

하이브리드 다층 구조를 이용한 개선된 반려견 진단 시스템

손원희 · 정유진 · 김광백*

신라대학교

Enhanced Dog Health Diagnosis System using Hybrid Multi Layer Structure

Won-Hee Son · Yu-jin Jeong · Kwang-beak Kim*

Silla University

E-mail : polarfuchs49@naver.com / kork1007@naver.com / gbkim@silla.ac.kr

요 약

PFCM-R 알고리즘을 적용한 기존의 반려견 진단 방법에서는 클러스터링에서 사용되는 파라미터 값을 경험적으로 설정하고 견주가 입력하는 증상들 사이에서 관련성이 낮은 증상이 필터링 되지 않아서 질병의 도출 성능을 저하시키는 원인이 된다. 따라서 본 논문에서는 노드 활성화 함수를 적용하여 증상간의 관련성이 적은 증상 데이터를 제거하여 학습 데이터를 구성한 후, 연상 메모리 알고리즘에 적용하여 반려견의 질병에 대한 진단 성능을 개선시키는 하이브리드 기반 다층 학습 구조를 제안하여 반려견 진단에 적용한다. 기존의 PFCM-R 알고리즘 진단 방법과 제안된 하이브리드 다층 구조 진단 방법을 비교 분석한 결과, 기존의 방법보다 제안된 방법이 입력된 증상들에 대해서 기존의 방법보다 관련성이 있는 질병 도출 성능이 23.7%가 개선되었다.

키워드

반려견, 증상, 노드 활성화 함수, 연상 메모리

I. 서 론

오늘날 반려동물 중 ‘개’가 22.1%로 반려동물 소유자의 83.9%가 양육 중으로 가장 높은 비중을 차지하고 있다[1]. 노령견의 경우에 사망원인은 신경계질환, 위장병, 비뇨생식기 등 퇴행성 및 대사성 질환이 주된 원인이다[2]. 하지만 초기에 증상을 발견하여 적절한 치료를 한다면 질병 완치에 대한 가능성이 높아진다. 이 때문에 일반인도 자신의 반려견의 건강 상태를 파악하는 방법이 필요하다. 기존의 반려견 진단 방법에서는 PFCM-R 알고리즘을 적용하여 견주가 불필요한 증상들을 선택하게 되면 관련성이 낮은 질병의 클러스터에 속하는 경우가 발생하여 진단의 정확성이 낮아지는 문제점이 있다.

따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위하여 활성화 함수와 동질 연상 메모리를 결합한 하이브리드 다층 학습 구조를 제안하여 견주가 선택한

관련성이 적은 증상들로 인해 질병의 도출에 영향을 주는 문제점을 개선한다[3].

II. 데이터베이스 구축

제안된 반려견 진단 시스템은 기본 데이터 생성 자료로 ‘애완견의 질병과 치료 - 하서출판사’ 서적을 이용하여 약 250개의 질병과 약 150가지의 증상을 기본 데이터로 구성하고 해당 데이터와 ‘Nelson 소동물 내과학 I, II - 엘스비어 출판사’ 서적을 이용하여 질병 데이터를 세분화하여 총 247개의 증상과 303개의 질병을 데이터로 구성한다 [4,5]. 그리고 증상 및 질병 데이터를 기반으로 증상은 머리, 눈, 코, 다리, 행동 등 16개의 부위로 구분하고 질병은 머리, 귀, 소화계, 신경계, 심리계 등 17개의 부위와 기관계로 구분하여 질병과 증상 관계를 분석한 후에 학습 데이터를 구성한다.

* corresponding author

III. 하이브리드 다층 알고리즘 구성

기존의 PFCM-R 알고리즘은 질병을 군집화 하는 과정에 적용되는 파라미터 값이 소동물 의학을 기반으로 하지 않고 일정한 값을 부여하여 사용자가 질병과 관련성이 없거나 적은 증상을 선택할 경우에는 이 증상들이 질병을 도출하는데 영향을 주기 때문에 진단의 정확성이 낮아지는 문제점이 있다. 따라서 도출된 10개의 질병들 간의 연관성은 66.7%로 낮은 문제점이 발생하였다[3]. 따라서 본 논문에서는 활성화 함수와 연상메모리를 결합한 하이브리드 다층 구조의 학습 방법을 제안하여 견주가 선택한 연관성이 낮은 증상들을 필터링 한 후에 연상 메모리를 적용하여 질병을 도출하는 방법을 제안한다. 제안된 반려견 진단 시스템의 전체적인 구성도와 하이브리드 다층 구조는 각각 그림 1과 그림 2와 같다.

