

APÁTHY M. Sándor

TURISTATÍPUSOK AZONOSÍTÁSA

– EGY LEHETSÉGES TURISZTIKAI AJÁNLÓRENDSZER

A minket körülvevő digitális világ soha nem látott módon – és egyre növekvő mértékben – zúdítja ránk az információ tömkelegét, melyből valódi kihívást jelent kiválogatni a számunkra fontos elemeket. Az ajánlórendszerek célja az információáradat megszürése, hogy a felhasználó a számára releváns tartalmakkal tudjon foglalkozni. Az okostelefonok elterjedésével ez a segítség igen sok területen folyamatosan elérhetővé vált. A dolgozat célja egy olyan turisztikai ajánlórendszer alapjainak megteremtése, mely képes igen csekély kezdeti információból is személyre szabott ajánlásokat tenni. Első lépésként a szerző egy 17 kategóriából álló listát hozott létre, melyek kombinációjával szeretné leírni az egyes turisztikai látványosságokat (pl. múzeum, történelmi helyszín, vallás/templom), majd 3 európai főváros látványosságaira épített saját adatbázist.

Az empirikus vizsgálathoz egy weboldalt hozott létre, ahol felhasználóknak az ajánlásokhoz csak a szerző által megalkotott 17 faktorra kell értékelést adniuk. Ezek alapján hat, különböző turistatípust sikerült azonosítani, melyek közül 3-3 hasonlóan rendezte sorba a felkínált 4 ajánlási eljárás eredményét. A vizsgálat eredménye szerint a turisták klasszifikálása segítséget nyújt az egyes felhasználók számára tett ajánlások további pontosításában, hiszen a szegmentációnak köszönhetően a 88 esetből már 76-ban a legjobb ajánlást sikerült adni a felhasználóknak, míg a szegmentáció előtt csak 36 esetben volt ez sikeres.

Az elkészített tulajdonságkiterjesztő hibrid ajánlórendszer tudásalapú és tartalomalapú moduljainak köszönhetően igen kevés kezdeti információ alapján is képes ajánlást tenni, így megbirkózik az ajánlórendszerek legnagyobb kezdeti nehézségeivel. Az empirikus vizsgálat során gyűjtött értékelések alapján lehetséges a turisták típusok szerinti klasszifikálása is, melynek segítségével jelentősen pontosítani lehet az ajánlásokat.

Kulcsszavak: econometriai és statisztikai módszerek és módszertan (általános), turizmus, ajánlórendszer

Mindennapi életünk során számtalan alkalommal kerülünk döntési helyzetbe, sokszor akár észrevétlenül. Mit vegyünk fel reggel, ami megfelel a napi programunkhoz? Melyik menüt válasszuk az ebédlőben? Hogyan prioritizáljuk feladatainkat? Melyik iskolába irassuk gyermekünket? Ilyen és ehhez hasonló sorsdöntő, vagy éppen hétköznapi kérdések ezreire adunk választ életünk során. Gyakran ezekben a döntésekben szakértők vagy barátok segítségét kértük a múltban, ám egy ideje rendelkezésünkre állnak más lehetőségek is. A következő olvasmányunk kiválasztásában már nemcsak a könyvtáros vagy a könyvesbolti eladó segíthet, hanem akár egy olyan, könyveket (is) árusító weboldal, mint az Amazon. A Youtube a korábbi böngészéseink alapján teszi ajánlásait, és viszonylag nagy találati aránnyal javasol olyan audiovizuális tartalmat, mely kedvünkre való. Személyes tapasztalat alapján ez a komfort még nem áll kellő mértékben rendelkezésünkre utazásaink sorá. Ennek hiányát

igyekszik pótolni ez a kutatás, melynek – reményeink szerint – gyakorlati megvalósítására is sor kerül majd a jövőben. Célunk egy olyan ajánlórendszer megalkotása, mely megkönnyíti a turisták számára a programtervezést személyes ajánlások útján, és olyan helyszínekre is eljuthatnak általa, melyet maguktól talán soha nem fedeztek volna fel. Dolgozatunkban az alábbi kutatási kérdéseket fogalmaztuk meg:

1. Hogyan lehet kevés kezdeti információ alapján turisztikai célú ajánlórendszert építeni, mely személyre szabott ajánlásokat tesz a felhasználóknak?

Annak érdekében, hogy minimális kezdeti információ felhasználásával tudjunk ajánlásokat tenni, 17 turisztikai kategóriát határoztunk meg, melyek a látványosságokat hivatottak leírni, továbbá az empirikus vizsgálathoz létrehoztunk egy három város látványos-

ságait felölelő adatbázist, melyben klasszifikáljuk a látványosságokat a fent említett faktorok segítségével. Az így megalkotott hibrid ajánlórendszer néhány kezdeti kérdésre adott válasz alapján képes ajánlásokat tenni.

2. Lehetséges-e a turistákat klasszifikálni a kezdetben magukkal kapcsolatban megadott információk alapján? Hogyan építhető fel ennek érdekében egy személyre szabott ajánlásokat adó rendszer kérdőíve?

Empirikus vizsgálatunk során sort kerítettünk a kérdőív kitöltőinek szegmentálására, mely alapján szignifikánsan jobb ajánlásokat tudunk adni, mint annak hiányában. A kérdőívben kulcs szerepet játszik a 17 turisztikai kategória meghatározása.

A cikk második részében sor kerül az ajánlórendszerek rövid történeti összefoglalójára, fókuszálva a turisztikai célú alkalmazásokra. Mivel nem áll rendelkezésünkre a kutatás jelen fázisában egy olyan kiterjedt adatbázis, mely tartalmazná a felhasználók látványosságokra vonatkozó értékeléseit, így három európai fővárosra építettünk saját adatbázist, melyet a harmadik részben mutatunk be, valamint egy 17 faktorból álló listát, melyek kombinációjával szeretnénk leírni az egyes helyszíneket (tartalomalapú modul). A tudásalapú modul a látványosságokat leíró faktorokra vonatkozó értékeléseket gyűjti be a felhasználótól, így a tulajdonság kiterjesztő technikával integrált modulból előálló hibrid rendszer képes ezen igen csekély kezdeti információból is személyre szabott ajánlásokat tenni. A következő szakaszban ismertetett empirikus vizsgálatunkhoz egy weboldalt hoztunk létre, ahol az ajánlásokhoz csak az általunk megalkotott 17 faktorra kell, hogy értékelést adjanak a felhasználók. Ezek alapján hat, különböző turistatípust sikerült azonosítanunk, melyek közül 3-3 hasonlóan rendezte sorba a felkínált 4 ajánlási eljárás eredményét. A csoportokról elmondható, hogy az őket leíró faktorok (melyekre jellemzően magas értékelést adtak) szoros összefüggésben vannak egymással, erre utalnak a magas korrelációs együttható értékek. A turisták klasszifikálása segítséget nyújt az egyes felhasználók számára tett ajánlások pontosításában. A tanulmányt a kutatás során levont következtetésekkel és lehetséges továbblépési lehetőségekkel zárjuk.

Szakirodalmi áttekintés

Az ajánlórendszerekről általában

A teljesség és az érthetőség kedvéért az ajánlórendszerek egy olyan, saját definíciójával kezdjük szakirodalmi összefoglalónkat, ahol általánosságra törekedtünk és igyekszük ötvözni a korábbi definíciók értékes elemeit (például Ricci, 2011, p. 24. vagy Melville – Sindhvani, 2011).

Ajánlórendszer: olyan információsűrő rendszer, mely egy adott döntési helyzetben a lehetséges opciók halmazának szűkítésével, illetve az elemeinek adott kontextusban történő rangsorolásával támogatja a felhasználót. A rangsorolás történhet a felhasználó explicit vagy implicit módon kifejezett preferenciái alapján, illetve a hozzá hasonló preferenciákkal bíró felhasználók korábbi viselkedésének figyelembevételével.

