

基于人工智能的用药推荐方法、装置、设备及存储介质

本申请要求于 2020 年 5 月 29 日提交中国专利局、申请号为 202010475961.3, 发明名称为“基于人工智能的用药推荐方法、装置、设备及存储介质”的中国专利申请的优先权, 其全部内容通过引用结合在本申请中。

5 技术领域

本申请涉及人工智能技术领域, 尤其涉及一种基于人工智能的用药推荐方法、装置、设备及存储介质。

背景技术

10 临床决策支持系统 (Clinical Decision Support System, 以下简称 CDSS 系统), 一般指凡能对临床决策提供支持的计算机系统, 这个系统充分运用可供利用的、合适的计算机技术, 针对半结构化或非结构化医学问题, 通过人机交互方式改善和提高决策效率的系统。CDSS 系统是提升医疗质量的重要手段, 即通过 CDSS 系统来深入分析病历资料, 从而做出最为恰当的诊疗决策, 其根本目的是为了评估和提高医疗质量, 减少医疗差错, 从而控制医疗费用的支出。

15 当前 CDSS 系统上集成的用药推荐模型是用于通过分析病症数据, 以推荐用药的模型, 主要分为基于知识驱动的用药推荐模型和基于数据驱动的用药推荐模型两种类型。基于知识驱动的用药推荐模型是基于各种医学指南和专家共识形成的用药推荐模型。基于数据驱动的用药推荐模型是集成各种机器学习和深度学习等人工智能技术所形成的用药推荐模型。发明人意识到, 当前评估用药推荐模型的好坏主要通过判断推荐用药与临床实际所开的处方用药是否匹配为标准, 根据这种标准确定的用药推荐模型进行用药推荐, 由于临床实际的水平参差不齐, 临床实际所开的处方用药的治疗疗效不佳, 会降低用药推荐模型的推荐精确度, 即导致所获取的推荐用药的疗效有效性不高, 影响用药推荐模型的推广。

发明内容

25 本申请实施例提供一种基于人工智能的用药推荐方法、装置、设备及存储介质, 以解决当前用药推荐模型进行用药推荐时存在的推荐精确度不高的问题。

一种基于人工智能的用药推荐方法, 包括:

获取用药推荐请求, 所述用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据;

根据所述病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果, 获取所述目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型;

30 采用至少两个所述目标用药推荐模型对所述当前病症数据进行分析处理, 获取至少两个原始推荐用药;

对所述原始推荐用药进行特征分析, 获取至少两个待分析特征对应的特征分析值;

基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型, 根据所述推荐倾向类型, 获取至少两个待分析特征对应的特征权重;

35 基于至少两个所述待分析特征对应的所述特征分析值和所述特征权重, 获取至少两个所述原始推荐用药的推荐评估值, 将所述推荐评估值最大的所述原始推荐用药确定为目标推荐用药。

一种基于人工智能的用药推荐装置, 包括:

40 推荐请求获取模块, 用于获取用药推荐请求, 所述用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据;

推荐模型确定模块, 用于根据所述病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果, 获取所述目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型;

原始推荐用药获取模块, 用于采用至少两个所述目标用药推荐模型对所述当前病症数据进行分析处理, 获取至少两个原始推荐用药;

特征分析值获取模块，用于对所述原始推荐用药进行特征分析，获取至少两个待分析特征对应的特征分析值；

特征权重获取模块，用于基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型，根据所述推荐倾向类型，获取至少两个待分析特征对应的特征权重；

- 5 目标推荐用药获取模块，用于基于至少两个所述待分析特征对应的所述特征分析值和所述特征权重，获取至少两个所述原始推荐用药的推荐评估值，将所述推荐评估值最大的所述原始推荐用药确定为目标推荐用药。

- 10 一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述计算机程序时实现上述基于人工智能的用药推荐方法，例如，实现以下步骤：

获取用药推荐请求，所述用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据；

根据所述病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果，获取所述目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型；

- 15 采用至少两个所述目标用药推荐模型对所述当前病症数据进行分析处理，获取至少两个原始推荐用药；

对所述原始推荐用药进行特征分析，获取至少两个待分析特征对应的特征分析值；

基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型，根据所述推荐倾向类型，获取至少两个待分析特征对应的特征权重；

- 20 基于至少两个所述待分析特征对应的所述特征分析值和所述特征权重，获取至少两个所述原始推荐用药的推荐评估值，将所述推荐评估值最大的所述原始推荐用药确定为目标推荐用药。

一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现上述基于人工智能的用药推荐方法，例如，实现以下步骤：

获取用药推荐请求，所述用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据；

- 25 根据所述病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果，获取所述目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型；

采用至少两个所述目标用药推荐模型对所述当前病症数据进行分析处理，获取至少两个原始推荐用药；

对所述原始推荐用药进行特征分析，获取至少两个待分析特征对应的特征分析值；

- 30 基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型，根据所述推荐倾向类型，获取至少两个待分析特征对应的特征权重；

基于至少两个所述待分析特征对应的所述特征分析值和所述特征权重，获取至少两个所述原始推荐用药的推荐评估值，将所述推荐评估值最大的所述原始推荐用药确定为目标推荐用药。

- 35 上述基于人工智能的用药推荐方法、装置、设备及存储介质，能够提高智能用药推荐的有效性和针对性。

附图说明

图1是本申请一实施例中基于人工智能的用药推荐方法的一应用环境示意图；

图2是本申请一实施例中基于人工智能的用药推荐方法的一流程图；

- 40 图3是本申请一实施例中基于人工智能的用药推荐方法的另一流程图；

图4是本申请一实施例中基于人工智能的用药推荐方法的另一流程图；

图5是本申请一实施例中基于人工智能的用药推荐方法的另一流程图；

图6是本申请一实施例中基于人工智能的用药推荐方法的另一流程图；

图7是本申请一实施例中基于人工智能的用药推荐方法的另一流程图；

图 8 是本申请一实施例中基于人工智能的用药推荐方法的另一流程图；

图 9 是本申请一实施例中基于人工智能的用药推荐装置的一示意图；

图10是本申请一实施例中计算机设备的一示意图。

具体实施方式

5 下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行描述。

本申请的技术方案可应用于人工智能和/或区块链技术领域，涉及的数据如病症类型、病症数据、用户画像数据等可以存储于区块链节点中，如通过区块链分布式存储，等等，本申请不做限定。

10 本申请实施例提供的基于人工智能的用药推荐方法，该基于人工智能的用药推荐方法可应用如图 1 所示的应用环境中。具体地，该基于人工智能的用药推荐方法应用在 CDSS 系统中，该 CDSS 系统包括如图 1 所示的客户端和服务端，客户端与服务端通过网络进行通信，用于实现根据客户端触发的用药推荐请求，对当前病症数据和用户画像数据进行智能分析，以使获取到的目标推荐用药，以保证推荐用药的准确性、效率性和针对性。其中，客户端又称为用户端，是指与服务端相对应、为客户提供本地服务的程序。客户端可安装在但不限于各种个人计算机、笔记本电脑、智能手机、平板电脑和便携式可穿戴设备上。服务器可以用独立的服务器或者是多个服务器组成的服务器集群来实现。

15 在一实施例中，如图 2 所示，提供一种基于人工智能的用药推荐方法，以该方法应用在图 1 中的服务器为例进行说明，包括如下步骤：

20 S201：获取用药推荐请求，用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据。

其中，用药推荐请求是用于触发执行用药推荐服务的请求。作为一示例，CDSS 系统的服务器可以接收用户通过客户端触发的用药推荐请求，获取该用药推荐请求中的病症类型、当前病症数据和用户画像数据。

