

# 基于模糊规则提升理论的马病辅助诊断专家系统

秦宏宇, 李建新, 高翔, 王欢, 肖建华, 王洪斌<sup>\*</sup>

(东北农业大学动物医学学院, 哈尔滨 150030)

**摘 要:** 为解决中国马产业发展过程中马病兽医专家严重缺乏的问题, 该文在系统地挖掘马病专家临床经验与诊断思维的基础上, 全面改进了传统的专家系统推理机制与知识表示方法, 采用对象-属性-值三元组法(object-attribute-value, O-A-V 三元组法)对马病知识进行表示, 应用置信系数多值逻辑对知识模糊性进行评价, 并在系统中集成模糊规则提升理论(fuzzy rule promotion theory), 利用该机制不断调整提升置信系数(promote confidence factor, PCF), 进而实现规则置信度的动态、实时调整与优化。最终采用 Microsoft.Net 操作平台, SQL Server 2008 数据库管理工具, 研制开发了基于 B/S 结构的马病辅助诊断专家系统。结果应用临床上已经确诊的大量病例对系统的规则置信度进行动态调整, 通过 13 次样本病例测试, 系统诊断符合率由原来的 56.47% 提高并维持在 92.28%。结果表明, 该文采用的置信系数多值逻辑知识评价方法与模糊规则提升理论可显著提高系统诊断准确率, 为马病辅助诊断专家系统的临床应用奠定了基础, 同时也为开发其他动物疾病的诊断专家系统提供了新的思路。

**关键词:** 疾病; 诊断; 知识表示; 模糊规则; 规则提升; 马

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.05.027

中图分类号: S126; TP182

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2016)-05-0194-06

秦宏宇, 李建新, 高翔, 王欢, 肖建华, 王洪斌. 基于模糊规则提升理论的马病辅助诊断专家系统[J]. 农业工程学报, 2016, 32(5): 194—199. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.05.027 http://www.tcsae.org

Qin Hongyu, Li Jianxin, Gao Xiang, Wang Huan, Xiao Jianhua, Wang Hongbin. Equine diseases auxiliary diagnosis expert system based on fuzzy rule promotion theory[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(5): 194—199. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.05.027 http://www.tcsae.org

## 0 引 言

中国是世界马产业第二大国, 截止到 2014 年中国的马匹存栏量为 604.33 万匹, 但由于中国经济飞速发展, 现代化及机械化的飞快发展, 中国养马数量呈锐减趋势<sup>[1]</sup>。随着人民生活水平的提高, 马产业迎来了前所未有的发展机遇, 赛马、旅游用马及肉用乳用马等需求不断增加<sup>[2-5]</sup>。但与马产业再次迅猛发展相反, 由于中国具有丰富马疾病诊疗经验的兽医稀缺, 在马发病的过程中, 往往因为现场缺乏有经验的兽医而无法对马匹进行及时地诊治或疾病诊治结果达不到专家的标准, 因而错过了最佳的治疗时期, 这样严重阻碍中国养马产业的健康可持续发展。因此, 马匹疫病的防控并及时诊断治疗就显得格外重要。

过去几十年里, 国内外学者已经以人工智能和模式识别等技术为基础<sup>[6]</sup>, 以疾病为研究对象进行疾病诊断决策的研究<sup>[7-14]</sup>, 并且成果丰硕。虽然近年来中国在马匹疫病诊断和防控技术方面的研究及实践有了较大的进展, 但鉴于当前基层养殖场内具有丰富疾病诊断经验的兽医

缺乏, 而马匹发病的最初症状通常是模糊不确定的, 马病种类呈多样化混发, 这样就造成疫病发生后控制不及时造成严重的损失。另外马病领域专家的丰富诊断经验由于时间及空间原因而无法及时的应用到基层养殖户, 这样就造成领域专家经验无法真正转化成对基层兽医有用的指导性知识。但中国目前并未针对马疾病诊断专家系统进行深入的研究<sup>[15-16]</sup>, 而前人研究中传统的专家系统在知识表示及模拟专家思维推理中有很大的局限, 多是采用静态推理方式, 即系统诊断决策时知识库是一成不变的, 除非知识工程师对知识库进行修改。

为解决这些问题, 本文针对这些问题分析马病知识特点, 运用对象-属性-值三元组法(object-attribute-value, O-A-V 三元组法)将马病知识概念化, 结合产生式规则对马病知识进行合理有效地表示, 集成模糊规则提升理论, 建立马病辅助诊断推理模型<sup>[17-22]</sup>。本文采用 Asp.net、C# 开发语言等技术研制开发基于 B/S 结构的马疾病诊断系统, 系统能够在疾病诊断过程中自动调整规则置信度, 筛选对诊断有利的规则, 达到规则动态获取调整的目的, 以解决只有马病领域专家才能够解决的问题, 是模拟专家进行诊断决策的智能系统, 同时也能为同领域疾病诊断系统的应用研究提供一定的参考。

