

훼손으로 직결되지 않도록 적절한 목표수준의 설정을 위한 방안을 강구중에 있다. 현재 지식경제부에서는 산업·발전분야 온실가스 감축 마스터플랜을 수립하고 있으며 우리나라의 산업정책, 에너지 믹스 및 수요관리정책, 온실가스 감축기술 개발 등을 고려하여 업종별로 감내 가능한 목표수준을 도출할 계획이다. 이러한 감축마스터 플랜이 수립되면, 이를 바탕으로 관리업체에 대한 목표수준을 결정할 계획이다.

5) 목표관리제 시행에 따른 중소기업 지원방안 마련

정부에서는 온실가스·에너지 목표관리제 시행에 따라 상대적으로 부담이 크게 작용하는 중소기업의 원활한 제도 참여를 지원하기 위해 중소기업 지원방안을 다각적으로 검토, 수립하여 지원할 계획이다.

6) 에너지 진단제도의 효율성 제고

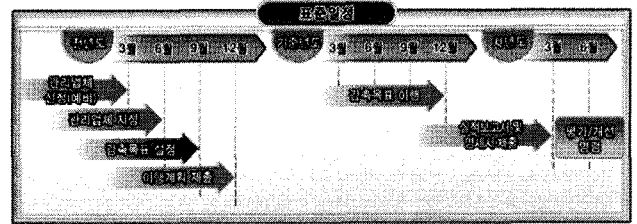
중소기업의 전담인력 및 기술력의 보완을 위하여 온라인 진단 및 최적의 문제해결 방안을 제공하는 자가진단시스템을 구축할 예정이다.

■ 시사점 및 제언

온실가스·에너지 목표관리제의 본격 운영을 위한 통합지침이 올해 3월 16일에 고시되었다. 관리업체로 지정된 업체는 올해 5월말까지 2007년부터 2010년까지의 온실가스 배출량 및 에너지 소비량에 대한 명세서를 검증기관의 검증을 거쳐 부문별 관장기관에게 제출하여야 한

다. 따라서 관리업체의 시급한 현안은 명세서의 제출이라고 볼 수 있다. 관리업체에서는 명세서 작성과 관련한 전담조직의 설치, 관련 직원의 전문성 향상 등 일련의 목표관리제 대응작업에 우선적으로 나서야 할 것이다.

<그림 3> 온실가스·에너지 목표관리제 추진일정



자료 : 환경부, 온실가스·에너지 목표관리제 제1차 공청회 발표자료, 2010

온실가스·에너지 목표관리제의 목표설정은 올해 9월까지 수행될 예정이다. 내년 6월말까지 관리업체가 갱신, 지정되며 9월말에 관리업체에 대한 목표가 다시 설정된다. 관리업체에서는 설정된 목표의 이행계획을 올해 12월말까지 제출하여야 하며, 2012년부터 동 이행계획에 따라 온실가스 감축 및 에너지 절감 활동에 착수하여야 한다.

우리나라도 선진국과 같이 온실가스 감축이라는 시대적 명제에 동참하게 되었다. 온실가스 감축이 기업의 입장에서 위기가 아닌 기회가 되도록, 즉 온실가스 감축문제가 산업의 최대외부제약요인이 되지 않도록 정부와 기업이 머리를 맞대고 노력해야 할 때이다.

공정패턴인식기술을 이용한 발전소 건강지수 감시시스템 (Plant Health Index Monitoring System Using Process Pattern Recognition)



BNF테크놀로지(주)
제어사업팀장/부장
김수영
Tel : (042)939-9117

Background :

발전 사업소 별 가격 경쟁 및 Smart Grid 등의 도입과 연계된 효율 향상의 이슈 때문에 발전소 설계 및 운영 등 모든 측면에서 이익 창출을 극대화할 수 있는 방안이 검토되고 있다. 이러한 방안의 하나로, 조기감지 기능을 바탕으로 한 예측정비(Predictive Maintenance) 솔루션은 소모적이고 불필요한 정비 활동을 줄임으로써 비용 절감을 할 수 있고, 발전설비의

신뢰도 저하에 대한 조기 감지를 통해 안전성과 성능 향상에 크게 기여하고 있다. 세계적으로 다양한 예측정 비기법을 활용하고 있으나 단위 기기 수준에 그치고 있으며, 전체적인 시스템의 성능 또는 효율 감시, 진단과 관련한 방법론 및 지원도구 개발에 대한 인식이 부족한 실정이다. 본 시스템은 최신의 기술 및 현장의 요구사항과 노하우를 병합하기 위하여 한국 남동 발전과 경희대학교와 공동으로 개발되었다. 주된 내용은 통계적 학습 방법을 이용하여 발전 시스템을 모델링하고, 이를 공정의 이상유무를 판단하는 패턴인식과 기능성공수목 기법 (Functional Success Tree)을 접목하여, 궁극적으로 발전소의 종합적인 상태에 대한 건강지수를 사용자에게 제공하는 방법론 및 시스템에 관한 것이다.

