



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107705842 A

(43)申请公布日 2018.02.16

(21)申请号 201710955228.X

(22)申请日 2017.10.13

(71)申请人 合肥工业大学

地址 230009 安徽省合肥市包河区屯溪路
193号

(72)发明人 丁帅 李叶青 杨善林 兰绍雯
潘金鑫 李玲 黄辉

(74)专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

代理人 王莹 余罡

(51)Int.Cl.

G16H 40/20(2018.01)

G06F 17/30(2006.01)

G06Q 10/06(2012.01)

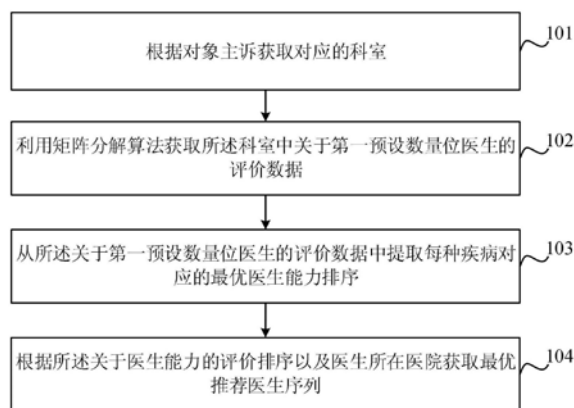
权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

智能分诊系统及其工作方法

(57)摘要

本发明提供了一种智能分诊系统及其工作方法。所述方法包括：根据对象主诉获取对应的科室；利用矩阵分解算法获取所述科室中关于第一预设数量位医生的评价数据；从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序；根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列。可见，本发明根据对象主诉即可找到对应的科室，使患者能够尽快确定科室，减少排除时间。在推荐医生过程，将医院多样性纳入考虑，解决了医院资源分配不均的问题，有效地帮助患者在短时间内选择最合理化的医生，即本发明实施例中提供的最优推荐医生序列是既考虑医生能力，有考虑医疗服务效果。



1. 一种智能分诊系统的工作方法,其特征在于,所述工作方法包括:
根据对象主诉获取对应的科室;
利用矩阵分解算法获取所述科室中关于第一预设数量位医生的评价数据;
从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序;
根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列。
2. 根据权利要求1所述的工作方法,其特征在于,根据对象主诉获取对应的科室的步骤,包括:
根据对象主诉的文本进行去停止词和提取关键词的操作,得到所述对象主诉的空间向量模型;
针对第二预设数量个医院中的每个医院,对该医院的第三预设数量科室的检查文本去停止词和提取关键词的操作,得到每个科室的空间向量模型;
匹配所述对象主诉的空间向量模型和每个科室的空间向量模型,得到与所述对象主诉相似度最高的科室。
3. 根据权利要求1所述的工作方法,其特征在于,从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序的步骤,包括:
根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据,获取所述科室中对应已知疾病的第一医生能力的评价;
根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据,预测所述科室中对应未知疾病的第二医生能力的评价;
根据所述第一医生能力评价和所述第二医生能力评价得到所述科室对应全部疾病的医生能力的评价;
根据所述对应全部疾病的医生能力的评价,获取每种疾病对应的最优医生能力排序。
4. 根据权利要求1所述的工作方法,其特征在于,根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列的步骤,包括:
获取所述科室中第四预设数量种疾病对应的医生列表;所述医生列表中包括至少第五预设数量位医生;
获取医生和医院各自权重,获取每种疾病对应的最优推荐医生序列。
5. 一种智能分诊系统,其特征在于,所述系统包括:
科室获取模块,用于根据对象主诉获取对应的科室;
评价数据获取模块,用于利用矩阵分解算法获取所述科室中关于第一预设数量位医生的评价数据;
排序提取模块,用于从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序;
医生推荐模块,用于根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列。
6. 根据权利要求5所述的智能分诊系统,其特征在于,所述科室提取模块包括:
第一模型模块,用于根据第一根据对象主诉的文本进行去停止词和提取关键词的操作,得到所述对象主诉的空间向量模型;

第二模型模块,用于针对第二预设数量个医院中的每个医院,对该医院的第三预设数量科室的检查文本去停止词和提取关键词的操作,得到每个科室的空间向量模型;

匹配模块,用于匹配所述对象主诉的空间向量模型和每个科室的空间向量模型,得到与所述对象主诉相似度最高的科室。

7. 根据权利要求5所述的智能分诊系统,其特征在于,所述排序提取模块包括:

第一评价单元,用于根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据,获取所述科室中对应已知疾病的第一医生能力的评价;

