



Diplomamunka

**Mikro-CT készülék rekonstrukciós és kalibrációs környezetének
létrehozása**

Marinovszki Árpád

Témavezető: Dr. Légrády Dávid
egyetemi docens
BME Nukleáris technika Intézet

BME

2016

Diplomamunka feladat a Fizikus mesterképzési (MSc) szak hallgatói számára

A hallgató neve: **Marinovszki Árpád**

szakiránya: **orvosi fizika**

A diplomamunkát gondozó (a záróvizsgát szervező) tanszék:

Nukleáris Technika Tanszék

A diplomamunka **Budapesti M° szaki és Gazdaságtudományi Egyetem**
készítésének helye:

A témavezető neve: **Dr. Légrády Dávid**

– munkahelye: **BME NTI**

– beosztása: **docens**

– e-mail címe: **legrady@reak.bme.hu**

A konzulens neve:

(külső téma vezető esetén kijelölt tanszéki munkatárs)

– beosztása:

– e-mail címe:

A diplomamunka **Mikro-CT készülék rekonstrukciós és kalibrációs környezetének létrehozása**
címe:

azonosítója:
DM-2016-45

A téma rövid leírása, a megoldandó legfontosabb feladatok felsorolása:

A BME Nukleáris Technikai Intézetében rendelkezésre álló mikro-CT készülék kalibrációs és rekonstruktív szoftverrendszeré alkalmás tomográfiai felvételek készítésére és a képrekonstrukció elvégzésére. A vonatkozó algoritmusok érettségi foka azonban még alacsony szint^o, az eddig megvalósított eljárások a lehető legegyszer^o bb és olykor instabil eljárások. A hallgató feladata egységes, grafikus kártyát (GPU) is igénybe vevi kalibrációs és rekonstruktív szoftver- és algoritmuskönyezet létrehozása. A hallgató feladatai:

- A geometriai kalibráció képfelismerési algoritmusának kidolgozása, robosztus algoritmus létrehozása és implementálása, melynél a geometriai kalibráció felhasználói beavatkozás nélkül, automatikusan elvégezheti. A hallgató feladata a geometriai kalibráció robosztusságának vizsgálata a becsült geometriai paraméterekre nézve és a rekonstruált kép tekintetében is.
- A gain kalibráció robosztus algoritmusának kialakítása és implementálása a halott pixelek és csillanó pontok felhasználói beavatkozást nem igénylő korrekciója.
- Az új szoftverkönyezettel készített felvételek minőségi elemzése, a készülék felbontásának vizsgálata.
- A determinisztikus rekonstruktív felkeményedés-korrekciónak implementálása és összehasonlítása Monte Carlo alapú rekonstruktívval.

A feladat kiadásának időpontja: **2016.02.19.**

Téma vezető vagy tanszéki konzulens aláírása:

A diplomamunka témaírását jóváhagyom
(tanszékvezető aláírása):



Önállósági nyilatkozat

Alulírott Marinovszki Árpád a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem fizikus MSc szakos hallgatója kijelentem, hogy ezt a diplomamunkát meg nem engedt segédeszközök nélkül, önállóan, a témavezető irányításával készítettem, és csak a megadott forrásokat használtam fel.

Minden olyan részt, melyet szó szerint, vagy azonos értelemben, de átfogalmazva más forrásból vettettem, a forrás megadásával jelöltettem.

Budapest, 2016. június 6.

aláírás

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	4
1.1. A Cone-Beam CT működése	4
1.2. A tanszéken rendelkezésre álló eszközök	5
1.3. A CT vizsgálathoz rendelkezésre álló szoftverek	6
2. Célkitűzés	7
3. Az alkalmazott szoftveres megoldások	7
3.1. CUDA	7
3.2. Qt	8
4. Gain korrekció	9
4.1. A gain korrekció által javított artefaktumok bemutatása	9
4.2. A gain korrekció algoritmusai	11
4.3. A gain kalibráció használata	15
4.4. A gain kalibráció implementálása és a szükséges mérések leírása	17
5. Geometria kalibráció	20
5.1. A síkpaneles CBCT geometriája	21
5.2. A geometriai paraméterek meghatározásának elmélete	22
5.2.1. A paraméterek meghatározása Noo [8] cikke alapján	22
5.2.2. A paraméterek meghatározása Wu [9] cikke alapján	25
5.3. A geometriai kalibráló mérés kivitelezése	26
5.4. A geometriai kalibráció megvalósítása	29
5.4.1. A folyamat áttekintése és a felhasználótól kért adatok.	29
5.4.2. Teljes körbefordulás meghatározása	32
5.4.3. A golyók középpontjának meghatározása	32
5.4.4. Ellipszis illesztés	39
5.4.5. A geometriai paraméterek számítása	40
6. Eredmények	42
6.1. Gain korrekció	42
6.2. Geometriai kalibráció	44
7. Összefoglalás és kitekintés	47
Hivatkozások	49

1. Bevezetés

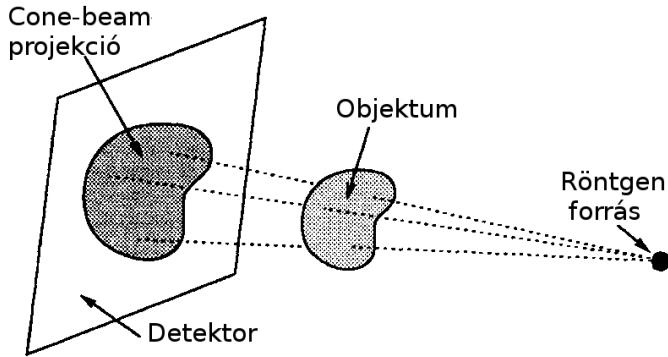
A CT, avagy Computed Tomography – magyarul komputertomográfia vagy számítógépes tomográfia – a modern orvosi képalkotó eljárások aktívan kutatott, esetenként megkerülhetetlen eszköze, amely a vizsgált páciens testének belső szerkezetéről ad információt. Az orvosi alkalmazások mellett gyakran használják a technikát állatok vizsgálatához, valamint élettelen tárgyak roncsolásmentes vizsgálatához is. A BME Nukleáris Technika Intézetében 2013–2014 között került sor egy kis méretű kúpsugaras – ún. Cone-Beam, vagy röviden CB- CT berendezés beüzemelésére, a hallgatók aktív közreműködése mellett. Jelen diplomamunkában ezt a munkafolyamatot folytatva tökéletesítem a megalkotott eszközöket, illetve dolgozok ki új metódusokat az eddig nem orvosolt problémák megoldására. Diplomamunkám elején röviden összefoglalom a CT működési hátterét, ismertetem a tanszéken rendelkezésre álló eszközöket és a rendszer eddig megtervezett részeit. Ez után összegzem a jelen diplomamunkában kitűzött feladatokat és ismertetem a megvalósításukhoz használt eszközöket.

1.1. A Cone-Beam CT működése

A CT felvételek elkészítésekor röntgensugárzással világítjuk át a vizsgált objektumot, hogy információt szerezzük annak belső szerkezetéről. A Cone-Beam jelző arra utal, hogy a pontszerű röntgenforrás mellett síkdetektort használunk, így a detektált nyaláb kúp alakú. Egy ilyen elrendezés vázlatos rajza látható az 1. ábrán. A teljes vizsgálat során a detektort és a forrást 360°-ban körbeforgatják a vizsgált objektum körül, vagy, mint ahogy az általunk használt berendezésnél történik, az objektumot forgatják körbe, miközben a többi berendezés nem mozdul. A detektorból kiolvasott képeket hívjuk az adott elfordulás mellett kapott projekciónak. Ezen képen a kibocsátott sugárzás azon hányadával arányos intenzitásérték jelenik meg, amely hányad az objektumban nem nyelődött el. Az objektum elnyelési képességét jellemző $\mu(\underline{r})$ helyfüggő lineáris gyengítési együttható segítségével a detektort érő sugárzás I intenzitása felírható a Beer-Lambert (1) törvény segítségével, ahol I_0 jelöli a röntgenforrásból az adott pixel térszögébe irányuló sugárzás intenzitását, az integrálás pedig a forrást a detektor adott pixelével összekötő L egyenes mentén történik. A képletben, és az analitikus Cone-Beam rekonstrukció során általában, elhanyagolásra kerül többek között a gyengítési együttható és a sugárzás intenzitásának energiafüggése, valamint a különböző szórási folyamatok.

$$I = I_0 \cdot e^{-\int_L \mu(\underline{r}) d\underline{r}} \quad (1)$$

Mivel a gyengülés nélkül kapott I_0 intenzitás meghatározható, az átvilágítás során



1. ábra. A Cone-Beam CT vázlatos rajza [8].

fizikai információt a fenti egyenlet átrendezéséből kapható (2) kifejezés adja, amely az objektum lineáris gyengítési együtthatója egy adott egyenes mentén integrálva.

$$\int_L \mu(\underline{r}) d\underline{r} = -\ln \left(\frac{I}{I_0} \right) \quad (2)$$

A CT vizsgálat feladata a gyengítési együttható különböző egyenesek mentén integrált értékeiből visszaállítani annak 3 dimenziós eloszlását. Ezt a lépést visszavetítésnek hívjuk, és megvalósítása a projekciók inverz Radon-transzformálásával történik.

1.2. A tanszéken rendelkezésre álló eszközök

Az egyetem reaktorépületében beüzemelt CT képalkotó berendezés a következő elemekből áll.

- Röntgenforrásként egy *Source Ray SB-80-1k* típusú mikrofókuszos röntgensöveget használunk, amely kis méretű fókuszfolttal (min. $33\mu\text{m}$) rendelkezik, 35–80 kV közötti gyorsítófeszültséggel és 20–1000 mA közötti áramerősséggel üzemeltethető.
- Detektorként egy *Dexela 1207* síkdetektort használunk, amely $114,9 \times 64,6 \text{ mm}^2$ érzékeny felüallettel rendelkezik, amellyel 12–130 kV közötti Röntgen-energiákra érzékeny. Pixeleinek élhossza $74,8 \mu\text{m}$, így a felbontása 1536×864 pixel.
- A vizsgált objektum forgatásáért egy *PHI Instruments* gyártmányú rotációs asztal felel, amelyet két *RDM 564/50, BERGER LAHR* típusú léptetőmotor hajt, minimálisan $0,72^\circ$ -os lépésközzel.

A rendszer által leképezhető objektum nagyságát a detektor méretei behatárolják, hiszen az objektum képe teljes szélességében a detektorra kell, hogy essen. Így maximálisan $\approx 10 \text{ cm}$ átmérőjű tárgyak vizsgálhatók a berendezéssel. Az egyes elemek azonban

nincsenek egymáshoz képest fixen rögzítve, azok szabadon mozgathatóak, így kisebb objektumokról is megfelelő minőségű felvételeket tudunk készíteni: minél közelebb helyezzük a tárgyat a forráshoz, annál inkább nagyított képet kapunk a detektoron. Éppen az efféle átrendezhetőség miatt fontos elvárás, hogy a geometria adatait rutinszerűen, gyorsan és pontosan lehessen meghatározni, hiszen a visszavetítéshez szükséges ezen adatok pontos ismerete. Ezt a műveletet, azaz a tárgy forgástengelyének, a forrásnak és a detektornak az egymástól való távolságának a meghatározását nevezzük geometriai kalibrációnak, amelyről részletesen az 5. fejezetben írok.

1.3. A CT vizsgálathoz rendelkezésre álló szoftverek

A teljes rendszer összeszerelését és a szükséges szoftverek megalkotását is korábbi hallgatók kiviteleztek. Így rendelkezésre áll egy *C#* nyelven írt, grafikus felülettel rendelkező mérésvezérlő szoftver, amely Kleizer Gábor készített, részben korábbi szagdolgozata [5] alapján. Ez a szoftver felelős a röntgenszűrő vezérléséért és az ehhez kapcsolódó biztonsági berendezések működtetéséért (fényjelzés a röntgenszűrő működése közben, stb.). Ugyancsak ez a szoftver vezérli a tárgy forgatásáért felelős léptetőmotorokat, és kommunikál a detektorral. A szoftver tehát teljes körűen elvégez minden, a CT felvételek elkészítéséhez szükséges feladatot, a képeket pedig bináris formátumban a merevlemezre menti. Az elkészült képekről tudni érdemes, hogy a pixelek értékei 0 és $(2^{14} - 1) = 16\ 383$ közötti egész számot vehetnek fel, amely szám a detektor adott pixelére eső sugárzás intenzitásával arányos a detektor mérési tartományában.

A képek feldolgozására két, az előbbitől és egymástól is független szoftver áll rendelkezésre. A vizsgált tárgy 3 dimenziós képének visszaállításáért felelős szoftvert Deli Gábor [4] írta meg, diplomamunkája során. Ez a program *C++* és *CUDA* nyelven íródott. Utóbbi egy olyan platformot nyújt, amely segítségével a visszavetítésért felelős képműveletek párhuzamosan és igen gyorsan végezhetők el. Erről a 3.1. fejezetben írok részletesen.

Másrészt a geometriai kalibráció elvégzéséért, valamint a detektorpixelek eltérő tulajdonságaiból származó képhibák eltüntetéséért felel a Tölgyesi Botond által, diplomamunkája [1] keretei között készített szoftver. A *MATLAB* nyelven íródott program képes a 4. fejezetben bemutatott gain hibák kezelésére, valamint az 5. fejezetben részletezett geometriai kalibráció elvégzésére is. Ezeket a funkciókat azonban viszonylag lassan végzi el, erőforrásigénye igen nagy (akár 10–20 GB RAM). Ezen kívül a képfeldolgozás során alkalmazott módszerei nem a leghatásosabbak, eredményességük nagyban függ a felhasználó által megadott paramétereiktől és a kalibrációs adatsor minőségétől. Ugyanakkor Tölgyesi megmutatta, hogy optimális körülmények között a szoftver képes a feladatok jó minőségű elvégzésére. A képek gain korrigálás igen jó minőségen

képes kivitelezni, és megfelelő paraméterek megválasztásával a geometriai kalibrációs is helyes eredményt szolgáltat. Az alkalmazott algoritmusai tehát alapvetően helyesek, amelyeket Tölgyesi részletes tesztekkel is alátámasztott. Diplomamunkámban ezeket a funkciókat fejlesztettem tovább, hogy azok gyorsan, hatékonyan és pontosan legyenek képesek feladatuk elvégzésére. A részben instabil működése miatt a korábban megvalósított szoftverre, illetve annak algoritmusara a továbbiakban *kísérleti algoritmus*ként hivatkozom.

2. Célkitűzés

Jelen diplomamunkámban a Tölgyesi Botond által vizsgált gain korrekciós és geometria kalibrációs módszereket ültetem át *MATLAB* környezetből grafikus felülettel rendelkező, felhasználóbarát környezetbe. A feladat elvégzése során szem előtt tartva, hogy a megvalósított funkciók minél gyorsabban, alacsony erőforrást igényelve, a felhasználó által a lehető legkevesebb beavatkozást igényelve fussanak le. Ennek érdekében a képek feldolgozását *CUDA* nyelven valósítom meg, az elkészítendő program pedig *Qt* grafikus felületet kap. A geometriai kalibráció esetében új képfeldolgozási algoritmust vezetek be, amelyek pontosabb eredményt szolgáltat, mint az eddigiekben megvalósított. Ezen kívül a geometriai kalibrációs adatok meghatározásánál számolom és számon tartom a kalibrációs mérések hibáit. A hibákat figyelembe veszem a geometriai adatok számolásánál, így a képek feldolgozása során vétett pontatlanságokat a szoftver a felhasználó beavatkozása nélkül kezeli.

Az új algoritmusok, illetve megvalósításuk helyességét a CT-vel készült képek alapján tesztelem. Ilyen képekből azonban viszonylag kevés áll rendelkezésre, mivel a reaktor épületét időközben felújítás miatt lezárták, így az ott összeszerelt CT berendezés is hozzáférhetetlenné vált. A felvételek elkészítésére így limitált idő állt rendelkezésemre. Emiatt megfelelő minőségű geometriai kalibrációs felvételek csak egyfélé geometria mellett készültek, kétféle fantommal. Az eredményemet ezek használatával fogom bemutatni.

3. Az alkalmazott szoftveres megoldások

3.1. CUDA

A *CUDA* [3] programnyelv az *NVIDIA* nevű, grafikus kártyákat fejlesztő cég saját, *C++-hoz* hasonló szerkezetű programnyelve, amellyel az általuk megalkotott video-kártyákon lehet általános célú, párhuzamos programozást igénylő feladatokat megvaló-

sítani. A képfeldolgozásban általában igen sok művelet alkalmas a párhuzamosításra, ezért is alkalmazzák előszeretettel ezen a területen is. A képműveletek gyors elvégzése érdekében én is *CUDA* nyelven írtam meg a képek feldolgozását végző kódrészleteket.

A grafikus kártyán való párhuzamos feldolgozást illetően elmondható, hogy egy adott munkafolyamat több szinten szerveződő struktúrába foglalható. A legalacsonyabb szintű működésért az ún. *thread*-ek, vagyis *szálak* felelnek, amik a tulajdonképpeni utasításokat végrehajtó egységek. Ezeknek saját, gyors elérésű, de limitált mennyiségű memória áll rendelkezésre. A *thread*-ek *blokkokba* csoportosíthatók. Az egy blokkon belüli szálak egymással kommunikálhatnak, a blokk minden szála által használható, közepes sebességű *megosztott*, vagyis úgynevezett *shared* memória segítségével. Míg a szálak saját memóriája, illetve a blokkon belüli *shared* memória csak ideiglenes tárolóként szolgál, a videókártya *globális* memóriájában lehet a különböző műveletek között eltárolni a feldolgozandó adatokat. Szintén a globális memória szolgál a számítógép virtuális, ún. *host* memóriájával. A globális memória mérete általában igen nagy, elérési sebessége viszont az előbb említett alacsonyabb szintű memóriaterületekhez képest lassú. A memóriaterületek ilyen szintű szerveződése igen sok lehetőséget ad a *CUDA* programok futási sebességének további optimalizációjához.

A nyelv további tulajdonsága, hogy a megírt programkód sebessége skálázódik a számítógépben lévő grafikus kártya sebességével. Vagyis ugyan az a programkód minden félre módosítás nélkül is gyorsabban fut egy nagyobb teljesítményű grafikus kártyán. Ez viszont némi megkötésekkel jár, így a *CUDA* programok futtatásakor a rendszer a következő garanciákat teszi. Egy adott párhuzamos feladat, vagyis *kernel* futtatása során a szálak 32 elemű csoportokban, úgynevezett *warp*-okban futnak – magyarul „üstben”, de gyakran a magyar szakirodalom itt gyakran az angol megfelelőt használja. Egy warp-on belül minden szál pontosan ugyan azt a műveletet hajtja végre, párhuzamosan. A kernelnek megadhatjuk, hogy hány blokkot, és azokon belül hány szálat indítsan az adott feladat elvégzéséhez, de nincs garancia arra, hogy ezek milyen sorrendben fognak lefutni. Ezek kissé laza feltételeknek látszanak, amiket a program tervezése során valóban szem előtt kell tartani, azonban így megoldható az, hogy egyszerre annyi párhuzamos szálon fusson a kívánt művelet, amennyi rendelkezésre áll.