Contents :

• 공정불확실도(Process Uncertainty)의 정의

본 논문에서는 공정불확실도를 정의하고, 이를 감시하는 통계적 모델을 구성하며, 공정불확실도는 뒤에서 설명할 건강지수와 접목되어 발전설비의 전체적인 이상유무를 확인한다. 공정불확실도는 설비가 예상되는 거동을 보이는지의 여부를 나타내는 지표이다. 그림 1에서와 같이 어떤 신호의 공정불확실도가 좁은 것은 타당한 원인에 의해 변동하고 있음을 의미하며, 넓은 것은 발전설비가 예상되는 거동을 보이지 않는다는 뜻이며, 이는 공정상의 성능 저하 또는 신호 측정에 문제가 있음을 의미한다.

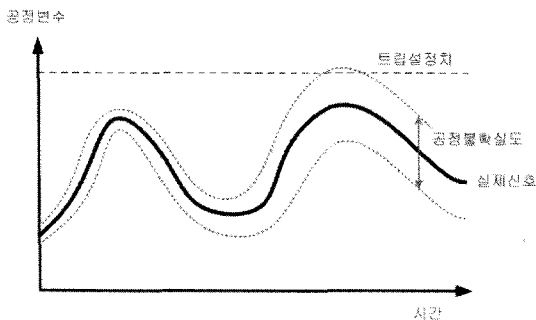


그림 1. 공정불확실도의 정의

즉 트립설정치는 발전설비가 반드시 유지해야 할 운전 조건을 의미한다면, 공정불확실도는 반드시 유지해야 할 운전 조건은 아니지만, 정상은 아니라는 것을 사용자에게 알려 준다. 따라서 공정불확실도를 감시하게 되면 발전설비가 트립설정치 이하에서 정상적으로 운전되는 경우에도 문제가 되는 부분을 꾸준히 점검할 수 있으며, 궁극적으로 예측정비를 지원하게 된다.

● 비모수적 회귀분석(Nonparametric Regression Model)

어떤 데이터를 이용하여 시스템을 모델링 하는 방법은 모수 회귀모형과 비모수 회귀모형으로 가능하다. 본 연구에서 다루고 있는 방법론은 회귀함수에 대한 형태를 미리 설정하지 않고 단지 함수는 어떤 요건을 만족시키는 함수군에 속한다고 가정하는 것이 비모수 회귀모형을 채택하였다. 그러한 조건을 만족하는 함수를 커널(Kernel)이라고 하기 때문에 비모수 회귀분석을 개괄적으로 통칭하여 커널 회귀 분석(Kernel Regression)이라고도 한다.

커널회귀분석의 원리는 모델링 과정에서 자료의 분포를 가정하지 않고, 현재 시스템에 설치된 모든 계측기로부터 얻어진 신호를 데이터베이스에 모아 놓는 것으로 대신한다. 그리고 새로운 자료가 들어오게 되면 기존의 자료와 비교하여 가장 비슷한 '패턴(Pattern)'을 찾거나, 가장 비슷한 '패턴들(Patterns)'을 평균하여 이로부터 도출된 값으로 시뮬레이션을 대신한다. 이 방법은 방대한 양의 데이터베이스를 가지고 있어야 하는 단점이 있지만, 신호를 상관식(선형이든 비선형이든)으로 바꾸는 과정에서 발생할 수 있는 불확실성은 제거한다는 장점이 있다. 따라서 소극적 학습기라고도 언급된다.

