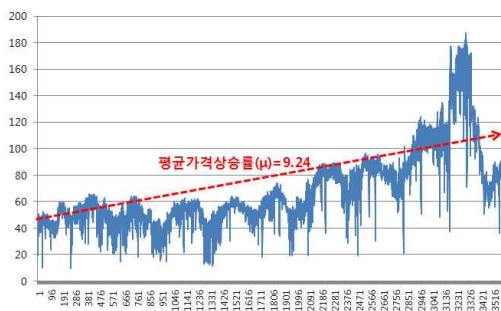


그림 4. CBP 시장의 시간대별 시장가격 추이  
Fig. 4. Hourly Market Prices in CBP Market

### 4.2 $\mu$ 의 구조적 방법 기반 추정

4.1에서의 같이 가격상승률을 적용하는 대신에 그림 2에서의 보여진 것과 같이 구간별로 평균가격 기준점을 설정해 주는 방식이 있을 수 있다. CBP 시장의 과거 데이터에 근거하여 1년, 계절별, 월별 단위구간 별로 평균가격을 산정할 수 있다. 일단 시장가격에 영향을 줄 수 있는 변수를 선정한다. 시장가격에 영향을 주는 요소는 상기에서 언급한 바와 같이 크게 설비수준, 전력수요, 연료비용 등이 있으나, 이들 변수들도 경우에 따라 세분될 수 있다. 예를 들어 연료비용도 유연탄, 증유, LNG 등 다양한 인자가 존재하며, 이러한 변수들을 어떠한 형태로 반영해 줄 것인지도 고민해보아야 할 문제이다. 변수가 너무 적을 경우 종속변수-독립변수 간의 민감도가 왜곡될 수 있고, 너무 많은 경우는 정확한 관계를 도출하기 어려워질 수 있기 때문이다. 그림 5는 회귀분석으로 시장가격 및 영향인자들 간 민감도 추정사례를 보인 것이다.

| 회귀분석 통계량 |          |          |          |          |          |          |          |          |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 다중 상관계수  | 0.949354 |          |          |          |          |          |          |          |
| 결정계수     | 0.901273 |          |          |          |          |          |          |          |
| 조정된 결정계수 | 0.896627 |          |          |          |          |          |          |          |
| 표준 오차    | 10.7354  |          |          |          |          |          |          |          |
| 관측수      | 90       |          |          |          |          |          |          |          |
| 분산 분석    |          |          |          |          |          |          |          |          |
|          | 자유도      | 제곱합      | 제곱 평균    | F 비      | 유의한 F    |          |          |          |
| 회귀       | 4        | 89428.61 | 22357.15 | 193.9904 | 7.21E-42 |          |          |          |
| 잔차       | 85       | 9796.145 | 115.2488 |          |          |          |          |          |
| 계        | 89       | 99224.75 |          |          |          |          |          |          |
|          | 계수       | 표준 오차    | t 통계량    | P-값      | 하위 95%   | 상위 95%   | 하위 95.0% | 상위 95.0% |
| Y 절편     | -132.005 | 16.29451 | -8.10119 | 3.54E-12 | -164.403 | -99.607  | -164.403 | -99.607  |
| X 1      | 0.03343  | 0.003534 | 9.459458 | 6.34E-15 | 0.026403 | 0.040456 | 0.026403 | 0.040456 |
| X 2      | -0.00274 | 0.00221  | -1.23992 | 0.218416 | -0.00713 | 0.001654 | -0.00713 | 0.001654 |
| X 3      | 0.000808 | 8.84E-05 | 9.144847 | 2.75E-14 | 0.000632 | 0.000984 | 0.000632 | 0.000984 |
| X 4      | -5.5E-05 | 1.17E-05 | -4.68391 | 1.06E-05 | -7.8E-05 | -3.2E-05 | -7.8E-05 | -3.2E-05 |

