DOI:10.13193/j.issn.1673-7717.2025.05.005

基于新型中医人工智能可解释推理模型的眩晕辨证诊断

江启煜[1],孙晓生[1],罗晓牧[2,3]
(1.广州中医药大学,广东 广州 510006;2.广州中医药大学医学信息工程学院,广东 广州 510006;
3.广州中医药大学智能中医研究院,广东 广州 510006)

摘要:目的 创新性地提出了一种能够直观利用中医诊断学知识推理的智能辨证模型以及零临床样本机器学习训练方法,并以眩晕病辨证进行实例分析。方法 在基于Transformer的双向编码器(Bidirectional encoder representations from transformers,Bert)深度学习大语言模型的基础上提出新的推理算法,以建立新型智能诊断推理模型。根据《中医内科学》眩晕病肝阳上亢、气血亏虚等6种证型的辨证要点,通过随机函数生成每类证型各400例辨证样本句子序列,直接让模型学习诊断学知识。以5折交叉法对新模型和随机森林模型进行预测对比,以准确率(Accuracy)、F1值(F1-score)、受试者工作特征曲线(Receiver operating characteristic curve,ROC曲线)、精确率-召回率曲线(Precision-recall curve,P-R曲线)等指标评价模型对各种证型的预测性能。同时通过新模型自动输出的辨证推理图直观展示算法对中医辨证思维的模拟推理过程,根据模型推理过程中产生的症状和概率组合数据,计算并绘制证型-概率密度分布图、症状-证型关联聚类热图、证型-证型Pearson相关性分析图,进一步验证辨证结果的可靠性。结果 新模型使用5折交叉法测试的平均总体Accuracy以及F1值分别为0.990和0.971,在所有证型中肝肾阴虚的Accuracy(0.975)以及F1值(0.923)最低。ROC曲线和P-R曲线显示新模型预测能力较差的是肝肾阴虚证和肝阳上亢证,而随机森林预测能力较差的是气血亏虚证。证型-概率密度分布图、症状-证型关联聚类热图的数据分布与新模型的推理结论相符,证型-证型Pearson相关性图显示模型所诊断的主证型与其余证型负相关且相关系数的P值小于0.01,表明模型推理过程中对证型的区分性良好。结论 基于新型中医智能诊断推理模型,能够进行眩晕智能辨证并根据中医辨证思维展示推理过程,可能有助于解决当前中医人工智能诊断领域的瓶颈难题。

关键词:人工智能;可解释性;眩晕;辨证;中医诊断;推理;深度学习;大语言模型;中医;大模型
中图分类号:R2-03;R255.3 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-7717(2025)05-0021-11

基金项目:国家自然科学基金项目(61301294);国家中医药管理局孙晓生全国名老中医药专家传承工作室项目(国中医药人教函〔2022〕75号)
作者简介:江启煜(1984-),男,广东广州人,讲师,硕士,研究方向:中医药人工智能。
通讯作者:孙晓生(1956-),男,广东揭阳人,教授,博士研究生导师,硕士,研究方向:中医临床、中医诊断。E-mail:sunxiaosheng@gzucm.edu.cn。
罗晓牧(1980-),男,广东广州人,副教授,博士,研究方向:生物医学信号处理、无线传感器网络。E-mail:lxm@gzucm.edu.cn。

[14] 李璐, 马捷, 孙恒宇, 等. 面向中医诊疗知识库的医案元数据模型构建研究[J]. 图书情报工作, 2021, 65(2): 4-16.
[15] KIPF T N, WELLING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv E Prints, 2016: arXiv: 1609.02907.
[16] HAMILTON W L, YING R, LESKOVEC J. Inductive representation learning on large graphs[EB/OL]. 2017: 1706.02216. https://arxiv.org/abs/1706.02216v4.
[17] VELIČKOVIĆ P, CUCURULL G, CASANOVA A, et al. Graph attention networks[EB/OL]. 2017: 1710.10903. https://arxiv.org/abs/1710.10903v3.
[18] KIPF T N, WELLING M. Variational graph auto-encoders[EB/OL]. 2016: 1611.07308. https://arxiv.org/abs/1611.07308v1.
[19] XU K, HU W H, LESKOVEC J, et al. How powerful are graph neural networks?[EB/OL]. 2018: 1810.00826. https://arxiv.org/abs/1810.00826v3.
[20] WANG X, JI H Y, SHI C, et al. Heterogeneous graph attention network[C]//The World Wide Web Conference. San Francisco, CA, USA. ACM, 2019: 2022-2032.
[21] PEROZZI B, AL-RFOU R, SKIENA S. DeepWalk: online learning of social representations[C]//Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York USA. ACM, 2014: 701-710.
[22] GROVER A, LESKOVEC J. node2vec: scalable feature learning for networks[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco California USA. ACM, 2016: 855-864.
[23] TANG J, QU M, WANG MZ, et al. LINE: large-scale information network embedding[EB/OL]. 2015: 1503.03578. https://arxiv.org/abs/1503.03578v1.
[24] 孙肇阳, 吕桂娇, 郭义, 等. 中医诊疗复杂巨系统的人工神经网络建模原理[J]. 中华中医药杂志, 2022, 37(10): 5841-5844.
[25] TENG S H, FU A M, LU W K, et al. TCM syndrome classification using graph convolutional network[J]. Eur J Integr Med, 2023, 62: 102288.
[26] RUAN C Y, WU Y P, YANG Y, et al. Semantic-aware graph convolutional networks for clinical auxiliary diagnosis and treatment of traditional Chinese medicine[J]. IEEE Access, 2021, 9: 8797-8807.
[27] YANG X Y, DING C S. SMRGAT: a traditional Chinese herb recommendation model based on a multi-graph residual attention network and semantic knowledge fusion[J]. J Ethnopharmacol, 2023, 315: 116693.
[28] YANG Y, RAO Y L, YU M H, et al. Multi-layer information fusion based on graph convolutional network for knowledge-driven herb recommendation[J]. Neural Netw, 2022, 146: 1-10.

Syndrome Differentiation of Dizziness Based on Novel Artificial Intelligence Interpretable Inference Model of Traditional Chinese Medicine

JIANG Qiyu[1], SUN Xiaosheng[1], LUO Xiaomu[2,3]
(1. Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510006, Guangdong, China;
2. School of Medical Information Engineering, Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510006, Guangdong, China;
3. Intelligent Chinese Medicine Research Institute, Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510006, Guangdong, China)

Abstract: *Objective* This study innovatively developed an intelligent model of syndrome differentiation and machine learning training method with zero-clinical samples which could intuitively infer with diagnostic knowledge of traditional Chinese medicine, and conducted case analysis on the syndrome differentiation of vertigo. *Method* Based on the deep learning model Bert, a new inference algorithm was proposed to establish a new intelligent inference model of TCM diagnosis. According to the key points of six types of dizziness syndrome differentiation (such as liver Yang hyperactivity and Qi-blood deficiency) in *Internal Medicine of TCM*, a random function was used to generate 400 samples of sentence sequences for each syndrome differentiation class, to let the model learn diagnostic knowledge directly. In order to compare the prediction performance of the new model and the random forest model, it used the 5-fold crossover method to evaluate the model for all syndrome differentiation classes with indicators such as Accuracy, F1 score, ROC curve, P-R curve, etc. Furthermore, the reasoning diagrams outputted by the new model were showed to demonstrate the algorithm reasoning process of simulations of TCM syndrome differentiation thinking. Based on the generated combination data of the symptoms and probabilities during the model reasoning process, the probability density distribution map of syndrome types, the correlation clustering heatmap of symptom types and the Pearson correlation analysis map of syndrome types were calculated and drawn to further verify the reliability of the syndrome differentiation results. *Result* The average accuracies and F1 scores of the new model tested with the 5-fold cross method were 0.990 and 0.971, respectively. In all the syndrome types, the accuracy (0.975) and F1 score (0.923) of liver-kidney Yin deficiency were the lowest. The ROC curve and P-R curve showed that the new model had a little poor ability of prediction for liver-kidney Yin deficiency and liver Yang hyperactivity, while the random forest model had a little poor ability of prediction for Qi-blood deficiency syndrome. The data distribution of the probability density distribution map and the correlation clustering heatmap were consistent with the inference conclusion of the new model. The Pearson correlation map showed that the syndrome type diagnosed with the new model was negatively correlated with other syndrome types, and the P-value of the correlation coefficient was less than 0.01, indicating that the new model had a good discrimination. *Conclusion* It can intelligently diagnose and demonstrate the reasoning process of dizziness based on the new intelligent diagnostic reasoning model, which may help to solve the bottleneck problems in the current field of artificial intelligence diagnosis in traditional Chinese medicine.

