

MÔ HÌNH HỌC CHUYỂN GIAO MỜ TRONG HỖ TRỢ CHẨN ĐOÁN BỆNH XƠ GAN

Trần Thị Ngân^{1,2,3*}, Nguyễn Thị Dung⁴, Trần Mạnh Tuấn³, Lương Thị Hồng Lan^{1,5}

¹Học viện Khoa học và Công nghệ - Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

²Viện Công nghệ thông tin - Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

³Trường Đại học Thủy Lợi, ⁴Trường Đại học Công nghệ thông tin và truyền thông – ĐH Thái Nguyên

⁵Trường Đại học Sư phạm – ĐH Thái Nguyên

TÓM TẮT

Chẩn đoán bệnh là giai đoạn quan trọng và có ý nghĩa quyết định đối với việc điều trị của các bệnh nhân. Chẩn đoán sớm và chính xác sẽ giảm chi phí và tăng khả năng chữa khỏi bệnh của bệnh nhân. Việc sử dụng các công cụ và thiết bị hỗ trợ chẩn đoán trợ giúp bác sĩ chẩn đoán nhanh và chính xác hơn. Bài báo này đề xuất việc áp dụng mô hình học chuyển giao mờ trong hỗ trợ chẩn đoán bệnh. Mô hình được sử dụng dựa trên sự kết hợp giữa phương pháp học chuyển giao với tập mờ hình thành mô hình học chuyển giao mờ để giải quyết bài toán hỗ trợ chẩn đoán bệnh xơ gan gan. Nghiên cứu của chúng tôi được kiểm chứng trên các tập dữ liệu đã được công bố và tập dữ liệu bao gồm 320 bệnh nhân đến khám và điều trị bệnh gan tại các bệnh viện thuộc khu vực Thái Nguyên. Các kết quả thực nghiệm được tiến hành để so sánh kết quả của mô hình sử dụng trong bài báo với các nghiên cứu khác trong thời gian gần đây. Kết quả thực nghiệm đã chỉ ra rằng mô hình áp dụng trong bài báo này đã nâng cao đáng kể độ chính xác khi chẩn đoán bệnh.

Từ khóa: Học chuyển giao, tập mờ, chẩn đoán bệnh, hỗ trợ chẩn đoán, các bệnh về gan

GIỚI THIỆU

Một phần không thể thiếu và đóng vai trò quan trọng trong đời sống mỗi con người là nhu cầu chăm sóc sức khỏe. Cùng với sự phát triển về mức sống của người dân, nhu cầu về khám chữa bệnh cũng như bảo vệ sức khỏe con người ngày càng cao. Thực tế hiện nay, các bệnh viện luôn luôn trong tình trạng quá tải, nhân lực khám chữa bệnh và các thiết bị y tế hiện đại không đủ để đáp ứng nhu cầu của người dân. Các giải pháp đã và đang được triển khai như xây dựng bệnh viện vệ tinh; luân chuyển cán bộ về tuyến y tế cơ sở; xây mới, mở rộng bệnh viện chưa giải quyết được tình trạng quá tải bởi trong thực tế, nhiều bệnh viện được xây mới khang trang nhưng người bệnh không tìm đến, nhiều bệnh viện vệ tinh đã được chuyển giao kỹ thuật nhưng người bệnh ở địa phương vẫn vượt tuyến. Lý do dẫn đến hiện tượng này là vì trình độ của các bác sĩ ở tuyến dưới và tuyến trên là quá chênh lệch. Trong trường hợp này, các hệ thống hỗ trợ chẩn đoán bệnh là cần thiết để góp phần giảm bớt tình trạng quá tải tại các bệnh viện ở Việt Nam.

Logic mờ đã phát triển khá hoàn chỉnh và kết hợp với một số ngành khoa học khác tạo nên cơ sở để hình thành các công cụ dựa trên công nghệ mờ. Đóng góp của logic mờ rất quan trọng cho lý thuyết về tập mờ, hệ mờ. Trong năm 2014, Kantesh Kumar OAD và Xu Dezhi [1] đề xuất một phương pháp tiếp cận dựa trên nguyên tắc mờ để dự đoán mức độ rủi ro của các bệnh tim mạch. Sutton [2] sử dụng thuật toán K-láng giềng gần nhất mờ (Fuzzy K-nearest neighbor - FKNN) cho các bài toán về y tế khác nhau bao gồm chẩn đoán nha khoa. Trong năm 2018, Hamido Fujita và công sự [3] đã đề xuất một phương pháp hỗ trợ chẩn đoán dựa trên trích chọn các đặc trưng của ảnh nha khoa.