## 1 马病远程诊断系统总体设计

### 1.1 系统架构

马病诊断专家系统由知识库、数据库、诊断子系统

收稿日期: 2015-11-04 修订日期: 2016-01-08

基金项目: “十二五”农村领域国家科技计划课题(2012BAD46B04-01)

作者简介: 秦宏宇, 男, 黑龙江海林人, 博士生, 主要从事动物疫病诊疗专家系统的研究。哈尔滨 东北农业大学动物医学学院, 150030。

Email: qinhyvet@163.com

\*通信作者: 王洪斌, 男, 内蒙古赤峰人, 教授, 博士生导师, 主要从事兽医信息学、动物麻醉及动物比较医学方面研究。哈尔滨 东北农业大学动物医学学院, 150030。Email: hbwang1940@163.com

等3大部分组成,其中诊断子系统中包括模糊推理机制和解释子系统,系统架构如图1所示。本系统的核心部分为知识库、诊断子系统和推理机制,用户选择知识库中提供的马病规则进行推理,逐步用已知的马病先验知识推理出未知的马病结论,进而将未知的疾病转化为知识库中已知的疾病,具体推理过程如下文所示。本系统通过面向用户的交互模式提示相关疾病症状信息供用户选择,最终获得诊断结果。

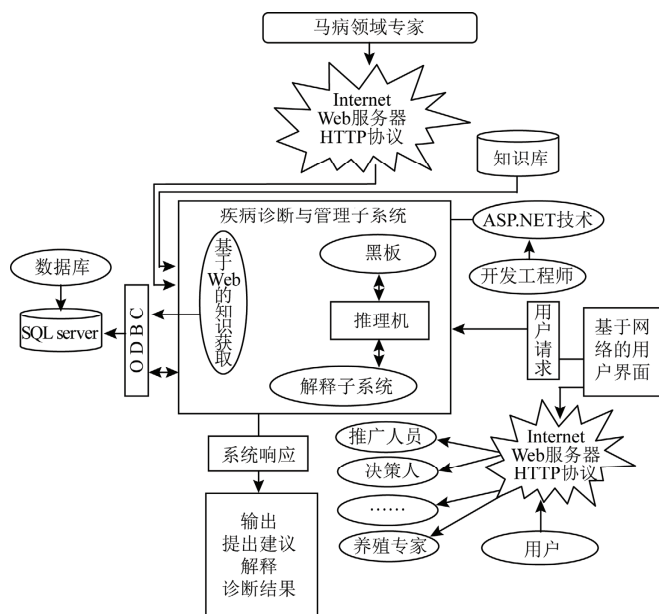


图1 马病诊断专家系统架构

Fig.1 Diagnostic system structure of equine diseases

## 1.2 马病诊断知识及模糊规则表示

马病数据提取是知识表示设计的重要环节<sup>[9]</sup>。本文结合专家咨询、调查问卷及相关文献等多种途径进行知识的整理与归纳,针对马病的发病特点,对知识进行特征性提取概念化,将概念化的知识运用对象-属性-值三元组法(object-attribute-value, O-A-V三元组法)进行描述,并结合产生式规则进行知识的表示<sup>[16,23]</sup>,以口炎为例,规则知识表示形式如表1所示。

表1 口炎症状对象-属性-值表达形式

Table 1 Stomatitis symptoms in Object-Attribute-Value form

规则 Rule	对象名 Object	属性 Attribute	属性值 Value	置信系数 Confidence factor CF
$R_5$	病史检查 Medical history	采食 Ingestion	粗硬饲料 Coarse fodder	0.2
$R_6$	口腔检查 Oral examination	口腔 Oral	口臭 Halitosis	0.4
$R_7$	口腔检查 Oral examination	口腔 Oral	流涎 Salivation	0.6
$R_8$	口腔检查 Oral examination	口腔 Oral	采食、咀嚼障碍 Feeding and chewing difficulties	0.8
$R_9$	口腔检查 Oral examination	口腔 Oral	黏膜潮红、肿胀 Mucosal swelling flushing	0.8
$R_{10}$	口腔检查 Oral examination	口腔 Oral	黏膜糜烂、坏死 Mucosal erosion necrosis	1.0

注:  $R_n$ 表示规则库中的第 $n$ 条规则。

Note:  $R_n$  is  $n$  rule in the rule base.

