

ПРО МЕТОДИКИ ІНФОРМАЦІЙНОГО КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСОМ E-LEARNING НА ОСНОВІ МОДЕЛЕЙ ПОСЛІДОВНОГО ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Обговорюються математичні моделі, які можна буде використати в системах e-learning для автоматичного добору найефективніших навчальних матеріалів. Основну увагу приділено методам добору навчальних матеріалів на основі марковських процесів прийняття рішень – як у просторі основних станів, так і в просторі пов'язаних з ними гіперстанів. Пропонуються інтегральні моделі, які дозволяють враховувати часовий фактор.

Ключові слова: e-learning, навчання з підкріпленням, марковські процеси прийняття рішень, інтегральні моделі.

Вступ

Низка теоретичних і прикладних задач можна охарактеризувати в термінах послідовної зміни станів, причому в кожному стані необхідно прийняти рішення щодо переходу до наступного стану з огляду на досягнення певної мети.

Формально, нехай S – певна множина основних станів. Крім основних станів, уведемо деяку множину неявних станів (гіперстанів) Q . Позначимо через $W(S)$ множину гіперстанів, асоційованих із станом S . Нехай $A(S_k)$ – множина дій, можливих у стані S_k . У результаті дії $A_{jk} \in A(S_k)$ відбудеться перехід до деякого стану S_l з імовірністю $p(S_k, A_{jk}, S_l)$. Таким чином, стан S_l безпосередньо досяжний зі стану S_k , якщо існує дія A_{jk} така, що $p(S_k, A_{jk}, S_l) > 0$.

Переходи між станами можуть характеризуватися вагами. Позначимо через c_{ik} вагу переходу між станом S_i та станом S_k . Змістовно ці ваги можуть мати різні значення: вартість переходу, довжина з'єднувальної дуги тощо.

Позначимо через $G(s)$ множину станів, безпосередньо досяжних зі стану $s \in S$. Таким чином, конкретну траєкторію, або послідовність переходів, можна охарактеризувати як послідовність S_0, S_1, \dots така, що $S_{i+1} \in G(S_i)$. Аналогічно можна розглядати траєкторії гіперстанів.

Прийняття рішення в кожному стані мусить здійснюватися на основі аналізу наявної інформації, яка накопичується в процесі розв'язання задачі. Але інформація може також надаватися ззовні. В останньому випадку говоритимемо про проблему інформаційного керування, яке можна розглядати як деякий різновид підтримки прийняття рішень.

Залежно від постановки задачі та наявної інформації розглядатимемо різні методики розв'язання

задачі послідовного прийняття рішень. У найпростішому випадку, якщо відомі початковий та кінцевий стани, а також вартість переходів, розв'язок задачі зводиться до пошуку найкоротшого шляху на графі [3; 4; 8 та ін.]; цю задачу можливо вирішити, зокрема, за допомогою алгоритму Дейкстри. Якщо, крім того, для кожної вершини можна навести оцінки довжини шляху до цільової вершини (тобто може бути задана евристична функція), замість алгоритму Дейкстри варто застосовувати ефективніший алгоритм A^* (Харта, Нільсона і Рафаеля) [4; 8]; алгоритм Дейкстри можна розглядати як частковий випадок A^* , якщо евристична функція тотожно дорівнює 0.

Але в інших випадках ситуація стає менш однозначною. Наприклад, потрібно знайти послідовність переходів не до конкретної цільової вершини, а до цільової вершини з певними характеристиками; заздалегідь невідомі вартості переходів, або відома лише їхня частина тощо. У подібних випадках доцільно застосовувати методики навчання з підкріпленням на основі накопичення досвіду в результаті ряду проб та помилок [8]. Аналогічно ставиться задача навчання системи інформаційного керування на основі аналізу поведінки та досвіду багатьох агентів.

У працях [5; 6] розглядається можливість застосування описаного вище підходу в системах електронного навчання. Для сучасної освіти, зокрема в галузі ІТ-технологій, очевидно є необхідність відходу від жорстких схем організації уроків та переходу до індивідуалізованого навчання на основі колаборативного електронного навчання та blended learning. Основна суть відповідних технологій полягає у такому [2]:

– гнучкі моделі вибору навчальних матеріалів;

- поєднання електронного навчання з активною співпрацею між учителем та учнем;
- забезпечення широких можливостей для індивідуалізації та персоналізації навчання;
- поєднання індивідуального та групового навчання з практичною роботою.