25 其中，病症类型是用于反映患者所患疾病对应的类型。作为一示例，病症类型包括但不限于糖尿病、高血压和慢性肾病。可以理解地，病症类型的确定，有助于确定更准确的用药推荐模型进行用药推荐，提高用药推荐的准确性。

30 其中，当前病症数据是用于反映患者当前身体状况对应的数据。该当前病症数据是指患者在医疗场所实时检测到的与病症类型相对应的检测指标对应的数据。例如，针对糖尿病这一病症类型，需实时采集血糖、糖化血红蛋白、糖化血清蛋白和抗体等指标对应的实测数据。

其中，用户画像数据是用于反映患者相关信息的画像数据，这些用户画像数据可以包括影响疾病诊断效果的数据，如年龄、性别和其他数据，也可以包括影响用药推荐的数据，例如，在患者收入偏低时，可能更偏向于采用低成本的用药。

35 S202：根据病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果，获取目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型。

40 其中，原始用药推荐模型是预先存储在 CDSS 系统中的与病症类型相对应的用药推荐模型，是可以根据病症数据输出用药推荐的模型。即针对每一种病症类型，CDSS 系统均接入与该病症类型相对应的至少一个原始用药推荐模型，以便 CDSS 系统可以基于预先接入的原始用药推荐模型对病症类型相对应的当前病症数据进行智能分析，提高分析所得的推荐用药的针对性和有效性。可以理解地，同一病症类型对应的不同原始用药推荐模型可以是采用不同神经网络模型对临床医疗数据（包括临床病症数据和对应的临床用药数据）进行模型训练所获取的数据，以使每一原始用药推荐模型以临床医学指南作为基础，以避免所推荐用药犯临床错误，又要利用医疗大数据实现个性化用药推荐，学习相似患者的用药方案，以保证用药推荐的有效性。

由于不同原始用药推荐模型所采用的神经网络模型不同，其训练过程不同，使得其训练得到的原始用药推荐模型对同一当前病症数据进行智能用药推荐时，可能存在不同用药推荐结果。因此，CDSS 系统需预先对每一原始用药推荐模型进行综合评估，即基于相似患者的临床医疗数据对原始用药推荐模型进行综合评估，以获取目标分析结果，并将目标分析结果存储在 CDSS 系统上，以使 CDSS 系统在用药推荐过程中，可以根据病症类型快速查询到原始用药推荐模型的目标分析结果，依据目标分析结果对所有原始用药推荐模型进行降序，选取目标分析结果在前的至少两个原始用药推荐模型确定为本次用药推荐所采用的目标用药推荐模型。可以理解地，目标用药推荐模型的数量可以根据实际需求自主设置，将降序排列的目标分析结果中在前的至少两个原始用药推荐模型确定为目标用药推荐模型，使得基于目标用药推荐模型进行智能用药推荐时，有助于保障其用药推荐结果的有效性。

S203：采用至少两个目标用药推荐模型对当前病症数据进行分析处理，获取至少两个原始推荐用药。

其中，原始推荐用药是目标用药推荐模型对当前病症数据进行分析处理后的输出结果。作为一示例，CDSS 系统在获取至少两个目标用药推荐模型之后，并行采用至少两个目标用药推荐模型对当前病症数据进行分析处理，以获取至少两个目标用药推荐模型输出的原始推荐用药。

S204：对原始推荐用药进行特征分析，获取至少两个待分析特征对应的特征分析值。

其中，待分析特征是预先配置的需要进行分析处理的特征，该待分析特征可以理解为用于评估用药推荐好坏的特征。本示例中，待分析特征包括但不限于用药成本、疗效时间和副作用等特征。

作为一示例，CDSS 系统在获取到至少两个原始推荐用药后，采用预先设置的特征分析策略对原始推荐用药进行特征分析，以获取至少两个待分析特征对应的特征分析值。本示例中，CDSS 系统采用预先设置的特征分析策略对原始推荐用药进行特征分析可以包括：首先，基于原始推荐用药查询系统数据库或者关联数据库，获取与原始推荐用药中与待分析特征对应的特征原始数据，例如，获取用药成本这一待分析特征对应的实际成本，即一个疗程所需用药的成本。接着，对所有待分析特征对应的特征原始数据进行归一化处理，以将所有待分析特征对应的特征原始数据转换成无量纲的数量，以保证后续推荐评估值计算的可行性。

S205：基于用户画像数据确定推荐倾向类型，根据推荐倾向类型，获取至少两个待分析特征对应的特征权重。

其中，推荐倾向类型是根据患者的用户画像数据分析出的用于反映患者更倾向的用药推荐类型。作为一示例，该用药推荐类型包括但不限于成本权重较大的低成本推荐类型、疗效时间权重较大的高疗效推荐类型和副作用权重较大的低风险推荐类型。本示例中，每种用药推荐类型预先配置至少两个待分析特征对应的特征权重，并将相应的特征权重存储在系统数据库中。

作为一示例，CDSS 系统采用预先设置的推荐倾向分析策略对用户画像数据进行智能分析，以确定该用户画像数据对应的推荐倾向类型；再根据推荐倾向类型，获取该推荐倾向类型查询系统数据库，获取预先配置的各个待分析特征对应的特征权重。

S206：基于至少两个待分析特征对应的特征分析值和特征权重，获取至少两个原始推荐用药的推荐评估值，将推荐评估值最大的原始推荐用药确定为目标推荐用药。

其中，目标推荐用药是从至少两个原始推荐用药中筛选出的与用户画像数据最匹配的一个推荐用药方案。

本实施例中，CDSS 系统在基于至少两个待分析特征对应的特征分析值和特征权重之

后,采用加权算法对基于至少两个待分析特征对应的特征分析值和特征权重进行加权运算,获取至少两个原始推荐用药的推荐评估值;再对至少两个推荐评估值进行比较,确定推荐评估值的最大值,将推荐评估值的最大值对应的原始推荐用药确定为目标推荐用药。该推荐评估值为对至少两个待分析特征对应的特征分析值和特征权重进行加权运算后获取的数值,可以反映与患者的用户画像数据的贴合度,该推荐评估值越高,反映原始推荐用药越贴合患者的实际需求,提高用药推荐的针对性和有效性。

5 作为一示例,CDSS 系统可以采用 $P = \sum S_i W_i$ 对至少两个待分析特征对应的特征分析值和特征权重进行加权运算,获取至少两个原始推荐用药的推荐评估值,该推荐评估值的获取过程计算简单方便;其中, P 为推荐评估值, S_i 为第 i 个待分析特征对应的特征分析值,

10 W_i 为第 i 个待分析特征对应的特征权重。

作为另一示例,在步骤 S202 中获取每一原始用药推荐模型的目标分析结果之后,还可以采用模型权重转换策略对目标分析结果进行处理,获取每一目标分析结果对应的模型权重;则 CDSS 系统可以采用 $P = Q \sum S_i W_i$ 对至少两个待分析特征对应的特征分析值和特征权重进行加权运算,获取至少两个原始推荐用药的推荐评估值,其中, Q 为原始用药推荐模

15 型对应的模型权重, P 为推荐评估值, S_i 为第 i 个待分析特征对应的特征分析值, W_i 为第 i 个待分析特征对应的特征权重。可以理解地,将原始用药推荐模型的目标分析结果转换成模型权重,再利用模型权重与特征分析值和特征权重,确定推荐评估值,使得该推荐评估值可以有效反映用药推荐的有效性和与用户画像数据的贴合度,提高智能用药推荐的有效性和针对性。