A számítógépek polgári célú elterjedésével párhuzamosan egyre inkább a fejlesztő cégek és kutatók fókuszába került a felhasználói igények egyre szélesebb körű kiszolgálása. A gépek népszerűségének rohamos növekedése mögött rendkívül komoly erőfeszítések jelennek, amit az ember és gép közötti „súrlódások” csökkentése érdekében fejtettek ki. A felhasználók számára egyre komfortosabb megoldásokkal tudtak előállni köszönhetően annak, hogy megpróbálták az emberek igényeit megérteni, és a számítógép által nyújtott szolgáltatásokat személyre szabni.

Az ajánlórendszerek alapjait a megismeréstudomány (Rich, 1979) és az információ-visszanyerés (information retrieval) kutatásai alapozták meg (Sanderson, 2012), és az első manifesztációja a Duke Egyetem által a '70-es évek második felében megalkotott Usenet kommunikációs rendszer (Resnick et al., 1994), amin keresztül a felhasználók szöveges tartalmat oszthattak meg egymással. Ezeket hírcsoportokba és alcsoportokba kategorizálták a könnyebb kereshetőség érdekében, azonban nem direkt módon épített a felhasználók preferenciáira és nem is célozta azok megismerését. Az első ilyen irányú ismert megoldás a Grundy nevet viselő számítógépes könyvtáros volt, ami a felhasználókat előbb kikérdezte a preferenciáikról, majd ezt figyelembe véve ajánlott számukra könyveket. A rendszer egészen primitív módszerrel sorolta be az összegyűjtött információ alapján a felhasználót egy sztereotípiá csoportba, s így minden azonos csoportba tartozó személy számára ugyanazokat a könyveket ajánlotta. A Grundy megoldásának eredményeiről és annak népszerűségéről a felhasználók körében Rich (1979) cikkében olvashatunk bővebben. Ma már kissé idejétmúltnak tűnhet ez a megközelítés, de akkor ez egy paradigmaváltás volt az automatizált kiszolgálás terén, hiszen személyre szabottá tették azt. Fontos megjegyezni, hogy ezt a mérföldkövet, akár napjainkban sem minden internetes bolt tette meg. A Grundy megoldásának azonban gyorsan igen sok kritikusa akadt a tudományos világban. Nisbett és Wilson (1977) megfogalmazzák, hogy „az emberek igen gyengék a kognitív folyamataik vizsgálatában és leírásában”. Természetesen előfordulhat az is, hogy egyszerűen csak más képet szeretnénk festeni magunkról. Ennek kiküszöbölésére például sok bevásárlóközpontban már olyan wi-fi berendezések működnek, melyekkel a látogatókat 2 méter pontossággal nyomon

tudják követni egyénekenként az épületen belül és annak közvetlen közelében. A cél, hogy beszéljenek a látogatók helyett a cselekedeteik.

Az ajánlórendszereknek alapvetően három, mérőben eltérő irányvonala alakult az idők folyamán: a *kollaboratív szűrés* (collaborative filtering) módszere, a *tartalomalapú szűrés* (content-based filtering), valamint a *tudásalapú szűrés* (knowledge based filtering). Az első a felhasználók ízlésvilágát próbálja feltérképezni (profilozni), majd olyan tartalmakat ajánl neki, amelyet hozzá hasonló preferenciákkal bíró felhasználók kedveltek. A kollaboratív szűrési eljárásokról bővebben olvashatunk Su és Khoshgoftaar (2009) cikkében. A tartalomalapú szűrés lényege, hogy az ajánlandó entitás dimenzióit ismerje a rendszer (zenei tartalom ajánló rendszer esetén például az alábbi dimenziók jöhetnek szóba: stílus, előadó, korszak, hangszerelés stb.), illetve a felhasználó ezekre a dimenziókra vagy karakterisztikára vonatkozó preferenciái. Így valahányszor kedvel egy újabb dalt a felhasználó, a profilját ezekkel az új információkkal bővítik ki. A tartalomalapú szűrési eljárásokat átfogóan tárgyalja Adomavicius és Tuzhilin (2005) cikke. Az előbbi két eljárás komoly korlátja, hogy ha kezdetben nem áll rendelkezésre kellő információnk az értékelésekre vonatkozóan, úgy nem tud a rendszer jó ajánlásokat tenni. Olyan termékek esetében, amit ritkán vesznek az emberek, mint például autót vagy ingatlant, ez a probléma hatványozottan jelentkezik. Ezekre a termékekre alkalmazzák a tudásalapú ajánlórendszereket (Knowledge based RS), ahol a felhasználóktól többlet információt nyernek például beszélgető eljárás (Conversational recommendation) technikájával. Itt a felhasználó és a rendszer között egy visszacsatolási folyamat során egyre inkább pontosíthatóak a felhasználó preferenciái, korlátok beállítása, korábbi javaslatok értékelése, további szűkítések stb. (Chen et al., 2013). A téma hasznos és részletes összefoglalóját olvashatjuk Burke (2000) cikkében.

A korábban tárgyalt szűrési megoldások számos korláttal küzdenek, így ezek kiküszöbölésére igyekeznek azokat kombinálni az ajánlások során, hogy kihasználjanak bizonyos szinergiákat. Például kollaboratív technikák esetén ismert kezdeti információs nehézségek áthidalhatók tudásalapú szűrési eljárással, míg a kollaboratív szűrés segítségével hasonló felhasználókat találhatunk, akik segítenek finomítani a javaslatokat, vagy akár olyan ajánlásokat tehetünk ezen keresztül, amire egy tudásalapú megközelítéssel sosem juthattunk volna. Ugyanígy megoldható a stabilitás és a formálhatóság problémája, vagyis hogy a rendszer ajánlásait egyrészt ne billentsék ki esetlegesen felmerülő igények, de ne is ragadjon bele tartósan olyasmibe, amit a felhasználó igényei idővel túlhaladtak. Erre adhat megoldást a tudásalapú és a tartalomalapú eljárások kombinálása.

Jelen dolgozatban az egyes modulokat *tulajdonságkiterjesztő eljárás* (feature-augmenting) segítségével kapcsoltuk össze. Általánosan ezzel a technikával nemcsak az adatforrásokat kombináljuk, hanem minden ajánlható elem értékeléseit felhasználva egy másik technikával minden termékre új tulajdonságvektort alkothatunk, melyet az alapeljárás során, a kibővített információval együtt felhasználunk. Melville et al. (2002) a hiányos értékeléseket tartalomalapú szűrési eljárással pótolják, majd ezeket az értékeléseket használják fel a kollaborációs szűrési folyamat során. A hibrid technikák átfogó ismertetését adja Burke (2002), melyben kitér azok hatékonyság szerinti összehasonlítására is, ahol a *tulajdonságkiterjesztő* eljárás igen jól teljesített más technikákkal szemben.