Keywords: artificial intelligence; interpretability; dizziness; syndrome differentiation; diagnosis of traditional Chinese medicine; reasoning; deep learning; big language model; Chinese medicine; big model

眩晕是临床常见病，多见于高血压、梅尼尔综合征、贫血等多种疾病中，根据《中医内科学》，中医对眩晕的辨证主要分为肝阳上亢、肝火上炎、气血亏虚、痰蒙上浊、瘀血阻窍、肝肾阴虚6种证型。由于涉及多种病机，临床上并不容易辨证区分。如果能够借助先进的人工智能技术，建立中医智能推理模型，辅助中医的辨证诊断，将会明显推进中医的现代化发展。目前许多学者已尝试各种不同的机器学习模型进行中医诊断智能化的探索[1-17]，但基本上这些智能辨证模型难以使用中医诊断学的逻辑和知识展示推理过程[18-19]。“只能根据模型预测辨证结果，但无法解析和展示辨证推理过程”是当前中医智能辨证技术发展的关键瓶颈问题[18-19]。因此，本文基于一种新型中医智能诊断推理模型，尝试以眩晕病辨证为例，建立相应的推理模型，直观展示模型的辨证推理过程，并对模型推理过程生成的概率和症状组合数据进行相关性分析，阐述该模型的可行性和科学性。

1 方法

1.1 建立模型训练测试数据集

机器学习模型需要数据进行训练，而样本数据往往是模型准确性和可靠性的关键。现有的证候样本收集方法基本上是从临床医案中提取采集，而本研究尝试提出一种新的“零临床样本机器学习模型训练方法”。即通过《中医诊断学》[20]和《中医内科学》[21]中某种疾病的辨证要点所对应的症状，随机组合生成证候训练样本集与测试样本集。具体方法为：确定每个证型 T_k 的辨证要点集合 M，$M=\{m_1, m_2, m_3 \cdots\cdots m_i\}$，对于某一个 m_i，其对应的症状体征（证候术语）集合为 N，$N=\{n_1, n_2, n_3 \cdots\cdots n_i\}$，将 N 中所有元素连接组成 m_i 的辨证要点相关句子 $S(m_i)$，通过 random.randint 函数产生 1～3 个随机值数目，并使用 random.sample 函数产生 random.randint 随机值对应的随机位置值，抽取 $S(m_i)$ 相应位置的症状词语，生成 m_i 对应的随机证候句子 $SR(m_i)$，将一个证型中的所有 m_i 按照上述方法生成的随机证候句子合并，即 $SR(m_1)$，$SR(m_2)\cdots\cdots SR(m_i)$ 组成 T_k 的一个证候样本。该方法的优点在于利用《中医诊断学》和《中医内科学》的标准化知识生成训练样本和测试样本，能够使机器学习模型直接学习中医诊断知识，对于中医人工智能模型训练技术来说可能是一种全新的尝试。

例如肝阳上亢证的辨证要点是阳气上亢，并且具有肝热或者肝肾阴虚之象。而“头胀”或者“面赤”是阳气上亢的表现之一，“急躁易怒”“口苦”等是肝热之象，“肢麻震颤”是肝肾阴

虚之象，上述辨证要点对应的症状随机组合，即可生成肝阳上亢证的证候样本。按照上述方法对肝阳上亢、肝火上炎、气血亏虚、痰蒙上浊、瘀血阻窍、肝肾阴虚6种证型各随机生成400个证候样本，即共2400个样本。

1.2 模型训练方法 为了高度智能化，本研究将采用深度学习预训练大语言模型[22-23]作为基底模型。用户输入证候句子描述，新模型将直接输出辨证推理图以及最终的诊断结果。本研究采用的预训练语言模型为中文BERT模型“hfl/chinese-bert-wwm-ext”[24]，“hfl/chinese-bert-wwm-ext”是一种通用的中文大语言模型，其通过深度学习算法以及注意力机制形成中文词语上下文之间的基本关联权重，可以用于下游任务的学习训练。在进一步学习证候训练集样本前，模型将会重新初始化神经元网络层的一些权重以及偏置值，在训练过程中，模型将根据证候样本与证型之间的映射不断修改神经网络模型的关键权重，不断降低loss值，直到训练完成。模型学习率设为1.5×10^{-5}，权重衰减值设为0.01。使用上述1200个训练集样本进行模型的学习训练。

1.3 推理算法 为了方便能够直观展示新模型对中医辨证的推理过程，本研究结合Bert模型提出一种新型的推理算法，算法如下。

Initialization: empty directed graph G (V, E), Level(Class 1, Class 2…. Class r)

Input: Symptom text sequence W = {w1... wn}

$S_k^1, S_k^2 \ldots S_k^t \leftarrow$ Select {$w_a, w_b \ldots w_k$} from W to generate S_k^t, t = Combination (n, k)

$Y(S_k^1), Y(S_k^2) \ldots Y(S_k^{C(n,k)}) \leftarrow$ Bert Model($S_k^1, S_k^2 \ldots S_k^t$)

$P(S_k^1), P(S_k^2) \ldots P(S_k^{C(n,k)}) \leftarrow$ Classification probability of Bert Model($S_k^1, S_k^2 \ldots S_k^t$)

$L_1, L_2 \ldots L_r \leftarrow$ Class$_1$ ($Y(S_k^1)$, $Y(S_k^2) \ldots Y(S_k^{C(n,k)})$), Class$_2$ ($Y(S_k^1)$, $Y(S_k^2) \ldots Y(S_k^{C(n,k)})$), Class$_r$ ($Y(S_k^1)$, $Y(S_k^2) \ldots Y(S_k^{C(n,k)})$). Classify set Y as class r of syndrome differentiation.

For all x in r do

$Q_x \leftarrow S_k^x$, which $P(S_k^x)$ is Max($P(S_k^{c(n,k)})$ in L_x), x = 1, 2, 3…. r

G (V, E) $\leftarrow$ Node(Q_x, Class r). Add node Q_r and node Class x

G (V, E) $\leftarrow$ Edge($P(Q_x)$). Add Edge of node Q_x and node Class r with probability $P(Q_x)$.

For all s in S_k^t do

If $P(s) > \eta$ and $Level(L_s) >= Level(S_k^t)$ Then η is diagnostic threshold.

G (V, E) $\leftarrow$ Node(S_k^t, Class r)

G (V, E) $\leftarrow$ Edge($P(S_k^t)$)

End If

End for

End for

Output: G (V, E)

算法原理是基于辨证要点与证型之间的层次关系构建潜在的推理链接，对于用户输入的症状体征序列文本句子，生成其所有可能的组合，输入Bert模型，根据Bert模型预测的各类证型和概率，遍历所有可能潜在的推理链接，结合节点之间的层次关系，建立辨证有向推理过程图。

1.4 模型评估 本研究使用随机森林算法作为参考模型，对比新模型对各种证型的预测性能。随机森林算法设置TREE数量为50，其余参数设置默认值，对所有的症状体征进行独热(one-hot)变量编码，以概率最高的分类作为预测结果。新模型的预测结果以推理过程图的最终诊断结果为准，若同时输出两个证型，以概率高的证型为最终诊断结果。两种模型均以5折交叉法进行验证，即将上述构建的模型训练测试数据集随机分为5等份，每次取其中4份作为训练集，剩余1份作为测试集，共重复5次。评估的具体指标包括准确率(Accuracy)、F1值(F1-score)、精确率(Precision)、召回率(Recall)、特异性(Specificity)等，并绘制相应的ROC曲线以及P-R曲线，以便充分反映模型对各种证型的预测能力。为进一步直观展现新模型的推理能力，以3组存在混合证型的证候为例，对新模型进行测试，分析新模型输出的辨证推理图是否符合中医辨证思维。同时，对新模型在推理过程中生成的所有症状组合与概率数据进行深入分析，揭示推理数据的科学性。以模型对所有症状组合输出的最大证型预测概率绘制证型—概率密度分布图，以症状组合平均概率绘制症状—证型关联聚类热图，以模型对所有症状组合预测产生的各类型证型预测概率绘制证型—证型Pearson相关性分析图，并计算相关系数的P值，从统计学角度验证模型推理的准确性。

