

석유화학플랜트의 RBI 적용 결과에 따른 확률론적 위험도 해석

이재훈***, 오정석, 송기훈, 이창현*, 최송천*, 박교식*, 김효**

*한국가스안전공사 가스안전연구개발원, **서울시립대학교 화학공학과

The Probabilistic Risk Analysis on RBI Application results in Petrochemical Plants

***Lee Jae Hun, *Oh Jeong Seok, *Song Ki Hun, *Lee Chang Hun, *Choi Song Chun, *Park Kyo Shik, **Kim Hyo

*Institute of Gas Safety R & D., Korea Gas Safety Corporation

**Department of Chemical Engineering, The University of Seoul

1. 서론

석유화학플랜트에 RBI(Risk-Based Inspection)를 적용하는 목적은 장치의 원활한 운전 및 유지를 위하여 수행되는 검사(Inspection)를 위험도(Risk)에 근거하여 우선순위를 정함으로써 검사의 효율성 제고 및 특정 장치의 운전과 관련된 위험도를 결정하고, 위험도를 수반하는 중요 인자(Key Factors)를 규명함으로써 검사계획 수립을 위한 의사 결정을 하는데 있다고 할 수 있다. 특히 파손확률(Likelihood of Failure: LOF)과 파손피해(Consequence of Failure: COF)의 곱으로 이루어진 위험도를 결정하는 인자에 대한 해석은 일반적으로 확률론적 방법과 통계적인 방법이 사용된다. 따라서 본 연구에서는 NCC(Naphtha Cracking Center)플랜트의 RBI기법 적용을 통한 위험도 결과에 대하여 확률론적 해석 기법인 Naive Bayesian 분류 방식을 적용하여 파손 확률에 대한 신뢰성 평가를 실시하였다.

2-1. 위험도의 분석

RBI의 정의에서 위험도는 피해결과와 파손확률의 곱으로 규정하고 있으며 임의의 시나리오에 대한 위험도를 식으로 표현하면 다음과 같다[1].

$$Risks = C_s \times F_s$$

(1)

여기서 Risks는 위험도, s는 시나리오 번호, C_s는 시나리오 s에 대한 피해결과[ft² 또는 \$]

F_s는 시나리오 s에 대한 연간 파손확률[1/year]을 의미한다.

확률 평가는 위험성분석 중 위험성 확인 단계에서 확인된 시나리오의 발생 확률을 예상하기 위하여 수행한다. 시나리오에 대한 가장 흔한 형태의 확률은 시나리오의 발생빈도이며 다음 식과 같이 표현 할 수 있다.

$$F_{scenario} = F_{Leak} \times P_{Outcome}$$

(2)

여기서 F_scenario는 시나리오의 발생 빈도, F_Leak는 누설의 발생 빈도, P_Outcome는 사상의

발생 확률을 의미한다.

각 기기별 위험도는 모든 시나리오에 대한 위험도의 합이며 다음 식으로 표현된다.

$$Risk_{em} = \sum_s Risk_s$$

(3)

여기서 $Risk_{em}$ 는 각 기기별 위험도[ft²/year 또는 \$/year], $Risk_s$ 는 임의의 시나리오에 대한 위험도[ft²/year 또는 \$/year]을 의미한다.

API(American Petroleum Institute) RBI에서는 정유 및 화학공정의 기기에 대한 파손 확률의 해석을 일반 파손주기($Frequency_{generic}$)에 기기 보정인자(F_E)와 경영시스템 평가인자(F_M)를 곱하여 파손 주기를 산정하며 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$Frequency_{adjusted} = Frequency_{generic} \times F_E \times F_M$$

(4)

위 식에서 규정하고 있는 각 인자에 대한 보조인자의 구성을 살펴보면 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