3.2. Qt

A reaktor lezárása miatt elszállításra került a mérésvezérlő, nagy teljesítményű számítógép is, amelyen a jövőben futtatni szeretnénk az általam megalkotott szoftvert. Ezen a számítógépen Windows operációs rendszer fut, minthogy a mérésvezérlő szoftver csak ilyen platformra lett megírva. A kísérleti algoritmussal való összehasonlításhoz azonban fontosnak tartottam, hogy a saját programomat ugyan azon a számítógépen

lehessen futtatni, amelyiken Tölgyesi programját is tesztem. A tanszéken rendelkezésre álló másik nagy teljesítményű számítógép azonban Linux operációs rendszert futtat. A feladatom megoldásához grafikus felületként így egy platformfüggetlen megoldást választottam, a *Qt*-t [2]. A *C++* nyelven programozható, széles körben ismert keretrendszer egyéb szolgáltatásai mellett alkalmas grafikus felületű programok fejlesztésére, így esett a választásom erre a megoldásra.

4. Gain korrekció

A gain korrekció az elkészült felvételeken elsődlegesen elvégzendő korrekció, amely felelős egyrészt azért, hogy a detektorpixelek eltérő érzékenysége és zaja következtében fellépő képhibákat eltüntesse. Továbbá, hogy korrigálja a röntgennyaláb mért intenzitásban történő azon gyengülést, amely pusztán azért következik be, mert a detektorpixelek más–más távolságra vannak a forrástól.

A fejezet elején megmutatom, hogy milyen hibákat eredményez a gain korrekció elhanyagolása. Ez után ismertem a korrekció elvégzéséhez szükséges algoritmusokat és méréseket, majd bemutatom, hogy implementáltam a gain korrekciót az elkészült programban.

4.1. A gain korrekció által javított artefaktumok bemutatása

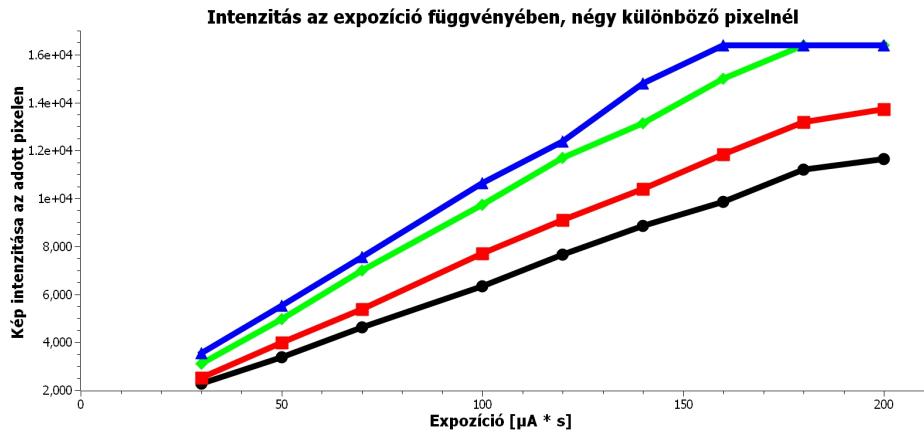
A gain korrekció által kiszűrt hibák három részre oszthatóak. Egyszer belátható, hogy a sík detektoron egy pontszerű forrásból származó fluxus értéke nem egyenletes. Ha olyan felvételt tekintünk, ahol nincs leképezendő objektum, a legnagyobb fluxus a detektor azon pixelét fogja érni, amely a legközelebb van a röntgenforrás fókuszpontjához. Az ettől távolabbi pixeleken mérhető intenzitás pusztán azért is kisebb lesz, mert a forráspontról távolabb vannak, hiszen a mérhető intenzitás a fókuszponttól számított távolság négyzetének inverzával arányos. A jelenség következtében tehát a detektorpixelek intenzitása a detektor szélei felé csökken, és a csökkenés mértéke az expozíciós beállításuktól – úgy mint az expozíciós idő, valamint a röntgensűrű feszültsége és árama – független. A kialakult képtörzulást *flatness hibának* nevezzük, utalva arra, hogy ez azért következik be, mert a detektorunk sík – gömbfelületű detektornál ez a hiba nem lépne fel.

Megállapítható továbbá, hogy a detektorpixelek eltérő érzékenysége miatt is fellépnek képhibák. Ezen hibákat két csoportra lehet bontani: *offset hibára*, valamint *gain hibára*. Az elnevezés igen szemléletes, amelynek megértéséhez a következőket kell véig gondolnunk.

Válasszunk ki a detektoron egy adott pixelt, és vizsgáljuk ennek a pixelnek az mért intenzitását, miközben változtatjuk az expozíciós időt! Az adott pixelen a mért intenzitás – expozíciós idő függvényt ábrázolva olyan görbét kapunk, amely kezdetben igen jó közelítéssel egyenest mutat, míg nem az intenzitás egy adott értéket elérve nem nő tovább. Utóbbi esetet, azaz, amikor az intenzitásérték tovább nem nő, szaturációnak hívjuk. Ez a jelenség többek között hobbifotózásból is ismeretes: túlexponált képeknél a kép kiég, mivel egy bizonyos fénymennyiség felett a detektor már telítésbe megy és a valós fénymennyiségtől függetlenül a lehető legmagasabb intenzitásértéket fogja szolgáltatni.

Az előbbihez hasonlóan, ha állandó expozíciós idő mellett a röntgensűrűséget változtatjuk, és így nem a felvétel idejét növeljük, hanem a detektorra eső nyalábintenzitást, szintén kezdetben lineáris, majd telítődő összefüggést kapunk a pixel által mért intenzitás – alkalmazott áramerősségi függvény tekintetében. Éppen ezért az expozíciós idő és a röntgensűrűségek szorzatának – a továbbiakban *expozíció* függvényében szokás vizsgálni az adott pixel intenzitását. Az így kapott görbe, azaz az intenzitás az expozíció függvényében, adja meg az adott pixel érzékenységét.

Ez az érzékenység azonban pixelről pixelre változik. Különböző pixelek érzékenységét megvizsgálva észrevehetjük, hogy az egyes érzékenységi görbek lineáris szakaszának meredeksége és tengelymetszete is változik. Változik továbbá a szaturációs expozíció is, azaz az az expozíció érték, amelynél az adott detektor telítésbe megy. Ezt szemlélteti a 2. ábra, hülönböző pixel által mért intenzitást ábrázoltam, az expozíció függvényében. Az ábrán jól látszódik, hogy a különböző pixelek érzékenysége eltérő meredekségű és tengelymetszetű egyenessel jellemzhető, valamint a szaturációs expozíciójuk is eltérő. Az offset és gain korrekciók a detektorpixelek ezen érzékenységbeli különbségeit korrigálják. A *gain hibák* javítása jelenti az érzékenységek lineáris szakaszainak eltérő meredekségéből, tengelymetszetéből, valamint az eltérő szaturációs expozíciókból származó hibák javítását. Ezek tehát az expozíciós beállításoktól függő hibák. Az *offset hibák* javítása jelenti a mérés során a háttérből – tehát nem a méréshez szükséges röntgen forrásból –, valamint a zajokból származó mért intenzitásokat. Az offset hibák nagysága nem függ tehát az expozíciótól, de függ az expozíciós időtől. Ugyanis kikapcsolt röntgenforrás mellett is detektálunk valamekkora háttérsugárzást, illetve a detektorok zaja is mérhető intenzitást fog eredményezni a felvételen. A teljes, röntgenforrás nélkül mért jel arányos lesz az expozíciós idővel, hiszen minél tovább mérjük a detektor zaját, az annál nagyobb értéket fog képviselni. Továbbá a mért háttér függ a pixelek érzékenységétől is: egy jobban erősítő pixel a zajt is jobban erősíti. Az offset hibákat tehát a pixelenkénti mért intenzitás – expozíciós idő görbét felvéve tudjuk javítani.



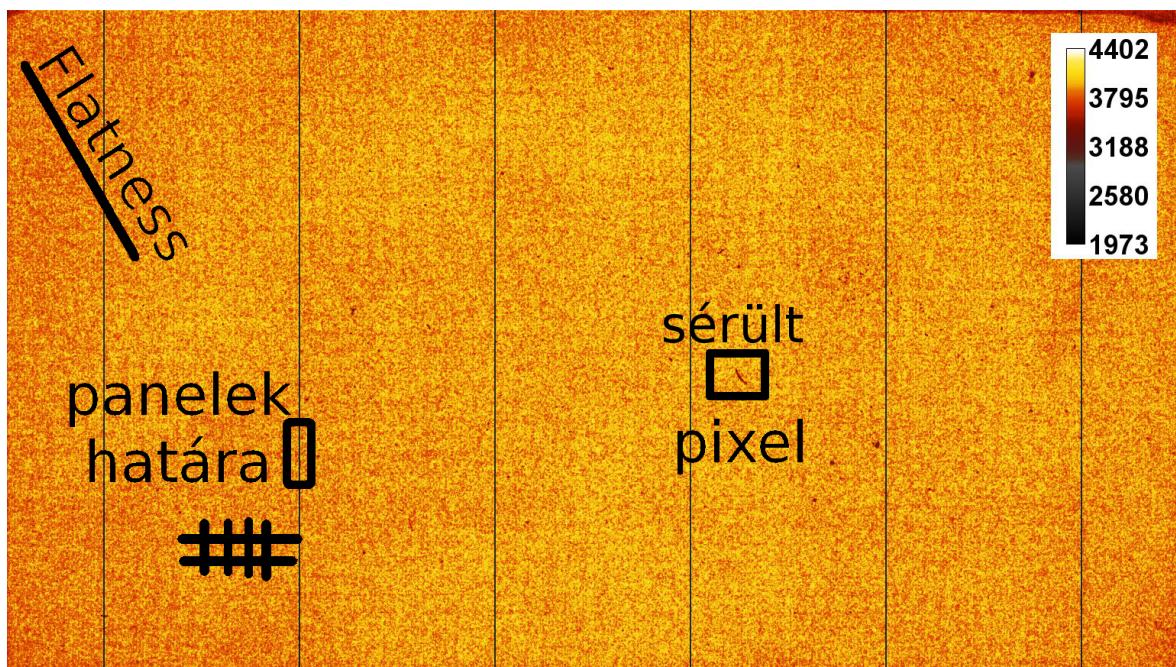
2. ábra. Négy kiszemelt pixel intenzitásának változása az expozíció függvényében.

Az egyes hibák hatását az elkészült felvételeken a 3. ábrán szemléltettem. Az ábrán egy olyan felvétel látható, amely készítésekor a detektor és a forrás között leképezendő objektum nem volt, továbbá a felvétel mindenféle korrekciótól mentes, azaz a mérőszoftver ezt a képet olvasta ki a detektorból. Az ábrán látható, hogy a leképezendő objektum hiányában homogénnek várt kép közel sem homogén. Általánosan megfigyelhető, hogy az egyes pixelek értékei jócskán szórnak, továbbá látható, hogy a képen négyzetrácsos struktúra rajzolódik ki, amelynek oka az, hogy detektorpanelek határainál meglétű pixelek érzékenysége. Különösen határozott ez az eltérés a képen látható hat függőleges egyenes mentén. Ezen pixelek az összes felvételen alacsonyabb intenzitással rendelkeznek társaiknál és értékük is kevésbé változik az expozíció növelésével, mint a többi pixel. Megfigyelhető továbbá, hogy a kép egyre sötétebb a sarkok felé, amely a flatness hibának tudható be.

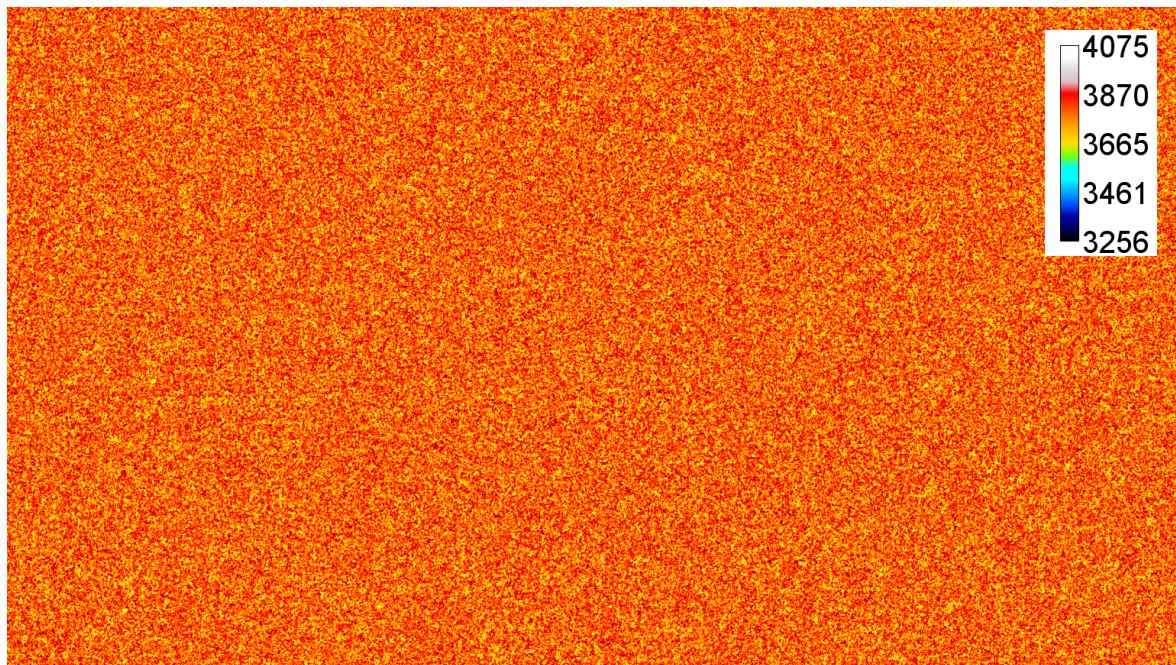
A gain korrekció során tehát ezen hibákat távolítjuk el a képről. Gain korrekció után a fenti képből a 4. ábrán látható képet kapjuk. Megfigyelhetjük, hogy itt nem látszónak az előbb jelölt artefaktumok. Bár a kép továbbra sem teljesen homogén – ezt nem is várjuk el, valamekkora zaj mindenképp terhelni fogja a méréseinket –, a pixelek intenzitásának szórása jóval lecsökkent, megszűnt a gain korrekció nélküli képet átható négyzetes struktúra, és a kevésbé érzékeny pixelek sem lógnak ki a többi közül. A következőkben ezen gain korrekcióhoz szükséges algoritmusokat ismertetem.

4.2. A gain korrekció algoritmusai

A felvételek gain korrigálásához először is meg kell határozni az egyes detektorpixelekhez tartozó érzékenységeket, azaz azt, hogy az expozíció növelésével milyen gyorsan változik a pixel intenzitása, valamint azt, hogy az adott pixel milyen expozíció melett telítődik. ezen kívül meg kell határozni, hogy megvilágítás nélkül hogyan változik az



3. ábra. Tárgy nélkül készített felvétel, gain korrigálás nélkül.



4. ábra. Tárgy nélkül készített felvétel, gain korrigálás után.

adott pixel intenzitása az expozíciós idő függvényében. Ehhez először kalibráló képsorokat kell készíteni. Az offset hibák javításához a röntgenforrás bekapcsolása nélkül, különböző expozíciós időkkel, a gain és flatness hibák javításához bekapcsolt forrással, különböző expozíció értékek mellett.

A képeket először az offset hibáktól kell megszabadítani, mivel azok a leképezendő objektumtól és a forrás beállításaitól függetlenül vannak jelen. Az ehhez szükséges korrekciós faktorok meghatározásához tehát különböző expozíciós időkkel, kikapcsolt forrással készítünk képeket. Az egyes pixelek értékét az expozíció idő függvényében ábrázolva olyan görbét kapunk, amelyre jól illeszthető egyenes. Ez alapján az i . pixel által, forrás nélkül mért I_i^{offset} intenzitás a (3) képlettel írható le, ahol a_i^{offset} és b_i^{offset} a fenti módon előállított képsorozatból, egyenes illesztéssel megkapható és pixelenként változó paraméterek.

$$I_i^{\text{offset}} = a_i^{\text{offset}} \cdot t_{\text{exp}} + b_i^{\text{offset}} \quad (3)$$

Az offset hibák korrigálása után az i . pixel intenzitása a (4) képlet szerint alakul, ahol $I_i^{\text{mérő}}$ az i . pixel eredeti, korrekció nélküli intenzitása, $I_i^{\text{offset korrigált}}$ pedig az offset hibától mentes érték.

$$\begin{aligned} I_i^{\text{offset korrigált}} &= I_i^{\text{mérő}} - I_i^{\text{offset}} \\ &= I_i^{\text{mérő}} - (a_i^{\text{offset}} \cdot t_{\text{exp}} + b_i^{\text{offset}}) \end{aligned} \quad (4)$$

Ez után javíthatjuk ki a gain és flatness hibákat. A két hiba valójában egy algoritmussal javítható, hiszen a flatness hiba felfogható úgy, mintha a detektor pixeleinek érzékenysége lenne más a detektor más–más területein. A szükséges korrekciós faktorok meghatározásához olyan kalibráló képsorokat kell készítenünk, amelyek különböző expozícióval készülnek. A 2. ábrán látottak alapján megállapítható, hogy az egyes detektorpixelek intenzitása kezdetben az expozícióval lineárisan változik, vagyis egyenest tudunk rá illeszteni. Amennyiben tehát nincs tárgy a detektor és a forrás között, az i . pixel által, a detektort érő sugárzás, mint hasznos jel által okozott (tehát offset hibától mentes) $I_i^{\text{offset korrigált}}$ intenzitás értéke az (5) egyenlet szerint számolható az expozícióból. Itt a_i^{gain} és b_i^{gain} jelöli a különböző expozíciós értékek mentén felvett intenzitásértékekre illesztett egyenes paramétereit, E pedig az expozíció értékét, amely a fent leírtak alapján az expozíciós idő és a röntgensűrű áramának szorzata.

$$\begin{aligned} I_i^{\text{offset korrigált}} &= I_i^{\text{mérő}} - I_i^{\text{offset}} \\ &= a_i^{\text{gain}} \cdot E + b_i^{\text{gain}} \end{aligned} \quad (5)$$

Egy olyan felvételen, amely készítéskor valamilyen tárgyat helyezünk a detektor és a forrás közé, a mért intenzitásértékek nyilván el fognak térti a detektor különböző részein, ahogy a leképezni kívánt tárgy lineáris gyengítési együtthatója is eltér a különböző térfogatokban. Ezt úgy vehetjük figyelembe, hogy az (5) képletben az E exponzíció érték helyére egy helyfüggő, E_i^{virt} virtuális exponzíciót vezetünk be. Ezen érték úgy módosul az eredeti E exponzícióhoz képest, hogy figyelembe veszi a röntgen nyaláb gyengülését, miközben az áthalad a leképezni kívánt tárgyon. Vagyis egy adott mérés során az E_i^{virt} virtuális exponzíció nem lesz más, mint az a (valós) exponzíció érték, amely esetén ugyan akkora intenzitást mértünk volna tárgy nélküli elrendezésben, mint jelen esetben a leképezendő tárggyal. Ezzel a jelöléssel kapjuk a (6) egyenletet, amely immáron általánosan igaz, egy tetszőleges felvételre – míg az (5) egyenlet csak arra az esetre érvényes, amikor nincs semmi a detektor és a forrás között.

$$\begin{aligned} I_i^{\text{offset korrigált}} &= I_i^{\text{mérő}} - I_i^{\text{offset}} \\ &= a_i^{\text{gain}} \cdot E_i^{\text{virt}} + b_i^{\text{gain}} \end{aligned} \quad (6)$$

A gain hibák javítása során azt szeretnénk elérni, hogy az egyes pixelek intenzitása ne függjön az adott pixel érzékenységétől, azaz az a_i^{gain} és b_i^{gain} együtthatóktól, csak az adott pixelt ért – virtuális – exponzíciótól. Vagyis azt, hogy ha két detektorpixelt egy felvétel során ugyanolyan intenzitású sugárzás ér, és az exponzíciós idő is megegyezik, akkor a két pixel intenzitása az elkészült képen is azonos legyen. Ezt úgy végezzük el, hogy először meghatározzuk az egyes detektorpixelek virtuális exponzíóját, majd ezekből úgy alakítjuk ki a gain korrigált intenzitásértéket, mintha minden pixel érzékenysége megegyezne.