Turisztikai ajánlórendszerek

A mai online és mobileszközökre készített ajánlórendszerek már nem csupán elektronikus változatai a papíralapú útikönyveknek. Az utóbbi években tucatszám jelentek meg olyan oldalak, melyek célja utazásaink megkönnyítése, és az ismeretlen terepen való eligazodás. A 2000-es alapítású Tripadvisor elektronikus útikönyvként kezdte pályafutását azzal a különbséggel, hogy lehetőséget adott a felhasználóknak, hogy értékeléseket adjanak, de saját bevallásuk szerint sem azzal a szándékkal, hogy ajánlórendszert alakítsanak belőle (Kaufer, 2014). Jópár évig tartott, míg felismerték ennek lehetőségét, és csak 2012-ben kapcsolódtak a Facebookhoz. Ugyan 2014-ben már a digitális turisztikai piac legbefolyásosabb szereplőjeként tartották számon hatalmas látogatóközönségének köszönhetően, ám mindmáig igen kevésbé innovatív módon közelíti meg az ajánlásokat, és inkább csak a széles tömegek által értékelt helyszínek ranglistáját bocsátja rendelkezésre. A Tripadvisor népszerűsége mögött nagyon lemaradva találunk több turisztikai ajánlórendszert is, melyből kiemelnék három különböző technikán alapuló megoldást:

- A TripSay kollaborációs szűrésen alapuló rendszer, mely lehetőséget ad látványosságok, szolgáltatások és tevékenységek keresésére, és ajánlásai során nemcsak hasonló felhasználókra támaszkodik, hanem Facebook integráltságán keresztül a felhasználó személyes közösségi hálójára is. Sajnos a TripSay jelenleg hivatkozott helyén nem elérhető (www.tripsay.com).
- A Heracles (www.isi.edu/integration/Heracles/) tartalomalapú rendszer, mely a működéséhez szükséges tartalmakat szövegbányász eszközökön keresztül gyűjti be megannyi turisztikai oldalról, majd tárja a felhasználók elé.
- A DieToRecs tudásalapú rendszer, mely kérdéseken keresztül tárja fel a felhasználói igényeket és

szűkíti az érdekesnek vélt tartalmak körét. Sajnos a DieToRecs jelenleg hivatkozott helyén nem elérhető (www.modul.ac.at/dietorecs).

Felmerülhet a kérdés: ha vannak pontosabb ajánlást adó rendszerek, miért választják mégis a Tripadvisort? Mint sok piacon, itt is az döntött, ki volt jelen előbb, és kinek sikerült akkora felhasználói bázisra, és ezzel együtt hatalmas mennyiségű információra szert tenni, ami jóval csábítóbb, mint a kisebb oldalak szűkös információkészlete. A továbbiakban azt a néhány tipikus tartalmi elemet járjuk körül, amit az ajánlórendszerek szolgáltatásként nyújtanak.

A mobil turisztikai ajánlórendszerek legfőbb szolgáltatása a látványosságok ajánlása, mely történhet útvonal köré csoportosítva (Vansteenwegen et al., 2011), tematikusan, távolság alapján listázva (Horozov et al., 2006), vagy kollaborációs szűrési eljárással számított várható értékelések alapján (lásd Brown et al., 2005). Egyéb körülményeket is figyelembe vehet (context-based recommender systems), mint például az időjárás (Gavalas – Kenteris, 2011), időablakok (Cheverst et al., 2000), utazási mód: autó, tömegközlekedés, gyalogos (Savage et al., 2011).

Turisztikai szolgáltatásokkal igen sokan kiegészítik ajánlásaikat, legyen szó akár szállodáról, étteremről vagy közlekedési lehetőségekről (pl.: Horozov et al., 2006; Savage et al., 2011). Bizonyos esetekben a felhasználó számára adott a lehetőség korlátok beállítására is, hogy szűkíteni lehessen a szolgáltatások körét például az árkategóriájuk szerint (Yu – Chang, 2009).

A kollaborációs szűrésen alapuló megoldások gyakran szorgalmazzák, hogy felhasználóik új látványosságokat, éttermeket osszanak meg a többiekkel, így bővítve a választékot, és kielégítve a sokszínűsége vonatkozó elvárásokat (például Savage et al., 2011; García-Crespo et al., 2009; Gavalas – Kenteris, 2011; Brown, 2005). Egyes esetekben lehetőség nyílik akár új barátokat vagy utitársakat szerezni, és javasolják hasonló ízlésvilágú emberek együtt utazását, példa erre Zheng és Xie (2011) alkalmazása.

Lucchese et al. (2012) az alapján készítének turisták számára útvonaltervezése során helyszínekre vonatkozó ajánlásokat, hogy az adott városban a Flickr-en vagy más közösségi oldalon található fotók milyen gyakorisággal készülnek egy adott helyszínről. Ezt kiegészítve a helyszín Wikipedia oldaláról nyerhető információkkal, könnyen pontozhatók fontosságuk szerint a helyszínek. Lim (2015) a Flickr fotók és bejegyzések alapján javasol négy, különböző útvonaltervező eljárást, melyek profitfüggvényeik kalkulációs elveiben különböznek, de mind felhasználják a turista korábban látogatott helyszíneinek listáját, mellyel javítani kívánják az ajánlások pontosságát. Kimutatta, hogy a legnépszerűbb (és

lehető legtöbb) helyszíneket ajánló eljárása vezetett a legnagyobb felhasználói elégedettséghez.

Sok alkalmazás nyújt útvonaltervező megoldást is a felhasználók számára. Cheverst et al. (2000) korai megoldásukban a legrövidebb útvonalat kalkulálják a jelenlegi hely és a legközelebbi meglátogató pont között. Shiraishi et al. (2005) az ismert utazóügynök problémát alkalmazzák városi útvonaltervezésre. Néhány megoldás képes akár többnapos túrák tervezésére is, például Vansteenwegen et al. (2011), ahol néhány paramétert is beállíthat megának a felhasználó, hogy személyre szabhassa az ajánlást, ilyen például a látogatás napjainak száma, a kezdő és végpontja a túrának, a helyszínekre vonatkozó preferenciák, a séta üteme stb. Garcia et al. (2013) megoldása volt az első olyan többnapos útvonaltervező algoritmus, mely a meglátogatott helyszínek nyitvatartási idejét is figyelembe veszi, csakúgy, mint a tömegközlekedési alternatívákat a gyaloglás mellett. Sajnos akkori jelentésük szerint az algoritmus számításigénye még lehetetlenné tette a gyakorlati implementálhatóságot. A mobil eszközökre készült vagy tervezett turisztikai ajánlórendszerek kiváló összefoglalóját adja Gavalas et al. cikke (2014).

A fentiekben röviden ismertettük az ajánlórendszerek legalapvetőbb fajtáit, valamint azok turisztikai felhasználásait. A következő szakaszban egy olyan turisztikai ajánlórendszert mutatunk be, mely ötvözi a tartalom- és tudásalapú ajánlórendszerek előnyeit.

A felhasznált adatok

Az általunk megalkotott ajánlórendszer szerves részét képezi egy olyan turisztikai faktorokból álló lista, mely jó tematikus lefedését adja a helyszíneknek, és kombinációjukkal eddigi tapasztalataink alapján az összes látványosság jól leírható. Jó példát láthatunk a látványosságok kategóriákba történő besorolására a TripAdvisor oldalán is, akárcsak a Wikipedia vagy az OpenStreetmap rendszerében. A helyszínek klasszifikációs kategóriáit annak figyelembevételével gondoltuk át, hogy olyan kategóriák alakuljanak ki, melynek mentén jól elkülöníthetőek a különféle érdeklődési körű emberek. Ennek megfelelően az általunk javasolt 17 kategóriát az *1. táblázatban* foglaljuk össze.

A jövőben szükségét látjuk egy olyan vizsgálat elvégzésének, ahol a felhasználók egyes látványosságokra adott értékelései alapján mátrixfaktorizációs eljárással tárjuk fel azokat a faktorokat, amelyek kombinációjaként az egyes helyszínek leírhatóak, ahogy Sarwar et al. (2000) cikkében láttuk. Ennek jelenleg gátját szabja az empirikus vizsgálat során gyűjtött adat mennyisége, így erre majd egy működő applikációból nyert adatok segítségével keríthetünk sort. Fontos itt megjegyezni, hogy a 17 turisztikai kategóriára néhol faktorokként

1. táblázat

A látványosságokat leíró faktorok

Kiemelkedő látványosság	Templom/vallási témájú hely	Múzeum/művészet
Történelem/kultúra	Építészet/épület/homlokzat	Történelmi helyszín/emlékmű
Utca/terek	Kilátópont	Természet/park
Egyetem/tudomány/technológia	Családi/gyermekprogram	Fürdő/sport/rekreáció
Piac/helyi ételek	Kávézó/étterem	Színház/mozi/szórakozás
Éjszakai élet/zene/bár	Vásárlás/dívat	

hivatkozunk, ezek nem a statisztikai faktoranalízisből ismert objektumok.