Học chuyển giao mờ được coi như là một cách học hiệu quả để giải quyết vấn đề trên bằng cách sử dụng các thông tin thu được từ các miền khác nhau có liên quan để giải thích, hiểu về môi trường xung quanh và lấy những kiến thức từ những lĩnh vực này để cải thiện cơ chế suy diễn cũng như cải thiện kết quả học. Trong [4], Jethro Shell và Simon Coupland giới thiệu phương pháp học chuyển giao mờ như là khả năng học hỏi một nhiệm

* Tel: 0989 040454, Email: nganttt@tlu.edu.vn

vụ, giữ lại thông tin và chuyển giao những kỹ năng tương tự, có sẵn trong con người.

Từ những kết quả nghiên cứu đã có, nhóm nghiên cứu áp dụng mô hình kết hợp giữa học chuyển giao và suy diễn mờ trong hỗ trợ chẩn đoán bệnh xơ gan cho kết quả tốt.

Phần tiếp theo của bài báo được bố cục như sau: các kiến thức lý thuyết nền tảng sẽ được trình bày trong phần 2. Phần 3 trình bày cụ thể về mô hình được sử dụng trong bài toán chẩn đoán bệnh xơ gan trên bộ dữ liệu cụ thể. Các kết quả đánh giá thực nghiệm để so sánh hiệu năng của mô hình áp dụng và các mô hình đã có khác được trình bày trong phần 4. Cuối cùng là một số kết luận được trao đổi ở phần 5 của bài báo.

CÁC KIẾN THỨC VỀ HỌC CHUYỂN GIAO VÀ TẬP MỜ

Trong phần này, mục 2.1 sẽ trình bày các kiến thức cơ bản về học chuyển giao và mục 2.2 sẽ trình bày các nội dung liên quan đến suy diễn mờ.

Học chuyển giao

Học chuyển giao (Transfer Learning) là khả năng của một hệ thống nhằm phát hiện và áp dụng những kiến thức và kỹ năng đã học được ở các nhiệm vụ trước vào các nhiệm vụ mới [5]. Ưu điểm của học chuyển giao là cải thiện quá trình học trong một miền đích bằng cách thu thập các thông tin từ một miền khác có liên quan. Các mô hình học máy truyền thống thường dựa trên một số giả định chẳng hạn như yêu cầu dữ liệu được dùng trong quá trình huấn luyện và kiểm tra đòi hỏi phải được lấy từ cùng không gian thuộc tính. Học chuyển giao có khả năng sử dụng những kiến thức nhận được ở bước trước để cải thiện quá trình học trong một vùng thích hợp. Học chuyển giao còn được sử dụng trong các miền thay đổi.

Các phương pháp học chuyển giao

Học chuyển giao có lịch sử lâu dài về nghiên cứu và kỹ thuật tồn tại để giải quyết từng kịch bản chuyển giao được mô tả ở trên. Sự xuất hiện của Học tập sâu sắc đã dẫn đến một loạt

các phương pháp tiếp cận học tập chuyển tiếp mới. Sau đây là một vài phương pháp:

- Sử dụng các tính năng đã được đào tạo trước CNN

Để thúc đẩy cách chuyển tiếp phổ biến nhất hiện đang được áp dụng, chúng ta phải hiểu được những gì thành công của các mạng nơ-ron thần kinh lớn trên ImageNet [6].

- Hiểu biết về mạng nơ-ron xoắn

Mặc dù nhiều chi tiết về cách thức các mô hình này hoạt động vẫn còn là một bí ẩn, chúng tôi bây giờ biết rằng các lớp xoắn thấp hơn có thể chụp các tính năng hình ảnh ở mức thấp, trong khi các lớp xoắn cao hơn thu được nhiều chi tiết phức tạp hơn như các bộ phận cơ thể, khuôn mặt và các tính năng khác. Các lớp liên kết đầy đủ cuối cùng thường được cho là nắm bắt thông tin có liên quan đến việc giải quyết các nhiệm vụ tương ứng.

