

O. Oletsky

USE OF MARKOV DECISION MAKING PROCESSES FOR SELECTION OF EDUCATIONAL MATERIALS IN SYSTEMS OF BLENDED LEARNING

Problem of optimizing hyperlinks on the web-portal on the base of analyzing and modeling behavior of users is discussed. An approach to optimizing navigation graph based on reinforcement learning and Markov decision making process is suggested. Possible use of this approach for e-learning systems is regarded.

Keywords: navigation graph, reinforcement learning, Markov decision making process, e-learning.

Матеріал надійшов 10.06.2013

УДК 004.4'2

Конюшенко О. В.

МЕТОДИ ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ В СИСТЕМАХ ЕЛЕКТРОННОГО НАВЧАННЯ АГЕНТНОГО ТИПУ

У статті проаналізовано методи персоналізації та уточнено їх використання в системах електронного навчання агентного типу. Запропоновано систему класифікації методів персоналізації.

Ключові слова: агент, автоматична персоналізація, електронне навчання, персоналізація.

Вступ

Сьогодні на фоні бурхливого розвитку інформаційних та телекомунікаційних технологій, розвитку мережі Інтернет, виникає необхідність в обробці великих обсягів інформації, що призводить до розвитку нових технологій і систем пошуку інформації. З кожним днем зростає актуальність проблеми випередження запиту користувача шляхом надання йому пропозиції потенційно цікавої інформації. Цю проблему вирішують системи персоналізації без явного запиту з боку користувача. Класифікацію методів персоналізації в системах електронного навчання агентного типу було проведено на основі робіт таких вчених, як: М. П. Горностаї, А. М. Глибовець, І. А. Кудінов, В. Л. Плєскач, А. В. Харитоненков та інші. Так, М. П. Горностаї [2; 3] проведено розробку алгоритмів та методів персона-

лізації для систем електронного навчання. В. Л. Плєскач [7] дослідила онтологічний підхід до подання знань в мультиагентних системах дистанційної освіти. А. М. Глибовець [4] розглянув агенти для рекомендацій у колаборативних середовищах.

Метою статті є дослідження методів персоналізації для систем електронного навчання агентного типу та розробки системи класифікації методів у них.

Класифікація методів персоналізації. На думку багатьох [1; 3; 7], програмні агенти сьогодні проникають в усі сфери застосування електронного навчання і саме вони є тим фактором, який сприяє якіснішій та інтелектуальнішій взаємодії між користувачем та інформаційно-електронним середовищем.

Для ефективної взаємодії між користувачем системи електронного навчання та власне систе-

мою електронного навчання останній вкрай необхідно якнайкраще знати уподобання та особливості користувача. І саме з цим пов'язано поняття «персоналізація». Персоналізація дозволяє робити інтерфейси систем зручнішими для користувача, і допомагає йому у виборі найбільш відповідних курсів.

Варто наголосити, що аналіз джерел [2; 3; 10] дозволяє побудувати схему видів методів персоналізації в системах електронного навчання, представлену на рисунку 1.

Результати досліджень М. П. Горностаї [2] свідчать, що автоматична персоналізація на основі використання сукупності правил особлива тим, що правила прийняття рішень закладаються при розробці, а інформація про користувача, яка використовується при виконанні правил, містить загальні характеристики користувача (сфера діяльності, демографічна інформація, посада, інтереси тощо). Правила системи виконуються у разі виконання закладених в них умов. Характеристики користувача можна отримати тільки за прямої взаємодії з ним (наприклад, при заповненні анкети реєстрації в системі електронного навчання) [2].

Автоматична персоналізація з сумісною фільтрацією базується «на аналізі поведінки користувача». Характеристики користувача порівнюється з характеристиками інших користувачів системи, а визнані уподобання останніх використовуються для прогнозування уподобань нового користувача [4].



