

실시간 수요예측 기법 개발 및 온라인 수요예측 방안 연구

(최종보고서)

Development of Real-Time Load Forecasting Technique
and A Study on On-Line Load Forecasting Scheme

2015. 02.

 **한국전력거래소**
중앙 전력 관제 센터

제 출 문

한국전력거래소 이사장 귀하

본 보고서[과제명: 실시간 수요예측 기법 개발 및 온라인 수요예측 방안 연구]를 연구 과제의 최종보고서로 제출합니다.

2015. 02.

한국전력거래소

연구책임자 : 류 성 호
연 구 원 : 전 경 희
" : 이 금 진
" : 김 완 수
" : 박 해 수

연구수행기관 : 위덕대학교 산학협력단

연구책임자 : 박 정 도
책임연구원 : 송 경 빈
연 구 원 : 임 형 우
" : 강 동 호
" : 윤 종 수
" : 김 민 우
" : 박 성 우
" : 정 현 우
" : 김 경 환
" : 하 성 수
" : 황 정 욱

차 례

요약보고서

제 1 장 서 론	2
제 1 절 실시간 전력수요예측의 필요성	2
제 2 절 과제 추진 개요	5
제 3 절 보고서 구성	8
제 2 장 실시간 수요예측 기법 개발	9
제 1 절 실시간 기상 및 전력수요 데이터 구축	9
1. 실시간 전력수요 데이터	9
2. 실시간 기상 데이터	12
제 2 절 실시간 수요특성 분석	18
1. 전력수요의 특성	18
2. 실시간 기상, 전력수요 정보를 이용한 전력수요 분석	22
3. 기상 이외의 시간별 전력수요 변동의 주요 영향요인	49
제 3 절 PJM의 최신 수요예측 기법 조사	56
1. 단기 전력수요예측 STLF	59
2. 기상 집중 전력수요예측 STLFW	66
3. 유사일 검색을 통한 수요예측 SDLF	66
4. 예측 결합 모듈 FFM	68
5. 초단기 전력수요예측 VSTLF	70
6. 부하 품질검사 및 보정 모듈 AUTOFIX	71
제 4 절 실시간 전력수요예측 알고리즘	73
1. 칼만필터 알고리즘 개요	73
2. 칼만필터 알고리즘 이론	75
3. 칼만필터 알고리즘의 적용 예제	83
4. 칼만필터 알고리즘을 적용한 전력수요예측 동향	87

5. 칼만필터 알고리즘을 적용한 실시간 전력수요예측 기법 개발 ..	91
6. 사례연구	135
7. 실시간 수요예측 모델 프로토타입 개발	155
제 3 장 온라인 수요예측 방안 연구	168
제 1 절 온라인 수요예측 시스템의 필요성	168
1. 전력거래소 EMS 및 기상 데이터 서버 구성	168
2. 온라인 수요예측 시스템의 필요성	175
제 2 절 온라인 수요예측 종합시스템 구축방안	178
1. 온라인 수요예측 종합시스템 구성요소	178
2. 온라인 수요예측 공용 데이터베이스 구축(1단계)	181
3. 수요-기상실적분석 시스템 구축(2단계)	197
4. 수요예측 소프트웨어의 온라인 연계(3단계)	200
5. 온라인 수요예측 종합시스템	203
제 4 장 결 론	205
제 1 절 실시간 수요예측 기법	205
제 2 절 온라인 수요예측 방안	207
제 3 절 활용방안	208
참 고 문 헌	
부 록	

표 차 례

<표 2-1-1> 15분 단위 실시간 전력수요 데이터베이스 테이블 LD_15MIN 정의	11
<표 2-1-2> 1시간 단위 전력수요 데이터베이스 테이블 LD_HOUR 정의	11
<표 2-1-3> 선행연구[2]에서 구축된 시간별 기상 데이터베이스의 테이블	13
<표 2-1-4> 8대도시 15분 기온 데이터베이스 테이블 OB_TEMP_15 정의	15
<표 2-2-1> 전력수요와 기온의 특성	19
<표 2-2-2> 4구간의 구분 기준	20
<표 2-2-3> 상관계수의 해석	23
<표 2-2-4> 기온과 전력수요 실적의 24시간 상관계수	24
<표 2-2-5> 1구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수 ..	26
<표 2-2-6> 2구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수 ..	28
<표 2-2-7> 3구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수 ..	29
<표 2-2-8> 4구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수 ..	31
<표 2-2-9> 1구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	32
<표 2-2-10> 2구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	34
<표 2-2-11> 3구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	35
<표 2-2-12> 4구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	37
<표 2-2-13> 1구간 주말의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	39
<표 2-2-14> 2구간 주말의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	40
<표 2-2-15> 3구간 주말의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	42
<표 2-2-16> 4구간 주말의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	43
<표 2-2-17> Lag1에 대한 평일(화~금)의 기온민감도(%)	46
<표 2-2-18> Lag3에 대한 평일(화~금)의 기온민감도(%)	46
<표 2-2-19> Lag12에 대한 평일(화~금)의 기온민감도(%)	47
<표 2-2-20> 부하변동률을 이용한 선거일 24시간 수요예측 정확도[9]	51
<표 2-4-1> 칼만필터 알고리즘의 장·단점	74
<표 2-4-2> 칼만필터 알고리즘 변수 정리	78
<표 2-4-3> 칼만필터 알고리즘의 추정값과 예측값의 구분	78
<표 2-4-4> 전력수요 측정방정식 구성에 따른 전력수요예측 오차율	95

<표 2-4-5> 칼만필터 알고리즘의 입력데이터 선정 방안	101
<표 2-4-6> 화요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	103
<표 2-4-7> 화요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	104
<표 2-4-8> 수요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	106
<표 2-4-9> 수요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	107
<표 2-4-10> 목요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	108
<표 2-4-11> 목요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	109
<표 2-4-12> 금요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	110
<표 2-4-13> 금요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	111
<표 2-4-14> 토요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	113
<표 2-4-15> 토요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	114
<표 2-4-16> 일요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	115
<표 2-4-17> 일요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	116
<표 2-4-18> 월요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	117
<표 2-4-19> 월요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	118
<표 2-4-20> 칼만필터 알고리즘의 반복횟수에 따른 전력수요예측 오차율 (2013년 10월 23일 00시 00분)	124
<표 2-4-21> 칼만필터 알고리즘의 반복횟수에 따른 전력수요예측 오차율 (2013년 10월 23일 의 15분 단위의 24시간 예측 결과)	125
<표 2-4-22> 칼만필터 알고리즘의 반복횟수에 따른 전력수요예측 오차율 (2013년 10월 19일 00시 00분)	130
<표 2-4-23> 칼만필터 알고리즘의 반복횟수에 따른 전력수요예측 오차율 (2013년 10월 19일의 15분 단위의 24시간 예측 결과)	131
<표 2-4-24> 평일의 월별 최적 Q , R 선정	133
<표 2-4-25> 주말의 월별 최적 Q , R 선정	133
<표 2-4-26> 0시를 예측시점으로 한 24시간 전력수요예측 결과 (평일)	135
<표 2-4-27> 11시를 예측시점으로 한 24시간 전력수요예측 결과 (평일)	136
<표 2-4-28> 0시를 예측시점으로 한 24시간 전력수요예측 결과 (주말)	136
<표 2-4-29> 11시를 예측시점으로 한 24시간 전력수요예측 결과 (주말)	136
<표 2-4-30> 2013년 2월 19일~21일 0시 시점의 예측결과 [%]	138
<표 2-4-31> 2013년 2월 19일~21일 11시 시점의 예측결과 [%]	139
<표 2-4-32> 2013년 6월 18일~20일 0시 시점의 예측결과 [%]	141
<표 2-4-33> 2013년 6월 18일~20일 11시 시점의 예측결과 [%]	142

<표 2-4-34> 2013년 8월 20일~22일 0시 시점의 예측결과 [%]	143
<표 2-4-35> 2013년 8월 20일~22일 11시 시점의 예측결과 [%]	144
<표 2-4-36> 2013년 10월 22일~24일 0시 시점의 예측결과 [%]	145
<표 2-4-37> 2013년 10월 22일~24일 11시 시점의 예측결과 [%]	146
<표 2-4-38> 2013년 6월 15일~17일 0시 시점의 예측결과 [%]	147
<표 2-4-39> 2013년 6월 15일~17일 11시 시점의 예측결과 [%]	148
<표 2-4-40> 2013년 8월 17일~19일 0시 시점의 예측결과 [%]	149
<표 2-4-41> 2013년 8월 17일~19일 11시 시점의 예측결과 [%]	150
<표 2-4-42> 2013년 10월 19일~21일 0시 시점의 예측결과 [%]	151
<표 2-4-43> 2013년 10월 19일~21일 11시 시점의 예측결과 [%]	152
<표 2-4-44> 프로토타입을 위한 전력수요 데이터베이스 형식	157
<표 2-4-45> 프로토타입을 위한 기온 데이터베이스 형식	157
<표 2-4-46> 2013년 예측결과 - 예측시점 00시 00분	166
<표 2-4-47> KSLF 2013년 예측결과 - 예측시점 00시 00분	166
<표 2-4-48> 2013년 예측결과 - 예측시점 04시 00분	167
<표 2-4-49> 2013년 예측결과 - 예측시점 08시 00분	167
<표 2-4-50> 2013년 예측결과 - 예측시점 12시 00분	167
<표 2-4-51> 2013년 예측결과 - 예측시점 16시 00분	167
<표 3-1-1> 기상청 전송 데이터	173
<표 3-1-2> 전력수요예측 데이터의 문제점 및 해결책[2]	176
<표 3-2-1> LD_5MIN 테이블 구성 요소	184
<표 3-2-2> LD_15MIN 테이블/뷰 구성 요소	184
<표 3-2-3> LD_30MIN 테이블/뷰 구성 요소	185
<표 3-2-4> LD_AMR 테이블 구성 요소	185
<표 3-2-5> LD_GEN_DSM, LD_NET, LD_CAP_GEN, LD_CAP_NET, NORTHWARD_POWER_FLOW, GEN_AVAIL 테이블 구성 요소	185
<표 3-2-6> SM_DR_MARKET, DSM_WA, DSM_VA, DSM_SMART_DR, DSM_PSR, DSM_ETC, DSM_FORECAST 테이블 구성 요소	186
<표 3-2-7> LD_GEN_FORECAST, LD_GEN_DSM_FORECAST, LD_GEN_FORECAST_240, LD_GEN_DSM_FORECAST_240, LD_NET_FORECAST_34, CAP_GEN_FORECAST, CAP_NET_FORECAST 테이블 구성 요소	187
<표 3-2-8> LD_GEN_FORECAST_15MIN 테이블 구성 요소	188

<표 3-2-9> LD_GEN_FORECAST_6W, LD_GEN_DSM_FORECAST_6W 테이블 구성요소	188
<표 3-2-10> LD_GEN_FORECAST_104W, LD_GEN_DSM_FORECAST_104W 테이블 구성요소	188
<표 3-2-11> CUR 테이블 구성 요소	189
<표 3-2-12> CUR_SURVEY 테이블 구성 요소	189
<표 3-2-13> WT_TEMP_LUM 테이블 구성 요소	190
<표 3-2-14> WT_TEMP_AVG_30YEAR 테이블 구성 요소	190
<표 3-2-15> 시간별 8대도시 기상실적 (WT_DI/HM/RN/SI/SS/ST/TA/TD/WD/WS) 테이블 구성 요소	190
<표 3-2-16> WT_WEIGHT 테이블 구성 요소	191
<표 3-2-17> WT_FORECAST_3HOURS 테이블 구성 요소	191
<표 3-2-18> WT_FORECAST_DAY 테이블 구성 요소	191
<표 3-2-19> WT_FORECAST_10DAYS 테이블 구성 요소	192
<표 3-2-20> WT_FORECAST_MONTH 테이블 구성 요소	192
<표 3-2-21> WT_FORECAST_3MONTHS 테이블 구성 요소	192
<표 3-2-22> WT_FORECAST_3MONTHS 테이블 구성 요소	193
<표 3-2-23> GDP_QUARTER 테이블 구성 요소	193
<표 3-2-24> GDP_FORECAST_YEAR 테이블 구성 요소	193
<표 3-2-25> DAY_INFO 테이블 구성 요소	193
<표 3-2-26> SPECIAL_DAY 테이블 구성 요소	194
<표 3-2-27> SPECIAL_DAY_CODE 테이블 구성 요소	194
<표 3-2-28> 데이터베이스 구성 및 연계 기준표	194
<표 3-2-29> 수요-기상실적분석시스템 세부 기능 정의	198
<표 3-2-30> 단계별 온라인 수요예측 시스템 구축 방안	204

그 립 차 례

<그림 1-1-1> 실시간 수요예측의 필요성	3
<그림 1-1-2> 연구 추진 체계	5
<그림 2-1-1> 실시간 전력수요 데이터베이스 구축 소프트웨어	10
<그림 2-1-2> 기상청의 3시간 단위 예보[1]	12
<그림 2-2-1> 2012년의 일일 최대 전력수요와 최고 기온과의 관계	18
<그림 2-2-2> 일일 전력수요의 주별 주기성	20
<그림 2-2-3> 기온과 전력수요 실적의 구간별 24시간 상관관계	25
<그림 2-2-4> 1구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	27
<그림 2-2-5> 2구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	29
<그림 2-2-6> 3구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	30
<그림 2-2-7> 4구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	32
<그림 2-2-8> 1구간 월요일 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	33
<그림 2-2-9> 2구간 월요일 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	35
<그림 2-2-10> 3구간 월요일 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	36
<그림 2-2-11> 4구간 월요일 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	38
<그림 2-2-12> 1구간 주말 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	40
<그림 2-2-13> 2구간 주말 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	41
<그림 2-2-14> 3구간 주말 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	43
<그림 2-2-15> 4구간 주말 전력수요와 기온의 시차별 상관계수	44
<그림 2-2-16> 2009년 1월의 일별 최대 전력수요와 최고 기온과의 관계[6]	48
<그림 2-2-17> 주간전력수요[9]	49
<그림 2-2-18> 특수일의 24시간 전력수요[9]	50
<그림 2-2-19> 전국동시지방선거일의 전력수요 변동률	52
<그림 2-2-20> 국회의원선거일의 전력수요 변동률	52
<그림 2-2-21> 대통령선거일의 전력수요 변동률	53
<그림 2-2-22> 2002년 월드컵 8강전과 4강전 진행시간의 전력수요 변동률	53
<그림 2-2-23> 1996년부터 2000년까지의 최대 전력수요	54
<그림 2-2-24> 2006년부터 2010년까지의 최대 전력수요	54
<그림 2-2-25> 1996년부터 2000년까지 5월의 24시간 전력수요 패턴	55
<그림 2-2-26> 2006년부터 2010년까지 5월의 24시간 전력수요 패턴	55

<그림 2-3-1> 미국 동부 커넥션과 PJM의 영역[10]	56
<그림 2-3-2> PJM 시간단위 전력수요예측의 자동화 기능 및 절차	59
<그림 2-3-3> 3입력, 3숨김, 2출력 노드의 피드-포워드 인공신경망	61
<그림 2-3-4> 뉴런의 구성	62
<그림 2-3-5> PJM의 유사일 검색 프로그램 화면	67
<그림 2-3-6> PJM의 Zone Report 프로그램 화면	68
<그림 2-3-7> PJM의 수요예측 그래픽 사용자 인터페이스 LFD (Load Forecast Dashboard)의 주화면	69
<그림 2-4-1> 칼만필터 알고리즘 흐름도[14]	77
<그림 2-4-2> 칼만필터 알고리즘의 예측과정과 추정과정의 관계[15]	79
<그림 2-4-3> 칼만필터 알고리즘의 예측과정 및 추정과정	82
<그림 2-4-4> 등속도로 운행 중인 열차의 위치정보	85
<그림 2-4-5> 등속도로 운행 중인 열차의 속도 예측 결과	85
<그림 2-4-6> 측정모델 구성을 위한 입력행렬 구성	88
<그림 2-4-7> 전력수요의 측정방정식 1	92
<그림 2-4-8> 전력수요의 측정방정식 2	93
<그림 2-4-9> 전력수요의 측정방정식 3	93
<그림 2-4-10> 전력수요의 측정방정식 4	94
<그림 2-4-11> 칼만필터 알고리즘 흐름도[14]	99
<그림 2-4-12> 칼만필터 알고리즘의 튜닝 절차	100
<그림 2-4-13> 화요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	103
<그림 2-4-14> 화요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	104
<그림 2-4-15> 수요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	105
<그림 2-4-16> 수요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	106
<그림 2-4-17> 목요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	107
<그림 2-4-18> 목요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	108
<그림 2-4-19> 금요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	109
<그림 2-4-20> 금요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	110
<그림 2-4-21> 토요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	112
<그림 2-4-22> 토요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	113
<그림 2-4-23> 일요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	115
<그림 2-4-24> 일요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	116
<그림 2-4-25> 월요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	117

<그림 2-4-26> 월요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성	118
<그림 2-4-27> 평일의 칼만필터 알고리즘 반복계산에 따른 상태변수 추정	123
<그림 2-4-28> 주말의 칼만필터 알고리즘 반복계산에 따른 상태변수 추정	129
<그림 2-4-29> 칼만필터 알고리즘의 예측 진행과정 (01시 00분)	131
<그림 2-4-30> 칼만필터 알고리즘의 예측 진행과정 (01시 15분)	132
<그림 2-4-31> 2013년 2월 19일 0시 시점의 지수평활 예측 결과	138
<그림 2-4-32> 2013년 2월 19일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과 ·	139
<그림 2-4-33> 2013년 2월 19일 11시 시점의 지수평활 예측 결과	140
<그림 2-4-34> 2013년 2월 19일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과	140
<그림 2-4-35> 2013년 6월 18일 0시 시점의 지수평활 예측 결과	141
<그림 2-4-36> 2013년 6월 18일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과 ·	141
<그림 2-4-37> 2013년 6월 18일 11시 시점의 지수평활 예측 결과	142
<그림 2-4-38> 2013년 6월 18일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과	142
<그림 2-4-39> 2013년 8월 20일 0시 시점의 지수평활 예측 결과	143
<그림 2-4-40> 2013년 8월 20일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과 ·	143
<그림 2-4-41> 2013년 8월 20일 11시 시점의 지수평활 예측 결과	144
<그림 2-4-42> 2013년 8월 20일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과	144
<그림 2-4-43> 2013년 10월 22일 0시 시점의 지수평활 예측 결과	145
<그림 2-4-44> 2013년 10월 22일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과	145
<그림 2-4-45> 2013년 10월 22일 11시 시점의 지수평활 예측 결과	146
<그림 2-4-46> 2013년 10월 22일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과	146
<그림 2-4-47> 2013년 6월 15일 0시 시점의 지수평활 예측 결과	147
<그림 2-4-48> 2013년 6월 15일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과 ·	147
<그림 2-4-49> 2013년 6월 15일 11시 시점의 지수평활 예측 결과	148
<그림 2-4-50> 2013년 6월 15일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과	148
<그림 2-4-51> 2013년 8월 17일 0시 시점의 지수평활 예측 결과	149
<그림 2-4-52> 2013년 8월 17일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과 ·	149
<그림 2-4-53> 2013년 8월 17일 11시 시점의 지수평활 예측 결과	150
<그림 2-4-54> 2013년 8월 17일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과	150
<그림 2-4-55> 2013년 10월 19일 0시 시점의 지수평활 예측 결과	151
<그림 2-4-56> 2013년 10월 19일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과	151
<그림 2-4-57> 2013년 10월 19일 11시 시점의 지수평활 예측 결과	152
<그림 2-4-58> 2013년 10월 19일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과	152

<그림 2-4-59> 평일의 향후 8시간의 전력수요예측 오차율 비교 [%]	153
<그림 2-4-60> 주말의 향후 8시간의 전력수요예측 오차율 비교 [%]	154
<그림 2-4-61> 실시간 전력수요예측 모델 프로토타입 MATLAB 화면 ·	155
<그림 2-4-62> 2012년 6월 EIS 4초 순시 데이터	156
<그림 2-4-63> 15분 단위 전력수요 데이터 제작 프로그램	157
<그림 2-4-64> 1시점 예측을 위한 프로토타입 실행 순서도	158
<그림 2-4-65> 2013년 7월 25일 목요일 12시 00분 프로토타입 실행 결과	160
<그림 2-4-66> 2013년 7월 25일 목요일 12시 00분 계수 변동(x_Value)	160
<그림 2-4-67> 2013년 7월 25일 목요일 12시 00분 계수 변화 결과	160
<그림 2-4-68> 2013년 9월 8일 일요일 00시 00분 프로토타입 실행 결과	161
<그림 2-4-69> 2013년 9월 8일 일요일 00시 00분 계수 변동(x_Value) ·	161
<그림 2-4-70> 2013년 9월 8일 일요일 00시 00분 계수 변화 결과	161
<그림 2-4-71> 1시점 예측을 위한 프로토타입 실행 순서도	162
<그림 2-4-72> 2013년 1월 31일 00시 00분 96시점 예측 결과	163
<그림 2-4-73> 2013년 1월 31일 00시 00분 96시점 예측 결과와 실측값 비교	163
<그림 2-4-74> 2013년 4월 4일 00시 00분 96시점 예측 결과	164
<그림 2-4-75> 2013년 4월 4일 00시 00분 96시점 예측 결과와 실측값 비교	164
<그림 2-4-76> 2013년 7월 26일 00시 00분 96시점 예측 결과	165
<그림 2-4-77> 2013년 7월 26일 0시 0분 96시점 예측 결과와 실측값 비교	165
<그림 3-1-1> 전력수요의 계측 및 전송 흐름	168
<그림 3-1-2> 물리적인 데이터 취득 경로 및 주기	169
<그림 3-1-3> 통합 EMS 기술에서 SCADA 및 DB 기술 부분[19]	170
<그림 3-1-4> EMS 데이터베이스 연계 자료 및 전송주기	171
<그림 3-1-5> EMS 내에서의 전력계통수요 데이터 취득 경로	171
<그림 3-1-6> 전력수요예측 데이터 생성 절차	172
<그림 3-1-7> 전력거래소의 기상 정보 데이터 서버	173
<그림 3-1-8> KPX 기상 서버의 1분 단위 AWS 정보 제공 화면	174
<그림 3-1-9> KPX 기상 서버의 3시간 단위 동네예보 화면	174
<그림 3-1-10> 전력수요, 기상 정보 연계 상황과 수요예측시스템 현황	175
<그림 3-2-1> 온라인 전력수요예측 종합시스템 구성요소의 예	178
<그림 3-2-2> 온라인 전력수요예측 종합시스템 구성요소의 연관관계 ·	179
<그림 3-2-3> 온라인 수요예측 공용 데이터베이스 구축	181
<그림 3-2-4> 온라인 수요예측 공용 데이터베이스 서버의 구성	182

<그림 3-2-5> 온라인 수요예측 공용 데이터베이스 서버의 하드웨어 구성 예	183
<그림 3-2-6> 전력수요 및 관련 데이터베이스	184
<그림 3-2-7> 수요관리 데이터베이스	186
<그림 3-2-8> 수요예측 결과 데이터베이스	187
<그림 3-2-9> 조업률 데이터베이스	189
<그림 3-2-10> 실적 기상 데이터베이스	190
<그림 3-2-11> 예측 기상 데이터베이스	191
<그림 3-2-12> 경제지표 데이터베이스	193
<그림 3-2-13> 일자 및 특수일 정보 데이터베이스	193
<그림 3-2-14> 수요-기상실적분석 시스템 구축	197
<그림 3-2-15> 수요예측 소프트웨어의 온라인 연계	200
<그림 3-2-16> 다양한 데이터베이스 접근법과 계층구조	201
<그림 3-2-17> 온라인 수요예측 종합시스템 완성도	203

요 약 보 고 서

요 약 문

1. 제 목

실시간 수요예측 기법 개발 및 온라인 수요예측 방안 연구

2. 연구개발기간 : 2013. 10. 21 - 2015. 2. 20. (총 16개월)

3. 연구개발의 목적 및 필요성

- 실시간 계통 운영과 전력수급 안정을 위해서 실시간 전력수요예측 필요성이 점차 증가하고 있으며 특히, 최근 급격한 수요 변동 및 기상 변화로 정확한 수요예측의 중요성 대두.
- 그러나 익일 전력수요예측, 주·월간 전력수요예측, 중장기 전력수요예측 등의 분야에는 많은 연구가 진행되었으나, 실시간 전력 수급 및 기상정보가 고려된 롤링(rolling) 가능한 실시간 전력수요예측 기술에 대한 연구는 선행된 바가 없음.
- 실시간 전력수요예측 기법을 연구하고 이를 실무에 활용할 수 있는 온라인 시스템 구축 방안을 제안하여 추후 온라인 수요예측 시스템을 구축하기 위한 노력이 필요함.

4. 연구개발의 내용 및 범위

- 실시간 수요분석 기법 연구
 - 실시간 전력수요예측 요구사항 정리 및 입력자료 검토
 - 실시간 기상 및 전력수요 데이터 구축
 - 실시간 기상, 전력수요 정보를 이용한 전력수요 분석
 - 기상 이외의 시간별 전력수요 변동의 주요 영향요인 분석
 - 시간대별 기온민감도 추정, 시간대별 수요 특성 분석

○ 실시간 수요예측 기법 개발

- 해외의 최신 수요예측 기법 동향 조사
- 실시간 전력수요예측 알고리즘 개발
- 실시간 전력수요예측 알고리즘 및 파라미터 튜닝
- 실시간 수요예측 결과의 정확도 및 오차 원인 분석
- 일일 수요예측 프로그램(KSLF)과의 비교
- 일일 수요예측 프로그램(KSLF)과의 결과 연계 방안

○ 지속가능한 온라인 수요예측 방안 연구

- 기상 및 전력수요 데이터베이스 자동 관리 방안
- 실시간 수요예측 프로그램 구축 방안
- 온라인 수요분석 및 수요예측을 위한 종합시스템 구축 방안
- 타 시스템(기상청, EMS, 장단기 수요예측 모형)과의 연계 방안

5. 연구개발결과 활용

○ 15분 단위 수요예측 결과 제공

- 실시간 수요예측 기법(모형) 개발로 가장 최근의 수요 정보 및 기타 정보를 적기에 반영하여 실시간으로 전력수요를 예측함으로써 예측 오차 개선
- 추후 실시간 수요예측 패키지 구축시 기본 알고리즘으로 활용
- 추후 온라인 수요예측 시스템 구축시 기본 플랜으로 활용
- 정확한 실시간 전력수요예측으로 전력시스템 운전비용을 절감
- 실시간 전력수요예측 정확도 개선으로 불필요한 수요관리 비용의 절감

분 문

제 1 장 서 론

제 1 절 실시간 전력수요 예측의 필요성

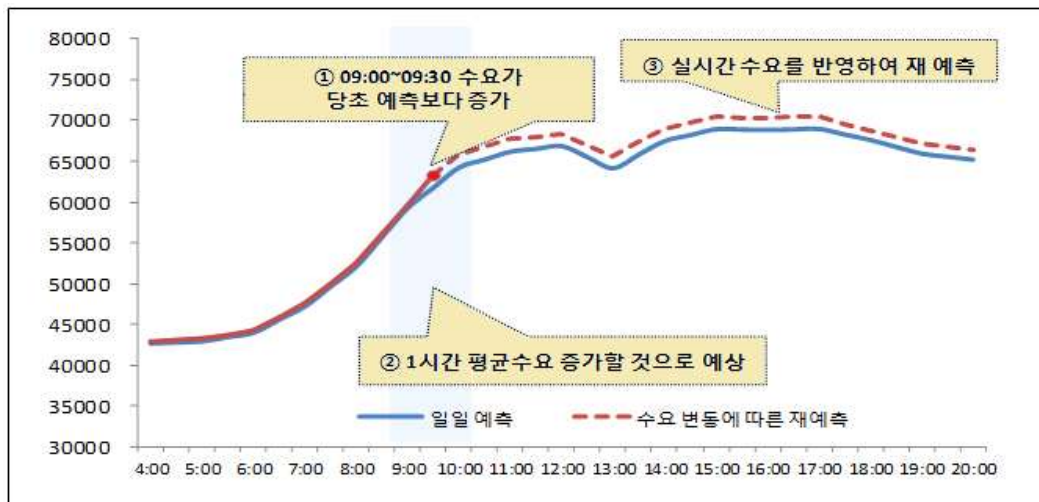
한국 경제의 지속적인 성장에 따라 전력수요가 매년 급격하게 증가하고 있으며, 2011년 9월 15일 늦더위로 인한 순환정전 시행, 난방부하 증가로 동계 피크가 최대 전력수요를 갱신하는 등 전력사용 패턴의 변화, 예비율이 부족하여 전력수급이 어려운 상황에 처하는 등의 다양한 이유로 최근 정확한 수요예측에 대한 중요성이 그 어느 때 보다 대두되고 있다.

전력수요예측은 안정적 전력공급, 효율적 운영관리, 발전 시스템의 안전 운행 등에 큰 영향을 미치기 때문에 전력수요예측 오차 발생은 계획되지 않은 발전설비, 송·변전 설비의 사용에 따른 전력계통 안정도 저하, 전력 추가 구매 비용 증가 혹은 에너지 낭비에 따른 경제적 손실 등을 야기할 수 있다. 즉, 전력수요예측의 오류는 경제적 손실을 야기하며 이는 전력을 사용하는 국민에게 경제적 부담으로 전가된다. 특히 최근 지속적으로 증가하고 있는 수요관리 비용을 최소화하기 위해서는 정확한 실시간 전력수요예측을 바탕으로 불필요한 수요관리 비용을 억제해 나가야 할 필요가 있다.

전력거래소 업무의 핵심인 전력계통 및 전력시장 운영은 수요예측과 밀접하게 연관되어 있다. 전력시장 운영 측면에서는 가격결정을 위한 전력수요예측이 수행되고 있고, 전력계통 운영을 위해서는 단기, 주·월간 전력수요예측 등이 수행되고 있다. 현재는 전력거래소의 단기 전력수요예측 프로그램(KSLF: KPX Short-Term Load Forecaster)의 송전단 34시간 예측기능을 사용하여 전일에 예측한 전력수요를 가격결정을 위한 전력수요 예측값으로 사용하며, KSLF의 발전단 24시간 예측기능을 사용하여 전일에 예측한 전력수요를 예측일의 상황에 맞게 운전원이 보정한 후 전력계통 운영에 활용하고 있다.

KSLF의 예측 대상은 최소 24시간 이후의 시간별 전력수요를 예측하는 단기 전력수요예측이며, 가격결정을 위한 전력수요예측에 초점이 맞추어져 있으므로 예측 수행일 이전일(D-2일)까지의 입력 데이터를 사용하여 전력수요예

측을 수행하도록 설계되었다. 즉 예측 수행일(D-1일) 및 예측 대상일(D일)의 수요 및 기상 급변에 대응할 수 없는 구조이다. 가격결정을 위한 전력수요 예측에는 현재의 구조가 적합하지만 전력계통 운영을 위해서는 온라인 전산 시스템을 근간으로 한 예측 대상일(D일)의 실시간 기상과 수요 변동이 고려되고 롤링(rolling) 가능한 수요예측이 도입될 필요가 있다. 즉, 아래 그림과 같이 일일 전력수요예측 결과와 예측 당일 실제 전력사용 패턴의 차이가 크게 나타날 경우 예측 당일의 상황을 실시간으로 반영하여 점선으로 나타난 부분과 같이 재예측하고 변경된 예측값을 기준으로 전력계통 운영을 수행한다면 수요예측 오차로 인한 손실을 감소시킬 수 있을 것이다.



<그림 1-1-1> 실시간 수요예측의 필요성

현재의 환경에서는 예측 대상일의 실시간 수요 변동이 예측 모델이나 예측 과정에 포함되기 어렵기 때문에 예측일의 변화를 감지하여 적시 예측에 반영하는데 한계가 있다. 당일의 시시각각 변화하는 기상과 수요 변동이 수요예측 과정에 적절하게 반영되지 못 할 경우 수요관리에 불필요한 비용을 지출하거나 운영 예비력 문제를 야기할 수 있다. 특히 2014년 12월 5일, 아낀 전기를 되팔 수 있는 수요자원 거래시장이 첫 걸음을 내딛고, 12개 수요관리사업자가 952개 전기사용자에 대해 수요자원 거래시장에 등록하는 등 추후 수요자원 거

래시장이 활성화될 것으로 예상됨에 따라 실시간 수요 변동을 전력수요예측에 반영할 필요성이 커지고 있다.

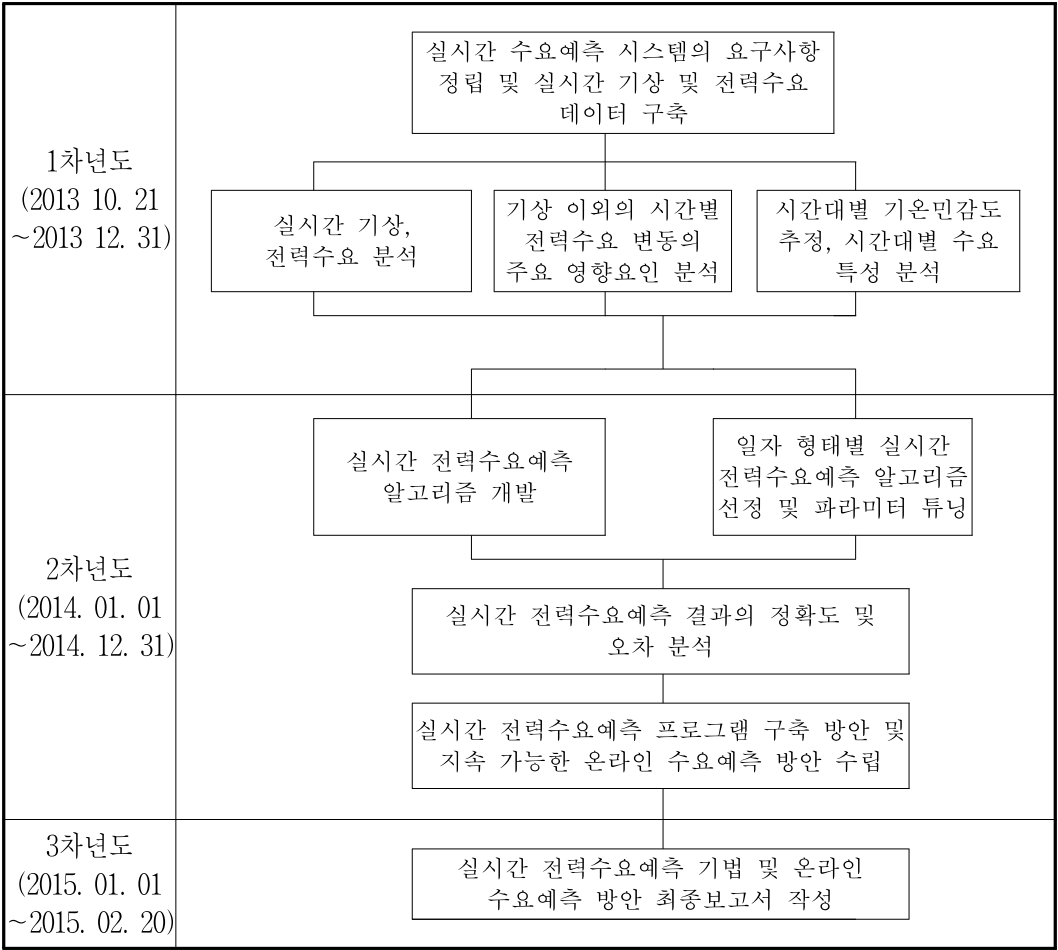
이와 같이 연중 상시 전력수급 안정을 위해서 실시간 수요 변동을 반영한 실시간 수요예측의 필요성이 점차 증가하고 있고, 최근 급격한 수요 변동 및 기상 변화로 정확한 수요예측의 중요성이 대두되었다. 그러나 익일 전력수요 예측, 주·월간 전력수요예측, 중장기 전력수요예측 등의 분야에는 많은 연구가 진행되었으나, 실시간 전력 수급 및 기상정보가 고려된 롤링 가능한 실시간 전력수요예측 기술에 대한 연구는 선행된 바가 없다. 또한 실시간 기상 및 수요 변동을 전력수요예측 과정에 적시에 반영하기 위해서는 전력수요예측에 입력 데이터로 사용되는 자료들이 실시간으로 연계될 수 있는 온라인 전산시스템 인프라가 마련되어 있어야 하지만, 현재 수요예측을 위한 실시간 기상 정보, 실시간 수요 정보 관리시스템은 구비되어 있지 않은 상황이다.

따라서 본 연구에서는 실시간 전력수요 및 기상정보가 고려된 실시간 전력수요예측 기법을 연구하고 이를 온라인으로 시스템화하는 방안을 제안한다. 본 방안은 추후 전력수요 및 기상정보가 실시간으로 연계된 온라인 시스템 구축시 기본 계획으로 사용될 수 있을 것이며, 추후 실시간 수요예측 시스템의 구축을 통해 산출되는 수요예측 결과를 전력계통 운영 실무에 활용함으로써 전력수요예측 정확도 향상과 전력계통 운영 업무의 효율성을 제고할 수 있을 것으로 기대한다.

제 2 절 과 제 추진 개요

1. 연구 추진 체계

본 연구는 실시간 전력수요예측 기법을 연구하고 이를 온라인으로 시스템화하는 방안을 제안하는 것을 목표로 한다. <그림 1-1>에서는 본 과제의 연구 추진 체계를 보여주고 있다.



<그림 1-1> 연구 추진 체계

2. 연구 내용 및 범위

본 과제는 3개년에 걸쳐 총 16개월 연구기간 동안 연구가 진행되었다. 연차별 연구 내용과 범위는 다음과 같다.

가. 1차년도

연구목표	○ 실시간 수요분석 기법 연구 ○ 실시간 수요 특성 분석
연구내용 및 연구범위	○ 실시간 수요분석 기법 연구 - 실시간 전력수요예측 요구사항 정리 및 입력자료 검토 - 실시간 기상 및 전력수요 데이터 구축 - 실시간 기상, 전력수요 정보를 이용한 전력수요 분석 - 기상 이외의 시간별 전력수요 변동의 주요 영향요인 발굴 및 분석

나. 2차년도

연구목표	○ 실시간 수요예측 기법 개발 ○ 지속가능한 온라인 수요예측 방안 연구 ○ 15분 단위 수요예측 결과 제시 방안 연구
연구내용 및 연구범위	○ 실시간 수요예측 기법 개발 - 해외의 최신 수요예측 기법 동향 조사 - 실시간 전력수요예측 알고리즘 개발 - 일자 형태별 실시간 전력수요예측 알고리즘 선정 및 파라미터 튜닝 - 실시간 수요예측 결과의 정확도 및 오차 분석 - 실시간 수요예측 프로그램 구축 방안

연구내용 및 연구범위	- 일일 수요예측 프로그램(KSLF)과의 비교 - 일일 수요예측 프로그램(KSLF)과의 결과 연계 방안 ○ 지속가능한 온라인 수요예측 방안 연구 - 기상 및 전력수요 데이터베이스 자동 관리 방안 - 온라인 수요분석 및 수요예측을 위한 종합시스템 구축 방안 - 타 시스템(기상청, EMS 등)과의 연계 방안
----------------	--

다. 3차년도

연구목표	○ 실시간 수요예측 기법 개발 및 지속가능한 온라인 수요예측 방안 연구
연구내용 및 연구범위	○ 실시간 수요예측 기법 개발 및 온라인 수요예측 방안 최종 보고서 작성 및 검토

제 3 절 보고서 구성

본 보고서는 총 4장으로 구성되어 있다. 제 1장은 서론 부분으로 실시간 전력수요예측의 필요성과 과제 추진 개요가 포함되어 있다. 제 2장에서는 실시간 수요와 기상자료를 이용한 전력수요 분석과 제안한 칼만필터에 기반한 실시간 전력수요예측 알고리즘의 내용이 담겨 있다. 제 3장에서는 온라인 수요예측 시스템 구축을 위한 시스템 구성 방안의 내용이 작성되어 있다. 최종적으로 제 4장에서는 연구결과를 요약하고, 연구결과의 기대효과 및 활용방안을 제안하며 보고서를 끝맺는다.

제 2 장 실시간 수요예측 기법 개발

본 연구의 실시간 전력수요예측은 15분 단위의 발전단 평균 전력수요를 예측하는 것을 대상으로 한다. 실시간의 의미는 미래의 온라인 시스템 구축을 전제로 하며, 예측수행 시점에 실시간으로 수급되는 전력수요 데이터를 지속적으로 사용할 수 있는 환경을 의미한다. 즉 실시간 전력수요예측은 예측 시점의 발전단 전력수요실적을 실시간으로 사용할 수 있는 환경을 가정하며, 예측 시점까지의 전력수요실적을 사용하여 예측 시점으로부터 15분 이후부터 24시간 이후까지를 15분 단위로 예측하는 것으로 정의한다.

제 1 절 실시간 기상 및 전력수요 데이터 구축

1. 실시간 전력수요 데이터

본 연구에서는 실시간 전력수요를 전국 발전단에서 측정한 전력수요의 15분 단위 평균값으로 정의한다. 전력거래소 중앙전력관제센터의 발전실적관리시스템(EIS)에 저장된 전국 발전단 전력수요의 4초 단위 순시치 측정값을 15분 단위로 평균하여 15분 평균 전력수요를 다음과 같이 계산한다.

$$L_{hm} = \frac{L_{h:m-15:04} + L_{h:m-15:08} + \dots + L_{h:m:00}}{15 \times 15} \quad (2.1.1)$$

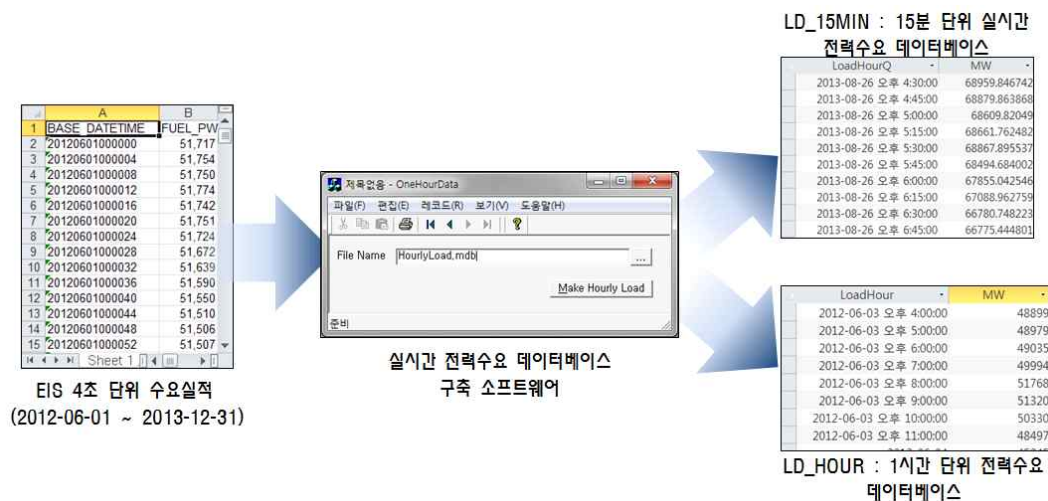
여기서, L_{hm} 은 h시 m분의 15분 단위 발전단 평균 전력수요이고 m은 0, 15, 30, 45 중 하나이며, $L_{h:m:s}$ 는 h시 m분 s초의 발전단 전력 순시치이다.

전력거래소 EMS(Energy Management System) 및 EIS 서버의 2초 및 4초 전력수요 데이터는 휘발성 데이터이므로 2012년 6월 1일 이전의 데이터는 수

급이 불가하여, 15분 단위 실시간 전력수요 데이터의 구축 대상 기간은 2012년 6월 1일부터 시작되며, 1차년도 연구 기간에 실시간 기상 및 전력수요 데이터를 구축하였으므로 2013년 12월 31일까지를 전력수요 데이터 구축 범위로 정하였다.

현재 전력거래소는 1시간 단위의 수요관리 데이터를 한국전력공사로부터 입수하여 일일 전력수요예측에 사용하고 있다. 수요관리의 효과를 포함하기 위해서는 수요관리 데이터를 실시간 전력수요 데이터에 포함시켜야 한다. 그러나 수요관리 데이터는 1시간 단위의 자료이므로 보간법 등을 통하여 15분 단위의 자료로 변환하고 4초 데이터를 15분간 평균한 실시간 전력수요 데이터와 연계하는 것은 다소 무리가 있다. 따라서 수요관리 데이터는 반영하지 않기로 한다.

발전실적관리시스템으로부터 입수한 4초 단위 전력수요 순시치 데이터로부터 15분 단위의 실시간 전력수요 데이터를 생성하기 위하여 데이터 변환 및 구축 소프트웨어를 작성하고 이 프로그램을 통해 15분 단위 실시간 전력수요와 1시간 단위 전력수요 데이터를 구축함으로써 수작업을 통한 데이터 생성시 흔히 발생하는 오류의 가능성을 원천적으로 배제하였다.



<그림 2-1-1> 실시간 전력수요 데이터베이스 구축 소프트웨어

실시간 전력수요 데이터베이스 구축 소프트웨어는 <그림 2-1-1>과 같이 EIS의 원시 데이터를 입력으로 하여 <표 2-1-1>, <표 2-1-2>와 같은 구조의 15분 단위 평균 전력수요 데이터와, 1시간 단위 평균 전력수요 데이터를 계산하고 데이터베이스에 저장한다.

<표 2-1-1> 15분 단위 실시간 전력수요 데이터베이스 테이블 LD_15MIN 정의

속성명	키	데이터 형식	설명
LoadHourQ	○	날짜/시간	LoadHourQ는 2012년 6월 1일 0시 15분부터 2014년 1월 1일 0시 0분까지 15분 간격의 시간
MW		실수 (Double)	24시의 예측값 [MW]

<표 2-1-2> 1시간 단위 전력수요 데이터베이스 테이블 LD_HOUR 정의

속성명	키	데이터 형식	설명
LoadHour	○	날짜/시간	LoadHour는 2012년 6월 1일 1시부터 2014년 1월 1일 0시까지의 시간
MW		실수 (Double)	24시의 예측값 [MW]

2. 실시간 기상 데이터

기상청에서 시간별 실적을 발표하는 기상 인자는 기온, 이슬점 온도, 습도, 풍속, 풍향, 강수량, 일조, 일사 등 다양하며 각각은 직간접적으로 전력수요와 관계가 있다. 예보 또한 다양한 기상인자에 대해 발표되어 왔으나, 최근까지 일일 단위의 예보만 발표되어 축적된 시간별 기상 이력 자료를 예측에 사용하 기에는 제한적인 면이 많았다.



<그림 2-1-2> 기상청의 3시간 단위 예보[1]

기온의 경우를 예로 들면, 일 최고 및 최저기온에 대한 예보는 예전부터 발표되었지만 시간단위의 기온 예보는 아직 제공되지 못하고 있는 실정이다. 최근 들어 기상청에서는 <그림 2-1-2>와 같이 3시간 단위의 예보를 제공하고 있기 때문에 시간별 기상 요소를 어느 정도 고려해 볼 수 있는 환경이 구축되고 있다. 이와 같은 기상 정보 제공에 대한 환경 변화를 고려하고, 다양한 기상인자가 전력수요에 미치는 영향을 분석하고자 전력거래소에서는 2012년부터 “전력과 기상 특성 분석을 통한 차기 전력수요예측 시스템 개발전략 수립에 관한 연구”[2]를 수행한 바 있다. 본 연구과제 진행 중인 2014년 3월에 선행연

구[2]에서 <표 2-1-3>의 기상 요소에 대해 시간 단위의 데이터베이스를 구축 완료하였기 때문에 구축된 데이터베이스를 활용하기로 한다.

<표 2-1-3> 선행연구[2]에서 구축된 시간별 기상 데이터베이스의 테이블

테이블 명	구축된 기상인자	단위	데이터 범위
WEATHER_DI	불쾌지수	-	1988-01-01 ~ 2013-12-31
WEATHER_HM	습도	%	1988-01-01 ~ 2013-12-31
WEATHER_RN	강수량	mm	1988-01-01 ~ 2013-12-31
WEATHER_SI	일사	MJ/m ²	1988-01-01 ~ 2013-12-31
WEATHER_SS	일조	hr	1988-01-01 ~ 2013-12-31
WEATHER_ST	체감기온	°C	1988-01-01 ~ 2013-12-31
WEATHER_TA	기온	°C	1988-01-01 ~ 2013-12-31
WEATHER_TD	이슬점온도	°C	1988-01-01 ~ 2013-12-31
WEATHER_WD	풍향	16방위	1988-01-01 ~ 2013-12-31
WEATHER_WS	풍속	m/s	1988-01-01 ~ 2013-12-31

구축된 데이터베이스의 10개 테이블들은 가중 기온 계산을 위해 [3]의 선행 연구에서 선정된 8대도시(서울, 인천, 수원, 원주, 대전, 대구, 광주, 부산)에 대한 시간 단위의 기상 요소 실적값을 저장하고 있다.

특정 기상 인자를 전력수요예측에 반영하기 위해서는 해당 기상 인자가 전력수요에 영향을 미친다는 것이 통계적으로 유의하게 나타나야 한다. 또한 통계적으로 유의미한 기상 인자가 도출된다고 하더라도 실제 전력수요예측을 수행하기 위해서 무엇보다 중요한 것은 선택된 기상 인자에 대한 예보의 정확성

이다. 선행연구[2]에서는 이와 같은 다양한 측면을 고려하여 기온, 습도, 강수, 일조, 풍속, 불쾌지수, 체감기온 등 여러 가지 기상 요소 중 전력수요 민감 기상인자를 선정하기 위해 연구를 진행하였으며, 그 결과 기온을 단일 변수로 사용하는 것이 가장 바람직한 것으로 제안하였다. 계산상으로만 보았을 때는 여름의 경우 불쾌지수와 겨울의 경우 체감기온이 차상위 상관계수를 보이므로 기온과 같이 병합하여 사용하는 방법이 있을 수 있으나, 불쾌지수와 체감기온은 아래 계산 수식에 나타난 바와 같이 계산 과정에 기온이 포함되므로 기온과의 다중공선성의 문제가 있고, 습도 및 풍속 예보값의 불확실성이 커서 전력수요 예측에 직접적으로 사용하기에는 현 기술수준에서 문제가 있다. 따라서 기온을 주변수로 사용하고 불쾌지수와 체감기온을 부변수로 활용하는 방안을 제시하고 있다.

$$DI = \frac{9}{5} T - 0.55(1 - RH) \left(\frac{9}{5} T - 26 \right) + 32 \quad (2.1.2)$$

여기서, DI : 불쾌지수, T : 기온($^{\circ}C$), RH : 습도(%)

$$ST = 13.12 + 0.6215 T - 11.37 V^{0.16} + 0.3965 V^{0.16} T \quad (2.1.3)$$

여기서, ST : 체감기온, T : 기온($^{\circ}C$), V : 풍속(km/h) (기온이 $10^{\circ}C$ 이하, 풍속 $1.3 m/s$ 이상일 경우에만 산출)

주요 기상 인자인 기온의 실시간 기상 데이터베이스 구축을 위해서 건구온도 데이터인 <표 2-1-3>의 WEATHER_TA 기온 데이터를 이용하여 15분 단위의 실시간 기상 데이터베이스를 구축하였다. WEATHER_TA 테이블은 1시간 단위의 8대도시 기온 데이터를 가지고 있기 때문에 15분 단위의 데이터를 1시간 단위의 데이터에서 생성해야 한다. 본 연구에서는 기온이 연속적으로 변화할 것을 가정하여 자연 3차 스플라인 보간법(Natural Cubic Spline)[4]을 사용하여 15분 데이터를 생성하였다.

<표 2-1-4> 8대도시 15분 기온 데이터베이스 테이블 OB_TEMP_15 정의

속성명	키	데이터 형식	설명
LoadDay	○	날짜	LoadDay는 2012년 6월 1일부터 2014년 1월 1일까지의 날짜
HM	○	정수	hhmm 형식의 데이터 hh: 시간 mm: 분 (00, 15, 30, 45 중 하나)
CITY1		실수 (Double)	서울의 hh시간 mm분의 기온[℃]
CITY2		실수 (Double)	인천의 hh시간 mm분의 기온[℃]
CITY3		실수 (Double)	수원의 hh시간 mm분의 기온[℃]
CITY4		실수 (Double)	원주의 hh시간 mm분의 기온[℃]
CITY5		실수 (Double)	대전의 hh시간 mm분의 기온[℃]
CITY6		실수 (Double)	대구의 hh시간 mm분의 기온[℃]
CITY7		실수 (Double)	광주의 hh시간 mm분의 기온[℃]
CITY8		실수 (Double)	부산의 hh시간 mm분의 기온[℃]

보간법은 내삽법 이라고도 하며 어떤 데이터가 주어졌을 경우 주어지지 않은 중간 구간의 값을 알고자 할 때, 주어진 데이터의 모든 점을 지나는 직선 또는 곡선을 함수 형태로 만든 후 주어지지 않은 점을 추정하는 방법이다. 보간법은 크게 선형 보간법(Linear Interpolation), 다항식 보간법(Polynomial Interpolation), 스플라인 보간법(Spline Interpolation)이 있다.

자연 3차 스플라인 보간법은 $n+1$ 개의 데이터가 주어졌을 경우 n 개의 소구간별 3차 다항식을 구하는 문제이다. 이때 각각의 구간 사이의 경계점을 매듭

(knot)이라 하며 매듭의 기울기가 앞 구간 3차 방정식과 뒤 구간 3차 방정식이 동일하다고 가정한다. 이후, 미분을 수행하여 다항식을 유도하고 미지수를 결정한다. 다음은 자연 3차 스플라인 보간법에 사용되는 3차 방정식과 스플라인 식을 나타낸다.

$$S_j(x) = a_j + b_j(x - x_j) + c_j(x - x_j)^2 + d_j(x - x_j)^3, \quad j = 0, 1, \dots, n-2 \quad (2.1.4)$$

$$h_{j-1}c_{j-1} + 2(h_{j-1} + h_j)c_j + h_jc_{j+1} = \frac{3}{h_j}(a_{j+1} - a_j) - \frac{3}{h_{j-1}}(a_j - a_{j-1}) \quad (2.1.5)$$

여기서, $h_j = x_{j+1} - x_j$

위의 식을 이용하여 구간을 이동하면서 방정식을 계산하면 다음과 같은 삼중대각행렬의 구성을 가지게 되며 효율적인 풀이가 가능하다.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ h_0 & 2(h_0 + h_1) & h_1 & & & \vdots \\ 0 & h_1 & 2(h_1 + h_2) & h_2 & & \vdots \\ \vdots & & & \vdots & & 0 \\ \vdots & & & h_{n-2} & 2(h_{n-2} + h_{n-1}) & h_{n-1} \\ 0 & \dots & \dots & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ c_{n-1} \\ c_n \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 \\ 3(f[x_3, x_2] - f[x_2 - x_1]) \\ \vdots \\ \vdots \\ 3(f[x_n, x_{n-1}] - f[x_{n-1} - x_{n-2}]) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.1.6)$$

자연 3차 스플라인 보간법은 국부적으로 급격한 변화를 갖는 함수의 거동에 대해 우수한 근사값을 제공하며 1, 2차 스플라인 보간법 보다 데이터의 곡률이 연속적인 장점이 있다[5].

OB_TEMP_15 테이블은 <표 2-1-3>의 WEATHER_TA 테이블의 8대도시 데이터에 대해 각 도시별 데이터의 스플라인 과정을 거친 후, 15분 단위로 등

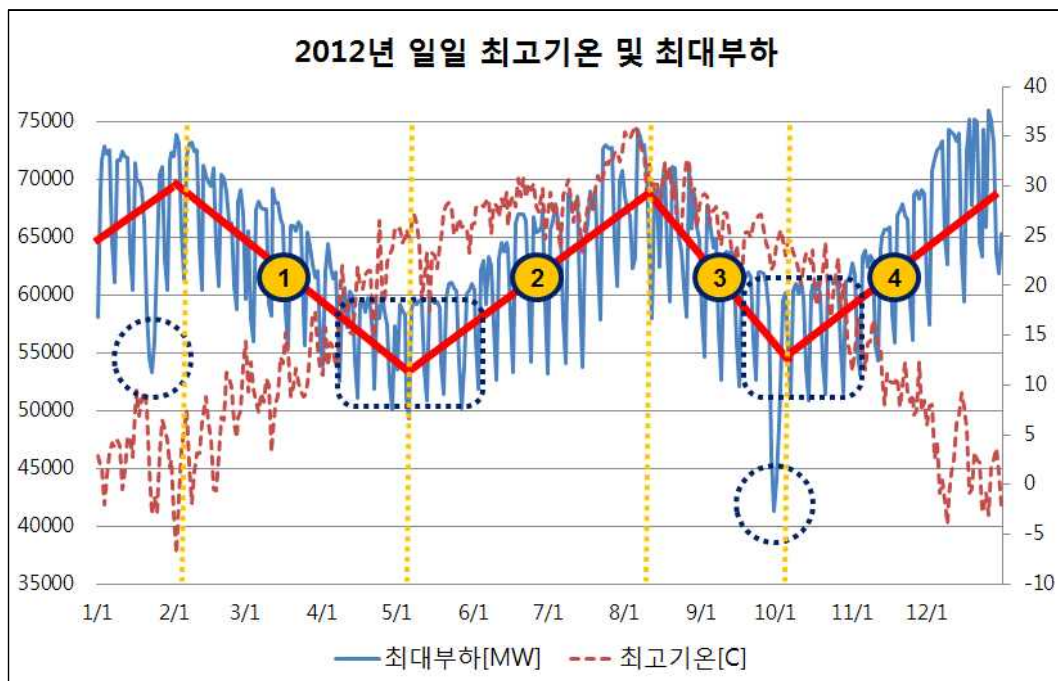
분한 시간 값을 스플라인 함수에 적용하여 스플라인 함수의 결과 값을 CITY1 ~ CITY8 필드에 저장함으로써 15분 단위 실시간 기온 데이터베이스를 구축하였다.

제 2 절 실시간 수요특성 분석

1. 전력수요의 특성

가. 전력수요의 연중 주기성

우리나라 각 지역의 최고, 최저, 평균 기온은 8월에 가장 높고 1월에 가장 낮은 것으로 관측되며, 봄철에는 기온의 상승이 빠르고 초여름에는 상승폭이 작아지며, 8월 이후에는 다시 빠르게 하강하며, 겨울에는 영점 이하로 기온이 떨어지는 계절변화의 주기적 특성을 나타낸다[2]. 우리나라는 4계절이 뚜렷하여 전력수요도 계절의 변화에 따라 변화하는 연중 주기적 특성을 나타낸다. 계절의 변화에 따른 주기적 전력수요의 특성을 반영하여야 효율적이고 정확한 수요예측이 가능하다.



<그림 2-2-1> 2012년의 일일 최대 전력수요와 최고 기온과의 관계

기온의 직접적인 영향을 받는 냉난방부하의 영향으로 전력수요는 최고기온 및 최저기온과 밀접한 관계를 갖는다. 2012년에 대해 발전단 기준의 일일 최대 전력수요와 일일 최고 기온을 나타내면 <그림 2-2-1>과 같다. 점선 동그라미로 나타난 부분은 각각 설과 추석 연휴로 최대 전력수요가 매우 낮게 나타나는 특수경부하기간이다. 점선 네모로 나타난 평탄한 구간은 5월과 10월에 걸쳐 나타나는 구간으로 기온의 증감에 관계없이 부하가 일정하게 변동하는 기온 무반응 구간을 나타낸다. 1구간은 겨울에서 봄으로 진행되며 기온이 상승함에 따라 난방부하가 감소하여 전력수요가 감소하는 추세를 나타내므로 전력수요와 기온은 음의 상관관계를 나타낸다. 2구간에서는 봄에서 여름으로 진행되며 기온이 상승함에 따라 냉방부하가 증가하여 전력수요가 증가하는 추세를 나타내어 전력수요와 기온은 양의 상관관계를 나타낸다. 3구간에서는 여름에서 가을로 진행되며 기온이 하강함에 따라 냉방부하가 감소하여 전력수요가 감소하는 추세를 나타내므로 전력수요와 기온은 양의 상관관계를 나타내며, 4구간에서는 가을에서 겨울로 진행되며 기온이 하강함에 따라 난방부하가 증가하여 전력수요가 증가하는 추세를 나타내므로 전력수요와 기온은 음의 상관관계를 나타낸다[6]. 우리나라의 전력수요는 이와 같은 계절적 주기성을 가지고 매년 변화하고 있다. 우리나라의 전력수요와 기온의 특성을 정리하면 아래 표와 같다.

<표 2-2-1> 전력수요와 기온의 특성

구간	구분	기온	전력수요	수요-기온 상관관계
1	동계→춘계 전력수요 하강기	증가	감소	-
2	춘계→하계 전력수요 상승기	증가	증가	+
3	하계→추계 전력수요 하강기	감소	감소	+
4	추계→동계 전력수요 상승기	감소	증가	-

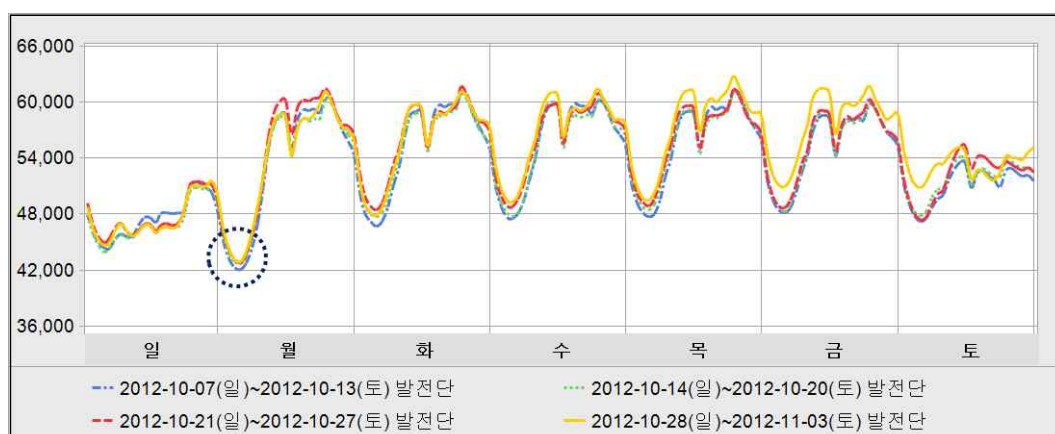
이와 같이 계절적 주기성을 나타내는 전력수요는 구간별로 기상 인자가 전력수요에 미치는 영향이 상이하기 때문에 일 년을 4구간으로 구분하여 전력수요의 특성을 다루고 있다[7]. 4구간은 계절이 변화하는 시점을 경험적으로 설정한 아래 표의 기준에 의해 구분하고 있다. 본 연구에서도 아래 4구간 구분 기준을 적용하여 전력수요와 기상의 관계를 분석하기로 한다.

<표 2-2-2> 4구간의 구분 기준

구간	구간 시작 지점의 기준
1	1월 10일 이후의 첫 번째 월요일
2	5월 5일 이후의 월요일~목요일에 속한 첫 번째 일자
3	8월 23일 이후의 첫 번째 월요일
4	10월 3일 이후의 첫 번째 월요일

나. 전력수요의 주중 주기성

전력수요는 주로 사람들의 생활과 밀접하게 연관되어 있으므로 주중 일일 전력수요도 주기성을 나타낸다. 2012년 10월의 4주에 대한 시간별 전력수요를 나타내면 아래 그림과 같다.



<그림 2-2-2> 일일 전력수요의 주별 주기성

위 그림을 살펴보면 4주간의 일별 전력수요가 거의 동일한 범위 내에서 일정한 패턴을 가지고 변화하고 있는 것을 알 수 있다. 주간 전력수요 패턴은 크게 평일과 주말 패턴으로 나뉠 수 있다. 평일 패턴의 경우 화요일부터 금요일까지의 패턴은 최대, 최소 부하 및 24시간 패턴 모두 매우 유사하게 나타나지만, 월요일의 경우는 <그림 2-1-4>의 동그라미 영역과 같이 최소부하가 다른 평일에 비해 현저히 적어서 월요일의 경우 화요일~금요일 평일과는 0시~오전 9시까지의 전력수요 패턴이 많이 다르다는 것을 알 수 있다. 이것은 이 전일인 일요일과 토요일의 주말 영향으로 볼 수 있다. 산업용 부하가 주말에 작업을 중단하고 월요일 출근 시간 후 다시 가동되므로 이와 같은 현상이 나타나는 것으로 볼 수 있다. 토요일과 일요일은 평일과 전혀 다른 부하 패턴을 나타내며, 토요일과 일요일 서로간의 24시간 부하 사용 패턴도 상이하다. 하지만 토요일과 토요일 사이 그리고 일요일과 일요일 사이의 24시간 전력사용 패턴은 매우 유사하다.

따라서 일주일의 전력수요를 토요일, 일요일, 월요일, 평일(화-금)의 4가지 형태로 나누어 다루는 것이 적합하다. 또한, 평일(화-금) 전력수요예측의 경우 동일 주 및 과거의 평일(화-금) 데이터를 전력수요예측의 입력으로 사용하는 것이 바람직하고, 월요일은 과거 월요일의 전력수요를, 토요일과 일요일도 각각 과거의 토요일과 일요일의 전력수요를 사용하여 전력수요예측 입력데이터로 사용하는 것이 바람직하다.

