



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학박사 학위논문

전일 수급불균형 범위 시장에서
전력 판매사업자의
다중단계 추계학 분석 기반
피크 요금제 최적 스케줄링

Optimal Scheduling of Critical Peak Pricing
for a Power Retailer
Based on Multi-Stage Stochastic Analysis
Under Day-ahead Imbalance Band Market

2020년 8월

서울대학교 대학원

전기·컴퓨터 공학부

송혜윤

전일 수급불균형 범위 시장에서
전력 판매사업자의
다중단계 추계학 분석 기반
피크 요금제 최적 스케줄링

지도교수 윤 용 태

이 논문을 공학박사 학위논문으로 제출함
2020년 6월

서울대학교 대학원
전기·컴퓨터공학부
송 혜 윤

송혜윤의 공학박사 학위논문을 인준함
2020년 6월

위 원 장 _____ (인)

부위원장 _____ (인)

위 원 _____ (인)

위 원 _____ (인)

위 원 _____ (인)

초 록

본 논문에서는 전력 시스템 내의 신재생에너지원 출력, 도매 pool 시장의 전력가격, 전력 부하 및 경쟁사의 전략 등의 무작위 요인으로부터 비롯되는 불확실성에 대응하기 위해 다중단계 추계학적 방법론을 적용한 판매사업자의 최적 피크 요금제 스케줄링 방안을 제안한다. 판매사업자가 기존의 결정론적 및 단일단계 추계학적 방법론을 사용하여 피크 요금제를 스케줄링 할 경우, 의사 결정 시점에서 전체 기간의 최적값이 도출되므로 불확실성 요소의 변화에 대응하기 어렵다. 반면, 다중단계 추계학적 방법론을 적용할 경우에는 각 단계에서 갱신되는 정보를 바탕으로 순차적으로 의사 결정을 내릴 수 있다. 다중단계 추계학적 방법론에서 불확실성 요소의 추계학적 과정은 시나리오 트리 구조를 통해 반영하였으며, 비선형성으로 인한 계산의 복잡도를 줄이기 위해 big-M 방법과 같은 선형 근사 기법을 구현하여 목적함수를 혼합 정수 선형 계획법 (mixed-integer linear programming, MILP) 문제로 변환하였다.

대상 전력 시장으로는 Power Exchange for Frequency Control (PXFC) 시장 환경을 도입하였다. 기존 도매시장 구조에서 수급균형 비용은 비용 사회화 원칙에 기반하여 모든 시장 참여자에게 할당된다. 이 경우 전체 불균형량에 대한 개별 시장 참여자의 기여는 고려되지 않으므로, 시장 참여자의 불균형 유발을 방지하기 위한 적절한 인센티브 또는 패널티가 존재하지 않는다. 한편, PXFC 시장 구조에서는 수급균형 비용이 비용 유발자 원칙에 따라 할당되므로 이에 따라 판매사업자는 각자가 발생시킨 불균형량에 대한 공정하고 투명한 가격 신호를 받을 수 있으며 불균형량을 줄이기 위해 기존 도매시장보다 더 적극적인 역할을

수행하게 된다. 따라서 본 논문에서는 판매사업자의 불확실성이 증가하는 환경에서 이에 따른 수급균형 비용을 고려한 판매사업자의 전략을 정량적으로 분석하기 위해 PXFC 시장 환경을 상정하였다. 단, 시장 구조 설계 시에는 특정 시장 참여자 입장에의 고려가 아닌, 전체적인 시장 참여자들의 행동을 예측 및 해석하고 이를 반영하는 사회 후생 극대화 측면의 거시적인 관점이 필요하므로 본 학위논문에서는 PXFC 시장 구조 설계에의 연구는 포함하지 않았음을 밝힌다.

사례연구에서는 다중단계 추계학적 방법론을 적용한 피크 요금제 운영의 효과를 검증하기 위해, 자체 생산시설로 태양광 발전원을 소유하며 최종 소비자에게 피크 요금제를 제공하는 판매사업자의 기대 수익을 다양한 케이스에서 비교하였다. 케이스는 단일단계 추계학적 방법론과 다중단계 방법론으로 나뉘며, 다중단계 방법론에서는 단계 세분성 및 결정론적 접근법과의 결합 여부에 따라 다르게 구성되었다. 모의 결과 단일단계 추계학적 방법론에 비해 다중단계 추계학적 방법론에서 판매사업자의 기대수익이 증가하였으며, 다중단계 방법론에서는 단계의 세분성이 높아질 수록 피크 이벤트의 발령 시점이 분산되어 위반량 및 패널티 비용이 감소하고 기대수익이 증가함을 확인하였다. 다음으로 결정론적 방법론을 결합한 하이브리드 (hybrid) 케이스에서는 위반량의 최댓값을 제한하여 재무적인 위험이 높은 경우에서도 일정 수익을 보장할 수 있음을 보였다. 마지막으로 민감도 분석을 통해 세 가지 주요 매개변수가 판매사업자의 수익 변동에 미치는 영향을 분석하였다.

본 연구는 자유화된 전력 시장 구조에서 판매사업자가 고려해야 하는 불확실성 요소가 증가할 경우, 판매사업자의 의사 결정을 위한

효율적이고 안전한 방법론으로 활용할 수 있을 것이다.

주요어 : 다중단계 추계학적 프로그래밍, 시나리오 트리, 피크 요금제, PXFC 시장, 판매사업자

학 변 : 2013-20809

목 차

제 1 장 서 론	1
제 1 절 연구의 배경 및 목적	1
제 2 절 논문의 구성	8
제 2 장 시장 기반 수급균형 비용 분배 원칙	10
제 1 절 기존 도매시장: 비용 사회화 원칙	10
제 2 절 POWER EXCHANGE FOR FREQUENCY CONTROL 시장: 비용 유발 자 부담 원칙	15
제 3 절 판매사업자에의 수급균형 비용 할당	17
제 3 장 판매사업자의 전략 비교: 기존 도매시장 및 PXFC 시장	20
제 1 절 피크 요금제	20
제 2 절 피크 요금제 운영 전략 정식화	23
제 4 장 판매사업자의 불확실성과 다중단계 추계학 모델	34
제 1 절 추계학 모델의 수학적 및 기술적 구조	34
제 2 절 다중단계 추계학적 프로그래밍	37
제 3 절 시나리오 트리 생성 및 시나리오 저감 방안	39
제 4 절 판매사업자의 추계학적 피크 요금제 운영 전략 정식화	47
제 5 장 사례연구	57
제 1 절 시뮬레이션 환경	57
제 2 절 시뮬레이션 결과 및 분석	64
제 6 장 결론	82

표 목차

표 2-1 FINGRID의 예비력	11
표 2-2 2020년 FINGRID의 예비력 별 확보 의무량 및 조달원	12
표 2-3 공급의 불균형량에 적용되는 불균형 가격 (ONE PRICE SETTLEMENT)	14
표 2-4 수요의 불균형량에 적용되는 불균형 가격 (TWO PRICE SETTLEMENT)	14
표 2-5 FINGRID의 BALANCE SERVICE FEE	15
표 3-1 WPS의 주거용 피크 요금제의 시간대 별 요율	22
표 3-2 각 상수의 정의	29
표 3-3 기존 도매시장 및 PXFC 시장에서의 수급균형 비용	30
표 3-4 입력 데이터	30
표 3-5 전일 에너지 및 예비력 밴드 가격	31
표 3-6 시나리오 별 불균형 가격	32
표 3-7 시장 별 피크 이벤트 발령 시간	32
표 3-8 사례연구에서의 수급균형 비용	32
표 5-1 입력 데이터	59
표 5-2 시나리오 별 확률	61
표 5-3 케이스 별 기대수익 구성 요소	69
표 5-4 예비력 밴드 총 매입량 및 위반횟수와 위반량의 평균값	71
표 5-5 v1,000에서의 피크 이벤트 스케줄	74
표 5-6 c1에 따른 수요 감축량의 기댓값 변화	77
표 5-7 c2에 따른 예비력 밴드 매입량과 위반량 및 패널티 비용의 기댓값 변화	78
표 5-8 SCPP에 따른 v1에서의 피크 이벤트 스케줄	80

그림 목차

그림 1-1 세계 각 국의 전력 자유화 현황 [4]	1
그림 1-2 판매사업자 관점에서의 전력 시장 구조	2
그림 2-1 FINGRID의 FCR-N, FCR-D 및 AFRR 확보 비용 할당	15
그림 2-2 PXFC 시장 구조	16
그림 2-3 기존 도매시장의 비용 사회화 원칙 기반 수급균형 비용 할당	18
그림 2-4 PXFC 시장의 비용 유발자 부담 원칙 기반 수급균형 비용 할당	19
그림 3-1 WPS의 주거용 피크 요금제 예시 (겨울)	21
그림 3-2 WPS의 주거용 피크 요금제 예시 (여름)	22
그림 3-3 전일 매입 에너지 및 시나리오 별 실제 부하	31
그림 4-1 추계학 모델의 수학적 및 기술적 구조	37
그림 4-2 시나리오 트리의 구성	40
그림 4-3 (A) 2단계 시나리오 트리 (B) 2단계 시나리오 트리에서의 예상불가능 조건	40
그림 4-4 (A) 3단계 시나리오 트리 (B) 3단계 시나리오 트리에서의 예상불가능 조건	41
그림 4-5 연속적인 시나리오 저감 과정에 따른 시나리오 트리 생성	44
그림 4-6 알고리즘 1의 순서도	45
그림 4-7 알고리즘 2의 순서도	47
그림 5-1 사례연구 대상 도식화	58
그림 5-2 시나리오 트리	60
그림 5-3 S1에서의 부하 패턴	62
그림 5-4 S1에서의 태양광 발전량 패턴	62
그림 5-5 S1에서의 순부하 패턴	62
그림 5-6 에너지 및 예비력 밴드 매입량: CASE I-A	65
그림 5-7 (A) 에너지 및 (B) 예비력 밴드 매입량: CASE I-A, CASE	

II-A	65
그림 5-8 검증 시나리오에서의 피크 이벤트 총 발령 횟수: CASE I-A, CASE II-A.....	67
그림 5-9 수익 BOXPLOT.....	68
그림 5-10 위반량 BOXPLOT	70
그림 5-11 불균형량과 v1,000에서의 밴드 매입량 및 피크 이벤트 발령 시점.....	73
그림 5-12 검증 시나리오에서의 위반량: CASE I-A - CASE II-D	75
그림 5-13 c1에 따른 기대수익의 변화.....	76
그림 5-14 c2에 따른 기대수익의 변화.....	78
그림 5-15 SCPP에 따른 기대수익 변화.....	79

기호 설명

약어

RTP	Real Time Pricing
TOU	Time-Of-Use pricing
IGDT	Information Gap Decision Theory
DG	Distributed Generation
CPP	Critical Peak Pricing
ARMA	Auto-Regressive Moving Average
MSSP	Multi-Stage Stochastic Programming
PXFC	Power Exchange for Frequency Control
MINLP	Mixed Integer Non-Linear Programming,
MILP	Mixed Integer Linear Programming
TSO	Transmission System Operator
FCR	Frequency Containment Reserve
FRR	Frequency Restoration Reserve
FCR-D	Frequency Controlled Disturbance Reserve
FCR-N	Frequency Controlled Normal operation Reserve
aFRR	Automatic Frequency Restoration Reserve
mFRR	Manual Frequency Restoration Reserve
ENTSO-E	European Network of Transmission System Operators for Electricity
BRP	Balancing Responsible Party
WPS	Wisconsin Public Service
EIA	Energy Information Administration
ARIMA	Auto-Regressive Integrated Moving Average

KD	Kantorovich Distance
SEG	Smart Export Guarantee
VoLL	Value of Lost Load
PJM	Pennsylvania–New Jersey–Maryland Interconnection LLC

인덱스

t	단계 (stage)
$p(t)$	기간 (period)
s	시나리오

변수

u_t	t 단계에서 피크 이벤트의 상태를 나타내는 이진 변수
$u_{s,t}$	t 단계, s 시나리오에서 피크 이벤트의 상태를 나타내는 이진 변수
$E_{p(t)}$	$p(t)$ 기간에서의 에너지 매입량
$BD_{p(t)}$	$p(t)$ 기간에서의 예비력 밴드 매입량
$\Delta E_{s,t}^{CPP}$	t 단계, s 시나리오에서 피크 이벤트 발령 시 에너지 불균형량
$\Delta E_{s,t}^0$	t 단계, s 시나리오에서 에너지 불균형량
$PAB_{s,t}^{CPP}$, $NAB_{s,t}^{CPP}$, $PAB_{s,t}^0$, $NAB_{s,t}^0$	선형화 보조 (auxiliary) 변수
$X_{s,t}^{CPP}$, $X_{s,t}^0$, $Z_{s,t}^{CPP}$, $Z_{s,t}^0$	

매개변수

A	기간을 구성하는 단계의 수
p_s	s 시나리오의 확률
N_t	총 단계의 수
N_s	총 시나리오의 수

ρ^{CPP}	피크 요금제의 critical peak 요율
ρ^0	피크 요금제의 off-peak 요율
$PV_{s,t}$	t 단계, s 시나리오에서 태양광 발전량
$D_{s,t}^{CPP}$	t 단계, s 시나리오에서 피크 이벤트 발령 시 부하
$D_{s,t}^0$	t 단계, s 시나리오에서 부하
β	수요의 가격 탄력성
$ND_{s,t}^{CPP}$	t 단계, s 시나리오에서 피크 이벤트 발령 시 순부하
$ND_{s,t}^0$	t 단계, s 시나리오에서 순부하
$\rho_{p(t)}^E$	기간 $p(t)$ 의 에너지 가격
$\rho_{s,t}^{REG}$	t 단계, s 시나리오에서 불균형 가격
$\rho_{p(t)}^{BD}$	기간 $p(t)$ 의 예비력 밴드 가격
ρ^P	패널티 비용
D_T	전력 시스템의 총 부하
T^{CPP}	피크 이벤트 총 발령 시간
D^{CPP}	피크 이벤트 최대 지속 시간
S^{CPP}	피크 이벤트 사이 최소 발령금지 시간
$x_{s,t}$	t 단계, s 시나리오에서의 제어 변수
$\Omega_{s,t}$	해가 될 수 있는 제어 변수의 집합
$\xi_{s,[t]}$	t 단계까지의 추계학적 과정의 히스토리
α_s	추계학적 과정으로부터 샘플링한 시나리오
$v_{s,t}$	시나리오 α_s 의 t 단계에서 벡터값
M	선형화 보조 상수
BD	최소 예비력 밴드 확보량

함수

R_{retail}	소매단 판매 수입
C_{wh}	기존 도매시장 에너지 구매 비용
C_{energy}	수급균형 에너지 비용
$C_{capacity}$	수급균형 용량 비용
C_{PXFC}	PXFC 시장 에너지 및 예비력 밴드 구매 비용
$C_{penalty}$	패널티 비용
$I_{s,t}^{CPP}$	t 단계, s 시나리오에서 피크 이벤트 발령 시 패널티 비용
$I_{s,t}^0$	t 단계, s 시나리오에서 패널티 비용
C_T^{WH}	기존 도매시장의 전체 수급균형 비용
C_T^{WH}	기존 도매시장의 전체 수급균형 비용
C_{ET}^{WH}	기존 도매시장의 총 수급균형 에너지 비용
C_{CT}^{WH}	기존 도매시장의 총 수급균형 용량 비용
C_T^{PXFC}	PXFC 시장의 전체 수급균형 비용
C_{band}	PXFC 시장에서 판매사업자의 수급균형 비용
$KD_{i,j}$	시나리오 α_i, α_j 간의 Kantorovich distance

제 1 장 서 론

제 1 절 연구의 배경 및 목적

1.1.1 전력산업의 구조개편과 판매사업자의 등장

전통적으로 전력산업은 발전, 송전, 배전을 모두 포함하는 수직통합 형태의 독점 기업이 운영하며 정부의 규제를 받는 산업이었다. 그러나 1990년대와 2000년 초까지 많은 국가에서 전력산업에 경쟁을 도입하였고 전력산업의 탈규제화 및 구조개편이 추진되었다 [1]–[3]. 그림 1-1처럼 국가에 따라 자유화의 정도는 다르지만, 수직통합 되어있던 전력 회사는 기능 별로 분리되어 각각 발전 자산, 송전망 및 배전망을 소유하거나 운영하고, 전력 관련 서비스를 제공하게 되었다 [4]. 즉, 최근의 전력산업에서는 각 부문에서 시장 환경이 도입되었고 새로운 시장 참여자가 등장하여 다양한 전력 상품들이 거래되고 있다.

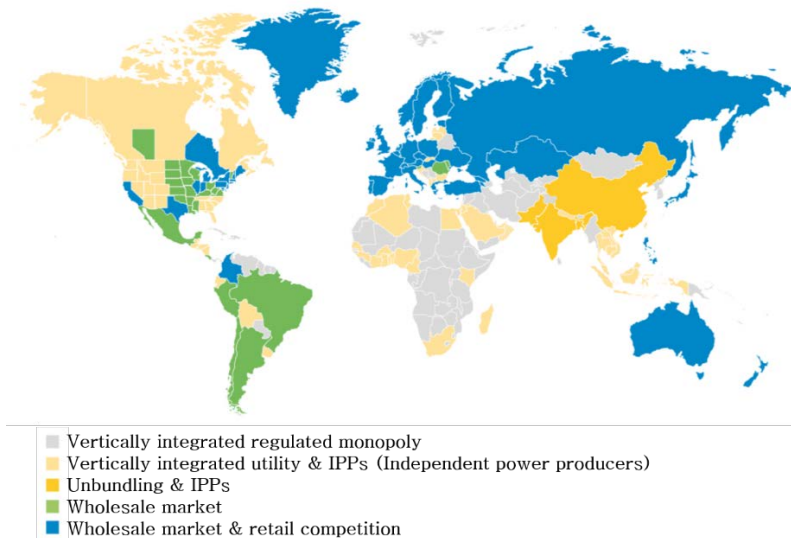


그림 1-1 세계 각국의 전력 자유화 현황 [4]

그 중 전력 판매사업은 도매 전력 시장에 소매 경쟁이 추가 된, 시장 자유화의 마지막 단계에서 등장한 이익 기반(profit-based) 사업이다. 전력 판매사업자는 가격 변동이 큰 도매시장에서 전력을 구매하여 특정 요금제(tariff)로 최종 소비자에게 전력을 판매한다. 판매사업은 전력 부하, 도매 pool 시장의 전력가격 불확실성 등 전력 시스템의 다양한 무작위(random) 요인에 직면해 있다. 특히 전력 부하는 최근 이상기후의 발생빈도가 증가하면서 기존보다 불확실성이 더 증가하였다 [5]. 또한 판매사업자가 자체적으로 신재생자원을 소유한 경우, 신재생자원의 간헐적인(intermittent) 출력 특성도 판매사업자가 관리해야 할 불확실성 요인 중 하나이다 [6]. 따라서 판매사업자는 전력 시스템 내의 무작위 요인으로 인한 재무 위험(financial risk)을 감소시키기 위한 사업 전략을 세우는 것이 가장 중요하다.

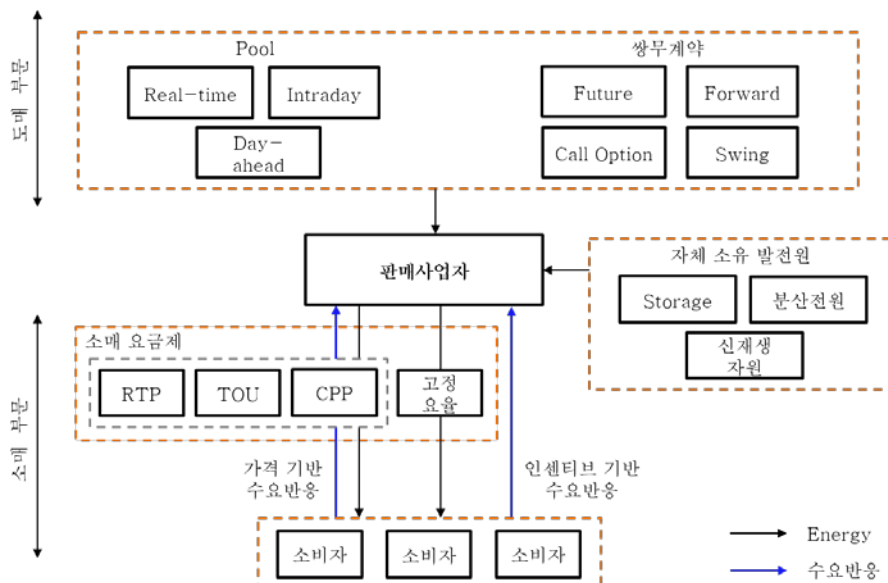


그림 1-2 판매사업자 관점에서의 전력 시장 구조

그림 1-2에서 볼 수 있듯이 이를 위해 판매사업자가 사용하는 전략은 다양하다. 예를 들면 판매사업자는 도매시장에의 입찰 전략을

세우고 최종 소비자에게 전력을 판매하기 위한 요금제를 설계할 수 있으며, 자체 소유한 발전원으로 포트폴리오를 구성하거나 장기 계약을 통해 전력을 확보할 수 있다.

1.1.2 선행연구

판매사업자의 사업 전략을 제시한 선행연구 중 무작위 특성을 갖는 확률 변수(stochastic variable, random variable)의 분포를 모델링 하지 않고 불확실성을 고려한 연구는 다음과 같다. [7]–[11]. [7], [8]에서는 도매 pool 시장 전력가격의 불확실성을 상한값과 하한값으로 나누어 구간 최적화(interval optimization)를 수행하고, 실시간 요금제(real-time pricing, RTP), 계시별 요금제(time-of-use pricing, TOU) 및 고정 요금(fixed rate)에서 판매사업자의 수입(revenue)을 비교하였다. 구간 최적화를 통해 판매사업자의 수입 함수는 편차를 최소화하고 평균을 최대화하는 결정론적(deterministic) 이중 목적(bi-objective) 문제로 재정식화되었다. 또한 [9]–[11]에서는 불확실성을 고려한 의사결정의 대안적인 접근 방식인 information gap decision theory(IGDT) 이론을 사용하여 확률 변수의 예측값과 실제 값의 오차를 모델링함으로써 불확실성을 반영하였다. 각 내용은 다음과 같다. [9]에서는 분산전원 (distributed generation, DG)을 소유한 판매사업자가 가격에 반응하는 최종 소비자에게 전력을 공급하는 강건 바이레벨(robust bi-level) 의사결정 프레임워크를 제안하였다. 최종 소비자는 판매사업자의 판매 가격에 따라 소비량을 조정할 수 있기 때문에 판매 가격이 높을수록 판매사업자의 수입은 증가하지만 부하량은 감소한다. 따라서 해당 선행연구에서는 최적의 전력 판매 가격 및 판매사업자의 에너지 공급 전략 결정을 하위 문제로 모델링하고, 제안된

판매 가격에 따른 최적의 소비량은 상위 문제로 모델링하였다. 또한 하위문제에서는 불확실한 도매 pool 시장의 전력가격으로 인한 재무 위험을 줄이기 위해 IGDT 방법론을 도입하여 판매사업자의 적절한 수익(profit)을 보장할 수 있게 하였다. 선행연구 [10]에서는 도매 pool 시장의 전력가격, 경쟁사의 전략, 최종 소비자의 행동 및 자체 소유 발전원의 가용성 등 다양한 불확실성을 동시에 고려하고 fuzzy-IGDT 프레임워크를 통해 판매사업자의 재무 위험 선호도에 따라 자체 소유 발전원의 스케줄링을 포함한 전력 확보 전략을 결정하였다. [11]에서는 중기 계획(midterm planning)에서 IGDT 방법론을 통해 도매 pool 시장 전력가격의 불확실성을 고려하여, 판매사업자의 전력 확보 전략 및 판매 가격을 결정하였다.

다음으로 확률 변수 자체를 모델링하여 판매사업자가 불확실성을 고려하여 전략을 세울 수 있는 방안을 제시한 선행연구가 존재한다 [12]-[18]. 우선 판매사업자는 불확실성에 대응하여 수익을 최대화 할 수 있도록 다양한 조달원을 최적으로 조합하여 전력 확보에의 전략을 세울 수 있다. [12]에서 판매사업자는 도매 pool 시장의 전력가격과 수요의 불확실성을 고려하여 선도 계약(forward), 자체 소유 발전원 그리고 현물(spot) 시장에서의 최적 전력 확보 전략을 제시하였다. [13]에서는 선도 계약, 현물 시장 및 고객과의 중단가능공급(interruptible) 계약을 포함한 판매사업자의 포트폴리오를 제안하였으며, 판매사업자의 수익과 위험 사이의 트레이드 오프를 고려할 수 있게 하였다. [12]와 [13]에서는 모두 이변량 정규 분포(bivariate normal distribution)를 사용하여 전력가격과 수요의 상관관계를 반영하였다. 또다른 사업 전략에는 판매사업자가 최종 소비자에게 전력 판매 시 적용하는 소매 요금제 중 동적 요금제

(dynamic pricing)인 계시별 요금제 [14], [15], 실시간 요금제 [16] 및 피크 요금제(Critical peak pricing, CPP) [17], [18], 의 효율을 측정하는 주제로 연구가 진행되어 왔다. 특히 동적 요금제는 도매 pool 시장의 증가하는 전력가격 변동과 과잉발전 시간대의 낮은 전력가격을 소매단에 반영할 수 있고, 최근의 스마트 미터 및 자동화 기술의 발전을 통해 실시간으로 요금에 반응할 수 있는 최종 소비자들에게 효율적으로 가격 신호를 제공할 수 있으므로 그 연구의 필요성이 커지고 있다 [19]. [14]에서는 시계열(time series) 분석을 기반으로 하는 다변량 자동회귀 이동평균(multivariate auto-regressive moving average, ARMA) 모형을 사용하여 불확실성 특성을 가진 전력가격과 수요를 모델링하고 계시별 요금제의 효율을 결정하였다. 또한 [15]에서는 최종 소비자의 수요를 이동시키기 위해 계시별 요금제의 효율 변화를 결정하는 모델이 제안되었으며, 전력가격은 과거 시계열 데이터로부터 로그정규분포(lognormal distribution function)를 생성하고 무작위 요인을 추가하여 모델링하였다. [16]은 다양한 유형의 수요의 불확실성을 정규 분포로 모델링하고 분산화된 방식으로 구현할 수 있는 실시간 요금제 설계 알고리즘을 제안하였다. [17]에서는 에너지 시장에서의 스윙 옵션(swing option) 행사 문제를 차용하여 피크 요금제에서 피크 이벤트(critical event)의 최적 발령 시점을 결정하였다. 또한 과거의 전력가격, 부하 데이터를 기반으로 최소자승법(least-square method)을 사용하여 전력가격, 부하 간의 1차식 함수식을 생성하고 1시간 단위 및 5분 단위의 전력가격을 예측하였다. 또한 가격의 불확실성은 무작위 행보(random walk), 평균회귀(mean reversion), 피크 고려 평균회귀(jump diffusion with mean reversion) 모델을 통해 고려되었다. [18]에서는 최적 피크 효율(critical peak rate),

피크 이벤트 지속 시간, 총 이벤트 발령 시간 등 피크 요금제 내의 다양한 변수를 설계하기 위한 가이드라인을 제안하고, 피크 이벤트의 최적 스케줄을 결정하였다. 전력가격과 부하는 과거의 데이터를 기반으로 생성된 자동회귀 이동평균 모델을 통해 예측되었다.

