

基于产检数据聚类的妊娠合并症可视分析

谢怡亭, 吴亚东, 王 娇, 廖 竞, 张兰云

(西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010)

摘要: 妊娠合并症通常是指在尚未怀孕或妊娠期间由其他原因导致的疾病; 很多情况下, 孕妇在产检时各项检查结果表现正常, 却在之后的妊娠期间罹患妊娠合并症, 所以单凭单项指标并不能很好的发现潜在的妊娠合并症; 通过选取多组孕妇的多维产检指标数据进行聚类分析, 在此基础上设计并开发了探索妊娠合并症潜在可能性的对比可视分析系统; 案例分析表明, 临床妇科医生能够通过可视化界面观察就诊孕妇妊娠期间的生理指标, 查找与之相似病例, 与传统就诊方式相比, 提高发现其患有潜在妊娠合并症的概率已达到 74.8%, 平均误差率降低 2.8%。

关键词: 产检数据; 妊娠合并症; 聚类分析; 可视分析; 数据可视化

Prenatal Data Cluster Based Pregnancy Complications via Visual Analysis

Xie Yiting, Wu Yadong, Wang Jiao, Liao Jing, Zhang Lanyun

(School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology,

Mianyang 621010, China)

Abstract: Pregnancy complication is the disease which happened in early or mid of pregnancy without certain reason. Some pregnant women maybe suffer from pregnancy complications after the maternity examination. However, those pregnant got a normal result in maternity examination, shows they have nice conditions. This indicated that the single indicator has lowly possible to detect the potential pregnancy complication. Through selecting a group of important dimensions in pregnancy test data for pregnant cluster analysis, a comparative visual analysis system for exploring and detecting the possibility of suffering pregnancy complication with the important dimensions of origin data was designed. The case study shows the system is able to help clinical gynecologists to detect the potential patient and find similar patients with exit cases. Besides, compared with the traditional medical treatment, the probability of finding potential pregnancy complications has increased to 74.8%, and the average error rate has decreased by 2.8%.

Keywords: prenatal data; pregnancy complication; cluster analysis; visual analysis; data visualization

0 引言

在怀孕期间, 孕妇往往面临着不同程度的危险, 常见影响较大的如心脏病、贫血等。每年都有不同程度数量的女性在妊娠期间死亡, 据资料统计, 2015 年约有 30.3 万名妇女在妊娠期或分娩期甚至分娩后死亡^[1], 她们大多死于妊娠前后各阶段的合并症。其中, 妊娠期糖尿病是一种对母亲和胎儿有短期或长期的健康影响的合并症, 将近一半的妊娠期糖尿病女性可能发展为 2 型糖尿病^[2], 其分娩外伤风险增大^[3]。对于临床妇科医生来说, 其产前护理的目的是在预估妇女可能有不良妊娠结局的风险之后给予妇女安全生产的建议, 守护母胎·健康。

目前绝大多数的医院采用了一种电子健康记录

(EHRs, electronic health record) 的方式, 记录孕妇在妊娠期间的健康信息, 它的采用提高了医生的工作效率。EHRs 中的体检结果, 医学检查和诊断处方条件, 过敏史等都会为医生定制治疗手段提供帮助, 但 EHRs 的使用要经过较为复杂的学习过程, 所以本文基于 EHRs 提出探索妊娠合并症潜在可能性的对比可视分析系统, 其采用可视化分析手段辅助临床妇科医生更为便捷地提取重要信息。该系统通过对孕妇的 EHRs 数据进行聚类分析, 分析结果使用可视化方式呈现, 协助医生发现孕妇患有潜在妊娠合并症的可能性, 提供更为合适的个性化护理方案。

1 相关研究及贡献

1.1 医疗数据可视化

目前, 国内外已开发出许多基于 EHRs 设计的可视化医疗系统。Michael Gluec 开发了 PhenoBlocks 表型比较可视化系统^[4], 采用差分层次比较算法分析患者之间的表型。由于医生对于同一类疾病不同患者的医疗记录具有很强的不一致性, 不完整性和粒度不统一性, 因此对患者进行疾病诊断是较为困难的事情, 而此系统则可以提供一个可视化界面, 为医生提供这类临床鉴别诊断的新型视觉分析工具。接着其所属团队又提出了 PhenoStacks^[5], 此工具对患者表型图进行更详细的指导, 用于比较多组队列患者之间