本研究中所有的数据样本生成、运算处理、模型的构建训练测试以及推理算法的实现使用R语言以及Python设计程序完成，计算结果均保留3位小数。

2 结果

2.1 模型效果评估 新模型与随机森林的ROC曲线与P-R曲线如插页Ⅳ图1、插页Ⅳ图2所示。ROC曲线横坐标和纵坐标分别表示假阳性概率和真阳性概率，曲线越靠近左上角，曲线下面积(AUC值)越大，说明模型的性能越好。而P-R曲线是依据不同的精确率和召回率组成的评判曲线，其越倾向于右上角，模型性能越优良。图中可知新模型对肝肾阴虚的预测性能最差，肝阳上亢次之。而随机森林对气血亏虚的预测性能较差。总体而言，随机森林的ROC曲线接近完美，总体可能比新模型的预测性能更好，而随机森林与新模型的P-R曲线则各有特点。虽然随机森林似乎预测能力更准确，但新模型是具有中医辨证诊断知识推理能力的，而随机森林与其他现存机器学习模型一样，仅仅是一种纯粹反映预测结果的数理模型。实际上，新模型对各种证型的具体预测性能仍然是优良的，其5折交叉评估指标平均值如表1所示，准确率和F1值最低的是肝肾阴虚证，分别为0.975与0.923。精确率较低的是肝肾阴虚和肝阳上亢，分别是0.913与0.954，这可能是由于两者都可以存在阴虚症状而导致模型难以区分。而准确率和F1值最高的是痰浊上蒙和瘀血阻窍，各指标均达到0.99以上，这是因为两者在所有证型中症状表现较为独特而易于区分。值得注意的是，模型能达到如此高的水平是因为测试集数据由标准化的中医诊断学与中医内科学知识生成，而临床病案往往较为复杂，因此临床应用时的实际预测性能可能会略低，但表中数据已表明新模型已充分学习中医的辨证要点。

2.2 模型推理分析 上述数据已表明训练后的模型对证型的分类性能是优良的，因此基于此模型和推理算法实现辨证过程推理是可靠的。本研究随机选取3组证候直接输入新模型，新模型自动绘制的辨证推理图如插页Ⅴ图3-图5所示，红色节点表示症状组合，粉红色节点表示为推理中介节点，绿色节点表示证型节点。

插页Ⅴ图3为模型对证候“头晕，头胀，口干，口苦，舌红少

苔,脉弦数”辨证推理图,图中“口苦,脉弦数”以 0.967 的概率指向“肝火”节点,而在此基础上增加“头晕”症状则以 0.969 的概率判定为“肝火上炎”证,但这仍不是最终节点,“头胀”以 0.979 的概率推理为“阳气上亢”,“舌红少苔,脉弦数,口干”以 0.948 的概率推理为“阴虚”,而“肝火上炎”“阳气上亢”“阴虚”三者的箭头共同最终指向“肝阳上亢”的节点,即模型认为最终诊断应为“肝阳上亢”,而且核心症状为“头胀,头晕,脉弦数”,概率为 0.975。按照《中医诊断学》与《中医内科学》,“口苦,舌红,脉弦数”为肝经蕴热之象,肝火上扰清窍则头晕,若肝火过盛肝阳之气太过,上冲脑窍则头胀,“口干,舌红少苔”为阴津亏虚之象,难以制约阳气,阴阳失去平衡,则容易导致阳亢,因此在病机上同样会引起肝阳上亢。可见模型对证候“头晕头胀,口干,口苦,舌红少苔,脉弦数”的辨证推理完全符合中医的辨证诊断思维。

表 1 新模型 5 折交叉评估指标平均值

证型	准确率	精确率	F1 值	特异性	召回率
肝火上炎	0.988	0.967	0.965	0.993	0.962
肝肾阴虚	0.975	0.913	0.923	0.982	0.934
肝阳上亢	0.992	0.954	0.976	0.990	0.998
气血亏虚	0.993	0.959	0.979	0.992	0.997
痰浊上蒙	0.996	0.990	0.992	0.997	0.998
瘀血阻窍	0.997	0.998	0.991	0.993	0.996
总体平均	0.990	0.964	0.971	0.991	0.981

插页Ⅴ图 4 为模型对证候“头晕,耳鸣,爪甲不荣,神疲乏力,舌瘀斑,脉细涩”辨证推理图,可见图中形成了两个不相交的证型推理链。第一个推理为“气血亏虚”证。“神疲乏力”以 0.931 的概率指向了“气虚”节点,“爪甲不荣”以 0.923 的概率指向了“血虚”节点,最终两者的箭头共同指向了“气血亏虚”(概率为 0.858)。第二个推理为“瘀血阻窍”证。“脉细涩,舌瘀斑”以 0.94 的概率通过中介节点“血瘀”连接于节点“瘀血阻窍”,其核心症状是“头晕,舌瘀斑,脉细涩”,概率为 0.88。在此组证候中,模型认为同时存在“气血亏虚”和“瘀血阻窍”两种证型,且“瘀血阻窍”的概率更高。中医学认为,水谷精微缺乏或者无法生化津血,则爪甲失于荣泽,脾气虚弱则乏力神疲,气血虚弱不能上达,脑失所养则头晕。血滞停留舌络则舌瘀斑瘀点,血瘀往来艰涩则脉细涩,闭阻脑脉则头晕。气虚无力推动引起血瘀,血瘀日久,阻滞气机亦可导致气虚,临床上气虚血瘀往往同时并存。由此可见,模型的推理完全准确。

插页Ⅴ图 5 为模型对证候“眩晕,呕吐痰涎,胸闷,口苦,舌红苔黄腻,脉弦滑”辨证推理图。模型推理提示本组证候在眩晕 6 种证型中同时存在两种。首先,“胸闷,呕吐痰涎,脉弦滑”(概率 0.916)通过中介节点“痰浊”指向了“痰浊上蒙”证,其核心症状为“眩晕,呕吐痰涎”(概率为 0.882)。可见模型推理认为此组证候明显存在“痰浊上蒙”证。其次,“舌红苔黄腻”以 0.901 的概率通过中介节点“热象”与“口苦”(概率 0.927)通过中介节点“肝火”节点共同指向了“肝火上炎”证,即表示存在肝火上炎证,且其核心症状为“眩晕,口苦”(概率为 0.871)。按照中医诊断的知识,“呕吐痰涎,脉滑”为痰盛之象,痰浊上蒙清窍,致使清阳不升清窍不通,故作眩晕,《丹溪心法》亦有云“无痰不作眩”。但同时此组证候中出现“口苦,舌红苔黄腻”,表明并非纯粹的痰湿证候,实际应夹杂痰湿蕴热之象,由于《中医内科学》眩晕病 6 种证型中没有痰湿蕴热/湿热之证型,因此模型推理提示同时存在“肝火上炎”证也是正确的。

2.3 模型推理过程数据分析 模型在推理过程中将遍历证候中所有症状可能的组合,并分析其对各种证型和症状关联的概率。模型对上述 3 种证候推理过程中产生的症状组合与概率关联如表 2 – 表 4 所示(部分列举)。

表 2 模型对证候“头晕,头胀,口干,口苦,舌红少苔,脉弦数”推理过程的预测概率(部分列举)

预测证型	预测概率	症状组合	组合数/(个)
肝阳上亢	0.883	头晕,头胀	2
肝肾阴虚	0.904	头晕,口干	2
肝火上炎	0.897	头晕,口苦	2
肝阳上亢	0.923	头胀,口苦	2
肝阳上亢	0.899	头胀,舌红少苔	2
肝阳上亢	0.924	头胀,脉弦数	2
肝肾阴虚	0.899	头晕,口干,舌红少苔	3
肝火上炎	0.828	头晕,口干,脉弦数	3
肝阳上亢	0.858	头晕,口苦,头胀	3
肝肾阴虚	0.812	头晕,口干,头胀,舌红少苔	4
肝火上炎	0.804	头晕,口干,头胀,脉弦数	4
肝阳上亢	0.545	头晕,口干,口苦头胀	3
肝阳上亢	0.921	头胀,口苦,脉弦数头晕	3
肝阳上亢	0.915	头胀,口苦,脉弦数,口干	4
肝阳上亢	0.914	头胀,口苦,脉弦数,舌红少苔	4