Először tehát kiszámoljuk az adott offset korrigált intenzitáshoz tartozó virtuális exponzíció értékét a (6) egyenlet segítségével, amelyből egyszerű átrendezéssel kapjuk a virtuális exponzícióra a (7) egyenletet.

$$E_i^{\text{virt}} = \frac{I_i^{\text{offset korrigált}} - b_i^{\text{gain}}}{a_i^{\text{gain}}} \quad (7)$$

A virtuális exponzíció tehát azaz van összefüggésben, hogy mekkora valós fluxus érte az adott pixelt, és mentes az adott pixel érzékenységek torzító hatásától. Ebből úgy határozzuk meg a gain korrigált intenzitás értéket, mintha minden pixel érzékenysége, azaz intenzitás – virtuális exponzíció függvénye egy origón átmenő egyenes lenne, mindenek azonos meredekséggel. A szóban forgó meredekséget pedig úgy határozzuk meg, hogy éppen annál az exponzíciós értéknél telítődjön, amelynél a legérzékenyebb pixel már telítődik. Azaz meg kell vizsgálni, hogy az exponzíciót növelte mikor kapunk

olyan képet, amin már van szaturált pixel. Ezen expozíciót hívjuk szaturációs expozíciónak (E^{szat}). Ezen érték a kalibráló adatsorból szintén meghatározható paraméter. Ezen paraméter ismeretében a gain korrigált $I_i^{\text{gainkorrigált}}$ pixelintenzitás a (8) egyenlettel számolható, ahol $(2^{14} - 1)$ a detektor által mérhető maximális intenzitásérték.

$$I_i^{\text{gainkorrigált}} = E_i^{\text{virt}} \cdot \frac{2^{14} - 1}{E^{\text{szat}}} \quad (8)$$

A módszer hatékonyságát – azaz azt, hogy a megfelelő adatsorokra valóban jól illeszkedik egyenes, valamint, hogy az így meghatározott korrekciós faktorokkal valóban hatékonyan lehet javítani a képek minőségét – a kísérleti algoritmus létrehozása során Tölgyesi részletes tesztekkel vizsgálta [1], ezért én ettől eltekintek. Ugyanakkor megjegyzem, hogy a korrekciós faktorokat külön meg kell határozni minden feszültségértékre, amin a röntgenforrást működtetjük. A feszültség módosításával ugyanis megváltozik a detektorpixelekben a sugárzás elnyelődésének valószínűsége, azaz változik a pixel érzékenysége.

A továbbiakban azt mutatom be, hogy ezeket az algoritmusokat hogyan építettem bele az elkészült szoftverbe, illetve milyen mérési utasítást ajánlok a korrekciók elkészítéséhez.

4.3. A gain kalibráció használata

A kalibrációs szoftver létrehozásakor szempont volt, hogy annak sebessége gyors, kezelése egyszerű legyen, így létrehoztam egy grafikus felülettel rendelkező programot, amelyben a felhasználó nyomógombokkal tud választani az elérhető funkciók között. A felhasználói felület képe az 5. ábrán látható.

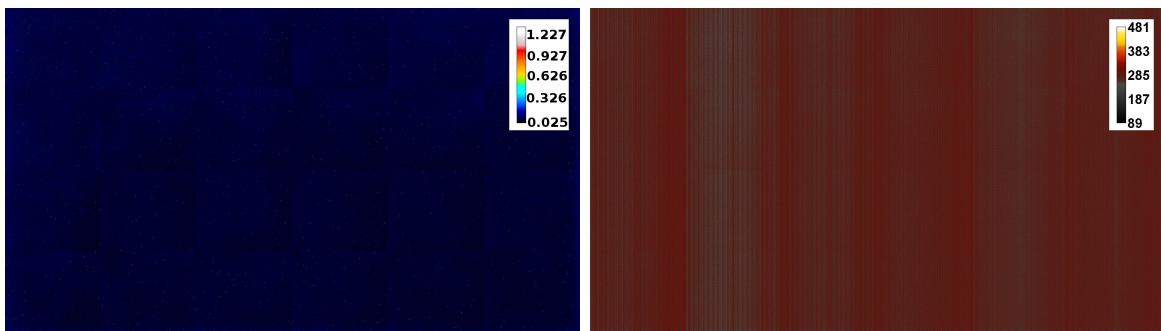
A gain korrekcióval kapcsolatos funkciók (offset és gain korrekciós faktorok meghatározása, mappa gain korrigálása), elérhető a geometriai kalibrációs, valamint a képnézegető mód. Az ábrán ez utóbbi aktív, a felhasználó épp egy geometriai kalibrációs képeket tartalmazó mappát böngész. Az alsó részen a csúszka segítségével lehet lapozni a képek között, alul a képre vonatkozó adatok láthatóak.

Az offset vagy gain korrekciós faktorok meghatározására szolgáló funkciót választva a szoftver egy új ablakban kéri a felhasználót, hogy válassza ki az elkészített kalibrációs mérések mappáját, valamint azt a mappát, ahova a kimeneti fájlokat menteni szeretné. Ez után a korrekciós faktorok számolása automatikusan megtörténik, minden olyan feszültségértékre, amely feszültség értékekkel megfelelő mennyiségű és minőségű kép található az adott mappastruktúrában (lásd alább). Az esetleges hibákról a felhasználó értesítést kap a konzolon.



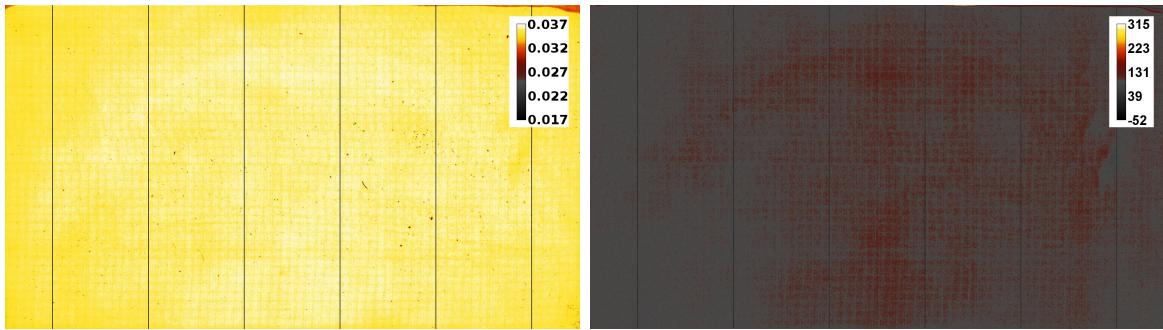
5. ábra. A létrehozott szoftver grafikus felülete. Az ábrán épp a képnézegető mód aktív.

A korrekciós faktorok pixelenként kerülnek meghatározásra, így azok, mint egy együttható-térkép, képként kerülnek mentésre. A diplomamunkához használt gain korrekciós faktorok 50kV-os feszültségen készült képekhez tartozó együttható térképet a (6). és a (7). ábrán láthatóak. A struktúrák jobb láthatósága érdekében az egyes képek ábrázolásához különböző színtérképeket használtam. Az ábrákon látjuk azt, hogy a detektor struktúrája valóban nagy hatással van az egyes pixelek érzékenységére.



6. ábra. Offset hibák korrekciójára szolgáló együttható-térkép. Balra a korrekciós egyenes tengelymetszete, jobbra a meredeksége [ms^{-1}].

Ezekkel a korrekciós faktorokkal a felhasználónak lehetősége nyílik az elkészített projekciót offset és gain korrigálni, az erre vonatkozó (4) és (8) képleteket felhasználva. A felhasználónak ennél a funkcionál is grafikus felületen van lehetősége kijelölni a



7. ábra. Gain és flatness hibák korrekciójára szolgáló együttható-térkép. Balra a korrekciós egyenes tengelymetszete, jobbra a meredeksége $[(\mu\text{A} \cdot \text{ms})^{-1}]$.

korrigálni kívánt mappát, amelyből a program az összes képet gain korrigálja és elmenti egy kívánt, kijelölt mappába – akár ugyan abba.

4.4. A gain kalibráció implementálása és a szükséges mérések leírása

A bemeneti fájlok elkészítéséhez, azaz a mérési utasításhoz szükséges megjegyeznem, hogy a mérések során észrevehető volt, hogy a detektor által készített képek egy része valamiért jóval sötétebb, mint az azonos körülmények között készült egyéb képek. Ez a hiba a képek kb. 5%-át érinti, és okát nem sikerült felderíteni. Más felhasználók is panaszkodtak hasonló hibára ennél a detektortípusnál. A korrekciós faktorok számításánál azonban kimondottan fontos, hogy ilyen képeket ne használunk fel a számításokhoz – továbbá az ilyen képek kezelése egyéb helyzetekben is szükségszerűnek tűnik. Ennek érdekében a gain kalibrációhoz szükséges méréseket úgy végeztük el, hogy egy adott beállítással több képet készítettünk (átlagosan ≈ 100 képet beállításunként). Az azonos beállításokkal készült képeket külön mappákba mentettük, így a szoftver is ilyen formában várja azokat az adatok feldolgozása során. Ez a megoldás azért szerencsés, mert egy mappán belül átlagolva a képek intenzitásértékét, könnyen és egyértelműen kiszűrhető, ha valamelyik kép jóval sötétebb, a fent említett hiba miatt. Továbbá az azonos mappákban lévő, tehát azonos beállításokkal készült képeket átlagolva a képeket terhelő zaj is csökken. Így amikor a korrekciós faktorokat számolom, mappánként átlagolom azokat a képeket, amelyek átlagos intenzitása nem tér el 10%-nál jobban a mappában lévő képek átlagos intenzitásának átlagától. Az program robusztusságát tovább növelve, a képek beolvasásakor vizsgálom, hogy azok milyen expozíciós beállításokkal készültek, és ez alapján is szelektálom a képeket, kiszűrve a mérés során elkövetett emberi hibákat. A mérésvezérlő szoftverről ugyanis tudni érdemes, hogy a felvételek készítésének elindítása a röntgen forrás bekapcsolásától függetlenül elindít-

ható, és az indítás után sorozatosan készít képeket, amíg le nem állítják. Mérés közben a forrás feszültsége és áramerőssége szabadon változtatható, illetve a forrás ki- és bekapcsolható. A röntgenszűrő független kezelése részben biztonságvédelmi célokat szolgál, azonban lehetőséget ad a felhasználónak, hogy a képek sorozatos kimentését elindítsa úgy, hogy a forrás nincs bekapcsolva, vagy a beállított paramétereit nem megfelelők. Ekkor gyakran előfordul, hogy a felhasználó a paramétereiket menet közben állítja, és az addigi eredményeket nem törli ki. Ezt kiküszöbölgendő, a gain korrekcióhoz készített kalibrációs képek feldolgozása során a képek átlagos intenzitásán kívül a program vizsgálja az átlagos áramerősség, feszültség és exponálási idő paramétereit is, és a kilógó értékkel készült képeket figyelmen kívül hagyja. Továbbá figyelembe veszi azt is, hogy offset korrekcióhoz készült kalibráló képek között ne legyen olyan, ahol a forrás be volt kapcsolva – vagy ha van, akkor hagyja azt is figyelmen kívül. Hasonlóan a gain és flatness hibák faktorai meghatározásánál az algoritmus ignorálja azokat a képeket, ahol a forrás ki volt kapcsolva. Amennyiben egy mappában kevés kép van, amely a fenti szűröknek megfelel (5-nél nem több), akkor a mappa tartalmát a szoftver nem használja fel a korrekciós faktorok meghatározásához. Továbbá, amennyiben túl kevés mappát talál a szoftver (5-nél nem többet), tehát túl kevés a különböző expozíciós beállítások száma a korrekciós faktorok meghatározásához – akár összesen, akár túl kevés megy át a fenti szűrükön–, a kalibrációs faktorok nem kerülnek meghatározásra. Így elkerülhető, hogy túl kevés pontra illesszünk egyenest, és ezért hibás eredményeket kapunk, vagyis a képkészlet ellenőrzése szintén a szoftver robusztusságát növeli. A felvételek elkezdésekor alkalmazott feszültségértékeket az program szintén a képek beolvasásakor határozza meg, így azt külön megadni nem szükséges, mint ahogy a képeket feszültség szerint sem kell szétválogatni – ellentétben a kísérleti algoritmussal.

A képek beolvasása és mappánkénti átlagolása után a pixelenkénti egyenes illesztést a szokásos, egyenes illesztésére vonatkozó (9) képleteket felhasználva oldottam meg, ahol az x és y mérési pontokra illesztjük az α és β paraméterekkel jellemzett egyenest. A képletben a felülvonás az átlagolást jelenti.

$$\begin{aligned}\beta &= \frac{\bar{xy} - \bar{x} \cdot \bar{y}}{\bar{x^2} - \bar{x}^2} \\ \alpha &= \bar{y} - \beta \cdot \bar{x}\end{aligned}\tag{9}$$

Jelen esetben x értéke az expozíciós idő (offset hibáknál), vagy az expozíció (gain és flatness hibáknál), y pedig az adott pixel intenzitása. Az egyenes illesztésére egyszerű és gyors megoldásnak találtam, hogy az illeszteni kívánt képeket pixelemként összeadjam, valamint ugyanezt megteszem az adott expozícióval – vagy expozíciós idővel – megszorozva is, majd ezeket a képeket pixelenként elosztom az összeadott képek számá-

val. Így képek összeadásával és skalárral való osztásával az \bar{x} és \bar{xy} értékek pixelenként előállnak, mint egy–egy kép. Ez után a kettő különbségét – mint képet – leosztva az $(\bar{x}^2 - \bar{x}^2)$ skalárral, közvetlenül előáll a pixelekre illesztett egyenes meredeksége, és a tengelymetszet további képkivonással kapható. Mivel a szükséges képműveletek – összeadás, skalárral szorzás, kivonás – könnyen párhuzamosíthatóak, gyakorlatilag az egyenes illesztése is párhuzamosan történik, így jelentősen lerövidítve a számoláshoz szükséges időt. A módszer egyébként a memóriával is takarékosabban bánik, mint a kísérleti algoritmus, amely először beolvassa az összes képet a memóriába, majd pixelenként illeszt egyenest. Az ottani megoldással ellentétben, ahol a szükséges memória lineárisan nő a képek számával, nálam a szükséges memória a képek számától független és alacsony.

A fenti megoldáshoz a grafikus felületet és a mappakezelést a Qt biztosítja, míg a gyors képműveletek CUDA kód alkalmazásával valósulnak meg. A képfeldolgozáshoz létrehoztam olyan kép osztályt, amely képes magát fájlból a GPU memoriájába olvasni, és alkalmas a képeken végzett műveletek gyors végrehajtására a grafikus kártyán. A pixelenkénti összeadás, kivonás, skalárral szorzás megoldása viszonylag triviális, itt egy szál egy pixel értékét számolja. Ezzel ellenben a maximum, minimum és átlagos intenzitás számolása első ránézésre nem triviális, ezért néhány mondatban bemutatom.

Az előbb felsorolt műveletek, amelyek eredménye előáll a kép pixeleiből úgy, hogy minden egyes pixel értékét egyszer használjuk fel, egy kommutatív, asszociatív, két elem között ható – programozási értelemben vett – operátorral, az angol irodalom *reduce* műveletnek hívja. Ilyen az előbb említett összeadás, minimum és maximum számítás is. Például három elem, a , b és c összegét megkapjuk, ha a és b összegéhez hozzáadjuk c : $t: \text{sum} = (a+b)+c$. Az összeadást kicserélhetjük maximum számításra is, az algoritmus ekkor csak a számok közé rakott operátorban tér el: $\text{maximum} = \max(\max(a, b), c)$. Az ilyen, *reduce* típusú műveletek optimális használatát az összeadás példáján keresztül írom le, de a fentiek értelmében a minimum és a maximum számolás is hasonlóan kivitelezhető.

