

기상 데이터를 활용한 가스사고위험 예보에 관한 연구

†오정석

한국가스안전공사 가스안전연구원

(2018년 09월 29일 접수, 2018년 10월 24일 수정, 2018년 10월 25일 채택)

A Study on Forecasting Risk of Gas Accident using Weather Data

†Jeong Seok Oh

Institute of Gas Safety R&D, Korea Gas Safety Corporation, ChungCheongbuk-do, Korea

(Received September 29, 2018; Revised October 24, 2018; Accepted October 25, 2018)

요약

사고 데이터는 사고의 경각심을 보여주거나 유사사례를 검토 할 때 활용되기는 하나 사고 데이터 본질에 대한 분석이나 사고와 주변 환경요소와의 연관성에 대한 분석은 굉장히 미흡하다. 따라서 사고와 연관된 데이터와 함께 분석하는 기법을 개발하여 특정 지역에 대한 사고 가능성을 제시하는 것이 대단히 필요하다. 본 연구는 과거 기상정보 데이터와 사고 및 신고 데이터를 기반으로 지역별 사고 가능성을 산출하는 분석 모델 개발하고 시스템을 구현하는 것을 목적으로 한다. 한국의 다수 지역에 대해 기상과 사고간의 개연성을 토대로 선택적 사용자 환경변수가 적용된 k-NN 과 의사결정트리 알고리즘 모델이 생성되도록 시스템을 설계하고 개발한다. 향후, 본 연구에서 개발된 모델은 좀 더 협소한 지역의 위험도를 분석하고 산출하는데 사용할 계획이다.

Abstract - While accident data are used to show alertness to accidents or to review similar cases, the analysis of nature of accident data its association with surrounding environment is very insufficient. Therefore, it is very necessary to demonstrate the possibility of an accident for a particular region by developing analysis techniques with the related accident data. The purpose of this study is to develop an analysis model and implement a system that produces regional accident probability based on historical weather information data and accident and reporting data. In other words, the system is designed and developed to create models by k-NN and decision tree algorithms with optional user-environment variables based on the probability between weather and accidents about many particular region of Korea. In the future, the models developed in this study are intended to be used to analyze and calculate the risk of a more narrow area.

Key words : Weather Database, Accident Database, K-NN, Decision Tree, Intelligent Analysis Model

I. 서론

가스사고 발생 시 사고 데이터는 한국가스안전공사에서 조사 및 검토를 통해 매년 기록되고 있다. 한 번 기록된 사고 데이터는 사고의 경각심을 보여주거나 유사사례를 검토 할 때 활용되기는 하나 사고 데이터 본질에 대한 분석이나 사고와 주변

환경요소와의 연관성에 대한 분석은 굉장히 미흡하다[1]. 따라서 기상정보 등 사고와 연관된 데이터와 같이 분석하여 사고 예측하는 기법 및 모델이 구축되어 특정 지역에 대한 사고 가능성을 제시하는 것이 대단히 필요하다[2,3].

본 연구는 과거 기상정보 데이터와 사고 및 신고 데이터를 기반으로 지역별 사고 가능성을 산출하는 분석 모델 개발하고 시스템을 구현하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 과거기상정보, 사고정보, 사건 신고 정보를 바탕으로 가스사고 예측 데이터

†Corresponding author:dbstar@kgs.or.kr
Copyright © 2018 by The Korean Institute of Gas

베이스를 구축하며, 가스사고 예측 모델은 k-NN(nearest neighbor)과 의사결정트리(decision tree) 알고리즘을 본 도메인에 맞게 개선하여 적용한다. 또한 구축된 데이터베이스와 모델을 바탕으로 웹 기반 가스 사고 예측 데이터베이스를 구현한다. 본 시스템은 사용자 선택에 의해 생성된 모델을 바탕으로 K-weather에서 안전공사에 하루에 4번 제공되는 현 기상 정보를 적용하여 지역별 위험도를 제공한다.

다시 말해, 한국의 23개 지역에 대해 기상과 사고 간의 개연성을 토대로 k-NN 또는 의사결정트리 알고리즘과 사용자 환경 변수와 사용자에 의해 각각 모델이 생성되도록 시스템을 설계하고 개발한다. 향후, 본 연구에서 개발된 모델은 좀 더 협소한 지역의 위험도를 분석하고 산출하는데 사용할 계획이다.

