

面向不确定数据的农产品追溯方法*

曹振丽^{1,2} 孙瑞志¹ 李 勳¹

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学烟台研究院, 烟台 264670)

摘要: 针对现有追溯模型无法对可追溯单元的混合过程进行定量表示的缺陷, 将不确定数据引入到追溯系统中, 搭建了不确定数据追溯模型, 提出了一个新的面向不确定数据追溯的查询方法, 利用不确定数据的基本表示和查询方法, 解决了多源追溯问题。基于模型, 实现了追溯模型中的简单查询、节点评价和单节点异常推断功能。并且给出了多节点异常的求解方法。

关键词: 农产品 追溯模型 不确定数据

中图分类号: TP39 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)07-0154-06

Agricultural Products Traceability Method Using Uncertain Data

Cao Zhenli^{1,2} Sun Ruizhi¹ Li Meng¹

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Yantai Academy, China Agricultural University, Yantai 264670, China)

Abstract: For the existing traceability model could not express the mixing process quantitatively, the uncertain data were brought into traceability system and the model based on these uncertain data was built up. A traceability inquiry method using uncertain data was proposed. The multi-source tracing problem was solved by using basic representation and inquiry method of uncertain data. The functions of simple inquiry, node evaluation and single node abnormal deduction were achieved based on the proposed model and the solving method of multi-node abnormal deduction was presented.

Key words: Agricultural products Traceability model Uncertain data

引言

目前,信息化的追溯技术已大量应用于农产品和食品安全上^[1]。追溯系统通过EPC条形码、RFID等技术记录农产品的加工和销售过程,从而达到溯源的目的^[2-3]。相较于以往人工记录的追溯手段,信息化追溯系统具有易于管理、高效等特点,近些年来得到了良好的发展^[4-6]。现有追溯系统对于供应链简单、可追溯单元较为固定的情况可以进行有效追溯,但对于出现原料“混合”过程的供应链,现有追溯系统在可追溯单元经过混合后,无法对其进行一一标识,这会导致追溯信息采集中的“断层”。本文针对这个问题提出一种面向不确定数据的农产品追溯方法。

1 不确定数据追溯模型

一般的农产品加工主要由以下3个过程构成:顺序加工过程、混合过程和分销过程。当前的追溯系统普遍将这3种结构进行综合,使用网状的追溯模型。围绕这种通用模型,Rakesh等^[6]提出了实体流通图的概念,并给出了相应的追溯模型和相关查询以及形式化描述。Dobrova等^[7]在几个通用模型的基础上进行了优化,设计了一个包含OLTP和OLAP方法的追溯系统。

现有追溯模型是建立在可追溯单元不可拆分且可以唯一标记的情况下的,但对于无法精确标记每个可追溯单元的农产品生产加工过程,现有模型是

收稿日期:2012-07-11 修回日期:2012-11-19

*“十二五”国家科技支撑计划资助项目(2012BAK17B09)

作者简介:曹振丽,博士生,讲师,主要从事农业信息化技术研究,E-mail:caozhenli2004@163.com

通讯作者:孙瑞志,教授,博士生导师,主要从事农业信息化技术、计算机支持的协同工作研究,E-mail:sunrz_cn@sina.com.cn

无法表示的。这种情况在粮食作物加工过程、饲料加工中出现最为频繁。针对这类产品的追溯问题中,由于在加工和混合(均匀混合)过程中出现了追溯单元的拆分和重组,在最终向用户提供粮食、饲料生产信息时,现有模型只能提供混合之后的信息,而生产中的关键信息(如农药残留信息,常在入库或加工之前进行统一检测),是无法使用现有追溯系统进行有效追溯的,当出现问题时,也就无法进行推断和责任追究。

不确定数据管理技术是近年来新兴的数据管理技术,该技术使用概率分布作为数据的基本表示手段,其在查询方面采用多项式的渐进时间复杂度的算法^[8],较概率推断和贝叶斯可信网络方法^[9-10]具有效率和管理方式上的优势。其推理能力^[11-12]可以用于解决追溯单元的信息混合问题。本文以饲料加工中的追溯为例,在追溯模型中引入不确定数据以描述追溯中的拆分和组合过程,提出了一个面向不确定数据的追溯查询方法,解决了追溯中可追溯单元混合的问题。

