

XÂY DỰNG MẠNG TƯƠNG TÁC Y HỌC SỬ DỤNG PHƯƠNG PHÁP HỌC MÁY

Lê Đình Khiết¹, Nguyễn Thái Hà Dương¹, Lê Trần Đạt¹
Nguyễn Quang Trung¹, Vi Thế Quang¹, Đặng Ngọc Lan¹, Nguyễn Thu Hương¹

TÓM TẮT

Mạng tương tác y học là công cụ biểu diễn mối quan hệ phức tạp và đa chiều của các yếu tố y học. Việc xây dựng mạng theo con đường cổ điển thường bị hạn chế bởi lượng dữ liệu quá lớn và trên một lĩnh vực quá rộng. Gần đây, trí tuệ nhân tạo cho thấy là một phương pháp tiềm năng giải quyết vấn đề trên khi có thể xử lý một lượng thông tin khổng lồ trong thời gian ngắn. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất một phương pháp xây dựng mạng tương tác sử dụng các phương pháp học máy. Cụ thể, các phương pháp xử lý văn bản được dùng để đọc các văn bản, sàng lọc các yếu tố y học. Quy trình đánh giá được xây dựng để lượng hoá mối quan hệ của các yếu tố. Kết quả phân tích thử nghiệm trên 97 tài liệu y văn với 76 nghìn trang và 32 triệu từ, chúng tôi lọc ra được và xây dựng mạng tương tác cho 438 yếu tố có giá trị thống kê cao nhất. Đánh giá mạng thông qua phân tích định tính hợp lý của các mối quan hệ như "bệnh - triệu chứng", "triệu chứng - cơ quan" đã cho thấy sự tương thích cao với các tri thức y học hiện tại. Các kết quả này đã xác nhận sự phù hợp của mạng, cũng như tính khả dụng của mạng khi áp dụng vào các tác vụ phân tích trong y học. Xa hơn, kết quả này cũng góp phần thúc đẩy quá trình áp dụng trí tuệ nhân tạo vào y học.

Từ khóa: mạng tương tác, trí tuệ nhân tạo, y học, học máy.

SUMMARY

BUILDING MEDICAL KNOWLEDGE GRAPH USING MACHINE LEARNING

Medical knowledge graphs are an effective tool to describe the interactions and multidimensional relationships among multiple medical factors. Constructing a knowledge graph depends on the size of the graph, which requires analysis and synthesis of a large amount of information. In today's era of data explosion, the above problem becomes challenging to follow with traditional manual analysis methods. Recently, artificial intelligence has shown promising potential to speed up solving big data problems. Following the same approach, we present a building method of medical knowledge graphs applying machine learning techniques. Specifically, text processing methods screen and select important medical keywords, incorporating the evaluation

function to quantify the interaction between factors. As a result, after analyzing practically 100 medical documents with 76 thousand pages and 32 million words, we filtered out and created a knowledge graph of 438 keywords. Verifying the value of the graph by qualitative analysis of the rationality of the relationship between "symptom - disease" and "symptom - organ" showed a high correlation, compatible with medical knowledge. These preliminary results show the potential of bridging the two fields of data science and medicine, facilitating the acceleration of hidden knowledge extraction in the medical field.

Keywords: knowledge graph, artificial intelligence, medical, machine-learning

I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Sự vận động bình thường, ổn định của cơ thể sống là kết quả của sự tương tác đa chiều, phức tạp của rất nhiều yếu tố [1]. Sự bất thường của yếu tố này dẫn đến tới sự bất thường trong hoạt động của các yếu tố khác thông qua sự tương tác. Việc hiểu được sự tương tác, mối quan hệ của các yếu tố mở ra cơ hội hiểu được và kiểm soát các bất thường và từ đó nhanh chóng xử lý tình trạng bệnh lý. Tuy nhiên việc xây dựng được biểu đồ tương tác phức tạp này trong lĩnh vực y học tương đối khó. Những thách thức đó đến cả từ việc cần xử lý một lượng rất lớn các thông tin lẫn sự phức tạp đặc thù của dữ liệu [2]. Thông thường, các mạng tương tác thường được xây dựng bởi các chuyên gia của các chuyên ngành hẹp và thường ở dạng tri thức ẩn (tacit knowledge). Cũng do đó, các mạng này thường có kích thước nhỏ và phụ thuộc vào năng lực lẫn kinh nghiệm của các chuyên gia [3].

