

Élthes Zoltán⁹⁰⁰: Web-bányászati modellek és algoritmusok

Absztrakt: A Web-bányászat olyan adatbányászati technikák alkalmazása, amelyek segítségével a web-es adatokból információkat, mélyebb összefüggéseket nyerhetünk ki. A Web-bányászati kutatás három kategóriába sorolható: webtartalom-bányászat (Web content mining), webstruktúra-bányászat (Web structure mining) és webhasználat-bányászat (Web usage mining). A webtartalom-bányászat az a folyamat amely során a web-en található dokumentumokból használható információt nyerünk ki. A webstruktúra-bányászat esetén honlapot és a webet felépítő hiperlinkekből, azok kapcsolataiból nyerhetünk ki információkat. A webhasználat-bányászat a látogatók szokásainak, magatartásmintáinak tanulmányozása az adatbányászati technikák alkalmazásával. A dolgozat ezeket a web-bányászati technikákat mutatja be.

Bevezetés

A web kaotikus és gyors fejlődésének köszönhetően, a létrejött információs hálózatnak szervezési és strukturális hiányosságai keletkeznek, az információtartalom különböző formátumokban jelenik meg. Alkalmazása és mérete állandóan fejlődik, ezért új kihívások jelennek meg, mint az információ optimális tárolása vagy a hasznos ismeretek kinyerésének bonyolultsága. Megoldásra váró feladatok a következők:

- releváns információhoz való hozzáférés, amely felveti a webes tartalmak keresésének és indexelésének modernizációját
- metaismeretek létrehozása a weben található információkból
- a felhasználók érdekeinek és szükségleteinek kezelése személyesített adatokkal és szolgáltatásokkal

Web-bányászat

A Web-bányászat (web mining) fogalmát a múlt század végén vezették be, olyan adatbányászati technikák alkalmazására, amelyek segítségével a webes adatokból információkat, mélyebb összefüggéseket nyerhetünk ki. Ezek a technikák a következők:

- Webtartalom-bányászat (Web content mining) – amikor a weben található dokumentumokból (weblapok, HTML oldalak, szövegek, képek, videók, stb.) használható információt nyerünk ki, például a web tartalmát bejáró, azt kigyűjtő, elemző web-robot segítségével.
- Webstruktúra-bányászat (Web structure mining) – amikor honlapot és a webet felépítő hiperlinkekből, azok kapcsolataiból nyerhetünk ki információt, például hiperhivatkozás, tag, címke stb.
- Webhasználat-bányászat (Web usage mining) – a látogatók szokásainak, magatartásmintáinak tanulmányozása. A felhasználó viselkedését elemezzük (hova kattintott, merre járt az egérrel, esetleg hova nézett), tanulmányozzuk milyen útvonalat járt be (melyik oldalakat látogatta meg, mennyi időt töltött az egyes oldalakon, mely linkekre kattintva jutott el az adott oldalra) stb.

Tehát, a web-bányászat egy konvergens kutatási terület, amely olyan alapkutatásokhoz kötődik mint az adatbázis, információ visszanyerés (web information retrieval - WIR), mesterséges intelligencia, szövegbányászat stb. Ezek alapelveit átveszi és adaptálja a web-bányászat.

A sikeres web-bányászati elemzés feltétele, hogy a különböző modellek által létrehozott eredményeket az elemző össze tudja hangolni a felhasználó szintű élményekkel, illetve

⁹⁰⁰ Egyetemi docens "Babeş-Bolyai" Tudományegyetem Kolozsvár, Közgazdasági Kar, Associate Professor
eltheszoltan@yahoo.com

tapasztalatokkal. Ez azt jelenti, hogy csak az lehet valóban sikeres, aki mind a web-bányászati elveket és eszközöket, mind az elemzett konkrét anyagot, mind pedig a felhasználókat eléggé mélyen ismeri. A web-bányászati technikákkal a webhely egyfajta minőségellenőrző funkcióját is ellátjuk és a korrekció az online felületen azonnal meglátszik. A web-bányászatnál nem csak egy-egy reprezentatív minta vizsgálatról van szó, hanem a teljes látogatói bázis összes interakciójának vizsgálatáról, amely az egérkattintás adatainak mélységéig terjed. A web-bányászati elemzés a célpopulációra nézve mindig teljes körű. A vizsgálatok jelentős eredménye az oldal ergonomiai, legtöbbször navigációs hibáinak kiszűrése.