그림 5. 회귀분석 결과  
Fig. 5. Regression Analysis Results

시장가격에 영향을 줄 수 있는 변수를 선정한 다음, 이러한 변수들의 실적 데이터에 근거하여 그림 5와 같은 회귀분석 결과를 얻을 수 있고, 이를 미래의 시장가격을 구조적으로 추정할 수 있는 수식으로 활용할 수 있다. 그러나 이러한 결과가 정량적으로 정확한 결과로 이어지기 위해서는 보다 정밀한 연구가 필요하다. 여기서 Y는 시장가격, X1, X2, X3, X4는 각각 설비, 최대수요, 유연탄 연료비용, LNG 연료비용을 의미하고, 계수는 시장가격과의 민감도를 의미한다. 이러한 구조

적 방법은 본 논문에서 방법론만을 제안하고, 사례연구에서는 4.1의 실적 데이터 기반 추정법을 사용한다.

### 4.3 가격 변동성 $\sigma$ 의 추정

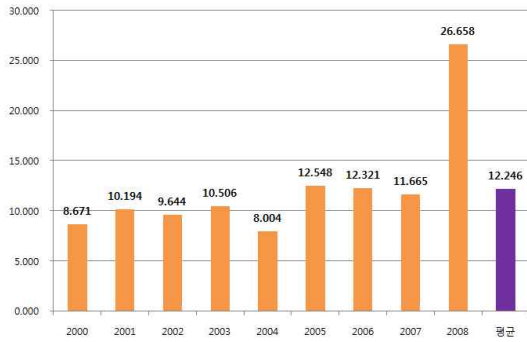


그림 6. 연도별 일단위 평균 변동성  
Fig. 6. Yearly Average Value of daily Volatility

| 확률과정 모델의 의한 전력시장가격 시뮬레이션 |              |            |           |
|--------------------------|--------------|------------|-----------|
| $\mu$                    | 0.02531507   | 1일 시장가격 증분 |           |
| $\sigma^2$               | 149.964516   | 1일단위 가격 분산 |           |
| 시간                       | Normal (0,1) | 시장가격       | 시장가격증분    |
| 0                        |              | 20.63      | 0         |
| 1                        | -526498      | 19.985504  | -644496   |
| 2                        | -282788      | 19.639455  | -346049   |
| 3                        | -703905      | 18.777707  | -861748   |
| 4                        | -1.447194    | 17.005726  | -1.771980 |
| 5                        | .737326      | 17.908909  | .903183   |
| 6                        | 1.673550     | 19.958592  | 2.049683  |
| 7                        | 2.219454     | 22.676789  | 2.718197  |
| 8                        | -483972      | 22.084371  | -592419   |
| 9                        | 1.513589     | 23.938165  | 1.853794  |
| 10                       | -508334      | 23.315911  | -622253   |
| 11                       | -366018      | 22.867939  | -447973   |
| 12                       | .784163      | 23.828478  | .960539   |
| 13                       | -107415      | 23.697191  | -131287   |
| 14                       | 482275       | 24.288038  | 590847    |
| 15                       | 1.100597     | 25.636082  | 1.348044  |
| 16                       | 2.092617     | 28.198954  | 2.562873  |
| 17                       | -039524      | 28.150806  | -048148   |
| 18                       | -1.748133    | 26.010295  | -2.140511 |

그림 7. 확률과정 모델에 의한 시장가격 생성  
Fig. 7. Price Generation on Stochastic Process

상기의 동일한 데이터에 근거하여 연도별 변동성 ( $\sigma$ )을 추정하면 그림 6과 같다. 2008년을 제외하고는 대부분 비슷한 수준의 변동성을 보이고 있다. 이러한 변동성은 평균시장가격과는 달리 특별한 상승이나 하락 추세를 보이지 않고, 그럴 만한 특별한 요인이 존재한다고 추정되지 않기 때문에 평균값을 취하여 그 값

을 그림 4의 식에서 변동성 계수인  $\sigma$ 로 적용한다. 상기의 시장가격은 일단위로 산정되었으므로, 평균을 중심으로 시장가격의 평균적인 편차를 의미한다고 해석할 수 있다. 과거 데이터로부터 기본적인 통계적 정보를 구한다면, 이러한 정보에 근거하여 확률과정 모델을 만든 다음 미래가격을 생성할 수 있다.