Рис. 1. Методи персоналізації в системах електронного навчання

Автоматична персоналізація з фільтруванням змісту побудована на тому, що користувачу рекомендуються елементи, подібні до тих, до яких користувач уже виявив інтерес [3].

У системах персоналізації з сумісним фільтруванням для визначення сусідства використовується підхід, що має назву k-Найближчих-Сусідів

(k-Nearest-Neighbor, kNN). Профіль користувача порівнюється з профілями інших користувачів для знаходження k користувачів, які мають подібні смаки або інтереси (ці користувачі в рамках даного підходу називаються найближчими сусідами, де k є натуральним числом) [4].

Системи сумісного фільтрування мають обмеження в застосуванні через малу масштабованість. Для уникнення цих обмежень у [11] запропоновано методи оптимізації обробки даних (зменшення розмірності, індексування схожих об'єктів, накладання обмежень на операції, що можуть виконуватися в реальному часі та розбиття запитів користувачів на кластери в режимі попередньої обробки даних).

У методі персоналізації, заснованій на аналізі статистичної інформації, як правило, за даними журналу сервера підраховуються найпопулярніша сторінка, найбільша кількість відвідувачів протягом дня, тижня, місяця. Можна застосовувати статистичний аналіз до вже очищеного і розбитого на транзакції журналу. У цьому випадку функціональна корисність персоналізації різко зростає, з'являється можливість підраховувати статистичні дані для тривалості перебування на різних сторінках або довжини транзакцій [10].

Слід відмітити, що збір статистики не дає необхідної для персоналізації глибини, але будь-яка система прийняття рішень надає користувачеві такого роду інформацію, як потенційно цікаву і корисну. В якості зручного інтерфейса аналізу одержуваних даних часто використовується OLAP [12].

Для того, щоб персоналізація працювала, необхідні методи збору і оцінки статистичної інформації про уподобання користувачів.

Особливістю персоналізації з пошуком асоціативних схем із залученням експерта є те, «що аналітик може застосувати один з методів вилучення знань зі схеми доступу: аналіз шляху, знаходження асоціативних правил і послідовностей зразків, кластеризація або класифікація» [10]. Для аналізу шляху можна використовувати різні типи графів. Найпоширенішим є побудова графа, який відповідає фізичній структурі сервера електронного навчання, при цьому сторінки є вузлами, а посилання між ними – спрямованими гілками. Велика частина досліджень, присвячених знаходженню частих шляхів або послідовностей посилок, проведена для графів, які відображають фізичну структуру сервера електронного навчання. За допомогою цієї методики можна визначити найбільш відвідувані шляхи в мережі. Основною областю застосування для кластер-

аналізу є персоналізація наповнення сторінок. Користувач розподіляється в одну з категорій, після чого відповідним чином змінюється виведена для даного користувача інформація [10].

Ми пропонуємо, окрім розглянутих вище методів персоналізації, використовувати для систем електронного навчання агентного типу персоналізацію, що ґрунтується на діагностичному тестуванні користувачів, яке можна здійснити, наприклад, за допомогою системи автоматизованої генерації тестових завдань і модуля автоматизованої побудови персоналізованого навчального курсу в середовищі LMS Moodle.

Результати досліджень А. В. Харитоненкова [8] свідчать, що, окрім вищенаведених методів персоналізації, існують три великі групи методів, що дозволяють оцінити уподобання користувачів, а саме [8]:

- колаборативна фільтрація;
- евристичне моделювання;
- поведінковий таргетинг.

Колаборативна фільтрація дає автоматичні прогнози (фільтрацію) щодо інтересів користувача по зібраній інформації про уподобання безлічі користувачів.

Метод евристичного моделювання полягає в тому, що створюється математична модель складної системи на підставі гіпотези про її структуру та функції. Така модель фактично є способом пов'язати в єдину систему безліч кількісної та якісної інформації. При цьому якісну інформацію також необхідно представити у вигляді кількісних оцінок.