第二评价单元,用于根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据,预测所述科室中对应未知疾病的第二医生能力的评价;

第三评价单元,用于根据所述第一医生能力评价和所述第二医生能力评价得到所述科室对应全部疾病的医生能力的评价;

排序单元,用于根据所述对应全部疾病的医生能力的评价,获取每种疾病对应的最优医生能力排序。

8. 根据权利要求5所述的智能分诊系统,其特征在于,所述医生推荐模块包括:

医生列表获取单元,用于获取所述科室中第四预设数量种疾病对应的医生列表;所述医生列表中包括至少第五预设数量位医生;

医生排序获取单元,用于获取医生和医院各自权重,获取每种疾病对应的最优推荐医生序列。

智能分诊系统及其工作方法

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机技术领域,尤其涉及一种智能分诊系统及其工作方法。

背景技术

[0002] 为帮助患者快速寻找到相应的医生,相关技术中通过获取和解析各个医院的医疗数据,得到疾病类型列表;然后通过获取和解析挂号网站的评价信息,将评价信息与疾病类型的关键字进行关联,最终得到疾病类型列表中每个医生的能力评分,并将评分最高的医生推荐给用户。

[0003] 在实现本申请方案的过程中,发明人发现:相关技术中需要依赖于挂号站中相关联的医生评价,若无评价则无法匹配到与该患者的疾病对应的医生。另外,相关技术中将疾病类型列表中评分最高的医生推荐给用户,没有考虑到医疗资源合理分配的问题,会将相似病症的患者推荐至相同的医院,给该医院造成极大的工作压力。

发明内容

[0004] 针对相关技术中的缺陷,本发明提供了一种智能分诊系统及其工作方法,用于解决相关技术中的技术问题。

[0005] 第一方面,本发明实施例提供了一种智能分诊系统的工作方法,所述方法包括:

[0006] 根据对象主诉获取对应的科室;

[0007] 利用矩阵分解算法获取所述科室中关于第一预设数量位医生的评价数据;

[0008] 从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序;

[0009] 根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列。

[0010] 可选地,根据对象主诉获取对应的科室的步骤,包括:

[0011] 根据对象主诉的文本进行去停止词和提取关键词的操作,得到所述对象主诉的空间向量模型;

[0012] 针对第二预设数量个医院中的每个医院,对该医院的第三预设数量科室的检查文本去停止词和提取关键词的操作,得到每个科室的空间向量模型;

[0013] 匹配所述对象主诉的空间向量模型和每个科室的空间向量模型,得到与所述对象主诉相似度最高的科室。

[0014] 可选地,从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序的步骤,包括:

[0015] 根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据,获取所述科室中对应已知疾病的第一医生能力的评价;

[0016] 根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据,预测所述科室中对应未知疾病的第二医生能力的评价;

[0017] 根据所述第一医生能力评价和所述第二医生能力评价得到所述科室对应全部疾

病的医生能力的评价；

[0018] 根据所述对应全部疾病的医生能力的评价，获取每种疾病对应的最优医生能力排序。

[0019] 可选地，根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列的步骤，包括：

[0020] 获取所述科室中第四预设数量种疾病对应的医生列表；所述医生列表中包括至少第五预设数量位医生；

[0021] 获取医生和医院各自权重，获取每种疾病对应的最优推荐医生序列。

[0022] 第二方面，本发明实施例提供了一种智能分诊系统，所述系统包括：

[0023] 科室获取模块，用于根据对象主诉获取对应的科室；

[0024] 评价数据获取模块，用于利用矩阵分解算法获取所述科室中关于第一预设数量位医生的评价数据；

[0025] 排序提取模块，用于从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序；

[0026] 医生推荐模块，用于根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列。

[0027] 可选地，所述科室提取模块包括：

[0028] 第一模型模块，用于根据第一根据对象主诉的文本进行去停止词和提取关键词的操作，得到所述对象主诉的空间向量模型；

[0029] 第二模型模块，用于针对第二预设数量个医院中的每个医院，对该医院的第三预设数量科室的检查文本去停止词和提取关键词的操作，得到每个科室的空间向量模型；

[0030] 匹配模块，用于匹配所述对象主诉的空间向量模型和每个科室的空间向量模型，得到与所述对象主诉相似度最高的科室。

[0031] 可选地，所述排序提取模块包括：

[0032] 第一评价单元，用于根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据，获取所述科室中对应已知疾病的第一医生能力的评价；

[0033] 第二评价单元，用于根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据，预测所述科室中对应未知疾病的第二医生能力的评价；