追溯系统的主要功能包括产品流通过程中的信息存储和流通信息的查询,与此对应,追溯模型的研究可以分为数据模型的搭建和追溯查询的设计。

1.1 饲料加工过程的数据混合

通常,饲料从加工到销售需要经历以下环节^[13]:原料接收、粉碎膨化、配料混合、制粒熟化、干燥破碎、计量包装等过程。其中混合过程可能进行多次。

图1展示了一个典型的饲料生产加工过程,并且设定了每个环节之间的供应关系。现有的追溯系统通过包装、分仓等技术,可以很好地解决从收购到加工、从加工到销售的追溯问题,但是由于饲料加工中的均匀混合环节会破坏最小可追溯单元,现有的追溯系统会在这里产生“断层”,所以现有追溯系统只能描述可追溯单元在最后一次混合操作之前的信息。这就需要一种全新的手段对饲料加工信息进行表示。

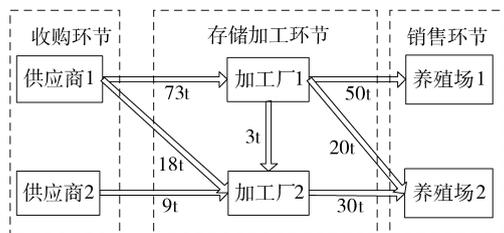


图1 饲料供应链

Fig.1 Feeding supply chain

1.2 追溯模型相关概念

为了方便论述,在此定义农产品追溯系统的相关概念:

定义1:供应链 C 。供应链记录农产品的生产和加工过程,这里使用有向图结构描述实体在其中

的流通关系。图结构以追溯涉及到的农产品加工的所有进行信息记录的环节为点,以其中的流动过程为有向边,形成的有向无环图作为实物流通的网络。

定义2:可追溯单元 M 。可能需要重新获得其历史、应用或位置信息的物理实体。一般选择供应链中最小流动的单位作为可追溯单元,以保证历史信息的完整。

定义3:节点 v 。供应链中进行信息记录的关键环节。它直接表示了可追溯单元流通经过的不同的厂家或环节。节点集包括开始节点集合 S 和终止节点集合 T 。单个节点使用 v_i 表示,单个开始节点或终止节点分别使用 s_i 和 t_i 表示。

定义4:对应关系 R 。可追溯单元的各个节点之间的对应关系信息。这种对应关系可以表示为三元组的形式: $R < v_i, v_j, p >$, v_i 为来源节点, v_j 为去向节点, p 为模型的概率参数。在数据库中,实体对应关系以节点-入边对的形式进行存储,对于供应链 C 中的每个节点,在已知节点的标识的前提下,上述对应关系可以通过建立一个对应关系表 $R < v_{pre}, p >$ 进行存储,其中 v_{pre} 代表入边的来源节点。

1.3 参数的确定

模型的输入参数包括:供应链 C 的节点信息 v 、节点之间的对应关系信息 R 。供应链的节点代表了相关农产品的生产和加工的所有参与者。节点间的对应关系描述了买卖关系。概率参数 p 是模型重要的输入参数,描述了某个节点的特定的可追溯单元 M 来自该节点上不同入边的可能性,在直观意义上,对于来自不同供应商的相同原料, p 是混合的加工过程中不同供应商原料的“配比”。

参数 p 的确定也和混合加工的类型有关。如果是同类可追溯单元混合操作,使用质量作为度量单位,如果是不同类别的可追溯单元混合操作,则需要使用带权重的度量方法,权重代表不同来源对指定环节的重要性,取值需要依赖经验值。节点 k 概率参数的计算方法为

$$p_{ki} = \frac{w_{ki} m_{ki}}{\sum_{j=0}^n w_{kj} m_{kj}} \quad (1)$$

式中 p_{ki} ——节点 k 的第 i 个概率参数

n ——来源数

m_{ki}, m_{kj} ——节点 k 中来源于 i, j 的可追溯单元的总量

w_{ki}, w_{kj} —— m_{ki}, m_{kj} 对应权重,总和为 1

本文中涉及的均匀混合直接使用质量作为度量,所以权重 $w_i = 1/n$ 。

此外,为了保证每个加工环节提供的参数 p 和

本身的利益无关,总是在供应链中采用由买家向来源方向指认的方式。

1.4 模型实例

将以上定义应用到第1节提到的饲料加工模型中,如图2所示,节点1到6为供应链C上的所有节点。节点1、6为饲料加工中的原料来源,节点2、5为饲料加工环节,节点3、4为养殖场,即饲料的买家。边 $e_k(k=1,2,\dots,6)$ 表示饲料的销售方向。节点2购入节点1的原料经过加工后销售给节点3、4养殖场,同时也销售到饲料加工厂节点5。节点5的买家只有养殖场节点4。养殖场节点4,通过节点2、5购得同类产品后混合进行投喂。

