



Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

Villamosmérnöki és Informatikai Kar

Automatizálási és Alkalmazott Informatika Tanszék

3D rekonstrukció Kinect alkalmazásával

BESZÁMOLÓ

Hallgató

Danyi Dávid

Konzulens

Kovács Viktor

2016. december 11.

Tartalomjegyzék

Introduction	2
1. Algoritmusok, paraméterek	3
1.1. Előfeldolgozási lépések	3
1.1.1. Difference of Gaussians	3
1.1.2. Hisztogram kiegyenlítés	4
1.1.3. Egyéb előfeldolgozás	4
1.2. Diszparitás meghatározás	5
1.2.1. Mintaillesztés	6
1.2.2. Paraméterek	6
1.3. Utófeldolgozás	7
1.3.1. Medián szűrő	8
1.3.2. Vizualizáció	8
2. Teszt platform	9
2.1. Programozói interfész	9
2.2. Felhasználói felület	9
3. Lokális struktúra vizsgálata	10
3.1. Modellek	10
3.2. Illesztési módszerek	10
3.2.1. Kumulált korreláció	10
3.2.2. RANSAC	10
4. Eredmények	11
5. Összegzés	12

Bevezetés

Ez a dokumentum a 2016 őszi félévében, Önálló laboratórium 2 tárgy keretei között végzett munkám összefoglalója.

Az itt közölt eredmények építének az előző féléves, azonos témában végzett kutatásomra. Akkor a feladat a strukturált fényt használó 3D rekonstrukciós eljárások vizsgálata volt. Az elvek gyakorlati kipróbálására a Microsoft Kinect adott kiváló platformot. Az előző féléves munka legjavát a technológiával és módszerekkel való ismerkedés adta. A Kinect által szolgáltatott infravörös kép elemzésével próbáltam reprodukálni az eszköz belső működését.

Az előző félév munkája proof-of-concept jellegű volt. A mostani ezen túlmutat. A cél most kettős: egy hosszútávon használható, rugalmas, moduláris keretrendszer fejlesztése a diszparitás meghatározásához, valamint rekonstrukció minőségének javítása a kép lokális struktúrájának figyelembe vételével.

Az első fejezetben röviden összefoglalom a használt algoritmusokat és paramétereiket. Ez részben az előző féléves munka összefoglalása is.

A második, egyben leghosszabb fejezet tartalmazza a fejlesztett keretrendszer leírását. Ismertetésre kerül a program felhasználó felülete, valami a programozási struktúra és a fejlesztői interfész is.

A harmadik fejezet a lokális struktúra figyelembevételével foglalkozik. Az itt tárgyalta algoritmusok kísérleti jellegűek, a későbbiekben behatóbb vizsgálatot és optimalizációt igényelnek.

A negyedik részegység az eredmények rövid összegzését és néhány példát tartalmaz.

1. fejezet

Algoritmusok, paraméterek

A strukturált fényt használó rekonstrukciós eljárások alapja, hogy előre ismert mintát vetítenek a fényképezett objektumra, majd ennek torzulásai alapján következtetnek a mélységinformációra. A Kinect első verziója is így működik. Az eszköz mélységgépet szolgáltató része (kamera és projektor) az infravörös tartományban üzemel. A vetített minta egy lát-szólag véletlenszerű¹ eloszlást követő pontfelhő. A minta formális leírása vagy a generálás algoritmusá nem ismert, ezért a rekonstrukcióhoz elengedhetetlen valamilyen referenciakép készítése. A diszparitás meghatározását ez némileg bonyolítja, extra feldolgozási lépésekkel tesz szükségessé.

Az extra lépések oka, hogy jelentős időbeli különbség van a referencia- és adatkép készítése között. Ez idő alatt szinte garantáltan változnak a fényviszonyok, amit kompenzálni kell. A feladat megoldására 3 lépcsős feldolgozást valósítottam meg, amik a következőkben ismertetésre fognak kerülni.

A rekonstrukció mintaillesztésen alapuló *diszparitás meghatározás*. Az illeszkedés minőségének javítása érdekében szükség van *előfeldolgozási lépésekre*. Az diszparitáskép szűrésére és emberi fogyasztásra alkalmassá tételere pedig szükség van *utófeldolgozásra*.