$f \hat{f} y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)'$ 커널 회귀분석은 회귀함수의 추정치 \hat{f} 의 선형결합으로 표현된다는 전제하에서 출발한다. 즉,

$$\hat{f}(x) = \sum w_i Y_i \quad (3.3-12)$$

w_i 으로 추정하고 싶은데, 가중치를 어떻게 정해주느냐가 커널 추정법의 핵심적이 면이다. 다시 말해서 커널(kernel)이란 가중치로 이해하면 된다. 이러한 커널의 대표적인 함수로는 표준정규분포를 사용하는 경우가 많다.

$$\hat{f}_\lambda(x) = \frac{1}{n\lambda} \sum_{j=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-X_j)^2}{2\lambda^2}\right] Y_j \quad (3.3-16)$$

여기에서 λ 가 λ 에 가까이 있으면 가 큰 값을 가지고 가에서 멀어질수록 는 작은값을 가진다. 즉, 근처의 관측치에 대해서는 큰 가중치를 부여하고, 가에서 멀리 떨어져 있는 관측치에 대해서는 작은 가중치를 부여한다. 또한, 같은 λ 에 대해서 λ 의 값이 커지면 가 작아지고, λ 의 값이 작아지면 λ 의 값은 커진다. 즉, λ 의 값이 커지면 는 매끄러운 곡선이 되고, λ 의 값이 작아지면 들쭉날쭉한 추정치가 된다.

● N-Fold 커널폭 탐색방법

커널회귀분석의 경우, 모델의 성능을 측정하기 위하여 학습용 데이터 세트로부터 계산된 정확도 또는 오류율을 사용하는데, 본 개발에서는 N-Fold 교차검증 방법을 수정하여 최적의 커널폭을 결정하는 방법을 제시하였다.

보통 통계적 학습방법의 성능을 검증하기 위하여 사용되는 예비 기법(holdout method)에서는 원래의 데이터들이 각각 훈련 집합(training set)과 시험 집합(test set)으로 부르는 두개의 서로 겹치지 않는 집합으로 나누어진다. 그 다음, 모델의 개발은 훈련 집합으로부터 유도되고, 그 성능은 시험 집합 상에서 평가되는데, 이 예비 기법은 몇 가지 문제점이 있는 것으로 알려져 있다. 이에 대한 대안으로서 교차 검증 방법이 있다. 이 방식에서는 각 자료들이 훈련을 위해서는 같은 횟수가 사용되며 시험을 위해서는 정확히 한 번만 사용된다. 이 방법론을 도식화 한 것이 그림 2이다. 다중 교차 검증(k-fold cross-validation) 방법을 통하여 데이터를 k개의 동일 크기 구획으로 분할함으로써 이 방법이 적용된다. 각 수행마다 구획들 중 하나가 시험용으로 선택되고 나머지는 훈련용으로 사용된다. 이러한 절차는 각 구획의 시험용으로 정확히 한번만 사용되도록 k번 반복된다. 총 오류는 k번의 모든 수행에 대한 오류들을 합해서 얻어진다. 본 연구에서는 오차함수의 계산을 커널회귀분석에 적용 가능하도록 수정하였으며, 커널폭을 계산하는데 있어 사용되는 오차함수는 다음과 같이 정의되었다.

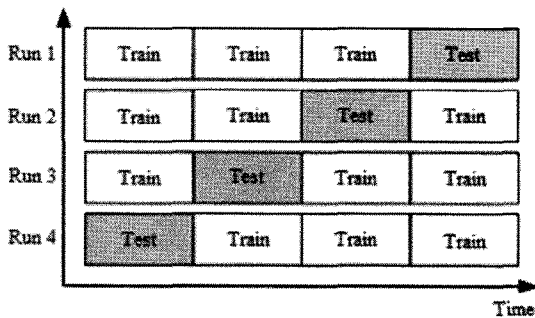


그림 2. 다중 교차 검증(k-fold cross-validation) 방법

● 단계적(Stepwise) 그룹핑

일반적으로 통계적 학습방법을 사용하는데 있어, 적용되는 발전 시스템의 변수는 수천 개에 이를 정도로 방대하기 때문에 모든 데이터를 학습 모델에 사용하는 것은 정확성 측면이나 컴퓨터의 처리 용량을 고려했을 때에도 올바른 접근 방법은 아니다. 따라서 그룹핑은 사용자가 필요한 주요 몇 가지 변수를 포함하는 그룹을 구성하고, 이 변수와 가장 상관관계가 높은 변수들을 포함시켜, 변

수의 공정불확실도를 예측하는 정확성을 높이며, 잡음이 섞이지 않도록 하는 과정이다. 그룹핑을 수행하면, 유용하지 않은 정보를 포함하고 있는 신호를 학습용 데이터에서 제외시킬 수 있으며, 특정 설비를 감시하는데 있어 필요한 신호의 개수를 적절한 수준으로 감소시킬 수 있다.

