

С.А. Абдыманапов
С.А. Алтынбек
Н. Ұзаққызы

Казахский университет экономики, финансов и международной торговли,
Нур-Султан, Казахстан
*Евразийский национальный университет им. Л.Н. Гумилева, Нур-Султан, Казахстан
(E-mail: rector@kuef.kz, serik_aa@bk.ru, nura_astana@mail.ru)

Вероятностные графические модели в интеллектуальных системах обучения

Аннотация. В работе проводится обзор исследований по проблеме создания или разработки интеллектуальной системы обучения (ИСО) с применением графической вероятностной модели как основного компонента по части интеллектуального анализа. Интеллектуальная система обучения – это образовательное программное обеспечение, содержащее компонент искусственного интеллекта. Описываются проблемы дистанционного обучения в режиме онлайн. Обсуждается систематизации основы теории образования для разработки эффективных учебных материалов в режиме онлайн. В статье описываются структура вероятностных графических моделей, два семейства (байесовские сети, сети Маркова) графических представлений распределений. Предлагается модель разработки интеллектуальной системы дистанционного обучения в режиме онлайн. Также в работе приведены проблемы, которые могут возникнуть при этом.

Ключевые слова: искусственный интеллект, граф связи, сети Байеса, вывод Байеса.

DOI: <https://doi.org/10.32523/2616-6895-2021-137-4-131-139>

Работа выполнена при поддержке грантового финансирования проектов Министерством образования и науки Республики Казахстан (грант № (ИРН): AP08856687).

Введение

Интеллектуальные системы обучения (ИСО) — это сложные компьютерные программы, которые управляют различными неоднородными видами знаний: от предметной области до педагогических знаний. Следовательно, создание такой системы – непростая задача. Создатели ИСО должны быть хорошо подготовлены, чтобы решать множество проблем, связанных с их процессом создания. Ресурсы необходимые для создания ИСО, поступают из нескольких областей исследований,

включая искусственный интеллект, когнитивные науки, образование, человеко-компьютерное взаимодействие и программное обеспечение. Этот междисциплинарный фундамент делает процесс построения ИСО чрезвычайно сложной задачей, учитывая, что авторы могут иметь очень разные взгляды на целевую систему. Некоторые пропагандируют педагогическую точность, гарантируя, что принятие решений при обучении основано на здравых педагогических принципах, в то время как другие сосредоточены на эффективной диагностике ошибок учащихся с использова-

нием соответствующей структуры знаний и алгоритмов для правильной интерпретации решений учащихся.

Еще в 1999 году специалист-исследователь [1] департамента компьютерных наук Массачусетского университета Том Мюррей в своей работе «Создание интеллектуальных систем обучения: анализ и уровень развития» выделил семь различных классов систем обучения, каждый из которых соответствует разным взглядам создателей ИСО, обусловленных потребностями создателей. Исследование Мюррея ясно показало, что большинство существующих авторских систем было разработано для построения части или целиком определенного класса ИСО. Кроме того, отсутствуют методы и стандартные инструменты, которые могли бы облегчить процесс создания.

Споры о том, улучшает ли обучение использование той или иной технологии передачи образовательной информации продолжают и среди населения, и у специалистов. С одной стороны, давно признано, что специализированные технологии передачи могут обеспечить эффективный и своевременный доступ к учебным материалам; а другие утверждают, что технологии — это просто средства обучения, которые сами по себе не влияют на успеваемость обучающихся. По сведениям из [10,16], метааналитические исследования в области медиа показывают, что обучающиеся получают значительную пользу в обучении от аудиовизуальных или компьютерных носителей, в отличие от обычного обучения; однако те же исследования также предполагают, что причиной этих преимуществ является не средство обучения, а стратегии обучения, встроенные в учебные материалы. Также предполагается, что на обучение больше влияют содержание и учебная стратегия в учебных материалах, чем тип технологии, используемой для преподавания. Чтобы способствовать развитию мышления более высокого порядка онлайн обучение должно создавать сложные виды деятельности. Такие сложности позволяют учащимся связывать новую информацию со старой; получить осмысленные знания; и использовать свои метакогнитивные

способности; следовательно, именно учебная стратегия, а не технология, влияет на качество обучения. С другой стороны, утверждается, что определенные атрибуты компьютера необходимы для того, чтобы дать обучающимся реальные модели и симуляции; таким образом, среда действительно влияет на обучение. Предполагается, что не компьютер сам по себе заставляет студентов учиться, а проектирование реальных моделей и симуляций, а также взаимодействие обучаемых с этими моделями и симуляторами.