2. 실시간 기상, 전력수요 정보를 이용한 전력수요 분석

본 연구에서는 선행연구[2]의 결과에 따라 다양한 기상 인자 중 전력수요와 가장 밀접한 관계를 가지는 기온과 전력수요와의 관계를 분석한다. 전력수요 정보는 4초 단위의 발전실적분석시스템 EIS의 원시 자료를 가공하여 생성하므로 5분, 15분, 30분, 60분 등 다양한 기준으로 생성한 자료를 사용할 수 있으나, 기상청에서 발표하는 기상 이력 정보는 1시간 단위가 최단 기간이다. 따라서 실시간 기상 및 전력수요 정보를 이용하여 이들 간의 관계를 분석하기 위해서 기상 자료와 전력수요 자료의 시간간격을 1시간 간격으로 일치시켰다. 4초 단위의 EIS 자료로부터 60분 단위의 평균 전력수요 실적 정보를 생성하고 시간단위의 분석을 수행하였다.

상관도 분석은 다음 식으로 나타나는 상관계수(Coefficient of Correlation)를 계산하여 두 변수 간의 상관관계를 판단하고 분석하는 방법이다.

$$\text{상관계수 } R = \frac{p}{S_x S_y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.2.1)$$

여기서, p 는 $p = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n}$ 와 같이 나타나는 x 와 y 의 공분산이며, $\bar{x}$

와 $\bar{y}$ 는 각각 x 와 y 의 평균값으로 $\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$, $\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n}$ 이고, S_x 와 S_y 는 각각 x

와 y 의 표준편차로 $S_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}}$, $S_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n}}$ 이다.

상관계수 R 은 두 확률변수가 변화하는 양상을 측정하는 척도로 사용되며,

공분산의 값을 표준편차의 곱으로 정규화하여 ± 1 사이의 값을 가지도록 계산한 계수이다. 모집단일 경우에는 식(2.2.1)의 n 대신에 모집단의 크기 N 을 대입하여 계산한다. 이 경우 모상관계수라고 하고 주로 ρ 로 표시한다.

상관계수가 $+1$ 에 가까우면 x 가 증가함에 따라 y 도 증가하는 형태인 두 변수 간의 양의 상관관계를 가짐을 의미하며, -1 에 가까우면 x 가 증가함에 따라 y 가 감소하는 형태인 두 변수 간에 음의 상관관계를 가짐을 뜻한다. 또한 상관계수가 ± 1 과 같으면 x 와 y 가 완벽한 직선관계인 것을 나타내며, 0 에 가까운 값을 가지면 두 변수 간의 직선적인 혹은 비례적인 상관관계가 낮음을 뜻한다. 아래 표는 상관계수의 값에 따른 해석을 나타낸다.

<표 2-2-3> 상관계수의 해석

상관계수(절대값)	상관계수의 해석
0.8~1.0	아주 높은 상관관계가 있음
0.6~0.8	높은 상관관계가 있음
0.4~0.6	상관관계가 있음
0.2~0.4	약한 상관관계가 있음
0.0~0.2	상관관계가 없음

*데이터 수에 따라서 통계적 유의성이 달라짐

상관계수는 두 변량간의 형식적인 상호의존관계를 규명하는 것이지만, x , y 어느 하나를 다른 하나의 원인 혹은 설명요인으로 규정하는 것은 아니다. 실제로 두 변량 x , y 간에 강한 상관관계가 성립되는 경우에도 원인관계가 전혀 없는 경우도 있으며, 또 두 변량간의 상관이 제3의 변량 z 와 공통의 밀접한 관계의 결과일 수도 있다. 이와 같이 두 변량 x , y 가 임의로 선택된 관찰대상의 서로 대응하는 변량일 경우에 그 상관의 분석을 상관분석이라 한다. 이에 대해서 두 변량 중 하나를 독립변량으로 생각하고 이 독립변량의 변화가 가져오는 다른 변량(종속변수 또는 결과변수)에 대한 효과를 관찰하고자 하는 것이 회귀분석의 방법이다[8].

기상과 전력수요 정보의 분석에는 시차 데이터에 대한 상관분석을 수행하였고, 전력수요가 기온의 변화량에 대해 나타내는 민감도 계산을 위해서는 회귀분석을 수행하였다.

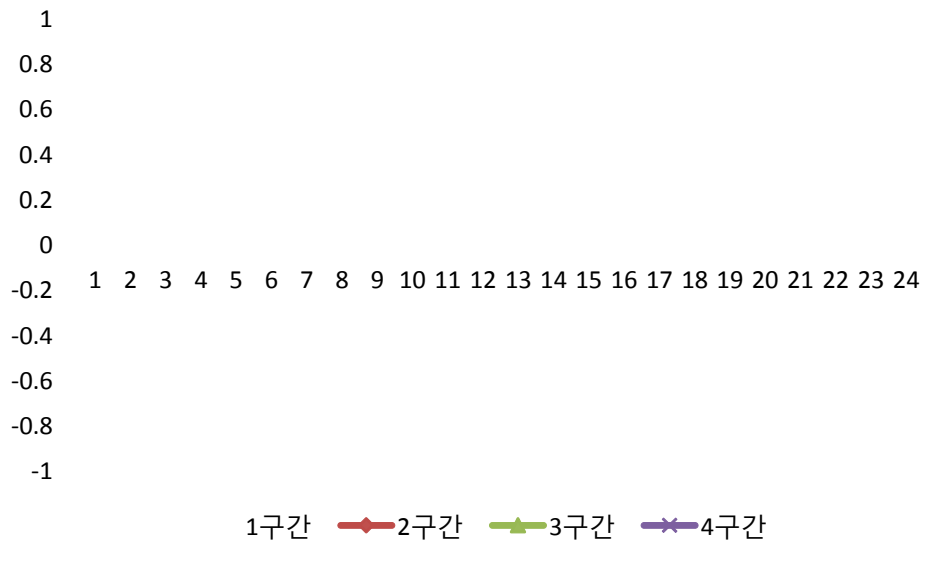
가. 전력수요와 기온 정보의 상관도 분석

실시간 전력수요 데이터 구축 시작 시점인 2012년 6월 1일부터 1년간의 4초 단위 순시 전력수요와 시간별 기온 실적 자료를 시간단위로 가공한 후 시간별 전력수요와 시간별 기온 실적 정보의 상관관계를 계산하였다. 전력수요 데이터는 평일 중 화요일부터 금요일에 해당하는 구간만을 대상으로 하였다. 기온은 8대도시 가중 기온을 계산하여 사용하였다. 전력수요 실적을 4구간으로 분류하고 각각의 24시간에 대한 기온과 전력수요 실적의 상관계수를 계산하면 아래 표와 같다.

<표 2-2-4> 기온과 전력수요 실적의 24시간 상관계수

시간 구간	1	2	3	4	5	6	7	8
1	-0.8987	-0.8964	-0.8883	-0.8831	-0.8825	-0.8834	-0.8914	-0.9104
2	0.796	0.7865	0.745	0.6904	0.5889	0.4455	0.3177	0.4988
3	0.6547	0.6172	0.5799	0.557	0.5022	0.3858	0.3149	0.5689
4	-0.9554	-0.9533	-0.9521	-0.9504	-0.9524	-0.9521	-0.9499	-0.9455
시간 구간	9	10	11	12	13	14	15	16
1	-0.9193	-0.9279	-0.934	-0.934	-0.9377	-0.9312	-0.9269	-0.9227
2	0.7006	0.7491	0.7425	0.7427	0.7478	0.7303	0.6725	0.6639
3	0.8338	0.8582	0.7879	0.625	0.6548	0.6754	0.6568	0.6599
4	-0.9312	-0.9235	-0.928	-0.9367	-0.9401	-0.9341	-0.934	-0.9314
시간 구간	17	18	19	20	21	22	23	24
1	-0.9248	-0.9299	-0.9213	-0.9257	-0.9427	-0.9483	-0.9443	-0.926
2	0.6711	0.7002	0.7313	0.774	0.8423	0.8546	0.8218	0.7917
3	0.634	0.6511	0.6934	0.7962	0.8779	0.8889	0.8008	0.7037
4	-0.9327	-0.9435	-0.9469	-0.9333	-0.9401	-0.947	-0.9526	-0.9542

계산한 기온과 전력수요 실적의 24시간 상관관계를 그래프로 표현하면 다음 그림과 같다.



<그림 2-2-3> 기온과 전력수요 실적의 구간별 24시간 상관관계

1구간과 4구간은 24시간에 걸쳐서 상관계수의 절대값이 0.8 이상으로 매우 강한 상관관계를 나타내고 있다. 2구간은 7시의 경우 0.3177로 상관도가 약하게 나타나고 1시부터 4시와 9시 이후는 상관계수가 0.6 이상으로 나타나 높은 상관관계를 나타낸다. 나머지의 구간에서는 상관계수가 0.4부터 0.6 사이의 값을 나타내어 적정 상관관계에 있음을 나타낸다. 3구간은 6시와 7시의 경우 상관계수가 각각 0.3858과 0.3149로 상관관계가 약하게 나타났고, 1시부터 2시와 9시 이후는 0.6 이상으로 높은 상관관계를 나타낸다.

평일(화~금)에 대한 각 시간대의 전력수요와 기온의 상관분석 결과로만 보면 화요일~금요일 평일에 대한 1구간과 4구간의 경우 모든 시간에 대해서 해당 시간의 기온을 고려하는 것이 적절하고, 2구간은 7시를 제외한 모든 시간에 대해서, 3구간은 6시와 7시를 제외한 모든 시간에 대해서 기온을 고려하는 것이 적합한 것으로 볼 수도 있다.

나. 전력수요와 기온 정보의 시차 분석

각 구간별 평일(화~금), 월요일, 주말의 전력수요가 이전 시간대의 기온과 가지는 연관성을 분석하기 위하여 4구간 각각의 평일(화~금), 월요일, 주말의 전력수요와 0시차, 1시차, 3시차, 6시차, 12시차, 24시차의 기온 정보에 대한 상관 분석을 실시하였다.

(1) 1구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차분석

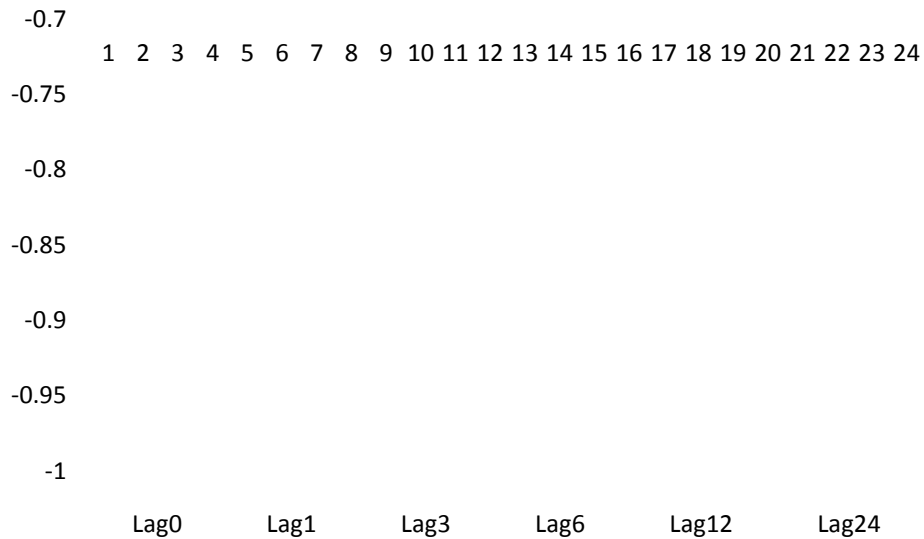
1구간에 속한 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 분석하기 위해 0시차, 1시차, 3시차, 6시차, 12시차, 24시차의 기온과 전력수요의 상관계수를 계산하면 다음 표와 같다.

<표 2-2-5> 1구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	-0.8987	-0.9129	-0.9275	-0.9440	-0.9512	-0.8149
1	-0.8964	-0.9041	-0.9228	-0.9379	-0.9414	-0.8120
2	-0.8883	-0.8954	-0.9150	-0.9328	-0.9300	-0.8010
3	-0.8831	-0.8924	-0.9065	-0.9298	-0.9223	-0.7922
4	-0.8825	-0.8863	-0.9019	-0.9258	-0.9247	-0.7845
5	-0.8834	-0.8893	-0.9011	-0.9262	-0.9312	-0.7796
6	-0.8914	-0.8911	-0.8998	-0.9202	-0.9406	-0.7761
7	-0.9104	-0.8954	-0.8999	-0.9168	-0.9392	-0.8061
8	-0.9193	-0.8824	-0.8636	-0.8839	-0.9234	-0.8674
9	-0.9279	-0.9058	-0.8464	-0.8565	-0.9032	-0.9069
10	-0.9340	-0.9267	-0.8583	-0.8435	-0.8862	-0.9107
11	-0.9340	-0.9322	-0.8858	-0.8194	-0.8657	-0.9012
12	-0.9377	-0.9348	-0.9023	-0.7918	-0.8311	-0.8843
13	-0.9312	-0.9343	-0.9142	-0.7916	-0.8081	-0.8691
14	-0.9269	-0.9300	-0.9217	-0.8293	-0.7882	-0.8581
15	-0.9227	-0.9242	-0.9244	-0.8682	-0.7678	-0.8456
16	-0.9248	-0.9208	-0.9226	-0.8960	-0.7598	-0.8557
17	-0.9299	-0.9270	-0.9218	-0.9137	-0.7606	-0.8613
18	-0.9213	-0.9281	-0.9182	-0.9271	-0.7791	-0.8713

19	-0.9257	-0.9313	-0.9255	-0.9362	-0.8415	-0.8829
20	-0.9427	-0.9435	-0.9409	-0.9418	-0.8875	-0.8826
21	-0.9483	-0.9492	-0.9503	-0.9441	-0.9259	-0.8749
22	-0.9443	-0.9458	-0.9458	-0.9370	-0.9463	-0.8689
23	-0.9260	-0.9308	-0.9343	-0.9393	-0.9553	-0.8621

계산된 상관계수를 그림으로 나타내면 다음 그림과 같이 시차별 상관계수가 시간대별로 상이하게 나타남을 알 수 있다.



<그림 2-2-4> 1구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

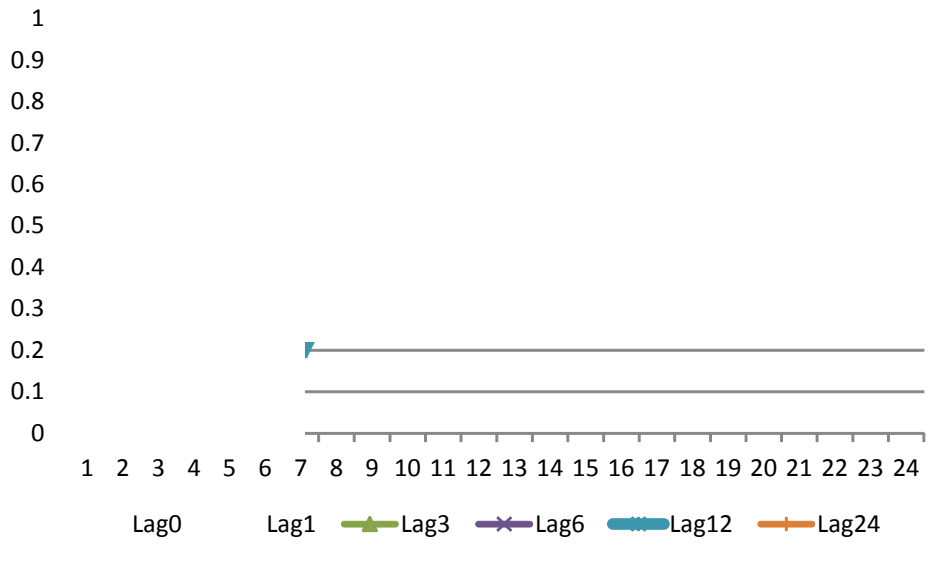
전체 시간대에 걸쳐서 평균적으로 상관도가 가장 큰 대표 시차를 선택하기 위하여 24시간에 대한 LagN의 상관계수들에 대해 유클리드 노름(norm) 값을 구하면 0시차(Lag0) > 1시차(Lag1) > 3시차(Lag3) > 6시차(Lag6) > 12시차(Lag12) > 24시차(Lag24) 순서로 나타난다. 따라서 1구간의 평일(화~금)의 전력수요는 24시간에 걸쳐서 평균적으로 0시차(자기 시간)의 기온과 가장 상관도가 높다고 할 수 있다. 예측시에는 0시차의 기온은 존재하지 않으므로 차상위 값인 1시차의 기온을 고려하는 것이 차선택이 될 수 있다.

(2) 2구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차분석

2구간에 속한 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 앞과 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-6>과 <그림 2-2-5>와 같다. 2구간의 평일(화~금)의 전력수요는 24시간에 걸쳐서 12시차(12시간 이전)의 기온과 가장 상관도가 높게 나타났고, 오전 10시 이후 0.8 이상의 높은 상관도가 나타났다.

<표 2-2-6> 2구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	0.7960	0.7935	0.7773	0.6767	0.6313	0.7745
1	0.7865	0.7904	0.7797	0.7094	0.6075	0.7694
2	0.7450	0.7518	0.7471	0.7022	0.5364	0.7342
3	0.6904	0.6958	0.7029	0.6723	0.4681	0.6769
4	0.5889	0.5924	0.6032	0.5855	0.3933	0.5771
5	0.4455	0.4466	0.4569	0.4555	0.3061	0.4349
6	0.3177	0.3296	0.3281	0.3321	0.1978	0.3105
7	0.4988	0.5169	0.5225	0.5159	0.3697	0.4977
8	0.7006	0.7423	0.7595	0.7528	0.6592	0.7098
9	0.7491	0.7939	0.8277	0.8287	0.7825	0.7564
10	0.7425	0.8138	0.8727	0.8779	0.8531	0.7512
11	0.7427	0.7850	0.8773	0.8904	0.8850	0.7538
12	0.7478	0.7937	0.8871	0.9083	0.9184	0.7528
13	0.7303	0.7572	0.8338	0.9072	0.9099	0.7328
14	0.6725	0.6969	0.7668	0.8846	0.8909	0.6685
15	0.6639	0.6795	0.7248	0.8550	0.8838	0.6479
16	0.6711	0.6587	0.6927	0.7892	0.8734	0.6529
17	0.7002	0.6773	0.6755	0.7580	0.8728	0.6868
18	0.7313	0.6942	0.6556	0.7113	0.8643	0.7412
19	0.7740	0.7231	0.6606	0.6759	0.8551	0.7882
20	0.8423	0.8150	0.7363	0.7075	0.8575	0.8331
21	0.8546	0.8407	0.7748	0.6971	0.8399	0.8461
22	0.8218	0.8099	0.7733	0.6739	0.7501	0.8187
23	0.7917	0.7826	0.7509	0.6443	0.6788	0.7974



<그림 2-2-5> 2구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

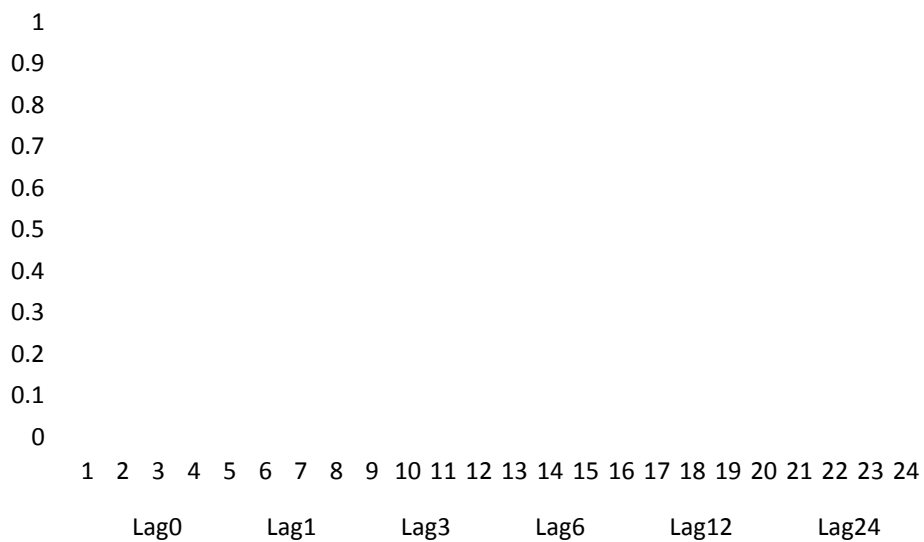
(3) 3구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차분석

3구간에 속한 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-7>과 <그림 2-2-6>과 같다. LagN의 상관계수들에 대해 유클리드 노름 값을 구하면, 3구간의 평일(화~금)의 전력수요는 24시간에 걸쳐서 3시차(3시간 이전)의 기온과 가장 상관도가 높게 나타났다. 9시부터 18시의 수요만 고려한다면 Lag6를 사용하는 방법도 가능하다고 볼 수 있다.

<표 2-2-7> 3구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	0.6547	0.5359	0.5115	0.4301	0.3564	0.4564
1	0.6172	0.6199	0.4938	0.4511	0.3551	0.4239
2	0.5799	0.5737	0.4497	0.4143	0.2816	0.4102
3	0.5570	0.5506	0.5469	0.4072	0.2754	0.3683
4	0.5022	0.4946	0.4787	0.3532	0.2210	0.3032

5	0.3858	0.3782	0.3584	0.2322	0.1857	0.1556
6	0.3149	0.3038	0.2840	0.2598	0.1343	0.0679
7	0.5689	0.5627	0.5554	0.5239	0.3800	0.3639
8	0.8338	0.8445	0.8379	0.8313	0.6716	0.7394
9	0.8582	0.9282	0.9178	0.9252	0.7894	0.8424
10	0.7879	0.8926	0.9284	0.9294	0.8097	0.7807
11	0.6250	0.8141	0.9284	0.8941	0.8002	0.6326
12	0.6548	0.6896	0.9164	0.8814	0.8604	0.5674
13	0.6754	0.7024	0.8703	0.8600	0.8276	0.5458
14	0.6568	0.7068	0.7348	0.9009	0.8210	0.5651
15	0.6599	0.6725	0.7453	0.9177	0.8263	0.5616
16	0.6340	0.6486	0.7095	0.8737	0.8163	0.5495
17	0.6511	0.6287	0.6505	0.7178	0.8036	0.6162
18	0.6934	0.5937	0.6013	0.6944	0.7431	0.6832
19	0.7962	0.7331	0.6340	0.7077	0.6587	0.6073
20	0.8779	0.8387	0.6829	0.6831	0.8143	0.6119
21	0.8889	0.8653	0.7722	0.6757	0.8165	0.5455
22	0.8008	0.8023	0.7385	0.5925	0.7292	0.3956
23	0.7037	0.7101	0.6665	0.4648	0.4690	0.2988



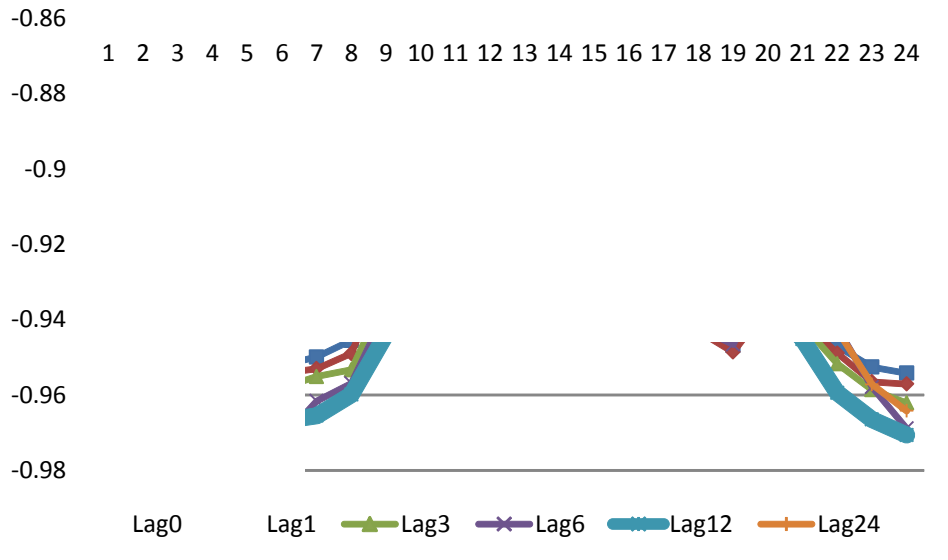
<그림 2-2-6> 3구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

(4) 4구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차분석

4구간에 속한 평일(화요일~금요일)의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-8>과 <그림 2-2-7>과 같다. 4구간의 평일(화~금)의 전력수요는 24시간에 걸쳐서 12시차(12시간 이전)의 기온과 가장 상관도가 높게 나타났다.

<표 2-2-8> 4구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	-0.9554	-0.9665	-0.9666	-0.9636	-0.9585	-0.9360
1	-0.9533	-0.9568	-0.9663	-0.9633	-0.9562	-0.9383
2	-0.9521	-0.9545	-0.9661	-0.9646	-0.9558	-0.9391
3	-0.9504	-0.9536	-0.9590	-0.9664	-0.9574	-0.9377
4	-0.9524	-0.9529	-0.9581	-0.9690	-0.9624	-0.9399
5	-0.9521	-0.9542	-0.9581	-0.9717	-0.9669	-0.9392
6	-0.9499	-0.9530	-0.9551	-0.9616	-0.9655	-0.9359
7	-0.9455	-0.9490	-0.9533	-0.9569	-0.9599	-0.9347
8	-0.9312	-0.9271	-0.9335	-0.9374	-0.9439	-0.9305
9	-0.9235	-0.9148	-0.9137	-0.9181	-0.9302	-0.9231
10	-0.9280	-0.9231	-0.9064	-0.9163	-0.9279	-0.9279
11	-0.9367	-0.9325	-0.9143	-0.9178	-0.9307	-0.9300
12	-0.9401	-0.9398	-0.9295	-0.9180	-0.9358	-0.9361
13	-0.9341	-0.9337	-0.9265	-0.9047	-0.9228	-0.9260
14	-0.9340	-0.9321	-0.9290	-0.9056	-0.9147	-0.9210
15	-0.9314	-0.9316	-0.9283	-0.9153	-0.9106	-0.9221
16	-0.9327	-0.9324	-0.9305	-0.9247	-0.9149	-0.9227
17	-0.9435	-0.9430	-0.9420	-0.9422	-0.9278	-0.9303
18	-0.9469	-0.9486	-0.9428	-0.9466	-0.9384	-0.9302
19	-0.9333	-0.9365	-0.9297	-0.9283	-0.9347	-0.9150
20	-0.9401	-0.9402	-0.9414	-0.9321	-0.9452	-0.9275
21	-0.9470	-0.9489	-0.9517	-0.9421	-0.9594	-0.9428
22	-0.9526	-0.9565	-0.9586	-0.9579	-0.9665	-0.9572
23	-0.9542	-0.9571	-0.9621	-0.9689	-0.9706	-0.9642



<그림 2-2-7> 4구간 평일(화~금)의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

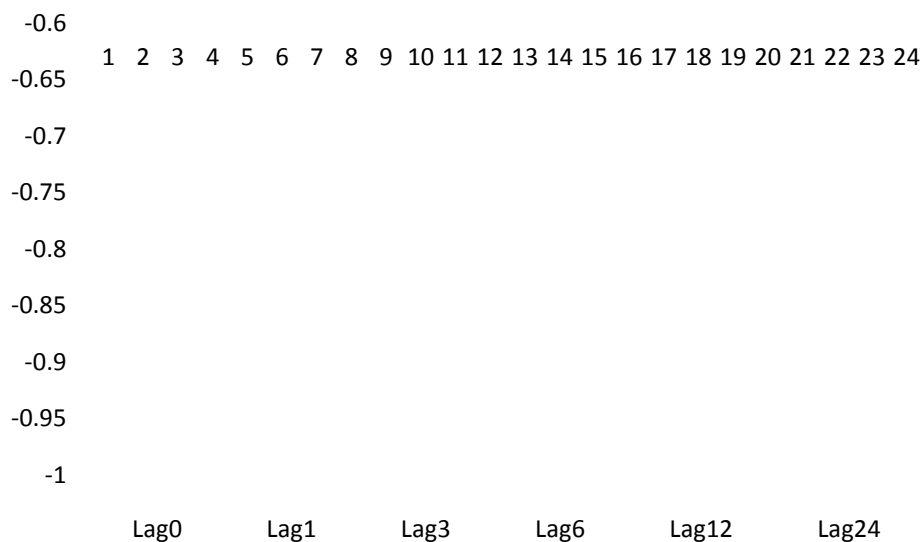
(5) 1구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차분석

1구간에 속한 월요일의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-9>과 <그림 2-2-8>과 같다. 1구간의 월요일의 전력수요는 24시간에 걸쳐서 LagN의 상관계수들에 대해 유클리드 노름 값이 0시차(Lag0) > 1시차(Lag1) > 3시차(Lag3) > 6시차(Lag6) > 24시차(Lag24) > 12시차(Lag12) 순서로 나타난다. 따라서 1구간의 월요일 전력수요는 0시차(자기 시간)의 기온과 가장 상관도가 높다. 예측시에는 0시차의 기온은 존재하지 않으므로 차상위 값인 1시차의 기온을 고려하는 것이 차선택이 될 수 있다.

<표 2-2-9> 1구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	-0.8248	-0.8377	-0.8738	-0.9433	-0.9392	-0.8637
1	-0.7987	-0.8144	-0.8437	-0.9071	-0.9303	-0.8882

2	-0.7905	-0.8043	-0.8314	-0.8897	-0.9382	-0.9051
3	-0.7798	-0.7952	-0.8232	-0.8700	-0.9393	-0.9019
4	-0.7909	-0.7980	-0.8256	-0.8661	-0.9540	-0.9043
5	-0.8111	-0.8070	-0.8274	-0.8658	-0.9601	-0.9095
6	-0.8255	-0.8228	-0.8263	-0.8658	-0.9605	-0.9163
7	-0.8601	-0.8373	-0.8323	-0.8663	-0.9461	-0.9201
8	-0.8834	-0.8145	-0.7851	-0.8039	-0.8920	-0.9197
9	-0.9254	-0.8686	-0.7737	-0.7720	-0.8612	-0.9224
10	-0.9441	-0.9152	-0.7868	-0.7508	-0.8285	-0.9172
11	-0.9561	-0.9366	-0.8413	-0.7344	-0.7888	-0.8968
12	-0.9576	-0.9479	-0.8667	-0.6839	-0.7238	-0.8630
13	-0.9609	-0.9553	-0.9065	-0.6863	-0.6849	-0.8478
14	-0.9660	-0.9564	-0.9359	-0.7668	-0.6669	-0.8541
15	-0.9696	-0.9595	-0.9440	-0.8454	-0.6494	-0.8561
16	-0.9677	-0.9679	-0.9473	-0.9008	-0.6497	-0.8654
17	-0.9682	-0.9707	-0.9587	-0.9380	-0.6581	-0.8642
18	-0.9766	-0.9783	-0.9695	-0.9618	-0.6957	-0.8778
19	-0.9770	-0.9744	-0.9600	-0.9620	-0.7960	-0.8821
20	-0.9773	-0.9762	-0.9650	-0.9546	-0.8721	-0.8658
21	-0.9705	-0.9741	-0.9727	-0.9474	-0.9358	-0.8579
22	-0.9603	-0.9657	-0.9692	-0.9555	-0.9588	-0.8386
23	-0.9526	-0.9534	-0.9686	-0.9745	-0.9738	-0.8035



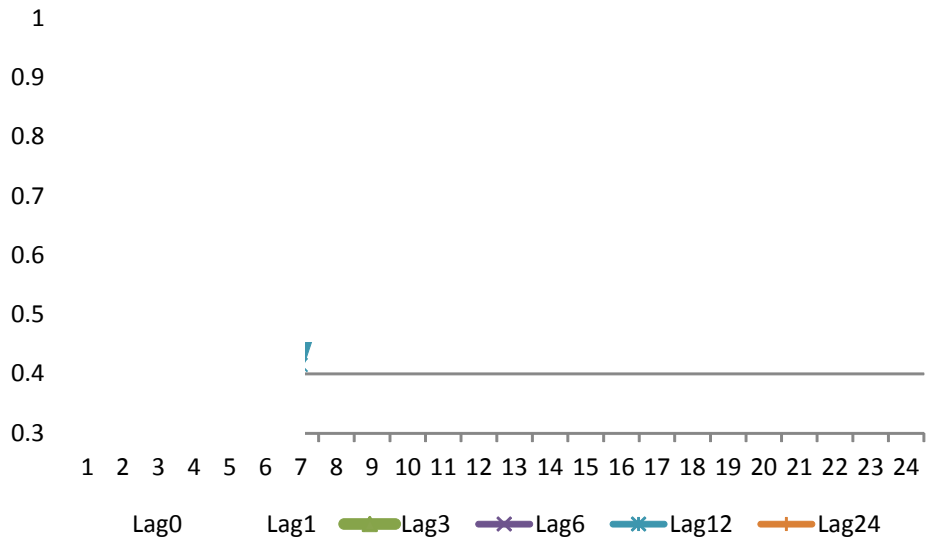
<그림 2-2-8> 1구간 월요일 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

(6) 2구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차분석

2구간에 속한 월요일의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-10>과 <그림 2-2-9>과 같다. LagN의 상관계수들에 대해 유클리드 노름 값을 계산하면, 2구간의 월요일의 전력수요는 24시간에 걸쳐서 3시차(3시간 이전)의 기온과 가장 상관도가 높게 나타났다. 오전 8시 이후로는 3시차의 기온이 0.8 이상의 강한 상관관계를 나타내고 있다.

<표 2-2-10> 2구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	0.7829	0.7829	0.7745	0.6830	0.6965	0.7762
1	0.8008	0.7982	0.7922	0.7267	0.6682	0.7914
2	0.8021	0.7993	0.7932	0.7563	0.6241	0.7997
3	0.7894	0.7930	0.7817	0.7605	0.5921	0.7951
4	0.7362	0.7302	0.7273	0.7083	0.5485	0.7455
5	0.6288	0.6354	0.6306	0.6086	0.4269	0.6516
6	0.5785	0.5782	0.5765	0.5651	0.4148	0.5874
7	0.7327	0.7456	0.7477	0.7304	0.5956	0.7389
8	0.8220	0.8496	0.8551	0.8497	0.7628	0.8357
9	0.8526	0.8687	0.8943	0.8875	0.8488	0.8498
10	0.8631	0.8800	0.9062	0.9060	0.8838	0.8476
11	0.8554	0.8852	0.9073	0.9125	0.9035	0.8211
12	0.8448	0.8737	0.9188	0.9292	0.9221	0.8103
13	0.8411	0.8563	0.9059	0.9372	0.9305	0.7947
14	0.8202	0.8424	0.8826	0.9242	0.9231	0.7447
15	0.8092	0.8219	0.8570	0.9236	0.9204	0.7277
16	0.8176	0.8087	0.8380	0.9023	0.9165	0.7510
17	0.8255	0.8162	0.8204	0.8804	0.9178	0.7450
18	0.8444	0.8074	0.7831	0.8371	0.9156	0.7830
19	0.8712	0.8280	0.7726	0.7987	0.8885	0.8143
20	0.8961	0.8754	0.7967	0.7822	0.8566	0.8262
21	0.8956	0.8879	0.8291	0.7677	0.8559	0.8381
22	0.8346	0.8344	0.8075	0.7203	0.7801	0.7875
23	0.7996	0.7983	0.7844	0.6786	0.7291	0.7506



<그림 2-2-9> 2구간 월요일 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

(7) 3구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차분석

3구간에 속한 월요일의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-11>과 <그림 2-2-10>과 같다. 3구간의 월요일의 전력수요는 24시간에 걸쳐서 12시차(12시간 이전)의 기온과 가장 상관도가 높게 나타났다.

<표 2-2-11> 3구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	0.8275	0.8293	0.8637	0.8745	0.7943	0.8687
1	0.8286	0.8260	0.8528	0.8801	0.7924	0.8576
2	0.8207	0.8044	0.8056	0.8689	0.7976	0.8298
3	0.7992	0.8130	0.8044	0.8595	0.8439	0.7854
4	0.6986	0.7093	0.7244	0.7910	0.8565	0.6921
5	0.5185	0.5328	0.5690	0.5938	0.7854	0.5265
6	0.4236	0.4362	0.4722	0.5125	0.7345	0.4262

7	0.9332	0.9241	0.9356	0.9378	0.9704	0.9199
8	0.9856	0.9625	0.9776	0.9893	0.9735	0.9792
9	0.9854	0.9921	0.9748	0.9927	0.9737	0.9497
10	0.9498	0.9857	0.9793	0.9983	0.9804	0.9074
11	0.9319	0.9718	0.9843	0.9851	0.9970	0.8886
12	0.8552	0.9302	0.9939	0.9618	0.9977	0.8935
13	0.8612	0.9059	0.9874	0.9231	0.9950	0.9218
14	0.8997	0.8867	0.9731	0.9466	0.9766	0.9191
15	0.8748	0.8988	0.9247	0.9856	0.9735	0.9177
16	0.8722	0.8628	0.8752	0.9868	0.9676	0.9059
17	0.8820	0.8691	0.8852	0.9681	0.9552	0.9202
18	0.9288	0.8869	0.8643	0.9209	0.9077	0.9746
19	0.9826	0.9578	0.9155	0.9180	0.8686	0.9755
20	0.9841	0.9821	0.9192	0.9248	0.9332	0.9803
21	0.9879	0.9826	0.9486	0.8905	0.9894	0.9935
22	0.9764	0.9656	0.9452	0.8475	0.9922	0.9980
23	0.9620	0.9458	0.9005	0.7765	0.9186	0.9694

1.1

1

0.9

0.8

0.7

0.6

0.5

0.4

0.3

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24

Lag0

Lag1

Lag3

Lag6

Lag12

Lag24

<그림 2-2-10> 3구간 월요일 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

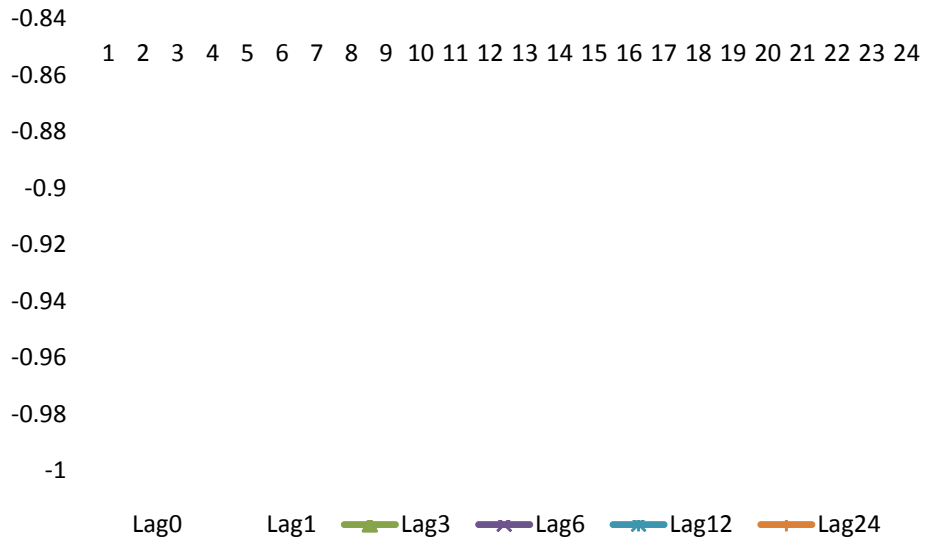
(8) 4구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차분석

4구간에 속한 월요일의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-12>와 <그림 2-2-11>과 같다. 4구간의 월요일의 전력수요는 24시간에 걸쳐서 LagN의 상관계수들에 대해 유클리드 노름 값이 0시차(Lag0) > 1시차(Lag1) > 3시차(Lag3) > 24시차(Lag24) > 6시차(Lag6) > 12시차(Lag12) 순서로 나타난다. 따라서 4구간의 월요일 전력수요는 0시차(자기 시간)의 기온과 가장 상관도가 높다. 예측시에는 0시차의 기온은 존재하지 않으므로 차상위 값인 1시차의 기온을 고려하는 것이 차선택이 될 수 있다.

<표 2-2-12> 4구간 월요일의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	-0.9743	-0.9762	-0.9774	-0.9790	-0.9850	-0.9583
1	-0.9746	-0.9740	-0.9773	-0.9738	-0.9734	-0.9596
2	-0.9757	-0.9749	-0.9753	-0.9719	-0.9722	-0.9604
3	-0.9757	-0.9753	-0.9739	-0.9738	-0.9708	-0.9609
4	-0.9766	-0.9750	-0.9743	-0.9771	-0.9717	-0.9625
5	-0.9736	-0.9758	-0.9752	-0.9766	-0.9771	-0.9659
6	-0.9703	-0.9725	-0.9735	-0.9741	-0.9791	-0.9650
7	-0.9658	-0.9683	-0.9722	-0.9709	-0.9722	-0.9683
8	-0.9590	-0.9508	-0.9567	-0.9593	-0.9601	-0.9729
9	-0.9526	-0.9389	-0.9324	-0.9392	-0.9427	-0.9731
10	-0.9579	-0.9521	-0.9282	-0.9385	-0.9431	-0.9688
11	-0.9555	-0.9551	-0.9354	-0.9321	-0.9383	-0.9666
12	-0.9553	-0.9554	-0.9517	-0.9328	-0.9406	-0.9629
13	-0.9511	-0.9519	-0.9500	-0.9252	-0.9359	-0.9500
14	-0.9510	-0.9489	-0.9479	-0.9308	-0.9320	-0.9510
15	-0.9531	-0.9510	-0.9485	-0.9414	-0.9277	-0.9505
16	-0.9523	-0.9528	-0.9478	-0.9459	-0.9274	-0.9453
17	-0.9553	-0.9601	-0.9567	-0.9511	-0.9207	-0.9446
18	-0.9517	-0.9519	-0.9504	-0.9491	-0.9100	-0.9344
19	-0.9368	-0.9300	-0.9270	-0.9204	-0.9005	-0.9128
20	-0.9421	-0.9347	-0.9226	-0.9136	-0.9077	-0.9068

21	-0.9614	-0.9544	-0.9412	-0.9290	-0.9312	-0.9203
22	-0.9806	-0.9754	-0.9632	-0.9559	-0.9481	-0.9337
23	-0.9887	-0.9862	-0.9773	-0.9669	-0.9640	-0.9441



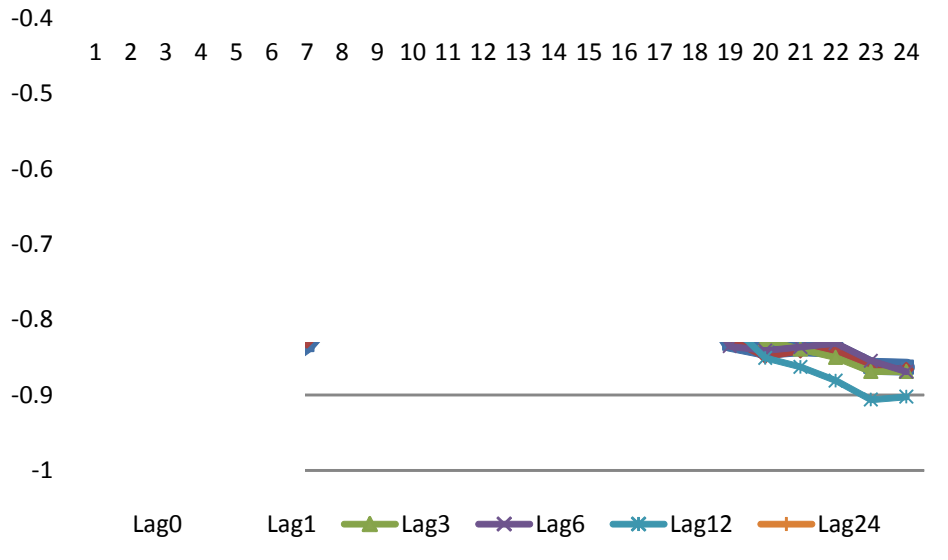
<그림 2-2-11> 4구간 월요일 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

(9) 1구간 주말의 전력수요와 기온의 시차분석

1구간에 속한 주말의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-13>과 <그림 2-2-12>와 같다. 1구간의 주말 전력수요는 24시간에 걸쳐서 LagN의 상관계수들에 대해 유클리드 노름 값이 0시차(Lag0) > 1시차(Lag1) > 3시차(Lag3) > 6시차(Lag6) > 12시차(Lag12) > 24시차(Lag24) 순서로 나타난다. 따라서 1구간의 주말 전력수요는 0시차(자기 시간)의 기온과 가장 상관도가 높다. 예측시에는 0시차의 기온은 존재하지 않으므로 차상위 값인 1시차의 기온을 고려하는 것이 차선택이 될 수 있다. 7시부터 17시 사이의 구간은 0.8 미만의 상관관계를 나타내므로 이 구간을 제외한 나머지 구간에 대해서만 기온을 적용할 필요도 있다.

<표 2-2-13> 1구간 주말의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	-0.8712	-0.8659	-0.8610	-0.8443	-0.8656	-0.8299
1	-0.8802	-0.8768	-0.8645	-0.8496	-0.8648	-0.8339
2	-0.8794	-0.8771	-0.8669	-0.8510	-0.8552	-0.8292
3	-0.8756	-0.8765	-0.8695	-0.8558	-0.8365	-0.8173
4	-0.8725	-0.8674	-0.8633	-0.8438	-0.8195	-0.8053
5	-0.8664	-0.8594	-0.8528	-0.8333	-0.7990	-0.7831
6	-0.8331	-0.8284	-0.8125	-0.7973	-0.7613	-0.7400
7	-0.7787	-0.7701	-0.7521	-0.7356	-0.7142	-0.6713
8	-0.6608	-0.6604	-0.6401	-0.6185	-0.6182	-0.5730
9	-0.5559	-0.5567	-0.5431	-0.5106	-0.5401	-0.4991
10	-0.5625	-0.5547	-0.5489	-0.5127	-0.5310	-0.4973
11	-0.5693	-0.5666	-0.5531	-0.5239	-0.5328	-0.4936
12	-0.6476	-0.6513	-0.6367	-0.6054	-0.5710	-0.5736
13	-0.6187	-0.6360	-0.6323	-0.6008	-0.5556	-0.5698
14	-0.5758	-0.5806	-0.5980	-0.5721	-0.5205	-0.5377
15	-0.6019	-0.6011	-0.6196	-0.6020	-0.5402	-0.5597
16	-0.6390	-0.6418	-0.6427	-0.6526	-0.5867	-0.5948
17	-0.7593	-0.7462	-0.7465	-0.7660	-0.7030	-0.6775
18	-0.8313	-0.8266	-0.8133	-0.8354	-0.8052	-0.7432
19	-0.8407	-0.8489	-0.8264	-0.8412	-0.8508	-0.7421
20	-0.8373	-0.8416	-0.8392	-0.8365	-0.8628	-0.7574
21	-0.8391	-0.8410	-0.8502	-0.8313	-0.8810	-0.7859
22	-0.8618	-0.8631	-0.8689	-0.8546	-0.9062	-0.8005
23	-0.8632	-0.8662	-0.8688	-0.8690	-0.9024	-0.8009



<그림 2-2-12> 1구간 주말 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

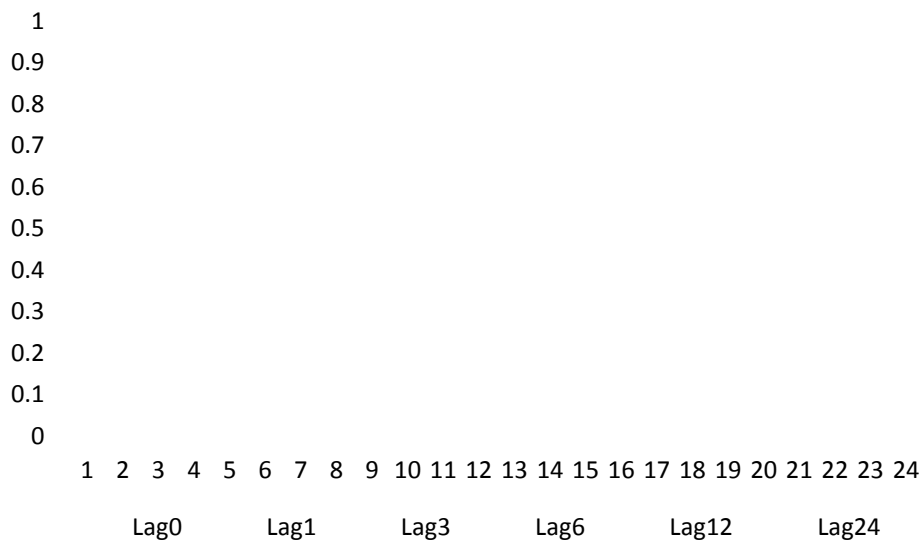
(10) 2구간 주말의 전력수요와 기온의 시차분석

2구간에 속한 주말의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-14>와 <그림 2-2-13>과 같다. 2구간의 주말 전력수요는 24시간에 걸쳐서 LagN의 상관계수들에 대해 유클리드 노름 값이 0시차(Lag0) > 1시차(Lag1) > 3시차(Lag3) > 6시차(Lag6) > 12시차(Lag12) > 24시차(Lag24) 순서로 나타난다. 따라서 2구간의 주말 전력수요는 0시차(자기 시간)의 기온과 가장 상관도가 높고, 예측시에는 0시차의 기온은 존재하지 않으므로 차상위 값인 1시차의 기온을 고려하는 것이 차선택이 될 수 있다. 20시 이후의 상관계수가 크게 나타나므로 이 구간에 대해서만 기온을 적용하는 것이 바람직 할 수 있다.

<표 2-2-14> 2구간 주말의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	0.6366	0.6213	0.5910	0.4853	0.4806	0.6826
1	0.6263	0.6177	0.5862	0.5228	0.4384	0.6695

2	0.5935	0.5825	0.5584	0.5132	0.3822	0.6307
3	0.5507	0.5459	0.5252	0.4795	0.3207	0.5850
4	0.4915	0.4874	0.4703	0.4291	0.2843	0.5310
5	0.4267	0.4173	0.4071	0.3704	0.2296	0.4500
6	0.3341	0.3327	0.3195	0.2917	0.1600	0.3580
7	0.3777	0.3826	0.3729	0.3528	0.2614	0.3808
8	0.4094	0.4133	0.4152	0.4016	0.3363	0.3952
9	0.4443	0.4584	0.4579	0.4512	0.3966	0.4280
10	0.5192	0.5104	0.5205	0.5130	0.4705	0.4517
11	0.5531	0.5597	0.5608	0.5539	0.5235	0.4565
12	0.6576	0.6533	0.6593	0.6609	0.6452	0.5176
13	0.6611	0.6768	0.6791	0.6720	0.6570	0.5047
14	0.6229	0.6497	0.6517	0.6520	0.6338	0.4668
15	0.6357	0.6443	0.6811	0.6668	0.6539	0.4698
16	0.6462	0.6598	0.6950	0.7053	0.6839	0.5218
17	0.7055	0.7096	0.7245	0.7713	0.7720	0.6388
18	0.7434	0.7219	0.7234	0.7934	0.8318	0.7145
19	0.7961	0.7496	0.7263	0.7728	0.8497	0.7654
20	0.8539	0.8192	0.7547	0.7622	0.8567	0.8011
21	0.8643	0.8535	0.7793	0.7539	0.8422	0.8121
22	0.8321	0.8303	0.7890	0.7271	0.7917	0.7778
23	0.7591	0.7532	0.7415	0.6609	0.7040	0.7099



<그림 2-2-13> 2구간 주말 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

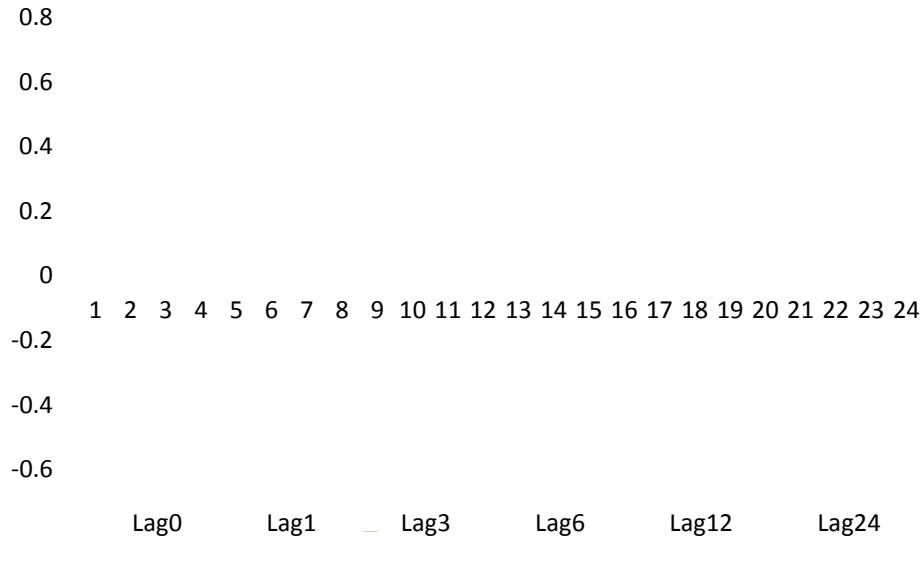
(11) 3구간 주말의 전력수요와 기온의 시차분석

3구간에 속한 주말의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-15>와 <그림 2-2-14>과 같다. 3구간의 주말 전력수요는 24시간에 걸쳐서 LagN의 상관계수들에 대해 유클리드 노름 값이 0시차(Lag0) > 1시차(Lag1) > 3시차(Lag3) > 12시차(Lag12) > 6시차(Lag6) > 24시차(Lag24) 순서로 나타난다. 따라서 3구간의 주말 전력수요는 0시차(자기 시간)의 기온과 가장 상관도가 높고, 예측시에는 차상위 값인 1시차의 기온을 고려하는 것이 차선택이 될 수 있다. 그러나 전반적으로 0.8 미만의 상관도를 나타내고 있으므로 3구간의 주말 전력수요예측에는 기온을 반영하지 않는 것이 유리할 수 있다.

<표 2-2-15> 3구간 주말의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	0.1801	0.2044	0.1617	0.0970	0.1571	-0.0561
1	0.1330	0.1728	0.1782	0.0670	0.0645	0.0135
2	0.0275	0.0524	0.1203	0.0470	-0.0298	-0.0942
3	0.0283	-0.0077	0.0601	0.0438	-0.1233	-0.1728
4	-0.0416	-0.0637	-0.0748	-0.0293	-0.1451	-0.3326
5	-0.1222	-0.1535	-0.2003	-0.1239	-0.1976	-0.4379
6	-0.1439	-0.1712	-0.2186	-0.1955	-0.2691	-0.4621
7	-0.0426	0.0149	-0.0440	-0.0701	-0.1761	-0.3087
8	-0.0226	0.1021	0.1303	0.0560	0.0031	-0.0420
9	0.0459	0.0701	0.2372	0.1709	0.1258	0.1342
10	0.1085	0.1358	0.2676	0.2678	0.2427	0.2120
11	0.2291	0.1767	0.2272	0.3441	0.3215	0.2446
12	0.3652	0.3371	0.3450	0.4805	0.4494	0.3305
13	0.3908	0.3836	0.3184	0.4517	0.4376	0.2887
14	0.3822	0.3623	0.3219	0.3284	0.3713	0.1977
15	0.4812	0.3908	0.3686	0.3309	0.4195	0.1462
16	0.4415	0.4985	0.3893	0.3176	0.4382	0.2508
17	0.5015	0.5178	0.4825	0.4451	0.5557	0.4057
18	0.4860	0.4614	0.5594	0.4757	0.4734	0.3565
19	0.6183	0.5724	0.5654	0.5148	0.5084	0.4055

20	0.7286	0.7233	0.6390	0.6202	0.5957	0.5389
21	0.6607	0.6752	0.6343	0.6827	0.5529	0.5015
22	0.4117	0.4062	0.4384	0.4536	0.3088	0.2839
23	0.1573	0.2055	0.2212	0.2078	0.1764	0.1628



<그림 2-2-14> 3구간 주말 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

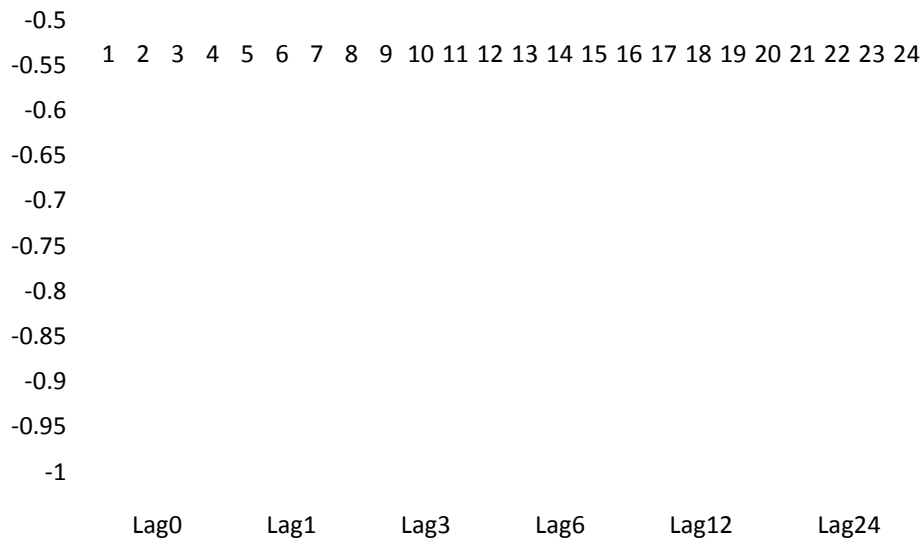
(12) 4구간 주말의 전력수요와 기온의 시차분석

4구간에 속한 주말의 전력수요와 기온의 시차효과에 대해 동일한 방법으로 상관계수를 계산하고 나타내면 <표 2-2-16>과 <그림 2-2-15>와 같다. LagN의 상관계수들에 대해 유클리드 노름 값을 계산하면 4구간의 주말 전력수요는 24시간에 걸쳐서 24시차(24시간 전)의 기온과 가장 상관도가 높게 나타났다. 특히 0.8 이상의 상관관계를 나타내는 새벽과 심야에 대해 기온을 반영할 수 있다.

<표 2-2-16> 4구간 주말의 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

시간	Lag0	Lag1	Lag3	Lag6	Lag12	Lag24
0	-0.9062	-0.9097	-0.9144	-0.9246	-0.9309	-0.9336
1	-0.9069	-0.9111	-0.9157	-0.9247	-0.9310	-0.9308

2	-0.9024	-0.9082	-0.9153	-0.9195	-0.9272	-0.9264
3	-0.8950	-0.9002	-0.9097	-0.9162	-0.9256	-0.9185
4	-0.8941	-0.8945	-0.9055	-0.9127	-0.9255	-0.9093
5	-0.8872	-0.8891	-0.8944	-0.9066	-0.9177	-0.8967
6	-0.8678	-0.8703	-0.8719	-0.8872	-0.8996	-0.8732
7	-0.8264	-0.8278	-0.8314	-0.8425	-0.8533	-0.8356
8	-0.7123	-0.7079	-0.7126	-0.7190	-0.7345	-0.7460
9	-0.6196	-0.6116	-0.6089	-0.6130	-0.6369	-0.6701
10	-0.6257	-0.6156	-0.6000	-0.6079	-0.6309	-0.6668
11	-0.6362	-0.6288	-0.6054	-0.6050	-0.6317	-0.6698
12	-0.6993	-0.7061	-0.6848	-0.6669	-0.6922	-0.7261
13	-0.6802	-0.6982	-0.6951	-0.6590	-0.6807	-0.7218
14	-0.6437	-0.6494	-0.6732	-0.6360	-0.6416	-0.6951
15	-0.6647	-0.6695	-0.6927	-0.6731	-0.6575	-0.7140
16	-0.7132	-0.7193	-0.7284	-0.7409	-0.7100	-0.7554
17	-0.8319	-0.8363	-0.8439	-0.8635	-0.8206	-0.8590
18	-0.8777	-0.8819	-0.8863	-0.9069	-0.8755	-0.9085
19	-0.8759	-0.8793	-0.8819	-0.8911	-0.8868	-0.9095
20	-0.8878	-0.8872	-0.8910	-0.8967	-0.9016	-0.9124
21	-0.8992	-0.8977	-0.8996	-0.9016	-0.9181	-0.9172
22	-0.9196	-0.9194	-0.9190	-0.9206	-0.9399	-0.9236
23	-0.9081	-0.9106	-0.9115	-0.9175	-0.9410	-0.9207



<그림 2-2-15> 4구간 주말 전력수요와 기온의 시차별 상관계수

다. 전력수요와 기온 변량의 시간대별 기온민감도 추정

예측일 중 가장 많은 빈도수를 차지하는 평일(화~금)에 대한 구간별 전력 수요와 기온의 시차분석 결과를 살펴보면 1구간은 Lag0, 2구간은 Lag12, 3구간은 Lag3, 4구간은 Lag12의 기온과 가장 상관도가 높게 나타났다. 실제 수요 예측 수행시 예측 대상 시점인 Lag0의 기온은 존재하지 않으므로 1구간은 차 선택인 Lag1을 사용할 것이라고 가정하고 1시차, 3시차, 12시차의 기온에 대해 전력수요의 변량이 기온의 변량에 대해 가지는 기온민감도를 추정해본다.

Lag 시차에 대한 기온민감도는 다음 식으로 나타나는 기온변화와 전력수요 변화를 정규화한 값을 두 변수로 하여 회귀분석을 통해 계산한다.

$$\Delta T_{h,lag} = T_h - T_{h-lag} \quad (2.2.2)$$

$$\Delta L_{h,lag} = \frac{(L_h - L_{h-lag})}{L_{h-lag}} \quad (2.2.3)$$

여기서, $\Delta T_{h,lag}$ 는 h 시간과 h-lag 시간 사이의 기온 변화, T_h 는 h 시점의 기온, $\Delta L_{h,lag}$ 는 h 시간과 h-lag 시간 사이의 전력수요 변화를 정규화한 값, L_h 는 h 시점의 부하

1~4구간별 평일(화-금)에 대한 자료를 취합하고 각각의 24시간에 대해 1시차, 3시차, 12시차의 $\Delta T_{h,lag}$ 와 $\Delta L_{h,lag}$ 데이터를 구축한 후 구축된 $\Delta T_{h,lag}$ 와 $\Delta L_{h,lag}$ 데이터를 회귀분석하고 기온민감도를 추정하였다. 이때 변량의 최소 50%는 설명되어야 하는 것이 합당할 것으로 가정하여 결정계수(R^2 , Coefficient of Determination)가 50% 미만으로 나타날 경우 무의미한 자료로 판단하였다. 다음은 평일(화~금)의 24시간에 대한 추정된 기온민감도(%)이다.

<표 2-2-17> Lag1에 대한 평일(화~금)의 기온민감도(%)

시간 구간	1	2	3	4	5	6	7	8
1	-	-	-	-	-	-	-	-
2	-	-	-	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-	-	-	-
4	-	-	-	-	-	-	-	-
시간 구간	9	10	11	12	13	14	15	16
1	-	-	-	-0.52	-	-	-	-
2	-	-	-	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-	-	-	-
4	-	-	-	-	-	-	-	-
시간 구간	17	18	19	20	21	22	23	24
1	-	-	-	-2.92	-	-	-	-
2	-	-	-	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-	-	-	-
4	-	-	-2.02	-	-	-	-	-

<표 2-2-18> Lag3에 대한 평일(화~금)의 기온민감도(%)

시간 구간	1	2	3	4	5	6	7	8
1	-	-	-	-	-	-	-	-
2	-	-	-	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-	-	-	-
4	-	-	-	-	-	-	-	-
시간 구간	9	10	11	12	13	14	15	16
1	-	-0.89	-	-	-0.61	-	-	-
2	-	-	-	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-	-	-	-
4	-	-	-	-	-	-	-	-
시간 구간	17	18	19	20	21	22	23	24
1	-	-	-	-	-1.74	-	-	-
2	-	-	-	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-	-	-	-

4	-	-	-	-	-1.97	-	-	-
---	---	---	---	---	-------	---	---	---

<표 2-2-19> Lag12에 대한 평일(화~금)의 기온민감도(%)

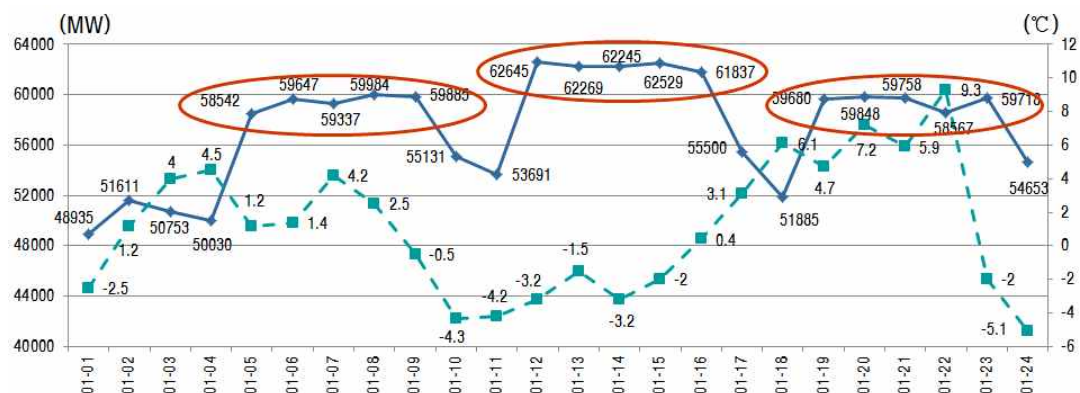
시간 구간	1	2	3	4	5	6	7	8
1	-	-	-	-	-	-	-	-
2	-	-	-	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-	-	-	-
4	-	-	-	-	-	-	-	-
시간 구간	9	10	11	12	13	14	15	16
1	-	-	-	-0.54	-	-	-	-
2	-	-	-	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-	-	-	-
4	-	-	-	-	-	-	-	-
시간 구간	17	18	19	20	21	22	23	24
1	-	-0.66	-0.64	-0.47	-	-	-	-
2	-	-	-	-	-	-	-	-
3	-	-	-	-	-	-	-	-
4	-	-	-	-	-	-	-	-

1~4구간에 속한 평일(화-금)에 대한 1시차, 3시차, 12시차 이전 기온과 현 시점의 기온 차이와 전력수요 차이에 대한 회귀분석을 통하여 기온민감도를 계산한 결과 거의 모든 구간에서 유의한 기온민감도는 나타나지 않았다.