Найпоширенішою платформою для організації електронного навчання сьогодні є система Moodle; на її основі на факультеті інформатики НаУКМА організовано сервер електронної освіти <http://distedu.ukma.kiev.ua> [1; 9 та ін.].

Постає питання про впровадження в системах електронного навчання експертно-консультативних рис. Йдеться про те, щоб кожний студент міг отримати індивідуальні рекомендації щодо навчальних матеріалів на основі аналізу його поточних успіхів.

Міркування, наведені в [5; 6], мають досить загальний та інтуїтивний характер і вимагають подальшого розвитку; цьому і присвячена дана робота.

Основний зміст роботи

Основні стани пов'язуватимемо з окремими навчальними матеріалами. Очевидною метою відвідувача навчального порталу (так само, як і системи підтримки прийняття рішень) є підвищення рівня знань як з усього курсу, так і з окремих тем; цей рівень можна виміряти за допомогою відповідних тестів.

Як основний тип можливих дій, які можна здійснювати в кожному стані, ми розглядаємо переходи за гіпертекстовими посиланнями. В контексті blended learning це можуть бути переходи до споріднених навчальних ресурсів, виконання завдань, тестів для самоперевірки тощо.

Гіперстани вводяться по-різному. Зокрема, як гіперстани можна розглядати різні рівні засвоєння матеріалу, а також індивідуальні психологічні характеристики тощо (хоча питання про зв'язок цих гіперстанів з основними станами є дуже неоднозначним).

Одна з найвідоміших на сьогодні методик машинного навчання з підкріпленням пов'язана з застосуванням марковських процесів прийняття рішень [8], які характеризуються такими компонентами:

- множини станів та можливих дій у кожному стані;
- початковий стан s_0 ;
- модель переходу $T(s, a, s')$; це ймовірність того, що перебуваючи в стані s та здійснивши дію a , агент перейде до стану s' ; такі переходи є марковськими, оскільки ці ймовірності

залежать тільки від поточного стану, а не від історії перебування в попередніх станах;

- функція винагороди $R(s)$.

Для системи blended learning початковий основний стан частіше відповідатиме основній сторінці навчального порталу, з якої ведуть посилання на різні навчальні матеріали та види діяльності. Початкові гіперстани можуть бути різними, але існує можливість їхнього оцінювання.

Переходи за посиланнями між основними станами слід вважати детермінованими (тобто для будь-яких s, a, s' $T(s, a, s')=1$, якщо посилання a веде від стану s до стану s' , та 0 в протилежному випадку). Але, якщо ми розглядаємо переходи між гіперстанами, слід залучати до розгляду саме ймовірнісну модель переходів. Тобто, оскільки події, пов'язані з переходами між гіперстанами, не мають чіткого імовірнісного характеру, краще говорити не про імовірності, а про можливості, розрахунки коефіцієнтів упевненості тощо.

Функції винагороди $R(s)$ природно пов'язати з підвищенням рівня знань унаслідок перебування в стані s . У результаті переходів між станами сумарний виграш накопичується, хоч накопичення і не є аддитивним.

Отже, навчання з підкріпленням на основі накопичення досвіду має бути визначено, яку дію слід здійснювати в кожному досяжному стані. Точніше, метою навчання з підкріпленням у рамках марковських моделей прийняття рішень є побудова функцій корисності станів, мір корисності пар «стан-дія», а також побудова моделі оточуючого середовища. Дослідження може здійснюватися як шляхом аналізу поведінки відвідувачів реального навчального порталу, так і шляхом імітаційного моделювання на основі деякого породжуючого процесу. В обох випадках йтиметься про аналіз деяких рекурентних співвідношень, які дозволяють будувати оцінку корисності поточного стану на основі негайного виграшу від здійснення певної дії та оцінок корисності його наступників (рівнянь Белмана). Ці співвідношення в загальному вигляді описано в [8], але застосування їх до конкретних задач вимагає окремого дослідження.

Що стосується системи підтримки прийняття рішень, то її навчання повинно здійснюватися на основі аналізу досвіду достатньої кількості відвідувачів. Можна запропонувати таку схему навчання:

- 1) отримання оптимальних стратегій на основі аналізу реальної поведінки відвідувачів або імітаційного моделювання;
- 2) кластеризація, тобто розділення профілів відвідувачів та/або оптимальних стратегій для кожного з них на групи;

3) віднесення нового відвідувача до тієї чи іншої групи та надання йому рекомендацій, характерних цієї групи.