表 3 模型对证候“头晕,耳鸣,爪甲不荣,神疲乏力,舌瘀斑,脉细涩”推理过程的预测概率(部分列举)

预测证型	预测概率	症状组合	组合数/(个)
肝肾阴虚	0.907	头晕,耳鸣	2
气血亏虚	0.848	头晕,爪甲不荣	2
气血亏虚	0.855	头晕,神疲乏力	2
瘀血阻窍	0.879	头晕,舌瘀斑	2
瘀血阻窍	0.875	头晕,脉细涩	2
气血亏虚	0.802	神疲乏力,头晕,耳鸣	3
气血亏虚	0.795	神疲乏力,头晕,爪甲不荣	3
瘀血阻窍	0.625	神疲乏力,头晕,舌瘀斑	3
瘀血阻窍	0.856	耳鸣,头晕,舌瘀斑	3
瘀血阻窍	0.817	耳鸣,头晕,脉细涩	3
气血亏虚	0.852	头晕,耳鸣,爪甲不荣,神疲乏力	4
瘀血阻窍	0.816	头晕,耳鸣,爪甲不荣,舌瘀斑	4
瘀血阻窍	0.808	头晕,耳鸣,爪甲不荣,脉细涩	4
气血亏虚	0.712	头晕,脉细涩,爪甲不荣,神疲乏力	4

根据模型对上述 3 组证候推理过程中所有症状组合对应的证型预测最大概率,绘制证型—概率密度分布图,分别如插页Ⅵ图 6(a)、图 6(b)、图 6(c)所示。

插页Ⅵ图 6(a)可见模型对第 1 组证候推理过程中的预测概率分布有“肝阳上亢”“肝肾阴虚”“肝火上炎”3 种证型,三者的峰值重合于概率值 0.8 左右,而“肝阳上亢”与“肝火上炎”的峰相对于“肝肾阴虚”较为高尖,说明前两者在推理过程中最大概率占据优势,这与模型更倾向于诊断为“肝阳上亢”与“肝火上炎”是相符合的。插页Ⅵ图 6(b)可见模型对第 2 组证候的预测概率分布主要包括“瘀血阻窍”“气血亏虚”“肝肾阴虚”,“瘀血阻窍”与“气血亏虚”的概率峰值重合,形态似正态分布,说明这两组是正常的连续概率密度分布形态,症状之间的组合形成了证候群。而“肝肾阴虚”概率分布形态明显有两个峰,说明可能是由于个别症状相对于同组症状而言对于“肝肾阴虚”有一定的诊断特异性或者敏感性,但症状孤立与其他症状之间并不形成某种相同的证候。这与模型对第 2 组

证候的诊断基本一致。插页Ⅵ图 6(b)可见模型对第 3 组证候的预测概率分布为“痰浊上蒙”“肝火上炎”,而且“痰浊上蒙”的峰值高尖,峰值较大,与模型的推理结果亦吻合。

表 4　模型对证候“眩晕,呕吐痰涎,胸闷,口苦,舌红苔黄腻,脉弦滑”推理过程的预测概率(部分列举)

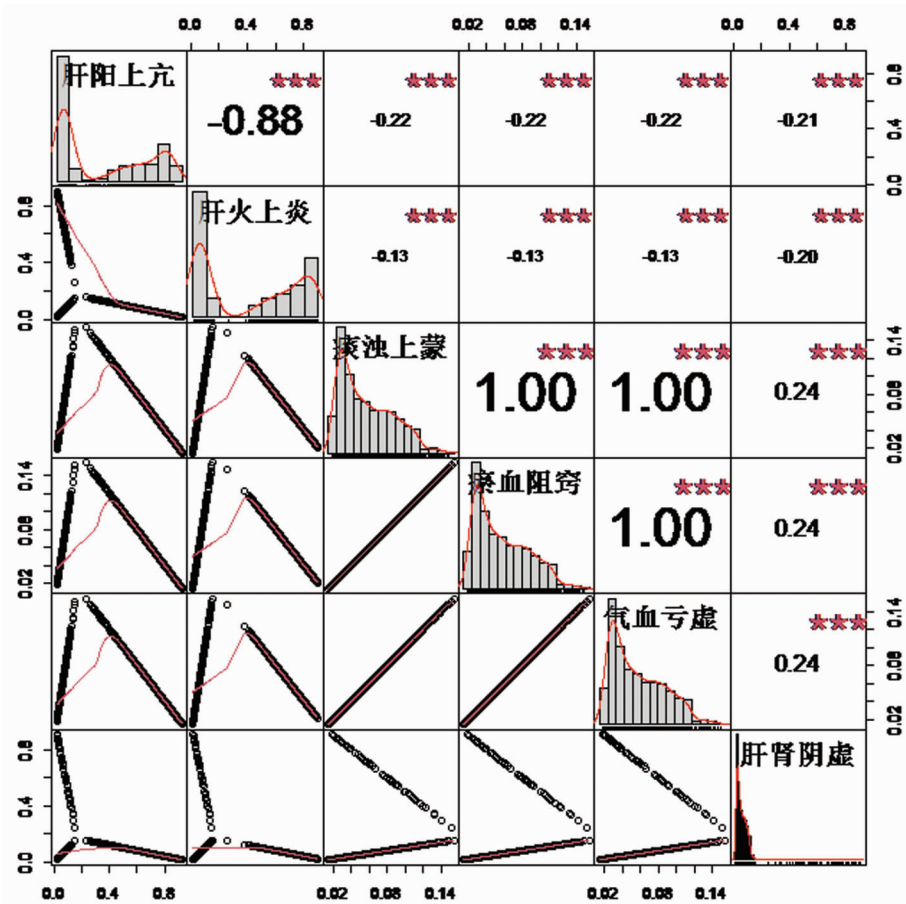
预测证型	预测概率	症状组合	组合数/(个)
痰浊上蒙	0.882	眩晕,呕吐痰涎	2
痰浊上蒙	0.873	眩晕,胸闷	2
肝火上炎	0.871	眩晕,口苦	2
肝火上炎	0.328	眩晕,舌红苔黄腻	2
痰浊上蒙	0.880	眩晕,脉弦滑	2
痰浊上蒙	0.875	眩晕,呕吐痰涎,胸闷	3
痰浊上蒙	0.602	眩晕,呕吐痰涎,口苦	3
痰浊上蒙	0.850	眩晕,呕吐痰涎,舌红苔黄腻	3
痰浊上蒙	0.877	眩晕,呕吐痰涎,脉弦滑	3
痰浊上蒙	0.764	眩晕,呕吐痰涎,胸闷,口苦	4
痰浊上蒙	0.858	眩晕,呕吐痰涎,胸闷,舌红苔黄腻	4
痰浊上蒙	0.872	眩晕,呕吐痰涎,胸闷,脉弦滑	4
肝火上炎	0.725	眩晕,舌红苔黄腻,脉弦滑,口苦	4
痰浊上蒙	0.440	眩晕,呕吐痰涎,舌红苔黄腻,口苦	4

以模型对上述 3 组证候推理过程中的症状—证型关联平均预测概率绘制症状—证型关联聚类热图,如插页Ⅵ图 7、插页Ⅶ图 8 – 图 9 所示。

由插页Ⅵ图 7 可知,图中粉红色色块代表较高特征值,即第 1 组证候中“头胀”“头晕”“脉弦数”对证候的诊断具有较高的关联性,顶部色块表示模型推理过程对该组证候的证型分布,即这 3 个症状集中于“肝阳上亢”证(对应顶部深红色块),“头胀”与“口干”聚类于一组,“头晕”与“口苦”聚类为一组。同理可知,第 2 组证候中“头晕”“舌瘀斑”对证候的诊断具有较高的关联性,而且集中于“瘀血阻窍”证,“头晕”与“舌瘀斑”聚类于一组。第 3 组证候中“眩晕”“呕吐痰涎”“胸闷”“脉弦滑”对证候的诊断具有一定的关联性(浅粉色),且集中于“痰浊上蒙”证,“眩晕”与“呕吐痰涎”聚类于一组。