기온민감도 계산 결과와 앞서 분석한 시차분석 결과를 종합하면 0시차, 3시차, 12시차 이전의 기온과 전력수요의 변동 특성은 유사하나, 부하와 기온의 변량에 대한 유의한 민감도는 나타나지 않는다는 것이다. 상관계수는 두 변량간의 형식적인 상호의존관계를 규명하는 것이지만, 두 변량 중 어느 하나를 다른 하나의 원인 혹은 설명요인으로 규정하는 것은 아니기 때문에 이러한 결과가 나타날 수 있다. 실제로 두 변량 간에 강한 상관관계가 성립되는 경우에도 원인관계가 전혀 없는 경우도 있으며, 또 두 변량간의 상관성이 제3의 변량과 공통의 밀접한 관계의 결과일 수도 있기 때문이다[8].

또한, 기온의 실제 특성을 고려해보면 이것은 시차의 폭이 크지 않아서 발

생하는 것으로도 간주할 수 있다. 예를 들어 전력수요와 기온의 관계를 주별로 분석해보면 동일한 주 내에서의 전력수요에 대한 기온의 민감도와 서로 다른 주 사이의 전력수요에 대한 기온의 민감도가 서로 상이하다는 것을 알 수 있다. 다음 그림에 나타난 2009년 1월의 최대 전력수요와 기온의 관계를 살펴본다. 2009년 1월의 첫 주 평일인 1월 5일부터 1월 9일의 최고 기온은 4.2°C에서 -0.5°C 까지 가파르게 변화하고 있다. 하지만 최대 전력수요는 크게 변화하지 않는다. 둘째 주인 1월 12일부터 1월 16일의 경우에도 최고 기온은 -3.2°C에서 0.4°C까지 변화폭이 크지만 일일 최대 전력수요는 큰 변화를 보이지 않는다. 하지만 첫째 주의 부하수준(59,479 MW)과 둘째 주의 부하수준(62,305 MW)은 대략 300만kW의 큰 차이를 나타낸다[6].



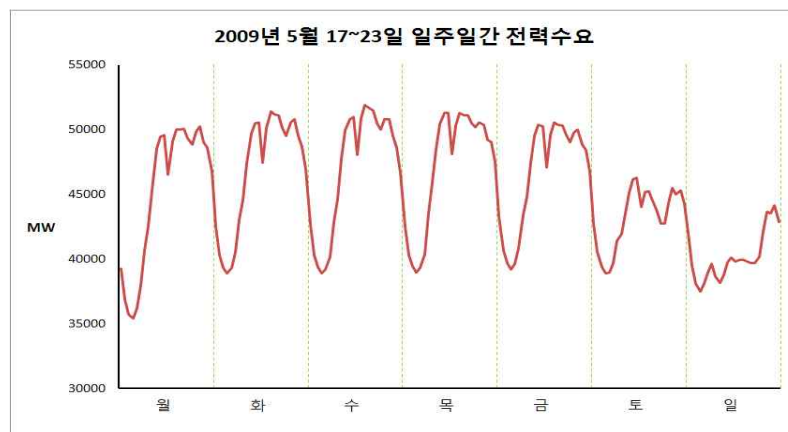
<그림 2-2-16> 2009년 1월의 일별 최대 전력수요와 최고 기온과의 관계[6]

즉, 동일 주 내의 전력수요끼리는 기온의 변화에 둔감하고 서로 다른 주에 속한 전력수요끼리는 기온의 변화에 민감한 전력수요 특성 때문에 동일 주 내에 속한 부하인 0시차, 3시차, 12시차와의 변량에 대한 유의한 기온민감도는 나타나지 않은 것으로 해석할 수 있다.

3. 기상 이외의 시간별 전력수요 변동의 주요 영향요인

전력수요는 전력을 소비하는 소비자의 전력소비 패턴에 따라 영향을 받는다. 즉, 소비자의 사회·경제적 활동을 반영하여 전력수요 패턴이 나타난다. 단적인 예로 평상일과 주말은 경제활동의 유무에 따라 전력소비의 매우 다른 패턴을 보여준다. 이미 잘 알려진 현상으로 전력수요의 변화는 기온에 민감하여 하절기의 경우 기온이 상승하면 냉방부하의 사용이 증가하며 동절기 기온이 급강하하면 난방부하에 대한 전력소비가 증가한다. 이미 제 2 절의 2항에서 실시간 기상과 전력수요의 분석을 수행하였다. 본 절에서는 사회적인 이벤트에 따른 전력수요 변동 및 경제활동의 변동 즉, 조업률의 변화에 따른 전력수요의 변화에 대해 살펴본다.

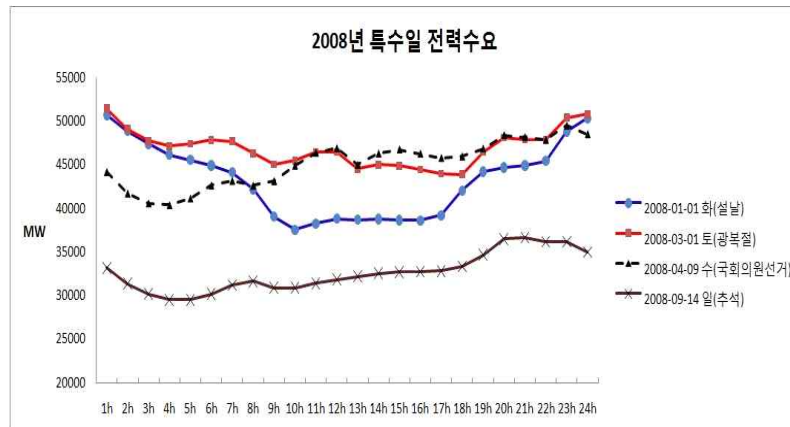
경제활동의 영향은 평일과 주말의 전력수요를 살펴보면 명확하게 알 수 있다. 아래의 <그림 2-2-17>에 나타나는 것처럼 주말인 토요일과 일요일은 평일과 일정한 전력수요 변동율을 보인다[9].



<그림 2-2-17> 주간전력수요[9]

주말은 산업체의 생산활동이 대폭 축소되고 주요 관공서가 근무하지 않는 등 평일과 다른 사회활동으로 산업용 전력의 감소, 즉 조업률이 감소되고 일반용 및 가정용의 전력수요가 증가하지만 전력수요의 과반이상을 차지하는 산

업용의 감소가 전력수요의 주요 변동요인으로 분석된다. 주말과 구별되지만 특수일은 매우 비정형적인 전력수요 패턴을 <그림 2-2-18>과 같이 갖고 있다[9].



<그림 2-2-18> 특수일의 24시간 전력수요[9]

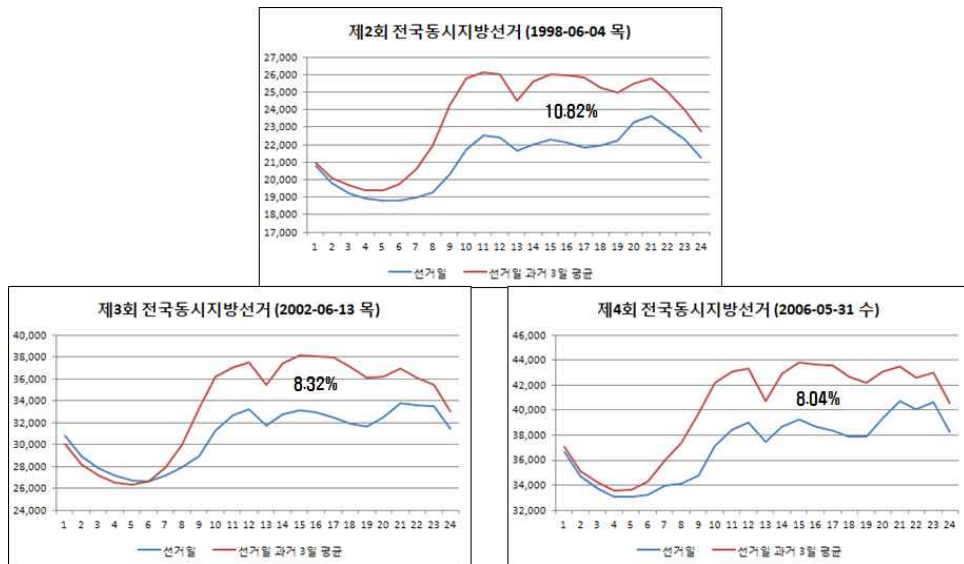
특수일은 신정, 설날, 삼일절, 노동절, 어린이 날, 현충일, 광복절, 추석, 개천절, 한글날, 성탄절 등이며 평일 및 주말과 구별되며 특수일의 요일, 경기, 날씨 등에 따라 매우 불규칙한 수요 패턴을 보인다. 하지만 같은 특수일은 어느 정도 유사한 전력수요 패턴을 보이며 부족하지만 최근의 과거실적을 통해 모델을 구성하여 전력수요를 예측하지만 전력수요예측 오차가 상대적으로 크다.

전력수요에 영향을 주는 요인으로 사회적 이벤트중 선거가 있다. 우리나라는 대통령선거는 5년 주기, 국회의원선거는 4년 주기, 전국동시지방선거는 4년 주기로 실시된다. 대통령선거는 주로 12월에 실시되며, 국회의원선거와 전국동시지방선거는 4월~6월에 선거를 치른다. 부하변동율을 이용한 선거일의 수요 예측 정확도를 살펴보면 <표 2-2-20>과 같다.

<표 2-2-20> 부하변동율을 이용한 선거일 24시간 수요예측 정확도[9]

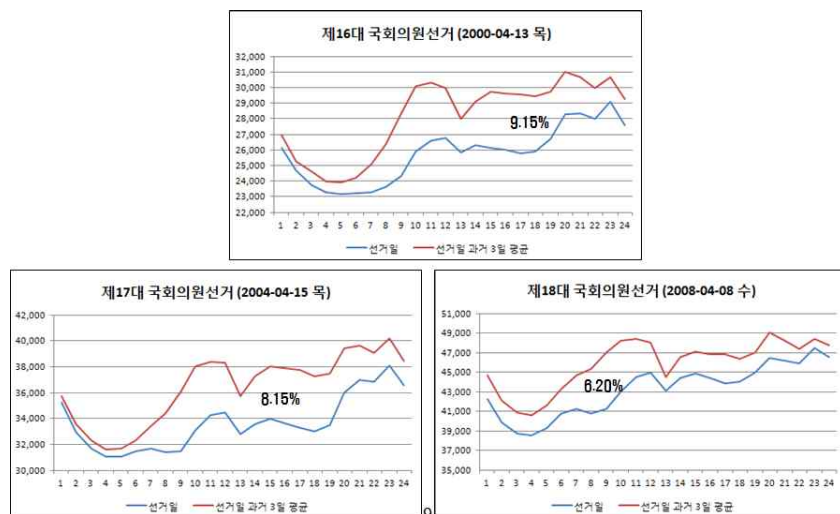
선거일 (년-월-일(요일))	선거내용	평균 오차(%)	최대 오차(%)	최대수요 오차(%)
1998-06-04 (목)	제2회 전국동시지방선거	1.07	3.09	1.12
2000-04-13 (목)	제16대 국회의원선거	0.96	2.84	1.81
2002-06-13 (목)	제3회 전국동시지방선거	2.27	5.27	0.55
2002-12-19 (목)	제16대 대통령선거	2.87	6.30	0.32
2004-04-15 (목)	제17대 국회의원선거	1.72	2.91	1.35
2006-05-31 (수)	제4회 전국동시지방선거	2.81	6.40	1.09
2007-12-19 (수)	제17대 대통령선거	2.53	4.57	0.78
2008-04-09 (수)	제18대 국회의원선거	3.90	6.70	4.02
평 균		2.27	4.76	1.38

선거일은 선거의 종류에 따라 서로 다른 패턴을 보이며 같은 종류의 선거는 24시간 전력수요 패턴이 유사하며 선거일과 직전 평일과의 기상특성에 따라 약간의 다른 전력수요 변동률을 나타낸다. <그림 2-2-19>는 전국동시지방선거일의 전력수요와 선거일 과거 3일 평균전력수요와의 전력수요 변동율을 나타낸다.



<그림 2-2-19> 전국동시지방선거일의 전력수요 변동률

<그림 2-2-20>은 국회의원선거일의 전력수요와 선거일 과거 3일 평균전력수요와의 전력수요 변동율을 나타낸다.



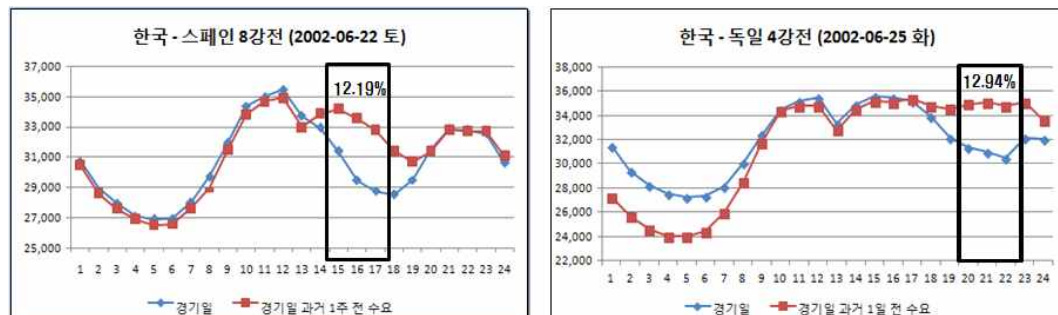
<그림 2-2-20> 국회의원선거일의 전력수요 변동률

<그림 2-2-21>는 대통령선거일의 전력수요와 선거일 과거 3일 평균 전력수요와의 전력수요 변동율을 나타낸다.



<그림 2-2-21> 대통령선거일의 전력수요 변동률

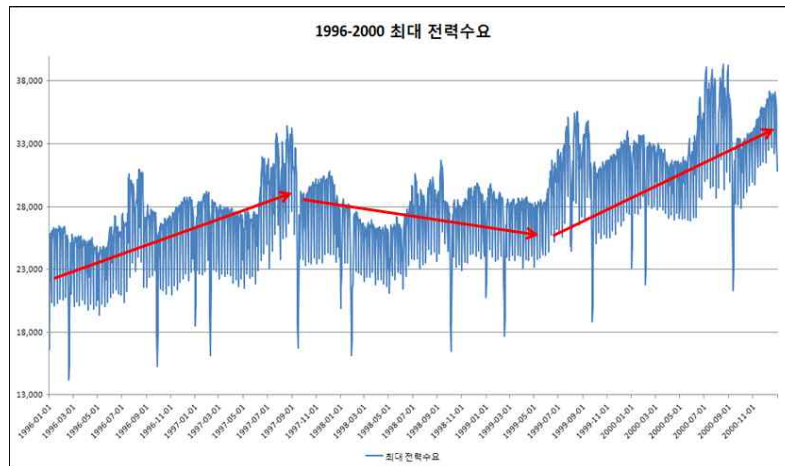
대표적인 이벤트인 월드컵 축구대회 또는 올림픽의 주요 경기가 전력수요에 영향을 준다. 월드컵이 진행되는 시간대는 이전 평일의 동일 시간대보다 전력수요가 감소하며 새벽시간인 경우는 전력수요에 대한 영향이 적다. 2002년 월드컵 8강전인 한국과 스페인의 경기가 진행되는 시간과 4강전 한국과 독일의 경기가 진행되는 시간대의 전력수요 변동율을 <그림 2-2-22>에 제시한다.



<그림 2-2-22> 2002년 월드컵 8강전과 4강전 진행시간의 전력수요 변동률

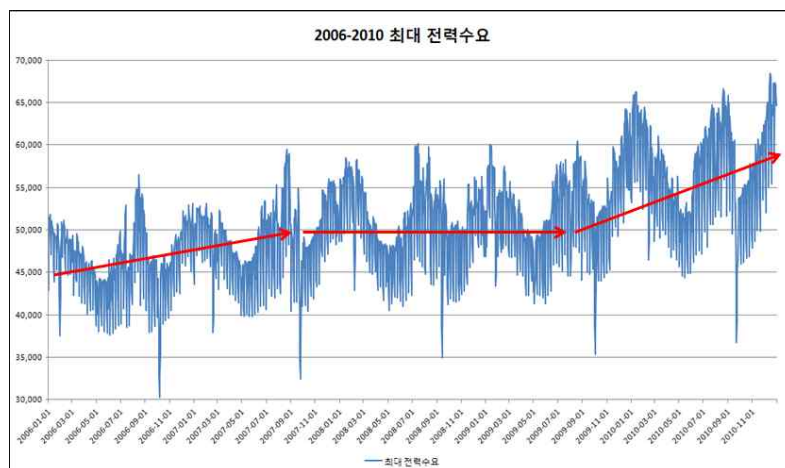
국가 경제가 전력수요에 영향을 미치며 경제 상황은 장기적으로 보았을 때는 전력수요에 크게 영향을 미치며 전력수요의 증가율에 반영된다. <그림 2-2-23>은 1990년대 말의 IMF 경제위기 기간을 포함한 일간 최대전력수요를 1996년부터 2000년까지 표시하였다. 경제 상황이 어려운 시기 전력수요가 감

소하는 모습이 명백하게 나타난다.



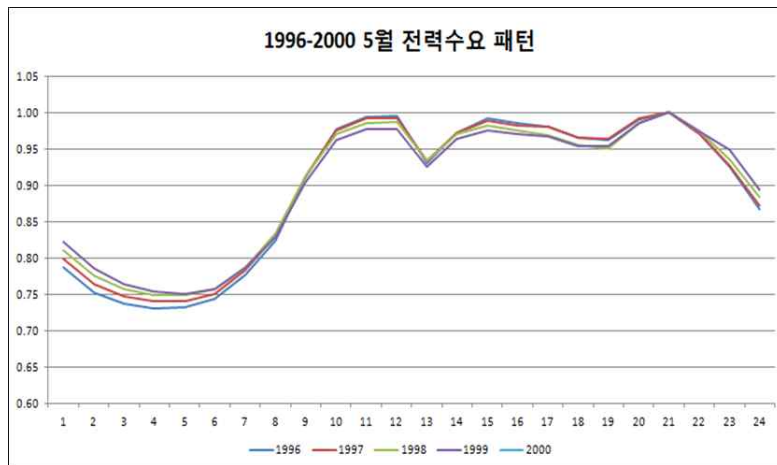
<그림 2-2-23> 1996년부터 2000년까지의 최대 전력수요

<그림 2-2-24>은 2008년과 2009년의 리만 브라더스의 영향으로 세계경제가 어려움을 겪은 기간을 포함한 일간 최대전력수요를 2006년부터 2010년까지 표시하였다. 경제 상황이 어려운 시기 전력수요가 증가하지 않는 모습이 명백하게 나타난다.

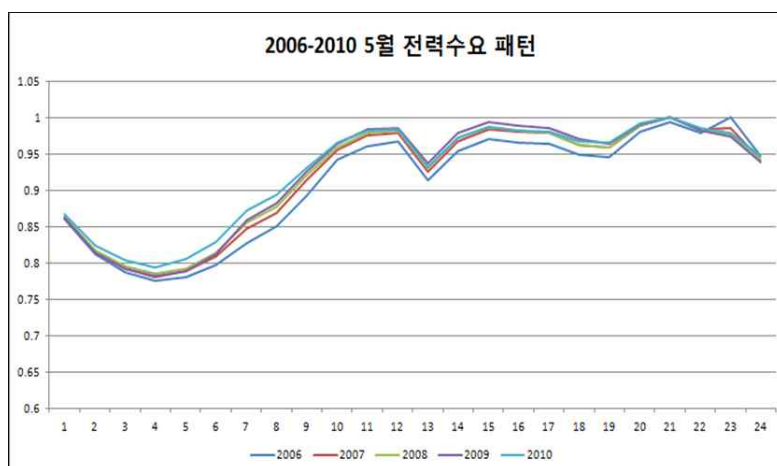


<그림 2-2-24> 2006년부터 2010년까지의 최대 전력수요

경제적 상황이 장기적인 전력수요에 대한 영향은 전력수요 증가율로 명확하게 나타나지만, 전력수요의 24시간 패턴에는 영향이 매우 작다. 일최대수요는 증가하지 않거나 감소하고 24시간 패턴은 유사한 특성을 나타낸다. <그림 2-2-25>와 <그림 2-2-26>은 각각 1996년부터 2000년까지와 2006년부터 2010년까지의 5월의 24시간 전력수요 패턴을 나타낸다. 5월은 기상의 영향이 없어 경제상황만을 잘 반영한 수요특성을 보이며 경제상황의 어려움이 패턴에 커다란 영향이 없음을 알 수 있다.



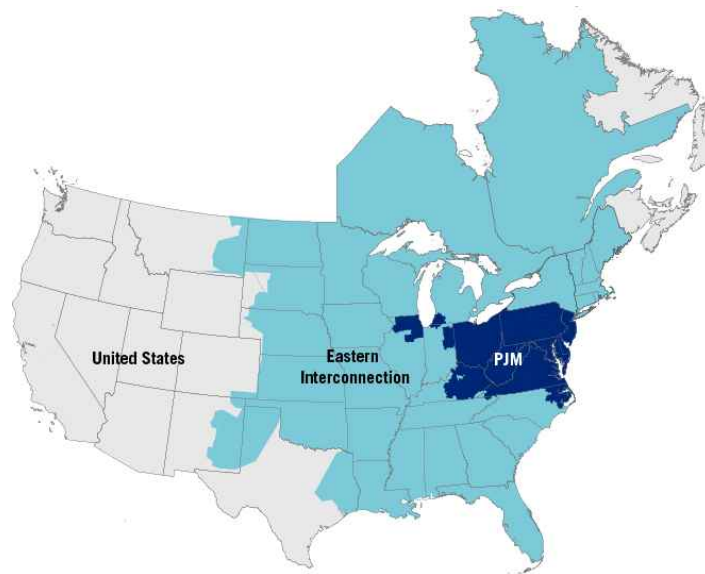
<그림 2-2-25> 1996년부터 2000년까지 5월의 24시간 전력수요 패턴



<그림 2-2-26> 2006년부터 2010년까지 5월의 24시간 전력수요 패턴

제 3 절 PJM의 최신 수요예측 기법 조사

PJM은 미국의 펜실베이니아, 뉴저지, 메릴랜드 등 13개 주와 워싱턴 DC를 관할하고 있으며, 850개 이상의 회원사, 1,376개의 발전원, 191개의 외부 타이(tie) 연계선로를 가지고 있고, 2013년 피크 부하가 165,492 MW에 달하며, 6천 1백만 명에게 전기를 공급하고 있는 동부 커넥션에 위치한 미국 최대의 독립계통운영자이다. 본 절에서는 최근까지 지속적으로 수요예측 모듈의 성능을 개선하고 있는 PJM의 수요예측 기법에 대해 알아본다.



<그림 2-3-1> 미국 동부 커넥션과 PJM의 영역[10]

PJM의 새로운 단기 전력 수요예측 시스템은 과거 부하와 실측 및 예측 기상데이터를 기반으로 일정 지역의 시간별 수요예측을 수행 할 수 있으며 예측 당일 이후 6일(일주일)의 시간별 부하를 예측하기 위해 매 시간마다 실행된다. 이러한 기능은 인공신경망(ANN: Artificial Neural Network)을 기반으로 구축되어있다. PRT사의 인공신경망 엔진을 도입하여 커스터마이징한 독자적인 예측엔진을 통해 수요예측을 수행하고 있다. 전체시스템의 핵심적인 기능은 아

래와 같다[11].

- 세 가지 단기 전력수요예측 모듈
 - 현재 사용되는 PJM의 STLF(Short-Term Load Forecast)
 - 기상만 고려한 신경 회로망을 사용하는 시간별 전력수요예측 STLFW(Short-Term Load Forecast Weather)
 - 유사일을 검색하는 시간별 전력수요예측 SDLF(Similar Day Load Forecast)
- STLF, STLFW, SDLF 예측이 혼합된 예측 결합기 모듈
 - 동적으로 결합된 가중치로 세 개의 예측을 조합
 - 사용자가 필요한 조합된 가중치를 지정하여 사용할 수 있음
 - 조합된 예측은 최종적인 시간별 예측으로 게시됨
- 시간 단위 및 5분 단위로 입력된 실제 부하자료에 대한 자동 품질점검 기능

즉, 수요예측 모듈, 수요예측 결과의 병합을 통한 보정 모듈 그리고 자동화된 부하자료에 대한 품질관리 기능으로 축약된다. PJM 단기전력수요예측의 경우 STLF(혹은 PrtNN으로 명명하는 신경망 기반의 예측), STLFW(혹은 PrtWO로 명명하는 기상에 최적화된 예측), SDLF(혹은 PrtSD로 명명하는 유사일 검색)의 세 가지 결과를 병합하여 최종 결론을 도출하는 방식으로 운영되고 있다. 최근 IEEE Energy Forecasting Workgroup에서도 유사한 형태의 다중 예측결과를 기반으로 최종결과를 도출하는 예측결과 병합방식에 대해 연구하는 것으로 알려져 있다.

PJM은 수요예측을 상세하게 살펴보면, AEP, APS, COMED, DEOK, DOMINION, DAYTON, DUQUESNE, EKPC, FE-West, PJM-Mid-Atlantic 10개의 지역을 다음 10가지의 서로 다른 방식으로 전력수요예측을 수행하고 있다[12].

- PrtEns (Prt Ensemble) : Recent best weighted most”기법을 사용하여 PrtNN, PrtSD, PrtWO 예측 최적화. 2013년의 18시 기준 익일 수요예측 연평균 오차 = 1.66%
- PrtNN (Prt Neural Net) - 인공신경망을 사용하고 실제부하, 과거기온, 예측기온을 입력 데이터로 사용하여 전력수요예측 수행
- PrtSD (Prt Similar Day) - 기온패턴과 일치하는 과거 유사날짜를 조회하여 전력수요예측 수행
- PrtWO (Prt Weather Optimized) - 갑자기 변동되는 기온 패턴에 최적화된 인공신경망을 사용하여 전력수요예측 수행
- PjmPik (PJM Pick) - 최근의 예측성능을 기반으로 최상의 예측결과를 선택
- PjmSdl (PJM Similar Day LookUp) - 과거 일자 중 기온, 온습도지수 (THI: Temperature Humidity Index), 유효기온(EffT: Effective Temperature), 열지수(HI: Heat Index), 운량, 습도, 풍속, 풍향 등의 조합을 사용하여 n개의 가장 유사한 일자를 선택하는 기술
- PjmSdf (PJM Similar Day Forecast) - 가장 유사한 3개의 PjmSdl 부하에 "best weighted most"기술을 적용
- PjmBkf (PJM Backfill) - 갑작스런 기온 변화에 예측성능이 떨어지는 인공신경망의 단점을 극복하기 위해 과거 전력수요와 기온을 최근 부하와 기온으로 대체하는 기술
- PjmNdx (PJM Index) - 인공신경망에 기온 대신 온습도지수(하계), 유효기온(동계) 등 타지수를 사용하여 전력수요예측
- PjmMix (PJM Mix) - PrtEns, PjmSdl, PjmSdf, PjmBkf, PjmNdx 방식으로 예측된 결과 중 Recent best weighted most 기술을 사용하여 최근 8시간동안 예측된 결과 중 가장 우수한 3가지 예측 결과를 혼합하여 예측 수행
- PjmMC (PJM Master Coordinator) - 상기 10가지의 전력수요예측 결과 검토후 Master Coordinator에 의해 산출된 최종 예측결과 (eData, eDart, Performance Compliance, Oasis 등 외부에 발표되는 예측결과가 PjmMC

의 결과이다)

언급한 10가지 모듈은 아래 그림과 같은 절차를 통해 전력수요예측의 입력 데이터 수급 및 준비에서부터 전력수요예측 결과의 배포에 이르기까지의 과정을 지속적이고 자동적으로 전산시스템에 의해 수행한다.



<그림 2-3-2> PJM 시간단위 전력수요예측의 자동화 기능 및 절차

상기 전술한 10가지 모듈들 중 핵심 기능에 대해서 살펴본다.

1. 단기 전력수요예측 STLF

STLF는 인공신경망 기술을 기반으로 한다. 인공신경망은 사람의 뇌가 조직된 방식과 동작하는 방식에서 영감을 받아서 만들어진 컴퓨터 모델이다. 인공신경망은 상호간 의사소통을 수행하는 수많은 상호 연결된 기본 처리 요소(neurons, 뉴런)로 구성되어 있다. 각각의 뉴런들은 매우 작은 일을 처리하지만 뉴런들의 처리 결과가 집약되어 지능형 결과가 출력된다. 인공신경망의 핵심적인 특징은 예제를 수행하며 “학습”하는 것이다. 이러한 학습은 기록된 데이터를 활용하여 특수교육 알고리즘을 수행하는 것으로 인공신경망은 한번 학습되면 “일반화”를 할 수 있으며 이는 교육기간동안 발생하는 유사 상황에서 좋은 결과를 생성한다는 것을 의미한다. 즉, 입력된 정보가 불완전 하더라도

적정한 결과를 출력할 수 있다. 이러한 학습과 일반화 능력은 일반적인 기술로 해결하지 못한 복잡한 문제를 해결하는 이상적인 인공지능망을 구축한다.

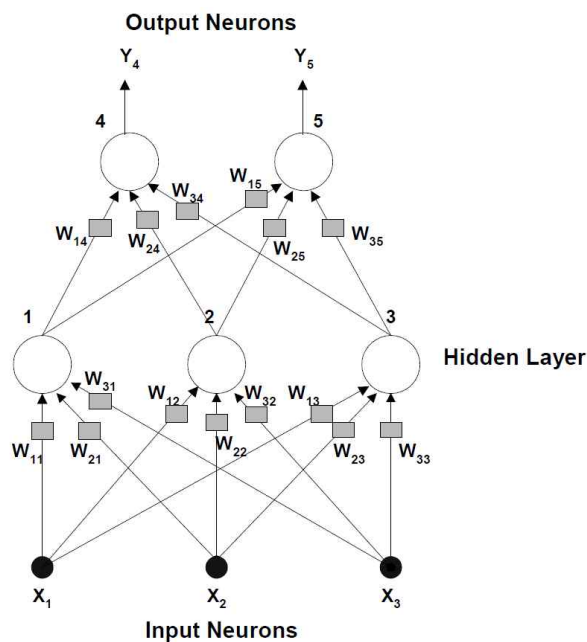
인공신경망이 가장 성공적으로 적용되는 분야중 하나가 예측분야이다. 전형적인 예측 문제에 있어서 예측 목표는 과거데이터를 통해 추세 특성을 발견하고 그것을 이용하여 미래를 예측하는 것이다. 수년간 예측 분야에 경험이 있는 전문가가 의도하는 과정으로 정확하게 예측하는 모델을 개발하였지만 전문가들의 직관적인 모델을 적용한 모든 법칙에서 명확한 설명을 할 수가 없다. 인공신경망은 과거 데이터를 통해 그리고 시스템 특성을 나타내는 정보를 추출하는 것을 통해 이러한 전문지식을 모방하려고 한다.

예측을 하는 것은 기본적으로 패턴 매칭 작업으로, 예측될 변수에 영향을 미치는 요소로 구성된 입력패턴은 원하는 출력으로 맵핑되게 된다. 예를 들어, 단기 전력수요예측 어플리케이션에서 미래 부하는 기상 조건, 주중 요일, 최근 부하 추세 등 다양한 요소에 높게 의존하고 있다. 이러한 요소와 미래 부하의 상관관계는 복잡하며 명확하게 유도되지 않는다. 하지만, 인공신경망은 다수의 과거 데이터를 이용하여 도표화/상관관계에 따른 모델링을 할 수 있다. 이러한 데이터는 입력-출력 패턴의 쌍으로 배열되어 있으며 입력 패턴은 출력에 영향을 미치는 요소로 구성되어 있으며 출력은 관측치에 대한 결과를 나타낸다. 예를 들어, 만약 다음날의 부하 값을 예측할 경우, 입력 패턴은 다음날의 예측된 기온, 지정된 요일, 현재 날짜의 부하로 구성되며 이러한 입력값을 적용하여 원하는 출력인 다음날의 부하를 구한다. 과거 입력데이터를 사용하기 때문에 과거에 대한 입력데이터가 어떠한 출력을 나타내었는지를 미리 알고 있다. 인공신경망은 이러한 교육 패턴을 여러 번 되풀이하여 제시하며 제시된 인공신경망 매개변수들은 최대한 원하는 출력과 가깝게 조정되어 제작된다. 되풀이되는 조정 계획은 인공신경망의 출력이 원하는 출력에 충분히 가까워질 때 까지 반복한다. 기본 프로세스의 주된 예측 관점은 인공신경망에 의하여 확보한 많은 매개변수를 포함하고 있다. 교육된 인공신경망은 차후 온라인 예측 운영에 사용된다.

특별한 “스마트” 기술은 온라인 예측 단계에서 내장형 인공신경망 모델의 지속적인 조정을 제공하기 위해 사용한다. 지속적인 보정은 사용자의 개입 없

이 자동으로 이루어진다. 또한 설명한 과정은 앞에서 말한 초기 교육과 유사하지만 온라인 수요예측은 과거 전체 데이터 보다 최근 데이터 사용하는 차이점이 있다. 우선 온라인 예측에 해당되는 실제값을 사용할 수 있게 되면(실제값이 측정되면) 예측값과 실제값의 편차가 계산되고 이에 맞춰 인공신경망의 매개변수를 조정하여 사용한다. 계속되는 온라인 학습은 인공신경망의 추적능력을 향상 시키고 예측자가 계절의 변화와 과거 데이터에 존재하지 않았을 상황에 대해 빨리 적응시킨다. 또한 완만하게 증가하거나 감소하는 부하에 대한 보상을 할 수 있다. 적응 학습의 활용은 잦은 재교육과 예측자의 교정을 제거할 수 있으며 학습된 모델은 수년간의 재학습을 하지 않아도 정확한 결과를 효과적으로 만들어 낸다.

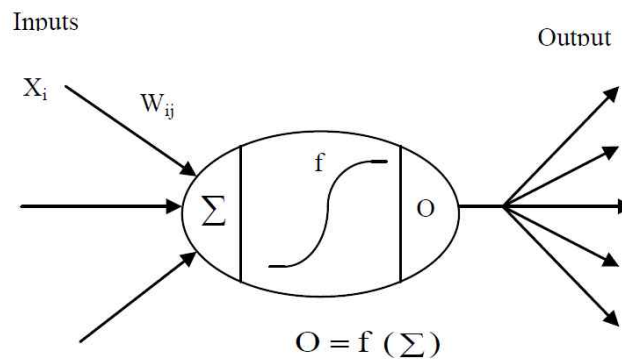
PJM 단기 전력수요예측 구성요소인 인공신경망은 다층 피드-포워드 인공신경망 구성으로 알려져 있다. 다음 <그림 2-3-3>은 3개의 레이어(층)를 가진 피드-포워드 인공신경망을 보여준다.



<그림 2-3-3> 3입력, 3숨김, 2출력 노드의 피드-포워드 인공신경망

이러한 3개 층의 인공신경망은 입력 레이어, 출력 레이어, 그리고 입력과 출

력 사이에 있는 숨김 레이어로 불리는 층으로 구성되어 있다. 원안이 가득 차 보이는 입력 레이어 노드는 오직 입력 변수(X_i)와 그것들과 관련된 위쪽 레이어로 가중치 W_{ij} 만큼 곱하여 분배한다. 숨김층과 출력 레이어 노드는 생물학적 뉴런을 본떠 모델링 되었다.



<그림 2-3-4> 뉴런의 구성

이들은 S의 형태로 비선형 변환 함수로 알려진 “S자형 활성화 함수”를 가지고 있다. <그림 2-3-4>는 이러한 노드의 작동방식을 나타낸다. S자 모양의 노드에 의해 입력에서 받은 가중치는 합산되고 비선형 함수를 통과하여 출력을 생산한다. 숨김 레이어 노드는 다음과 같다.

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n X_i W_{ij}\right) \quad (2.3.1)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n)$$

여기서, H_j 는 j번째 숨겨진 레이어 노드의 출력이다. $j = 1, 2, \dots, h$ (h 는 숨겨진 노드의 번호), 그리고 X_i 는 숨겨진 노드가 W_{ij} 를 따라 입력과 연결된 것을 나타낸다. (n 은 입력 노드 번호).

k번째 출력은 다음과 같이 주어진다.

$$O_k = f\left(\sum_{j=1}^h H_k W_{jk}\right) \quad (2.3.2)$$

($k = h + 1, \dots, m$, $m - h$: 출력 노드의 번호)

여기서, O_k 는 k 번째 출력 레이어 노드의 출력이다. 그리고 W_{jk} 는 숨겨진 레이어 노드에서 출력 레이어 노드로 가중된 연결을 나타낸다.

인공 신경망은 적절한 W_{ij} 값과 숨김 레이어에서 필요한 수의 뉴런을 찾아 과거 데이터와 같이 교육을 해야 한다. 사용되는 학습 알고리즘은 오차 역전달 (Back-Propagation, BP) 규칙으로 알려져 있다. 이 알고리즘에서 제공된 오차의 즉각적인 합계는 다음과 같이 정의 된다.

$$\varepsilon(r) = \frac{1}{2} \sum_{k=h+1}^m e_k^2(r) \quad (2.3.3)$$

여기서, $e_k(r)$ 은 r 번 반복된 출력 노드 k 의 오차이며 다음과 같이 정의 한다.

$$e_k(r) = D_k(r) - O_k(r) \quad \text{for} \quad k = h + 1, \dots, m \quad (2.3.4)$$

그리고 $D_k(r)$ 은 k 노드에서 원하는 출력이다. 학습하는 절차의 목적은 네트워크의 자유로운 매개변수들(가중치와 임계값)을 최소화하기 위해서 적응시키는 것으로 최소화된 ε_{av} 는 다음과 같이 정의된다.

$$\varepsilon_{av} = \frac{1}{N} \sum_{r=1}^N \varepsilon(r) \quad (2.3.5)$$

여기서, N 은 학습 샘플의 수이며, ε_{av} 는 네트워크의 모든 자유 매개변수(즉,

시냅스 가중치와 임계값)에 대한 함수로 구성된 것에 유의해야 한다. 주어진 교육 세트인 ε_{av} 는 학습 성과를 의미하는 비용 함수를 나타낸다. 다음 순서는 각 학습의 샘플을 따라가는 절차이다.

Step 1. 현재 샘플의 $e_k(r)$ 계산.

Step 2. 출력 레이어와 숨겨진 레이어의 구역 변화를 계산한다.

● 출력 레이어:

$$\delta_k(r) = e_k(r) * Y_k(r) * [1 - Y_k(r)] \quad (2.3.6)$$

for $k = h+1, \dots, m$

● 숨겨진 레이어:

$$\delta_j(r) = H_j(r) * [1 - H_j(r)] * \sum_{k=h+1}^m \delta_k(r) * W_{jk}(r) \quad (2.3.7)$$

for $j = 1, \dots, h$

Step 3. 다음 반복에 대한 가중치를 업데이트 한다. $r + 1$:

● 출력 레이어 :

$$W_{jk}(r+1) = W_{jk}(r) + \xi * [W_{jk}(r) - W_{jk}(r-1)] + \eta * \delta_k(r) * H_j(r) \quad (2.3.8)$$

● 숨긴 레이어 :

$$W_{ij}(r+1) = W_{ij}(r) + \xi * [W_{ij}(r) - W_{ij}(r-1)] + \eta * \delta_j(r) * X_i(r) \quad (2.3.9)$$

for $j = 1, \dots, h, k = h+1, \dots, m, i = 1, \dots, m$

η 와 ξ 는 미리 설정된 상수로 각각 “학습 속도”와 “탄력”을 나타낸다.

Step 4. 다음 학습 샘플에 대해 이전 모든 과정을 반복한다. 모든 학습 샘플에 위의 과정이 적용되면 하나의 과정이 끝난 것이고 이러한 과정을 다시 시작한다. 변수의 가중치가 안정되거나 ε_{av} 이 미리 지정된

임계값에 도달할 때까지 업데이트를 반복한다.

PJM의 수요예측은 과도한 학습을 방지하기 위해 교차확인법을 사용한다. 학습은 두 개의 세트로 나뉜다. 예를 들면, 만약 유효한 3년의 데이터가 있다면, 2년의 학습 세트와 1년의 검증 세트로 나뉜다. 첫 번째 세트는 인공신경망 학습을 위해 사용하고 두 번째 세트는 몇 백 개의 모든 훈련 데이터를 통과한 학습된 모델을 시험한다. 유효성 검사 세트는 오류를 검사한다. 일반적으로 오차의 감소는 학습을 통과하는 수를 오버-트레이닝이 될 때까지 증가시키며 이는 오차의 상승을 의미한다. 그러므로 오류가 유효성 검사 세트에서 증가하기 시작한다면 훈련은 중단된다. 이 절차는 적절한 훈련 세트 수를 산출한다. 3년 전체의 데이터는 세대의 수만큼 인공신경망을 사용하여 다시 훈련된다.

PJM의 단기전력수요예측은 과거 7일의 부하실적, 과거 7일의 기상실적과 향후 7일간의 예보를 전술한 인공신경망에 입력함으로써 수행된다.

2. 기상 집중 전력수요예측 STLFW

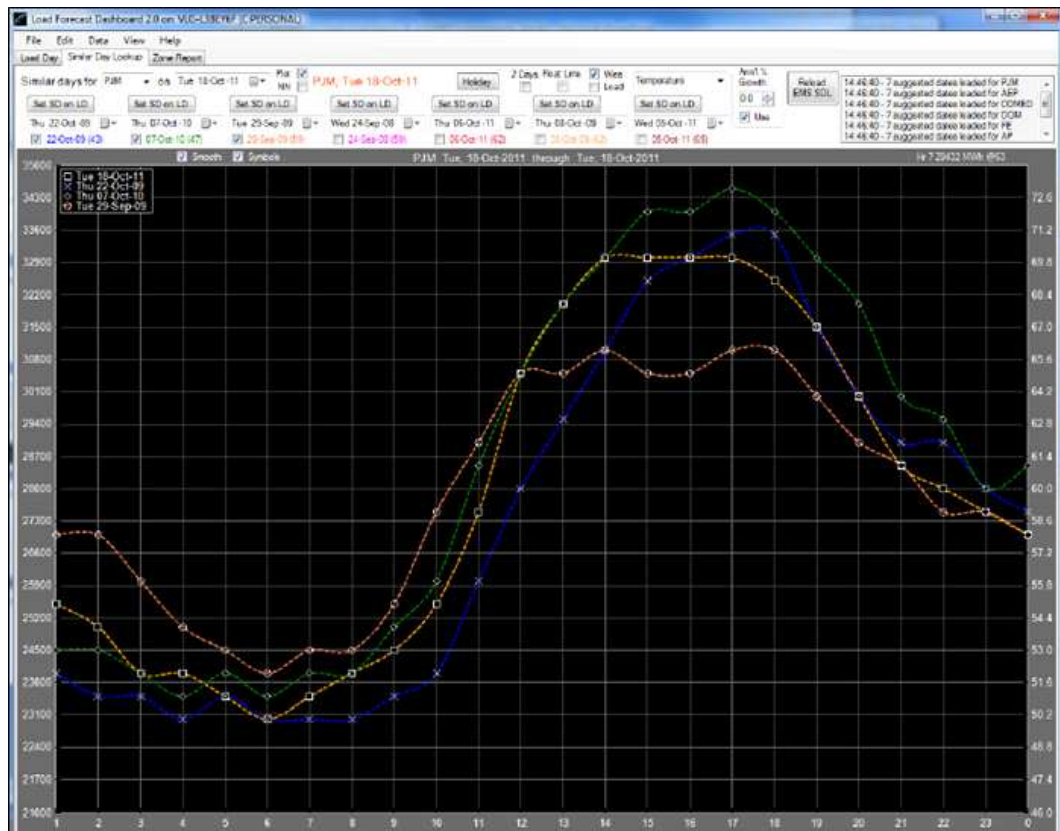
STLFW는 신경망을 기준으로 기상만을 사용한 실시간 전력수요예측으로, 현재 PJM에서 구축한 단기 전력수요예측 어플리케이션과 동일한 기능 및 입/출력 기능을 가진다. 실적 및 예측 기상 데이터에 전적으로 의존적인 전력수요예측을 수행하기 위해서 다른 신경망 구조가 사용된다. STLFW와는 다르게 어제의 실제 부하의 값에 민감하게 반응하지 않는다. 이와 같이, STLFW는 급격히 변하는 기상 상황에서 STLFW보다 좋은 반응을 보이는 것으로 알려져 있다. 일반적으로 STLFW는 STLFW에 보조적인 예측을 제공하는 것이다. 하지만, 모든 기능과 입/출력 구조는 STLFW와 유사하다.

3. 유사일 검색을 통한 수요예측 SDLF

SDLF는 유사성이 높은 일자의 특성을 사용하여 시간별 전력수요를 쉽게 예측한다. 검색 조건은 다수의 기상 및 부하로 만든 함수가 될 수 있다. 선택된 유사 일자의 24시간 패턴은 과거 부하의 증가/감소를 고려하여 자동으로 조정하며 프로그램은 내림차순으로 가장 유사성이 높은 일자를 최대 5일을 검색한다. 선택된 유사일의 부하는 사용자가 조합하는 형식으로 결합될 수 있다. 이 모듈의 주요 기능은 다음과 같다.

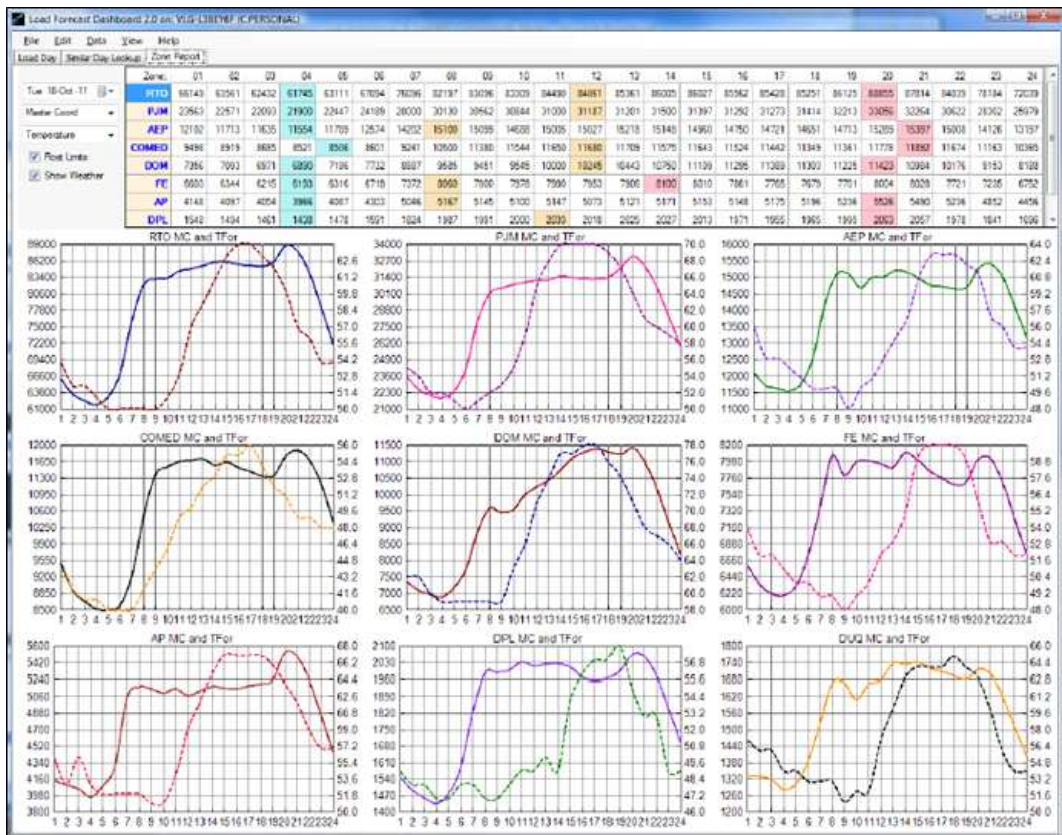
- STLFW를 사용하여 몇 일후까지의 시간별 부하를 예측한다.
- 검색 조건은 사용자가 정의하는 것과 기상 및 부하 변수를 사용한다.
- 일자 형태 및 검색 기간을 사용자가 지정할 수 있다.
- 과거 부하의 증가 혹은 감소 패턴 효과를 자동 반영.
- 유사도가 높은 순서대로 최대 5일의 유사일 을 추출한다.
- 다수의 유사일 예측은 정확도 향상을 위해 결합되어질 수 있다.

PJM의 수요예측을 위한 LFD(Load Forecast Dashboard) 프로그램은 유사일 검색을 위한 기능을 제공한다. 아래 화면은 LFD의 유사일 검색 화면이다.



<그림 2-3-5> PJM의 유사일 검색 프로그램 화면

또한 LFD 프로그램은 PJM의 영역(Zone)별 자료 조회를 위한 Zone Report 기능을 제공한다. <그림 2-3-5>의 유사일 검색 기능과 아래 <그림 2-3-6>의 Zone Report 기능을 통하여 유사일 정보를 사용자가 직접 얻을 수도 있다.



<그림 2-3-6> PJM의 Zone Report 프로그램 화면

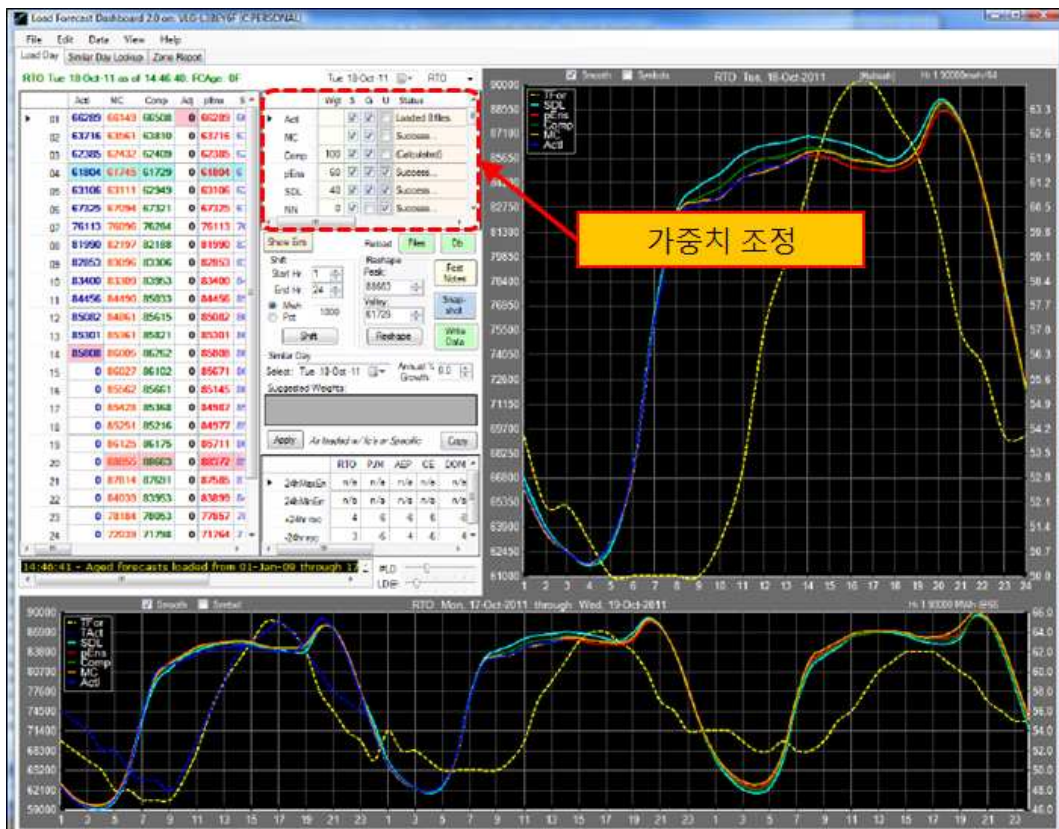
전력거래소에서도 추후 지역별 기상정보를 활용하여 수요예측 오차를 개선하고자 한다면 PJM의 Zone Report와 유사한 기능을 개발할 필요가 있다.

4. 예측 결합 모듈 FFM(Forecast Fusion Module)

예측 결합 모듈은 STL, STLFW, SDLF의 예측 엔진의 시간 단위 결과를 병합한다. 최고의 조합 가중치는 자동으로 계산되고 “Decision Fusion” 혹은 “Combination of Experts”로 알려진 방식을 사용하면 정확도를 높일 수 있다. 이 아이디어는 많은 예측 전문가들이 공통적인 문제에 대한 각각 자신의 해결

책을 제안하며 동일한 문제를 다룰 때 각각의 해결책을 종합하여 만들어진 결과는 하나의 해결책 보다 더 나은 결과를 보인 것이다. 모듈의 주요 기능은 다음과 같다.

- STLF, STLFW, SDLF를 사용하여 하루마다 예측을 수행한 후 병합 가중치를 사용하여 예측된 결과를 병합한다.
- 가중치의 계산은 동적이며 예측 단계마다 최적화 된다.
- 사용자는 계산된 가중치를 무시하고 임의의 가중치를 입력할 수 있다.



<그림 2-3-7> PJM의 수요예측 그래픽 사용자 인터페이스 LFD(Load Forecast Dashboard)의 주화면

PJM의 단기 전력수요예측은 LFD(Load Forecast Dashboard)를 사용하여

주로 수행된다. <그림 2-3-7>에 LFD의 화면을 나타내었다. 화면 중앙 좌측 상단 부분에 각 예측결과의 가중치를 조정하는 화면이 나타나있다. 가중치는 선정하는 알고리즘이 동작하여 자동으로 설정되며, 사용자의 필요시 수동 전환이 가능하도록 설계되었다. 각 수요예측 결과에 가중치가 적용된 최종 예측 결과가 화면의 우측 상단에 나타나며, 이전 3일의 수요곡선이 화면의 하단에 나타나도록 배치되어 있다. 우측 상단에 나타난 병합된 최종 결과를 수요예측 운전원이 검토한 후 최종 가중치를 선정하여 최종 결과를 산출한다. PJM은 이러한 인터페이스와 기능을 통하여 수요예측결과를 병합하여 산출한다.

5. 초단기 전력수요예측 VSTLF(Very Short Term Load Forecast)

PJM의 초단기 전력수요예측은 VSTLF 또는 LFM(Load Forecast Five Minute)으로 불린다. 초단기 전력수요예측은 자동발전제어(AGC: Automatic Generation Control)에서 전송된 5분 단위의 평활화된 데이터를 취득한다. PJM의 초단기 전력수요예측 수행 목적은 안전제약경제급전(SCED: Security Constrained Economic Dispatch)과 AGC에 입력 데이터로 사용될 5분 단위의 향후 4시간에 대한 전력수요예측을 수행하는 것이다.

초단기 전력수요예측 VSTLF의 예측 엔진 역시 신경망 기반의 엔진으로 구성되어있다. 초단기 전력수요예측 신경망 엔진의 입력은 시간별 단기 전력수요예측 STLF가 생성한 시간별 예측결과의 보정되지 않은(Non-Reshaped) 버전의 데이터와 전력수요 실적 데이터만 사용되며 기상 인자는 입력 데이터로 사용되지 않는다. 초단기 전력수요예측에 기상 인자를 입력 데이터로 사용하지 않는 이유는 예측 수행 시간 간격이 5분으로 워낙 짧기 때문이며, 따라서 기상 인자를 고려하여 시간 단위 수요예측을 수행한 결과인 STLF의 결과를 입력으로 사용한다.

6. 부하 품질검사 및 보정 모듈 AUTOFIX

AUTOFIX 어플리케이션은 시간별 혹은 5분 단위의 실제 부하를 확인 및 정하는 기능을 수행한다. 선택한 구간의 부하를 기준 부하와 비교하여 확인한다. 검사할 부하 패턴의 값과 사용자가 지정한 기준 부하 패턴의 차이가 임계값보다 크면 기준 부하 패턴을 사용한다. 기준 부하는 두 가지의 옵션으로 선택이 가능하다. 첫 번째 옵션은 현재 계절의 동일요일의 전형적인 부하 패턴을 고려하는 방식이다. 두 번째 옵션은 STLF의 사후(after-the-fact) 예측을 사용하는 것이다. AUTOFIX 어플리케이션의 주요 기능은 다음과 같다.

● 사용자 선택 파라미터

- 기준 부하패턴에 사용할 수 있는 옵션 설정
- MW차이에 대한 검출 한계값(MW 혹은 %로 설정)
- 기간의 시작 날짜와 간격 설정
- 기간의 종료 날짜와 간격 설정
- 변경사항을 기록할 옵션 지정

● 기준부하 패턴 생성에 사용되는 첫 번째 옵션은 과거 데이터로부터 각 요일의 전형적인 부하패턴을 계산하는 것이다. STLF와 VSTLF(Very Short Term Load Forecast)의 과거 실제 부하패턴 데이터를 고려한다. 과거 데이터를 검색할 때 현재날짜 주위의 k일 기간을 검색범위로 지정할 수 있다.

각 요일의 전형적인 패턴은 지정된 과거 몇 년 동안의 동일 요일 부하의 평균값으로 계산한다. 각 요일에 대한 전형적인 부하패턴 계산 후, 각 패턴은 이전 주 전체 에너지의 수준만큼 바이어스 시켜 현재 부하 수준으로 조정한다.

● 기준부하 패턴을 생성하기 위한 두 번째 옵션은 STLF 사후(after-the-fact)예측을 사용한다. 사후예측은 STLF에 의해 실측 기상 데이터를 사

용하여 예측을 수행한다. 새로운 날짜가 됐을 때 STL에 의해 자동으로 생성되는 사후예측은 예측 기상 대신 실측 기상을 사용하여 다음날 24시간에 대해 자정에 수행한 전력수요예측이다. 사후예측은 기대한 부하패턴에 대한 훌륭한 가정값이 될 수 있다. 사후예측은 이미 지나간 오늘에 대한 예측이고 다음일에 대한 예측이 아니다. 따라서 두 번째 옵션은 전날 자정까지의 부하만 수정할 수 있다.

제 4 절 실시간 전력수요예측 알고리즘

1. 칼만필터 알고리즘 개요

칼만 필터(Kalman filter)는 잡음이 포함되어 있는 선형 및 비선형 역학계의 상태를 추적하는 재귀 필터로, 루돌프 칼만(Rudolf E. Kalman)이 개발하였다. 대상 시스템의 확률적인 모델과 측정값을 이용하여 시스템의 상태변수를 찾아내는 최적 추정기법으로 실제 상태값과 추정된 상태값의 오차 공분산을 최소화하는 알고리즘이다. 컴퓨터비전, 로봇, 위성, 미사일, 제어분야 에서 많이 이용되는 알고리즘이고, GPS, 주식, 날씨예측, 인구예측 등의 다양한 분야에서 이용된다.

칼만필터는 시계열 데이터를 다루는 여러 분야에서 활용되어온 기법으로, 시계열 자료를 상태공간 모형으로 표현한 후, 관측치를 통해 우리가 원하는 최상의 추정량을 얻는데 이용된다. 이처럼 1960년도에 개발된 칼만필터는 수학적으로 오래된 알고리즘이지만 강력한 노이즈 필터 기능을 기본으로 데이터의 실시간 처리가 편리하고, 예측의 정확도가 높은 장점이 있다. 또한 주어진 기본 원리를 구현하기 쉽기 때문에 전력수요와 같이 시간의 변화만 있는 선형적인 방정식을 추정할 때 예측이 유리하다.

칼만필터 알고리즘은 최소자승법(Least Square)의 개념을 바탕으로 이전의 측정 데이터와 새로운 측정 데이터를 사용하여 데이터에 포함된 노이즈를 제거하여 새로운 결과를 추정하는 알고리즘이다. 여기서 필터란 측정 데이터에 포함된 불확실성을 필터링하는 것으로 잡음(noise)을 동반한 측정데이터에서 원하는 신호를 골라내는 알고리즘으로 볼 수 있다. 확률적인 추정이라는 것은 잡음이 정규분포를 가지는 것으로 가정하기 때문이다. 이러한 확률적인 특성이 칼만필터의 장점이자 단점으로, 잡음을 정규분포로 가정하면 평균과 분산으로 그 특성이 완벽하게 표현 가능하다.

칼만필터 알고리즘의 장점으로서는 우수한 노이즈제거 능력, 반복계산 없는 상태 추정, 선형 시스템에서의 광범위한 적용 가능성, Extended KF,

Unscented KF 등의 알고리즘이 개발되어 비선형 시스템 적용이 가능하다는 점이 있다. 단점으로는 비선형 시스템 적용 시 복잡함과 그로인한 적용의 한계점, 갑작스런 외란 및 불확실성을 정확하게 예측하기 어려운 점이 있다. 칼만필터의 장·단점을 정리하면 <표 2-4-1> 과 같다.

<표 2-4-1> 칼만필터 알고리즘의 장·단점

장점	단점
- 우수한 노이즈제거 능력 - 반복계산 없는 상태 추정 - 선형 시스템에서의 광범위한 적용 가능성 - 비선형 시스템 적용을 위한 Extended KF, Unscented KF 개발되어있음	- 비선형 시스템 적용의 한계 및 복잡성 - 갑작스런 외란 및 불확실성을 정확하게 예측하기 어려움

선형성이란 하나의 시스템이나 단위 블록을 여러 신호가 들어갔을 때, 그 블록의 특성이 각각의 신호에 따로 영향을 준다는 의미이다. 다시 말해서 두 개의 다른 신호가 들어갔을 때 서로 섞이는 일 없이 각자 알아서 특성이 변화하며, 두 신호 사이에는 어떤 연관관계도 발생하지 않는다는 것을 의미한다. 전력수요예측의 경우 전력수요는 시간의 변화에 따라 그 값이 변화하게 된다. 이처럼 시간축의 변화에 따라 전력수요가 변하기 때문에 전력수요예측은 선형 시스템이라고 할 수 있다. 칼만필터 알고리즘은 이러한 선형시스템에서 매우 강력한 노이즈 필터 기능을 기본으로 데이터의 실시간 처리가 편리하며, 초단기 전력수요예측과 같이 실시간으로 예측하는 시스템에서 예측의 정확도가 높은 장점이 있다. 결론적으로, 칼만필터 알고리즘은 실시간의 데이터를 처리하여 예측을 수행하는 알고리즘으로 초단기 전력수요예측에서 보다 정확한 예측이 가능하다.

2. 칼만필터 알고리즘 이론

시스템이란 각기 다른 기능을 갖는 한 개 이상의 구성요소들을 결합하여 한 개의 구성요소 단독으로는 수행할 수 없는 주어진 기능을 수행하는 부 시스템의 결합체를 의미한다. 시스템의 구성요소에는 하드웨어, 소프트웨어, 운영자 등이 존재한다. 실제 시스템은 같은 종류의 구성요소들이 결합된 경우도 있지만, 일반적으로는 여러 종류의 구성요소들이 복합적으로 결합되어 있다[13]. 예를 들어 전자회로 시스템은 하드웨어로(아날로그 및 디지털 회로)만 구성되어 있고, 컴퓨터 운영체제는 소프트웨어로만 구성되어 있다. 또한, 경제 시스템은 하드웨어(물건, 돈 등), 사람(경제 주체) 및 소프트웨어(경제 정책, 프로세스 등)로 구성된 복합 시스템이다. 동적 시스템(Dynamic System) 모델은 시스템의 입력, 출력, 상태변수를 정의 한 후 상태변수가 시간에 따라 변하는 규칙을 기술한 동작 명세서(Behavioral Specification)이다. 시스템 이론에서 상태변수를 정의하는 이유는 현재의 상태 변수의 값이 시스템의 미래 출력을 결정하기 때문이다. 상태변수란 가능한 모든 시스템 변수 중 시스템 특성을 나타내는데 필요한 최소한의 변수를 나타내며, 현재의 값과 입력 신호를 알면 미래의 행동(출력)을 결정할 수 있는 변수들로 정의할 수 있다. 예를 들어 거리, 속도, 무게 등 사용자가 관심 있는 물리적 변수를 상태변수로 정의할 수 있다.

시스템의 상태는 시간이 경과함에 따라 정해진 규칙에 따라 동적으로 변하게 되며, 이런 과정을 상태전이(State Transition)라고 하며 상태전이 규칙을 상태전이 방정식(State Transition Equation) 혹은 간단히 줄여서 상태방정식(State Equation)이라고 부른다. 따라서 시스템 모델은 상태 방정식으로 볼 수 있으며, 시스템 모델링은 상태 방정식을 구하는 문제를 의미한다. 상태 방정식이 구해지면 원하는 시각에서 시스템 상태를 알 수 있으며, 시스템 출력이 결정된다. 상태(State)란 계의 거동(동적 동작상태)을 규정하는 최소 개의 변수들의 모임을 의미하며, 상태방정식(State Equation)은 다음 상태를 입력 및 현재 상태에 대한 대수적 방정식 형태로 나타낸 것으로 상태변수를 구하기 위한 1계 미분방정식들로 표현된 방정식을 의미한다.

