



EÖTVÖS LORÁND TUDOMÁNYEGYETEM

INFORMATIKAI KAR

PROGRAMOZÁSELMÉLET ÉS SZOFTVERTECHNOLÓGIAI
TANSZÉK

Vasúti sínpálya LiDAR pontfelhőjének fragmentálása

Témavezető:

Cserép Máté

egyetemi tanársegéd

Szerző:

Tábori Balázs

programtervező informatikus MSc

Budapest, 2021

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	3
1.1. LiDAR története	4
1.2. LiDAR működése	4
1.3. Mintavételezés módszerei	5
1.3.1. Légi lézerszkennelés	5
1.3.2. Mobil lézerszkennelés	6
1.3.3. Földi lézerszkennelés	6
1.4. Vasúti infrastruktúra részei	7
1.4.1. Ágyazat	8
1.4.2. Sínek	8
1.4.3. Felsővezetékek	8
1.4.4. Oszlopok és tartókonzolok	8
1.5. Szakirodalmi áttekintés	9
1.5.1. Vasúti infrastruktúra és épületek felismerése	9
1.5.2. Vasúti pálya geometriájának monitorozása	10
1.5.3. Vasúti objektumok kinyerése LiDAR és ortofotó adatokból	11
1.5.4. Légi felvételek és LiDAR adatok egyesítése	11
1.5.5. Vasúti környezetek 3D-s modellezése	12
1.5.6. Városon kívüli vasúti infrastruktúra felismerése LiDAR ada- tokból	13
1.5.7. Mintaillesztés alkalmazása városi vasúti pontfelhők osztályo- zásánál	14
1.5.8. Vasúti vágányok és felsővezetékek egyidejű felismerése	16
1.5.9. Robusztus vasúti kábelérzékelés városon kívüli területeken	17
1.5.10. Vasúti sínek valós idejű felismerése	18

2. Mintaadatok	19
2.1. Riegl VMX-450 szenzor	19
2.2. Szabadszállás - Kiskőrös vasúti szakasz	20
2.2.1. Mintaadat 1: egyenes szakasz	21
2.2.2. Mintaadat 2: ívelt szakasz 1	21
2.3. Szentgotthárd környéki vasúti szakasz	22
2.3.1. Mintaadat 3: ívelt szakasz 2	22
3. Módszertan	23
3.1. Elő- és utófeldolgozási folyamatok	24
3.1.1. Projektálás	24
3.1.2. Növényzet filterezés	26
3.1.3. Pontfelhő fragmentálás	29
3.2. Pálya kanyarulatának felismerése	29
3.2.1. Kontúrkereséses módszer	30
3.2.2. Hough transzformációs módszer	34
3.2.3. Általánosított Hough transzformációs módszer	37
4. Implementáció	41
4.1. A kód elérhetősége	42
5. Eredmények	43
5.1. Teszteredmények	43
5.1.1. Mintaadat 1	44
5.1.2. Mintaadat 2	44
5.1.3. Mintaadat 3	45
6. Összegzés	47
6.1. További fejlesztési lehetőségek	47
Irodalomjegyzék	49
Ábrajegyzék	53
Táblázatjegyzék	55

1. fejezet

Bevezetés

Manapság a vonat mint utazási, illetve szállítmányozási mód egyre nagyobb népszerűségnek örvend, használatának mértéke évről-évre egyre nagyobb [1]. A vonatközlekedés kiszámíthatóságához és biztonságosságához elkerülhetetlen, többek között, a vasúti infrastruktúra rendszeres és alapos vizsgálata. Az ennek kapcsán elvégzett mérések, vizsgálatok közül számos még manapság is a hagyományos módon, emberi észlelés által történik [2]. Az emberi észlelésre épülő vizsgálatok bizonyos esetekben azonban költségesek, lassúak, és akár hibásak is lehetnek. Ezen motivációk alapján jöttek létre a különböző, LiDAR adatokra épülő vasúti infrastruktúrát vizsgáló és elemző módszerek. E módszerek létrejöttéhez természetesen ahhoz is szükség volt, hogy a LiDAR szenzorok kellően pontosak és elérhetőek is legyenek.