Az ajánlórendszer teszteléséhez három város (Budapest, London és Párizs) összesen 500 helyszínéből áll adathalmazt hoztuk létre, mely az alábbi változókat tartalmazza:

- **POI_Name:** a helyszín neve,
- **Category_i:** a helyszín kategóriája (minimum egy, legfeljebb 3 ilyen kategória lehetséges), melyeket a fent meghatározott 17 kategóriából választottuk ki (például a Nagytétényi kastély esetén ezek: Építészet/épület/homlokzat, Múzeum/művészet, Történelem/kultúra),
- **Relevance_i:** az egyes kategóriákhoz tartozó relevanciaértékek, vagyis, hogy mennyire írja le jól az adott kategória a helyszínt, értéke 0-3 közötti egész szám (a Nagytétényi kastély példájánál maradva ezek a relevanciaértékek rendre: 3, 3, 2),
- **Importance:** a helyszín fontossága, azaz, hogy mennyire számít ismertnek, kiemeltnek egy adott látványosság (ez mérhető például a látványosságot leíró Wikipedia oldal hosszában, vagy mennyi egyedi találatot ad a Google keresője, illetve később a látogatók számából is következtethetünk rá) értéke 1, 2 vagy 3 lehet (3 jelöli a legfontosabb helyeket),
- **City:** a város, ahol a látványosság található,
- **WikiLink:** a látványosság Wikipedia oldala, mely a kísérlet során tájékoztatást ad az alanyoknak a látványosságról, ha azt esetleg nem ismerik.

Az empirikus vizsgálat ismertetése

Célunk egy olyan ajánlórendszer megtervezése, mely alkalmas a felhasználók széles körét kiszolgálni. A látványosságokra vonatkozó értékeléseiket minél pontosabban leíró kalkulációs eljárások vizsgálatát ebben a szakaszban mutatjuk be.

Az általunk vizsgált eljárások alapja az imént ismertetett adatbázis, mely azon a feltételezésen alapul, hogy a turisztikai látványosságok jellemezhetőek különböző faktorok segítségével, ahogyan például a zene tulajdonságainak feltárása történt a Music Genome Project

során (Ferrara – LaMeau, 2012). Ezt bővítjük a felhasználók e faktorokra vonatkozó preferenciáinak begyűjtésével kérdezéssel módszerrel. Így a vizsgálat alá vont eljárásunk egy hibrid ajánlórendszer, mely az alábbi egységekből áll:

- **Tudásalapú modul:** adatgyűjtési eljárás során a felhasználóktól tudásalapú kérdező eljárással kapjuk meg a megállapított 17 faktorra vonatkozó értékelésüket (illetve a későbbi szakaszban egyéb paramétereket is, például a napi költségkeret összegét és az időkorlátjukat is, mely az útvonaltervezéshez szükséges majd).
- **Tartalomalapú modul:** a látványosságok faktorok kombinációjaként történő leírása (ahol a súlyok a faktorokra vonatkozó relevanciaértékek) a tartalomalapú szűrési technika előfeltétele. Ez lehetőséget nyújt olyan ajánlások készítésére, mely során a felhasználónak korábbi visszajelzései alapján olyan helyszíneket ajánlunk, melyhez hasonlóakat korábban már pozitívan értékelt. Ekkor a faktorokat reprezentáló 17 elemű vektorba rendezzük a hozzájuk tartozó relevanciaértékeket, és vektor-cosinus eljárással (Linden et al., 2003) keresünk a korábban a felhasználó által pozitívan értékelt látványosságokat reprezentáló vektorokhoz hasonlóakat (vagyis olyanokat, ahol az azokat reprezentáló vektorok kis szöveget zárnak egymással).

Ez a technika a korábban ismertetett hibrid eljárások osztályozásában a *tulajdonságkiterjesztő eljárások* (Feature-augmenting) közé tartozik (Melville et al., 2002), hiszen minden ajánlható elem értékeléseire egy másik technikával minden látványosságra új tulajdonságvektort alkothat, melyet az alapeljárás során (a kibővített információval együtt) felhasználunk. Nagy előnye az eljárásnak, hogy a tudás- és tartalomalapú megközelítések ötvözésének köszönhetően minimális információval el tud indulni a rendszer, gyakorlatilag csak a felhasználó 17 faktorra vonatkozó értékelésére és a célvárosra van szükség kezdeti információként. Cserébe az induló adatbázis előkészítése időigényes, hiszen a látványosságokat leíró faktorokat és azok kezdeti relevanciaértékeit meg kell adni. Ezek a későbbiekben a felhasználók értékelései alapján finomíthatók, ahogy egyre több információhoz jutunk a velük történő interakciók során. A rendszer a továbbiakban 3 típusú ajánlást lesz képes előállítani, ám ebből 2 csak kellő információ esetében lehetséges majd:

- A hibrid eljárásunk tisztán a felhasználó faktorokra vonatkozó értékelései és a látványosságokat leíró faktorok relevanciaértékei alapján kalkulált mutatószámok alapján pontozza a turisztikai cél-

pontokat, és az ez alapján felállított rangsort közli a felhasználóval.

- A tartalomalapú szűrési technika alkalmazhatóvá válik, amint az adott felhasználó kellő sűrűségű értékelést adott le helyszínekre, ekkor ugyanis a rendszer már képes lesz olyan látványosságokat ajánlani, melyhez hasonlóakat a felhasználó korábban pozitívan értékelt.
- A kollaboratív szűrési eljárás előfeltétele, hogy kellő mennyiségű felhasználója legyen a rendszernek, és azoknak lehetőleg elég sok egyéni értékelése a látványosságokra vonatkozóan. Így lehetőség nyílik egy adott felhasználóhoz hasonló ízlésvilággal bíró embereket találni (akik a 17 faktorra hasonló értékelést adtak), és az azok által jónak értékelt látványosságokat ajánlhatjuk neki.

Mint az látható, adatok hiányában jelenleg csak az első típusúval van lehetőségünk foglalkozni.

Ennek az ajánlórendszernek sikeressége – az adatbázis mellett – azon a függvényen múlik, amellyel a felhasználó által az egyes faktorokra adott értékelések alapján a látványosságokat pontozzuk. A kutatás jelen szakaszában az alábbi négy kalkulációs eljárás által adott ajánlásokat kell értékelniük a résztvevőknek:

- *KPI1*: A felhasználó által az egyes faktorokra adott értékelések szorzata az adott faktor helyszínre vonatkozó relevanciájával összegezve az összes faktorra, majd ezt szorozzuk a helyszín fontosságával, (*imp* a helyszín fontossága, e_i az *i*-edik faktorra adott értékelés, és r_i az *i*-edik faktor relevanciája). Továbbá minden olyan látványosság értékelését 50%-kal csökkentjük, aminek legalább 1 faktorból, melyhez legalább 2-es relevanciaérték társul, már legalább 5 szerepel a kiválasztott látványosságok listáján. Ezzel azt kívánjuk elkerülni, hogy túlzottan egysíkú ajánlásokat tegyünk, és idővel büntetjük a hasonló elemeket.