칼만필터 알고리즘은 잡음이 포함되어 있는 선형 시스템의 확률적인 모델과

예측대상으로부터 취득할 수 있는 측정값을 이용하여 대상 시스템의 상태변수를 찾아내는 최적 추정기법이다. 따라서 칼만필터 알고리즘을 적용하기 위해서는 대상 시스템을 정확하게 모델링하는 것이 가장 중요하며, 필수적이다. 실제 물리 시스템을 이해하기 위해서 입력을 넣고, 출력을 얻는 실험적인 방법으로는 대상 시스템의 특성을 파악하는 방법은 많은 시간이 소요될 뿐만 아니라 많은 비용이 들게 된다. 따라서 실제 물리 시스템을 수학적 식으로 표현하게 되는데, 이 과정을 모델링이라고 한다. 시스템 모델링이란 입력에 따른 시스템의 출력을 수학적 식으로 표현하는 과정으로서, 시스템의 특성 및 수학적 표현방법에 따라서 다양하게 나타날 수 있다.

시스템은 크게 선형시스템과 비선형 시스템으로 분류되고, 각각의 시스템은 시불변 시스템과 시변 시스템으로 구별된다. 선형시스템이란 해당 시스템의 수학적 모델이 선형 연산을 기본으로 한 시스템을 의미하며, 비선형시스템은 선형시스템인 아닌 시스템을 의미한다. 선형시스템의 가장 큰 특징은 중첩의 원리가 적용되는 것이다. 중첩의 원리란 어떠한 시스템에 두 개의 입력이 서로 가했을 때 얻어지는 출력과, 두 개의 입력을 각각 따로 가했을 때 얻어지는 출력들의 합이 같다는 것을 의미한다. 또한 시변시스템은 시스템의 특성이 시간에 흐름에 변화하는 시스템이며, 시불변 시스템은 그 특성이 시간에 따라 변화하지 않는 동일한 특성을 유지하는 시스템을 의미한다. 선형 시불변 시스템의 경우에는 전달함수 또는 상태방정식을 사용하여 시스템을 표현할 수 있고, 비선형 시변 시스템의 경우에는 상태방정식을 사용하여 시스템을 표현할 수 있다. 전달함수는 입력과 출력이 각각 하나씩인 비교적 단순한 시스템의 입출력 관계를 표현하는 방법이고, 상태방정식은 단일입출력 선형 시불변 시스템은 물론이고, 다변수 시변 비선형시스템까지도 표현할 수 있는 방법이다.

칼만필터 알고리즘을 적용하기 위한 대상 시스템 모델의 설계는 기본적으로 시간 영역에서의 상태변수 모델로 정의된다. 즉, 칼만필터는 기본적으로 선형 상태 모델을 대상으로 하며, 경우에 따라 형태가 약간 변형될 수 있다.

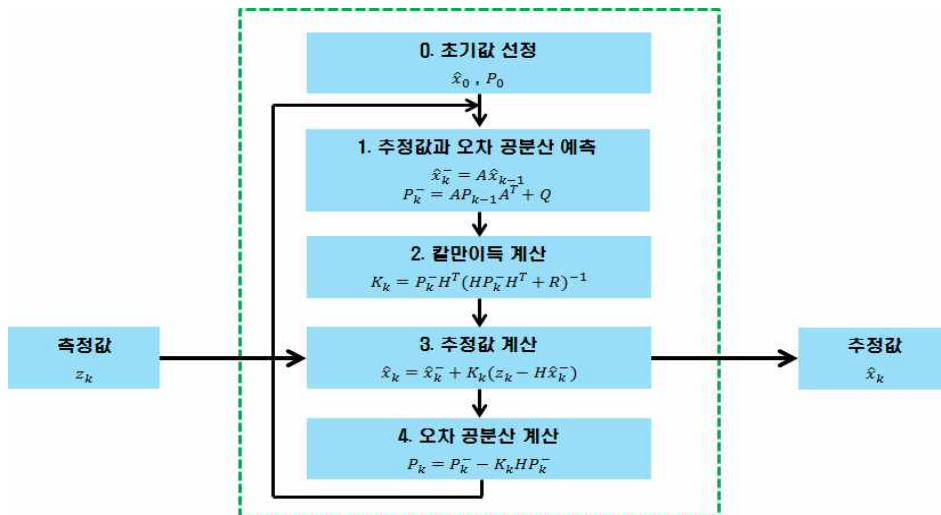
$$x_{k+1} = Ax_k + w_k \quad (2.4.1)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2.4.2)$$

여기서, x_k 는 상태변수 ($n \times 1$ 열벡터), z_k 는 측정값 ($m \times 1$ 열벡터), A 는 상태전이행렬 ($m \times n$ 행렬), H 는 출력행렬 ($m \times n$ 행렬), w_k 는 시스템 잡음 ($n \times 1$ 열벡터), v_k 는 측정 잡음 ($m \times 1$ 열벡터)을 의미한다. 시스템 모델에서 잡음의 공분산을 표현할 때는 통계학을 이용하며, 칼만필터 잡음은 표준정규분포를 따른다고 가정한다. Q 는 w_k 의 공분산 행렬 ($n \times n$ 대각행렬), R 은 v_k 의 공분산 행렬 ($m \times m$ 대각행렬)을 각각 나타낸다. 대각행렬은 (1,1), (2,2), ..., (n,n) 등 대각선 위치 외의 성분은 모두 0인 행렬을 의미하며, 공분산 행렬은 변수의 분산으로 구성된 행렬로 정의한다.

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \quad (2.4.3)$$

시스템 모델링의 근본적인 목적은 시스템을 완벽하게 표현하는 것이지만, 시스템을 완벽하게 표현한다는 것은 실제로 불가능하다. 그러나 모델링에서 생기는 어느 정도의 오차는 시스템을 제어하는데 큰 영향을 주지 않기 때문에 최적의 시스템 모델이란 허용된 오차 범위 안에서 시스템을 가장 단순하게 표현하는 것을 의미한다.



<그림 2-4-1> 칼만필터 알고리즘 흐름도[14]

칼만필터 알고리즘은 크게 예측과정과 추정과정으로 분류된다. 예측과정에서는 직전 추정값($\hat{x}_{k-1}$)과 오차 공분산(P_{k-1})을 입력으로 받아 최종적으로 예측값($\hat{x}_k^-$, P_k^-)을 출력하게 된다. A 와 Q 행렬은 예측과정에서 사용하는 시스템 모델 변수로 정의된다. 추정과정에서는 예측과정의 예측값($\hat{x}_k^-$, P_k^-)과 측정값(z_k)을 전달 받아 입력 값으로 사용하여 추정값($\hat{x}_k$)과 오차 공분산(P_k)을 출력하게 된다. H 와 R 행렬은 추정과정에서 사용하는 시스템 모델 변수로 정의된다. 최종적으로 칼만필터 알고리즘에서 사용하는 알고리즘 변수를 정리하면 다음과 같다.

<표 2-4-2> 칼만필터 알고리즘 변수 정리

외부 입력	z_k
최종 출력	$\hat{x}_k$
시스템 모델	A, Q, H, R
내부 계산용	$\hat{x}_k^-, P_k^-, P_k, K_k$

칼만필터 알고리즘에서 중요한 부분은 예측과정과 추정과정을 정확하게 구분하는 것이다. 추정값은 사용자가 실제로 예측하고자 하는 값을 의미하며, 예측값은 칼만필터 알고리즘 내에서 추정값을 계산하기 위한 시스템 예측값을 의미한다. 칼만필터 알고리즘 내에서 추정값과 예측값은 <표 2-4-3>와 같이 표기법을 통해 구분할 수 있다.

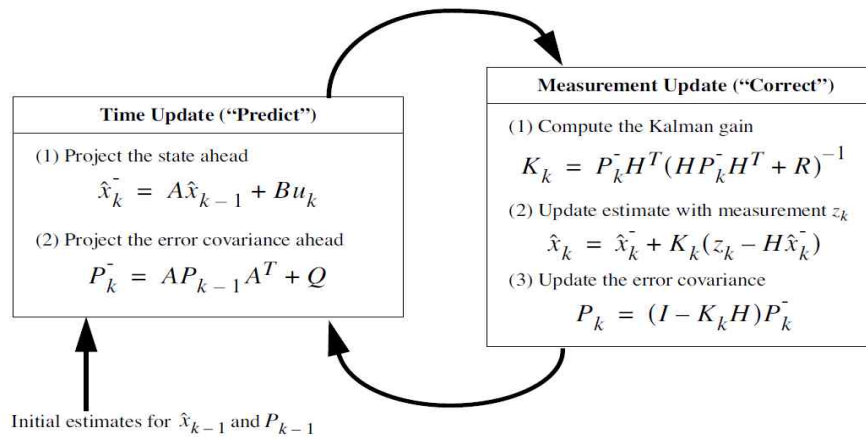
<표 2-4-3> 칼만필터 알고리즘의 추정값과 예측값의 구분

$\hat{x}_k$	상태변수 추정값
$\hat{x}_k^-$	상태변수 예측값
P_k	오차 공분산 추정값
P_k^-	오차 공분산 예측값

상태변수는 거리, 속도, 무게 등 사용자가 관심 있는 물리적 변수를 의미한다. 이러한 상태변수는 칼만필터 알고리즘의 내부 계산 과정에서 추정값 $\hat{x}_k$ 와 예측값 $\hat{x}_k^-$ 으로 구분되어진다. $\hat{x}_k$ 의 위에 있는 “^”의 의미는 “추정한 값”이라는 기호이며, $\hat{x}_k^-$ 의 k위에 있는 “-”는 “~이전의”라는 의미이다. 즉, $\hat{x}_k$ 는 “추정한 값 x 의 현재 값”을 의미하며, $\hat{x}_k^-$ 는 “추정한 값 x 의 이전의 값”을 의미한다. 오차 공분산은 칼만필터의 상태변수 추정값이 참값에서 얼마나 차이가 나는가를 나타내는 지표이다. 오차 공분산의 추정값 및 예측값 표현 또한 상태변수와 같은 의미를 갖는다.

$$P_k = P_k^- - K_k H P_k^- \quad (2.4.4)$$

오차 공분산은 추정값의 정확도에 대한 척도가 되며, 예측 과정으로 피드백되어 다음번 예측에서 다시 사용되어진다. x_k 와 추정값($\hat{x}_k$), 오차 공분산(P_k) 사이에는 $x_k \sim N(\hat{x}_k, P_k)$ 의 관계가 성립한다. 상태변수 x_k 는 평균이 $\hat{x}_k$ 이고, 공분산이 P_k 인 정규분포를 따르며, 칼만필터의 상태변수 x_k 의 추정값에 대한 확률분포를 따져 가장 확률이 높은 값을 추정값으로 선택하게 된다.



<그림 2-4-2> 칼만필터 알고리즘의 예측과정과 추정과정의 관계[15]

예측단계(Predict)에서는 현재의 상태변수와 시스템 모델을 이용하여 다음 측정시간의 상태변수와 오차 공분산의 값을 예측한다. 그리고 추정단계(Correct)에서는 예측단계에서 계산된 상태변수와 오차 공분산을 이용하여 칼만이득 K 를 계산한다. 또한 실제 측정을 통해 얻은 값 z_k 와 예측된 상태변수 값 $\hat{x}_k^-$ 의 차에 칼만이득 K 를 곱하고, 이전에 예측된 상태변수 값 $\hat{x}_k^-$ 를 더해 주어 추정값 $\hat{x}_k$ 를 계산한다. 마지막으로 측정이 이루어진 이후의 오차 공분산 값을 업데이트하여 예측과정으로 그 값을 반환한다.

칼만필터 알고리즘의 예측과정은 다음의 수식으로 구성되어진다.

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + w_k \quad (2.4.5)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (2.4.6)$$

여기서, A 는 상수로 구성된 행렬이며, 행렬 A 는 시간에 따라 시스템이 어떻게 움직이는지를 나타낸다. w_k 는 시스템에 유입되어 상태변수에 영향을 주는 잡음을 의미하며, 칼만필터에서 모든 잡음은 백색잡음(White Noise)으로 가정한다. Q 는 w_k 의 공분산 행렬을 나타낸다. $\hat{x}_k$ 와 P_k 는 앞서 계산되는 추정값을 의미한다. A 와 Q 는 시스템 모델로 이미 정의된 값이다. 추정값에서 예측값을 계산할 때 A 와 Q 가 사용되며, 이 변수가 예측값에 결정적인 영향을 미친다. 두 행렬이 시스템과 많이 다르면 예측값 및 추정값이 부정확해진다. 즉, 칼만필터의 성능은 시스템 모델의 설계에 의해 결정되어진다.

칼만필터 알고리즘의 추정과정은 다음의 수식으로 구성되어진다.

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (2.4.7)$$

여기서, K_k 는 칼만이득을 의미하며, 칼만필터 알고리즘 내의 가중치를 나타낸다. H 는 상수로 구성된 행렬이며, 행렬 H 는 측정값과 상태 변수와의 관계를 나타낸다. v_k 는 센서에서 측정되는 잡음을 의미하며, R 은 v_k 의 공분산 행

렬을 나타낸다.

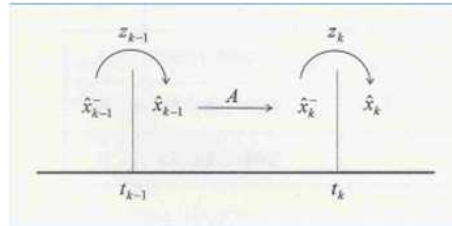
$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (2.4.8)$$

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_t \quad (2.4.9)$$

식 (2.4.8)은 칼만필터 알고리즘의 추정값 계산 수식을 나타내고, 식 (2.4.9)는 지수평활법 계산 수식을 나타낸다. 칼만필터 알고리즘은 지수평활법과 유사한 방식으로 추정값을 계산한다. 그러나 칼만이득(가중치)은 고정되어 있지 않고, 일정한 수식에 따라 매번 새로 계산되어진다. 즉, 상황에 따라 추정값 계산식의 가중치가 계속해서 바뀐다. 칼만필터는 측정값의 예측 오차로 예측값을 적절히 보정해서 최종 추정값을 계산하게 되며, 칼만이득은 예측값을 얼마나 보정할지 결정하는 인자이다. 추정단계에서 센서노이즈가 큰 경우 즉, 잡음의 오차 공분산 값이 큰 경우에는 칼만이득 K_k 값이 작아진다. 결과적으로 측정값에 대한 신뢰가 떨어지게 되어 측정값보다 시스템 모델의 상태변수 예측값에 더 큰 가중치가 적용된다. 반대로 센서노이즈가 작은 경우 즉, 잡음의 오차 공분산 값이 작은 경우에는 칼만이득 K_k 값이 커진다. 이는 측정값이 신뢰할 수 있음을 의미하게 되며, 측정값에 더 큰 가중치가 적용된다. 결론적으로 칼만이득 K_k 를 계산할 때 상태변수의 오차 공분산과 측정값의 오차 공분산이 이용되는데, 상태변수의 오차 공분산이 측정값의 오차 공분산보다 분산이 큰 경우 측정값에 더 큰 가중치가 적용되어지고, 반대라면 상태변수의 시스템 예측값에 더 큰 가중치가 적용되어진다.

행렬 Q , R 은 잡음의 특성은 여러 오차가 복합적으로 작용하기 때문에 해석적으로 변수를 결정하기 어렵다. 따라서 사용자의 경험을 바탕으로 변수를 보정하면서 적절한 값을 찾아야한다. 칼만이득 수식을 확인하면 Q , R 이 영향을 미치기 때문에 시스템 모델 설계 시 적절하게 Q 와 R 을 고려해야 한다. 일반적으로 Q 가 커지면 칼만이득이 증가하여 추정값 계산에 측정값이 반영되는 비율이 커지고, R 이 커지면 칼만이득이 감소하여 추정값 계산에 측정값이 반영되는 비율이 작아진다.

칼만이득은 예측과정의 예측값($\hat{x}_k^-$, P_k^-)을 매번 입력으로 받아 매번 식 (2.4.7)으로 계산되어진다. 최종적으로 칼만필터의 예측과정과 추정과정은 <그림 2-4-3>과 같이 나타낼 수 있다.



<그림 2-4-3> 칼만필터 알고리즘의 예측과정 및 추정과정

칼만필터 알고리즘은 <그림 2-4-1>의 칼만필터 알고리즘 흐름도에 나타난 것과 같이 예측과정과 추정과정을 반복 계산하여 관심 있는 상태변수를 예측하게 된다.

최종적으로 칼만필터는 예측값과 현재 측정값에 적절한 가중치를 적용하여 추정값을 계산하는 알고리즘이며, 칼만필터에서 추정값을 계산하기 위해 사용되는 칼만이득(가중치)은 동일한 가중치를 사용하지 않고 수식에 따라 매번 새로 계산된다. 칼만필터 알고리즘은 추정 과정과는 별개의 과정인 예측 과정이 있으며, 시스템 모델이 중요한 역할을 하기 때문에 칼만필터를 설계하려면 먼저 대상 시스템을 모델링하여 시스템 모델을 구해야한다. 시스템 모델은 사용자가 다루는 문제를 수학적식으로 표현한 것을 의미하며, 칼만필터 알고리즘 내에서 A , Q , H , R 은 시스템 모델을 나타내며 사용자의 예측하는(다루는) 문제에 따라 그 값이 달라진다. 이러한 시스템 모델이 실제 시스템과 얼마나 비슷한지에 따라 예측 성능이 결정된다. 마지막으로 칼만필터에서 다루는 잡음은 표준정규분포를 따르는 백색잡음이며, 시스템 모델을 유도할 때 잡음의 특성을 정확히 파악해야한다.

3. 칼만필터 알고리즘의 적용 예제

칼만필터 알고리즘은 예측 대상의 잡음을 제거하고, 실시간 데이터를 입력받아 예측을 수행하는 알고리즘으로 제어 분야에서 많이 사용되고 있다. 다양한 칼만필터 알고리즘의 적용 예제 중에서 등속도로 운행 중인 열차의 위치 정보를 바탕으로 열차의 속도를 측정하는 예제를 소개한다.

칼만필터 알고리즘의 적용의 첫 번째 단계로는 관심 있는 물리량, 즉 예측하고자 하는 물리량을 상태변수로 정의해야한다. 이 예제에서는 상태변수 x 를 위치와 속도로 정의하였다.

$$x = \begin{bmatrix} \text{위치} \\ \text{속도} \end{bmatrix} \quad (2.4.10)$$

위치와 속도를 상태변수로 정의하였기 때문에 시스템의 특성을 나타내는데 필요한 최소한의 변수인 위치와 속도 데이터를 이용하여 속도를 측정할 수 있는 시스템 모델을 설계해야한다. 시간영역에서의 상태변수의 변화를 시스템 모델로 나타내기 위해서는 시스템을 상태방정식과 출력방정식으로 표현해야한다. 상태방정식은 상태변수에 대한 1차 연립 미분 방정식으로 표현되어지며, 출력방정식은 시스템의 입력값과 상태변수들의 관계로 구성되는 대수 방정식으로 표현된다. 각각의 방정식은 시스템의 상태변수 모델과 시스템의 측정 모델로 모델링되어 상수로 구성된 행렬로 나타내어진다.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.4.11)$$

$$H = [1 \ 0] \quad (2.4.12)$$

위치와 속도와의 물리 방정식을 바탕으로 시스템의 상태변수 모델과 측정 모델을 다음과 같이 설계하였다. 시스템의 상태변수 모델의 관계식을 검증하기 위해서 식 (2.4.1)에 식 (2.4.11)을 대입하면 다음과 같다.

$$x_{k+1} = Ax_k + w_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_k + w_k \quad (2.4.13)$$

$$\begin{bmatrix} \text{위치} \\ \text{속도} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{위치} \\ \text{속도} \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} 0 \\ w_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{위치} + \text{속도} \cdot \Delta t \\ \text{속도} + w \end{bmatrix}_k \quad (2.4.14)$$

$$\text{위치}_{k+1} = \text{위치}_k + \text{속도}_k \cdot \Delta t \quad (2.4.15)$$

$$\text{속도}_{k+1} = \text{속도}_k + w_k \quad (2.4.16)$$

최종적으로 식 (2.4.15)와 식 (2.4.16)으로 상태방정식이 구성된다. 상태방정식은 ‘현재위치=직전위치+이동거리’라는 물리법칙을 정확하게 표현하고 있으며, 열차 속도는 시스템 잡음 w_k 의 영향만 받고 다른 외부의 힘은 작용하지 않은 것을 확인할 수 있다. 시스템의 측정 모델의 관계식을 검증하기 위해서 식 (2.4.2)에 식 (2.4.12)을 대입하면 다음과 같다.

$$z_{k+1} = Hx_k + v_k = [1 \ 0] \begin{bmatrix} \text{위치} \\ \text{속도} \end{bmatrix}_k + v_k \quad (2.4.17)$$

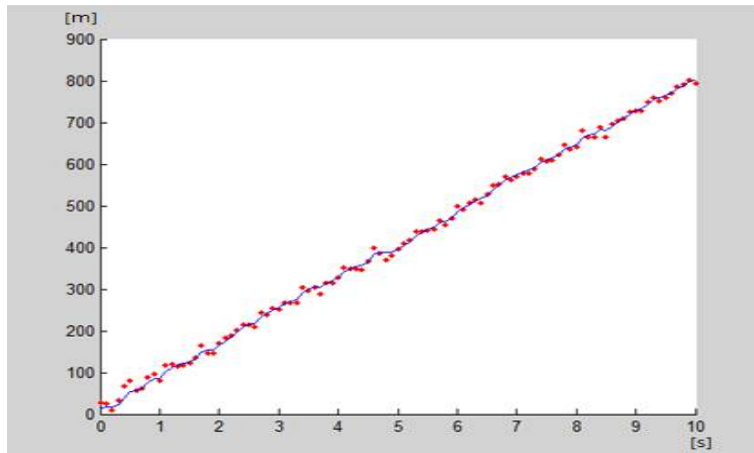
$$z_k = \text{위치}_k + v_k \quad (2.4.18)$$

최종적으로 식 (2.4.18)으로 출력방정식이 구성된다. 출력방정식을 분석하면, 측정값은 직전의 위치를 의미하며, 측정값에는 측정 잡음 v_k 가 섞여있음을 확인할 수 있다. 이처럼 상태방정식과 출력방정식의 검증을 통해서 시스템 모델의 적절성을 확인할 수 있으며, 시스템 모델을 설계하기 어려운 경우는 보다 다양한 접근방법이 필요할 것으로 판단된다.

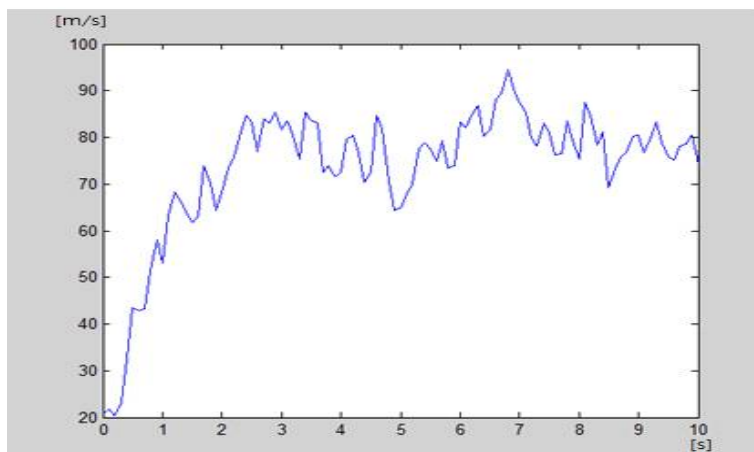
w_k 가 시스템 잡음으로 시스템에 유입되어 상태변수에 영향을 주는 잡음을 의미하고, v_k 는 센서 잡음으로 센서에서 측정되는 잡음을 의미한다. Q 는 w_k 의 공분산 행렬을 나타내고, R 은 v_k 의 공분산 행렬을 나타낸다. 행렬 Q , R 의 잡음의 특성은 여러 오차가 복합적으로 작용하기 때문에 해석적으로 변수를 결정하기 어렵기 때문에 예측자의 실험이나 경험을 바탕으로 변수를 보정하면서 적절한 값을 찾아야한다. 이 예제에서는 Q , R 을 다음과 같이 정의하였다.

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 3 \end{bmatrix}, R = 10 \quad (2.4.19)$$

열차의 위치 정보를 랜덤 함수를 통해 매번 새롭게 생성하고, 등속도로 운행 중인 열차의 위치를 정보를 입력받아 열차의 속도를 예측하는 칼만필터 알고리즘을 구성하였다. 상태변수의 초기값을 $x_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 20 \end{bmatrix}$, 오차 공분산 행렬의 초기값 $P_0 = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}$ 으로 설정하여 예측을 진행하였다.



<그림 2-4-4> 등속도로 운행 중인 열차의 위치정보



<그림 2-4-5> 등속도로 운행 중인 열차의 속도 예측 결과

<그림 2-4-4>는 등속도로 운행 중인 열차의 위치정보를 나타내며, <그림 2-4-5>는 열차의 위치정보와 이전 시점의 속도를 입력으로 하여 예측한 열차의 속도 예측 결과를 나타낸다. 예측결과, 약 2[s] 이후부터 열차가 80[m/s]에 근접하게 운행 중인 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과를 통해 칼만필터 알고리즘이 정확하게 동작하고 있음을 확인할 수 있다. 여기서, 위치 정보가 랜덤으로 생성되어 위치값이 조금씩 변동하기 때문에 속도 예측 결과에서 속도가 80[m/s]에서 조금씩 흔들리는 것을 확인할 수 있으며, 열차의 속도는 시스템의 오차가 최소가 되도록 방향으로 그 값을 추정한다.

4. 칼만필터 알고리즘을 적용한 전력수요예측 동향

가. 최대수요 전력예측 방법에 대한 연구[16]

초 단위의 부하예측을 위하여 상태변수 x_k 를 $\begin{bmatrix} P_L \\ \Delta P \end{bmatrix}$ 으로 정의한다. P_L 은 t 시점에서의 부하량이고, ΔP 는 부하변화량을 나타낸다. 측정값 z_k 를 부하량으로 정의하고, 상태전이행렬 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 와 출력행렬 $H = [1 \ 0]$ 으로 설계하였다. 위의 설계값을 바탕으로 상태변수 모델과 측정 모델의 시스템 방정식은 다음과 같이 나타낸다.

$$\begin{bmatrix} P_{L_{t+1}} \\ \Delta P_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{L_t} \\ \Delta P_t \end{bmatrix} + w_k \quad (2.4.20)$$

$$P_{L_t} = [1 \ 0] \begin{bmatrix} P_{L_t} \\ \Delta P_t \end{bmatrix} + v_t \quad (2.4.21)$$

식 (2.4.20)에서 $t+1$ 시점에서의 현재 부하량은 t 시점에서의 부하량과 t 시점에서의 부하 변화량의 합으로 나타나며, 식 (2.4.21)의 v_t 는 부하량 측정시 나타나는 측정 잡음을 나타낸다. 시스템 방정식에서 포함된 시스템 잡음 w_t 와 v_t 는 칼만필터 알고리즘 내에서 각각 Q 와 R 의 공분산 행렬로 나타낼 수 있으며, 해석적 방법 또는 실험을 통해서 적절한 값을 설계할 수 있다.

나. 칼만필터 알고리즘을 적용한 단기 전력수요예측[17]

시간영역에서의 기온의 변화에 따른 전력수요의 동적 변동은 가장 최근의 전력수요와 기온을 이용하여 표현할 수 있다. 예측시점을 k 라 가정하고, 1일 24시간을 시간영역으로 설정하였을 때 예측시점은 $y(k)$, 예측시점으로부터 n 시점 이전 시점은 $y(k-n)$ 으로 나타낼 수 있다.

		Hour of the day											
		1	2	3	4	5		23	24				
Day i													
				6	5	7							
Day i+1													
				3	2	4							
Day i+2													
				1	0								

<그림 2-4-6> 측정모델 구성을 위한 입력행렬 구성

<그림 2-4-6>의 0시점을 예측시점이라 하였을 때, 0시점을 예측하기 위해서 1~7까지의 전력수요 및 기온 데이터가 이용된다. 위의 입력데이터를 이용하여 설계한 시스템 방정식의 측정모델은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 y(k) = & a_0 + a_1y(k-1) + a_2y(k-24) + a_3y(k-25) + a_4y(k-23) + a_5y(k-48) \\
 & + a_6y(k-49) + a_7y(k-47) + b_0 + b_1t(k-1) + b_2t(k-24) + b_3t(k-25) \\
 & + b_4t(k-23) + b_5t(k-48) + b_6t(k-49) + b_7t(k-47)
 \end{aligned}
 \tag{2.4.22}$$

여기서, 시차는 1시간이며, a_i 는 전력수요계수, b_i 는 기온계수, $y(k)$ 는 전력수요, $t(k)$ 는 기온을 나타낸다. 최종적으로 식 (2.4.22)은 식 (2.4.2)의 $z_k = Hx_k + v_k$ 출력방정식 형태로 변환되어 구성되며, 상태이전행렬 A 는 상수로 구성된 단위행렬로 설계하였다. 오차공분산 행렬 Q 는 단위행렬로 구성하였으며, 센서의 정확도를 알 수 있으면 더 정확한 시스템으로 설계할 수 있다.

다. 하이브리드 기법을 적용한 단기 전력수요예측[18]

시간영역에서 사용되는 시계열 모형 중 하나인 자기회귀 모형 (Autoregressive model: AR)은 과거 전력수요의 영향성을 함수형태로 나타낸 모형으로 간단하면서도 정확한 예측이 가능하다.

$$Z_i = \sum_{k=1}^P a_k Z_{i-k} + \varepsilon_i \quad (2.4.23)$$

여기서, Z_i 는 i 일의 전력수요, a_i 는 자기회귀 모형의 계수, ε_i 는 백색잡음으로 구성된 오차항이다. 칼만필터 알고리즘을 적용하기 위해서 상태변수를 다음과 같이 정의하고, 구성된 자기회귀 모형을 시스템 모델로 설계하면 다음과 같다.

$$x(i) = [Z_i, Z_{i-1}, \dots, Z_{i-p+1}]^T \quad (2.4.24)$$

$$A(i-1) = \begin{bmatrix} a_1(i-1) & a_2(i-1) & \dots & a_p(i-1) \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.4.25)$$

$$w(i) = [\varepsilon_i, 0, \dots, 0]^T \quad (2.4.26)$$

$$H = [1, 0, \dots, 0] \quad (2.4.27)$$

이 시스템 방정식은 모든 시간대의 전력수요를 예측하는데 사용되어지고, 각 계수들은 시간대별로 추정되어진다.

칼만필터 알고리즘은 대상 시스템의 확률적인 모델과 측정값을 이용하여 시스템의 상태변수를 찾아내는 최적 추정기법으로 상태변수 및 시스템 모델을 어떻게 설계하는가에 따라 예측성능이 크게 달라진다. 또한 칼만필터 알고리즘은 시스템 값과 측정값의 실시간 처리를 통하여 예측하는 알고리즘이기 때문에 수 초~수 시간과 같이 초단기 및 단기 전력수요예측에 유리하다. 국·내외의 동향을 분석한 결과, 전력수요를 기본데이터로 사용하여 상태변수를 구

성하였으며, 전력수요 변동량, 기온 등이 추가적으로 사용된다. 시스템 모델은 상태변수에 따라 다양하게 설계되어질 수 있으며, 시스템의 정확도를 향상시키기 위해서 오차공분산 행렬의 최적 값을 적절하게 선정할 필요가 있다. 우리나라 전력수요와 관련 있는 변수를 적절하게 선정하고, 전력수요 패턴에 맞는 시스템 모델을 정확하게 설계한다면 정확한 전력수요예측이 가능하다.

5. 칼만필터 알고리즘을 적용한 실시간 전력수요예측 기법 개발

초단기 전력수요예측은 실시간 전력계통 운영을 체계화하기 위해 요구되는 기본 기술로 실시간 전력계통의 운영 및 전력수급 안정, 발전기 기동·정지 계획 수립 등에 활용된다. 초단기 전력수요예측 일반적으로 예측시점으로부터 향후 수분에서 1일까지의 전력수요의 예측을 의미하며, 실시간으로 전력수요를 예측할 수 있기 때문에 급변하는 상황 등에 대처할 수 있다. 본 연구에서 초단기 전력수요예측은 15분 단위의 전력수요 데이터를 이용한 향후 24시간의 전력수요예측으로 정의한다.

전력수요는 시간의 변화에 그 크기가 바뀌기 때문에 선형성을 만족한다. 따라서 전력수요예측 시스템은 시간축의 변화에 따라 전력수요가 변하기 때문에 선형시스템이라고 할 수 있다. 칼만필터 알고리즘은 이러한 선형시스템에서 매우 강력한 노이즈 필터 기능을 기본으로 데이터의 실시간 처리가 편리하며, 초단기 전력수요예측과 같이 실시간으로 예측하는 시스템에서 예측의 정확도가 높은 장점이 있다.

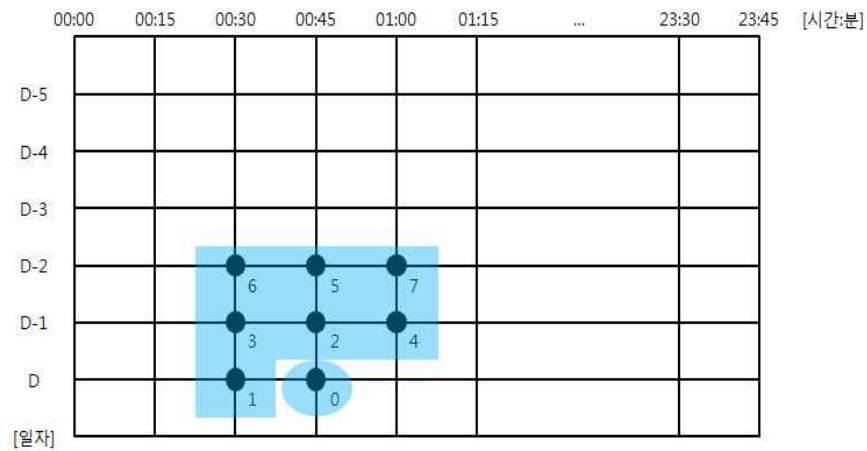
전력수요는 시간의 흐름에 따라 관측된 데이터인 시계열 자료이기 때문에 선형시스템으로 나타낼 수 있다. 즉, 시스템의 구성요소가 시간에 변화에 따라 변화하지 않기 때문에 선형시스템으로 가정하여 칼만필터를 적용할 수 있으며, 칼만필터 알고리즘을 전력수요예측에 적용하기 위해서는 전력수요예측에 맞는 시스템을 적절하게 설계하는 것이 중요하다.

칼만필터 알고리즘을 적용하기 위한 전력수요예측 시스템 모델의 설계는 시간 영역에서의 상태변수 모델과 측정 모델로 구성하였다. 첫 번째로 측정 모델을 구성하기 위해서 시스템의 입력값과 상태변수들의 관계로 구성되는 대수 방정식을 구성하였다. 초단기 전력수요예측을 위해서 15분 단위의 전력수요 데이터가 이용되었다. 단기 전력수요예측에서 예측일의 전력수요를 예측할 때 과거 3일의 전력수요를 이용하여 전력수요를 예측한다. 상관분석 결과 예측시점에서 가장 최근의 데이터를 이용하여 전력수요를 예측할 때 그 정확도가 높게 나타나기 때문이다. 이러한 특성에 착안하여 초단기 전력수요예측 또한 가장 최근의 데이터를 이용하는 것이 전력수요예측에 유리한 것을 확인하였다.

초단기 전력수요를 예측하기 위해서 다양한 측정 방정식을 구성하고, 측정 방정식 구성에 따른 전력수요예측 결과를 비교 분석하여 최적의 측정 방정식을 선정하였다.

1) 전력수요의 측정방정식 1 - 과거 전력수요 데이터 7개 이용

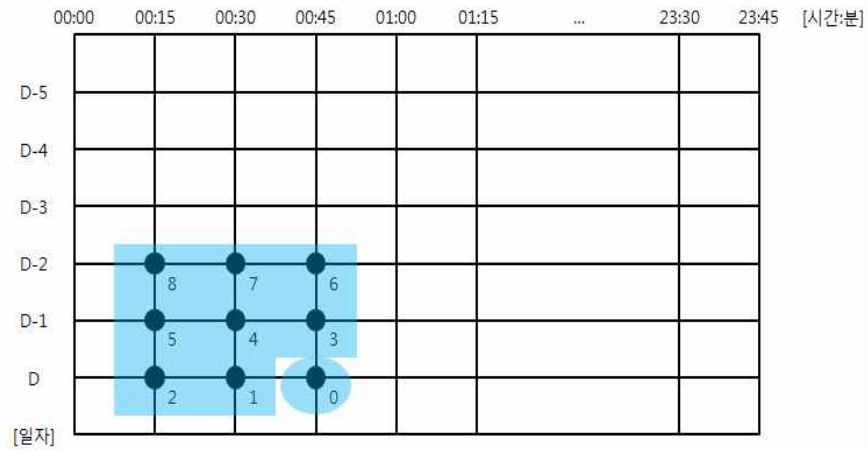
$$y(k) = a_1(k)y(k-1) + a_2(k)y(k-96) + a_3(k)y(k-97) + a_4(k)y(k-95) + a_5(k)y(k-192) + a_6(k)y(k-193) + a_7(k)y(k-191) \quad (2.4.28)$$



<그림 2-4-7> 전력수요의 측정방정식 1

2) 전력수요의 측정방정식 2 - 과거 전력수요 데이터 8개 이용

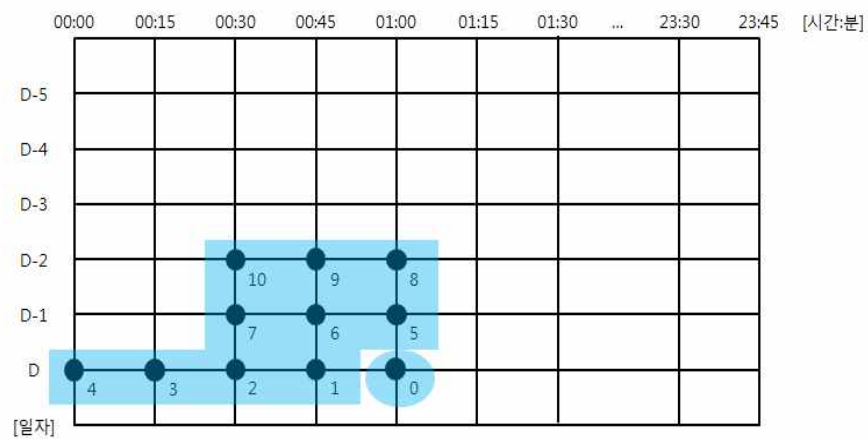
$$y(k) = a_1(k)y(k-1) + a_2(k)y(k-2) + a_3(k)y(k-96) + a_4(k)y(k-97) + a_5(k)y(k-98) + a_6(k)y(k-192) + a_7(k)y(k-193) + a_8(k)y(k-194) \quad (2.4.29)$$



<그림 2-4-8> 전력수요의 추정방정식 2

3) 전력수요의 추정방정식 3 - 과거 전력수요 데이터 10개 이용

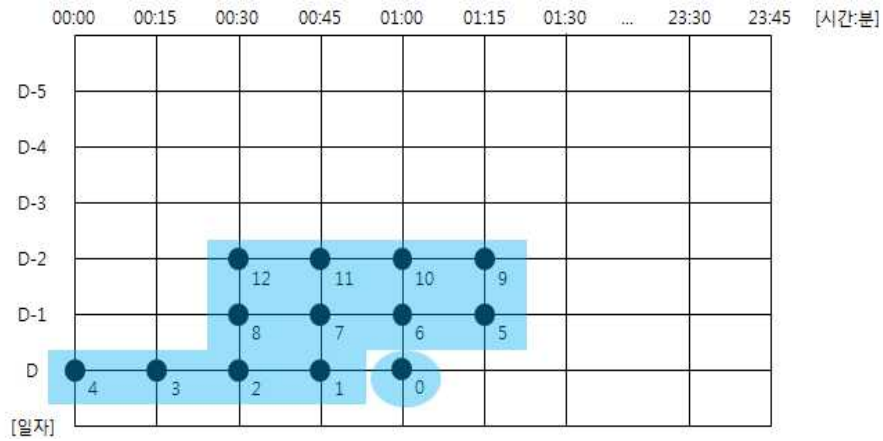
$$\begin{aligned}
 y(k) = & a_1(k)y(k-1) + a_2(k)y(k-2) + a_3(k)y(k-3) \\
 & + a_4(k)y(k-4) + a_5(k)y(k-96) + a_6(k)y(k-97) \\
 & + a_7(k)y(k-98) + a_8(k)y(k-192) + a_9(k)y(k-193) \\
 & + a_{10}(k)y(k-194)
 \end{aligned}
 \tag{2.4.30}$$



<그림 2-4-9> 전력수요의 추정방정식 3

4) 전력수요의 측정방정식 4 - 과거 전력수요 데이터 12개 이용

$$\begin{aligned}
 y(k) = & a_1(k)y(k-1) + a_2(k)y(k-2) + a_3(k)y(k-3) \\
 & + a_4(k)y(k-4) + a_5(k)y(k-95) + a_6(k)y(k-96) \\
 & + a_7(k)y(k-97) + a_8(k)y(k-98) + a_9(k)y(k-191) \\
 & + a_{10}(k)y(k-192) + a_{11}(k)y(k-193) + a_{12}(k)y(k-194)
 \end{aligned}
 \tag{2.4.31}$$



<그림 2-4-10> 전력수요의 측정방정식 4

각각의 측정방정식을 이용한 칼만필터 알고리즘의 전력수요예측 결과 측정방정식 4를 이용한 전력수요예측이 가장 좋은 정확도를 나타내었다. 이는 예측시점으로부터 가장 최근의 데이터 4개(1시간)와 과거 2일의 동일시간대의 전력수요 데이터 8개를 이용하여 측정방정식을 구성하였을 때 예측 오차율이 가장 낮음을 나타낸다.

<표 2-4-4> 전력수요 추정방정식 구성에 따른 전력수요예측 오차율

예측일시	추정방정식 1 (%)	추정방정식 2 (%)	추정방정식 3 (%)	추정방정식 4 (%)
2012년 10월 24일	0.44	0.44	0.40	0.41
2013년 5월 16일	0.77	1.00	0.85	0.72
2013년 6월 20일	0.48	0.70	0.62	0.51
2013년 7월 24일	1.05	1.00	0.83	0.90
2013년 10월 30일	1.22	1.13	0.89	0.97
평균	0.79	0.85	0.72	0.70

최종적으로 <그림 2-4-10>의 0시점의 전력수요를 위해서 k-1, k-2, k-3, k-4, k-95, k-96, k-97, k-98, k-191, k-192, k-193, k-194의 데이터, 총 12개의 과거 전력수요가 입력데이터로 사용되어진다. 추정 모델을 구성하기 위해서 시스템의 입력값과 상태변수들의 관계로 구성되는 대수 방정식을 식 (2.4.31)과 같이 구성하였다. 식 (2.4.31)을 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$y(k) = \begin{bmatrix} y(k-1) \\ y(k-2) \\ y(k-3) \\ y(k-4) \\ y(k-95) \\ y(k-96) \\ y(k-97) \\ y(k-98) \\ y(k-191) \\ y(k-192) \\ y(k-193) \\ y(k-194) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \\ \alpha_7 \\ \alpha_8 \\ \alpha_9 \\ \alpha_{10} \\ \alpha_{11} \\ \alpha_{12} \end{bmatrix} \quad (2.4.32)$$

식 (2.4.32)와 같이 구성된 추정방정식은 식 (2.4.32) 형태의 추정 모델로 나타낼 수 있다.

$$z(k) = H(k)x(k) + v(k) \quad (2.4.33)$$

$$\text{여기서, } z(k) = [y(k)], \quad H(k) = \begin{bmatrix} y(k-1) \\ y(k-2) \\ y(k-3) \\ y(k-4) \\ y(k-95) \\ y(k-96) \\ y(k-97) \\ y(k-98) \\ y(k-191) \\ y(k-192) \\ y(k-193) \\ y(k-194) \end{bmatrix}^T, \quad x(k) = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \\ \alpha_7 \\ \alpha_8 \\ \alpha_9 \\ \alpha_{10} \\ \alpha_{11} \\ \alpha_{12} \end{bmatrix} \text{ 이다.}$$

측정 모델에서 $z(k)$ 는 측정값으로 칼만필터 알고리즘 내에서 실시간 처리를 위해 입력으로 대입되는 값이다. 칼만필터 알고리즘을 적용하기 위해서 과거의 데이터를 이용하여 상태변수를 튜닝하는 작업을 진행하게 되는데, 그 때에 모든 입력값은 과거 데이터로 알고 있는 값이 된다. 튜닝을 위한 과거 데이터에서의 예측시점의 실제 전력수요가 측정 모델에서 측정값으로 사용되며, 1×1 행렬로 구성된다. 측정 모델에서 출력행렬 $H(k)$ 는 측정값과 상태변수와의 관계를 나타내며, 과거의 실제 전력수요로 구성된다. 예측시점을 $y(k)$ 라 하였을 때 $k-1, k-2, k-3, k-4, k-95, k-96, k-97, k-98, k-191, k-192, k-193, k-194$ 시점의 전력수요들이 $H(k)$ 로 구성된다. $H(k)$ 행렬은 상태변수를 튜닝하는 과정에서 그 행렬 값이 계속해서 바뀌게 되며, 1×12 행렬로 구성된다. 상태변수는 가능한 모든 시스템 변수 중 시스템 특성을 나타내는데 필요한 최소한의 변수를 나타내며, 전력수요예측 시스템에서 상태변수는 측정방정식의 계수로 구성된다. 여기서 상태변수의 의미는 k 시점의 전력수요를 예측하는데 입력으로 사용된 $k-1, k-2, k-3, k-4, k-95, k-96, k-97, k-98, k-191, k-192, k-193, k-194$ 시점의 전력수요들의 상관도를 의미한다. 예를 들어, k 시점의 전력수요를 예측하는데 $k-1$ 시점의 전력수요가 얼마나 영향을 미치는지를 나타내는 값이 α_1 이다. 마찬가지로 k 시점의 전력수요를 예측하는데 $k-194$ 시점

의 전력수요가 얼마나 영향을 미치는지를 나타내는 값이 α_{12} 이다. 이처럼 측정방정식 상에서 출력행렬 $H(k)$ 와 측정값 $z(k)$ 의 관계를 통해 최종적으로 예측하고자 하는 물리량을 상태변수 $x(k)$ 로 설정하였다.

두 번째로 상태변수 모델을 구성하기 위해서 상태변수에 대한 1차 연립 미분 방정식을 구성하였다. 전력수요예측 시스템은 다양한 변수들에 의해 크게 영향을 받는 매우 복잡한 시스템이기 때문에 수학적 방정식으로 시스템을 표현하기 매우 어렵다. 따라서 시스템을 명확하게 모델링하여 수학적으로 나타내기 어렵기 때문에 시스템의 상태변수 모델을 단위행렬로 구성하였다. 이러한 경우 상태변수 모델을 통해서 상태변수의 변화를 확인할 수 없기 때문에 시스템 잡음 $w(k)$ 의 확률적인 변화를 통해 상태변수를 업데이트 해나가게 된다.

$$x(k+1) = A(k)x(k) + w(k) \quad (2.4.34)$$

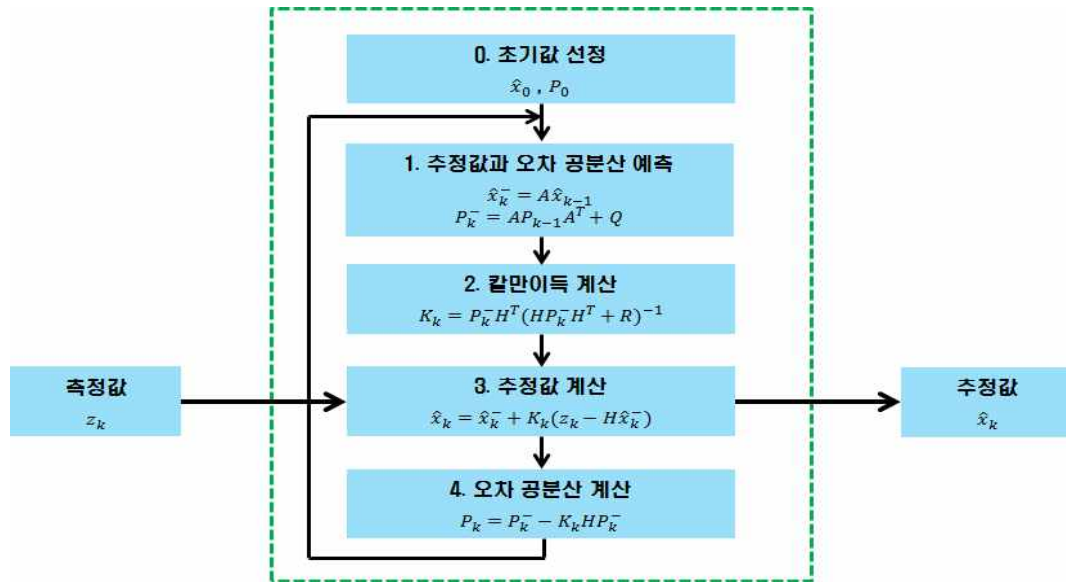
시스템의 상태변수 모델은 식 (2.4.30)와 같이 정의되어지며, 전력수요예측 시스템에서의 상태변수 모델의 상태전이행렬 $A(k)$ 는 12×12 의 단위행렬로 설계하였다. 전력수요의 시스템은 매우 복잡하기 때문에 그 값을 상수 매트릭스로 정확하게 설계하기 어렵기 때문에 단위행렬로 더미 처리하였으며, 시스템 잡음을 통해서 알고리즘 내에서 상태변수를 추정해 나가게 된다.

상태변수의 오차 공분산은 추정값의 정확도에 대한 척도를 나타내며, 칼만 필터 알고리즘의 예측과 추정과정에서 계속해서 피드백 되면서 그 값이 수렴해간다. 일반적으로 칼만 필터 알고리즘의 반복계산을 통해 오차 공분산 행렬 P_k 값이 일정한 값으로 수렴해가게 되며, 그 때의 상태변수 값이 안정한 것으로 볼 수 있다. 상태변수와 오차 공분산 행렬은 모두 초기값을 사용자가 선정하게 되며, 칼만 필터 알고리즘 내에서 반복계산을 통해 그 값이 수렴해간다. 따라서 수렴이 빠르게 진행될 수 있도록 초기값을 적절하게 선정할 필요성이 있으며, 일반적으로 대각행렬의 구성을 통해 초기값을 설정한다. 잡음의 공분산 행렬은 시스템 오차와 측정 오차의 공분산 행렬 형태로 나타내어지며, 사용자의 시스템에 대한 실험과 경험을 통해 결정된다. 상태변수의 오차 공분산

행렬(P_k)과 잡음의 공분산 행렬(Q, R)은 칼만필터 알고리즘 내에서 칼만이득 K_k 를 결정할 때 영향을 미치며, 그 값을 어떻게 설계하는가에 따라 시스템 값에 가중치를 크게 적용할지, 측정값에 가중치를 크게 적용할지를 결정하는 인자이기 때문에 매우 중요한 의미를 갖는다. 이러한 P_k, Q, R 의 설계는 이 절의 아래쪽에서 세부적으로 다룬다.

초단기 전력수요예측을 위한 칼만필터 알고리즘은 과거 데이터를 이용하여 상태변수를 추정하게 된다. 최종적으로 칼만필터 알고리즘을 통해 추정한 상태변수 값과 예측시점의 출력행렬 $H(k)$ 와의 곱을 통하여 전력수요를 예측할 수 있다.

$$y(k) = \begin{bmatrix} y(k-1) \\ y(k-2) \\ y(k-3) \\ y(k-4) \\ y(k-95) \\ y(k-96) \\ y(k-97) \\ y(k-98) \\ y(k-191) \\ y(k-192) \\ y(k-193) \\ y(k-194) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \\ \alpha_7 \\ \alpha_8 \\ \alpha_9 \\ \alpha_{10} \\ \alpha_{11} \\ \alpha_{12} \end{bmatrix} \quad (2.4.35)$$



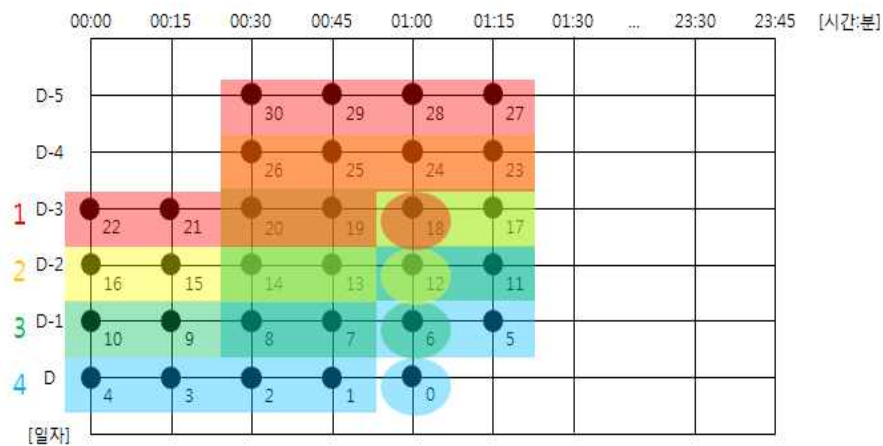
<그림 2-4-11> 칼만필터 알고리즘 흐름도[14]

<그림 2-4-11>의 칼만필터 알고리즘 흐름도에서 첫 번째 단계로는 추정값($\hat{x}_0$)과 오차 공분산(P_0)의 초기값을 설정한다. 상태변수는 앞서 측정방정식의 계수로 선정하였으며, 오차 공분산 행렬은 선정된 상태변수의 추정값이 참값에서 얼마나 차이가 나는가를 나타내는 지표이다. 이러한 초기값은 칼만필터 알고리즘 내에서 반복계산을 통해 어떠한 값으로 수렴해가기 때문에 빠르게 수렴할 수 있는 값을 초기값으로 선정하는 것이 유리하다. 여기서, 상태변수의 초기값은 각각 1로, 오차 공분산 행렬은 크기가 5인 12×12 의 단위 행렬로 선정하였다.

두 번째 단계로는 예측과정으로 앞서 설계한 시스템의 상태변수 모델 A , Q 값을 이용하여 추정값과 오차 공분산을 예측하게 된다. 세 번째 단계로는 추정과정으로 앞서 설계한 시스템의 측정 모델 H , R 값을 이용하여 칼만이득 K_k 를 계산하고, 입력값으로 들어오는 측정값 z 와 칼만이득 K_k 의 차이를 보정해가면서 상태변수를 업데이트하게 된다. 그 이후 오차 공분산 P_k 를 업데이트하여 입력과정의 예측값으로 되돌리게 되며, 상태변수와 오차 공분산이 일정 값으로 수렴하여 안정해질 때까지 반복계산을 진행하게 된다. 최종적으로 추

정된 상태변수를 예측시점의 출력 행렬 H 와의 곱을 통해서 전력수요를 예측하게 된다.

따라서 칼만필터 알고리즘의 상태변수를 정확하게 추정하기 위해서는 알고리즘의 반복계산을 통해 상태변수를 튜닝 해야한다. 즉, 여러번의 반복계산을 통해 최적의 상태변수를 추정하고, 그 값을 이용하여 전력수요예측에 이용해야한다. 칼만필터 알고리즘을 튜닝하기 위해서 예측일 이전의 과거 데이터들을 이용하여 상태변수를 추정해간다. 첫 번째로 D-3~5일의 데이터(19~30)를 이용한 측정 모델을 이용하여 18시점을 예측하는 상태변수를 추정한다. 이 때 상태변수 초기값은 1로 설정하여 예측을 진행한다. 두 번째로 D-2~4일의 데이터(13~20, 23~26)를 이용한 측정 모델을 이용하여 12시점을 예측하는 상태변수를 추정한다. 이때의 초기값은 18시점을 예측했을 때의 추정값을 이용한다. 세 번째로 D-1~3일의 데이터(7~14, 17~20)를 이용한 측정 모델을 이용하여 6시점을 예측하는 상태변수를 추정한다. 이때의 초기값은 12시점을 예측했을 때의 추정값을 이용한다. 이와 같이 세 번의 반복계산을 통해 최종적으로 추정된 상태변수 값에 D시점의 데이터(1~8, 11~14)를 이용한 측정 모델의 출력 매트릭스를 곱하여 0시점의 전력수요를 예측한다.



<그림 2-4-12> 칼만필터 알고리즘의 튜닝 절차

전력수요는 요일에 따라 각각 그 패턴이 다르게 나타난다. 화-금요일, 토요

일, 일요일, 월요일의 전력수요는 각각 다른 전력수요 패턴을 나타내며, 정확한 전력수요예측을 위해서는 각 요일의 전력수요 패턴에 맞는 과거 데이터를 사용해야한다. 따라서 칼만필터 알고리즘의 입력자료는 요일별 전력수요 패턴에 따라 각각 다르게 선정되어진다. 기본적인 데이터 선정 방법은 <그림 2-4-10>와 식 (2.4.31)을 따른다.

<표 2-4-5> 칼만필터 알고리즘의 입력데이터 선정 방안

시점	일자	시간	분
1	D	n	m-15
2	D	n	m-30
3	D	n	m-45
4	D	n	m-60
5	D-1	n	m+15
6	D-1	n	m
7	D-1	n	m-15
8	D-1	n	m-30
9	D-2	n	m+15
10	D-2	n	m
11	D-2	n	m-15
12	D-2	n	m-30

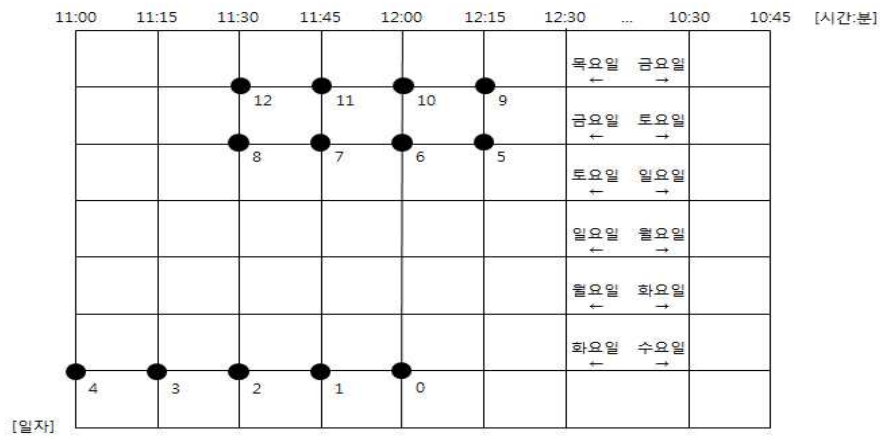
여기서, D는 예측일, n은 시간, m은 분을 나타낸다. 예측시점인 0시점을 D일의 n시 m분이라 가정했을 때 입력데이터는 <표 2-4-5>와 같이 선정된다. 그러나 요일과 요일이 바뀌는 경계선 부분에서는 요일별 패턴에 맞는 입력데이터를 취득하는 과정에서 <표 2-4-5>와 같은 형태로 데이터를 선정하기 어려운 경우가 발생한다. 따라서 칼만필터 알고리즘의 입력데이터를 정확하게 선정하기 위해서는 요일과 요일이 바뀌는 경계선 부분과 그 외의 구간을 나누어 입력데이터를 선정해야한다. 요일과 요일이 바뀌는 경계선 부분의 구간은

00시 00분부터 00시 45분이고, 그 외의 구간은 01시 00분부터 23시 45분이다. 이러한 구간에 따른 입력데이터의 선정 방안을 요일별로 세부적으로 설명한다.

가. 화-금요일

화-금요일의 전력수요 패턴은 모두 유사하기 때문에 입력자료의 유사군으로 설정하고, 입력데이터를 선정한다. 화-금요일의 01시 00분부터 23시 45분까지의 입력데이터 선정 방법은 <표 2-4-5>를 따라서 이루어진다. 그러나 00시 00분부터 00시 45분까지를 예측하는 경우 요일과 요일이 바뀌는 경계에서 데이터 선정의 어려움이 발생한다. 예를 들어 화요일의 00시 00분을 예측하는 경우 기본적으로 1~4시점의 전력수요는 금요일의 데이터를 사용하게 된다. 이때 주와 주가 바뀌므로써 발생하는 전력수요 차이를 고려하지 않고 금요일의 데이터를 선정하는 경우 입력데이터는 전력수요의 연속성이 없기 때문에 상태변수 추정시 문제가 발생할 수 있다. 따라서 화요일 00시 00분을 예측하는 경우 1~4시점의 전력수요는 이전일인 월요일의 데이터를 사용하여 입력데이터를 선정하였다. 각 요일별 입력데이터 선정 방법에 대해 세부적으로 설명한다.

화-금요일의 칼만필터 알고리즘 입력데이터 선정 방법을 설명하기 위해 화요일을 예시로 들어 설명한다. 화요일의 01시 00분부터 23시 45분까지의 입력데이터 선정 방법은 화요일 12시 00분을 예측하는 경우를 예시로 들어 입력데이터 선정 방법을 설명한다.



<그림 2-4-13> 화요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

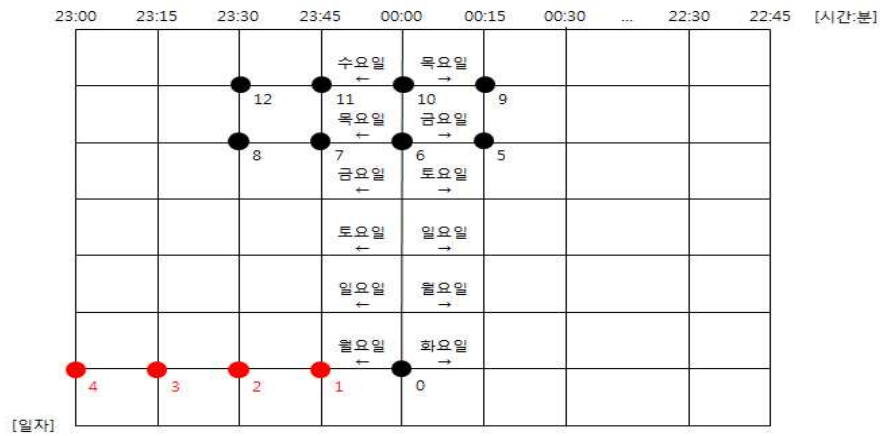
화요일의 12시 00분 예측을 위해서는 <그림 2-4-13>의 데이터가 필요하다. 화요일의 전력수요예측에는 화-금요일의 전력수요 패턴을 이용하기 때문에 4일전 금요일과 5일전 목요일의 전력수요를 입력데이터로 사용하게 된다. 입력데이터 구성은 <표 2-4-6>와 같다.

<표 2-4-6> 화요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

시점	일자	요일	시	분
1	D	화	11	45
2	D	화	11	30
3	D	화	11	15
4	D	화	11	00
5	D-4	금	12	15
6	D-4	금	12	00
7	D-4	금	11	45
8	D-4	금	11	30
9	D-5	목	12	15
10	D-5	목	12	00
11	D-5	목	11	45

12	D-5	목	11	30
----	-----	---	----	----

화요일의 00시 00분부터 00시 45분까지의 입력데이터 선정 방법은 화요일 00시 00분을 예측하는 경우를 예시로 들어 입력데이터 선정 방법을 설명한다.



<그림 2-4-14> 화요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

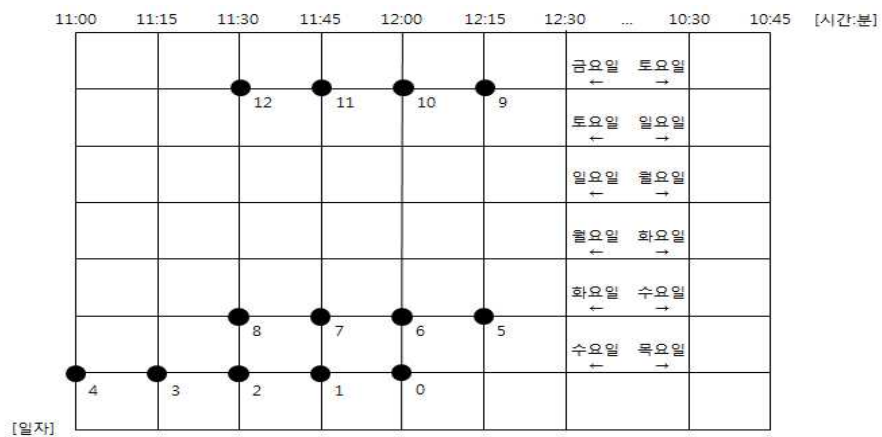
화요일의 00시 00분을 예측하기 위해서는 <그림 2-4-14>의 데이터가 필요하다. 화요일의 전력수요 예측에는 화-금요일의 전력수요 패턴을 이용하기 때문에 4일전 금요일, 5일전 목요일의 전력수요, 6일전 수요일의 전력수요를 입력데이터로 사용하게 된다. 그러나 <그림 2-4-14>에서 1~4시점의 데이터로 4일전 금요일의 데이터를 선정하게 되면 전력수요의 연속성이 없게 되어 상태변수 추정시 문제가 발생하게 되기 때문에 월요일의 데이터를 이용하여 1~4시점의 데이터를 선정하였다. 입력데이터 구성은 <표 2-4-7>과 같다.