收稿日期: 2019-12-02; 修回日期: 2019-12-13。

基金项目: 国家自然科学基金(61802320, 61872304); 国家重点研究计划项目(2016QY04W0801); 国防基础科研计划(JCKY2017404C004); 四川省科技创新苗子工程资助项目(2018034)。

作者简介: 谢怡亭(1994-), 女, 四川南充人, 硕士研究生, 主要从事可视分析方向的研究。

通讯作者: 吴亚东(1979-), 男, 教授, 主要从事可视分析, 虚拟现实与人机交互方向的研究。

表型分布的相似性和差异性。本文基于前两项研究, 以不同产妇产例样本案例为依据实现可视化系统, 且该系统利用不同产妇产理指标对比实现探索潜在合并症可能性的目的。此外, Klaus Mueller 等人将故事五大元素运用到医疗系统中, 旨在提高 EHRs 捕获信息的可用性^[6]。该医疗系统中提出的 Sunburst 模型与人体模型为本文开发系统所采用, 以记录产妇产检各阶段的健康情况。

1.2 基于聚类分析的可视分析系统

用于探寻聚类分析意义的可视化系统依赖于发现数据实例在属性之间的模式关系和结构。Clustrophile 2 系统^[7]是一种用于引导聚类分析的新型交互式分析工具, 本文使用该系统能辅助用户以聚类结果为导向进行探索性分析的特点, 开发了辅助临床医生以产检数据聚类分析结果为导向, 进行产妇产前护理分析的可视化系统。交互式可视化分析系统 Clustervision^[8]允许用户选择系统推荐的聚类结果, 此系统仅能应用于 EHRs 中查找心力衰竭患者群集的案例。为使得聚类分析的效果更有意义, 本文设计了临床医生多种可交互并可选择最契合其分析的聚类结果的改进可视化分析工具。

1.3 本文贡献

通过聚类分析对孕妇数据研究处理, 利用可视化技术将聚类分析结果转化成可视化系统界面呈现给用户, 支持医生可视化交互, 方便其进一步分析处理。具体而言, 该系统做出了如下贡献: (1) 应用多种聚类算法将 EHRs 中的孕妇归类到妊娠合并症相似群集, 将群集结果利用可视分析技术呈现, 方便进一步分析群集特性和个体孕妇生理情况。(2) 系统明确指出区分不同群集的关键特征(维度), 实现就诊孕妇多维生理指标和其每次产检记录关键指标项的可视化效果, 同时能依据可视化系统中各群集妊娠合并症的分布情况验证聚类分析结果的合理性。(3) 系统结合相似度评估算法推断就诊孕妇患有妊娠合并症的可能性大小, 方便医生在孕妇饮食结构、用药处方上做调整, 给予合适的决策建议。

2 产检数据处理与计算

针对产检数据类型复杂, 维度过高, 需对产检数据进行降维聚类处理。本文使用基于多维产检指标的相似度量算法识别就诊孕妇所属的群集, 并采用病例样本相似度量算法提高就诊孕妇在所属群集中与之相关的病例的相似度, 为临床妇科医生提供诊断和治疗依据。

2.1 产检数据预处理

由于 EHRs 中产检指标数据具有多维特征, 难以从中选取其中关键属性, 故需要对数据进行降维处理, 提取高维数据中重要特征值。在 10 000 名孕妇中选取患有妊娠合并症, 有良好妊娠结局的孕妇各 1 500 名。在产检指标中选取 53 个检查因子作为关键属性。

本文利用 PCA (Principal Component Analysis) 算法, 将病例样本组成 n 维 m 行矩阵 \mathbf{W} , 对原始病例中多组孕妇数据与每列平均值进行差值运算实现去中心化, 再将每列

m 个向量 $x_i(x_1, \dots, x_m)$ 映射到子空间的坐标轴方向上, 由式 (1) 函数得到最大化数据映射的方差。

$$\max_w \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\mathbf{W}^T(x_i - \bar{x}))^2 \quad (1)$$