또한 판매사업자는 불확실성 요인을 줄이기 위해 전일(day-ahead) 시장, 일간(intra-day) 시장 및 실시간(real-time) 시장과 같이 2단계 이상의 시장에서 연속적으로 전력을 거래하는 전략을 세울 수 있으며, 이러한 문제는 다단계 추계학적 프로그래밍(multi-stage stochastic programming, MSSP)을 사용해 효율적으로 모델링할 수 있다 [20], [21]. [20]에서는 선도 계약 및 현물시장에서 전력을 구매할 때 전력가격과 수요의 불확실성을 반영하는 다단계 추계학적 최적화를 통해 전력 포트폴리오를 구성하였다. 또한 중간 단계(intermediate stage)에서 위험 관리를 최적화할 수 있도록 다단계 평가(multi-stage evaluation)를 사용하는 것이 기존의 구간 최적화나 고정적인 포트폴리오에 비해 소매단의 문제에서 보다 정확한 결과를 얻을 수 있다는 것을 확인하였다. [21]에서는 고정 요금제(fixed pricing)에서의 최적 판매 가격과 선도 계약 및 현물시장에서의 전력 구매량을 결정하기 위한 위험 제약을 포함한 추계학적 프로그래밍 구조가 제시되었다.

1.1.3 연구의 기여점

본 논문은 전력 도매시장에서의 전력 거래와 소매단에서의 적절한 소매 요금제 설계, 두 가지 부문에서 판매사업자의 의사 결정 문제를 종합적으로 다루고 있다. 소매 요금제 중 피크 요금제는 계시별 요금제를 기반으로 하는 간단한 요금 구조로 인해 최종 소비자의 수용성이 높고 전력 수급이 어려운 상황에서 피크 요율을 동적으로

적용하여 최종 소비자의 반응을 유도하는 데 사용할 수 있기 때문에 채택되었다. 또한 수급불균형의 책임이 온전히 불균형량을 유발한 주체에게 돌아갈 수 있도록, 각 시장 참여자의 예비력 확보 의무가 시장 원리를 통해 부여되는 상황을 상정하고자 하였다. 따라서 기존 도매시장과 비용 유발자 부담 원칙 기반으로 수급균형 비용을 분배하는 power exchange for frequency control(PXFC) 시장 환경에서 판매사업자에의 수급균형 비용 할당 과정과 이에 따른 결과를 비교 분석하였으며, 사례연구를 통해 기존 도매시장과는 달리 PXFC 시장에서는 판매사업자가 자신의 수요 및 수요의 편차를 예측하여 사전적으로 사업 전략에 반영할 수 있다는 것을 정량적으로 보였다. 따라서 본 논문에서는 기존 도매시장 대신 PXFC 시장 구조를 도입하였다. 판매사업자가 피크 요금제를 사용하는 경우, 결정론적(deterministic) 및 단일단계(one-stage) 추계학적(stochastic) 접근법에서는 판매사업자가 결정을 내리는 시점에서 전체 기간의 최적값을 지정하므로, 사전에 예측한 불확실성 요소들에 변화가 생기는 경우, 이를 반영하기에는 한계점이 있다. 따라서 본 논문에서는 새로운 정보가 업데이트되면서 각 단계(stage)에서 재귀적으로 지난 결정에 대한 시정 조취를 취할 수 있는 다중단계(multi-stage) 추계학적 방법론을 도입하여 판매사업자의 불확실성을 효율적으로 고려하였다.

즉, 본 논문에서는 전력 수요 및 자체 소유 발전원의 불확실성을 고려한 문제를 다중단계 추계학적 프로그래밍으로 정식화하여 판매사업자의 최적 전력 매입 스케줄을 정하고, 소매단에서 피크 요금제의 피크 이벤트 스케줄을 결정하였다. 정식화된 문제는 본래 혼합 정수 비선형 계획법(mixed integer non-linear programming, MINLP)이지만, 상용화된 최적화 솔버를 사용하여 효율적으로 문제를

해결하기 위해, big-M 방법과 같은 선형 근사 기법을 통해 문제를 혼합 정수 선형 계획법 (mixed integer linear programming, MILP)으로 변환하였다. 사례연구를 통해 단일단계 추계학적 접근법에 비해 다중단계 추계학적 접근법의 피크 이벤트 결정 방법이 효율적이며, 다중단계 추계학적 접근법 사용 시 단계가 세분화될수록 판매사업자의 수익이 높아진다는 사실을 보였다. 또한 추계학적 방법론의 본질적인 단점을 완화하기 위해 결정론적 방법론을 결합한 하이브리드(hybrid) 케이스에서는 재무적인 위험이 높은 경우에서도 판매사업자의 일정 수익을 보장할 수 있음을 보였다.

제 2 절 논문의 구성

제 1 장에서는 본 논문의 연구 배경과 전력 시스템 내의 불확실성을 고려한 판매사업자의 다양한 사업 전략에 관한 선행연구를 정리하였다. 그리고 본 논문의 기여점 및 구성에 대해 설명한다.

제 2 장에서는 기존 도매시장 및 PXFC 시장에서의 수급균형 관리 및 이에 따른 수급균형 비용 분배 원칙을 설명하고, 판매사업자에의 수급균형 비용 할당 과정을 설명한다.

제 3 장에서는 기존 도매시장과 PXFC 시장에서 각각의 수급균형 비용 분배 원칙에 따라 판매사업자에게 수급균형 비용이 할당되었을 때, 해당 문제를 정식화하여 피크 요금제 최적 운영 전략 및 할당된 수급균형 비용을 정량적으로 분석하였으며 이에 따른 PXFC 시장 환경 도입의 시사점을 설명하였다.

제 4 장에서는 판매사업자의 불확실성을 효율적으로 고려할 수 있도록, 새로운 정보가 업데이트되면 각 단계에서 재귀적으로 지난 결정에 대한 시정 조취를 취할 수 있는 다중단계 추계학적 방법론에

대한 이론적 배경을 설명하고 이를 기반으로 판매사업자의 추계학적 피크 요금제 운영 전략을 정식화한다.

제 5 장에서는 사례연구를 통해 다중단계 추계학 프로그래밍을 사용한 피크 요금제 운영의 효과를 검증한다. 효과적인 검증을 위해, 단일단계 추계학적 접근법을 사용한 피크 요금제 운영 결과와 비교 분석하며, 다중단계 방법론에서도 단계의 세분성과 결정론적 방법론과의 결합 유무에 따라 세 가지의 케이스를 제시하여, 각 케이스의 효과를 비교하였다. 마지막으로 민감도 분석을 통해 세 종류의 매개변수가 판매사업자의 수익 변동에 미치는 영향을 분석하였다.

제 6 장은 본 논문의 결론으로 연구 결과를 정리하고, 본 연구를 기반으로 하는 향후 연구의 방향성에 대한 제언으로 논문을 맺는다.

제 2 장 시장 기반 수급균형 비용 분배 원칙

본 장에서는 도매시장 및 PXFC 시장에서의 수급균형 관리 및 이에 따른 수급균형 비용 분배 원칙을 설명하고, 판매사업자에의 수급균형 비용 할당 과정을 분석한다.

제 1 절 기존 도매시장: 비용 사회화 원칙

수급균형 관리(balance management)는 전력 수요와 공급의 균형을 지속적이고 실시간으로 맞추기 위해 필수적인 전력 시스템 서비스이다. 수직 통합적인 전력 시스템 구조에서는 수급균형을 유지하는 것이 상대적으로 쉽지만, 유럽의 Electricity Directive 96/92/EC로부터 시작된 전력 시스템 구조의 분할(unbundling) 이후에 송전 부문이 발전 및 공급과 분리되면서 수급균형 관리가 더욱 어려워졌다 [22]. 시스템 운영자는 실시간 수급균형의 최종 책임이 있기 때문에 각 참여자가 전력 생산 및 소비 스케줄을 지키도록 유인하면서 보조서비스 시장 또는 계약을 통해 수급균형을 위한 예비력(reserve)을 확보한다. 따라서 시스템 운영자의 예비력 확보 비용이 발생하며 시스템 운영자는 이에 따라 발생한 비용을 시장 참여자에게 분배한다.

수급균형의 과정 및 분류 체계는 시장 별로 상이하기 때문에 유럽의 주요 기준을 만족하는 핀란드를 예로 들어 판매사업자를 포함한 시장 참여자에게 부과되는 수급균형 비용에 대해 설명하도록 하겠다.

2.1.1 예비력 분류

핀란드의 송전계통 운영자(transmission system operator, TSO)인

Fingrid는 수급균형 관리를 위해 다음과 같은 분류 체계를 기반으로 예비력을 확보한다. 먼저 Fingrid는 50Hz의 계통 기준(reference) 주파수를 유지하고 사고에 대비하기 위해 frequency containment reserve(FCR) 및 frequency restoration reserve(FRR) 예비력을 확보한다. 즉, FCR을 사용하여 기준 주파수와의 편차가 발생하면 이를 제한한 다음 FRR을 사용하여 주파수를 정상 범위(49.9-50.1 Hz)로 회복시킨다.

FCR은 반응 시간에 따라 초 단위로 반응하는 frequency controlled disturbance reserve(FCR-D)과 분 단위로 반응하는 frequency controlled normal operation reserve(FCR-N)로 구분된다. FCR-D는 주파수 변화가 클 때 활성화되는 예비력으로 up-regulation 자원만 확보하므로, 발전원일 경우 출력을 증가시키고 수요일 경우 부하를 감축해야 한다. 또한 FCR-D와 FCR-N은 각각 계통 주파수 49.5-49.9Hz 및 49.9Hz-50.1Hz 범위에서 선형으로 자동 동작한다. 다음으로 FRR은 automatic frequency restoration reserve(aFRR) 및 manual frequency restoration reserve(mFRR)의 두 가지로 나뉜다. aFRR은 자동으로 동작하기 때문에 수동인 mFRR보다 응답이 빠르며, mFRR을 보상하는 역할을 한다. Fingrid가 확보하는 예비력의 종류를 정리하면 표 2-1과 같다.

표 2-1 Fingrid의 예비력

사용 방법	FCR	FRR
자동	FCR-D, FCR-N	aFRR
수동	-	mFRR

Fingrid의 FCR, aFRR 및 mFRR 예비력은 유럽 European Network of Transmission System Operators for electricity (ENTSO-E)에서 제시한 기준으로 각각 1차 제어 예비력(primary control reserve), 2차 제어 예비력(secondary control reserve) 및 3차 제어 예비력(tertiary reserve)으로 분류된다 [23].

표 2-2 2020년 Fingrid의 예비력 별 확보 의무량 및 조달원

예비력 구분	확보 의무량 (MW)	조달원
FCR-N	120	Yearly market Hourly market 타 북유럽 국가 Vyborg DC link Estonia, Estlink 1 & 2
FCR-D	290	Yearly market Hourly market 타 북유럽 국가
aFRR	60-80 (특정 아침 및 저녁 시간대)	Hourly market 스웨덴
mFRR	880-1,100	Balancing energy market Balancing capacity market Fingrid 소유 예비력 발전원 예비력 발전원 장기 임대

위의 표 2-2는 2020년 Fingrid의 예비력 별 확보 의무량 및 조달원을 정리한 것이다. 먼저 각 예비력량의 산정 과정은 다음과 같다. 북유럽 지역의 핀란드, 스웨덴, 노르웨이 및 덴마크 동부지역은 FCR-D와 FCR-N의 총 예비력 의무량을 같이 산정하고 각 국가의 연간 총 소비량과 생산량을 고려하여 각 송전계통 운영자 간에 예비력을 분배하여 나누어 확보하고 있다. aFRR 또한 각 북유럽 국가의 합의를 통해 미리 지정된 기간 및 시간대에 지정된 양으로 확보할 의무가 있다.

마지막으로 mFRR은 각 TSO가 자체적으로 산정하여 담당 지역의 불균형량을 처리한다.

또한 Fingrid는 국내 yearly 및 hourly 시장, balancing energy market, balancing capacity market 및 Fingrid 소유의 발전원 등 다양한 조달원을 통해 상기의 예비력을 확보한다. FCR은 정상 상태일 경우, 타 북유럽 국가에서 최대 3분의 1까지 구매 가능하다.

2.1.2 불균형량 정산

기존 도매시장에서 시장 참여자가 불균형량을 발생시켰을 때 할당되는 수급균형 비용은 수급균형 에너지 비용(balancing energy cost) 및 수급균형 용량 비용(balancing capacity cost)으로 나누어 설명할 수 있다. 먼저 수급균형 에너지 비용을 할당하는 일반적인 방식은 다음과 같다. 발전사업자나 판매사업자를 포함하는 balancing responsible party(BRP)^①는 상업적으로 계약된 개별 공급과 수요를 유지할 의무가 있으며, 불균형량이 발생할 경우 이에 대해 불균형 가격으로 추가 비용을 지불한다 [24]. 이를 수급불균형 정산(imbalance settlement)이라 한다. Fingrid는 표 2-2의 mFRR 상품을 balancing energy market 시장을 통해 확보하여 계통의 공급이 수요보다 많은 long 상태일 경우 up-regulation 입찰을, 공급이 수요보다 적은 short 상태일 경우 down-regulation 입찰을 사용한다. 따라서, 불균형 가격은 계통의 상황 및 대상이 공급 측인지 수요측인지에 따라 전일 에너지 가격 혹은 balancing energy market에서 청산된 한계가격으로 정해진다. 이는 표 2-3와 표 2-4에 정리되어 있다. 즉, Fingrid가 balancing

^① 전력 시장에서의 BRP는 발생시킨 불균형량을 책임지는 시장 참여자 또는 대표자로 정의된다.

energy market에서 mFRR을 확보하는 수급균형 에너지 비용은 수급불균형 정산 과정을 통해 BRP에 청구된다.

표 2-3 공급의 불균형량에 적용되는 불균형 가격
(One price settlement)

구분	공급 초과	공급 미달
계통 short	Up-regulation price 지불	Up-regulation price 받음
계통 long	Down-regulation price 지불	Up-regulation price 받음

표 2-4 수요의 불균형량에 적용되는 불균형 가격
(Two price settlement)

구분	공급 초과	공급 미달
계통 short	전일 에너지 가격 받음	Up-regulation price 지불
계통 long	Down-regulation price 받음	전일 에너지 가격 받음

또한 수요의 경우, 수급균형 에너지 비용의 일부를 발생시킨 불균형량에 비례하여 표 2-5 balance service fee의 consumption imbalance fee 항목에서 0.5€/MWh의 가격으로 지불한다. 즉, 상기의 수급균형 에너지 비용은 BRP가 실제 발생시키는 불균형량에 비례하여 비용 유발자 원칙으로 분배된다.

하지만 Fingrid에서의 FCR-N, FCR-D 및 aFRR 확보 비용 즉, 수급균형 용량 비용은 그림 2-1과 같이 표 2-5 balance service fee의 actual consumption fee와 actual production fee 항목에서, 또 grid service fee를 통해 시스템 사용자에게 청구된다. 즉, 비용이

단순히 발전하거나 소비한 에너지량인 MWh에 비례하여 부과되므로 비용 사회화 원칙에 기반하는 것이다. 또한 표 2-5 balance service fee의 weekly fee 항목은 수급불균형 정산 제도의 운영 비용을 충당하기 위해 모든 참여자에 동일하게 적용된다. 이러한 비용 사회화 원칙은 수급균형 비용이 개별 시장 참여자의 불균형량 발생 유무나 불균형량의 크기와 관계 없이 분배되므로, 시장 참여자에게 적절한 인센티브를 제공하기 어렵다.

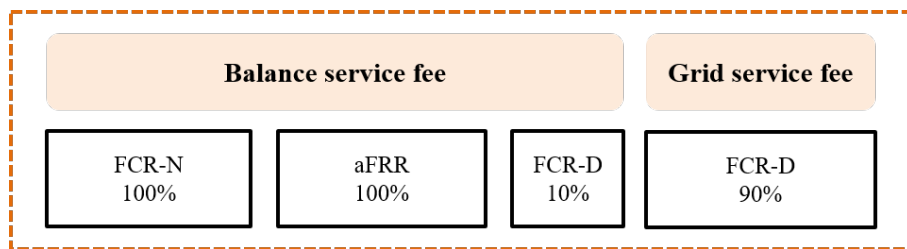


그림 2-1 Fingrid의 FCR-N, FCR-D 및 aFRR 확보 비용 할당

표 2-5 Fingrid의 balance service fee

구분	가격
Weekly fee	30€/week
Consumption fee	0.27€/MWh
Production fee	0.17€/MWh
Consumption imbalance fee	0.5€/MWh

제 2 절 Power exchange for Frequency Control 시장: 비용 유발자 부담 원칙

PXFC 시장은 선행연구 [25]에서 처음 제안되었으며, 계약 용량이

동일한 가정용 고객과 철강 회사에 동일한 수급균형 비용이 청구되는 기존 전력 시장 매커니즘 대한 문제 의식에서 시작 되었다. PXFC 시장은 수급균형 비용을 비용 유발자 부담 원칙 기반으로 분배하는 구조를 갖기 때문에, 수급균형 의무의 분권화에 초점을 맞춘 다수의 선행연구에서 그 대상 시장으로 활용되어 왔다.

PXFC 시장은 에너지와 그 에너지량을 기준으로 예비력의 개념인 밴드(band) 용량 상품을 거래하는 시장이다. 모든 거래는 매일 발생하며, 각 BRP는 전력의 공급 및 수요의 예측 에너지값과 최대 편차의 추정치에 해당하는 예비력 밴드를 거래한다. 그림 2-2처럼 실시간 에너지와 기준 에너지와의 편차 즉, 불균형량이 예비력 밴드를 초과하면 위반량이 발생하며, 이에 대해 패널티가 부과된다. 따라서 BRP는 패널티 비용을 줄이기 위해 각자의 전력 스케줄을 유지하여 불균형량이 예비력 밴드를 위반하지 않도록 한다.

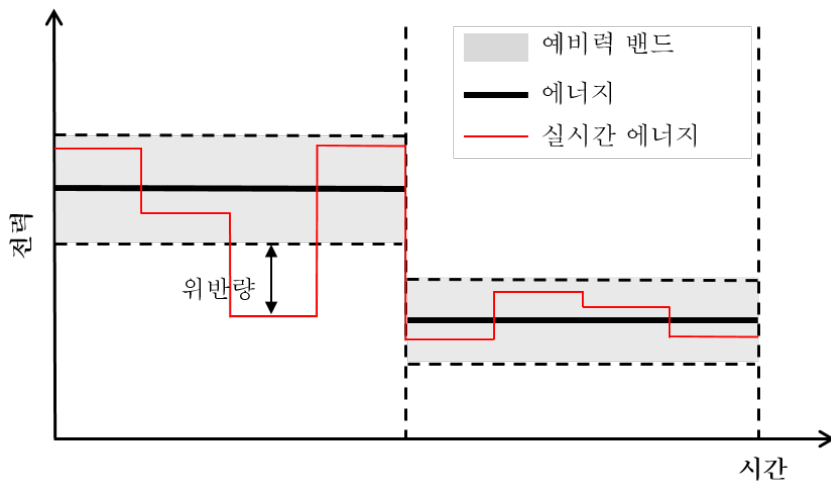


그림 2-2 PXFC 시장 구조

선행연구 [26]에서는 PXFC 시장의 예비력 밴드 계약을 통해 시스템 운영자가 마이크로그리드(microgrid)에 수급균형 의무를 분권하는 시장 환경에서 예비력 밴드 계약 위반 시 거래정지 혹은

위약금 부과 등의 거래 규칙을 제안하고, 이를 확률적으로 고려하여 마이크로그리드의 최적 운영을 제안하였다. 또한 [27]에서는 PXFC 시장에서 수급균형 비용 할당에의 비용 유발자 부담 원칙이 비용 사회화 원칙에 비해 효율성이 높다는 것을 내쉬 균형으로 증명하였으며, 규제자의 정책에 따른 시스템 운영자의 예비력 밴드 가격 결정 방법을 제안하였다. [28]에서는 시스템 운영자 입장에서 BRP가 구매한 총 예비력 밴드량을 기준으로 각 BRP 편차 간의 상관 관계를 고려하여 전력 시스템 전체의 편차를 추정하고, 확보해야 하는 총 예비력을 결정하였다. 또한 전력 시스템의 신뢰도를 고려하여 패널티 가격을 계산하고, 예비력 확보 비용을 반영하여 예비력 밴드의 가격을 결정하였다.

즉, PXFC 시장 환경에서 판매사업자는 자신의 수요를 예측하여 기준 에너지를 구매하고, 편차의 최댓값을 추정하여 밴드 형태의 예비력 필요량을 사전에 결정해야 한다. 이러한 방식으로 판매사업자는 기존 도매시장에서보다 전력 시스템의 주파수 유지에 더 적극적인 역할을 수행하게 된다.

제 3 절 판매사업자에의 수급균형 비용 할당

본 절에서는 기존 도매시장 및 PXFC 시장을 간략화하여 상기에서 설명한 시스템 운영자의 수급균형 관리 및 판매사업자에의 수급균형 할당 과정을 기술한다. 그림 2-3 및 그림 2-4의 사전(ex ant)과 사후(ex post)는 실제 전력의 delivery를 기준으로 하며, 실선은 전력의 거래, 점선은 금전의 거래를 나타낸다.

2.3.1 기존 도매시장

기존의 도매시장에서 판매사업자는 자신의 수요를 예측한 후 에너지를 매입(bid)하고 발전사업자는 에너지를 매도(offer)한다. 또한 시스템 운영자는 수급균형 관리를 위한 예비력을 보조서비스 시장을 통해 사전에 확보하며, 이 때 수급균형 비용이 발생한다. 실시간 에너지가 사용된 이후 수급균형 비용 중 수급균형 에너지 비용은 판매사업자의 수급불균형 정산 과정을 통해 복구되며, 이는 사후에 각 판매사업자의 불균형량에 비례하여 분배된다. 수급균형 용량 비용은 비용 사회화 원칙에 따라 불균형량에 무관하게 판매사업자가 사전에 매입한 에너지량에 비례하여 분배된다. 또한 판매사업자는 최종 소비자에게 소매 요금제를 적용하여 전력 판매 수입을 얻는다.

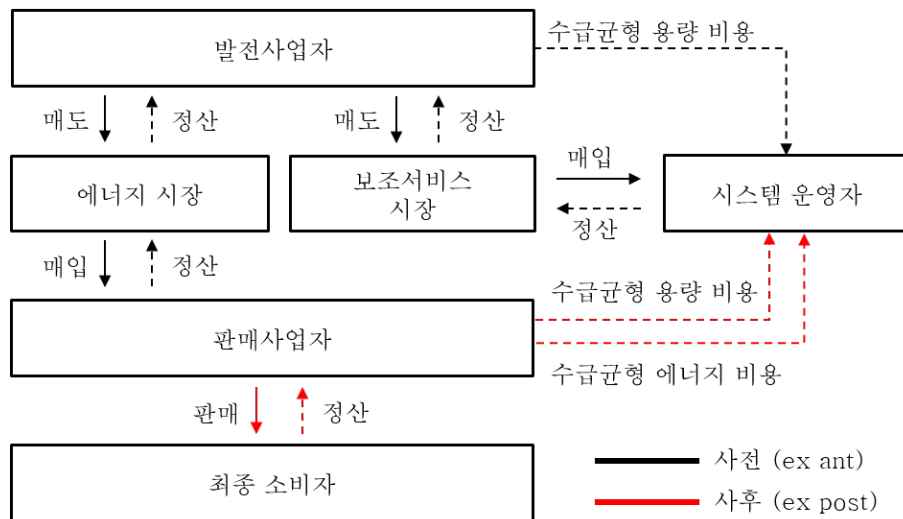


그림 2-3 기존 도매시장의 비용 사회화 원칙 기반 수급균형 비용 할당

2.3.2 PXFC 시장

PXFC 시장에서 판매사업자는 자신의 수요와 수요의 편차를 예측하여 기준 에너지와 예비력 밴드를 매입하며, 발전사업자는 에너지를 매도한다. 시스템 운영자는 다수의 판매사업자가 매입한 총

예비력 밴드량을 기준으로, 각 참여자 편차 간의 상관 관계를 고려하여 보조서비스 시장에서 발전사업자가 제공하는 예비력을 확보한다. 예비력 밴드의 가격은 시스템 운영자의 수급균형 비용이 판매사업자의 예비력 밴드 매입 비용으로 복구될 수 있도록 설정되며, 패널티 가격은 시스템 운영자가 원하는 계통 신뢰 수준을 보장할 수 있도록 설정된다 [28]. 또한 판매사업자의 불균형량이 예비력 밴드의 범위를 벗어나면 위반량이 발생하고, 이 위반량에 패널티 가격을 곱해 패널티 비용이 부과된다. 패널티 가격은 사전에 고지되는 가격이지만 패널티 비용은 실제 위반이 일어난 이후에 알 수 있기 때문에 그림 2-4에서 사후 비용으로 표현되었다. 기존 도매시장에서처럼 판매사업자는 최종 소비자에게 소매 요금제를 적용하여 전력 판매 수입을 얻는다.