그림 4에서 연간 평균가격상승률  $\mu=9.24$ 이므로 이를 일 단위로 환산하면, 0.0253이고, 그림 6에서 일단위 평균 표준편차(가격변동성)는 12.246이므로, 이를 분산으로 변환하면 149.96 정도로 산출된다. 이러한 정보에 기반하여 블랙-숄즈 모형에 기반한 확률과정 모델을 수립하고, 그림 7과 같이 전력시장가격을 생성할 수 있다.

### 4.4 확률과정모델 기반 시장가격 생성

그림 8은 동일한 확률과정 모델에 의해 생성된 다양한 전력시장가격의 궤적을 모의한 것이다.

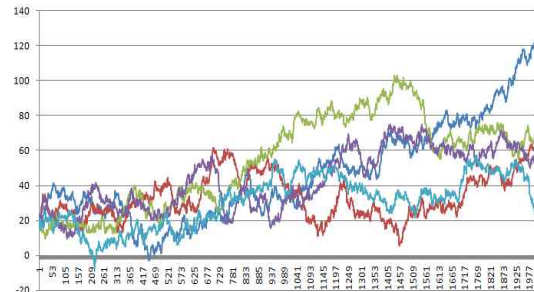


그림 8. 확률과정 모델 기반 다양한 가격추이 생성  
Fig. 8. Price Trajectories produced by Same a Stochastic Process Model

과거 실적데이터에 근거할 때 개별 시장가격에 있어서 상승률보다 변동성이 크기 때문에 모의 결과별로 약간의 편차를 보이는 경향이 관찰된다. 이러한 편차는 과거 데이터를 분석하여 보다 엄격한 파라미터를 적용할 경우 완화될 수 있을 것으로 기대된다. 그림 9와 10은 가격상승률  $\mu$ 를 전 구간에 적용하는 대신 각각 2구간, 4구간으로 나누어 적용하였을 경우의 그림을 보인 것이다. 가로축 단위는 1일이며, 2000일까지 (약 6년)의 장기간에 대한 것이고, 그림 11과 12는 각각 50일, 100일까지의 단기간에 관한 모의결과이다.