紧接着利用散度矩阵 $\mathbf{W}^T\mathbf{W}$ 和式 (2) 函数得到协方差矩阵 \mathbf{C} 。

$$\mathbf{C} = \frac{1}{m-1} \sum_i (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (2)$$

为降维到 k 维, 取特征值最大的 k 行特征向量组成的特征向量矩阵 \mathbf{P} , 利用公式 (3) 得到关键特征值数据矩阵 \mathbf{Y} :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{P}\mathbf{W} \quad (3)$$

2.2 产检数据聚类分析

聚类分析是在个体背景下对个体进行分组的有效辅助方案的医疗服务技术^[9]。本文通过多种特点不一的聚类算法将多组孕妇样本划分为不同类别的群集, 其中 K-means 是一种较典型的以局部搜索为过程的动态聚类算法^[10], 收敛速度快; Hierarchical 是通过计算不同类别数据点间的相似度来创建一棵有层次的嵌套聚类树的聚类算法; K-modes 是对具有分类属性的数据进行聚类的一种有效的算法^[11]; K-Prototype 是对数值型数据、分类型数据进行有效聚类分析的算法; ISODATA 是一种自动地进行类的分裂和合并的非监督学习动态聚类算法^[12]; K-means++ 是基于 K-means 算法优化初始点的动态聚类算法。通过以上六种聚类算法模型其不同的相似性计算得到不同类别的群集, 为下一步相似度计算提供进一步依据。

2.2.1 Silhouette 评估聚类算法质量

轮廓系数 (Silhouette Coefficient), 是聚类效果好坏的一种评价方式^[13]。由式 (4) 表示。

$$S(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (4)$$

其中: i 表示某簇一个向量, $a(i)$ 是指 i 向量到同一簇内其他点不相似程度的平均值, $b(i)$ 是指 i 向量到其他簇的平均不相似度最小值。 $S(i)$ 的值介于 $[-1, 1]$, 越趋近于 1 则证明该聚类算法的内聚度与分离度较优且质量好。

2.3 基于多维产检指标的相似度量

通过以上不同的聚类算法获取到不同群集的中心点, 此时需根据就诊孕妇多维检查项因子数值与各群集的中心点数值以距离函数做相似度量判断。若就诊孕妇 d 与群集中心 D 是二维数据, 则两者之间的距离利用相似度量计算, 由式 (5) 表示。

$$\text{dis}(dD_i) = \sqrt{(x_d - x_{D_i})^2 + (y_d - y_{D_i})^2} \quad (5)$$

其中: x_d 和 y_d 表示就诊孕妇二维数据, x_{D_i} 和 y_{D_i} 表示群集中心值二维数据。衡量此距离公式有效性通过指数函数^[16]式 (6) 表示。

$$H(\text{dis}(dD_i)) = e^{-\text{dis}(dD_i)} \quad (6)$$

因为距离 $\text{dis}(dD_i)$ 一定大于等于零, 根据指数函数性质, 验证函数的值必然在 $[0, 1]$ 之间, 由此验证公式 (5) 得到新的基于多维产检指标的相似度量公式 (7)。

$$H(dis(dD_i)) = \frac{1}{e \sqrt{\sum_j^m (x_{d_i} - x_{D_i})^2}} \quad (7)$$

此公式中 x_{d_i} 代表就诊孕妇某一维度值, x_{D_i} 表示某群集中心的某一维度值, 共 m 维度量, 所以 $dis(dD_i) = 0$, $H(dis(dD_i)) = 1$ 时相似度最高, 反之, $dis(dD_i) = 1$, $H(dis(dD_i)) = 0$ 就诊孕妇与群集耦合度越低。

2.4 病例样本相似度度量

2.3 节相似度度量计算得到就诊孕妇所属群簇, 但群簇中有多个病例样本, 如何判定当前孕妇与哪个病例最为相似是利用相似病例样本度算法来实现。本文采用有效量化交易数据相似性搜索方法来探寻两个病例样本之间的相似性。设病例样本 $X = (x_1, \dots, x_m)$ 和 $Y = (y_1, \dots, y_m)$ 是 m 维数据的两个病例样本, 由距离函数式 (8) 计算:

$$D_{sim(X,Y)} = \frac{(\sum_{i=1}^m \frac{1}{1+|x_i - y_i|})^{1/p}}{m} \quad (8)$$