Những năm gần đây, cùng với giai đoạn dữ liệu của tất cả các ngành bắt đầu có dấu hiệu bùng nổ. Việc phân tích dữ liệu bằng sức người trở thành vấn đề khi mà tốc độ phân tích đáp ứng không kịp với nhu cầu phát triển thì lĩnh vực trí tuệ nhân tạo bắt đầu có những bước tiến đáng kể. Trí tuệ nhân tạo là sự kết hợp giữa khả năng tư duy của con người và năng lực tính toán của máy tính, cho phép tăng tốc các quá trình xử lý. Nó đã có những bước tiến lớn trong các bài toán xử lý ảnh, nhận diện hình ảnh, dịch máy [4]. Cũng như thế, trong lĩnh vực y tế nó được kỳ vọng thúc đẩy sự phát triển và tạo ra sự bùng nổ tri thức.

Đối với bài toán xây dựng mạng tương tác,

¹Trường Đại học Y Dược – ĐHQG Hà Nội

Chịu trách nhiệm chính: Lê Đình Khiết

Email: ledinhkhiết1804@gmail.com

Ngày nhận bài: 7.7.2023

Ngày phản biện khoa học: 17.8.2023

Ngày duyệt bài: 8.9.2023

đã có một số nghiên cứu gần đây áp dụng các thuật toán học máy cho quá trình phân tích dữ liệu. Ví dụ, nghiên cứu của Samuel G. Finlayson và cộng sự đã xây dựng một mô hình hồi cứu sử dụng dữ liệu từ Bệnh án Điện tử (EMR) trích xuất ra tập hợp các bệnh và triệu chứng và xây dựng nên một biểu đồ y học thể hiện mối tương quan giữa các dữ liệu lâm sàng [5]. Nghiên cứu của Parikshit Sondhi cùng cộng sự đã xây dựng nên một đồ thị về mối liên hệ giữa các triệu chứng lâm sàng trích xuất từ Hồ sơ Sức khỏe Điện tử (EHR), và mở ra tiềm năng mở rộng liên kết tập hợp những triệu chứng đã biết với các triệu chứng khác [6]. Những nghiên cứu trên bước đầu cho những bằng chứng thuyết phục về tiềm năng áp dụng của health-informatics.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi cũng sử dụng hướng tiếp cận trí tuệ nhân tạo, dùng các thuật toán học máy phân tích trên dữ liệu y tế để xây dựng mạng tương tác. Tuy nhiên, chúng tôi có sự cải biến khi áp dụng trên dữ liệu văn bản y khoa là các sách thay vì dữ liệu bệnh án với kỳ vọng xây dựng được mạng tương tác có tính phổ dụng rộng và ít bị chi phối hơn bởi thiên lệch phân bố dữ liệu.

II. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Đối tượng nghiên cứu. Dữ liệu được lựa chọn để phân tích là các tài liệu y khoa được viết bằng tiếng Anh và được sử dụng để dạy cũng như áp dụng lâm sàng của các cơ sở giáo dục, y học đã được công nhận trên thế giới. Ở bước thử nghiệm, chúng tôi lựa chọn các đầu sách giáo trình và tài liệu tham khảo y học có thể thu thập được, sử dụng trong đào tạo sinh viên ngành Y của Oxfords với 97 đầu sách, tổng cộng hơn 76 nghìn trang và hơn 32 triệu từ.

2.2. Phương pháp nghiên cứu

2.2.1. Tiền xử lý dữ liệu: Sách được đọc thành các trang và các từ. Các hình vẽ (cùng với tên hình vẽ), mục lục, tài liệu tham khảo, phụ lục đều bị loại bỏ. Các từ tiếng Anh được chuyển về dạng từ gốc, ví dụ "program", "programs", "programer", "programming" đều được chuyển thành "program". Các từ không mang nghĩa đặc trưng cho y học hay các lĩnh vực đặc thù (còn gọi là stopword) cũng bị loại bỏ. Dữ liệu sau tiền xử lý được chia thành nhiều nhóm nhỏ (k-folds) để phục vụ bước kiểm định giả thuyết thống kê.