20 本实施例所提供的基于人工智能的用药推荐方法中,根据病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果,获取目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型,再利用目标用药推荐模型对当前病症数据进行分析处理,以获取原始推荐用药,可以保证原始推荐用药的有效性和针对性;再对原始推荐用药进行特征分析,确定待分析特征对应的特征分析值,根据用户画像数据进行分析确定的推荐倾向类型,确定待分析特征对应的特征权重,25 基于待分析特征对应的特征分析值和对应的特征权重进行加权运算,以确定推荐评估值,使得该推荐评估值可以有效反映用药推荐的有效性和与用户画像数据的贴合度,提高智能用药推荐的有效性和针对性。

在一实施例中,如图 3 所示,在获取用药推荐请求之前,基于人工智能的用药推荐方法还包括如下步骤:

30 S301: 获取与病症类型相对应的回顾性数据,回顾性数据包括历史病症数据和实际用药数据。

其中,回顾性数据是指用于评估原始用药推荐模型好坏,以确定目标分析结果的数据。作为一示例,该回顾性数据可以从医院信息系统或 CDSS 系统的系统数据库中获取,也可以是一些公开的医疗数据集,是具体的结构化数据。

35 本示例中,回顾性数据为一次访视记录,即患者一次就诊所确定的数据,具体包括历史病症数据和实际用药数据。历史病症数据是指患者就诊时所记录的与病症相关的数据,包括症状和检验检查结果信息。实际用药数据是指医生在就诊时所给出的用药数据,具体包括疾病诊断结果、处方用药和疗程时间等数据。可以理解地,由于对原始用药推荐模型

进行综合评价过程中，需结合实际用药数据对历史病症数据对应的疾病症状的治疗效果进行分析，因此，该回顾性数据还包括短期效果数据和长期效果数据。其中，短期效果数据是指本次就诊后较短的一段时间检验检查指标达标情况的数据，例如，可以将糖化血红蛋白在治疗后 3 个月左右是否达标的数据确定为短期效果数据。长期效果数据是指本次就诊后较长一段时间是否有并发症或者不良事件的发生的数据，比例，可以根据后续门诊或住院诊断结果确定长期效果数据。可以理解地，短期效果数据和长期效果数据的时间界限可以根据历史经验确定。

作为一示例，CDSS 系统可以根据病症类型查询医院信息系统或者 CDSS 系统的系统数据库或者爬取医院数据集，获取与病症类型相对应的所有历史就诊记录；再对所有历史就诊记录进行校验，判断历史就诊记录中是否包括历史病症数据、实际用药数据、短期效果数据和长期效果数据等必要数据；若历史就诊记录包含所有必要数据，则将该历史就诊记录确定为可以用于评估原始用药推荐模型的回顾性数据，以保证后续原始用药推荐模型评估的可行性。

S302：采用与病症类型相对应的原始用药推荐模型对历史病症数据进行分析处理，获取历史推荐用药数据，对历史推荐用药数据与实际用药数据进行匹配处理，获取匹配结果，基于匹配结果将回顾性数据划分为符合模型推荐的第一数据集和不符合模型推荐的第二数据集。

由于原始用药推荐模型是可以根据病症数据输出用药推荐的模型，因此，CDSS 系统可以采用原始用药推荐模型对历史病症数据进行分析处理，以获取历史推荐用药数据。即该历史推荐用药数据是指采用原始用药推荐模型对历史病症数据进行分析处理所输出的用药数据。

CDSS 系统在获取历史推荐用药数据之后，可以对历史推荐用药数据和实际用药数据进行匹配处理，以确定历史推荐用药数据是否与实际用药数据相匹配，以根据匹配结果将回顾性数据分别划分为符合模型推荐的第一数据集和不符合模型推荐的第二数据集，即若历史推荐用药数据与实际用药数据相匹配，则将回顾性数据归类到符合模型推荐的第一数据集中；若历史推荐用药数据与实际用药数据不匹配，则将回顾性数据归类到不符合模型推荐的第二数据集中。

S303：对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据，分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，获取效果分析结果。

其中，短期有效性指标达标率是用于根据回顾性数据，从访视级别或患者级别评估模型推荐是否符合对短期有效性指标是否达标的影响。长期并发症发生率是用于根据回顾性数据，从访视级别或患者级别评估模型推荐是否符合对长期并发症是否发生的影响。该访视级别是指患者一次就诊记录，主要适用于评估短期有效性指标是否达标，如每次就诊后较短时间内其短期有效性指标是否达标。该患者级别是指针对同一患者的所有就诊记录，主要适用于评估长期并发症是否发生。作为一示例，可以根据同一患者多次就诊记录，确定其实际用药数据与历史推荐用药数据的推荐符合率，再根据推荐符合率进一步分析患者级别的推荐符合率与长期并发症发生率之间的关系。例如，若同一患者共有 10 次访视，即形成有 10 个访视记录，其中 6 次实际用药数据与历史推荐用药数据相符合，即推荐符合率为 60%，再根据该符合模型推荐率进行显著性校验，从而获取反映符合模型推荐率与长期并发症发生率之间关系的效果分析结果。显著性检验 (significance test) 就是事先对总体 (随机变量) 的参数或总体分布形式做出一个假设，然后利用样本信息来判断这个假设 (备择假设) 是否合理，即判断总体的真实情况与原假设是否有显著性差异。

作为一示例，CDSS 系统根据第一数据集和第二数据集中的回顾性数据，分别统计其对应的短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，以便基于统计出的短期有效性指标达

标率和长期并发症发生率进行显著性校验，从而获取效果分析结果，该效果分析结果可以有效反映短期有效性指标达标率和长期并发症发生率与模型符合率之间的关系，以便进行后续综合评估。

5 S304：若效果分析结果满足预设分析条件，则对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据进行差异分析，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素。

其中，预设分析条件是预先设置的需要进行后续差异分析的条件。作为一示例，在效果分析结果为显著性校验所获取的 P-value 时，可以将预设分析结果设置为小于预设数值，如小于 0.05。

10 由于第一数据集和第二数据集中的回顾性数据在短期有效性指标达标率和长期并发症发生率上存在差异可能是由于治疗因素造成的，也有可能是由于非治疗因素造成的，而治疗因素与用药相关，而非治疗因素与用药无关，为了避免非治疗因素对模型推荐用药的有效性造成影响，因此，需要对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据进行差异分析，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素。混杂因素可以理解为非治疗因素；目标短期混杂因素是指对短期有效性指标达标率影响最大或影响较大的前几位的非治疗因素；目标长期混杂因素是指对长期并发症发生率影响最大或影响较大的前几位的非治疗因素。

15 例如，回顾性数据中包括 F1、F2、F3.....Fn 等 N 个混杂因素，在对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据进行差异分析时，对于任一混杂因素进行分析时，分别统计其对应的短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，以获取该混杂因素对应的效果分析结果；再根据效果分析结果，将对短期有效性指标达标率影响最大或影响较大的前几位的混杂因素确定为目标短期混杂因素，将对长期并发症发生率影响最大或影响较大的前几位的混杂因素确定为目标长期混杂因素。

