

논문 2012-49CI-2-2

확장 베이지안망을 적용한 고위험성 HRCT 영상 분류

(Classification of Very High Concerns HRCT Images using Extended Bayesian Networks)

임 채 균*, 정 용 규**

(Chae Gyun Lim and Yong-Gyu Jung)

요 약

최근 의료분야에서는 방대한 양의 정보를 효과적으로 처리하기 위하여 의사결정트리, 신경망, 베이지안망 등을 비롯한 각종 데이터마이닝 기법의 적용 방안을 연구하고 있다. 또한 환자의 기본적인 신상정보나 과거력, 가족력과 같은 정보 이외에도 MRI, HRCT 등의 영상정보를 추가적으로 수집하고 진단에 활용함으로써 질병진단의 정확도 향상을 도모하는 것이 일반적인 현황이다. 하지만 실제 상황에서는 결과에 영향을 미치는 다량의 변수가 존재하므로 특정 데이터마이닝 기법을 통하여 얻을 수 있는 정보가 상당히 제한적이라고 볼 수 있다. 그뿐만 아니라 촬영된 의료영상도 부수적으로 진단에 긍정적인 영향을 줄 수는 있지만, 주관적인 판단 비중이 높아 자동화된 시스템으로 처리하기가 난해한 문제이다. 이에 따라 현실의 복잡한 상황에서 상대적으로 대처가 유리하고 다변량 확률적인 모델을 기반으로 하는 베이지안망에서 K2나 TAN 등으로 탐색 알고리즘을 개선한 확장 모델이 제안되었다. 이 때, 적용되는 탐색 알고리즘의 종류에 따라 그 성능이 크게 좌우되는 확장 베이지안망의 특성상, 각 기법에 대한 성능과 적합성의 사실적인 평가가 요구된다. 따라서 본 논문에서는 확장 베이지안망에서 질병 진단에 대한 동일한 데이터를 이용하여 실험을 수행하였으며, K2, TAN과 같은 탐색 알고리즘에 변화를 주며 분류 정확도를 측정하였다. 실험에서는 10-fold 교차검증을 수행한 결과분석을 기반으로 성능을 비교평가하고, 발병 위험성이 높은 환자에 대한 HRCT 영상을 분류하여 고위험성의 데이터를 식별 가능하도록 하였다.

Abstract

Recently the medical field to efficiently process the vast amounts of information to decision trees, neural networks, Bayesian Networks, including the application method of various data mining techniques are investigated. In addition, the basic personal information or patient history, family history, in addition to information such as MRI, HRCT images and additional information to collect and leverage in the diagnosis of disease, improved diagnostic accuracy is to promote a common status. But in real world situations that affect the results much because of the variable exists for a particular data mining techniques to obtain information through the enemy can be seen fairly limited. Medical images were taken as well as a minor can not give a positive impact on the diagnosis, but the proportion increased subjective judgments by the automated system is to deal with difficult issues. As a result of a complex reality, the situation is more advantageous to deal with the relative probability of the multivariate model based on Bayesian network, or TAN in the K2 search algorithm improves due to expansion model has been proposed. At this point, depending on the type of search algorithm applied significantly influenced the performance characteristics of the extended Bayesian network, the performance and suitability of each technique for evaluation of the facts is required. In this paper, we extend the Bayesian network for diagnosis of diseases using the same data were carried out, K2, TAN and changes in search algorithms such as classification accuracy was measured. In the 10-fold cross-validation experiment was performed to compare the performance evaluation based on the analysis and the onset of high-risk classification for patients with HRCT images could be possible to identify high-risk data.

Keywords : Extended Bayesian Network, HRCT, K2, TAN

* 정회원, 카이스트 위촉연구원
(Researcher, KAIST)

** 평생회원-교신저자, 을지대학교 의료IT마케팅학과
(Department of Medical IT marketing, Eulji University)

접수일자: 2011년1월31일, 수정완료일: 2012년3월6일

I. 서론

의료 분야를 포함한 각 산업 분야에서는 정보기술의 발전과 일반화로 인하여, 기본적인 고객이나 상품 정보 뿐만 아니라 모든 거래 및 업무처리 내역에 대한 대규모의 데이터를 보유하고 있다. 특히 이 데이터를 분석한 결과는 실질적인 경험을 바탕으로 추출된 지표나 정보로 활용이 가능하므로, 데이터마이닝 분야가 다수의 데이터에서 속성 간의 관계 및 특징들을 분석하여 정보 모델링하는 기술로 각광받고 있다.