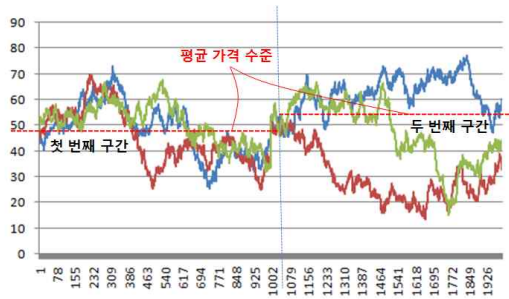


그림 9. 2구간 구분 가격 생성  
Fig. 9. 2 Sectional Price Generation

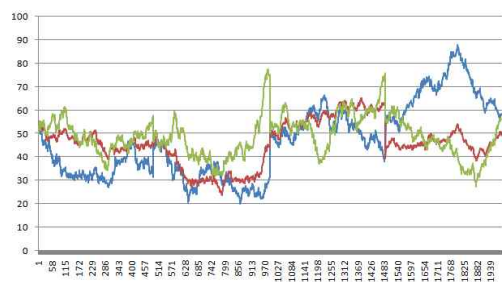


그림 10. 4구간 구분 가격 생성  
Fig. 10. 4 Sectional Price Generation

시뮬레이션 구간이 길어질수록 그림 1의 식에서 변동성 항의 기여도가 커지기 때문에 모의 곡선간 오차가 커지게 된다. 따라서 구간을 세분화하여 각 구간별 평균가격 기준으로 확률과정 모델을 적용하거나 다수 시뮬레이션들에 대한 평균치를 적용한다면 높은 변동성에 의한 시뮬레이션 편차를 다소 완화할 수 있을 것으로 기대된다. 이는 그림 8, 9, 10의 시뮬레이션 결과에서도 관찰될 수 있는 초기구간에서는 모든 케이스가 비슷한 궤적을 그리지만 시뮬레이션 기간이 장기화 될수록 케이스 간 오차가 증가함을 관찰할 수 있다. 이는 상기에서 언급된 랜덤워크 및 브라운 운동의 기본적 속성으로써 이론적으로 이미 증명된 사실이고, 전력시장 급전패턴의 관점에서 보더라도 AGC 및 경제급전이 주기적으로 기준점을 설정하고 그에 따른 추종운전 방식을 택한다는 측면에서도 부합된다고 간주된다.

#### 4.5 실적 데이터와의 비교

이러한 확률 과정 모델의 타당성을 검증하기 위해

모의 결과를 실적 데이터와 비교해 보았다. 50일과 100일 동안의 시장가격 변화 추이에 대해서 그림 11과 12에서 보여지고 있다. 모의 결과의 경우 변동성은 실제 결과보다 다소 작으나, 전반적인 추이는 비슷한 수준으로 따라가고 있음을 보이고 있다. 이러한 실제 시장에서의 변동성은 그림 1의 식에 새로운 항을 추가함으로써 구현 가능할 것으로 판단된다.

무조건 변동성만을 높일 경우 그림 8에서와 같이 시뮬레이션 시행 건별로 오차가 클 수 있기 때문에 그림 2에서 소개된 개념과 같이 주기적인 초기점을 재설정해주고, 짧은 시간에 대해 확률과정 기반의 모델을 적용하는 것이 바람직할 것으로 판단된다.

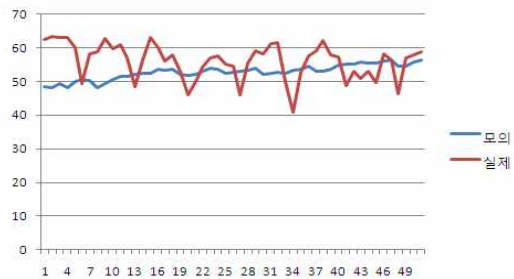


그림 11. 모의 결과와 실적 데이터의 비교(50일)  
Fig. 11. Comparison between Simulation Result and Historical Data(for 50 days)

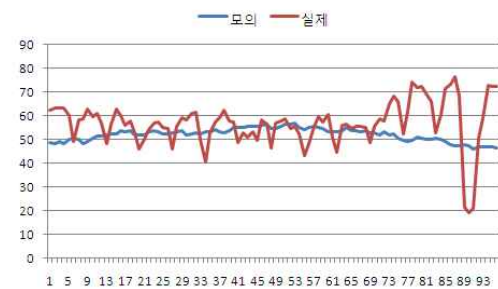


그림 12. 모의 결과와 실적 데이터의 비교(100일)  
Fig. 12. Comparison between Simulation Result and Historical Data(for 100 days)