Az alkalmazásomban is használt reduce műveletet a CUDA hivatalos dokumentációjához mellékelt példa [6] alapján állítottam össze. Az ilyen műveletek általános megoldása – az összeadás példáján –, hogy a képet két részre osztjuk, majd az egyik részt hozzáadjuk a másikhoz. A műveletet folytatjuk, minden felezve a fennmaradó képrészletet, míg végül a kép egyik pixelében előáll az összes pixel összege. A már említett példa ezen túl olyan, CUDA specifikus technikákat is ajánl a művelet gyorsításához, mint a *shared memory*, azaz az összes szál által hozzáférhető (de kívülről nem hozzáférhető), gyors elérésű memória használata – a lassú elérésű, globális memória helyett, ahol a képek eleve tárolva vannak. Továbbá figyelembe veszi, hogy a párhuzamos fut-

tatás során a szálak 32 darabos „csomagokban”, úgynevezett *warpokban* futnak, ezzel tovább optimalizálva az algoritmust. Abban az esetben ugyanis, ha több, mint 32 szálat futtatunk egyszerre, semmi nem garantálja, hogy azok egyszerre fognak futni. Ilyenkor időről időre be kell várnia a szálaknak egymást. Például ha a kép egyik felét hozzáadjuk a másikhoz, csak akkor felezhetjük tovább az elkészült képet, ha minden összeadás megtörtént. Amikor már 32-nél kevesebb szálat használunk, akkor a szálaknak nem kell egymást bevárni, hiszen biztosan nem fut több. Továbbá a példa alapján az összeadáshoz vonatkozó kerneleket C++ template-ekkel írtam meg, amely segítségével már fordítási időben ismertté válik, hogy adott blokkmérettel futtatva a műveletet, hol kell a képet elfelezni – nem pedig futási időben kell *if* műveletekkel vizsgálnia, hogy a blokk mekkora méretű. A hivatkozott példa alapján a *reduce* műveletek ilyen technikákkal való megvalósítása akár 6–30-szor gyorsabbak, mintha ezek nélkül valósítanánk meg a műveletet. Ez a program futási sebességére igen jótékony hatással van, hiszen a kép pixeleinek összeadására – átlag számoláshoz – szinte minden megnyitás után szükség van, hogy eldöntsük, hogy az az említett ismeretlen hiba miatt elsötétült e, vagy sem.

5. Geometria kalibráció

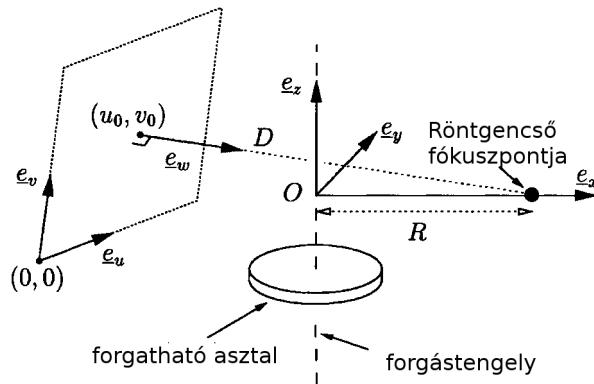
A diplomaunkám során a másik fő feladatom volt a az úgynevezett *geometria kalibráció* robusztus algoritmusainak megalkotása, amely segítségével a CT-vel elkészített képek alapján állapíthatjuk meg, hogy milyen távol van egymástól a detektor, a forgatható asztal forgástengelye és a röntgensűrű fókuszpontja. A geometriai adatokra igen pontosan szükség van, amikor az elkészült projekciók alapján meghatározzuk a felvett tárgy 3 dimenziós képét, vagyis a visszavetítéskor. Ugyanakkor a geometriai paramétereket kézzel nem tudjuk a szükséges pontossággal lemérni, már csak azért sem, mert a röntgensűrű fókuszpontjának a helye nem hozzáférhető és nem ismert, továbbá a méreси pontatlanság is viszonylag nagy lenne. Ezért alkalmazzuk azt a módszert, hogy a berendezéssel készített képek alapján határozzuk meg a szóban forgó paramétereket.

A kalibrációt két cikk alapján végeztem el. Noo cikke [8] valamivel bonyolultabb módon, kevés adatból határozza meg a geometriai paramétereket, míg Wu [9] cikke részben az előbbire támaszkodva, azonban azt leegyszerűsítve, és több adatsorból határozza meg a távolságokat, a szerzők szerint pontosabban, mint a Noo féle megoldással. A kísérleti algoritmus ezért is csupán utóbbival dolgozik. Én azonban megvizsgáltam, hogy hibaszámítással alkalmazható e hatékonyan a Noo által leírt, kevesebb elhanyagolást tartalmazó módszer, valamint hibaszámítással javítottam a Wu által vázolt módszeren is, továbbá a kísérleti algoritmushoz képest fundamentálisan más megoldást vezettem be a képek feldolgozásához.

A továbbiakban bemutatom a geometriai kalibráció meghatározásának elmeletét a cikkek alapján, majd bemutatom, hogy a geometriai adatok meghatározásához milyen módszereket használt a kísérleti algoritmus, valamint az én algoritmusaim, továbbá ismeretem az elért eredményemet.

5.1. A síkpaneles CBCT geometriája

Hogy a geometriai kalibráció során milyen adatok kerülnek meghatározásra, és milyen adatok kerülnek elhanyagolásra, azt jól szemlélteti a (8). és a (9). ábra.

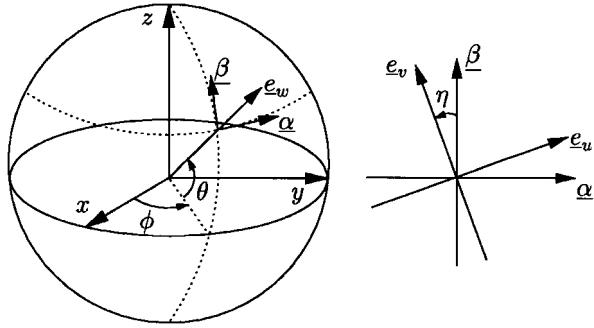


8. ábra. A Cone-beam CT elrendezésének vázlata [8]. A z tengellyel párhuzamos forgástengely R távolságra van az x irányban lévő forrásponttól. A detektor és a forrás közötti legrövidebb távolság D . A forrás legközelebb eső pontja a detektornak az u_0, v_0 koordinátával jellemzett pixel.

A 8. ábrán látható paraméterek jelentése a következő. A forgatható asztal forgástengelye és a röntgenső fókuszpontjának távolsága R . Konvenció szerint a forgástengely a z tengellyel párhuzamos és az x tengely irányában található a forrás fókuszpontja. A detektor az (u_0, v_0) koordinátákkal jellemzett pixelétől mért távolsága a legkisebb a forrástól, és ez a távolság D .

A 9. ábrán azt láthatjuk, hogy míg a forgástengely és a forrás iránya a modell szerint rögzített, a detektor irányát és állását a ϕ, θ és η szögeket jellemzik. Ezek közül az η szöget, vagyis a detektornak a saját síkjában való elfordulását minden két cikk figyelembe veszi és számolja. A ϕ szöget, vagyis a detektor kifordulását, az asztal forgástengelyével párhuzamos tengely mentén, már csak Noo [8] cikke számolja ki. A θ szöggel jellemzett elfordulást pedig minden két cikk elhanyagolja. Az elhanyagolásokra az ad lehetőséget, hogy az nem befolyásolja nagy mértékben a rekonstruált kép minőségét, illetve a többi paraméter mérési pontosságát [9].

Összefoglalva tehát meghatározandó paraméter a detektor és a forrás távolsága (D), a forgástengely és a forrás távolsága (R), a detektor pixelei közül a forráshoz legközelebbi (u_0, v_0) , valamint a detektor elfordulása a saját síkjában (η). Ezen kívül Noo



9. ábra. A Cone-beam CT elrendezésében jellemző irányok [8]. \underline{e}_w a detektor síkjára merőleges irány, α és β a detektor síkjában fekvő, egymásra merőleges vektorok. A detektor dőlését a ϕ , θ , és η szögek jellemzik.

módszerével meghatározható a detektor ferdeségét jellemző ϕ szög is, de ez egyrészt a kísérleti algoritmusban sem került meghatározásra, másrészt az elkészült rekonstrukciós kód sem veszi figyelembe.

5.2. A geometriai paraméterek meghatározásának elmélete

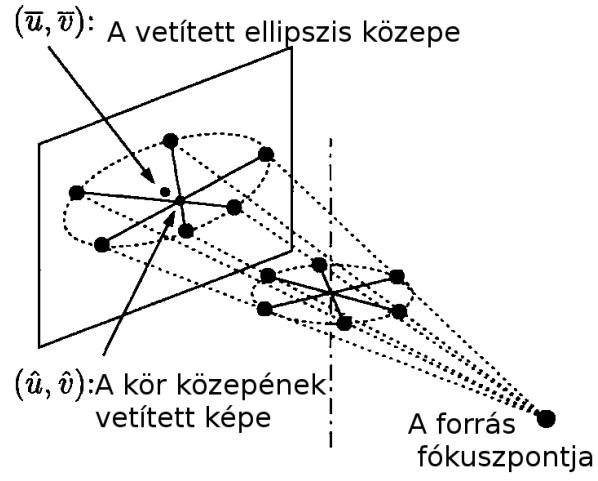
A fent összegzett paraméterek az említett cikkek alapján meghatározhatóak úgy, hogy a forgatható asztalra egy plexi – vagy egyéb, alacsony sűrűségű – lapra fémből – vagy egyéb, nagy sűrűségű anyagból – készült gömb alakú tárgyat helyezünk el, egymástól jól meghatározott távolságra, majd az asztalt körbeforgatva felvételeket készítünk. Belátható [8], hogy a forgatás során körbeforduló gömbök a detektoron ellipszis pályát írnak le. A geometriai paramétereket ezen ellipszis pályákból tudjuk meghatározni. Ennek módját először Noo cikke alapján mutatom be, majd ismertetem, hogy ahhoz képest Wu cikke milyen változásokat tartalmaz.

5.2.1. A paraméterek meghatározása Noo [8] cikke alapján

Az adatok feldolgozása minden esetben azzal kezdődik, hogy az egyes projekciókon meg kell keresni, hogy a detektoron hol jelenik meg a golyók képe. A sorrendben k . golyó helyzetét az i . projekciót (u_k^i, v_k^i) -vel jelölöm. Noo cikkében két golyót tartalmazó fantomot használnak, így k értéke 1 vagy 2 lehet. i értéke 1 és N között változik, ahol N a teljes körbeforduláshoz alatt elkészített felvételek száma. Az egyes projekciót az említett koordináták megkeresése nem egyértelmű probléma, és az említett cikkek sem adnak részletes segítséget a feladat elvégzéséhez. Így a golyók középpontjának megkeresésére nem itt, hanem a geometriai kalibráció megvalósítást tárgyaló az 5.4.3 fejezetben térek ki.

Miután a golyók középpontja az összes projekciót meghatározásra került, elsőként a

detektor saját síkjában való elfordulását kell korrigálni, azaz meghatározni az η szöget. Ehhez meg kell határozni a forgástengely detektorra vetített (\hat{u}_k, \hat{v}_k) képét a két ellipszis esetében. A 10. ábrán látható, ez a pont az épp ellentétes fázisban lévő pontok közé húzott szakaszok közös metszéspontjában van, amely nem feltétlenül esik egybe az ellipszis (\bar{u}_k, \bar{v}_k) középpontjával. A kereset (\hat{u}_k, \hat{v}_k) pont így a (10) egyenletrendszer alapján lineáris regresszióval kapható meg. A pontok ismeretében pedig a detektor elfordulása a (11) egyenlettel kapható.



10. ábra. A körbeforduló golyók vetített képe. A forgástengely vetített képe nem feltétlenül esik egybe a vetített ellipszis középpontjával. [8]

$$(u_k^j - u_k^i) \hat{v}_k - (v_k^j - v_k^i) \hat{u}_k = v_k^i u_k^j - v_k^j u_k^i, \quad j = i + \frac{N}{2}, \quad i = 1 \dots \frac{N}{2} \quad (10)$$

$$\eta = \arctan \left(\frac{\hat{u}_1 - \hat{u}_2}{\hat{v}_1 - \hat{v}_2} \right) \quad (11)$$

Az η szög meghatározása után az összes projekción a golyók vetített képeinek koordinátáját el kell forgatni ezzel a szöggel. Ez után a képek úgy kezelhetőek, mintha egy ferdeségtől mentes detektorral készültek volna. Vagyis egy ellipszis (u_k^i, v_k^i) pontja helyett a (12) egyenletekkel számolt (u_k^{i*}, v_k^{i*}) pontot vesszük figyelembe a számolás további részében. Csupán arra kell odafigyelni, hogy a detektoron keresett (u_0, v_0) koordinátákat végül vissza kell forgatni .

$$\begin{pmatrix} u_k^{i*} \\ v_k^{i*} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \eta & -\sin \eta \\ \sin \eta & \cos \eta \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} u_k^i \\ v_k^i \end{pmatrix} \quad (12)$$

Ez után az elforgatott pontokra ellipszist kell illeszteni, ahol az ellipszis pontjai a (13) egyenletet elégítik ki.

$$a \left(u^{i*} - \bar{u} \right)^2 + b \left(v^{i*} - \bar{v} \right)^2 + 2c \left(u^{i*} - \bar{u} \right) \left(v^{i*} - \bar{v} \right) = 1 \quad (13)$$

A fenti egyenletből lineáris regresszióval meghatározhatóak az ellipszis (\bar{u}, \bar{v}) középpontja, az a és b paraméterek, amelyek a tengelyek hosszával vannak kapcsolatban, valamint c , amely paraméter az ellipszis ferdeségével hozható összefüggésbe. Ezekből a paraméterekből először a forrás és a tengely távolsága (D) a meghatározható, a (14) egyenletek alapján. Az újonnan meghatározott D távolság ismeretében a további meghatározandó paraméterek a (15) egyenletekkel számolhatóak. Az egyenletekben z_1 és z_2 a golyók z koordinátájára utal a fantomon. Amennyiben az adott golyó a fantomon a röntgenforrás vonala felett helyezkedik el, úgy előjele pozitív, amennyiben alatta, úgy előjele negatív. Ez az adat sem feltétlenül mérhető, így ezt is az elkészült felvételek alapján kell meghatározni. Továbbá a (14). egyenletekből az elsőnél látható ϵ tényező értéke ± 1 : pozitív előjellel, ha a két golyó a röntgenforrás két oldalán helyezkedik el, vagyis ha $z_1 z_2 < 0$. Amikor a golyók ugyan azon az oldalon vannak, vagyis $z_1 z_2 > 0$, akkor ϵ értéke lehet $+1$, valamint -1 is: ilyen esetben az előjel megállapításához szükséges a felhasználó döntése a távolság mért értéke alapján. Az egyenletekben jelen lévő $n_0, n_1, m_0, m_1, \rho_k, \zeta_k$ változók segédváltozók a többi paraméter számolásához.

$$\left. \begin{aligned} D^2 &= \frac{(a_1 - 2n_0 n_1) - \epsilon \sqrt{a_1^2 + 4n_1^2 - 4n_0 n_1 a_1}}{2n_1^2} \\ n_0 &= \frac{1 - m_0^2 - m_1^2}{2m_0 m_1} \\ n_1 &= \frac{a_2 - a_1 m_1^2}{2m_0 m_1} \\ m_0 &= (\bar{v}_2 - \bar{v}_1) \sqrt{b_2 - \frac{c_2^2}{a_2}} \\ m_1 &= \sqrt{b_2 - \frac{c_2^2}{a_2}} \sqrt{b_1 - \frac{c_1^2}{a_1}} \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

$$\left. \begin{aligned} v_0^* &= \bar{v}_1 - \text{sign}(z_1) \frac{\sqrt{a_1 + a_1^2 D^2}}{\sqrt{a_1 b_1 - c_1^2}} \\ u_0^* &= \frac{1}{2} \bar{u}_1 + \frac{1}{2} \bar{u}_2 + \frac{c_1}{2a_1} (\bar{v}_1 - v_0^*) + \frac{c_2}{2a_2} (\bar{v}_2 - v_0^*) \\ \rho_k &= \frac{\sqrt{a_k b_k - c_k^2}}{\sqrt{a_k b_k + a_k^2 b_k D^2 - c_k^2}} \quad k = 1, 2 \\ \zeta_k &= D \cdot \text{sign}(z_k) a_k \frac{\sqrt{a_k}}{\sqrt{a_k b_k + a_k^2 b_k D^2 - c_k^2}} \\ \sin \phi &= -\frac{c_1}{2a_1} \zeta_1 - \frac{c_2}{2a_2} \zeta_2 \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

Miután a fenti egyenletekkel meghatároztuk a geometriára jellemző D, v_0^*, u_0^* és

ϕ paramétereket, végül már csak a forrás és forgástengely közötti R távolságot kell meghatároznunk. Ez a (16) egyenlet lapján történik, ahol d a két golyó – valós – távolsága a fantomon.

$$\frac{d^2}{R^2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\{ \left(\zeta_1 \frac{u_1^i - u_0^*}{v_1^i - v_0^*} - \zeta_2 \frac{u_2^i - u_0^*}{v_2^i - v_0^*} \right)^2 + \left(\frac{D\zeta_1}{v_1^i - v_0^*} - \frac{D\zeta_2}{v_2^i - v_0^*} \right)^2 + (\zeta_1 - \zeta_2)^2 \right\} \quad (16)$$

5.2.2. A paraméterek meghatározása Wu [9] cikke alapján

A fentiekhez képest a legnagyobb eltérést az jelenti Noo és Wu cikke között, hogy utóbbi esetben a fantomon nem két golyóval történik a kalibráló mérés, hanem többel, ezzel növelte a módszer megbízhatóságát. Ezen kívül apróbb elhanyagolásokat tesz a szerző, amellyel a képletek jócskán leegyszerűsödnek.

A paraméterek meghatározása ebben az esetben is az η szög meghatározásával és a vele való korrekcióval történik, ám ebben az esetben – mivel több golyó adata áll rendelkezésre – egyenes illesztéssel tudjuk meghatározni tan η értékét, a (17) egyenlet szerint.

$$\hat{u}_k = c + \tan \eta \cdot \hat{v}_k \quad (17)$$

A mérési pontokra ez után szintén ellipszist kell illeszteni, azonban Wu cikkében a (18) egyenlet írja le a ellipszist. El van hanyagolva tehát a (13) egyenletben még meglévő c paraméter, amely akkor tehető meg, ha az ellipszis nagytengelye éppen vízszintes állású. Ez jó közelítéssel igaz is, hiszen az ellipszisen el vannak forgatva az előzetesen meghatározott η szöggel, amely következtében a forgástengely képe a detektoron egy függőleges egyenes. Mivel az asztal körbeforgatása során a golyók merőlegesen mozognak a forgástengelyre, a vetített képükre is igaz lesz, hogy a pályájuk nagytengelye merőleges a forgástengely vetületére, azaz éppen vízszintes.

$$a \left(u^{i*} - \bar{u} \right)^2 + b \left(v^{i*} - \bar{v} \right)^2 = 1 \quad (18)$$

Ezzel az egyszerűsítéssel a keresett geometriai paramétereket leíró egyenletek is jócskán leegyszerűsödnek. A keresett v_0^* és D paraméterek a (19) egyenletekből lineáris regresszióval megkaphatóak, amely egyelnetek a k és k' sorszámú ellipszisek között teremtenek kapcsolatot.

$$\frac{\bar{v}_k + \bar{v}_{k'}}{2} - \frac{1}{2(\bar{v}_k - \bar{v}_{k'})} \left(\frac{1}{b_k} - \frac{1}{b_{k'}} \right) = v_0^* + D^2 \frac{1}{2(\bar{v}_k - \bar{v}_{k'})} \left(\frac{a_k}{b_k} - \frac{a_{k'}}{b_{k'}} \right) \quad (19)$$

Vegyük észre, hogy Noo módszerével ellentétben itt nem szükséges a golyók függőleges pozíciójának (z_1, z_2) vizsgálata. Így ez a módszer minden esetben egyértelműen számolja a kérdéses paramétereket, míg Noo módszerénél az összes többi paraméter értékét meghatározó D paraméter bizonyos esetekben – amikor a kiválasztott golyók függőlegesen a forrás azonos oldalain voltak – nem volt egyértelmű. Továbbá ez a képlet jóval egyszerűbb, mint a (14) egyenletekben leírtak.