II. 가스사고 예측을 위한 데이터베이스 구축

2.1. 기상정보 데이터 수집 및 정제

과거 기상정보는 AWS(Auto Weather Station, 자동기상관측소)에서 약 9년간 4,730,000개의 과거 기상정보를 수집하였다. AWS는 모든 관측이 자동 센서에 의하여 실측되는 관측소를 말한다. 집중호우와 같은 국지적인 기상현상 등은 작은 공간 규모에서 발생하기 때문에 현재 존재하는 정규 기상 관측 망에서 관측되기 어렵고 무인 자동기상관측소가 조밀하게 설치되어 사용되고 있다.

무인 자동기상관측장비는 풍향, 풍속, 기온, 기압, 고도, 습도 및 강수량 등을 필요에 따라 측정할 수 있으며 현재 기상청에서 운영 중인 무인 자동기상관측장비는 총 643개 설치되어 있다. AWS는

방재용, 관서용, 등표 등 총 6개의 종류로 나누어 관측지점을 분류하게 되며 분류의 기준은 Table 1 과 같다.

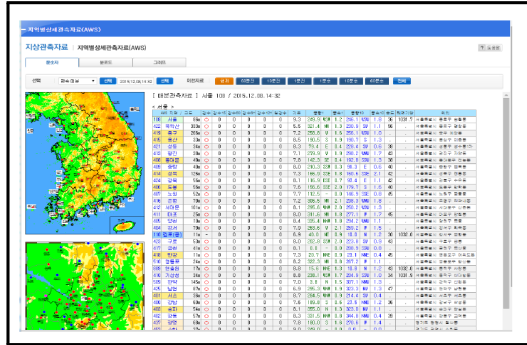


Fig. 1. AWS web page.

Table 2. A observation type of AWS

속성	설명
AWS지점	AWS 위치 코드
고도	AWS가 설치된 고도
강수	관측시간의 강수 여부
강수15분	관측 시점에서 15분 이내의 강수량
강수60분	관측 시점에서 60분 이내의 강수량
강수6H	관측시점에서 6시간 이내의 강수량
강수12H	관측시점에서 12시간 이내의 강수량
일강수	관측당일 0시부터 관측시점까지 내린 강수량
기온	관측시점의 기온(°C)
풍향1	1분 풍향 (degree, 16방향)
풍속1	1분 평균 풍속(m/s)
풍향10	10분 평균 풍향(degree, 16방향)
풍속10	10분 평균 풍속(m/s)
습도	관측시점의 습도(%)
해면기압	관측시점의 해면기압(hPa)
위치	AWS가 설치된 주소

Table 1. A observation type of AWS

종류	설명
방재용	방재 등의 목적으로 설치된 AWS
관서용	기상관서에 설치된 자동관측 장비 (습도, 기압등이 추가로 관측됨)
경기도	경기도 지자체에서 설치한 AWS (기상청과 공동활용)
AMOS	공항기상대에 설치된 관측장비 (일부 관측 요소가 다름)
등표	해안가, 암초 등에 설치되어 있는 등표에 설치된 관측장비 (일부 관측요소가 다름)
기타	기타 관측환경 개선을 위해 설치된 AWS

Table 3. Mapping between local headquarter and AWS

본부/지사	AWS코드	AWS 주소
서울지역본부	108	서울시 종로구 송월동
경기지역본부	119	경기도 수원시 권선구 서둔동
인천지역본부	112	인천광역시 중구 전동
부산지역본부	159	부산광역시 중구 대청동 1가
대구경북본부	143	대구광역시 동구 신암동
광주전남본부	156	광주광역시 북구 운암동
전북지역본부	146	전북 전주시 완산구 남노송동
대전충남본부	133	대전광역시 유성구 구성동
충북지역본부	232	충청북도 청주시 흥덕구 복대동
울산지역본부	943	울산광역시 남구 고사동
강원지역본부	101	강원도 춘천시 우두동
경남지역본부	155	경남 창원시 마산합포구 가포동
제주지역본부	184	제주특별자치도 제주시 전입동

관측정보는 Fig.1의 AWS 웹 페이지에서 지상관 측자료를 수집해서 정제하였다.

정제된 AWS 데이터의 속성은 Table 2와 같으며 총 16개의 속성으로 구성되어 있다.