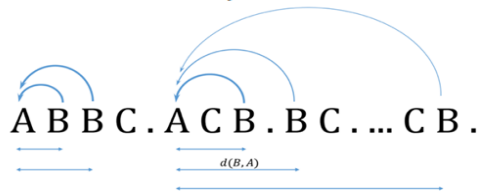
2.2.2. Bán tự động đề xuất từ khoá: Từ khoá, hay các yếu tố y học đóng vai trò các node (nốt) trong mạng. Tùy theo mục đích mà có thể chủ động đề xuất tập từ khoá. Với mục đích khám phá cấu trúc tổng quan mạng tương tác ẩn

trong dữ liệu, chúng tôi thực hiện lựa chọn các từ khoá có tần suất xuất hiện cao ở hầu hết các nhóm dữ liệu (nhóm nhỏ dữ liệu sau khi đã thực hiện bước tiền xử lý). Thuật toán tự động đề xuất tập từ khoá tần suất cao, sau đó các từ này sẽ được kiểm tra lại thủ công để đảm bảo là các từ khoá có ý nghĩa trong y học.

2.2.3. Lượng hoá ma trận tương tác: Giá trị tương tác giữa các yếu tố xuất phát từ vị trí tương đối của chúng trong văn bản. Chúng xuất hiện càng gần nhau thì khả năng có sự tương tác giữa chúng càng lớn và ngược lại. Trong định lượng chúng tôi xây dựng hàm đánh giá tương minh f cho các cặp từ khoá (A, B) thoả mãn giả thuyết trên.

Cụ thể $f(A, B)$ lượng hoá giá trị tương tác của B với A, được gọi là "A cites B" nghĩa là sự xuất hiện của A kéo theo sự xuất hiện của B. Gọi x và y lần lượt là thứ tự của câu chứa từ khoá A và B. Do giả thuyết về A xuất hiện trước rồi mới kéo theo B nên chúng ta chỉ lấy các cặp (x, y) thoả mãn $x \leq y$. "Khoảng cách câu" giữa cặp (A, B) này được định nghĩa là $d(A, B) = (y - x)$. Giá trị tương tác của A kéo theo B trong tập dữ liệu là một phép tổng:

$$F(A, B) = \sum_{x=0}^n \sum_{y \geq x}^m f(d(A_x, B_y))$$



Câu: 0 0 0 0 0 1 1 1 1 2 2 2 n n n

$$A \text{ cites } B = \sum_x f(d(A_x, B_y)) = f(0) + f(0) + f(0) + f(1) + \dots + f(n-1)$$

Hình 1. Lượng hoá mức độ liên quan giữa các yếu tố A và B

Minh hoạ cho hàm đánh giá này được trình bày như trong **Hình 1**. Trong nghiên cứu thử nghiệm, hàm Laplacian với ý nghĩa mức độ tương tác sẽ giảm hàm mũ bậc nhất theo khoảng cách: $f(x) = e^{-\alpha x}$ (α là hệ số dương).

Với định nghĩa trên, giá trị tương tác là một số dương, giá trị của nó càng lớn khi cặp từ khoá có càng nhiều vị trí gần nhau. Cũng lưu ý rằng: $F(A, B)$ và $F(B, A)$ là khác nhau, nó phù hợp với việc phản ánh thực tế rằng tác động qua lại giữa hai yếu tố dẫn đến những kết quả không tương đương nhau.

Mỗi nhóm dữ liệu (sau bước tiền xử lý) sẽ cho một giá trị định lượng tương tác giữa A và B. Tập hợp tất cả các nhóm sẽ cung cấp một phổ giá trị tương tác của A và B. Phương pháp kiểm định giả thuyết thông kê T-test được sử dụng để loại bỏ các mối quan hệ có ý nghĩa thống kê thấp ($p_value=0,05$). Sau đó, các mối quan hệ còn lại được hiệu chỉnh bằng phương pháp Page-Rank[7] để tính các ảnh hưởng thông qua hiệu ứng bậc cao.

2.2.4. Đánh giá mạng: Kết quả của mạng tương tác được đánh giá định tính thông qua sự hợp lý trong biểu diễn tri thức y học. Cụ thể, nó được dùng để xem xét tính đặc trưng của từng nhóm trong thuật toán phân cụm (clustering), và bước đầu dự đoán mối quan hệ giữa bệnh với triệu chứng, hay cơ quan với bệnh.

III. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

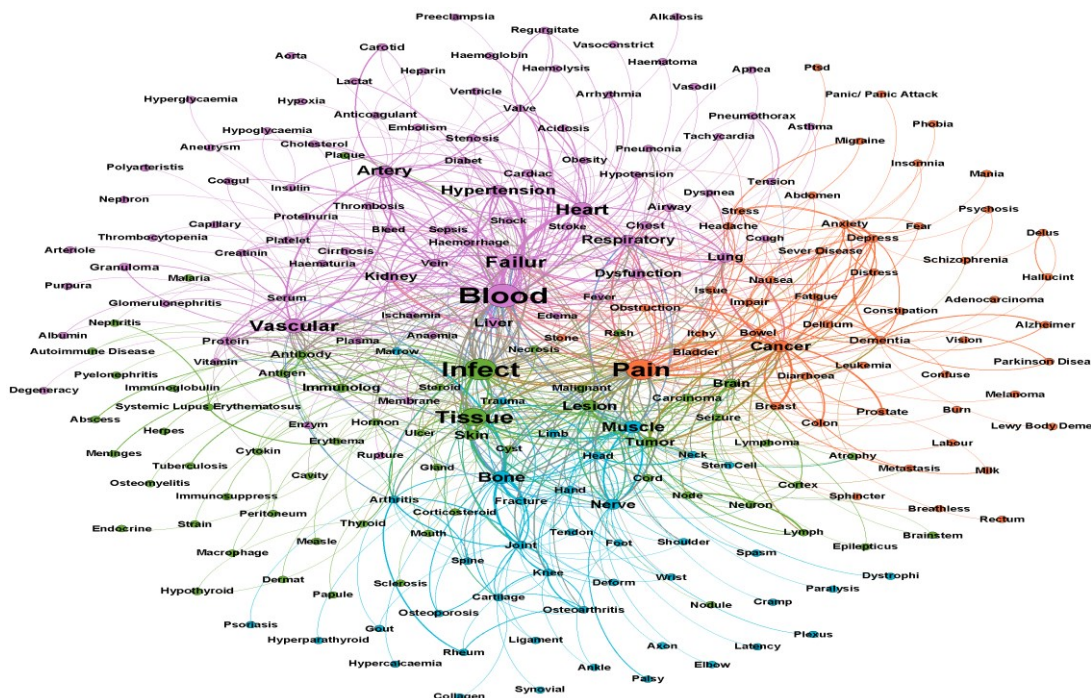
Kết quả 1: Tiền xử lý dữ liệu Dữ liệu đầu vào với 97 đầu sách, chứa 76 nghìn trang với 32 triệu từ, sau bước tiền xử lý còn lại 52 nghìn trang với 7 triệu từ. Sau đó, để đảm bảo cỡ mẫu cho phép kiểm định giả thuyết thống kê, tập hợp các trang được chia ngẫu nhiên thành 50 nhóm, mỗi nhóm có hơn 1000 trang với 140 nghìn từ.

Kết quả 2: Danh sách từ khoá Từ khoá được tạo chung từ toàn bộ tập dữ liệu. Sau bước tiền xử lý, các từ còn lại được tính số lần lặp lại trong mỗi tập con. Các từ có tần suất xuất hiện

dưới ngưỡng mặc định 20 lần bị loại bỏ (các lần chạy thử đã cho thấy các từ có tần suất dưới ngưỡng đều bị loại bỏ khi áp dụng kiểm định giả thuyết thống kê). Tiến hành hợp nhất các từ được lựa chọn ở tất cả các tập dữ liệu con và lọc thủ công các thuật ngữ y khoa thu được 438 từ khoá. Các từ khoá này được phân thành 4 nhóm: cơ quan, phân tử, triệu chứng, và bệnh.

Kết quả 3: Ma trận tương tác Mỗi nhóm trong 50 nhóm chúng tôi tiến hành xây dựng ma trận tương tác riêng rẽ. Kết quả tạo ra 50 ma trận tương tác, mỗi ma trận có kích thước 438 x 438, tương đương với 190.000 kết nối. Kiểm định thống kê t-test [30] được áp dụng cho mỗi kết nối trên 50 nhóm để loại bỏ những kết nối ý nghĩa thấp. Kết quả số kết nối có ý nghĩa giảm từ 190.000 xuống còn 2.000 (1%). Ở dạng số hoá, số lượng kết nối này cùng với giá trị của nó chính là mạng tương tác. Trong việc dựng hình minh họa, để thuận tiện, 1000 kết nối có giá trị lớn nhất được lựa chọn.