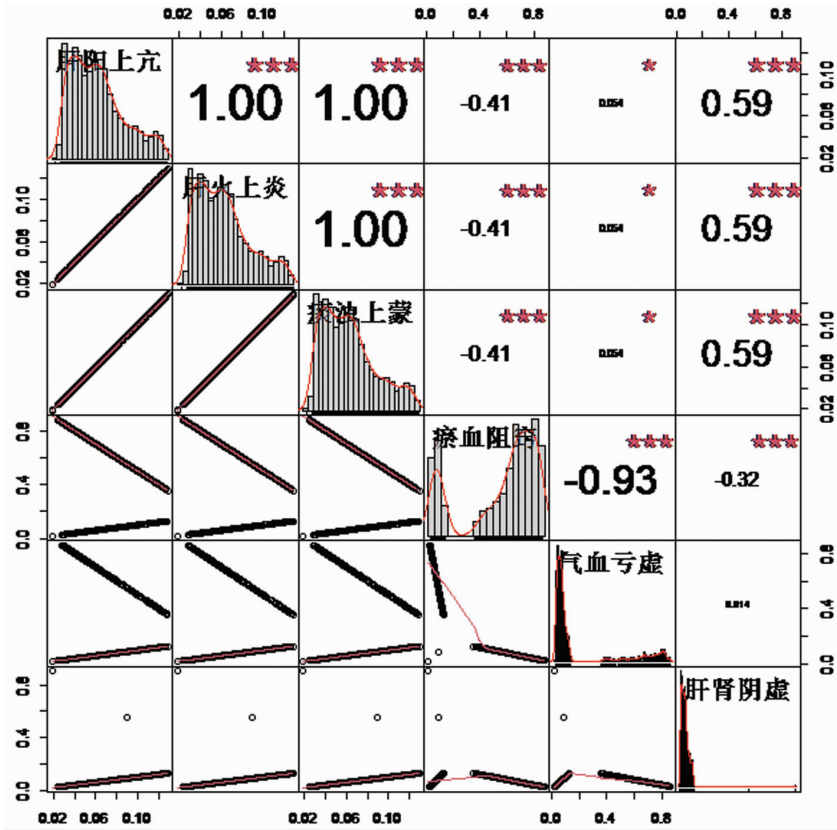
模型对上述 3 种证候推理分析过程中,对于一组症状组合,可产生对应于不同证型类型的多个预测概率,基于所有不同的症状组合与不同证型类型之间的预测概率,绘制证型—证型 Pearson 相关性分析图,如图 10 – 图 12 所示。

由图 10 可知,模型对第 1 组证候分析过程中,“肝阳上亢”和“肝火上炎”与其他证型的相关系数均为负值,即代表这两组证型在第 1 组证候中的预测概率趋势与其他证型是显著不同的,而且它们与其他证型之间的所有相关系数均$P<0.001$,差异具有统计学意义,“肝阳上亢”相关系数绝对值更大,与模型的推理诊断结果为“肝阳上亢”证是相互印证的。“肝阳上亢”与“肝火上炎”之间的相关系数为 –0.88,即模型亦能够区分这两个证型之间具有不同的症状组合分布趋势。图 11 可知模型对第 2 组证候分析过程中,“瘀血阻窍”与其他证型的相关系数均为负值,即模型在推理分析过程中能够显著区分“瘀血阻窍”与其他证型,相关系数均 $P<0.001$,与第二证型“气血亏虚”之间的相关系数为 –0.93。图 12 可知模型对第 3 组证候分析过程中,“痰蒙上窍”与其他证型的相关系数均为负值,相关系数均$P<0.001$,与第二证型“肝火上炎”之间的相关系



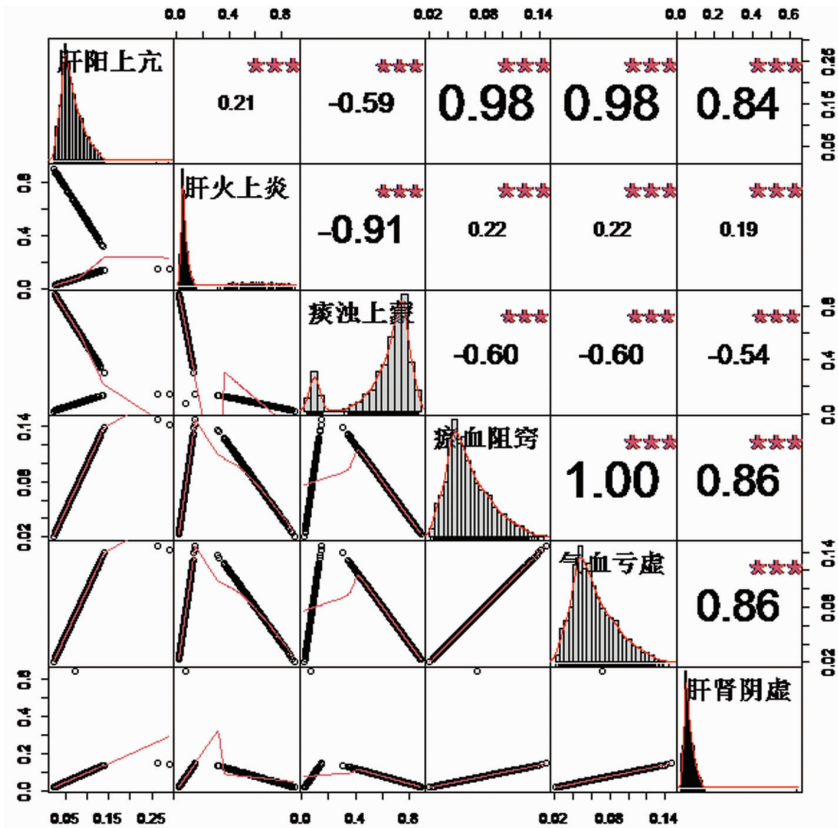
注:$*P<0.05$,$***P<0.001$。

图 10　模型对第 1 组证候推理过程的证型—证型相关性分析



注：$*P<0.05$，$***P<0.001$。

图 11　模型对第 2 组证候推理过程的证型—证型相关性分析



注：$*P<0.05$，$***P<0.001$。

图 12　模型对第 3 组证候推理过程的证型—证型相关性分析

数为 -0.91。图 10 - 图 12 充分说明模型在证候的推理分析过程中,所预测诊断的主证型与其余证型具有明显区分性,且差异具有统计学意义,再次印证了新模型推理的准确性和可靠性。

3 讨论

辨证思维是指根据四诊资料的收集和综合分析,概括判定为某一种证型的思维过程。中医对证候与证型关系的长期摸索归纳为辨证要点,即辨证要点是证型诊断的金标准。通过人工智能技术构建智能辨证模型的本质目的是借助计算机技术模仿人的中医辨证思维。因此,如何根据中医辨证要点与辨证思维建立相关的智能推理模型,才是中医人工智能技术突破的关键。

本研究的创新性主要在于提出了“零临床样本机器学习训练方法”以及“新型智能辨证推理模型”,并应用于眩晕病的智能辨证分析。前者能够使模型直接学习《中医诊断学》与《中医内科学》的辨证要点知识,基于标准中医辨证知识随机生成训练样本并通过深度学习预训练大语言模型进行模型的学习训练与优化。后者通过以辨证要点为核心,依据辨证要点在模型中的不同预测概率,连接证候中的症状组合和证型,建立从症状组合到证型及其上下游不同层次节点之间的渐进推理关系。因此,本研究提出的新型智能推理模型,可能为解决“直观模拟中医辨证思维”的中医人工智能瓶颈难题提供了新的方法。虽然很多学者目前已能够使用多种不同的机器学习模型预测证型,但这些模型均无法显示推理过程,更无法从中医角度进行解析,因此现存的模型无法推演和揭示中医辨证思维过程。目前亦有学者引入了知识图谱的技术尝试进行可视化推理展示[25],但其模型的算法本质是基于相似性计算,而并非真正实现依据《中医诊断学》与《中医内科学》辨证内涵进行逐步推理的智能辨证思维过程。