Ugyancsak egyszerű képletet kapunk u_0^* értékére: mivel a c paraméterek értékét elhanyagoljuk, a Noo által használt (15) képletek megfelelő sorára ránézve látszik, hogy u_0^* értéke az ellipszis illesztésnél kapott \bar{u}_k értékek átlagolásával kapható, vagyis a (20), ahol E az alkalmazott golyók – és így az ellipszisek – száma.

$$u_0^* = \frac{1}{E} \sum_{k=1}^E \bar{u}_k \quad (20)$$

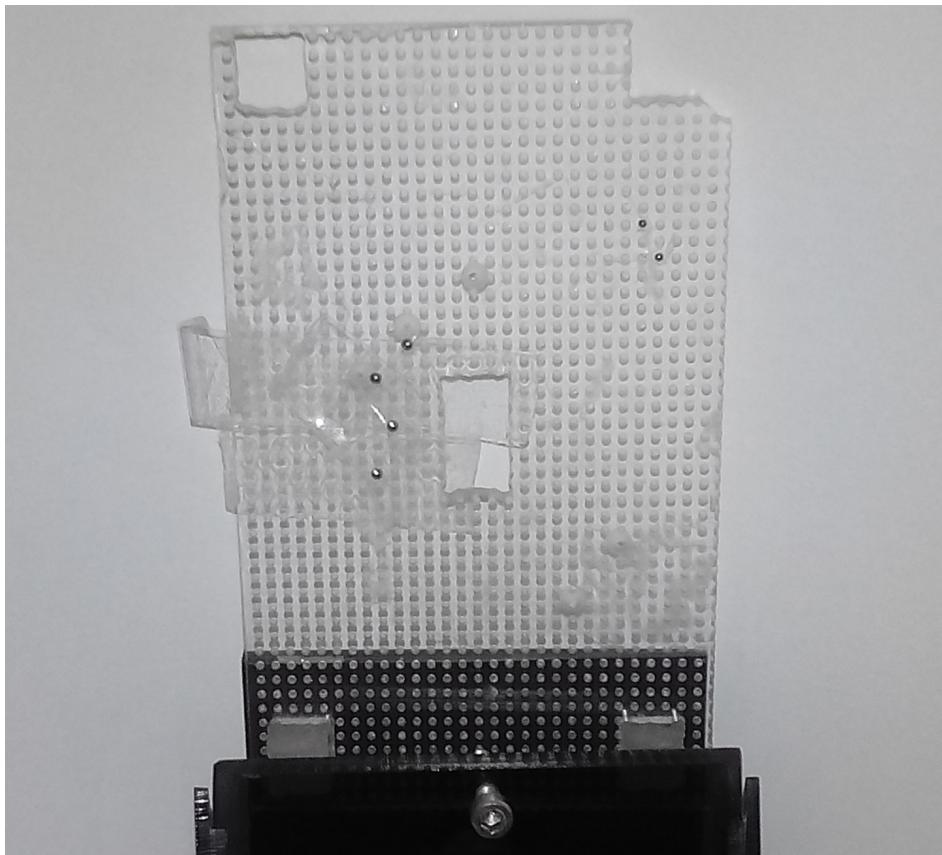
Ez után az egyetlen meghatározandó paraméter a forgástengely és a forrás R távolsága. Ezt a távolságot most a (21) egyenletekkel tudjuk meghatározni, amelyek egy k és egy k' sorszámú ellipszis között teremtenek kapcsolatot, és ahol $d^{kk'}$ a két ellipszishez tartozó golyók távolsága a fantomon. A képletben továbbá $(\alpha_k - \alpha_{k'})$ jelöli annak az elfordulásnak a szögét, amely elfordulással a két golyó az ellipszisük azonos fázisába forgathatóak. Ez a szög tehát 0° , amennyiben a golyók a plexi fantomon a forgástengely azonos oldalára vannak felerősítve, és 180° , amennyiben a fantom ellenétes oldalain vannak.

$$\left. \begin{aligned} \left(\frac{d^{kk'}}{R} \right)^2 &= (\zeta_k - \zeta_{k'})^2 + (\rho_k)^2 + (\rho_{k'})^2 - 2\rho_k\rho_{k'} \cos(\alpha_k - \alpha_{k'}) \\ \rho_k &= \frac{1}{\sqrt{(\bar{v}_k - v_0^*)^2 \cdot b_k}} \\ \zeta_k &= (\bar{v}_k - v_0^*) \frac{1 - (\rho_k)^2}{D} \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

5.3. A geometriai kalibráló mérés kivitelezése

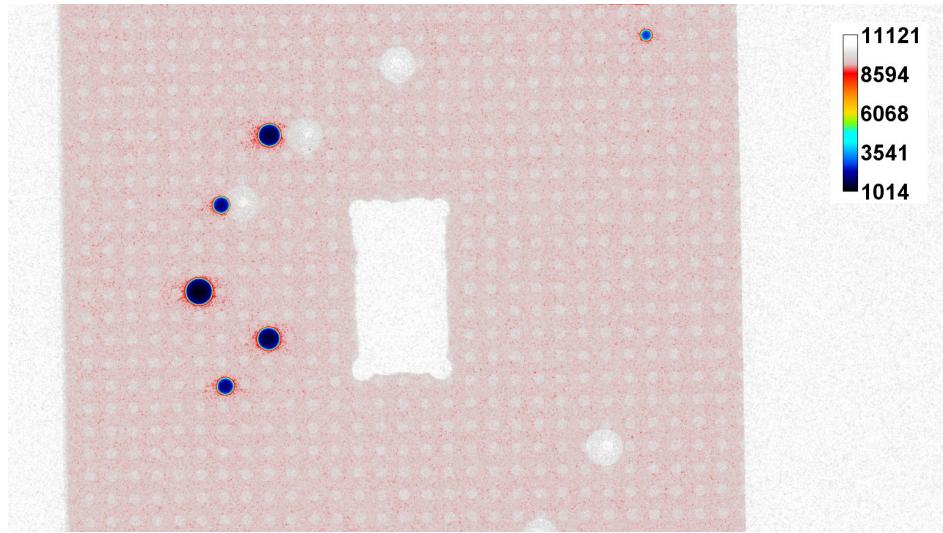
A geometriai kalibrációs mérésekhez különböző méretű csapágygolyókat használtunk, amelyeket cellux ragasztóval rögzítettünk egy plexi lapra, a 11. ábrán látható módon. Bár a megoldás nem a legprecízebb, lehetőséget ad rá, hogy a fantomot igény szerint átrendezzük. Erre akkor lehet szükség, ha például más nagyítás mellett a golyók nagy része kilógna a detektált képből.

Az alkalmazott csapágygolyók átmérői 1 mm és 2,5 mm közöttiek voltak. A különböző méretű golyók alkalmazásával a kiértékelés robusztusságát kívántuk vizsgálni, azaz

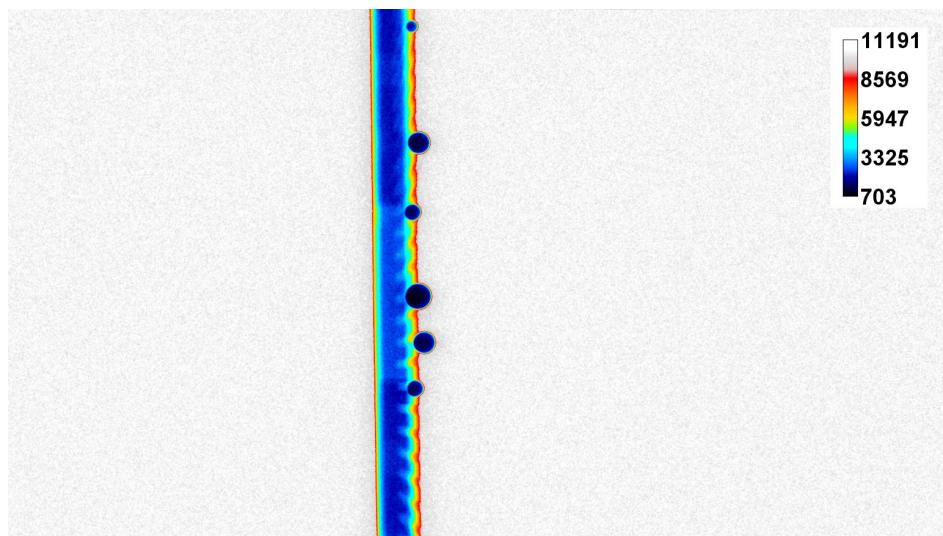


11. ábra. A geometriai kalibrációhoz használt fantom

azt, hogy a golyók különböző méretei nehézséget okoznak e a középpontjuk megtalálásakor. A plexin 2 mm-enkénti bemélyedés segítette a pontos pozicionálást, a golyókat ezekbe a lyukakba ragasztottuk bele. Továbbá ezen barázdarendszer a golyók távolságának leolvasását is megkönnyítette. A méréseket a lehető legmagasabb csőfeszültség mellett, 80 kV-on végeztük, a fantomot körbeforgatva. A magas feszültségre azért volt szükség, hogy a plexi minél kevésbé legyen látható az elkészült felvételeken, ezzel segítve a golyók megtalálását a képen. Ugyanakkor a magas feszültség ellenére is, amikor a lemez síkja épp párhuzamos volt a fő sugárral – tehát a detektoron a 11. ábrán látható elrendezés 90°-kal való elforgatottja jelent meg, a plexi lemez a fém golyókkal összemérhető intenzitást adott, vagyis a golyók elkülönítése a plexitől ekkor nehezebb feladat, mintha a golyók intenzitása jelentősen eltérne a plexiétől. Egy ilyen helyzetben és egy 90°-kal elforgatott helyzetben készült ábrázol a 12. és a 13 ábra. Láthatjuk rajta, hogy a fő sugárra merőleges állásban a golyók intenzitására 1000–2000 körüli érték adódik, míg a plexinél ez az érték 10 000 körüli. Elforgatott állásban a plexi és a golyók intenzitása is 1000–2000 körüli érték, vagyis ekkor már a plexi elsötétülése megegyezik a golyóékéval. Ez a jelenség az algoritmusok tervezése során egy megoldandó problémát jelentett, amelyre az 5.4.3. fejezetben térek ki.



12. ábra. A geometriai kalibrációhoz használt fantomról készült felvétel, miközben a fantom síkja merőleges a fő sugárra.



13. ábra. A geometriai kalibrációhoz használt fantomról készült felvétel, miközben a fantom síkja párhuzamos a fő sugárral.

5.4. A geometriai kalibráció megvalósítása

A geometriai kalibráció robusztus algoritmusainak megalkotása során rendelkezésemre állt a kísérleti algoritmus során eredményesnek bizonyult megvalósítás [1], ami lényegében a [9] cikken alapult, valamint felhasználtam a [8] cikkben leírtakat is. Míg utóbbi csak két golyó adataival dolgozik, kevesebb elhanyagolást alkalmaz. Előbbi azonban egyszerűbb képleteket használ, eleve több golyós fantomot feltételezve, amely gyakran lineáris regresszióvá alakítja a képleteket, felhasználva egyszerre az összes golyó adatait. Mindkét cikk algoritmusát implementáltam a programomban, megvizsgáltam, hogy vajon a kevesebb elhanyagolást eredményező változat robusztussá tehető e, ha a több golyó adatait megfelelő hibaszámítással súlyozva átlagolom. A hibaszámítást a másik algoritmus megvalósítása során is bevezettem, így minden módszernél kezelem az esetleges hibákat a golyók keresése és az ellipszisek illesztése során. Továbbá új algoritmust vezettem be a golyók középpontjának megkeresésére, amely a felhasználótól kevesebb információt kér, pontosabban eredményt ad, valamint a videókártyán való megvalósításnak köszönhetően gyors működésre képes.

5.4.1. A folyamat áttekintése és a felhasználótól kért adatok.

Az általam megvalósított kalibrációs szoftver újabb funkciója a geometriai korrekciós mérések kiértékelése. A funkció kiválasztásakor először beolvasásra kerülnek a gain kalibráció adatai, amely helyének kiválasztására a felhasználónak grafikus felületen van lehetősége. Szintén grafikus felületen választható ki az, hogy hol keresse a program a geometriai kalibrációhoz szükséges képkészletet. A mappában lévő képek ezek után egy csúszka mozgatásával átnézhetők, továbbá szintén grafikus felületen várja a program a szükséges felhasználótól bekérő adatok megadását. Ezek az adatok a következők:

- Első felhasználni kívánt kép sorszáma.
- Azon golyók száma, amelyek az összes képen rajta vannak.
- Azon golyók száma, amik nincsenek rajta az összes képen.
- Az első képpel azonos állású, 360° -kal elforgatott kép sorszáma.
- A forrás és a detektor becsült távolsága mm-ben.
- A fantomon a golyók egymástól vett távolságát.

Az első kép kiválasztására azért van lehetőség, mert a felhasználó hibázhat a mérés elindításakor: nem kapcsolja be a röntgen forrást, nem indítja el a motort, stb. A keresendő golyók száma szintén fontos, a golyók keresésénél felhasznált paraméter. Az

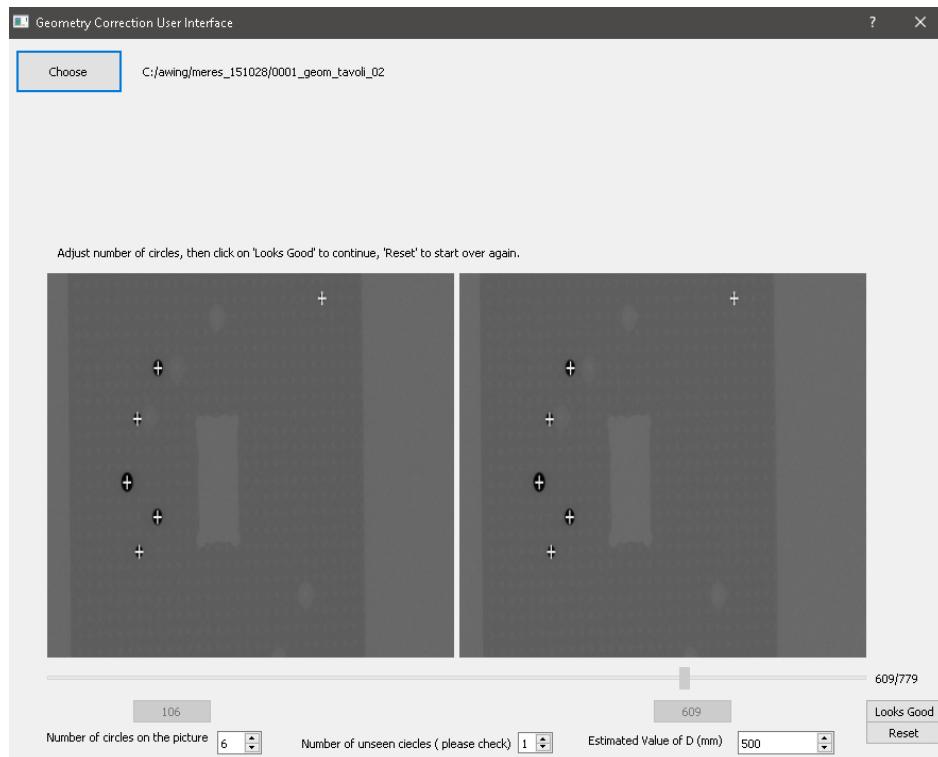
általam megvalósított algoritmusnak segítséget ad az is, hogy tudja, hogy bizonyos képeken több golyó lehet a képen, mint az elsőn – például mert a kép alsó és felső szélén lévő golyók vetülete a detektoron kívülre eset és így a képről eltűnhet a forgatás hatására. Ennek megállapításához a felhasználónak eleve át kell néznie azon képeket, amik egy teljes körbefordulás alatt készültek, így arra is megkéri a program, hogy a csúszkát ez után hagyja egy olyan állapotban, amely nagyjából 360° -kal van elforgatva az első képhez képest. Itt nem szükséges pontosan a teljes körbeforduláshoz tartozó projekciót megadni, a felhasználó ettől eltérhet $\pm 45^\circ$ -kal. A cél itt az, hogy a felhasználó jelölje ki, körül-belül hol kell keresni a teljes körbefordulást, hogy annak megkeresése rövidebb időt vegyen igénybe, mintha az összes projekciót át kellene nézni. Szükséges továbbá a Noo féle számításhoz megadni a detektor és a forrás távolságát. Erre azért van szükség, mert ahogy az 5.2.1 fejezetben említettem, a Noo féle módszernél ezen távolság kiszámítása azon esetekben, amikor a két kiszemelt golyó a forgástengely azonos oldalán vannak, nem egyértelmű. Ennek eldöntését segíti a felhasználó által megadott paraméter, amely szintén nagyságrendi becslést kell, hogy adjon, tehát pár centiméteres hiba még megengedett. Ez után egy újabb grafikus felületen kell megadni a fantomon a golyók helyzetét, amelyből a távolságuk kiszámításra kerülnek.

Amennyiben ez megtörtént, a felhasználó ellenőrizheti, hogy az algoritmus jó helyen találta e meg a golyókat a kezdeti képen, illetve, hogy a teljes körbefordulás utáni kép egyezik e az elsőnek választottal. Amennyiben bármelyikben hibázott a program, lehetőség van visszalépni, és újabb kezdeti projekciót választani. A grafikus felület egy ilyen állapotát mutatja meg a 14. ábra.

A kijelölt projekció módosítására egyébként a diplomamunkám elkészítése során nem kellett sort kerítenem, az első képen is biztosan felismerte a golyók helyzetét a program és a körbefordulás utáni képet is stabilan megtalálta. Az esetleges hibás felismerések elkerülése végett ugyanakkor érdemes olyan projekcióról indítani a kalibrációt, amelyen a plexi elsötétedése alacsony mértékű.