<표 2-4-7> 화요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

시점	일자	요일	시	분
1	D-1	월	23	45
2	D-1	월	23	30

3	D-1	월	23	15
4	D-1	월	23	0
5	D-4	금	00	15
6	D-4	금	00	00
7	D-5	목	23	45
8	D-5	목	23	30
9	D-5	목	00	15
10	D-5	목	00	00
11	D-6	수	23	45
12	D-6	수	23	30

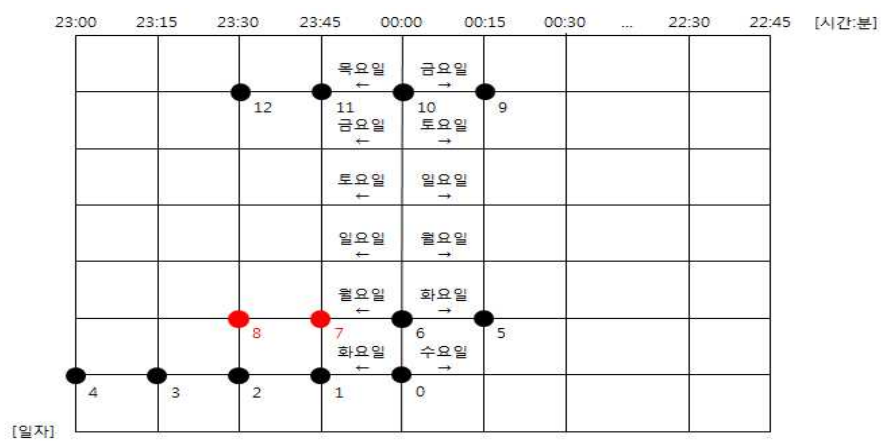
수요일, 목요일, 금요일 또한 화요일과 같은 전력수요 패턴을 가지고 있기 때문에 같은 방법으로 입력데이터를 선정한다. 수요일, 목요일, 금요일의 00시 00분과 12시 00분을 예측하기 위해 필요한 입력데이터를 추가로 정리하였다.



<그림 2-4-15> 수요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

<표 2-4-8> 수요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

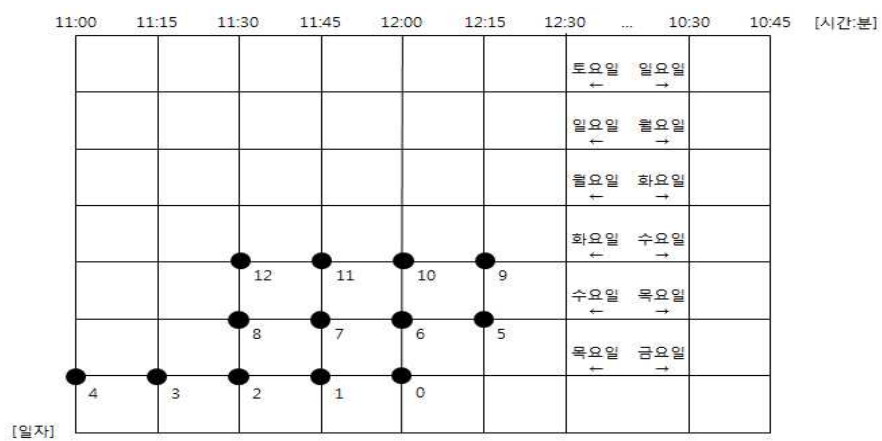
시점	일자	요일	시	분
1	D	수	11	45
2	D	수	11	30
3	D	수	11	15
4	D	수	11	00
5	D-1	화	12	15
6	D-1	화	12	00
7	D-1	화	11	45
8	D-1	화	11	30
9	D-5	금	12	15
10	D-5	금	12	00
11	D-5	금	11	45
12	D-5	금	11	30



<그림 2-4-16> 수요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

<표 2-4-9> 수요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

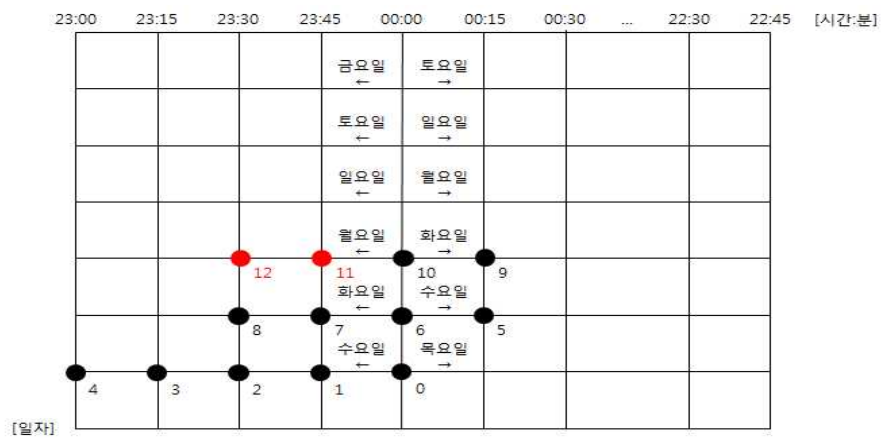
시점	일자	요일	시	분
1	D-1	화	23	45
2	D-1	화	23	30
3	D-1	화	23	15
4	D-1	화	23	00
5	D-1	화	00	15
6	D-1	화	00	00
7	D-2	월	23	45
8	D-2	월	23	30
9	D-5	금	00	15
10	D-5	금	00	00
11	D-6	목	23	45
12	D-6	목	23	30



<그림 2-4-17> 목요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

<표2-4-10> 목요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

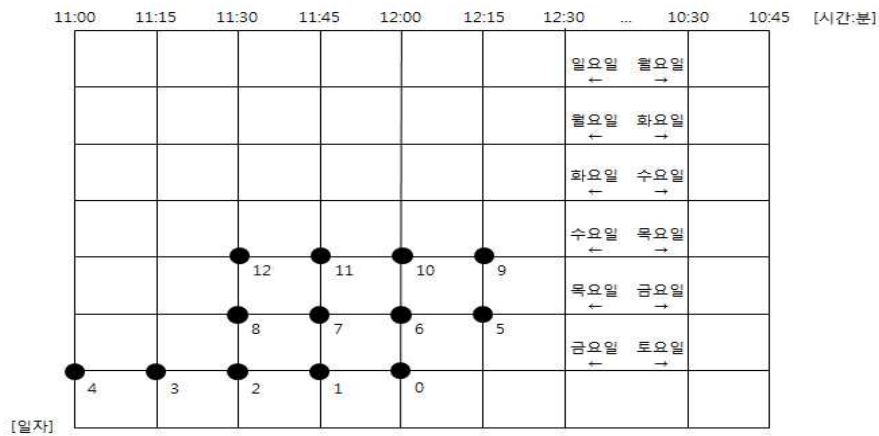
시점	일자	요일	시	분
1	D	목	11	45
2	D	목	11	30
3	D	목	11	15
4	D	목	11	00
5	D-1	수	12	15
6	D-1	수	12	00
7	D-1	수	11	45
8	D-1	수	11	30
9	D-2	화	12	15
10	D-2	화	12	00
11	D-2	화	11	45
12	D-2	화	11	30



<그림 2-4-18> 목요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

<표 2-4-11> 목요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

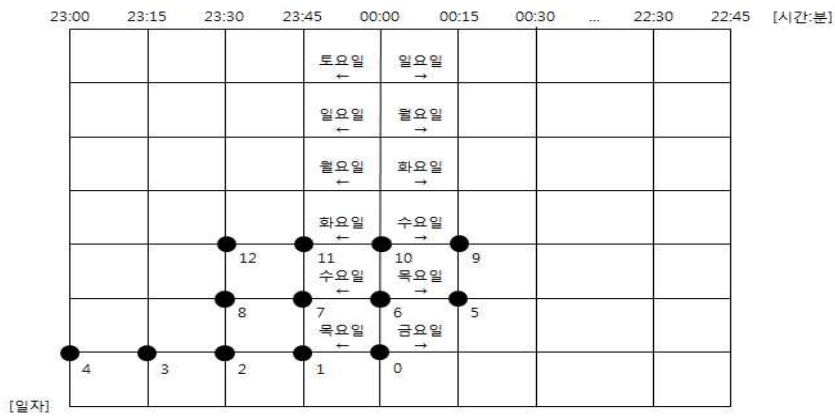
시점	일자	요일	시	분
1	D-1	수	23	45
2	D-1	수	23	30
3	D-1	수	23	15
4	D-1	수	23	00
5	D-1	수	00	15
6	D-1	수	00	00
7	D-2	화	23	45
8	D-2	화	23	30
9	D-2	화	00	15
10	D-2	화	00	00
11	D-3	월	23	45
12	D-3	월	23	30



<그림 2-4-19> 금요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

<표 2-4-12> 금요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

시점	일자	요일	시	분
1	D	금	11	45
2	D	금	11	30
3	D	금	11	15
4	D	금	11	00
5	D-1	목	12	15
6	D-1	목	12	00
7	D-1	목	11	45
8	D-1	목	11	30
9	D-2	수	12	15
10	D-2	수	12	00
11	D-2	수	11	45
12	D-2	수	11	30



<그림 2-4-20> 금요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

<표 2-4-13> 금요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

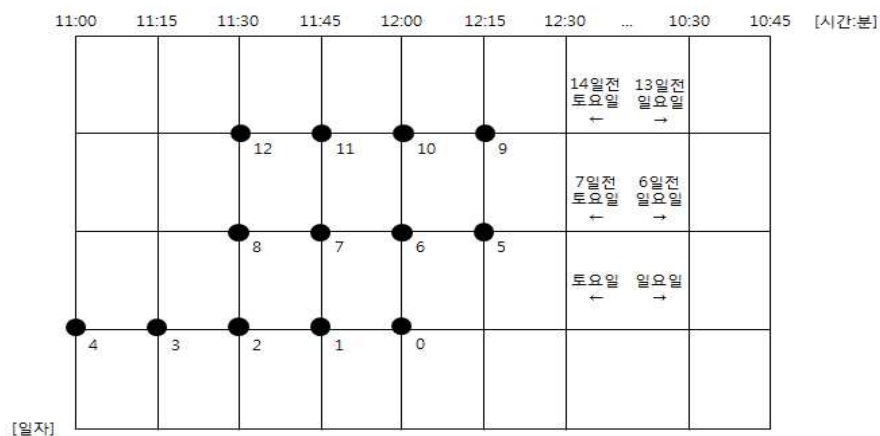
시점	일자	요일	시	분
1	D-1	목	23	45
2	D-1	목	23	30
3	D-1	목	23	15
4	D-1	목	23	00
5	D-1	목	00	15
6	D-1	목	00	00
7	D-2	수	23	45
8	D-2	수	23	30
9	D-2	수	00	15
10	D-2	수	00	00
11	D-3	화	23	45
12	D-3	화	23	30

나. 토-월요일

토요일, 일요일, 월요일의 전력수요 패턴은 서로 각각 다르게 나타난다. 따라서 입력데이터의 선정을 위해서 동일 요일의 과거 전력수요 데이터를 입력데이터로 선정하였다. 토-월요일의 01시 00분부터 23시 45분까지의 입력데이터 선정 방법도 화-금요일과 마찬가지로 <표 4-5-2>를 따라서 이루어지지만, 차이점은 사용하는 과거 데이터의 시차가 1주를 의미한다. 그러나 00시 00분부터 00시 45분까지를 예측하는 경우에 주와 주가 바뀌는 경계에서 화-금요일과 마찬가지로 데이터 선정의 어려움이 발생한다. 예를 들어 토요일의 00시 00분을 예측하는 경우 기본적으로 1~4시점과, 7~8시점, 11~12시점의 전력수요는 7일전 토요일, 14일전 토요일, 21일전 토요일의 데이터를 사용하게 된다. 이때 주와 주가 바뀌므로써 발생하는 전력수요 차이를 고려하지 않고 토요일의 데이터들을 선정하는 경우 데이터는 전력수요의 연속성이 없기 때문에 상

태변수 추정시 문제가 발생할 수 있다. 따라서 토요일 00시 00분을 예측하는 경우에 1~4시점의 전력수요는 이전일인 금요일, 7~8시점의 전력수요는 8일 전 금요일, 11~12시점의 전력수요는 15일전 금요일 데이터를 사용하여 입력 데이터를 선정하였다. 각 요일별 입력데이터 선정 방법에 대해 세부적으로 설명한다.

토-월요일의 칼만필터 알고리즘 입력데이터 선정 방법을 설명하기 위해 토요일을 예시로 들어 설명한다. 토요일의 01시 00분부터 23시 45분까지의 입력 데이터 선정 방법은 토요일 12시 00분을 예측하는 경우를 예시로 들어 입력데이터 선정 방법을 설명한다.



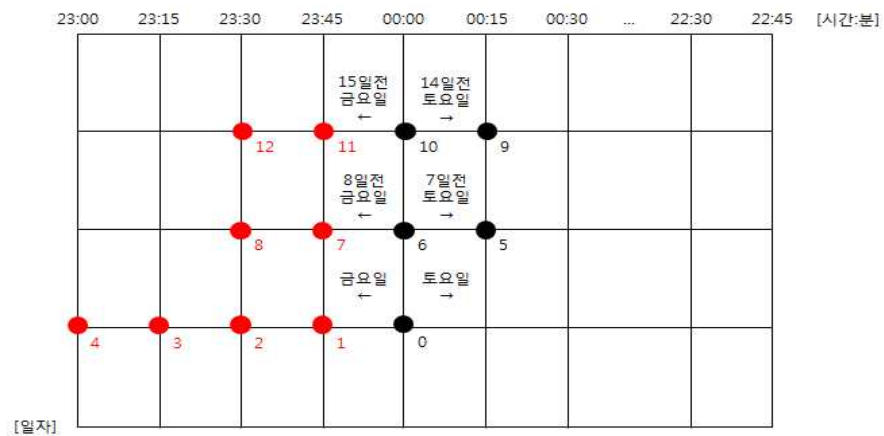
<그림2-4-21> 토요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

토요일의 12시 00분 예측을 위해서는 <그림 2-4-20>의 데이터가 필요하다. 토요일의 전력수요 패턴은 동일 요일의 과거 전력수요 패턴을 이용하기 때문에 7일전 토요일과 14일전 토요일의 전력수요를 입력데이터로 사용하게 된다. 입력데이터 구성은 <표 2-4-14>과 같다.

<표 2-4-14> 토요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

시점	일자	요일	시	분
1	D	토	11	45
2	D	토	11	30
3	D	토	11	15
4	D	토	11	00
5	D-7	토	12	15
6	D-7	토	12	00
7	D-7	토	11	45
8	D-7	토	11	30
9	D-14	토	12	15
10	D-14	토	12	00
11	D-14	토	11	45
12	D-14	토	11	30

토요일의 00시 00분부터 00시 45분까지의 입력데이터 선정 방법은 토요일 00시 00분을 예측하는 경우를 예로 들어 입력데이터 선정 방법을 설명한다.



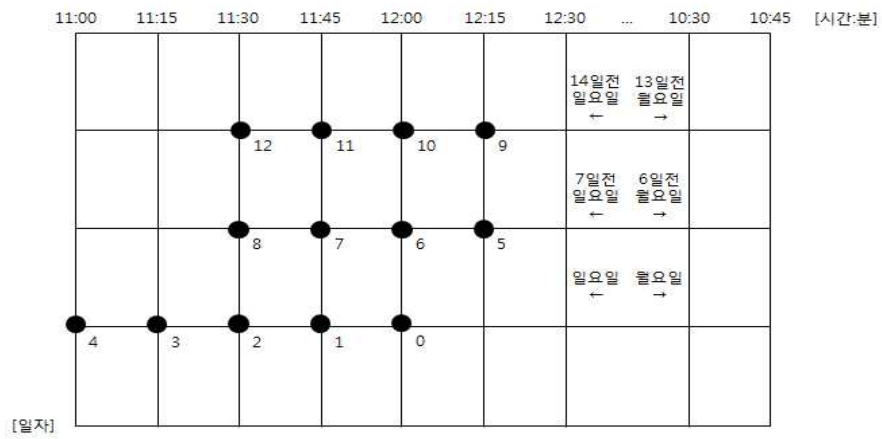
<그림 2-4-22> 토요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

토요일의 00시 00분을 예측하기 위해서는 <그림 2-4-22>의 데이터가 필요하다. 토요일은 입력자료로 동일 요일의 과거 전력수요 패턴을 사용하게 된다. 그러나 화-금요일과 마찬가지로 주와 주가 바뀌는 경계선 부분에서 데이터의 전력수요의 연속성이 없게 되어 상태변수 추정시 문제가 발생하게 되기 때문에 금요일의 데이터를 일부 이용하여 입력데이터를 선정하였다. 입력데이터 구성은 <표 2-4-15>와 같다.

<표 2-4-15> 토요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

시점	일자	요일	시	분
1	D-1	금	23	45
2	D-1	금	23	30
3	D-1	금	23	15
4	D-1	금	23	00
5	D-7	토	00	15
6	D-7	토	00	0
7	D-8	금	23	45
8	D-8	금	23	30
9	D-14	토	00	15
10	D-14	토	00	00
11	D-15	금	23	45
12	D-15	금	23	'30

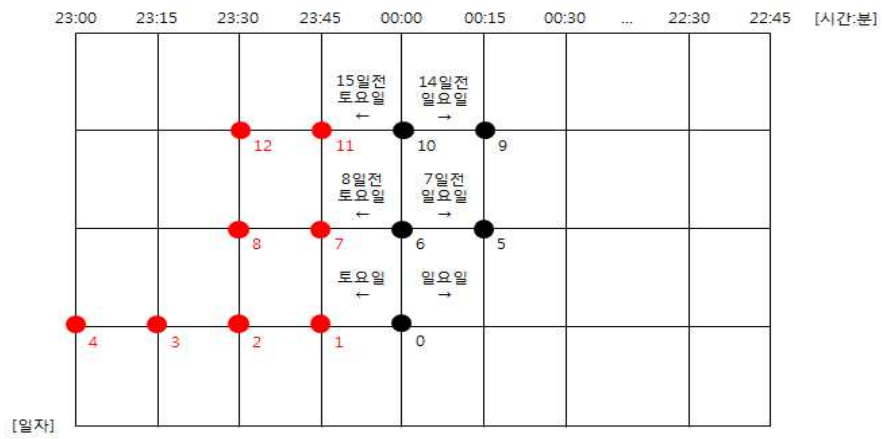
일요일, 월요일 또한 토요일과 같이 동일 요일의 과거 전력수요를 이용하여 입력데이터를 선정하기 때문에 토요일과 같은 방법으로 입력데이터를 선정한 다. 일요일, 월요일의 00시 00분과 12시 00분을 예측하기 위해 필요한 입력데이터를 추가로 정리하였다.



<그림 2-4-23> 일요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

<표 2-4-16> 일요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

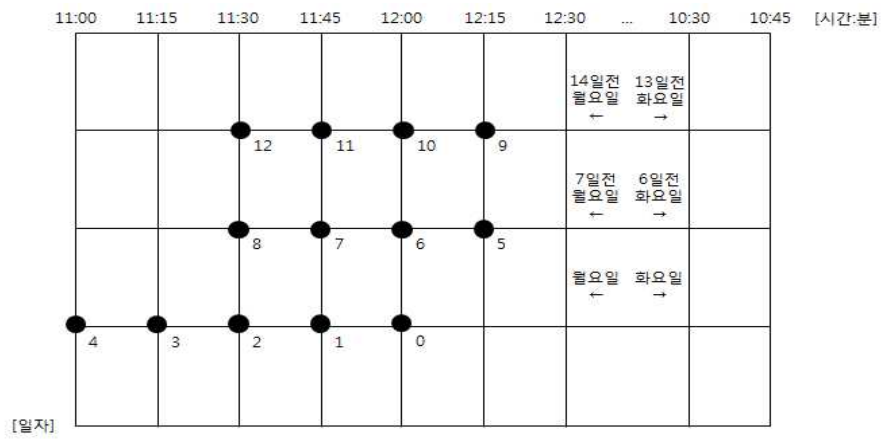
시점	일자	요일	시	분
1	D	일	11	45
2	D	일	11	30
3	D	일	11	15
4	D	일	11	00
5	D-7	일	12	15
6	D-7	일	12	00
7	D-7	일	11	45
8	D-7	일	11	30
9	D-14	일	12	15
10	D-14	일	12	00
11	D-14	일	11	45
12	D-14	일	11	30



<그림 2-4-24> 일요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

<표 2-4-17> 일요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

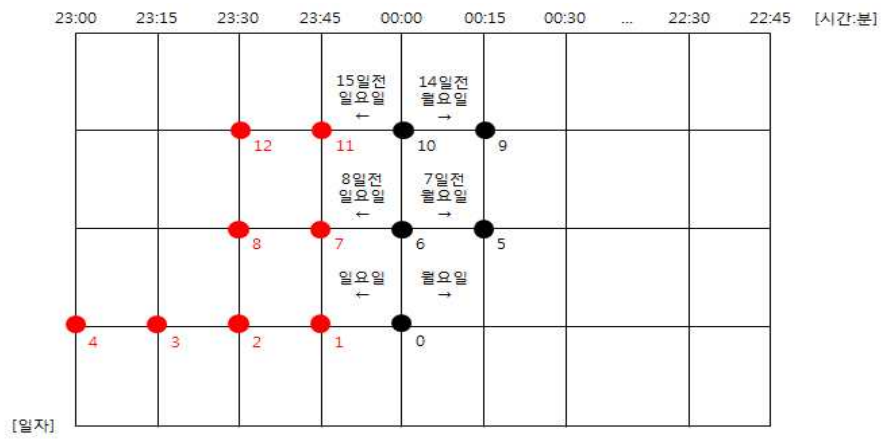
시점	일자	요일	시	분
1	D-1	토	23	45
2	D-1	토	23	30
3	D-1	토	23	15
4	D-1	토	23	00
5	D-7	일	00	15
6	D-7	일	00	00
7	D-8	토	23	45
8	D-8	토	23	30
9	D-14	일	00	15
10	D-14	일	00	00
11	D-15	토	23	45
12	D-15	토	23	30



<그림 2-4-25> 월요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

<표 2-4-18> 월요일의 12시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

시점	일자	요일	시	분
1	D	월	11	45
2	D	월	11	30
3	D	월	11	15
4	D	월	11	00
5	D-7	월	12	15
6	D-7	월	12	00
7	D-7	월	11	45
8	D-7	월	11	30
9	D-14	월	12	15
10	D-14	월	12	00
11	D-14	월	11	45
12	D-14	월	11	30



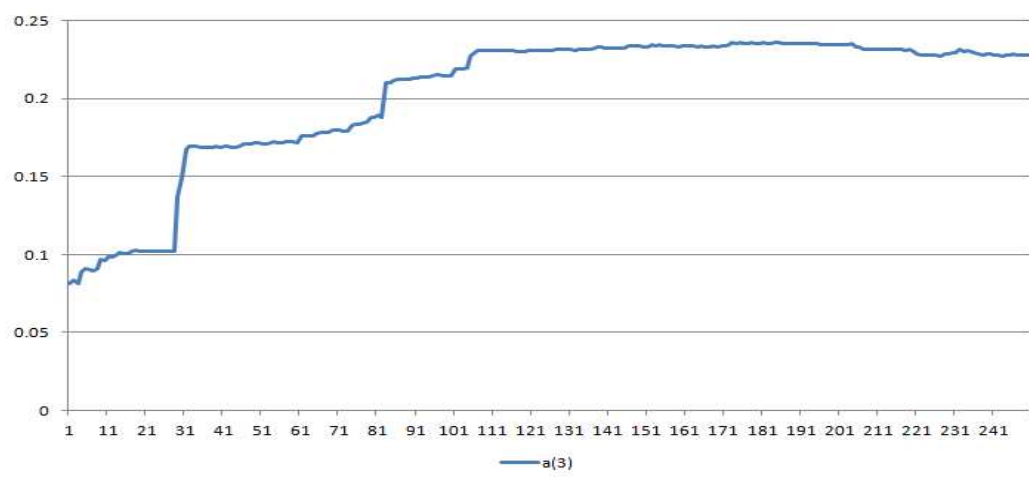
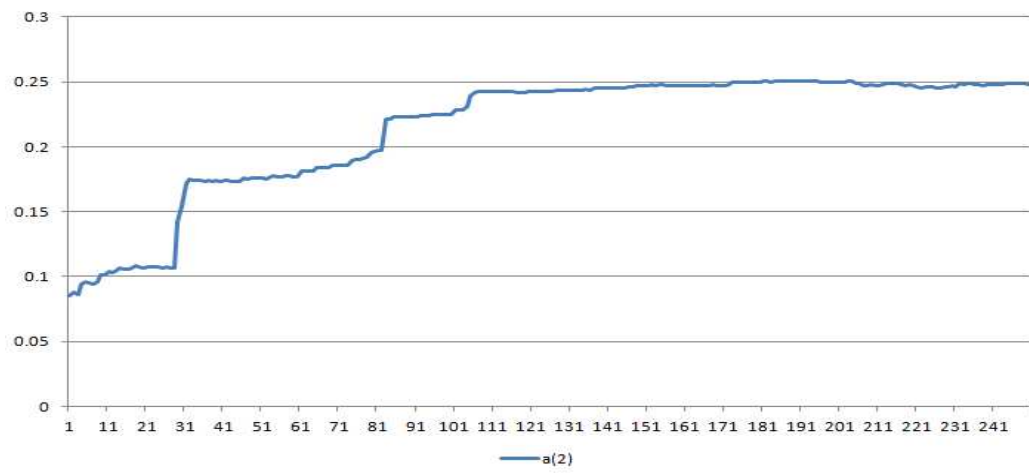
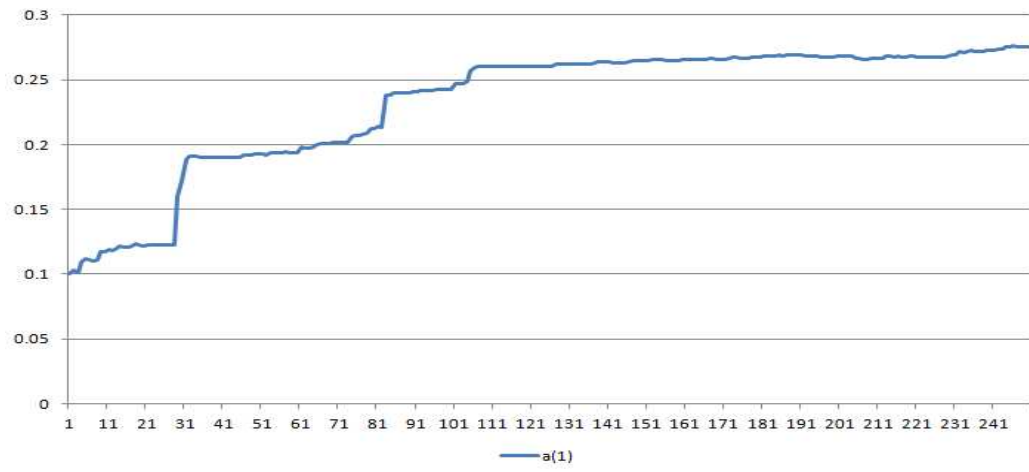
<그림 2-4-26> 월요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

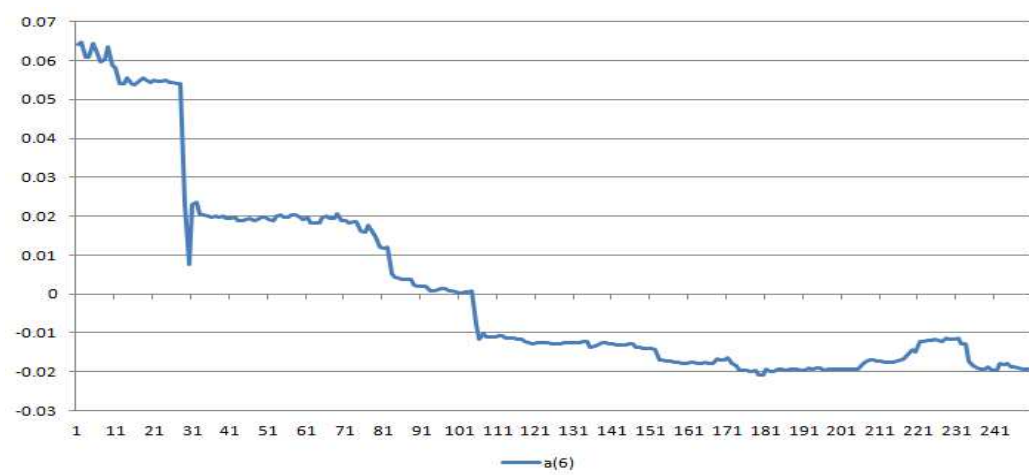
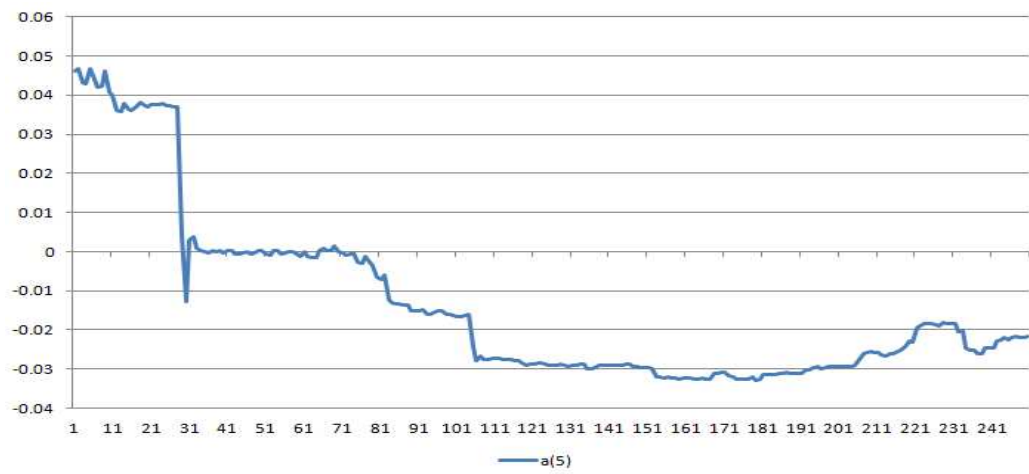
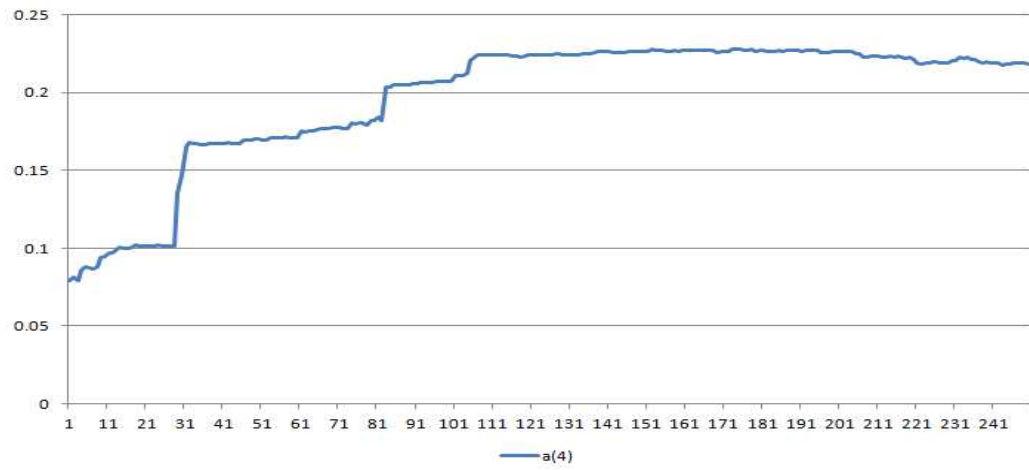
<표 2-4-19> 월요일의 00시 00분 예측을 위한 입력데이터 구성

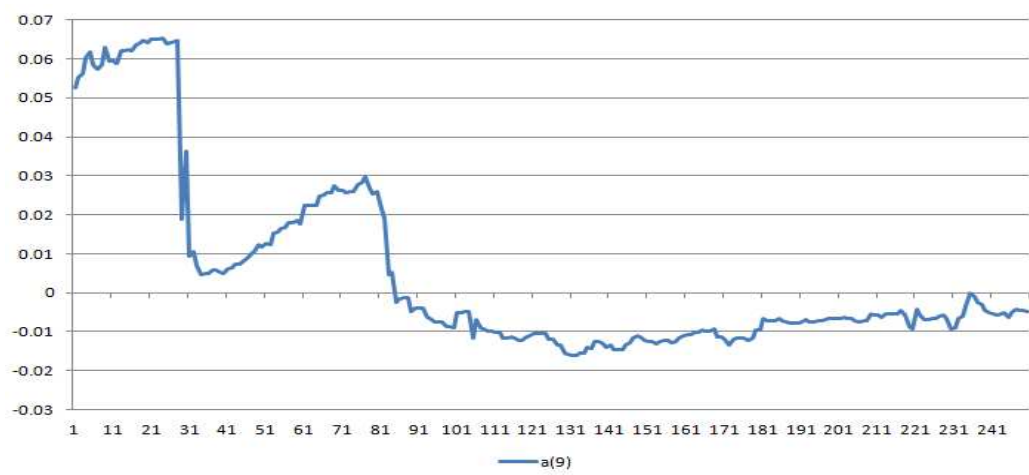
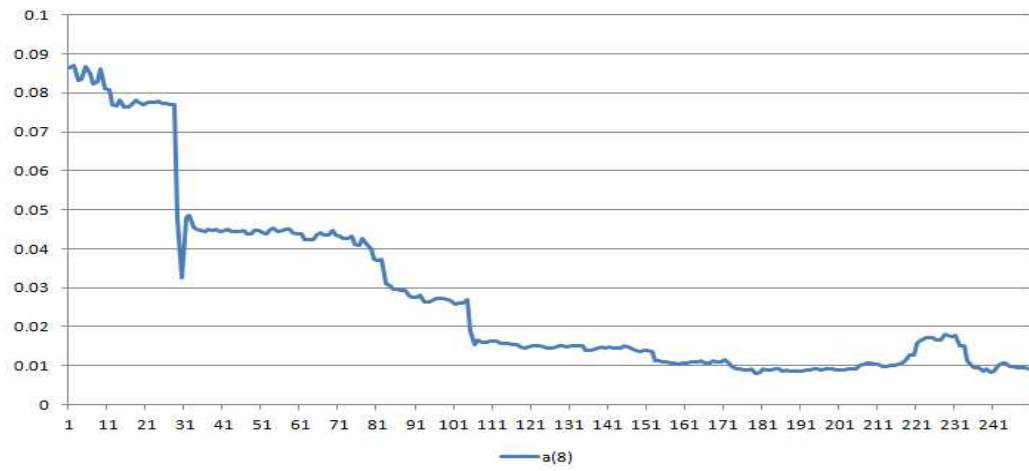
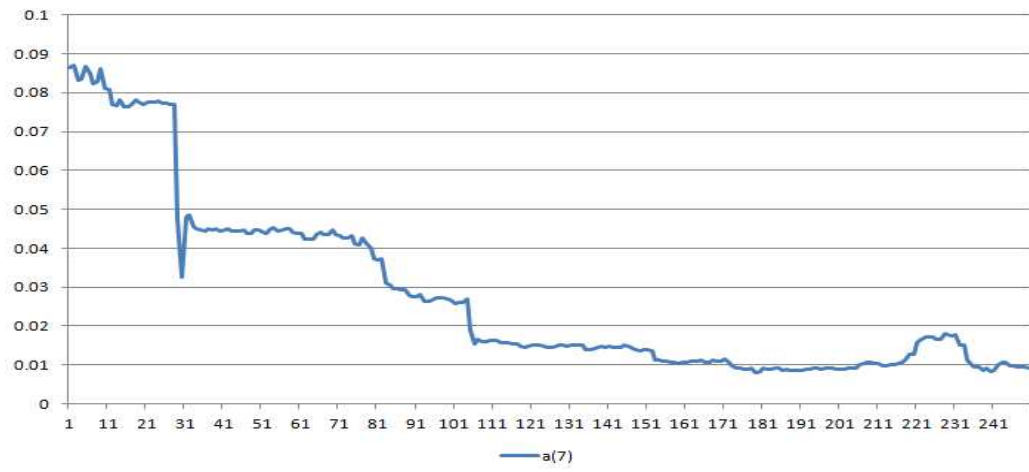
시점	일자	요일	시	분
1	D-1	일	23	45
2	D-1	일	23	30
3	D-1	일	23	15
4	D-1	일	23	00
5	D-7	월	00	15
6	D-7	월	00	00
7	D-8	일	23	45
8	D-8	일	23	30
9	D-14	월	00	15
10	D-14	월	00	00
11	D-15	일	23	45
12	D-15	일	23	30

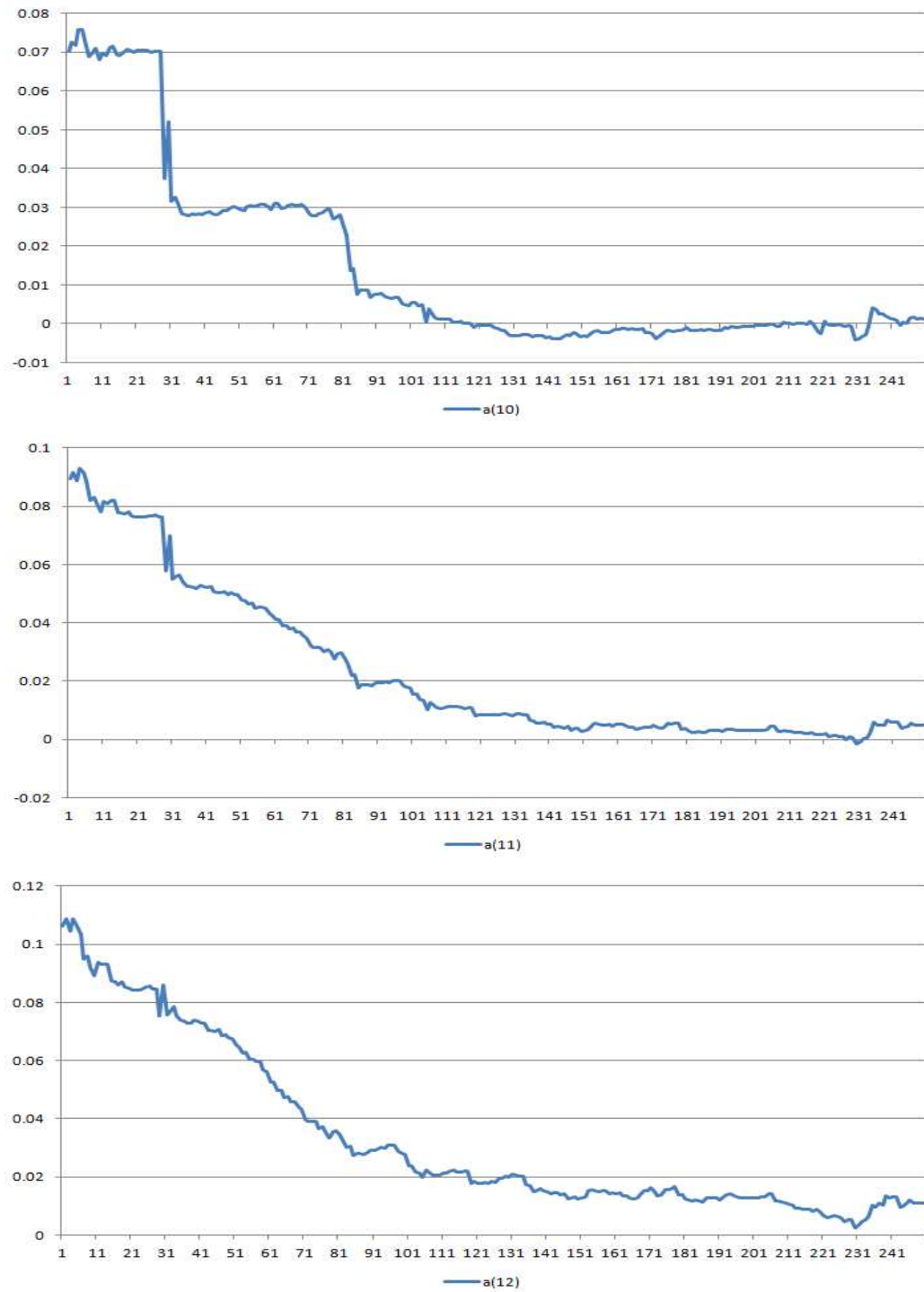
이처럼 칼만필터 알고리즘을 이용한 초단기 전력수요예측 기법은 요일 타입에 따라서 입력데이터를 선정하는 방법이 조금씩 다르게 나타나지만, 기본적인 입력데이터의 구성은 유사하다. 입력데이터의 구성 방안에 따라 예측 정확

도는 크게 달라지며, 입력데이터 선정 방법과 더불어 예측 정확도에 영향을 미치는 요인은 입력데이터를 얼마나 이용하여 파라미터를 추정하는가이다. 다시 말하면, 칼만필터 알고리즘의 반복계산 횟수를 어떻게 설정하는가에 따라 예측 정확도가 크게 달라진다. 최적의 반복계산 횟수를 산정하기 위해서 반복계산 횟수에 따른 예측 결과를 비교 분석하였다. 칼만필터 알고리즘의 반복계산에 따른 상태변수의 수렴 값을 확인하고, 그 때의 오차율을 비교 분석하였다. <그림 2-4-27>는 평일인 2013년 10월 23일 00시 00분의 전력수요예측을 위해서 상태변수를 250번 추정한 결과를 나타낸다.









<그림 2-4-27> 평일의 칼만필터 알고리즘 반복계산에 따른 상태변수 추정

칼만필터 알고리즘의 상태변수 추정 결과, 반복계산이 진행됨에 따라 상태변수 추정값이 일정한 값으로 수렴해가는 모습을 확인할 수 있다. <그림 2-4-27>를 확인하면 열두개의 상태변수들이 반복계산이 진행됨에 따라 일정한 값에 일정하게 수렴해가는 모습을 확인할 수 있으며, 한 시간 전 데이터를 이용하는 1~4번 상태변수, 하루 전 데이터를 이용하는 5~8번 상태변수, 이틀 전 데이터를 이용하는 9~12번 상태변수의 수렴 패턴이 각각 비슷한 것을 확인할 수 있다. 또한 이 중에서도 한 시간 전 데이터를 이용하는 1~4번 상태변수들의 계수가 5~12번 상태변수들 보다는 큰 것을 통해 칼만필터 알고리즘을 이용한 초단기 전력수요예측 기법에서 가장 크게 영향을 미치는 데이터는 가장 최근 데이터들임을 확인할 수 있다. <그림 2-4-27>의 상태변수 추정결과를 분석하면 열두개의 상태변수들이 모두 110번의 반복계산 이후 일정한 값으로 수렴하는 것으로 확인할 수 있다. 따라서 평일은 110번의 반복계산을 통해 튜닝된 상태변수 추정값을 이용하여 전력수요예측을 진행하는 것이 보다 정확한 전력수요예측이 가능하다.

<표 2-4-20> 칼만필터 알고리즘의 반복횟수에 따른 전력수요예측 오차율
(2013년 10월 23일 00시 00분)

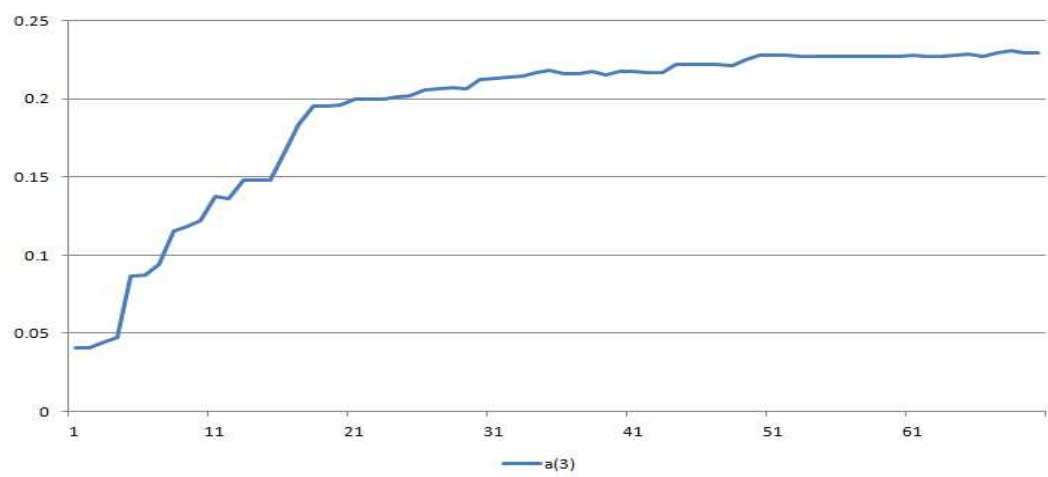
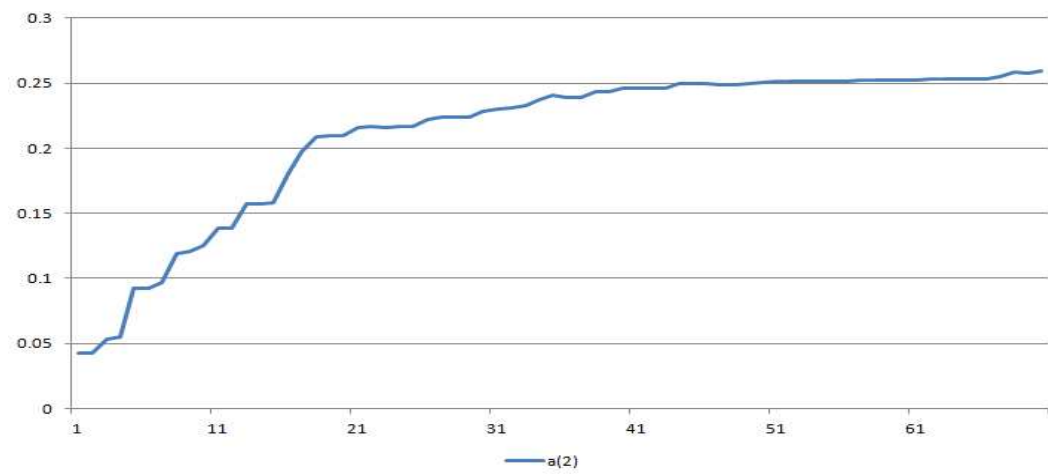
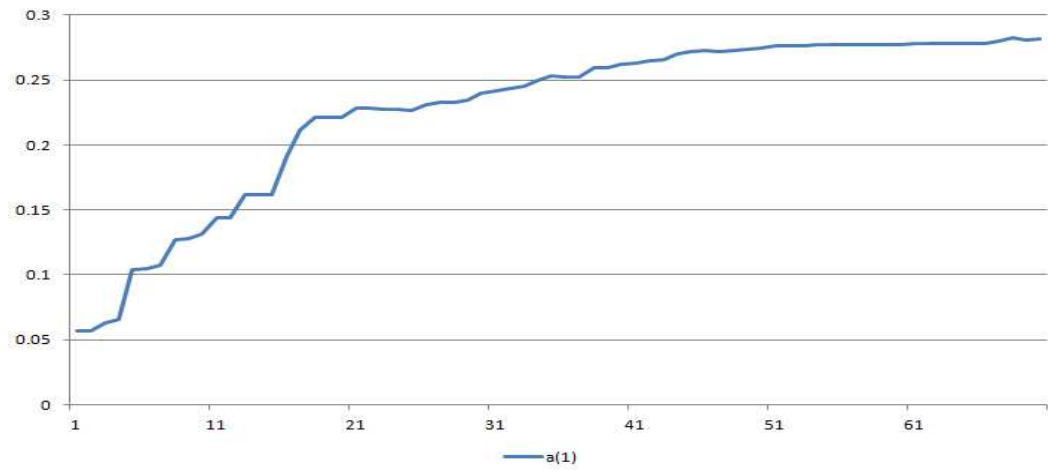
예측일시	예측시점	반복계산 횟수	오차율 [%]
2013년 10월 23일	00시 00분	3	0.1542
		10	0.8930
		20	0.4790
		30	0.4365
		50	0.2510
		60	0.1876
		70	0.1327
		80	0.0954
		100	0.0136
		110	0.0360

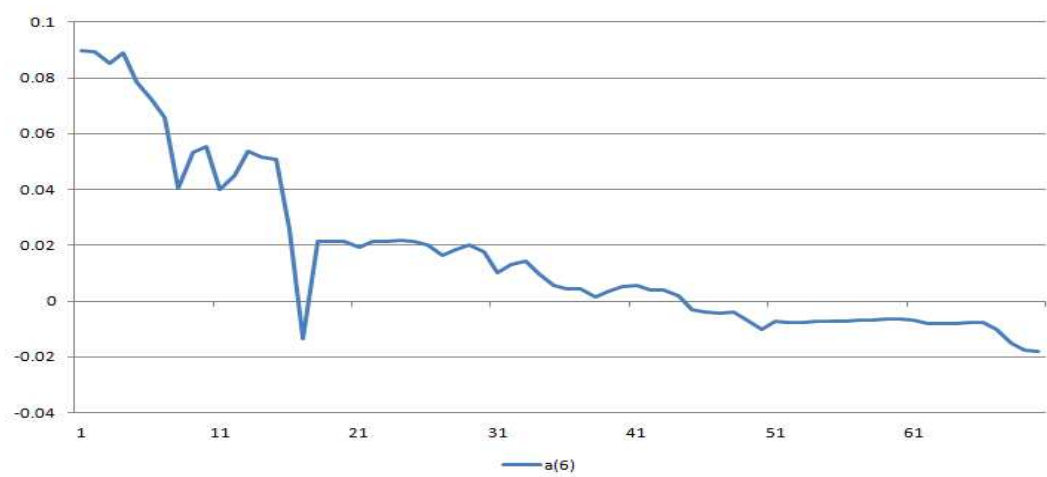
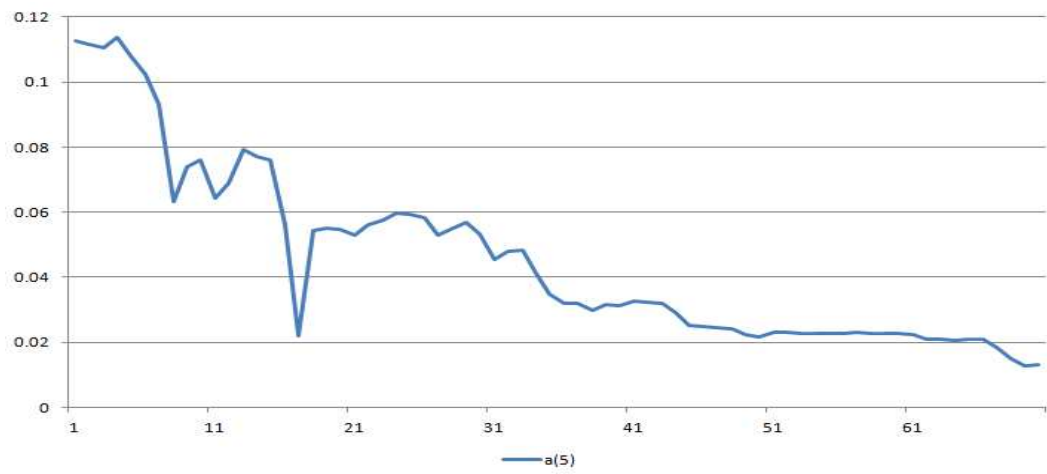
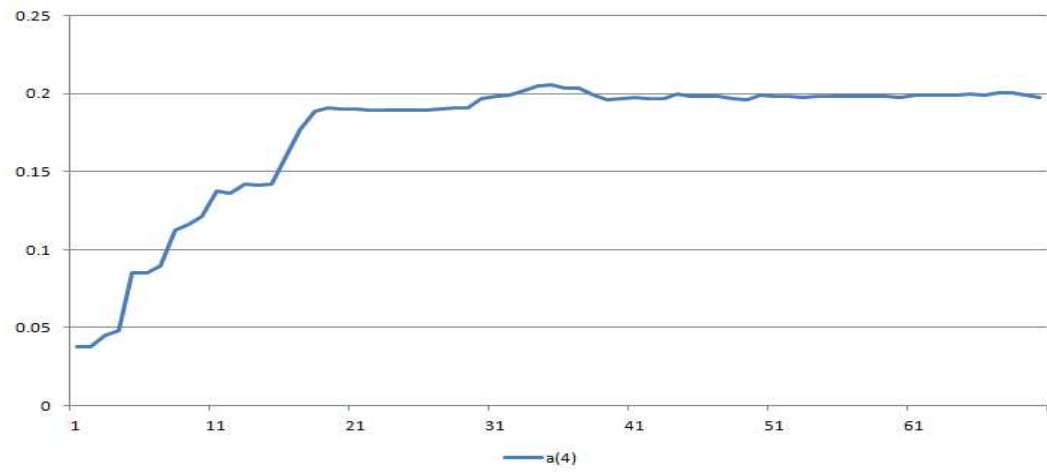
2013년 10월 23일 00시 00분의 전력수요예측 결과 110번의 반복계산을 적용한 전력수요예측 오차율은 0.0360%로 매우 정확한 예측결과를 나타낸다. 반복계산의 횟수가 늘어남에 따라 오차율이 점점 감소하는 것을 나타내며, 그 결과가 안정적임을 보여준다. 추가적으로 2013년 10월 23일 00시 00분을 예측시점으로 하여 24시간 전력수요예측을 진행하였다. 10월 23일 00시 00분의 한시점의 예측결과와 마찬가지로 반복횟수가 늘어남에 따라 오차율이 점점 감소하는 것을 확인할 수 있다. 이는 상태변수 추정값이 반복계산의 증가에 따라 안정된 값으로 수렴해가면서 오차율 또한 안정되게 나타나는 것으로 볼 수 있다.

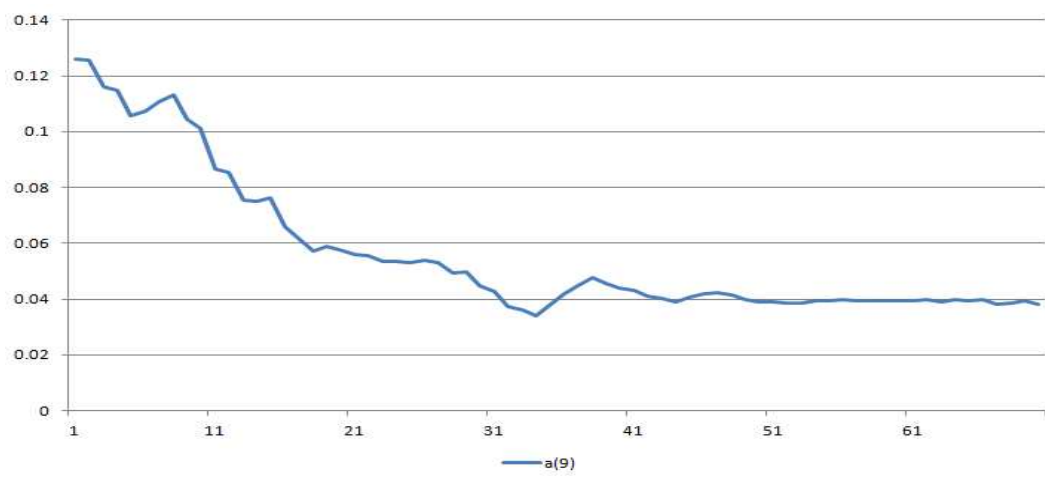
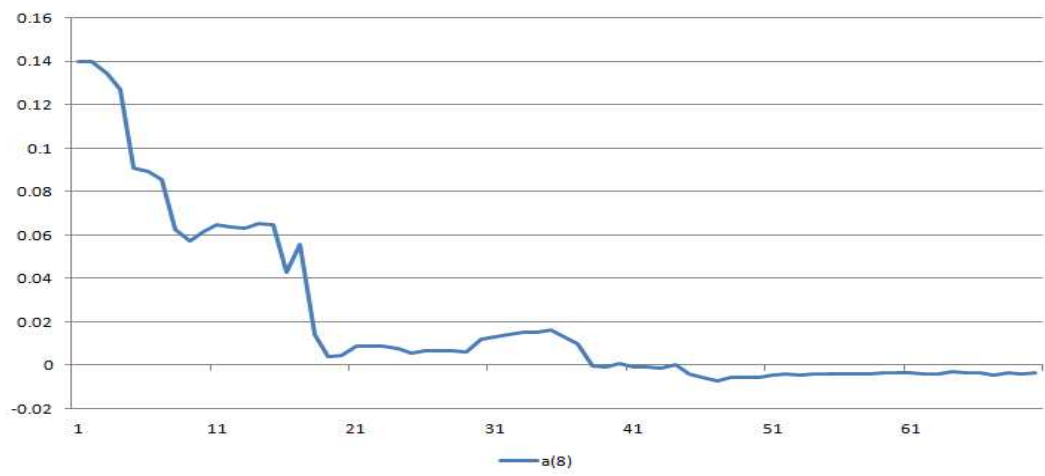
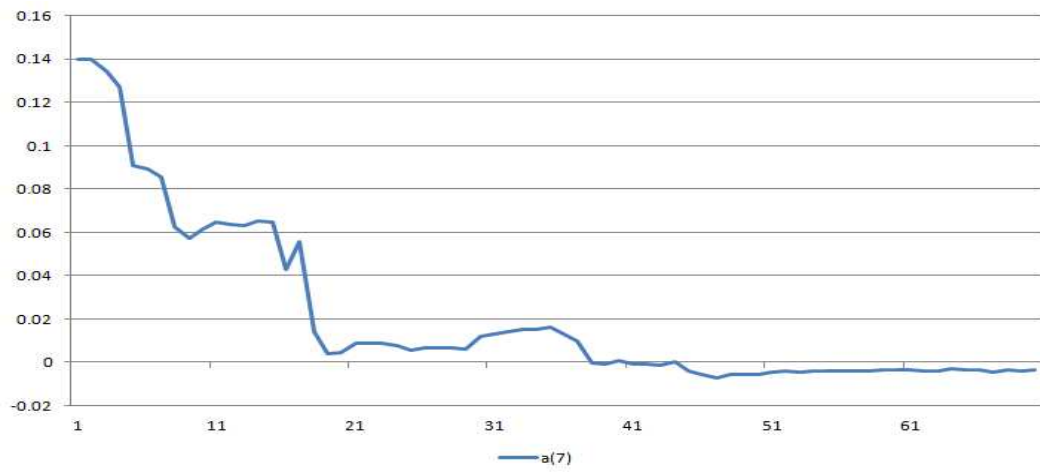
<표 2-4-21> 칼만필터 알고리즘의 반복횟수에 따른 전력수요예측 오차율
(2013년 10월 23일의 15분 단위의 24시간 예측결과)

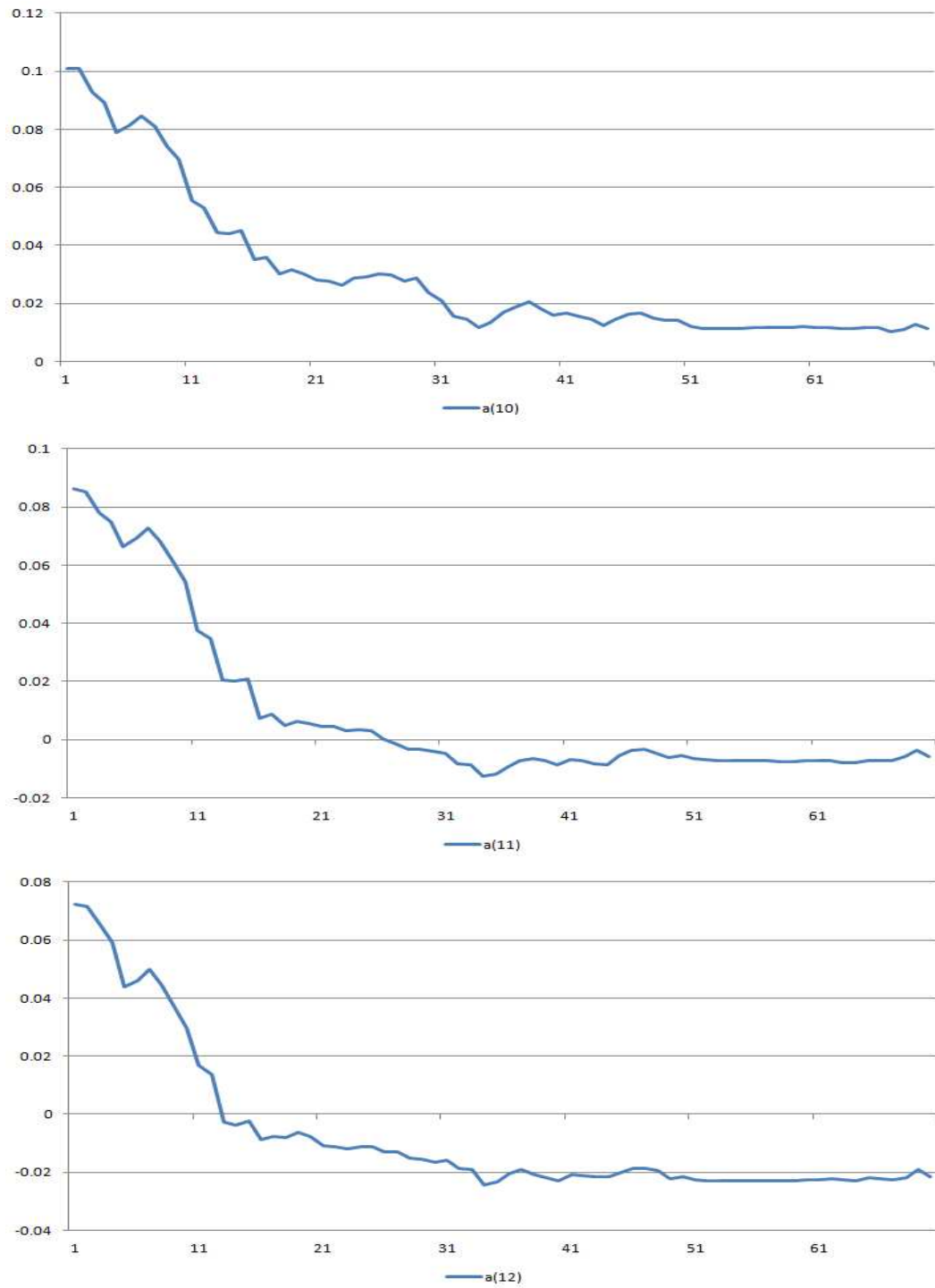
예측일시	반복계산 횟수	평균오차 [%]	최대오차 [%]
2013년 10월 23일	3	0.9622	1.9909
	10	1.0539	2.2219
	20	1.2024	2.4644
	30	0.8526	1.7856
	50	0.8002	1.8094
	60	0.7291	1.6990
	70	0.6964	1.6742
	80	0.6563	1.6107
	100	0.5713	1.4437
	110	0.5484	1.3301

<그림 2-4-28>는 주말인 2013년 10월 19일 00시 00분의 전력수요예측을 위해서 상태변수를 70번 추정 한 결과를 나타낸다.









<그림 2-4-28> 주말의 칼만필터 알고리즘 반복계산에 따른 상태변수 추정

<그림 2-4-28>의 상태변수 추정결과를 분석하면 열두개의 상태변수들이 모두 50번의 반복계산 이후 일정한 값으로 수렴하는 것으로 확인할 수 있다. 따라서 주말은 50번의 반복계산을 통해 튜닝된 상태변수 추정값을 이용하여 전력수요예측을 진행하는 것이 보다 정확한 전력수요예측이 가능하다.

<표 2-4-22> 칼만필터 알고리즘의 반복횟수에 따른 전력수요예측 오차율
(2013년 10월 19일 00시 00분)

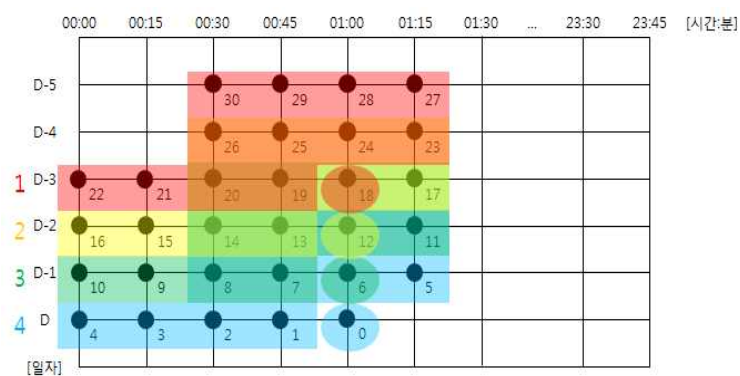
예측일시	예측시점	반복계산 횟수	오차율[%]
2013년 10월 19일	00시 00분	3	1.6844
		10	0.4840
		20	0.4593
		30	0.4360
		40	0.3880
		50	0.3762

2013년 10월 19일 00시 00분의 전력수요예측 결과 50번의 반복계산을 적용한 전력수요예측 오차율은 0.3880%로 가장 정확한 예측결과를 나타낸다. 반복계산의 횟수가 늘어남에 따라 오차율이 점점 감소하는 것을 나타내며, 그 결과가 안정적임을 보여준다. 추가적으로 2013년 10월 19일 00시 00분을 예측시점으로 하여 24시간 전력수요예측을 진행하였다. 10월 19일 00시 00분의 한시점의 예측결과와 마찬가지로 반복횟수가 늘어남에 따라 오차율이 점점 감소하는 것을 확인할 수 있다. 이는 상태변수 추정값이 반복계산의 증가에 따라 안정된 값으로 수렴해가면서 오차율 또한 안정되게 나타나는 것으로 볼 수 있다.