한편, 의료 분야에서 환자의 질병 진단에는 현재 환자 상태에 대한 데이터만으로는 정보가 부족하여 정확한 진단을 내리기가 쉽지 않다. 부가적으로 MRI, HRCT 등의 의료영상을 촬영하여 진단에 추가 정보로 활용할 수도 있지만, 질병 진단은 의사의 주관적인 판단이 큰 영향을 미치고 자동화된 시스템으로 처리하기 어렵다. 이에 따라, 방대한 데이터에서 보다 유용한 정보만을 추려내고, 새로운 정보로 결합하여 제공해줄 수 있는 데이터마이닝이 요구되고 있다.

이러한 데이터마이닝의 대표적인 기법으로는 연관성 (Association), 군집화 (Clustering), 의사 결정 나무 (Decision Tree), 신경망 (Neural Network) 등의 다양한 알고리즘들이 연구되고 있는 현황이다^[1]. 그러나 실제 문제에서는 결과에 영향을 미치는 요인이 다수 존재하기 때문에 항상 완벽하게 동작 가능한 최적의 알고리즘을 선별한다는 일은 쉬운 문제가 아니다. 베이지안망의 경우에는 지식을 표현하는 방법으로써 확률을 기반으로 현실을 모델링하기에 유용한 개념이라고 볼 수 있다. 이 기법은 실제에서 모든 현상들의 속성간의 관계가 확률에 더 근접하다는 사실로부터 접근하고 있다. 이러한 베이지안망은 각각의 노드에 대한 확률들을 이용하여 그 결과를 예측하므로, K2나 TAN (Tree Augmented Naïve Bayes) 등과 같은 탐색 알고리즘 중에서 어떤 것을 선택하는가에 따라서 그 예측 결과의 차이가 큰 경향을 보인다.

따라서 본 연구에서는 질병 데이터에서 각 속성과 실질적인 발병 위험성 간의 관계성을 분석하기 위하여 K2와 TAN을 적용하였으며, 탐색 알고리즘의 선택에 따른 베이지안망 모델의 성능 변화를 평가하였다. 또한 발병 위험성이 높다고 판단된 환자에 대한 HRCT 영상을 식별하고 체계적으로 분류할 수 있도록 하였다. 실험에는 심장 질환에 관련된 데이터를 기반으로 확장

베이지안망을 적용한 결과를 분석하였다.

II. 관련연구

1. HRCT

(High Resolution Computed Tomography)

HRCT는 고해상도 컴퓨터 단층촬영이며, CT의 특별한 기법 중의 하나이다. 일반적인 CT가 슬라이스의 두께를 약 5~10mm로 하고, 간격을 5~10mm로 두어 연속적으로 촬영한다. 반면에 HRCT는 슬라이스 두께를 1~3mm정도 (보통은 1.5~2mm)로 얇게 지정하여 촬영하여 선명도, 해상도를 높이는 기법이다. 주로 만성 폐질환이나 기관지 확장증 등의 진단과 범위를 파악하는데 이용되고 있다.

HRCT 영상에서 미세병변을 더욱 선명하고 충실하게 나타내려면 가능한 한 슬라이스의 두께를 얇게 할수록 유리하다. 하지만 얇게 할수록 경사주행하는 혈관이나 기관지의 주행을 관찰하는데 다수의 촬영 사진을 관찰해야만 한다는 단점이 있다. HRCT 영상의 높은 선명도와 해상도에서 얻을 수 있는 장점에 비교한다면 이러한 단점은 작은 편이므로, HRCT 영상에 익숙해지면 크게 문제되지 않는다.