- Học cấu trúc bên dưới của hình ảnh

Một giả định tương tự được sử dụng để thúc đẩy mô hình phát sinh: Khi đào tạo các mô hình sinh ra, chúng tôi giả định rằng khả năng tạo ra các hình ảnh thực tế đòi hỏi sự hiểu biết về cấu trúc bên dưới của hình ảnh, từ đó có thể được áp dụng cho nhiều tác vụ khác. Giả thiết này dựa vào giả thiết rằng tất cả các hình ảnh nằm trên một đa tạp chiều thấp, tức là có một cấu trúc bên dưới cho các hình ảnh có thể được trích ra bởi một mô hình. Những tiến bộ gần đây trong việc tạo ra các hình ảnh photorealistic với các mạng lưới chống đối phát triển

- Học các biểu diễn bất biến miền

Các tính năng đã được đào tạo trong thực tế chủ yếu được sử dụng cho kịch bản thích ứng 3, nơi chúng tôi muốn thích nghi với một nhiệm vụ mới. Đối với các trường hợp khác, một cách khác để chuyển giao kiến thức do học tập cho phép là học các đại diện không thay đổi dựa trên miền của chúng tôi. Những biểu hiện này thường được học bằng cách sử dụng các công cụ tự động mã hóa denoising và đã chứng kiến thành công trong việc xử lý ngôn ngữ tự nhiên [7] cũng như trong tầm nhìn [8].

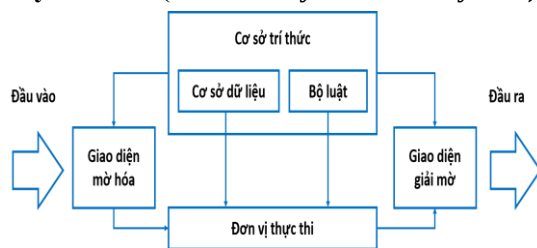
- Tạo các đại diện tương đồng hơn

Để cải thiện tính chuyển tiếp của các mô tả đã học từ nguồn đến tên miền đích, chúng tôi muốn các biểu diễn giữa hai miền càng giống nhau càng tốt để mô hình không tính đến các đặc điểm cụ thể của từng miền có thể cản trở việc chuyển giao nhưng sự phổ biến giữa các lĩnh vực.

Thay vì chỉ để cho bộ mã hóa tự động học một số biểu diễn, chúng tôi có thể chủ động khuyến khích các đại diện của cả hai miền giống nhau hơn. Chúng ta có thể áp dụng nó như là một bước tiền chế biến trực tiếp cho các đại diện của dữ liệu và sau đó có thể sử dụng các đại diện mới để huấn luyện. Chúng tôi cũng có thể khuyến khích các đại diện của các tên miền trong mô hình của chúng tôi giống nhau hơn [9, 10].

Một cách khác để đảm bảo tính tương tự giữa các biểu diễn của cả hai miền gần đây trở nên phổ biến hơn là thêm một mục tiêu khác vào một mô hình hiện tại khuyến khích nó làm lẫn lộn hai lĩnh vực [11, 12]. Sự nhầm lẫn giữa miền này là mất phân loại thông thường khi mô hình cố gắng dự đoán miền của ví dụ đầu vào.

Suy diễn mờ (FIS – Fuzzy Inference System)



Hình 1. Sơ đồ hệ suy diễn mờ

Suy diễn là cơ chế liên kết các tri thức đã có để suy dẫn ra các tri thức mới. Cơ chế suy diễn phụ thuộc rất nhiều vào phương thức biểu diễn tri thức và không có một phương pháp suy diễn duy nhất cho mọi loại tri thức. Hệ suy diễn mờ [13] là một cơ chế suy diễn thường xuyên được áp dụng khi xây dựng các hệ chuyên gia. Hệ suy diễn mờ tỏ ra hiệu quả trong trường hợp tri thức không đầy đủ, bất định hoặc không chính xác.

Hệ suy diễn mờ (hình 1) gồm các bước sau:

- Giao diện mờ hóa: chuyển đổi các lớp đầu vào vào các biên độ phù hợp với các giá trị ngôn ngữ.

- Cơ sở trí thức bao gồm 2 phần:

- Cơ sở dữ liệu: định nghĩa các hàm thuộc của các tập mờ được sử dụng trong các luật mờ

- Bộ luật: gồm các luật mờ IF – THEN

- Đơn vị thực thi: thực hiện các hoạt động suy diễn trong các luật

- Giao diện giải mờ: chuyển đổi các giá trị kết quả mờ của hệ suy diễn ra các lớp đầu ra

Các bước suy diễn mờ:

- Mờ hóa các biến vào: ta cần mờ hóa những giá trị rõ để tham gia vào quá trình suy diễn

- Áp dụng các toán tử mờ (AND hoặc OR) cho các giả thiết của từng luật.