[0034] 第三评价单元，用于根据所述第一医生能力评价和所述第二医生能力评价得到所述科室对应全部疾病的医生能力的评价；

[0035] 排序单元，用于根据所述对应全部疾病的医生能力的评价，获取每种疾病对应的最优医生能力排序。

[0036] 可选地，所述医生推荐模块包括：

[0037] 医生列表获取单元，用于获取所述科室中第四预设数量种疾病对应的医生列表；所述医生列表中包括至少第五预设数量位医生；

[0038] 医生排序获取单元，用于获取医生和医院各自权重，获取每种疾病对应的最优推荐医生序列。

[0039] 由以上方案可知，本发明能够根据对象主诉获取对应的科室；然后，利用矩阵分解算法获取所述科室中关于第一预设数量位医生的评价数据；再者，从所述关于第一预设数

量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序;最后,根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列。可见,本发明根据对象主诉即可找到对应的科室,使患者能够尽快确定科室,减少排除时间。在推荐医生过程,将医院多样性纳入考虑,解决了医院资源分配不均的问题,有效地帮助患者在短时间内选择最合理化的医生,即本发明实施例中提供的最优推荐医生序列是既考虑医生能力,又考虑医疗服务效果。

附图说明

[0040] 为了更清楚地说明本发明实施例或相关技术中的技术方案,下面将对实施例或相关技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些图获得其他的附图。

[0041] 图1是本发明实施例提供的一种智能分诊系统的工作方法的流程框图;

[0042] 图2是本发明实施例提供的一种智能分诊系统的工作方法的流程示意图;

[0043] 图3是本发明实施例提供的一种智能分诊系统的框图。

具体实施方式

[0044] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0045] 图1是本发明实施例提供的一种智能分诊系统的工作方法的流程框图。图2是本发明实施例提供的一种智能分诊系统的工作方法的详细流程示意图。参见图1和图2,该工作方法包括:

[0046] 步骤101,根据对象主诉获取对应的科室;

[0047] 需要说明的是,上述对象主诉:同病历主诉,为医学和心理学用语,是病历主体自述自己感受最主要的痛苦,就诊最主要的原因或最明显的症状、体征和/或性质,以及这些征状持续时间,能够初步反应病情轻重与缓急,对某系统疾患能提供诊断线索。一个好的主诉需要遵循客观和实事求是的原则,并且为病历主体自己描述的症状,与病历主体现病史一致。

[0048] 步骤102,利用矩阵分解算法获取所述科室中关于第一预设数量位医生的评价数据;

[0049] 步骤103,从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序;

[0050] 步骤104,根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列。

[0051] 可见,本发明根据对象主诉即可找到对应的科室,使患者能够尽快确定科室,减少排除时间。在推荐医生过程,将医院多样性纳入考虑,解决了医院资源分配不均的问题,有效地帮助患者在短时间内选择最合理化的医生,即本发明实施例中提供的最优推荐医生序

列是既考虑医生能力,有考虑医疗服务效果。

[0052] 下面结合附图和实施例对本发明实施例提供的工作方法的各步骤作详细说明。

[0053] 首先,介绍步骤101,根据对象主诉获取对应的科室。

[0054] 参见图1和图2,本发明实施例需要至少六组数据,分别为病人主诉、医院所有科室检查项文本、医生基础信息、患者对对应科室对应疾病的医生能力评价、疾病本体知识库、医院多样性信息。其中,医生基础信息主要包括:医生所在医院等级、工作职称、学术职称、诊断病人总数;患者对对应科室对应疾病的医生能力评价,该评价数据只包含部分疾病的医生能力评价,是预测空缺评价数据的基础数据;疾病本体知识库是集成多种疾病术语,描述疾病之间关系的知识库;医院多样性信息为医院的排名。

[0055] 本发明一实施例中,如图2所示,首先对象主诉的文本进行去停止词和提取关键词的操作,得到所述对象主诉的空间向量模型(对应步骤201)。然后,针对第二预设数量个医院中的每个医院,对该医院的第三预设数量个科室的检查文本进行去停止词和提取关键词的操作,得到每个科室的空间向量模型,内容为该科室关键词对应的TF-IDF(Term Frequency-Inverse DocumentFrequency,词频-逆向文件频率)值(对应步骤202)。最后,匹配上述对象主诉的空间向量模型和每个科室的空间向量模型,得到与对象主诉相似度最高的科室。

[0056] 其次,介绍步骤102,利用矩阵分解算法获取所述科室中关于第一预设数量位医生的评价数据。

[0057] 本发明一实施例中,根据已有科室中对应疾病的医生能力的评价,预测该科室中未知的疾病的医生能力评价,从而得到该科室所有疾病对应的医生能力的评价,并根据该评价数据获得各个疾病对应的最优医生能力排序。具体包括:

[0058] 首先,根据疾病本体库计算疾病相似性和根据医生基本信息计算医生相似性;其次,预测稀疏矩阵(医生-疾病评价矩阵)中的未知值;初始化得到医生矩阵和疾病矩阵(乘积为稀疏矩阵的评价值),将其带入矩阵分解的误差公式,当误差值小于阈值时,则将该评价价值填入稀疏矩阵中,若误差值大于阈值,则用梯度下降法对医生矩阵和疾病矩阵进行更新,将更新后的值带入误差公式,循环反复,直至将稀疏矩阵全部填充完毕。

[0059] 需要说明的是,本发明实施例中采用的矩阵分解算法可以包括三角分解法、QR分解法和奇异值分解法中的一种或者多种。本领域技术人员可以根据具体场景以及各算法的计算过程实现上述过程,在此不再赘述。

[0060] 1,基础数据定义: u_i ($i \in [1, I]$) 表示该科室不同的医生; v_j ($j \in [1, J]$) 表示该科室可诊断的不同的疾病;矩阵 $DD_{I \times J}$ 表示医生和病人对其诊断疾病评价的对应关系; C_{ij} 表示已经得到的患者对医生 u_i 诊断疾病 v_j 的评价; $U \in DD_{I \times f}$ 为医生的特征矩阵, $V \in DD_{J \times f}$ 为疾病的特征矩阵,其中 $f \ll I, J$,表示特征的个数,则列向量 U_i ($i \in [1, I]$) 和 V_j ($j \in [1, J]$) 表示第 i 个医生和第 j 个疾病的特征向量。

[0061] 2,相似性的计算:包括疾病相似性和医生相似性。

[0062] (1) 疾病相似性通过疾病实体的拓扑结构得出:

$$[0063] \quad Sim_v^{j,p} = \frac{\lambda}{\lambda + dst(v_j, v_p)}, 0 \leq \lambda \leq +\infty$$

[0064] 其中 λ 是可调参数, v_j 和 v_p 表示不同的疾病,表示 $\text{dst}(v_j, v_p)$ 疾病 v_j 和 v_p 之间的最小距离。

[0065] (2) 医生相似性通过对医生的基础信息进行定性变量定量化和归一化处理得出:

$$[0066] \quad \text{Sim}_{U_i}^{i,q} = \frac{\sum_{k=1}^K (B_i^k - \bar{B}_i)(B_q^k - \bar{B}_q)}{\sqrt{\sum_{k=1}^K (B_i^k - \bar{B}_i)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^K (B_q^k - \bar{B}_q)^2}}$$

[0067] 其中 $B_i^k (k \in [1, K])$ 和 $B_q^k (k \in [1, K])$ 表示医生 u_i 和 u_q 的 k 个基本信息的属性值。 \bar{B}_i 和 \bar{B}_q 表示医生 u_i 和 u_q 所有基本信息的属性值的平均值。

[0068] 3, 患者评价预测

[0069] (1) 初步可得到缺失块的评价值为:

$$[0070] \quad \hat{C}_{ij} = U_i \cdot V_j$$

[0071] (2) 为了使预测值更为精确,本发明采用矩阵分解的算法,并根据本背景的特殊性对矩阵分解算法进行了优化,增加考虑了疾病相似性和医生相似性两方面的考虑,得误差公式如下:

$$[0072] \quad L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J R_{ij} (C_{ij} - U_i \cdot V_j^T)^2 + \frac{\alpha}{2} \sum_{i=1}^I \sum_{q \in S_i} s_U^{i,q} \|u_i - u_q\|_F^2 + \frac{\beta}{2} \sum_{j=1}^J \sum_{p \in S_j} s_V^{j,p} \|v_j - v_p\|_F^2 + \frac{\lambda_1}{2} \|U\|_F^2 + \frac{\lambda_2}{2} \|V\|_F^2$$

[0073] 其中 α 和 β 是可调参数; S_i 和 S_j 分别表示医生 u_i 和疾病 v_j 得相似性; $\|U\|_F^2$ 和 $\|V\|_F^2$ 分别表示医生和疾病的弗罗贝尼乌斯范数; $\|u_i - u_q\|_F^2$ 表示医生 u_i 和 u_q 在评论值上的差值的弗罗贝尼乌斯范数。