2016년 기준으로 한국가스안전공사는 전국에 총 28개의 본부 및 지사를 가지고 있어 지역본부/지사와 가장 가까운 정제된 AWS 지점의 데이터를 중심으로 23개 지역으로 연관(mapping)을 수행하였고 Table 3에서 지역본부와 AWS 정보와의 연관 관계 사례를 보인다.

2.2. 사고 및 신고 데이터 수집 및 정제

사고데이터는 한국가스안전공사에 9년간 기록된 데이터를 토대로 총 7개의 속성을 지닌 데이터로 1,362건을 수집·정제하였고 신고데이터도 9년간 기록된 데이터를 토대로 10개의 속성을 지닌 데이터로 9,482건을 수집·정제하였고 Table 4에서 보인다.

모든 사고·신고 데이터는 각 속성별 의미와 발생 가능속성을 검토하고 소속별 유용성을 파악하였다 결과적으로 본 연구에서는 두 데이터를 일관

Table 4. Attribute of accident data

구분	속성	내용
사고 데이터	일시	사고 발생시간 정보
	사고장소	사고 발생 장소 정보(시,군,구)
	가스명	가스종류
	인명피해	사망자 또는 부상자 수
	사용처	가스를 사용하는 곳
	사고형태	사고 종류
	사고개요	사고 설명
	신고 데이터	접수번호
접수자		사고신고 접수자 사번과 이름
접수일시		사고신고 접수 일자(yyyy.mm.dd)
신고자이름		사고 신고자 정보
전화번호		신고자 전화번호
사고구분		사고신고 현장 점검 결과
주소		사고신고 현장 주소
가스명		가스종류
공급자		가스공급자
신고내용		신고 설명

Table 5. Derived & add attribute

파생속성	월, 계절, 분기, 요일, 공휴일여부, 주말여부, 시간대
추가속성	6대사고여부 AWS연계(온도, 습도, 습도, 풍속, 불래지수)

성 있게 통합하였고 기존 속성에서 새로운 의미가 파생되는 속성과 필요에 의한 속성이 Table 5와 같이 추가되어 정의된다.

특히, 불래지수는 사고개연성에 영향을 준다고 사료되어 수식 (1)에 의하여 산출된다[8].

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

III. 지능형 가스사고 예측 모델 설계

본 연구에서 약 9년 치의 과거기상정보, 사고 및 신고 접수 데이터베이스를 바탕으로 지능형 예측 모델을 생성하여 현재 기상정보가 입력될 때 마다 지역의 사고가능성을 예측하는 시스템의 전체과정을 Fig. 2에서 보인다.

지능형 예측 모델은 k-NN 알고리즘과 의사결정 트리 알고리즘을 선택해서 구축할 수 있다. k-NN 알고리즘은 유사성(analogy)에 기반을 둔 학습을 수행하며 소규모의 데이터를 기반으로 모델을 생성할 때 적합하다. k-NN 알고리즘은 Fig.3처럼 신규 입력 데이터와 기존 데이터 집합 사이에서 거리를 계산하여 가장 가까운 k 개의 이웃 집합을 선별한다[4,5].

데이터의 클래스는 선별된 k 개의 이웃 집합에서 다수 비율(majority distribution)을 가지는 클래스로 결정된다. 본 연구는 k 인자의 변경에 따른 진동을 감소시키기 위해 초기 클래스 소속 정도를 계산할 때 k 개의 이웃 집합 사이의 관계를 고려하지 않고 시험데이터와 각 클래스 집합의 중심점 사이가 얼마나 밀접한지를 고려한다. 이웃 집합의 개수가 3이라고 가정하면, 퍼지 3-NN 방식은 y1을 고려할 때 이웃 집합 y1, y2, y3만을 고려하여 분포

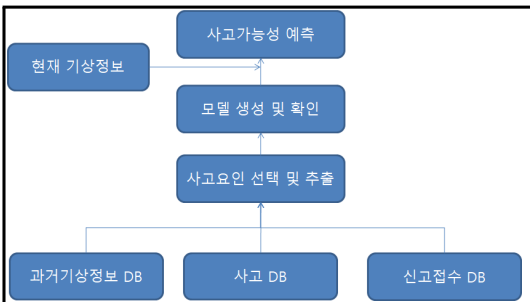


Fig. 2. Data flow for forecasting gas accident.