$D_{sim(X,Y)}$ 值越接近 0, 两样本一定不属于同簇, 反之, 就诊孕妇和该样本病例越相似, 临床妇科医生可以利用相似样本作为参照, 为就诊孕妇设计更恰当的诊断方案。

3 系统设计

本文提出探索患者潜在妊娠合并症风险分析框架如图 1 所示。

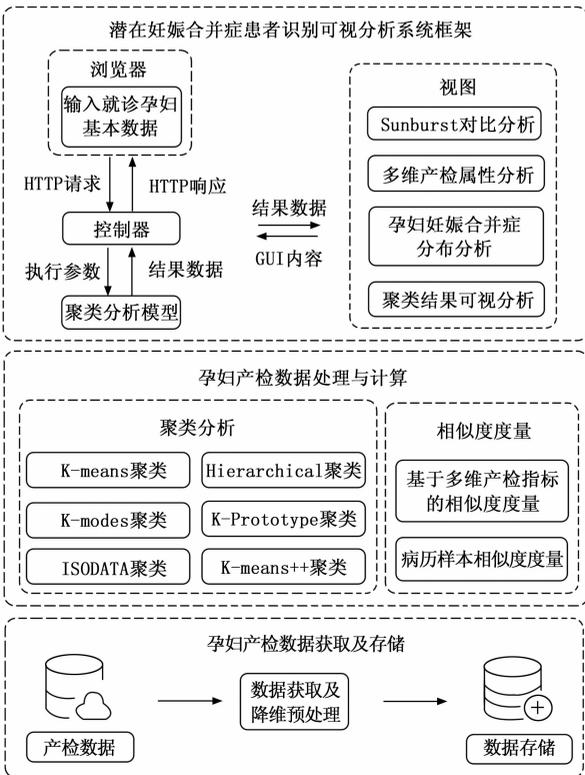


图 1 患者潜在妊娠合并症风险分析框架

本系统使用 Vue + D3 + Echarts 作为系统框架, 以 Mysql 作为后台数据库。分析框架共分为 3 大模块: 孕妇产

检数据预处理模块, 孕妇产检数据分析模块, 潜在妊娠合并症患者识别可视分析模块。孕妇产检数据预处理模块包括产检数据清洗去噪以及降维预处理; 孕妇产检数据分析模块包括产检数据聚类分析与就诊孕妇相似性分析的相似度量方法; 潜在妊娠合并症患者识别可视分析模块利用可视化模型, 通过可视化方式展示孕妇群簇信息和个体孕妇信息, 如图 2 所示。



图 2 探索妊娠合并症潜在可能性的对比可视分析系统

A 视图为就诊孕妇基本信息输入框, 并具有聚类算法选择的功能、B 视图和 C 视图为 Sunburst 模型, 用于展示个体孕妇与群集孕妇不同产检指标的热度、D 视图为多维产检属性阈值组成的散点一条形模型, 用于展示产检指标值及其异常情况、E 视图为产检记录仪盘扇形模型, 用于展示孕妇多次产检属性值变化、F 视图为孕妇个体妊娠合并症分布图, 并展示以往病人的病例样本、G 视图为聚类分析的散点模型。

3.1 Sunburst 对比可视分析

为对比就诊孕妇与群集之间层次结构热度, 本文采用 Sunburst 模型实现可视化孕妇关键检查因子的差异层次结构 (图 2B、2C 所示)。其中以孕妇的各类检查项目例如尿检、血检等作为径向映射的内层节点, 以具体检查项目的关键因子如尿检的 GLU、PH 等作为径向映射的外层节点。Sunburst 模型的特点是以径向形状的表现方式扩充空间, 使得层次结构的所有节点能够同时显示, 如图 3 所示。