일반적으로 통계적 학습 방법에서 그룹핑의 기준으로 사용하는 방정식의 상관계수(Correlation Coefficient)는 학습용 데이터를 구성하는 모든 변수 쌍에 대해 분석이 되고, 이 값이 설정치 이상이 되면 학습용 데이터로 간주하고, 그렇지 않으면 학습용 데이터에서 탈락시킨다.

$$\rho_{XY} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{X_i - \mu_X}{\sigma_X} \right) \left(\frac{Y_i - \mu_Y}{\sigma_Y} \right)$$

ρ_{XY} : 변수 X와 Y 사이의 상관계수

X_i : 학습용 데이터의 샘플링 구간 기준으로 i번째 값

Y_i : 학습용 데이터의 샘플링 구간 기준으로 i번째 값, 단 X와 다른 변수

μ_X : 변수 X에 대한 평균

μ_Y : 변수 Y에 대한 평균

σ_X : 변수 X에 대한 표준편차

σ_Y : 변수 Y에 대한 표준편차

N : 학습용 데이터의 샘플링 구간 내에 데이터 수집 간격의 횟수

그러나 이와 같이 상관계수에만 의존하는 그룹핑은 중요한 문제점이 있다. 즉, 물리적으로는 연관관계가 있어야 할 변수끼리의 상관계수가 매우 낮아 같은 그룹으로 속하지 않을 가능성이 많다는 것이다. 상관계수는 두 변수의 선형관계를 나타낸다. 그런데 어떤 두 변수의 선형성은 샘플링 되는 학습용 데이터의 기간에 따라 달리 분석될 수 있다. 예컨대 설비의 공정 변화에 비하여 훨씬 천천히 변화하는 변수들, 예컨대 외기조건, 해수 또는 강수조건, 연료 조건과 같이 발전설비의 전체적인 성능에 영향을 끼치지 않지만 변화가 느려서 상관계수에 충분히 반영이 되지 않는 것들이다. 이러한 변수들을 전체 시스템의 독립변수로 간주할 수 있다. 즉 시스템의 변동은 이러한 변수에 영향을 끼치지 않지만, 이러한 변수들은 시스템의 변동에 영향을 준다. 그룹핑을 보다 정밀하게 구성하기 위하여 다음과 같은 단계적 변수 선정 방법을 제안하였다.

- ① 우선 상관계수를 이용하여 사용자가 지정한 임의의 값, 예컨대 0.8 이상인 값을 나타낸 변수끼리는 같은 그룹으로 간주한다.
- ② ①에서 구성된 그룹의 변수를 대상으로, 4중 검증

방법을 이용하여 평활 모수를 계산한다. 이 때 계산된 잔차의 제곱합(Square Sum of Residuals; SSR)을 SSR1이라고 정의한다.

- ③ 같은 그룹 내의 변수가 아닌 다른 모든 변수의 조합을 (1)에서 구성된 그룹에 포함시켜 4중 검증 방법을 이용하여 평활 모수를 계산하면서 SSR을 계산한다. 조합의 순서에 따라 1번째 조합의 잔차의 제곱합을 SSRi로 정의한다.
- ④ 그룹에 속하는 변수의 개수가 늘어갈 수록 SSR은 작아지게 된다. 그러나 너무 많은 변수를 같은 그룹에 포함시키는 것은 또 다른 문제가 생길 수 있으므로, SSRi이 미비하게 줄어드는 시점에서 그룹핑을 종료하도록 한다.

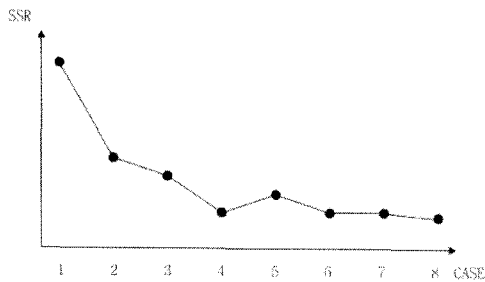


그림 3. 단계적 변수 선정 예시

● 학습용 데이터의 압축 방법

실제로 수집되는 학습용 데이터의 분량은 최신의 컴퓨터로도 분석하기 힘들 정도로 많은 경우가 대부분이다. 이런 경우에는 그룹핑 및 실행모드에서 원하는 시간적 성능이 달성되지 못할 수가 있다.