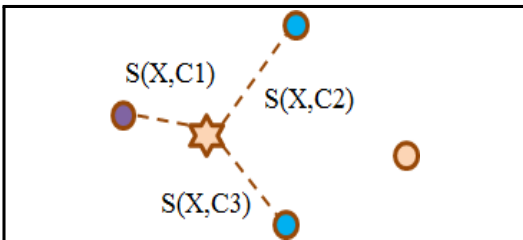


Fig. 3. Example about distance among data.

를 내거나 가중치를 부여해 초기 소속 정도를 구한다. 제안된 방식은 y1을 고려할 때 x와 클래스 1의 중심점 및 클래스 2의 중심점이 얼마나 밀접한가를 계산하여 초기 소속 정도를 구한다. y2와 y3도 동일한 방식으로 계산된다.

변경된 방식의 초기 소속 정도 계산식은 수식 (2)에서 보인다. $\tilde{\mu}_i(y)$ 는 기존 데이터가 클래스 i에 속할 때와 속하지 않을 때의 퍼지 값을 각 클래스의 중심점을 고려하여 계산한다. k는 클래스 집합의 개수이며 i는 현재 기존 데이터의 클래스를 의미하고 j는 최종 클래스 소속 정도의 계산에서 사용되는 신규 입력 데이터의 가정된 클래스를 의미한다. c는 클래스의 중심점을 의미하며 m은 훈련 데이터 집합의 개수이다.

$$\tilde{\mu}_i(y) = \begin{cases} 0.51 + \left(\frac{1}{\sum_{k=1}^c \frac{\|x - c_k\|^{2/(m-1)}}{\|x - c_k\|}} \right)^{*0.49}, & \text{if } i = j \\ \left(\frac{1}{\sum_{k=1}^c \frac{\|x - c_k\|^{2/(m-1)}}{\|x - c_k\|}} \right)^{*0.49}, & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (2)$$

최종 클래스 소속 정도의 계산은 수식 (3)에서 보인다. i의 범위는 1부터 클래스 개수까지이며 k는 클래스 집합의 개수이고 $\mu_i(x)$ 는 클래스 i에 대한 x의 소속 정도를 의미한다.

$$\mu_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^k \tilde{\mu}_j(y) (1 / \|x - y_j\|^{2/(m-1)})}{\sum_{j=1}^k (1 / \|x - y_j\|^{2/(m-1)})} \quad (3)$$

의사결정트리(decision tree)는 데이터마이닝의 분류기법에서 가장 보편적으로 사용되는 방법 중 하나이다[6,7]. 의사결정트리는 노드(node)와 링크(link)로 형성되어 있으며, 노드는 트리를 생성하기 위한 학습데이터의 부분집합(subset)을 의미하고, 링크는 부분집합의 데이터들을 분할하여 새로운 부분집합들을 생성하기 위한 기준을 의미한다. 부분집합이 학습 데이터의 전체집합일 경우 해당 노드를 루트노드(root node)라 하고, 더 이상 분할되지 않은 부분집합을 단말노드(leaf node)라 한다. 본 연구에서는 의사결정트리 생성 알고리즘 인 C4.5 알고리즘은 무질서도(entropy) 개념을 이용하여 새로운 부분집합들을 생성하기 위한 분할 기준을 결정한다.

만약 두 개의 입력속성 모두가 수치적 속성이고 양의 값을 가질 때 Fig. 4와 같이 문제영역(problem space)은 2차원 벡터공간이 된다. 문제영역에

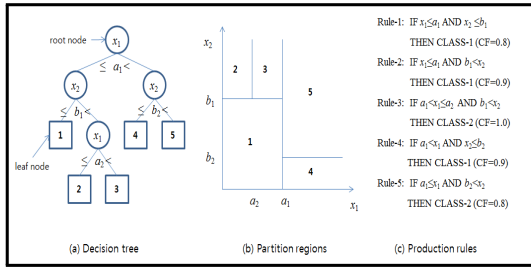


Fig. 4. Pattern and rules for decision tree.