A diplomamunkám célja egy olyan hatékony és robusztus módszer kifejlesztése, amely egy 3D-s LiDAR pontfelhőben képes egymást követő egyenes vagy egyenesnek tekinthető városon kívüli vasúti pályaszakaszokat felismerni, majd ezek alapján a pontfelhőt fragmentálni. Ez a pontfelhőn történő további detektálásokat elősegíti és egyszerűsíti, hiszen így a feldolgozás alatt már feltehető, hogy az adott pályaszakasz egyenes. Ezenfelül a pontfelhő feldarabolása lehetőséget biztosít majd a későbbi magas szintű párhuzamosításra is. Ennek elérése érdekében több módszert is megvizsgáltam, a továbbiakban ezek működéséről, hatékonyságáról és pontosságáról lesz szó.

A diplomamunkában felhasznált LiDAR pontfelhőket a MÁV Magyar Államvasutak Zrt. biztosította.

1.1. LiDAR története

A LiDAR-t már az 1960-as évekbeli kifejlesztése óta használják különféle célokra: kezdetben meteorológiai vizsgálatokra használták, majd az 1980-as, 1990-es évektől elterjedt a légi lézerszkennelés használata a környezet és domborzat felmérésben. Az első építőmérnöki használata az 1990-es évek végére tehető, de a szélesebb körű alkalmazása a 2010-es évek környékétől kezdődött. Ekkoriban már kellően részletgazdag pontfelhőket tudtak létrehozni földi lézerszkenneléssel, és az akkortájt megjelenő mobil lézerszkennelő eszközökkel is már nagy felbontású felvételeket lehetett készíteni rövid idő alatt a nagyobb infrastruktúrákról is, mint például: utak, alagutak és vasúti pályák. Manapság általában már nem is a pontfelhők pontossága, felbontása jelent problémát a LiDAR alapú technológiák használatánál, hanem épp ellenkezőleg a LiDAR szenzorok által előállított nagy méretű pontfelhők hatalmas adatmennyisége, annak gyors és hatékony feldolgozása jelenti a kihívást.

1.2. LiDAR működése

A LiDAR (Light Detection And Ranging) egy távérzékelési módszer, amely hasonló a radarhoz, csak rádióhullámok helyett fényimpulzusokat bocsát ki, jellemzően a nem látható tartományban. A kibocsátás és a tárgy által visszavert jel visszaérkezési idejének különbségéből meghatározható a tárgyaknak a műszertől való távolsága (1.1 ábra). Ezekből az adatokból elkészíthető a környezet nagy pontosságú és részletességű 3 dimenziós pontfelhője, amelyből különböző elemzésekkel további információkat nyerhetünk ki. Vasúti környezet esetében lehetséges például a kábelek, sínpárok, illetve egyéb vasúti infrastruktúra detektálása.



1.1. ábra. LiDAR működési elve. Forrás: [3]

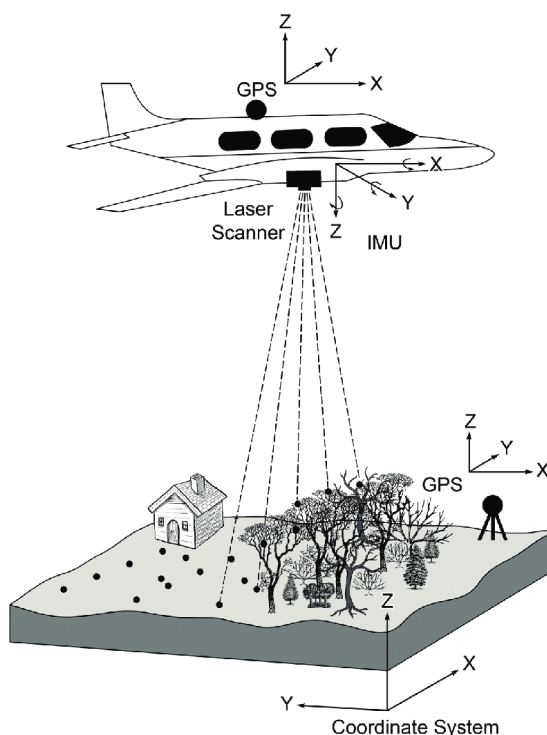
1.3. Mintavételezés módszerei

Alapvetően háromféle mintavételezési módszert különböztethetünk meg a LiDAR esetében, ezek a következők: légi lézerszkennelés (ALS - Aerial Laser Scanning), mobil lézerszkennelés (MLS - Mobile Laser Scanning) és a földi lézerszkennelés (TLS - Terrestrial Laser Scanning).