Webtartalom-bányászat

Napjainkban a WWW fejlődése minden várakozást felülmúlt. Ma az Interneten több milliárd HTML dokumentum, kép, multimédia állomány áll a felhasználók rendelkezésére, a számuk folytonosan nő. Figyelembe véve az Interneten való sokszínűséget, egyre nehezebb feladatá válik az érdekes információk kinyerése.

A webtartalom-bányászat a web-dokumentumok tartalmából való hasznos információk kinyerésének folyamata. A webtartalom különböző típusú adatokat csoportosít, mint a szöveg-formátumú adatok, képek, audio-video, hyperlinkek.

A webtartalom-bányászat olyan adatbányászati technikákat, módszereket tartalmaz melyek biztosítják a weben található hatalmas mennyiségű információ és erőforrás automatikus felfedezését, megtalálását, szervezését és kezelését. A webtartalom-bányászat területén két megközelítés létezik: a webalapú információ megtalálása és adatbázis szempontú kezelése. A weben való információ megtalálása érdekében olyan intelligens rendszerek fejlesztésére van szükség melyek önállóan vagy majdnem teljesen önállóan tudnak működni a weben található információ érdekében. Ezzel a folyamattal olyan dokumentum-együttes létrehozását akarjuk elérni amely releváns a felhasználó által alkalmazott lekérdezésnél.

Az információ-visszanyerési technikákat akkor vesszük igényben amikor a strukturálatlan vagy félig strukturált adatokkal álunk szemben a statisztika, a mesterséges intelligencia, az adatbázis-kezelés és a számítógépes grafika területéről. Általában a webtartalom-bányászatot együtt elemizzük a webstruktúra-bányászattal, mivel közösen használjuk az információ visszakeresése és szervezése érdekében. Az információ visszakeresés egy kutatási terület amely a weben található olyan információ megtalálására irányul, mely kielégíti a felhasználók információs szükségleteit. Teljesítőképeségét egy kísérleten keresztül vizsgáljuk, amelyben a rendszer kap egy lekérdezhalmazt, az eredményhalmazokat pedig pontozzuk az emberi relevanciamegítélés szerint. Tradicionálisan két mértéket használunk a pontozásra: a felidézést (recall) és pontosságot (precision)

Web-dokumentum reprezentálási modellek

A web-dokumentum reprezentálásának hat lényeges modellje létezik, ezek a következők:

- Boole-kulcsszó modell (Boolean keyword model)
- Vektortér információkeresési modell (Vector Space Model, VSM)
- Nyelvi modell (Language model)
- Valószínűségi modell (Probabilistic model)
- Tartóvektor modell (Support Vector Machines, SVM)

A modellek alapelve a következő: minden dokumentumot, lekérdezést egy szavak vagy fogalmak "zsákjaként" értelmezzük (bag of words). Ezek a modellek alkotják az úgynevezett layout representation fogalmat.

Legyen a dokumentumok halmaza D , a különböző fogalmak kollekciója pedig $V=\{t_1, t_2, \dots, t_{|V|}\}$, ahol t_i egy határidő, $|V|$ pedig a kollekció mérete. Minden $d_j \in D$ belüli dokumentum t_i tagjához hozzárendelünk egy $w_{ij} > 0$ jeletőségi súlyt. Azon tagok esetén, melyek nem tartoznak a d_j dokumentumhoz, a $w_{ij}=0$.