Евристична модель у першу чергу дозволяє шляхом порівняння поведінки моделі і модельованого об'єкта в різних умовах перевірити несуперечність закладених у модель гіпотез і, за необхідності, їх скорегувати.

Евристичне моделювання подібне колаборативній фільтрації, але якщо прогноз в колаборативній фільтрації спирається виключно на факти, то в евристичному моделюванні на перший план виходить побудова заздалегідь обумовленої математичної моделі, а реально одержувані результати порівнюються з тими, що отримані методом математичного моделювання.

Евристичне моделювання добре працює там, де колаборативна фільтрація має велику похибку на невеликій вибірці об'єктів.

Поведінковий таргетинг, по суті, є технологією моніторингу за діями і уподобаннями користувача, що дозволяє визначити інтерес користувача до тієї чи іншої інформації. Моніторинг, як правило, відбувається без участі користувача. Останній навіть не знає, що про його інформаційні потреби і уподобання збирається певна інформація. За підсум-

ками аналізу формується профіль користувача, на підставі якого йому видається персоналізована інформація, відповідно до його інтересів і потреб.

На нашу думку, серед описаних вище методів персоналізації найбільш перспективним є колаборативна фільтрація.

У праці А. М. Глибовця [1] зазначено, що «система із колаборативним фільтруванням нездатна ефективно генерувати рекомендації, якщо достатня кількість користувачів не вкажуть своїх інтересів у профілі. Інший важливий момент, який треба врахувати при проектуванні таких систем – це можливість масштабованості. Для генерування корисних рекомендацій у системі повинно бути багато користувачів, а їхні профілі повинні містити якнайбільше рейтингів понять, але з ростом системи зростає й час реакції системи на запит. Крім того, слід забезпечити механізми захисту приватності користувачів. Це складна задача, оскільки чим менше даних про користувача доступно, тим менш корисні рекомендації генерує система».

Гібридні системи, зазвичай, комбінують фільтрування за вмістом та колаборативне фільтрування. Слід відмітити, що поєднання цих двох підходів може дати позитивний результат. Недоліком систем із фільтруванням за вмістом є їхній ретроспективний характер – нездатність порекомендувати нові предмети. Колаборативне фільтрування цю проблему вирішує – рекомендації, згенеровані на основі профілів інших користувачів, не обов'язково схожі на поняття, присутні у профілі активного користувача.

Система з колаборативним фільтруванням не дає корисних рекомендацій користувачам, у яких нетипові, оригінальні смаки, оскільки бракує схожих користувачів для генерування рекомендацій. У таких випадках ефективніша фільтрація за вмістом. Крім того, фільтрація за вмістом допомагає вирішити проблему «холодного початку» – доки не буде достатньої кількості користувачів, застосовується фільтрування за вмістом, коли ж критичної маси користувачів досягнуто, у системі починають працювати і методи колаборативного фільтрування.

У гібридній системі інформація про зацікавленість користувачів представлена в профілі так: як набір атрибутів певного предмета і як його оцінка користувачем, що є одночасно і перевагою, і недоліком системи. Перевага полягає в тому, що більша інформованість дає можливість використовувати ефективніші алгоритми фільтрування та генерувати корисніші рекомендації. Недолік – користувачам потрібно ввести більше інформації, що, як ми вже знаємо, вони роблять неохоче.



Рис. 2. Методи персоналізації в системах електронного навчання

У дослідженнях В. А. Макарь [6] на основі ідеї використання наближених найближчих сусідів для прискорення кластеризації розроблено метод колаборативної фільтрації LSHClust, який

складається з двох етапів: створення моделі (виконується у фоновому режимі) і формування списку рекомендацій або прогнозування оцінок (виконується в режимі реального часу).

З урахуванням вищевикладеного, ми пропонуємо наступну схему класифікації методів персоналізації в системах електронного навчання агентного типу (рис. 2).