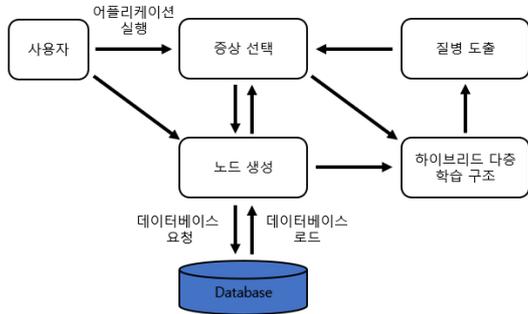


그림 1. 제안된 반려견 진단 시스템 구성도

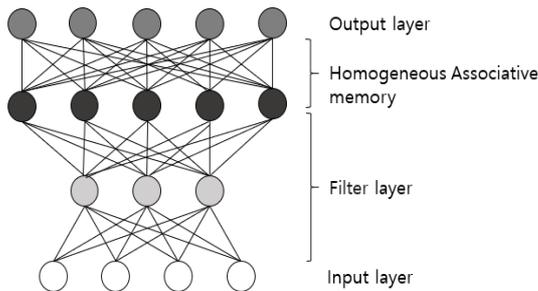


그림 2. 하이브리드 다층 구조

그림 2의 각 층 노드 개수는 데이터베이스에 있는 데이터에 따라 변경되고 질병과 증상이 추가하여 학습이 가능하게 학습 구조를 설계하였고 각 층에 적용된 활성화 함수는 식 (1), 식 (2), 식 (3)과 같다.

$$\sum_{i=0}^{n-1} (x_i - w_{ji})^2 = NET_j \quad (1)$$

$$f(NET_j) = \begin{cases} y_j = 0 : & NET_j > 0 \\ y_j = 1 : & NET_j \leq 0 \end{cases}$$

식 (1)에서 i 는 입력층이고 j 는 중간층을 의미한다. n 은 견주가 선택한 증상 수이고 w_{ji} 는 해당 증상들이 속한 질병 부위의 증상 수이다. 식 (1)을 적용하여 견주가 선택한 반려견의 증상들 중에서 해당 부위의 증상과 비교하여 관련성이 낮은 증상들은 제거하여 질병의 도출 성능을 개선한다.

$$\sum_{j=0}^{m-1} (y_j - w_{kj})^2 = NET_k \quad (2)$$

$$f(NET_k) = \begin{cases} y_k = 0 : & NET_k > 0 \\ y_k = 1 : & NET_k \leq 0 \end{cases}$$

식 (2)에서 j 는 중간층이고 k 는 출력층을 의미한다. m 은 해당 부위의 증상과 비교하여 관련성이 낮은 증상들은 제거한 후의 증상 수이다. w_{kj} 는 해당 각 질병에 대한 세부 증상 수이다. 식 (2)을 적용하여 각 질병들에 속한 증상 학습 데이터를 구성한다. 구성한 증상 학습 데이터를 동질 연상 메모리 기법을 적용하여 최종 견주가 선택한 증상들에 대한 질병을 도출한다.

식 (3)과 같은 동질 연상 메모리 기법을 적용하여 최종 질병을 도출한다.

$$w_{vk} = \sum_{h=0}^{(m-1) \times (m-1)} y_k \times y_k$$

$$y_v = f\left(\sum_{k=0}^{m-1} y_k \times w_{vk}\right) \quad (3)$$

$$= f(NET_v)$$

$$f(NET_v) = \begin{cases} 0 : & NET_v > 0 \\ y_v : & NET_v = 0 \\ 1 : & NET_v < 0 \end{cases}$$

식 (3)은 w_{vk} 는 동질 연상 메모리에 적용되는 가중치이고 y_v 는 견주가 선택한 증상에 되는 최종 질병에 대한 출력 값이다

IV. 실험 및 결과 분석

본 논문은 AMD(R) Ryaen(TM) 5 3600X 6-Core C PU, 16.0GB RAM이 장착된 PC 상에서 JDK 12.0.2, Android Studio에서 Google Pixel 4 가상 머신으

로 구현하여 실험하였다. 기존의 PFCM-R 클러스터링 기반의 알고리즘과 제안된 하이브리드 다층 학습 구조 방법 간의 질병 도출 성능을 분석하기 위하여 특정 질병과 관련성이 높은 증상 4개와 낮은 임의의 증상 1개를 포함한 총 5개의 증상을 입력한 후, 질병을 도출한 결과를 분석하였다.