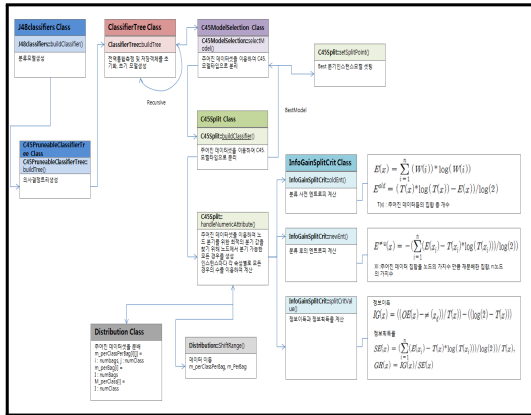


Fig. 5. Class design for decision tree.

분포된 학습데이터를 가지고 Fig. 4(a)와 같은 의사결정트리가 생성되었다면, 의사결정트리에 의해 생성된 각 부분집합의 학습데이터가 분포된 영역은 Fig. 4(b)와 같이 형성된다. Fig. 4(b)의 각 분할영역은 Fig. 4(a)에서 사각형으로 표현된 5개의 단말노드를 의미한다.

의사결정트리의 단말노드들은 Fig. 4(c)와 같이 각각 IF~THEN~ 형식의 생성규칙(production rules)들로 표현할 수 있다. 본 연구에서는 각 단말노드를 규칙으로 표현할 때 규칙의 신뢰성을 나타내는 수식 (4)의 확신도(Certainty factor, CF) 식을 통해 계산한다.

$$CF_i = \max_{k \in CLASS} \left(\frac{|LeafNode_i^k|}{|LeafNode_i|} \right) \quad (4)$$

여기서 $LeafNode_i$ 는 단말노드 i에 포함된 학습데이터 집합을 의미하고, $LeafNode_i^k$ 는 i단말노드에 포함된 데이터 중에 클래스 k인 데이터 집합을

의미한다. CLASS는 클래스의 집합이다. 즉, 단말노드에 포함된 데이터 중에 가장 많은 클래스의 비율로 규칙의 확신도를 계산한다. 예를 들어 Fig. 4(a)에서 “단말노드 1”(또는 Fig. 4(b)에서 “분할영역 1”)에 포함된 학습데이터가 100개이고 그 중에 “클래스 1”이 80개, “클래스 2”가 20개일 경우, 해당 단말노드로부터 추출된 “규칙 1”(Fig. 4(c)에서)의 확신도는 0.8이 된다.

제시된 각각의 알고리즘은 객체지향 언어의 구현단위인 클래스로 모듈화되어 확장성과 이식성을 향상시켰다. Fig. 5는 주어진 데이터 집합을 이용하여 분류 조건에 따라 분기를 수행하는 의사결정트리의 클래스 설계도의 예를 보여준다.

IV. 웹기반 가스사고 예측 시스템 구현

가스사고 예측 시스템은 웹기반으로 웹상에서 실시간으로 확인할 수 있다. 우선 지도상에서 확인할 가능한 자료들로는 각 도별, 특별시, 광역시 별로 지도상에 표시되며, 본부/지사 별 가스사고 가능성 중에 가장 높은 값으로 지역 가스사고 가능성을 등급화 하여 나타내게 된다.

더 나아가 가스사고 가능성 등급을 보통, 주의, 위험으로 총 3단계로 나누어 색으로 표시하게 된다. 지도에 나눠어진 각 도/특별(광역)시의 특정지역을 선택하게 되면 특정지역 본부/지사 별 사고 가능성을 %의 단위로 나타내어진다. 또한, 지도와 같이 특정 지역의 온도, 습도, 풍속등의 기상예보가 3시간마다 갱신되어 수집되며, 수집된 특정 지역의 기상예보에 따른 해당 지역 가스사고 가능성과 위험등급을 표시하여 표로 나타내어진다. 각 지역에 위험등급에 따라 타공사, 이동식 부탄연소기, 막음조치 미비 등 관심사고 유형별 각각의 사고가능성을 확인이 가능하며 가장 높은 값에 표시되어 보인다.

k-NN 기법을 이용한 가스사고 가능성 예측 모델링은 24개의 본부/지사 중 한곳을 선택하여 선택된 본부/지사에서 생성시킨 모델항목별 모델에 대한 정보를 추가하고 가스사고 가능성 모니터링에 적용할 모델을 선택한다. 선택한 모델로 가스사고 가능성 모니터링에 적용시키면 신규 입력 데이터에 대하여 결과가 나타난다.

k-NN 예측 모델은 다수개를 추가하여 선택적으로 사용할 수 있으며 샘플링 기간, 사용속성, 최근 접이웃개수 등을 선택하여 후보모델을 구축할 수 있다. 이러한 후보모델 생성을 위한 샘플 데이터 선택 및 환경변수 선택은 특정기간을 선택하여 샘플



Fig. 6. The main interface.