[0074] (3) 为使上述误差公式收敛,本发明实施例中使用随机梯度下降法,不断更新 U_i 和 V_j 的值,然后将更新后的变量再带入误差公式中,直至找到误差值小于误差值阈值的结果。

$$[0075] \quad \begin{cases} U_i' = U_i - \delta \frac{\partial L}{\partial U_i} \\ V_j' = V_j - \delta \frac{\partial L}{\partial V_j} \end{cases}$$

[0076] 其中, δ 是学习率。

[0077] 本实施例中通过收敛的误差公式不但可以预测每个科室中未知疾病的医生能力评价,还可以得到已知的医生能力评价。即每个科室中所有疾病的医生能力评价。

[0078] 再次,介绍步骤103,从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序。

[0079] 本实施例中,从第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序。该第一预设数量可以根据具体场景进行选择,例如当科室内医生数量较多时,例如100位,可以选取前20名医生的评价数据。当科室内医生数量较少时,例如20-30甚至更少,则第一预设数量可以为该科室内的全部医生。

[0080] 最优医生能力排序可以理解为在排序的过程中,针对每种疾病,各医生的评价数据反映的医生能够治愈该疾病的概率,即医生能力。

[0081] 最后,介绍步骤104,根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列。

[0082] 目前,为得到更好的治疗效果,患者习惯选择大医院就诊。然而患者的这一偏好加剧了大型医院资源超载的问题。为解决该问题,本发明实施例中为患者提供更多的医院选择,将医生最优能力排序更新,在保证医生质量的同时动态更新医院的数量,最终得到医生能力和医院多样性平稳后的最优推荐医生序列(疾病—医生合理化序列)。

[0083] 首先,获取科室J(对应第四预设数量)种疾病一一对应的医生列表,每个医生列表中包括至少第五预设数量位医生。结合医生权重、医院权重,计算每一疾病对应的最优推荐医生序列。

[0084] 最优化模型如下:

$$[0085] \quad \begin{cases} \max Y_j = \sum_{i=1}^m \sum_{z=1}^Z w_{u_i} \cdot w_{h_z}, \quad j=1, \dots, J \\ s.t \quad w_{u_i} = c_{ij} / \sum_{i=1}^m c_{ij} \\ w_{h_z} = num_{h_z} / \sum_{z=1}^Z num_{h_z} \end{cases}$$

[0086] 其中, w_{u_i} 表示医生 u_i 的权重, w_{h_z} 表示医生 u_i 所在医院 h_z ($z \in [1, Z]$)的权重; num_{h_z} 表示在医生评价排名中医院 h_z 的数量; Z 表示医院总数; Y_j 表示第 j 个疾病对应的医生列表的权重乘积之和的最大值,最终选出权重乘积之和最大的序列即为最优序列,即患者可以得到医治其症状的最优推荐医生序列。

[0087] 本发明实施例还提供了一种智能分诊系统,如图3所示,所述系统包括:

[0088] 科室获取模块301,用于根据对象主诉获取对应的科室;

[0089] 评价数据获取模块302,用于利用矩阵分解算法获取所述科室中关于第一预设数量位医生的评价数据;

[0090] 排序提取模块303,用于从所述关于第一预设数量位医生的评价数据中提取每种疾病对应的最优医生能力排序;

[0091] 医生推荐模块304,用于根据所述关于医生能力的评价排序以及医生所在医院获取最优推荐医生序列。

[0092] 可选地,所述科室提取模块301包括:

[0093] 第一模型模块,用于根据第一根据对象主诉的文本进行去停止词和提取关键词的操作,得到所述对象主诉的空间向量模型;

[0094] 第二模型模块,用于针对第二预设数量个医院中的每个医院,对该医院的第三预

设数量科室的检查文本去停止词和提取关键词的操作,得到每个科室的空间向量模型;

[0095] 匹配模块,用于匹配所述对象主诉的空间向量模型和每个科室的空间向量模型,得到与所述对象主诉相似度最高的科室。

[0096] 可选地,所述排序提取模块303包括:

[0097] 第一评价单元,用于根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据,获取所述科室中对应已知疾病的第一医生能力的评价;

[0098] 第二评价单元,用于根据所述关于第一预设数量位医生的评价数据,预测所述科室中对应未知疾病的第二医生能力的评价;

[0099] 第三评价单元,用于根据所述第一医生能力评价和所述第二医生能力评价得到所述科室对应全部疾病的医生能力的评价;

[0100] 排序单元,用于根据所述对应全部疾病的医生能力的评价,获取每种疾病对应的最优医生能力排序。

[0101] 可选地,所述医生推荐模块304包括:

[0102] 医生列表获取单元,用于获取所述科室中第四预设数量种疾病对应的医生列表;所述医生列表中包括至少第五预设数量位医生;