2.2 탐색 알고리즘

베이지안망의 확장모델에서는 다양한 형태의 탐색 알고리즘을 적용 가능하며, 탐색 알고리즘에 따라 그 성능의 변화가 크게 나타난다. 이러한 탐색 알고리즘 중에서 대표적으로 K2, TAN 알고리즘이 있다.

K2 알고리즘은 베이지안망에서 성능향상을 위해 사용되는 특별한 알고리즘 중의 하나이며, 각 노드를 효과적으로 최적화할 수 있는 기법이다. 주어진 속성들로 표현되는 노드의 순서를 매기고, 각 노드를 순차적으로 처리하며 진행한다. 이전 노드로부터 현재 노드로 선을 연결하는 것은 Greedily하게 고려하여 추가하며, 현재 노드가 더 이상 최적화될 수 없으면 다음 노드로 이동하는 과정으로 진행된다^[2]. 따라서 초기에 설정된 노드들의 순서에 의존적인 결과를 나타내게 된다.

어떠한 사건이 독립적으로 발생한다고 가정한 베이지안망 구조 G 가 주어지고, 조건부 확률 분포 함수 $f(GPr|G)$ 라고 하면 다음 수식 (1)처럼 표현할 수 있다.

$$\Pr(G, D) = \Pr(G) \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{q_i} \frac{(r_i - 1)!}{(N_{ij} + r_i - 1)!} \prod_{k=1}^{r_i} N_{ijk}! \quad (1)$$

K2 알고리즘은 망 구조 G 에 대해서 $P_r(G, D)$ 를 최대화하는 방향으로 탐색을 진행하며, 이 확률을 최대화하기 위해 greedy 기법을 적용하면 다음 수식 (2)로 변형이 가능하다^[3].

$$g(i, \pi(V_i)) = \prod_{j=1}^{q_i} \frac{(r_i - 1)!}{(N_{ij} + r_i - 1)!} \prod_{k=1}^{r_i} N_{ik}! \quad (2)$$

반복을 하여도 더 이상 부모 노드로부터 현재 노드의 $g(i, \pi(V_i))$ 가 증가되지 않게 되면 종료된다. K2 알고리즘은 greedy 기법을 이용하므로 그 성능을 확인해볼 필요가 있다.

한편, 트리구조로 확장한 TAN 알고리즘은 베이지안 망을 확장한 기법으로, 각 노드에 대해서 클래스 노드와는 무관하게 두 번째 부모 노드를 고려하는 방식이다^[4]. TAN 모형은 아래 그림 1과 같은 구조를 보인다.

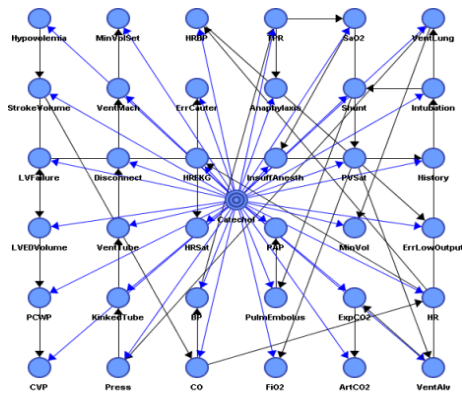


그림 1. TAN 모형의 구조
Fig. 1. The structure of TAN model.

베이지안망의 학습을 위해서 log-likelihood 측정하게 되며, 이는 TAN을 적용하여 확장한 경우에도 마찬가지이다. 이러한 log-likelihood는 다음 수식 (3)과 같다.

$$LL(B|D) = \sum_{x \in D} \log(P_B(x)) \quad (3)$$

log-likelihood를 최대화하도록 학습하기 위하여 TAN 알고리즘은 다음과 같은 수식 (4)로 표현한 구조를 정의한다^[5].

$$\theta_{i|II_i}(x_i, \Pi_{x_i}) = \frac{N_{i, II_i}(x_i, \Pi_{x_i})}{N_{II_i}(\Pi_{x_i})} \quad (4)$$

이 수식을 기반으로 TAN 모델을 구축하며, 효율적인 결과를 보이기 위해 학습과정에서 이론적으로 수정하고 보완이 요구된다.