Замість розбиття на групи система підтримки прийняття рішень може діяти на основі аналогії, побудови дерев прийняття рішень тощо.

У задачі e-learning основні рекомендації відвідувачам порталу, швидше за все, надаватимуться у вигляді гіпертекстових посилань, що ведуть до найбільш корисних ресурсів або видів діяльності. Ці посилання по суті є керуючими впливами. Але, на відміну від традиційного керування, ці впливи не є обов'язковими, і тому керування не є детермінованим.

З другого боку, система підтримки прийняття рішень може ранжувати рекомендовані дії за ступенем релевантності та доцільності. Закономірно ставити питання про побудову чисельних оцінок; такі оцінки можуть мати нечіткий характер.

У моделях, пов'язаних з e-learning, природним чином виникають ресурсні обмеження, наприклад: кількість часу, який витрачається на досягнення мети; кількість переходів, які мусять бути здійснені для досягнення мети, тощо. Знов-таки, до математичного опису таких обмежень можливе залучення теорії нечітких множин. Зокрема, видається доцільною побудова нечітких мір, пов'язаних з досягненням потрібного рівня знань, наближенням часу здачі іспиту або ж накопиченням втоми.

При цьому необхідно враховувати, що в системах e-learning перебування в тому чи іншому стані займає певний час; змістовно це саме той час, який витрачається на засвоєння матеріалу. Для такого врахування часового фактора доцільна побудова інтегральних моделей, які описують накопичення виграшу в процесі вивчення окремих матеріалів (перебування в певному стані), а також переходів між ними. Відтак, пропонувано такі формалізації.

Спочатку розглянемо дискретний випадок, коли часовий фактор не враховується. Позначимо через $c(s)$ міру корисності стану $s \in S$. У найпростішому випадку сумарний виграш Z , який може бути отримано в результаті відвідування деякої послідовності станів, можна обчислювати як суму виграшів, отриманих у відвіданих станах:

$$Z(s_1, \dots, s_n) = \sum_{i=1}^n c(s_i).$$

Природним чином ставиться задача максимізації $Z(s_1, \dots, s_n)$. Але при цьому необхідно враховувати ресурсні обмеження, наприклад – кількість переходів має бути обмеженою. Тоді виникає

оптимізаційна задача: знайти послідовність станів s_1, \dots, s_n таку, що

$$Z(s_1, \dots, s_n) \rightarrow \max, \quad (1)$$

$$n \leq N.$$

Якби множина станів була фіксованою, а для кожного з них відома міра корисності, розв'язок задачі (1) був би тривіальним. Але основні проблеми пов'язані з такими факторами:

- стани можуть додаватися динамічно;
- корисність стану може залежати не тільки від цього стану, а й від того, які сторінки відвідувалися до цього;
- міри корисності станів можуть залежати від індивідуальних характеристик студентів (навчання мусить бути індивідуалізованим).

Інтегральну модель, яка враховує часовий фактор, будуватимемо за аналогією з наведеним дискретним варіантом.

Позначимо через t_0 початковий момент часу – початок навчання. Нехай $s(t)$ – стан на момент t , і $c(s, t)$ – міра корисності перебування в стані s на момент часу t . Тоді замість задачі (1) можна розглядати оптимізаційну задачу на основі інтегральної моделі:

$$\int_{t_0}^t c(s, t) dt \rightarrow \max, \quad (2)$$

$$t - t_0 \leq T.$$

Наступним кроком буде залучення до розгляду керуючих впливів, які можуть здійснюватися з боку системи e-learning. Такі керуючі впливи полягають, перш за все, у наданні рекомендацій щодо можливих переходів.

Позначимо через $u(s, t)$ керуючий вплив у стані s на момент часу t . Введемо до розгляду деяку функцію $F(s, t, u(s, t))$, яка описує зміну стану в результаті керуючого впливу. Наприклад, студент може вибрати одне з посилань з однаковою ймовірністю, або перше з них, або прийняти якийсь інше рішення. Таким чином ми приходимо до задачі

$$\int_{t_0}^t c(F(s, t, u(s, t))) dt \rightarrow \max, \quad (3)$$

$$t - t_0 \leq T.$$

Для оптимізаційної задачі (3) можна розглядати складніші обмеження. Саме для формалізації таких обмежень природно застосувати апарат теорії нечітких множин, які могли б описувати нечітку міру «вичерпання» наявного ресурсу.