通常领域专家提供的规则可能是模糊的,而用户对于疾病诊断问题的回答也可能是不确定的,这通常见于诊断系统没有将症状与疾病有效的结合在一起。领域专家一般提供多种可能的诊断规则知识,而这些不完整和不确定的规则知识通常采用置信系数(confidence factor, CF)或权重(weight)进行处理。模糊逻辑理论<sup>[24]</sup>是最常用的处理置信度或权重的方式,它采取多值逻辑的方式来表达这种确定性或不确定性。本研究采用置信系数多值逻辑<sup>[25]</sup>来评价模糊性的不同水平。置信系数多值逻辑表示如下:  $CF=1$  表示完全可能,  $0.8 < CF < 1$  表示非常可能,  $0.6 < CF \leq 0.8$  表示可能,  $0.3 < CF \leq 0.6$  表示有点可能,  $0 < CF \leq 0.3$  表示忽略。

则引入置信系数多值逻辑评价模糊性水平的规则形式如下

$R_9$ : if 口腔检查口腔中黏膜潮红、肿胀 then 非常可能是口炎(0.8)

## 1.3 基于模糊规则提升理论的推理机制

一个高效的智能诊断系统,良好的知识推理策略至关重要。正向推理和反向推理是知识推理过程中最常用的推理方法,推理机的主要任务是模拟兽医领域专家的思维模式来诊断疾病。从思考专家诊断疾病的角度来看,正向推理是数据驱动策略,从初始的已知事实出发进行推理并试图得出结论;而反向推理则是目标驱动策略,从一个目标出发来寻找证据支持这一目标<sup>[26]</sup>。本文所采用的推理方式为正向推理与反向推理相结合的方式。

传统专家系统中初始置信度  $CF$  值由领域专家赋予,  $CF$  值和诊断准确率在整个推理过程中乃至系统使用周期内都是不变的。针对这种推理上的不足,本文采用基于模糊逻辑的规则提升理论对推理机制进行设计,能够避免传统专家系统的这一弊端。诊断推理思想就是用户选择某条规则,如果该条规则用于了正确的决策诊断,那么该条规则通过中间值提升系数(promote factor, PF)获得更高的置信水平。这样,如果该条规则在多次人机对话中得到激活并获得正确的决策诊断结论,那么该条规则的置信系数不断地提高,反之则置信系数下降。简而言之,每一条规则在每一个新的人机对话后其  $CF$  值都会进行重新分配,规则将获得新的置信系数称为提升置信系数(promote confidence factor, PCF), PCF 将取代初始  $CF$  存储于知识库中用于下一次诊断对话中,而如果没有获得正确的结论,那么规则的置信系数则相应的下降,这样多次诊断训练后,不同的规则将获得不同的规则提升置信系数,系统利用 PCF 值进行置信水平的计算,最终推理出诊断结论。根据这一思想,本文建立了基于模糊规则提升理论的推理机制,具体推理过程如下:

1) 假设规则  $R_1, R_2, R_3, \dots, R_n$  为知识库中存储的某疾病  $D$  的相应规则,首先计算规则权重  $\omega$ , 计算方程如下

$$\omega = \frac{1}{\sum_{i=1}^k \lambda} \quad (1)$$

式中  $n$  为激活采用的规则数;  $\lambda$  称为提升频次,是指规

则激活使用并成功获得诊断结果的次数, 初始值为 $\lambda_0$ , 该条规则一次对话诊断成功后 $\lambda$ 则加 1, 即为 $\lambda_1$ 。不成功则减 1, 如果规则未被激活使用则 $\lambda$ 值不变, 以此类推进行计算。

2) 根据上式中计算出的权重 $\omega$ 计算规则提升系数 PF

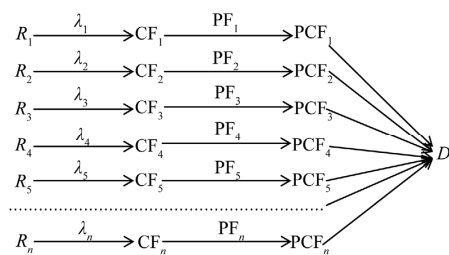
$$PF(R_i) = \lambda_i \cdot \omega \quad (2)$$