본 개발에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 신호의 분산을 격자크기의 기준으로 삼고, 해당 격자 내의 데이터의 개수를 줄이는 방법을 다음과 같이 제시하였다. 특정 변수가 갖는 값의 분산을 계산하여, 이를 기준 격자 크기로 설정한다. 기준 격자 크기는 사용자가 크게 또는 작게 설정할 수 있도록 한다. 격자를 각 변수별로 설정하고, 실제 데이터를 각 격자 안에 타점하도록 한다. 그림 4에서는 변수가 두 개 있는 경우에 대한 설명을 하고 있다. 왼쪽의 데이터는 압축전을 보여주고 있으며, 가로축과 세로축에 그려진 격자는 가로축에 해당되는 변수와 세로축에 해당되는 변수의 분산의 크기로 결정되었다. 다음으로는 각 격자에 포함된 데이터의 개수를 줄이기 위해서 사용자가 입력하는 일정한 비율을 이용하여, 이 비율에 따라 모든 격자 내의 데이터의 개수를 줄이도록 한다. 만일 이 비율에 따라 데이터가 줄어들 경우 1개도 남지 않는 경우에는 최소한 1개는 남길 수 있도록 한다. 그림 4의 오른쪽은 압축 후에 제거되고 남은

데이터의 모습이다. 특히 이 방법은 커널회귀분석에서 신호를 예측할 때 데이터의 분포도를 고려하여 갯수를 줄이기 때문에 거리 계산에 있어 중요한 데이터를 잃지 않고, 수량을 효과적으로 줄이는데 도움을 주게 된다.

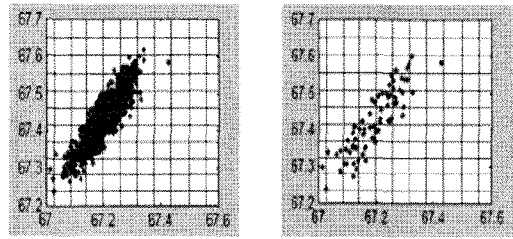


그림 4. 데이터 압축의 원리

● 건강지수의 개발

건강지수는 발전소를 구성하는 각 기기의 기능을 중심으로 성공수목을 기반으로, 최하부에 위치한 노드의 공정불확실도를 이용하여 운전중인 설비의 예측값의 대역과 실제값의 차이를 연산하여 성공수목에 적용한 결과를 의미한다.

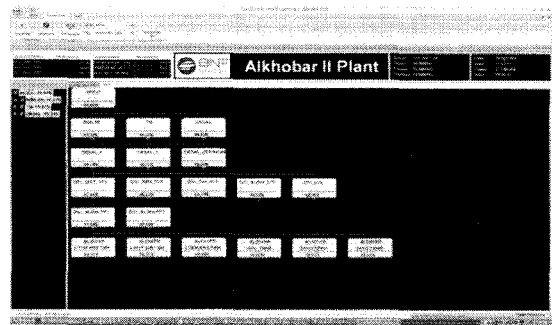


그림 5. 건강지수 분석용 성공수목의 모습

n 방법론 구성 (Theory of Operation)

본 시스템에서의 공정불확실도는 통계적 학습방법(Statistical Learning)에 기반하여 분석된다. 통계적 학습방법은 일반 산업현장에는 생소하지만 최근에 나오고 있는 인공지능 등의 방법론보다 오히려 훨씬 고전적인 방법이라고 할 수 있다. 통계적 학습방법은 오랜 시간 동안 축적된 자료를 이용하여 학습이라는 단계를 거쳐 시스템의 모델이 결정된다는 점에서 인공지능 등의 기존 방법과 유사한 측면이 있지만, 자료의 분포무관통계(Non-Parametric Statistics)특성과 소극적학습기(Lazy Learner)를 이용한다는 점에서 차별화된다. 이 때문에 다양한 시스템에 적용이 가능하고, 구축이 용이하며, 운전이력을 쉽게 모델링 할 수 있다는 장점이 있다.