A kísérleti algoritmusnál megvalósítottakhoz képest ez a felület jóval felhasználóbarátabb, kevesebb információt kér a felhasználótól, kisebb a felhasználó hibázási lehetősége is – ahol a program számot vár, ott szöveget nem tud megadni, stb.

A program a felhasználó jóváhagyása után az alább ismertetett algoritmusokkal kiszámolja a kalibrációs faktorokat, majd az eredményt közli a felhasználóval. A folyamat jó részét a képek feldolgozása, azaz a golyók középpontjának megkeresése teszi ki. A feldolgozás állapotáról a felhasználó egy folyamatjelző sávon tudja követni.



14. ábra. A geometriai kalibrációs funkció felhasználói felülete. A felhasználó a fenti mappát választotta ki a képek helyéül. A bal oldali képet választotta első képnek, az alsó részen pedig megadta a szükséges paramétereket. A szoftver meghatározta a teljes körbefordulás utáni projekciót és megkereste a két projekción a gömbök középpontját.

5.4.2. Teljes körbefordulás meghatározása

A szoftver első feladata, még a felhasználótól való adatbekérés során, hogy meghatározza, melyik projekció felel meg az elsőként kiválasztott projekció 360° -kal való elforgatottjának. Ehhez a felhasználó megad egy viszonyítási alapot: egy olyan képet, amely nagyjából megfelel a fenti kritériumnak. A szoftver ez után a két kép sorszámának különbségét elosztja 8-cal. A teljes körbefordulás képét a felhasználó által megadott kép körül ilyen távolságban keresi, a képek sorszámainak tekintetében. Így nem kell megvizsgálni a teljes mappa tartalmát, csupán annak egy részét, amely következtében a körbefordult kép megkeresése kevesebb időt vesz igénybe.

A teljes körbefordulást vizsgálatot úgy végzem, hogy kiszámolom az első kép és egy kiválasztott másik kép korrelációs együtthatóját, és megvizsgálom, hogy ez az együttható melyik kép választása esetén a legnagyobb. Ez a kép lesz a teljes körbefordulás utáninak választott kép. A kiválasztott A és B kép C korrelációs együtthatóját a (22) képlet alapján számolom, ahol az összegzés a kép összes pixelére vonatkozik, a felülvonás az átlagolást jelenti, σ pedig a képek szórását jelöli. A műveletet grafikus kártyán, párhuzamosan végzem. Az átlagokat és a szórásokat pedig a művelet előtt, szintén grafikus kártyán párhuzamosítva végzem: az átlagoláshoz a pixelek értékeit össze kell adni, a szórás pedig a pixel értékeinek négyzetösszegéből származtattható. Így valójában minden művelet a 4.4 fejezetben bemutatott, könnyne párhuzamosítható *reduce* műveletet testesíti meg.

$$C = \frac{\sum_{i=1}^N \{(A_i - \bar{A}) \cdot (B_i - \bar{B})\}}{N \cdot \sigma_A \cdot \sigma_B} \quad (22)$$

A fenti módon számolt korrelációs érték 0 és 1 közötti értéket vehet fel: a kép önmagával való korrelációs együtthatója éppen 1. Ez alapján a szoftver vizsgálhatja azt is, hogy a megtalált kép elégége hasonlít-e az elsőként kiválasztott képre. Amennyiben a korrelációs együttható 0,9 alatt van, vagyis az elsőként kijelölt képhez talált legnagyobb korrelációjú párja sem hasonlít elégége az eredetire, a szoftver figyelmezteti a felhasználót.

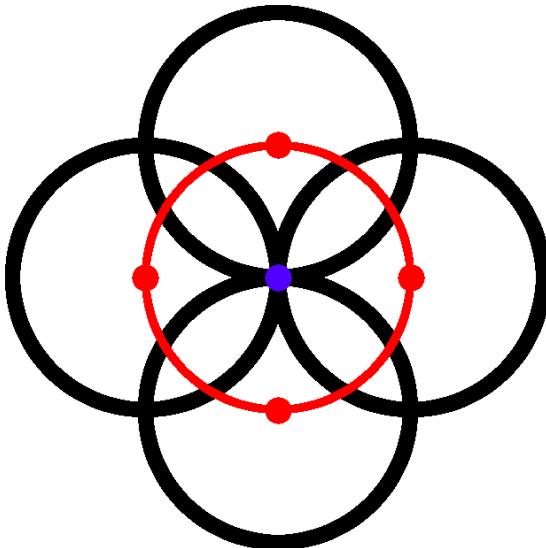
5.4.3. A golyók középpontjának meghatározása

Amennyiben a felhasználó minden adatot megadott, megkezdődik a képek feldolgozása, amelynek során először meghatározásra kerülnek az egyes projekciókon a golyók koordinátái. Tölgyesi [1] munkája során erre két algoritmust implementált. Az egyiknél a kép kis részleteinek egy körlap képével való korreláció eredményét számolja, majd a kép azon pozícióban határozza meg a keresett kört, amely pozícióba helyezve a körlap képét, a korrelációs együttható maximális. Ez a módszer bizonytalannak bizonyult és ezért

már a korábbi munka során el lett vetve. A másik módszere szerint a képeket először invertálja (hogy a nagy elnyelésű golyók helyén a kép intenzitása nagy legyen), majd golyók helyét a kép egy részletén belül az ott látható képpontok intenzitással súlyozott súlypontjába becsüli. Ennek az algoritmusnak is van hátulütője. Egyszer megfelelő méretű ablakot kell választani, hogy a golyó épp beleessen a vizsgált tartományba és ennek az ablaknak a helyét minden projekciónál számon kell tartani. Kifejezetten hibás eredményhez vezethet ez az algoritmus akkor, amikor a golyókat épp a fő sugárral párhuzamosan álló fantom képén próbáljuk megtalálni. Ekkor a plexi lap okozta gyengülés a 13. ábrán látottak alapján összemérhető, vagy akár nagyobb, mint a golyó által okozott. A plexi képe ilyenkor jelentős mértékben befolyásolni tudja a súlypontkeresést, akár téves útra térítve a golyók keresését. Ez ellen a vizsgált ablak csökkentésével lehet, de teljesen nem kiküszöbölni.

A fenti hibák elkerülése érdekében a körök középpontjainak megkereséséhez egy új fajta algoritmust használtam fel: a Hough-transzformációt. Ez az igen széles körben használt módszer körök, egyenesek, illetve akár tetszőleges alakzatok lokalizálására használható. Körök keresése esetében először a képeken található éleket kell megkeresni, vagyis a képen található körök szélén lévő pixeleket. Majd a képre olyan körvonalakat kell rajzolni – ezeket a továbbiakban másodlagos köröknek nevezem –, amely koröknak középpontjai az eredeti körvonalról kerülnek kiválasztásra. Amennyiben a keresett kör sugara ismert, a másodlagos köröket is ilyen sugárral kell megrajzolunk. Ekkor a rajzolt körök közös metszete adja meg a keresett, eredeti kör középpontját. Egy ilyen eljárást szemléltet a 15. ábra. Az ábrán lévő piros kör középpontját úgy találjuk meg, hogy a körvonal kijelölt pontjaiból újabb köröket rajzolunk – az ábrán fekete színnel. A legtöbb másodlagos kör által érintett – kék – pont adja meg a keresett kör középpontját. Természetesen érdemes a keresett kör összes pontja – vagyis a képen az összes él-pont – köré másodlagos köröket rajzolni, hogy minél pontosabb eredményt kapjunk. A módszer használható akkor is, ha a keresett kör sugara nem ismert. Ekkor ugyan azon pontokból különböző sugárral húzunk másodlagos körvonalakat. Mivel az eredeti körök csak a középpontja van egyenlő távolságra a körvonal pontjaitól, a különböző sugarú másodlagos körök csak akkor fogják egymást egy pontban metszeni, ha a sugaruk éppen a keresett kör sugarával egyezik meg. Vagyis ismeretlen sugarú kör keresése esetén több féle sugárral kell másodlagos köröket rajzolni, és meg kell keresni, hogy melyik sugár alkalmazása esetén metszi egymást a legtöbb kör. Ekkor megtaláltuk a keresett kör sugarát, a metszések helye pedig megadja a keresett kör középpontját.

A Hough-transzformációval tehát kimondottan kör alakú objektumokat tudunk a képen keresni, és emellett az algoritmus jól párhuzamosítható is, hiszen az élkeresés egy konvolúciós műveettel elvégezhető, amely után a képre az él pixelek közepéből húzott



15. ábra. Körkeresés Hough-transzformációval.

körvonalak szintén párhuzamosan rajzolhatóak. A továbbiakban bemutatom, hogy a körkeresést pontosan hogyan implementáltam az elkészült programban.

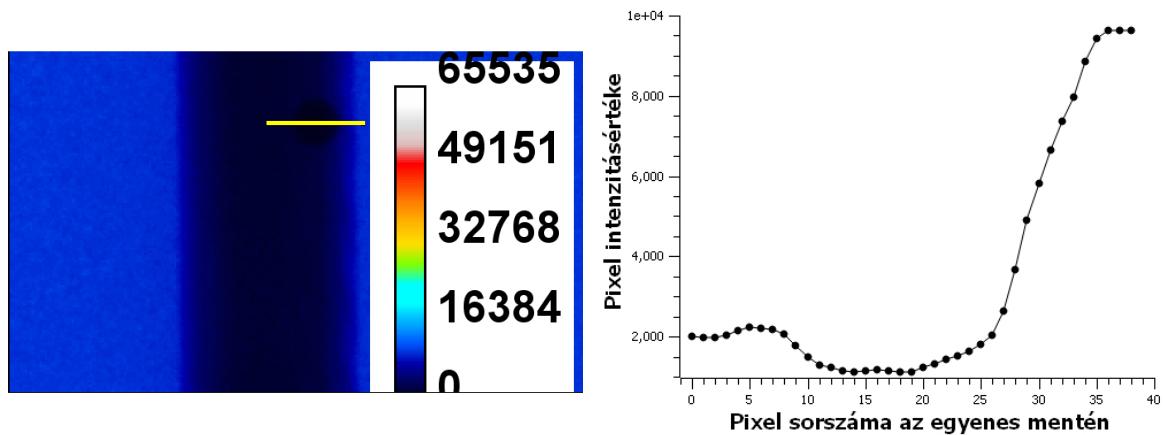
A körkeresés első lépés az élek megkeresése. Ez a művelet több féleképp is kivitelezhető, azonban a módszerek közös kiindulási alapja, hogy első lépésben a képet simítani szükséges. Ezzel el tudjuk kerülni, hogy a zajok okozta hirtelen intenzitás változások befolyásolják az élkeresést. Ez után kerülnek kiválasztásra az él-pixelek, amelyek kiválasztására két gyakori megoldás a következő.

- Kiszámoljuk a kép gradiensét, azaz azt, hogy egy adott pontban milyen gyorsan változik a kép intenzitása. Ez után különféle módokon határozhatjuk meg az él-pixeleteket. A legegyszerűbb esetben választhatjuk azokat a pontokat, ahol a gradiens értéke egy adott küszöbérték feletti.
- Hattatjuk a képre a Laplace-operátort, vagyis kiszámoljuk a kép második derivatejét. Ott jelöljük ki az éleket, ahol a kép Laplace-ának értéke előjelet vált, vagyis ahol szélsőértéke van a gradiensnek.

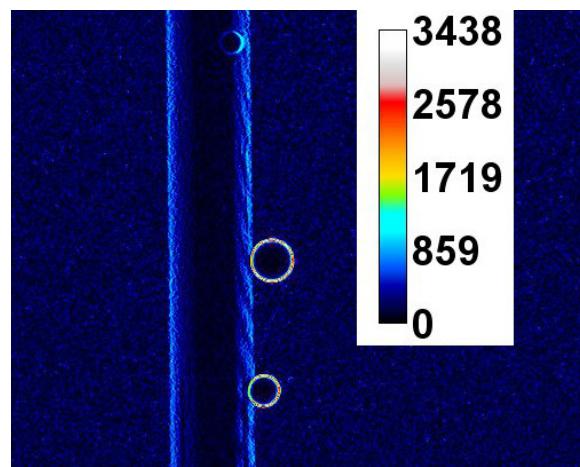
Előbbi jóval egyszerűbben számolható, hiszen a gradiens képen az adott pixel értéke eldönti, hogy él-pixel e vagy sem, hiszen csak azt kell vizsgálni, hogy értéke a kijelölt küszöbérték feletti, vagy sem. Az utóbbi módszernél vizsgálni kell az egyes pixelek környezetét, hogy kiderüljön, hogy az adott helyen a kép Laplace-a előjelet vált e. Vagyis ez a módszer számításigényesebb, ugyanakkor megbízhatóbb eredményt ad.

A helyes algoritmus megválasztása során annak minőségét tartottam szem előtt, a futási sebességgel szemben, így végül a számításigényesebb, Laplace értékekkel való élkeresést választottam. Ugyanis amikor az elkészült projekción a legkisebb csapágygolyó

épp a plexi takarásában van, a gradiens módszer nem bizonyult hatékonynak. Ekkor ez a módszer nem tudta megkülönböztetni a golyó éleit a plexi élétől. Ezt a 16. ábrán szemléltetem. A bal oldali ábrán a golyó képét láthatjuk, jobb oldalon pedig a sár-ga vonallal kijelölt szakasz mentén vett intenzitásértékek grafikonját. A golyó helyén, azaz a szakasz 10–20 pixeli között az intenzitásértékek alig változnak. A 17. ábrán, amelyen ugyanannak a felvételnek a gradiens képe látható, észrevehetjük, hogy a fel-ső golyó körvonala mentén a gradiens érték valóban nem kiemelkedően magas a plexi lemez határán mérhetőhöz képest, míg a nagyobb golyók határainál jóval magasabb gradiens érték figyelhető meg.



16. ábra. A plexi takarásában lévő legkisebb golyó képe, valamint az intenzitás értékek változása a golyó vízszintes metszetében – a bal oldali képen sárga egyenesel kijelölve.



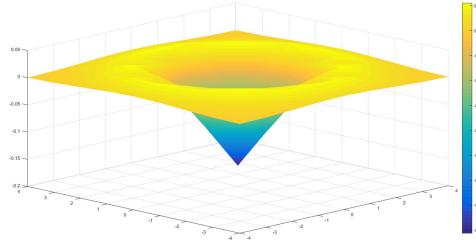
17. ábra. A plexi takarásában lévő és más golyók, a kép gradiensén.

Gradiens alapon tehát nem sikerül jól elválasztani a golyótól szélét a plexi lemez szé-létől, ami a Hough-transzformáció során rossz eredményeket produkálhat, ugyanis így a plexi szélében lévő kisebb görbületek miatt a keresett kis csapágygolyó közepén lévő Hough-transzformált érték gyakran alulmúlja a plexi lemez miatt máshol megjelenő

értékeket. Így ezen speciális esetekben a Hough-transzformált nem a golyó középpontjánál lesz a legmagasabb értékű.

A gradiens módszer helyett ezért a Laplace-operátorral kapott kép null-átmenetei alapján választottam ki az él-pixeleteket. Ez alapján a végül megvalósított algoritmus a következő. A felvételeket gain korrigálás után egy $\sigma = 1,4$ paraméterű, Gauss-eloszlású mátrixszal konvolválva elmostam a zajok kiszűrése érdekében, valamint meghatároztam a kép Laplace-át. A két műveletet egyszerre lehet elvégezni, hiszen a konvolúció tulajdonságai alapján elég a képet egy olyan mátrixszal konvolválni, amely a Gauss-eloszlású mátrix Laplace-operátort szimbolizáló mátrixával konvolválva kapjuk meg. Tehát a mátrix elemeit a Gauss-görbe második deriváltjából kell mintavételezni, amely függvényt a (23) egyenlet írja le. Az egyenletben, és a továbbiakban az angol irodalomban használatos *LoG* jelölést használtam a Gauss görbével simított kép Laplace-ának jelölésére, σ pedig a Gauss görbe szórása. Az egyenletből egy 9×9 méretű mátrixot alkottam meg, mint a *LoG* művelet konvolúciós mátrixát. Az elkészült mátrix grafikusan ábrázolva a 18. ábrán látható.

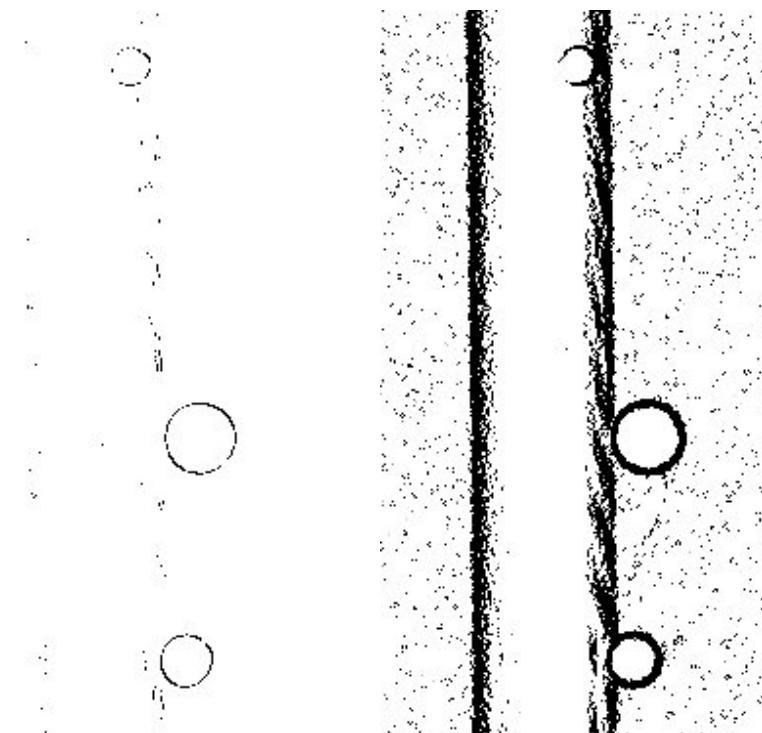
$$\text{LoG} = \frac{-1}{\pi\sigma^2} \cdot \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right) \cdot e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (23)$$



18. ábra. $\sigma = 1,4$ paraméterű Gauss görbe Laplace-a.