III. 심장 질환의 발병 위험성 분석

심장 질환은 현대인의 사망 원인 중에서 상위권에 속하는 위험한 질병으로, 특히 가정이나 업무 등의 요인에서 발생하는 스트레스도 하나의 원인이라고 할 수 있다. 만약 예기치 못하게 일상 상황에서 갑자기 심장 질환이 발병한 경우에는 적절한 대처와 신속한 치료가 중요하며, 처치가 지연되면 신체기능에 일부 장애가 발생하거나 심하면 사망에 이를 수도 있다. 이러한 심장 질환은 지속적인 사전 조치로 예방하여 발병 가능성을 최소화하는 방법이 효과적이다. 실제 세계와 같이 다수의 영향 요인으로 인하여 불확실한 상황에서도 심장 질환의 위험성을 예측할 수 있다면 질병 관리 및 예방의 측면에서 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

데이터마이닝 기법 중에서 퍼지, 베이지안망, 신경망 등의 이론을 적용하면, 실제 세계와 같이 영향 요인이 다양하고 불확실한 상황이라도 수집된 대규모의 데이터를 기반으로 확률적인 분석이 가능하다^[7,8]. 따라서 본 논문에서는 확장된 베이지안망에서 탐색 알고리즘을 다르게 하며 심장 질환의 위험성 분석에 적용하여 실험을 수행하고, 도출된 결과를 기반으로 그 성능을 평가하였다. 또한 분류된 결과에서 환자에 대한 심장 질환의 위험성을 확인할 수 있으므로, 고위험성 HRCT 영상을 식별 가능하도록 하였다.

IV. 실험

4.1 실험 데이터

실험을 위한 도구로써 Waikato 대학교에서 개발된 WEKA v3.6.2^[6]을 사용하였고, 사용된 데이터는 미국의 Cleveland Clinic Foundation에서 수집한 심장 질환의 관련 사례들로 구성된 cleveland_data.arff 이다.

이 실험데이터는 실제 환자에 대한 정보를 보유하고 있으며, numeric과 nominal 타입이 혼합된 총 14가지의 속성으로 이루어져 있다. 각각의 속성에 대한 세부적인 사항은 표 1과 같다.

numeric 속성으로는 age, trestbps, chol, thalach, oldpeak, ca가 있으며, nominal 속성은 sex, cp, fbs, restecg, exang, slope, thal, num이 존재한다. 특히 num 데이터는 분류 결과에 대한 예측값으로써 {0, 1, 2, 3, 4}의 5종류의 값 중에서 하나로 표기되며, 이는 심장 질환의 클래스를 의미한다. 실험에 사용된 데이터는 총

표 1. 실험데이터의 속성

Table 1. Attributes in evaluation data.

attribute	type	value
age	numeric	continuous from 29 to 77
sex	nominal	{0, 1}
cp	nominal	{1, 2, 3, 4}
trestbps	numeric	continuous from 94 to 200
chol	numeric	continuous from 126 to 564
fbs	nominal	{0, 1}
restecg	nominal	{0, 1, 2}
thalach	numeric	continuous from 71 to 202
exang	nominal	{0, 1}
oldpeak	numeric	continuous from 0 to 6.2
slope	nominal	{1, 2, 3}
ca	numeric	continuous from 0 to 3
thal	nominal	{3, 6, 7}
num (predicted)	nominal	{0, 1, 2, 3, 4}

303개를 사용하였다.

4.2 전처리 과정

num 속성은 [0, 4] 사이의 정수로 이산화하였으며, 0인 경우에만 정상적으로 건강한 상태이며, 나머지 경우에는 각 클래스로 분류된 심장 질환을 보유한 상태하는 것을 의미한다.