Висновки

У роботі приведено огляд методів персоналізації систем електронного навчання. Запропоновано систему класифікації методів персоналізації в системах електронного навчання агентного типу, в якій особливе місце займає: евристичне моделювання, поведінковий таргетинг та діагностичне тестування користувачів. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на реалізацію гібридного підходу для систем електронного навчання агентного типу, базованій на колаборативній фільтрації.

Список літератури

1. Глибовець А. М. Агенти для рекомендацій у колаборативних середовищах / А. М. Глибовець // Наукові праці МДУ ім. Петра Могили. Комп'ютерні технології. – Вип. 121. – Т. 134. – 2010. – С. 142–151.
2. Горностай М. П. К организации среды персонализации в системах электронного обучения / М. П. Горностай, В. В. Бублик // Problems of Education in the 21st Century. Current research on ICT and science education. – 2008. – № 3. – Р. 87–92.
3. Горностай М. П. Розробка алгоритмів та методів персоналізації для систем електронного навчання : автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. фіз.-мат. наук : спец. 01.05.03 «Математичне та програмне забезпечення обчислювальних машин і систем» / Марія Павлівна Горностай. – Київ, 2008. – 16 с.
4. Горностай М. П. Алгоритми і методи надання рекомендацій та їх оптимізація / М. П. Горностай // Проблеми програмування. – 2007. – № 4. – С. 69–76.
5. Кудинов И. А. Система мониторинга дистанционного обучения / И. А. Кудинов [Электронный ресурс] // Молодежь и наука: сборник материалов VIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых / ред. О. А. Краев – Красноярск : Сиб. федер. ун-т., 2012. – Режим доступа: <http://conf.sfu-kras.ru/sites/mn2012/thesis/s012/s012-136.pdf>. – Назва з екрана.
6. Макарь В. А. Метод колаборативной фильтрации для масштабируемых рекомендательных систем [Электронный ресурс] / В. А. Макарь // Современные научные исследования и инновации. – 2012. – Режим доступа: <http://web.snauka.ru/issues/2012/06/14316>. – Назва з екрана.
7. Плескач В. Л. Онтологичный подход до подання знань в мультиагентних системах дистанційної освіти / В. Л. Плескач, Ю. В. Рогушина // Комп'ютерні засоби, мережі та системи. – 2006. – № 5. – С. 117–124.
8. Харитonenков А. В. Семантические модели персонализации поиска в документальных массивах сети Интернет [Электронный ресурс] / А. В. Харитonenков // Информатика, вычислительная техника и управление. – 2009. – №9. – Режим доступа: <http://jurnal.org/articles/2009/inf33.html>. – Назва з екрана.
9. Шермер Б. Программные агенты, наблюдение и право на неприкосновенность частной жизни: законодательная база для наблюдения с помощью агентов / Б. Шермер. – Leiden : Leiden University Press. – 2007. – Р. 140.
10. Щербина А. А. Основы извлечения знаний из Internet [Электронный ресурс] / А. А. Щербина. – Режим доступа: <http://www.osp.ru/os/2003/04/182915/>. – Назва з екрана.
11. Data mining for Web personalization. The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization / В. Mobasher, P. Brusilovsky, A. Kobsa, W. Nejdl // Lecture Notes in Computer Science. – Berlin-Heidelberg New York : Springer-Verlag, 2006. – Р. 90–135.
12. Osmar R. Zaiane, Man Xin, Jiawei Han. Discovering Web Access Patterns and Trends by Applying OLAP and Data Mining Technology on Web Logs. – Advances in Digital Libraries, 1998. – 120 p.

O. Konyushenko

METHODS OF PERSONALIZATION IN AGENT-BASED E-LEARNING SYSTEMS

In this article analyzes methods of personalization and specifies their use in agent-based e-learning systems. The system of classification methods personalization.

Keywords: agent, an automatic personalization, e-learning, personalization.

Матеріал надійшов 08.07.2013