Az élkeresésnél a gain korrigált felvételeket ezzel a mátrixszal konvolválva kaptam meg a simított kép Laplace-át, amelyen ez után a nullátmennetek helyét kerestem meg. Ennél a lépésnél minden pixelre megvizsgáltam, hogy az adott pixel függőleges, illetve vízszintes szomszédjainak előjele eltér-e. Továbbá bevezettem egy újabb kritériumot is az élpixelek keresésénél, mégpedig azt, hogy a szomszédos pixeleknek ne csak az előjele térjen el, hanem a nulla átmenet legyen elég erős, azaz az átmenet olyan ellentétes előjelű értékek között valósuljon meg, amelyek abszolút értéke nagyobb, mint egy kritikus érték. Ezt a kritikus értéket a *LoG* művelettel kapott kép szórásának a felének határozta meg. Az ilyen módon meghatározott él-pixelek nagy része a golyók határát jelölte ki, mégpedig úgy, hogy a kisebb golyók szélénél a nagy részét is megtalálta az algoritmus. Az eddig felvételen személtetve ez a módszera 19. ábra bal oldali képén

feltüntetett pixeleket találja meg élként. Ha a gradiens módszerrel szeretnénk olyan élképet kapni, amely a felső, kis méretű golyó kerületének nagy részén felismeri az élket, akkor olyan küszöbértéket kel választani a gradiens képen, amellyel a jobb oldali képén látható pixeleket kapjuk éleknek. Vegyük észre, hogy a gradiens módszer jelentős mennyiségű pixelt észlel élnek ott, ahol a plexi határa található, és a kép hátterében is zajos képet ad. Ezek a tényezők rontják a Hough-transzformált minőségét és növelik a futási idejét. Az eredeti képet jobban elmosva, azaz nagyobb szórású Gauss görbüvel konvolválva kaphatnánk ennél kevésbé zajos él-képet a gradiens módszerrel is, de ekkor azt tapasztaltam, hogy a kisebb golyók éle is kevésbé válik felismerhetővé.



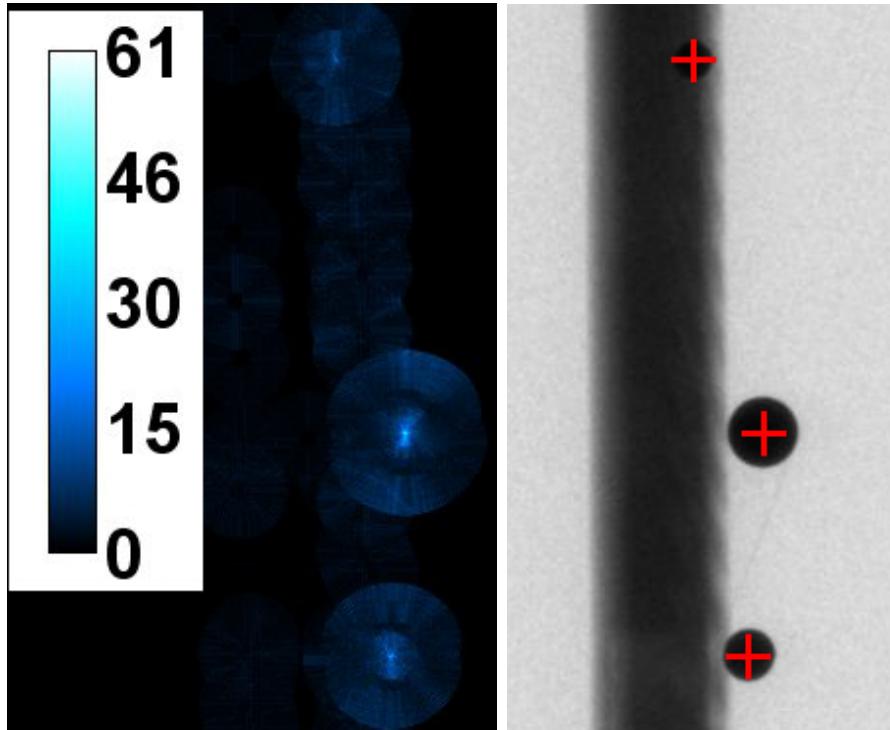
19. ábra. Élpixekek a szoftverben megvalósított módon Laplace-transzformálattal (balra), valamint gradiens küszöböléssel (jobbra).

A gradiens alapú élkeresést tehát elvetettem, és így a Laplace alapú algoritmus-sal állítom elő az él-képet, amelyet utána Hough-transzformálok. Mivel a felvételeken a körök sugara nem ismert, és projekciónként és mérésenként is változóak, a Hough-transzformációt a következőképp valósítottam meg. Az él-pixekek köré különböző sugarú köröket rajzolok, vagyis az eredeti képpel megegyező méretű képeket készítetek, ahol a pixelek intenzitása helyett most a pixelek azt a számot tárolják, hogy hány, adott sugarú másodlagos kör metszi egymást azon a helyen. Ezeket a képeket a továbbiakban másodlagos képeknek nevezem. Több féle sugárral megrajzolva a másodlagos köröket, a kapott másodlagos képekből úgy alakítottam ki a végső Hough-transzformált képet, hogy minden pixelnek a másodlagos képeken felvett legnagyobb értékét adtam végső

értékül. Vagyis a végső Hough-transzformált képen (HT) az i pixel értéke az r sugarú másodlagos körök rajzolatából kapott HT_i^r képekből a (24) egyenlet alapján keletkezik. A másodlagos képeket $r_{min} = 5$ és $r_{max} = 25$ közötti sugarú körök rajzolásával készítettem, amely a projekciós adatsorban elégséges tartománynak bizonyult. Amennyiben más nagyítás mellett készülnek a kalibrációs felvételek, vagy más a csapággyolyók mérete, a keresett körök sugara változhat, így ezen paraméterek esetlegesen módosításra szorulhatnak. A keresett körök sugarai a projekciós képekből azonban egyértelműen meghatározhatóak, és a megfelelő értékre állíthatóak.

$$HT_i^{vegso} = \max_{r_{min} <= r <= r_{max}} (HT_i^r) \quad (24)$$

Az így kapott Hough-transzformált kép egy részlete a 20. ábra bal oldalán látható. A képen a maximális intenzitásokat megkeresve meghatározhatóak a körök középpontjai. A megtalált középpontokat az eredeti képen piros kereszttel jelölve a jobb oldali ábrán tüntettem fel. Jól látszik, hogy a köröket igen pontosan megtalálta az algoritmus.



20. ábra. A kép Hough-transzformáltja (balra) és a megtalált körök középpontjai az eredeti felvételen jelölve (jobbra).

A középpontok kereséséhez használt összes képtranszformációt grafikus kártyán valósítottam meg, így azok párhuzamosan futva, gyorsan dolgozzák fel a képeket. A feldolgozás során kiszűrésre kerülnek az egyes projekción a transzformált kép maximum értékeinek helyei. Szám szerint annyi ilyen pont kerül meghatározásra, amennyit a felhasználó előzetesen megadott, beleértve azon golyók számát is, amiket a felhasználó

megjelölt, mint a felvételek valamelyikén a detektor látóteréből kilépő golyó. Így a felvételek azon részén, ahol nem esik minden golyó képe a detektorra, olyan pixeleket is azonosíthat az algoritmus golyó középpontnak, ahol valójában nincs is golyó. Ez a képek feldolgozását nem zavarja, ugyanis az egyes ellipszisekhez tartozó koordinátákat a következőképp gyűjtöm össze. A felhasználó által kijelölt első projekciót meghatározásra kerülnek azon golyók középpontjai, amelyek azon a képen láthatóak. Így fontos kérés a felhasználó felé, hogy kezdetben olyan képet adjon meg, amelyen nincs olyan golyó, amely bármikor is eltűnik a detektorról. Ezen golyók középpontjai – amelyet a felhasználó a további feldolgozás előtt ellenőriz és jóváhagy – mellé fogja gyűjteni a szoftver az ellipszispálya további pontjait, úgy, hogy minden projekcióról választ egy pontot, mint az adott ellipszishez tartozó pont. Alapvetően a Hough-transzformált képen található maximális intenzitású pixeleket rendeli a szoftver az egyes ellipszisekhez, úgy, hogy egy adott ellipszis adatsorához az előző projekciót megtalált pixelhez legközelebb eső Hough-maximumot rendeli. Amennyiben valamely ellipszis adatsorához olyan pozíciót rendelnénk, amely az előzőtől jócskán eltér – önkényesen megadva: függőlegesen több, mint 15 pixellet, illetve vízszintesen több, mint 100 pixellet –, úgy az előző projekciót meghatározott pozíció közvetlen környezetéből választok koordinátát az adott ellipszishez, aszerint, hogy az adott környezetben az új képen hol a legnagyobb a Hough-transzformált értéke. Ilyen eset akkor fordulhat elő, ha valamiért nem sikerült megtalálni egy golyót az adott felvételen. Az eljárás meggátolja a szoftvert, hogy ilyenkor túlságosan kiszóró pontot adjon hozzá valamelyik ellipszis koordináta-halmazához.

5.4.4. Ellipszis illesztés

Az egyes ellipszisekhez tartozó adatsorokhoz meg kell határozni a rájuk illeszthető ellipszis paramétereit. Ezt a [8] cikk alapján úgy végeztem el, hogy az egyes ellipszisekhez kerestem azon p_0, p_1, p_2, p_3, p_4 együtthatókat, amelyekkel a (25) egyenletrendszer bal oldala a legkisebb négyzetes eltérést eredményezi a jobb oldalhoz képest.

$$p_0(u^i)^2 - 2p_1u^i - 2p_2v^i + 2p_3u^iv^i + p_4 = -(v^i)^2 \quad i = 1..N \quad (25)$$

A legkisebb négyzetek problémájának megoldását a CUDA *cusolverSpScsrlsqvqrHost* függvényével állítottam elő. Ezen paraméterekből az a további feldolgozás szempontjából lényeges, (13) egyenletben bevezetett $a, b, c, \bar{u}, \bar{v}$ együtthatókat a (26) egyenletekkel lehet megkapni. Bár a paraméterek meghatározása a két vizsgált cikkben eltérő módon van megvalósítva, az ellipszis illesztést a fent leírtak szerint, Noo [8] cikke alapján végeztem el. A Wu [9] cikkben leírtak alapján csak az ellipszis c paramétere van elhangolva, amely igen jó közelítéssel már a fenti illesztésből is következik.

$$\left. \begin{aligned} \bar{u} &= \frac{p_1 - p_2 p_3}{p_0 - p_3^2} \\ \bar{v} &= \frac{p_0 p_2 - p_1 p_3}{p_0 - p_3^2} \\ a &= \frac{p_0}{p_0 \bar{u}^2 + \bar{v}^2 + 2p_3 \bar{u} \bar{v} - p_4} \\ b &= \frac{a}{p_0} \\ c &= p_3 b \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

A paraméterek kiszámolásán túl kiszámoltam azok hibáját is. Ehhez a [7] forrást használtam fel, amely alapján a fenti egyenlettel definiált ellipszis adott p_i paramétereinek hibáját a (27) képlettel lehet becsülni, ahol N a teljes körbefordulás során felvett projekciók száma, z_{ij} pedig a (26) egyenlet alapján a p_i -paraméterhez tartozó geometriai érték: p_0 esetén $(u^i)^2$, stb. A kifejezés számlálójában így az illesztés során kapott négyzetes eltérés látható, míg a nevezőben az illesztett paraméterhez tartozó geometriai adatok négyzetösszege, szorozva a rendszer szabadsági fokaival, ami 5 paraméter keresése esetén az összes adatsor számánál 5-tel kisebb.

$$\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=0}^4 p_i z_{ij} + (v^j)^2 \right)^2}{(N-5) \sum_{j=1}^N z_{ij}^2}} \quad (27)$$

5.4.5. A geometriai paraméterek számítása

Az illesztett ellipszis $a, b, c, \bar{u}, \bar{v}$ paraméterei alapján a geometriai paramétereket az 5.2.1 és az 5.2.2 fejezetben bemutatott képletek segítségével számoltam.

Először kiszámításra kerül a detektor ferdeségét jellemző η paraméter. A két cikk hasonló módszerrel számolja ezt, az egyetlen különbség, hogy Wu cikke elve több gyövével számol, így egyenest illeszt a tengely vetített képeire. Épp ezért a számítások során az η paramétert egyféléképpen, egyenes illesztéssel határoztam meg. A k . golyó forgástengelyének vetített \hat{u}_k, \hat{v}_k koordinátáit a (10) képlet szerint lineáris regresszióval határoztam meg, szintén a CUDA *cusolverSpScsrlsqvqrHost* függvényével. Mivel az egyes koordináták hibája nem ismert, itt az illesztés négyzetes hibájával tudom jellemezni a kapott \hat{u}_k, \hat{v}_k paraméterek hibáját, amit a továbbiakban $\hat{\sigma}_k$ -val jelölök. Ezen paraméterek segítségével tan η értékét a hibával terhelt mérésekre vonatkozó egyenes illesztés képleteivel számolom. Általános esetben a felhasznált egyenletek az $y = a \cdot x + b$ egyenletű egyenes a, b paramétereit határozzák meg az x_i, y_i mért pontokból, ahol σ_i az y_i paraméter hibája. A keresett paraméterek és hibáik a (28) jelölésekkel használva a (29) egyenletek alapján kaphatóak meg.

$$\left. \begin{aligned} S &= \sum \frac{1}{\sigma_i^2}, & S_x &= \sum \frac{x_i}{\sigma_i^2}, & S_y &= \sum \frac{y_i}{\sigma_i^2} \\ S_{xx} &= \sum \frac{x_i^2}{\sigma_i^2}, & S_{xy} &= \frac{x_i y_i}{\sigma_i^2}, & \Delta &= S \cdot S_{xx} - (S_x)^2 \\ a &= \frac{S_{xx} \cdot S_y - S_x \cdot S_{xy}}{\Delta} \\ b &= \frac{S \cdot S_{xy} - S_x \cdot S_y}{\Delta} \\ \sigma_a^2 &= \frac{S_{xx}}{\Delta}, & \sigma_b^2 &= \frac{S}{\Delta} \end{aligned} \right\} \quad \begin{aligned} (28) \\ (29) \end{aligned}$$

Bár a fenti módszer matematikailag csak abban az esetben korrekt, ha csak az y_i paramétereket terheli a σ_i hiba, jelen esetben a módszer fizikailag releváns eredményt ad, hiszen valójában az egyes mérési pontok súlyozása történik a mért hiba inverzének négyzetével. A képletekben x, y és σ helyére az \hat{u}_k, \hat{v}_k és $\hat{\sigma}_k$ értékeket helyettesítve az illesztett egyenes meredeksége megadja tan η értékét, annak hibájával együtt. Ebből számolom a program futása során az η paramétert, annak hibájával együtt. Minthogy mind az η szög, mind annak hibája igen kicsi érték ($\approx 1 \pm 0.1$ fok), a hibát a további számolás során elhanyagolom, azt csupán a felhasználó számára írom ki. Az η paramétert pedig felhasználom arra, hogy a mért koordinátákat a detektor ferdeségével korrigáljam, azaz elforgassam azokat.

A további paramétereket a program a két cikk alapján külön –külön számolja.

Noo metódusa szerint a fennmaradó paraméterek egy–egy ellipszis (v_0^*), illetve egy–egy ellipszis pár (D, u_0^*, ϕ, R) alapján határozhatók meg. Mindegyik paraméter esetében úgy jártam el, hogy kiszámoltam a paraméter értékét az adott ellipszisre vagy ellipsispárra, valamint kiszámoltam a paraméter hibáját is, az ellipszis illesztése során meghatározott hibák alapján kvadratikus hibaterjedéssel. Majd a geometriai paraméter végső értékét úgy számoltam ki, hogy az egyes részeredményeket azok hibájának inverzének négyzetével súlyoztam, és átlagoltam az értékeket. Ellipsispárok esetében a párok alapján számolt részeredmények közötti korrelációt nem vettem figyelembe a számítások során, mindenhol az összes ellipsispárból számolt eredményeket átlagoltam, a hibájuk alapján súlyozva. Ahol lehetett, ott az egyenletbe a már kiszámolt paraméterek összes ellipszis adataiból becsült értékét helyettesíttem be.

Wu metódusa eleve több ellipszist feltételez, így például D és v_0^* értékét is egyenes illesztéssel határozza meg, ahogy azt a (19) egyenlet leírja. Itt szintén az η meghatározása során használt módszert alkalmaztam, azaz a hibával terhelt mérésekre vonatkozó (28) és (29) egyenletek alapján illesztettem egyenest. Az illesztés során figyelembe vett hibát a (19) egyenlet függő változójának (bal oldal) hibájával becsültetem. Mivel u_0^* enél a módszernél az illesztett \bar{u}_k paraméterek átlagolásával történik, a hibaszámítással

figyelembe vett, hiba inverzének négyzetével való súlyozással kapott átlag itt teljesen korrekt módszerként használtam. A Wu módszer egyetlen ellipszispáronként számolt paramétere A (21) egyenlet alapján számolt R paraméter, vagyis a forrás és a forgástengely távolsága. Itt szintén ellipszis páronként határoztam meg az R értéket és az adott ellipszispárra kapott hiba négyzetének inverzével súlyozva kaptam a paraméter becslését az összes ellipszis adatainak felhasználásával.

A geometriai paraméterek számolása során tehát mindenkor számoltam a paraméterek hibáját, és a végső paraméterek számolásához az összes ellipszis adatát felhasználva kaptam meg. A kísérleti algoritmusban az átlagolás az ellipszispárokra súlyozás nélkül történt, én azonban a köztes paraméterek hibáját felhasználva, az alapján súlyozva határoztam meg a keresett geometriai paramétereiket. Így amennyiben valamely ellipszis pontjai pontatlanul kerülnek meghatározásra, az a végeredményt nem torzítja el, hiszen ez esetben az ellipszis illesztésekor annak paraméterei nagy hibával kerülnek meghatározásra, így az adott ellipszis kis súlyal fogja befolyásolni a kimeneti paramétereiket. A szoftver tehát felhasználói beavatkozás nélkül figyelembe veszi az adatsorok jóságát és azokat figyelembe véve számítja ki a geometriai adatokat.

6. Eredmények

Diplomamunkám megírása során elkészítettem egy platformfüggetlen grafikus szoftver-környezetet, amely a gain korrekciót és a geometriai kalibrációt hatékonyan és gyorsan képes véghez vinni. Ehhez megterveztem a képek grafikus kártyán való tárolásáért és feldolgozásáért felelős C++ osztályokat és függvényeit, a képfeldolgozásáért felelős részeimet CUDA-n megvalósítva. Az egyes funkciók erőforrásigénye is lényegesen alacsonyabb, így a szoftver alkalmassá vált egy átlagos személyi számítógépen való használatra is.

6.1. Gain korrekció

A gain korrekciós faktorok meghatározása során használatos algoritmusok lényegi részén a kísérleti algoritmusokhoz képest nem változtattam, viszont a feldolgozást grafikus kártyát használva párhuzamosítottam. A kalibrációs képek feldolgozásakor bevezettem azok átlagolását, az esetleges zajok kiszűrése végett. A képek feldolgozásakor azok feszültségértékének meghatározását az eddigi megvalósítással ellentétben nem a felhasználóra bíztam, hanem a projekciós képek adataiból olvasom ki. Vizsgálom továbbá a képek átlagos intenzitásabeli különbségeket és az esetleges hibás felvételeket kiszűröm.