眩晕的病机包括风、火、痰、瘀等多个方面,临床病症往往虚实夹杂,辨证容易混淆失误。将新型智能辨证推理模型应用于眩晕病辨证,通过实例分析可见新模型能够认知和推理“气虚”—“血瘀”并存,“痰浊”—“肝热”并存等多种复杂证候状态,实际上这些复合证候在临床上是比较常见的,因此新模型将能够辅助医者更全面把握病机,更精准辨证以及遣方用药。例如单纯的“痰浊上蒙”眩晕应予半夏白术天麻汤化痰息风,但同时含有“痰浊”和“热象”的眩晕可能使用黄连温胆汤清热化痰更为合适。当然,新模型实现真正的临床应用或许尚有一定的距离,可能仍需临床医案样本对其进一步泛化训练,这也是目前新模型的不足之处所在,但相信中医临床辨证实现人工智能推理已不再遥远。

4 结语

辨证论治是中医理论体系的核心[26],通过证候进行准确的辨证是论治的重要基础。本文提出了一种新型中医智能辨证诊断推理模型,其重要特点是能够根据《中医诊断学》与《中医内科学》的标准辨证要点进行智能辨证并根据中医辨证思维展示推理过程,在突破中医智能辨证领域瓶颈问题上作出了新的尝试,为中医现代化发展提供了新的思路,具有较显著的现实意义。

参考文献

[1] 刘福栋, 姜晓晨, 王桂彬, 等. 机器学习方法在中医学传承研究中的应用及思考[J]. 中医杂志, 2022, 63(8): 720 - 724, 738.
[2] 孙资金, 吉静, 马重阳, 等. 基于机器学习的中风中医辨证模型的构建与应用[J]. 湖南中医药大学学报, 2023, 43(4): 694 - 699.
[3] 郭仪, 许斌, 胡楠. 人工智能在辅助中医临床领域的研究现状与展望[J]. 中华中医药学刊, 2021, 39(6): 76 - 78.
[4] 李灿东, 辛基梁, 雷黄伟, 等. 中医健康管理与人工智能[J]. 中华中医药杂志, 2019, 34(8): 3586 - 3588.
[5] 许梦白, 刘雁峰, 赵宗耀, 等. 基于人工智能的不孕症中医辨证模型的构建与应用[J]. 中华中医药杂志, 2021, 36(9): 5532 - 5536.
[6] ARJI G, SAFDARI R, REZAEIZADEH H, et al. A systematic literature review and classification of knowledge discovery in traditional medicine[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2019, 168: 39 - 57.
[7] HU Q N, YU T, LI J H, et al. End - to - End syndrome differentiation of Yin deficiency and Yang deficiency in traditional Chinese medicine[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2019, 174: 9 - 15.
[8] 魏珂, 司春婴, 王贺, 等. 人工智能在心血管疾病诊断及风险预测中的研究进展[J]. 世界科学技术 - 中医药现代化, 2020, 22(10): 3576 - 3582.
[9] 刘刚刚,高鲁,谢欣昇等. 数字中医学的研究进展[J]. 中华中医药学刊,2024,42(9):9 - 12.
[10] 展志宏, 戴国华, 张丛惠, 等. 中医智能辨证多决策模型构建思路与方法[J]. 中华中医药学刊, 2024, 42(2): 13 - 16.
[11] 杨涛,漆隽之,胡孔法,等. 知识驱动的中医智能诊疗研究思路与方法[J]. 中华中医药学刊,2024,42(10):13 - 16,259 - 260.
[12] 余楷杰,袁芳君,马庆宇,等. 机器学习驱动中医诊断智能化的发展现状、问题及解决路径[J]. 中国中医基础医学杂志,2024,30(3):398 - 406.
[13] 练志润, 张家蔚, 杨保林. 基于规则生成医案及 Transformer 算法构建中医方药推荐模型[J]. 中国中医基础医学杂志, 2024, 30(3): 437 - 442.
[14] 关菀, 马志龙, 徐春, 等. 深度学习技术在中医领域中的应用[J]. 中国卫生信息管理杂志, 2022, 19(2): 281 - 285, 292.
[15] 王俊文, 叶壮志. 人工智能技术在中医诊断领域应用述评[J]. 世界科学技术 - 中医药现代化, 2022, 24(2): 810 - 814.
[16] 周辰, 刘凤斌. 基于机器学习的中医诊断客观化和证候量化方法探讨[J]. 中国中医药现代远程教育, 2020, 18(13): 56 - 59.
[17] 林树元, 瞿溢谦, 刘畅, 等. 中医药人工智能发展述评及技术融合趋势探讨[J]. 中华中医药杂志, 2020, 35(11): 5384 - 5389.
[18] 张婷婷, 王亚强, 温川飙, 等. 论智能中医辨证可解释研究的挑战和研究思路[J]. 中医杂志, 2022, 63(6): 506 - 510.
[19] 文志华, 夏帅帅, 刘东波, 等. 中医智能辨证诊断技术的演进与问题探讨[J]. 世界科学技术 - 中医药现代化, 2021, 23(11): 4298 - 4304.
[20] 王忆勤. 中医诊断学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2012.
[21] 韦绪性, 杨德全. 中医内科学[M]. 北京: 中国中医药出版社, 2015.
[22] SCHRAMOWSKI P, TURAN C, ANDERSEN N, et al. Large pre - trained language models contain human - like biases of what is right and wrong to do[J]. Nat Mach Intell, 2022, 4: 258 - 268.
[23] LI H. Language Models: Past, Present, and Future[J]. Communications Of The Acm, 2022, 65(7): 56 - 63.
[24] CUI Y M, CHE W X, LIU T, et al. Pre - training with whole word masking for Chinese BERT[EB/OL]. 2019: arXiv: 1906.08101. http://arxiv.org/abs/1906.08101
[25] 付子轩,周鹏,任海燕,等. 基于知识图谱的中西医结合急腹症诊疗推理分析[J]. 中国实验方剂学杂志,2023,29(11):190 - 199.
[26] 王永炎. 完善中医辨证方法体系的建议[J]. 中医杂志, 2004(10): 729 - 731.