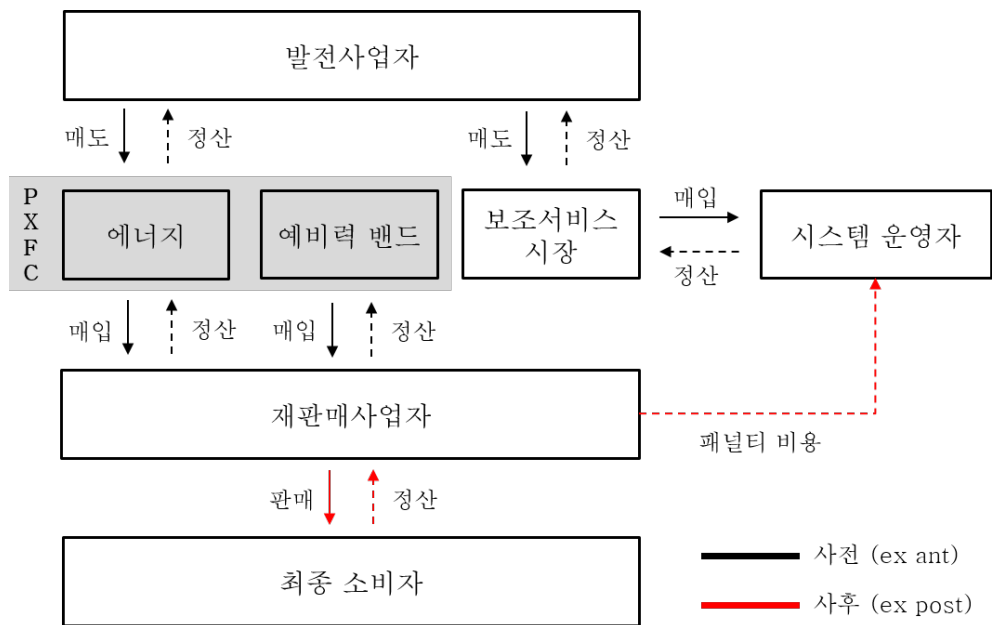


그림 2-4 PXFC 시장의 비용 유발자 부담 원칙 기반 수급균형 비용 할당

제 3 장 판매사업자의 전략 비교: 기존 도매시장 및 PXFC 시장

본 장에서는 판매사업자의 소매 요금제 중 피크 요금제 채택에의 의의와 피크 요금제 관련 선행 연구들을 분석하고, 실제 사용되고 있는 피크 요금제의 사례를 정리하였다. 또한 기존 도매시장과 PXFC 시장에서 비용 사회화 원칙 및 비용 유발자 부담 원칙을 통해 수급균형 비용이 할당되었을 경우, 판매사업자의 문제를 단일단계 추계학적 방법론으로 정식화하여 피크 요금제 최적 운영 전략 및 할당된 수급균형 비용을 정량적으로 분석하였다. 본 장에서는 판매사업자의 전략에 초점을 맞추기 위해 발전사업자는 출력 스케줄을 엄격하게 지켜 불균형량을 발생시키지 않는다고 가정하였다.

제 1 절 피크 요금제

판매사업자는 최종 소비자에게 전력 판매 시 다양한 소매 요금제를 사용할 수 있다. 본 논문에서 적용하는 피크 요금제는 계시별 요금제의 요율을 기반으로 하며, 도매시장 가격이 높은 기간 동안 피크 이벤트를 발령하여 수요를 감축하도록 설계된 요금제이다. 피크 이벤트가 발령되면 사전에 지정된 높은 소매 요율이 최종 소비자에게 부과된다. 따라서 판매사업자는 소매단의 균일한 요율(flat rate)로 인한 가격 위험(price risk)에 대비할 수 있다. 따라서 피크 요금제는 계시별 요금제를 기반으로 하는 간단한 요금 구조로 인해 최종 소비자가 쉽게 수용할 수 있고, 전력 수급이 어려운 상황에서 피크 요율을 동적으로 적용하여 최종 소비자의 반응을 유도하는 데 사용할 수 있기 때문에 본 연구에서 채택되었다. 하지만 피크 이벤트의 총 발령 횟수는 최종 소비자의 불편을 방지하기 위해 매년 또는 한 달동안 특정 시간 내로 제한되므로

판매사업자는 이익을 최대화하기 위해 피크 이벤트 스케줄을 신중하게 결정해야 한다. 다양한 선행연구에서는 판매사업자의 피크 이벤트 발령 시점을 결정하는 연구를 진행하였다 [17], [18], [29]–[31]. [29]는 부하의 보상(payback) 현상을 고려하여 판매사업자의 최적 피크 이벤트 스케줄을 결정하였고, [30]은 온도 및 가격의 확률 분포를 기반으로 동적 계획법(dynamic programming)을 통해 피크 이벤트를 발령하는 동적 임계값을 계산하였다. 또한 [31]은 목적 함수를 혼합 정수 비선형 계획법으로 공식화하고, 추계학적 접근법을 사용하여 피크 이벤트의 최적 스케줄을 결정하였다.

그림 3-1 및 그림 3-2는 북동부 및 중앙 위스콘신 지역에서 전기와 가스를 공급하는 Wisconsin Public Service(WPS) 사업자가 제공하는 주거용(residential) 피크 요금제의 예시이다. 예시에서도 피크 요금제는 일반적인 계시별 요금제 구조와 결합되어 있음을 알 수 있다.

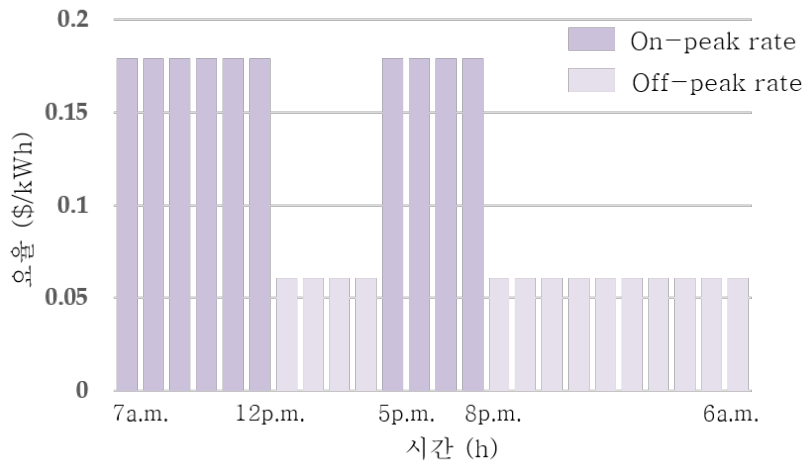


그림 3-1 WPS의 주거용 피크 요금제 예시 (겨울)

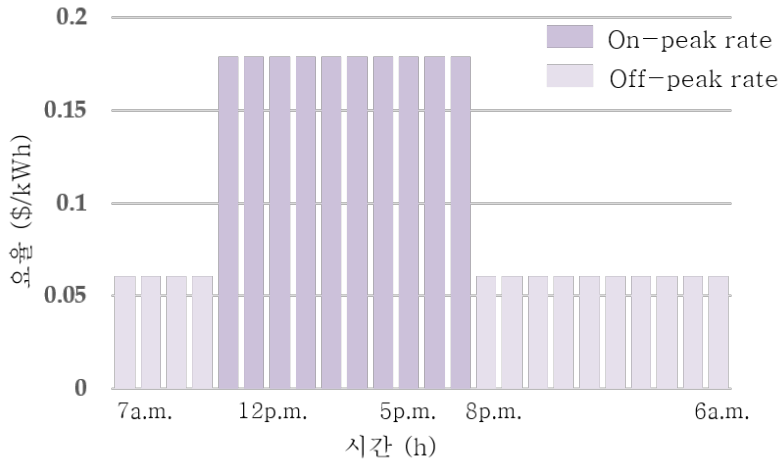


그림 3-2 WPS의 주거용 피크 요금제 예시 (여름)

표 3-1 WPS의 주거용 피크 요금제의 시간대 별 요금

구분	계절	요금 (\$/kWh)
On-peak	여름 (5월-9월)	0.17933 \$/kWh
	겨울 (10월-4월)	월-금, 공휴일 제외
Off-peak	여름 (5월-9월)	11 a.m.-8 p.m.
	겨울 (10월-4월)	7 a.m.-12 p.m. 5 p.m.-8 p.m.
Critical peak	여름 (5월-9월)	0.0607 \$/kWh
	겨울 (10월-4월)	On-peak 시간대를 제외한 모든 시간대
Critical peak	여름 (5월-9월)	1.0002 \$/kWh
	겨울 (10월-4월)	다름

On-peak 시간과 off-peak 시간은 표 3-1의 계절 및 요일에 따라 달라진다. 예를 들어, 겨울철에는 On-peak 시간대가 공휴일을 제외한 월요일부터 금요일의 오전 7시-오후 12시 및 오후 5시-오후 8시이지만 여름철에는 오전 11시-오후 8시로 달라진다. On-peak 요금, off-peak 요금(base rate) 및 critical peak 요금은 각각 0.17933 \$/kWh, 0.0607 \$/kWh 및 1.002 \$/kWh이며 critical peak 요금은 on-

peak 요율 대비 약 5.59배임을 알 수 있다. WPS는 매년 50시간의 피크 이벤트를 발령할 수 있으며, 피크 이벤트의 지속 시간은 2시간에서 8시간이다. WPS는 고객에게 최소 1시간 전에 피크 이벤트의 발령 유무를 미리 고지한다.

제 2 절 피크 요금제 운영 전략 정식화

3.2.1 기존 도매시장

$$\max_{u_t, E_p(t)} [R_{retail} - C_{wh} - C_{energy} - C_{capacity}] \quad (3-1)$$

기존 도매시장에서 판매사업자는 피크 요금제의 피크 이벤트 발령 시점 및 에너지 매입량을 결정하여 기대 수익을 최대화한다. 판매사업자의 목적함수는 수식 (3-1)과 같으며, 수익을 구성하는 각 수입 및 비용(cost) 요소는 아래와 같다.

- 소매단 판매 수입

$$R_{retail} = A \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \{u_t \rho^{CPP} D_{s,t}^{CPP} + (1-u_t) \rho^0 D_{s,t}^0\} \quad (3-2)$$

판매사업자는 피크 요금제의 off-peak 요율(ρ^0) 및 critical peak 요율(ρ^{CPP})을 사용하여 최종 소비자에 전력을 판매하고 수입을 얻는다. 피크 이벤트 발령 시점을 정하는 이진 변수(binary variable)는 u_t 이며, u_t 가 1일 때 피크 이벤트가 발령되어 부하에 critical peak 요율이 적용된다. s 시나리오, t 시간에서 예측된 부하는 $D_{s,t}^0$ 이며, 피크 이벤트 발령 시의 부하는 $D_{s,t}^{CPP}$ 로, 예측된 부하의 절반으로 감축된다고

가정하였다. 각 시나리오 별 확률은 p_s 이다. 인덱스 t 와 $p(t)$ 의 관계는 $p(t) = \lfloor (t-1)/A \rfloor + 1$ 로, 각각 전일 시장의 시간 단위 및 피크 이벤트의 발령 시간 단위를 나타내는 데 사용되며 제 4장에서 자세히 설명하도록 하겠다.

- 도매시장 에너지 구매 비용

$$C_{wh} = A \sum_{t=1}^{N_t} \rho_{p(t)}^E E_{p(t)} \quad (3-3)$$

판매사업자는 전일 도매시장에서 전일 시장가격 $\rho_{p(t)}^E$ 으로 에너지를 구매한다. 에너지의 매입량은 연속 변수이며, $E_{p(t)}$ 로 나타내었다.

- 수급균형 에너지 비용

$$C_{energy} = A \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \{u_t \rho_{s,t}^{REG} \Delta D_{s,t}^{CPP} + (1-u_t) \rho_{s,t}^{REG} \Delta D_{s,t}^0\} \quad (3-4)$$

$$\Delta E_{s,t}^{CPP} = E_{s,t}^{CPP} - D_{p(t)}^{CPP} \quad (3-5)$$

$$\Delta E_{s,t}^0 = E_{s,t}^0 - D_{p(t)}^0 \quad (3-6)$$

판매사업자는 s 시나리오, t 시간에서 피크 이벤트의 발령 유무에 따라 달라지는 불균형량 $\Delta E_{s,t}^{CPP}$ 및 $\Delta E_{s,t}^0$ 이 발생할 경우, 수급불균형 정산 과정에서 불균형 가격($\rho_{s,t}^{REG}$)으로 수급균형 에너지 비용을 지불한다.

- 수급균형 용량 비용

$$C_{capacity} = A \frac{C_{CT}^{WH}}{D_T} \sum_{t=1}^{N_t} \{u_t D_{s,t}^{CPP} + (1-u_t) D_{s,t}^0\} \quad (3-7)$$

전력 시스템 내의 총 수급균형 용량 비용을 C_{CT}^{WH} , 총 부하량을 D_T 라 할 때, 수급균형 용량 비용은 판매사업자의 부하량에 비례하여 부과되므로 수식 (3-7)과 같이 표현할 수 있다. 전력 시스템의 총 수급균형 용량 비용은 사전 예측이 어려우므로, 판매사업자의 수급균형 용량 비용은 사후 계산되는 비용으로 가정하였다. 이는, 시물레이션 결과 부분에서 다시 분석하도록 한다.

- 피크 이벤트 총 발령 시간

$$\sum_{t=1}^{N_t} u_t \leq T^{CPP} \quad (3-8)$$

수식 (3-8)을 통해 전체 기간 동안에 피크 이벤트 발령 횟수를 T^{CPP} 회로 제한하였다.

3.2.2 PXFC 시장

$$\max_{u_t, E_{p(t)}, BD_{p(t)}} [R_{retail} - C_{PXFC} - C_{penalty}] \quad (3-9)$$

PXFC 시장에서 판매사업자는 피크 요금제의 피크 이벤트 발령 시점, 에너지 및 예비력 밴드의 매입량을 결정하여 기대 수익을 최대화한다. 판매사업자의 목적함수는 수식 (3-9)와 같으며, 이익을

구성하는 각 수입 및 비용 요소는 아래와 같다.

- 소매단 판매 수입

소매단 판매 수입은 도매시장에서의 수식 (3-2)와 동일하다.

- PXFC 시장 에너지 및 예비력 밴드 구매 비용

$$C_{PXFC} = A \sum_{t=1}^{N_t} \{ \rho_{p(t)}^E E_{p(t)} + \rho_{p(t)}^{BD} 2BD_{p(t)} \} \quad (3-10)$$

판매사업자는 전일 도매시장에서 전일 시장가격 $\rho_{p(t)}^E$ 으로 에너지를 구매한다. 에너지의 매입량은 연속 변수이며, $E_{p(t)}$ 로 나타내었다.

또한 판매사업자는 s 시나리오, t 시간에서 피크 이벤트의 발령 유무에 따라 달라지는 불균형량 $\Delta E_{s,t}^0$ 및 $\Delta E_{s,t}^{CPP}$ 에 대비해 예비력 밴드 가격 $\rho_{p(t)}^{BD}$ 으로 예비력 밴드 $BD_{p(t)}$ 를 구매한다. 에너지 불균형량은 상향 및 하향으로 발생할 수 있기 때문에, 예비력 밴드도 이를 고려하여 확보해야 한다.

- 에너지 불균형량에 따른 패널티 비용

$$I_{s,t}^0 = \max(0, \rho^P (|\Delta E_{s,t}^0| - BD_{p(t)})) \quad (3-11)$$

$$I_{s,t}^{CPP} = \max(0, \rho^P (|\Delta E_{s,t}^{CPP}| - BD_{p(t)})) \quad (3-12)$$

패널티 비용은 불균형량의 절대값이 예비력 밴드를 넘어서는 위반이 발생한 경우에만 부과된다. s 시나리오, t 시간에서 피크 이벤트의 발령 유무에 따른 패널티 비용은 각각 수식 (3-11), 수식 (3-12)와

같으며, 이에 따라 최종 패널티 비용은 수식 (3-13)이 된다.

$$C_{penalty} = A \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \{(1-u_t)I_{s,t}^0 + u_t I_{s,t}^{CPP}\} \quad (3-13)$$

- 피크 이벤트 총 발령 시간

피크 이벤트의 총 발령 시간은 도매시장에서의 수식 (3-8)과 동일하다.

3.2.3 시장 별 총 수급균형 비용 및 판매사업자에 부과되는 수급균형 비용

시장 별 총 수급균형 비용 및 판매사업자에 부과되는 수급균형 비용을 정리하면 다음과 같다. 먼저, 기존 도매시장에서의 전체 수급균형 비용 (C_T^{WH})은 수식 (3-14)처럼 총 수급균형 에너지 비용 (C_{ET}^{WH})과 총 수급균형 용량 비용 (C_{CT}^{WH})으로 나누어 표현할 수 있다.

$$C_T^{WH} = C_{ET}^{WH} + C_{CT}^{WH} \quad (3-14)$$

따라서 총 수급균형 에너지 비용에 대한 전체 수급균형 비용의 비율을 나타내는 상수 α 를 도입하여 총 수급균형 에너지 비용 및 총 수급균형 용량 비용을 전체 수급균형 비용에 대해 나타내면 수식 (3-15)와 같이 표현할 수 있다.

$$C_{ET}^{WH} = \frac{1}{\alpha} C_T^{WH} \quad (3-15)$$

$$C_{CT}^{WH} = \left(1 - \frac{1}{\alpha}\right) C_T^{WH} \quad (3-16)$$

또한 수식 (3-17)과 같이 총 수급균형 에너지 비용이 판매사업자의 수급균형 에너지 비용의 β 배일 때, 총 수급균형 용량 비용과 판매사업자의 수급균형 에너지 비용과의 관계는 수식 (3-19)로 정리된다. 즉, β 가 크면 전력 시스템 내에서 판매사업자를 제외한 다른 시장 참여자가 불균형량을 많이 발생시켜 총 수급균형 에너지 비용이 높은 상황으로 해석할 수 있다.

$$C_{ET}^{WH} = \beta C_{energy} \quad (3-17)$$

$$C_{CT}^{WH} = (\alpha - 1)\beta C_{energy} \quad (3-18)$$

최종적으로 기존 도매시장에서 전체 수급균형 비용을 판매사업자의 수급균형 에너지 비용으로 나타내면 수식 (3-19)와 같다.

$$C_T^{WH} = \alpha\beta C_{energy} \quad (3-19)$$

또한 판매사업자의 수급균형 비용을 구하기 위해 판매사업자의 수급균형 용량 비용을 사후 계산하면 다음과 같다. 전력 시스템 내 전체 부하량이 판매사업자 부하량의 γ 배라 할 때, 수식 (3-7) 및 수식 (3-18)에 따라 수급균형 용량 비용은 수급균형 에너지 비용에 대해 아래와 같이 표현 가능하다.

$$C_{capacity} = \frac{(\alpha - 1)\beta}{\gamma} C_{energy} \quad (3-20)$$

다음으로 PXFC 시장에서는 전체 수급균형 비용(C_T^{PXFC})이 시장 참여자의 예비력 밴드 매입 비용으로 복구될 수 있도록 정해진다. 즉, 각 시장 참여자가 자신의 변동량을 정확하게 예측하여 예비력 밴드를

구매한다는 가정을 기반으로 PXFC 시장에서 판매사업자에 할당된 수급균형 비용(C_{band})은 수식 (3-21)처럼 예비력 밴드 매입 비용과 동일하다.

$$C_{band} = A \sum_{t=1}^{N_t} \rho_{p(t)}^{BD} 2BD_{p(t)} \quad (3-21)$$

또한 PXFC 시장에서의 전체 수급균형 비용이 판매사업자의 수급균형 비용의 δ 배라 할 때, 두 비용 간의 관계는 수식 (3-22)와 같이 표현할 수 있다.

$$C_T^{PXFC} = \delta C_{band} \quad (3-22)$$

각 상수의 정의는 표 3-2에 정리하였다.

최종적으로 유도된 도매시장 및 PXFC 시장에서의 총 수급균형 비용과 판매사업자에 할당된 수급균형 비용을 비교하면 표 3-3와 같다. 즉, 전력 시스템 및 다른 시장 참여자의 상황에 따라 상기에서 정의한 다양한 상수가 달라지며, 각 비용의 변화가 발생한다.

표 3-2 각 상수의 정의

α	기존 도매시장에서 총 수급균형 에너지 비용에 대한 총 수급균형 비용의 비율
β	기존 도매시장에서 판매사업자의 수급균형 에너지 비용에 대한 총 수급균형 에너지 비용의 비율
γ	전력 시스템 내 판매사업자의 부하량에 대한 전체 부하량의 비율
δ	PXFC 시장에서 판매사업자의 수급균형 비용에 대한 총 수급균형 비용과의 비율

표 3-3 기존 도매시장 및 PXFC 시장에서의 수급균형 비용

구분	기존 도매시장	PXFC 시장
총 수급균형 비용	$\alpha\beta C_{energy}$	δC_{band}
판매사업자의 수급균형 비용	$(1 + \frac{(\alpha-1)\beta}{\gamma}) C_{energy}$	C_{band}

3.2.4 사례연구

- 시뮬레이션 환경

간단한 사례연구를 통해 기존 도매시장과 PXFC 시장에서 피크 요금제를 활용해 피크 이벤트를 1회 발령하는 판매사업자의 전략을 비교하겠다. 불확실성 변수는 전력 부하만 고려하며 예측 시나리오는 두 가지 경우로 한정하고 같은 확률로 발생한다고 가정한다. 판매사업자의 수익을 최적화하는 전체 기간은 8 기간이며, 해당 기간 동안에 피크 이벤트 발령 횟수를 1회로 제한하였다. 상기의 시뮬레이션 입력 데이터와 추가 입력 데이터를 표 3-4에 정리하였다.

표 3-4 입력 데이터

ρ^0 [\$/MWh]	ρ^{CPP} [\$/MWh]	ρ^P [\$/MWh]	N_t	N_s	T^{CPP}
60	180	9,000	8	2	1

두 시장에서 조작 변인인 피크 이벤트 발령 시점을 비교하기 위해 나머지 통제 변인들은 일정하게 유지시켰다. 따라서 판매사업자가 전일 매입한 에너지와 예측한 각 시나리오 별 부하량을 동일하게 두어, 두 시장에서 판매사업자가 같은 불균형량을 발생시킬 것으로 기대되는

환경을 상정하였다. 또한 전일 시장에서의 에너지 매입 단위($p(t)$)는 1시간, 피크 이벤트 발령 단위(t)는 15분으로 설정하였다. 즉, A 값은 4이다 [30].^② 사례연구에서 사용한 전력 부하 데이터는 그림 3-3과 같다.

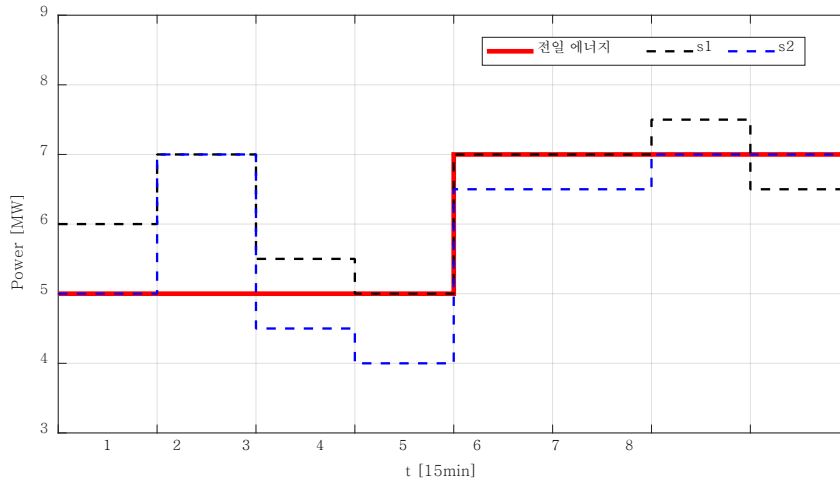


그림 3-3 전일 매입 에너지 및 시나리오 별 실제 부하

두 시장에서 전일 에너지 가격은 표 3-5와 같다. PXFC 시장에서의 예비력 밴드 가격은 에너지와 예비력 밴드 두 상품의 가격 차이로 인한 전략적 결정을 요하는 상황을 피하기 위해 전일 에너지 가격과 동일하게 설정하였다 [25]. 기존 도매시장에서 시나리오 별 수급불균형 정산 시 적용하는 불균형 가격은 표 3-6과 같다.