对于一部分加工和转销过程,如节点2、3,只存在单一的来源,故只需要标记单一来源的概率为1。对于节点5这种存在多种来源的加工节点,需要分别统计一次混合操作中来自节点1、2、6的原料配比,由于实例中的购入质量分别为18 t、3 t、9 t,故模型中的概率参数 p 分别为0.6、0.1、0.3。节点4从节点2、节点5中分别购入饲料质量为20 t和30 t,那么可确定节点4的概率参数 p 为0.4和0.6。

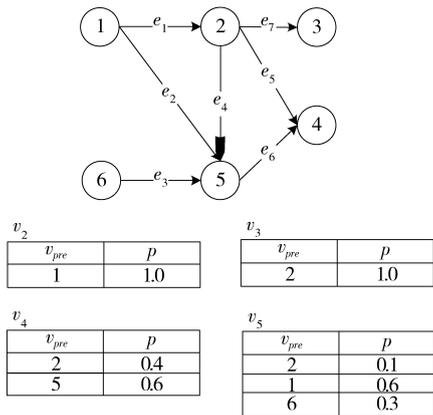


图2 不确定数据追溯模型

Fig. 2 Traceability model based on uncertain data

2 不确定数据追溯查询

不确定数据追溯查询的任务主要是查询农产品的来源和查询整个生产加工过程的历史记录。引入不确定数据后,将完成以下工作:①判断每个节点对指定农产品影响。②同样已知最终产品的优劣,推断指定来源和加工环节出现异常的可能性。

2.1 不确定数据追溯模型遍历算法

追溯系统中,通过对整个模型的遍历可以完成不确定追溯模型的查询,由此可以知道不同来源和不同加工环节、厂商对最终的农产品质量的影响程度。

算法1:不确定数据追溯模型的遍历。

输入: 不确定数据追溯模型 G , 目标点 v' , 当前

概率 p' , 结果集 S_{res}

Query-Prob($G, v', p', S_{res} []$)

(1) 找到 v' 的前驱节点集合 $L []$

(2) if L 为空 return

(3) for L 中的每一个节点 u

(4) $p_u = u$ 作为 v' 的前驱对应的概率 p

(5) $S_{res} [u] + = p'p_u$

(6) Query-Prob($G, u, p'p_u, S_{res}$)

(7) Return

目标点 v' 为数据追溯模型的终止节点 T 之一, 对应了具有相同加工过程的一类农产品。这里引入“当前概率” p 是为了使用递归操作。Query-Prob 过程首先指定概率 $p = 1.0$, 并在遍历整个数据模型 G 的过程中, 将每个节点的概率存储在结果集 S_{res} 中。在通过不同的路径计算同一个节点的概率的“贡献”时分别进行, 之后进行累加。

仍以图2为例说明查询过程。 $e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6, e_7$ 为描述实体组合和拆分事件的随机变量, v_2, v_3, v_4 分别是节点2、3、4的对应关系表; p 是使用上文提到的概率参数; 节点 v 的概率简记为 $P(v)$ 。如果实物 M 过节点3离开生产链, 则模型会退化成为确定数据的追溯模型, 由以上算法, 通过遍历边 e_7, e_1 得到 $P(v_2) = P(v_1) = 1.0$, 此时模型并不能反映额外信息。但如果假设查询的实物 M 过节点4离开生产链, 那么 Query-Prob 方法会以深度优先的方式, 以顺序 $e_5, e_1, e_6, e_4, e_1, e_2, e_3$ 遍历 G , 计算每一个节点的概率。表1展示了 Query-Prob 方法完整计算 M 经过节点4离开生产链的情况。