基于中医人工智能可解释推理模型的眩晕辨证诊断

（正文见 21－27 页）

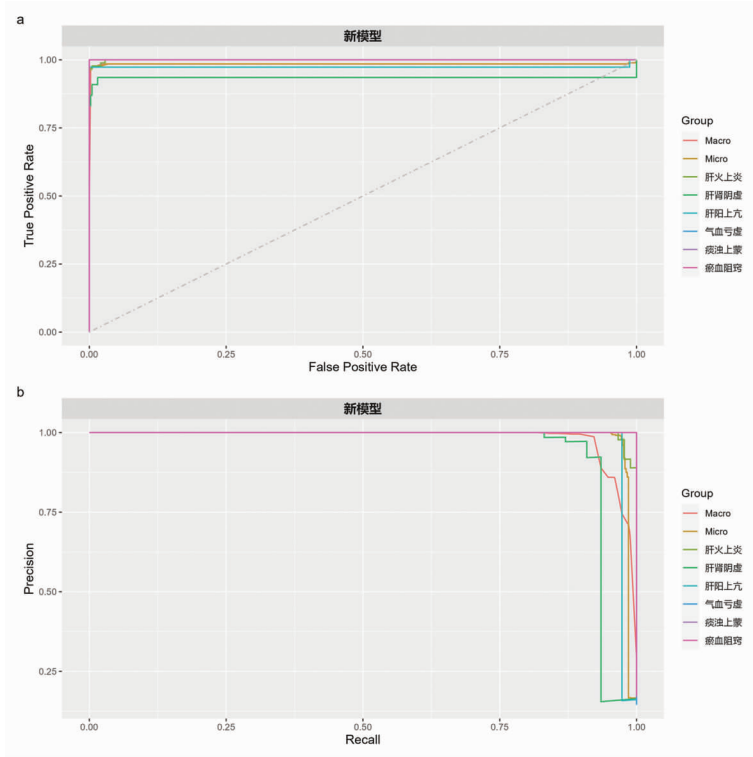


图 1　新模型 ROC 曲线与 P－R 曲线（第 1 折交叉验证数据）

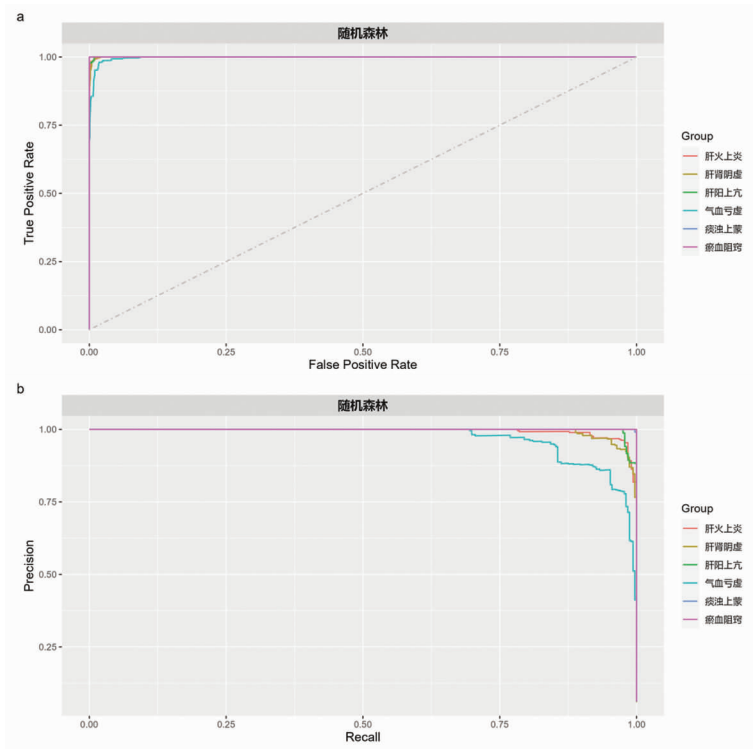


图 2　随机森林 ROC 曲线与 P－R 曲线（第 1 折交叉验证数据）

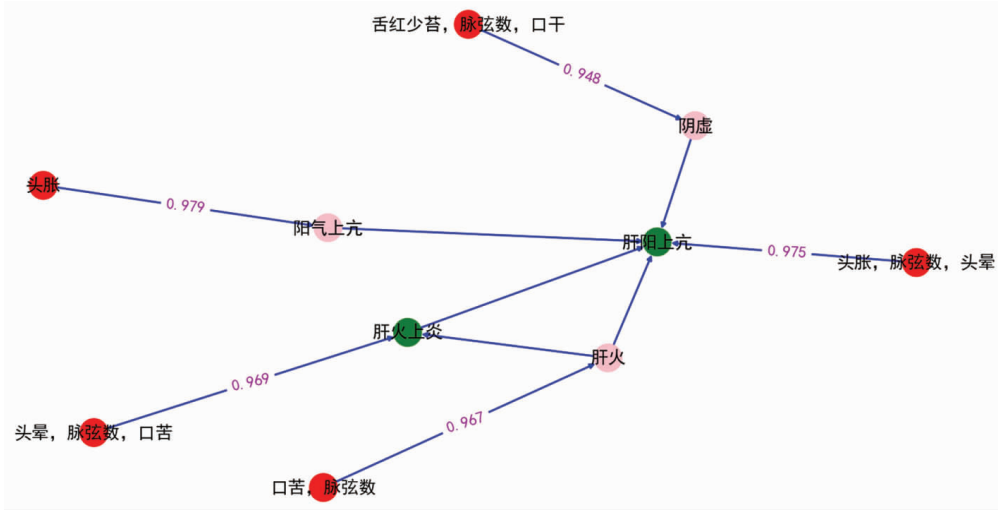


图 3　证候“头晕，头胀，口干，口苦，舌红少苔，脉弦数”辨证推理（模型自动绘制）

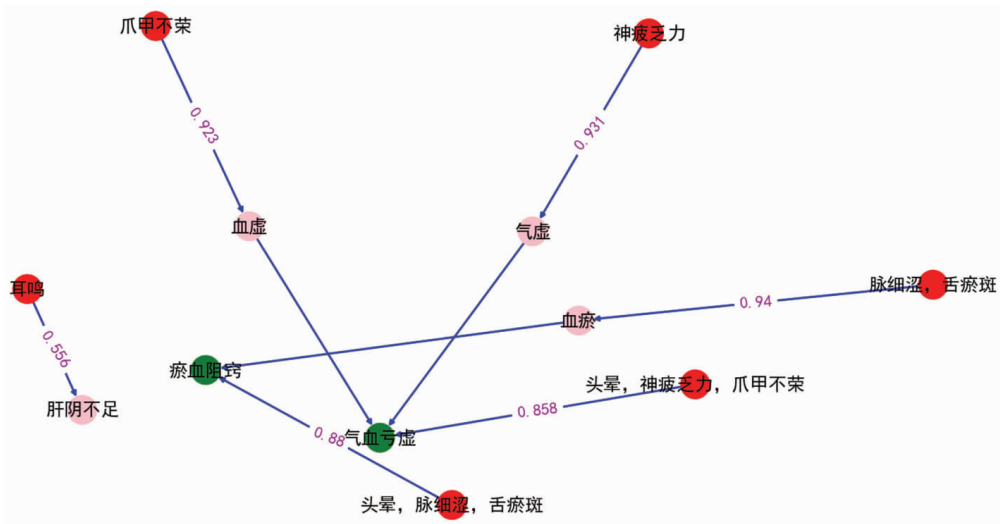


图 4　证候“头晕，耳鸣，爪甲不荣，神疲乏力，舌瘀斑，脉细涩”辨证推理（模型自动绘制）