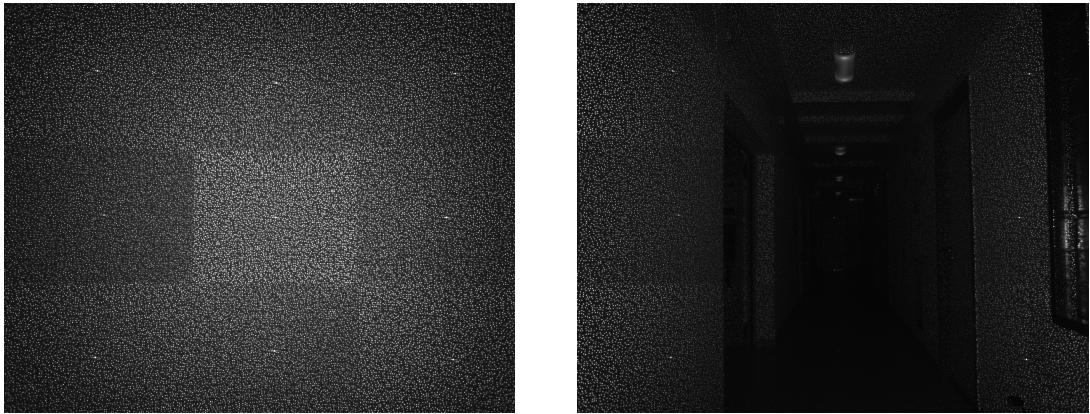
1.1. Előfeldolgozási lépések

Az előfeldolgozás szükségességét a 1.1. ábra jól mutatja. Ilyen mértékű fényerőkülönbség esetén a legtöbb mintaillesztési eljárás csődöt mondana. A jelenség kiküszöbölésére több algoritmust is próbáltam a félév során, melyek változó mértékben voltak eredményesek. A következőkben ismertetem a kipróbált feldolgozási lépéseket.

1.1.1. Difference of Gaussians

Az első ígéretes irány a felüláteresztő szűrés volt. Ennek egy lehetséges implementáció a DoG algoritmus. A képet két különböző Gauss szűrővel elmosztuk, majd ezeket kivonjuk

¹Valójában úgy terveztek a pontfelhőt, hogy minimális legyen az egy sorban lévő ismétlődő vagy hasonló blokkok száma



(a) Nyers referencia kép

(b) Nyers adat kép

1.1. ábra. Fényviszonyok különbsége feldolgozás előtt

egymásból. Gyakran használt szűrő, főleg éldetektálásnál hasznos. Az én választásom is ezért esett rá: az információ ugyan úgy megtalálható a vettített pontok kontúrjaiban, mint magukban a pontokban. Képletszerűen (1.1) írja le a műveletet.

$$dst = gauss(src, \sigma_1) - gauss(src, \sigma_2) \quad (1.1)$$

A szűrőnek 4 lehetséges paramétere van: a két Gauss szűrő kernel mérete valamint szórása.

1.1.2. Hisztogram kiegyenlítés

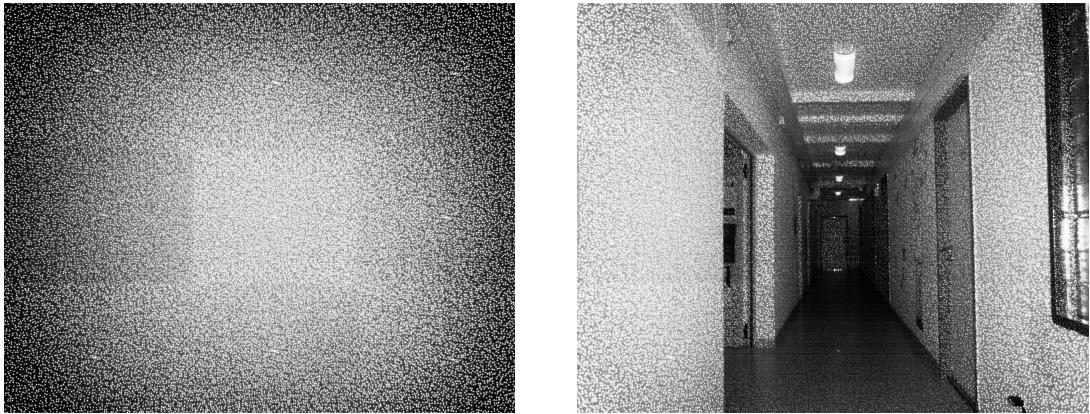
A hisztogram kiegyenlítés ötlete az, hogy a képen belül az összes fényességérték közel azonos mennyiségen legyen reprezentálva. Erre a műveletre az OpenCV szolgáltat implementált megoldást, aminek használata nagyon praktikus.

