

Tudásalapú ajánlórendszer adatszegény környezetben

Oravecz Csaba, Sárközy Csongor, Mittelholcz Iván

MTA Nyelvtudományi Intézet

e-mail: {oravecz.csaba,sarkozy.csongor,mittelholz.ivan}@nytud.mta.hu

Kivonat Az ajánlórendszerek általában a felhasználói tranzakciókból és a termékekről rendelkezésre álló adatokból kinyert információkra támaszkodnak. Adatszegény környezetben azonban más információforrások felhasználására van szükség. A tanulmány olyan megoldás prototípusát mutatja be, ahol a felhasználó tevékenységét jellemző szöveges adatok automatikus feldolgozása és egy részletes ontológiában tárolt tudásbázis felhasználása segítségével válik lehetővé a releváns termékek (szolgáltatások) kiválasztása.¹

Kulcsszavak: ajánlórendszer, tudásbázis, ontológia

1. Bevezetés

Az online felhasználók számára az igényeiknek megfelelő termékek és szolgáltatások keresése, azonosítása és beszerzése a kérdéses termék, szolgáltatás komplexitásának függvényében komoly kihívást jelentő feladat lehet, melyben a felhasználó megfelelő támogatása kritikus fontosságú. A legegyszerűbb kereső alkalmazások általában azzal a feltételezéssel működnek, hogy a felhasználó pontosan tisztában van az általa keresett termék releváns paramétereivel és kimerítően ismeri az elérhető termékek halmazát is. Ez azonban ritkán vagy így, ezért az adott döntési folyamatban helye van annak az (automatikus) asszisztenciának, amely képes a felhasználót hatékonyan segíteni.

Azokat az internetes alkalmazásokat, melyek a felhasználók érdeklődésére számot tartó termékek és szolgáltatások felderítésében és kiválasztásában nyújtanak automatikus segítséget, ajánló rendszereknek (*recommender systems*) (Ricci et al., 2011) nevezzük. Esetünkben olyan ökoinnovációs intézkedések, szolgáltatások személyre szabott kiajánlását végzi egy automatikus rendszer², melyek alkalmazásával a felhasználók (vállalkozások) jelentős megtakarítást érhetnek el. Az alkalmazás felépítésében és funkciójában sok hasonlóságot mutat az ajánlórendszerek klasszikus típusaival, ezen belül is a tudás- és megszorítás alapú

¹ A kutatást a KMR_12-1-2012-0036 számú, *Piacorientált kutatás-fejlesztési tevékenység támogatása a közép- magyarországi régióban* pályázat támogatta.

² A továbbiakban ECOINNO rendszerként hivatkozott alkalmazás.

rendszerrel (Burke, 2000; Thompson és Langley, 2004), de az általunk fejlesztett rendszer működési tartományának és környezetének egyúttal számos olyan paramétere van, melyek egyedileg kidolgozott megoldásokat követelnek meg, túlmutatva a klasszikus ajánlórendszerekben felhasznált módszerek és algoritmusok szolgái alkalmazásán.

2. Kihívások az ECOINNO rendszerben

Alapvetően három szempont szerint érdemes megvizsgálni azokat a tulajdonságokat, melyek lényeges eltéréseket jelentenek a megszokott ajánlási paradigmához képest.

- Feladat és kontextus: Mind a kínálati, mind a keresleti oldalon speciális paramétereket kell figyelembe venni. A termékek igen komplex szolgáltatások, melyek releváns tulajdonságainak meghatározása és reprezentációja nem triviális, ennek a feladatnak automatikus, gépi módszerekkel történő megoldása nagy kihívást jelentő probléma. Másrészt a kínálati halmaz számossága nem akkora, hogy a humán szakértői beavatkozást eleve ki kellene zárni, vagyis a terméktulajdonságok (automatikusan segített) manuális annotációja reális alternatíva. Ez a megközelítés a későbbi esetleges kiterjesztés során is fenntartható, hiszen a kérdéses szolgáltatások várható jövőbeli bővülése messze nem olyan ütemű, ami a kézi feldolgozást lehetetlenné tenné.

A keresleti oldalon megjelenő felhasználók többsége először kerül kapcsolatba a rendszerrel illetve a rendszer által ajánlott terméktípussal. Egyrészt tehát gyakorlatilag minimális mértékben tudja explicit módon megfogalmazni a valós igényeit, másrészt kezdetben semmilyen információ nem áll rendelkezésre arra vonatkozóan, hogy korábban milyen hasonló termékeket vett igénybe. Ezen túl, a rendszer használata során sem várható olyan mennyiségű ilyen jellegű adat felhalmozódása adott felhasználóval kapcsolatban, melyre a további ajánlatokat alapozni lehetne, így ez a fajta információ csak minimális mértékben vehető figyelembe.