表1 简单追溯查询计算过程

Tab. 1 Calculating process of simple traceability inquiry

步骤	遍历节点	结果集 S_{res}
1	4	$P(v_1) = 0, P(v_2) = 0, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0, P(v_6) = 0$
		$P(v_1) = 0, P(v_2) = 0.4, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0, P(v_6) = 0$
2	2	$P(v_1) = 0.4, P(v_2) = 0.4, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0, P(v_6) = 0$
		$P(v_1) = 0.4, P(v_2) = 0.4, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0, P(v_6) = 0$
3	1	$P(v_1) = 0.4, P(v_2) = 0.4, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0, P(v_6) = 0$
		$P(v_1) = 0.4, P(v_2) = 0.4, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0.6, P(v_6) = 0$
4	5	$P(v_1) = 0.4, P(v_2) = 0.46, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0.6, P(v_6) = 0$
		$P(v_1) = 0.46, P(v_2) = 0.46, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0.6, P(v_6) = 0$
5	2	$P(v_1) = 0.82, P(v_2) = 0.46, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0.6, P(v_6) = 0$
		$P(v_1) = 0.82, P(v_2) = 0.46, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0.6, P(v_6) = 0$
6	1	$P(v_1) = 0.82, P(v_2) = 0.46, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0.6, P(v_6) = 0$
		$P(v_1) = 0.82, P(v_2) = 0.46, P(v_3) = 0,$ $P(v_4) = 1.0, P(v_5) = 0.6, P(v_6) = 0.18$

可以获得以下结果： $P(v_1) = 0.82$, $P(v_2) = 0.46$, $P(v_3) = 0$, $P(v_4) = 1.0$, $P(v_5) = 0.6$, $P(v_6) = 0.18$ 。由于只有一个终点，所以源头节点的概率和 $P(v_1) + P(v_6) = 1.0$ 。通过这个结果，可以直观地看到追溯系统中每个环节以及每个源头对最终产品的影响。例如，来源 v_i 的质量对农产品 M 的最终品质影响最大，同时中间储存环节节点 2 对于 M 的产品品质很关键。

2.2 单出错节点推断

通过终止节点集合 T 的产品质量情况，推断追溯模型中的异常节点，并讨论这种推断的适用条件。

仍然使用饲料加工的例子，并且使用图 2 中的模型。在这个模型中，根据可追溯单元的流通方向，很容易得到以下结论：如果节点 4 的产品品质出现问题，而节点 3 正常，那么节点 5、6 具有较高的出错概率。以下单出错节点评价就是通过这种思想实现的。

如果通过对经销商节点 3、4 进行抽检，得到两者的产品合格率，便可以通过先前的节点遍历方法 Query-Prob 获得每个环节对最终节点的影响，从而判断出最有可能的单个生产或加工环节。

算法 2：单出错节点推断。

输入：数据模型 G ，终点的错误率集合 $S_{err}[]$ ，引入错误率 e_{in}

输出：节点可能程度的列表 $\langle v, D \rangle$

Vertex-Inference($G, S_{err}[]$)

- (1) $T[] \leftarrow G$ 的终止点集合
- (2) for G 中的每一个点 v
- (3) 新建集合 $S_{tmp}[]$ 存储估计的错误率
- (4) 新建 $S_{ret}[]$ 存放节点 v 对节点 t 的影响
- (5) for 对于终点集 T 每个终止点 t
- (6) Query-Prob($G, t, e_{in}, S_{ret}[]$)
- (7) $S_{tmp}[t] \leftarrow e_{in} * S_{ret}[v]$
- (8) sum = 0
- (9) D 存储 $S_{tmp}[t]/S_{err}[t]$ 的方差
- (10) for t in $T[]$
- (11) $V_{sum} \leftarrow V_{sum} + S_{tmp}[t]/S_{err}[t]$
- (12) $V_{avg} \leftarrow V_{sum}/(\text{size of } S_{err}[])$
- (13) for t in $T[]$
- (14) $D \leftarrow (S_{tmp}[t]/S_{err}[t] - V_{avg})^2$
- (15) $D[v] \leftarrow (1/(\text{size of } S_{err}[])) * D$
- (16) 通过 D 为 $\langle v, D \rangle$ 排序
- (17) Return $\langle v, D \rangle$