其中, 规则提升系数  $PF(R_i) < 1, i=1,2,3, \dots, n$ 。

3) 根据初始置信系数 CF 和提升系数 PF 来计算一次诊断对话后规则的置信系数。假设某条规则  $R_i$  的初始置信系数为  $CF(R_i)$ , 该条规则的提升置信系数 PCF 依据公式 (3) 进行计算

$$PCF(R_i) = CF(R_i) + PF(R_i) - CF(R_i) \cdot PF(R_i) \quad (3)$$

式中  $PCF(R_i)$  的取值范围在  $[0,1]$ , 当  $PCF(R_i)=1$  时, 表示  $R_i$  规则置信水平达到 100%; 当  $PCF(R_i)=0$  时, 表示  $R_i$  规则无置信水平, 该条规则对诊断无意义。图 2 表示根据提出的模糊规则提升理论, 不同变量之间的关系。系统知识库存储不同疾病的规则用于系统诊断, 当用户观察到的临床疾病特征无法诊断出正确的结论或结论处于低置信水平时, 系统为用户提供置信水平较高的规则以提示用户进一步进行诊断观察症状, 从提示的规则中选取病症状以达到正确诊断的目的。



注:  $R_n$  表示相关规则; CF 表初始置信系数; PF 表示提升系数; PCF 表示提升置信系数;  $D$  表示疾病。

Note:  $R_n$  is related rules; CF is initial confidence factor; PF is promotion factor; PCF is promotion confidence factor;  $D$  is disease.

图 2 基于模糊规则提升理论的变量关系图

Fig.2 Relational graph of different variables based on fuzzy rule promotion theory

## 2 实证分析

### 2.1 疾病诊断实证分析

以口炎举例进行实证分析, 口炎症状规则的初始置信度 CF 值见表 1, 初始提升频次 $\lambda_0$ 由专家赋予, 规则  $R_5 \sim R_{10}$  的初始 $\lambda_0$ 值分别为 2, 1, 2, 0, 1, 0。如果某条规则激活进行正确诊断或不正确诊断则 $\lambda$ 值相应的提升或下降 1。根据本文提出的理论, 分别计算相应的权重 $\omega$ , 提升系数 PF 和提升置信系数 PCF, 结果见表 2 所示。

表 2 3 次诊断对话后口炎规则的提升频次 $\lambda$ 、提升系数 PF、提升置信系数 PCF

Table 2 Promotion frequency  $\lambda$ , promotion factor PF, promotion confidence factor PCF of stomatitis rules after 3 diagnostic dialogue

规则 Rule	CF	$\lambda_0$	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	PF <sub>1</sub>	PF <sub>2</sub>	PF <sub>3</sub>	PCF <sub>1</sub>	PCF <sub>2</sub>	PCF <sub>3</sub>	规则提升前置信水平 Confidence level before rule promotion	规则提升后置信水平 Confidence level after rule promotion
$R_5$	0.2	2	2	2	1	0.2	0.16	0.11	0.36	0.33	0.29	忽略	忽略
$R_6$	0.4	1	2	3	2	0.2	0.24	0.22	0.52	0.54	0.53	有点可能	有点可能
$R_7$	0.6	2	2	2	1	0.2	0.16	0.11	0.68	0.66	0.64	有点可能	可能
$R_8$	0.8	0	1	1	1	0.1	0.08	0.11	0.82	0.82	0.82	可能	非常可能
$R_9$	0.8	1	2	3	3	0.2	0.24	0.33	0.84	0.85	0.87	可能	非常可能
$R_{10}$	1	0	1	1	1	0.1	0.08	0.11	1	1	1	完全可能	完全可能

注: CF 为初始置信度;  $\lambda_0$  为首次诊断对话时提升频次,  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$  为 3 次诊断对话后的提升频次; PF<sub>1</sub>、PF<sub>2</sub>、PF<sub>3</sub> 为 3 次诊断对话后的提升系数; PCF<sub>1</sub>、PCF<sub>2</sub>、PCF<sub>3</sub> 为 3 次诊断对话后的提升置信系数。

Note: CF is the initial confidence factor,  $\lambda_0$  is the promotion frequency of the first diagnosis dialogue,  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$ ,  $\lambda_3$  is the promotion frequency after 3 diagnosis dialogue; PF<sub>1</sub>, PF<sub>2</sub>, PF<sub>3</sub> is the promotion factor after 3 diagnosis dialogue; PCF<sub>1</sub>, PCF<sub>2</sub>, PCF<sub>3</sub> is the promotion confidence factor after 3 diagnosis dialogue.