Онлайн-обучение позволяет участникам учебного процесса свернуть время и пространство, но учебные материалы должны быть разработаны таким образом, чтобы вовлекать учащегося и способствовать обучению. Метод передачи обеспечивает гибкий доступ из любого места и, как правило, в любое время, но при обучении должны использоваться разумные принципы учебного проектирования. Онлайн-обучение многообещающе, но требует приверженности и ресурсов и должно проводиться правильно. Правильное выполнение означает, что онлайн-учебные материалы должны разрабатываться должным образом, с упором на учащихся и обучение, и что необходимо оказывать адекватную поддержку. Также онлайн-обучение должно иметь высокую достоверность относительно системы идентификации, высокую интерактивность и высокую степень обратной связи.

Для онлайн-обучения использовались разные термины, что затрудняет выработку общего определения. Названия, обычно используемые для онлайн-обучения: электронное обучение, интернет-обучение, распределенное обучение, сетевое обучение, дистанционное обучение, виртуальное обучение, компьютерное обучение. Все эти термины подразумевают, что учащийся или находится на расстоянии от наставника или инструктора, или учащийся использует какую-либо технологию (обычно компьютер) для доступа к учебным материалам. Также учащийся использует технологии для взаимодействия с наставником или инструктором и с другими учащимися, и им предоставляется некоторая форма поддержки.

В литературе есть много определений онлайн-обучения, отражающих разнообразие практик и связанных с ними технологий. Некоторые специалисты определяют онлайн-обучение как учебный материал, который представляется на компьютере, другие определяют онлайн-обучение как новаторский подход к обучению удаленной аудитории с использованием Интернета в качестве среды обучения. Однако онлайн-обучение включает в себя нечто большее, чем просто представление и передачу материалов с использованием Интернета: учащийся и процесс обучения должны быть в центре внимания онлайн-обучения. Исходя из вышесказанных убеждений, собирательное определение онлайн-обучения – это использование Интернета [5-8]:

- для доступа к учебным материалам;
- для создания среды взаимодействия с контентом, преподавателем и другими учащимися;
- для получения поддержки в процессе обучения, чтобы получить знания, сформировать личный смысл и развиваться на основе полученного опыта.

В этой работе будет использоваться более комбинированный термин «дистанционное обучение в режиме онлайн» или просто «онлайн-обучение» вкратце, подразумевая первое.

Хотя по мнениям специалистов [7, 8, 9], создание общей теории онлайн-обучения почти невыполнимая задача, однако мы здесь будем обсуждать и некоторым образом попытаемся систематизировать основы теории образования для разработки эффективных учебных материалов в режиме онлайн. Попутно предлагается модель разработки интеллектуальной системы дистанционного обучения в режиме онлайн, основанная на соответствующей теории образования.

По определению Ассоциации по развитию искусственного интеллекта США (AAAI – Association for the advancement of artificial intelligence) *интеллектуальная система обучения* (ITS – Intelligent Tutoring System) – это «образовательное программное обеспечение, содержащее компонент искусственного интеллекта

(ИИ). «Интеллект» такой системы заключается в представлении педагогического решения в том, как достичь цели, используя информацию об обучающимся. Каждая ИСО как программное обеспечение должна иметь следующие четыре модельных компонента:

- Знание предметной области (предметная модель).
- Знание стратегии обучения (педагогическая модель).
- Знания учащихся (модель учащегося).
- Коммуникационная модель.

Программное обеспечение отслеживает работу студентов, по ходу адаптируя отзывы и подсказки. Собирая информацию об успеваемости конкретного ученика, программа может делать выводы о сильных и слабых сторонах и предлагать доработки». Элемент ИИ является ключевым компонентом индивидуализированных систем обучения. За последние десять лет был разработан ряд различных систем, обеспечивающих интеллектуальное обучение. Однако эти системы развивались очень узко с точки зрения предметной области и образовательных целей.