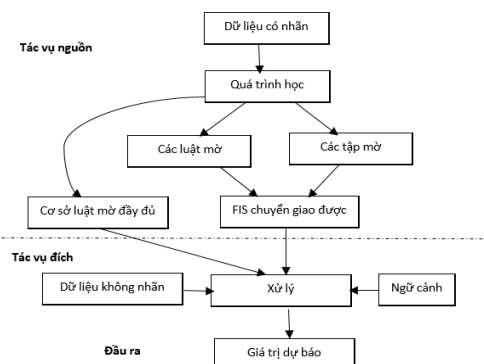
- Áp dụng phép kéo theo để tính toán giá trị các giá trị từ giả thiết đến kết luận của từng luật.

- Áp dụng toán tử gộp để kết hợp các kết quả trong từng luật thành một kết quả duy nhất cho cả hệ.

- Giải mờ kết quả tìm được cho ta một kết quả rõ.

MÔ HÌNH KẾT HỢP GIỮA HỌC CHUYỂN GIAO VỚI TẬP MỜ

Phương pháp FTL được chứa trong một cấu trúc khung với các thành phần chính có thể được nhìn thấy trong hình 2 [14] dưới đây.



Hình 2. Sơ đồ học chuyển giao mờ

Trong cấu trúc này có hai quá trình khác biệt: chuyển các khái niệm mờ và các mối quan hệ của chúng và sự thích nghi của các thành

phân mờ bằng cách sử dụng kiến thức về ngữ cảnh ứng dụng.

Trong giai đoạn đầu tiên, hệ thống sử dụng một nguồn dữ liệu có gắn nhãn để kích hoạt một quá trình học tập. Quá trình học tập sử dụng dữ liệu nguồn này để xây dựng FIS. Cấu trúc của FIS bao gồm các tập mờ và các quy tắc mờ. FIS được sử dụng để nắm bắt kiến thức từ nguồn, và chuyển nó đến nhiệm vụ mục tiêu. Quá trình chuyển giao thông tin này là một khía cạnh cơ bản của phương pháp FTL.

Giai đoạn thứ hai trong sơ đồ này chỉ ra sự thích ứng của FIS. Quá trình thích ứng sử dụng kiến thức từ tập dữ liệu nhiệm vụ không gắn nhãn cùng với thông tin đã học trước đây. Quá trình này điều chỉnh các thành phần riêng lẻ của FIS để nắm bắt các biến thể trong dữ liệu. Sự thay đổi và biến đổi từ tình huống này sang tình huống khác, được hấp thụ thông qua các thay đổi được thực hiện trong các lĩnh vực của tập mờ và sự thích nghi với cơ sở quy tắc. Sử dụng cấu trúc này, phương pháp FTL được hiển thị để có thể sử dụng chuyển thông tin để giúp đỡ trong việc thu hẹp khoảng cách kiến thức. Thông qua quá trình thích ứng trực tuyến, thông tin mới được tích lũy có thể được hấp thụ.

Về mặt phương pháp luận, giai đoạn đầu tiên trong mô hình FTL là xây dựng FIS. Các quy tắc mờ và các tập mờ được hình thành thông qua việc sử dụng một quá trình Học qua dữ liệu Ad-Hoc (ADDL- Ad-Hoc Data Driven Learning) được tính từ dữ liệu số. Phương pháp này sử dụng dữ liệu số để tạo ra các bộ và quy tắc, một thủ tục dựa trên một thuật toán được đề xuất bởi Wang-Mendel (WM) (Wang & Mendel 1992). Sơ đồ FTL xây dựng trên phương pháp này bằng cách bổ sung quy trình rút gọn luật mới. Việc bổ sung một phép đo tần số mờ làm giảm tác động của dữ liệu dị thường và làm tăng thông tin trích ra từ dữ liệu số.

KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Trong thực nghiệm với bộ dữ liệu Cirrhosis của các bệnh nhân được bác sĩ chỉ định cận

lâm sàng với các xét nghiệm công thức máu và sinh hóa máu để chẩn đoán xơ gan. Từ đó có thể đánh giá xơ hóa gan một cách rộng rãi, lặp lại nhiều lần đối với viêm gan mạn, do đó rất có ý nghĩa trong việc phát hiện và theo dõi diễn tiến bệnh, nhất là theo dõi đáp ứng về mặt giảm mức độ xơ hóa sau điều trị viêm gan mạn do vi-rút, bệnh gan nhiễm mỡ không do rượu và bệnh gan rượu. Tập dữ liệu này gồm 320 bệnh nhân đến khám và điều trị bệnh do rối loạn men gan tại Bệnh viện Gang thép Thái Nguyên và Bệnh Viện Đa khoa Trung ương Thái Nguyên. Mỗi hồ sơ bệnh nhân chứa các thông tin liên quan đến bệnh nhân đến khám và điều trị các bệnh do rối loạn men gan. Trong số 320 hồ sơ bệnh nhân gồm 2 nhóm: nhóm 1 gồm 150 hồ sơ bệnh nhân được cho là không bị xơ gan; nhóm 2 gồm 170 hồ sơ bệnh nhân được chẩn đoán là xơ gan gan. Các thông tin sau được trích từ hồ sơ bệnh nhân, có liên quan đến chuẩn đoán bệnh của bác sĩ (một số thông tin khác được bảo vệ vì lý do bảo mật). Các thông tin bao gồm: tuổi được tính đến ngày làm xét nghiệm (tuổi lớn hơn 90 được coi là 90 tuổi); men AST hay còn gọi là SGOT; men ALT và tiểu cầu. Các thông tin trên được cấu thành 4 thuộc tính đầu vào cho thực nghiệm.

Ngôn ngữ sử dụng để cài đặt thực nghiệm là Matlab 2014. Các độ đo dùng để đánh giá và so sánh hiệu năng của các thuật toán được cài đặt trong bài báo này gồm Accuracy (Acc) [15], MSE [15], MAE [16]. Các phương pháp sử dụng để so sánh: suy diễn mờ (FIS) [13], Máy vector hỗ trợ (SVM-Support Vector Machine) [17], Mạng nơ-ron min-max mờ (FMNN – Fuzzy Min-max Neural Network) [18].

Bảng 1. Kết quả thực nghiệm.

Thuật toán	Acc	MSE	MAE
FMNN	85,94	0,928	0,895
SVM	83,56	1,437	1,234
FIS	87,00	1,132	1,038
FTL	89,31	0,892	0,873

Từ bảng 1, với 3 độ đo Accuracy, MSE, MAE thì phương pháp học chuyển giao mờ tốt hơn các phương pháp SVM, FIS, FMNN.

KẾT LUẬN

Trong bài báo này, chúng tôi đã trình bày việc sử dụng mô hình kết hợp giữa phương pháp học chuyển giao với tập mờ để hỗ trợ chẩn đoán bệnh xơ gan. Bài báo có một số đóng góp chính như sau: (i) đã vận dụng mô hình học chuyển giao kết hợp với logic mờ trong bài toán chẩn đoán bệnh cụ thể; (ii) đã cài đặt thực nghiệm mô hình kết hợp giữa học chuyển giao với logic mờ trên bộ dữ liệu thực tế tại bệnh viện Gang thép Thái Nguyên và bệnh viện Đa khoa Thái Nguyên; (iii) Kết quả thực nghiệm dựa trên 3 độ đo Accuracy, MSE, MAE đã chỉ ra phương pháp kết hợp do nhóm áp dụng tốt hơn so với một số phương pháp khác. Nghiên cứu này tạo tiền đề cho việc giải quyết một số bài toán dự báo, hỗ trợ chẩn đoán y tế trong tương lai.

LỜI CẢM ƠN – Nghiên cứu này được thực hiện dưới sự tài trợ của đề tài sau tiến sĩ, mã số: GUST.STS.ĐT2017- TT02 từ Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