1.3.1. Légi lézerszkennelés

A légi lézerszkennelés esetében általában egy repülőgépre vagy helikopterre (vagy újabban drónra) erősített szenzorral végzik a mérést, amely mérés közben a repülőgép pozícióját, és sebességét is figyelembe veszi. Az így kapott pontfelhő nagy területet is képes lefedni, azonban a felbontása, részletgazdagsága jellemzően elmarad a többi módszerrel készített pontfelhőékétől. A légi lézerszkennelés működése a 1.2 ábrán látható.

Gyakran használják ezt a módszert digitális magasság- és felszínmodell létrehozására, amelyek vizsgálatával különböző geológiai, növényzettel kapcsolatos elváltozások is megállapíthatóak.



1.2. ábra. Légi lézerszkennelés. Forrás: [4]

1.3.2. Mobil lézerszkennelés

A mobil lézerszkennelés esetében a szenzor valamilyen mozgó járműre kerül rögzítésre, például: autó, vonat vagy kézi kocsi. Ezáltal a kapott pontfelhő akár nagyobb távolságokat is le tud fedni, emellett sűrű és részletgazdag is.

Gyakori felhasználási területe az úthálózat és vasúti infrastruktúra különböző elemeinek a felismerése, monitorozása, illetve az önvezető járművek esetében is elterjedt a használatuk. A vasúti mobil lézerszkennelésre mutat egy példát a 1.3 ábra.



1.3. ábra. Mobil lézerszkennelés vasúttal. Forrás: [5]

1.3.3. Földi lézerszkennelés

A földi lézerszkennelés esetében a szenzor a mérés közben végig egy helyben, általában egy állványon van (1.4 ábra). Az így kapott pontfelhő részletgazdag és viszonylag gyorsan elkészíthető, azonban mivel a szenzor mérés közben nem mozog, így limitált az ezzel a módszerrel egyszerre feltérképezhető terület mérete.

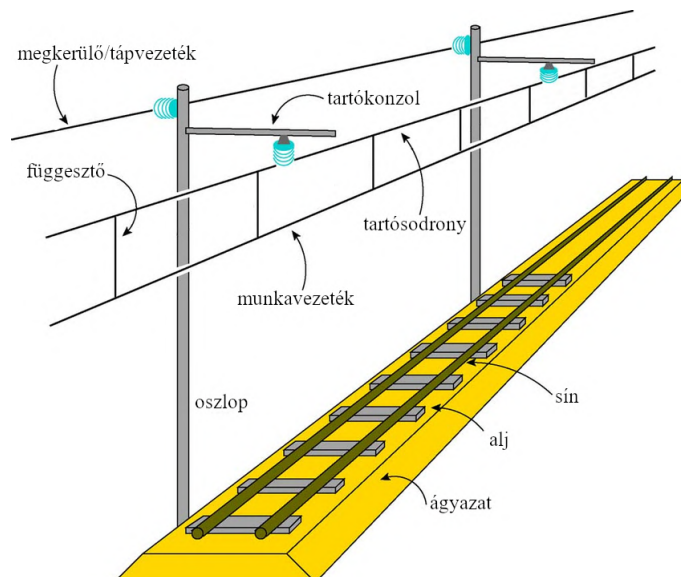
Leggyakrabban különböző tárgyak, építmények, épületek gyors és pontos felmérésére használják, azok monitorozása vagy dokumentálása céljából.



1.4. ábra. Földi lézerszkennelés. Forrás: [6]

1.4. Vasúti infrastruktúra részei

A vasúti pálya fontosabb elemei közé tartoznak a sínek, felsővezetékek (munkavezeték, tartósodrony és megkerülő/tápvezeték), oszlopok és tartókonzolok. Ezek az 1.5 ábrán láthatóak.