Вероятностные графические модели. Здесь мы опишем структуру вероятностных графических моделей из работ [1-7], которая обеспечивает механизм использования структуры в сложных дистрибутивах для их компактного описания и таким образом позволяет конструировать и эффективно их использовать. Рассмотрим очень простую постановку диагностики обучения, в которой мы сосредоточены на двух видах успеваемости – хорошая и низкая; они не исключают друг друга, поскольку у обучающихся могут быть хорошая и низкая успеваемость либо даже неуспеваемость. Таким образом, у нас могут быть случайная величина с двумя значениями: хорошая успеваемость и низкая успеваемость. У нас также есть 4-значная случайная величина четверть, которая коррелирует как с хорошей успеваемостью, так и с плохой успеваемостью. У нас также могут быть два признака: *онлайн обучение* и *офлайн обучение*, каждый из которых также принимает двухзначное значение. В целом, наше вероятностное пространство имеет

$2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 4 = 64$ значения (см. таблицу 2), соответствующих возможным значениям пяти переменных [1, 2]. Учитывая распределение успеваемости по этому пространству, мы можем, например, задавать такие вопросы, как, например, *насколько вероятно, что у ученика хорошая успеваемость, учитывая, что это 4 четверть, и что у него онлайн обучение и он офлайн не занимается*; в качестве вероятностного выражения этот запрос будет обозначен

$P(\text{хорошая успеваемость} = \text{да} \mid \text{четверть} = 4, \text{онлайн обучение} = \text{да}, \text{офлайн} = \text{нет})$.

Таблица 2. Множество значений вероятностного пространства

	признаки	значения	всего
1	Х о р о ш а я успеваемость	да, нет	21
2	Слабая успе- ваемость	да, нет	22
3	онлайн	да, нет	23
4	офлайн	да, нет	24
5	четверть	I, II, III, IV	4*24
Итого	5	12	64

Вероятностные графические модели используют графическое представление в качестве основы для компактного кодирования сложного распределения в многомерном пространстве. В этом графическом представлении, показанном на рисунке 1, узлы (или овалы) соответствуют *переменным* в нашей предметной области, *ребра* соответствуют прямым вероятностным взаимодействиям между ними. Например, рисунок 1а (вверху) иллюстрирует одну возможную структуру графа. На этом графе мы видим, что нет прямого взаимодействия между *онлайн обучением* и *четвертью*, но оба напрямую взаимодействуют с *хорошей успеваемостью*.

Существует двойная точка зрения, которую можно использовать для интерпретации структуры этого графа. С одной стороны, граф – это компактное представление набора зависимостей, которые сохраняются в распределении; эти свойства принимают

форму: X не зависит от Y для данного Z (*условная независимость*), обозначается $(X \perp Y \mid Z)$ для некоторых подмножеств переменных X, Y, Z . Например, наше «целевое» распределение P для предыдущего примера – кодирование распределения наших представлений об этой конкретной ситуации – могут удовлетворить условную независимость ($\text{онлайн} \perp \text{четверть} \mid \text{хорошая успеваемость, плохая успеваемость}$).

Это утверждение подтверждает, что

$P(\text{онлайн} \mid \text{хорошая успеваемость, плохая успеваемость, четверть}) = P(\text{онлайн} \mid \text{хорошая успеваемость, плохая успеваемость})$;

То есть, если нас интересует распределение вероятности учащегося с онлайн обучением, и мы знаем его успеваемость, тогда четверть не является информативной. Обратите внимание, что это утверждение не означает, что четверть не зависит от онлайн обучения; просто всю информацию, необходимую о внедрении онлайн обучения, мы получаем от знания успеваемости, независимо от четверти. На рисунке 1а (в центре) показан набор предположений о независимости, связанных с графиком на рисунке 1а (вверху).

Другая перспектива заключается в том [4-6], что граф определяет структуру для компактного представления многомерного распределения: вместо того, чтобы кодировать вероятность каждого возможного присвоения (факторного) всех переменных в нашей области, мы можем «разбить» распределение на более мелкие факторы, каждый из которых имеет гораздо меньшее пространство возможностей. Затем мы можем определить общее совместное распределение как произведение этих факторов. Например, на рисунке 1 (пункт а)-внизу показана факторизация распределения, связанного с графиком на рисунке 1 (вверху). Он утверждает, например, что вероятность события «4-ая четверть, успеваемость плохая, онлайн обучение, офлайн не ведется» может быть получена путем умножения значений пяти переменных:

$P(\text{четверть} = 4)$,

$P(\text{успеваемость плохая} = \text{истина} \mid \text{четверть} = 4)$,

$P(\text{успеваемость хорошая} = \text{ложь} \mid \text{четверть} = 4)$,

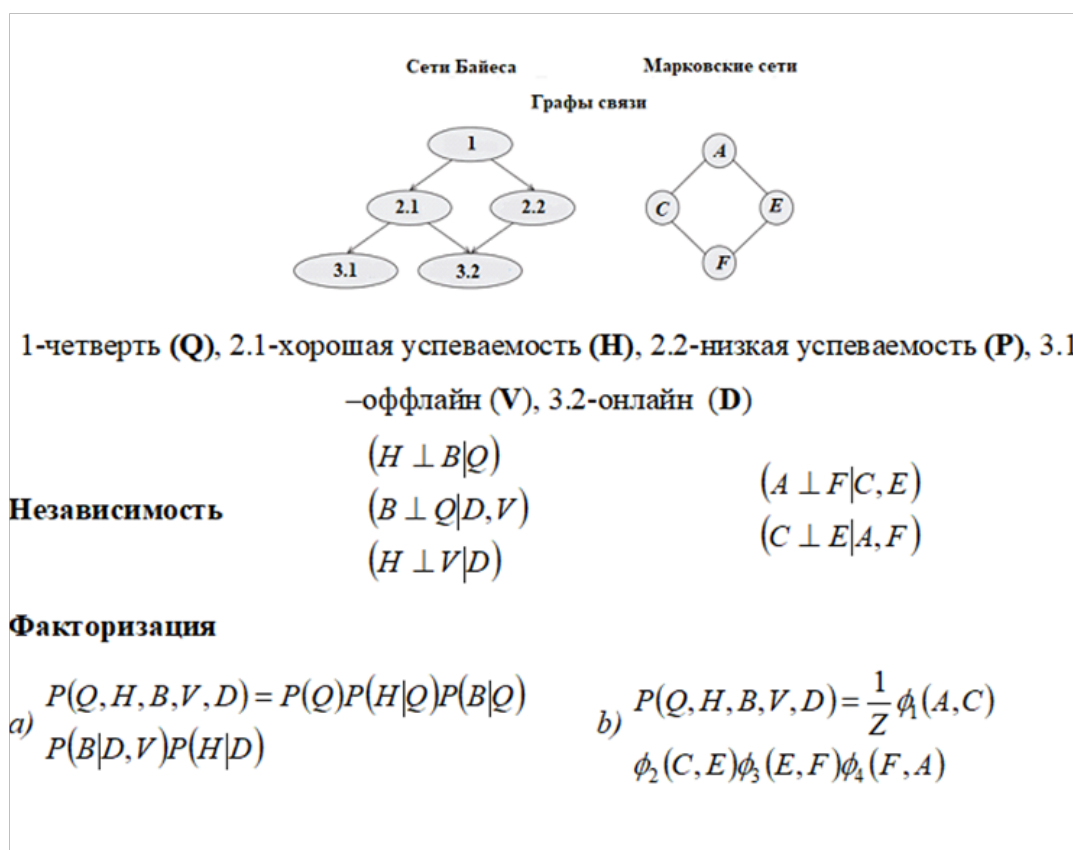


Рисунок 1. Различные точки зрения на вероятностные графические модели: сверху - графическое представление; посередине - зависимости, индуцированные структурой графа; внизу - факторизация, вызванная структурой графа. (а) Образец байесовской сети. (б) Условная марковская сеть.

P (онлайн = истина | плохая успеваемость = истина, хорошая успеваемость = ложь) и

P (офлайн = ложь | онлайн = истина).

Эта параметризация значительно более компактна, нуждается только в $3 + 4 + 4 + 4 + 2 = 17$ требуемых параметров, в отличие от 63-х требуемых для исходного совместного распределения (64-й параметр полностью определяется остальными, так как сумма по всем значениям в совместном распределении должна составлять 1). Структура графа определяет факторизацию связанного с ней распределения P – набора факторов и переменных, которые они охватывают.

Оказывается, что эти две точки зрения: граф как представление взаимосвязей и граф как структура для факторизации распределения – в глубоком смысле эквивалентны. Именно свойства независимости распределения позволяют

компактно представить его в факторизованной форме. И наоборот, конкретная факторизация распределения гарантирует сохранение определенных зависимостей.