Kết quả 4: Mạng tương tác Trên tập dữ liệu toàn thể, mạng tương tác của tất cả các yếu tố với 1000 kết nối mạnh nhất được thể hiện ở **Hình 2**. Các yếu tố quan trọng (được hiểu là có sự ảnh hưởng đến nhiều yếu tố khác) có kích thước biểu diễn lớn, ví dụ như: máu (blood), nhiễm khuẩn (infect), tim (heart), đau (pain).

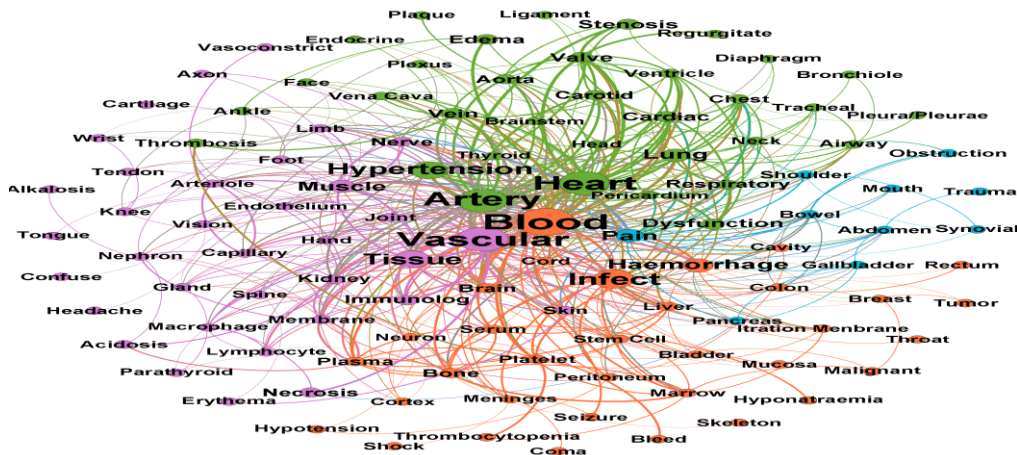


Hình 2. Biểu diễn mạng tương tác, các yếu tố được phân thành 4 cụm: Tuần hoàn (màu hồng), Miễn Dịch (màu xanh lá), Ung thư (màu cam), Cơ-xương (màu xanh sẫm)

Để kiểm chứng tính hợp lý của mạng, thuật toán phân cụm K-means tự động nhóm các từ khoá với 4 nhóm, với ma trận tương tác được sử dụng như ma trận similarity. Trên **Hình 2** các yếu tố cùng nhóm thể hiện qua cùng màu sắc. Dưới tri thức ngành, các yếu tố trong mỗi nhóm có tính liên kết cao, với nội dung tương ứng của từng nhóm: nhóm "Tuần hoàn", nhóm "Ung thư", nhóm "Miễn dịch", và nhóm "Cơ Xương Khớp". Sự phù hợp của mạng tương tác còn thể hiện qua việc mức độ liên quan của một cặp tương tác bất kỳ luôn có thể giải thích hợp lý bằng tri thức y học.

Sự hợp lý ở trên cũng được quan sát trên các mạng tương tác con, như mạng tương tác giữa "triệu chứng - cơ quan" ở **Hình 3**, hay "bệnh - cơ quan" minh hoạ một phần ở **Bảng 1**. Cụ thể ở **Hình 3**, khi tự động phân cụm thành 4

nhóm, nội dung các nhóm có thể được diễn giải: nhóm Tim mạch (màu xanh lá), nhóm Cơ-xương (màu hồng), nhóm Miễn dịch (màu cam), nhóm Bụng-tiêu hoá (màu xanh sẫm). Ví dụ minh hoạ sử dụng mạng tương tác để định hướng chẩn đoán cơ quan tổn thương khi biết bệnh/triệu chứng được trình bày ở **Bảng 1**. Ở đây, Hypertension (tăng huyết áp) có thể liên quan đến các cơ quan Heart (tim), Lung (phổi), Liver (gan), Brain (não), bệnh Cancer (ung thư), tuy nhiên mối liên quan của nó với Heart tỏ ra mạnh vượt trội. Điều này rất phù hợp với cơ chế sinh lý, cũng như thực tế lâm sàng. Các mối quan hệ khác cũng được ghi nhận tương tự như: Cough (ho) – Lung (phổi); Infect (nhiễm khuẩn) – Liver (gan); Dementia (suy giảm trí nhớ) – Brain (não); Malignant (u ác tính) – Cancer (ung thư).