Fontos szempont, hogy a rendszer alkalmazási területe jól meghatározott, zártnak tekinthető, ezért az ezzel kapcsolatos háttértudás egyértelmű meghatározása és formális rögzítése természetesen kínálkozó lehetőség.

- Információforrás: Mindkét oldalon igen változatosak a nyers, közvetlenül elérhető információ formái és tartalmi jellegzetességei.
 - Termékdoldalról: A szolgáltatások strukturálatlan vagy félig strukturált³ leírásai, melyek a legritkább esetben készültek azzal a céllal, hogy automatikus számítógépes módszerekkel feldolgozhatók, értelmezhetőek legyenek.

³ Strukturált információ a rendszer szempontjából olyan formátumú adat, mely explicit, géppel értelmezhető formális reprezentációba közvetlenül, nyelvi, logikai feldolgozás nélkül leképezhető.

- Felhasználói oldalról: Minden olyan információforrás, mely a felhasználó tevékenységére, környezetére vonatkozóan tartalmaz adatot, és a rendszer számára a felhasználó minimális közreműködésével hozzáférhető, releváns lehet (weboldal URL, prospektusok, ismertető, beszámoló, jelentések stb.). Ez a fajta információ alapvetően strukturálatlan szöveges formában jelenik meg⁴, és független a felhasználó és az ajánlórendszer közötti interakciótól, nem abból származik.
- Kívánt eredmény: A felhasználói igényeknek megfelelő szolgáltatások rangsorolt listája jelenik meg a rendszer kimeneteként⁵.

3. A megvalósítás általános elvei

A rendszer működése során alapvetően egy információ-visszakeresési (*information retrieval (IR)*) problémát old meg, ahol a klasszikus alkotóelemek, mint a *dokumentumgyűjtemény* és a *keresési kifejezés* speciális formában jelennek meg. Ezért a megfelelő módosításokkal a IR paradigma illetve meghatározott sztenderd algoritmusok alkalmazása nyitva áll a feladat megoldása során. Ha kínálati oldalon elérhető termékek (mint „dokumentumok”) és a keresleti oldalon megjelenő felhasználók igényei (mint „keresőkifejezés”) alkalmas módon meghatározhatók és reprezentálhatók, a feladat ezen reprezentációk közötti hasonlóság kiszámítására redukálódik (mint klasszikus IR probléma).

Két feladatot kell tehát megoldani. Egyrészt a felhasználói profil és a termék-tulajdonságok olyan reprezentációját meghatározni, mely lehetővé teszi ezen reprezentációk között egy hasonlóságmérték definiálását és kiszámítását, másrészt a rendelkezésre álló információforrások adatait (és esetleg további információforrásokat) felhasználva mindkét oldalon előállítani ezeket a reprezentációkat. Nyilvánvaló, hogy az előzőekben említett zárt és korlátos domén lehetőséget ad arra, hogy a releváns háttérismeret, fogalmi rendszer és összefüggések egy formális explicit leírásban (ontológiában) megadhatóak legyenek (Castells et al., 2007; Vallet et al., 2005), ennek a tudásbázisnak a felhasználása kritikus fontosságú.

4. Reprezentáció

A *kínálati oldalon* a reprezentációk előállítása a szolgáltatások deskriptív jellemzését tartalmazó szöveges leírások számítógépes nyelvészeti elemzését, felcímkézését majd ezen címkézés manuálisan segített, a tudásbázis (ontológia) által definiált fogalmi térbe történő leképezését foglalja magában. A *keresleti oldalon* ugyanez történik azzal a különbséggel, hogy a folyamat teljesen automatikus,

⁴ Természetesen a szöveg főbb alkotóelemeire (cím, fejléc, bekezdés stb) tagolt és ebben az értelemben strukturált lehet, de ez a rendszer számára csak segédinformáció, mely további feldolgozásra vár annak érdekében, hogy a kivont információ a megelőző lábjegyzetben leírt értelemben is strukturált legyen.