또한 수집된 데이터에 존재할 수 있는 결측치와 이상치는 인접한 사례의 중간값을 취하거나 전반적인 평균값을 이용한 보정이 가능하다. 하지만 실험데이터 속성 중에서 num 속성은 실제적인 심장 질환의 종류를 식별하는 속성으로써 이를 판단할 때 고려해야할 요인이 많아 타당하게 추정하기 어렵다. 따라서 통계적인 결과에 가장 영향이 적으며 결과해석을 방해하지 않도록 일반적 상태인 0으로 처리하였다. 나머지 numeric 타입의 속성들은 각 속성값들에 대한 전반적인 평균값을 이용하여 보정함으로써 실험에서 영향을 최소화하였다.

4.3 실험 결과

실험은 cleveland_data.arff 데이터를 기반으로 num 속성을 대상으로 선택하여 확장 베이지안망을 적용하였으며, 탐색 알고리즘으로 앞에서 설명한 K2와 TAN을 사용하였다. 또한 데이터 분석에는 Cross-Validation의 fold 값을 10으로 주어 수행하였다. 표 2에서 총 10회의 실험 결과로 분류된 사례들에 대하여 측정된 correct와 incorrect의 개수를 정리하였다.

다음의 표 3과 표 4는 각각 K2와 TAN 알고리즘을

표 2. 분류 중간 결과

Table2. Interim results in classification

		1	2	3	4	5	6
Correct	K2	189	183	183	176	176	178
	TAN	178	168	172	164	159	158
Incorrect	K2	114	120	120	127	127	125
	TAN	125	135	131	139	144	145

		7	8	9	10	sum	avg
Correct	K2	175	176	173	186	1795	179.5
	TAN	179	159	163	170	1670	167
Incorrect	K2	128	127	130	117	1235	123.5
	TAN	124	144	140	133	1360	136

표 3. K2를 적용한 confusion matrix

Table 3. The confusion matrix using K2

a	b	c	d	e	<-- classified as
1395	143	53	33	16	a = 0
222	157	83	77	11	b = 1
49	97	103	94	17	c = 2
38	91	89	117	15	d = 3
14	31	28	34	23	e = 4

표 4. TAN을 적용한 confusion matrix

Table 4. The confusion matrix using TAN

a	b	c	d	e	<-- classified as
1319	169	65	78	9	a = 0
252	158	71	58	11	b = 1
99	95	90	68	8	c = 2
86	95	72	88	9	d = 3
42	25	24	24	15	e = 4

표 5. K2와 TAN을 적용한 10-folds CV 실험결과

Table 5. Evaluation results of 10-folds CV using K2 and TAN models.

	K2	TAN
Correctly Classified Instances	1795 (59.24 %)	1670 (55.12 %)
Incorrectly Classified Instances	1235 (40.76 %)	1360 (44.88 %)
Kappa statistic	0.3564	0.2770
Mean absolute error	0.1754	0.2012
Root mean squared error	0.3389	0.3486
Relative absolute error	65.76 %	75.46 %
Root relative squared error	94.09 %	96.78 %
Total Number of Instances	3030	3030

적용한 10회의 실험 결과로부터 분류된 사례를 모두 취합하여 생성된 Confusion Matrix를 나타낸다. 세로축은 실제 값이고, 가로축은 분류된 값을 나타내므로, 가로축과 세로축의 값이 동일한 대각선의 경우가 올바르게 분

류된 사례의 수이다.

K2와 TAN 알고리즘으로 확장한 베이지안망에서 10회의 Cross-Validation 실험을 통하여 검증한 전반적인 실험 결과를 모두 통합하여 표 5에 정리하여 나타내었다.

V. 실험결과 고찰

표 5의 실험결과를 통하여, K2의 MAE(Mean Absolute Error)가 0.1754, 분류 정확도가 약 59.24%인 것에 비해 TAN의 MAE가 0.2012, 분류 정확도는 약 55.12%로 거의 유사한 결과를 나타내는 것을 볼 수 있다. 또한 다른 시점에서 동일한 실험을 실행할 경우에 그 실험이 유사하게 재현되는지에 대한 재현성(reproducibility)의 평가 지표로 Kappa statistic을 분석하며, 이를 아래 그림 2에 나타내었다.