1.5. ábra. Vasúti pálya részei. Forrás: [7]

1.4.1. Ágyazat

Az ágyazat a vasúti vágányok alatt található sima, jellemzően zúzottkőből álló szilárd felület, amely alátámasztja a síneket és elosztja az aljaktól kapott terhelést. Ezenfelül feladata még a víz gyors elvezetése és a növénynövekedés megakadályozása. Bizonyos, a vasúti infrastruktúrát automatikusan felismerő módszereknél az ágyazat behatárolása fontos szerepet játszik a többi vasúti komponens felismerésénél, hiszen az jól körülhatárolja azok helyét: a vasúti pálya fontosabb elemei vagy az ágyazat területén vagy annak közvetlen környezetében helyezkednek el.

1.4.2. Sínek

A sínek hengerelt acélból készülnek, és feladatuk a vasúti járművek hordozása, vezetése minél kisebb gördülési ellenállás mellett, általában párban fektetik le őket. Nyomtávolságuk (a sín pár közötti távolság) névleges mérete Európában 1435 mm, magasságuk pedig 142 és 172 mm közötti. Ezeket az értékeket több automatikus módszer is feltételezi, működésükhöz feltétlen szükséges.

1.4.3. Felsővezetékek

A felsővezetékek közé tartoznak a munkavezetékek, tartósodronyok, megkerülő és tápvezetékek. Ezek közül a munkavezetékek találhatóak a legalacsonyabban, feladatuk a vonatok energiával való ellátása. Közvetlen a munkavezetékek fölött találhatóak a tartósodronyok, ezek tartják a helyükön a függesztők segítségével a munkavezetőket. A megkerülő vagy tápvezetékek találhatóak a legmagasabban, ezek az oszlopok legfelső részéhez vannak csatlakoztatva.

1.4.4. Oszlopok és tartókonzolok

A vasúti oszlopok szabályos térközönként, a vasúti sínek közvetlen közelében helyezkednek el. Feladatuk a felsővezetékek helyükön tartása és felfüggesztése, a tartókonzolok segítségével.

Természetesen a vasúti pályához tartoznak még ezeken felül is különböző elemek, illetve a vasúti pályán kívüli részekben is vannak a vasúti infrastruktúrához tartozó

egyéb tereptárgyak, mint például alagutak, támfalak és állomás épületek. Azonban a legtöbb publikáció az előbbieken bemutatott elemek felismerésével foglalkozik.

1.5. Szakirodalmi áttekintés

A szakirodalmi áttekintésben szeretném bemutatni, hogy az egyes publikált módszerek milyen vasúti infrastruktúrához tartozó objektumokat tudnak felismerni, erre milyen gyorsasággal és pontossággal képesek, az egyes módszerek hogyan fejlődtek, mik jelentettek kihívásokat a kifejlesztésüknél.

A vasúti infrastruktúráról készült LiDAR pontfelhők feldolgozásával foglalkozó kutatások első és egyik legfontosabb feladata a vasúti infrastruktúrát alkotó különböző objektumok automatikus felismerése. Ezek az objektumok a már a korábbiakban is említett ágyazat, sínek, oszlopok, különböző kábelek és konzolok, illetve a vasúti jelzések, alagutak, támfalak és épületek is ezek közé tartoznak. Miután sikerült ezeket felismerni a pontfelhőben, következhetnek a különböző vizsgálatok, amelyek segítségével megállapíthatóak majd például a vasúti infrastruktúra esetleges hibái, eltérései vagy akár kopása is.

1.5.1. Vasúti infrastruktúra és épületek felismerése

Nemcsak a vasúti pályát közvetlenül alkotó elemek monitorozására lehet tehát felhasználni a lézerszkenneléssel begyűjtött adatokat, hanem akár az infrastruktúrához tartozó egyéb épületek, alagutak, támfalak állapotát is nyomon lehet vele követni. Ezek állapotának monitorozása, jó állapotban tartása ugyanúgy fontos a vasút biztonságos és megbízható működéséhez. Ezt a lehetőséget vizsgálták meg Collin és társai a publikációjukban [8], három valós eset bemutatásával. Az egyes helyszínek felméréséhez szükség esetén több, különböző szenzort is felhasználtak, de mindegyik mérés esetében a földi lézerszkennelő volt az alapvetően használt szenzor, amit szükség esetén kiegészítettek. Az elvégzett vizsgálatok alapján megállapították, hogy a földi lézerszkennelés által gyűjtött pontfelhők alkalmasak az ilyen célú monitorozás elvégzésére, a begyűjtött adatokkal hatékonyan és kellő pontossággal végezhetőek el a monitorozási feladatok. A módszer hatékonysága miatt különösen hasznos a forgalmas, nehezebben hozzáférhető helyszíneken, ahol

csak limitált időtartam áll rendelkezésre az infrastruktúra aktuális állapotának a felmérésére.