표 3-5 전일 에너지 및 예비력 밴드 가격

시간 [h]	1	2
에너지 가격 [\$/MWh]	20	30
예비력 밴드 가격 [\$/MW]	20	30

^② 이에 따라, 실제 소비될 것으로 예측되는 각 시나리오 별 부하량 및 기존 도매시장에서의 수급불균형 정산 단위 또한 15분으로 설정하였다.

표 3-6 시나리오 별 불균형 가격

시간 [15min]		1	2	3	4	5	6	7	8
가격 [\$/MWh]	s1	24	28	22	20	28	28	30	26
	s2	20	30	18	16	28	26	28	28

- 시뮬레이션 결과 및 분석

사례연구 결과 기존 도매시장 및 PXFC 시장에서 판매사업자의 피크 이벤트 발령 시간은 표 3-7과 같다. 기존 도매시장에서는 예측되는 실제 부하량이 큰 시간대에, PXFC 시장에서는 전일 매입한 부하와 예측되는 실제 부하 사이의 변동량이 가장 큰 시간대에 피크 이벤트가 발령되었음을 알 수 있다.

표 3-7 시장 별 피크 이벤트 발령 시간

구분	기존 도매시장	PXFC 시장
피크 이벤트 발령 시간 [15min]	7	2

판매사업자의 피크 이벤트 발령 전략을 기반으로 기존 도매시장에서 판매사업자의 수급균형 에너지 비용과 PXFC 시장에서 판매사업자의 수급균형 비용을 계산할 수 있으며, 이를 표 3-3를 기반으로 정리하면 표 3-8의 결과를 얻을 수 있다.

표 3-8 사례연구에서의 수급균형 비용

구분	기존 도매시장	PXFC 시장
총 수급균형 비용	$\alpha\beta$ 48.03	λ 261.53
판매사업자의 수급균형 비용	$(1 + \frac{(\alpha-1)\beta}{\gamma})48.03$	261.53

표 3-8에서도 확인할 수 있듯이, 기존 도매시장의 경우 판매사업자에 부과되는 수급균형을 판매사업자가 사전에 예측하기 어렵다. 예를 들어, 판매사업자의 수급균형 비용은 γ 에 반비례하기 때문에 판매사업자의 부하량에 비해 시스템 전체 부하량이 클수록 수급균형 비용을 적게 할당받는다. 이에 비해 PXFC 시장에서는 다른 외부 요인의 영향 없이 판매사업자가 자신의 불균형량을 예측함에 따라 수급균형 비용을 추정할 수 있으므로 이를 사전적으로 전략에 반영할 수 있다는 것을 알 수 있다. 이러한 방식으로 PXFC 시장에서 판매사업자는 자신이 발생시키는 편차를 줄이기 위해 더 적극적인 역할을 수행하며, 수급균형 의무의 분권화에 기여한다.

제 4 장 판매사업자의 불확실성과 다중단계 추계학 모델

제 3 장에서는 단일단계 추계학 방법론으로 문제를 정식화하였다. 하지만 단일단계 모델에서는 점진적으로 불확실성이 드러남에 따라 새롭게 얻게 되는 정보를 사용하여 지난 결정에 대한 시정 조취를 취하는 것이 불가능하다. 본 장에서는 전력 시스템 내의 증가하는 불확실성 요소를 효율적으로 고려할 수 있도록 다중단계 추계학적 방법론에 대한 이론적 배경 및 해당 방법론의 효율성을 설명하고 이에 따라 판매사업자의 다중단계 추계학적 피크 요금제 운영 전략을 정식화한다.

제 1 절 추계학 모델의 수학적 및 기술적 구조

소매단의 판매사업자 문제에서는 주요 변수의 불확실한 특성으로 인해 결정론적 접근법으로는 이를 효과적으로 해결할 수 없기 때문에 추계학적 접근법이 필요하다. 따라서 확률 변수를 파악해 추계학적 프로그래밍으로 소매 문제를 공식화하는 것이 중요하며, 이를 해결하기 위해 적절한 최적화 방법론을 적용해야 한다. 또한 최적해를 얻기 위해서는 문제를 활용 가능한 수준으로 만들어 솔버를 포함하고 있는 컴퓨터 기반의 소프트웨어를 다룰 수 있어야 한다. 본 절에서는 수학적 구조 및 기술적 측면에서 소매단의 판매사업자가 다루는 추계학적 문제의 구성 및 시물레이션 방안에 대해 간략하게 소개한다.

먼저 전력 시스템 내의 다양한 불확실성 요소 중, 전력가격과 수요는 소매 문제에서 중요한 확률 변수로 다양한 선행연구에서 고려되고 있다 [9], [14], [20], [33]–[35]. 또한 최근 전력 시스템에서 신재생에너지를 계통에 통합하여 운영하고 있기 때문에 몇몇

선행연구에서는 판매사업자의 자체 소유 발전 시설로 풍력 및 태양광과 같은 신재생에너지를 사용하는 상황을 상정하고 신재생에너지 출력의 불확실성을 고려하였다 [33], [34]. 또한 다른 경쟁 판매사업자의 행동도 불확실성 확률 변수로 고려할 수 있다 [35]. 일반적으로 더 많은 확률 변수를 고려할수록 문제가 복잡해진다.

이러한 확률 변수의 시행 결과는 발생 가능성이 있는 시나리오의 집합으로 근사화할 수 있다. 시나리오 생성 방법 중 시계열 분석을 기반으로 하는 자동회귀 누적 이동평균 모형(auto-regressive integrated moving average, ARIMA) 및 자동회귀 이동평균 모형의 사용은 과거 데이터와 예측 데이터 간의 상관관계를 반영하여 시나리오를 생성하는 일반적인 방법이다 [12], [14], [21], [35]. 또한 몬테 카를로 기법(Monte Carlo techniques)은 확률 변수의 확률분포를 기반으로 다수의 시나리오를 생성한다 [36], [37].

불확실성 확률 변수를 고려하여 문제를 수학적으로 모델링하는 가장 효율적인 방법은 추계학적 프로그래밍이다 [13], [20], [35], [37], [38]. 추계학적 프로그래밍에서 단계의 수는 의사 결정 시점의 수에 따라 다르며, 판매사업자는 각 단계에서 재귀적으로 지난 결정에 대한 시정 조치를 취할 수 있다. 추계학적 프로그래밍 대신, 대안적인 방법으로 최근 일부 연구들은 강건 최적화 [39]–[41] 및 IGDT 최적화 [9]–[11]를 사용하여 소매 문제를 해결하기도 한다. 강건 최적화 접근법에서 확률 변수는 확률 변수가 취할 수 있는 값들의 집합으로 정의되고 목적 함수는 해당 집합의 최악의 경우에서 최적화를 진행한다. 강건 최적화의 특징은 추계학적 프로그래밍과는 달리 소매 문제의 계산 시간 부담을 상당히 줄일 수 있다는 것이다. 마지막으로 IGDT 최적화는 정량적 모델을 기반으로 하여 수치적 평가 방법을 제공한다. 확률

변수와 추정치의 차이인 오차의 편차를 계산하기 때문에 확률 변수의 확률 분포에 대한 가정을 할 필요가 없으며, 목적 함수의 특정 기댓값을 보장하는 해를 찾는다. 소매 문제를 예로 들면 IGDT 기반 모델은 판매사업자의 목표 수익을 달성하기 위한 최적의 스케줄을 결정하는 반면, 추계학적 프로그래밍은 제한된 수의 가능한 시나리오를 기반으로 최적의 스케줄을 찾는다.

소매 문제의 공식화가 다양하기 때문에 문제의 수학적 구조는 선형 프로그래밍(linear programming) 및 비선형 프로그래밍(non-linear programming) 두 가지의 형태가 될 수 있다. 선형 프로그래밍 기법에 사용되는 주요 알고리즘은 심플렉스(simplex) 기법이 있다. 비선형 문제는 수학적 재구성을 통해 다루기 쉽고 적절한 선형 구조로 변환시킴으로서 목적함수 및 제약의 복잡성을 완화할 수 있지만 비선형 구조를 그대로 사용하는 경우에는 interior point 기법을 적용할 수 있다. 또한 비선형 문제는 기술적 복잡성이 크기 때문에 particle swarm 및 genetic algorithm과 같은 휴리스틱 알고리즘(heuristic algorithm)이 사용된다 [42]. 정수가 혼합되어 있는 경우, branch & bound 기법을 사용할 수 있다.

소매 문제는 일반적으로 겜스(GAMS) 및 매트랩(MATLAB)의 고급 상용 소프트웨어를 사용하여 시뮬레이션 한다. 또한 문제의 정식화에 따라 최적화를 위해 서로 다른 종류의 솔버가 사용되는데 Gurobi, CPLEX, DICOPT, CONOPT 등의 다양한 솔버가 존재한다. 추계학 모델의 수학적 및 기술적 구조를 정리하면 그림 4-1과 같다.

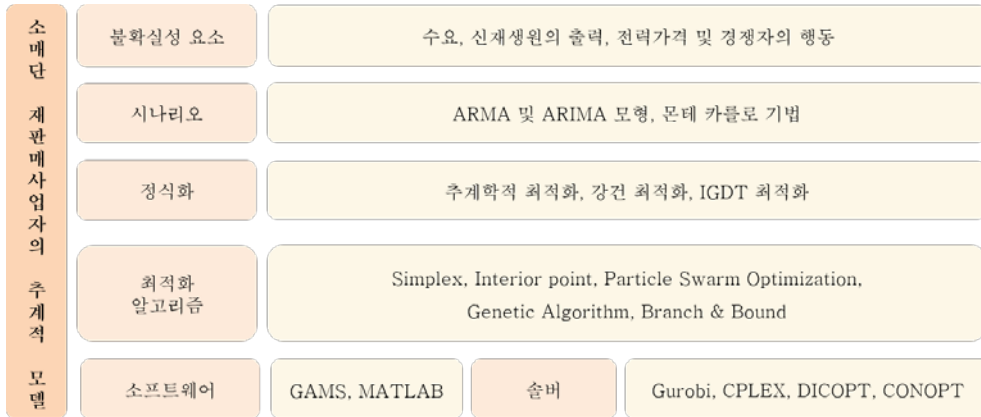


그림 4-1 추계학 모델의 수학적 및 기술적 구조

제 2 절 다중단계 추계학적 프로그래밍

추계학적 프로그래밍에서는 제어 변수(control variable)에 대한 결정(decision)을 각 단계에서 내리게 된다. 즉, 단계의 수는 결정을 내리는 시점의 수에 따라 달라지며, 하나의 단계는 결정론적 문제의 기간(period)과 일치할 수도 있지만 여러 기간으로 구성될 수도 있다. 전통적으로 계통 계획(planning) 또는 발전기 기동정지계획(unit commitment) 문제에서는 2단계 추계학적 프로그래밍 모델이 사용되어 왔다. 예로 들어, 총 운영비용을 최소화하기 위한 발전기 기동정지계획을 살펴보면 개념적으로 제어 변수가 두 부분으로 나누어진다. 첫번째 단계에서는 다음 날 사용할 발전기를 선택하는 이진 변수가 결정되며, 이는 향후 전력시스템 내의 불확실성이 어떻게 실현되더라도 동일하게 유지되는 변수이다. 또한 두번째 단계에서는 불확실성에 따라 유연하게 변화될 수 있는 연속적인 변수(continuous variable)인 각 발전기의 출력량이 결정된다. 즉, 2단계 추계학적 프로그래밍 모델에서는 불확실성이 드러나게 되더라도 여러 기간에 걸친 발전기의 조합에 대한 결정은 변경할 수 없다. 하지만 최근에는 수요에

영향을 주는 변동성이 큰 신재생에너지, 전기 자동차 등이 전력계통에 투입되면서 불확실성 요소가 증가하고 있기 때문에 [5], 계통 계획 뿐 아니라 계통 운영(operation) 문제에서도 불확실성이 점진적으로 드러남에 따라 각 단계별로 얻게 되는 정보를 바탕으로 해당 단계에 결정을 내릴 수 있는 다중단계 추계학적 프로그램의 필요성이 커지고 있다 [19], [43].

따라서 판매사업자의 문제를 간단한 다중단계 추계학 모델을 수식적으로 표현하면 아래와 같다.

$$\min_{x_{s,t}} \sum_{s=1}^S p_s \sum_{t=1}^T f_{s,t}(x_{s,t}) \quad (4-1)$$

$$\text{s.t. } x_{s,t} \in \Omega_{s,t} \text{ for which } \forall t, \forall s \quad (4-2)$$

$$x_{s,t} = x_{s',t}, \text{ for which } \xi_{s,[t]} = \xi_{s',[t]}, \forall t, \forall s \quad (4-3)$$

ξ_1, \dots, ξ_T 는 불확실성 요소의 추계학적 과정(stochastic process)으로 수학적 표현을 위해 확률분포 ξ_t 로부터 시나리오를 샘플링(sampling)할 수 있다. 따라서 각 시나리오가 α_s ($s = 1, \dots, S$)라 할 때, 확률을 p_s ($s = 1, \dots, S$)로 나타내었다. $x_{s,t}$ ($t = 1, \dots, T, s = 1, \dots, S$) 는 s 시나리오, t 단계에서의 제어 변수이며, $\Omega_{s,t}$ 는 해가 될 수 있는 제어 변수의 집합을 뜻한다.

이와 같이 다중단계 추계학적 프로그램에서는 ξ_t 가 점진적으로 드러남에 따라 제어 변수 $x_{s,t}$ 를 순차적으로 결정할 수 있다. 또한, t 단계에서의 제어 변수 $x_{s,t}$ 는 미래 불확실성의 실현에 대한 고려 없이 각 단계까지 관찰된 정보에만 의존해야 한다. 이를 예상불가능(non-anticipativity) 조건이라 하며, 수식 (4-3)에 표현되어 있다. $\xi_{s,[t]}$ 는

t 단계까지의 추계학적 과정의 히스토리 (history)를 뜻한다.

제 3 절 시나리오 트리 생성 및 시나리오 저감 방안

전력가격, 신재생에너지의 출력 또는 고객의 부하 등과 같은 확률 변수의 불확실한 특성은 시나리오를 생성함으로써 반영할 수 있다. 개별적인 시나리오 팬(scenario fan)과는 달리 다중단계 추계학 문제에서 불확실성은 트리 구조를 통해 모델링된다 [44]. 즉, 시나리오 트리(scenario tree) 형태로 추계학적 과정을 근사하여 다기간의 동적 (dynamic) 결정 모델을 다중단계 추계학적 프로그래밍으로 공식화할 수 있다. 시나리오 트리는 다양한 추계학적 과정 ξ_1, \dots, ξ_T 의 관찰을 기반으로 생성되고 분기되는 여러 개의 임의의 경로로 구성된다. 그림 4-2와 같이 노드(node)와 각 노드를 이어주는 경로를 줄기 (branch)라 하고, 첫 단계의 노드를 루트(root) 노드라 하며 마지막 단계의 노드들을 리프(leaf) 노드라 한다.^③ 각 노드는 결정이 내려질 때 특정 순간에서의 문제의 상태를 나타내는 반면, 분기되는 줄기는 확률 변수가 서로 다르게 실현됨을 나타낸다. 따라서 루트 노드에서 리프 노드까지의 경로는 여러 단계에 걸친 불확실성의 실현 가능성을 하나의 시나리오로 표현하는 것이다 [45]. 즉, 그림 4-2에는 총 8개의 시나리오가 존재한다. 또한 시나리오 트리에서도 수식 (4-3)의 예상불가능 조건을 확인할 수 있는데, 이는 각 노드를 통과하는 모든 시나리오에서 제어 변수는 동일한 값을 갖는다는 것이다.

^③ 다중단계란, 루트 노드와 리프 노트 사이에 적어도 하나의 중간 단계가 있는 경우를 말한다.

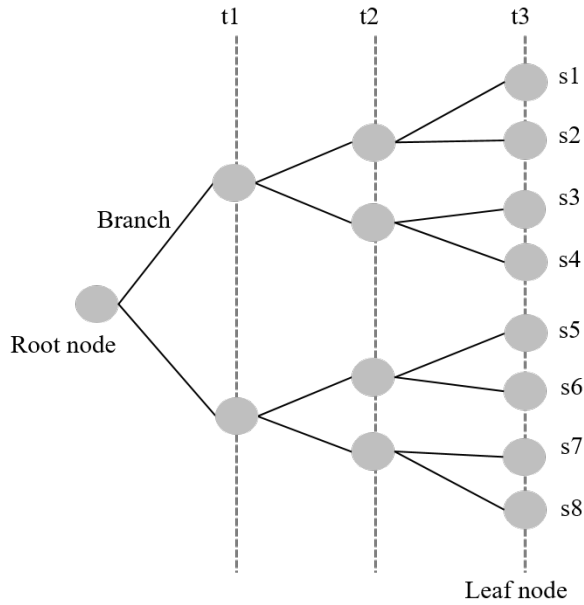


그림 4-2 시나리오 트리의 구성

다중단계 추계학 모델을 시나리오 트리를 통해 설명하기 위해 그림 4-3과 그림 4-4에서 2단계 추계학 모델과 비교하였다. 다중단계 추계학 모델은 3단계를 고려하였으며, 두 시나리오 트리는 모두 3기간에서의 4개의 시나리오가 포함된다.

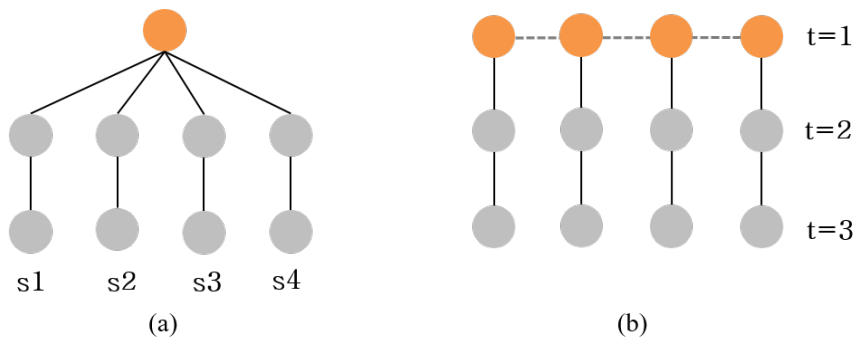


그림 4-3 (a) 2단계 시나리오 트리 (b) 2단계 시나리오 트리에서의 예상불가능 조건

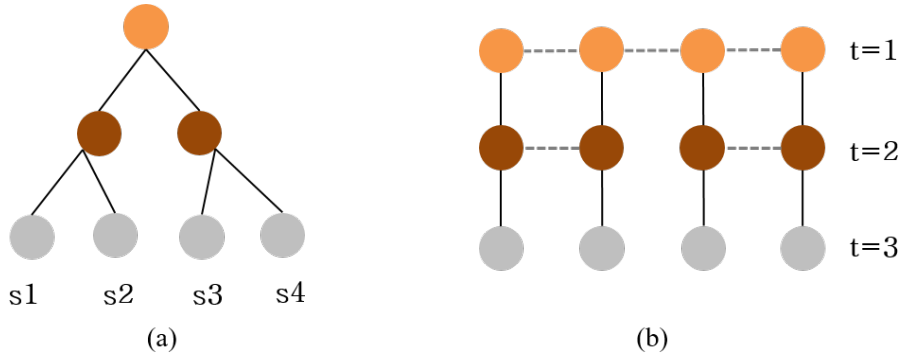


그림 4-4 (a) 3단계 시나리오 트리 (b) 3단계 시나리오 트리에서의
예상불가능 조건

그림 4-3의 시나리오 트리에서 1단계는 주황색으로, 2단계는 회색으로 나타내었다. 그림 4-3 (a) 1단계에서의 제어 변수는 예상불가능 조건에 따라 모든 시나리오에 대해 동일해야 하지만, 2단계에서 제어 변수는 각 시나리오에 대해 서로 같을 필요는 없다. 다음으로 그림 4-4의 시나리오 트리에서 1단계는 주황색으로, 2단계는 갈색, 3단계는 회색으로 나타내었다. 그림 4-4 (a)에서 1단계에서의 제어 변수는 예상불가능 조건에 따라 모든 시나리오에 대해 동일해야 한다. 하지만 2단계에서는 시나리오 1과 2, 시나리오 3과 4에서 각각 제어 변수가 동일해야 하며, 마지막 3단계에서는 각 시나리오에 대해 제어 변수가 서로 같을 필요는 없다. 즉, 다중단계 추계학적 프로그래밍 모델은 해당 시점에서 사용 가능한 정보를 고려하여 시나리오 트리의 각 노드에서 최적의 결정을 내린다.

시나리오 트리를 생성하는 방법은 다양하다 [46], [47]. 그 중 일반적인 방법은 조건부 샘플링(conditional sampling)을 통해 몬테 카를로 기법을 활용하는 것이다 [48]–[51]. 조건부 샘플링은 시나리오 트리의 모든 노드에서 추계학적 과정의 확률 분포 값을 샘플링하여 시나리오를 생성한다. 단일 변량 확률 변수(univariate random

variable)일 경우 그대로 샘플링을 진행하면 되지만, 확률 변수의 벡터를 만드는 경우 즉, 단일 변량 확률 변수가 다수일 경우 모든 성분을 별도로 샘플링한 다음에 결합해야 한다. 조건부 샘플링이 확률 변수의 분포를 알고 있는 경우에만 사용할 수 있는 반면, 모멘트 매칭(moment matching)은 평균, 분산, 편포도, 첨도 등과 같은 모멘트를 활용하여 시나리오를 생성하는 방법이다 [52]. 또한 bootstrapping은 시나리오를 생성하는 가장 간단한 방법으로 수학적 모델링 없이 과거의 데이터에서 샘플링하는 방법이다 [53].

상기의 방법으로 생성된 시나리오 트리의 단계의 수가 증가할수록 총 시나리오 수는 기하급수적으로 늘어나게 되며, 이로 인해 최적화 문제로서의 복잡성이 커진다. 예를 들어 총 단계의 수가 N 일 때, 각 단계를 거치면서 시나리오가 2개씩 증가한다면 최종 시나리오의 개수는 2^N 개가 된다. 이와 같은 계산 부담을 경감시키기 위해 시나리오 트리 저장 기법(scenario reduction technique)을 사용한다. 시나리오 트리 저장 기법은 초기 시나리오의 집합에서 훨씬 적은 수의 시나리오로 집합을 근사하고, 본래의 확률적 특성이 보존되도록 남겨진 시나리오에 새로운 확률을 할당하게 된다. 시나리오 트리가 축소되면 이를 기반으로 하는 문제가 변경되므로 해당 최적 값 또한 변경된다. 따라서 적절한 시나리오 트리 저장 기법은 트리의 크기를 충분히 작게 유지하면서 결과적으로 기존의 최적 솔루션과 가까운 결과를 얻을 수 있어야 한다.

시나리오 트리 저장 기법은 기존 문헌에서 다양하게 제안되고 있다. k -평균 군집화 방법은 전체 노드 집합을 여러 군집으로 분할한다 [54]. 이에 따라 유사한 특징을 가진 노드들이 동일한 클러스터에 할당되므로, 각 클러스터를 노드로 교체하여 총 노드의 수를 줄인다. [50]에서는 볼록(convex) 추계학 프로그래밍에서 안정적으로 시나리오 트리를

저감하기 위해 Fortet–Mourier 확률 척도의 상한을 설정하여, backward reduction 및 forward selection 방법을 설계하였다. [49]에서는 backward reduction 방법의 성능을 향상시키기 위해 삭제된 모든 시나리오를 각 backward 단계에 동시에 포함시키도록 알고리즘을 수정하여 정확도 및 실행 시간 면에서 backward reduction 방법을 더 발전시켰다. [55]에서는 [49] 선행연구의 상한 대신에 Fortet–Mourier 확률 척도 자체에 직접 의존함으로써 시나리오 트리 저감 기법의 정확성을 높였다. 또한 [56]에서는 Forward 및 backward 방법으로 시나리오를 저감하는 휴리스틱 알고리즘을 제안하였다. [57]에서는 운송 거리 즉, Kantorovich distance(KD)를 기반으로 하는 시나리오 저감 알고리즘이 혼합 정수 선형 최적화 문제로 공식화되었다.