$$imp \sum_{i=1}^{17} e_i r_i$$

- *KPI2*: Az első eljárás során kapott pontot megduplázzuk a 2-es fontosságérték esetén, ezzel próbáljuk előnyben részesíteni a kevésbé ismert helyszíneket (legyen tehát $h=1$, ha $imp=2$, és 0 különben). Ezt elosztjuk a 0-tól különböző értékelést kapott faktorok számával, amit jelöljön *k*. Ezzel igyekszünk azoknak a helyszíneknek a hátrányát lefaragni, melyek bár bizonyos szempontból relevánsak és izgalmasak, de nem tartozik hozzájuk több faktor. Például az adatbázisban a Postatakarék Bank épülete 2 faktor segítségével leírható, és

a *KPI1* pontszámítás esetén hátrányt szenvedne azokkal a látványosságokkal szemben, amelyek 3 faktort is tartalmaznak. Az eljárás ellen szól, hogy ugyanakkor figyelmen kívül hagyja, hogy adott esetben sokkal inkább érdekes lehet a felhasználó számára egy olyan látványosság, mely akár 3 dimenzióban is élményt nyújt neki. Sőt, az átlagolás egy gyengébb faktor jelenléte esetén a pontszámítás végeredményét károsan befolyásolja. Ezt kiegészítjük még azzal, hogy a helyszín pontszámának értékét felezzük, amennyiben van olyan 3-as relevanciájú faktora, mely faktorhoz a felhasználó 0 értékelést rendelt.

$$\frac{imp \sum_{i=1}^{17} e_i r_i}{k} (1 + h)$$

- *KPI3*: A *KPI2* eljáráshoz képest annyit módosítunk, hogy növeljük a kifejezés értékét annyiszorosával, ahány 9-es értéket találunk a relevancia-faktor értékelés szorzatok között (vagyis ahány esetben valami kiemelten érdekes a felhasználó számára), ezek számát jelölje *l*:

$$\frac{imp \sum_{i=1}^{17} e_i r_i}{k} (1 + h) (1 + l)$$

- *KPI4*: Az utolsó eljárás első 7 eleme a *KPI1* eljárás listájának első 7 eleme, míg további 8 elemét a *KPI2* eljárás szerint kalkulált listából vesszük sorrendben úgy, hogy duplikáció ne forduljon elő.

A fenti 4 eljárás által adott ajánlások vizsgálata érdekében létrehoztunk egy weboldalt (www.travelschedule.org), ahol a korábban ismertett három város látványosságait értékelhetik az alábbi lépések szerint:

1. Regisztráció (csak egyedi felhasználónév szükséges, hogy meg tudjuk különböztetni a kísérlet résztvevőit).
2. A korábban meghatározott 17 faktor értékelésének leadása (0-3 közötti egész szám).
3. Döntés, hogy mely város látványosságairól szeretne ajánlást kapni (Budapest, London vagy Párizs).
4. A továbbiakban a rendszer az adott városhoz tartozó összes látványosságra kiszámítja a felhasználó 17 faktorra adott értékelése alapján a látványosságokhoz tartozó pontszámokat (a *KPI1*-2-3 és 4 eljárásra egyenként), majd a listát csökkenő sorrendbe rendezi, és a 15 legjobb pontszámú látványosságot adjuk ajánlásként a felhasználónak. Pontegyezés esetén külön figyelembe vesszük azt, hogy az adott helyszín legrelevánsabb faktora(i)t mennyire értékelt a felhasználó. Így tehát mind a

4 kalkuláció végeredményeként egy 15 helyszínből álló ajánlást teszünk. A kísérletben részt vevő alanyok a 4 eljárás által adott értékeléseikkel adnak visszajelzést a kalkuláció jóságára vonatkozóan, vagyis arra, mennyire képes jól megragadni a felhasználó ízlésvilágát. Az ajánlások értékelése során a 15 elemű lista sorrendjét nem kell figyelembe venniük az alanyoknak.

5. A felhasználó kiértékeli a 4 különböző módon kalkulált ajánlást (1-10 közötti egész számmal). Amennyiben a válaszadó nem ismeri az egyik ajánlott helyszínt, a nevére kattintva a rendszer elnavigálja a felhasználót a látványosságot ismertető Wikipedia oldalra, ezzel segítve őt a döntésben.
6. Opcionálisan más város látványosságairól is kérhet további ajánlásokat, melyeket értékelhet.
7. A látványosságokat egyesével is értékelheti (1-10 közötti egész szám). Ennek később még jelentősége lesz az adatbázisban megadott kezdeti relevanciaértékek pontosításában, valamint egy majdani kollaboratív szűrési technikán alapuló ajánlórendszer kialakításában. Erről bővebben a kutatási tervek szakaszban szólnunk.

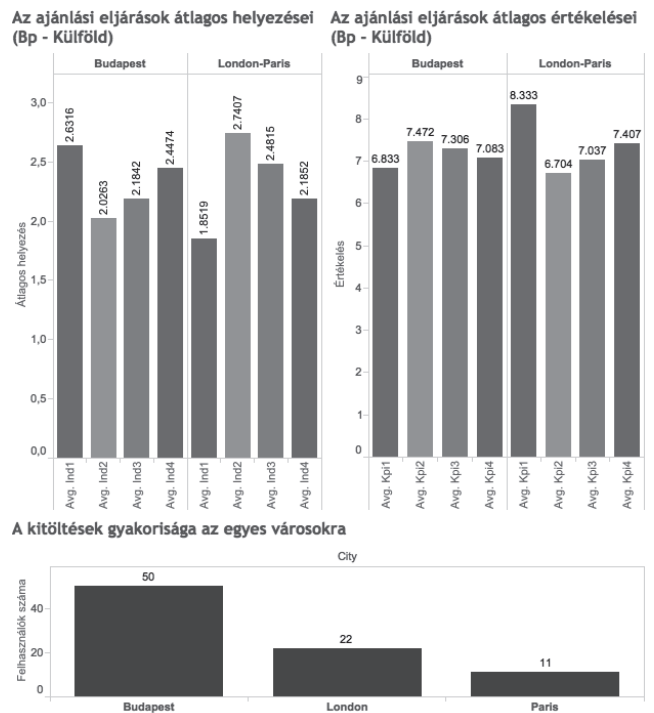
A vizsgálat alá vont 4 eljárás közül azt értékeljük a legjobbnak, melyre a felhasználók szignifikánsan magasabb értékelést adtak, mint a többire. A fenti vizsgálat eddigi eredményeit a következő szakaszban ismertetjük.

Az empirikus eredmények értékelése

Az internetes kérdőívet az összegzésig 59-en töltötték ki legalább egy várost értékelve. A kitöltések városok közötti megoszlását, valamint az egyes kalkulációs eljárások átlagos értékeléseit (Budapest – külföld bontásban) az 1. ábrán láthatjuk.

A Budapestre külön (50), valamint a Londonra és Párizsra együtt (33) adott értékelések száma alapján elérjük a statisztikai értelemben vett nagyminta követelményét, ám kevéssel haladják meg azt. Érdekes jelenség, hogy míg Budapesten nem tűnik egyértelműnek, hogy mely eljárás a legsikeresebb, addig a Londonra és Párizsra adott értékelések alapján kijelenthetjük, hogy az első eljárás által adott ajánlásokat értékelték a legjobbnak, hiszen az érte el a legjobb átlagos helyezést is (1,85) valamint a legmagasabb átlagos értékelést is (8,33). Budapesten a legutolsó helyen végzett a *KPII*, és *KPI3*-mal szoros versenyben ugyan, de a *KPI2* bizonyult a legjobbnak. A jelenség hátterében vélhetően az áll, hogy a kitöltők szinte kivétel nélkül magyarok voltak, így számukra Budapesten a kiemelt látványosságok helyett (melyet jellemzően az első eljárás ajánl) sokkal érdekesebbek lehetnek a kevésbé ismert látnivalók, így jobban értékelték a 2. és 3. eljárást, melyek célja, hogy

Az ajánlási eljárások átlagos helyezései és értékelései



akár a helyi lakosok számára is valami újat ajánljanak. Azok, akik Párizsra és Londonra (is) kitöltötték a kérdőívet, az esetek többségében az első eljárás ajánlásai voltak a legszimpatikusabbak, hiszen a listában javarészt olyan helyszíneket láttak viszont, melyet már nem voltak ismeretlenek számukra, és szívesen megnéznék azt, míg a 2. és 3. eljárás sok esetben ajánlott ismeretlen helyeket. Noha az összes ajánlott helyszínt wikipedia oldala elérhető volt számukra a kérdőívől egyetlen kattintással, tartok tőle, hogy ezzel a lehetőséggel kevesen éltek, így az ismeretlen helyszíneket ajánló eljárásokat lepontozták. Összegezve tehát a teljes populációra nézve Budapest esetén az eljárások sorrendje (értékelés és rangsor alapján számolva egyaránt): 2-3-4-1, míg külföldön éppen ellentétes: 1-4-3-2.