以  $R_5$  规则为例的计算过程如下 (计算过程中数值按照表 2 中的数值进行):

1) 用户选择相应症状进行诊断后,  $R_5$  至  $R_{10}$  规则中个别规则被激活用于诊断, 提升频次 $\lambda$ 提升或下降为 $\lambda_1$ , 根据式 (1) 计算权重 $\omega$

$$\omega_1 = 0.1$$

2) 根据式 (2) 计算提升系数 PF, 首次诊断后 $\lambda_1=2$ ,  $\omega_1=0.1$  则有

$$PF_1(R_5) = 0.2$$

3) 已知  $R_5$  规则的初始 CF 值为 0.2, 以 PF<sub>1</sub> 和 CF 值根据式 (3) 计算提升置信系数 PCF

$$PCF_1(R_5) = 0.36$$

若进行第 2 次诊断对话, 系统规则库中  $R_5$  的初始 CF 值被 PCF 取代提升为 0.36, 即知识库中  $R_5$  新的初始 CF 值为 0.36。

所以规则  $R_6$ ,  $R_7$ ,  $R_8$ ,  $R_9$  和  $R_{10}$  有 $\lambda_1=2, 2, 1, 2$  和

1, 分别计算 PF 和 PCF 值, 如表 2 所示。

表 2 中  $R_{10}$  的 CF 值为 1 而 PCF<sub>3</sub> 也为 1, 这意味着  $R_{10}$  的置信水平达到 100% 时, 无论该条事实规则激活与否或诊断结论正确与否, 它的值都是不变的。因此, 对于置信水平为 100% 的规则, 在系统多次诊断对话后领域专家赋予的初始 CF 值既不提升也不下降。在每次诊断对话后, 规则将被赋予新的置信系数即 PCF 存储在动态知识库中, 作为下次诊断时规则的置信系数进行推理诊断。

$R_7$ 、 $R_8$ 、 $R_9$  3 条规则的置信水平提升到更高的置信水平;  $R_{10}$  由于置信水平达到 100% 则无论提升或下降都无改变;  $R_5$  和  $R_6$  两条规则虽然没有提升到更高的置信水平, 但其置信系数也有所提高, 那么这两条规则获得提升置信系数 PCF 依然存储到动态知识库中用于未来的诊断对话中。

多数传统诊断系统的规则初始置信度都是固定不变的, 这导致系统在整个使用周期内, 其诊断准确性都无



法提高,无法针对疾病知识的更新变化而动态改变知识库中规则的置信度<sup>[27-29]</sup>。而本文提出的理论能够依据初始CF值进行初次诊断,诊断后将获得新的置信系数PCF,通过不断地系统训练逐步调整对正确诊断有利的规则置信水平,忽略或降低无用的规则置信水平,在每次成功诊断后系统动态存储新的规则置信度,并用于之后的诊断中。这样系统在重复使用过程中,摒弃无用规则,避免产生“知识爆炸”,使得系统的知识组织、存储及推理过程能够顺利的进行。

## 2.2 疾病模糊诊断系统的实现

依据本文提出的O-V-A三元组法对知识进行表示并建立疾病诊断知识库,依据提出的模糊规则提升理论建立本系统的推理机制,根据本文构造的系统架构,采用Microsoft.Net操作平台,以Microsoft Visual Studio 2008和Microsoft SQL Server 2008作为系统开发工具及数据库管理工具,建立基于B/S结构的马病诊断系统,系统能够对马常见病进行诊断并提供必要的治疗方案,并且知识工程师及领域专家能够通过知识更新接口进行规则知识的修改,如图3所示。



图3 马病诊断系统界面

Fig.3 Diagnosis interface of equine diseases

## 2.3 疾病模糊诊断系统的评价

由领域专家选取804例已确诊的临床病例资料作为测试样本来验证系统诊断准确程度,804例确诊病例经过13次重复测试后的正确诊断结果见图4。其中这些已确诊病例资料主要来源:1)本校动物医院多年积累的150余例病志;2)国内外相关马病文献351余例病例报告资料,国内文献多选取早年的马病病例报告;3)课题合作单位提供的303余例临床实际诊断病例报告资料。

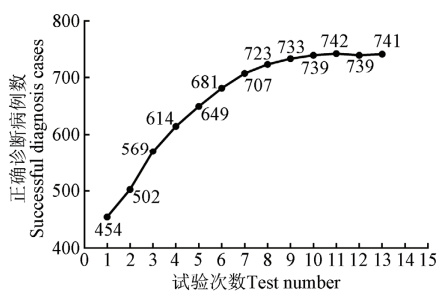


图4 基于模糊规则提升理论的正确诊断结果

Fig.4 Results of successful diagnosis based on fuzzy rule promotion theory

从图4中可以看出,系统经过多次重复测试后,正确诊断病例数不断增加,这也印证了本文提出的理论能够提高诊断规则的置信水平,从而使系统诊断的准确性不断提高。系统首次测试正确诊断病例数为454例,诊断符合率为56.47%,主要是由于首次诊断知识库中规则的冗余,诊断时选择的规则多为不能确诊的规则。而与之之后的数次诊断结果相比,本文所采用的推理策略对于系统诊断准确性有很大的提高,通过13次重复测试后,系统诊断符合率不断提高达到92.28%,其中符合率(%)=系统诊断出病例数/总病例数。