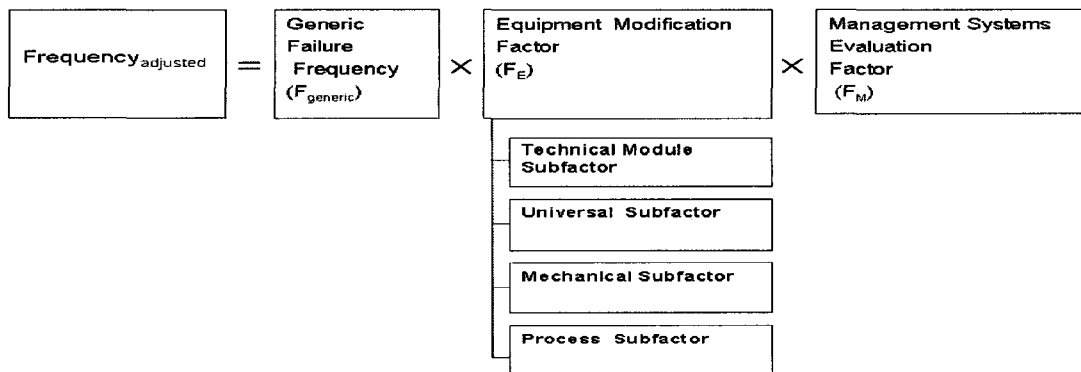


Figure 1. Calculating Adjusted Failure Frequencies

2-2. 확률론적 위험도 평가

파손 확률에 대한 평가를 위하여 사용되고 있는 결정론적 파괴역학의 경우 평가에 필요한 변수를 입력할 때 안전 여유를 고려한 대표 값으로 고정 입력하여 수행하였으며 이러한 값들은 실제로는 일정하다고 가정한 기대 값을 중심으로 임의적으로 분산되어 확률분포를 갖게 된다. 따라서 결정론적 파괴역학을 적용하여 파손 확률을 평가할 경우 적용 절차는 용이하나 평가 결과는 실제 파손 확률에 비해 보수적인 결과를 보여줄 수 있어 구조물의 수명을 보다 현실적이고, 정량적인 방법으로 예측하기 위해서는 관련된 변수들의 분포 확률을 고려한 확률론적 파괴역학(Probabilistic Fracture Mechanics)의 도입이 필요하다[2].

API 581 BRD에서는 정유 및 석유화학플랜트와 같은 장치산업에서 흔히 사용되고 있는 여러 기기에 대하여 파손 발생 확률에 따른 손상도의 변화를 평가하기 위하여 확률론적

구조역학을 사용하여 다양한 손상기구에 대하여 일반 파손빈도를 보정하며, 검사 효율성에 근거하여 검사로 인한 파손발생 확률의 감소를 설명한다. 또한 국내 원자력발전소의 경우 설계, 운전 및 정비 등의 위험도 정보(Risk-Informed)를 활용하여 확률론적 안전성평가를 실시하고 있으며[3], 발생 가능한 모든 현상을 열거하고 발생 빈도와 노심 손상에 기여하는 영향을 정량적으로 평가함으로써 가장 근본적인 위험도로 고려되고 있는 노심손상발생빈도(Core Damage Frequency)를 기초로 안전 수준을 결정한다[4]. 이때 확률론적 안전성평가를 위한 일반기기의 신뢰도 데이터베이스 구축 시 Bayesian의 이론을 적용하여 구축하였으며 [5], Bayesian의 이론의 일반화된 식은 다음과 같이 표현 할 수 있다[6].

$$P(A_i/B_k) = \frac{P(B_k/A_i) \times P(A_i)}{\sum_{j=1}^n P(B_k/A_j) \times P(A_j)} \quad (5)$$

여기서 $P(A_i)$ 는 일차적인 확률(prior probability)을, $P(B_k/A_i)$ 는 조건적인 확률(conditional probability)을 그리고 $P(A_i|B_k)$ 는 후부(posterior) 확률을 의미하며 기기에 대한 임의의 상태 A_i 가 주어지고 기기가 B_k 로 관찰되어 A_k 상태라고 주어지게 된다. 이 식은 상이한 손상 속도의 확률에 대한 예측 값으로 주어진 실제 상태에, 검사 결과 주어진 1개 이상의 확률을 이용하여 실제 상태에 대한 예측 확률의 신뢰도를 높이기 위하여 사용되며, 수정된 손상속도의 신뢰성은 기기에 존재하는 손상의 정도를 계산하는데 이용된다. 하지만 Bayesian 이론을 적용하기 위해서는 많은 파손확률들에 대한 초기 지식이 필요하고, 상당한 계산 비용을 수반하게 된다. 따라서 본 연구에서는 수정된 Bayesian 분류 방법인 Naïve Bayesian Classification을 이용하여 계산을 수행하였으며 다음 식으로 표현 할 수 있다.

$$P(x/C) \times P(C) \quad (6)$$

$$P(x/C) = P(x_1/C \times x_2/C, \dots, x_k/C) \quad (7)$$

여기서 $x=(x_1, \dots, x_k)$ 는 기기들의 속성을 의미하며, $P(x/C)$ 는 각 속성이 기준에 따라 예측될 확률을, $P(C)$ 는 전체 속성이 예측될 확률을 의미한다. C 는 파손확률을 결정하는 중요 인자인 TMSF의 분류 기준으로 TMSF 값의 크기에 따라 다음 5 가지로 분류된다.