<표 2-4-23> 칼만필터 알고리즘의 반복횟수에 따른 전력수요예측 오차율
(2013년 10월 19일의 15분 단위의 24시간 예측결과)

예측일시	반복계산 횟수	평균오차[%]	최대오차[%]
2013년 10월 19일	3	2.6472	4.6492
	10	1.5866	3.2824
	20	1.1806	3.0861
	30	1.2034	3.1781
	40	0.6663	2.8738
	50	0.6728	2.8998

이처럼 칼만필터 알고리즘의 반복계산 횟수에 따라 전력수요예측 정확도가 달라지며, 반복계산 횟수 증가에 따른 입력데이터의 수 또한 증가하게 된다. 입력데이터의 수가 증가하더라도 칼만필터 알고리즘의 파라미터 튜닝 방법은 동일하다. 여기서는 3번의 반복계산을 통한 15분 단위의 24시간 전력수요예측 방법을 설명한다. 15분 단위의 24시간 전력수요예측을 수행하기 위해서는 <그림 2-4-29>과 같은 예측 진행과정이 수행된다.



<그림 2-4-29> 칼만필터 알고리즘의 예측 진행과정 (01시 00분)



<그림 2-4-30> 칼만필터 알고리즘의 예측 진행과정 (01시 15분)

<그림 2-4-29>의 0시점(01시 00분)을 예측하기 위해서 1~3번의 상태변수 튜닝이 실시된다. 이때 초기값은 1을 입력값으로 계산이 시작된다. 추정된 상태변수와 4번의 데이터를 이용하여 0시점(01시 00분)의 전력수요가 예측된다. 다음으로 시간 축이 이동하였을 때, <그림 2-4-30>의 1시점(01시 00분)은 과거 시점의 예측값이 된다. 과거 시점의 예측값을 현재 시점에서 입력값으로 하여 5~7번의 상태변수 튜닝이 실시된다. 이때 초기값은 1~3번의 상태변수 튜닝시 출력된 최종 상태변수 값을 입력값으로 받아 계산이 시작된다. 최종 추정된 상태변수와 8번의 데이터를 이용하여 0시점(01시 15분)의 전력수요가 예측된다. 이러한 계산을 반복하여 15분 단위의 24시간 전력수요예측을 수행할 수 있다. 위의 상태변수의 튜닝과정에서는 입력데이터를 정규화하고, 정규화된 전력수요 값을 이용하여 상태변수를 추정한다. 정규화 방법은 각 입력 데이터 set 별 최대 전력수요를 나누어줌으로써 정규화를 하고, 그 값을 이용하여 상태변수를 추정한다. 최종 추정된 상태변수 값은 예측시점의 최대 전력수요로 곱하여 최종 전력수요를 예측한다. 최종적으로 이러한 계산 과정을 96번을 진행하여 15분 단위의 24시간 전력수요예측 결과를 출력하게 된다.

칼만필터 알고리즘에서 잡음의 공분산 행렬은 시스템 오차와 측정 오차의 공분산 행렬 형태로 나타내어지며, 사용자의 시스템에 대한 실험과 경험을 통해 결정된다. 상태변수의 오차 공분산 행렬(P_k)과 잡음의 공분산 행렬(Q, R)은 칼만필터 알고리즘 내에서 칼만이득 K_k 를 결정할 때 영향을 미치며, 그 값

을 어떻게 설계하는가에 따라 시스템 값에 가중치를 크게 적용할지, 측정값에 가중치를 크게 적용할지를 결정하는 인자이기 때문에 매우 중요한 의미를 갖는다. Q , R 은 잡음의 특성은 여러 오차가 복합적으로 작용하기 때문에 해석적으로 변수를 결정하기 어렵다. 따라서 사용자의 경험을 바탕으로 변수를 보정하면서 적절한 값을 찾아야한다. 여기서 오차공분산 행렬 Q , R 은 해석적으로 변수를 설정하기 어렵기 때문에 실험을 통하여 최적의 Q , R 을 선정하였다. Q , R 을 각각 0부터 1까지 0.01 단위로 조정해가면서 최적 Q , R 을 선정하였다. 사례연구로 진행한 기간의 월별 Q , R 추정 결과는 <표 2-4-24>와 <표 2-4-25>과 같다.

<표 2-4-24> 평일의 월별 최적 Q , R 선정

기간	Q	R
2013년 2월	0.72	0.0001
2013년 6월	0.14	0.0001
2013년 8월	0.02	0.0001
2013년 10월	0.33	0.0001

<표 2-4-25> 주말의 월별 최적 Q , R 선정

기간	Q	R
2013년 6월	0.01	0.0001
2013년 8월	0.01	0.0001
2013년 10월	0.01	0.0001

일반적으로 Q 가 커지면 칼만이득이 증가하여 추정값 계산에 측정값이 반영되는 비율이 커지고, R 이 커지면 칼만이득이 감소하여 추정값 계산에 측정값이 반영되는 비율이 작아진다. <표 2-4-24>와 <표 2-4-25>을 확인하면 모든 경우에 대해서 Q 가 R 보다 크게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 이는 칼만이득이 증가하여 전력수요예측에 측정값이 반영되는 비율이 크게 나타나는 것을

의미한다. 반대로 이야기하면 시스템 예측값이 반영되는 비율이 작게 나타나는 것을 의미한다. 여기서 제안하는 알고리즘은 시스템 상태변수 모델과 시스템 측정모델을 이용하여 칼만필터 알고리즘을 적용한다. 알고리즘 적용시 상태변수 모델은 단위행렬로 가정하고, 측정모델은 과거 전력수요의 관계를 이용하여 모델링하였다. 상태변수 모델보다는 측정모델에 기반한 알고리즘이기 때문에 예측 결과 또한 측정값에 크게 반응하는 것을 확인할 수 있다. 측정값이 추정값에 미치는 영향은 계절별로 각각 다르게 나타나지만, 기본적으로 측정값이 전력수요예측에 크게 영향을 미치는 것을 확인할 수 있다. 이러한 Q , R 의 추정 결과는 10^{-3} 또는 10^{-4} 단위로 조금 더 세부적으로 검색을 진행한다면 보다 정확한 예측이 가능할 것으로 기대된다.

6. 사례연구

제안한 칼만필터 알고리즘을 적용한 초단기 전력수요예측 기법의 정확성을 검증하기 위해 2013년 2월, 6월, 8월, 10월을 사례연구 기간으로 설정하고, 전력수요예측을 수행하였다. 전력수요예측의 사례연구로써 예측시점을 0시와 11시를 기점으로 하여 15분 단위의 24시간 전력수요예측을 진행하였다. 입력자료는 15분 단위의 실적 전력수요가 사용되었고, 요일 타입에 따라 입력데이터의 개수는 각각 다르게 사용된다. 전력수요예측 오차는 실제 전력수요와 예측 전력수요의 차이를 의미하며, 전력수요예측 오차율은 전력수요예측 오차를 실제 전력수요로 나눈 값이다. 전력수요예측 오차율은 절대평균 백분율 오차율(Mean Absolute Percentage Error ; MAPE)로 계산된다.

$$MAPE = \left| \frac{\text{실제 전력수요} - \text{예측 전력수요}}{\text{실제 전력수요}} \right| \quad (2.4.36)$$

평균오차는 칼만필터 알고리즘을 적용한 초단기 전력수요예측 값과 실제 전력수요 값을 비교한 오차율의 평균값을 의미하며, 최대오차는 초단기 전력수요예측 값 중에서 오차율이 최대인 것을 의미한다. 사례연구 기간으로 선정한 일들의 전력수요예측 결과는 <표 2-4-26>과 <표 2-4-27>와 같다.

<표 2-4-26> 0시를 예측시점으로 한 24시간 전력수요예측 결과 (평일)

일자	평균오차[%]	최대오차[%]
2013년 2월 19일	0.62	1.51
2013년 2월 20일	0.82	2.16
2013년 2월 21일	2.50	4.41
2013년 6월 18일	0.55	1.89
2013년 6월 19일	0.58	1.83
2013년 6월 20일	0.61	2.01
2013년 8월 20일	0.95	3.08

2013년 8월 21일	0.66	1.54
2013년 8월 22일	0.78	2.25
2013년 10월 22일	0.65	1.45
2013년 10월 23일	0.55	1.33
2013년 10월 24일	0.24	0.83

<표 2-4-27> 11시를 예측시점으로 한 24시간 전력수요예측 결과 (평일)

일자	평균오차[%]	최대오차[%]
2013년 2월 19일	0.64	1.96
2013년 2월 20일	1.42	4.02
2013년 2월 21일	1.28	2.87
2013년 6월 18일	0.49	1.74
2013년 6월 19일	0.70	2.12
2013년 6월 20일	0.47	1.25
2013년 8월 20일	0.91	2.51
2013년 8월 21일	0.68	1.82
2013년 8월 22일	0.88	3.59
2013년 10월 22일	0.69	2.07
2013년 10월 23일	0.72	2.16
2013년 10월 24일	0.35	1.04

<표 2-4-28> 0시를 예측시점으로 한 24시간 전력수요예측 결과 (주말)

일자	평균오차[%]	최대오차[%]
2013년 6월 15일	0.99	2.90
2013년 6월 16일	1.50	3.51
2013년 6월 17일	0.92	2.59
2013년 8월 17일	1.38	4.46
2013년 8월 18일	2.32	5.85

2013년 8월 19일	2.80	5.89
2013년 10월 19일	0.67	2.90
2013년 10월 20일	1.55	5.94
2013년 10월 21일	1.79	4.17

<표 2-4-29> 11시를 예측시점으로 한 24시간 전력수요예측 결과 (주말)

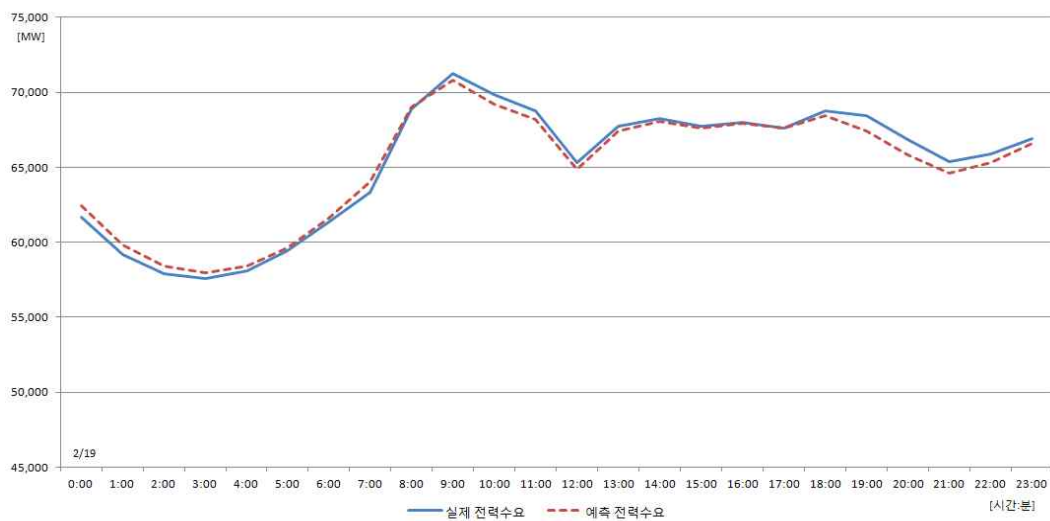
일자	평균오차[%]	최대오차[%]
2013년 6월 15일	1.03	2.49
2013년 6월 16일	0.55	1.60
2013년 6월 17일	0.79	2.08
2013년 8월 17일	1.31	3.45
2013년 8월 18일	3.59	6.79
2013년 8월 19일	1.58	4.33
2013년 10월 19일	1.11	2.76
2013년 10월 20일	3.39	5.98
2013년 10월 21일	1.33	2.35

칼만필터 알고리즘을 적용한 초단기 전력수요예측 결과 평일은 전체적으로 1% 이내의 평균오차를 나타내고, 주말은 1% 내외로 나타남을 확인할 수 있다. 하지만 보다 확실한 예측 정확도 확인을 위해서는 과거 선행연구와의 비교가 필요하다. 현재 15분 단위의 전력수요를 예측하는 선행연구가 존재하지 않기 때문에 단기 전력수요예측 프로그램(이하 KSLF: KPX Short-term Load Forecaster)을 이용한 지수평활법의 예측 결과와 비교분석을 진행하였다. 지수평활법은 시간대별 전력수요를 예측하고, 제안 알고리즘은 15분 단위의 전력수요를 예측하기 때문에 지수평활법과 제안 알고리즘의 전력수요예측 결과는 시간 축이 일치하지 않는다. 그러나 개략적인 예측 성능을 확인하기 위해 예측 오차율을 시간대별로 평균하여 지수평활법과 제안 알고리즘의 예측 결과를 비교하였다. 지수평활법은 기온 민감도를 적용한 지수평활 알고리즘을 적용한

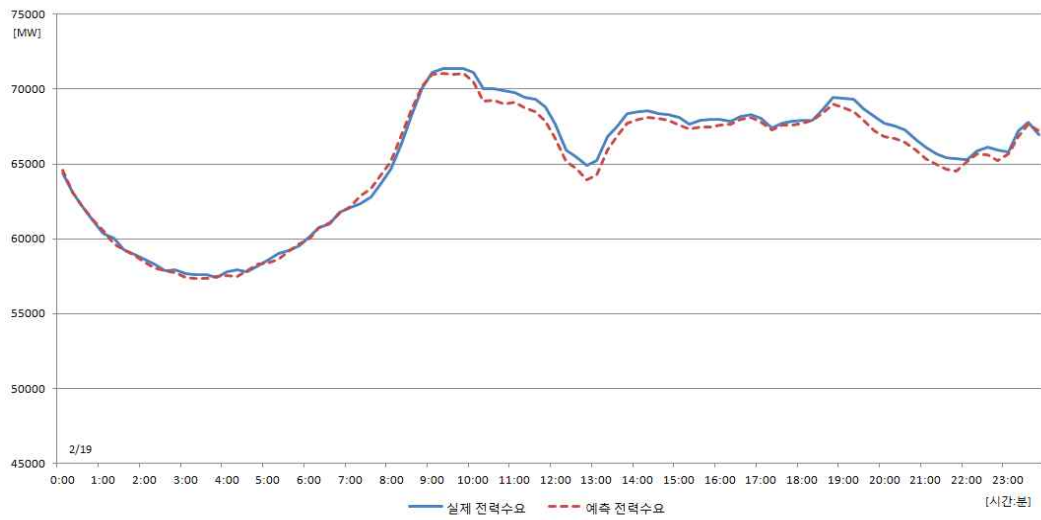
전력수요예측 오차율을, 제안 알고리즘은 3장의 초단기 전력수요예측 기법을 적용한 전력수요예측 오차율을 나타낸다. 아래의 예측결과는 예측시점을 기준으로 1시간, 2시간, 3시간, 5시간, 6시간, 8시간, 9시간, 24시간까지의 오차율의 평균을 나타낸다. 이러한 오차율 분석을 통해 제안 알고리즘의 전력수요예측 활용범위를 확인할 수 있다.

<표 2-4-30> 2013년 2월 19일~21일 0시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.02.19	지수평활	1.26	1.14	1.07	0.88	0.79	0.77	0.70	0.71
	칼만필터	0.09	0.19	0.23	0.29	0.29	0.31	0.35	0.62
2013.02.20	지수평활	1.80	2.00	2.12	2.25	2.18	2.10	1.98	1.17
	칼만필터	0.27	0.67	0.89	1.17	1.18	1.23	1.19	0.82
2013.02.21	지수평활	1.96	1.95	1.93	1.79	1.75	1.50	1.40	0.70
	칼만필터	0.22	0.49	0.71	1.05	1.11	1.46	1.64	2.50



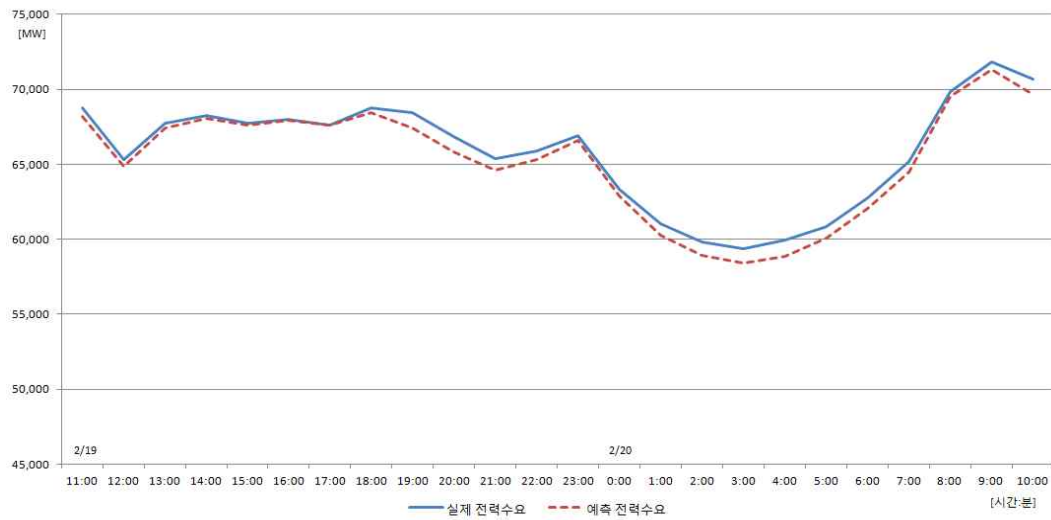
<그림 2-4-31> 2013년 2월 19일 0시 시점의 지수평활 예측 결과



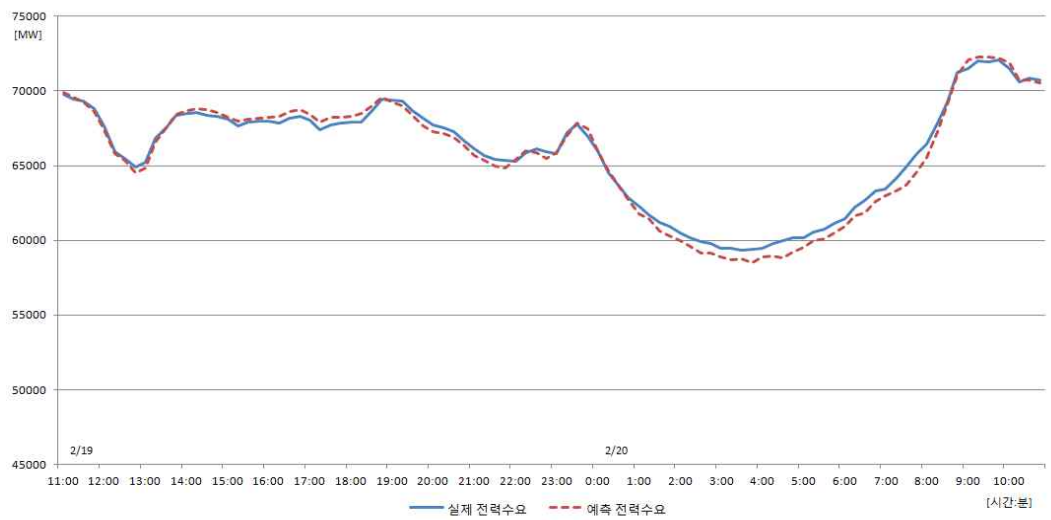
<그림 2-4-32> 2013년 2월 19일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-31> 2013년 2월 19일~21일 11시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.02.19	지수평활	0.90	0.81	0.70	0.53	0.46	0.41	0.53	1.21
	칼만필터	0.17	0.25	0.26	0.30	0.35	0.41	0.42	0.64
2013.02.20	지수평활	1.46	1.43	1.39	1.26	1.16	0.96	0.86	0.91
	칼만필터	0.40	0.45	0.41	0.38	0.34	0.37	0.44	1.42
2013.02.21	지수평활	0.51	0.31	0.22	0.26	0.29	0.31	0.32	0.51
	칼만필터	0.26	0.59	0.76	0.98	1.05	1.00	0.91	1.28



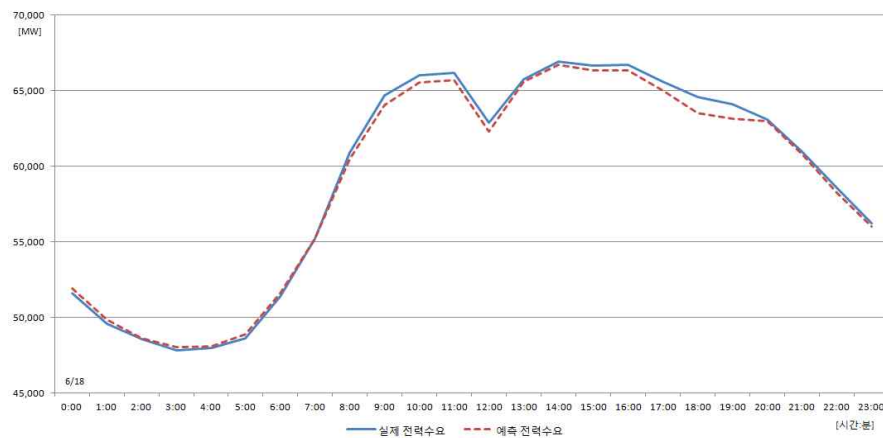
<그림 2-4-33> 2013년 2월 19일 11시 시점의 지수평활 예측 결과



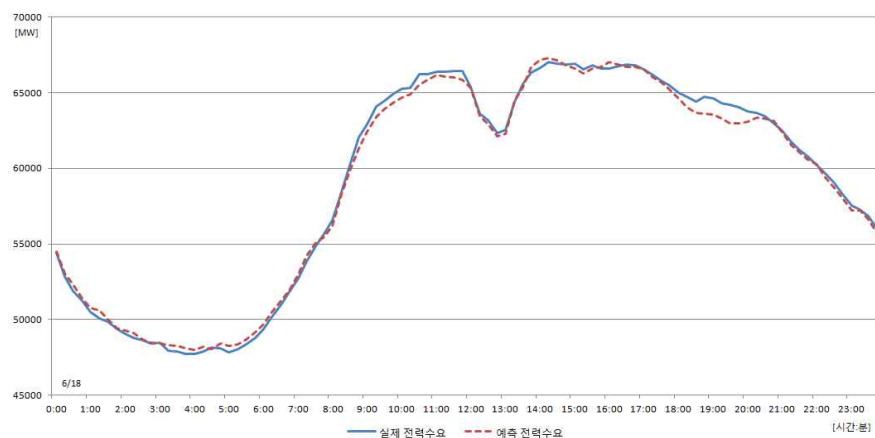
<그림 2-4-34> 2013년 2월 19일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-32> 2013년 6월 18일~20일 0시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.0 6.18	지수평활	0.80	0.71	0.54	0.45	0.46	0.45	0.42	0.37
	칼만필터	0.45	0.49	0.44	0.48	0.53	0.52	0.54	0.55
2013.0 6.19	지수평활	0.48	0.33	0.35	0.31	0.28	0.38	0.36	0.39
	칼만필터	0.34	0.26	0.22	0.27	0.26	0.27	0.34	0.58
2013.0 6.20	지수평활	0.18	0.12	0.14	0.20	0.23	0.37	0.34	0.93
	칼만필터	0.64	0.43	0.55	0.61	0.61	0.79	0.75	0.61



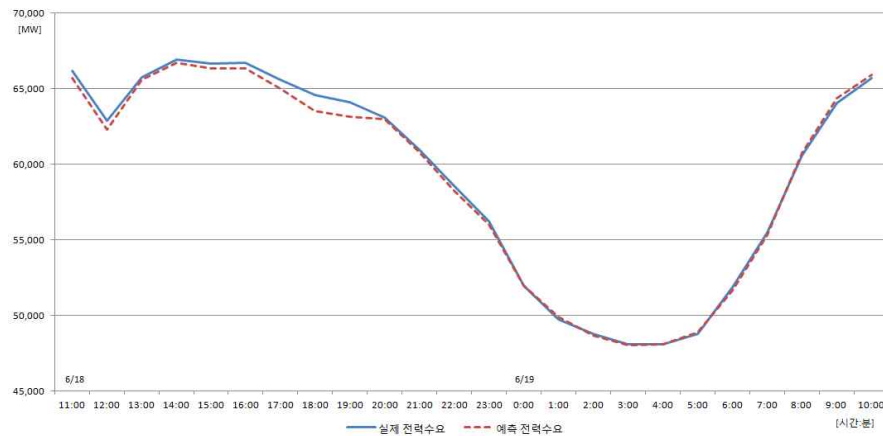
<그림 2-4-35> 2013년 6월 18일 0시 시점의 지수평활 예측 결과



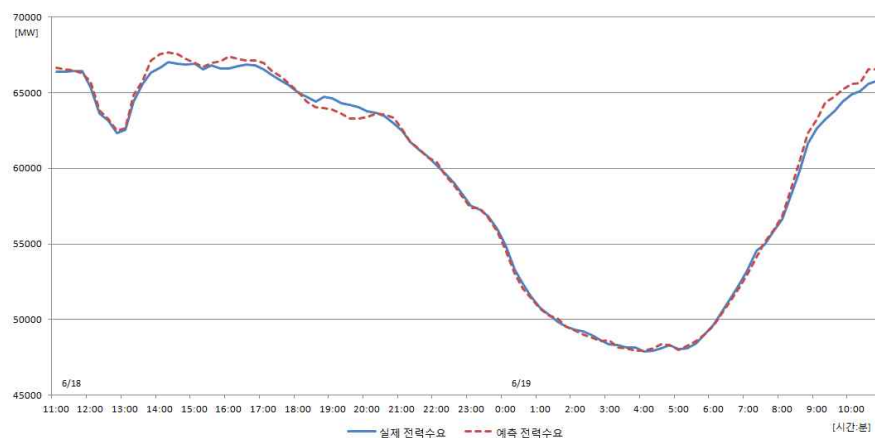
<그림 2-4-36> 2013년 6월 18일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-33> 2013년 6월 18일~20일 11시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.0 6.18	지수평활	0.08	0.21	0.28	0.27	0.24	0.36	0.42	0.35
	칼만필터	0.23	0.29	0.39	0.49	0.53	0.52	0.59	0.49
2013.0 6.19	지수평활	0.05	0.13	0.10	0.23	0.32	0.32	0.31	0.44
	칼만필터	0.36	0.31	0.29	0.41	0.51	0.52	0.53	0.70
2013.0 6.20	지수평활	1.37	1.39	1.36	1.27	1.23	1.36	1.43	0.89
	칼만필터	0.26	0.27	0.23	0.39	0.46	0.43	0.42	0.47



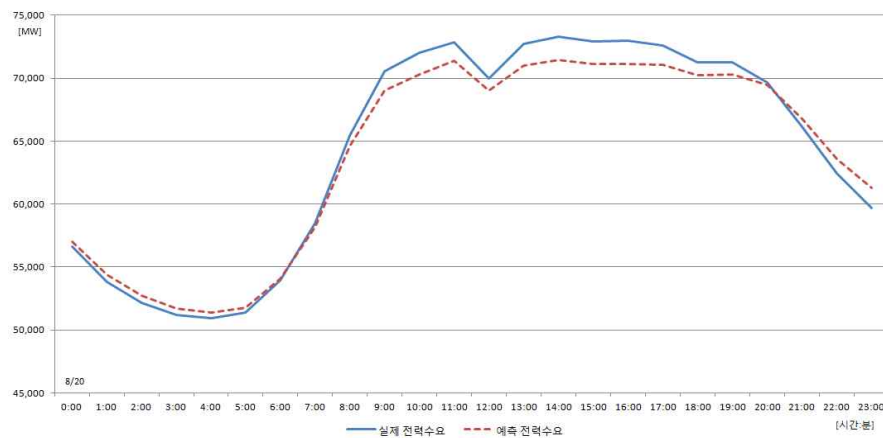
<그림 2-4-37> 2013년 6월 18일 11시 시점의 지수평활 예측 결과



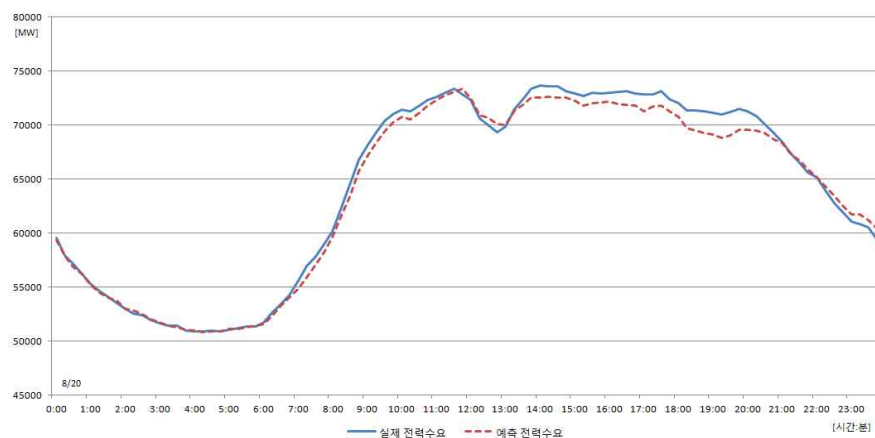
<그림 2-4-38> 2013년 6월 18일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-34> 2013년 8월 20일~22일 0시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.0 8.20	지수평활	0.83	0.99	1.08	1.03	0.98	0.82	0.82	1.31
	칼만필터	0.26	0.24	0.26	0.21	0.19	0.37	0.48	0.95
2013.0 8.21	지수평활	3.31	3.08	2.90	2.65	2.51	2.42	2.42	1.48
	칼만필터	0.28	0.35	0.38	0.45	0.47	0.48	0.50	0.66
2013.0 8.22	지수평활	0.38	0.46	0.68	0.77	0.78	0.65	0.58	0.45
	칼만필터	0.21	0.25	0.26	0.23	0.23	0.33	0.38	0.78



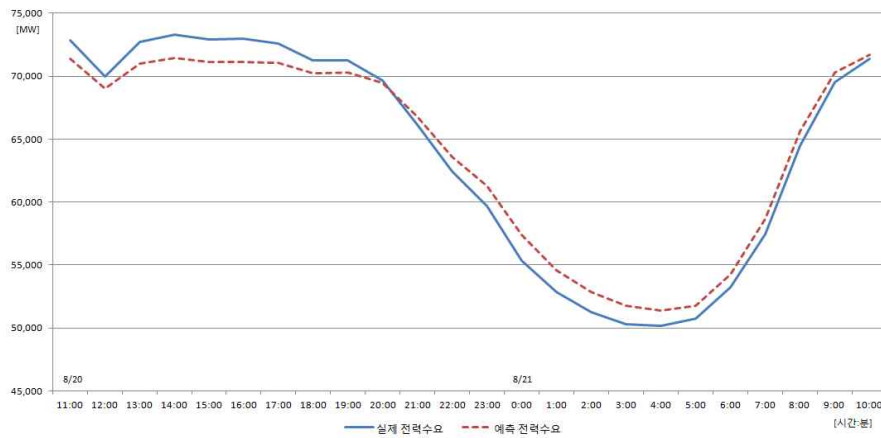
<그림 2-4-39> 2013년 8월 20일 0시 시점의 지수평활 예측 결과



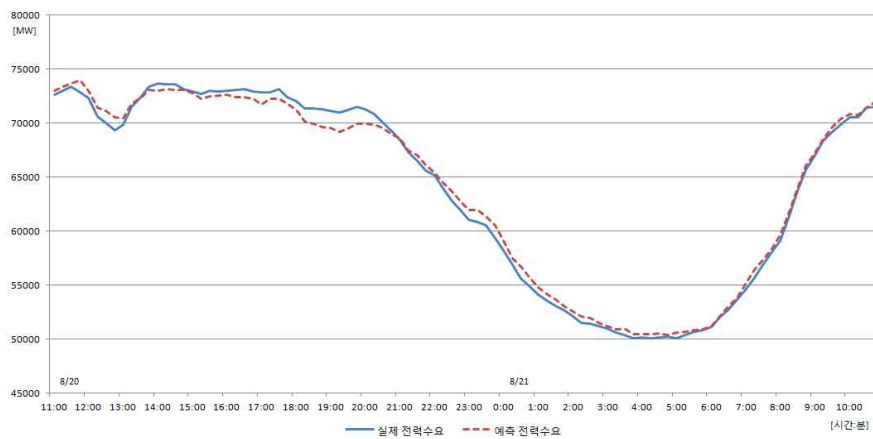
<그림 2-4-40> 2013년 8월 20일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-35> 2013년 8월 20일~22일 11시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.0 8.20	지수평활	1.58	1.23	1.45	1.68	1.73	1.62	1.53	1.91
	칼만필터	0.71	1.04	0.85	0.73	0.75	0.92	1.07	0.91
2013.0 8.21	지수평활	1.21	1.02	0.73	0.66	0.68	0.87	0.92	0.70
	칼만필터	0.11	0.10	0.20	0.22	0.27	0.52	0.63	0.68
2013.0 8.22	지수평활	0.47	0.26	0.22	0.14	0.13	0.22	0.32	0.52
	칼만필터	0.20	0.37	0.33	0.35	0.37	0.56	0.68	0.88



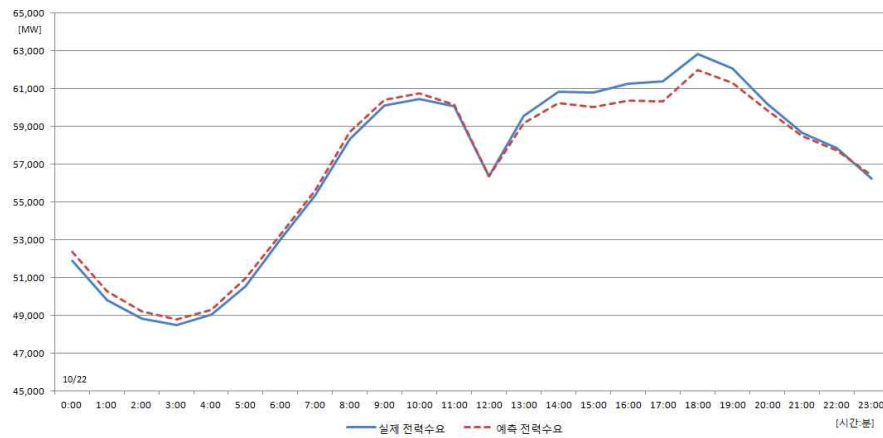
<그림 2-4-41> 2013년 8월 20일 11시 시점의 지수평활 예측 결과



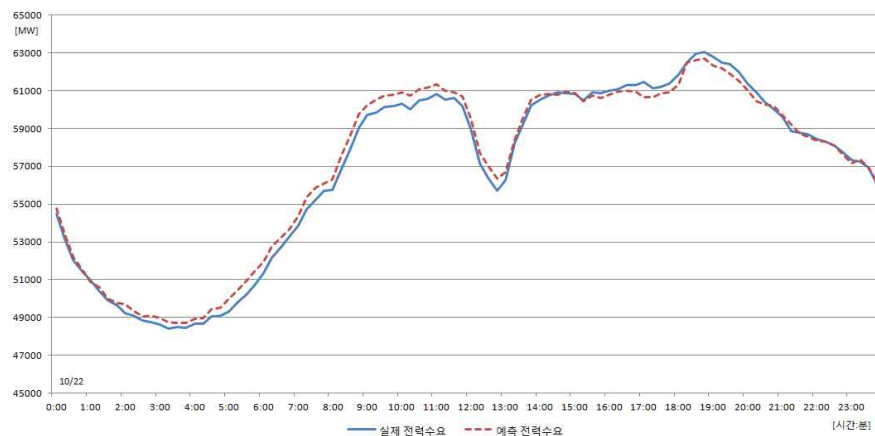
<그림 2-4-42> 2013년 8월 20일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-36> 2013년 10월 22일~24일 0시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.1 0.22	지수평활	1.03	1.02	0.94	0.79	0.81	0.75	0.75	0.71
	칼만필터	0.40	0.32	0.43	0.52	0.67	0.75	0.80	0.65
2013.1 0.23	지수평활	0.12	0.20	0.19	0.20	0.26	0.26	0.24	0.27
	칼만필터	0.05	0.17	0.26	0.35	0.45	0.48	0.47	0.55
2013.1 0.24	지수평활	0.27	0.33	0.22	0.16	0.13	0.17	0.21	0.33
	칼만필터	0.32	0.28	0.25	0.30	0.30	0.28	0.28	0.24



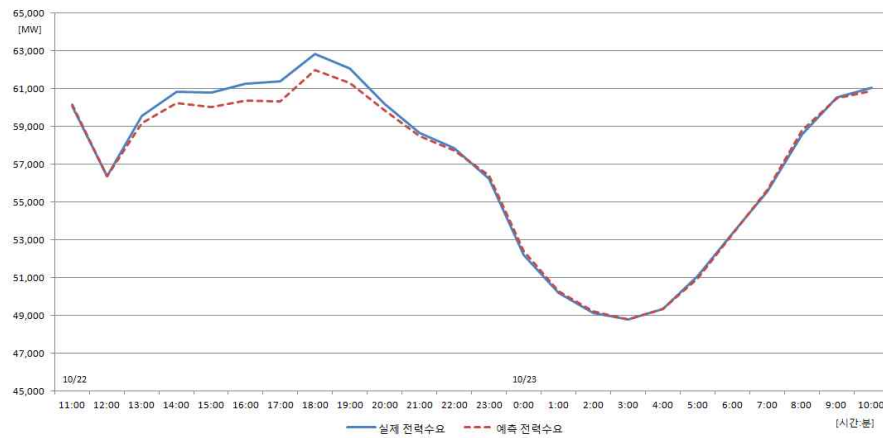
<그림 2-4-43> 2013년 10월 22일 0시 시점의 지수평활 예측 결과



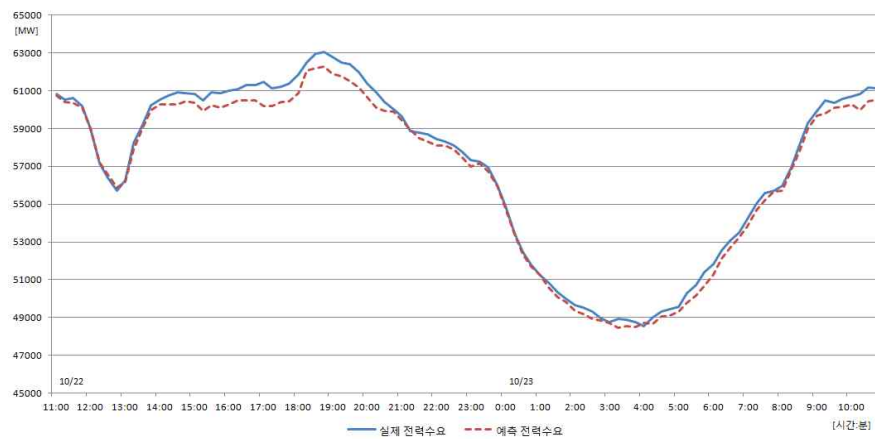
<그림 2-4-44> 2013년 10월 22일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-37> 2013년 10월 22일~24일 11시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.10.22	지수평활	0.31	0.21	0.30	0.57	0.70	0.86	0.88	0.52
	칼만필터	0.22	0.19	0.25	0.50	0.62	0.81	0.87	0.69
2013.10.23	지수평활	0.48	0.30	0.20	0.26	0.23	0.25	0.29	0.25
	칼만필터	0.46	0.56	0.75	1.11	1.19	1.31	1.34	0.72
2013.10.24	지수평활	0.30	0.38	0.31	0.24	0.22	0.28	0.30	0.44
	칼만필터	0.05	0.29	0.23	0.21	0.24	0.24	0.23	0.35



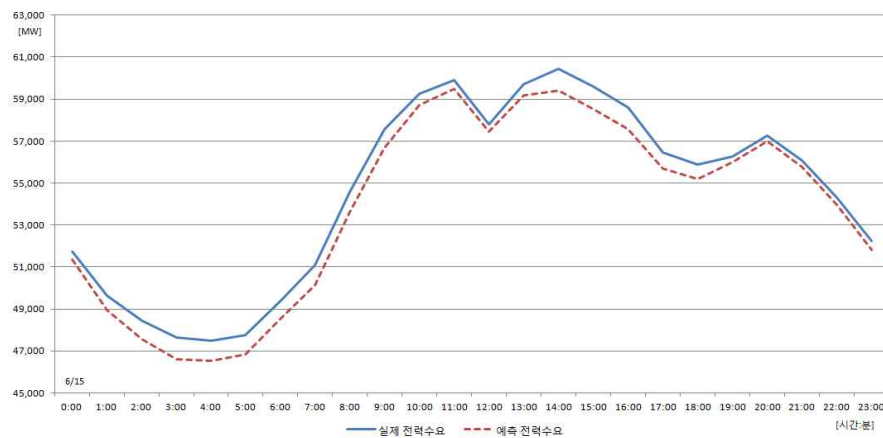
<그림 2-4-45> 2013년 10월 22일 11시 시점의 지수평활 예측 결과



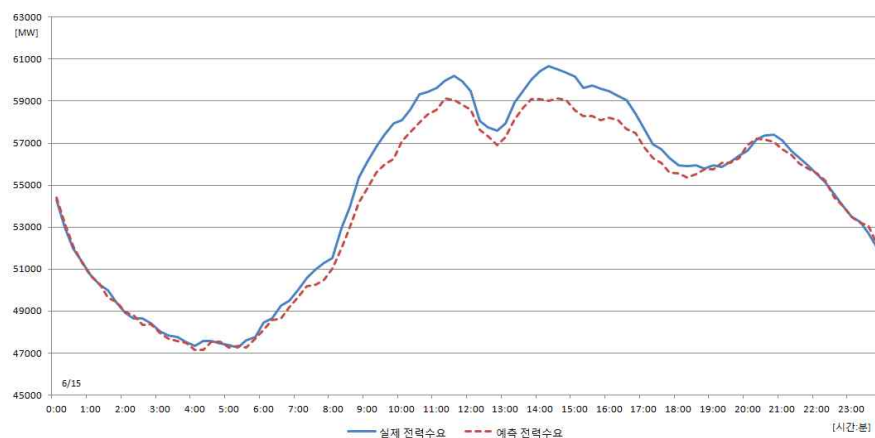
<그림 2-4-46> 2013년 10월 22일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-38> 2013년 6월 15일~17일 0시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.0 6.15	지수평활	0.73	1.07	1.32	1.63	1.67	1.69	1.69	1.27
	칼만필터	0.20	0.20	0.23	0.26	0.27	0.43	0.57	0.99
2013.0 6.16	지수평활	0.21	0.54	0.77	1.00	0.99	0.88	0.82	0.93
	칼만필터	0.19	0.25	0.26	0.33	0.38	0.44	0.42	1.50
2013.0 6.17	지수평활	0.11	0.21	0.26	0.39	0.40	0.34	0.33	0.39
	칼만필터	0.22	0.20	0.25	0.30	0.34	0.39	0.49	0.92



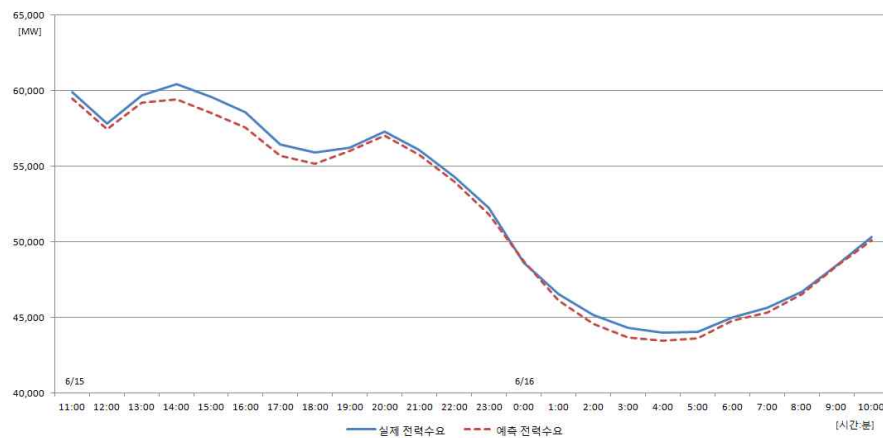
<그림 2-4-47> 2013년 6월 15일 0시 시점의 지수평활 예측 결과



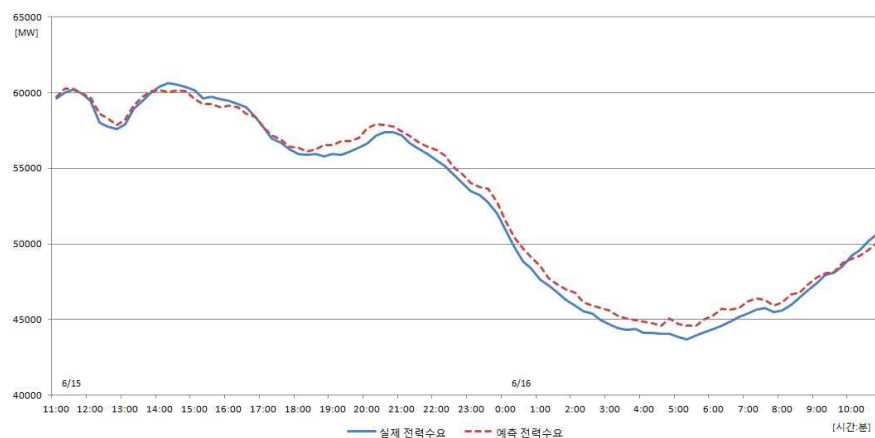
<그림 2-4-48> 2013년 6월 15일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-39> 2013년 6월 15일~17일 11시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.0 6.15	지수평활	0.68	0.64	0.72	1.13	1.23	1.26	1.16	0.86
	칼만필터	0.17	0.43	0.41	0.53	0.51	0.51	0.59	1.03
2013.0 6.16	지수평활	0.11	0.17	0.14	0.18	0.23	0.47	0.62	0.77
	칼만필터	0.21	0.24	0.40	0.73	0.77	0.74	0.71	0.55
2013.0 6.17	지수평활	0.42	0.21	0.16	0.16	0.13	0.20	0.18	0.40
	칼만필터	0.15	0.15	0.32	0.49	0.49	0.52	0.48	0.79



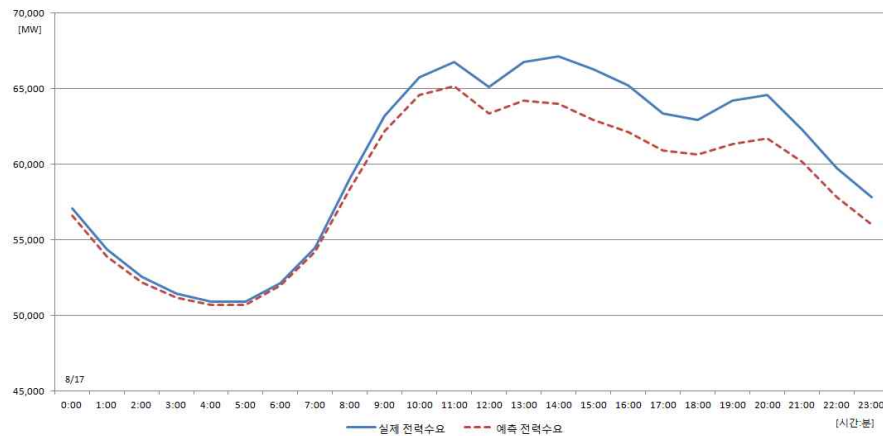
<그림 2-4-49> 2013년 6월 15일 11시 시점의 지수평활 예측 결과



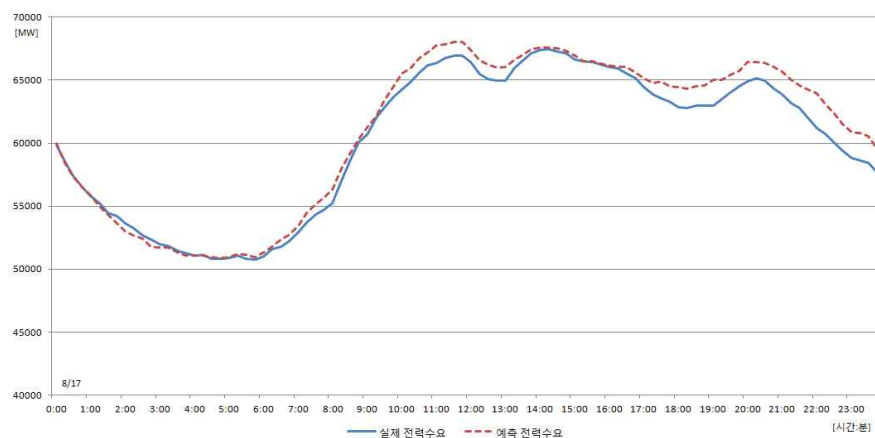
<그림 2-4-50> 2013년 6월 15일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-40> 2013년 8월 17일~19일 0시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.0 8.17	지수평활	0.80	0.84	0.77	0.62	0.59	0.55	0.62	2.43
	칼만필터	0.16	0.31	0.53	0.41	0.40	0.58	0.66	1.38
2013.0 8.18	지수평활	3.84	3.67	3.48	3.32	3.31	3.29	3.37	4.29
	칼만필터	0.14	0.19	0.29	0.45	0.56	0.64	0.67	2.32
2013.0 8.19	지수평활	1.79	1.37	1.29	1.27	1.35	1.68	1.89	2.74
	칼만필터	0.23	0.29	0.31	0.36	0.49	0.96	1.34	2.80



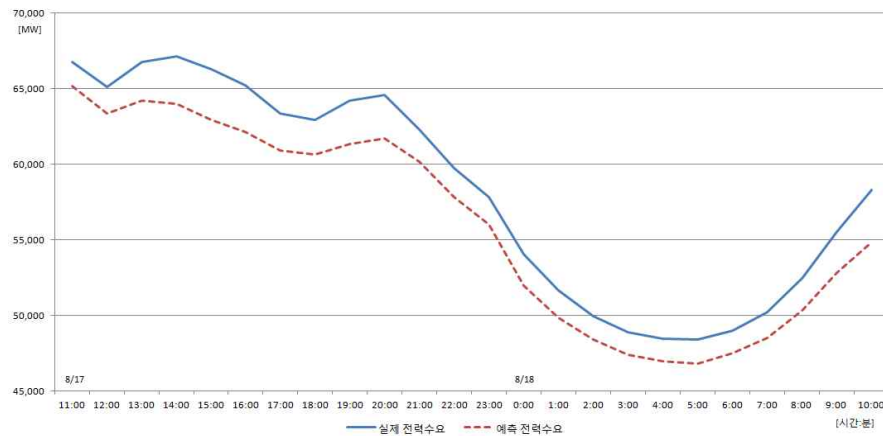
<그림 2-4-51> 2013년 8월 17일 0시 시점의 지수평활 예측 결과



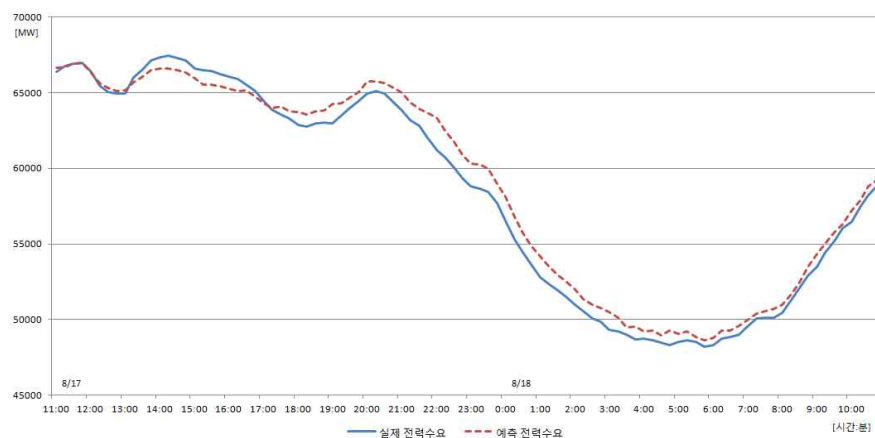
<그림 2-4-52> 2013년 8월 17일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-41> 2013년 8월 17일~19일 11시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.0 8.17	지수평활	2.41	2.54	2.97	3.72	3.89	3.87	3.94	3.77
	칼만필터	0.10	0.18	0.33	0.68	0.71	0.76	0.82	1.31
2013.0 8.18	지수평활	5.64	5.60	5.64	5.28	5.05	4.91	4.95	3.60
	칼만필터	1.26	1.82	2.23	3.31	3.81	4.33	4.35	3.59
2013.0 8.19	지수평활	3.80	3.75	3.81	3.69	3.66	3.65	3.66	2.18
	칼만필터	0.24	0.19	0.27	0.49	0.49	0.59	0.63	1.58



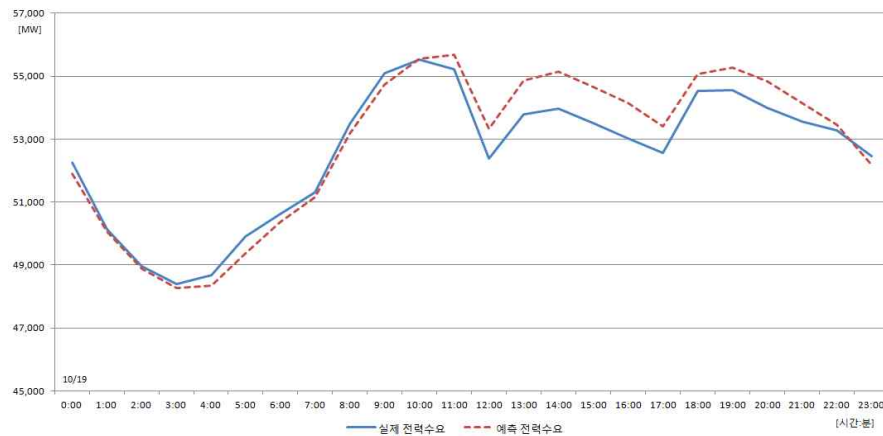
<그림 2-4-53> 2013년 8월 17일 11시 시점의 지수평활 예측 결과



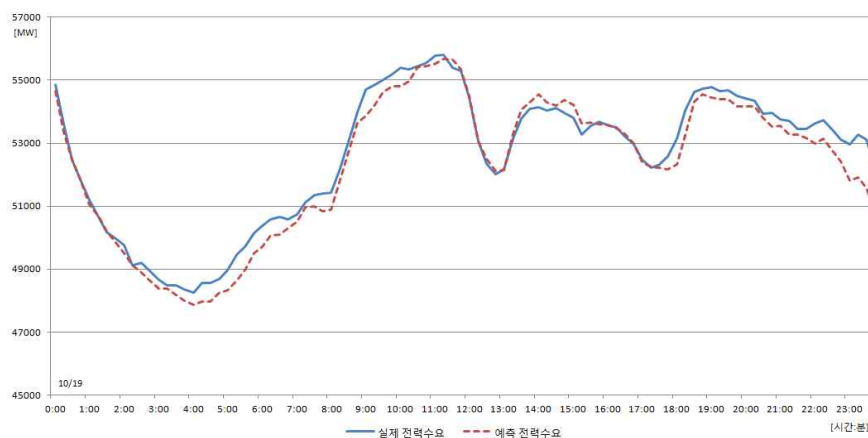
<그림 2-4-54> 2013년 8월 17일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-42> 2013년 10월 19일~21일 0시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.1 0.19	지수평활	0.65	0.40	0.33	0.38	0.50	0.47	0.48	0.98
	칼만필터	0.21	0.18	0.27	0.48	0.64	0.69	0.69	0.67
2013.1 0.20	지수평활	0.24	0.39	0.67	0.77	0.72	0.72	0.87	1.78
	칼만필터	0.15	0.19	0.38	0.37	0.34	0.31	0.30	1.55
2013.1 0.21	지수평활	0.88	1.55	1.94	2.11	2.04	1.64	1.49	1.11
	칼만필터	0.33	0.30	0.30	0.56	0.66	0.66	0.65	1.79



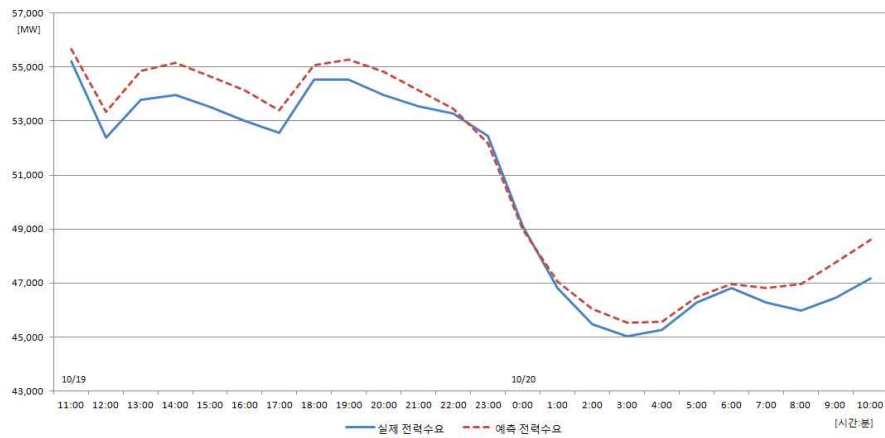
<그림 2-4-55> 2013년 10월 19일 0시 시점의 지수평활 예측 결과



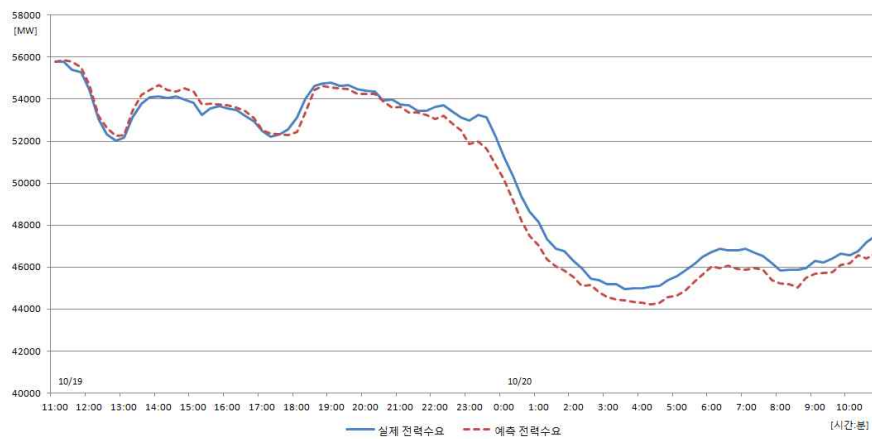
<그림 2-4-56> 2013년 10월 19일 0시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

<표 2-4-43> 2013년 10월 19일~21일 11시 시점의 예측결과 [%]

일자	기법	1시간 오차율	2시간 오차율	3시간 오차율	5시간 오차율	6시간 오차율	8시간 오차율	9시간 오차율	24시간 오차율
2013.1 0.19	지수평활	0.80	1.31	1.55	1.79	1.84	1.70	1.66	1.34
	칼만필터	0.32	0.38	0.44	0.54	0.50	0.50	0.49	1.11
2013.1 0.20	지수평활	2.84	2.94	3.13	3.42	3.39	3.02	2.92	1.81
	칼만필터	0.63	1.07	1.13	1.14	1.30	1.74	1.84	3.39
2013.1 0.21	지수평활	0.67	1.44	1.48	1.49	1.43	1.17	1.06	0.84
	칼만필터	0.88	1.14	1.42	1.71	1.78	1.58	1.51	1.33

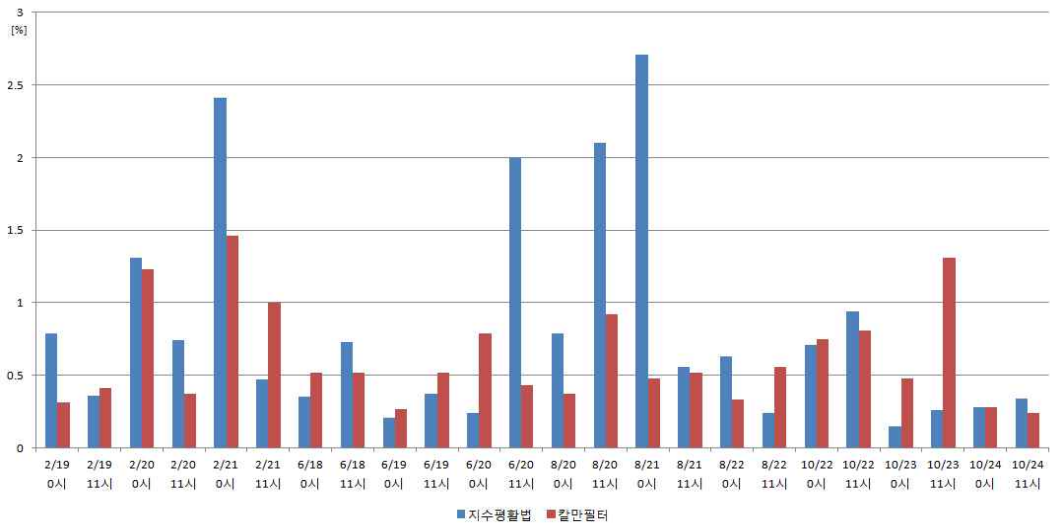


<그림 2-4-57> 2013년 10월 19일 11시 시점의 지수평활 예측 결과

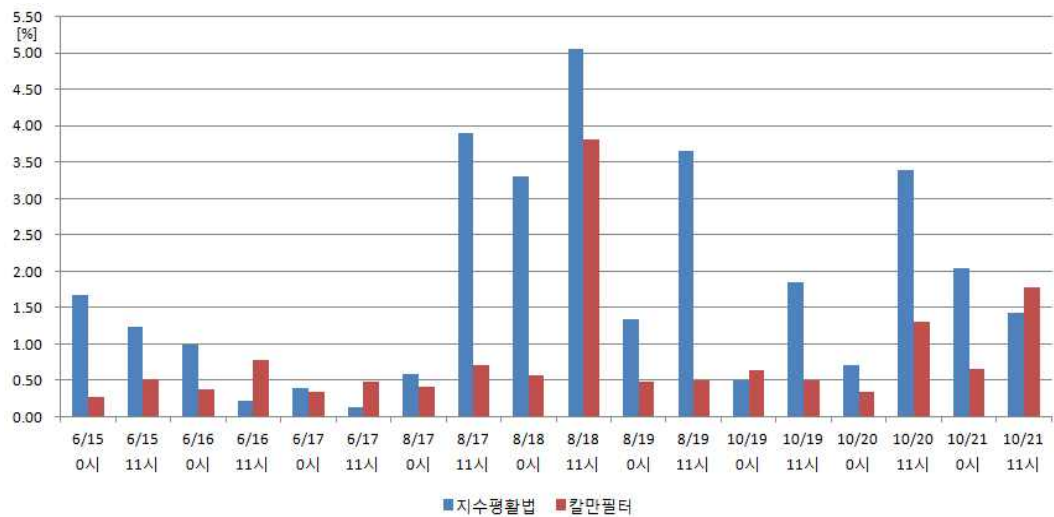


<그림 2-4-58> 2013년 10월 19일 11시 시점의 제안 알고리즘 예측 결과

칼만필터 알고리즘은 실시간의 데이터를 처리하여 예측을 수행하는 알고리즘이기 때문에 예측기간이 늘어나면 실시간 데이터의 처리가 어려워지기 때문에 예측이 진행될수록 전력수요예측 오차율이 증가하는 특성이 나타난다. 따라서 제안 알고리즘의 정확한 전력수요예측 범위를 확인하기 위해서 기온을 반영한 지수평활 알고리즘을 적용한 전력수요예측 결과와 비교분석을 진행하였다. 예측시점에 따라 약간의 차이는 있지만, 약 6시간까지의 전력수요예측에서 제안 알고리즘이 지수평활 알고리즘을 적용한 예측 결과보다 전반적으로 우수함을 확인할 수 있다.



<그림 2-4-59> 평일의 향후 8시간의 전력수요예측 오차율 비교 [%]

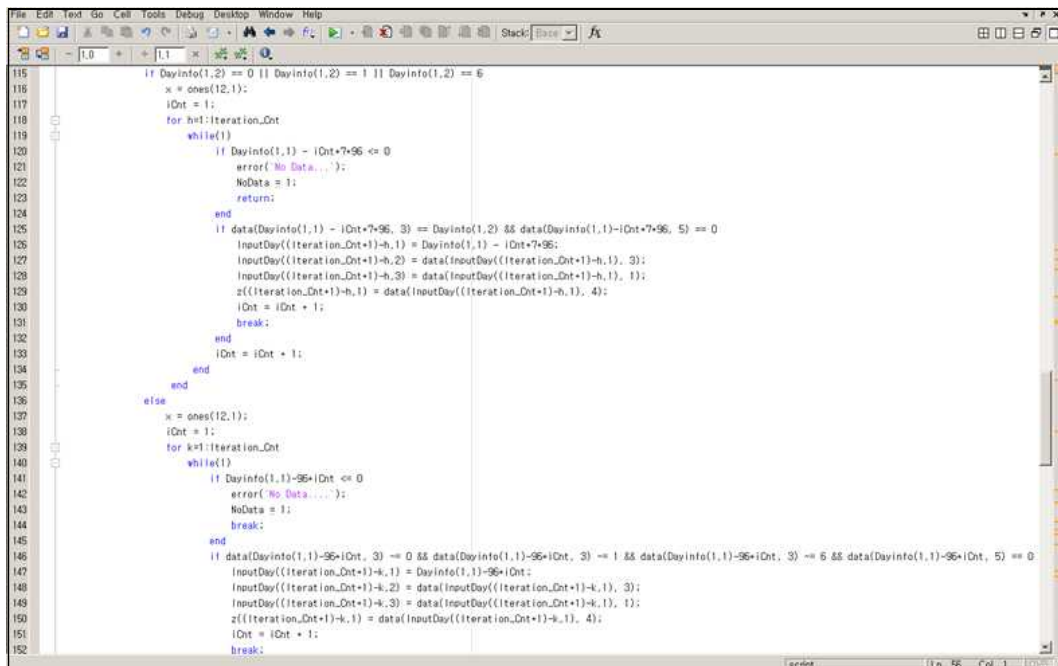


<그림 2-4-60> 주말의 향후 8시간의 전력수요예측 오차율 비교 [%]

실시간 계통 운영과 전력수급 안정, 발전기 기동정지계획 및 양수 발전기의 경제적 운영계획을 위해서는 정확한 초단기 전력수요예측이 필요하며, 제안 알고리즘은 보다 정확한 예측시점으로부터 향후 6시간의 전력수요예측 결과를 제공함으로써 안정적인 전력계통의 운영에 크게 이바지할 수 있을 것으로 사료된다.