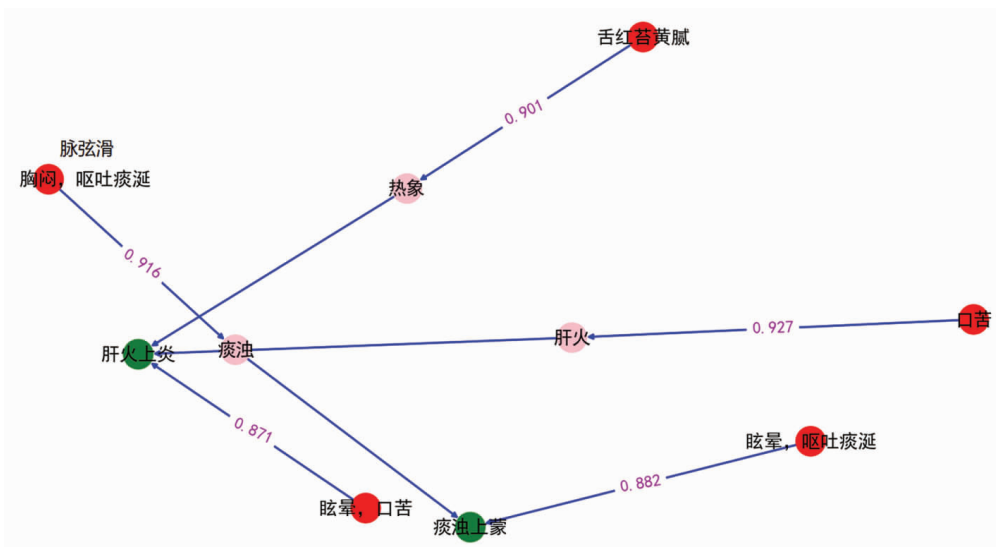


图 5　证候“眩晕，呕吐痰涎，胸闷，口苦，舌红苔黄腻，脉弦滑”辨证推理（模型自动绘制）

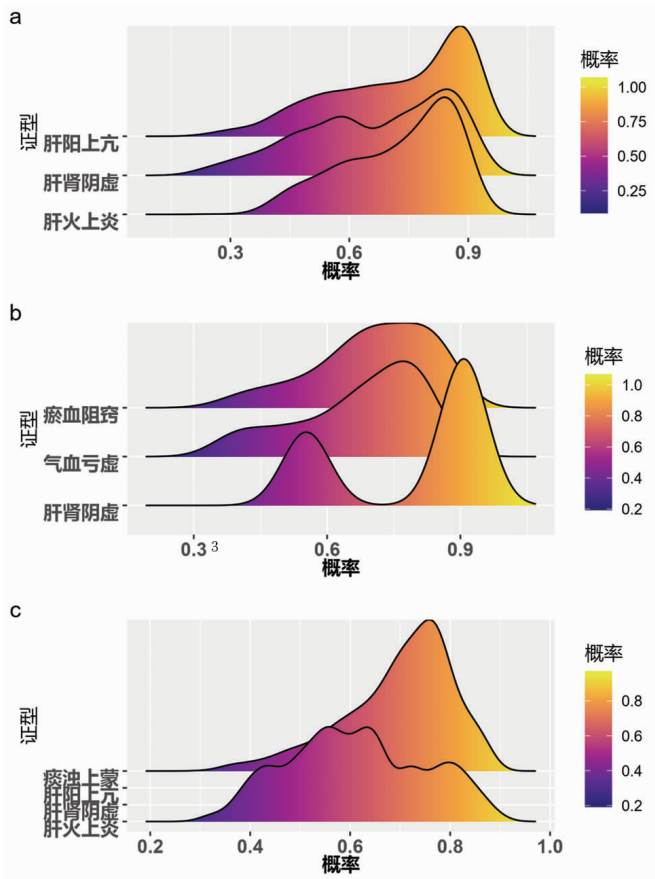


图 6　证型—概率密度分布

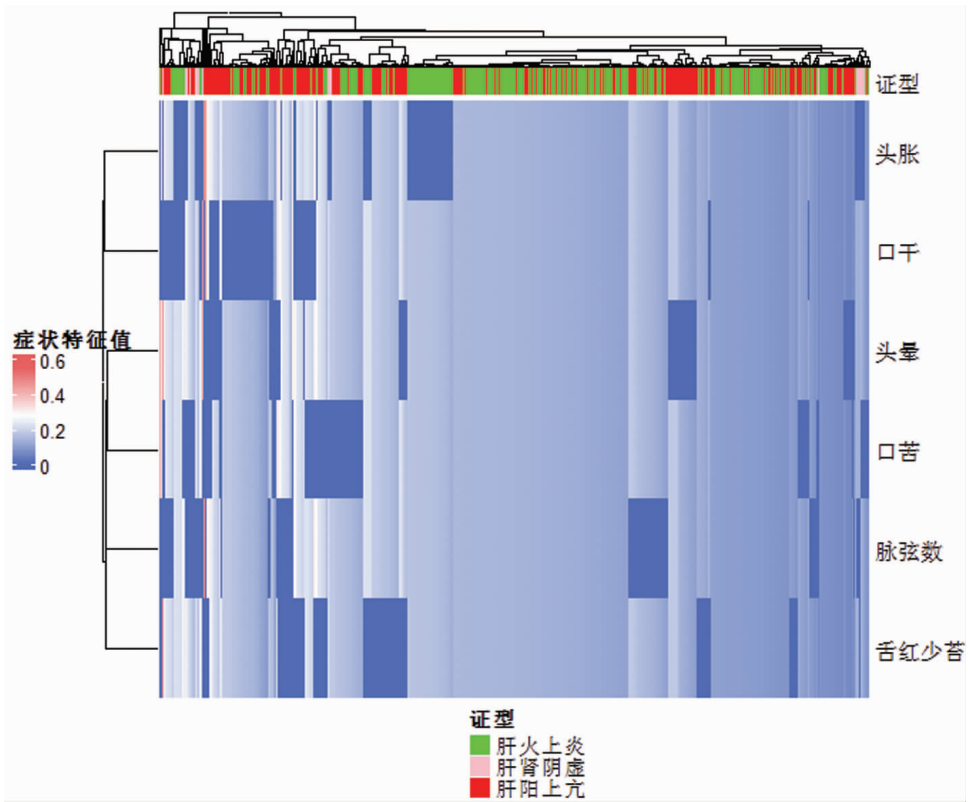


图 7　模型对第一组证候推理过程的症状—证型关联聚类热图

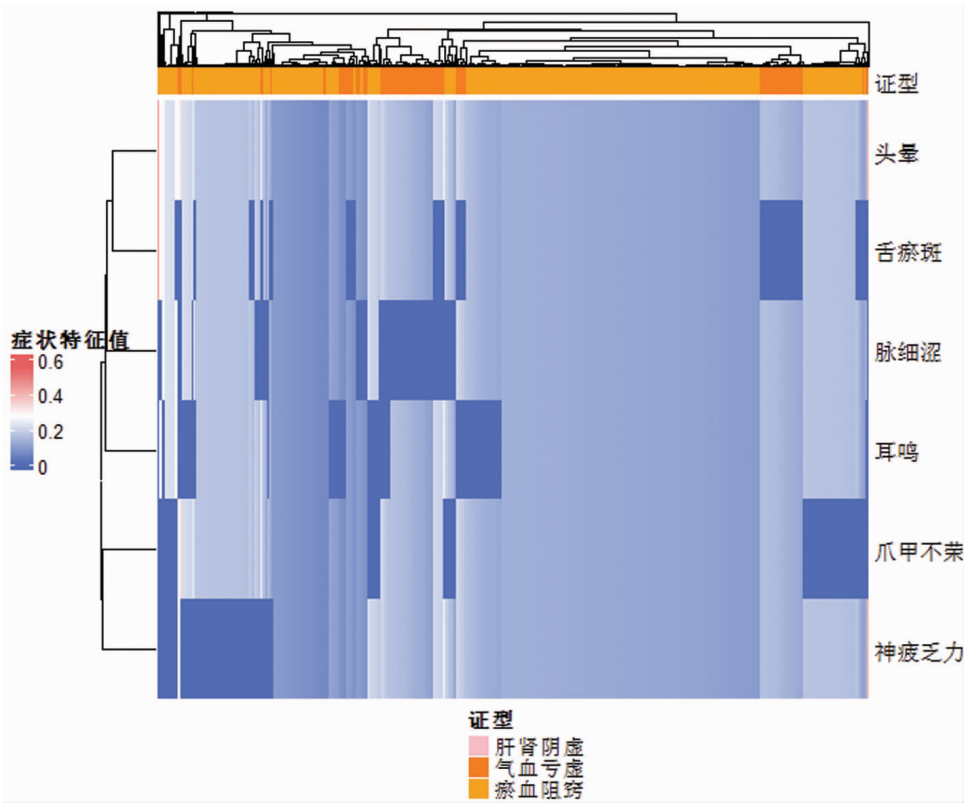


图 8　模型对第二组证候推理过程的症状—证型关联聚类热图

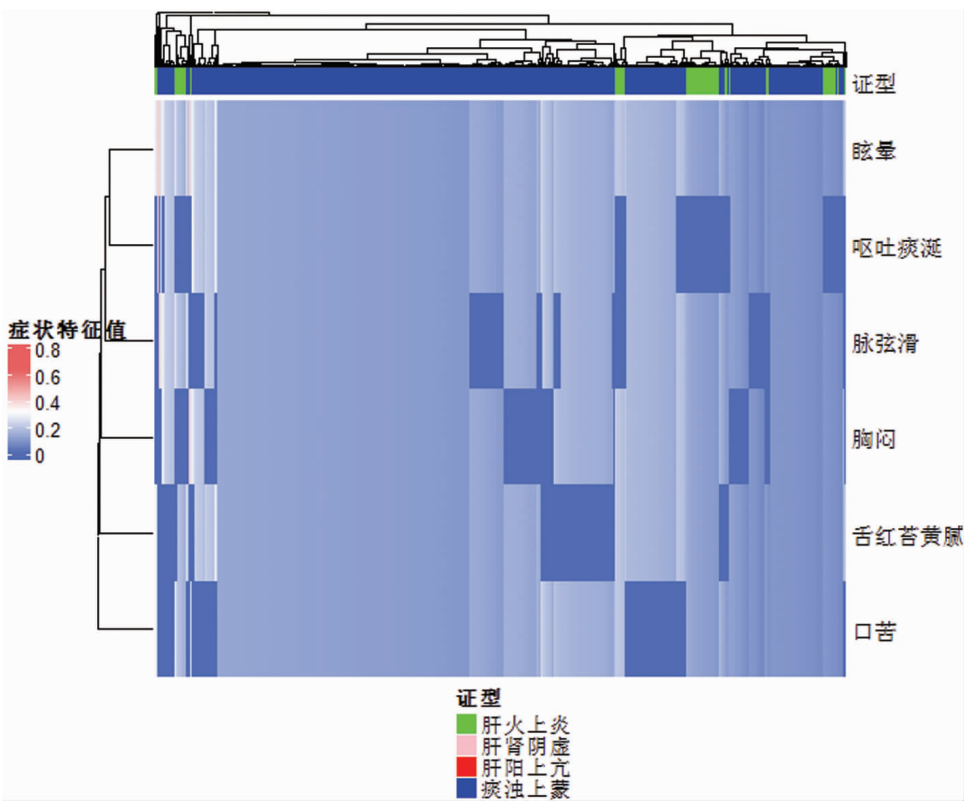


图 9　模型对第三组证候推理过程的症状—证型关联聚类热图