A 1.2. ábra mutatja 1.1. képeit hisztogram kiegyenlítés után. Meg kell jegyezni, hogy az eljárás nem általános megoldás: nem veszi figyelembe a kép lokális tulajdonságait. A homogén fényerőeloszlás eléréséhez régiónként kellene vizsgálni a képet és egy közös átlagos értékhez igazítani a lokális átlagot.

Egy ilyen, lokális tulajdonságokat figyelembe vevő eljárás implementálása szerepel a jövőbeli célok között. A hisztogram kiegyenlítés használatának egyedüli oka az elfogadható eredmény előállítása és egyszerűsége.

1.1.3. Egyéb előfeldolgozás

Az itt tárgyalt eljárások lényegileg különböznek az eddigiek től. A fenti algoritmusok a fényességkiegyenlítést szolgálják, míg az alább következők egyéb célokkal kerültek felhasználásra.



(a) feldolgozott referencia kép

(b) feldolgozott adat kép

1.2. ábra. Hisztogram kieggyenlítés

Uniform skálázás

A fejlesztés során két okból került elő ez az egyszerű feldolgozási lépés. Az első indok a futásidő csökkentése volt. Gyorsabb volt a kisebb méretű képeken kipróbálni az egyes algoritmus változatokat, mint a teljes elérhető felbontáson.

A másik pedig a skálázás diszparitásképre gyakorolt hatásának vizsgálata. Az volt a megfigyelés, hogy a felére csökkentett méretű képen (640×480) simább, kevésbé zajos a kimenet. Ennek oka az volt, hogy azonos méretű minta nagyobb relatív méretet fedett le a képből, ezért több információt hordozott. Ehhez adódott még hozzá az a hatás, hogy a felbontás felezése afféle aluláteresztő szűrőként viselkedik.

Gauss szűrés

A Gauss szűrő aluláteresztő jellegű, simítja a képet. Képfeldolgozási feladatokban gyakran alkalmazzák. A Gauss kernel elemei egy kétdimenziós normális eloszlás mintái. Jellemzően 3×3 -as vagy 5×5 -ös kernelméret a használatos (ez a kép felbontásától erősen függ).

Az két dimenziós eloszlás (1.2) alapján számítható.

$$G_0(x, y) = Ae^{-\frac{(x-\mu_x)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y-\mu_y)^2}{2\sigma_y^2}} \quad (1.2)$$

A Gauss szűrő paraméterei a kernel méret és az eloszlás szórása. Általában σ_x és σ_y meggyezik és négyzetes kernellel dolgozunk, de ettől természetesen el lehet térni.

1.2. Diszparitás meghatározás

Az algoritmus futásának ezen szakaszában történik a lényegi 3D információ visszanyerése. A referenciakép és az adatkép mintái relatív helyzetének a meghatározása a cél. Ezen probléma megoldására 2 módszer terjedt el: leírók használata vagy mintaillesztés.

A leírókat használó eljárások elemezik a képeket, majd nagy bizonyossággal meghatározható jellegzetes pontokat keresnek. Ezekből általában kevés van egy képen. Az ilyen algoritmusok úgynevezett ritka pontfelhős szolgáltatnak kimenetként.

A másik elterjedt út a mintaillesztés használata. Itt a képek kis régióiból (néhány pixeles környezet) mintát veszünk, és ezeket keressük a másik képen. Itt az egyezés megbízhatósága jóval kisebb, de cserébe sok adatpontot (sűrű pontfelhő) kapunk. Ezt a megoldást alkalmaztam a fejlesztés során.

A mintaillesztéses eljárás akkor alkalmazható hatékonyan, ha a képek *rektifikáltak*. Ez a feltétel a Kinect esetén az eszköz felépítésénél fogva teljesül.