A faktorokra adott értékelések alapján azonban tovább finomíthatjuk az eredményeinket, és lehetőségünk nyílik megérteni az egyes turisták motivációit.

A faktorok közötti összefüggések megértése érdekében képezzük azok korrelációs mátrixát, melyet az *A mellékletben* közlünk, (sötét szürkével jelöltük a 0,4 fölötti korrelációs együtthatókat, és világos szürkével a 0,3-0,4 közöttieket). Az egymással csoporton belül korreláló faktorok alapján 6 turistatípust tudunk azonosítani, melyeket a 2. táblázatban összegeztünk, jelölve a velük szorosan összefüggő faktorokat. Fontos kiemelni,

hogy itt egy heurisztikus eljárást kellett alkalmaznunk. Mivel a faktorok száma (17) igen magas a mintaelem-számhoz képest, ezért itt kizárólag a korrelációs együtt-hatóság alapján vontuk le következtetéseinket és találtunk együtt mozgó kategóriákat. Ez leginkább a főkomponens-elemzés kezdeti lépéseihez hasonlatos, és azt a logikát követi. Nem használható továbbá klaszterező eljárás sem a fentiek miatt, továbbá azért, mert nem zárjuk ki, hogy egy elem akár több csoportba is tartozzék.

2. táblázat

Azonosított turisztípusok

Turisztikai faktorok	Kultúra kedvelő	Természet kedvelő	Családos	Fiatal	Mondén	Gurmé
Múzeum/művészet	x					
Természet/park		x				
Építészet/épület/homlokzat	x					
Történelem/kultúra	x					
Vásárlás/dívat				x	x	
Kilátópont		x				
Kiemelkedő látványosság				x		
Éjszakai élet/zene/bár				x	x	
Piac/helyi ételek				x		x
Utca/terek				x		x
Tört. helyszín/emlékmű	x					
Fürdő/sport/rekreáció				x		x
Színház/mozi/szórakozás			x	x	x	
Kávézó/étterem				x	x	x
Templom/vallási témájú hely	x					
Egyetem/tudomány/techn.			x	x		
Család/gyermek program			x			

Az együtt mozgó faktorok, illetve az ezek alapján kialakított csoportok nagyrészt plauzibilisek, bár az elnevezések nem mindenhol elég találóak, hiszen nehéz egyetlen szóba sűríteni mögötte rejlő koncepciót. Meglepőnek mondható talán, hogy az általunk fiatalok elfoglaltságaiként azonosított 9 faktor szinte kivétel nélkül relatíve erősen korrelál a másik 8-cal. Néhány között azonban erősebb kapcsolat áll fent, ennek szemléltetésére alakítottuk ki az utolsó két típust, mely a 9 faktor egy-egy részalmazából épül fel. Az így klaszifikált turisztípusok összességében belüli megoszlását a *B mellékletben* láthatjuk. Az egyes csoportoknak adott elnevezés ugyan beszédes, és igyekszik összefoglalni az itt található kategóriákat, de koránt sem akar szükségképpen a csoportba tartozó személyre utalni. Könnyen lehet tehát, hogy a „fiatal” csoportba akár idősök is tartoznak, ám őket mégis ebbe a csoportba soroltuk érdeklődési köreik alapján. Itt szükséges megjegyezni, hogy szándékosan nem is vettünk fel a kérdőívvezés során demográfiai adatokat, mely alapján például „fiatal” csoportot hozhatnánk létre. Mivel egyrészt az érdeklődési körök nem szükségképpen demográfiai ismervek alapján alakulnak ki, másrészt ajánlórendsze-

rünk erősségének tartjuk, hogy minimális információ alapján tud ajánlásokat tenni.

Valakit egy adott csoportba tartozónak minősítünk, ha az adott csoport faktoraira adott átlagos pontszáma elérte a 2,2-et. Mivel az általunk képzett 6 csoport bármelyikébe való tartozás nem zárja ki, hogy egy másikba is tartozzon az illető, ezért akadnak olyanok, akik kettő, vagy akár három csoportba is tartoznak. Az egyes csoportok tagjai által az eljárásokra adott értékelések viszont jól elválnak egymástól. A pontozások alapján a 3. táblázatban foglaljuk össze, milyen sorrendet állíthatunk fel az eljárások között az egyes csoportok esetében.

3. táblázat

Azonosított turisztípusok eljárásokra vonatkozó értékeléseinek sorrendje

Turisztikai faktorok	Eljárások	Kultúra kedvelő	Természet kedvelő	Családos	Fiatal	Mondén	Gurmé
Budapest	KPI1	3	4	2	4	4	4
	KPI2	1	1	1	3	3	2
	KPI3	2	2	4	2	2	3
	KPI4	4	3	3	1	1	1
London - Párizs	KPI1	1	1	1	1	1	1
	KPI2	4	4	4	3	4	3
	KPI3	3	3	3	4	2	2
	KPI4	2	2	2	2	3	4

Jól látható, hogy a külföldi értékelések körében minden esetben az első eljárás volt a legnépszerűbb, míg a budapesti értékelések esetén 3-3 csoport értékelte legjobbnak a 2. és 3. eljárást. A csoportok között előforduló átfedések miatt azonban esetenként nehéz eldönteni, mely eljárással adható a legjobb ajánlás. Szűkös mintánkon végzett szimulációink alapján az alábbi mechanizmus bizonyult a legsikeresebbnek: Külföldi helyszín esetén válasszuk az 1. eljárást. Budapest esetén ha valaki összes leadott értékelése meghaladja a 2,2 pontot, akkor adjuk ismét az 1. ajánlást. Ha művészetkedvelőként klasszifikáltuk (akár egyebek mellett), adjuk a 2. ajánlást. Ha nem művészetkedvelő, de fiatalként klasszifikáltuk, adjuk a 4. ajánlást. Ha a fentiek közül egyik sem, adjuk a 2. ajánlást. Ezzel a mechanizmussal a 88 esetből 76-ban adtuk a legjobbra értékelt ajánlást, és csak 2 esetben nem a 2. legjobbat. Ha a priori minden esetben a móduszt ajánljuk (tehát Budapest esetén a 2. eljárást, míg külföld esetén az 1. eljárást), akkor 88 esetből csak 36 esetben adtuk volna a felhasználó számára legjobb ajánlást. A döntési mechanizmus ábráját a *C mellékletben* láthatjuk. (Fontos megjegyezni, hogy ez nem egy döntési fa.)