Ngoài ra, nhóm tác giả xin chân thành cảm ơn sự hỗ trợ và hợp tác từ đơn vị phối hợp, Viện Công nghệ thông tin, Viện hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Oad, K. K., DeZhi, X., & Butt, P. K. (2014), "A Fuzzy Rule Based Approach to Predict Risk Level of Heart Disease", *Global Journal of Computer Science and Technology*, 14(3), pp. 16-22.
2. Ramírez, E., Castillo, O., & Soria, J. (2010), "Hybrid System for Cardiac Arrhythmia Classification with Fuzzy K-Nearest Neighbors and Neural Networks Combined by a Fuzzy Inference System", In *Soft Computing for Recognition Based on Biometrics* (pp. 37-55). Springer Berlin Heidelberg.
3. Son L. H., Tuan T. M., Fujita H., Dey N., Ashour A. S., Ngoc V. T. N., & Chu D. T. (2018), "Dental diagnosis from X-Ray images: An expert system based on fuzzy computing", *Biomedical Signal Processing and Control*, 39, pp. 64-73.
4. Shell J., & Coupland S. (2015), "Fuzzy transfer learning: methodology and application", *Information Sciences*, 293, pp. 59-79.
5. Pan, S. J., & Yang, Q. (2010), "A survey on transfer learning", *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10), pp. 1345-1359.
6. Kouw W. M., Van Der Maaten L. J., Krijthe J. H., & Loog M. (2016), "Feature-level domain adaptation", *The Journal of Machine Learning Research*, 17(1), pp. 5943-5974.
7. Chen M., Xu Z., Weinberger K. Q., & Sha F. (2012), "Marginalized Denoising Autoencoders for Domain Adaptation", *Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning (ICML-12)*, pp. 767-774.
8. Daumé III H. (2007), *Frustratingly Easy Domain Adaptation*, Association for Computational Linguistic (ACL), (June), 256-263. <http://doi.org/10.1.1.110.2062>.
9. Bousmalis K., Trigeorgis G., Silberman N., Krishnan D., & Erhan D. (2016). *Domain Separation Networks*. NIPS.
10. Sun B., Feng J., & Saenko K. (2016), "Return of Frustratingly Easy Domain Adaptation", In *Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-16)*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1511.05547>.
11. Ganin Y., & Lempitsky V. (2015), "Unsupervised Domain Adaptation by Backpropagation", In *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*. (Vol. 37).
12. Tzeng E., Hoffman J., Zhang N., Saenko K., & Darrell T. (2014), *Deep Domain Confusion: Maximizing for Domain Invariance*. CoRR. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1412.3474.pdf>.
13. Chattopadhyay S., Davis R. M., Menezes D. D., Singh G., Acharya R. U., & Tamura T. (2012), "Application of Bayesian classifier for the diagnosis of dental pain", *Journal of medical systems*, 36(3), pp. 1425-1439.
14. Shell J., & Coupland S. (2015), "Fuzzy transfer learning: methodology and application", *Information Sciences*, 293, pp. 59-79.
15. Hyndman R. J., & Koehler A. B. (2006), "Another look at measures of forecast accuracy", *International journal of forecasting*, 22(4), pp. 679-688.
16. Lehmann E. L., & Casella G. (1998), *Theory of point estimation* (Vol. 31). Springer Science & Business Media.
17. Corinna Cortes, Vladimir Vapnik (1995), "Support-vector networks", *Machine Learning* 20(3), pp. 273-297.
18. Tran T. N., Vu D. M., Tran M. T., & Le B. D. (2018), "The Combination of Fuzzy Min-Max

Neural Network and Semi-supervised Learning in Solving Liver Disease Diagnosis Support

Problem", *Arabian Journal for Science and Engineering*, pp. 1-12.

ABSTRACT

FUZZY TRANSFER LEARNING MODEL IN CIRRHOSIS DIAGNOSIS SUPPORT

Tran Thi Ngan^{1,2,3*}, Nguyen Thi Dung⁴, Tran Manh Tuan³, Luong Thi Hong Lan^{1,5}

¹*Institute of Science and Technology – VAST*, ²*Institute of Information Technology – VAST*,

³*Thuyloi University*, ⁴*University of Information Technology and Communication – TNU*,

⁵*University of Education - TNU*

Disease diagnosis is a very important step in treatment process. The early and accurate diagnosis will reduce the treatment cost and increase the success probability for patients. Using support tools in diagnosing progress helps doctors to get faster and more precise results. In this paper, we present a novel model in disease diagnosis support. This model presents the use of combination model between transfer learning and fuzzy set in cirrhosis disease diagnosis problem. This model is implemented on a real data set including 320 patients from the different hospitals in Thainguyen in order to compare with different methods. The experimental results show that the proposed model has a higher performance than other available ones. This leads to the higher accuracy in disease diagnosis.

Keywords: *Transfer learning, fuzzy set, disease diagnosis, disease diagnosis support, liver related diseases*

Ngày nhận bài: 12/10/2018; **Ngày hoàn thiện:** 19/11/2018; **Ngày duyệt đăng:** 30/11/2018

* Tel: 0989 040454, Email: nganttt@tlu.edu.vn