1.2.1. Mintaillesztés

A mintaillesztési algoritmus tárgyalásánál a legfontosabb paraméter az illeszkedés jóságát leíró költségfüggvény. Ezek összehasonlítását és elemzését itt mellőzöm, erről szólt az előző feléves kutatásom. Itt csak a tapasztalatok által legjobbnak ítélt és azóta használt módszert mutatom be röviden.

A legjobb találati arányt a *normált keresztkorrelációs együtthatót* maximalizáló eljárás adta. Ennek a számítása költségesebb, mint az általában használt, hibát minimalizáló eljárások (pl. SAD²).

A költségfüggvény matematika leírása (1.3) és (1.4), ahol $R(x, y)$ jelöli az (x, y) pontra való illeszkedés jóságát. $T(x, y)$ a referenciakép, $I(x, y)$ pedig az adatkép megfelelő képpontját jelöli.

$$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T'(x', y') * I'(x + x', y + y'))}{\sqrt{\sum_{x', y'} (T'(x', y')^2 * I'(x + x', y + y')^2)}} \quad (1.3)$$

$$\begin{aligned} T'(x', y') &= T(x', y') - \frac{1}{w * h} * \sum_{x'', y''} T(x'', y'') \\ I'(x + x', y + y') &= I(x + x', y + y') - \frac{1}{w * h} * \sum_{x'', y''} I(x + x'', y + y'') \end{aligned} \quad (1.4)$$

1.2.2. Paraméterek

A költségfüggvényen kívül számos egyéb paraméter is befolyásolja a diszparitás sikeres meghatározását. Ezek inkább az implementációhoz kötődő, a gyakorlatban jelentős jellemzők.

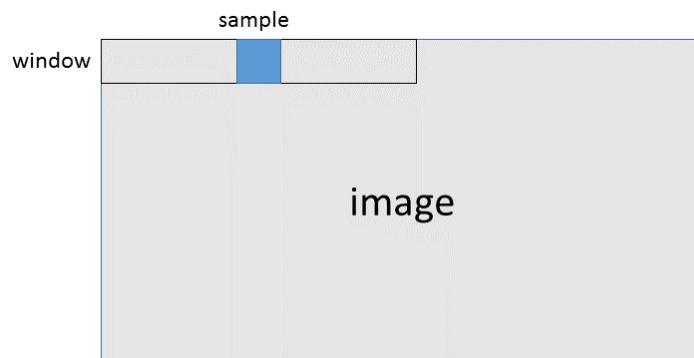
²Sum of Absolute Differences

Programozási szemszögből nézve az algoritmus a következőként néz ki. Mintát kell venni az adatképből, és megkeresni a referenciaiképen a legjobban illeszkedő részt. Ezt a kép minden részére meg kell tenni. A két képen észlelt pozíciók különbsége a diszparitás. Annyi könnyebbég adódik, hogy a képek *rektifikáltak*, azaz tudjuk, hogy csak x irányban mozult el a minta. Az illeszkedési minőséget minden eltolásra ki kell számolni, ami nagyon számításigényes, lassú művelet.

Optimalizálási céllal nem a teljes tartományon keressük az illeszkedést, hanem feltesszük, hogy egy adott határon belül marad a diszparitás. Ezt határozza meg az *ablakméret*, amit átlátszó téglalap jelöl a 1.3. ábrán.

A másik fontos, méretkellemetlenül összefüggő állandó a minta mérete. Ezt a régiót csúsztatja végre az algoritmus a képen és keresi a referencia képen. A 1.3. ábrán ez a kék négyzettel jelölt tartomány. Hasonlóan az ablakméréthez, itt is szem előtt kell tartani a teljesítményre gyakorolt hatást. A kis minta méret rontja az egyedi jellegét, hamis találatokat eredményezhet. Azonban nem is növelhető tetszőlegesen, mert akkor már túl nagy lesz az eltérés a referencia és az adat között (itt a kép tartalma okozza a hibát).

Az ablak méretnek legalább el kell érnie a minta méretét.