> 1000일 경우 5, 100-1000일 경우 4, 10-100일 경우 3, 1-10일 경우 2, <1일 경우는 1

2-3. 파손확률에 대한 위험도 분석 결과

KGS-RBITM는 준 정량적 파손빈도 분석을 수행하면서 정량적 RBI에서 고려하는 경영 시스템 평가인자는 고려하지 않고, 기기 보정인자의 여러 보조인자 중에서 손상 속도와 검사효율성 인자로 이루어진 Technical Module Subfactor(이하, TMSF)만을 고려하여 파손범주(Likelihood Category)를 결정한다[6]. 표 1은 제조 공정 및 장치별 위험도에 대한 분석 결

과의 일부로서 대표적인 석유화학플랜트인 NCC(Naphtha Cracking Center)플랜트의 KGS-RBI™의 적용 결과 얻어진 것이다.

Table 1. Exporting result of RBI logic

PROCESS	Equipment Type	LOF [1/year]	COF [ft ²]	Risk Matrix	Risk Ranking	TMSF
A	PIPE	1.91461E-07	25.8853296	2B	Low	1
B	PIPE	2.96E-06	0	4A	Low	640
C	PIPE	0.0001447	0	4A	Medium	692
D	PIPE	0.0001493	908.209656	5C	Medium High	15,000

다음 그림 5는 파손확률과 파손피해의 범위를 결정하기 위한 위험성 매트릭스의 기준을 나타낸 것이고, 그림 6은 공정 및 파손기구에 따른 TMSF의 합을 나타낸 것이다.

LOF (TMSF)	COF	COF				
		< 10ft ²	1-100ft ²	100-1,000ft ²	1000-10,000ft ²	> 10,000ft ²
		[A]	[B]	[C]	[D]	[E]
>1,000	[5]	11	0	0		
100-1,000	[4]	13	0	40	107	
10-100	[3]	6	2	15	6	2
1-10	[2]	97	5	147	31	19
< 1	[1]	1	0	1	0	0

Figure 5. Inventory category range of LOF and COF

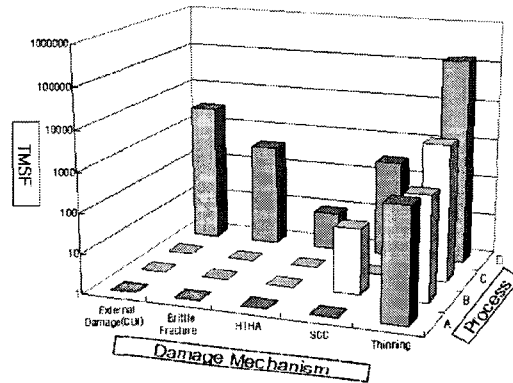


Figure 6. TMSF summation of Damage Mechanism and Process

3. 파손확률에 대한 확률론적 위험성 평가

위 그림 5, 6에서 나타난 KGS-RBI™ 적용에 따른 파손 확률의 위험도를 결정하는 중요 인자인 TMSF 값을 대상으로 Naïve Bayesian 분류 방식의 적용 가능 여부를 알아보았다. 샘플은 NCC플랜트 내 2000개 기기를 추적 데이터베이스로 하여 예측 모델을 설정하였다. 예측 모델은 정제된 데이터를 바탕으로 새로운 데이터에 대해 추천을 수행할 수 있어야 하며 근사(Approximation)기법을 적용한다. 본 연구에서는 마이닝을 이용한 분류 기법을 이용하였다. 모델의 검증 방법은 데이터 분할 방법을 이용하였으며 TMSF 분류 기준을 적용하였다. 그림 7은 데이터를 n개의 조각으로 분할하여 검증을 수행하는 n 교차 검증에 대한 수행과정을 보여주고 있다. n 교차 검증은 총 n개의 단계로 구분되어 검증이 수행된다. 각 단계는 클래스가 균등하게 분포된 n개의 조각에서 n-1 조각을 이용해서 추천 모델을 생성하고 나머지 한 조각을 시험 데이터로 이용해서 추천 모델에 대한 정확률을 계산한다. 최종 정확률은 n개의 정확률에 대한 평균을 이용한다. 본 연구에서는 정확성을 측정하기 위하여 전체 데이터를 10조각으로 분할하고 9조각으로 데이터 모델을 생성한 후 나머지 한 조각으로 모델을 검증하는 10단계 교차 검증 과정을 통하여 모델을 검증하였다.