Konklúziók és kutatási lehetőségek

Tanulmányunkban röviden bemutattuk a turisztikai célú ajánlórendszerek szakirodalmát, és néhány gya-

korlati példát azok alkalmazására. Kutatási kérdéseinkre adott rövid válaszunkat az alábbiakban összegezzük:

1. Mivel nem áll rendelkezésünkre a kutatás jelen fázisában egy olyan kiterjedt adatbázis, mely tartalmazná a felhasználók látványosságokra vonatkozó értékeléseit, így 3 európai fővárosra építettünk saját adatbázist, valamint egy 17 faktorból álló listát, melyek kombinációjával szeretnénk leírni az egyes helyszíneket (*tartalomalapú modul*). A tudásalapú modul a látványosságokat leíró faktorokra vonatkozó értékeléseket gyűjti be a felhasználotól, így a *tulajdonság kiterjesztő technikával integrált modulokból előálló hibrid rendszer* képes ezen igen csekély kezdeti információból is személyre szabott ajánlásokat tenni.
2. Empirikus vizsgálatunkhoz egy weboldalt hoztunk létre, ahol az ajánlásokhoz csak az általunk megalkotott 17 faktorra kell értékelést adniuk a felhasználóknak. Ezek alapján *hat*, különböző turistatípusok sikerült azonosítanunk, melyek közül 3-3 hasonlóan rendezte sorba a felkínált 4 ajánlási eljárás eredményét. A csoportokról elmondható, hogy az őket leíró faktorok (melyekre jellemzően magas értékelést adtak) szoros összefüggésben vannak egymással, erre utal magas korrelációs együttható értékük. A turisták klasszifikálása segítséget nyújt az egyes felhasználók számára tett ajánlások további pontosításában.

A kutatás egy későbbi szakaszában, a látványosságokra adott egyedi értékelések bővülése esetén szükségét látom a korábban már röviden ismertetett, két további eljárás vizsgálatának. Ez egyik kollaboratív ajánló eljárás lenne, mely elsőként az adott felhasználóhoz hasonló ízlésvilágú személyeket keres. Ezt könnyen megtehetjük például az Amazzonnal látott vektor-cosinus eljárással (Linden et al., 2003), ha a 17 faktorra adott értékeléseket adott sorrendben vektorba rendezzük, és ezeknek a vektoroknak a hajlásszögét tekintjük a hasonlóság alapjának. Minél kisebb szöget zár be két felhasználó vektora, annál inkább hasonlít egymásra ízlésviláguk. Ezután a felhasználónak adott ajánlásokat az alapján állíthatjuk össze, hogy hozzá leginkább hasonló felhasználók a látványosságokra adott egyedi értékeléseik közül melyek voltak átlagosan a legjobbak. Ezzel egy kollaboratív technikát tudnánk tesztelni, szemben a fenti 4, tudásalapú, hibrid eljárással. Ennek előfeltétele, hogy igen nagy felhasználótömeg álljon rendelkezésre a kísérleti fázisban, mert ennek hiányában nehéz hasonló felhasználókat találni. Amennyiben ez adott esetben nem teljesül, az ajánlások adhatóak az átlagosan jó értékelést kapott helyszínek köréből, vagyis az egyéni ízlést – jobb híján – a közízléssel igyekszünk közelíteni.

A jelenleg használatos 17 faktort kellő mennyiségű adat esetén érdemes lenne felülvizsgálni, és az értékelések alapján mátrixfaktorizációs eljárással feltárni esetleges új faktorokat, illetve a köztük lévő kapcsolatot.

A másik eljárás, melyet vizsgálat alá vonnánk a jövőben, a tartalomalapú szűrés, mely során a felhasználó által korábban jónak értékelt látványossághoz hasonlóakat keresünk, és azt ajánljuk neki. Hasonló látványosságok alatt ismét az azokat reprezentáló, 17 faktorhoz rendelt relevanciaértékek vektorait értjük, melyek viszonylag kis szöget zárnak be egymással.

Természetesen nemcsak a jelenlegi vizsgálatba bevont 4 eljárás eredményeit versenyeztethetjük a fent körvonalazott másik kettővel, hanem akár egy azokból előállított hibrid eljárás megalkotása is a további vizsgálat célkitűzései között szerepel. Előfordulhat ugyanis egyrészt az is, hogy bizonyos felhasználói szegmensekre az egyik – általában nem kiemelkedően jól teljesítő – eljárás jobb eredményt ad a többinél, és ez egy *váltogató hibrid* eljáráshoz vezethet, vagy akár megalkothatunk egy *súlyozott* vagy *kevert hibrid* eljárást is a fentiek felhasználásával.

Felhasznált irodalom

- Adomavicius, G. – Tuzhilin, A. (2005): Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol. 17, No. 6, p. 734-749. doi: 10.1109/TKDE.2005.99
- Brown, B. – Chalmers, M. – Bell, M. – MacColl, I. – Hall, M. – Rudman, P. (2005): Sharing the square: collaborative leisure in the city streets. in: Proceedings of the 9th European conference on computer-supported cooperative work (ECSCW'05), p. 427-447. doi: 10.1007/1-4020-4023-7_22
- Burke, R. (2000): Knowledge-based Recommender Systems. Encyclopedia of Library and Information Science, Vol. 69, No. 32, p. 180-200. doi:10.1.1.21.6029&rank=1
- Burke, R. (2002): Hybrid recommender systems: Survey and experiments. User Modeling and User-Adapted Interaction, Vol. 12, No. 4, p. 331-370. doi:10.1.1.88.8200&rank=1
- Chen, L. – deGemma, M. – Felfernig, A. – Lops, P. – Ricci, F. – Semeraro, G. (2013): Human Decision Making and Recommender Systems. ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems, Vol. 3, No. 3, Article 17. doi: 10.1145/2365952.2366040
- Cheverst, K. – Davies, N. – Mitchell, K. – Friday, A. – Efstratiou, C. (2000): Developing a context-aware electronic tourist guide: some issues and experiences. in: Proceedings of the SIGCHI conference on