20 S305：基于目标短期混杂因素和目标长期混杂因素，对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取并存储原始用药推荐模型的目标分析结果。

25 本示例中，基于分析确定的目标短期混杂因素和目标长期混杂因素，对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，用于削弱混杂因素对短期有效性指标达标率和长期并发症发生率的影响，使得获取到的目标分析结果具有合理性。本示例中，CDSS 系统在获取原始用药推荐模型的目标分析结果之后，需要将目标分析结果存储在系统数据库中，以便 CDSS 系统在获取用药推荐请求之后，可以调用原始用药推荐模型的目标分析结果，快速确定目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型，从而保证可以选取经过临床验证且学习相似患者的用药方案的目标用药推荐模型的有效性。

30 在一实施例中，如图 4 所示，步骤 S302 中的对历史推荐用药数据与实际用药数据进行匹配处理，获取匹配结果，具体包括如下步骤：

S401：基于历史推荐用药数据获取至少一个推荐用药类别，并基于实际用药数据获取至少一个实际用药类别。

35 S402：若所有推荐用药类别与所有实际用药类别均匹配，则匹配结果为符合模型推荐。

S403：若存在至少一个推荐用药类别与实际用药类别不匹配，则匹配结果为不符合模型推荐。

40 本示例中，可以根据历史推荐用药数据确定推荐用药类别，并根据实际用药数据确定实际用药类别，并比较所有推荐用药类别和所有实际用药类别是否相匹配；若所有推荐用药类别与所有实际用药类别均相匹配，即推荐用药类别的组合与实际用药类别的组合相匹配，则匹配结果为符合模型推荐；若存在至少一个推荐用药类别与实际用药类别均相匹配，即推荐用药类别的组合与实际用药类别的组合不匹配，则匹配结果为不符合模型推荐。

例如，糖尿病用药可以分为双胍类、磺脲类等用药类别，若患者实际用药中包含二甲双胍，则认为使用双胍类药物。可以理解地，实际用药数据可以定义为多种用药类别的组

合,比如双胍类+磺脲类,即可以使用单种用药类别的药物或者同时使用多种用药类别的药物。历史推荐用药数据和医生实际用药数据相匹配是说在用药类别的组合上完全一致,如果用药类别数量上或者用药类别名称上有所区别,则认为不匹配。可以理解地,由于同一用药类别下,不同药物具有不同的药效,其药物的用量不一致,因此,无需考虑药物的用量是否匹配,因此,可以基于用药类别是否匹配,来确定历史推荐用药数据和实际用药数据是否匹配,有助简化匹配处理过程的计算量,提高处理效率。

在一实施例中,回顾性数据还包括短期效果数据和长期效果数据。如图5所示,步骤S303中的对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据,分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率,并进行显著性校验,获取效果分析结果,具体包括如下步骤:

S501: 基于第一数据集中的回顾性数据,获取第一短期有效性指标达标率和第一长期并发症发生率。

S502: 基于第二数据集中的回顾性数据,获取第二短期有效性指标达标率和第二长期并发症发生率。

S503: 对第一短期有效性指标达标率、第一长期并发症发生率、第二短期有效性指标达标率和第二长期并发症发生率进行显著性校验,获取效果分析结果。

其中,短期有效性指标达标率是指短期有效性指标达标的样本数量与所有样本总数的比值。长期并发症发生率是指长期并发症发生的样本数量与所有样本总数的比例。

作为一示例,设CDSS系统获取的与病症类型相对应的回顾性数据的数量为A,CDSS系统可根据对历史推荐用药数据和实际用药数据的匹配结果划分第一数据集和第二数据集,设第一数据集中的回顾性数据的数量为A1,第二数据集中的回顾性数据的数量为A2。

相应地,CDSS系统会依据回顾性数据中的短期效果数据,判断是否达到与短期有效性指标对应的标准范围,若短期效果数据达到与短期有效性指标对应的标准范围,则认定短期有效性指标达标,更新短期有效性指标达标的样本数量,即使短期有效性指标达标的样本数量加1,直至所有回顾性数据均分析完成,获取短期有效性指标达标的样本数量为B,其中,第一数据集中短期有效性指标达标的样本数量为B1,第二数据集中短期有效性指标达标的样本数量为B2。

相应地,CDSS系统会依据回顾性数据中的长期效果数据,判断是否达到认定为长期并发症标准,若长期效果数据达到认定为长期并发症标准,则认定长期并发症发生,更新长期并发症发生的样本数量,即使长期并发症发生的样本数量加1,直至所有回顾性数据均分析完成,获取长期并发症发生的样本数量为C,其中,第一数据集中长期并发症发生的样本数量为C1,第二数据集中长期并发症发生的样本数量为C2。

本示例中,对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据,分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率,并进行显著性校验,具体包括:(1)CDSS系统基于第一数据集中的回顾性数据,获取第一短期有效性指标达标率和第一长期并发症发生率,设第一短期有效性指标达标率为Q1,则 $Q1=B1/A1$;设第一长期并发症发生率为P1,则 $P1=C1/A1$ 。

(2)CDSS系统基于第二数据集中的回顾性数据,获取第二短期有效性指标达标率和第二长期并发症发生率,设第二短期有效性指标达标率为Q2,则 $Q2=B2/A2$;设第二长期并发症发生率为P2,则 $P2=C2/A2$ 。(3)CDSS系统采用卡方检验方法对第一短期有效性指标达标率Q1、第一长期并发症发生率P1、第二短期有效性指标达标率Q2和第二长期并发症发生率P2进行显著性校验,获取效果分析结果。

如下表一所示,对于所有短期有效性指标达标的回顾性数据,若符合模型推荐则标记为“是”;若不符合模型推荐则标记为“否”,统计在第一数据集和第二数据集中的样本数量B1和B2,再基于B1和B2分别计算第一短期有效性指标达标率Q1和第二短期有效性指标达标率Q2,然后根据Q1和Q2的差值,并通过显著性校验计算出P-value1。相应地,

对于长期并发症发生的回顾性数据，若符合模型推荐则标记为“是”；若不符合模型推荐则标记为“否”，统计在第一数据集和第二数据集中的样本数量 C1 和 C2，再基于 C1 和 C2 分别计算第一长期并发症发生率 P1 和第二长期并发症发生率 P2，然后根据 P1 和 P2 的差值，通过显著性校验计算出 P-value2。本示例中，将是否符合模型推荐作为暴露变量，是否短期有效性指标是否达标和长期并发症是否发生作为结局变量，通过卡方校验方法计算暴露变量和结局变量之间的 P-value，若 P-value<0.05，则表示暴露变量和结局变量之间有显著性，获取效果分析结果，以达到分析是否模型推荐与短期有效性指标达标率和长期并发症发生率之间的关系的目的是。

结局类型	分组统计		结局评价指标		
	是否符合模型推荐	样本数量	评价指标	差值 (%)	P-value
短期有效性指标达标的回顾性数据	是	B1	第一短期有效性指标达标率 Q1	Q1-Q2	P-value1
	否	B2	第二短期有效性指标达标率 Q2		
长期并发症发生的回顾性数据	是	C1	第一长期并发症发生率 P1	P1-P2	P-value2
	否	C2	第二长期并发症发生率 P2		

在一实施例中，如图 6 所示，步骤 S304，即对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据进行差异分析，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素，具体包括如下步骤：

S601：确定待分析混杂因素。

其中，待分析混杂因素是指本次需要分析处理的混杂因素。例如，若回顾性数据中包括 F1、F2、F3.....Fn 等 N 个混杂因素，则每次可以随机选取一个混杂因素作为待分析混杂因素，例如，对于糖尿病的糖化达标率而言，可以将初始糖化血红蛋白确定为其待分析混杂因素。