Мы описываем два семейства графических представлений распределений [5-9]. Одна из них, называемая байесовскими сетями, использует ориентированный граф (где у ребер есть источник и цель), как показано на рисунке 1 (слева сверху). Вторая, называемая сетями Маркова, использует неориентированный граф, как показано на рисунке 1 (справа сверху). Его также можно рассматривать как определение набора утверждений независимости (рисунок 1 [справа в середине] или как кодирование компактной факторизации распределения (рисунок 1 [справа внизу]). Оба представления обеспечивают двойственность независимости и факторизации, но они раз-

личаются в наборе зависимостей, которые они могут кодировать, и в факторизации распределения, которое они вызывают.

Представление, вывод, обучение

Графический язык использует структуру, которая присутствует во многих дистрибутивах, которые мы хотим кодировать на практике – свойство, что переменные имеют тенденцию напрямую взаимодействовать только с малым избранным количеством других переменных. Распределения, которые демонстрируют этот тип структуры, обычно могут быть закодированы естественно и компактно с использованием графической модели. У такой платформы много преимуществ [11-13].

Во-первых, это часто позволяет легко записать распределение, даже в тех случаях, когда явное представление совместного распределения является астрономически большим. Важно отметить, что тип представления, обеспечиваемый этой структурой, является прозрачным, поскольку эксперт-человек может понять и оценить его семантику и свойства. Это свойство важно для построения моделей, которые точно отражают наше понимание предметной области. Непрозрачные модели легко могут привести к необъяснимым и даже нежелательным ответам.

Во-вторых, как мы показываем, та же самая структура часто позволяет эффективно использовать распределение для вывода ответа на запросы, используя распределение в качестве нашей модели мира. В частности, мы предоставляем алгоритмы для вычисления апостериорной вероятности одних переменных с учетом данных о других. Например, мы можем заметить, что сейчас весна, и у ученика офлайн обучение, и мы хотим знать, насколько вероятно, что у него будет хорошая успеваемость, вопрос этот формально можно записать как

$P(\text{хорошая успеваемость} = \text{правда} \mid \text{четверть} = 4(\text{весна}), \text{офлайн обучение} = \text{правда})$.

Эти алгоритмы вывода работают непосредственно со структурой графа и обычно на порядок быстрее, чем явное манипулирование совместным распределением.

В-третьих, эта структура способствует эффективному построению этих моделей, будь то специалистом-человеком или автоматически, путем изучения данных модели, которая обеспечивает хорошее приближение к нашему прошлому опыту. Например, у нас может быть журнал записей учеников классного руководителя, и мы хотим изучить вероятностную модель, кодирующую распределение, соответствующее нашему совокупному опыту. Вероятностные графические модели поддерживают подход к построению моделей, основанный на данных, который очень эффективен на практике. При таком подходе эксперт-человек дает некоторые приблизительные рекомендации по моделированию данной области [8,9]. Например, человек обычно указывает атрибуты, которые должна содержать модель; чаще всего некоторые из основных зависимостей, которые она должна кодировать, возможно, и другие аспекты. Однако детали обычно заполняются автоматически путем подгонки модели к данным. Модели, созданные с помощью этого процесса, обычно намного лучше отражают предметную область, чем модели, созданные исключительно вручную. Более того, иногда они могут выявить удивительные связи между переменными и предоставить новое понимание предметной области.

Платформы вероятностных графических моделей довольно широки и включают в себя как множество различных типов моделей, так и ряд связанных с ними методов.

Заключение

Три основных компонента – *представление, умозаключение и обучение* – являются критическими компонентами при построении интеллектуальной системы. Нам нужно декларативное представление, которое является разумной кодировкой нашей модели и нужно уметь эффективно использовать это представление, чтобы отвечать на широкий круг интересующих вопросов. Более того, мы должны иметь возможность получить распределение, сочетая экспертные знания и накопленные данные. Вероятностные графические модели

являются одними из группы программных платформ (фреймворков), которые поддерживают все три возможности для широкого круга задач.