⁵ Ebből a szempontból az ECOINNO rendszer nem különbözik a sztenderd ajánló-rendszerektől.

forrásként a felhasználóról elérhető minden lehetséges deskriptív adatot felhasznál, illetve támaszkodhat a felhasználótól irányított formában bekért további adatokra (preferenciákra).

A rendszer az alkalmazási doménre vonatkozó háttértudást, releváns objektumokat, kategóriákat, fogalmakat és relációkat egy explicit formális tudásbázisban (ontológiában) tárolja. Az ontológia az OWL Web Ontology Language formalizmusban implementált, építésének munkakörnyezete a Protégé ontológia szerkesztőre és a hozzá kapcsolódó Java API-ra épül⁶.

Tegyük fel, hogy a rendszer alkalmazási tartományában lehetséges a releváns háttértudást „kimerítően” leírni.⁷ Ebben az esetben mind a kínálati oldal intézkedései, mind a keresleti oldal felhasználói profiljai megfogalmazhatók, leírhatók a tudásbázis segítségével, mint olyan fogalomhalmazok, melynek elemei az ontológia adott csomópontjaihoz tartozó fogalmak. Alapvetően tehát mindkét oldalon a kérdéses reprezentáció egy többdimenziós fogalomvektor, ahol a vektor koordinátái az ontológia által specifikált fogalmak, értékei pedig kétfélek lehetnek: bináris vektor esetén 0 vagy 1, valós vektor esetén pedig az adott fogalom relevanciáját reprezentáló súlyérték. Bináris vektorok előállítása rendkívül egyszerű, amennyiben az adott fogalom hozzárendelhető az intézkedés illetve felhasználói profilhoz, az érték 1, egyébként 0. Valós vektor esetén meg kell határozni azt a módszert, melynek segítségével az értékek kiszámíthatók.

4.1. Az intézkedésprofil előállítása

Mivel a kizárható szolgáltatások halmazának számossága nem kirívóan nagy, elvileg a teljesen manuális annotáció sem kivitelezhetetlen. Célszerű azonban az annotációs folyamatot automatikus módszerekkel segíteni. Ekkor a szolgáltatásokról rendelkezésre álló szöveges információt egy nyelvi elemzőlánc dolgozza fel és annotálja egy előre definiált címkehalmazból (amely az ontológia alacsony szintű specifikus fogalmainak feleltethető meg) választott címkékkal. A humán annotátor ezek után ellenőrzi és javítja a hozzárendelést, illetve a kezdeti változatban súlyokat rendel a megfelelő címkékhez. Az így kialakított reprezentáció a 4.3. részben ismertetett módon kerül további feldolgozásra.

4.2. A felhasználói profil előállítása

A feladat a felhasználói oldalon elérhető jórészt strukturálatlan adatokból az ajánlórendszer számára releváns információ kinyerése és leképezése a tudásbázis által specifikált vektortérbe. Ez több lépésben történik.

- Forrás-előfeldolgozás. Első lépés a szöveges adatok típusától függően (pl. HTML dokumentum, pdf ismertető, word dokumentum stb.) a dokumentumstruktúra elemeinek azonosítása (keletkezési idő, cím, fejléc, bekezdés

⁶ <http://protege.stanford.edu/overview/protege-owl.html>

⁷ Nyilván ezt közvetlenül mérni nem lehetséges, a tudásbázis minőségére gyakorlati szempontból a rendszer működési hatékonyságából, pontosságából lehet következtetni.

stb.), mely lehetővé teszi az információ pontos lokalizálását (ezáltal pl. súlyozását) az adott forráson belül.

- Információazonosítás. Ebben a lépésben a szöveges adatok nyelvi, szemantikai elemzésére kerül sor, ahol részletes annotációt kapnak a tartalmas nyelvi elemek és szerkezetek, megtörténik a kulcskifejezések és a köztük lévő viszonyok meghatározása.
- Leképezés. Jelen specifikáció szerint a doménontológia alsó szintű fogalmaihoz vannak hozzárendelve azok a nyelvi elemek és relációk, melyek a kérdéses fogalmakat a szöveges adatokban instanciálják. Alapvetően tehát a tudásbázis definiálja a felhasználói adatok annotációjából az ontológiai fogalmakba történő leképezést. Mind a fogalmi csomópontok, mind a releváns nyelvi elemek azonosításában nagy szerepet játszanak azok a lexikális erőforrások, melyeket a rendelkezésre álló szöveges adatokból sztenderd statisztikai eljárások segítségével készültek (lásd 1. és 2. ábra).