시나리오 저감 시 선행연구 [45], [57–59]에서는 특정 확률 분포의 거리, 즉 확률 척도(probability metric)로 시나리오 간 근사의 정도를 제어하였다. 확률 분포의 변동이 있을 때, 추계학적 문제의 해가 안정적이기 위해서는 확률 척도 중 KD를 사용하는 것이 권장되므로 [47], 본 논문에서는 이를 도입하였다. 본 논문에서는 개별 시나리오 팬을 다수 생성한 후, KD를 기반으로 각 단계별로 유사한 시나리오를 묶어(bundling) 시나리오 팬의 노드 수를 연속적으로 줄임으로써 시나리오 트리를 생성하였다. 수식 (4-1)–(4-3)의 감축되기 전 시나리오 트리 집합에서 두 시나리오 α_i, α_j 간의 KD는 수식 (4-4)와 같이 표현할 수 있다 [60].

$$KD(\alpha_i, \alpha_j) = \left(\sum_{t=1}^{N_T} (v_{i,t} - v_{j,t})^2 \right)^{1/2} \quad (4-4)$$

$v_{s,t}$ 는 시나리오 α_s 의 t 단계에서의 벡터값이며 시나리오의 총

개수는 N_S , 총 단계의 수는 N_T 이다. 시나리오 저감은 생성된 초기 시나리오의 집합으로부터 각 트리 레벨에서 bundling을 통해 감축 집합을 제거해가면서 시나리오 트리를 생성하는 backward 방법으로 그림 4-5와 같이 표현 가능하다 [58].^④

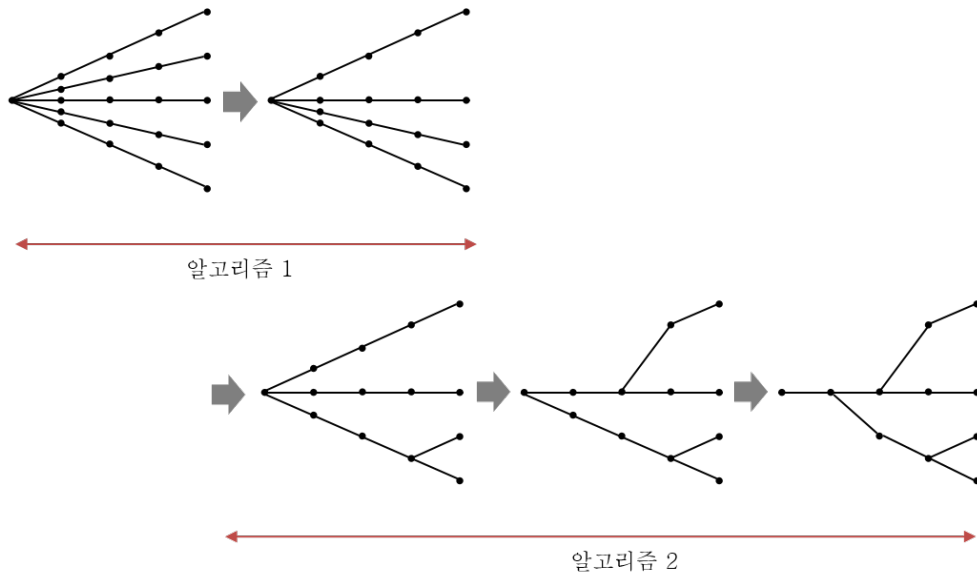


그림 4-5 연속적인 시나리오 저감 과정에 따른 시나리오 트리 생성

감축 과정은 다음과 같이 두 종류의 알고리즘을 통해 이루어진다. 먼저, 알고리즘 1을 통해 다수의 시나리오 팬을 특정 수로 감축한다.

- 알고리즘 1

- ① 모든 시나리오 쌍 (α_i, α_j) 에 대해 $KD_{i,j}$ 를 계산하고, 각 시나리오 α_i 에 대해 가장 작은 $KD_{i,j}$ 를 갖는 시나리오 α_j 를 찾아 저장한다.
- ② 각각의 $KD_{i,j}$ 에 시나리오 α_i 의 확률(p_i)을 곱해 $\min_j(KD_{i,j}) \times p_i$ 를

^④ 근사된 시나리오 트리에서 문제의 최적 기댓값이 원래 확률 변수 문제의 최적값과 동일한 경향을 갖는다는 근사 정리가 존재한다.

계산하고, 최솟값을 찾는다.

최솟값을 갖는 경우의 시나리오 쌍 (α_k, α_l) 을 저장한다.

- ③ 시나리오 α_k 를 삭제하고 시나리오 α_k 의 확률을 시나리오 α_l 의 확률에 더한다. $p_l = p_l + p_k$
- ④ 최종 시나리오의 수 N_f 까지 과정 ①-③을 반복한다.

위의 알고리즘 1을 순서도로 나타내면 그림 4-6과 같다.

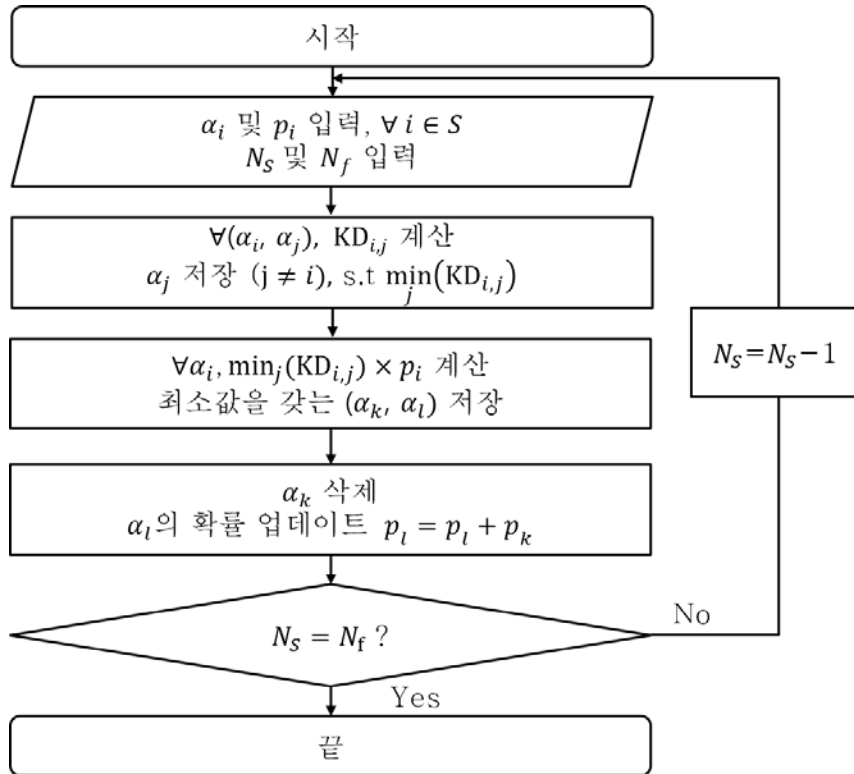


그림 4-6 알고리즘 1의 순서도

다음으로 알고리즘 2에서는 알고리즘 1을 통해 감축된 시나리오 팬의 집합에서 backward 방법으로 단계를 줄여가면서 두 시나리오 간의 KD가 충분히 근접한 경우 bundling을 통해 시나리오를 삭제하여 시나리오 트리를 생성한다.

- 알고리즘 2

① 단계를 감소시키기 위한 상수 a 값을 1로 설정한다. 또한 t 단계에서의 오차 ε_t 를 $\frac{\varepsilon}{2^{T-t}}$ 로 정의한다. 초기값 ε 은 알고리즘 1에서 계산된 $\min_j(KD_{i,j}) \times p_i$ 의 평균값으로 설정하였다.

② $t = T - k$ 단계에서 모든 시나리오 쌍 (α_i, α_j) 에 대해 $KD_{i,j}$ 를 계산하고, 각 시나리오 α_i 에 대해 가장 작은 $KD_{i,j}$ 를 갖는 시나리오 α_j 를 찾아 저장한다.

③ 각각의 $KD_{i,j}$ 에 시나리오 α_i 의 확률(p_i)을 곱해 $\min_j(KD_{i,j}) \times p_i$ 를 계산하고, 최솟값과 그 때의 시나리오 쌍 (α_k, α_l) 을 저장한다.

④ $\min_l(KD_{k,l}) \times p_k$ 이 t 단계에서의 오차 ε_t 보다 작을 경우, 시나리오 α_k 를 삭제하고 시나리오 α_k 의 확률을 시나리오 α_l 의 확률에 더한다. $p_l = p_l + p_k$

⑤ 최종 단계 $t = 1$ ($a = T - 1$) 까지 과정 ①-④를 반복한다.

위의 알고리즘 2를 순서도로 나타내면 그림 4-7과 같다.

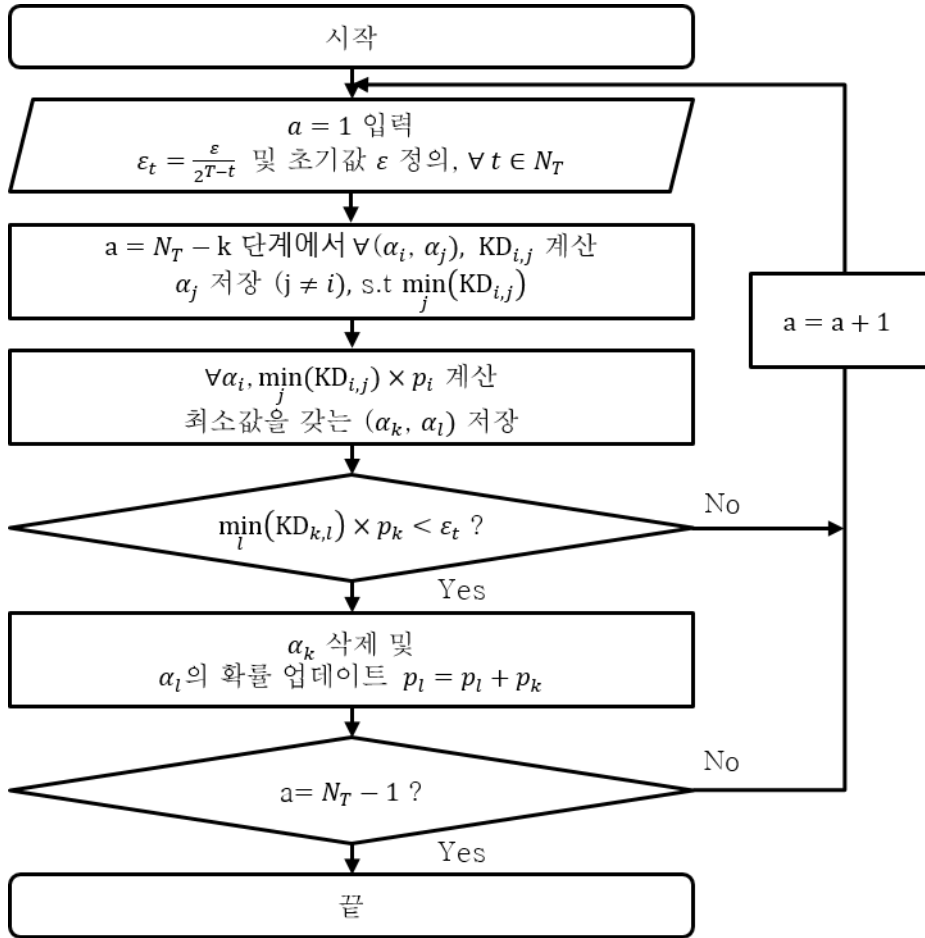


그림 4-7 알고리즘 2의 순서도

제 4 절 판매사업자의 추계학적 피크 요금제 운영 전략 정식화

본 절에서는 태양광 발전원 시설을 소유하며 피크 요금제를 활용하는 판매사업자의 전략을 다중단계 추계학적 프로그래밍으로 정식화하였다. 불확실성 요소 중 전력 부하 및 자체 소유 발전원의 출력을 고려하여 각 전력 거래 단계에서 피크 이벤트의 발령 시점에 대한 결정을 추계학적으로 최적화하고 판매사업자의 기대 수익을 극대화한다.

4.4.1 목적함수

$$\begin{aligned}
 & \max_{u_{s,t}, E_{p(t)}, BD_{p(t)}} A \left[\sum_{t=1}^{N_t} -\{\rho_{p(t)}^E E_{p(t)} + \rho_{p(t)}^{BD} 2BD_{p(t)}\} \right. \\
 & + \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \{u_{s,t} \rho^{CPP} D_{s,t}^{CPP} + (1-u_{s,t}) \rho^0 D_{s,t}^0\} \\
 & \left. - \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \{u_{s,t} I_{s,t}^{CPP} + (1-u_{s,t}) I_{s,t}^0\} \right] \quad (4-5)
 \end{aligned}$$

판매사업자의 목적함수는 기본적으로 3.2.2에서 정식화한 목적함수의 구조와 동일하다. 즉, 판매사업자의 수익은 PXFC 시장에서의 에너지와 예비력 밴드 구매 비용과 피크 요금제 운영 결과에 따라 변화할 수 있는 전력 판매 수입 및 패널티 비용으로 구성되어 있다.

- 인덱스 정의

$$p(t) = \lfloor (t-1)/A \rfloor + 1 \quad (4-6)$$

기간($p(t)$) 및 단계(t)는 서로 다른 인덱스로 기간은 여러 단계로 구성된다. 수식 (4-6)은 단계와 기간 사이의 관계를 설명하며, A 는 각 기간이 몇 개의 단계로 구성되어 있는지를 나타낸다. 이에 따라 목적함수에서 기간은 전일 PXFC 시장의 거래 시간 단위를 정의하며, 단계는 실시간으로 피크 이벤트를 발령하기 위한 시간 단위를 정의한다. 따라서, 판매사업자는 피크 이벤트를 발령시켜 실시간 에너지가 전일 매입한 에너지 스케줄을 지키며 예비력 밴드 범위 내에서 움직이도록 제한하고, 이에 따라 패널티 비용을 줄일 수 있다.

- 수요 감축 모델

$$D_{s,t}^{CPP} = D_{s,t}^0 \{1 + \beta(\rho^{CPP} / \rho^0 - 1)\} \quad (4-7)$$

판매사업자가 피크 이벤트를 발령하면 판매 가격이 off-peak 요율(ρ^0)에서 critical peak 요율(ρ^{CPP})로 변동하면서 최종 소비자의 부하가 감축된다. 본 논문에서는 선행연구 [29]에서 제안한 수요 감축 모델을 사용한다. 이 모델은 전력 소비로 인한 소비자의 효용 함수가 수요의 가격 탄력성 상수를 포함한 일반적인 2차 함수일 때, 효용이 최대가 되도록 유도되었다. 캘리포니아에서 실증된 파일럿 프로그램에 따르면 피크 요금제를 적용하는 경우 수요의 가격 탄력성은 약 -0.04과 -0.03사이로 나타났으며 이를 사례연구 시 적용하였다 [61].

4.4.2 제약조건

- 에너지 불균형량에 따른 패널티 비용

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}, \forall t \in \{1, \dots, N_t\}$

$$\Delta E_{s,t}^{CPP} = ND_{s,t}^{CPP} - E_{p(t)}, \text{ where } ND_{s,t}^0 = D_{s,t}^0 - PV_{s,t} \quad (4-8)$$

$$\Delta E_{s,t}^0 = ND_{s,t}^0 - E_{p(t)}, \text{ where } ND_{s,t}^0 = D_{s,t}^0 - PV_{s,t} \quad (4-9)$$

패널티 비용은 전일 매입한 에너지량과 실제 순부하의 차이 즉, 불균형량이 전일 확보한 예비력 밴드를 초과하는 경우에만 부과된다. 따라서 피크 이벤트의 발령 유무에 따라 달라지는 판매사업자의 순부하와 그 때의 불균형량을 나타내면 각각 수식 (4-8) 및 (4-9)와 같다.

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}, \forall t \in \{1, \dots, N_t\}$

$$I_{s,t}^{CPP} = \rho^P \max(0, |\Delta E_{s,t}^{CPP}| - BD_{p(t)}) \quad (4-10)$$

$$I_{s,t}^0 = \rho^P \max(0, |\Delta E_{s,t}^0| - BD_{p(t)}) \quad (4-11)$$

에너지 불균형량은 상향 및 하향으로 모두 발생할 수 있으므로 위반량은 에너지 불균형량의 절대값과 예비력 밴드의 차이로 계산된다. 패널티 비용은 위반량에 패널티 가격(ρ^P)을 곱해 계산되며, 피크 이벤트의 발령 유무에 따라 적용되는 패널티 비용은 각각 수식 (4-10) 및 (4-11)로 표현된다.

- 피크 이벤트

피크 요금제에는 잦은 발령으로 인한 최종 소비자의 불편을 막기 위해 일반적으로 몇 가지 제약 조건이 존재한다. 구체적인 항목은 다음과 같다.

A. 피크 이벤트 총 발령 시간

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}$

$$\sum_{t=1}^{N_t} u_{s,t} \leq T^{CPP} \quad (4-12)$$

피크 이벤트의 총 발령 시간은 수식 (4-12)와 같이, 각 시나리오에서 모두 T^{CPP} 시간으로 제한된다.

B. 피크 이벤트 최대 지속 시간

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}, \forall k \in \{1, 2, \dots, N_t - D^{CPP}\}$

$$\sum_{t=k}^{k+D_{CPP}} u_{s,t} \leq D^{CPP} \quad (4-13)$$

피크 이벤트의 최대 지속 시간은 수식 (4-13)과 같이, 각 시나리오에서 모두 D^{CPP} 시간으로 제한된다.

C. 피크 이벤트 사이 최소 발령금지 시간

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}, \forall k \in \{1, 2, \dots, N_t - S^{CPP} + 1\}$

$$\sum_{t=k}^{k+S_{CPP}-1} (1 - u_{s,t}) \geq S^{CPP} (u_{s,k-1} - u_{s,k}) \quad (4-14)$$

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}, \forall k \in \{N_t - S^{CPP} + 2, \dots, N_t\}$

$$\sum_{t=k}^{N_t} (1 - u_{s,t}) \geq (N_t - k + 1) (u_{s,k-1} - u_{s,k}) \quad (4-15)$$

마지막 제약은 발전기 기동 정지계획에서의 최소 정지시간 (minimum down time) 제약 조건과 유사하다. 수식 (4-14)는 피크 이벤트가 발생하면 그 이후 최소 S^{CPP} 시간동안 피크 이벤트가 다시 발령되는 것을 방지한다. 또한 수식 (4-15)는 피크 이벤트가 전체 단계의 마지막 $S^{CPP} - 1$ 단계 안에서 발생했을 때, 마지막 단계까지 피크 이벤트의 재발령을 방지한다. 피크 이벤트의 발령 시점을 결정하는 이진 변수의 초기값은 다음 수식 (4-16)과 같이 0으로 설정하였다.

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}, t = 0$

$$u_{s,t} = 0 \quad (4-16)$$

- 예상불가능 조건

applied for $\forall t \in \{1, \dots, N_t\}, s \neq s', \forall s, s' \in \{1, \dots, N_s\}, \xi_{s,[t]} = \xi_{s',[t]}$

$$u_{s,t} = u_{s',t} \quad (4-17)$$

다중단계 추계학 모델에서 예상불가능 조건은 특정 단계에서 취한 결정이 해당 단계까지 사용한 정보에만 의존하고, 향후의 관측에는 영향을 받지 않도록 제약하는 조건이다. $\xi_{s,[t]}$ 는 상기에서 설명한 것과 같이 s 시나리오에서 t 단계까지의 추계학적 과정의 히스토리를 뜻한다.

4.4.3 선형화 과정

상기의 과정을 통해 판매사업자의 목적함수는 수식 (4-5)와 같이 혼합 정수 비선형 계획법으로 정식화되었다. 다중단계 추계학적 프로그래밍은 본질적인 단점으로 계산의 복잡도가 높다. 이에 비선형성이 추가되었기 때문에 문제를 다루기 적절한 수준으로 만들기 위해 big-M 방법과 같은 선형 근사 기법을 구현하여 목적함수를 선형으로 변환하였다. 변화된 수식은 상용화된 최적화 솔버를 사용하여 효율적으로 해결할 수 있다.

$$\begin{aligned} \max_{u_{s,t}, E_{p(t)}, BD_{p(t)}} & A \left[\sum_{t=1}^{N_t} -\{\rho_{p(t)}^E E_{p(t)} + \rho_{p(t)}^{BD} 2BD_{p(t)}\} \right] \\ & + \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \{u_{s,t} \rho^{CPP} D_{s,t}^{CPP} + (1-u_{s,t}) \rho^0 D_{s,t}^0\} \end{aligned} \quad (4-18)$$

$$\begin{aligned}
& \max_{u_{s,t}, E_{p(t)}, BD_{p(t)}} -A \left[\sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \rho^P \{ u_{s,t} \max(0, |D_{s,t}^{CPP} - PV_{s,t} - E_{p(t)}| - BD_{p(t)}) \right. \\
& + \max(0, |D_{s,t}^0 - PV_{s,t} - E_{p(t)}| - BD_{p(t)}) \\
& \left. - u_{s,t} \max(0, |D_{s,t}^0 - PV_{s,t} - E_{p(t)}| - BD_{p(t)}) \right] \quad (4-19)
\end{aligned}$$

수식 (4-8)-(4-11)을 목적함수에 대입하고 최종 목적함수를 선형 및 비선형 부분으로 분리하면 각각 수식 (4-18) 및 수식 (4-19) 과 같다. 수식 (4-19)에서 비선형 항목인 절대값(absolute) 함수, 최댓값(max) 함수 및 이진 변수와 연속 변수의 곱이 존재하므로, 다음의 세 가지 단계를 통해 선형화하였다.

- 절대값 함수의 선형화

$$\begin{aligned}
& \max_{u_{s,t}, E_{p(t)}, BD_{p(t)}} -A \left[\sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \rho^P \{ u_{s,t} \max(0, PAB_{s,t}^{CPP} + NAB_{s,t}^{CPP} - BD_{p(t)}) \right. \\
& + \max(0, PAB_{s,t}^0 + NAB_{s,t}^0 - BD_{p(t)}) \\
& \left. - u_{s,t} \max(0, PAB_{s,t}^0 + NAB_{s,t}^0 - BD_{p(t)}) \right] \quad (4-20)
\end{aligned}$$

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}, \forall t \in \{1, \dots, N_t\}$

$$D_{s,t}^{CPP} - PV_{s,t} - E_{p(t)} = PAB_{s,t}^{CPP} - NAB_{s,t}^{CPP} \quad (4-21)$$

$$PAB_{s,t}^{CPP} \geq 0 \quad (4-22)$$

$$NAB_{s,t}^{CPP} \geq 0 \quad (4-23)$$

$$D_{s,t}^0 - PV_{s,t} - E_{p(t)} = PAB_{s,t}^0 - NAB_{s,t}^0 \quad (4-24)$$

$$PAB_{s,t}^0 \geq 0 \quad (4-25)$$

$$NAB_{s,t}^0 \geq 0 \quad (4-26)$$

먼저 절대값 함수는 두 종류의 양의 변수(positive variable)를

도입하여, 양의 변수의 합이 절대값과 같고, 양의 변수의 차가 절대값 내부의 실제값이 되도록 정의하여 선형화할 수 있다. 즉, $|D_{s,t}^{CPP} - PV_{s,t} - E_{p(t)}|$ 및 $|D_{s,t}^0 - PV_{s,t} - E_{p(t)}|$ 은 각각 $PAB_{s,t}^{CPP} + NAB_{s,t}^{CPP}$ 및 $PAB_{s,t}^0 + NAB_{s,t}^0$ 로 대체되며 수식 (4-21)-(4-26)의 등식 및 부등식 제약조건이 추가된다.

- 최댓값 함수의 선형화

$$\max_{u_{s,t}, E_{p(t)}, BD_{p(t)}} -A[\sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \rho^p \{u_{s,t} X_{s,t}^{CPP} + X_{s,t}^0 - u_{s,t} X_{s,t}^0\}] \quad (4-27)$$

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}, \forall t \in \{1, \dots, N_t\}$

$$X_{s,t}^{CPP} \geq PAB_{s,t}^{CPP} + NAB_{s,t}^{CPP} - BD_{p(t)} \quad (4-28)$$

$$X_{s,t}^{CPP} \geq 0 \quad (4-29)$$

$$X_{s,t}^0 \geq PAB_{s,t}^0 + NAB_{s,t}^0 - BD_{p(t)} \quad (4-30)$$

$$X_{s,t}^0 \geq 0 \quad (4-31)$$

다음으로 최댓값 함수는 피크 이벤트 발령의 유무에 따라 각각 양의 변수 $X_{s,t}^{CPP}$ 및 $X_{s,t}^0$ 로 대체된다. 양의 변수가 최댓값 함수 내의 변수 및 상수보다 커지도록 수식 (4-28)-(4-31)의 부등식 제약조건이 추가된다. 양의 변수의 상한을 제약하지 않은 이유는 목적함수가 수익을 최대화하기 때문에 비용 항목을 최소화하는 방향으로 최적화가 진행되기 때문이다.

- 이진 변수와 연속적인 변수 간 곱의 선형화

$$\max_{u_{s,t}, E_{p(t)}, BD_{p(t)}} -A[\sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \rho^P \{Z_{s,t}^{CPP} + X_{s,t}^0 - Z_{s,t}^0\}] \quad (4-32)$$

applied for $\forall s \in \{1, \dots, N_s\}, \forall t \in \{1, \dots, N_t\}$

$$Z_{s,t}^{CPP} \leq Mu_{s,t} \quad (4-33)$$

$$Z_{s,t}^{CPP} \leq X_{s,t}^{CPP} \quad (4-34)$$

$$Z_{s,t}^{CPP} \geq X_{s,t}^{CPP} - M(1 - u_{s,t}) \quad (4-35)$$

$$Z_{s,t}^{CPP} \geq 0 \quad (4-36)$$

$$Z_{s,t}^0 \leq Mu_{s,t} \quad (4-37)$$

$$Z_{s,t}^0 \leq X_{s,t}^0 \quad (4-38)$$

$$Z_{s,t}^0 \geq X_{s,t}^0 - M(1 - u_{s,t}) \quad (4-39)$$

$$Z_{s,t}^0 \geq 0 \quad (4-40)$$

마지막으로 이진 변수와 선형화에 도입된 보조적인(auxillary) 연속적인 변수($X_{s,t}^{CPP}, X_{s,t}^0$) 간 곱은 피크 이벤트 발령의 유무에 따라 각각 변수 $Z_{s,t}^{CPP}$ 및 $Z_{s,t}^0$ 로 대체되며 이에 따라 부등식 제약조건인 수식 (4-33)-(4-40)이 추가된다. M 은 이진 변수가 하나의 값을 가질 때 연속 변수의 특정 값을 보장하게 한다. 즉, 추가된 제약 조건에서 M 이 충분히 큰 값이고 이진 변수가 1일 때, $Z_{s,t}^{CPP} = X_{s,t}^{CPP}$ 및 $Z_{s,t}^0 = X_{s,t}^0$ 의 등식이 성립한다. 반면에 이진 변수가 0이면 $Z_{s,t}^{CPP}$ 및 $Z_{s,t}^0$ 또한 0으로

제한된다.

$$\begin{aligned}
 & \max_{u_{s,t}, E_{p(t)}, BD_{p(t)}} A \left[\sum_{t=1}^{N_t} -\{\rho_{p(t)}^E E_{p(t)} + \rho_{p(t)}^{BD} 2BD_{p(t)}\} \right. \\
 & + \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \{u_{s,t} \rho^{CPP} D_{s,t}^{CPP} + (1-u_{s,t}) \rho^0 D_{s,t}^0\} \\
 & \left. - \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{N_t} \rho^P \{Z_{s,t}^{CPP} + X_{s,t}^0 - Z_{s,t}^0\} \right] \quad (4-41)
 \end{aligned}$$

최종적인 목적함수는 수식 (4-41)으로 표현되며, 혼합 정수 선형 계획법으로 변환되었음을 확인할 수 있다. 이에 적용되는 제약조건은 수식 (4-12)-(4-17), (4-21)-(4-26), (4-28)-(4-31), (4-33)-(4-40)로 정리된다.