Tehát, bármelyik d_j D beli dokumentumot vektor formában reprezentálunk:

$$d_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{|V|j})$$

ahol minden w_{ij} súly megfelel egy t_i V -beli tagnak és mutatja a t_i tag fontossági szintjét a d_j dokumentumban. Tehát a D dokumentum-kollekciót relációs tábla vagy matrix formában, úgynevezett index matrix (Term-Document Frequency Matrix) formában reprezentáljuk. A w_{ij} súly definiálási módja az ami lényegesen megkülönbözteti ezeket a modelleket.

Teszt kollektív értékelés

Az információ visszakeresési rendszer hatékonyságát a visszatérített releváns dokumentumok számának, arányának függvényében értékeljük. Relevánsan azt értjük, hogy valószínűleg hasznos lesz a kérdést feltevő személy számára, arra a bizonyos információigényre, amelyet a lekérdezésben fogalmazott meg. Egy tárgy relevancia modellje (the topical relevance model) három elemet azonosított a visszakeresési folyamatban: a felhasználó tájékoztatási igénye, az a dokumentum halmaz amelyből a rendszer próbálja kielégíteni a tájékoztatási szükségletet és a kollektív dokumentumainak relevancia értéke, az illető szükséglet esetén. Ennek a három elemnek megfelel a teszt kollektív három komponense: információ szükséglet leíró tárgy és lekérdezés kollektív (topics), egy dokumentum kollektív (corpus) és egy dokumentum értékelő kollektív (grels), amely mutatja a dokumentumok relevanciáját a megfelelő tárgyhoz viszonyítva.

Az információ visszakeresési rendszer értékelése egy teszt kollektív függvényében a következő képpen történik. A rendszer azonosítja a találatokat a lekérdezés és a kollektívban levő dokumentumok között egy visszakeresési algoritmus alapján és visszatérített egy dokumentum listát, csökkenő sorrendben a lekérdezési relevancia függvényében. A grels értékelések konzultálása alapján meghatározzuk azokat a dokumentumokat, melyek relevánsak a megfelelő tárgyra nézve és így létrehozuk a relevancia értékek listáját, melyet relevancia vektornak (relevance vector) hívunk. Majd értékeljük a relevancia vektort illetve a tárgyankénti eredmények számtani középárányának függvényében megkapjuk az egész kollektív megfelelő rendszer hatékonyságának a mutatóját.

Webstruktúra-bányászat

A webstruktúra bányászat a látogatási struktúra elemzésével, a klikkelés-sorozatok elemzésével és a web site-ok tervezési stratégiájával foglalkozik. A webstruktúra-bányászat segít megtalálni a felhasználó számára nem evidens információkat.

Hiperlinken alapuló rangsorolás

A hiperlinkeknek a megszokott funkcióján kívül létezik egy igen fontos szerepe: külső segítséget tudnak nyújtani egy oldal rangjának (page rank) a felállításában. Ez hasonlít az idézetek használatához. Mindenki a számára fontos és sokatmondó idézeteket szereti használni. Így van ez a web oldalak esetében is. Azt az oldalt melyet sokan szeretnek, arra sokan is hivatkoznak. Az alapötlet az volt, hogy minden web oldalhoz a hivatkozások felépítése alapján rendeljünk hozzá egy rangot.