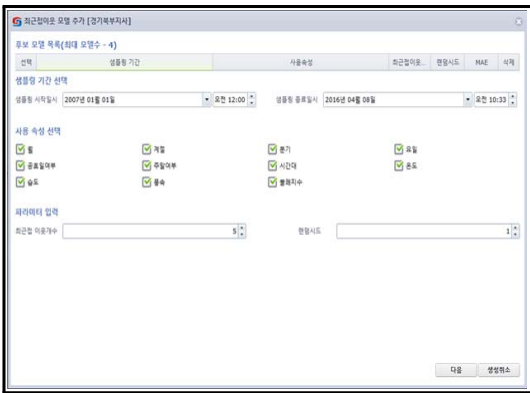


Fig. 7. User attributes interface.

플링 데이터를 생성할 수 있으며, 사용자 선택에 따라 모델을 구축할 수 있도록 총 11개의 사용속성 중 원하는 속성을 선택하여 반영할 수 있다. 또, 환경변수를 설정하기 위하여 가능성을 추정하기 위해 고려할 학습데이터개수인 최근접 이웃개수를 선택하고 샘플링 데이터에서 예측모델을 평가하기 위한 신규입력 데이터를 임의로 선택할 때 사용할 난수함수(random function)의 변수를 설정하여준다.

이러한 모델추가와 샘플데이터 설정으로 생성된 예측모델의 결과는 Fig. 8과 같이 나타나며 예측결과 테이블에서 선택된 테스트데이터에 대한 세부 결과로 해당 신규입력 데이터가 각 관심사고 유형일 가능성과 가능성이 가장 높은 관심사고 유형으로 예측모델은 테스트 데이터를 예측할 수 있다. 유사도 행렬은 각 학습데이터와 각 신규입력 데이터 간의 유사도를 표시한 값이다.

의사결정트리를 이용한 가스사고 가능성 예측 모델링도 24개의 본부/지사 중 한곳을 선택하여



Fig. 8. k-NN model results.

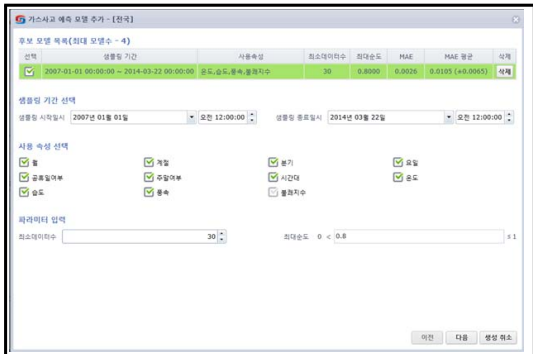


Fig. 9. Environmental variables.

선택된 본부/지사에서 생성시킨 모델항목별 모델에 대한 정보를 추가하고 가스사고 가능성 모니터링에 적용할 모델을 선택한다. 선택한 모델로 가스 사고 가능성 모니터링에 적용시키면 신규 입력 데이터에 대하여 결과가 나타난다.

의사결정트리 예측 모델도 지역별로 다수개의 모델을 추가하여 선택적으로 사용할 수 있으며 사용자의 편의를 위해 Fig. 9에서 보이는 것처럼 샘플링 기간, 사용속성, 환경변수를 설정할 수 있다. 의사결정트리 예측 모델 역시 샘플 데이터 선택 및 환경변수 선택은 특정기간을 선택하여 샘플링 데이터를 생성할 수 있으며, 사용속성 중 원하는 속성을 선택하여 반영할 수 있다. 환경변수로서 최소데이터 수와 최대순도의 설정이 제공된다. 최소데이터 수는 트리 생성 시 노드에 포함된 데이터 개수가 설정한 값보다 적을 경우 해당 노드를 단말노드로

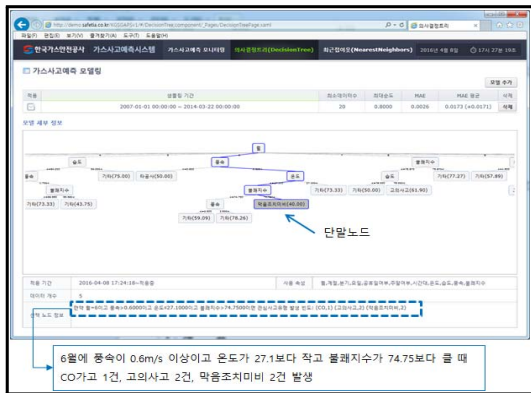


Fig. 10. Decision tree results.