제 5 장 사례연구

본 장에서는 사례연구를 통해 다중단계 추계학 프로그래밍 기반 피크 요금제 운영의 효과를 검증한다. 효과적인 검증을 위해, 단일단계 추계학적 방법론의 운영 결과와 비교 분석하며, 다중단계 추계학적 방법론에서도 단계의 세분성과 결정론적 방법론과의 결합 유무에 따라 네 가지의 케이스를 제시하고 각 케이스의 효과를 비교하였다. 마지막으로 민감도 분석을 통해 다양한 변수가 판매사업자의 수익 변동에 미치는 영향을 분석하였다.

제 1 절 시뮬레이션 환경

전일 PXFC 시장에서 에너지와 예비력 밴드는 1시간 단위로 거래되기 때문에 하루는 24 기간으로 구성되며, 각 기간은 수식 (4-6)에 따라 A 단계로 구성된다. 예를 들어, A 값이 4이면 단계는 15분 단위, 기간은 1시간 단위로 시뮬레이션 시 해당 값을 사용하였다. 따라서 패널티 비용은 15분 단위의 위반량에 기반하여 부과되고 이에 따라 피크 이벤트 또한 15분 단위로 발령된다. 모든 시뮬레이션에서 판매사업자의 수익은 일주일 동안 최적화된다. 사례연구를 통해 분석하고자 하는 판매사업자의 문제는 그림 5-1와 같다. 최근 영국의 Smart Export Guarantee(SEG)^⑤ 프로그램을 시작으로 판매사업자가 확보하는 전력의 일부를 소규모 신재생에너지로 충당하도록 하는 법제화가 진행되고 있기 때문에, 이를 반영하여 판매사업자가 자체

^⑤ 2020년 1월 1일부터 시행된 의무사항으로서, 영국 내 최소 15만명 이상의 전기 고객이 있는 판매사업자는 필수적으로 5MW 이하 용량의 태양광, 풍력, 마이크로열병합 발전, 수력 발전을 사용하는 저탄소 전력을 의무적으로 확보해야 한다.

생산시설로 태양광 발전을 소유하고 있음을 가정하였다.

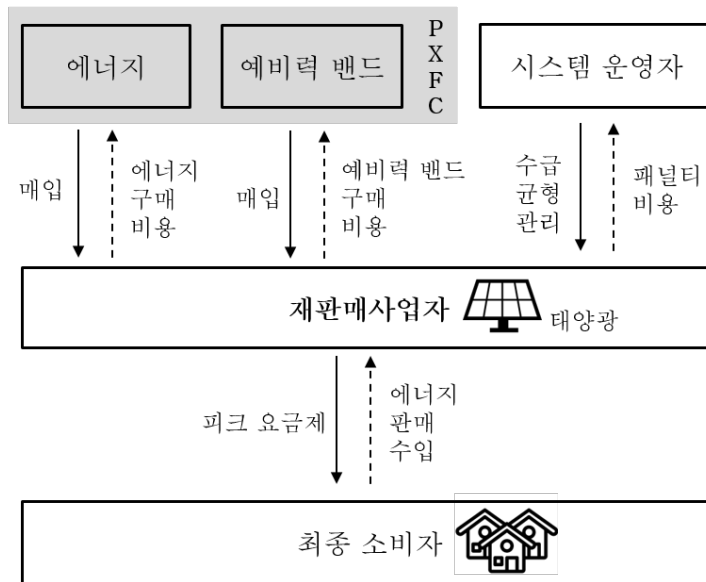


그림 5-1 사례연구 대상 도식화

5.1.1 사용 데이터

피크 요금제 내의 요율 선행연구와 같이 두 가지 종류의 요율로 구성하였으며 [17], [18], [20]–[31], 표 3-1 WPS의 주거용 피크 요금제와 동일하게 설정하였다. WPS가 일 년동안 50시간의 피크 요금제를 발령함에 비해, 사례연구에서는 피크 이벤트의 효과를 확인하기 위해 일주일 간 총 6시간의 피크 이벤트를 발령할 수 있다고 가정하였다. 피크 이벤트의 최대 지속 시간은 2시간이며, 한번 발령되면 3시간 동안 재발령이 금지된다. 또한 수요의 가격 탄력성은 -0.04 로 설정하였는데 이는 가격이 100% 상승하면 수요가 4% 감소한다는 것을 의미한다. 시뮬레이션에 사용된 입력 데이터의 값은 표 5-1에 정리하였다.

표 5-1 입력 데이터

ρ^0 [\$/MWh]	ρ^{CPP} [\$/MWh]	ρ^P [\$/MWh]	N_t
180	1,000	9,000	672
T^{CPP} [h]	D^{CPP} [h]	S^{CPP} [h]	β
6	2	3	-0.04

PXFC 시장의 페널티 가격은 텍사스 지역의 전력협의회 ERCOT의 공급지장비용(value of lost load, VoLL)을 기반으로 9,000 \$/MWh를 사용하였다 [62]. 또한 에너지 및 예비력 밴드의 가격은 Pennsylvania-New Jersey-Maryland Interconnection LLC(PJM)의 2019년 8월 1일에서 7일간의 전일 1시간 단위의 지역별 한계 가격(locational marginal prices, LMPs)을 사용하였다 [63]. PXFC 시장에서 에너지와 예비력 밴드는 동시에 거래되기 때문에, 가격 차이가 존재할 경우 두 상품 간의 복잡한 구매 전략을 요한다 [26]. 따라서 본 연구에서는 피크 이벤트의 추계학적 운영에 초점을 맞추기 위해 상품 간의 가격 차이가 없다고 가정한다.

수요는 PJM의 2019년 8월 1일에서 7일간의 1시간 단위 부하 데이터를 최대 부하를 10MW로 스케일링(scaling)하고, 15분 단위 데이터로 선형 근사하여 사용하였다 [63]. 또한, 태양광 발전량은 벨기에의 송전계통 운영자 Elia가 제공하는 2019년 8월 1일에서 7일간의 15분 단위 데이터를 설치 용량 2MW로 스케일링하여 사용하였다 [64].

5.1.2 시나리오 트리 및 검증 시나리오 생성

본 사례연구에서는 전력 수요와 태양광 발전량의 불확실성을

고려한다. 먼저, 시나리오 팬을 생성하기 위해 불확실성 요소들을 확률 변수화하여 각 단계의 전력 수요 및 태양광 발전량의 예측 오차를 독립적인 정규 분포(independent normal distribution)로 모델링하였다 [36], [65]–[67]. 정규 분포의 평균은 예측값과 동일하며 표준편차는 평균값의 특정 백분율의 값을 갖도록 하여 예측 오차를 반영하였으며 [36], [68] 특정 백분율의 값은 [36]에서 인용하여 각각 평균의 3%, 10%로 설정하였다. 다음으로 불확실성 요소 각각의 확률 분포를 기반으로 몬테 카를로 기법을 통해 동일 확률을 갖는 1,000개의 시나리오 팬을 생성하였다. 문제의 복잡성을 줄이기 위해, 제 4 장에서 제안한 KD를 사용하는 backward 시나리오 저장 알고리즘 1을 통해 시나리오 팬의 수를 20개로 감축하였으며, 알고리즘 2를 통해 시나리오 팬을 시나리오 트리 형태로 구성하였다.

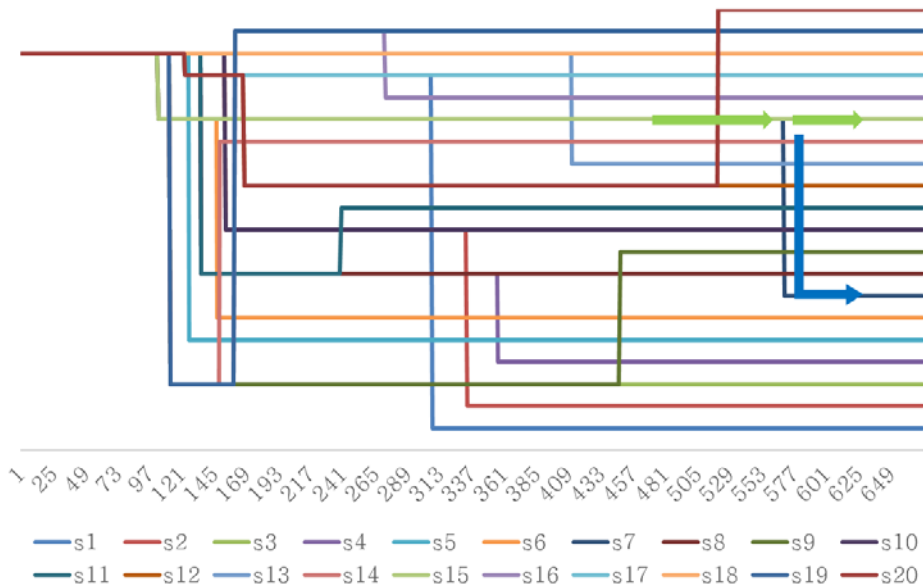


그림 5-2 시나리오 트리

표 5-2 시나리오 별 확률

s1	s2	s3	s4	s5	s6	s7	s8	s9	s10
0.070	0.066	0.031	0.032	0.039	0.045	0.026	0.082	0.031	0.101
s11	s12	s13	s14	s15	s16	s17	s18	s19	s20
0.029	0.030	0.028	0.067	0.032	0.049	0.038	0.061	0.091	0.052

최종적으로 생성된 시나리오 트리와 각 시나리오 별 확률은 그림 5-2 및 표 5-2와 같다. 그림 5-2를 통해, 추계학적 확률 과정을 근사한 시나리오 트리를 사용함으로써 예상 불가능 조건을 본질적으로 충족시킬 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 연두색 선으로 표현된 시나리오 s15와 파란색 선으로 표현된 s7는 568단계 이전까지는 확률 변수의 추계학적 과정이 동일하여 두 시나리오가 연두색 선인 같은 경로로 진행되고 최적값 또한 동일하게 계산된다. 하지만 568단계를 지나면서 불확실성이 다르게 실현되어 두 시나리오는 각각 다른 경로로 나뉘어지게 되며, 이에 따라 서로 다른 최적값을 갖는다.

생성된 20개의 시나리오 중 시나리오 s1에서의 부하와 태양광 발전량, 순부하 패턴은 그림 5-3, 그림 5-4 및 그림 5-5와 같다. 태양광 발전량 데이터에서 특징적인 점은, 정오 부근의 피크 발전 시간대에서 절대적 발전량이 가장 많고 출력의 변동성 또한 가장 높다는 것이다. 또한, 스페인의 일몰 시간인 20~21시 이후에는 발전량이 존재하지 않는다. 태양광 발전량의 변동성이 크기 때문에, 일반 부하에 더해져 순부하 패턴이 생성되었을 때 최대 부하의 크기는 줄어들지만 변동성은 증가한다.

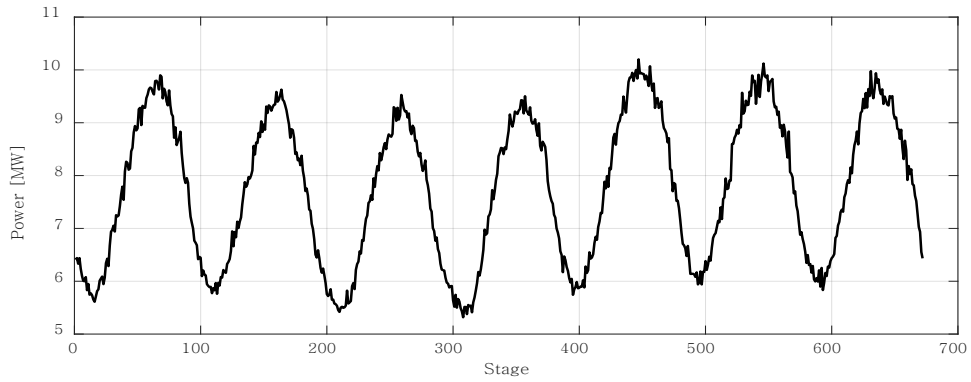


그림 5-3 s1에서의 부하 패턴

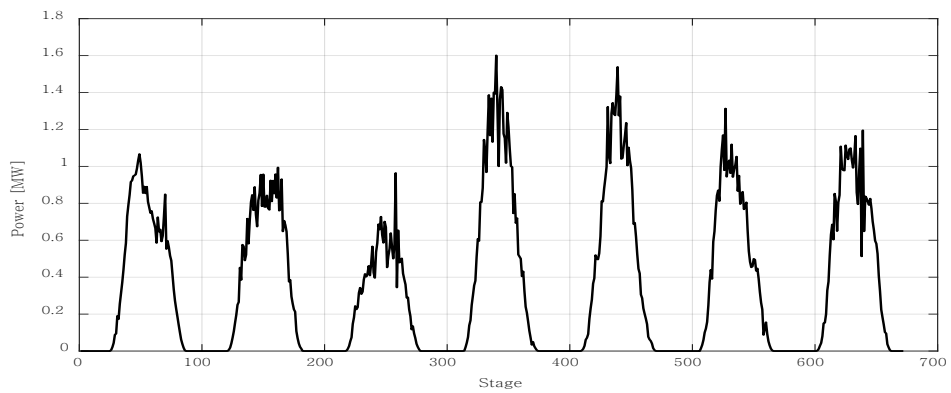


그림 5-4 s1에서의 태양광 발전량 패턴

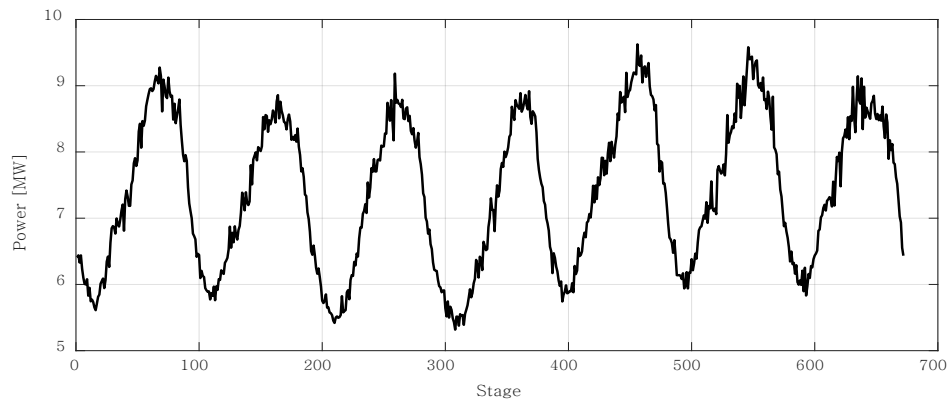


그림 5-5 s1에서의 순부하 패턴

각 케이스에 대해 최적화를 수행하여 에너지 매입량, 예비력 밴드 및 피크 이벤트 스케줄에 대한 결과값을 얻고, 결과값이 최적임을 검증

(validation)하기 위해 상기의 확률 분포에 따라 몬테 카를로 방법으로 무작위의 새로운 검증 시나리오 팬 1,000개(v1—v1000)를 생성하였다. 결정론적 방법론에서는 모든 변수가 시나리오에 종속된 변수가 아니기 때문에 검증 시나리오에 그대로 적용할 수 있지만 추계학적 방법론에서 피크 이벤트 발령 시점을 정하는 이진 변수가 시나리오의 경로에 따라 달라진다. 따라서, 피크 이벤트의 어떠한 결과값을 적용할 것인지 알아보기 위해 검증 시나리오와 최적화 과정에 사용한 시나리오의 KD를 단계 별로 비교하여 가장 근사한 값을 찾아 검증 시나리오와 가장 근사한 시나리오 경로에의 결과값을 적용한다.

5.1.3 시뮬레이션 케이스 설명

– 방법론 분류 : METHOD I, METHOD II

METHOD I은 다중단계 추계학적 방법론의 대조군으로 단일단계 추계학적 방법론을 적용하였다. 따라서 피크 이벤트의 발령 시점이 한번에 결정된다. 최적화 과정에서 사용한 시나리오 팬은 다중단계 접근법의 시나리오 트리가 구성되기 이전의, 시나리오 저감 알고리즘 1만을 적용하여 감축된 20개의 시나리오 팬을 사용하였다. METHOD II은 다중단계 추계학적 방법론을 적용하였다.

– 단계의 세분성 및 추가 조건 : A, B, C 및 D

A는 각 단계를 전일 PXFC 시장의 거래 기간과 동일한 시간 단위로 설정하였다. 즉, 주식 (4-6)의 A값이 1이며, 단계의 시간 단위는 1시간이다. 이에 따라, 피크 이벤트는 1시간 간격으로 발령된다. B는 단계의 시간 단위가 30분으로, A값이 2이다. C는 각 단계를 실시간 위반량이 정산되는 시간 단위와 동일하게 설정하였다. 즉 B에 비해 단계가 더 세분화되어 A값이 4으로, 단계의 시간 단위는 15분이다.

이에 따라, 피크 이벤트는 15분 간격으로 발령된다. D는 재무 위험도가 큰 경우에서도 일정 수익을 보장하기 위해 C에 결정론적 방법론을 결합하여, 예비력 밴드를 일정량 이상 확보해야 하는 제약이 추가된 하이브리드 케이스이다. 따라서 아래와 같은 제약조건이 추가된다. 최소 예비력 밴드 확보량은 생성된 20개의 시나리오 중 순부하 최대값의 10%인 1.2MW로 설정하였다.

applied for $\forall t \in \{1, \dots, N_t\}$

$$BD_{p(t)} \geq BD \quad (5-1)$$

제 2 절 시뮬레이션 결과 및 분석

5.2.1 운영 결과 해석

전체 최적화 기간이 일주일이지만 결과 분석을 위해 4일 짜 (73-96기간, 289-384 단계)의 결과값만 도시하였으며, 모든 그래프의 x축은 비교를 위해 단계의 단위로 나타내었다.

- CASE I-A, CASE II-A

우선 단일단계 추계학적 방법론과 다중단계 추계학적 방법론의 운영 결과를 비교 분석하였다. 그림 5-6은 CASE I-A에서의 에너지 및 예비력 밴드의 매입량을 나타낸다. 검정 실선인 에너지 매입량을 기준으로 파란 점선인 예비력 밴드를 위, 아래 방향으로 구매한다. 에너지와 예비력 밴드는 시나리오에 종속되는 변수가 아니기 때문에, 모든 검증 시나리오의 각 기간에서 동일한 값을 적용한다.

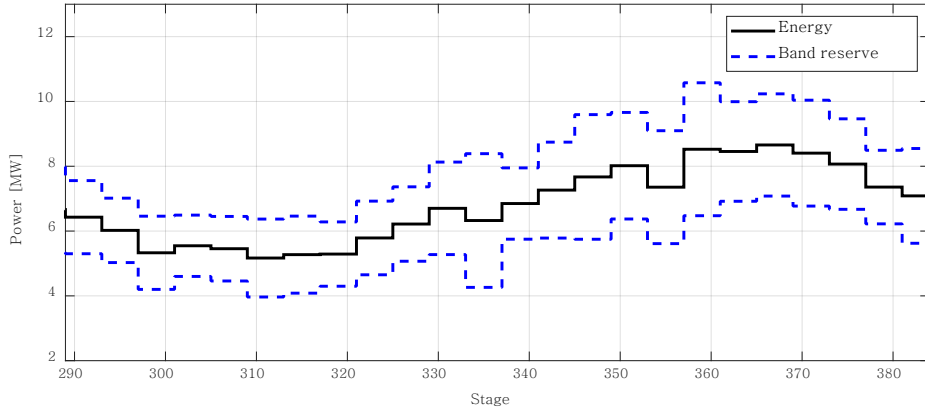
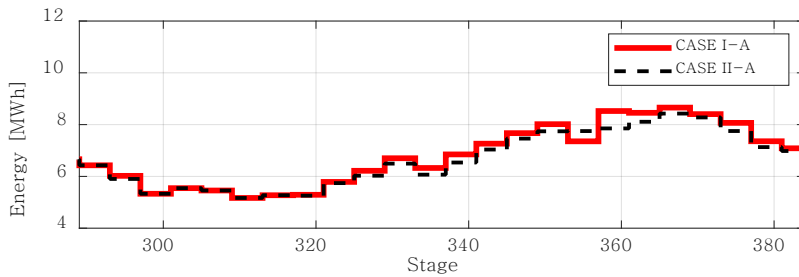
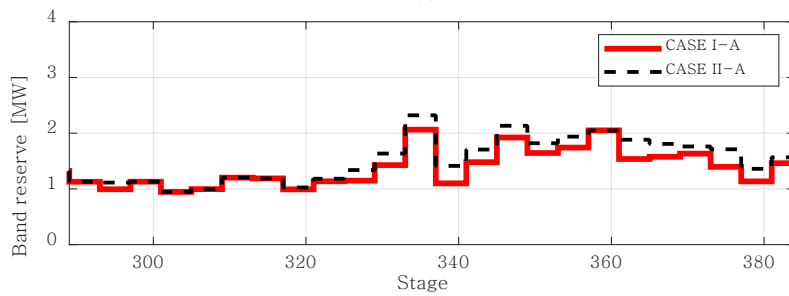


그림 5-6 에너지 및 예비력 밴드 매입량: CASE I-A

CASE I-A와 CASE II-A의 에너지 및 예비력 밴드 매입량을 비교하기 위해 각각을 나누어 나타내면 그림 5-7과 같다.



(a)



(b)

그림 5-7 (a) 에너지 및 (b) 예비력 밴드 매입량: CASE I-A, CASE II-A

그림 5-7 (a)의 에너지 매입량을 나타낸 그래프를 보면 전반적으로 CASE I-A에서 CASE II-A에 비해 에너지를 많이

매입하는 경향이 있음을 알 수 있다. 하지만 353-356 단계에서는 그 경향성이 바뀌어 CASE I-A에서 에너지를 더 적게 매입한다. 이는 피크 이벤트의 발령 시점과 연관지어 설명할 수 있다. 피크 이벤트는 최적화 과정에서 사용한 시나리오의 정책(policy)을 기반으로 검증 시나리오와 유사한 시나리오에의 결과값을 따라가기 때문에 시나리오 별로 다른 최적값을 갖는다. 1,000개의 검증 시나리오 각각에서 피크 이벤트의 발령 시점을 나타내기에는 어려움이 있기 때문에, 검증 시나리오의 피크 이벤트 스케줄을 각 특정 단계에서 모두 합해서 발령 횟수가 많은 단계에서는 진한 색으로 표시될 수 있도록 그림 5-8에 나타냈다. 발령 횟수 별 색상은 범례를 참고한다. 즉, 그림 5-8을 통해 피크 이벤트의 발령 시점을 살펴보면 CASE I-A에서는 피크 이벤트의 발령 시점이 대다수의 검증 시나리오에서 동일하기 때문에 353-356 단계에서 진한 색상으로 표시된다. 하지만 CASE II-A의 경우 피크 이벤트가 345-348 단계, 349-352 단계, 353-356, 357-360 단계에서 다양하게 분산되어 발령되므로 CASE I-A에 비해 옅은 색상으로 나타난다. 따라서, CASE I-A에서는 피크 이벤트가 353-356 단계에서 다수 발령되므로, 수요의 감축량이 반영되어 CASE II-A에 비해 에너지를 적게 매입함을 알 수 있다.

단, 그림 5-8에서는 특정 검증 시나리오에서의 피크 이벤트의 시퀀스가 고려되지 못하므로 피크 이벤트의 총 발령 시간, 최대 지속 시간 및 피크 이벤트 사이 최소 시간과 같은 제약조건은 확인할 수 없다.

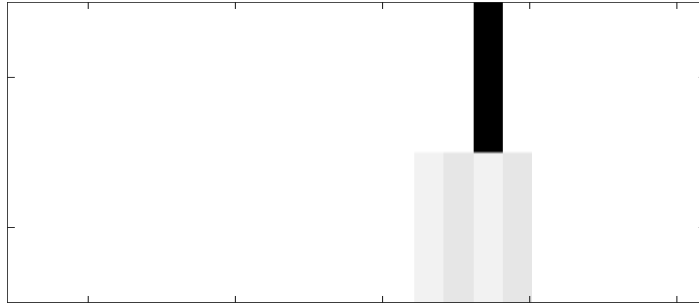


그림 5-8 검증 시나리오에서의 피크 이벤트 총 발령 횟수: CASE I-A, CASE II-A

5.2.2 수익

모든 케이스에서 1,000개의 검증 시나리오에 따른 수익을 그림 5-9의 박스 플롯으로 나타냈다. 박스플롯은 데이터의 분포를 보여주는 그래프로 수익의 1사분위(first quartile), 중앙값(median), 3사분위(third quartile), 최솟값, 최댓값 및 극단값(outlier)이 어떤 모양으로 분포되어 있는지 알 수 있다. 중앙값(median)은 전체 데이터를 오름차순으로 정렬했을 때, 중앙에 존재하는 값으로 그래프에서 빨간 가로선으로 나타냈다. 또한 정렬된 데이터를 4등분으로 구간을 나누었을 때 25%, 75%에 해당하는 비율을 각각 1사분위, 3사분위라 하며 1사분위에서 3사분위까지의 값들은 파란 선으로 표시된 박스 안에 존재한다. IQR(inter-quartile range)은 1사분위와 3사분위 모서리 값의 차이를 의미하는데, 박스플롯에서의 최솟값은 1사분위로부터 1.5배의 IQR을 빼고, 최댓값은 3사분위로부터 1.5배의 IQR을 더하여 계산된 값으로 정한다. 이는 수염(whisker)이라 불리는 박스 바깥의 검정선으로 나타낸다. 이외의 범위에 있는 데이터들은 이상치(outlier)로 분류되며, 빨간 십자모양으로 표현했다.