A futási időben elért növekedést meghatározása érdekében megmértem a két algoritmus számára szükséges időt, egy adott kalibrációs képsorozat feldolgozásakor. A

klaibrációs faktorok meghatározásához 15 féle beállítás mellett készült offset korrekciós, használtam. Ezek voltak tehát azok, ahol csupán az expozíciós időt változtatva mértjük a detektált háttérét. A forrás bekapcsolásával készült kalibrációs képek 36 féle expozíciós érték mellett készültek. Beállításonként több képet készítettem, a fenti 15 + 31 féle beállítás mellett 4 742 kép készült készült, beállításonként tehát átlagosan 103.

A gain korrekciós faktorok meghatározását egy nagy teljesítményű számítógépen végeztem, amely egy 4 magos, *Intel i7-3770* típusú, 3,40 GHz sebességű processzorral, egy *NVIDIA GeForce GTX 690* típusú videókártyával, valamint nagy mennyiségű, 32 Gb RAM-mal van rendelkezik. A futási időket az 1. táblázatban tüntettem fel.

Algoritmus	Futási idő
Kísérleti algoritmus	95,6 perc
Általam használt, párhuzamosított feldolgozás	3,2 perc

1. táblázat. A gain korrekciós faktorok meghatározásához szükséges futási idő az egyes algoritmusok esetében, 4 742 darab kép feldolgozása során.

A táblázatból láthatjuk, hogy a párhuzamos feldolgozásnak köszönhetően a programom lényegesen gyorsabban végzi el a gain korrekciós faktorok meghatározását. Ilyen nagy képmennyiséggel feldolgozása a kimenet minőségének szempontjából bár feleslegesnek tűnik, a kísérleti algoritmus futási idejének a tekintetében. Ugyanakkor azért használtam fel mégis minden képet, hogy még szembeötlőbb legyen a párhuzamos feldolgozás okozta sebességnövekedés. Ezen kívül a futáshoz használt erőforrásigény is csökkent a kísérleti algoritmushoz képest. Utóbbi ugyanis időként 25–30 Gb memóriaterülete is lefoglalt a számítógép virtuális memóriájából. (A képek a merevlemezen kb. 12 Gb tárhelyet foglalnak el.) Mivel az én megvalósításom nem a virtuális memóriát használja, hanem a grafikus kártya memóriáját, ezért annak RAM igénye csupán 10–20 MB. A grafikus kártyán szükséges memória nagysága kb. 500 Mb, ennyi tárhez fér el ugyanis az egy mappából beolvasott kb. 100 darab kép. Ekkora memóriával már az alsó kategóriás videókártyák is rendelkeznek.

A kalibrációs faktorok meghatározásához szükséges futási időn kívül mértem a projekciók gain korrigálásához szükséges futási időket is. 1 000 kép gain korrigálását végeztem el mindenkorral algoritmussal és mértem az eközben eltelt időt. Az eredmények a 2. táblázatban láthatóak.

A különbség még mindig jelentős, de az előzőekhez képest kevésbé látványos. Ennek oka, hogy ezen művelet kevesebb számolást igényel, így a párhuzamosítás okozta előny is csökken az előzőekhez képest.

Algoritmus	Futási idő
Kísérleti algoritmus	70 sec
Általam használt, párhuzamosított feldolgozás	37 sec

2. táblázat. 1 000 kép gain korrigálásához szükséges futási idő az egyes algoritmusok esetében.

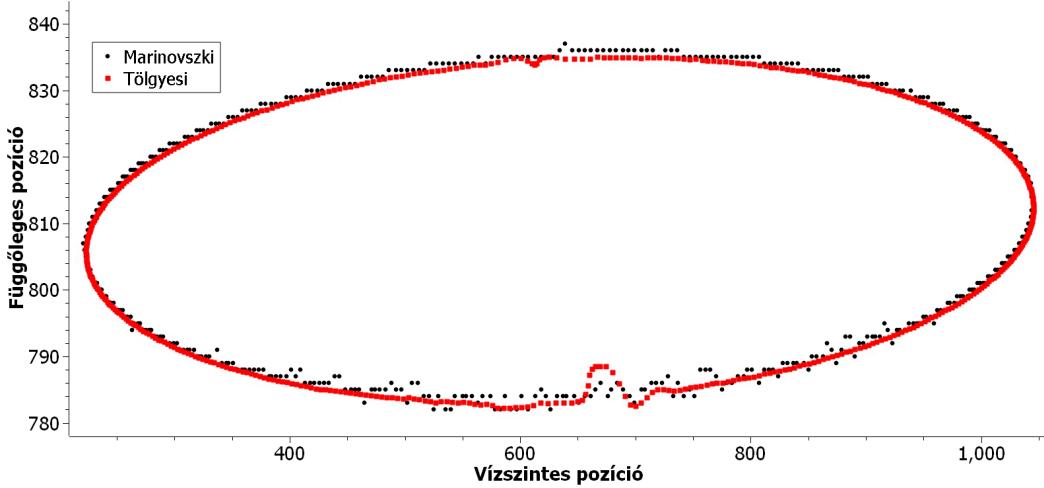
6.2. Geometriai kalibráció

A geometriai kalibráció megvalósítása során szintén párhuzamosítottam a képfeldolgozó eljárásokat. Ezen kívül új módszert vezettem be a körök megkereséséhez a kalibrációs felveteleken és hibaszámítást figyelembe véve valósítottam meg a geometriai adatok számolását.

A kísérleti algoritmussal való összehasonlításhoz lefuttattam a rendelkezésemre álló két mérési adatsorban minden két algoritmust és vizsgáltam eredményüket. A kísérleti algoritmus esetében a felhasználónak először ki kell jelölnie az összes golyó helyzetét az első két projekcióból, majd a szoftver megkeresi azokat a további projekciókon. A kereséshez szükséges egy további paramétert, mégpedig az, hogy az adott golyó feltételezett középpontja körül milyen sugarú területen történjen a kép intenzitásértékeinek a súlyozott átlagolása. Ezen paraméter optimális beállítása nem bizonyult könnyű feladtnak. Geometriai kalibrációs mérésből ugyan azon geometria mellett készítettem két sorozatot, kétféle fantommal. A fantomok között a használt golyók mérete adta a különbséget. Egyik esetben 1 mm és 1,5 mm átmérőjű csapággygolyókat rögzítettünk a fantomon, a másik esetben a legnagyobb csapággygolyó átmérője 2,5 mm volt. A kalibrációs képsorozaton a legkisebb golyó képe 20 pixel átmérőjű volt, míg a legnagyobb, 2,5 mm átmérőjű csapággygolyó 50 pixel átmérőjű árnyékot adott. Ezek alapján a középpont körüli 25–30 pixel sugarú körben tűnt relevánsnak a golyók súlypontjának a keresése. Ilyen paraméter mellett azonban a kisebb golyókat a kísérleti algoritmus nem tudta megtalálni a képeken, így az illesztett ellipszisei és a számolt geometriai adatok is nagyságrendileg hibások voltak. A súlypontkeresés által vizsgálandó tartomány sugarának 10 pixelre való csökkentésével sikerült kiértékelhető eredményt kapnom. Ugyan erre a megállapításra jutottam a másik fantom kiértékelésénél is. Ott a csapággygolyók árnyéke 20 és 30 pixel között változott, azonban a súlypontkeresés mezőét 16 pixel sugarúra állítva itt is helytelen eredményeket kaptam. Itt is a 10 pixeles érték bizonyult hatékonynak. Minthogy az így nyert geometriai adatok, amiket alább ismertetek, nem bizonyultak helyesnek, megállapítható, hogy a kísérleti algoritmus az alkalmazott csapággygolyók közötti kis eltéréseket sem tudja jól kezelni.

A körkeresés minőségét egyrészt a megtalált középpontok ábráját megtekintve ítélek-

hetjük meg. A legkisebb golyó középpontjának mozgását a 21. ábrán láthatjuk. Piros színnel ábrázoltam a kísérleti algoritmus által meghatározott pozíciókat, fekete színnel az általam megvalósított algoritmus által becsült koordinátákat.



21. ábra. Teljes körbefordulás alatt meghatározott golyó középpontok, a legkisebb golyó pályája mentén. Fekete színnel ábrázolva az általam implementált algoritmus által meghatározott koordinátákat, piros színnel a kísérleti algoritmus által meghatározott koordinátákat.

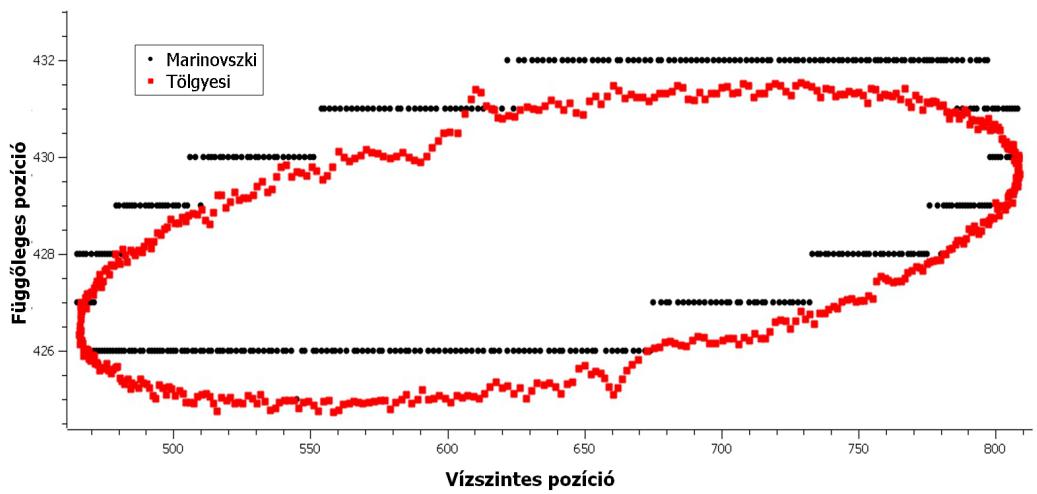
Az ábrán láthatjuk, hogy a pálya közepén, a kép alsó, középső részén a kísérleti algoritmus által meghatározott koordináták eltérnek a golyó pályájától. Épp eben a pozícióban fordul a fantom olyan állásba, amely állásban a plexi lemez jelentősen befolyásolhatja a súlypontkeresést minőségét. Az általam megvalósított körkereső algoritmus ezen a részen nem téved, ezen a részen is képes a csapággygolyó képét pontosan megtalálni.

Megvizsgáltam továbbá, hogyan alakulnak a felismert középpontok, a többi, nagyobb méretű golyó esetében. A 1,5 mm átmérőjű csapággygolyó árnyékának detektált középpontjait a 22. ábrán tüntetem fel.

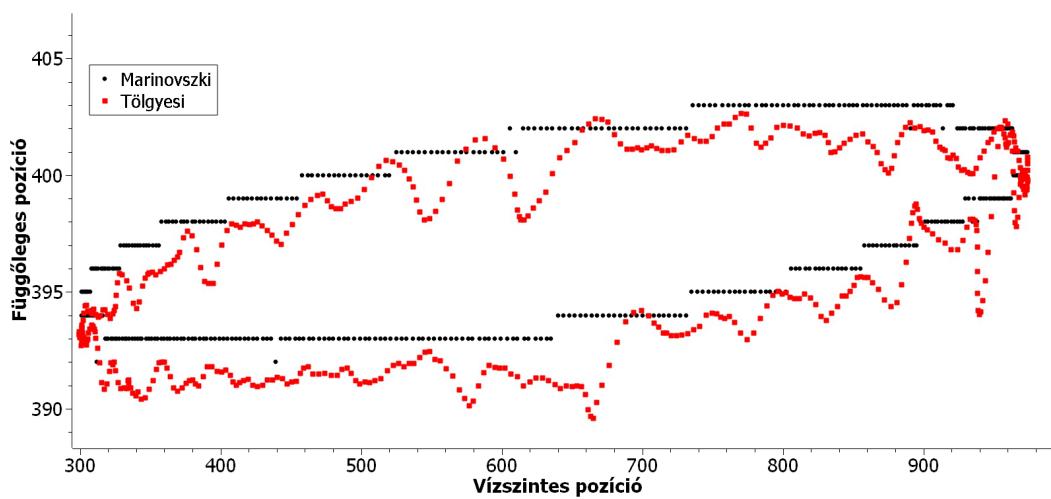
Az ábrán egy kisebb pályát leíró golyó képe látható, ezért is ennyire észrevehető az általam generált adatsor kvantáltsága. A Hough-transzformáció során ugyanis a körök középpontját egész koordinátákban határozzom meg. Bár a kísérleti algoritmus által meghatározott koordinátákban látható némi szórás, annak mértéke ± 1 pixelen belüli. Ugyanakkor a plexi által elsötétített projekciókon itt az átlagosnál nagyobb kiszórás figyelhető meg.

Szemügyre vettetem továbbá a még nagyobb, 2,5 mm átmérőjű golyó két algoritmus által meghatározott pályáját is. Ez látható a 23. ábrán

Itt már szembetűnő, hogy a kísérleti algoritmus igen nagy szórással követi a golyót a pályáján. A középpontok egyfajta periodikus ingadozást mutatnak, a pálya szélén pedig



22. ábra. Teljes körbefordulás alatt meghatározott golyó középpontok, közepes méretű golyónál. Fekete színnel ábrázolva az általam implementált algoritmus által meghatározott koordinátákat, piros színnel a kísérleti algoritmus által meghatározott koordináタkat.



23. ábra. Teljes körbefordulás alatt meghatározott golyó középpontok, nagy méretű golyónál. Fekete színnel ábrázolva az általam implementált algoritmus által meghatározott koordinátákat, piros színnel a kísérleti algoritmus által meghatározott koordinátákat.

jelentős mennyiségű kiszóró pontot láthatunk. Ez tulajdonképpen nem meglepő, hiszen itt a kísérleti algoritmus az adott golyót annak méreténél jelentősen kisebb ablakban kereste.

A fentiek alapján megállapítható, hogy míg a kísérleti algoritmus által megvalósított körkereső algoritmust minőségét valóban befolyásolja a plexi lemez okozta elsötétlés. Az általam megvalósított körkereső algoritmus a golyókat úgy találja meg, hogy ez nincs befolyással a folyamatra. A koordináták ebben az esetben is megfelelő minőségen állnak elő. Megállapítható továbbá, hogy a kísérleti algoritmus hatékonysága nagy mértékben csökken, amennyiben különböző méretű golyókat használunk a kalibrációs fantomon. Ugyanakkor ez az általam megvalósított algoritmusra ez nincs hatással, az a különböző méretű golyók középpontjait is pontosan találja meg.

Az egyes algoritmusok által megállapított geometriai adatok helyességét is vizsgáltam. Mivel közvetlenül ezek helyessége nem ellenőrizhető, az adott geometriai mellett elkészített felvételek rekonstrukciója során előálló 3 dimenziós kép minőségét vizsgáltam, a különböző kapott geometriai paraméterek mellett.

Szívesen megmutatnám, de egyrészt csak ma jöttem rá, hogy van egy másik adatsor, amivel Botond algoritmusa valószínűleg ki-
csivel jobb eredményt ad, de Awing le van halva, nem tudok rekonolni.

7. Összefoglalás és kitekintés

Diplomamunkám során a Tölgyesi Botond által [1] tesztelt gain korrekciós és geometriai kalibrációs algoritmusokat ültettem át grafikus kártyára, valamint a funkciók könnyű használata érdekében grafikus felülettel láttam el a programot. Az elkészült szoftver gyorsabb és kevésbé erőforrás igényes, mint elődje. Ezen kívül továbbfejlesztettem a geometriai kalibrációban használt körkereső algoritmust és a geometriai adatok meghatározása során figyelembe vettetem a kiértékelés során felmerülő hibákat. Ezekkel az eljárásokkal a geometria kalibráció a minőséget befolyásoló paraméter megadása nélkül, gyorsan és pontosan végzi.

Az algoritmusok gyorsasága a grafikus kártyára való átültetéssel megérettek arra, hogy ezeket a korrekciókat mérés közben végezzük el. Hasznos lenne ezeket a funkciókat a mérésvezérlő szoftver részévé tenni, hogy ne utólag kelljen a képek korrekcióját elvégezni.

További feladat maradt még a spektrumfelkeményedés korrekció megvalósítása,

amire jelen diplomamunka elkészítése során nem valósítottam meg, mivel érdemesebbnek tünt a megvalósított részekre több időt szentelni. A korrekció megvalósításával az elkészült felvételek minőségét tovább lehetne javítani.

Hivatkozások

- [1] Tölgyesi Botond: Röntgen ct készülék építése. Diplomamunka (BME NTI). 2014.
- [2] The Qt Company: Qt documentation. <https://doc.qt.io/>. [Online; utolsó hozzáférés: 2016.05.28. 14:00].
- [3] NVIDIA Corporation: Cuda toolkit documentation. <http://docs.nvidia.com/cuda/>. [Online; utolsó hozzáférés: 2016.05.28. 14:00].
- [4] Deli Gábor: Általános tomográfiás rekonstrukciós szoftver fejlesztése gpu-ra. Diplomamunka (BME NTI). 2014.
- [5] Kleizer Gábor: Mechatronikai rendszer összekapcsolása nukleáris adatgyűjtő rendszerekkel. Diplomamunka (BME NTI). 2011.
- [6] Mark Harris: Optimizing Parallel Reduction in CUDA. http://docs.nvidia.com/cuda/samples/6_Advanced/reduction/doc/reduction.pdf. [Online; utolsó hozzáférés: 2016.05.28. 14:00].
- [7] Kirk T. McDonald: Error estimation in fitting of ellipses. <http://www.physics.princeton.edu/mumu/target/ellipse.pdf>. [Online; utolsó hozzáférés: 2016.05.28. 14:00].
- [8] Frédéric Noo–Rolf Clackdoyle–Catherine Mennessier–Timothy A White–Timothy J Roney: Analytic method based on identification of ellipse parameters for scanner calibration in cone-beam tomography. *Physics in Medicine and Biology*, 45. évf. (2000) 11. sz., 3489. p.
URL <http://stacks.iop.org/0031-9155/45/i=11/a=327>.
- [9] D. Wu–L. Li–L. Zhang–Y. Xing–Z. Chen–Y. Xiao: Geometric calibration of cone-beam ct with a flat-panel detector. In *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), 2011 IEEE* (konferenciaanyag). 2011. Oct, 2952–2955. p. ISSN 1082-3654.