### 5. 결 론

이제까지의 전력시장가격은 기존의 수직통합체제에서 이용되던 미시적 방법에 의해 예측되었다. 수직통

합체제에서는 단일 의사결정 주체가 모든 정보를 취합하기 때문에 이러한 방법으로 인해 계통한계가격(SMP) 개념의 시장가격을 산출하였고, 현재 CBP 시장에서는 시장가격 역시 원가기반이므로 이러한 개념이 무난히 적용될 수 있다. 그러나, 점차 다양한 전략 변수들이 발전사업자의 의사결정 영역으로 이전되면서, 불확실성은 점차 커지고 있으며, 전력시장가격을 예측하여 발전사업자의 입찰물량과 입찰가격을 결정하는 구조로 변모되고 있는 시점에 있다. 이러한 구조에서는 기존의 입력변수였던, 예방정지계획, 기동정지계획, 발전입찰 등이 모두 발전사업자의 전략변수화되므로, 사실상 입력 값이 될 수 없으며, 설사 그러한 모델을 구현하더라도 시장가격과 재귀적으로 얽히는 관계가 되므로 발전사업자들이 실용적으로 이용하기가 불가능하다. 현재 시판되고 있는 외국산 전력시장 시뮬레이터의 경우에는 대부분 기존의 급전 프로그램에 사용하는 이러한 미시적 모델에 의존하고 있는데, 그로 인해 연구단계에서의 사용에 그치고 발전사업자들의 실용적인 목적으로까지는 확산되지 못했다. 이러한 배경에서 볼 때, 전력시장 시뮬레이션에 대한 근본적 패러다임의 변화가 필요하며, 시장가격 추이 및 변동성에 대한 정보가 먼저 나오고 그에 기반한 발전사업자의 의사결정이 뒤따르는 것이 보다 적합할 것으로 판단된다. 따라서, 본 논문은 그러한 구조 하의 시뮬레이션 모델을 구현한다고 했을 때, 우선적으로 거시적·통계적 정보에 근거한 전력시장가격을 산출하기 위한 확률과정 기반의 모델을 제안하는 것이다. 본 논문에서는 시장가격 자체를 유사한 패턴으로 구현하는 데는 성공했으나, 상승률(drift term)에 비해 변동성(diffusion term)이 너무 커서 상승률 보다는 변동성에 의해 시장가격이 상승하거나 하락하는 정도가 커서 결과가 극단적으로 나타나는 경우가 종종 발생하였다. 과거 통계 데이터에 근거했다고는 하나 이러한 변동성 특성이 한쪽 방향으로 연속해서 나타나면서 발생한 결과라고 하겠다. 향후 연구에서는 이러한 편향성이 극단적으로 나타나지 않도록 하는 모델의 수립이 필요할 것으로 판단된다.

기존의 결정론적 미시모델에 의해 최종 결과값으로 산출되던 시장가격 모델을 이러한 확률과정 기반 생

성모델로 우선적으로 수립함으로써, 실제 발전시장에서 발전사업자의 입찰전략 수립을 위한 근거로써 실용적으로 이용될 수 있도록 하고, 향후 새로운 패러다임으로 개발할 전력시장 시뮬레이터에 핵심 모듈로서 적용하고자 한다.

### 감사의 글

이 논문은 2008학년도 홍익대학교 학술연구진흥비에 의하여 지원되었음

### References

- [1] H.W.Lee, Queuing Theory, Book Publication for Technology, 1996.
- [2] Steven E. Shreve, Stochastic Calculus for Finance I - The Binominal Asset Pricing Model, Springer, 2000.
- [3] B.S.Choi, C.W.Kim, Introduction to Black-Scholes Equation, Sekyungsa, 2008.
- [4] Richard Feynman, LECTURES ON PHYSICS volume 1, The Feynman Lectures on Physics : Mainly Mechanics, Radiation and Heat, Addison-Wesley, 2005.09.15.
- [5] Steven E. Shreve, Stochastic Calculus for Finance II - Continuous-Time Models, Springer, 2000.

### ◇ 저자소개 ◇



#### 강동주(姜東周)

1975년 9월 9일생. 1999년 홍익대 공대 전자전기 제어공학과 졸업. 2001년 동대학원 전기정보 제어공학과 졸업(석사). 2001년~현재 한국전기연구원 근무. 현재 홍익대학교 공대 전자전기공학부 박사과정 재학중.



#### 김발호(金發鎬)

1962년 7월 12일생. 1984년 서울대학교 전기공학과 졸업. 1984~1990년 한국전력공사 기술연구본부 전력경제연구실 근무. 1992년 Univ. of Texas at Austin 전기공학과 졸업(석사). 1996년 동대학원 졸업(박사). 1999년~현재 홍익대학교 전자전기공학부 정교수.