PageRank algoritmus

A PageRank egy olyan algoritmus, amely hiperlinkekkel összekötött dokumentumokhoz számokat rendel, a hiperlink-hálózatban betöltött szerepük alapján, a webes keresőrendszereknél, tehát oldalakat rangsorol. Az algoritmus lehetőséget biztosít, hogy meghatározzuk a weboldal fontosságát, nem csak a weboldalra mutató linkek (backlinks) megszámlálásával, hanem a hivatkozások minősítésével is. Így nyilvánvaló, hogy egy fontosabb oldalról jövő hivatkozás értékesebb, mint a kevésbé fontos oldal részéről érkező hivatkozás. Ez egy bizalmi szavazat olyan részéről, aki rendelkezik bizalommal. Az egyik oldalról a másikra mutató hivatkozás lényegében egy szavazat arra a másik oldalra, s ezeknek a szavazatoknak az összesítése után eldől, hogy melyik oldal mennyit ér, vagyis a rajta található konkrét tartalomtól függetlenül mekkora az elismertsége. A bizalmi index (TrustRank) több másik tényezőtől tevődik össze. Ez az, ami alapján a keresőmotorok megállapítják, milyen minőségű egy-egy link és weboldal. Ahhoz, hogy magas legyen egy weboldal bizalmi indexe, szükséges például, hogy megfelelően koros legyen, tartalma állandó és lehetőleg hasonló tematikájú legyen működése ideje alatt, rendelkezzen állandó látogatottsággal, ne tartalmazzon halott

hivatkozásokat. Az ilyen oldalak hivatkozásait a keresők is minőségi linknek értékelik, míg a linképítő katalógusok duplikált hivatkozásait kiszűrik, hátrásorolják.

A PageRank Google internetes keresőmotor alapja, amit a Google alapítói, Larry Page és Sergey Brin fejlesztettek ki a Stanford Egyetemen. A PageRank egy ún. rekurzív algoritmus, de magát a weboldalhoz rendelt számot is PageRanknak nevezik. A PageRank a Google bejegyzett védjegye. A PageRank segítségével a Google elemezni tudja a különböző oldalak közötti kapcsolatokat, és ennek segítségével sokkal relevánsabb találatokat tud visszaadni, mint más keresők. A PageRank számítás egy egyszerű képleten alapul, amely a weboldalra mutató linkeken, weboldalról történő hivatkozásokon és egy csillapítási tényező (damping factor) arányszám használatával számolható ki (0 és 1 érték közötti érték). A csillapítási tényező valószínűsített véletlenségi arányszám, a hivatkozó linkekről érkező random látogató arányát feltételezi, aki nem tudatosan érkezik, és nem marad az oldalon, hanem máshol folytatja a böngészést. (általában 0.85 érték a használt érték csillapítási tényezőként).

Az algoritmus első lépése, amikor meghatározzuk a weboldalra mutató linkek számát. Ezt a web-gráf aleatorikus bejárásával érhetjük el. Így minden oldal fog kapni egy látogatottsági rátát, amely meghatározza a fontosságát.

Feltételezve, hogy az A oldalt meghívták a T_1, \dots, T_n oldalakról, az A oldal PageRank-ja (PR) a következő:

$$PR(A) = (1-d) + d (PR(T_1)/C(T_1) + \dots + PR(T_n)/C(T_n))$$

ahol:

- $PR(T_n)$ – a T_n oldal PageRank-ja
- $C(T_n)$ – a T_n oldalak a külső linkekre mutató hivatkozások száma, amelyek osztanak a saját PageRank értékéből a linkelt oldalak javára
- d – csillapító tényező (damping factor), szerepe: az oldalak a szavazatukból csak d részt osztanak tovább, $(1-d)$ -t pedig megtartanak. Általában az értéke 0,85

A PageRank értéket kiszámítjuk egy iterációs algoritmus alapján. Az iteráció szükségességének oka az, hogy az aktuális PR értékek a számításban változóként szerepelnek. Kellő pontosságot tehát csak bizonyos számú újraszámítás után kaphatunk.

Ha belegondolunk, hogy a gyakorlatban hány új link, oldal, képződik, törlődik naponta akkor belátható, hogy valóban igen sok számítást kell elvégezni egy honlap PR értékének meghatározására. Ez az algoritmus a Google keresőmotor alapjául szolgált. A PR algoritmus legfontosabb előnye az, hogy képes harcolni a spam-ok ellen.