- human factors in computing systems, p. 17–24. doi: 10.1145/332040.332047
- DieToRecs.* (<http://www.modul.ac.at/dietorecs>)
- Ferrara, M. H. – LaMeau, M. P.* (2012): Pandora Radio/Music Genome Project. Innovation Masters: History's Best Examples of Business Transformation. Detroit. p. 267-270. Gale Virtual Reference Library. doi: 10.5860/CHOICE.50-2756
- García-Crespo, A. – Chamizo, J. – Rivera, I. – Mencke, M. – Colomo-Palacios, R. – Gómez-Berbís, J. M.* (2009): SPETA: social pervasive e-tourism advisor. Telematics and Informatics, Vol. 26, No. 3, p. 306–315. doi:10.1016/j.tele.2008.11.008
- Garcia, A. – Vansteenwegen, P. – Arbelaitz, O. – Souffriau, W. – Linaza, M.T.* (2013): Integrating public transportation in personalized electronic tourist guides. Computers and Operations Research, Vol. 40, No. 3, p. 758–74. DOI: 10.1016/j.cor.2011.03.020
- Gavalas, D. – Kenteris, M.* (2011): A pervasive web-based recommendation system for mobile tourist guides. Personal and Ubiquitous Computing, Vol. 15, No. 7, p. 759–770. doi: 10.1007/s00779-011-0389-x
- Gavalas, D. – Konstantopoulos, C. – Mastakas, K. – Pantziou, G.* (2014): Mobile recommender systems in tourism. Journal of Network and Computer Applications, Vol. 39, p. 319–333. doi:10.1016/j.jnca.2013.04.006
- Heracles* (<http://www.isi.edu/integration/Heracles/>) le-töltve: 2015.12.08.
- Horofov, T. – Narasimhan, N. – Vasudevan, V.* (2006): Using location for personalized POI recommendations in mobile environments. in: Proceedings of the 2006 international symposium on applications and the internet (SAINT'06), p. 124–129. doi:10.1109/SAINT.2006.55
- Kaufner, S.* (2014): Interview. BBC Radio 4: The Bottom Line, October 16, 2014.
- Lim, K. H.* (2015): Recommending Tours and Places-of-Interest based on User Interests from Geo-tagged Photos. in: Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD on PhD Symposium, p. 33-38. doi: 10.1145/2744680.2744693
- Linden, G. – Smith, B. – York, J.* (2003): Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering. IEEE Internet Computing, Vol. 7, No. 1, p. 76-80. doi: 10.1109/MIC.2003.116734
- Lucchese, C. – Perego, R. – Silvestri, F. – Vahabi, H. – Venturini, R.* (2012): How Random Walks Can Help Tourism. in: Proceedings of the 34th European Conference on IR Research, p. 195-206. doi:10.1007/978-3-642-28997-2_17
- Melville, P. – Mooney, R. J. – Nagarajan, R.* (2002): Content-Boosted Collaborative Filtering for Improved Recommendations. in: Processing of the 18th National Conference on Artificial Intelligence, p. 187-192. doi: 10.1109/CSNT.2012.218
- Melville, P. – Sindhvani, V.* (2011): Recommender Systems. in: C. Sammut – G. I. Webb (Eds.): Encyclopedia of Machine Learning. Wiesbaden: Springer, p. 829-838. doi: 10.1007/978-0-387-30164-8_705
- Nisbett, R. E. – Wilson, T. D.* (1977): Telling more than we can know: Verbal reports on mental processes. Psychological Review, Vol. 84, No. 3. p. 231-259. doi: 10.1037/0033-295X.84.3.231
- Resnick, P. – Iacovou, N. – Sushak, M. – Bergstrom, P. – Riedl, J.* (1994): GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews. in: Proceedings of the ACM Conf. Computer Support Cooperative Work (CSC), p. 175-186. doi: 10.1145/192844.192905
- Ricci, F. – Rokach, L. – Shapira, B. – Kantor, P. B.* (2011): Recommender Systems Handbook. Wiesbaden: Springer. doi: 10.1007/978-0-387-85820-3
- Rich, E.* (1979): User modeling via stereotypes. Cognitive Science, Vol. 3, No. 4, p. 329–354. DOI: 10.1207/s15516709cog0304_3
- Sanderson, M. – Croft, W. B.* (2012): The History of Information Retrieval Research. Proceedings of the IEEE, Vol. 100, p. 1444–1451. doi: 10.1109/JPROC.2012.2189916
- Sarwar, B. M. – Karypis, G. – Konstan, J. A. – Riedl, J. T.* (2000): Application of dimensionality reduction in recommender system — a case study. in: Web-KDD Workshop at the ACM SIGKDD
- Savage, N.S. – Baranski, M. – Chavez, N.E. – Höllerer, T.* (2011): I'm feeling LoCo: a location based context aware recommendation system. in: Proceedings of the 8th international symposium on location-based services (LBS'11), p. 37-54. doi:10.1007/978-3-642-24198-7_3
- Shiraishi, T. – Nagata, M. – Shibata, N. – Murata, Y. – Yasumoto, K. – Ito, M.* (2005): A Personal navigation system with a schedule planning facility based on multi-objective criteria. in: Proceedings of 2nd international conference on mobile computing and ubiquitous networking (ICMU'05), p. 104–109. doi:10.1.1.59.5613
- Su, X. – Khoshgoftaar, T. M.* (2009): A Survey of Collaborative Filtering Techniques. Advances in Artificial Intelligence, Vol. 2009, Article ID 421425, 19 pages doi:10.1155/2009/421425
- TripSay.* (<http://www.tripsay.com/>)
- Vansteenwegen, P. – Souffriau, W. – Vanden Berghe, G. – Van Oudheusden, D.D.* (2011): The city trip planner: an expert system for tourists. Expert Systems with Applications, Vol. 38. No. 6, p. 6540–6546. doi:10.1016/j.eswa.2010.11.085
- Yu, C. C. – Chang, H. P.* (2009): Personalized location-based recommendation services for tour plan-

ning in mobile tourism applications. in: Proceedings of the 10th International conference on e-commerce and web Technologies (EC-Web'09), p. 38–49. doi:10.1007/978-3-642-03964-5_5

Zheng, Y. – Xie, X. (2011): Learning travel recommendations from user-generated GPS traces. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, Vol. 2, No. 1, p. 2–29. doi:10.1145/1889681.1889683

A cikk beérkezett: 2016. augusztus
Lektorálás után elfogadva: 2016. december

A cikk beérkezett: 2016. augusztus
Lektorálás után elfogadva: 2016. december

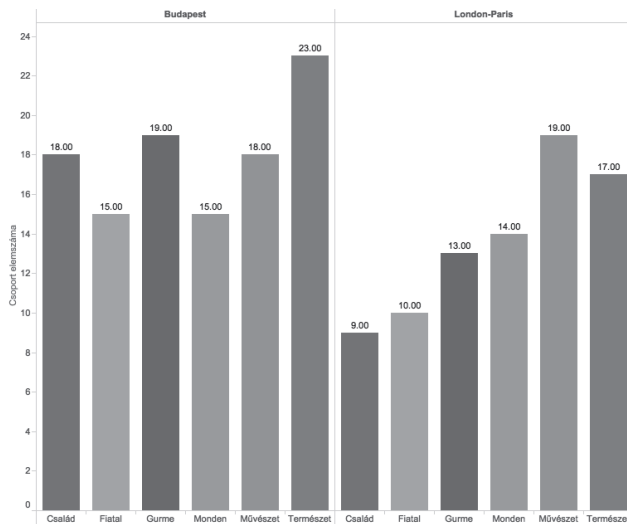
A melléklet

A 17 faktor korrelációs mátrixa

	museum/art	park/nature	architecture/facade	history/culture	shopping/fashion	vista point	top sight	music/bars/nightlife	market/local food	street/square	monument	bath/sport/recreation	theatre/entertainment/cinema	cafe/restaurant	church/religious place	university/science/technology	amusement/family/children
museum/art	1,00	0,14	0,35	0,59	-0,11	-0,08	-0,03	0,07	-0,14	0,16	0,37	-0,22	-0,13	-0,19	0,44	0,19	0,03
park/nature		1,00	0,10	0,05	0,12	0,34	0,15	0,02	-0,05	0,01	-0,11	-0,05	0,14	-0,11	-0,08	0,04	0,12
architecture/facade			1,00	0,36	0,01	0,15	0,20	0,16	0,03	0,28	0,54	-0,09	-0,09	-0,04	0,46	0,09	0,05
history/culture				1,00	0,08	0,00	0,16	0,04	-0,07	0,26	0,55	-0,11	0,00	0,05	0,40	0,21	0,07
shopping/fashion					1,00	0,10	0,40	0,42	0,16	0,31	0,14	0,23	0,54	0,52	0,05	0,16	0,25
vista point						1,00	0,22	0,13	-0,22	0,18	0,14	-0,03	0,06	0,16	0,12	0,13	-0,02
top sight							1,00	0,26	0,03	0,27	0,42	0,44	0,34	0,28	0,07	0,23	0,13
music/bars/nightlife								1,00	0,08	0,37	0,15	0,38	0,39	0,28	0,00	0,25	0,09
market/local food									1,00	0,39	-0,13	0,23	0,12	0,25	0,02	0,05	0,14
street/square										1,00	0,35	0,24	0,33	0,33	0,23	0,37	-0,02
monument											1,00	-0,02	0,10	0,05	0,30	0,30	0,13
bath/sport/recreation												1,00	0,51	0,38	-0,19	0,30	0,22
theatre/entertainment/cinema													1,00	0,55	-0,06	0,48	0,40
cafe/restaurant														1,00	0,08	0,23	0,16
church/religious place															1,00	0,23	0,21
university/science/technology																1,00	0,42
amusement/family/children																	1,00

B melléklet

Az egyes turistatípusok
összsokaságon belüli megoszlása



C melléklet

Az ajánlásra a turistatípusok és értékelések alapján
adott döntési mechanizmus ábrája