통계적 학습방법을 활용한 공정패턴인식기술을 구현하는 것은 크게 '학습모드'와 '실행모드'로 나뉜다. 학습모드란 수집된 운전 자료와 통계적 학습방법을 이용하여 실행모드에서 사용할 모델을 개발하는 단계를 의미하며, (1)

장기간 데이터취득, (2) 필터링, 신호압축, 그룹핑 등의 전처리, (3) 학습 등으로 구성된다. 실행모드란 학습모드에서 개발된 모델과 주기적으로 입력되는 운전 데이터를 이용하여 건강대역에 대한 감시를 수행하는 것으로서, (1) 실시간 데이터 취득, (2) 모델로부터 예측값 산출, (3) 편차계산, (4) 공정불확실도 결정, (5) 성공수목 적용에 의한 발전소 건강지수 계산 등으로 구성된다. 본 시스템은 실제 적용성을 높이기 위해 개선된 아이디어를 다수 제안하였다.

n 운전지원시스템개발(Server + Client)

제안된 통계적 학습방법을 활용한 공정패턴인식기술을 이용하여 화력발전소 보일러 및 터빈 건강지수 감시시스템이 개발되었다. 한국남동발전 영흥화력본부 및 사우디아라비아 SWCC AK2Unit1에 설치되었으며, 운전자료는 PHI 시스템(Server)을 통해 수집되고 계산되어지며, Client 프로그램은 Web으로 연결되어진 시스템에서 자유롭게 설치 가능하다. 그림 6,7은 현장에 설치된 운전지원시스템에서의 원리와 초기 화면을 제공하고 있다.

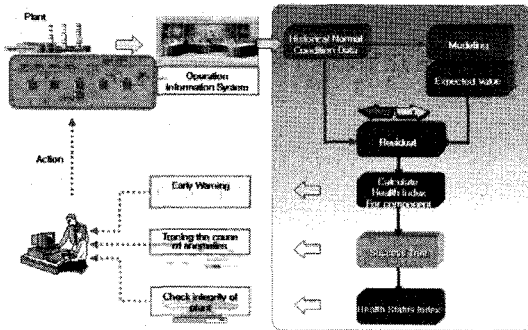


그림 6. Plant Health Index System 의 원리

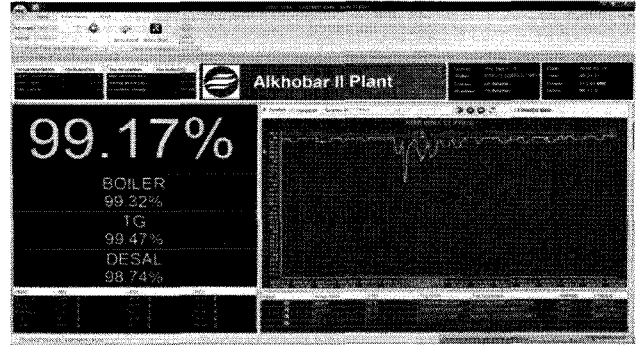


그림 7. Plant Health Index System 의 초기화면

Conclusion :

본 시스템은 기존의 다양한 발전소 감시방법이 가지고 있는 근본적인 문제점을 해결하고 감시의 효율성을 획기적으로 높이기 위한 방안의 하나로서 개발되었다. 기존의 감시 솔루션이 고장에 임박하거나 고장이 발생한 후에만 운전원에게 상황을 알렸던 것에 반하여, 이 방법은 정상적인 운전 상황에서도 공정 이상을 종합적으로 판단하여 운전원에게 알려줌으로써, 발전소 정지에 대한 대비책을 세우거나 정비 스케줄, 재고 관리 등을 위한 계획을 마련할 수 있다는 측면에서는 매우 유용한 솔루션이 될 것이다. 본 시스템의 도입으로 (1) 공정상태를 지속적으로 감시함으로써 정지손실비용 혹은 보수비용 절감, (2) 고장 횟수 감소로 설비 신뢰도 향상 및 안정적 전력 공급, 그리고 (3) 발전설비 이외의 다른 산업 시설에 대하여 예측정비 기법의 확장 적용이 가능할 것으로 기대한다.

회원사 동정
(The State of Major Affairs in Membership Companies)

1. 회원가입을 축하합니다.

BNF테크놀로지(주)가 3월 2일, 사이스여수열병합발전(유) 3월 15일, (주)원프랜트가 4월 29일 특별회원으로 가입하였음.(29p 표참조)

2. STX에너지(주), 국내 최초 대규모 민자 기저 화력발전소 건설

STX에너지(주)는 지난 3월 6일 서울 STX남산타워에서 한국동서발전(주)와 민간업체로는 최초로 대규모