Hình 3. Mạng tương tác về mối tương quan của Triệu chứng và Cơ quan. Các yếu tố được phân thành 4 cụm: Tim mạch (màu xanh lá), Cơ – xương (màu hồng), Miễn dịch (màu cam), Bụng – tiêu hoá (màu xanh sẫm)

Bảng 1. Giá trị thể hiện mức độ tương tác giữa yếu tố bệnh và yếu tố cơ quan

	Heart	Lung	Liver	Brain	Cancer
Hypertension	13.38	3.5	3.56	2.02	2.4
Cough	1.08	3.21	0.5	0.31	1.19
Infect	10.49	11.43	24.41	6.61	13.36
Dementia	2.46	0.3	0.39	11.33	2.28
Malignant	1.7	2.74	2.56	0.89	9.54

IV. BÀN LUẬN

Nghiên cứu xây dựng mạng tương tác y học dựa vào dữ liệu là các tài liệu y khoa. Khác với các nghiên cứu trước của Maya Rotmensch và cộng sự [8], Travis Goodwin và cộng sự [9] dữ liệu được sử dụng để phân tích là các hồ sơ bệnh án bệnh án điện tử (EMR). So với dữ liệu y tế từ sách, EMR có ưu thế hơn ở tính cập nhật, gần gũi với lâm sàng. Bên cạnh đó, EMR cũng tồn tại những vấn đề như thiếu tính quy chuẩn, dễ bị

ảnh hưởng bởi bác sĩ khám và điều trị, hay độ nhiễu cao. Đối với dữ liệu sách, thông tin được trình bày dưới dạng quy chuẩn theo cấu trúc ngôn ngữ. Điều này cũng đã gây ra sự khó khăn trong xử lý khi mà mật độ thông tin quan trọng trở nên loãng hơn và dữ liệu đòi hỏi phải rất lớn. Tuy vậy, mạng tương tác trích xuất từ hệ thống tài liệu y khoa cho phép kì vọng vào tính phổ quát, có thể phục vụ đa mục đích, đặc biệt có thể xem như bộ biểu diễn đầu vào cho các

phương pháp học máy khi phân tích dữ liệu về y tế.

Bên cạnh các kết quả đạt được, mạng tương tác vẫn còn các hạn chế khi chỉ mới dừng lại ở bước đánh giá định tính mức độ hợp lý. Tuy nhiên, điều này là hợp lý khi nghiên cứu sử dụng phương pháp học máy không giám sát (unsupervised learning). Các phép đánh giá mức độ hiệu quả trong các tác vụ học không giám sát thường là đối chiếu kết quả đầu ra với tri thức hiện tại (định tính), hoặc gián tiếp đo mức độ hiệu quả thông qua kết quả khi sử dụng đầu ra của nghiên cứu cho các tác vụ khác.

V. KẾT LUẬN

Nghiên cứu đã xây dựng được mạng tương tác y học sử dụng các phương pháp học máy lên các dữ liệu sách y khoa. Qua phân tích thử nghiệm, mạng tương tác đã phản ánh được tri thức y học và ban đầu có khả năng hỗ trợ phân tích mối quan hệ giữa các yếu tố trong y học. Bên cạnh những điểm tích cực ban đầu, nghiên cứu cũng đang còn hạn chế khi các kết quả đang dừng lại ở bước định tính. Nhưng nghiên cứu cũng đã đặt bước đi tiền đề hỗ trợ sự thâm nhập của AI (artificial intelligence) vào phát triển lĩnh vực y học.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Barabási, AL., Oltvai, Z (2004). Network

biology: understanding the cell's functional organization. Nat Rev Genet 5, 101–113