Крім того, основні стани (сторінки, які відповідають навчальним матеріалам) природним чином пов'язані з певними поняттями предметної області; для навчальних систем ця обставина набуває особливого значення. У працях [6; 7] робиться спроба формального опису зв'язків між окремими сторінками та онтологією предметної області; ці формалізації стануть в нагоді під час аналізу рівня засвоєння окремих понять предметної області та виробленні відповідних предметно-орієнтованих рекомендацій.

Висновки

У статті розглядається методика керування вивченням навчального курсу в системах електронного навчання; тут під керуючими впливами маються на увазі рекомендації щодо добору найперспективніших навчальних матеріалів. Запропонований підхід базується на навчанні з підкріпленням на основі марковських процесів прийняття рішень. Крім основних станів, безпосередньо пов'язаних з конкретними навчальними матеріалами, вводяться гіперстани, і методи-

ка навчання з підкріпленням орієнтована саме на використання простору гіперстанів. Це дозволяє перейти до природніших постановок задач – адже зрозуміло, що метою повинно стати не досягнення певного основного стану (конкретного навчального матеріалу), а деякого гіперстану (необхідного рівня знань).

Пропонується підхід, який дозволяє врахувати час перебування в тому чи іншому стані (змістовно це саме той час, який витрачається на вивчення матеріалу). Для цього вводяться інтегральні моделі; на цій основі розглядаються відповідні оптимізаційні задачі і можна ставити питання про розробку чіткіших алгоритмів керування процесом вивчення навчальних матеріалів з урахуванням рівня засвоєння окремих питань та тем курсу. Модель може бути модифікована в напрямку врахування ресурсних обмежень (зокрема часу, який витрачається на вивчення навчальних матеріалів); для цього перспективним видається використання апарату нечітких множин та нечіткої логіки. Ці питання стануть предметом подальших досліджень.

Список літератури

1. Бублик В. В. До питання електронного навчання програмування / В. В. Бублик // Наукові записки НаУКМА. – 2013. – Т. 151 : Комп'ютерні науки. – С. 75–79.
2. Бублик В. В. Моделі трансформації інформаційної освіти в контексті руху до інформаційного суспільства: досвід факультету інформатики НаУКМА / В. В. Бублик, М. М. Глибовець, О. В. Олецький // Наукові праці. Науково-методичний журнал. – Т. 71. – Вип. 58. Педагогічні науки. – Миколаїв : Вид-во МДГУ ім. П. Могили. – С. 60–64.
3. Глибовець М. М. Штучний інтелект / М. М. Глибовець, О. В. Олецький : підручник для студентів вищих навчальних закладів, що навчаються за спеціальностями «Комп'ютерні науки» та «Прикладна математика». – К. : Вид. дім «КМ Академія», 2002. – 366 с.
4. Люгер Дж. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем / Дж. Ф. Люгер. – М. : Вильямс, 2003. – 864 с.
5. Олецький О. В. Про застосування марковських процесів прийняття рішень для автоматизованого добору навчальних матеріалів у системах blended learning / О. В. Олецький // Наукові записки НаУКМА. – 2013. – Т. 151 : Комп'ютерні науки. – С. 115–118.
6. Олецький О. В. Про оптимізацію структури веб-порталу на основі марковських процесів прийняття рішень / О. В. Олецький // Вісник Київського нац. ун-ту ім. Тараса Шевченка. Серія фізико-математичні науки. 2013 р., спецвипуск. – С. 134–137.
7. Олецький О. В. Побудова формалізованого опису графа «онтологія-документ» як моделі інформаційного наповнення тематичного порталу / О. В. Олецький // Наукові записки НаУКМА. – 2012. – Т. 138 : Комп'ютерні науки. – С. 57–60.
8. Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход / С. Рассел, П. Норвиг. – М. : Вильямс, 2006. – 1408 с.
9. Програмні засоби створення і супроводу розподіленого навчального середовища / І. В. Сергієнко, М. М. Глибовець, С. С. Гороховський, А. М. Глибовець. – К. : НаУКМА, Аграр Медіа Груп, 2012. – 710 с.

O. Oletsky

ABOUT INFORMATION CONTROL OF E-LEARNING ON THE BASE OF SEQUENTIAL DECISION MAKING MODELS

Mathematical models that can be applied for selecting the most appropriate materials in e-learning systems are regarded. The main attention is paid to Markov decision making processes in spaces of main states and hyper-states. In order to taking into account time factor, integral models are proposed.

Keywords: e-learning, enforced learning, Markov decision making processes, integral models.

Матеріал надійшов 20.04.2014