[0103] 医生排序获取单元,用于获取医生和医院各自权重,获取每种疾病对应的最优推荐医生序列。

[0104] 需要说明的是,本发明实施例提供的智能分诊系统与上述工作方法相对应,上述方法的实施细节同样适用于上述系统,本发明实施例不再对上述系统进行详细说明。

[0105] 本发明的说明书中,说明了大量具体细节。然而,能够理解,本发明的实施例可以在没有这些具体细节的情况下实践。在一些实例中,并未详细示出公知的方法、结构和技术,以便不模糊对本说明书的理解。

[0106] 类似地,应当理解,为了精简本发明公开并帮助理解各个发明方面中的一个或多个,在上面对本发明的示例性实施例的描述中,本发明的各个特征有时被一起分组到单个实施例、图、或者对其的描述中。然而,并不应将该公开的方法解释呈反映如下意图:即所要求保护的本发明要求比在每个权利要求中所明确记载的特征更多的特征。更确切地说,如下面的权利要求书所反映的那样,发明方面在于少于前面公开的单个实施例的所有特征。因此,遵循具体实施方式的权利要求书由此明确地并入该具体实施方式,其中每个权利要求本身都作为本发明的单独实施例。

[0107] 本领域技术人员可以理解,可以对实施例中的设备中的模块进行自适应性地改变并且把它们设置在于该实施例不同的一个或多个设备中。可以把实施例中的模块或单元或组件组合成一个模块或单元或组件,以及此外可以把它分成多个子模块或子单元或子组件。除了这样的特征和/或过程或者单元中的至少一些是互相排斥之处,可以采用任何组合对本说明书(包括伴随的权利要求、摘要和附图)中公开的所有特征以及如此公开的任何方法或者设备的所有过程或单元进行组合。除非另外明确陈述,本说明书(包括伴随的权利要求、摘要和附图)中公开的每个特征可以由提供相同、等同或相似目的的替代特征来代替。

[0108] 此外,本领域的技术人员能够理解,尽管在此所述的一些实施例包括其它实施例中包括的某些特征而不是其它特征,但是不同实施例的特征的组合意味着处于本发明的范围之内并且形成不同的实施例。例如,在下面的权利要求书中,所要求保护的实施例的任

意之一都可以以任意的组合方式来使用。

[0109] 本发明的各个部件实施例可以以硬件实现,或者以在一个或者多个处理器上运行的软件模块实现,或者以它们的组合实现。本领域的技术人员应当理解,可以在实践中使用微处理器或者数字信号处理器(DSP)来实现根据本发明实施例的一种浏览器终端的设备中的一些或者全部部件的一些或者全部功能。本发明还可以实现为用于执行这里所描述的方法的一部分或者全部的设备或者装置程序(例如,计算机程序和计算机程序产品)。这样的实现本发明的程序可以存储在计算机可读介质上,或者可以具有一个或者多个信号的形式。这样的信号可以从因特网网站上下载得到,或者在载体信号上提供,或者以任何其他形式提供。

[0110] 应该注意的是上述实施例对本发明进行说明而不是对本发明进行限制,并且本领域技术人员在不脱离所附权利要求的范围的情况下可设计出替换实施例。在权利要求中,不应将位于括号之间的任何参考符号构造成对权利要求的限制。单词“包含”不排除存在未列在权利要求中的元件或步骤。位于元件之前的单词“一”或“一个”不排除存在多个这样的元件。本发明可以借助于包括有若干不同元件的硬件以及借助于适当编程的计算机来实现。在列举了若干装置的单元权利要求中,这些装置中的若干个可以是通过同一个硬件项来具体体现。单词第一、第二、以及第三等的使用不表示任何顺序。可将这些单词解释为名称。

[0111] 最后应说明的是:以上各实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述各实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的范围,其均应涵盖在本发明的权利要求和说明书的范围当中。