S602：基于待分析混杂因素，从第一数据集和第二数据集中的回顾性数据中，筛选出与待分析混杂因素相对应的第一分析子集和第二分析子集。

本示例中，CDSS 系统可以将待分析混杂因素按照预先设置的分类标准，将第一数据集划分成与分类标准相对应的多个第一分析子集，并将第二数据集划分在与分类标准相对应的多个第二分析子集，再根据回顾性数据中与待混杂因素相对应的具体数值满足对应的分类标准，将回顾性数据划分到相应的第一分析子集和第二分析子集中。

S603：对第一分析子集和第二分析子集中的回顾性数据，分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，将获取的效果分析结果确定为待分析混杂因素对应的混杂分析结果。

可以理解地，步骤 S603 与 S303 的实际过程基本一致，详细实施方案可以参考步骤 S501-S503，其区别在于数据集不同，为避免重复，此处不一一赘述。

S604：根据待分析混杂因素对应的混杂分析结果，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素。

本示例中，在对第一分析子集和第二分析子集中的回顾性数据进行短期有效性指标达标率和长期并发症发生率统计和显著性校验后，将其对应的效果分析结果确定为待分析混杂因素对应的混杂分析结果，再根据混杂分析结果，将对短期有效性指标达标率影响最大或影响较大的前几位的混杂因素确定为目标短期混杂因素，将对长期并发症发生率影响最大或影响较大的前几位的混杂因素确定为目标长期混杂因素。例如，对糖化达标率而言，

初始糖化血红蛋白是为最大的混杂因素，因此，将其确定为目标短期混杂因素；对并发症发生率而言，其初始并发风险为最大的混杂因素，因此，将其确定为目标长期混杂因素。

在一实施例中，如图 7 所示，步骤 S305，即基于目标短期混杂因素和目标短期混杂因素，对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取并存储原始用药推荐模型的目标分析结果，具体包括如下步骤：

S701：基于目标短期混杂因素和目标短期混杂因素，对第一数据集和第二数据集进行分层，获取分层数据集。

S702：对分层数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取每个分层数据集对应的倾向性结果。

S703：基于分层数据集对应的倾向性结果，获取并存储原始用药推荐模型对应的目标分析结果。

其中，分层数据集是依据目标短期混杂因素和目标长期混杂因素，对第一数据集和第二数据集进行划分所形成的分层数据集。作为一示例，在初始糖化血红蛋白为目标短期混杂因素时，可以将初始糖化血红蛋白划分为初始达标、初始超标和严重超标三个分层数据集，对每一分层数据集中符合模型推荐和不符合模型推荐两种情况的短期有效性指标达标率进行对比，即作为处理组（treat 组）和对照组（即 control 组）进行对比，对其他混杂因素采用倾向性评分匹配方式进行控制，获取每一分层数据集中的倾向性结果。作为另一示例，在初始并发风险为目标长期混杂因素时，可以将初始并发风险划分为低风险、中风险和高风险三个分层数据集，对每一分层数据集中符合模型推荐和不符合模型推荐两种情况的长期并发症发生率对比，即作为处理组（treat 组）和对照组（即 control 组）进行对比，对其他混杂因素采用倾向性评分匹配方式进行控制，获取每一分层数据集中的倾向性结果。

本示例中，CDSS 系统在获取每一分层数据集中的倾向性结果之后，根据该倾向性结果与预先设置的用于判断结果是否合格的合格评估阈值进行比较，从而确定相应的分层数据集是否合格；然后，统计分层数据集对应的合格数量与总数量的比例，获取目标分析结果，以实现基于回顾性数据中的客观存在的短期效果数据和长期效果数据对原始用药推荐模型的疗效有效性进行客观分析，保证目标分析结果的客观性。

在一实施例中，如图 8 所示，步骤 S205，即基于用户画像数据确定推荐倾向类型，具体包括如下步骤：

S801：判断用户画像数据是否包含已有倾向类型。

S802：若用户画像数据包含已有倾向类型，则将已有倾向类型确定为推荐倾向类型。

S803：若用户画像数据没有包含已有倾向类型，则基于用户画像数据确定相似人群，将相似人群对应的共同倾向类型确定为推荐倾向类型；或者，基于用户画像数据获取关联网页数据，对关联网页数据的特征标签进行统计，获取推荐倾向类型。

其中，已有倾向类型是指用户画像数据中明确指示的倾向类型。例如，在 CDSS 系统的录入界面配置有已有倾向类型供用户选择，以使用户可以通过录入界面配置相应的倾向类型。

作为一示例，CDSS 系统采用字符匹配算法或者其他算法对用户画像数据进行分析，判断用户画像数据中是否包含已有倾向类型，若用户画像数据中包含已有倾向类型，则直接将已有倾向类型确定为推荐倾向类型，基于该推荐倾向类型确定原始推荐用药中各个待分析特征对应的特征权重，使得基于最终确定的推荐评估值确定的目标推荐用药更用户画像数据更匹配，有助于提高目标推荐用药的针对性和有效性。

作为一示例，CDSS 系统采用字符匹配算法或者其他算法对用户画像数据进行分析，判断用户画像数据中是否包含已有倾向类型，若用户画像数据中没有包含已有倾向类型，则基于用户画像数据确定相似人群，将相似人群对应的共同倾向类型确定为推荐倾向类型。

其中,相似人群是与患者的用户画像数据最接近或最相似的人群,该相似人群具体是指患有病症类型相对应的疾病对应的与用户画像数据最接近或最相似的人群。该相似人群包括多个与患者的用户画像数据最接近或最相似的相似用户,每一相似用户对应一用药倾向类型,该用药倾向类型是指相似用户已有确定的倾向类型。相似人群对应的共同倾向类型是指对所有相似人群中所有相似用户的用药倾向类型进行统计,所确定的比例最大的用药倾向类型。

例如,用户画像数据包括但不限于性别、年龄、地址、住址、职业、消费习惯和运动数据等。CDSS 系统基于用户画像数据确定相似人群,将相似人群对应的共同倾向类型确定为推荐倾向类型的过程包括:(1)采用距离算法对患者的用户画像数据和系统数据库中存储的任一已有用户的用户画像数据进行距离计算,获取两个用户画像数据对应的相似距离。(2)将相似距离达到预设距离阈值的已有用户确定为相似用户,基于所有相似用户形成相似人群。(3)再对相似人群中所有相似用户的用药倾向类型进行统计分析,确定比例最大的用药倾向类型为共同倾向类型,将该共同倾向类型确定为患者的推荐倾向类型。该距离算法包括但不限于欧式距离算法。可以理解地,由于相似人群的用户画像数据与患者对应的用户画像数据最接近或最相似,使得其倾向类型也较相似,因此,可以将相似人群的共同倾向类型确定为患者的推荐倾向类型。

作为一示例,CDSS 系统采用字符匹配算法或者其他算法对用户画像数据进行分析,判断用户画像数据中是否包括已有倾向类型,若用户画像数据中没有包含已有倾向类型,则基于用户画像数据获取关联网页数据,对关联网页数据的特征标签进行统计,获取推荐倾向类型。其中,关联网页数据是指与病症类型对应的疾病治疗相关的关联网页中的内容数据。关联网页数据的特征标签是指预先给每一关联网页中的内容数据配置的与待分析特征相关的标签,例如,成本低、疗效时间短和副作用少等标签。