HITS algoritmus

Az egyes weblapok közötti kapcsolódás nemcsak arra mutathat rá, hogy melyek az elismertebb oldalak, de arra is, hogy melyek tartoznak többé-kevésbé egy témakörbe. Ez a módszer az interneten elkülöníthető kisebb közösségeket próbálja felismerni, melyek jellemzően egymáshoz kapcsolódnak hivatkozásokkal. A keresőoldal az adott témakörhöz kapcsolódó kereséseknél ezt a weblap-közösséget preferálja az eredmények szempontjából, hiszen itt nagyobb biztonsággal találhatóak valóban releváns oldalak.

A HITS (Hypertext Induced Topic Search) algoritmus ötlete, hogy két fontos csoportba osztja az oldalakat, központi (hub) és mértékadó (authority) oldalakra (emiat néha hub/authority algoritmusként is szokták emlegetni.). Az algoritmus hozzárendel egy p oldalhoz két egységes kezdőértéket:

- Egy hub súlyozás – $Hub(p)$
- Egy authoritative súlyozás – $Auth(p)$

Ezek a súlyozások a következő képletek szerint módosulnak:

$$Auth(p) = \sum_{i=1}^n Hub(p_i)$$

ahol n az oldalak száma melyek p -re mutatnak

p_i egy oldal amely p -re mutat

$$Hub(p) = \sum_{i=1}^n Auth(p_i)$$

ahol n az oldalak száma melyekhez p -nek van kapcsolata

p_i egy oldal amelyhez p -nek van kapcsolata

Az algoritmus iteratív módon minden oldalra frissíti a központiság és mértékadóság mértékét. Egy oldal annál központibb, minél mértékadóbb oldalakra mutat, és annál mértékadóbb, minél központibb oldalak mutatnak rá. Mértékadó oldal például egy színvonalas szakmai portál vagy egy tekintélyes kutató saját publikációit tartalmazó személyes honlapja; központi oldal egy hírportál, linkgyűjtemény vagy katalógus. A központi oldalak azok, amik sok mértékadó oldalra mutatnak, a mértékadó oldalak pedig azok, amikre sok központi oldal mutat. Ennek az algoritmusnak az alapján hozták létre a Clever keresőgépet.

Webhasználat-bányászat

A webhasználat-bányászat alkalmazásával a felhasználók sokasainak, magatartásmintáinak tanulmányozása válik lehetővé. A webhasználat-bányászat nevezhető webnapló bányászatnak is, hiszen a webkiszolgálók által rögzített webnapló-bejegyzéseken alapul. A webnapló-bejegyzések (weblog) vizsgálata során a weblapok hozzáférési mintáit lehet feltárni, így javíthatunk a felhasználók számára, az interneten keresztül nyújtott szolgáltatások minőségén, vagy javítható akár a webszerverek (webservers) teljesítménye is. Egy webszerver a weboldalak elérése esetén bejegyzést készít, ezen adathalmazt nevezük webnaplónak, amit egy naplóállományban, ismertebb néven logfájlban tárol. Egy adott webnapló-bejegyzés mezői eltérőek lehetnek, de mindegyik webszerver tárolja a következőket:

- A kérés IP címe
- Keresés pontos ideje
- A kért URL cím
- Honnan jött
- Milyen böngészőt használ, stb.

A webnapló adatait nem lehet azonnal felhasználni, a tudás érvényességének és megbízhatóságának érdekében többnyire szükséges az előfeldolgozás, amelynek módszerei: tisztítás, tömörítés, transzformálás. Az előfeldolgozást követi az elemzés, melynek eredményeként a felhasználók böngészési szokásai tárulnak fel.