在上述方法中 S_{tmp} 为计算得到的所有终止节点错误率， S_{err} 为真实的所有终止节点错误率。通过假设每个节点 v 出错，之后计算终止点的错误率 S_{tmp} 作为参考，最后计算 $S_{tmp}[t]/S_{err}[t]$ 的方差，作为与真

实情况偏差的估计，计算得到的方差较小的节点 v 具有较高的可能性。

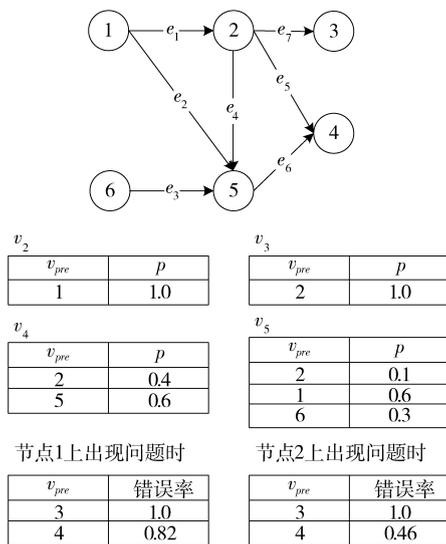


图 3 引入错误

Fig. 3 Error injection

仍然利用 2.1 节的例子作为这一方法的实例。图 3 分别计算了当节点 1、2 出错时，终点节点 3、4 的错误率。这里定义记号 $F_i(v_j)$ 为节点 i 对终止节点 j 的影响，注意到 $F_i(V_j)$ 为算法 1 的计算结果，且意义不同于表 1。设定节点的错误率 e_{in} 均为 1.0。节点 1 出错时，由算法 1 可知 $F_1(v_3) = 1.0$, $F_1(v_4) = e_{in}P(v_1) = 0.82$ ，故 $S_{tmp} = \{1.0, 0.82\}$ ；节点 2 出错时，由表 1 中的计算结果可知 $F_2(v_3) = 1.0$, $F_2(v_4) = e_{in}P(v_2) = 0.46$ ，故 $S_{tmp} = \{1.0, 0.46\}$ 。假设测得节点 3、4 的真实错误率 $S_{err} = \{0.2, 0.164\}$ ，那么节点 1 出错导致 $S_{tmp}[t]/S_{err}[t]$ 的均值 $E = 0.5 \times (1/0.2 + 0.82/0.164) = 5$ ，方差 $D = 0$ ，节点 2 出错导致 $S_{tmp}[t]/S_{err}[t]$ 的均值 $E = 0.5 \times (1/0.2 + 0.46/0.164) = 3.9$ ，方差 $D = 0.5 \times [(5 - 3.9)^2 + (0.46/0.164 - 3.9)^2] = 1.21$ ，节点 1 上的方差 D 小于节点 2 上的方差 D ，可以认为节点 1 更有可能是出错节点。

需要进一步说明以下 2 个问题：①在步骤 (13) 中将影响程度直接赋值给 $S_{ret}[]$ ，是利用了“节点重要程度”和“出错导致的影响大小”之间的线性关系，并且这里为了简化计算，假设错误率 e_{in} 为 1 (即某个节点的产品全部出错)。②以上方法存在一定适用范围。对于问题 1，出错率只会参与一次乘法操作，而最终结果 D 中，错误率 e_{in} 会以系数的形式出现，显然不会影响到最终的排序结果。对于问题 2，存在使以上方法失效的反例。如图 4 所示，将所有边上的概率设定为 0.5，那么对于节点 2 和 3 的计算将变成无差别的，此时上述方法不能确定出错节点。

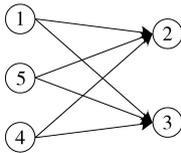


图4 失效情况

Fig. 4 An invalid case

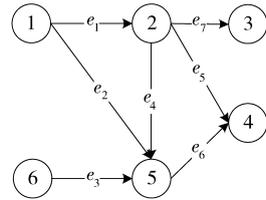
暂时不考虑以上方法的适用范围,进一步考虑:当出现多个问题节点时,推断是否还可以进行,推断是否有条件。