Список литературы

1. Collazo R.A., Görgen Ch, Smith J.Q. Chain Event Graphs // Chapman & Hall/CRC Computer Science and Data Analysis Series. USA: Taylor Francis Group, 2018, 254 p.
2. Barclay L.M., Collazo R.A., Smith J.Q. The dynamic chain event graph // Electronic Journal of Statistics. – 2015. – Vol. 9. – P. 2130-2169. doi: 10.1214/15-EJS1068
3. Collazo R.A., Smith J.Q. A New Family of Non-Local Priors for Chain Event Graph Model Selection // Bayesian Analysis. – 2016. – Vol. 4. – P. 1165-1201.
4. Shenvi A., Smith J.Q. A Bayesian Dynamic Graphical Model for Recurrent Events in Public Health [Электрон. ресурс]. – 2018. – URL: <https://arxiv.org/abs/1811.08872> (дата обращения: 20.08.2021).
5. Wilkerson R.L., Smith J.Q. Bayesian Diagnostics for Chain Event Graphs. [Электрон. ресурс]. – 2019. – URL: <https://arxiv.org/abs/1910.04679> (дата обращения 12.06.2021).
6. Magnisalis I., Demetriadis S., Karakostas A. Adaptive and Intelligent Systems for Collaborative Learning Support: A Review of the Field // IEEE Transactions on Learning Technologies. – 2011. – Vol. 1. – P. 5-20.
7. Sales A.C., Pane J.F. The Role of mastery learning in an intelligent tutoring system: Principal Stratification on a latent variable // Annals of Applied Statistics. – 2019. – Vol. 13. – P. 420-443.
8. Jensen F.V. Nielsen Th.D. Bayesian Networks and Decision Graphs. Information Science and Statistics. // Springer Science +Business Media. – 2007.
9. Хлопотов М.В. Применение байесовской сети при построении моделей, обучающихся для оценки уровня сформированности компетенций // Интернет-журнал «Науковедение». – 2014. – № 5(24).
10. Murray W.R. Control for Intelligent Tutoring Systems: A Blackboard-based Dynamic Instructional Planner // Proceedings of the 4th International Conference on Artificial Intelligence and Education. – 1989. – P. 150-168.
11. Thwaites P., Smith J.Q., Cowell R.G. Propagation using Chain Event Graphs. // Proceedings of the Twenty-Fourth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. – 2008. – P. 546-553.
12. Mayo M., Mitrovic A. Optimising ITS Behaviour with Bayesian Networks and Decision Theory // International Journal of Artificial Intelligence in Education. – 2001. – Vol. 12. – P. 124-153.
13. Nwana H.S. Intelligent Tutoring Systems: an overview // Artificial Intelligence Review – 1990. – Vol. 4. – P. 251-277.

С.А. Абдыманапов, С.А. Алтынбек, Н. Ұзаққызы

Қазақ экономика, қаржы және халықаралық сауда университеті, Нұр-Сұлтан, Қазақстан

**Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Нұр-Сұлтан, Қазақстан*

Интеллектуалды оқыту жүйелеріндегі ықтималды графикалық модельдер

Аңдатпа. Жұмыста зияткерлік талдау бөлігіндегі негізгі компонент ретінде графикалық ықтималдық моделін қолдана отырып, зияткерлік оқыту жүйесін (ИСО) құру немесе әзірлеу мәселесі бойынша зерттеулерге шолу жасалады. Интеллектуалды оқыту жүйесі – бұл жасанды интеллект компонентін қамтитын білім беру бағдарламасы. Онлайн режимінде қашықтан оқыту мәселелері сипатталады. Онлайн режимінде тиімді оқу материалдарын әзірлеу үшін білім беру теориясының негіздерін жүйелеу талқыланады. Мақалада ықтималдылық графикалық модельдерінің құрылымы, үлестірудің графикалық көріністерінің екі түрі (Байес желілері, Марков желілері) сипатталған. Онлайн режимінде қашықтан оқытудың зияткерлік жүйесін әзірлеу моделі ұсынылады. Сондай-ақ, жұмыста жасанды жүйені әзірлеу кезінде туындауы мүмкін проблемалар айтылған.

Түйін сөздер: жасанды интеллект, байланыс графигі, Байес желісі, Байес тұжырымы.

S.A. Abdymanapov, S.A. Altynbek, N. Uzakkyzy

Kazakh University of Economics, Finance and International Trade, Nur-Sultan, Kazakhstan

**L.N. Gumilyov Eurasian National University, Nur-Sultan, Kazakhstan*

Probabilistic graphical models in intelligent learning systems

Abstract. The article provides an overview of research on the creation or development of an intelligent learning system (ILS) using a graphical probabilistic model as the main component in terms of intellectual analysis. Intelligent Learning System is educational software that contains an artificial intelligence component. The article describes the problems of online distance learning. It considers the systematization of the foundations of the theory of education for the development of effective educational materials online. The article describes the structure of probabilistic graphical models, two families (Bayesian networks, Markov networks) graphical representations of distributions. The authors propose a model for the development of intelligent online distance learning. The paper also lists the problems that may arise in this case.