A webnapló-bejegyzéseknél gyakorta a tulságosan is sok adat jelenti a nehézséget. A rögzített adatokból, amelyek leginkább technikai jellegűek, meg kell találni a relevánsokat. A felhasználók hozzáférési mintáinak ilyen osztott információs környezetben történő kigyűjtését nevezik hozzáférési útvonalmintá bányászatnak is.

ClickStream elemzés

Webhasználat bányászatra sokszor hivatkoznak úgy, mint klikk sorozat (clickstream) elemzés. Clickstreamnek nevezünk minden olyan klikk sorozatot, ami egy felhasználó a weboldalon való navigálás alatt elkövet. Az oldallehívásokon (request) kívül a clickstream elemzéskor felhasznált adatok web szerver logokból, cookie-ből (sütik), metatagokból és még más adatokból áll. Legegyszerűbb esetben a felhasználó böngészője segítségével egy kérést intéz valamely web szerverhez az URL beírásával. Ekkor több folyamattól eltekintve egy bejegyzés történik a webszerver logban a kéréssel kapcsolatban. Egy web oldal betöltésekor a böngésző a weboldalon belül található objektumok esetén is külön lekérdezést indít a szerver irányába.

Összefoglalás

Teljesen világos, hogy a webhasználat növekedési tendenciája tovább fog tartani, főleg ha figyelembe vesszük a hatalmas kereskedelmi potenciált amellyel a web rendelkezik. Fejlődése és az egyre intenzívebb alkalmazása következtében, hatalmas adatállomány generálódik, amelyek kezelése egyre komplexebb és rafinált web-bányászati technikákat igényel. Fontos, hogy a jövőbeli web-bányászati kutatások néhány aktualis probléma tisztázásán kívül, kezelni tudják a web meghodítására szakosodott új, modern technológia által generált feladatokat. A web-bányászati folyamat jövője prediktív analízis kell, hogy legyen, amely megszünteti a felhasználó viselkedésének előrejelzésénél a történelmi adatok kizárólagosságát.

Úgy gondolom, hogy a web mining terület jövőbeli kutatásai a következőkre fognak özpontosítani:

- Habár jelen pillanatban nagyon sok web jelenség értékelő metrika létezik, alapos kutatásokra van szükség a web metrikák tökéletesítésére, mérési eljárások fejlesztésére, ahhoz, hogy a különböző web jelenségeket alaposan tudjuk tanulmányozni.
- A web dokumentumok szervezés és modellálás területén a HTML *tag*-ok pozícióinak és a különböző klaszterekben levő oldalak közti kapcsolatok alaposabb elemzése, talán növelné a klaszterizálási algoritmus hatékonyságát. Egy szűkebb kolekción (mint pl. a *site*) optimális klaszterszám meghatározása egy másik kutatási téma lehet, melyet érdemes mélyebben tanulmányozni.
- Az információ visszanyerési rendszerek modellálása területén, a rendszer hatékonyságának érdekében valószínű a *spam* szűrési lépés megelőzheti a visszanyerési folyamatot, sőt az indexelési folyamatot is, mint egy előprocesszáli lépés.
- Egy másik megoldandó feladat a PageRank algoritmus új változatainak hatékony alkalmazása a nem releváns tagok azonosítására, melyeknek azonban elég nagy hányada jelenik meg a visszafordított dokumentumokban. A PageRank algoritmus alkalmas a hivatkozások, referenciák nyilvántartására is.

Alkalmazva a web-bányászati technikákat a webszolgáltatások esetén, ezek robusztusá, méretezhetőbbé, bővíthetőbbé és hatékonyabbá válnak, a viselkedésük jobban megsimerhető illetve a kinyert ismeretek alkalmazhatók különböző optimalizációs módszerek esetén.