K2를 적용한 경우의 평균 Kappa는 0.3564이고, TAN은 평균 0.2770를 나타내었으며, 이 실험의 재현성이 다소 부족한 경향이 있다는 것을 의미한다.

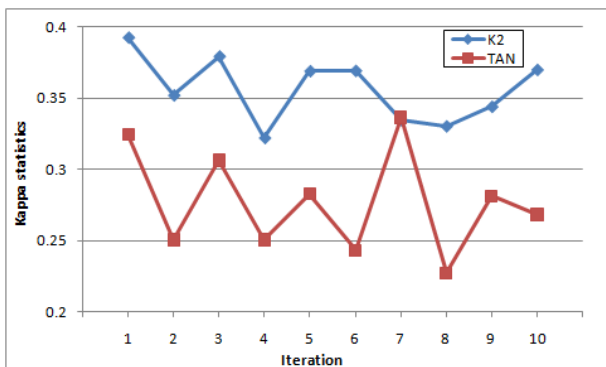


그림 2. 실험 결과의 Kappa statistic
Fig. 2. Kappa statistic in evaluation results.

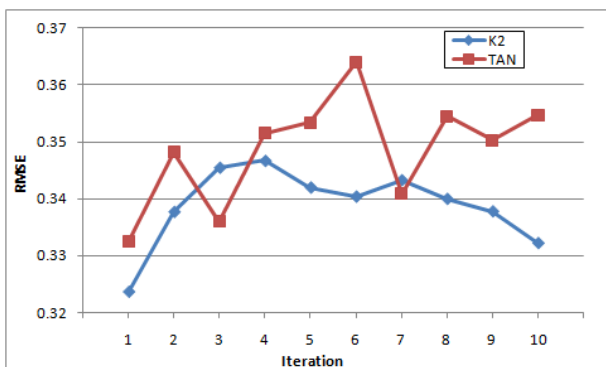


그림 3. 실험 결과의 RMSE
Fig. 3. RMSE in evaluation results.

그림 3은 실험에서 나타나는 오차의 제곱을 평균한 값의 제곱근인 RMSE(Root Mean Squared Error)를 보이며, 이는 통계학의 표준편차와 유사한 의미를 가진다. 실험 결과에서, K2를 적용한 경우에는 평균 RMSE가 0.3389, TAN의 경우에는 평균 RMSE 0.3486을 보인다.

다수 요인들의 상관관계에 대한 확률적 접근법을 바탕으로 구성된 네트워크인 베이지안망은 환자의 심장질환 위험성 추론에 유용하게 활용 가능하다. 실제 의료 전문가의 의사결정 과정과 유사하게, 과거 사례에서 얻은 경험과 환자의 인적정보를 HRCT영상과 함께 고려하여 지능적으로 추론할 수 있기 때문이다. 대부분의 경우에서 TAN이 K2에 비하여 효과적이라는 기존 연구결과에도 불구하고, 이 실험에서는 전반적으로 TAN의 성능이 상대적으로 저조한 결과를 나타낸다. 그러나 이를 통하여 K2가 TAN보다 뛰어난 알고리즘이라고 단정할 수는 없으며, 더 세부적인 실험이 요구된다는 사실을 의미한다. 특히 RMSE와 Kappa statistic를 보면, 실험에서의 오차율이 적지 않고 동일하게 재현될 가능성이 다소 낮아 우연한 실험에 가깝다는 결과는, 추가적인 실험이 요구된다고 해석이 가능하다.

이 실험 결과로부터 TAN 알고리즘이 K2보다 우수하게 동작하지 않는 경우가 존재하는 것을 확인하였으며, 이러한 결과가 발생한 주요 원인으로는 14개 속성을 가진 다변량 데이터이고 사례 수가 적은 실험데이터로 수행하였다는 점으로 추정된다. 전체 속성 수에 비하여 적은 비율의 사례를 학습하고 이를 검증하는 과정을 거치므로 고려해야할 경우의 수가 많아 상대적으로 저조한 성능을 보였다.