1993.55969884557	1356	hulladék
1553.50432823931	1087	környezeti
1529.70377199569	1104	megtakarítás
1385.73629885459	1115	intézkedés
1068.88348017766	786	tonna
1065.25227892306	824	környezetvédelmi
895.661275426298	730	kft
709.212863548727	639	beruházás
675.285411574036	608	termék
...		

1. ábra. Felhasználói dokumentumokból előállított kulcsszólista.

nyers<>fűrészpor<>10	12.2717	3.1616	10	14	34
kompakt<>fénycső<>15	11.7500	3.4631	12	20	41
szabadlevegős<>hűtés<>16	11.7395	3.4631	12	14	59
szerves<>oldószer<>32	10.7642	3.8708	15	29	70
mart<>aszfalt<>15	12.7571	3.1618	10	10	34
hulladék hő<>hasznosítás<>44	9.9866	3.1592	10	16	145
épület<>fűtés<>73	8.5454	3.4548	12	108	70
maradékanyag<>mennyiség<>74	8.5424	3.3077	11	16	434
...					

2. ábra. Felhasználói dokumentumokból előállított kollokációs lista.

A felhasználói profilvektorhoz súlyokat hozzárendelni legegyszerűbben instanciagyakoriság alapján lehet:

$$w_{i,j} = \frac{freq_{i,j}}{\max_k freq_{k,j}} \quad (1)$$

ahol $w_{i,j}$ a j felhasználóprofilban instanciálódott i fogalomhoz tartozó súlyérték, $freq_{i,j}$ i előfordulási gyakorisága j -ben, $\max_k freq_{k,j}$ pedig a leggyakoribb fogalomhoz tartozó gyakorisági érték. A reprezentációkat az 1. táblázat illusztrálja.

1. táblázat. Profilreprezentációk.

	... C_n (szennyvíz)	C_{n+1} (talaj)	C_{n+2} (zaj)	...
intézkedés _{i} ...	0.023	0.001	0	...
intézkedés _{j} ...	0	0.001	0.145	...
intézkedés _{k} ...	0	0.326	0.002	...
	...			
vállalkozás _{i} ...	0.001	0.001	0	...
vállalkozás _{j} ...	0.423	0.003	0	...
vállalkozás _{k} ...	0.003	0.377	0.005	...

4.3. A fogalmi vektorok kiterjesztése

A fogalmak közötti viszonyokat explicit módon specifikáló doménontológia lehetőséget ad arra, hogy a közvetlenül instanciált fogalmak mellett a velük meghatározott módon kapcsolatban álló további csomópontok (fogalmak, fogalmi osztályok) is hozzáadódjanak a reprezentációs vektorhoz. Ez a kiterjesztés például az ún. megszorítottan terjedő aktiváció (*constrained spreading activation*) alkalmazásával valósítható meg (Crestani és Lee, 2000; Griffith et al., 2006), melynek során különböző megszorítások által korlátozott módon az egyes csomópontokhoz további kapcsolódó csomópontok rendelhetők hozzá, ily módon az eredeti fogalomvektor kibővül a kapcsolódó fogalmakkal.⁸

A profilok választott vektortér alapú reprezentációja lehetővé teszi, hogy sztenderd hasonlósági mértékek segítségével természetes módon rangsorolhatók legyenek a felhasználókra szabott ajánlatok. A jelenleg alkalmazott mérték a koszinusz hasonlóság.

5. Javító stratégiák

A rendszer kézenfekvő kiterjesztését adják olyan szabály alapú megszorítások, melyek mind a felhasználói profil nyelvi szemantikai elemzéséből származó annotáció, mind az intézkedések tulajdonságai, mind a doménontológia szintjén

⁸ A kapcsolt fogalmakhoz rendelt súly számítható pl. az eredeti súlyból lépésenként konstans érték levonásával (*decay*).

megfogalmazhatók, és bizonyos kapcsolatokat, következményeket egyértelműen definiálnak⁹. További hasonló megszorítások származtathatók az audit kérdőívekre adott felhasználói válaszokból. Ezek egyértelmű és kiterjedt specifikálása a rendszer szempontjából kritikus fontosságú, mivel nagy mértékben leszűkíthetik az illesztési probléma keresési terét, javítva az ajánlati válaszlístát.