例如,基于用户画像数据获取关联网页数据,对关联网页数据的特征标签进行统计,获取推荐倾向类型的过程包括:(1)基于用户画像数据中的身份证号和/或手机号,获取身份证号和/或手机号对应的患者访问过的所有历史网页数据。(2)将所有历史网页数据中与用户画像数据中的病症类型相关的历史网页数据确定为关联网页数据。(3)对所有关联网页数据中的特征标签的数量进行统计,根据数量的多少确定推荐倾向类型。可以理解地,每一关联网页数据中的特征标签可以采用 Jieba 分词工具和 TF-IDF 算法获取,即可以先采用 Jieba 分词工具对关联网页数据中的文字信息进行扫描、切分和词性标注,获取分词结果;再采用 TF-IDF 算法对分词结果进行关键词提取,获取关联网页数据对应的特征标签。

应理解,上述实施例中各步骤的序号的大小并不意味着执行顺序的先后,各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定,而不应对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

在一实施例中,提供一种基于人工智能的用药推荐装置,该基于人工智能的用药推荐装置与上述实施例中基于人工智能的用药推荐方法一一对应。如图 9 所示,该基于人工智能的用药推荐装置包括推荐请求获取模块 901、推荐模型确定模块 902、原始推荐用药获取模块 903、特征分析值获取模块 904、特征权重获取模块 905 和目标推荐用药获取模块 906。各功能模块详细说明如下:

推荐请求获取模块 901,用于获取用药推荐请求,用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据。

推荐模型确定模块 902,用于根据病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果,获取目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型。

原始推荐用药获取模块 903,用于采用至少两个目标用药推荐模型对当前病症数据进行分析处理,获取至少两个原始推荐用药。

特征分析值获取模块 904,用于对原始推荐用药进行特征分析,获取至少两个待分析

特征对应的特征分析值。

特征权重获取模块 905，用于基于用户画像数据确定推荐倾向类型，根据推荐倾向类型，获取至少两个待分析特征对应的特征权重。

- 5 目标推荐用药获取模块 906，用于基于至少两个待分析特征对应的特征分析值和特征权重，获取至少两个原始推荐用药的推荐评估值，将推荐评估值最大的原始推荐用药确定为目标推荐用药。

优选地，基于人工智能的用药推荐装置还包括回顾性数据获取模块、数据划分模块、效果分析结果获取模块、混杂因素确定模块和目标分析结果获取模块。

- 10 回顾性数据获取模块，用于获取与病症类型相对应的回顾性数据，回顾性数据包括历史病症数据和实际用药数据。

数据划分模块，用于采用与病症类型相对应的原始用药推荐模型对历史病症数据进行分析处理，获取历史推荐用药数据，对历史推荐用药数据与实际用药数据进行匹配处理，获取匹配结果，基于匹配结果将回顾性数据划分为符合模型推荐的第一数据集和不符合模型推荐的第二数据集。

- 15 效果分析结果获取模块，用于对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据，分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，获取效果分析结果。

混杂因素确定模块，用于若效果分析结果满足预设分析条件，则对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据进行差异分析，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素。

- 20 目标分析结果获取模块，用于基于目标短期混杂因素和目标长期混杂因素，对第一数据集和第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取并存储原始用药推荐模型的目标分析结果。

优选地，数据划分模块，包括用药类别获取单元、第一匹配结果获取单元和第二匹配结果获取单元。

- 25 用药类别获取单元，用于基于历史推荐用药数据获取至少一个推荐用药类别，并基于实际用药数据获取至少一个实际用药类别。

第一匹配结果获取单元，用于若所有推荐用药类别与所有实际用药类别均匹配，则匹配结果为符合模型推荐。

第二匹配结果获取单元，用于若存在至少一个推荐用药类别与实际用药类别不匹配，则匹配结果为不符合模型推荐。

- 30 优选地，回顾性数据还包括短期效果数据和长期效果数据。

效果分析结果获取模块，包括第一指标获取单元、第二指标获取单元和显著性校验单元。

第一指标获取单元，用于基于第一数据集中的回顾性数据，获取第一短期有效性指标达标率和第一长期并发症发生率。

- 35 第二指标获取单元，用于基于第二数据集中的回顾性数据，获取第二短期有效性指标达标率和第二长期并发症发生率。

显著性校验单元，用于对第一短期有效性指标达标率、第一长期并发症发生率、第二短期有效性指标达标率和第二长期并发症发生率进行显著性校验，获取效果分析结果。

- 40 优选地，混杂因素确定模块，包括待分析因素确定单元、分析子集划分单元、混杂分析结果获取单元和目标混杂因素获取单元。

待分析因素确定单元，用于确定待分析混杂因素。

分析子集划分单元，用于基于待分析混杂因素，从第一数据集和第二数据集中的回顾性数据中，筛选出与待分析混杂因素相对应的第一分析子集和第二分析子集。

混杂分析结果获取单元，用于对第一分析子集和第二分析子集中的回顾性数据，分别

统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，将获取的效果分析结果确定为待分析混杂因素对应的混杂分析结果。

目标混杂因素获取单元，用于根据待分析混杂因素对应的混杂分析结果，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素。

5 优选地，目标分析结果获取模块，包括分层数据集获取单元、倾向性结果获取单元和目标分析结果获取单元。

分层数据集获取单元，用于基于目标短期混杂因素和目标长期混杂因素，对第一数据集和第二数据集进行分层，获取分层数据集。

10 倾向性结果获取单元，用于对分层数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取每个分层数据集对应的倾向性结果。

目标分析结果获取单元，用于基于分层数据集对应的倾向性结果，获取并存储原始用药推荐模型对应的目标分析结果。

优选地，特征权重获取模块 905，包括已有倾向判断单元、第一倾向类型确定单元和第二倾向类型确定单元。

15 已有倾向判断单元，用于判断用户画像数据是否包含已有倾向类型。

第一倾向类型确定单元，用于若用户画像数据包含已有倾向类型，则将已有倾向类型确定为推荐倾向类型。

20 第二倾向类型确定单元，用于若用户画像数据没有包含已有倾向类型，则基于用户画像数据确定相似人群，将相似人群对应的共同倾向类型确定为推荐倾向类型；或者，基于用户画像数据获取关联网页数据，对关联网页数据的特征标签进行统计，获取推荐倾向类型。

25 关于基于人工智能的用药推荐装置的具体限定可以参见上文中对于基于人工智能的用药推荐方法的限定，在此不再赘述。上述基于人工智能的用药推荐装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中，也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中，以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

30 在一个实施例中，提供了一种计算机设备，该计算机设备可以是服务器，其内部结构图可以如图 10 所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口和数据库。其中，该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机程序和数据库。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的数据库用于存储执行基于人工智能的用药推荐方法过程中采用或生成的数据。该计算机设备的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现一种基于人工智能的用药推荐方法。

35 在一个实施例中，提供了一种计算机设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，处理器执行计算机程序时实现上述实施例中基于人工智能的用药推荐方法，例如图 2 所示 S201-S206，或者图 3 至图 8 中所示，为避免重复，这里不再赘述。或者，处理器执行计算机程序时实现基于人工智能的用药推荐装置这一实施例中的各模块/单元的功能，例如图 9 所示的各模块/单元的功能，为避免重复，这里不再赘述。

40 在一实施例中，提供一计算机可读存储介质，该计算机可读存储介质上存储有计算机程序，该计算机程序被处理器执行时实现上述实施例中基于人工智能的用药推荐方法，例如图 2 所示 S201-S206，或者图 3 至图 8 中所示，为避免重复，这里不再赘述。或者，该计算机程序被处理器执行时实现上述基于人工智能的用药推荐装置这一实施例中的各模块/单元的功能，例如图 9 所示的各模块/单元的功能，为避免重复，这里不再赘述。

