

대규모 Dynamic 전력계통의 고장진단 Expert System 에 관한연구

○

허 성광

정 학영

한전기술연구원 수석연구원 한전기술연구원 선임연구원

The Study on the Fault Diagnosis Expert System of Dynamic System - A Servey -

Sung Kwang, Hur

Hak Yeong, Jung

KEPCO, Research Center

KEPCO, Research Center

Abstract

As the power facilities grow up, the optimal operation and the best maintenance of power plant can not be overestimated too much, which can enhance the plant availability and reliability much further.

In this respect, fault diagnosis methodologies of dynamic system which is time-varying and strongly non-linear have been studied.

One of them is to use algorithm which is based on time-invariant, linear system, but this is not so nice a method for applying to power plant.

Therefore, the study on other techniques using Artificial Intelligence (AI) is under way.

In this paper, the existing ways of fault detection are surveyed and their problems are also discussed.

1. 서 론

전력계통(발전, 송전, 변전, 배전) 설비가 복잡해지고 고도화됨에 따라 이들 설비의 최적운전과 값싼 고급전력 즉 신뢰성이 높은 전압, 주파수의 안정공급 등의 수요에 부응하기 위하여 컴퓨터의 지원을 받은 운전체계(CAOSS, Computer Aided Operation

Supporting System) 이용등의 두뇌 집약적인 첨단기술이 점차로 실제 전력산업에 적용하기에 이르렀다.

더욱이 전력계통운용에 종사하는 운전원이나 보수원에게 주어진 환경은

- ① 국내경제의 고도성장에 대비한 확장위주에서 기존설비의 수명연장을 통한 합리적 운용을 해야하고 시스템의 대규모화·고도화에 수반해서 운용기술자가 필요로하는 양적·질적 지식량이 증대해 가고 있으며,
- ② 발전소의 노후화 현상(특히 수력, 화력발전소)이 두드러져 발전소 이용율향상을 위해 발전소의 잦은 상태 및 고장진단이 필요하게 되었고,
- ③ 계통운영 전문가들의 정년퇴임, 이동으로 인한 짧은 시간내에 전문업무계승이 힘들고 운전원, 보수원의 복잡한 시스템에 대한 문제 기피의식의 심화 등으로 이전에 발생한 유사사고의 재발 가능성이 높고 사고발생시 원인규명 및 대책마련이 곤란하다.

특히, 대규모 시스템의 이상(사고) 발생시 쏟아지는 방대한 정보에 대한 운전·보수원의 인간실수로 인해 사고를 더욱 악화시키게 되어 미국의 TMI 사고와 같은 심각한 상태에 까지 이르게 된다.

이와같이 어느 특정 계통의 상태 및 고장진단 뿐만 아니라 Subsystem 이 서로 연결된 복잡한 시스템의 사고

초기 진단, 사고진행등에 대한 많은 연구가 수행되고 있다.

여기서는 2장에 고장진단기법의 종류별 현황을 알아보고 3장에 이에대한 해결방안을 모색해 본다.

2. 고장진단 기법

2. 1. Expert System

전력산업과 같이 많은 산업시스템이 대형화 내지 더욱 복잡화됨에 따라 인간의 인식·사고능력은 빠른 속도로 보급되는 방대한 정보량, 기억량의 한계, 추론 속도의 한계, 단순반복추론에 기인한 추론능력의 저하 등으로 그 한계점에 도달했으며 이들 한계의 극복없이 는 보다 신뢰성 높은 복잡한 시스템으로의 전진은 계속될 수 없게 되었다.

결국 기계를 인간과 같이 지능을 필로로 하는 일을 수행할 수 있는 AI 시스템의 대두를 가능케 하였으며 이 AI 연구의 한 응용분야인 Expert System (이하 ES) 은 특정분야 (예: 전력설비) 의 전문지식 및 노-하우를 지식 베이스로 하고 특정의 추론기구를 사용하여 그들의 지식을 조작하여 그 분야의 문제를 풀거나 일반 이용자들의 자문을 행하거나 운용, 보수, 계획 및 교육등을 행하는데 중점이 주어져 있으며 ES를 적용함에 있어서 기대할 수 있는 이점을 간략히 다음과 같이 열거 할수있다. 즉,

- 가) 초심자라도 전문가의 경험, 지식 및 각종자료의 원조를 받아 전문가와 다름없는 플랫폼 운영 및 상태 고장진단을 할 수 있고
- 나) 어떤 상황에서라도 적절한 감시, 정보, 판단을 제공하며
- 다) 애매한 전문적 지식의 명백한 표현이 가능하게 되어 의사결정의 효율을 높일 수 있고
- 라) 전문지식의 획득, 복제 및 분배가 용이해진다.