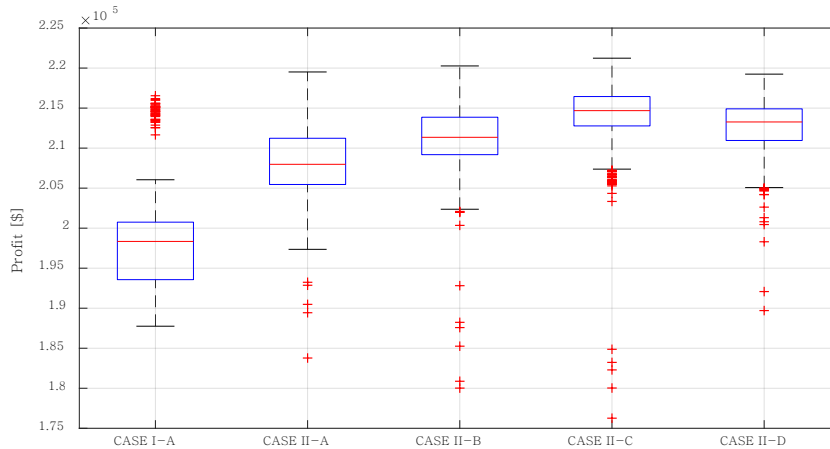


그림 5-9 수익 boxplot

각 케이스에서 수익의 중앙값은 \$193,917, \$208,031, \$211,197, \$214,579, \$213,334이다. 중앙값은 CASE I-A을 기준으로 각각 3.58%, 6.17%, 7.87%, 7.25% 증가했으며 CASE II-C에서 가장 높게 나타난다. 반면에, 이상치의 최솟값은 CASE II-D에서 가장 높은 값을 갖는다. 이는 CASE II-D의 최소 밴드 예비력 확보 조건에 따라 불확실성이 높은 검증 시나리오에서도 위반량과 이에 따른 패널티 비용을 제한할 수 있기 때문이다. 또한 CASE I-A에서 1사분위에서 3사분위 사이의 수익 범위가 가장 넓음을 알 수 있다. 이는 단일단계일 경우, 다중단계 접근법에서처럼 재귀적으로 결정을 수정할 수 없기 때문에 개별 검증 시나리오에 대한 최적값의 적합성이 낮기 때문이다.

표 5-3는 각 케이스에서 검증 시나리오를 통해 얻은 수익의 기댓값 및 수익을 구성하는 요소들의 기댓값을 정리하였다. 먼저 기대 수익은 CASE II-C, CASE II-D, CASE II-B, CASE II-A 및 CASE I-A 순이며 각각의 값은 \$214,162, \$212,696, \$211,263, \$208,317 및 \$194,845 이다. 대조군인 CASE I-A에서의 기대 수익을 기준으로 증가율은 각각 9.91%, 9.16%, 8.43%, 6.91%로 계산된다. 따라서

추계학적 방법론에서 단일단계에 비해 다중단계 접근법을 적용했을 때 판매사업자의 기대 수익이 높다는 것을 확인하였다. 또한 CASE II-D는 CASE II-C와 비교했을 때 예비력 밴드를 더 많이 확보해야 하기 때문에 예비력 밴드의 매입 비용은 증가하였지만, 상기의 그림 5-9에서 확인하였듯이 이상치의 최솟값을 6.35% 더 높여 재무적인 위험을 줄일 수 있다는 장점이 있다. 마지막으로 CASE II-A에 비해 단계가 세밀한 CASE II-B, CASE II-C에서 기대 수익이 더 높아짐을 확인하였다. 정리하자면, 판매사업자는 수익의 기댓값을 높이기 위해서 다중단계 추계학적 방법론을 활용하고, 피크 요금제 운영의 단계를 위반량의 정산 단위와 동일하도록 세분화시켜 실시간 운영해야 한다.

표 5-3 케이스 별 기대수익 구성 요소

	수익 [\$]	판매 수입 [\$]	비용 [\$]		
			에너지 매입	예비력 밴드 매입	패널티
CASE I-A	194,845	270,746	33,978	15,183	26,740
CASE II-A	208,317	272,903	33,970	15,192	15,424
CASE II-B	211,263	273,298	33,876	14,799	13,360
CASE II-C	214,162	273,733	33,745	14,559	11,271
CASE II-D	212,696	271,161	33,338	14,650	10,477

5.2.3 위반량

판매사업자가 위반량을 발생시킬 경우 부과되는 패널티 가격은 에너지 가격의 20배 이상으로, 패널티 비용은 판매사업자의 수익에 미치는 영향이 크다. 따라서 각 케이스에서의 위반량 최소화 전략을 비교하였다. 먼저 그림 5-10에서 1,000개의 검증 시나리오에 대해

전체 단계의 위반량을 합해 박스 플롯으로 나타냈다. 위반량의 중앙값은 각각 10.93MW, 6.74MW, 5.76MW, 4.75MW 및 4.30MW이며, CASE II-D에서 가장 낮다. 또한 각 케이스에서 이상치의 최댓값은 15.41MW, 14.60MW, 17.51MW, 20.42MW 및 13.71MW이다. 즉, 이상치의 최댓값 또한 CASE II-D에서 가장 낮은 값을 갖는다. 이는 CASE II-D의 최소 예비력 밴드 확보 제약 조건으로 인하여 불균형량이 크지 않을 것으로 기대되는 단계에서도 일정 수준의 예비력 밴드를 결정론적으로 확보하여 불확실성이 높은 검증 시나리오에서도 재무적 위험을 제한하였기 때문이다.

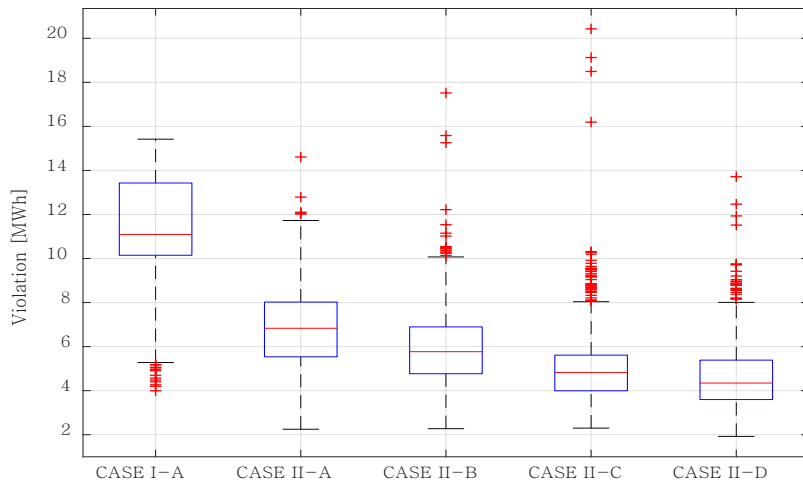


그림 5-10 위반량 boxplot

다음으로, 각 케이스 별로 전체 단계에서 예비력 밴드 매입량을 더하고, 1,000개의 검증 시나리오에서 위반횟수 및 위반량의 평균값을 계산하여 표 5-4에 정리하였다.

표 5-4 예비력 밴드 총 매입량 및 위반횟수와 위반량의 평균값

	CASE I-A	CASE II-A	CASE II-B	CASE II-C	CASE II-D
예비력 밴드 매입량 [MW]	1,041	1,042	1,026	997	1,022
위반횟수	39.366	33.529	32.821	31.020	27.746
위반량 [MWh]	11.249	6.860	5.897	5.009	4.651

판매사업자의 예비력 밴드 총 매입량은 CASE II-A, CASE I-A, CASE II-B, CASE II-D 및 CASE II-C 순이다. 하지만 위반횟수와 위반량은 CASE I-A, CASE II-A, CASE II-B, CASE II-C 및 CASE II-D 순이다. CASE I-A와 CASE II-A는 예비력 밴드 매입량이 거의 동일함에도 불구하고, 위반횟수와 위반량은 CASE II-A가 CASE I-A보다 각각 14.83%, 39.02% 더 작다. 또한 방법론 II에서는 A, B, C 순으로 예비력 밴드를 더 적게 구매했음에도 동일 순서대로 위반횟수 및 위반량이 더 낮게 나타난다. 마지막으로 CASE II-C과 CASE II-D의 비교를 통해 위반횟수 및 위반량이 각각 10.55%, 7.15% 감소함을 확인하였다. 정리하자면 다중단계 추계학적 방법론이 단일단계 추계학적 방법론보다 효율적으로 위반량을 줄일 수 있으며, 단계의 단위는 실시간 시장의 정산 단위를 반영하여 세분화시켜야 한다는 것을 알 수 있다. 또한 최소 예비력 밴드 확보 제약 조건은 위반량의 최댓값 뿐 아니라 위반횟수 및 위반량의 감소에 효과를 보인다.

상기의 그림 및 표는 각 단계에서의 위반량을 분석하기에는 한계가 있다. 따라서 케이스 별 각 단계의 위반량과 피크 이벤트의 발령 효과를 검증하기 위해, 1,000개의 검증 시나리오 중 v1,000에서 모든 단계의 불균형량, 밴드 매입량 및 피크 이벤트를 그림 5-11에 표시하였으며,

피크 이벤트 발령 스케줄은 표 5-5에 정리하였다. 그림 5-11과 같이 피크 이벤트가 발령되기 이전의 불균형량은 모든 케이스의 검증 시나리오에서 동일하다. 먼저 CASE I-A와 CASE II-A를 비교하면 피크 이벤트가 동일한 1시간 단계로 발령됨에도 불구하고 CASE I-A에 비해 CASE II-A에서 발령시점이 분산됨을 확인할 수 있다. 즉, 불균형량이 예비력 밴드를 벗어나는 57-60 및 153-156 단계에서 피크 이벤트가 적절하게 발령되어 위반량을 감소시키는 경향을 보인다. 또한 CASE II-A에 비해 CASE II-B 및 CASE II-C에서는 피크 이벤트가 발령되는 단계의 세밀도가 높아진다. 예를 들어, CASE II-A와 CASE II-C를 비교하면, 피크 이벤트 발령 시점이 불균형량이 예비력 밴드를 벗어나는 151, 174, 269, 340, 369, 465, 515, 533 591 및 654 단계로 조정된다. CASE II-D에서는 최소 예비력 밴드 조건으로 인해 다른 케이스와는 달리 34 단계와 222 단계에서 불균형량이 예비력 밴드의 범위를 준수하는 것을 확인할 수 있다.

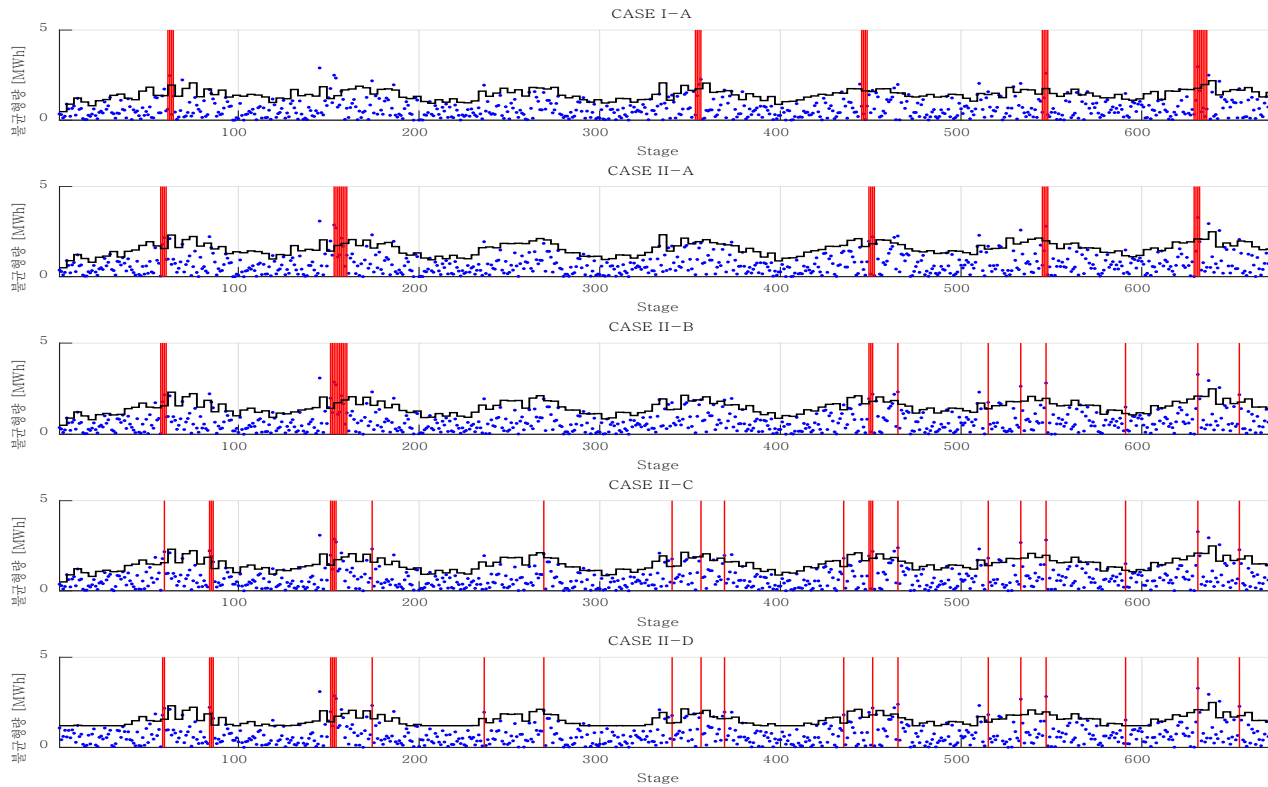


그림 5-11 불균형량과 v1,000에서의 밴드 매입량 및 피크 이벤트 발령 시점

표 5-5 v1,000에서의 피크 이벤트 스케줄

피크 이벤트 스케줄	
CASE I-A	165, 166, 167, 168, 261, 262, 263, 264, 441, 442, 443, 444, 445, 446, 447, 448, 629, 630, 631, 632, 633, 634, 635, 636
CASE II-A	57, 58, 59, 60, 153, 154, 155, 156, 157, 158, 159, 160, 449, 450, 451, 452, 545, 546, 547, 548, 629, 630, 631, 632
CASE II-B	57, 58, 59, 60, 151, 152, 153, 154, 155, 156, 157, 158, 159, 160, 449, 450, 451, 465, 515, 533, 547, 591, 631, 654
CASE II-C	59, 84, 85, 86, 151, 152, 153, 154, 174, 269, 340, 356, 369, 435, 449, 450, 451, 465, 515, 533, 547, 591, 631, 654
CASE II-D	58, 59, 84, 85, 86, 151, 152, 153, 154, 174, 236, 269, 340, 356, 369, 435, 451, 465, 515, 533, 547, 591, 631, 654

마지막으로 각 케이스에서 피크 이벤트가 발령되어 최종적으로 계산된 위반량을 1,000개의 검증 시나리오에 대해 모두 나타나면 그림 5-12와 같다. 피크 이벤트가 발령되기 이전의 불균형량은 모든 케이스의 검증 시나리오에서 동일하지만 피크 이벤트 스케줄은 각 검증 시나리오에 따라 상이할 수 있으므로, 위반량 또한 케이스 별로 다르게 나타난다.

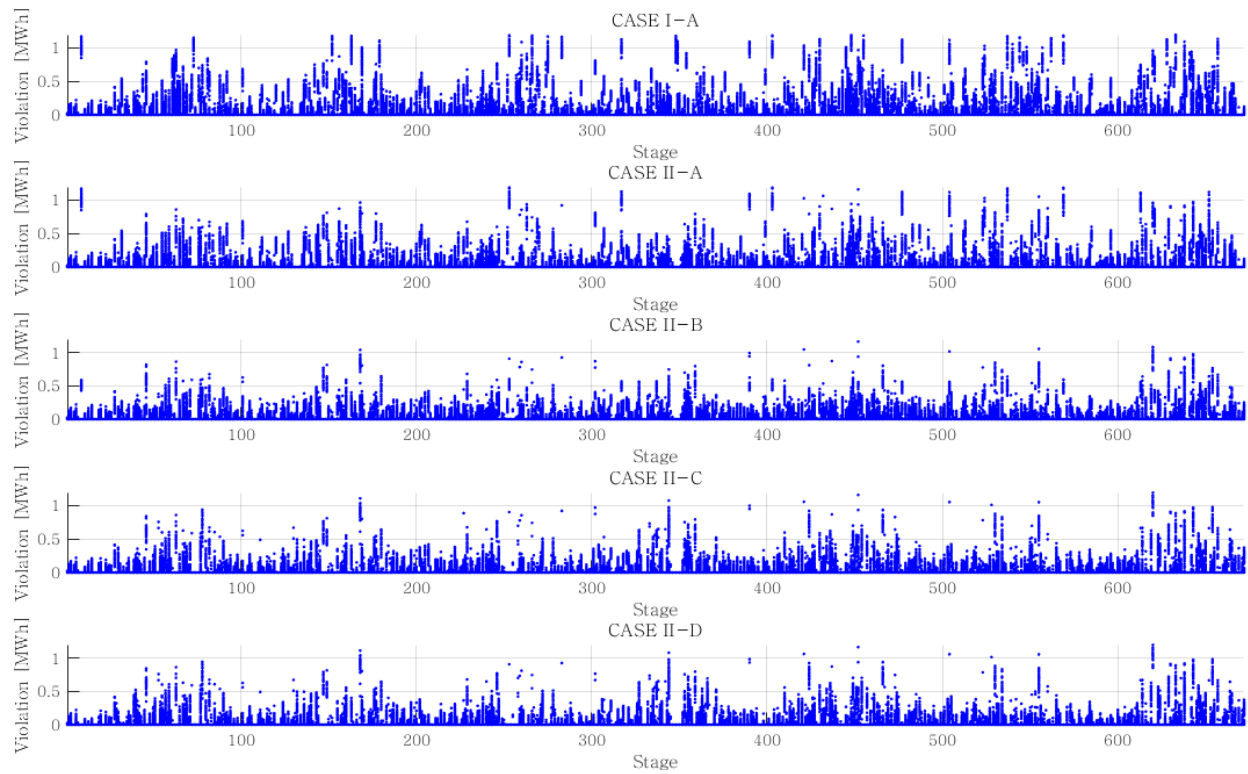


그림 5-12 검증 시나리오에서의 위반량: CASE I-A - CASE II-D

5.2.4 민감도 분석

5.2.4에서는 CASE II-B를 기준으로 critical peak 요율, 패널티 가격 및 피크 이벤트 사이 최소 발령금지 시간의 주요 세 가지 매개변수(parameter)를 변화시켜 각각의 매개변수가 판매사업자의 수익에 미치는 영향을 관찰하였다.

- Critical peak 요율

피크 요금제 내의 critical peak 요율에 대한 판매사업자의 수익 민감도 분석을 위해 계수 c_1 를 도입하였다. U.S. Energy Information Administration(EIA)에서 실제 사용되고 있는 피크 요금제의 데이터를 수집해 정리한 바에 따르면 피크 요금제의 critical peak 요율은 해당 시간대 요율의 3-10배일 수 있다 [69]. 따라서 CASE II-B에서의 base 요율인 180 \$/MWh를 기준으로 critical peak 요율을 3-10배씩 변경하기 위해 c_1 의 값을 3-10 범위에서 1씩 증가시키면서 1,000개의 검증 시나리오에 대해 수익의 기대값을 그림 5-13에 도시하였다.

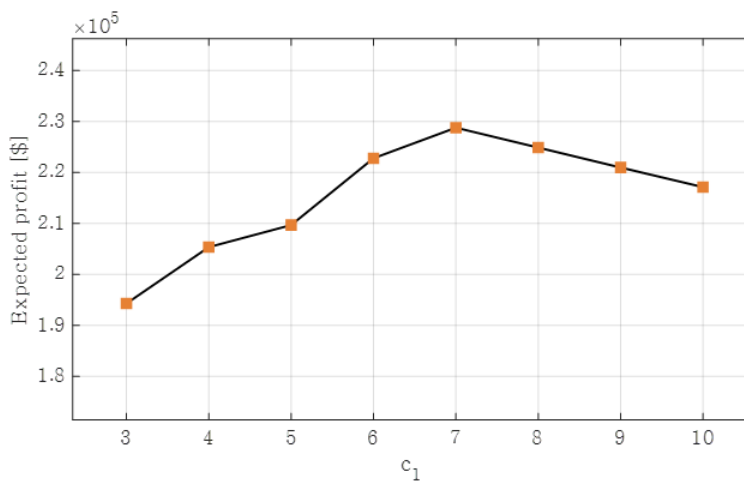


그림 5-13 c_1 에 따른 기대수익의 변화

수익의 기대값은 각각 \$194,213, \$205,358, \$209,688, \$222,794, \$228,790, \$224,885 \$220,975 및 \$217,131 이다. 그래프의 기울기는 critical peak 요율에 대한 판매사업자 수익의 민감도를 의미하며, c_1 이 7인 시점을 기준으로 기울기가 양에서 음으로 변화한다. 이는 critical peak 요율이 수식 (4-7)처럼 수요의 감축량에도 영향을 미치기 때문이다. 즉, 기본 요율이 일정할 때 critical peak 요율이 높아지면 일반 수요도 이에 비례하여 감축량이 증가하므로, critical peak 요율을 적용받는 수요도 감소하게 되며 이에 따라서 critical peak 요율의 증가로 얻는 수익의 증가분보다 수요 감축량의 증가로 인한 수익의 감소분이 더 커지기 때문이다. 표 5-6에 검증 시나리오에서의 수요 감축량의 기댓값을 나타냈으며, critical peak 요율이 증가함에 따라 총 수요 감축량 또한 증가함을 알 수 있다.

표 5-6 c_1 에 따른 수요 감축량의 기댓값 변화

c_1	3	4	5	6	7	8	9	10
수요 감축량의 평균값 [MWh]	19.04	28.75	38.36	48.43	58.34	68.15	78.09	88.43

- 패널티 가격

패널티 가격에 대한 판매사업자의 수익 민감도 분석을 위해 계수 c_2 를 도입하였다. CASE II-B에서의 9,000 \$/MWh를 기준으로 패널티 가격을 20%씩 변경하기 위해 c_2 의 값을 0.6-2.0 범위에서 0.2씩 증가시키면서 1,000개의 검증 시나리오에 대해 수익의 기대값을 그림 5-14에 나타냈다.

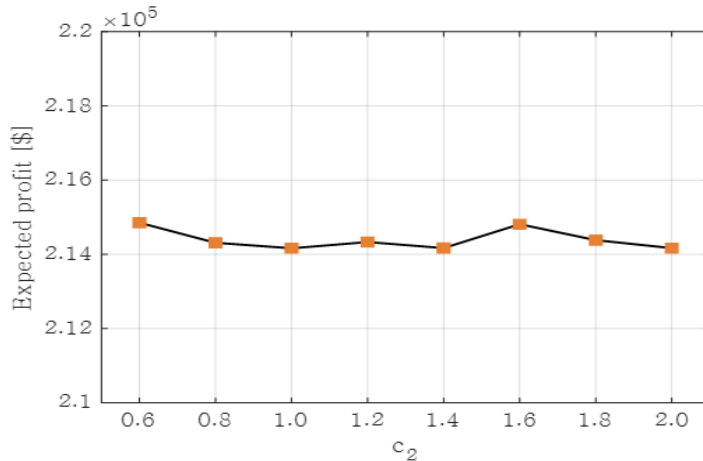


그림 5-14 c_2 에 따른 기대수익의 변화

표 5-7 c_2 에 따른 예비력 밴드 매입량과 위반량 및 패널티 비용의 기댓값 변화

c_2	0.6	0.8	1.0	1.2
예비력 밴드 매입량 [MW]	966	984	997	1,008
위반량 [MWh]	8.18	6.22	5.01	3.98
패널티 비용 [\$]	11,049	11,202	11,271	10,751
c_2	1.4	1.6	1.8	2.0
예비력 밴드 매입량 [MW]	1,016	1,024	1,031	1,036
위반량 [MWh]	3.34	2.81	2.32	2.09
패널티 비용 [\$]	10,509	10,123	9,411	9,421

수익의 기댓값은 각각 \$214,850, \$214,310, \$214,162, \$214,330, \$214,168, \$214,381 및 \$214,166 이다. 그래프의 기울기는 패널티 가격에 대한 판매사업자 수익의 민감도를 의미하며, 각 구간에서 기울기의 차이가 크지 않다. 각 구간에서 기대수익의 변동율은 각각 -0.25%, -0.07%, 0.08%, -0.07%, 0.29%, -0.18% 및 -0.09%로

계산된다. 판매사업자의 수익이 패널티 가격에 민감도가 낮은 이유는 표 5-7에서 확인할 수 있듯이 패널티 가격이 증가함에 따라 판매사업자가 예비력 밴드를 더 많이 확보하며 그 효과로 위반량이 감소하기 때문이다. 예를 들어, 패널티 가격이 100% 증가할 경우, 위반량이 58.28% 감소한다. 즉, 패널티 가격이 증가하더라도 판매사업자는 불균형량이 매입한 예비력 밴드를 벗어나지 않도록 예비력 밴드를 확보하고 위반량을 줄여 총 패널티 비용을 일정 수준으로 유지시킨다.