可选的，上述存储介质如计算机可读存储介质可以是非易失性的，也可以是易失性的。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读存储介质中，该计算机程序在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，本
5 申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用，均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程 ROM (PROM)、电可编程 ROM (EPROM)、电可擦除可编程 ROM (EEPROM) 或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器 (RAM) 或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限，
10 RAM 以多种形式可得，诸如静态 RAM (SRAM)、动态 RAM (DRAM)、同步 DRAM (SDRAM)、双数据率 SDRAM (DDRSDRAM)、增强型 SDRAM (ESDRAM)、同步链路 (Synchlink) DRAM (SLDRAM)、存储器总线 (Rambus) 直接 RAM (RDRAM)、直接
存储器总线动态 RAM (DRDRAM)、以及存储器总线动态 RAM (RDRAM) 等。

所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为了描述的方便和简洁，仅以上述各功能单元、模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功
15 能单元、模块完成，即将所述装置的内部结构划分成不同的功能单元或模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。

以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，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，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改或者
20 替换，并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围，均应包含在本申请的保护范围之内。

权利要求

1. 一种基于人工智能的用药推荐方法, 其中, 包括:
获取用药推荐请求, 所述用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据;
根据所述病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果, 获取所述目标分析结果
5 较好的至少两个目标用药推荐模型;
采用至少两个所述目标用药推荐模型对所述当前病症数据进行分析处理, 获取至少两个原始推荐用药;
对所述原始推荐用药进行特征分析, 获取至少两个待分析特征对应的特征分析值;
基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型, 根据所述推荐倾向类型, 获取至少两个待
10 分析特征对应的特征权重;
基于至少两个所述待分析特征对应的所述特征分析值和所述特征权重, 获取至少两个所述原始推荐用药的推荐评估值, 将所述推荐评估值最大的所述原始推荐用药确定为目标推荐用药。
2. 如权利要求 1 所述的基于人工智能的用药推荐方法, 其中, 在所述获取用药推荐请求之前, 所述基于人工智能的用药推荐方法还包括:
获取与所述病症类型相对应的回顾性数据, 所述回顾性数据包括历史病症数据和实际
用药数据;
采用与所述病症类型相对应的原始用药推荐模型对所述历史病症数据进行分析处理,
获取历史推荐用药数据, 对所述历史推荐用药数据与所述实际用药数据进行匹配处理, 获
20 取匹配结果, 基于所述匹配结果将所述回顾性数据划分为符合模型推荐的第一数据集和不符合模型推荐的第二数据集;
对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据, 分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率, 并进行显著性校验, 获取效果分析结果;
若所述效果分析结果满足预设分析条件, 则对所述第一数据集和所述第二数据集中的
25 回顾性数据进行差异分析, 获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素;
基于所述目标短期混杂因素和所述目标长期混杂因素, 对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析, 获取并存储所述原始用药推荐模型的目标分析结果。
3. 如权利要求 2 所述的基于人工智能的用药推荐方法, 其中, 所述对所述历史推荐用药数据与所述实际用药数据进行匹配处理, 获取匹配结果, 包括:
基于所述历史推荐用药数据获取至少一个推荐用药类别, 并基于所述实际用药数据获取至少一个实际用药类别;
若所有所述推荐用药类别与所有所述实际用药类别均匹配, 则所述匹配结果为符合模型推荐;
35 若存在至少一个所述推荐用药类别与所述实际用药类别不匹配, 则所述匹配结果为不符合模型推荐。
4. 如权利要求 2 所述的基于人工智能的用药推荐方法, 其中, 所述回顾性数据还包括短期效果数据和长期效果数据;
所述对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据, 分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率, 并进行显著性校验, 获取效果分析结果, 包括:
40 基于所述第一数据集中的回顾性数据, 获取第一短期有效性指标达标率和第一长期并发症发生率;
基于所述第二数据集中的回顾性数据, 获取第二短期有效性指标达标率和第二长期并发症发生率;

对所述第一短期有效性指标达标率、所述第一长期并发症发生率、所述第二短期有效性指标达标率和所述第二长期并发症发生率进行显著性校验，获取效果分析结果。

5. 如权利要求 2 所述的基于人工智能的用药推荐方法，其中，所述对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行差异分析，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素，包括：

确定待分析混杂因素；

基于所述待分析混杂因素，从所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据中，筛选出与所述待分析混杂因素相对应的第一分析子集和第二分析子集；

10 对所述第一分析子集和所述第二分析子集中的回顾性数据，分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，将获取的效果分析结果确定为所述待分析混杂因素对应的混杂分析结果；

根据所述待分析混杂因素对应的混杂分析结果，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素。

15 6. 如权利要求 2 所述的基于人工智能的用药推荐方法，其中，所述基于所述目标短期混杂因素和所述目标长期混杂因素，对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取并存储所述原始用药推荐模型的目标分析结果，包括：

基于所述目标短期混杂因素和所述目标长期混杂因素，对所述第一数据集和所述第二数据集进行分层，获取分层数据集；

20 对所述分层数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取每个所述分层数据集对应的倾向性结果；

基于所述分层数据集对应的倾向性结果，获取并存储所述原始用药推荐模型对应的目标分析结果。

7. 如权利要求 1 所述的基于人工智能的用药推荐方法，其中，所述基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型，包括：

25 判断所述用户画像数据是否包含已有倾向类型；

若所述用户画像数据包含已有倾向类型，则将所述已有倾向类型确定为推荐倾向类型；

若所述用户画像数据没有包含已有倾向类型，则基于所述用户画像数据确定相似人群，将所述相似人群对应的共同倾向类型确定为推荐倾向类型；或者，基于所述用户画像数据获取关联网页数据，对所述关联网页数据的特征标签进行统计，获取推荐倾向类型。

30 8. 一种基于人工智能的用药推荐装置，其中，包括：

推荐请求获取模块，用于获取用药推荐请求，所述用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据；

推荐模型确定模块，用于根据所述病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果，获取所述目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型；

35 原始推荐用药获取模块，用于采用至少两个所述目标用药推荐模型对所述当前病症数据进行分析处理，获取至少两个原始推荐用药；

特征分析值获取模块，用于对所述原始推荐用药进行特征分析，获取至少两个待分析特征对应的特征分析值；

40 特征权重获取模块，用于基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型，根据所述推荐倾向类型，获取至少两个待分析特征对应的特征权重；

目标推荐用药获取模块，用于基于至少两个所述待分析特征对应的所述特征分析值和所述特征权重，获取至少两个所述原始推荐用药的推荐评估值，将所述推荐评估值最大的所述原始推荐用药确定为目标推荐用药。

9. 一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器

上运行的计算机程序，其中，所述处理器执行所述计算机程序时实现以下步骤：

获取用药推荐请求，所述用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据；

根据所述病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果，获取所述目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型；

- 5 采用至少两个所述目标用药推荐模型对所述当前病症数据进行分析处理，获取至少两个原始推荐用药；

 对所述原始推荐用药进行特征分析，获取至少两个待分析特征对应的特征分析值；

 基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型，根据所述推荐倾向类型，获取至少两个待分析特征对应的特征权重；

- 10 基于至少两个所述待分析特征对应的所述特征分析值和所述特征权重，获取至少两个所述原始推荐用药的推荐评估值，将所述推荐评估值最大的所述原始推荐用药确定为目标推荐用药。