## 3 讨论

本研究在知识表示方面,对产生式规则知识表示进行改进,利用产生式规则模块化的表示形式有利于知识库的添加、删除和修改,而不影响推理机制的推理,而且产生式规则更加接近于自然语言的优势<sup>[30]</sup>。采用对象-属性-值三元组法将马病规则知识概念化、数值化,结合置信系数多值逻辑评价规则知识模糊水平,系统在诊断时优先为用户提供置信度水平高的规则,从而减少规则选择的过程,提高系统使用效率。

在推理机制方面,集成模糊规则提升理论,提出规则提升置信系数,对于提高系统的推理性能及推理效率是至关重要的。实现规则置信度动态实时调整及优化,这与兽医专家在不断实践与学习中不断调整对疾病理解的过程是一致的。大多数模糊诊断系统<sup>[27,31]</sup>采用规则置信度进行静态推理,这就造成了兽医专家先验知识给出的规则置信度若未能全面的阐释疾病与症状之间的关系,则系统诊断结果无法达到预期。本研究在初始置信度的基础上,提出权重,提升系数,提升置信系数等变量,获得新的规则置信度。通过13次迭代测试,系统诊断符合率明显优于现今多数诊断系统,符合率最终维持在92.28%,基本达到了模拟领域专家诊断思维的要求。Jain L等<sup>[21-22]</sup>在研究中发现,在知识库构造之初,置信度是由不同领域专家给出并综合分析获取的,如果某条规则置信度与实际诊断价值存在偏差,那么在这一理论中偏差将以线性形式传播,造成这种结果的直接原因是由于不同专家对于疾病理解差异引起。因此如何解决偏差线性传播的问题是下一步研究的方向。

系统在实际应用的同时也应注意存在的问题:

1) 由于疾病的发展是有序性的<sup>[32]</sup>,某些疾病在表现出临床体征时病情可能已无法控制。多数情况下,病马在发病不同时期表现的症状指示知识库中的多种疾病。因此,下一步的研究应根据发病的不同时期,建立症状相关时序模型与本文所提出理论融合,可提高诊断的准确率。

2) 本系统仅限于诊断目前常发的疾病,但随着中国马产业不断的调整发展,外来疾病不断出现,因此需要继续维护更新充实系统知识库,通过调研发现新的病种,使系统诊断范围增大,知识库规则更加丰富。

3) 马病诊断复杂且多样化,本研究尚且欠缺针对马场所处地理位置的气候因素、马舍环境因素等方面的详细分析。

4) 本系统只是提供辅助诊断功能,对于某些疾病而

言,不能单纯依赖于系统诊断达到提高疾病诊断准确率的目的,必要时应进行细菌学、病毒学等特殊检查手段确诊。

#### 4 结 论

马疾病诊断是马产业的发展亟待解决的问题,本研究在规则有效表达的基础上融合模糊规则提升理论建立基于B/S结构的马病辅助诊断系统,为中国马产业养殖户提供了疾病诊断的解决方案。实证分析结果表明,该方法有效地改进了系统知识库中规则置信度,通过动态调整规则置信度,提升系统诊断符合率最终维持在92.28%,不仅为马病诊断系统的研制提供了新的思路,而且也为动物疾病诊断系统理论研究及开发奠定了基础。