2.3 多出错节点推断

多个错误节点的推断不同于单个错误节点,由于每个节点出错对最终节点的影响不是独立的,如果多个错误节点的错误率不相同,那么特定的组合会“遮盖”最终结果。所以不能直接使用上述评价单点和线性叠加的方法评价多点,但是可以考虑使用2.1节提到的 Query-Prob 方法计算每个节点对于终止点集合 T 影响的比重,但是需要对数据模型 G 做相应的改动,如图5所示。

引入节点错误率的概念:节点错误率代表了节点在供应链中的次品率,是该方法的求解目标。设每个节点的错误率为 $(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$ 。如图5所示,错误率 β_i 将以参数的形式添加到每个节点的入边上,以自环的形式表示每个节点都可能携带一定错误。改写的模型运行 Query-Prob 方法后,将得到每个终止节点的“成分”,即每个节点引入的错误量比重。这里,对于每个终止节点,将所有错误量相加,会形成一个计算得到的错误向量,这个向量和真实值的错误率相差越小,就越有理由相信之前的 $(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$ 估计是正确的,以下给出符号定义。

设数据模型 G 有 m 个节点,源节点 S 和终止节点 T 个数分别为 k 和 l 。设每个节点的错误率为 $B = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$,定义 (e_1, e_2, \dots, e_l) 为 l 个终止



v_1		v_2	
v_{pre}	p	v_{pre}	p
1	β_1	1	$1.0(1-\beta_2)$
v_3		v_4	
v_{pre}	p	v_{pre}	p
2	$1.0(1-\beta_3)$	2	$0.4(1-\beta_4)$
3	β_3	5	$0.6(1-\beta_4)$
v_5		v_6	
v_{pre}	p	v_{pre}	p
2	$0.1(1-\beta_3)$	6	β_6
1	$0.6(1-\beta_3)$	5	β_5
6	$0.3(1-\beta_3)$		
5	β_5		

图5 包含错误参数的不确定数据追溯模型

Fig. 5 Traceability model based on uncertain data with error factors

节点的真实错误率,对于终止节点,定义 $P_i = (p_{i1}(\beta_1), p_{i2}(\beta_2), \dots, p_{im}(\beta_m))$ 为以 B 为参数、终止节点包含的错误成分。多个错误节点的推断问题可以看作找到一组参数 B ,使每个终止节点错误率的计算值和真实值的差别 $\sum_{i=1}^l \left(\sum_{j=1}^m p_{ij}(\beta_j) - e_i \right)^2$ 最小。

3 模型对比

欧盟食品追溯 Trace 项目^[14]下的建模工具 tracecore 和文献[6]中提出的分布式供应链追溯模型是现阶段较为完善的追溯模型,这里将不确定数据追溯模型与这2种模型作对比,对比结果如表2所示。综上所述,不确定数据追溯模型相比于现有模型具有以下的优势:

表2 现有追溯系统对比

Tab. 2 Comparison of current traceability models

对比项	欧盟食品追溯模型 tracecore	分布式 RFID 追溯模型	不确定数据追溯模型
追溯过程中的信息流	路径信息、实体信息	路径信息、实体的结构信息	路径信息、实体的组份
实体在数据库中的表示方式	半结构化文档和数据库	数据库中的一组数据,包括关系信息	数据库中的一组数据,包括概率信息
最小可追溯单元可拆分的追溯	不能表示	如果实体存在混合则不能正确表示	可以完整表示
最小可追溯单元不可拆分的追溯	可完整表示	可完整表示	可部分表示,通过附加描述信息可完整表示
通过追溯得到的信息效率	产品加工路径	产品加工路径	产品加工路径、节点信息
是否可推断异常节点	较高	一般	一般
侧重点	否	否	是
	模型在农产品领域的通用性、全面性和规范性	对产品自身结构的完整描述	对农产品组份的记录和出错预警、推断能力

(1) 现有的追溯系统只能向最终消费者提供可追溯单元不可拆分的农产品信息。不确定数据模型可以提供包括混合过程在内的可追溯单元的完整信息。

(2) 在出现不合格产品的情况下,且当供应链中只有顺序加工和分销环节时,现有追溯模型可以通过所有种类的产品信息对异常环节进行推断。不确定数据模型将这一功能推广到了具有混合过程的供应链中。