Nincs olyan mesterséges intelligenciára támaszkodó alkalmazás, amely kimerítően képes lenne kezelni egy adott tárgykört, tartományt. Előfordulhat, hogy a rendszer tudásbázisa hiányos, és nem lehet megbízható profilt, reprezentációt előállítani a felhasználóról a rendelkezésre álló adatok alapján. Ilyenkor lehetőség van arra, hogy a rendszer alacsonyabb szintű, kulcsszóalapú illesztést végezzen, illetve a tudásalapú és a kulcsszóalapú illesztést kombinálja. Ennek a megoldásnak a pontos paraméterei a részletes tesztelés során határozhatók meg.

6. Kiértékelési módszerek

Az ajánlórendszerek kiértékelésére nincs egységes, minden feladatban megbízhatóan alkalmazható módszertan (Gunawardana és Shani, 2009). Mind a tesztadatok kiválasztására, mind a felhasználói visszajelzésekből származó információ felhasználására számos megoldás lehetséges, ahol a konkrét alkalmazás teljesítményét legpontosabban mérő eljárás kidolgozása nem triviális. A projekt jelenlegi szakaszában egy mintegy 300 intézkedést tartalmazó tesztadatbázisra és 10-15 felhasználó bináris szelekciót tartalmazó válaszaire támaszkodik a kiértékelés¹⁰. Ebben a kontextusban a sztenderd fedés, pontosság értékek értelmezhetőek, a tesztelési folyamat keresztvalidációval elvégezhető. Ez a megközelítés azonban meglehetősen durva modelljét adja a felhasználói elégedettségnek, ezért nem tekinthető végleges megoldásnak.

7. Összefoglalás és további feladatok

A tanulmányban bemutattuk egy olyan ajánlórendszer prototípusát, mely alkalmazási tartományának jellegéből nem rendelkezik azzal a jelentős méretű adathalmazzal, melyre a klasszikus rendszerek általában támaszkodnak, így a működéshez szükséges információt, tudást a sztenderd módszerektől eltérő úton kell megszerezni, illetve előállítani. Mint nagyon sok valós környezetben használt nyelvtechnológiai alkalmazás, az ECOINNO rendszer is hibrid megoldásokat alkalmaz, illeszkedve a feladat peremfeltételeihez. A rendszer alapvetően a tudásalapú megközelítéshez áll közel, de nem zárja ki más megközelítések kedvező tulajdonságainak kihasználását (pl. a felhasználói visszacsatolások figyelembe vétele, elegendő felhalmozott adat esetén a felhasználóprofilok hasonlóságának monitorozása stb.).

⁹ Pl. adott tulajdonsággal rendelkező, vagyis adott dimenzióban nem 0 értékű vektorral jellemzett intézkedés nem járhat együtt egy másik meghatározott módon specifikált intézkedéssel.

¹⁰ A tudásbázis folyamatos fejlesztése miatt publikus adatok még nem állnak rendelkezésre.

Irodalomjegyzék

- Burke, R. Knowledge-based recommender systems. In: Kent, A. szerk. *Encyclopedia of Library and Information Systems*, 69. kötet. New York: Marcel Dekker, 2000.
- Castells, P., Fernández, M. és Vallet, D. An Adaptation of the Vector-Space Model for Ontology-based Information Retrieval. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Special Issue on "Knowledge and Data Engineering in the Semantic Web Era"*, 2007, 19(2):261–272.
- Crestani, Fabio és Lee, Puay Leng. Searching the web by constrained spreading activation. *Information Processing & Management*, 2000, 36(4):585–605.
- Griffith, Josephine, O’Riordan, Colm és Sorensen, Humphrey. A Constrained Spreading Activation Approach to Collaborative Filtering. In: Gabrys, Bogdan, Howlett, RobertJ. és Jain, LakhmiC. szerk. *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems Lecture Notes in Computer Science*, 4253. kötet. Springer Berlin Heidelberg, 2006, 766–773.
- Gunawardana, Asela és Shani, Guy. A survey of accuracy evaluation metrics of recommendation tasks. *The Journal of Machine Learning Research*, 2009, 10: 2935–2962.
- Ricci, Francesco, Rokach, Lior, Shapira, Bracha és Kantor, Paul B. szerk. *Recommender Systems Handbook*. Springer, 2011.
- Thompson, M., C. and Göker és Langley, P. A Personalized System for Conversational Recommendations. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2004, 21: 393–428.
- Vallet, D., Fernández, M. és Castells, P. An Ontology-based Information Retrieval Model. In: *Proceedings of the 2nd European Semantic Web Conference (ESWC 2005)*, Heraklion, Greece. 2005, 455–470.