Referenciák

- [1] Agavriloaei, I., & Craus, M. (2011). Performance Evaluation of a Two-Step Clustering Method. Buletinul Institutului Politehnic din Iasi, 2011, 31–43.
- [2] Cooley, R., The use of web structure and content to identify subjectively interesting web usage patterns. ACM Trans. Internet Techn. 3(2), 2003, 93-116.
- [3] Guandong Xu, Zanchun Yhang, Lin Li, Web Mining and Social Networking Techniques and Applications, USA:Springer, 2011
- [4] Kamvar, S., Haveliwala, T., Manning, C., & Golub, G. (2003). Extrapolation methods for accelerating PageRank computations. Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web (WWW '03). Budapest, Hungary: ACM, 2003.

J. Tövissy, S. Kopácsi⁹⁰¹: Automated 3d image conversion and photo reconstruction for 3d webpages

Abstract: In this paper we will introduce a software prototype that is able to convert a single two dimensional image into a stereoscopic image pair. The prototype uses methods of image analysis and self-developed algorithms to aid the reconstruction of pixel information between 2D-3D conversions, the details of which will be discussed in depth. The prototype obtains estimated depth values from a single still image and computes a most likely recreation of the original scene in the image based on regional clustering, lighting and camera focus information. Reconstruction of missing information in the images is solved by the presented innovational concept of Stencil Filtering, which introduces the new concept of a Recursive Von Neumann Stencil, uniting approaches of pixel graphics and 3D rendering into a novel, powerful tool. Stencil Filtering is discussed in depth and its further independent applications are presented, as well.

Initial Assumptions

The conversion process has to add an extra dimension to that found in the image. Since this information can only be approximated, certain assumptions have to be made in order to create a basis on which the algorithms deliver aesthetically pleasing results. Assumption I states that Objects in focus are likely to be closer to the camera than others, whereas assumption II is that objects that are brighter are likely to be in the foreground of an image. A trivial example of this are photos taken with flash.

Conversion Steps

Qualitative Depth Map (QDM)

A QDM estimates the depth map for the input image. In order to generate a QDM the image is segmented by using a Mean Shift algorithm. Based on Assumption II, the prototype will assume that brighter colours receive more light, therefore are closer to the point of view. It needs to be realised that a colour's brightness is independent of the actual hue of the colour. That is the reason for basing this step of the conversion on the colour's Euclidean Distance from the colour white.



Fig.1: Input image before and after Mean Shift Segmentation

Focus Map

The Focus Map is the result of an extraction process of the main objects in an image based on their local focus or blur [6]. It can be interpreted as a grayscale image where values show the relative amount of focus with respect to the camera. The prototype uses an algorithm [6] previously

⁹⁰¹ Institute of Information Technology, Dennis Gabor College, judit.tovissy@gmail.com kopacsi@gdf.hu

developed at the Distributed Events Analysis Research Laboratory of the Institute for Computer Science and Control of the Hungarian Academy of Sciences, as a module for this task.

Depth-Focus Map

One of the goals of this study was to combine the advantages of QDMs and those of a Focus Map into an innovative Depth-Focus Map (DFM). Once both a Qualitative Depth Map and a Focus Map is available, the next step for the prototype is to compute the DFM as a linear combination of those aforementioned maps.