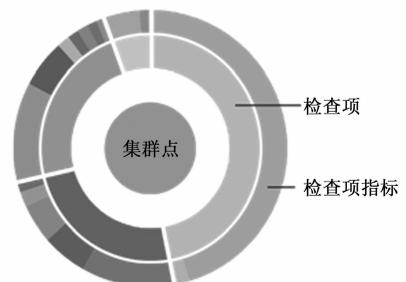


图 3 Sunburst 可视化模型

3.2 多维产检属性阈值可视分析

为减少临床医生选取与发病率相关的疾病变量的时间,

采用仅能观察影响因素的传统散点图并不足以满足以上要求, 故本系统将散点图与阈值概念融合, 设计出多维属性散点一条形图 (图 2D 所示)。为解决各产检项指标的阈值上下限差值较大的问题, 该图采用不同的区间段值下拉框选择 y 轴值, 使得 x 轴关键属性也随之变化。抽象产检中的重要指标为矩形模型, 在模型上标刻各聚类算法中分类人群的正常阈值范围与上下限, 若超过正常范围, 则将异常值以红色区域标注, 同时将此就诊孕妇的属性值以散点在模型上表示。医生通过多维属性散点一条形图能够更加清晰直观地观察就诊孕妇某次产检各重要产检项指标的相关性以及指标中的异常值。

同时为反映孕妇妊娠期间各产检阶段产检各关键生理指标的变化趋势, 该系统基于传统仪表盘可视模型进行优化, 以阐述各数值特征变化情况 (图 2E 所示)。将妊娠期间产检次数作为仪表盘扇形结构表层次的依据, 利用仪表指针长度表示产检指标数值, 以扇形模块的高度表示孕早期各项检查指标的阈值范围。同时采用百分制标刻扇形弧度, 利用仪表盘指针指示的刻度, 向医生直观呈现孕妇每次产检时其患有潜在妊娠合并症的可能性大小。这些指标的趋势变化能帮助医生监测患者病情和审查治疗效果。

3.3 孕妇发病部位可视分析

该系统采用人体模板映射聚类结果中各群集病人所患疾病位置 (图 2F 所示)。当医生选择某一群集时, 在人体轮廓中将显示群集颜色的散点, 若医生选择某一患者即单一散点时, 人体轮廓图中显示该患者患有疾病的位置。而疾病的严重性程度通过该群集所患此疾病的数量或者单一患者每次产检时疾病存在次数与散点大小相结合来体现。医生可以根据孕妇人体轮廓迅速了解不同群集或与就诊孕妇最相似病例的病人身体哪些部位有疾病, 并通过散点大小判断其严重程度。

3.4 聚类可视分析

聚类视图 (图 2G) 表示聚类实例, 其目标是可视化聚类算法的结果并根据检查项目因子英文代码映射的 Sunburst 模型对其进行表征。散点图将降维聚类方法获得的分类数据进行二维投影, 并通过颜色标注对不同群集进行可视化编码。其中, 投影的作用是为表示组内和组间的不同变化程度, 最终可视化系统的结果可以清晰明了地观察到不同群集之间耦合度低, 同群集间耦合度高。聚类可视分析能将 EHRs 产检数据中每一位孕妇作为一个数据样本并通过各类聚类算法划分到不同群集, 以聚类分析结果为导向, 帮助临床妇科医生根据就诊孕妇当前妊娠状况规划更为合理的护理路线。

4 系统应用

探索妊娠合并症潜在可能性的对比分析可视系统功能主要通过选择聚类算法联动多个视图, 功能分为以下几方面: (a) 聚类结果分析: 呈现聚类结果可视化, 利用 Silhouettes 评分聚类算法质量, 以群集和个体两方面案例验证

可视化聚类结果对孕妇妊娠期间的作用与意义; (b) 孕妇聚类群集: 包括不同群集在关键检查项中检查因子中的表现情况, 和对各群集妊娠合并症分布的分析; (c) 就诊孕妇分析: 观察孕妇每次产检时检查项目中检查属性特点, 分析其最相似病例样本, 帮助医生做更适当临床决策。

4.1 聚类结果分析

本文数据是某市中心医院自 2015 年到 2018 年随机抽取 3 000 名定期孕检孕妇的基本信息及妇科常规检查项, 其中患有各类妊娠合并症孕妇近 1 500 名, 以及怀孕前后都未患病孕妇 1 500 名, 其数据字段如表 1 和表 2 所示。