#### [参 考 文 献]

- [1] 秦红丽,朱明艳. 中国养马业现状[J]. 畜牧兽医科技信息, 2013(10): 4—5.
- [2] 谭小海,李海,朱春玲. 试述马产品的开发利用[J]. 草食家畜, 2013(2): 21—25.  
Tan Xiaohai, Li Hai, Zhu Chunling. The discussion on development and utilization of horse product[J]. Grass-Feeding Livestock, 2013(2): 21—25. (in Chinese with English abstract)
- [3] 韩国才. 传统马业与现代马业[J]. 中国畜牧杂志, 2004, 40(12): 33—35.
- [4] 候文通. 产品养马学[M]. 杨陵: 天则出版社, 1994.
- [5] 刘怡然, 姜玉杰. 马产业及其转型优势[J]. 家畜生态学报, 2013, 34(10): 78—81.  
Liu Yiran, Lou Yujie. On horse industry and its transition[J]. Acta Ecologiae Animalis Domastici, 2013, 34(10): 78—81. (in Chinese with English abstract)
- [6] 王秀清, 游国栋, 杨世凤. 基于作物病害胁迫声发射的精准施药[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 205—209.  
Wang Xiuqing, You Guodong, Yang Shifeng. Precision spraying model based on acoustic emission for crops disease stress[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(3): 205—209. (in Chinese with English abstract)
- [7] 宋维平, 熊本海, 孙振钧, 等. 基于智能手机的鸡病辅助诊治系统开发与应用[J]. 农业工程学报, 2010, 26(4): 220—226.  
Song Weiping, Xiong Benhai, Sun Zhenjun, et al. Development and application of assistant system for diagnosing chicken diseases based on smart mobile phones[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(4): 220—226. (in Chinese with English abstract)
- [8] Zetian F, Feng X, Yun Z, et al. Pig-vet: A web-based expert system for pig disease diagnosis[J]. Expert Systems with Applications, 2005, 29(1): 93—103.
- [9] 关海鹏, 杜松怀, 马晓丹, 等. 基于证据可信度不确定推理的大豆病害诊断方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(增刊 1): 109—114.  
Guan Haiou, Du Songhuai, Ma Xiaodan, et al. Diagnostic method of soybean diseases based on uncertain reasoning of evidence credibility[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(Sup.1): 109—114. (in Chinese with English abstract)
- [10] 刘双印, 徐龙琴, 沈玉利. 基于.NET 的对虾病害防治专家系统的设计与实现[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(13): 3444—3447.  
Liu Shuangyin, Xu Longqin, Shen Yuli. Design and implementation of expert system for prawn disease diagnose and prevention based on .NET platform[J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(13): 3444—3447. (in Chinese with English abstract)
- [11] 谭文学, 席金菊, 王京仁. 双推理核山羊疾病诊断专家系统[J]. 农业工程学报, 2009, 25(13): 218—222.  
Tan Wenxue, Xi Jinju, Wang Jingren. Expert system of goat disease diagnosis with dual-reasoning-kernel[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(13): 218—222. (in Chinese with English abstract)
- [12] McKendrick I J, Gettinby G, Gu Y, et al. Using a Bayesian belief network to aid differential diagnosis of tropical bovine diseases[J]. Preventive Veterinary Medicine, 2000, 47(3): 141—156.
- [13] Rong Libin, Li Daoliang. A web based expert system for milch cow disease diagnosis system in China[M]// Computer and Computing Technologies in Agriculture. Springer US, 2008, 259: 1441—1445.
- [14] Chen Y, Hsu C Y, Liu L, et al. Constructing a nutrition diagnosis expert system[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(2): 2132—2156.
- [15] 张信, 陈丁儒, 赵洪祥, 等. 马常见真性腹痛病微电脑诊疗系统研究[J]. 畜牧兽医学报, 1987, 18(4): 262—267.  
Zhang Xin, Chen Dingru, Zhao Hongxiang, et al. Study on the diagnosis of the common real equine colic with a computer system[J]. Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica, 1987, 18(4): 262—267. (in Chinese with English abstract)
- [16] 翟志南, 王洪斌, 秦宏宇, 等. 马消化系统疾病辅助诊疗专家系统的设计与实现[J]. 中国兽医杂志, 2014, 50(9): 100—102.
- [17] 孙敏, 罗卫红, 相林, 等. 设施果菜病害诊断的知识表达与推理模型[J]. 农业工程学报, 2012, 28(17): 149—156.  
Sun Min, Luo Weihong, Xiang Lin, et al. Knowledge expression and disease diagnostic reasoning model for greenhouse fruit and vegetable crops[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(17): 149—156. (in Chinese with English abstract)
- [18] Prasad R, Ranjan K R, Sinha A K. AMRAPALIKA: An expert system for the diagnosis of pests, diseases, and disorders in Indian mango[J]. Knowledge-Based Systems, 2006, 19(1): 9—21.
- [19] 蔡自兴, John Durkin, 龚涛. 高级专家系统: 原理、设计及应用[M]. 2 版. 北京: 科学出版社, 2014.
- [20] Decker S, Melnik S, Van Harmelen F, et al. The semantic web: The roles of XML and RDF[J]. Internet Computing, IEEE, 2000, 4(5): 63—73.
- [21] Jain L, Kumar H, Singla R K. A review of fuzzy rule promotion techniques in agriculture information system[J]. Journal of Computer Applications. IJCA, Special Issues on IP Multimedia Communications, 2011: 55—60.
- [22] Jain L, Kumar H, Singla R K, et al. Error reduction in promoted confidence factor of a rule using improved fuzzy rule promotion technique[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2014, 14(1): 72—83.