 10. 如权利要求 9 所述的计算机设备，其中，在所述获取用药推荐请求之前，所述处理器执行所述计算机程序时还实现以下步骤：

- 15 获取与所述病症类型相对应的回顾性数据，所述回顾性数据包括历史病症数据和实际用药数据；

 采用与所述病症类型相对应的原始用药推荐模型对所述历史病症数据进行分析处理，获取历史推荐用药数据，对所述历史推荐用药数据与所述实际用药数据进行匹配处理，获取匹配结果，基于所述匹配结果将所述回顾性数据划分为符合模型推荐的第一数据集和不符合模型推荐的第二数据集；

- 20 对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据，分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，获取效果分析结果；

 若所述效果分析结果满足预设分析条件，则对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行差异分析，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素；

- 25 基于所述目标短期混杂因素和所述目标长期混杂因素，对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取并存储所述原始用药推荐模型的目标分析结果。

 11. 如权利要求 10 所述的计算机设备，其中，所述对所述历史推荐用药数据与所述实际用药数据进行匹配处理，获取匹配结果时，具体实现以下步骤：

- 30 基于所述历史推荐用药数据获取至少一个推荐用药类别，并基于所述实际用药数据获取至少一个实际用药类别；

 若所有所述推荐用药类别与所有所述实际用药类别均匹配，则所述匹配结果为符合模型推荐；

- 35 若存在至少一个所述推荐用药类别与所述实际用药类别不匹配，则所述匹配结果为不符合模型推荐。

 12. 如权利要求 10 所述的计算机设备，其中，所述回顾性数据还包括短期效果数据和长期效果数据；

- 40 所述对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据，分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，获取效果分析结果时，具体实现以下步骤：

 基于所述第一数据集中的回顾性数据，获取第一短期有效性指标达标率和第一长期并发症发生率；

 基于所述第二数据集中的回顾性数据，获取第二短期有效性指标达标率和第二长期并发症发生率；

对所述第一短期有效性指标达标率、所述第一长期并发症发生率、所述第二短期有效性指标达标率和所述第二长期并发症发生率进行显著性校验，获取效果分析结果。

13. 如权利要求 10 所述的计算机设备，其中，所述对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行差异分析，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素时，具体实现以下步骤：

确定待分析混杂因素；

基于所述待分析混杂因素，从所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据中，筛选出与所述待分析混杂因素相对应的第一分析子集和第二分析子集；

对所述第一分析子集和所述第二分析子集中的回顾性数据，分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，将获取的效果分析结果确定为所述待分析混杂因素对应的混杂分析结果；

根据所述待分析混杂因素对应的混杂分析结果，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素。

14. 如权利要求 10 所述的计算机设备，其中，所述基于所述目标短期混杂因素和所述目标短期混杂因素，对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取并存储所述原始用药推荐模型的目标分析结果时，具体实现以下步骤：

基于所述目标短期混杂因素和所述目标短期混杂因素，对所述第一数据集和所述第二数据集进行分层，获取分层数据集；

对所述分层数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取每个所述分层数据集对应的倾向性结果；

基于所述分层数据集对应的倾向性结果，获取并存储所述原始用药推荐模型对应的目标分析结果。

15. 如权利要求 9 所述的计算机设备，其中，所述基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型时，具体实现以下步骤：

判断所述用户画像数据是否包含已有倾向类型；

若所述用户画像数据包含已有倾向类型，则将所述已有倾向类型确定为推荐倾向类型；

若所述用户画像数据没有包含已有倾向类型，则基于所述用户画像数据确定相似人群，将所述相似人群对应的共同倾向类型确定为推荐倾向类型；或者，基于所述用户画像数据获取关联网页数据，对所述关联网页数据的特征标签进行统计，获取推荐倾向类型。

16. 一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，其中，所述计算机程序被处理器执行时实现以下步骤：

获取用药推荐请求，所述用药推荐请求包括病症类型、当前病症数据和用户画像数据；

根据所述病症类型对应的原始用药推荐模型的目标分析结果，获取所述目标分析结果较好的至少两个目标用药推荐模型；

采用至少两个所述目标用药推荐模型对所述当前病症数据进行分析处理，获取至少两个原始推荐用药；

对所述原始推荐用药进行特征分析，获取至少两个待分析特征对应的特征分析值；

基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型，根据所述推荐倾向类型，获取至少两个待分析特征对应的特征权重；

基于至少两个所述待分析特征对应的所述特征分析值和所述特征权重，获取至少两个所述原始推荐用药的推荐评估值，将所述推荐评估值最大的所述原始推荐用药确定为目标推荐用药。

17. 如权利要求 16 所述的计算机可读存储介质，其中，在所述获取用药推荐请求之前，所述计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤：

获取与所述病症类型相对应的回顾性数据，所述回顾性数据包括历史病症数据和实际用药数据；

采用与所述病症类型相对应的原始用药推荐模型对所述历史病症数据进行分析处理，获取历史推荐用药数据，对所述历史推荐用药数据与所述实际用药数据进行匹配处理，获取匹配结果，基于所述匹配结果将所述回顾性数据划分为符合模型推荐的第一数据集和不符合模型推荐的第二数据集；

对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据，分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，获取效果分析结果；

若所述效果分析结果满足预设分析条件，则对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行差异分析，获取目标短期混杂因素和目标长期混杂因素；

基于所述目标短期混杂因素和所述目标长期混杂因素，对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取并存储所述原始用药推荐模型的目标分析结果。

18. 如权利要求 17 所述的计算机可读存储介质，其中，所述回顾性数据还包括短期效果数据和长期效果数据；

所述对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据，分别统计短期有效性指标达标率和长期并发症发生率，并进行显著性校验，获取效果分析结果时，具体实现以下步骤：

基于所述第一数据集中的回顾性数据，获取第一短期有效性指标达标率和第一长期并发症发生率；

基于所述第二数据集中的回顾性数据，获取第二短期有效性指标达标率和第二长期并发症发生率；

对所述第一短期有效性指标达标率、所述第一长期并发症发生率、所述第二短期有效性指标达标率和所述第二长期并发症发生率进行显著性校验，获取效果分析结果。

19. 如权利要求 17 所述的计算机可读存储介质，其中，所述基于所述目标短期混杂因素和所述目标长期混杂因素，对所述第一数据集和所述第二数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取并存储所述原始用药推荐模型的目标分析结果时，具体实现以下步骤：

基于所述目标短期混杂因素和所述目标长期混杂因素，对所述第一数据集和所述第二数据集进行分层，获取分层数据集；

对所述分层数据集中的回顾性数据进行倾向性分析，获取每个所述分层数据集对应的倾向性结果；

基于所述分层数据集对应的倾向性结果，获取并存储所述原始用药推荐模型对应的目标分析结果。

20. 如权利要求 16 所述的计算机可读存储介质，其中，所述基于所述用户画像数据确定推荐倾向类型时，具体实现以下步骤：

判断所述用户画像数据是否包含已有倾向类型；

若所述用户画像数据包含已有倾向类型，则将所述已有倾向类型确定为推荐倾向类型；

若所述用户画像数据没有包含已有倾向类型，则基于所述用户画像数据确定相似人群，将所述相似人群对应的共同倾向类型确定为推荐倾向类型；或者，基于所述用户画像数据获取关联网页数据，对所述关联网页数据的特征标签进行统计，获取推荐倾向类型。