설정하며, 최대순도는 노드에 포함된 데이터에서 가장 많은 관심사고유형의 비율이 설정한 값보다 클 경우 해당노드를 단말노드로 설정한다. 생성된 의사결정트리의 단말노드는 특정한 경우에 대한 상황과 사고가 연계된 정보를 보유하고 있으며 Fig. 10에서 그 사례를 보인다.

V. 결론

본 연구는 과거 기상정보 데이터와 사고 및 신고 데이터를 기반으로 지역별 사고 가능성을 산출하는 분석 모델 개발하고 시스템을 구현하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 과거기상정보, 사고정보, 사건 신고 정보를 바탕으로 가스사고 예측 데이터베이스를 구축하였다. 과거기상정보는 기상청 AWS에서 약 9년간 정보를 수집하여 가스안전공사 지역본부·지사 위치를 중심으로 AWS 코드를 연관 관계를 정의하여 테이블로 형성되었다. 사고·사건 정보 역시 한국가스안전공사에 9년간 기록된 정보를 바탕으로 수집하였으며 기본속성 외에 시간에 대해 구체화된 파생속성과 기상과 연계된 추가속성을 정의하여 테이블을 구성하였다.

가스사고 예측 모델은 k-NN과 의사결정트리 알고리즘을 적용하였다. k-NN 알고리즘은 클래스의 소속정도를 개선하는 기법을 적용하였고, 의사결정 트리는 분기를 결정하는 확신도 수식을 적용하여 예측 정확도 향상에 기여하였다.

또한 구축된 데이터베이스와 모델을 바탕으로 웹 기반 가스사고 예측 데이터베이스를 구현하였다. 본 시스템은 사용자 선택에 의해 생성된 모델을 바탕으로 K-weather에서 안전공사에 하루에 4번 제공되는 현 기상정보를 적용하여 23개 지역별

위험도를 제공한다. 향후, 본 연구에서 개발된 모델은 좀 더 협소한 지역의 위험도를 분석하고 산출하는데 사용할 계획이다.

감사의 글

본 연구는 산업통상자원부와 한국산업기술진흥원의 “지역특화산업육성사업(R&D, P0002072)”으로 수행된 연구결과입니다.

REFERENCES

- [1] Daniel, A., and Louvar, J. F., *Chemical Risk Analysis: Fundamentals with Application*, Prentice Hall, (1990)
- [2] Oh, J. S., Sung, J. G., and Kwon, J. R., “A Study on Autonomic Decision Method for Smart Gas Environment in Korea”, *Advances in Intelligent and Soft Computing*, 72, 1-9, (2010)
- [3] Oh, J. S., Bang, H. J., and Ko, H., “An Empirical Study on Smart Safety Management Architecture for Gas Facilities in Korea”, *INFORMATION-An International Interdisciplinary Journal*, 15(3), 1107-1122, (2012)
- [4] Cover, T. M., and Hart, P. E., “Nearest Neighbor Pattern Classification”, *IEEE Transactions on Information Theory*, 13(1), 21-27, (1967)
- [5] Han, J. H., and Kim, Y. K., “A Fuzzy k-NN Algorithm using Weights from the Variance of Membership Values”, *IEEE CVPR Conference*, 394-399, (1999)
- [6] Han, J. H., and Kamber, M., *Data Mining Concepts and Techniques*, Morgan Kaufmann Publishers, (2001)
- [7] Henrique, V. S., Celso K. M., Ivan, R. G., Tiago, C. F., and Jose R. P., “Leak Detection in Petroleum Pipelines using a Fuzzy System”, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 49(3-4), 223-238, (2005)
- [8] Department of weather industry policy, *According to an analysis of the characteristics of the discomfort index over the last 10 years, Daegwanyeong is the most peasant area in the country*, Press release of Korea Meteorological Administration, (2011)