- Prather, J C et al (1997). "Medical data mining: knowledge discovery in a clinical data warehouse." Proceedings: a conference of the American Medical Informatics Association. AMIA Fall Symposium, 101-5
- Cassam, Q (2017). Diagnostic error, overconfidence and self-knowledge. Palgrave Commun 3, 17025
- Chang, Hyeong Soo, et al (2016). "Google DeepMind's AlphaGo: operations research's unheralded role in the path-breaking achievement." OR/MS Today, vol.43, no.5
- Finlayson, S. G., LePendu, P., & Shah, N. H. (2014). Building the graph of medicine from millions of clinical narratives. Scientific Data, 1, 140032.
- Sondhi, Parikshit & Sun, J. & Tong, Hanghang & Zhai, ChengXiang. (2012). SympGraph: A framework for mining clinical notes through symptom relation graphs. Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining
- Ian Rogers (2005), The Google Pagerank Algorithm and How It Works, IPR Computing Ltd
- Maya Rotmensch et al. (2017), Learning a Health Knowledge Graph from Electronic Medical Records, Scientific report Journal - Volume 7 - Number 5994 - 36-37
- Travis Goodwin et al, (2013), Automatic Generation of a Qualified Medical Knowledge Graph and its Usage for Retrieving Patient Cohorts from Electronic Medical Records, 2013 IEEE Seventh International Conference on Semantic Computing.

ĐÁNH GIÁ THỰC TRẠNG KIẾN THỨC, THÁI ĐỘ, HÀNH VI CỦA CHA MẸ TRẺ EM CÓ TẬT KHÚC XẠ ĐẾN KHÁM TẠI BỆNH VIỆN MẮT TRUNG ƯƠNG NĂM 2022

TÓM TẮT

Mục tiêu: Đánh giá kiến thức, thái độ và hành vi của cha mẹ trẻ em có tật khúc xạ (TKX). **Phương pháp nghiên cứu:** mô tả cắt ngang. **Kết quả:** 336 cha mẹ trẻ được điều tra với độ tuổi trung bình $38,6 \pm 6,0$, nữ chiếm 68,7%, thành thị là 44,0%; trình độ học vấn Đại học-Cao đẳng 31,5%, THPT 30,7%. Về kiến thức, 58,0% cha mẹ được xếp loại ở mức chưa tốt; 59,8% không biết biến chứng của TKX; 72,6% không biết yếu tố nguy cơ của TKX là béo phì và dinh dưỡng không hợp lý; 50,6% cha mẹ cho rằng thuốc có thể chữa khỏi TKX. Về thái độ 11,6% cha mẹ ở mức chưa

Nguyễn Thanh Vân¹, Phạm Chu Long Gia¹

tốt, 42,3% lo ngại đeo kính có thể làm nặng TKX. Về hành vi, 57,7% cha mẹ ở mức chưa tốt; 26,8% cha mẹ cho trẻ khám mắt ≥ 1 lần/năm. Kiến thức, thái độ và hành vi của cha mẹ trẻ có mối tương quan thuận. **Kết luận:** Cha mẹ trẻ có kiến thức về TKX ở mức tốt chiếm tỷ lệ 42,0%. Cha mẹ có thái độ tốt về TKX là 88,4%; 42,3% cha mẹ lo ngại đeo kính thường xuyên có thể làm TKX tăng độ. Hành vi của cha mẹ trẻ về phòng chống TKX là 42,3%. Nhóm cha mẹ trẻ có kiến thức tốt về TKX thì có thái độ và hành vi phòng chống TKX tốt hơn. **Từ khóa:** tật khúc xạ, kiến thức, thái độ, hành vi, cha mẹ trẻ.

SUMMARY

AN ASSESSMENT OF KNOWLEDGE, ATTITUDE AND BEHAVIOR OF THE PARENTS HAVING CHILDREN WITH REFRACTIVE ERRORS AT THE VIETNAM NATIONAL EYE HOSPITAL IN 2022

¹Trường Đại học Y Dược, Đại học Quốc Gia Hà Nội

Chịu trách nhiệm chính: Nguyễn Thanh Vân

Email: vannguyenop@gmail.com

Ngày nhận bài: 6.7.2023

Ngày phản biện khoa học: 22.8.2023

Ngày duyệt bài: 11.9.2023