Чувствительность локального апостериорного вывода в алгебраических байесовских сетях для алфавита с двумя элементами[1]

Завалишин А.Д., мл. научн. сотрудник лаборатории ТиМПИ СПИИРАН, студент кафедры информатики СПбГУ, adz@dscs.pro

Аннотация

В статье рассмотренны изменения значений вероятностей во фрагменте знаний после его обучения при поступлении стохостических свидететльств с различными скалярными оценкми. Рассмотренный фрагмент знаний построен над алфавитом с двумя элементами.

Введение

Для решения задач искусственного интеллекта нередко прибегают к использованию логико-вероятностных графических моделей. К ним также относится модель алгебраических байесовских сетей [2]. Алгебраические байесовские сети представляют из себя граф в вершинах которого расположены фрагменты знаний [2, 6]. Модель фрагмента знаний представляет собой идеал конъюнктов с оценками вероятности их истинности, причем оценки могут быть как скалярные, так и интервальные [2, 5]. Одним из важных этапов при работе с данной сетью является обучение фрагмента знаний после поступления новой информации или свидетельства [1, 2]. Важным вопросом при обучении фрагмента знаний является вопрос устойчивости решения, иными словами, как сильно будут отличаться оценки вероятностей конъюнктов в зависимости от изменения свидетельств, полученных фрагментом знаний. Ранее были проведены исследования чувствительности первой задачи локального апостериорного вывода во фрагменте знаний [3, 4]. В этой статье будут продемонстрированы результаты изучения чувствительности второй задачи локального апостериорного вывода.

[1]Работа выполнена в рамках проекта по государственному заданию СПИИРАН № 0073-2019-0003, при финансовой поддержке РФФИ, проект №18-01-00626 – Методы представления, синтеза оценок истинности и машинного обучения в алгебраических байесовских сетях и родственных моделях знаний с неопределенностью: логико-вероятностный подход и системы графов.

Эксперемент

Зададим фрагмент знаний (C, P_C) над алфавитом из 2-х атомов $A = \{x, y\}$. Тогда следующий вектор состоит из скалярных оценок фрагмента знаний:

$$\mathbf{P_C} = \begin{pmatrix} 1 \\ x \\ y \\ xy \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.4 \\ 0.8 \\ 0.3 \end{pmatrix}.$$

Также задано стохастическое свидетельство со скалярными оценками:

$$\begin{pmatrix} x \\ \overline{x} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{pmatrix}.$$

Далее, на вход будут поступать пронумерованные свидетельства вида:

$$\begin{pmatrix} x \\ \overline{x} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 - \text{num} * \text{step} \\ 0 + \text{num} * \text{step} \end{pmatrix},$$

где num – это номер свидетельства, а step – это шаг равный 0.0001. Вектор стационарного свидетельсва обозначим Ev, а вектор его итоговых оценок обозначим как P. Затем был взят набор свидетельств следующим образом:

$$\begin{pmatrix} y & 1 - \text{num} * \text{step} \\ \overline{y} & 0 + \text{num} * \text{step} \end{pmatrix},$$

где num – это номер свидетельства, а step – это шаг равный 0.0001. Вектор i-го свидетельсва обозначим Ev_i, а вектор его итоговых оценок обозначим как P_i.
Далее для каждого свидетельства было посчитано:

$$||P - P_i||, \tag{p}$$

$$||Ev - Ev_i||, \tag{v}$$

$$\frac{||P - P_i||}{||Ev - Ev_i||}, \qquad (d)$$

На рис.1 представленны результаты для евклидовой нормы.

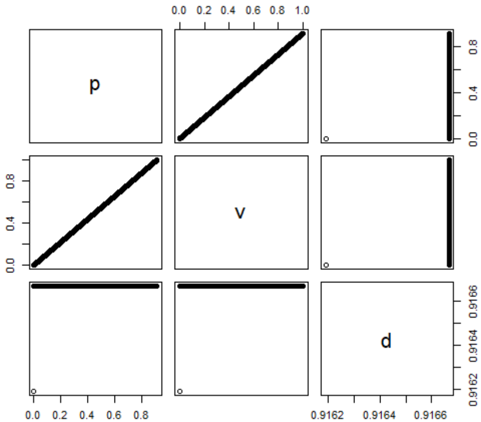

Рис. 1: Зависимости между тремя показателями.

В результате параметр d во всех случаев равен константе, также не сложно заметить, что при росте v, p растёт с той же скоростью.

Заключение

Таким образом, в статье сделан вывод о том, что при росте нормы разницы поступающих на вход свидетельств норма разницы фрагментов знаний после обучения растёт не более чем на такую же величину. Этот результат позволяет предположить, что для фрагментов знаний, построенных на алфавите с любым количеством элементов, результат будет тем же. Это важно, поскольку данные, которые поступают, могут содержать в себе ошибки. Если ошибки незначительны то и результаты работы модели должны не сильно отличается от результатов в случае поступления верных данных.

Литература

[1] Опарин В. В., Фильченков А. А., Сироткин А. В., Тулупьев А. Л. Матроидное представление семейства графов смежности над набором фрагментов знаний //Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2010. № 4 (68). С. 73-76.

[2] Тулупьев А.Л., Николенко С.И., Сироткин А.В. Основы теории байесовских сетей: учебник // СПб.: Изд-во С.-Петерб. ун-та, 2019. 399 с.

[3] Filchenkov A. A., Tulupyev A. L. Coincidence of the sets of minimal and irreducible join graphs over primary structure of algebraic Bayesian networks //Vestnik St. Petersburg University: Mathematics. 2012. T. 45. № 2. P. 106-113.

[4] Zolotin A.A., Malchevskaya E.A., Tulupyev A.L., Sirotkin A.V. An Approach to Sensitivity Analysis of Inference Equations in Algebraic Bayesian Networks // In International Conference on Intelligent Information Technologies for Industry. Springer, 2017. P. 34–42.

[5] Kharitonov N.A., Malchevskaia E.A., Zolotin A.A., Abramov M.V. External consistency maintenance algorithm for chain and stellate structures of algebraic bayesian networks: statistical experiments for running time analysis //International Conference on Intelligent Information Technologies for Industry. Springer, Cham, 2018. P. 23-30.

[6] Kharitonov N. A., Maximov A. G., Tulupyev A. L. Algebraic Bayesian Networks: Naive Frequentist Approach to Local Machine Learning Based on Imperfect Information from Social Media and Expert Estimates //Russian Conference on Artificial Intelligence. Springer, Cham, 2019. P. 234-244.