表 1 孕妇基本信息表

姓名拼音	病人卡号	就诊流水 id
年龄	诊断日期	现病史
主诉	诊断	用药处方

表 2 妇科常规检查项

检查因子	卡号 60xxxx254	卡号 60xxxx260
HCT	0.299	0.29
NEUT	0.727	0.696
SG	1.005	1.025
CAST	0.129	1.35

不同聚类分析的结果由散点图表示 (图 4), 其中 K-means、ISODATA 算法等都具有良好表现, 孕妇可通过链接不同算法选取最为接近的群集进行临床诊断分析, 作为妇科医生对孕妇数据推理的辅助手段。

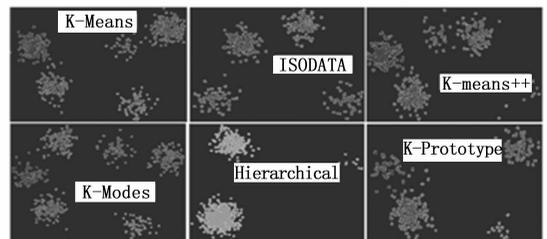


图 4 多种聚类结果比较

本文通过聚类验证指标 Silhouettes Coefficient 标准对聚类结果的有效性进行评分。

如表 3 所示, 表 3 通过 Silhouettes 评分得出各聚类算法的最佳簇数。Silhouettes 评分是通过簇的紧凑性、分离程度、和簇的密度测量聚类算法的质量, 其中 ISODATA 算法表现最佳, 最优簇数为 4。聚类分析最大的作用是识别每个群集并标注特定的“标签”, 故为验证群集的意义, 本文中采用可视化系统结合两种方法解释聚类效果。首先, 临床妇科医生利用其自身经验对聚类结果群集分析判断其医学意义并通过妊娠合并症分布状况与真实情况对比进行验证。其次, 医生对前期患有妊娠症的就诊孕妇以系统分析其患有其他妊娠合并症的可能性, 并以此决定是否改善其护理方案, 以孕妇之后产检报告情况来确定聚类效果好

坏。两种案例分析结果表明，识别就诊孕妇患有潜在妊娠合并症的可视化聚类效果可以作为妇科医生诊断和评定治疗疗效的有效参考建议。

表 3 Silhouettes 标准评分

算法名称	最佳簇数	Silhouettes
K-Means	5	0.63
Hierarchical	4	0.44
K-Modes	4	0.43
K-Prototype	6	0.56
ISODATA	4	0.71
K-Means++	5	0.68

4.2 孕妇聚类群集

对于选定的某聚类算法，以各群集特定的颜色标签标注 Sunburst 模型圆心和人体模型中患病部位。临床妇科医生将 Silhouettes 评分最高的 ISODATA 算法得到的各群集，其关键检查因子和患者易患有的妊娠合并症进行分析，如图 5 所示，在人体模型中发现群集 1 中孕妇心脏位置颜色散点大小较大，这表示群集中贫血数量人数较多，占该群集 38.7%，Sunburst 模型显示相关血红蛋白指标处于异常；在人体模型中群集 2 的肾位置显示散点较大，糖尿病合并症的孕妇占 7.2%，其中医生常规会查看的 GLU 指标偏高，且平常不会关注的 PH 值此时也处于异常；群集 3 中人体模型中患有阴道炎妊娠合并症的孕妇占比 5.2%，其中白细胞数 WBS 和阴道分泌物的 PH 值异常；群集 4 中患有肝损的孕妇占比有 10.2%，直接胆红素 (CB) 和间接胆红素 (UCB) 值表现异常。

将各群集以妊娠合并症的病人数量初步判定后，可以得到各群集较为关键的检查因子，如 GLU 能判定糖尿病以外，通过相似度算法和可视化系统的 Sunburst 模型比较，尿液中的 PH 检查因子对孕妇患有潜在糖尿病妊娠合并症也有影响，故医生在对多维检查指标分析研究时，会发现除开常规检查重视的指标外，其他异常的指标也需要引起医生重视。最后通过对各群集的孕妇分析，通过可视化系统的多个关键检查因子确立，不同的聚类效果划分患有不同妊娠合并症的人群的可能性程度达到 76.3%，占比大小是通过各群集人群大小以及群集中患有各类妊娠合并症的孕妇人数权重所得，这证明聚类分析结果对于群集划分是具有一定效果和意义的。