7. 실시간 전력수요예측 모델 프로토타입 개발

프로토타입(Prototype)은 시스템의 핵심기술이 포함된 초기 모델을 의미한다. 프로토타입의 역할은 각 시스템의 구성요소 검사 및 변경, 오류 수정, 추가기능 파악 등 지속적인 개선 및 보완을 수행하기 위한 것이다. 본 연구에서는 실시간 전력수요예측 모델의 구현을 위한 프로토타입을 작성하였다. 프로토타입은 공학용 소프트웨어인 MATLAB을 사용하여 개발하였다.



<그림 2-4-61> 실시간 전력수요예측 모델 프로토타입 MATLAB 화면

가. 프로토타입을 위한 15분 단위 전력수요 데이터베이스 제작

실시간 전력수요예측을 수행하기 위해 EIS 4초 순시 계통부하 데이터를 사용하여 15분 단위 전력수요 데이터를 제작하였다. 15분 단위 전력수요 데이터의 원시데이터인 EIS 4초 순시 계통부하 데이터는 2012년 6월 1일 0시 0분부

터 2013년 12월 59분 56초까지의 4초 단위 순시 실측 전력수요 및 계통 주파수 데이터로 구성되어 있다. 아래 그림은 2012년 6월 EIS 4초 순시데이터를 나타낸다.

	A	B	C	D	E	F	G
1	BASE_DATETIME	CURR_FREQ	FUEL_PWR_TOT				
2	20120601000000	60	51,717				
3	20120601000004	60	51,754				
4	20120601000008	60	51,750				
5	20120601000012	60	51,774				
6	20120601000016	60	51,742				
7	20120601000020	60	51,751				
8	20120601000024	60	51,724				
9	20120601000028	60	51,672				
10	20120601000032	60	51,639				
11	20120601000036	60	51,590				
12	20120601000040	60	51,550				
13	20120601000044	60	51,510				
14	20120601000048	60	51,506				
15	20120601000052	60	51,507				
16	20120601000056	60	51,505				
17	20120601000100	60	51,498				
18	20120601000104	60	51,509				
19	20120601000108	60	51,489				
20	20120601000112	60	51,482				
21	20120601000116	60	51,512				
22	20120601000120	60	51,400				
23	20120601000124	60	51,378				
24	20120601000128	60	51,371				

<그림 2-4-62> 2012년 6월 EIS 4초 순시 데이터

EIS 4초 순시 데이터는 총 21개의 Excel 파일로써, 월별로 구성된 19개의 파일과 2013년 1월 1일, 2013년 1월 2일의 2개의 파일로 구성되어 있다. 2013년 1월 파일을 제외한 나머지 파일은 약 16,070,400행의 데이터가 존재한다(31일 기준). 이러한 많은 수의 데이터를 사람이 직접 변경 및 재구성 할 경우 많은 시간과 노력이 필요하며 실수를 유발하여 잘못된 데이터를 제작할 위험성이 있다. 따라서 15분 단위 전력수요데이터를 제작하기 위해 Visual C++ 6.0 응용 어플리케이션을 사용하여 자동화된 방식으로 15분 단위 전력수요 데이터를 제작하였다. 프로토타입용 15분 단위 전력수요 데이터는 2절 1장의 데이터베이스와 동일한 정보를 가지며 MATLAB에 사용하기에 용이하도록 설계되었다. 제작된 데이터베이스 생성 프로그램과 데이터베이스의 구성은 다음과 같다.

	A	B	C	D	E	F	G
1	DAY	TIME	WEEK	LOAD	SP		
2	20120601.00000	15.00000	5.00000	51013.02554	0.00000		
3	20120601.00000	30.00000	5.00000	50006.65905	0.00000		
4	20120601.00000	45.00000	5.00000	49428.67761	0.00000		
5	20120601.00000	100.00000	5.00000	48697.31681	0.00000		
6	20120601.00000	115.00000	5.00000	48327.69780	0.00000		
7	20120601.00000	130.00000	5.00000	48118.13039	0.00000		
8	20120601.00000	145.00000	5.00000	47776.77321	0.00000		
9	20120601.00000	200.00000	5.00000	47333.71149	0.00000		
10	20120601.00000	215.00000	5.00000	47224.31463	0.00000		
11	20120601.00000	230.00000	5.00000	47126.30527	0.00000		

<그림 2-4-63> 15분 단위 전력수요 데이터 제작 프로그램

<표 2-4-44> 프로토타입을 위한 전력수요 데이터베이스 형식

속성	데이터 형식	설명
DAY	yyyymmdd	15분 단위 전력수요의 일자
TIME	hhmm	15분 단위 전력수요의 시간
WEEK	숫자	15분단위 전력수요의 요일 (일=0 ~ 토=6)
LOAD	숫자	15분 단위 실측 전력수요
SP	숫자	해당 시점의 특수일 여부

실시간 전력수요예측에 적용할 15분 단위 기온 데이터베이스는 기존에 제작되었던 1시간 단위 기온 데이터에 Spline 보간법을 적용하여 15분 단위 기온을 추정한 데이터이다. 제작된 기간은 2012년 6월 1일 00시 00분 ~ 2014년 1월 1일 00시 00분까지 구축하였다.

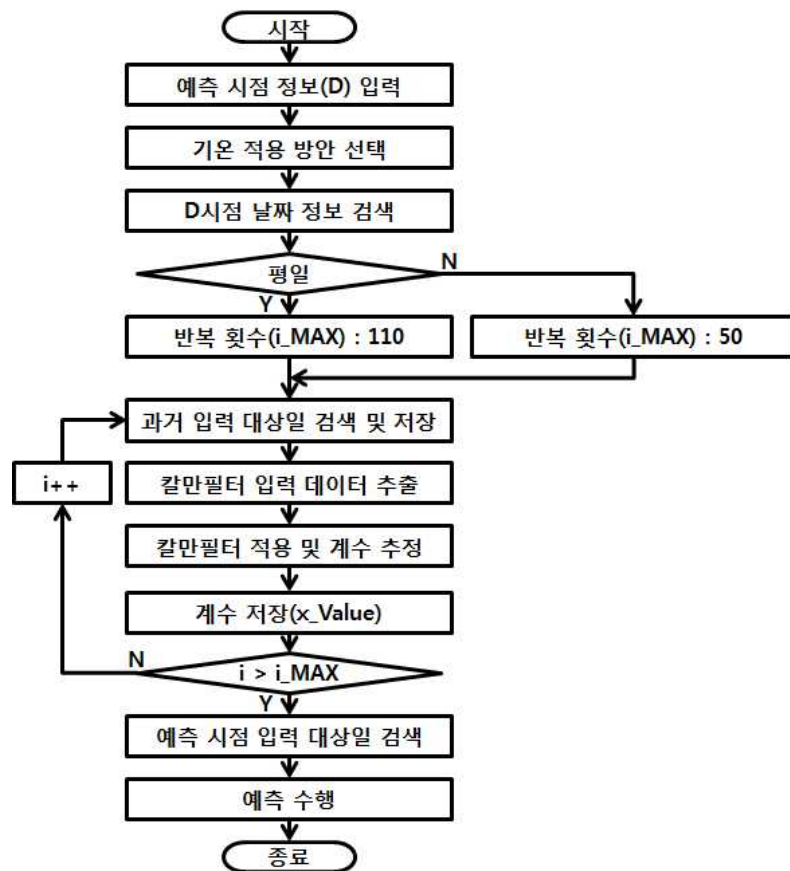
<표 2-4-45> 프로토타입을 위한 기온 데이터베이스 형식

속성	데이터 형식	설명
DAY	yyyymmdd	15분 단위 전력수요의 일자
TIME	hhmm	15분 단위 전력수요의 시간

CITY1	숫자	서울의 15분 단위 추정 기온
CITY2	숫자	인천의 15분 단위 추정 기온
CITY3	숫자	수원의 15분 단위 추정 기온
CITY4	숫자	원주의 15분 단위 추정 기온
CITY5	숫자	대전의 15분 단위 추정 기온
CITY6	숫자	대구의 15분 단위 추정 기온
CITY7	숫자	광주의 15분 단위 추정 기온
CITY8	숫자	부산의 15분 단위 추정 기온

나. 15분 단위 전력수요예측 프로토타입

15분 단위 실시간 전력수요예측 프로토타입은 1시점 예측과 96시점(24시간) 예측 2가지를 수행하도록 구성하였다. 1시점 예측 프로토타입은 지정한 하나의 시점만의 예측을 수행하며 그 시점에 대한 입력데이터 정보, 예측 오차 및 모델 계수 변화를 직접 확인할 수 있다. 입력데이터 정보는 벡터 형식으로 "H_DATA"에 저장되며, 변동되는 모델 계수 또한 벡터 형식으로 "x_Value" 변수에 저장되며 예측 종료 후 자동으로 그래프로 출력이 된다. 아래의 그림은 1시점 예측 프로토타입의 순서도와 2013년 7월 25일(목) 12시 00분, 2013년 9월 8일(일) 00시 00분 예측을 수행한 결과를 나타낸다.



<그림 2-4-64> 1시점 예측을 위한 프로토타입 실행 순서도

```

Command Window
- 1시점 예측, PU(X), 기온(X)
- 12시점의 입력 데이터 사용, D-1, D-2, D-3, D-4, D-95, D-96, D-97, D-98, D-191, D-192, D-193, D-194
=====예측 시점 입력=====
예측 일자(yyyymmdd) :20130725
예측 시점(hh:mm) :1200

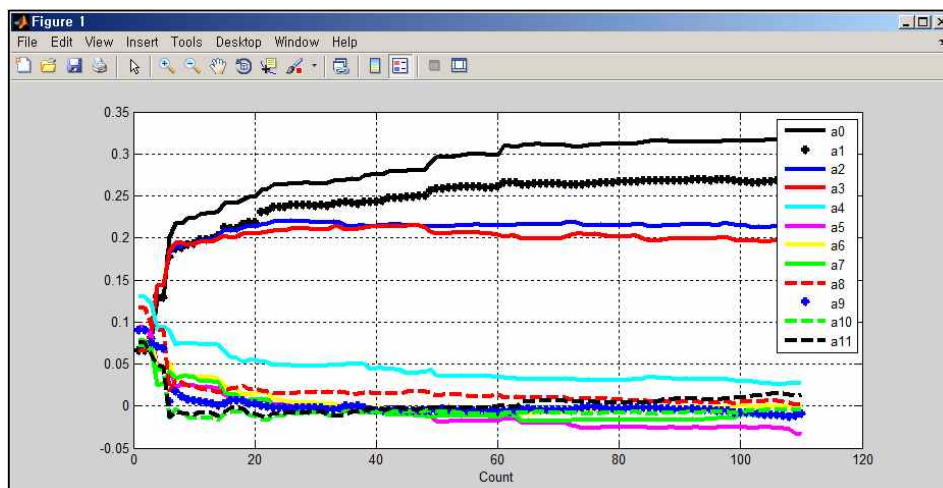
=====참수값 입력=====
(기본 P, Q, R = 5 )
P 값 = 5
Q 값 = 0.005
R 값 = 0.05
P : 5.0000, Q : 0.0050, R : 0.0500
오차 : 0.083118[%]
fx >>

```

<그림 2-4-65> 2013년 7월 25일 목요일 12시 00분 프로토타입 실행 결과

Variable Editor - x_Value										
x_Value <12x111 double>										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1	0.0700	0.0702	0.0774	0.1270	0.1269	0.2003	0.2167	0.2179	(
2	1	0.0658	0.0659	0.0807	0.1296	0.1292	0.1775	0.1867	0.1868	(
3	1	0.0663	0.0662	0.0863	0.1439	0.1433	0.1818	0.1891	0.1909	(
4	1	0.0664	0.0663	0.0892	0.1438	0.1438	0.1845	0.1939	0.1945	(
5	1	0.1304	0.1301	0.1232	0.0915	0.0948	0.0894	0.0729	0.0757	(
6	1	0.0933	0.0932	0.0854	0.0461	0.0489	0.0473	0.0222	0.0255	(
7	1	0.0774	0.0772	0.0782	0.0455	0.0482	0.0514	0.0313	0.0350	(
8	1	0.0717	0.0715	0.0680	0.0244	0.0271	0.0413	0.0332	0.0356	(
9	1	0.1168	0.1171	0.0971	0.0914	0.0896	0.0188	0.0308	0.0277	(
10	1	0.0903	0.0904	0.0760	0.0705	0.0681	0.0046	0.0171	0.0117	(
11	1	0.0785	0.0784	0.0632	0.0444	0.0424	-0.0137	-0.0033	-0.0076	(
12	1	0.0750	0.0750	0.0615	0.0494	0.0467	-0.0125	-0.0067	-0.0081	(

<그림 2-4-66> 2013년 7월 25일 목요일 12시 00분 계수 변동(x_Value)



<그림 2-4-67> 2013년 7월 25일 목요일 12시 00분 계수 변화 결과

```

Command Window
- 1시점 예측, PU(X), 기온(X)
- 12시점의 입력 데이터 사용, D-1, D-2, D-3, D-4, D-95, D-96, D-97, D-98, D-191, D-192, D-193, D-194
=====예측 시점 입력=====
예측 일자(yyyymmdd) : 20130908
예측 시점(hh:mm) : 0000

=====함수값 입력=====
(기본 P, Q, R = 5 )
P 값 = 5
Q 값 = 0.005
R 값 = 0.05
P : 5.0000, Q : 0.0050, R : 0.0500
오차 : 0.241261 [%]
fx >>

```

<그림 2-4-68> 2013년 9월 8일 일요일 00시 00분 프로토타입 실행 결과

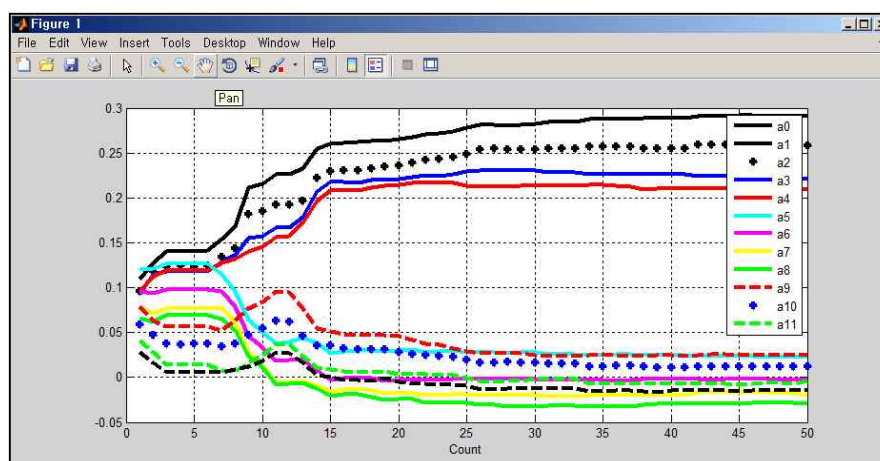
Variable Editor - x_Value

Stack: Base No valid plots for: x_Valu...

x_Value <12x51 double>

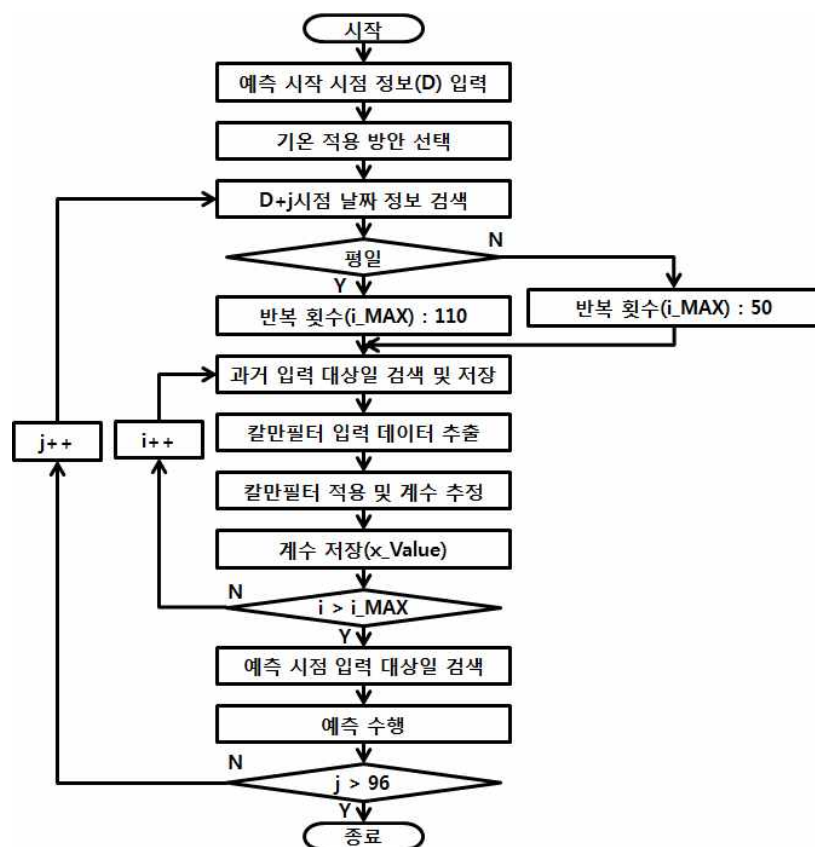
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1	0.1099	0.1279	0.1402	0.1405	0.1408	0.1416	0.1545	0.1681	
2	1	0.0955	0.1177	0.1238	0.1241	0.1239	0.1240	0.1344	0.1435	
3	1	0.0928	0.1148	0.1178	0.1183	0.1178	0.1178	0.1292	0.1358	
4	1	0.0957	0.1128	0.1188	0.1194	0.1192	0.1192	0.1273	0.1315	
5	1	0.1203	0.1216	0.1271	0.1271	0.1268	0.1266	0.1151	0.0955	
6	1	0.0964	0.0941	0.0983	0.0985	0.0984	0.0984	0.0955	0.0785	
7	1	0.0784	0.0717	0.0767	0.0772	0.0771	0.0766	0.0777	0.0622	
8	1	0.0660	0.0619	0.0696	0.0695	0.0693	0.0696	0.0654	0.0526	
9	1	0.0794	0.0627	0.0564	0.0561	0.0562	0.0567	0.0523	0.0637	
10	1	0.0592	0.0471	0.0375	0.0370	0.0370	0.0370	0.0341	0.0372	
11	1	0.0402	0.0276	0.0147	0.0142	0.0139	0.0141	0.0075	0.0070	
12	1	0.0284	0.0168	0.0055	0.0054	0.0058	0.0060	0.0053	0.0093	

<그림 2-4-69> 2013년 9월 8일 일요일 00시 00분 계수 변동(x_Value)



<그림 2-4-70> 2013년 9월 8일 일요일 00시 00분 계수 변화 결과

96시점 예측 프로토타입은 1시점 예측 프로토타입의 확장형 모델로써 예측 시점을 기준으로 향후 96시점(24시간)을 예측하는 프로토타입이다. 예측 방식은 1시점 예측 프로토타입의 입력데이터를 자동으로 그 다음 시점의 실적값으로 대입하여 예측을 수행한다. 예측 결과는 3시간, 6시간, 9시간, 12시간, 24시간 평균오차, 24시간 최대 오차를 출력하며 예측 결과를 그래프로 출력한다. 아래의 그림은 96시점 예측 프로토타입의 실행 순서도를 나타낸다.



<그림 2-4-71> 1시점 예측을 위한 프로토타입 실행 순서도

96시점 예측 프로토타입의 예측 수행 결과는 아래 그림과 같다. 2013년 1월 31일, 2013년 4월 4일, 2013년 7월 26일의 00시 00분에 대한 예측을 수행한 경우의 예를 나타내었다.

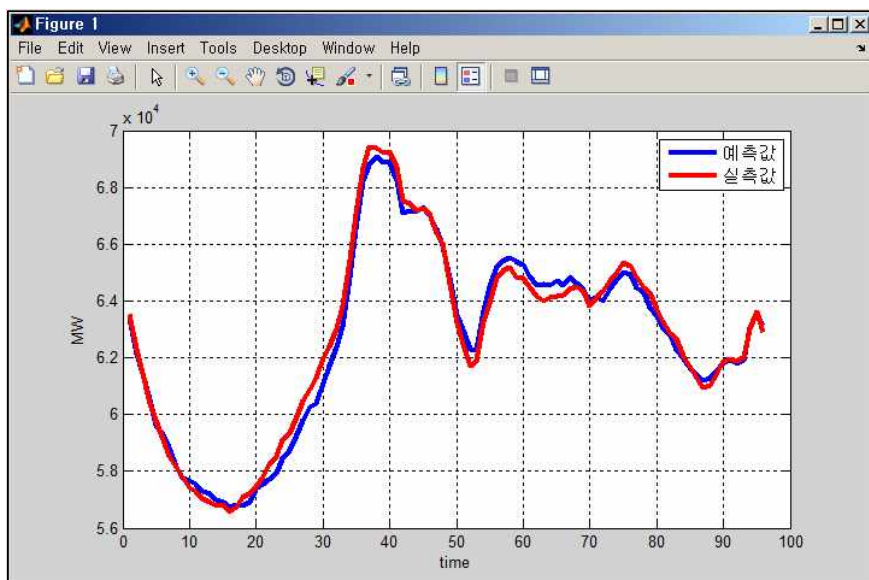
```

Command Window
- 96시점 예측
-12시점 데이터 사용
(D-1, D-2, D-3, D-4, D-95, D-96, D-97, D-98, D-191, D-192, D-193, D-194)
=====예측 시점 입력=====
시작 일자(yyyymmdd) : 20130131
예측 시작시점(hh:mm) : 0000

=====함수값 입력=====
(기본 P, Q, R = 5 )
P 값 = 5
Q 값 = 0.005
R 값 = 0.05
P : 5.0000, Q : 0.0050, R : 0.0500
향후 3시간 평균 오차 : 0.270379 [%]
향후 6시간 평균 오차 : 0.402888 [%]
향후 9시간 평균 오차 : 0.626844 [%]
향후 12시간 평균 오차 : 0.566704 [%]
향후 24시간 평균 오차 : 0.500099 [%]
최대 오차 : 1.483893 [%]

```

<그림 2-4-72> 2013년 1월 31일 00시 00분 96시점 예측 결과



<그림 2-4-73> 2013년 1월 31일 00시 00분 96시점 예측 결과와 실측값 비교

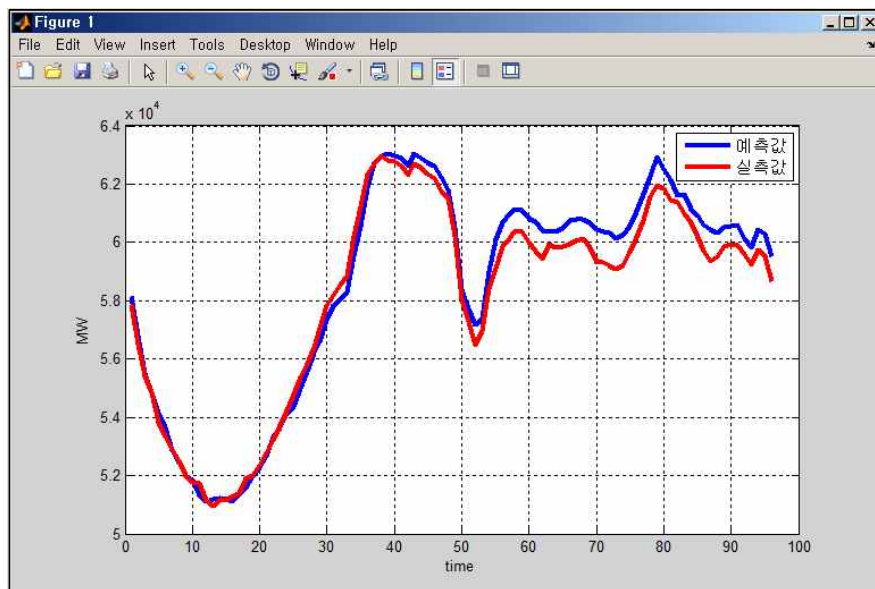
```

Command Window
- 96시점 예측
-12시점 데이터 사용
(D-1, D-2, D-3, D-4, D-95, D-96, D-97, D-98, D-191, D-192, D-193, D-194)
=====예측 시점 입력=====
시작 일자(yyyymmdd) : 20130404
예측 시작시점(hh:mm) : 0000

=====함수값 입력=====
(기본 P, Q, R = 5 )
P 값 = 5
Q 값 = 0.005
R 값 = 0.05
P : 5.0000, Q : 0.0050, R : 0.0500
향후 3시간 평균 오차 : 0.272068 [%]
향후 6시간 평균 오차 : 0.252114 [%]
향후 9시간 평균 오차 : 0.421275 [%]
향후 12시간 평균 오차 : 0.423472 [%]
향후 24시간 평균 오차 : 0.837065 [%]
최대 오차 : 1.936973 [%]

```

<그림 2-4-74> 2013년 4월 4일 00시 00분 96시점 예측 결과



<그림 2-4-75> 2013년 4월 4일 00시 00분 96시점 예측 결과와 실측값 비교

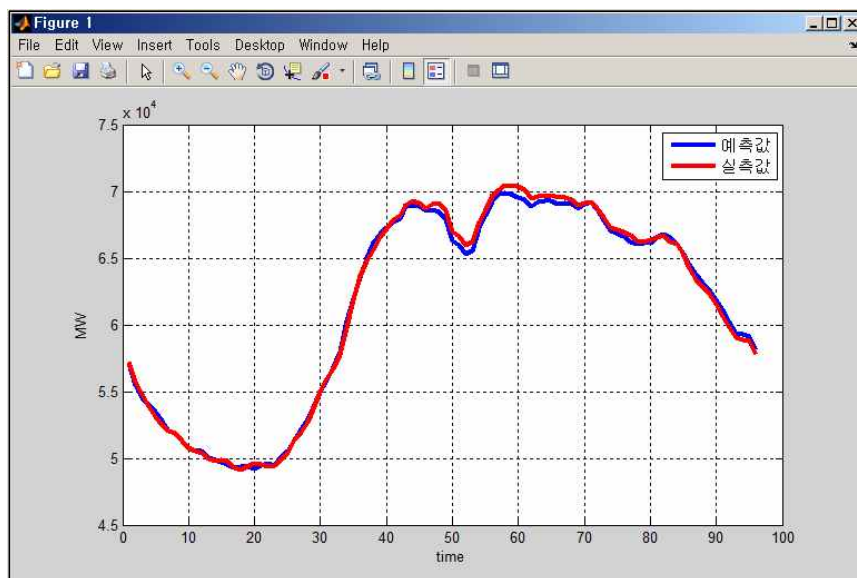
```

Command Window
- 96시점 예측
-12시점 데이터 사용
(D-1, D-2, D-3, D-4, D-95, D-96, D-97, D-98, D-191, D-192, D-193, D-194)
=====예측 시점 입력=====
시작 일자(yyyymmdd) : 20130726
예측 시작시점(hh:mm) : 0000

=====함수값 입력=====
(기본 P, Q, R = 5 )
P 값 = 5
Q 값 = 0.005
R 값 = 0.05
P : 5.0000, Q : 0.0050, R : 0.0500
향후 3시간 평균 오차 : 0.255967 [%]
향후 6시간 평균 오차 : 0.286338 [%]
향후 9시간 평균 오차 : 0.290837 [%]
향후 12시간 평균 오차 : 0.311906 [%]
향후 24시간 평균 오차 : 0.436023 [%]
최대 오차 : 1.176930 [%]

```

<그림 2-4-76> 2013년 7월 26일 00시 00분 96시점 예측 결과



<그림 2-4-77> 2013년 7월 26일 0시 0분 96시점 예측 결과와 실측값 비교

개발한 실시간 전력수요예측 프로토타입 프로그램으로 15분 실시간 전력수요 데이터 구축기간인 2013년에 대해 수요예측을 수행하고 그 결과를 다음 <표 2-4-46>에 나타내었다. 예측 대상은 평일(화~금), 월요일, 주말로 나누어서 나타내었다. 평일(화~금)은 2013년 1월 18일부터 2013년 12월 30일까지에 대한 기간 중 평일(화~금)에 대한 예측 오차를 평균한 값이다. 월요일 및

주말은 2013년 6월 29일부터 2013년 12월 30일까지의 기간에 대한 일자 중 월요일과 주말 각각에 대한 예측 오차를 평균한 것이다. 예측시점은 0시로 하였다.

평일의 경우 110회, 월요일과 주말의 경우 50회 반복수행한 것이며, 상태변수의 초기값은 1, P의 초기값은 5, $Q=0.005$, $R=0.05$ 로 고정된 경우이므로 최적의 결과라고 할 수는 없는 수치임을 감안하여야 하며, KSLF와 개략적인 오차 비교를 위한 수요예측 오차 비교 검토용 자료이다.

<표 2-4-46> 2013년 예측결과 - 예측시점 00시 00분

대상	3시간	6시간	9시간	12시간	24시간
평일(화~금)	0.4965	0.6126	0.7281	0.9147	1.4373
월요일	0.6666	0.8332	1.1023	1.4555	2.2947
주말	0.5119	0.6628	0.8455	1.1154	1.6902

다음은 2013년 동일 구간에 대한 KSLF의 수요예측 오차율이다.

<표 2-4-47> KSLF 2013년 예측결과 - 예측시점 00시 00분

대상	3시간	6시간	9시간	12시간	24시간
평일(화~금)	1.8219	1.7653	1.6437	1.5777	1.5139
월요일	2.1115	2.0443	1.8869	1.8803	1.8699
주말	1.8421	1.8943	1.8476	1.8615	1.9691

<표 2-4-48>와 <표 2-4-49>를 비교해보면 초기값을 최적의 값이 아닌 $P=5$, $Q=0.005$, $R=0.05$ 로 고정하고 수행했음에도 불구하고 제안한 알고리즘이 월요일 24시간 예측의 경우를 제외하고 모든 경우에 있어서 KSLF의 오차율보다 월등히 개선된 오차율을 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

다음은 실시간 전력수요예측 프로토타입 프로그램으로 15분 실시간 전력수요 데이터 구축기간인 2013년에 대해 예측시점을 4시, 8시, 12시 및 16시로 변경하여 설정하고 수요예측을 수행하여 결과를 나타낸 것이다.

<표 2-4-48> 2013년 예측결과 - 예측시점 04시 00분

대상	3시간	6시간	9시간	12시간	24시간
평일(화~금)	0.4150	0.6651	0.9676	1.2109	1.5935
월요일	0.7389	1.1503	1.5551	1.8802	2.4435
주말	0.6176	0.9925	1.3894	1.6709	1.9366

<표 2-4-49> 2013년 예측결과 - 예측시점 08시 00분

대상	3시간	6시간	9시간	12시간	24시간
평일(화~금)	0.8598	1.2366	1.4665	1.6010	1.6870
월요일	1.1455	1.5948	1.8689	2.0595	2.3497
주말	1.2221	1.7026	1.9335	1.9681	1.9782

<표 2-4-50> 2013년 예측결과 - 예측시점 12시 00분

대상	3시간	6시간	9시간	12시간	24시간
평일(화~금)	0.7054	0.9154	1.0660	1.1323	1.4812
월요일	0.8600	1.0889	1.3906	1.6263	2.0648
주말	0.7721	0.9670	1.1411	1.2777	1.7630

<표 2-4-51> 2013년 예측결과 - 예측시점 16시 00분

대상	3시간	6시간	9시간	12시간	24시간
평일(화~금)	0.6596	0.9243	1.0881	1.1790	1.6314
월요일	0.9630	1.3841	1.6740	1.8317	2.2453
주말	0.8127	1.0879	1.3205	1.4988	2.0662

초기값을 최적의 값이 아닌 $P=5$, $Q=0.005$, $R=0.05$ 로 고정하고 설정한 경우임에도 불구하고 전반적으로 우수한 예측 오차율을 나타내고 있음을 확인하였다.

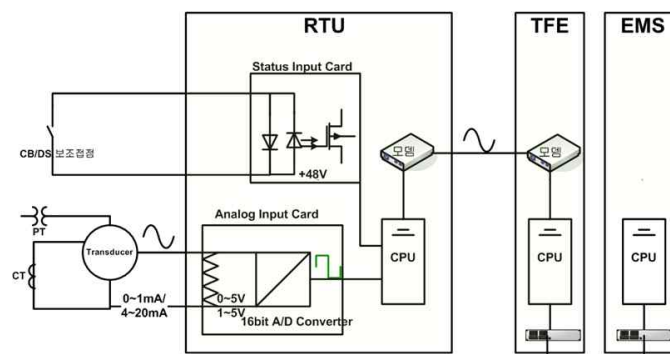
제 3 장 온라인 수요예측 방안 연구

제 1 절 온라인 수요예측 시스템의 필요성

1. 전력거래소 EMS 및 기상 데이터 서버 구성

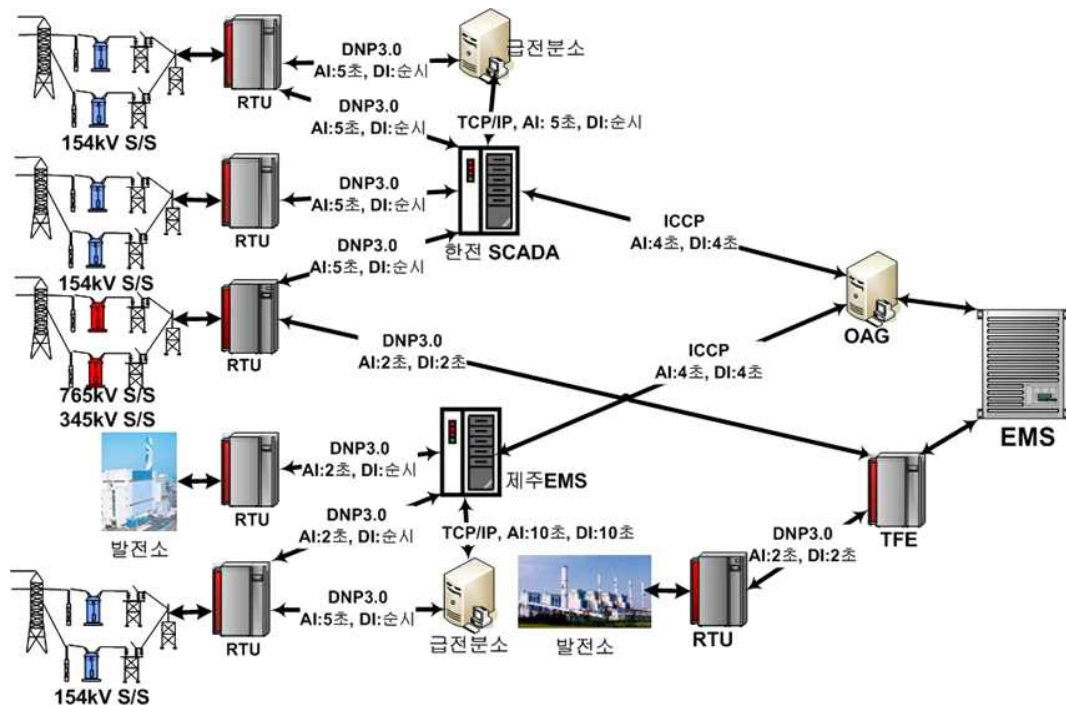
전력거래소의 수요예측은 우리나라 전국의 전력수요를 예측의 대상으로 하고 있다. 우리나라 전력계통의 특성상 전국의 전력수요를 측정하기 위해서는 전력수요를 전력 소비자인 수용가 측에서 일일이 측정할 필요 없이 발전소의 발전출력을 측정하여 그 합을 전국의 전력수요로 산정하는 것이 편리하고 정확하다. 발전소의 전력수요를 합한 것을 발전단 전력수요라고 하고, 여기에서 송전손실을 제외한 것을 송전단 전력수요로 구분하여 사용하고 있다. 송전단 전력수요는 가격결정을 위한 전력수요예측에 사용되고 있으며, 발전단 전력수요는 전력계통 운영을 위한 전력수요예측에 사용되고 있다.

발전단의 전력수요는 발전소에 설치된 CT(Current Transducer), PT(Potential Transducer)와 같은 센서로부터 측정되어 통신기능을 가지는 원격단말장치인 RTU(Remote Terminal Unit)를 통하여 전송된다. 전송된 데이터는 다음 그림과 같이 TFE(Telemetry Front End)를 거쳐서 최종적으로 EMS에 전달된다.



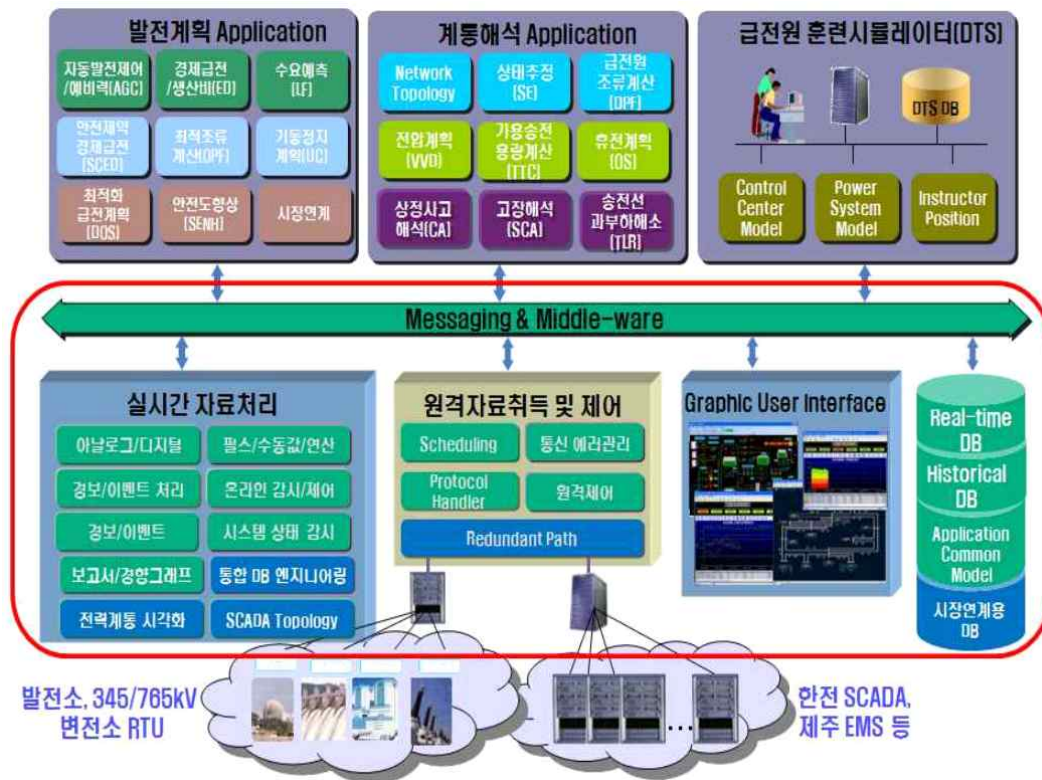
<그림 3-1-1> 전력수요의 측정 및 전송 흐름

원격자료취득은 전력계통 운영의 기본이 되는 전력설비 운영자료를 자동으로 취득하는 기능이다. 전국 발전소, 변전소에 설치되어 있는 원격단말장치 RTU 또는 전력관리처(RCC: Regional Control Center) SCADA(Supervisory Control And Data Acquisition) 시스템과의 데이터 연계를 통하여 주기적으로 데이터를 취득하며 취득 주기는 발전기 출력, 차단기 상태와 같은 주요 자료는 2초, 기타 자료는 용도에 따라 4초 또는 10초 주기로 취득한다. 자료취득을 위한 프로토콜은 RTU는 DNP(Distributed Network Protocol), RCC는 ICCP(Inter-Control Center Communication Protocol)를 적용하고 있다[19]. 물리적인 데이터 취득 경로 및 주기를 아래 그림에 나타내었다.



<그림 3-1-2> 물리적인 데이터 취득 경로 및 주기

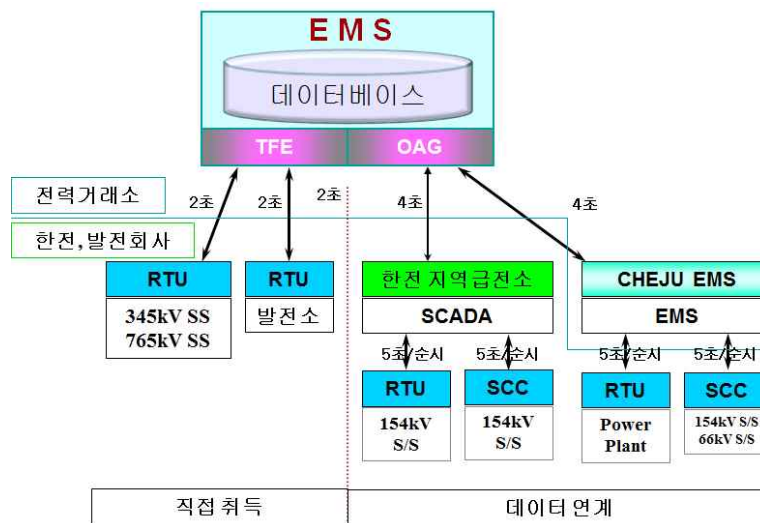
오랜 개발기간 끝에 2014년 하반기부터 실계통 운영에 적용된 K-EMS의 데이터베이스의 경우, 통합 EMS 연계 데이터베이스는 Offline 데이터베이스, Realtime 데이터베이스 및 Historical 데이터베이스로 구성된다.



<그림 3-1-3> 통합 EMS 기술에서 SCADA 및 DB 기술 부분[19]

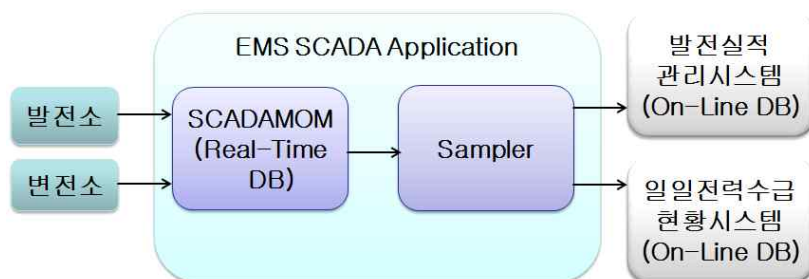
Offline 데이터베이스는 Offline 환경의 서버에서 전력계통 모델링 및 변경작업용으로 사용된다. Offline 데이터베이스는 IEC 61970 CIM(Common Information Model)을 바탕으로 일부 데이터 모델을 추가, 조정하여 구성되었으며, 데이터베이스 관리의 편리성과 유연성을 위해 상용 RDBMS가 적용되었다. Realtime 데이터베이스는 Offline 데이터베이스를 통해 구축된 전력계통 모델을 통합 EMS의 모든 기능들이 사용할 수 있도록 실시간으로 운영되는 데이터베이스이다. Realtime 데이터베이스는 논리적으로 실시간 감시제어 및 자료취득 기능에 적합하도록 설계된 SCADA 데이터베이스와 발전계획 응용 기술 및 전력계통해석 응용 기술의 수행에 최적화된 구조를 가지도록 설계된 ACM(Application Common Model) 데이터베이스를 운영하는 기능이다. Historical 데이터베이스는 EMS에서 처리되는 데이터의 장기보관을 위해 Host와 별개의 서버에 상용 RDBMS 기반의 이력 데이터베이스를 구성하여

Realtime 데이터베이스를 주기적으로 검색하여 자체 데이터베이스에 운영 자료를 저장하는 기능을 수행한다[19]. EMS 데이터베이스에 저장되는 연계 자료는 주로 한전, 제주 전력거래소, 발전회사 등으로부터 전송되며 그 형태 및 전송주기는 다음 그림과 같다.



<그림 3-1-4> EMS 데이터베이스 연계 자료 및 전송주기

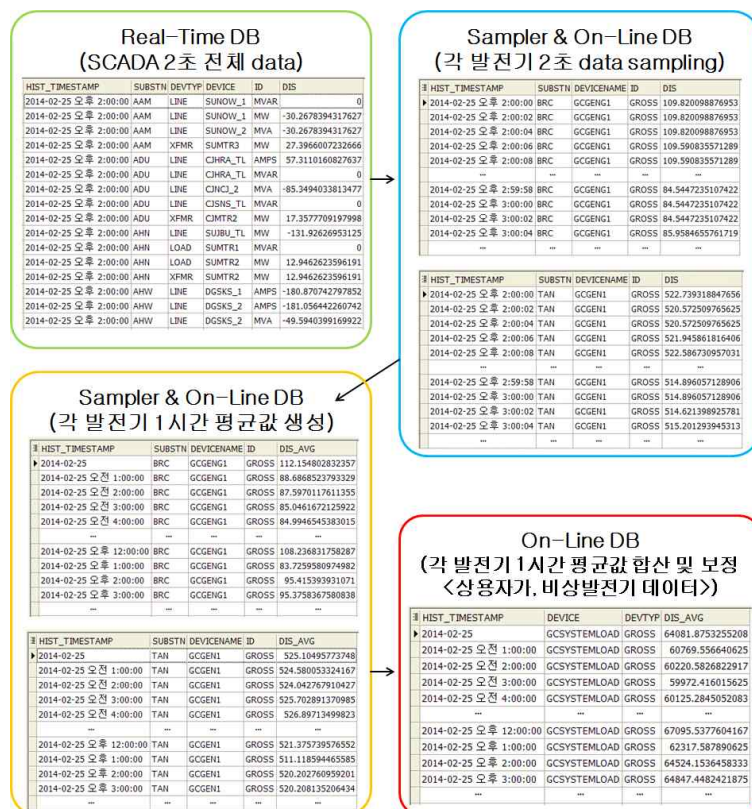
기존 EMS의 경우, 전력계통수요 데이터의 취득 경로는 취합된 자료를 EMS SCADA 응용프로그램인 SCADAMOM 실시간 데이터베이스에 저장하고, 이것을 다시 특정 시간 간격의 데이터를 걸러내는 Sampler를 통하여 필요한 데이터를 수집하는 구조였다.



<그림 3-1-5> EMS 내에서의 전력계통수요 데이터 취득 경로

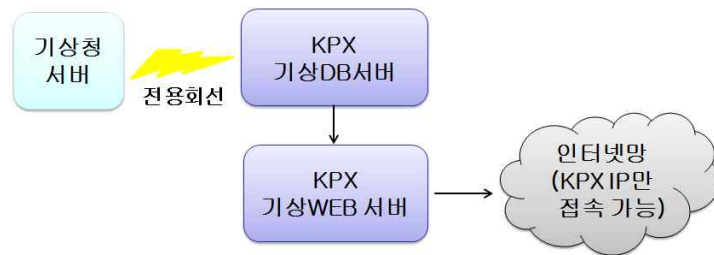
EMS의 실시간 데이터베이스는 내부 프로세스에 의해서 실시간 데이터를 처리하며, 데이터의 양이 방대하므로 다음 시간의 데이터가 지속적으로 오버랩 되는 휘발성 데이터의 성격을 가진다. 따라서 온라인 데이터베이스를 사용하여 실시간 데이터베이스의 데이터 중 중요 데이터를 취합하여 목적별로 별도 저장해왔다. 이렇게 별도로 저장된 순시값 데이터베이스는 원하는 주기로 평균/합산/최대/최소값 등의 가공이 가능하다.

전력수요예측에 입력으로 사용되는 데이터는 실시간 데이터베이스에 저장된 모든 2초 단위의 데이터에서 Sampler와 온라인 데이터베이스를 통해 각 발전기의 2초 단위 데이터만 필터링하여 수집한 후, 각 발전기별 1시간 단위의 평균값을 생성하고, 최종적으로 온라인 데이터베이스에서 모든 발전기의 1시간 단위 평균값을 합산하고 여기에 상용자가 및 비상발전기 데이터를 고려하여 보정함으로써 생성된다.



<그림 3-1-6> 전력수요예측 데이터 생성 절차

기상 데이터는 기상청 서버로부터 전용회선을 통해 전력거래소에 별도로 구축된 KPX 기상 DB 서버에 전송받는다. KPX 기상 DB 서버에 전송된 원시 데이터를 가공하여 전력거래소 내에 기상정보를 제공하기 위하여 KPX 기상 Web 서버가 존재하며, 보안을 위해 전력거래소내의 네트워크에서만 접속 가능한 웹서비스 형태로 정보를 제공하고 있다.



<그림 3-1-7> 전력거래소의 기상 정보 데이터 서버

기상청으로부터 전력거래소 기상 데이터베이스 서버에 전송되는 데이터를 요약하면 다음 표와 같다.

<표 3-1-1> 기상청 전송 데이터

종류	내용
실황자료	- 30분 단위의 주요기상대/유인관측소의 실황자료 - 무인관측소 AWS의 1분 단위 실황자료
예보자료	- 3시간 단위의 2일에 대한 동네예보 - 오전/오후(12시간 단위)의 2일에 대한 단기예보 - 오전/오후(12시간 단위)의 10일에 대한 중기예보
영상자료	- 강우레이더 영상자료 - 위성 영상자료

기상청으로부터 전송된 실황, 예보 및 영상자료는 웹 서비스 형태로 전력거래소 내에 제공된다. 실황 및 예보자료는 다음 그림과 같은 웹 서비스 사용자 인터페이스 화면을 통해 제공되고 있다.



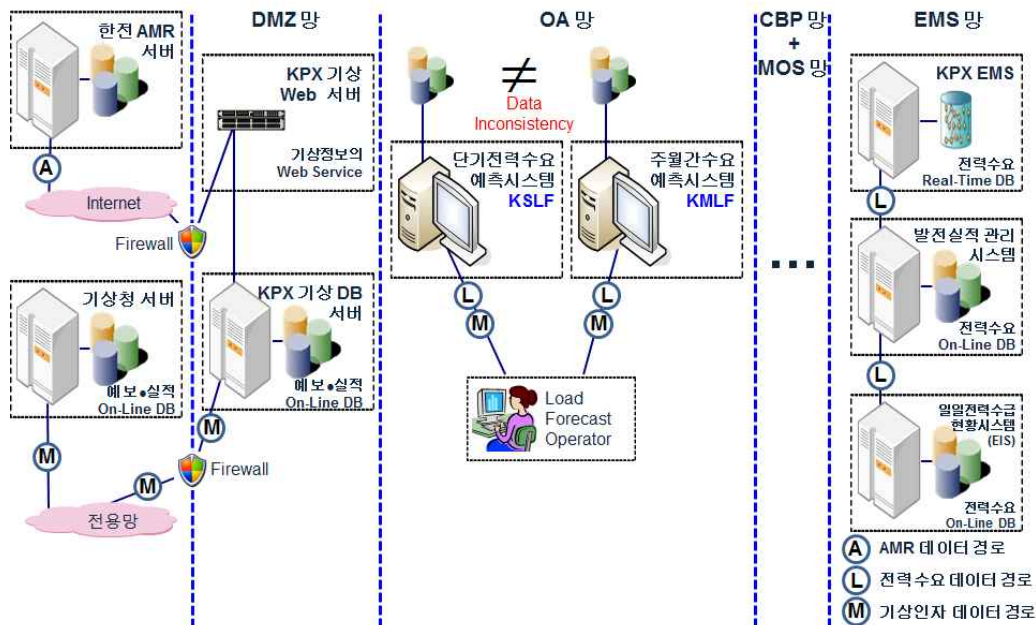
<그림 3-1-8> KPX 기상 서버의 1분 단위 AWS 정보 제공 화면



<그림 3-1-9> KPX 기상 서버의 3시간 단위 동네예보 화면

2. 온라인 수요예측 시스템의 필요성

가격결정계획을 위한 전력수요예측과 전력계통 운영을 위해 단기전력수요예측시스템(KSLF)과 주월간수요예측시스템(KMLF: KPX Middle Term Load Forecaster)을 사용하여 일일 전력수요와 주월간 전력수요를 예측하고 있다. KSLF와 KMLF의 주요 입력변수는 실적 전력수요와 실적 및 예보 기상자료이다. 실적 전력수요는 EMS의 실시간 데이터베이스에서 1시간 단위로 취합된 전력수요를 전달받아 사용자가 입력하고 있고, 실적 및 예보 기상자료 역시 사용자의 입력에 의존하고 있다. 전력수요예측 수행시 온라인을 통해 실시간으로 연계된 전력수요와 기상 정보를 사용자가 직접 입력해야 하는 이유는 아래 그림과 같이 EMS와 KPX 기상 서버 등이 OA 망에 존재하는 전력수요예측 시스템들과 연계되어 있지 않기 때문이다.



<그림 3-1-10> 전력수요, 기상 정보 연계 상황과 수요예측시스템 현황

전력수요예측 시스템과 EMS의 온라인 DB, KPX 기상 DB 서버 등이 연계

되지 않은 데에는 네트워크, 보안, 기존 EMS 데이터베이스의 과부하 등 여러 가지 요인이 있지만, 가장 큰 이유는 수요예측에 사용되는 입력 데이터가 많지 않아서 사용자의 수동 입력으로도 큰 불편함이나 오류 발생의 소지가 거의 없었으며 특히 전력수요예측은 예측일 이전 일에 수행되는 오프라인 성격이 강하기 때문에 굳이 온라인 연결이 필요 없었기 때문일 것이다.

전력거래소는 2011년 이전까지 Lofy를 사용하여 단기전력 수요예측을 수행하였고, 순환정전 이후 일일 단기 전력수요예측에 KSLF가 도입되고 2012년, 2013년 기능개선 과정을 거쳐 성능을 향상시켜왔으며, 2014년 주월간전력수요예측을 위한 KMLF가 도입되어 240시간, 6주, 104주 예측에 사용되고 있다. 이들 수요예측 업무는 전력수요 데이터와 기상 자료를 기반으로 예측을 수행한다. 특히 일간, 주간, 월간, 연간 수요예측은 입력 자료인 전력수요와 기상 데이터의 많은 부분에서 동일한 자료가 사용된다. KSLF와 KMLF는 개인용 데이터베이스를 기반으로 동작하고 있다. 개인용 데이터베이스는 사용자 편의성이 뛰어나 업무상 편리한 점은 많지만 개인의 파일 단위로 데이터가 관리되므로 데이터 소실, 중복, 불일치, 보안 등 심각한 문제 발생의 소지가 많다. 이러한 경우 일반적으로 중앙 집중적인 공용 데이터베이스 관리시스템(DBMS: Database Management System)을 구축하여 사용하고 있다. 현재 시스템은 이러한 DBMS가 구축되지 않았기 때문에 추후 시스템의 확장을 어렵게 한다. 따라서 개별 업무의 입력 자료가 동일한 체계에서 제공되도록 전산 시스템과 소프트웨어 인프라를 개선할 필요가 있다. 이와 같은 문제는 선행연구[2]에서도 다음 표와 같이 문제점과 해결책에 대해 제시한 적이 있다.

<표 3-1-2> 전력수요예측 데이터의 문제점 및 해결책[2]

현상 및 문제점	원인	해결책
● 수요 및 기상정보의 개인별 관리 ● 데이터 정확성/중복성/불일치/신뢰도/보안 문제 발생의 소지 ● 대외 신뢰도 문제 야기	● 공용 DBMS 부재	● Client-Server 구조의 공용 DBMS 및 데이터베이스 서버 도입 ● 단기 전력수요예측 프로그램의 C/S 구조 도입

● 기상 데이터 수동 입력 ● 시간별 기상실적, 주간예보, 10일예보, 3시간 기상예보에 대한 미래 기상 데이터 구축 방안 부재	● 기상 데이터 구축 시스템 부재 ● KPX 기상 DB 서버 미연계	● KPX 기상 DB 서버 연계형 기상 데이터 구축 시스템 개발 ● 기상전문가의 기상데이터 수정 및 검토 시스템 구축
● 수요실적-기상, 예측결과-기상의 분석 및 연관관계 파악 불가	● 수요-기상실적 분석 시스템 부재	● 수요-기상실적 분석 시스템 구축
● 추후 필요 기상정보 추가 또는 변경에 대한 유연성 및 확장성 부재	● 8대도시로 한정 ● 다양한 기상인자 DB 미비	● 확장성을 고려한 기상 DB 구축 ● 확장성을 고려한 수요-기상실적 분석 시스템 구축
● 지역별, 용도별, 모선별 수요예측 불가	● 지역별, 용도별, 모선별 수요자료 DB 부재 ● 지역별 기상자료 부재	● 지역별, 용도별, 모선별 수요자료 DB 구축 ● 지역별, 모선별 기상자료 DB 구축

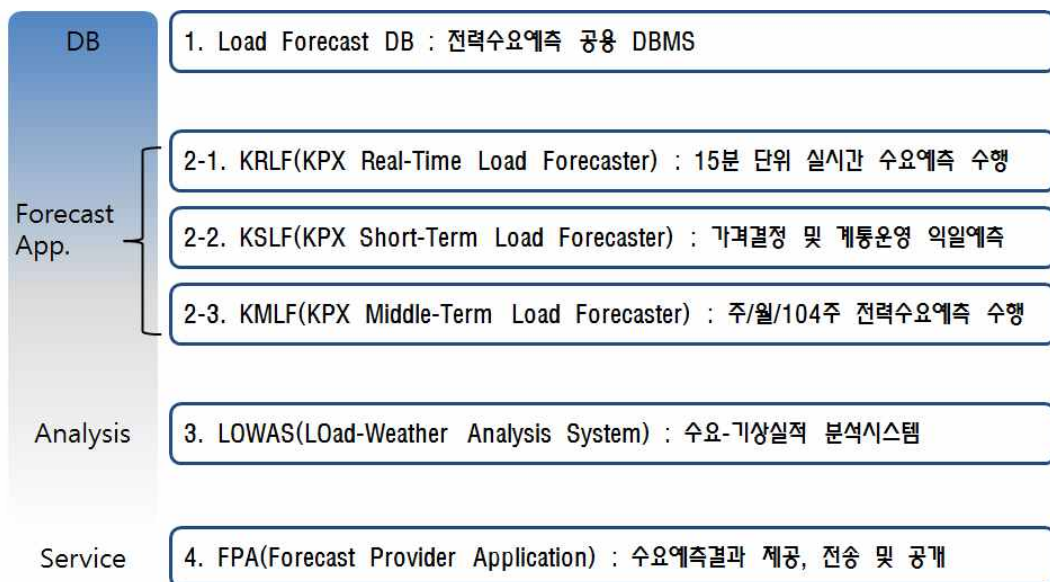
특히, 현재 롤링 가능한 실시간 전력수요예측의 모형에 대한 연구가 진행 중이며 추후 실시간 전력수요예측 모형을 소프트웨어 패키지로 개발하여 운영할 계획에 있다. 실시간 롤링이 가능한 전력수요예측이 가능하게하기 위해서는 예측 시점 이전 15분까지 모든 데이터의 취합과 입력이 완료되어야 하므로 온라인 전산시스템을 도입하여 실시간 자료 취득이 가능한 인프라 구축이 필수이다.

제 2 절 온라인 수요예측 종합시스템 구축방안

온라인 수요예측 종합시스템은 온라인으로 자동화된 절차를 거쳐 입력 자료를 수집하고 데이터베이스를 자동으로 구축하며, 구축된 공통의 자료를 바탕으로 각종 수요예측을 수행할 수 있고, 온라인으로 구축된 자료의 계산 및 가공을 통해 각종 분석이 가능하며, 계통운영을 위해 원하는 결과를 온라인으로 전송 가능한 시스템을 의미한다.

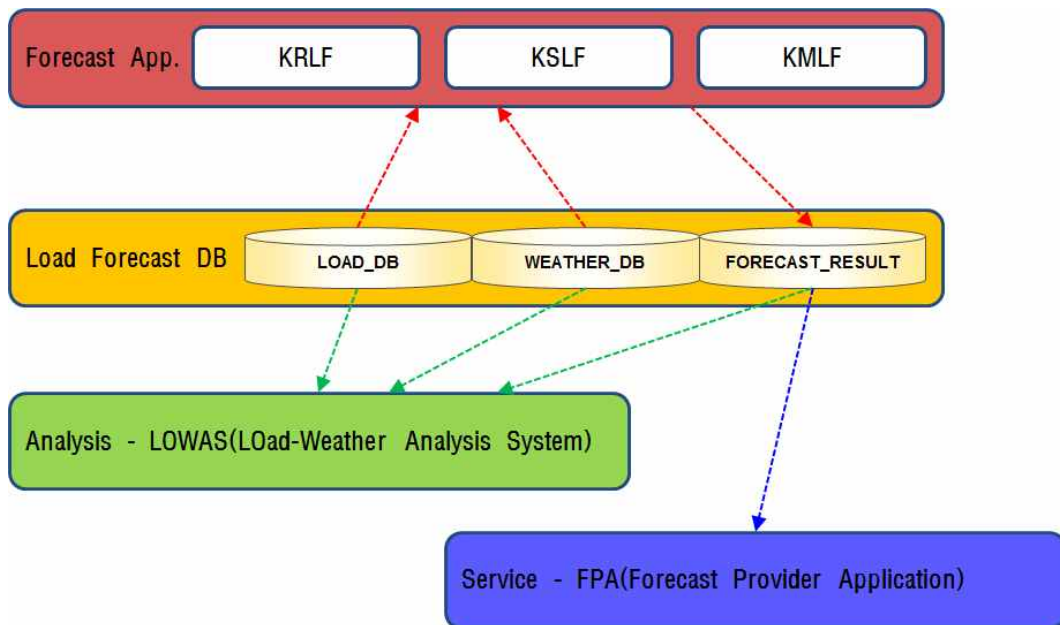
1. 온라인 수요예측 종합시스템 구성요소

온라인 전력수요예측 시스템의 주요 구성요소는 온라인 전력수요예측 지원 시스템, 전력수요예측시스템, 전력수요분석시스템, 수요예측 결과 배포 서비스로 이루어질 수 있다. 다음은 제안하는 온라인 전력수요예측 종합시스템의 구성요소에 대한 개략도이다.



<그림 3-2-1> 온라인 전력수요예측 종합시스템 구성요소의 예

온라인 전력수요예측 시스템의 주요 구성요소는 온라인 전력수요예측 지원 시스템의 공용 데이터베이스를 중심으로 상호 연관된다. 전력수요예측시스템은 공용 데이터베이스에 저장된 데이터를 온라인으로 취득하여 전력수요예측을 수행하며 그 결과를 공용 데이터베이스에 저장한다. 전력수요분석시스템은 공용 데이터베이스에 저장된 수요예측 결과와, 수요 및 기상실적을 온라인으로 취득하여 각종 분석을 수행하며, 수요예측 결과 배포 서비스는 공용 데이터베이스에 저장된 수요예측 결과를 온라인으로 연계하여 배포용 자료와 각종 보고서를 자동으로 작성하는 시스템이다. 다음은 제안하는 온라인 전력수요예측 종합시스템의 구성요소에 대한 개략도이다.