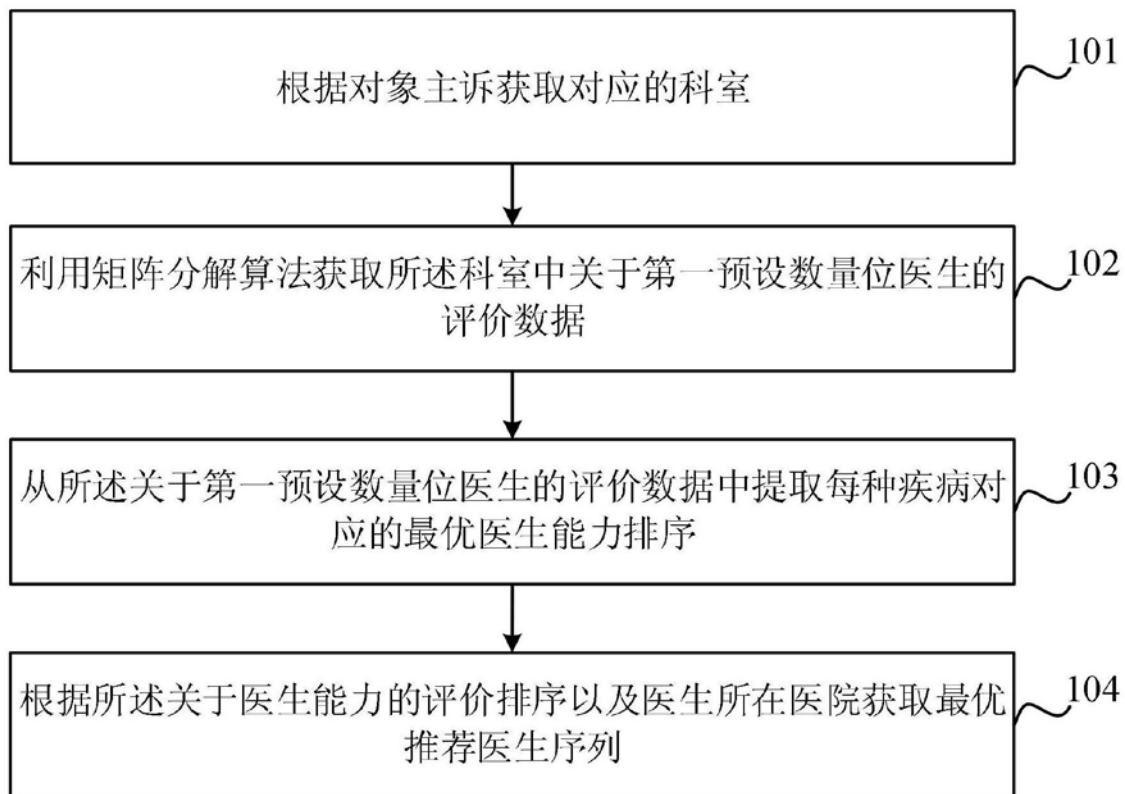


图1

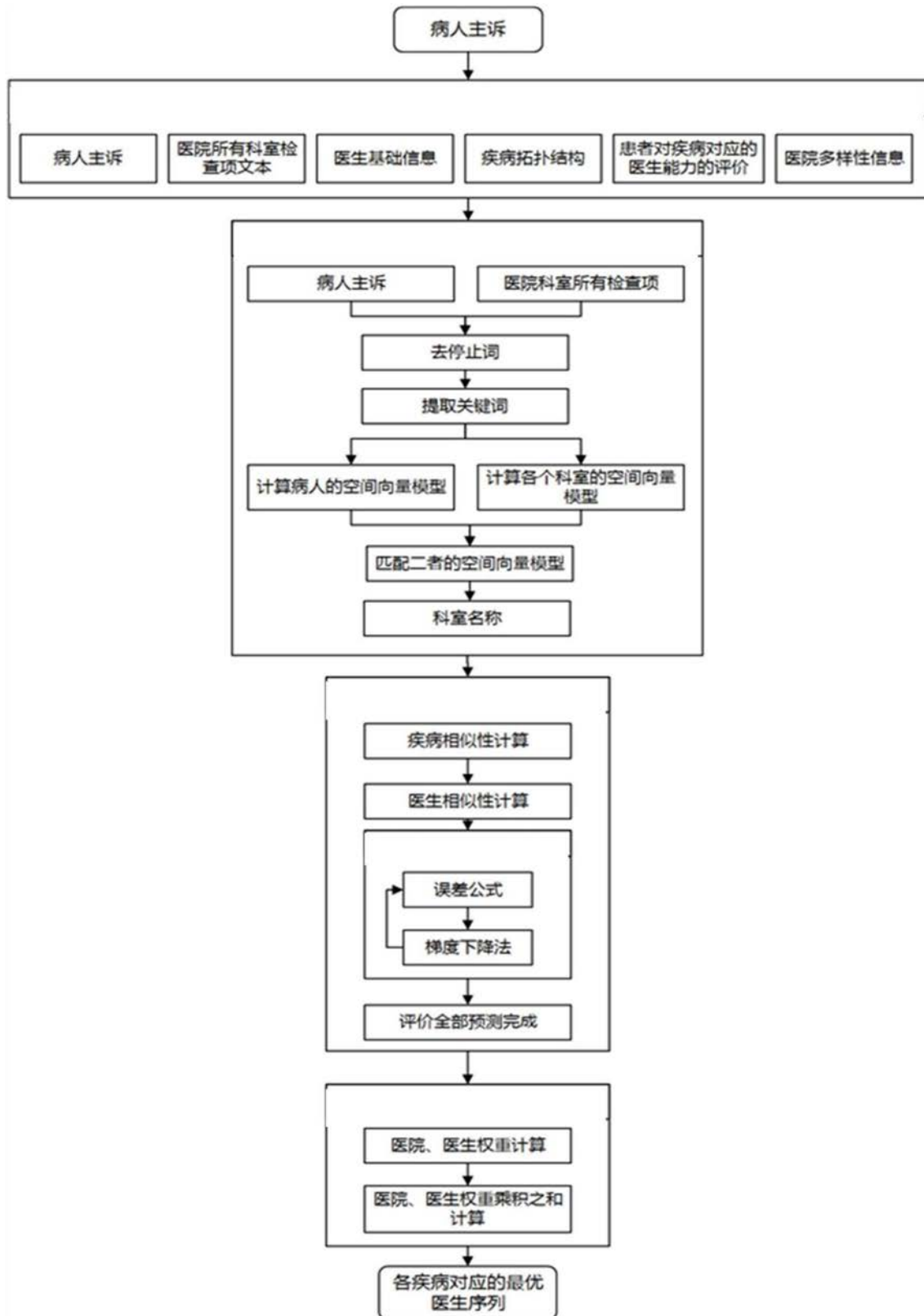