4.3 个体孕妇分析

一位未使用系统诊断，曾患有妊娠贫血的三十六岁孕妇进行产检，可视化系统将医生输入的该孕妇的各类指标数值通过 Sunburst 模型图，散点一条形模型图、扇形仪表盘以及相应的人体器官模型图等呈现。该名孕妇在早孕期产检时，被确诊患有妊娠合并贫血症，并且在后几次检测中，依然存在该症状。系统显示其在红细胞数、血红蛋白、红细胞压积指标的表现异常，但该患者在早期两次产检中常规判定指标正常。孕妇数据生成的 Sunburst 模型图与聚

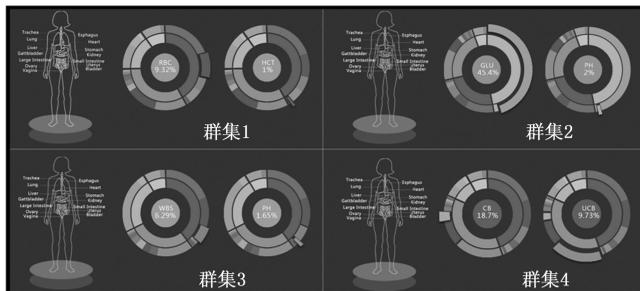


图 5 ISODATA 群集孕妇分析图

类得出的群集结果相比较，通过比较得到孕妇所属群集，该群集患有妊娠贫血症的可能性较大 (图 6 人体模型所示)。系统中的散点一条形图则表现了孕妇当前具体指标数值，其中红细胞数低于正常数值。选中该指标，在右侧的扇形仪表盘中，体现着孕妇前三次产检数据中红细胞数的变化趋势。可以得出，该指标的数值趋势一直呈现下降的状态，并逐渐低于正常指数，患有贫血症的可能性亦在不断增长 (如图 6 所示)。诊断贫血症指标中的另三项指标，在系统的视图中同样呈现异常。综上，可以证明系统在推断孕妇可能患有妊娠合并症上具有实用性。

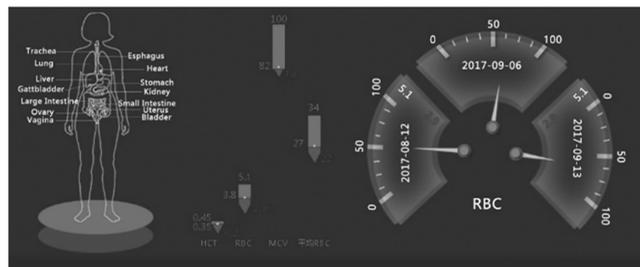


图 6 妊娠贫血症相似可视化

在孕妇第五次产检时，系统中 ISODATA 算法的群集最为接近查询数据 (如图 7A 所示)，得出该孕妇相似该群集。医生通过散点一条形图发现碱性磷酸酶 ALP 已低于正常值、谷丙转氨酶 ALT 已达到阈值上限 (如图 7B 所示)。选中这些指标，分析孕妇前三次产检数据，通过扇形仪表盘发现碱性磷酸酶数值一直处于降低趋势 (如图 7C 所示)，而谷丙转氨酶含量一直处于上升趋势。结合聚类分析结果与人体模型查看得知，人体结构图中胆被标绿 (如图 7D 所示)，医生由此判断该孕妇患有妊娠肝内胆淤积症的可能性增大，通过相似性样本计算值已达到 74.8%，平均误差率降低 2.8%。

5 结语

本文所提出的探索妊娠合并症潜在可能性的对比分析可视系统考虑多种聚类算法，采用多维产检指标的相似度度量和病例样本相似度度量，使得计算结果贴近实际情况。因目前单一指标检查项在实际医疗诊断中对孕妇当前身体状况无法做到准确预估，经案例分析可知，多维检查项指标

(下转第 265 页)