- [23] González-Andújar J L. Expert system for pests, diseases and weeds identification in olive crops[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): 3278—3283.
- [24] Willaëys D, Malvache N. The use of fuzzy sets for the treatment of fuzzy information by computer[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1981, 5(3): 323—327.
- [25] Sheremetov L, Batyrshin I, Martínez-Muñoz J. Design of fuzzy knowledge based systems with multi-set confidence models[C]// *IEEE Int Conf Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, Anchorage, AK, 2011, 10(9/12): 290—295.
- [26] Lahsasna A, Ainon R N, Zainuddin R, et al. Design of a fuzzy-based decision support system for coronary heart disease diagnosis[J]. *Journal of Medical Systems*, 2012, 36(5): 3293—3306.
- [27] Li Daoliang, Fu Zetian, Duan Yanqing. Fish-Expert: A web-based expert system for fish disease diagnosis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2002, 23(3): 311—320.
- [28] Xu Feng, Zheng Xiaoping, Zhang Jian, et al. A hybrid reasoning mechanism integrated evidence theory and set pair analysis in Swine-Vet[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(10): 7086—7093.
- [29] Cui Yunpeng, Su Xiaolu, Liu Shilong. Study of ontology-based swine diagnosis technology[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2012, 11(5): 831—838.
- [30] 刘东明. 证据不确定性推理和奶牛疾病治疗专家系统的研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2004.
- [31] Olugu E U, Wong K Y. An expert fuzzy rule-based system for closed-loop supply chain performance assessment in the automotive industry[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(1): 375—384.
- [32] Zeldis D, Prescott S. Fish disease diagnosis program-problems and some solutions[J]. *Aquacultural Engineering*, 2000, 23(1): 3—11.

## Equine diseases auxiliary diagnosis expert system based on fuzzy rule promotion theory

Qin Hongyu, Li Jianxin, Gao Xiang, Wang Huan, Xiao Jianhua, Wang Hongbin<sup>\*</sup>

(College of Veterinary Medicine, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

**Abstract:** Many diagnosis expert systems for equine had been developed in the past, but there are no in-depth studies for the equine disease diagnosis expert system. And also most of the traditional expert systems are used by the conventional inference approach. The domain expert confidence factor (CF) for each rule of diseases is kept unchanged with its original value in conventional inference approach. So most of the traditional expert systems have a static knowledge base with static inference, and the decision power of these systems remains same through the life cycle of the system. In fact, the progress of equine knowledge requires modification of the knowledge base and rule base in the system. In this paper, we suggested a new approach for providing the intelligence in the system for diagnosis of the equine diseases. This experiment was conducted to develop a remote auxiliary equine diseases diagnosis expert system. By collecting and analyzing the experiences of diagnosis and treatment from experts on equine disease, the numerical expression of the equine diseases diagnosis knowledge was developed. The knowledge of equine diseases was represented with the method called object-attribute-value triples act (referred as O-A-V act) that combined with the generative formula. As such, it was easy to extract knowledge rules and these rules were used for inference mechanism. Using the confidence factor, multi-valued logic was used to represent the rules of confidence level. In this paper, we suggested a new inference method which was based on use of a fuzzy rule promotion theory. This approach can enhance the intelligence of the disease diagnosis system. If a rule was repeatedly used in corrective diagnostic results, it was then promoted to a higher confidence factor by the rule promotion factor (PCF), and the PCF was the original confidence factor in the next diagnosis session. In short, the dynamic PCF which was generated in the past dialogue was used instead of static CF in the final decision making process. The dynamically promoted rules were derived from those diagnosis sessions, which resulted in successful decisions. This enabled more efficient decision making in the future sessions. With this approach, it was not only decreasing the number of interactive between the system and the users, but also leading to acceptable diagnostic results. Based on the research of knowledge representation and inference mechanism, an auxiliary diagnostic expert system of equine diseases based on Microsoft.Net and SQL Server 2008 was designed and developed. It provided online help to equine farmers and extension workers in China. For the inference engine of system, we used the fuzzy rule promotion methodology that matched facts against conditions and determined which rules were applicable. Also, it automatically revised the confidence factor of each rule. The system performance test was conducted by 804 disease test cases. The successful and unsuccessful diagnosis consultation sessions were noted each time. By thirteen iteration tests, it showed that diagnostic accuracy of the system was closed to 92.28%. It proved that the method was a new way to enhance the diagnostic intelligence. The system met basic requirement of users. Suggestion for future improvement is needed to modify the rule promotion theory by minimizing the errors in the estimation of confidence factor and then estimation of the promoted confidence factor of the rule. By constantly maintaining and updating the knowledge base, and enriching the knowledge base, the system can definitely have a wide application in the countrywide.

**Keywords:** diseases; diagnosis; knowledge representation; fuzzy rules; rule promotion; equine