2. 2. 상태·고장진단 전문가 시스템

운용, 보수, 계획 및 교육등 많은 분야에서 시스템의 적용연구가 시도되고 있고 일부 실용화 단계에 와있는 것도 있다. 그중에서도 특히 시스템 고장진

단이나, 상태진단 분야에 있어서는 실제 원자력발전소에 적용되고 (1) 있어 앞으로도 이분야의 실용화 연구가 크게 기대된다.

2. 2. 1. 고장진단 Algorithm을 이용한 시스템 고장진단기법

어느 Process의 표준상태 방정식을 나타내면 다음과 같이 주어진다.

Process Dynamics

$$X(k+1) = \Phi(k) X(k) + B(k)U(k) + B1(k) W(k) \dots(1)$$

Sensor 방정식

$$Z(k) = H(k) X(k) + J(k) U(k) + V(k) \dots\dots\dots(2)$$

여기서 W 와 V 는 (3) 식의 Covariance 을 갖는 Zero-mean Independent White Saussion Seqences 이다.

$$E [W(k) W(j)] = Q \delta_{kj}, E [V(k) V(j)] = R \delta_{kj} \dots(3)$$

$$\delta_{kj} = \begin{cases} 1, & k = j \\ 0, & k \neq j \end{cases} \dots\dots\dots(4)$$

그리고 시스템 고장이 없는 상태에서 최적 상태변수 추정은 아래식들을 이용, 구할수 있다. 즉,

$$\hat{X}(k+1 | k) = \Phi(k) \hat{X}(k | k) + B(k) U(k) \dots\dots(5)$$

$$\hat{X}(k | k) = \hat{X}(k | k-1) + K(k) r(k) \dots\dots(6)$$

$$r(k) = Z(k) - H(k) \hat{X}(k | k-1) - J(k) U(k) \dots\dots(7)$$

여기서 r 는 Zero-mean, Gaussian Innovation Process이고 이득 K 는 다음식에서 구할수 있다.

$$P(k+1 | k) = \Phi(k) P(k | k) \Phi^T(k) + B1(k) Q B1^T(k) \dots\dots(8)$$

$$V(k) = H(k) P(k | k-1) H^T(k) + R \dots\dots(9)$$

$$K(k) = P(k | k-1) H^T(k) V^{-1}(k) \dots\dots(10)$$

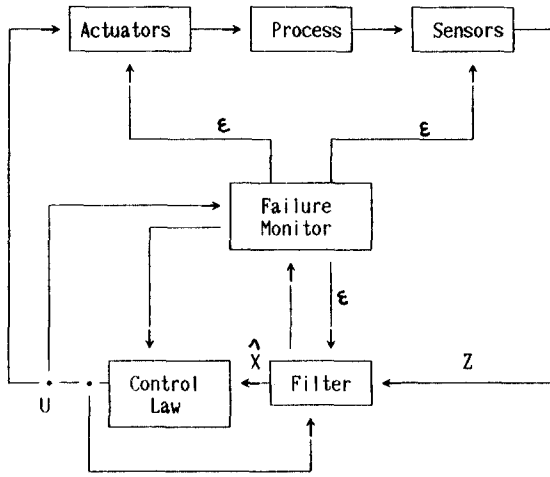
$$P(k | k) = P(k | k-1) - K(k) H(k) P(k | k-1) \dots\dots(11)$$

여기서 P(i | j)의 추정 Error Covariance이고 V(k)는 r(k)의 Covariance이다. 식 (8)-(11)을 “정상상태에서의 Filter” 라고 하며 보상제어를 고려하면 (12)식으로 주어진다. 즉,

$$U(k) = G(k) \hat{X}(k | k) \dots\dots\dots(12)$$

이와같이 시스템 Dynamics 을 이용한 고장진단 및

보상제어 Loop을 개략적으로 나타내면 그림 1과 같다.