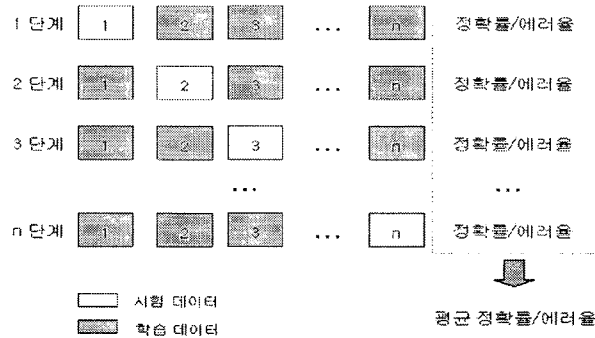


Figure 7. n-fold Cross-Validation Procedure

Table 2. Result of Confusion Matrix

TMSF category range	Prior probability	A	B	C	D	E
5	0.06	125	0	0	0	0
4	0.35	4	696	0	8	0
3	0.11	0	2	12	200	0
2	0.47	0	0	9	942	0
1	0	0	0	0	2	0

Table 3. Exporting result of Stratified cross-validation

Instances (ea)	Test Mode	Classifier Model	Validation Method	Correctly Classified (ea, %)	Incorrectly Classified (ea, %)
2,000	10-fold cross-validation	Naive Bayes Classifier	Stratified cross-validation	1,775 (88.75%)	225(11.25%)

4. 결과 및 토론

KGS-RBITM 적용에 따른 파손 확률의 위험도를 결정하는 중요 인자인 TMSF 값을 대상으로 Naive Bayesian 분류 방식의 적용 가능 여부를 알아보았다. 샘플은 NCC플랜트 내 2000개 기기를 축적 데이터 베이스로 하여 예측 모델을 설정하였으며, 마이닝 기법을 이용하여 근사를 실시하였다. 예측 모델에 대한 검증은 10단계 교차 검증 과정을 통하여 이루어졌으며 KGS-RBITM 파손확률의 결정 인자인 TMSF 분류 기준을 이용하여 데이터를 분할하였다. Naive Bayes 분류 방법을 적용한 예측 모델로 10 교차 검증기법을 이용한 분류 결과 정확하게 분류된 기기의 수는 1,775개로 전체의 88.75%를 차지하였으며 부정확하게 분류된 기기는 225개로 11.25%를 차지하였다. 따라서 정확하게 분류된 기기의 수가 전체의 80% 이상으로 이 모델은 Naive Bayes 분류 방법의 적용이 가능하다고 판단된다. 추후 새로운 샘플을 이용하여 TMSF 분류 기준을 예측할 수 있을 것으로 판단되며, 정확도를 높이기 위한 연구가 필요하다고 사료된다.

5. 참고문헌

1. API, "Risk-Based Inspection Base Resource Document", *API Publication 581*, 1st ed, 2000
2. 이진상 외, 몬테카를로 모사에 의한 용접계면에서의 크리프 균열성장 파손 확률 평가, 대한용접학회지, 2005, 23-6, 557-562
3. 황미정 외, 위험도 정보 활용을 위한 국내 SPA 표준모델 개발 방향, 한국원자력학회 2002 추계학술발표회 요약집, 2002, 197
4. 장윤석, 원전 주요기기의 확률론적 위험도 평가, 한국압력기기공학회지, 2006, 2, 18-21
5. 황미정 외, 확률론적 안전성평가를 위한 일반기기 신뢰도 데이터베이스 구축 절차와 적용 한국산업안전학회지, 1997, 12-4, 241-248
6. Robert L. Winkler and Wiliam L. Hays, *Statistics-Probability, Inference, and Decision* Holt, Rinehart and Winston Inc, 2nd ed, 1974, 93-94
7. Korea Gas Safety Corporation, 석유화학플랜트 전용 RBI S/W 모델링 개발, KGS2004-097