1.3. ábra. Méret paraméterek

Fontos megjegyezni, hogy ezek azok a paraméterek, amik az összes feldolgozási stratégiára jellemzők függetlenül attól, hogy figyelembe vesszük-e a lokális képi struktúrát.

1.3. Utófeldolgozás

Az utófeldolgozási fázisban az előállított diszparitáskép manipulációja történik. Alkalmazhatóak zajszűrő eljárások, de akár lehet szó egyszerű vizualizációról is. Érdemi 3D feldolgozás nem történik itt, csak az eredmény kisebb-nagyobb formázása.

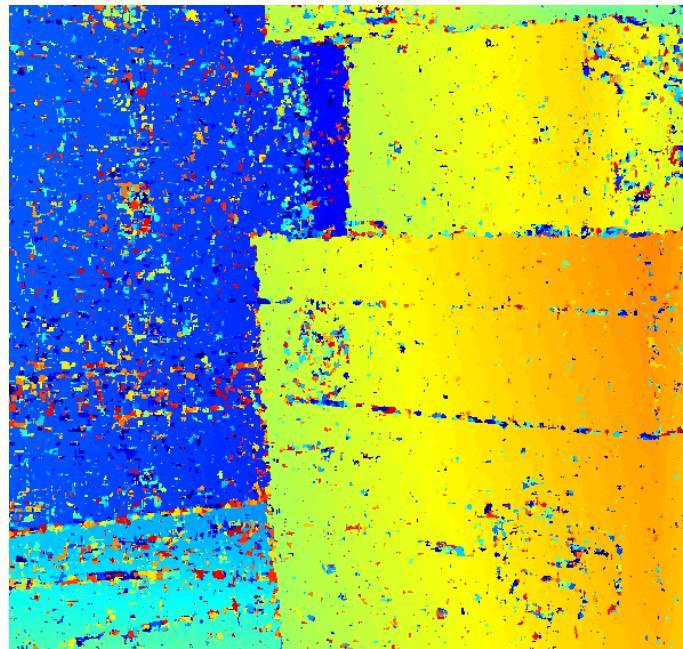
A munka nagy részében kizárolag vizualizáció történt ebben a fázisba. Folytattam kísérleteket medián szűrő alkalmazásával is. Ennek (jelen féléves projekt keretei között) nincs

gyakorlati jelentősége: még a diszparitás számítási fázisban próbáltam a zajszűrést elvégezni.

1.3.1. Medián szűrő

A medián szűrő nem lineáris szűrő. Az úgynevezett rang szűrők közé tartozik. Működési elve: a kernelben található képpontokat érték szerint sorba rendezi, majd a kernelközéppont értékét helyettesíti az elemek mediánjával. Kiválóan alkalmas pontszerű hibák szűrésére.

A fent említett tulajdonsága miatt merült fel a használata. A kezdeti próbálkozások kiemelő képei ilyen jellegű hibával terheltnek látszottak. Mint további vizsgálat alapján kiderült, a hibák nem pontszerűek, túl nagy a kiterjedésük ahhoz, hogy ésszerű kernelmérő mediánszűrő kezelni tudja őket. Ilyen jellegű zajjal terhelt képet mutat a 1.4. ábra.



1.4. ábra. Zajjal terhelt kimeneti kép

1.3.2. Vizualizáció

Ez a lépés arra szolgál, hogy könnyen átlátható formában jelenítse meg a diszparitást. Nyers formájukban a kapott értékek igen alacsonyak és monokromatikusak. Ez egy alacsony átlagos intenzitású, szürkeárnyalatos képet eredményez. Ez a feldolgozási szakasz interpolálja a kapott számértékeket RGB képre. A képen a közeli pontok vörössel, a távoliak kékkel vannak jelölve, köztük pedig folytonosan változik a szín a diszparitás nagyságával arányosan. Fontos megjegyezni, hogy ez *nem mélységgép*, csak a diszparitás megjelenítése. Ezen eljárás kimenete a 1.4. ábra is.

2. fejezet

Teszt platform

2.1. Programozói interfész

2.2. Felhasználói felület

3. fejezet

Lokális struktúra vizsgálata

3.1. Modellek

3.2. Illesztési módszerek

3.2.1. Kumulált korreláció

3.2.2. RANSAC

4. fejezet

Eredmények

5. fejezet

Összegzés