Keywords: artificial intelligence, communication graph, Bayesian networks, Bayesian inference.

References

1. Collazo R.A., Gorgen Ch, Smith J.Q. Chain Event Graphs, Chapman & Hall/CRC Computer Science and Data Analysis Series, USA: Taylor Francis Group. 254(2018).
2. Barclay L.M., Collazo R.A., Smith J.Q. The dynamic chain event graph, Electronic Journal of Statistics. 9, 2130-2169 (2015). doi: 10.1214/15-EJS1068
3. Collazo R.A., Smith J.Q. A New Family of Non-Local Priors for Chain Event Graph Model Selection, Bayesian Analysis. 4, 1165-1201(2016).
4. Shenvi A., Smith J.Q. A Bayesian Dynamic Graphical Model for Recurrent Events in Public Health [Electronic resource]. (2018). – URL: <https://arxiv.org/abs/1811.08872> (Accessed: 20.08.2021).
5. Wilkerson R.L., Smith J.Q. Bayesian Diagnostics for Chain Event Graphs. [Electronic resource]. (2019), –URL: <https://arxiv.org/abs/1910.04679> (Accessed: 12.06.2021).
6. Magnisalis I., Demetriadis S., Karakostas A. Adaptive and Intelligent Systems for Collaborative Learning Support: A Review of the Field, IEEE Transactions on Learning Technologies. 4(1), 5-20(2011).
7. Sales A.C., Pane J.F. The Role of mastery learning in an intelligent tutoring system: Principal Stratification on a latent variable, Annals of Applied Statistics. 13, 420-443(2019).
8. Jensen F.V. Nielsen Th.D. Bayesian Networks and Decision Graphs. Information Science and Statistics, Springer Science +Business Media. (2007).
9. Hlopotov M.V. Primenenie bajesovskoj seti pri postroenii modelej obuchajushihsia dlja otsenki urovnja sformirovannosti kompetentsiy [The use of a Bayesian network in the construction of student models to assess the level of competence formation], Internet-zhurnal "Naukovedenie" [Internet-journal «Science»], 5(24), (2014).
10. Murray W.R. Control for Intelligent Tutoring Systems: A Blackboard-based Dynamic Instructional Planner, Proceedings of the 4th International Conference on Artificial Intelligence and Education. 150-168 (1989).
11. Thwaites P., Smith J.Q., Cowell R.G. Propagation using Chain Event Graphs, Proceedings of the Twenty-Fourth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. 546-553(2008).
12. Mayo M., Mitrovic A. Optimising ITS Behaviour with Bayesian Networks and Decision Theory, International Journal of Artificial Intelligence in Education. 12, 124-153(2001).
13. Nwana H.S. Intelligent Tutoring Systems: an overview, Artificial Intelligence Review. 4, 251-277(1990).

Сведения об авторах:

Абдыманапov С.А. – автор для корреспонденции, доктор педагогических наук, ректор Казахского университета экономики, финансов и международной торговли, ул. А. Жубанова, 7, Нур-Султан, Казахстан.

Алтынбек С.А. – PhD, начальник отдела технического обслуживания и ремонта Казахского университета экономики, финансов и международной торговли, ул. А. Жубанова, 7, Нур-Султан, Казахстан.

Ұзаққызы Н. – PhD, старший преподаватель кафедры компьютерной и программной инженерии Евразийского национального университета им. Л.Н. Гумилева, ул. А. Пушкина, 11, Нур-Султан, Казахстан.

Abdymanapov S.A. – **Corresponding author**, Doctor of Pedagogical Sciences, Rector of the Kazakh University of Economics, Finance and International Trade, str. Zhubanov, 7, Nur-Sultan, Kazakhstan.

Altynbek S.A. – Ph.D., Head of Maintenance and Repair Department, Kazakh University of Economics, Finance and International Trade, str. Zhubanov, 7, Nur-Sultan, Kazakhstan.

Uzakkyzy N. – Ph.D., Senior Lecturer, Department of Computer and Software Engineering, L.N. Gumilyov Eurasian National University, str. Pushkin, 11, Nur-Sultan, Kazakhstan.