따라서 추후에는 실험데이터의 사례를 더 많이 수집하고, 이를 기반으로 각 알고리즘을 다양한 관점에서 적용할 필요가 있다. 또한 심장 질환의 위험성 분석에 있어서 상관관계가 적은 변수를 고려 대상에서 배제하여 알고리즘의 성능을 향상시키는 방안도 연구해야한다.

VI. 결 론

최근에는 의료 분야에서 보유하고 있는 방대한 자료를 기반으로 실질적으로 환자의 질병 진단에 활용 가능한 정보를 추출하기 위하여 데이터마이닝 분야가 각광 받고 있다. 부족한 정보를 보완하기 위하여 MRI, HRCT 등의 부가적인 의료영상을 이용하기도 한다. 이러한 정보를 모델링하는 알고리즘으로는 연관성, 군집

화, 베이지안망 등의 다양한 기법이 제안되고 있지만, 실제 세계에는 고려해야 할 다수의 영향 요인이 존재하기 때문에 완벽한 알고리즘이 개발되지 못한 현황이다.

따라서 본 논문에서는 실제 환자로부터 수집한 심장 질환 관련된 데이터인 cleveland_data.arff 를 기반으로 확장 베이지안망을 적용하여 분류하였으며, K2와 TAN 각각으로 탐색 알고리즘을 변화시키며 실험을 수행하였다. 실험 결과를 기반으로 확장된 베이지안망에서 탐색 알고리즘에 따라 변화하는 성능을 분석하였으며, 분류 결과로부터 확인할 수 있는 질병 분류 정보를 이용하여 고위험성 HRCT를 식별 가능하다.

향후에는 더 정확한 실험을 위하여 현실과 유사한 환경요인을 구축하여 성능을 평가하며, 단순한 성능비교뿐만 아니라 bagging, boosting, stacking 등의 앙상블 방법을 통하여 다수의 모델을 복합적으로 적용하는 방향도 연구할 것이다. 또한 질병에 대한 고위험성 HRCT 영상으로 분류된 이미지에서, 실제 질병의 위치로 의심되는 지역을 표시하여 진단에 유용한 정보로써 활용 가능하도록 할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] Stuart Moran, Yulan Hey, Kecheng Liu, "An Empirical Framework for Automatically Selecting the Best Bayesian Classifier", Proceedings of the World Congress on Engineering 2009 Vol I, WCE 2009, July 1 - 3, 2009.
- [2] Carolina Ruiz, "Illustration of the K2 Algorithm for Learning Bayes Net Structures", Department of Computer Science, WPI, 2005.
- [3] Evelina Lamma, Fabrizio Riguzzi, Sergio Storari, "Improving the K2 Algorithm Using Association Rule Parameters", Modern Information Processing: From Theory to Applications B, 2006.
- [4] Jesse Davis, Vitor Santos Costa, Irene M. Ong, David Page and Inês Dutra, "Using Bayesian Classifiers to Combine Rules", Department of Biostatistics and Medical Informatics, University of Madison-Wisconsin, 2004.
- [5] Jesús Cerquides, "Tractable Bayesian Learning of Tree Augmented Naive Bayes Classifiers", Ramon López de Mántaras, 2003.
- [6] <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/index.html>
- [7] 이우영, 송병호, 김갑기, 최조천, 이경효, 이연우, 사례 기반 추론을 이용한 적조 예측 시스템 구현,

- 대한전자공학회 2010년 하계종합학술대회, 2010.6
- [8] 박선, 김경준, 이진석, 이성로, 신경망과 SVM을 이용한 적조 발생 예측, 전자공학논문지제48권제5호, 2011.9

저 자 소 개



임 채 균(정회원)

2011년 을지대학교 의료전산학
전공 졸업

2011년~현재 카이스트
위촉연구원

<주관심분야 : 인공지능, 데이터
마이닝, 의료정보시스템>



정 용 규(평생회원)

1981년 서울대학교 이학사

1994년 연세대학교 공학석사

2003년 경기대학교 이학박사

1999년~현재 을지대학교 의료IT
마케팅학과 교수

<주관심분야 : 임상데이터마이닝, 의료정보시스템, 전자거래표준>