- ϵ : 탐지된 고장정보신호
- \hat{X} : (최적) 상태변수 X 의 추정치
- U : 제어입력
- Z : Sensor 출력

그림 1. 고장진단 및 보상제어 Loop

시스템고장 (Actuator, Sensor 고장 및 Process Parameter의 급격한 변화등)이 없는 상태에서(Kalman) Filter에서 \hat{X} 를 발생시켜 Control Law인 (12)식을 이용하여 보상제어를 하게된다. (2,3)

만약 고장발생시 이런 급격한 변화(고장)는 시스템 동적모델 (System Dynamics)에 영향을 주게되고 이런 정보를 이용 그 고장의 탐지, 격리, 추정을 하게되며, 동시에 Process 전 계통에의 영향을 최소화하는 방향으로 제어가 이뤄지게 된다. 이런경우 Filter를 완전히 다시 설계하여 해당고장에 민감한 Filter로 대처하든가 아니면 정상상태의 계통배열을 감지하는 시스템을 설계하여 고장상황에 따라 적절히 계통을 조절하도록 해야한다. (4,5,6,7,8,9)

그리고 산업 Process에 흔히 사용되고 있는 한 방법으로써 시스템 Dynamics를 직접 이용하지 않는 Hardware-Redundancy Voting Logic (HRVL)을 이용한 고

장진단법이 있는데 이것은 방법이 간편하여 쉽게 장치할 수 있어 좋은 반면 동일한 Sensor를 중복다중으로 설치해야 하므로 경비가 비싸고 갑작스런 변화가 아닌 느린 경화작용에는 그다지 좋은 방법이 되지 못한다. 이에 Broen은 여기에 추론기를 곁들여 Voter-Estimator (VE) 방법을 사용하여 고장진단의 신뢰도를 높이는 방법도 시도했다. (10)

2. 2. 2. 인공지능기법을 이용한

Dynamic System 고장진단

전절에서 보는바와 같이 시스템 Dynamics을 이용한 이론적 연구가 많이 이뤄져있고 또 몇몇 분야에서는 적용되고 있지만 (11, 12) 여러가지 판점 즉,

- ① 다루어질 고장모드타입
- ② 실제 산업에 구현하는데 있어서 복잡성
- ③ 정확한 고장진단과 오진의 확률, 고장탐지의 지연등의 각도에서 본 성능문제
- ④ 시스템 Parameter의 변동
- ⑤ Dynamics 모델링의 부정확성
- ⑥ 시스템의 비선형성

등과 같이 고려해야 할 많은 문제 가운데 특히 ④ ⑤⑥에서 처럼 시스템 모델링 당시의 상황이 시간이 경과할수록 동특성이 변하거나 발전소의 원자로나 보일러, 증기발생기에서와 같이 전력계통의 전력요구량에 따라 동특성이 달라지기도 한다.

그리고 대규모 시스템에 있어서의 수학적 모델링 작업이 쉬운일이 아니며 설령 모델링이 가능하더라도 차수가 높고 비선형성이 강해 선형, 시불변시스템으로 가정해 만들어진 많은 고장진단 알고리즘이 실제 산업에 직접 적용하기에는 많은 어려움이 있다. 또한 어느 Component(Sensor나 Actuator)의 고장이 아니고 서로 Dynamic하게 연결되어 (Sub) System 고장의 전파등을 고려 초기시발 사건탐색 및 고장발생 초기탐지등은 상기의 방법등으로는 해결하기 쉬운 일이 아니다.

이러한 맥락에서 볼때 전력계통(특히 발전소)에서 이상발생시 시간적으로, 동적으로 변하는 상태에서 그것의 발생초기 원인이 무엇이며 그것이 어떻게 전개되어

가며 결국 최종영향이 무엇인지를 운전원이나 보수원에 게 그 전개과정과 함께 판단기준을 마련해 주는 등 여러정보의 조연을 해 줄수있는 것으로 그동안 많은 연구가 되어 왔다. 그중에 DAS (Disturbance Analysis System) 가 있는데 이것은 인과관계나무 (CCT : Cause - Consequence Tree) 을 이용하여 사건전파의 시나리오를 미리 분석, 해석함으로써 동적으로 변하는 계통의 이상 발생원인을 규명하는 방법이다. (13)

이 방식은 미리 예견된 상황을 처리하는 Pre-alarming 능력과 진단능력이 있고 좀 큰 Disturbance 의 해석용으로 좋으나 그 Disturbance 의 크기 판별용으로는 그다지 좋지 못하며, 더구나 예기치 못한 Disturbance 나 다중으로 예견된 Disturbance 가 발생하면 종종 오판의 여지가 있고 이로서 Anomaly 정도를 악화시킨다. 그리고 잘 정의된 여러고장 양상 Set 를 이용하는 만큼 발생가능한 거의 모든 Faults를 정의하고 형식화 시킨다는 것은 너무 복잡하고 힘들어 인간실수에 의한 모델링 Error 에서 오는 오진의 여지 또한있다.