4 结束语

针对现有追溯系统不能很好表示带有拆分和组

合环节的复杂的追溯过程这一问题,提出了一个面向不确定数据的追溯模型。利用不确定数据的基本表示和查询方法,完成了追溯模型中的简单查询、节点评价和异常节点推断功能。

对不确定数据追溯模型中多异常节点的推断问题进行了讨论,利用条件概率的基本性质,给出了一个处理单节点出错问题的方法。同时,指出多节点出错本质上是非线性规划问题,给出了问题的形式化描述。

参 考 文 献

- 王立方,陆昌华,谢菊芳,等. 家畜和畜产品可追溯系统研究进展[J]. 农业工程学报,2005,21(7):168~174.
Wang Lifang, Lu Changhua, Xie Jufang, et al. Review of traceability system for domestic animals and livestock products [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2005,21(7):168~174. (in Chinese)
- 张可,柴毅,翁道磊,等. 物流单元质量安全信息追溯预警模型研究[J]. 计算机工程与应用,2010,46(24):201~205.
Zhang Ke, Chai Yi, Weng Daolei, et al. Research of pre-warning model in logistic unit quality safety for information tracing and tracking [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(24):201~205. (in Chinese)
- 李宇雨,但斌,黄波,等. 基于质量追溯的面向订单装配的供应链质量控制机制设计[J]. 计算机集成制造系统,2009,15(12):2405~2411.
Li Yuyu, Dan Bin, Huang Bo, et al. Mechanism design of quality control in assemble-to-order supply chain base on product quality tracing [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems,2009, 15(12):2405~2411. (in Chinese)
- 杨信廷,吴滔,孙传恒,等. 基于 USB Key 的水产品企业监管溯源系统设计与应用[J]. 农业机械学报,2012,43(8):128~133.
Yang Xinting, Wu Tao, Sun Chuanheng, et al. Design and application of aquatic enterprise governance traceability system based on USB Key[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(8):128~133. (in Chinese)
- 赵丽,邢斌,李文勇,等. 基于手机二维条码识别的农产品质量安全追溯系统[J]. 农业机械学报,2012,43(7):124~129.
Zhao Li, Xing Bin, Li Wenyong, et al. Agricultural products quality and safety traceability system based on two-dimension barcode recognition of mobile phones[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(7):124~129. (in Chinese)
- Rakesh Agrawal, Alvin Cheung, Karin Kailing, et al. Towards traceability across sovereign, distributed RFID databases[C]//10th International Database Engineering and Applications Symposium, IDEAS'06, 2006: 174~184.
- Dobrev V, Albutiu M-C. Put all eggs in one basket: an OLTP and OLAP database approach for traceability data[C]//IDAR'10: Proceedings of the Fourth SIGMOD PhD Workshop on Innovative Database Research, 2010: 31~36.
- 周傲英,金澈清,王国仁,等. 不确定性数据管理技术研究综述[J]. 计算机学报,2009,32(1):1~16.
Zhou Aoying, Jin Cheqing, Wang Guoren, et al. A survey on the management of uncertain data [J]. Chinese Journal of Computers, 2009,32(1):1~16. (in Chinese)
- Daisy Zhe Wang, Michael J Franklin, Minos Garofalakis, et al. Hybrid in-database inference for declarative information extraction [C]//Proceedings of the 2011 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, 2011: 517~528.
- Daisy Zhe Wang, Eirinaios Michelakis, Minos Garofalakis, et al. BayesStore: managing large, uncertain data repositories with probabilistic graphical models [C]//Proceedings of the VLDB Endowment, 2008,1: 340~351.
- Dalvi N, Suciu D. The dichotomy of conjunctive queries on probabilistic structures [C]//Proceedings of the Twenty-sixth ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART Symposium on Principles of Database Systems,2007: 293~302.
- Dalvi N, Suciu D. Management of probabilistic data: foundations and challenges [C]//Proceedings of the Twenty-sixth ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART Symposium on Principles of Database Systems, 2007: 1~12.
- 刘超,程国华. 饲料加工过程自动化系统的体系结构研究[J]. 饲料工业,2012,33(7):5~7.
- Kathryn Anne-Marie Donnelly, Kine Mari Karlsen, Petter Olsen, et al. Creating standardised data lists for traceability: a study of honey processing [J]. International Journal of Metadata, Semantics and Ontologies, 2008,3(4): 283~291.