图2

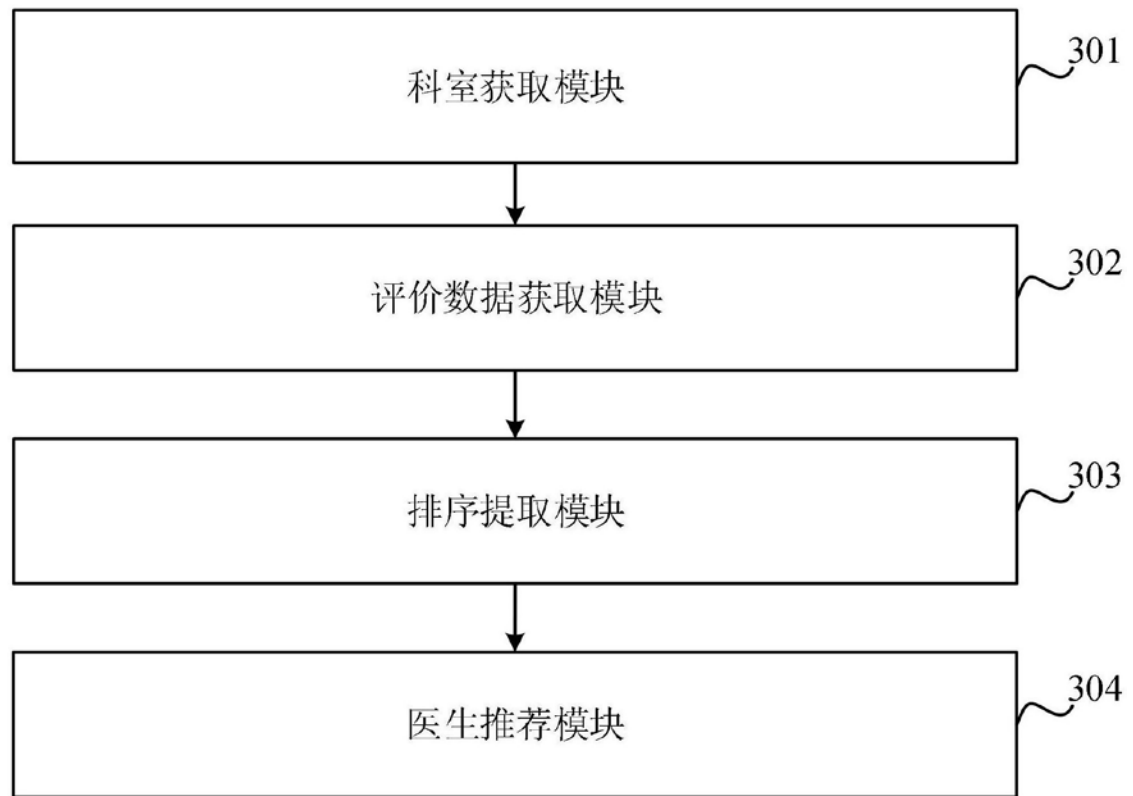


图3