1982년에 Nelson등이 새로운 접근방식을 제시했는데 (14,15,16) 이것은,

- ① 각종 Plant Subsystem 을 거쳐 전파되는 복잡한 현상을 논리적 사건고리 형태로 지식표현을 함으로써,
- ② 단지 지식베이스를 수정함으로써 쉽게 진단능력을 향상시킬 수 있고,
- ③ 사건결과 해석에 대한 근거를 쉽게 운전원에게 설명할 수 있으며,
- ④ 숙련된 판관계통 전문가의 경험적 지식, 노-하우 등을 문제해결에 직접 이용할 수 있어, 각 사건 시나리오의 명백한 정립등은 필요치 않으나 이 역시 지식의 방편으로 원인-결과 관계식이 이용되므로 이런 지식에 포함되지 못한 사건들은 진단 될수가 없다.

이에 대해 Naoyuki Yamada등은 시스템묘사 (System Description)에 관한 지식을 이용한 새로운 방식을 이용함으로써 Nelson이 제시한 방법의 잇점을 그대로 살리면서 사건 (고장) 인과관계 판관지식이나 Fault 모델을 쓰지 않고 문제 해결방안을 제시했다. (17)

또 T. Washio (18)등은 Plant 의 시스템 구조를 의미 방 (Sematic Network) 방식의 지식표현을 이용하여 Dynamic System 이상발생 초기진단을 시도하여 CCT 에서 처럼 인간실수에 의한 부정확한 모델수행 가능성과 많은 Anomaly Scenario의 설계 및 수행이 필요치 않다.

M. R. Herbert 등은 Dynamics의 시간별 상황상태를 정확하고도 완전히 표현하기 위해 주요 물리원칙을 근거로 해서 모델링을 추구하는 IQA (Incremental Qualitative Analysis) 방식을 이용하여 시스템 이상초기 상태를 운전원에게 알려 줌으로써 운전원의 Plant 상태판단에 도움을 주는 고장진단법을 제시했다. (19)

이 방법은 Quantitative Model과는 달리 Model Information Reduction으로 대규모 계통의 실시간 진단을 가능케하는 한 방법일 수 있으나 상세한 물리량의 불완전한 취급, 추론시간 구간설정에 따른 변수들로 인해 추론결론이 항상 Unique 하지만은 않다.

IQA 방식과 유사한 것으로 W. E. Underwood 는 CSA (Common Sense Algorithm)을 이용하여 발전소 운전원 지원방안을 연구했는데 (15) 이것은 Plant 을 묘사하는 물리량 사이의 관계를 Network 표현방식으로 사용했으며 IQA 방식보다는 더 많은 시스템 상판 관계식을 필요로 한다.

3. 결 론

이상에서 보는 것처럼 고장진단 알고리즘을 이용하는 방법과 인공지능기법 (고장추론기법) 을 이용하는 것으로 크게

- ① 계통 동특성을 이용하는 Deep Knowledge 방식과
- ② 단순히 계통고장 인과관계와 경험적 지식을 이용하는 Shallow Knowledge 방식
- ③ 그리고 이 두가지 방식을 겸용하는 방식등 3가지로 구별하여 볼 수 있다.

여기서 IQA 방식은 ①, CCT 방식은 ②, Naoyuki Yamada 의 시스템 묘사방식은 ③에 해당된다고 볼수있다.

그리고 이들 방식 모두가 나름대로 장단점이 있지만 시스템이 작고 비교적 동적변화가 적은 시스템은 ①

시스템이 복잡하고 Dynamics의 예측이 힘든 것에는 ②

③ 방식이 좋을 듯 싶다.

그러나 앞에서 언급했듯이 지금까지의 인공지능 기법을 이용한 고장진단법에도 부분적으로 복잡한 관계식은 Deep Knowledge을 사용하여 시간적·동적 변화상태를 점검해야 하나 물리적 현상을 표현하기 어렵거나 임·출력 상관관계가 논리적 표현이 비교적 쉬운 계통에는 경험적 사실과 Sub-System Dynamics의 물리적 상관관계를 직접 이용하는 방식(저자가 연구중임)도 생각해 볼 만하다.

그리고 전력계통(특히 원자력발전소)에서의 고장진단과 기존의 의료진단 문제를 표 1에서 비교하였다.

표 1. 의료진단 문제와 발전소 사고진단 문제의 특성비교

구 분 분 야	지 식 베 이 스		증 상 자 료	
	양	성질	입력형태	성질
의 료 진 단	소 량 (500~1,000)	Static Phenomi-na	대 화 식 력 대 입 력	Static
발 전 소 사 고 진 단	대 량 (5,000 이상)	Dynamic Phenomi-na	On-Line 대 입 력	Time -Varying

(괄호안의 숫자는 지식베이스에 포함된 Rule의 숫자를 표시한다)

표 1에서 보는바와 같이 전력계통(발전소)의 사고(고장) 진단을 하기 위해서는 시간에 따라 변하는 대량의 자료를 어떻게 효율적으로 실시간 처리할 것인가에 가장 중요한 문제로 대두되고 있다.