- 피크 이벤트 사이 최소 발령금지 시간

피크 요금제 내의 S_{CPP} 에 대한 판매사업자의 수익 민감도 분석을 수행하였다. CASE II-B에서의 3시간을 기준으로 S_{CPP} 를 1시간-8시간 범위에서 1시간씩 증가시키면서 1,000개의 검증 시나리오에 대해 수익의 기대값을 그림 5-15에 도시하였다. S_{CPP} 가 1시간보다 짧은 경우는 고객의 효용을 고려하지 않는 극단적인 경우이므로, 분석 대상에서 제외하였다.

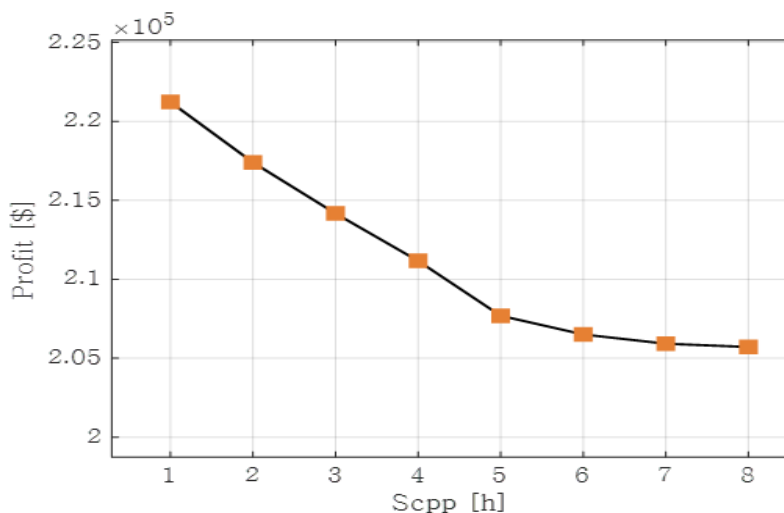


그림 5-15 S_{CPP} 에 따른 기대수익 변화

수익의 기대값은 각각 \$ 221,223, \$ 217,394, \$ 214,162, \$ 211,159, \$ 207,686, \$206,503, \$205,915 및 \$205,709 이다. 그래프의 기울기는 S_{CPP} 에 대한 판매사업자 수익의 민감도를 의미하며, S_{CPP} 가 증가할수록 피크 이벤트 발령에의 제약이 강화되므로 수익이 감소한다. S_{CPP} 를 더 증가시킬 경우, 기대수익은 지속적으로 감소할 것으로 유추할 수 있다.

표 5-8 S_{CPP} 에 따른 v1에서의 피크 이벤트 스케줄

S_{CPP} [h]	피크 이벤트 스케줄
1	54, 59, 85, 86, 145, 151, 152, 153, 154, 174, 269, 340, 368, 369, 435, 451, 465, (510, 515), 533, 547, 631, 637, 643
2	41, 55, 67, 101, 130, 140, 168, 169, 185, 266, 302, 333, (355, 364), 390, 426, 452, 463, (464, 473), 553, 616, 630, 648
3	52, 67, 101, (130, 144), 168, 169, 185, 200, 266, 302, 333, 355, 373, 390, 426, 452, 453, 454, 455, 473, 553, (616, 630)
4	67, 101, 130, 168, 169, 189, 266, 302, 333, 355, 390, 426, 452, 453, 454, (455, 473), 511, 553, 554, 555, 556, 616, 638
5	67, 101, 144, 168, 169, 200, 265, 266, 267, 302, 333, 355, 390, 426, (452, 473), 551, 552, 553, 554, 555, 556, 616, 638
6	67, 101, 140, 168, 169, 200, 265, 266, 302, 355, 390, (426, 452), 453, 454, 455, 456, 552, 553, 554, 555, 556, 638, 671
7	67, 101, 168, 169, 200, 265, 266, 267, 302, 355, (390, 420), 452, 453, 454, 455, 456, 551, 552, 553, 554, 555, 556, 638
8	(67, 101), 168, 169, 265, 266, 267, (268, 302), 355, 390, 452, 453, 454, 455, 456, 511, 551, 552, 553, 554, 555, 556, 638

S_{CPP} 가 증가함에 따라 각 검증 시나리오에서의 최적 피크 이벤트 스케줄이 조정되며, 그 중 v1 시나리오에서의 피크 이벤트 스케줄을 표

5-8에 나타내었다. S_{CPP} 에 따라 달라지는 피크 이벤트 사이의 발령 간격 중, 가장 짧은 간격을 소괄호로 묶어 표현하였다. 예를 들어 S_{CPP} 가 1일 경우, 최소 발령 간격은 510 단계와 515 단계 사이의 4 단계 즉, 1시간으로 제약조건을 준수함을 확인할 수 있다. 이와 같이 S_{CPP} 값에 따라 각각의 최소 발령 간격을 단계로 나타내면 4, 8, 13, 17, 20, 26, 30 및 32 단계로 모든 경우 제약조건을 만족함을 알 수 있다.

제 6 장 결론

본 논문에서는 신재생 자원의 출력과 전력 수요의 불확실성 요소를 고려하여 다중단계 추계학적 방법론을 적용한 판매사업자의 피크 요금제 운영 방안을 제안하였다. 기존 대다수의 선행연구에서는 판매사업자의 소매단 문제를 전일 시장에서의 결정론적 방법 혹은 단일단계 추계학적 방법론을 사용하여 최적 전략을 결정하였다. 이러한 접근방법은 전력 시스템의 불확실성을 고려할 수 있지만, 각 단계에서 획득하는 정보를 기반으로 재귀적으로 지난 결정에 대한 시정 조취를 취할 수 없다. 따라서 이러한 한계를 극복하기 위해 본 논문에서는 판매사업자의 피크 요금제 운영 방안을 다중단계 추계학적 프로그래밍으로 새롭게 정식화하였으며, 비선형성으로 인한 계산의 복잡도를 줄이기 위해 big-M 방법과 같은 선형 근사 기법을 구현하여 목적함수를 선형으로 변환하였다. 대상 시장으로는 판매사업자가 발생시키는 불균형량의 수급균형 비용이 비용 유발자 원칙으로 분배되는 PXFC 시장을 도입하고, 기존 도매시장에 비해 PXFC 시장이 판매사업자에게 불균형량을 줄이기 위한 유인을 제공한다는 것을 보였다.

사례연구에서는 다중단계 추계학 프로그래밍을 적용한 피크 요금제 운영의 효과를 검증하기 위해, 단일단계 추계학적 접근법을 통한 운영 결과와 비교 분석하였다. 또한, 다중단계 방법론에서도 단계의 세분성과 결정론적 방법론과의 결합 유무에 따라 네 가지의 케이스를 제시하여, 각 케이스의 효과를 비교하였다. 판매사업자의 기대수익은 단일단계 추계학적 방법론에서보다 다중단계 추계학적 방법론 활용 시 또한 피크 요금제 운영의 단계를 세분화시킬수록 높았으며, 피크 요금제 운영의 단계를 세분화시켜 효율적으로 위반량을 줄일 수 있음을 확인하였다. 결정론적 방법론을 결합한 하이브리드 케이스에서는 위반량의 최댓값을

제한하여 재무적인 위험이 높은 경우에서도 일정 수익을 보장할 수 있음을 보였다. 즉, 수익의 기댓값이 낮아지더라도 수익의 최솟값을 보장하고자 하는 위험 기피자(risk-aversion) 성향의 판매사업자는 하이브리드 케이스(CASE II-D) 에서의 전략을 택할 것이며, 위험 중립자(risk-neutral) 성향의 판매사업자는 결정론적 방법론을 제외한 기존 케이스(CASE II-A, CASE II-B, CASE II-C) 에서의 전략을 택할 것이다. 마지막으로 민감도 분석을 통해 세 가지 주요 매개변수가 판매사업자의 수익 변동에 미치는 영향을 분석하였다. 먼저, critical peak 요율이 증가함에 따라 판매사업자의 수익도 증가하였지만 수요의 감축량 또한 증가하기 때문에 수익의 증가율은 점차 감소함을 확인하였다. 다음으로 패널티 가격이 증가하더라도 판매사업자의 수익은 일정 수준으로 유지되었는데 이는 판매사업자가 예비력 밴드의 확보량을 늘림으로써 위반량을 줄이기 때문이다. 마지막으로, 피크 이벤트 간 최소 발령금지 시간이 증가할수록 피크 이벤트 발령에의 제약이 강화되므로 수익이 감소함을 확인하였다.

본 연구는 수급균형 비용 측면에서 PXFC 시장 도입에의 시사점을 제시하고 특정 시장 참여자인 판매사업자의 전략에 관한 연구를 진행하였지만, PXFC 시장 구조 설계를 위한 종합적인 고려는 포함하지 못했다는 점에서 한계점을 갖는다. 또한, 단계를 세분화시켜 피크 이벤트 신호의 발령을 실시간에 가깝게 운영할 경우 기술적인 부분은 만족한다고 가정하였고, 시스템 구축 비용 등의 투자비 측면은 고려하지 않았다는 점에서 한계점을 갖는다.

참고 문헌

- [1] F. P. Sioshansi, "Competitive Electricity Markets: Questions Remain about Design, Implementation, Performance," *The Electricity Journal*, vol. 21, no. 2, pp. 74–87, 2008.
- [2] P. L. Joskow, "Lessons Learned from Electricity Market Liberalization," *The Energy Journal*, vol. 29, pp. 9–42, 2008.
- [3] D. S. Kirschen and G. Strbac, *Fundamentals of Power System Economics*, 2nd Edition, WILEY, 2018.
- [4] KAPSARC, "Transitioning to Liberalized Energy Markets," KAPSARC, Riyadh, 2017.
- [5] I. Staffell and S. Pfenninger, "The increasing impact of weather on electricity supply and demand," *Energy*, vol. 145, pp. 65–78, 2018.
- [6] A. Akrami, M. Doostizadeh and F. Aminifar, "Power system flexibility: an overview of emergence to evolution," *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 7, no. 5, pp. 987–1007, 2019.
- [7] S. Nojavan and K. Zare, "Optimal energy pricing for consumers by electricity retailer," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 102, pp. 401–412, 2018.
- [8] S. Nojavan, "Interval optimization based performance of photovoltaic/wind/FC/electrolyzer/electric vehicles in energy price determination for customers by electricity retailer," *Solar Energy*, vol. 171, pp. 580–592, 2018.
- [9] M. Khojasteh and S. Jadid, "Decision-making framework for supplying electricity from distributed generation-owning retailers to price-sensitive customers," *Utilities Policy*, vol. 37, pp. 1–12, 2015.
- [10] M. Khojasteh and S. Jadid, "Reliability-constraint energy acquisition strategy for electricity retailers," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 101, pp. 223–233, 2018.
- [11] M. Charwanda and Z. Moshavash, "Midterm decision-making framework for an electricity retailer based on Information Gap Decision Theory," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 63, pp. 185–195, 2014.
- [12] A. R. Hatami, H. Seifi and M. K. Sheikh-El-Eslami, "Optimal selling price and energy procurement strategies for a retailer in an electricity market," *Electric Power Systems Research*,

- vol. 79, no. 1, pp. 246–254, 2009.
- [13] S.-J. Deng and L. Xu, "Mean-risk efficient portfolio analysis of demand response and supply resources," *Energy*, vol. 34, no. 10, pp. 1523–1529, 2009.
- [14] A. Hatami, H. Seifi and M. K. Sheikh-El-Eslami, "A stochastic-based decision-making framework for an electricity retailer: time-of-use pricing and electricity portfolio optimization," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, no. 4, pp. 1808–1816, 2011.
- [15] R. García-Bertrand, "Sale prices setting tool for retailers," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, no. 4, pp. 2028–2035, 2013.
- [16] P. Tarasak, "Optimal real-time pricing under load uncertainty based on utility maximization for smart grid," in *2011 IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, Brussels, 2011.
- [17] J.-Y. Joo, S.-H. Ahn, Y. T. Yoon and J.-W. Choi, "Option Valuation Applied to Implementing Demand Response via Critical Peak Pricing," in *2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting*, Tampa, 2007.
- [18] S.C. Park, *Designing Rule for the Critical Peak Pricing Parameters Considering Price-Responsiveness of Customers*, Ph.D. Thesis, Seoul: Seoul National University, 2016.
- [19] International Energy Agency, "Re-Powering markets," International Energy Agency, Paris, 2016.
- [20] J. Kettunen, A. Salo and D. W. Bunn, "Optimization of electricity retailer's contract portfolio subject to risk preferences," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 25, no. 1, pp. 117–128, 2010.
- [21] M. Carrion, A. J. Conejo and J. M. Arroyo, "Forward contracting and selling price determination for a retailer," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 22, no. 4, pp. 2105–2114, 2007.
- [22] R. A. d. Veen and R. A. Hakvoort, "The electricity balancing market: Exploring the design challenge," *Utilities Policy*, vol. 43, no. B, pp. 186–194, 2016.
- [23] Smart Energy Europe, "The smartEn Map European Balancing Markets Edition – 2018," Smart Energy Europe, Brussels, 2018.
- [24] European Union, "COMMISSION REGULATION (EU)

- 2017/2195 of 23 November 2017 establishing a guideline on electricity balancing," *Official Journal of the European Union* , pp. 6–53, 28 11 2017.
- [25] M. Ilic, P. Skantze, C. Yu, L. Fink and J. Cardell, "Power Exchange for Frequency Control (PXFC)," in *IEEE Power Engineering Society. 1999 Winter Meeting*, New York, 1999.
- [26] S. Y. Lee, "Determining the Optimal Reserve Capacity of a Microgrid Based on the Probabilistic Analysis of Grid–connection in Market Environment." Ph.D. dissertation, Dept. of Electr. and Comput. Eng., Seoul National Univ. Seoul, 2017.
- [27] S. W. Kim, *A Devolved Scheme of Active Distribution System Operators for Utilizing Flexibility Options under Market Environment, Ph.D. Thesis*, Seoul: Seoul National University, 2018.
- [28] Y. H. Song, *Day-ahead Imbalance Band Market Operation of Transmission System Operator Considering Devolution of Balancing Responsibility, Ph.D. Thesis*, Seoul: Seoul National University, 2019.
- [29] S. C. Park, Y. G. Jin and Y. T. Yoon, "Designing a Profit–Maximizing Critical Peak Pricing Scheme Considering the Payback Phenomenon," *Energies*, vol. 8, no. 10, pp. 11363–11379, 2015.
- [30] W. Chen, X. Wang, J. Petersen, R. Tyagi and J. Black, "Optimal Scheduling of Demand Response Events for Electric Utilities," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, no. 4, pp. 2309–2319, 2013.
- [31] X. Zhang, "Optimal Scheduling of Critical Peak Pricing Considering Wind Commitment," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 5, no. 2, pp. 637–645, 2014.
- [32] Pöyry, "15 MINUTES IMBALANCE SETTLEMENT PERIOD – MARKET IMPACTS OF LATE IMPLEMENTATION Final report," , 2018.
- [33] M. Shafie–khah and J. P. S. Catalão, "A Stochastic Multi–Layer Agent–Based Model to Study Electricity Market Participants Behavior," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, no. 2, pp. 867–881, 2015.
- [34] H. Golmohamadi, R. Keypour, A. Hassanpour and M. Davoudi, "Optimization of green energy portfolio in retail market using stochastic programming," in *2015 North American Power Symposium (NAPS)*, Charlotte, 2015.
- [35] M. Carrion, J. M. Arroyo and A. J. Conejo, "A bilevel stochastic

- programming approach for retailer futures market trading," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, no. 3, pp. 1446–1456, 2009.
- [36] D. T. Nguyen and L. B. Le, "Optimal Bidding Strategy for Microgrids Considering Renewable Energy and Building Thermal Dynamics," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 4, pp. 1608–1620, 2014.
- [37] M. Nazari and A. A. Foroud, "Optimal strategy planning for a retailer considering medium and short-term decisions," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 45, no. 1, pp. 107–116, 2013.
- [38] R. Herranz, A. M. S. Roque, J. Villar and F. A. Campos, "Optimal Demand-Side Bidding Strategies in Electricity Spot Markets," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 27, no. 3, pp. 1204–1213, 2012.
- [39] S. Nojavan, B. Mohammadi-Ivatloo and K. Zare, "Optimal bidding strategy of electricity retailers using robust optimisation approach considering time-of-use rate demand response programs under market price uncertainties," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 9, no. 4, pp. 328–338, 2015.
- [40] H. Golmohamadi and R. Keypour, "Application of Robust Optimization Approach to Determine Optimal Retail Electricity Price in Presence of Intermittent and Conventional Distributed Generation Considering Demand Response," *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, vol. 28, no. 5, pp. 664–678, 2017.
- [41] M. Kazemi, H. Zareipour, M. Ehsan and W. D. Rosehart, "A Robust Linear Approach for Offering Strategy of a Hybrid Electric Energy Company," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 3, pp. 1949–1959, 2017.
- [42] L. Hernández, C. Baladrón, J. M. Aguiar, L. Calavia, B. Carro, A. Sánchez-Esguevillas, D. J. Cook, D. Chinarro and J. Gómez, "A Study of the Relationship between Weather Variables and Electric Power Demand inside a Smart Grid/Smart World Framework," *Sensors*, vol. 12, no. 9, pp. 11571–11591, 2012.
- [43] W.-S. Tan, M. Shaaban and M. Z. A. A. Kadir, "Stochastic generation scheduling with variable renewable generation: methods, applications, and future trends," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 13, no. 9, pp. 1467–1480, 2019.

- [44] Q. P. Zheng, J. Wang and A. L. Liu, "Stochastic Optimization for Unit Commitment—A Review," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, no. 4, pp. 1913–1924, 2015.
- [45] P. Beraldi, F. D. Simone and A. Violi, "Generating scenario trees: A parallel integrated simulation–optimization approach," *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 233, no. 9, pp. 2322–2331, 2010.
- [46] K. Frauendorfer, "Barycentric scenario trees in convex multistage stochastic programming," *Mathematical Programming*, vol. 75, pp. 277–293, 1996.
- [47] N. Grawe–Kuska, H. Heitsch and W. Romisch, "Scenario reduction and scenario tree construction for power management problems," in *2003 IEEE Bologna Power Tech Conference Proceedings*, Bologna, 2003.
- [48] J. Dupačová, G. Consigli and S. W. Wallace, "Scenarios for Multistage Stochastic Programs," *Annals of Operations Research*, vol. 100, pp. 25–53, 2000.
- [49] H. Heitsch and W. Römisch, "Scenario reduction algorithms in stochastic programming," *Computational Optimization and Applications*, vol. 24, pp. 187–206, 2003.
- [50] J. Dupacova, N. Grwe–Kuska and a. W. Rmisch, "Scenario reduction in stochastic programming," *Math. Program*, vol. 95, no. 3, pp. 493–511, 2003.
- [51] M. Pantoš, "Stochastic generation–expansion planning and diversification of energy transmission paths," *Electric Power Systems Research*, vol. 98, pp. 1–10, 2013.
- [52] M. Kaut and S. W. Wallace, "Evaluation of Scenario–Generation Methods for Stochastic Programming," *Stochastic Program*, vol. 3, no. 2, pp. 257–271, 2007.
- [53] M. Vázsonyi, "Overview of scenario tree generation methods, applied in financial and economic decision making," *Periodica Polytechnica Social and Management Sciences*, vol. 14, no. 1, pp. 29–37, 2006.
- [54] D. Arthur and S. Vassilvitskii, "K–Means++: The advantages of," *Proc. Symp. Discrete Algorithms*, pp. 1027–1035, 2007.
- [55] H. Heitsch and W. Römisch, "A note on scenario reduction for two–stage stochastic programs," *Operations Research Letters*, vol. 35, no. 6, pp. 731–738, 2007.
- [56] H. Heitsch and W. Römisch, "Scenario tree modeling for multistage stochastic programs," *Mathematical Programming*,

- vol. 118, pp. 371–406, 2009.
- [57] Z. Li and C. A. Floudas, "Optimal scenario reduction framework based on distance of uncertainty distribution and output performance: I. Single reduction via mixed integer linear optimization," *Computers & Chemical Engineering*, vol. 70, no. 5, pp. 50–66, 2014.
- [58] G. C. Pflug, "Scenario tree generation for multiperiod financial optimization by optimal discretization," *Mathematical Programming*, vol. 89, pp. 251–271, 2001.
- [59] R. Hochreiter and G. Pflug, "Scenario Tree Generation as a Multidimensional Facility Location Problem," Department of Statistics and Decision Support Systems, University of Vienna, Vienna, 2003.
- [60] N. M. M. Razali and A. H. Hashim, "Backward reduction application for minimizing wind power scenarios in stochastic programming," in *2010 4th International Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO)*, Shah Alam, 2010.
- [61] T. W. Bank, "Primer on Demand–Side Management : With an Emphasis on Price–Responsive Programs," The World Bank, 2005.
- [62] H. H. C.–N. Y. William W. Hogan, "Scarcity Pricing in ERCOT," in *FERC Technical Conference*, Washington, DC, 2016.
- [63] PJM, "Energy Market," PJM, [Online]. Available: <https://www.pjm.com/markets-and-operations/energy.aspx> [Accessed 14 5 2020].
- [64] Elia Group, "Solar power generation," Elia Group, [Online]. Available: <https://www.elia.be/en/grid-data/power-generation/solar-pv-power-generation-data> [Accessed 14 5 2020].
- [65] H. M. Ghadikolaei, A. Ahmadi, J. Aghaei and M. Najafi, "Risk constrained self–scheduling of hydro/wind units for short term electricity markets considering intermittency and uncertainty," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, no. 7, pp. 4734–4743, 2012.
- [66] E. Lorenz, J. Hurka, D. Heinemann and H. G. Beyer, "Irradiance Forecasting for the Power Prediction of Grid–Connected Photovoltaic Systems," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 2, no. 1, pp. 2–10, 2009.
- [67] Z. Ziadi, M. Oshiro, T. Senjyu, A. Yona, N. Urasaki, T. Funabashi and C.–H. Kim, "Optimal Voltage Control Using

- Inverters Interfaced With PV Systems Considering Forecast Error in a Distribution System," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 5, no. 2, pp. 682–690, 2014.
- [68] C. Sahin, M. Shahidehpour and I. Erkmén, "Allocation of Hourly Reserve Versus Demand Response for Security–Constrained Scheduling of Stochastic Wind Energy," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 4, no. 1, pp. 219–228, 2013.
- [69] EIA, "Annual Electric Power Industry Report, Form EIA–861 detailed data files", [Online]. Available : <https://www.eia.gov/electricity/data/eia861/> [Accessed 26 5 2020].

Abstract

Optimal Scheduling of Critical Peak Pricing for a Power Retailer Based on the Multi–Stage Stochastic Analysis Under Day–ahead Imbalance Band Market

Hyeyoon Song

School of Electrical Engineering and

Computer Science

The Graduate School

Seoul National University

In this paper, a novel multi–stage stochastic programming (MSSP) model is proposed for a power retailer to schedule critical peak pricing (CPP) considering uncertainties in demand and the generation of photovoltaics. When using deterministic or single–stage stochastic methodology, retailers face difficulties in coping with changes in uncertainty because the optimal values of the entire period are determined once at the time of decision–making. On the other hand, with the multi–stage stochastic model, retailers can revise their decision at each stage recursively based on information updated

gradually over time. In the multi-stage stochastic model, the stochastic process of the random variables can be approximated in the form of a scenario tree structure. In addition, to reduce the computational complexity due to non-linearity, linear techniques, such as the big-M method, are implemented to transform the objective function into a mixed-integer linear programming problem.

For the target market, we adopt a power exchange for frequency control (PXFC) market. Under the typical wholesale market structure, balancing costs are allocated to all market participants in a socialized manner. Within this structure, it is difficult to give appropriate incentives or penalties to market participants, because the contribution of individual market participants to the imbalance is not considered. Conversely, in the PXFC market structure, balancing costs are allocated based on a cost-causality principle. Retailers can thereby receive fair and transparent price signals and play a more active role to reduce the imbalances they cause in the PXFC market compared to the typical wholesale market. In summary, this paper introduces the PXFC market to analyze retailer strategy considering its balancing costs. However, in designing the market structure, it is necessary to take a macroscopic view in terms of maximizing social welfare by reflecting the prediction and interpretation of entire market participants' behavior, rather than considering specific market participants' position. Therefore, it is noted that research on the PXFC market structure design is not included in this thesis.

The effectiveness of the proposed method in terms of expected

profit is analyzed using numerical simulations compared with several case studies. Case studies are divided according to methodology, stage granularity, and whether they are combined with a deterministic approach. The results show that the expected value of profit increased in the multi-stage stochastic model compared with the single-stage stochastic model. Also, the case with finer stage granularity yielded higher expected profit. This is due to the reduction in penalty costs following the distribution of critical events to the stage in which the imbalance violates the reserve band. A hybrid case combined with a deterministic approach could guarantee a profit by restricting the maximum number of violations in high-risk scenarios. Finally, through sensitivity analysis, we analyze the effect of the three main parameters which are critical peak rate, penalty price and minimum interval between successive critical events on the profit change of the retailer.

This study can be used as an analysis of changes in retailer strategy in the liberalized power market structure and also as an efficient and safe methodology for retailer decision-making under an environment of increasing uncertainties in the power system.

Keywords: Multi-stage stochastic programming, scenario tree, critical peak pricing, power exchange for frequency control market

Student Number: 2013-20809