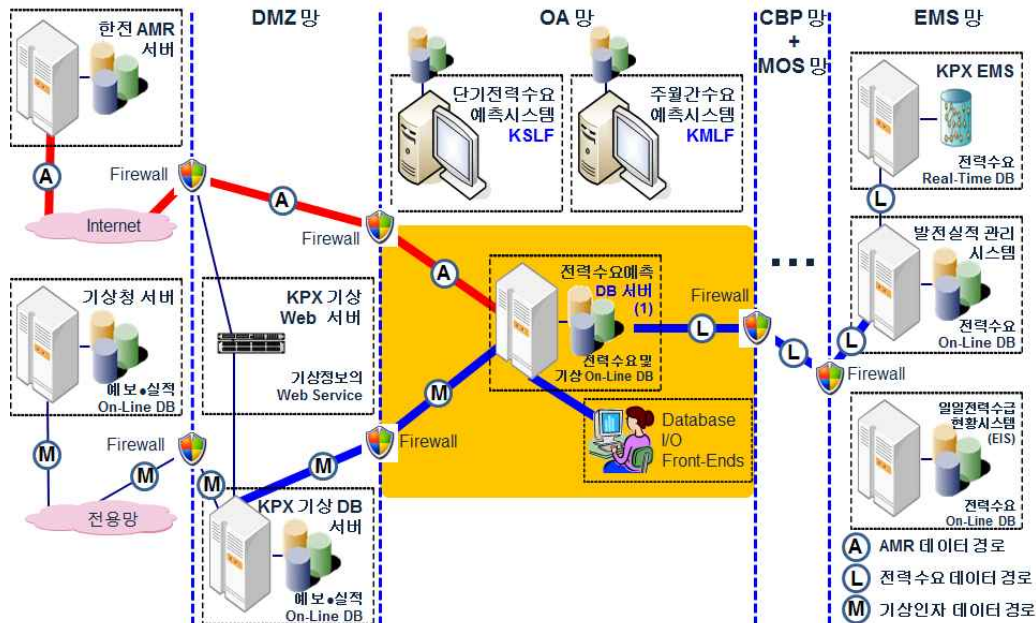
<그림 3-2-2> 온라인 전력수요예측 종합시스템 구성요소의 연관관계

온라인 전력수요예측 지원 시스템은 온라인 공용 데이터베이스 서버 + 데이터의 입수/조회/분석/배포가 가능한 어플리케이션 서버의 형태를 의미하며, 전력수요예측시스템은 공용 데이터베이스와 클라이언트-서버 구조로 데이터의 접근이 가능하도록 설계된 실시간 전력수요예측 시스템, 단기 전력수요예측 시스템, 주월간 전력수요예측시스템, 중장기 수요예측 시스템 등 <그림

3-2-1>의 Forecast App.를 의미한다. 전력수요분석시스템은 전력수요의 과거 실적을 분석하기 위한 수요분석 시스템, 전력수요와 기상 인자의 실적을 분석하기 위한 기상 민감도분석 시스템, 전력수요예측의 결과와 전력수요 실적의 차이를 분석하여 오차 분석 및 통계 추출이 가능한 수요예측 실적 분석 시스템 등이 포함된다. 수요예측 결과 배포 서비스는 기수행된 전력수요예측 결과를 제공하거나 타부서 혹은 타기관에 결과를 전송하거나 공개하기 위해 필요한 서비스를 의미한다. 수요예측 결과 배포 서비스는 <그림 3-2-1>의 FPA를 의미하며 PJM의 경우 수요예측 결과 사본을 저장하고 5분/시간/일 단위의 예측 오차 및 성능분석 Report를 제공하는 시스템과 유사한 기능이라고 볼 수 있다.

2. 온라인 수요예측 공용 데이터베이스 구축(1단계)

모든 온라인 전력수요예측 프로그램들이 중앙의 온라인 수요예측 공용 데이터베이스에 저장된 공통된 데이터를 참조하여 예측을 수행하므로 온라인 전력수요예측 시스템의 핵심요소는 온라인 전력수요예측 지원 시스템의 공용 데이터베이스라고 볼 수 있다. 따라서 온라인 수요예측 종합시스템 구축시 1단계로 온라인 수요예측 공용 데이터베이스를 구축하는 것이 바람직하다.



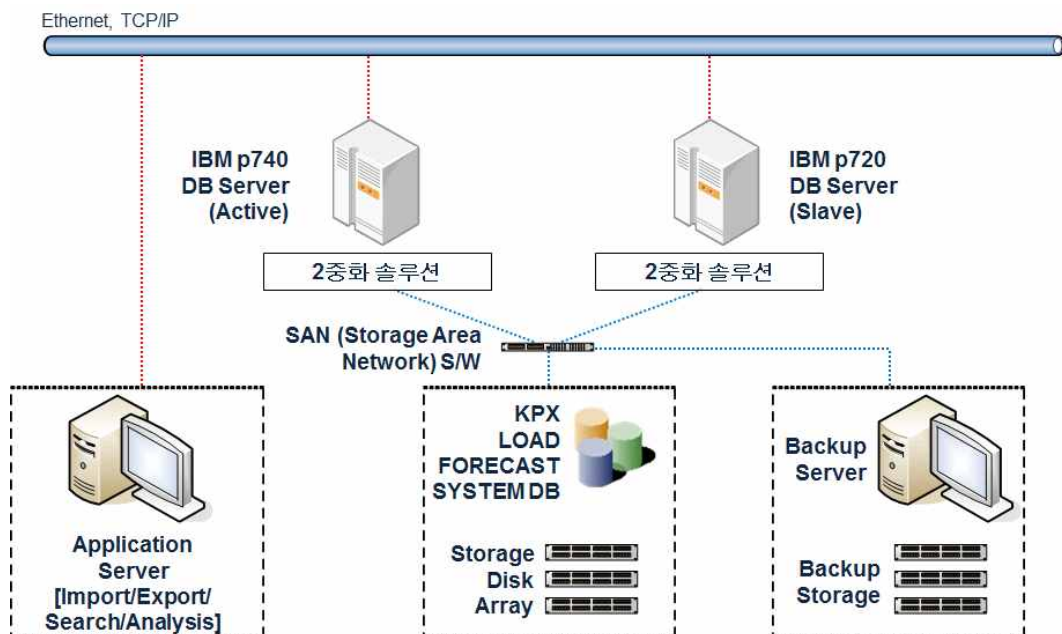
<그림 3-2-3> 온라인 수요예측 공용 데이터베이스 구축

온라인 수요예측 공용 데이터베이스 구축은 DBMS의 구축만을 의미하는 것이 아니며 다음 사항을 포괄하여야 한다.

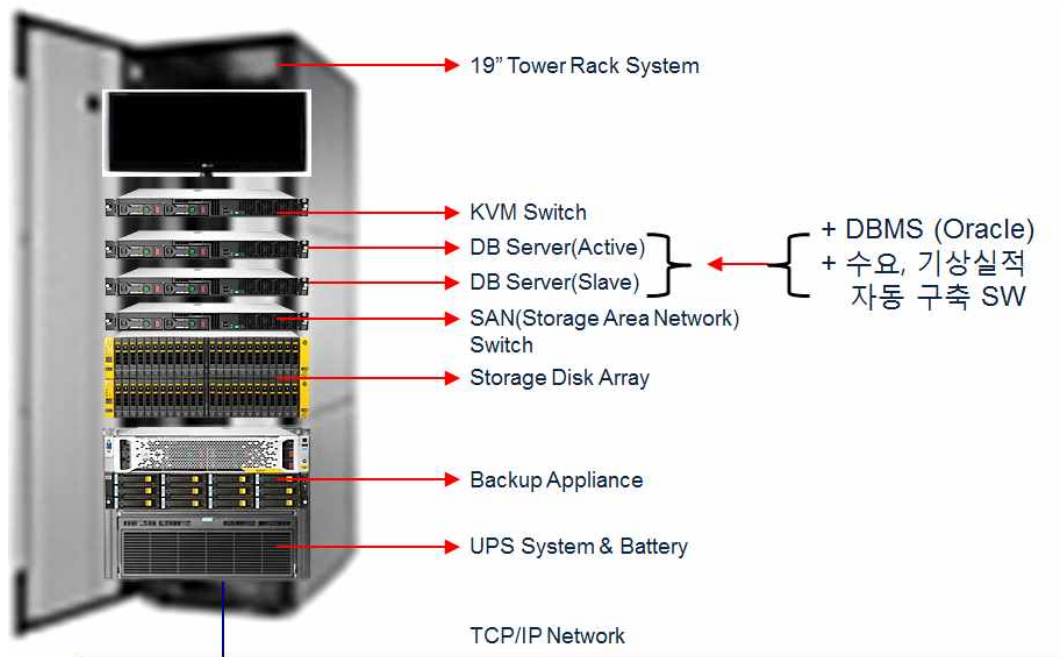
- ① DBMS 구축을 위한 하드웨어 장비 구축
- ② DBMS 설치, 소프트웨어 환경구축 및 튜닝
- ③ 데이터베이스 스키마 설계

- ④ EMS측 온라인 데이터베이스에 저장된 전력수요 데이터를 자동으로 취득하고 온라인 수요예측 공용 데이터베이스에 저장하는 소프트웨어 모듈 개발
- ⑤ KPX 기상 DB 서버에 저장된 기상 실적 및 예보 데이터를 자동으로 취득하고 온라인 수요예측 공용 데이터베이스에 저장하는 소프트웨어 모듈 개발
- ⑥ 한국전력공사 AMR 서버가 제공하는 웹/RSS/XML/Open API (Application Program Interface) 등의 서비스에 접속하여 AMR 자료를 자동으로 취득하고 온라인 수요예측 공용 데이터베이스에 자동으로 저장하는 소프트웨어 모듈 개발
- ⑦ 수작업으로 입력이 필요한 기타 자료에 대한 데이터 입출력 소프트웨어 개발

온라인 수요예측 공용 데이터베이스 구축을 위한 하드웨어는 <그림 3-2-4>와 같이 구성한다.



<그림 3-2-4> 온라인 수요예측 공용 데이터베이스 서버의 구성



<그림 3-2-5> 온라인 수요예측 공용 데이터베이스 서버의 하드웨어 구성 예

클라이언트-서버 구조의 가장 큰 취약점은 서버 장애이므로 서버 장애에 대비하기 위한 2중화 서버 하드웨어, 2중화 솔루션 도입, RAID(Redundant Array of Inexpensive Disk) 등 스토리지 장애 대비 대책, 백업 스토리지 설치 등으로 장애에 대비한 하드웨어 및 소프트웨어를 도입할 것을 권장한다.

데이터베이스에 저장될 자료의 스키마를 설계하기 위하여 현재 운영 중인 KSLF와 KMLF의 데이터베이스를 분석하고, 현재 개발 중인 실시간 수요예측에 필요할 입력 데이터를 고려한다. 기존 데이터를 분석하면 <그림 3-2-6>의 전력수요 데이터베이스, <그림 3-2-7>의 수요관리 데이터베이스, <그림 3-2-8>의 전력수요예측 결과 데이터베이스, <그림 3-2-9>의 조업률 데이터베이스, <그림 3-2-10>의 실적 기상 데이터베이스, <그림 3-2-11>의 예측기상 데이터베이스, <그림 3-2-12>의 경제지표 데이터베이스, <그림 3-2-13>의 일자 및 특수일 정보 데이터베이스가 구축되어야 할 것이다. 아래에 각 데이터베이스 및 데이터베이스에서 최소로 필요로 하는 테이블에 대해 나타내었

다.



<그림 3-2-6> 전력수요 및 관련 데이터베이스

<표 3-2-1> LD_5MIN 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
Region	Byte	1	Yes	Yes	지역 번호 (0:전국), 업종번호
MW0000	Float	4	-	-	해당 일자의 0시 0분 전력수요[MW]
MW0005	Float	4	-	-	해당 일자의 0시 5분 전력수요[MW]
:	:	:	:	:	:
MW2355	Float	4	-	-	해당 일자의 23시 55분 전력수요[MW]

<표 3-2-2> LD_15MIN 테이블/뷰 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
Region	Byte	1	Yes	Yes	지역 번호 (0:전국), 업종번호
MW0000	Float	4	-	-	해당 일자의 0시 0분 전력수요[MW]
MW0015	Float	4	-	-	해당 일자의 0시 15분 전력수요[MW]
:	:	:	:	:	:
MW2345	Float	4	-	-	해당 일자의 23시 45분 전력수요[MW]

<표 3-2-3> LD_30MIN 테이블/뷰 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
Region	Byte	1	Yes	Yes	지역 번호 (0:전국), 업종번호
MW0000	Float	4	-	-	해당 일자의 0시 0분 전력수요[MW]
MW0030	Float	4	-	-	해당 일자의 0시 30분 전력수요[MW]
:	:	:	:	:	:
MW2330	Float	4	-	-	해당 일자의 23시 30분 전력수요[MW]

<표 3-2-4> LD_AMR 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
Type	Byte	1	Yes	-	0 : 산업용, 1 : 일반용, 2 : 주택용, 3 : 교육용, 4 : 농사용, 5 : 가로등
MW01	Float	4	-	-	01시 데이터 실적
MW02	Float	4	-	-	02시 데이터 실적
:	:	:	:	:	:
MW24	Float	4	-	-	24시 데이터 실적

<표 3-2-5> LD_GEN_DSM, LD_NET, LD_CAP_GEN, LD_CAP_NET,
NORTHWARD_POWER_FLOW, GEN_AVAIL 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
MW01	Float	4	-	-	01시 데이터 실적
MW02	Float	4	-	-	02시 데이터 실적
MW03	Float	4	-	-	03시 데이터 실적
:	:	:	:	:	:
MW24	Float	4	-	-	24시 데이터 실적



<그림 3-2-7> 수요관리 데이터베이스

<표 3-2-6> DSM_DR_MARKET, DSM_WA, DSM_VA, DSM_SMART_DR, DSM_PSR, DSM_ETC, DSM_FORECAST 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
MW01	Float	4	-	-	01시 데이터 실적
MW02	Float	4	-	-	02시 데이터 실적
MW03	Float	4	-	-	03시 데이터 실적
:	:	:	:	:	:
MW24	Float	4	-	-	24시 데이터 실적



<그림 3-2-8> 수요예측 결과 데이터베이스

<표 3-2-7> LD_GEN_FORECAST, LD_GEN_DSM_FORECAST,
LD_GEN_FORECAST_240, LD_GEN_DSM_FORECAST_240,
LD_NET_FORECAST_34, CAP_GEN_FORECAST, CAP_NET_FORECAST
테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	예측 일자 (yyyy-mm-dd)
Version	Byte	1	Yes	Yes	수요예측 결과 버전
Algorithm	Byte	1	-	-	수요예측에 사용된 알고리즘
SaveTime	DateTime	4	-	-	수요예측 결과 저장 시간
Alpha	Float	4			예측에 사용된 가중치(α)
MW01	Float	4			01시 예측값 [MW]
MW02	Float	4			02시 예측값 [MW]
:	:	:	:	:	:
MW24	Float	4			24시 예측값 [MW]

<표 3-2-8> LD_GEN_FORECAST_15MIN 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	예측 일자 (yyyy-mm-dd)
Version	Byte	1	Yes	Yes	수요예측 결과 버전
Algorithm	Byte	1	-	-	수요예측에 사용된 알고리즘
SaveTime	DateTime	4	-	-	수요예측 결과 저장 시간
StartHour	DateTime	4	Yes	Yes	예측 시작 시점 (yyyy-mm-dd hh:mm)
MW0000	Float	4			StartHour의 예측값[MW]
MW0015	Float	4			StartHour + 15분의 예측값[MW]
:	:	:	:	:	:
MW2345	Float	4			StartHour + 23시45분의 예측값[MW]

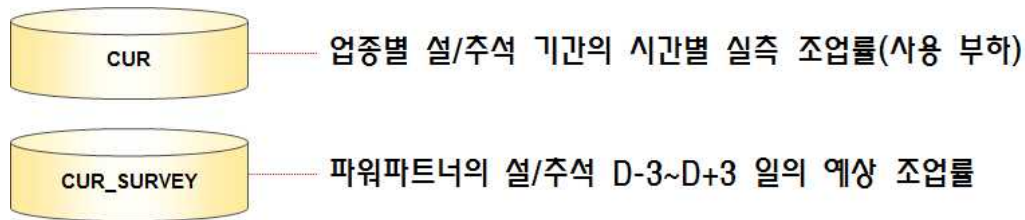
<표 3-2-9> LD_GEN_FORECAST_6W, LD_GEN_DSM_FORECAST_6W
테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	예측 일자 (yyyy-mm-dd)
Version	Byte	1	Yes	Yes	수요예측 결과 버전
Algorithm	Byte	1	-	-	수요예측에 사용된 알고리즘
SaveTime	DateTime	4	-	-	수요예측 결과 저장 시간
MW01D	Float	4	-	-	LoadDay의 최대수요 예측값[MW]
MW02D	Float	4	-	-	LoadDay+1일의 최대수요 예측값[MW]
:	:	:	:	:	:
MW42D	Float	4	-	-	LoadDay+41일의 최대수요 예측값[MW]

<표 3-2-10> LD_GEN_FORECAST_104W,
LD_GEN_DSM_FORECAST_104W

테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	예측 시작 주의 첫일(일요일)
Version	Byte	1	Yes	Yes	수요예측 결과 버전
Algorithm	Byte	1	-	-	수요예측에 사용된 알고리즘
SaveTime	DateTime	4	-	-	수요예측 결과 저장 시간
StartWeek	Int	4	Yes	Yes	예측 시작 주번호
MW01W	Float	4	-	-	StartWeek의 주 최대전력수요 예측값[MW]
MW02W	Float	4	-	-	StartWeek+1주 최대전력수요 예측값[MW]
:	:	:	:	:	:
MW104W	Float	4	-	-	StartWeek+103 주 최대전력수요 예측값[MW]



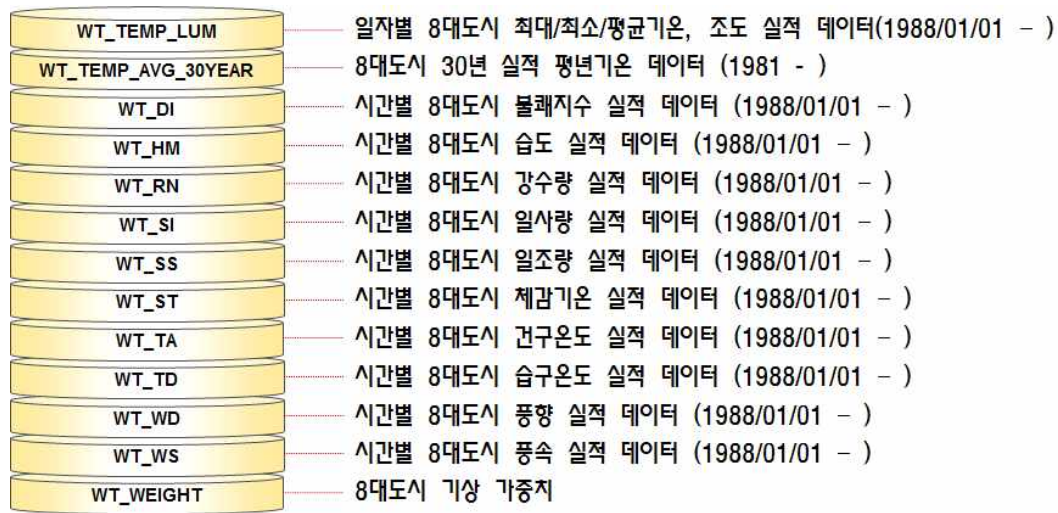
<그림 3-2-9> 조업률 데이터베이스

<표 3-2-11> CUR 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
PowerPartner	Char	128	Yes	Yes	실제 전력수요가 계측된 업종 이름 및 파워파트너의 이름
KW01	Float	4	-	-	01시 Powerpartner에 대한 식측 전력수요[KW]
:	:	:	:	:	:
KW24	Float	4	-	-	24시 Powerpartner에 대한 식측 전력수요[KW]

<표 3-2-12> CUR_SURVEY 테이블 구성 요소

TargetYear	Int	4	-	-	조사조업률의 대상 연도
Code	Int	4	-	-	조사조업률의 대상 연휴 (2001 : 설 연휴, 2201 : 추석 연휴)
BusinessPlace	Varchar	variable	-	-	해당 영업소 명칭
SubstationName	Varchar	variable	-	-	해당 변전소 명칭
PowerPartner	Char	128	-	-	실제 전력수요가 계측된 업종 이름 및 파워파트너의 이름
LineName	Varchar	variable	-	-	해당선로 명칭
NormalLoad	Float	4	-	-	평시 부하 [MW]
DM3	Float	4	-	-	설 및 추석 당일-3일의 조사된 전력수요[MW]
DM2	Float	4	-	-	설 및 추석 당일-2일의 조사된 전력수요[MW]
DM1	Float	4	-	-	설 및 추석 당일-1일의 조사된 전력수요[MW]
D	Float	4	-	-	설 및 추석 당일의 조사된 전력수요[MW]
DP1	Float	4	-	-	설 및 추석 당일+1일의 조사된 전력수요[MW]
DP2	Float	4	-	-	설 및 추석 당일+2일의 조사된 전력수요[MW]
DP3	Float	4	-	-	설 및 추석 당일+3일의 조사된 전력수요[MW]
Remark	Float	4	-	-	특이 사항 기록



<그림 3-2-10> 실적 기상 데이터베이스

<표 3-2-13> WT_TEMP_LUM 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
CITY1_XT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 실적 최고기온(°C)
CITY1_AT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 실적 평균기온(°C)
CITY1_NT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 실적 최저기온(°C)
CITY1_LI	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 실적 조도
:	:	:	:	:	:
CITY8_LI	Float	4	-	-	CITY8의 해당일자 실적 조도

<표 3-2-14> WT_TEMP_AVG_30YEAR 테이블 구성 요소

Month	Byte	1	Yes	Yes	기준 월
Day	Byte	1	Yes	Yes	기준 일
CITY1_XT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 30년 평균 최고기온(°C)
CITY1_AT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 30년 평균 평균기온(°C)
CITY1_NT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 30년 평균 최저기온(°C)
:	:	:	:	:	:
CITY8_NT	Float	4	-	-	CITY8의 해당일자 30년 평균 최저기온(°C)

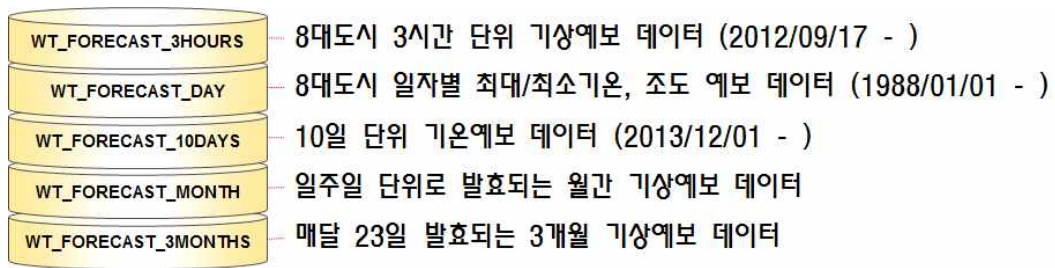
<표 3-2-15> 시간별 8대도시

기상실적(WT_DI/HM/RN/SI/SS/ST/TA/TD/WD/WS) 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
CITY1	Float	4	-	-	CITY1의 해당 기상인자 실적
:	:	:	:	:	:
CITY8	Float	4	-	-	CITY8의 해당 기상인자 실적

<표 3-2-16> WT_WEIGHT 테이블 구성 요소

CITY_1	Float	4	-	-	서울 기상 가중치	CITY_5	Float	4	-	-	대전 기상 가중치
CITY_2	Float	4	-	-	인천 기상 가중치	CITY_6	Float	4	-	-	대구 기상 가중치
CITY_3	Float	4	-	-	수원 기상 가중치	CITY_7	Float	4	-	-	광주 기상 가중치
CITY_4	Float	4	-	-	원주 기상 가중치	CITY_8	Float	4	-	-	부산 기상 가중치



<그림 3-2-11> 예측 기상 데이터베이스

<표 3-2-17> WT_FORECAST_3HOURS 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd HH:mm)
CITY1_TA	Float	4	-	-	CITY1의 3시간 단위 예측 기온(°C)
CITY1_ST	Float	4	-	-	CITY1의 3시간 단위 예측 체감기온(°C)
CITY1_WS	Float	4	-	-	CITY1의 3시간 단위 예측 풍속(m/s)
CITY1_HM	Float	4	-	-	CITY1의 3시간 단위 예측 습도(%)
CITY1_DI	Float	4	-	-	CITY1의 3시간 단위 예측 불쾌지수
CITY1_RF	Float	4	-	-	CITY1의 3시간 단위 예측 강수량[mm]
CITY1_LI	Float	4	-	-	CITY1의 3시간 단위 예측 조도
:	:	:	:	:	:
CITY8_LI	Float	4	-	-	CITY8의 3시간 단위 예측 조도

<표 3-2-18> WT_FORECAST_DAY 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd)
CITY1_XT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 예측 최고기온(°C)
CITY1_AT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 예측 평균기온(°C)
CITY1_NT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 예측 최저기온(°C)
CITY1_LI	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 예측 조도
:	:	:	:	:	:
CITY8_LI	Float	4	-	-	CITY8의 해당일자 예측 조도

<표 3-2-19> WT_FORECAST_10DAYS 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	예측 대상 일자 (yyyy-mm-dd)
ForecastDay	DateTime	4	-	-	예측 수행 일자 (yyyy-mm-dd)
CITY1_XT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 예측 최고기온(°C)
CITY1_NT	Float	4	-	-	CITY1의 해당일자 예측 최저기온(°C)
:	:	:	:	:	:
CITY8_NT	Float	4	-	-	CITY8의 해당일자 예측 최저기온(°C)

<표 3-2-20> WT_FORECAST_MONTH 테이블 구성 요소

ForecastDay	DateTime	4	Yes	Yes	예측 수행 일자 (yyyy-mm-dd)
StartWeek	Byte	1	Yes	Yes	예측 시작 주 번호
CITY1_01W	Int	4	-	-	CITY1(서울)의 1주 전망(-1, 0, 1) (-1 : 낮음, 0 : 비슷, 1 : 높음)
CITY1_01W_AVG	Float	4	-	-	CITY1의 StartWeek주 평년 기온(°C)
CITY2_01W	Int	4	-	-	CITY1(대전)의 StartWeek+1주 전망(-1, 0, 1)
CITY1_01W_AVG	Float	4	-	-	CITY2의 StartWeek주 평년 기온(°C)
:	:	:	:	:	:
CITY1_05W_AVG	Float	4	-	-	CITY2(부산)의 StartWeek주 평년 기온(°C)

<표 3-2-21> WT_FORECAST_3MONTHS 테이블 구성 요소

ForecastDay	DateTime	4	Yes	Yes	예측 수행 일자 (yyyy-mm-dd)
StartMonth	Byte	1	Yes	Yes	예측 시작 월
CITY1_01M	Int	4	-	-	CITY1(서울)의 StartMonth의 전망(-1, 0, 1) (-1 : 낮음, 0 : 비슷, 1 : 높음)
CITY1_01M_AVG	Float	4	-	-	CITY1의 StartMonth월의 평년 기온(°C)
CITY2_01M	Int	4	-	-	CITY2(대전)의 StartMonth의 예보 (-1, 0, 1)
CITY2_01M_AVG	Float	4	-	-	CITY2의 StartMonth월의 평년 기온(°C)
:	:	:	:	:	:
CITY5_03M_AVG	Float	4	-	-	CITY5의 StartMonth+3월의 평년 기온(°C)



<그림 3-2-12> 경제지표 데이터베이스

<표 3-2-22> IIP 테이블 구성 요소

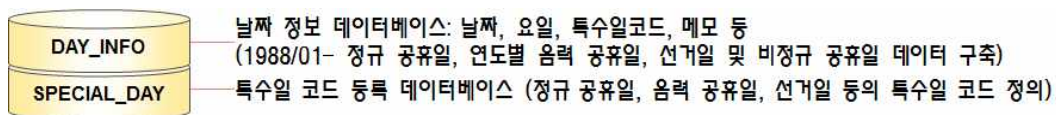
Year	Int	4	Yes	Yes	산업생산지수가 발표된 연도
Month	Byte	1	Yes	Yes	산업생산지수가 발표된 월
IIP	Float	4	-	-	월별 산업생산지수

<표 3-2-23> GDP_QUARTER 테이블 구성 요소

Year	Int	4	Yes	Yes	분기별 GDP가 발표된 연도
Quarter	Byte	1	Yes	Yes	분기별 GDP가 발표된 월
GDP	Float	4	-	-	분기별 GDP [억원]

<표 3-2-24> GDP_FORECAST_YEAR 테이블 구성 요소

Year	Int	4	Yes	Yes	GDP 성장 전망 대상 연도
IssueDate	DateTime	4	Yes	Yes	GDP 성장 전망이 발표된 일자
GDP	Float	4	-	-	연도별 GDP 성장 전망 [전동기대비증감률]



<그림 3-2-13> 일자 및 특수일 정보 데이터베이스

<표 3-2-25> DAY_INFO 테이블 구성 요소

LoadDay	DateTime	4	Yes	Yes	관측 일자 (yyyy-mm-dd) 해당하는 날짜의 요일
DayOfWeek	Byte	1	Yes	Yes	0 : 월요일 : 6 : 토요일
Code	Int	4	-	-	특수일 숫자를 입력
Remark	Char	128	-	-	특수한 사항 기록

<표 3-2-26> SPECIAL_DAY 테이블 구성 요소

Code	Int	4	-	-	특수일 코드
Remark	Char	128	-	-	코드에 해당하는 특수일
Type	Char	1	-	-	S : 양력특수일, L : 음력특수일

<표 3-2-27> SPECIAL_DAY_CODE 테이블 구성 요소

0	평일	505	어린이날	1009	한글날	2200	추석-1
101	신정	606	현충일	1225	성탄절	2201	추석
301	삼일절	717	제헌절	2000	설-1	2202	추석+1
310	근로자의날(3/10)	815	광복절	2001	설	6000	선거일
405	식목일	1001	국군의날	2002	설+1	7000	88올림픽개막
501	근로자의날(5/1)	1003	개천절	2100	석가탄신일		

전술한 데이터베이스와 각 데이터베이스 별 필요 테이블 구성요소에 대해 데이터 출처와 용도에 대해 나타내면 다음 표와 같이 요약할 수 있다.

<표 3-2-28> 데이터베이스 구성 및 연계 기준표

실측 전력수요	1	5분단위 평균 전력수요	○		○				
	2	15분 단위 평균 전력수요	○		○				
	3	30분 단위 평균 전력수요	○		○				
	4	발전단 전력수요	○			○	○	○	○
	5	수요관리 전 발전단	○		○	○	○	○	○
	6	송전단 전력수요	○			○			
	7	수도권 발전단 전력수요	○			○			
	8	수도권 송전단 전력수요	○			○			
	9	복상조류 전력수요			○	○			
	10	시간대별 공급가능 용량			○	○			
	11	계약종별 시간대별 AMR 계측 수요			○				
	12	154kV 이상 대수용가 전력수요	○						
예측 전력수요	13	냉난방부하 전력수요			○				
	14	시간대별 공급가능 용량			○	○			
	15	발전단 전력수요 예측			○	○			
	16	수요관리 전 발전단 전력수요 예측			○	○			
	17	발전단 240시간 전력수요 예측			○		○		
	18	수요관리 전 발전단 240시간 전력수요예측			○		○		
	19	발전단 6주 예측			○			○	
	20	수요관리 전 발전단 6주 예측			○			○	
	21	발전단 104주 예측			○				○
	22	수요관리 전 발전단 104주 예측			○				○
	23	시간별 예측			○	○			
	24	송전단 34시간 전력수요 예측			○	○			
일자 및 특수일	25	수도권 발전단 전력수요 예측			○				
	26	수도권 송전단 전력수요 예측			○				
	27	날짜 정보			○	○	○	○	○
	28	특수일 코드			○	○	○	○	○

	29	수요자원시장				○		○	○	○	○
	30	주간예고제				○		○	○	○	○
	31	전압조정				○		○	○	○	○
DSM(수요관리)	32	지능형 DR				○		○	○	○	○
	33	절전규제				○		○	○	○	○
	34	기타 수요관리				○		○	○	○	○
	35	시간대별 수요관리				○		○	○	○	○
조업률	36	파워파트너 예상 조업률				○		○	○		
	37	업종별 실적 조업률				○		○	○		
	38	일자별 8대도시 실적 기상			○			○	○	○	○
	39	8대도시 30년 평년기온			○					○	○
	40	시간별 8대도시 불쾌지수			○			○			
	41	시간별 8대도시 습도			○			○			
	42	시간별 8대도시 강수량			○						
실적 기상	43	시간별 8대도시 일사량			○						
	44	시간별 8대도시 일조량			○						
	45	시간별 8대도시 체감기온			○			○			
	46	시간별 8대도시 건구온도			○			○			
	47	시간별 8대도시 습구온도			○						
	48	시간별 8대도시 풍향			○						
	49	시간별 8대도시 풍속			○			○			
	50	8대도시 3시간 단위 기상예보			○			○			
예측 기상	51	8대도시 일자별 기상 예보			○				○		
	52	8대도시 10일단위 기온 예보			○				○	○	○
	53	5대도시 월간 기상 전망			○					○	○
	54	5대도시 3개월 기상 전망			○						○
기상 가중치	55	8대도시 가중치					○	○	○	○	○
	56	산업생산지수					○				○
경제 지표	57	분기별 GDP					○				○
	58	연도별 GDP					○				○

표의 음영 부분은 KSLF, KMLF, 추후 개발될 실시간 수요예측 소프트웨어가 클라이언트-서버 형태로 연계된 이후에 데이터의 저장에 가능한 항목이다.

EMS측 온라인 데이터베이스에 저장된 전력수요 데이터를 자동으로 취득하고, KPX 기상 DB 서버에 저장된 기상 실적 및 예보 데이터를 자동으로 취득하며, 한국전력공사 AMR 서버가 제공하는 웹/RSS 등의 서비스에 접속하여 AMR 자료를 자동으로 취득하기 위하여 데이터 자동 구축 시스템이 구현되어야 한다. <그림 3-2-4>의 Application Server가 자동 데이터 취득 및 저장기능을 수행한다. Application Server는 <그림 3-2-3>의 L(전력수요 데이터 경로), M(기상인자 데이터 경로), A(AMR 데이터 경로)를 통해 데이터의 원활한 전송 및 저장에 가능하도록 한다.

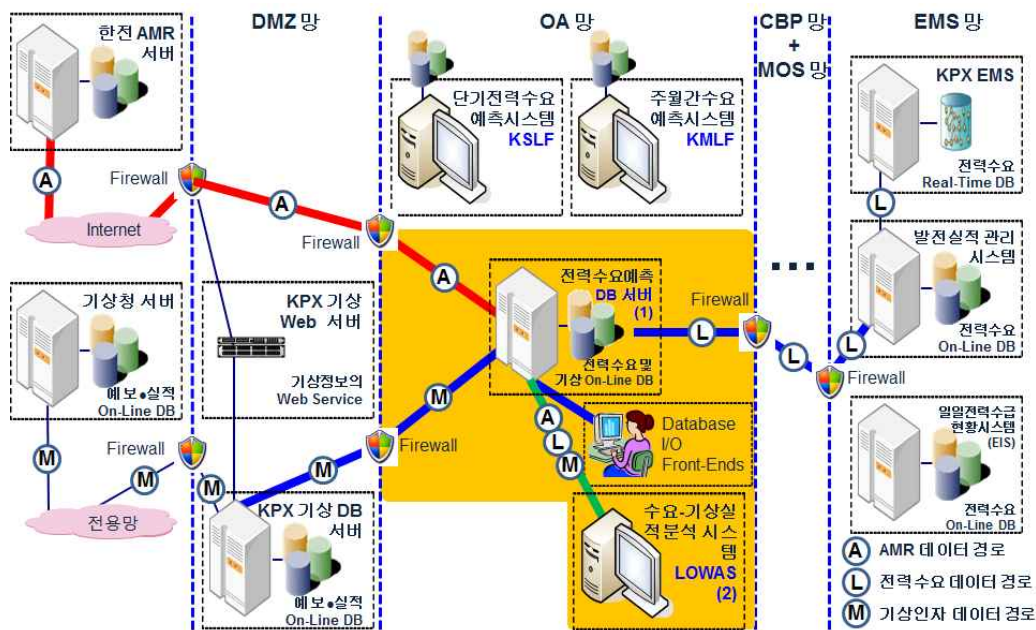
15분 단위의 롤링 가능한 실시간 수요예측이 가능하기 위해서는 자동으로 취득되는 전력수요 데이터가 반드시 데이터 취득시점 15분 이내에 수요예측 데이터베이스에 저장될 수 있어야 하며, 추후 개발될 실시간 수요예측 프로그램

램에도 15분 이내에 전달 가능하도록 구축되어야 한다.

온라인 수요예측 종합시스템 구축시 1단계로 전술한 기능의 구현을 완료하면, 수요예측을 위한 실시간 온라인 데이터베이스의 환경이 구축되며, 구축 완료 후에는 <그림 3-2-3>의 L(전력수요 데이터 경로), M(기상인자 데이터 경로), A(AMR 데이터 경로) 경로를 통해 온라인 데이터의 실시간 취득 및 저장에 가능한 환경이 구축된다.

3. 수요-기상실적분석 시스템 구축(2단계)

온라인 수요예측 종합시스템 구축시 1단계 구축이 완료되면 L(전력수요 데이터 경로), M(기상인자 데이터 경로), A(AMR 데이터 경로) 경로를 통해 온라인 기반의 실시간 데이터 수급이 가능해진다. 즉, 이때부터는 공용 전력수요 예측 데이터베이스에 접속 가능한 클라이언트-서버 구조의 소프트웨어의 개발이 가능하고 이것을 통해 전력수요와 기상 정보의 접근이 자유롭게 된다. 이와 같이 클라이언트-서버 구조와 온라인 데이터베이스를 사용하여 <그림 3-2-14>의 수요-기상실적분석시스템(LOWAS: LOad-Weather Analysis System)을 구축한다.



<그림 3-2-14> 수요-기상실적분석 시스템 구축

구축 2단계의 내용인 수요-기상실적분석 시스템 구축은 다음 사항을 포함하여야 한다.

- ① 수요-기상실적분석 시스템(LOWAS) 구축
- ② 과거 기상 및 전력수요의 이력 데이터베이스 구축

전력거래소에서는 전력수요예측과 관련한 다양한 내부 보고자료를 작성하여 업무에 참고하고 있다. 대부분의 내부 보고자료는 수요, 수요실적, 수요-기상 실적 분석을 그 내용으로 한다. 본 연구에서는 현재 사용되고 있는 전력거래소 내부 보고자료 약 80건을 분석하여 수요-기상실적분석 시스템에 구축되어야 할 항목을 선정하였다. 현재 보고자료에 사용되고 있는 내용을 분석하여 수요 실적 분석, 기상 실적 분석, 수요실적 및 기상 실적 연계 분석, 수요예측 결과 및 오차 분석, 조업률 분석, 민감도 분석의 6가지 항목으로 분류하고 그 각각에 대해 필요한 세부 분석 기능을 다음 50가지로 정의하였다.

<표 3-2-29> 수요-기상실적분석시스템 세부 기능 정의

수요 실적 분석 시스템	수요패턴 비교 분석 기능 일일 업종별 시간대별 수요 비교 기능 일일 지역별 수요 비교 기능 월별 수요실적 분석 기능 연도별 수요 추세 연도별 기본부하 추세 특수일 수요실적 분석 기능 154kv 이상 대수용가 수요패턴 조회 기능 전월 대비 시간별 평균부하 증감률 및 증감량 분석 기능 최소/최대 전력 비율 및 최대/최소 전력 발생시간 추이 분석 기능 과거 하계 특수경부하 기간 수요 특성 분석 기능 연휴기간 산업용부하 증감 현황 분석 기능 연도별 동계(하계) 최대전력 발생 현황 조회 기능 수요관리 통계 기능(수요관리 형태별, 월별) 일별 기온 추이(최고/최저/평균기온) 조회 기능 기상실적간 비교 기능	수요예측 결과 및 오차 분석 시스템	예측 결과와 실적 결과 비교 기능 수요예측 결과와 과거 데이터 비교 기능 예측 결과 출력 기능 수요변동 요인 및 오차 원인 분석 기능 일일 수요예측 오차를 실적 분석 기능 240시간 수요예측 오차를 실적 분석 기능 6주 예측 오차를 실적 분석 기능 104주 예측 오차를 실적 분석 기능 월간 일일 오차 분포 현황 분석 기능 월별 오차를 실적 조회 기능 월간 시간대별 평균 오차 현황 분석 기능(평일, 주말) 피크시간 오차량 추이 및 분포 조회 기능 과년도 대비 N월 오차를 실적 비교 기능 월별 오차율 목표 및 실적현황 분석 기능 요일별 일일 오차율 현황(평균/최대/최소) 조회 기능 요일별 최대/최소 전력수요 오차량 분석 기능 최대/최소 전력수요 오차량 분포 조회 기능 피크기간(12, 1, 2, 7, 8, 9월) 월별 수요예측 오차를 통계 기능 피크기간(겨울철, 여름철) 수요예측 오차를 분석 기능 계절별 과다/과소 예측 평균오차를 분포 조회 기능 조도 발생일 오차를 조회 기능 조업률 전망 확인 기능 해당 연도에 대한 특수경부하기간 조업현황 월 및 계절별 전력수요-기온 분포 그래프 출력 기능 월별 전력수요-기상 민감도 분석 기능 연도별 냉방민감도 산출 기능 연도별 난방민감도 산출 기능
기상 실적 분석 시스템	기온 실적 및 예측 비교 기능 전년 대비 월별 평균기온 분포 조회 기능 연간 기온 분포 그래프 출력 기능 예측 수행일의 기상실적 및 전망, 수요실적 및 전망 출력 기능 24시간 전력수요 및 기온/운량/습도/풍속 변화 조회 기능 주간 전력수요 실적(최대전력수요) 및 기온(최저-최고) 조회 기능 연간 월별 수요실적 및 기상실적 분석 기능 해당 연도 계절별(동계/ 하계) 전력수요 및 기온 통계 기능	민감도 분석 시스템	

구체적인 사항은 시스템 구축시 수요예측 실무자들과 많은 협의가 필요할 것이나, 수요-기상실적분석시스템은 표에 정의된 기능에 준하는 분석 기능이

구현되어야 할 것이다.

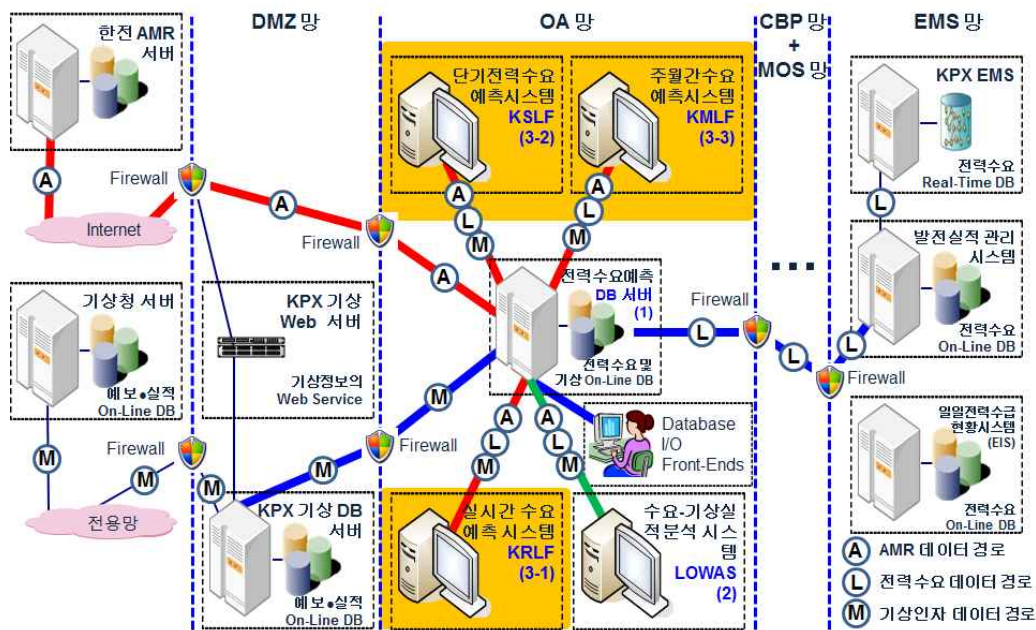
한편, 3단계 구축 내용인 수요예측 소프트웨어의 온라인 연계를 진행하기 위해서는 소프트웨어와 온라인 데이터베이스의 연계시 수요예측 프로그램의 정상적인 동작을 확인할 수 있는 과거 데이터가 미리 준비되어 있어야 한다. 따라서 3단계 구축 작업이 원활하게 진행될 수 있도록, 2단계에서 전력수요, 기상 정보 및 기타 데이터에 대해 KSLF와 KMLF 데이터베이스에 기존 구축되어 있던 과거 이력 데이터를 전력수요예측 온라인 데이터베이스로 이전해야 한다.

각종 전력수요예측 소프트웨어가 중앙의 온라인 데이터베이스에 저장된 데이터를 근간으로 수요예측이 원활하게 수행되기 위해서는 현재 각각의 수요예측 소프트웨어가 보유한 데이터를 중앙의 온라인 데이터베이스로 이전하는 작업이 선행되어야 한다. KSLF와 KMLF의 기구축된 전력수요, 기상 정보, 수요관리 데이터, 조업률 데이터 등이 이전 대상이다. KSLF와 KMLF 모두 관계형 데이터베이스(RDB: Relational Database)를 사용하고 있으므로 데이터의 이전에는 큰 무리가 따르지 않을 것이다. 그러나 온라인 데이터베이스와 KSLF, KMLF 데이터베이스의 스키마가 완벽하게 일치하지 않을 경우나 데이터 형식 정의가 일치하지 않는 경우에는 추가적인 데이터의 변환이 필요하며, 그에 따른 데이터 자동/수동 변환 소프트웨어 개발 및 데이터 이전 후 데이터의 일치성을 검증하는 도구를 개발하여야 한다.

한편, KSLF, KMLF의 사용자 인터페이스를 통하여 운전원이 수작업을 통해 입력하던 데이터에 대해서는 온라인 데이터베이스를 대상으로 동일한 입력 기능을 가지는 수동 데이터 입력 프로그램이 개발되어야 한다.

4. 수요예측 소프트웨어의 온라인 연계(3단계)

현재 단기 및 주월간 전력수요예측을 수행중인 KSLF와 KMLF는 개인용 데이터베이스인 Microsoft Access 데이터베이스를 사용하고 있어서 데이터의 동시 쓰기 접근 자체가 불가능한 구조이다. 개인용 데이터베이스는 사용자 편의성이 뛰어나 업무상 편리한 점이 많기 때문에 이와 같이 구축되어 현재까지 사용되고 있다. 하지만 동일한 개인용 데이터베이스를 복수의 파일로 관리하게 되면 데이터 소실, 중복, 불일치, 보안 등 오류 발생의 소지가 많다. 이러한 문제는 클라이언트-서버 구조를 채택하여 온라인으로 공유된 데이터베이스를 사용하게 되면 쉽게 해결된다.



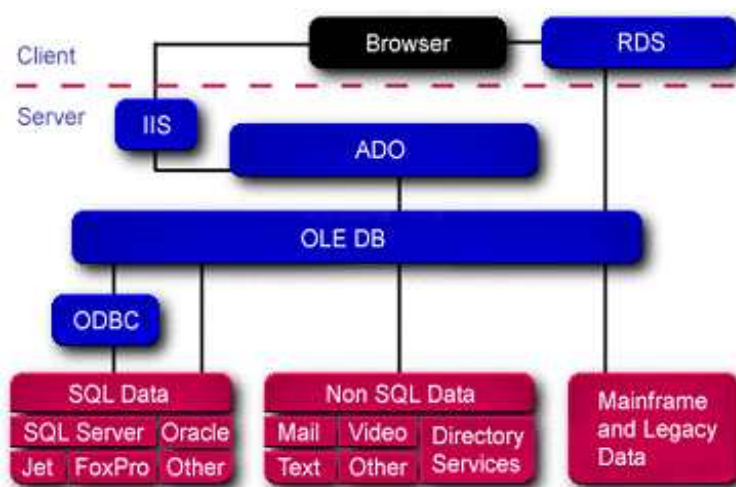
<그림 3-2-15> 수요예측 소프트웨어의 온라인 연계

수요예측 소프트웨어의 온라인 연계는 다음 사항을 포함하여야 한다.

- ① 기 구축된 KSLF, KMLF 소프트웨어의 데이터베이스 접근 방식 변경

② 실시간 수요예측 소프트웨어 개발

온라인 수요예측 종합시스템 구축 1단계가 완료되면 <그림 3-2-15>와 같이 OA망에서 운영되는 실시간 수요예측 소프트웨어(추후 개발 예정), 단기 전력 수요예측 시스템 KSLF 및 주월간 수요예측 시스템 KMLF 등 전력수요예측 소프트웨어들을 온라인 데이터베이스에 연계될 수 있도록 클라이언트-서버 구조로 데이터베이스 접근 방식을 변경한다. KSLF와 KMLF는 MFC(Microsoft Foundation Class)를 사용하여 개발되었다. MFC를 이용한 데이터베이스 접근에는 Embedded Interface(PTK), ODBC(Open Database Connectivity), ADO(Active Data Object), RDO(Remote Data Object), RDS(Remote Data Service)등이 사용되고 있으며 그 계층구조는 아래 그림과 같다.



<그림 3-2-16> 다양한 데이터베이스 접근법과 계층구조

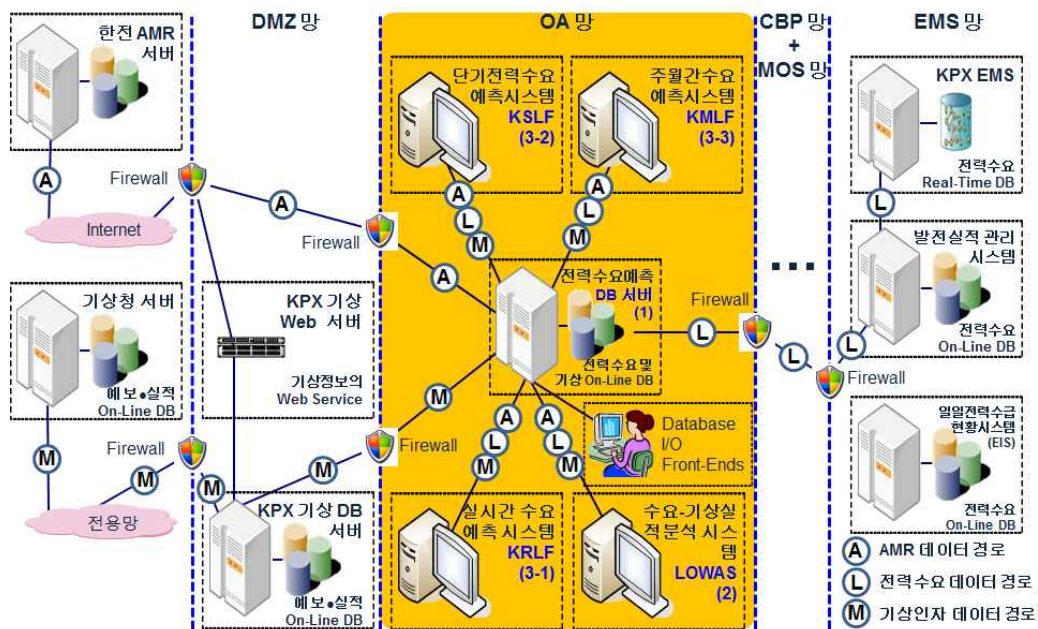
단기 전력수요예측 KSLF와 주월간 전력수요예측 KMLF는 GUI(Graphical User Interface) 측면이 요구되는 부분에는 데이터베이스 접근법의 최상위 계층에 위치한 ADO를 사용하고, 데이터 조회의 빠른 속도가 요구되는 부분에는 데이터베이스 접근법의 최하위 계층에 위치한 ODBC를 사용함으로써, 사용자 편의성 및 예측속도 면에 중점을 두었다. ADO, ODBC 모두 SQL 데이터를

지원하므로 개인용 데이터베이스 연결방식에서 클라이언트-서버 구조의 온라인 데이터베이스 접근 방식으로 변경하는 것은 큰 무리가 없다. 다만 데이터베이스 스키마 변경에 따른 원시 코드의 수정, 개인용 데이터베이스의 SQL(Structured Query Language) 사용법과 DBMS의 SQL 사용법의 차이로 인한 원시 코드의 수정, 데이터접근방식 변경에 따른 GUI 수정, 데이터베이스 접근방식 변경 이전과의 성능비교 등이 수행되어야 할 것이다.

실시간 수요예측 소프트웨어 개발은 2장 4절의 실시간 수요예측 모델 프로토타입 개발의 알고리즘을 사용하여 소프트웨어를 개발하여야 하며, 데이터베이스 접근법은 클라이언트-서버 구조를 선택하여 데이터를 취득하도록 한다. 칼만필터 반복수행을 위한 입력데이터는 최근 연도의 동일 구간에 대한 데이터를 취득하도록 구현되어야 하며, 취득한 입력데이터는 수요예측 운전원이 임의로 변경할 수 있는 구조를 만족하도록 기능을 구현하여야 한다. 과거의 데이터에 대해 P, Q, R값을 변화시켜 최적의 P, Q, R 초기값을 설정할 수 있는 기능을 반드시 구현하도록 한다.

5. 온라인 수요예측 종합시스템

전술한 온라인 수요예측 공용 데이터베이스, 수요-기상실적분석 시스템, 수요예측 소프트웨어의 온라인 연계의 3단계 구축 과정을 통해 다음과 같이 전력수요, 기상정보, AMR 데이터가 온라인으로 연계된 수요예측 시스템을 구축한다.



<그림 3-2-17> 온라인 수요예측 종합시스템 완성도

구축 1단계인 온라인 수요예측 공용 데이터베이스 구축에서는 서버 하드웨어 구축, 데이터베이스 설계를 통해 온라인 데이터베이스 환경을 구축한다. 또한 전력수요 및 기상 데이터의 실시간 자동 구축이 가능한 소프트웨어를 개발하여 전력수요와 기상 정보 및 AMR 데이터가 자동으로 데이터베이스에 축적되도록 한다. 구축 2단계인 수요-기상정보데이터 분석 시스템 구축에서는 수요분석 소프트웨어를 개발하고, 부하 및 기상 데이터의 과거 실적 데이터를 구축하여 3단계의 전력수요예측 소프트웨어 온라인 연계를 준비한다. 3단계인

수요예측 소프트웨어의 온라인 연계에서는 기존 KSLF와 KMLF를 클라이언트-서버 환경에서 데이터베이스 접속이 가능한 구조로 변경하고, 실시간 수요예측 소프트웨어 KRLF를 개발하여 온라인 환경을 바탕으로 한 실시간 수요예측이 원활하게 이루어지도록 한다. 또한 1단계에서 구축한 하드웨어의 성능을 보장하기 위하여 이중화 및 고도화를 진행함으로써 시스템의 안정성을 높인다. 단계별 시스템 구축 내용을 요약하면 다음 표와 같다.

<표 3-2-30> 단계별 온라인 수요예측 시스템 구축 방안

단계	Hardware	Software				
	DB Server	DB	KRLF	KSLF	KMLF	LOWAS
1단계	서버 HW 구축	부하 및 기상 실시간 데이터 자동 구축	×	Off-Line 동작	Off-Line 동작	×
2단계	-	부하, 기상 및 기타 과거 데이터 구축	-	-	-	수요분석 SW 개발
3단계	이중화 및 고도화		KRLF SW 개발	On-Line 연계 기능 개발	On-Line 연계 기능 개발	×

제 4 장 결론

제 1 절 실시간 수요예측 기법

본 연구에서 제안한 칼만필터 알고리즘을 적용한 전력수요예측 기법을 초단기 전력수요예측에 적용할 경우 15분 단위 실시간 수요예측의 정확성을 향상시켜 실시간 전력계통 운영을 보다 체계화 할 것으로 기대된다. 칼만필터 알고리즘은 잡음이 포함되어 있는 선형 시스템의 확률적인 모델과 예측대상으로부터 취득할 수 있는 측정값을 이용하여 대상 시스템의 상태변수를 찾아내는 최적 추정기법으로 실제 상태값과 추정된 상태값의 오차 공분산을 최소화하는 알고리즘이다. 칼만필터 알고리즘은 선형시스템에서의 매우 강력한 노이즈 필터 기능을 기본으로 데이터의 실시간 처리가 편리하며, 실시간 예측시스템에서 예측의 정확도가 높은 장점이 있다. 칼만필터 알고리즘을 적용하기 위해서는 대상 시스템을 정확하게 모델링하는 것이 가장 중요하며, 본 연구에서는 시간 영역에서 상태변수 모델과 측정 모델을 구성하여 전력수요예측 시스템을 설계하였다. 특히, 다양한 전력수요의 측정방정식을 구성하고 사례연구를 통해 보다 정확한 측정 모델 설계하였으며, 측정방정식 구성에 따른 입력데이터 선정 방안에 대해 세부적으로 분석하였다. 또한 전력수요예측 정확도를 향상시키기 위하여 상태변수의 추정을 위한 알고리즘내의 최적 반복계산 횟수를 분석하였으며, 알고리즘 내의 잡음 특성을 정확하게 반영하기 위해서 실험을 통하여 최적의 오차공분산 행렬 Q , R 을 선정하였다.

칼만필터 알고리즘을 적용한 초단기 전력수요예측 기법은 15분 단위의 실제 전력수요를 사용해 예측시점으로부터의 향후 24시간 전력수요를 예측한다. 예측의 정확성을 확인하기 위해서 그 결과를 현재 단기 전력수요예측에 현장에서 사용되고 있는 KSLF의 기운을 반영한 지수평활법을 적용한 전력수요예측 결과와 비교하였다. 비교 분석 결과 제안 알고리즘이 전반적으로 예측 정확도가 우수함을 확인할 수 있었다. 또한 실시간 계통 운영과 전력수급 안정, 발전기 기동정지계획 및 양수 발전기의 경제적 운영계획을 위해서 필요한 향후 8

시간의 전력수요예측 결과도 지수평활법을 적용한 전력수요예측 결과와 비교하여 제안 알고리즘의 우수함을 확인하였다.

또한 칼만필터 알고리즘을 적용한 프로토타입을 MATLAB을 이용하여 개발하고 2013년에 대해 수요예측을 수행하여 그 결과를 KSLF의 수요예측 결과와 비교하였다. 칼만필터 알고리즘의 초기값을 최적의 값이 아닌 $P=5$, $Q=0.005$, $R=0.05$ 로 고정하고 수행했음에도 불구하고 제안한 알고리즘이 월요일 24시간 예측의 경우를 제외하고 모든 경우에 있어서 KSLF의 오차율보다 월등히 개선된 오차율을 나타내고 있음을 확인하였다. 2013년 평일(화-금)의 경우 예측시점부터 12시간 이후 시점까지의 오차율 평균이 1% 미만으로 나타나 우수한 예측 성능을 나타내었다.

제 2 절 온라인 수요예측 방안

일일 전력수요예측에 사용 중인 KSLF와 주월간 전력수요예측에 사용 중인 KMLF는 개인용 데이터베이스를 기반으로 동작하고 있다. 개인용 데이터베이스는 손쉬운 사용법으로 사용자 편의성은 뛰어나지만 개인의 파일 단위로 데이터가 관리되므로 데이터 소실, 중복, 불일치, 보안 등 심각한 문제 발생의 소지가 많다. 따라서 개별 업무의 입력 자료가 동일한 체계에서 일관되게 제공되도록 전산 시스템과 소프트웨어 인프라를 개선할 필요가 있다. 이와 같은 문제는 선행연구[2]에서도 문제점을 지적한 바 있다. 특히, 현재 칼만필터를 사용한 롤링 가능한 15분 단위의 실시간 전력수요예측 모형에 대한 연구 결과를 추후 소프트웨어 패키지로 개발하여 운영하려면 실시간 롤링이 가능한 환경이 반드시 갖추어져야 한다. 실시간 롤링이 가능한 전력수요예측이 가능하게 하기 위해서는 예측 시점 이전 15분까지 모든 데이터의 취합과 입력이 완료되어야 하므로 온라인 전산시스템을 도입하여 실시간 자료 취득이 가능한 인프라 구축이 필수이다.

본 연구에서는 온라인 수요예측 종합시스템의 구성요소를 온라인 전력수요예측 지원 시스템, 전력수요예측시스템, 전력수요분석시스템, 수요예측 결과 배포 서비스의 4가지로 정의하고, 3단계의 구축 방안을 제시하였다. 구축 1단계에서는 온라인 수요예측 공용 데이터베이스를 구축하고 자동화된 데이터 취득 환경을 도입함으로써 전력수요, 기상 데이터 및 AMR 자료의 자동 구축이 가능하도록 한다. 이것은 전력수요 데이터에 실시간성을 부여하는 것이다. 2단계에서는 수요-기상실적분석 시스템을 구축하고 과거 기상 및 전력수요의 입력 데이터베이스를 구축하는 것이다. 2단계가 완료되는 시점부터는 다양한 전력수요, 기상정보, 전력-기상정보, 각종 민감도, 유사도 등의 연계분석이 가능해질 것이다. 구축 3단계에서는 기개발된 수요예측 소프트웨어를 클라이언트-서버 환경에 연계함으로써 개별 관리하던 개인용 데이터베이스에서 탈피하며, 칼만필터 알고리즘을 탑재한 실시간 수요예측 소프트웨어를 개발함으로써 온라인 환경을 기반으로 한 실시간 수요예측이 가능하게 될 것이다.

제 3 절 활용방안

칼만필터 알고리즘을 적용한 초단기 전력수요예측 기법의 개발은 기술적인 측면에서 예측 당일의 실시간 전력수요를 반영하여 전력수요예측을 수행함으로써 전력수요예측 오차를 최소화하며, 이에 따라 발전기 운영의 경제성 제고 및 전력계통 운영의 안정성 제고가 가능하다. 또한 시간대별 수요예측 정확도 향상으로 인하여 안정적인 전력계통 운영에 기여할 수 있으며, 실시간 전력수급 대책 수립 및 이행을 위한 의사결정에 활용될 수 있다. 정책적인 측면에서 최신 예측기법 도입을 통해 대외적으로 수요예측에 대한 신뢰도를 향상시킬 수 있으며, 예측 신뢰도 제고에 따른 운영 예비력의 합리성을 개선하고, 저탄소 녹색성장 및 기후변화 대응이 가능할 것으로 기대된다. 최종적으로 칼만필터 알고리즘을 적용한 초단기 전력수요예측 기법의 개발은 실시간 전력수요예측의 정확성을 향상시킬 것으로 기대되며, 이에 따라 경제급전 및 발전기 기동정지계획 수립시 입력 데이터로 활용됨으로써 발전기 정지계획 및 양수 운영계획 수립하고, 수요관리 계획의 효율성 강화할 수 있으며, 효율적인 전력계통 운영 및 경제적인 발전 계획이 가능해짐으로써 경제적으로 발전원료 수입 절감, 예비력 확보 비용 절감, 전력계통 설비 유지보수 비용 절감 등이 가능할 것으로 기대된다.

이처럼 칼만필터 알고리즘은 실시간의 데이터를 처리하여 예측을 수행하는 알고리즘으로 초단기 실시간 전력수요예측에서 보다 정확한 예측이 가능하며, 본 연구를 통해 칼만필터 알고리즘을 기초로 하여 체계적인 예측결과를 제공함으로써 전력계통 운영을 위한 가이드라인을 제시한다. 또한 예측 기법의 개발을 통해 기술적, 사회·경제적, 정책적 측면에서 많은 이득 및 효과가 발생할 것으로 기대된다. 향후, 15분 단위의 전력수요예측 데이터베이스가 구축되고 최소 3년 이상의 데이터가 저장되는 등 온라인 수요예측 인프라가 구축된다면 이것을 기반으로 예측의 정확성을 높이기 위해서 전력수요예측에 알맞은 보다 정확한 시스템 모델의 개선이 가능할 것이다. 아울러, 예측구간에 따른 시스템의 오차 공분산 행렬 Q , R 의 최적 값의 선정에 관한 연구가 지속되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] 기상청 동네예보 홈페이지, <http://www.kma.go.kr/weather/forecast/timeseries.jsp>
- [2] 전력거래소, “전력과 기상 특성 분석을 통한 차기 전력수요예측 시스템 개발전략 수립에 관한 연구”, 2014. 3.
- [3] 전력거래소, “조업률 및 8대도시 온도반영 기능을 탑재한 단기전력 수요 예측 프로그램 개발”, 2012. 11.
- [4] Richard L. Burden, J. Douglas Faires, “Numerical Analysis, 4th Edition”, PWS-KENT, 1993.
- [5] Steven C. Charpra, “Applied Numerical Methods with MATLAB for Engineers and Scientists 3rd Edition”, McGraw-Hill.
- [6] 전력거래소, “전문가 기법을 이용한 주·월간 전력수요예측 기법 및 적용방안에 관한 연구”, 2014. 9.
- [7] 전력거래소, “단기 전력수요 예측 기법 및 적용방안에 관한 연구”, 2011. 11.
- [8] 박은태, “경제학 사전”, 경연사, 2010. 11.
- [9] 송경빈, “부하변동율을 이용한 선거일의 24시간 수요예측”, 대한전기학회 논문지, 제59권, 6호, pp.1041-1045, 2010. 6.
- [10] Bhavana Keshavamurthy, “PJM Overview”, PJM, 2014.
- [11] PJM, “PJM New Short Term Load Forecast System”, 2014.
- [12] PJM, “Forecasting at PJM”, 2014. 7.
- [13] 김탁곤, “모델링 시뮬레이션 공학”, 한국정보과학회 정보과학회지, Vol. 25, No. 11, pp.5-15, 2007. 11.
- [14] 김성필, “칼만필터의 이해”, 도서출판 아진, 2010. 9.
- [15] Greg Welch, Gary Bishop, “An Introduction to the Kalman Filter”, Department of Computer Science University of North Carolina, July 2006.
- [16] 권용훈, “최대 수요 전력 예측 방법에 대한 연구”, 금오공과대학교 대학

원 석사학위 논문, 2012. 6.

- [17] H.M. Al-Hamadi, S.A. Soliman, "Short-term electric load forecasting based on Kalman filtering algorithm with moving window weather and load model", February 2003.
- [18] Park J.H, Park Y.M, Lee K.Y, "Composite modeling for adaptive short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, No. 2, May 1991.
- [19] LS산전, 한전KDN, 한국전기연구원, "최적발전계획 및 전력계통해석 기능을 적용한 실시간 통합 전력에너지 운영(EMS) 기술", 전력신기술, 제 86호, 2011. 6.

부 록

1. 이 연구보고서는 한국전력거래소에서 시행한 연구보고서입니다.
2. 이 보고서 내용을 대외적으로 발표 하거나 활용, 인용 및 복사하고자 할 때는 한국 전력거래소의 사전 승인을 받아야 합니다.