이 문제의 해결은 전문가 시스템을 어떠한 방식으로 구축할 것인가에 따라, 어떤 고장진단 방식을 개발하고, 어떤 언어를 사용할 것이며, 고장진단 지식구축 과정에서 어떤것이 가장 잘 효율적이고도 시스템 Dynamics을 잘 묘사할 수 있는 기법을 사용하는가에 달려 있다고 하겠다.

참 고 문 헌

1. R.L.Osborne, On-Line Artificial Intelligence-Base Turbine Generator Diagnostics, AI Magazine, vol-7, No.4, 97-103, 1987.
2. H.Y.Chung, and S.H.Chang, Development of a combined algorithm of on-line instrument failure detection with an improved generalized likelihood ratio method and suboptimal control on a PWR pressurizer. Nuclear Technology

- 107-131, August, 1986.
3. H.Y.Chung, etal. Adaptive Kalman Gain Approach to On-Line Instrument Failure Detection with Improved GLR Method and Suboptimal Control on LOFT Pressurizer. IEEE transactions. on Nuclear Science, Vol Na-33, No 4, 1103-1114, August, 1986.
4. A.S.Willsky, J.J.Deyst and B.S.Crawford: Adaptive filtering and self-test methods for failure detection and compensation, Proc. of the 1974 JACC, Austin, Texas, June 19-21, 1974.
5. A.S.Willsky, J.J.Deyst, Jr. and B.S.Crawford: Two self-test methods applied to an inertial system problem, J.Spacer.Rockers 12, No.7, 434-437 July, 1975.
6. R.K.Mehra and J.Peschon: An innovations approach to fault detection and diagnosis in dynamic systems. Automatica 7, 637-640.
7. A.S.Willsky and H.L.Jones: A generalized Likelihood ratio approach to the detection and estimation of jumps in linear systems. IEEE Trans. Aut. Control AC-21, 108-112 Feb. 1976.
8. E.Chow, K.-P.Dunn and A.S.Willsky: Research status report to NASA Langley research center: a dual-mode generalized likelihood ratio approach to self-reorganizing digital flight control system design. M.I.T. Electronic Systems Laboratory, Cambridge, MA, April, 1975.
9. D.W.Peterson: Hypothesis, estimation, and validation of dynamic social models-energy demand modeling. Ph.D. Dissertation, Dept. of Electrical Engineering, M.I.T., June, 1975.
10. R.B.Broen: A nonlinear voter-estimator for redundant systems Proc. 1974 IEEE Conf. on Decision and Control, Phoenix, Arizona PP.743-748.
11. J.C.Deckert, M.N.Desai, J.J.Deyst and A.S.Willsky: Dual redundant sensor FDI techniques applied to the NASA F8C DFBW aircraft. 1976 AIAA Guidance and Control Conf. San Diego, CA, August, 1976.
12. J.C.Deckert, M.N.Desai, J.J.Deyst and A.S.Willsky: A dual-redundant sensor failure detection algorithm for the F8 aircraft, 1975 IEEE Conf. Decision and Control; Submitted to IEEE Trans. Aut. Control.
13. Meijer, C.H. and B.Frogner, "On-Line Power Plant Alarm and Disturbance Analysis System" EPRI, NP-1279, April, 1980.
14. Nelson, W.R., "REACTOR: An Expert System for Diagnosis and Treatment of Nuclear Reactor Accidents" Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence, 296, 1982.
15. Underwood, W.E., "A CSA Model-Based Nuclear Power Plant Consultant" Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence, 302, 1982.
16. Chandrasekaran, B., D.D.Sharma and D.W.Miller, "The Application of Knowledge-Based Systems to Reactor Operations." Trans. Am. Nucl. Soc., 43, 241, 1982.
17. Naoyuki Yamada and Hiroshi Motoda, A Diagnosis Method of Dynamic System Using The Knowledge on System Description, Proc. of the 8th international joint cony. on AI. (Hitachi, Japan), Karisrube, 1983.
18. T.Washio, M.Kitamura, K.Kotajima and K.Sugiyama. Semantic Network Approach To Automated Failure Diagnosis in Nuclear Power Plant.
19. M.R.Herbert. G.H.Williams. An initial evaluation of the detection and diagnosis of power plant faults using a deep-knowledge representation of physical behavior, Expert Systems, vol 4, No.2, May 1987.