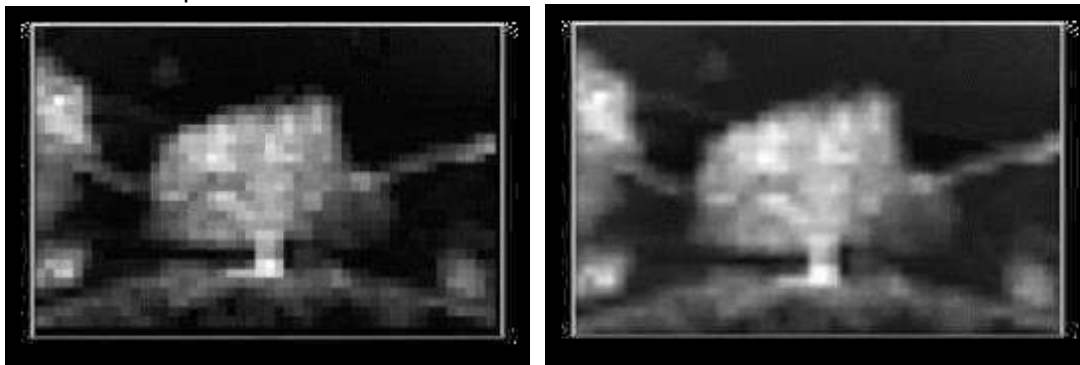


Fig.2: Focus Map and DFM for input image

Parallax Shift

The pixels of the original image are shifted by parallax values obtained from the DFM to generate the stereoscopic left and right images.

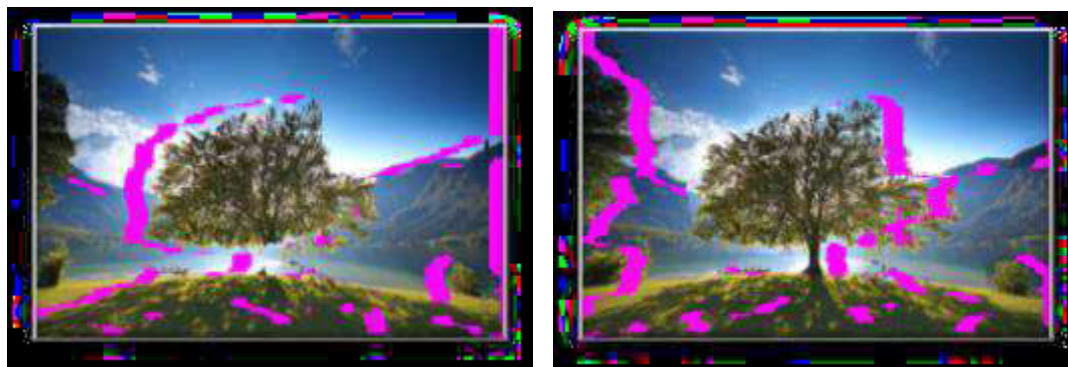


Fig.3: Stereoscopic Images with blank areas to be reconstructed

Reconstruction Steps

To reconstruct blank areas in the resulting stereoscopic images, an innovative method named Stencil Filtering was developed.

Recursive Von Neumann Stencil (RVNS)

Gathering pixel data from neighbouring pixels in order to reconstruct a value for the starting pixel fails when the pixels to be reconstructed appear in clusters. The concept of the RVNS solves the problem by bypassing all blank pixels and redefining neighbouring pixels as those on the edges of a blank cluster in each of the four main directions.

Filtering Kernel

The neighbouring pixels gathered by the RVNS are subjected to a filtering kernel to compute the final reconstructed value for the starting pixel. A median filtering kernel is used in order to enhance the perceived realism of the generated stereoscopic images. This is due to the fact that using a median

kernel the resulting pixel values are instances of values already present in the image whereas other experiments had resulted in interpolated values and less realism in the image.



Fig.4: Image pair reconstructed with RVNS and median filtering

Further Applications

Further applications include utilising the prototype during the 3D conversion of image content of websites, including the website of the TEI of Crete on the renowned Phaistos Disk project.



Fig.5: Anaglyph Reconstruction of images on TEI's Phaistos Disk website

References

1. S. Battiato, S. Curti, M. La Cascia, M. Tortora and E. Scordato, "Depth map generation by image classification," *Three-Dimensional Image Capture and Applications VI*, pp. 95-104, April 16, 2004.
2. L. Kovács and T. Szirányi, "Focus Area Extraction by Blind Deconvolution for Defining Regions of Interest," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, pp. 1080-1085, June 2007.
3. G. Neumann and S. Kopácsi, "Development of 3D Webpages," in *CSIT'2013. Proceedings of the 15th international workshop on computer science and information technologies*, Vienna-Budapest-Bratislava, 2013.