표 1. 대표실험결과(1)

질병					
간염(전체)					
입력 증상					
구토, 설사, 소변색이 진함, 흰자가 노란색 눈을 가려워함					
PFCM-R			하이브리드 다층 구조		
질병명	PFCM-R값	판단	질병명	패턴 정확도	판단
간염	66.67	O	간염(급성)	71.2	O
각막염	16.67	O	간염(만성)	68.5	O
개 조충증	16.67	O	간장 장애	66.3	O
체장염	16.67	O	납 중독	66.1	O
파보 바이러스 감염	16.67	O	식중독	65.2	O
간질환	16.67	O	약물 중독	49.5	O
개 디스텔퍼 바이러스 감염증	11.11	O	간염(전염성/불현성형/만성)	32.3	O
사구체신염	11.11	O	사료 변화	25.8	O
장폐색	8.33	O	간장 질환	22.7	O
급성 신부전	8.33	O	간염(전염성/돌발형/급성)	20.9	O

표 1은 반려견 간염의 증상인 ‘구토, 설사, 소변색이 진함, 흰자가 노란색’을 입력하고 임의의 증상인 ‘눈을 가려워함’을 입력한 후, 10개의 질병을 도출한 결과이다.

기존의 PFCM-R 알고리즘은 클러스터링에 적용되는 질병의 주 증상 파라메타 값에 일정한 값을 부여하고 견주가 입력한 증상들의 관련성을 확인하는 단계가 없어 임의의 증상 “눈을 가려워함”을 필터링 하지 못하였다. 따라서 기존의 PFCM-R 알고리즘은 질병 후보군이 서로 관련성이 낮은 질병이 도출되는 것을 확인할 수 있었다.

하이브리드 다층 학습 구조 방법은 견주가 입력

한 증상 관계성을 확인하는 층이 있어 ‘눈을 가려워함’ 증상은 필터링 되었다. 그리고 관련성이 있는 부위의 증상들만 학습 데이터가 구성되어 연상 메모리에 적용되므로 입력한 증상과 관계가 높은 질병이 도출되었다. 그러나 증상 관계성을 확인하는 층으로 인해 복합적인 부위 증상을 가지고 있는 질병에서 관련성이 낮은 증상들은 활성화 함수에서 제거되는 문제점이 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 견주를 위한 반려견 수의학 서적과 전문 소동물 수의학 서적을 활용하여 증상 303개와 질병을 세부적으로 분류하여 247개의 질병을 추출하였다. 그리고 해당 질병과 증상을 각각 17개와 16개의 부위와 기관계로 구분하여 질병과 증상 관계를 분석한 후에 학습 데이터를 구성하였고 활성화 함수와 동질 연상 메모리를 결합한 하이브리드 다층 학습 구조 방법을 제안하여 적용하였다. 따라서 견주가 입력하는 증상들 중에서 서로 관련성이 낮은 증상은 필터링되어 증상들과 관련성이 높은 질병들을 도출하였다. 기존의 PFCM-R을 적용한 경우보다 하이브리드 다층 학습 구조의 질병 도출 성능이 23.7%가 개선되었다. 그러나 일부 질병들은 다양한 부위에서 증상이 나타난다. 이러한 경우에는 제안된 진단 방법에서는 질병의 도출 성능이 낮아지는 문제점이 있다.

향후 연구 방향은 견주가 반려견의 이상 증상에 대해 다양한 부위에서 증상을 선택하는 경우와 일부 질병들이 다양한 부위에서 증상이 함께 나타나는 경우가 있다. 이러한 경우에는 제안된 방법에서는 질병의 도출 성능이 낮아진다. 따라서 질병을 정확히 도출하기 위해 딥 기반 계층적 클러스터링 기법을 연구하여 증상들을 대표 증상과 일반 증상으로 구분하여 분류하고 질병의 도출 정확성을 높이기 위해 딥 기반 퍼지 RBF 네트워크를 개발하여 적용할 것이다.

References

- [1] Available : <https://www.mafra.go.kr/mafra/293/subview.do?enc=Zm5jdDF8QEB8JTJGYmJzJTJGbWFmcmEIMkY2OCUyRjMyMzYwNiUyRmFydGNsVmllldy5kbyUzRg%3D%3D>
- [2] J. M. Fleming, K. E. Creevy, D. E. L. Promislow, “Mortality in North American Dogs from 1984 to 2004: An Investigation into Age-, Size-, and Breed Related Causes of Death,” vol.25, no.2, pp.169-411, April. 2011.
- [3] D. -S. Moon, W. -H. Son, J. -Y Oh, K. -B. Ki

- m, “Enhanced Dog Health Diagnosis System Using PFCM-R Algorithm,” Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering. vol.24, no.2, pp.48-50, 2020.10.
- [4] J. -S. Jang, the disease and treatment of a pet dogs, Haseo Publisher, 2003.
- [5] R. Nelson, C. G. Couto, Small Animal Internal Medicine Nelson, Elsevier, 2005.