A vasúti pálya monitorozásnak többféle oka is lehet: egyik ilyen a vasúti pálya egy kisebb részének a megfigyelése, például nagyobb munkálatok közben, a szükséges vasúti szolgáltatás biztonságos fenntartása érdekében.

1.5.2. Vasúti pálya geometriájának monitorozása

Bármilyen nagyobb beruházás, fejlesztés vagy bontás során fontos, hogy a környező épületek és az infrastruktúra ne sérüljön, illetve a lehető legkevesebb fennakadást okozzon az érintett szolgáltatásokban. Nincs ez másképp nagy vasúti fejlesztéseknél sem, ahol a kivitelezés közben továbbra is működnie kell - valamilyen mértékben - a vasúti szolgáltatásnak. Ilyen esetekben meghatározott gyakorisággal és pontossággal méréseket kell végezni, hogy biztosítva legyen a szükséges vasúti pálya használhatósága. Erre a célra leggyakrabban automata mérőállomást használnak, ami nagy pontosságú és megbízható, azonban a használatához szükséges elhelyezni a mérési pontokra (például a sín bizonyos részeire) fényvisszaverő prizmákat. Az ezek elhelyezéséhez szükséges engedélyek beszerzése időigényes, és költséges, mivel a felszerelésük közben a vasúti közlekedésnek azon a pályán szünetelnie kell. A prizmák elhelyezése sok esetben fúrással (roncsolás) is járhat, és ezután is szükség van a rendszer folyamatos karbantartásra, mint például a prizmák tisztán tartása. Ezen felül könnyen előfordulhatnak fals riasztások is azáltal, hogy a prizmák megsérülnek vagy elmozdulnak, amik további késéseket, fennakadásokat okozhatnak. Ezen motivációk alapján vizsgálták meg Soni és társai a publikációjukban [9] azt, hogy a peron szintjéről végzett földi lézerszkenneléssel lehetséges-e a vasúti pálya geometriájának vizsgálata, monitorozása megfelelő pontossággal. A vizsgálatukhoz szükséges méréseket egy nagy vasúti fejlesztés helyszínén végezték el Londonban úgy, hogy a vágányokat mind a két oldali peronról felmérték, a peron szélétől 1.5 méterre elhelyezett szenzorokkal. Ezután a sínprofilról készült pontfelhőt egy referencia 3D-s modellhez illesztették, amelyből megállapították, hogy a legoptimálisabb esetben, amikor a sín szenzorhoz közelebb eső oldalát vizsgálják, akár 2.4 - 2.6 mm-es pontossággal képesek a LiDAR pontfelhőt a referencia modellhez

illeszteni. Ezek alapján a módszer elegendő pontossággal rendelkezik ahhoz, hogy egy nagyobb vasúti projektben, az elsődleges mérési módszer hibája esetén, ezt használják monitorozásra. Ezenfelül még arra következtetésre jutottak, hogy mobil lézerszkennelés használatával ennél is pontosabb eredményeket lehetne elérni.

A cikkek többsége azonban a vasúti infrastruktúra általános monitorozásával foglalkozik, azt igyekszik elősegíteni azáltal, hogy minél hosszabb szakaszokon, minél több típusú vasúti objektumot ismer fel nagy pontossággal.

1.5.3. Vasúti objektumok kinyerése LiDAR és ortofotó adatokból

Neubert és társai munkájukban [10] azt vizsgálták meg, hogy egy vasúti pályáról légi lézerszkenneléssel készült nagyon nagy sűrűségű LiDAR pontfelhőből, illetve ugyanarról a pályaszakaszból készült szintén nagy felbontású ortofotókkal (térképi rendszerbe transzformált, mérhető légi fényképek) képesek-e automatikusan felismerni kellő pontossággal a vasúti infrastruktúrához tartozó fontosabb elemeket. Az ortofotókkal dolgozó módszerekkel nem sikerült elérni a kitűzött pontossági, automatizálási céljaikat, illetve gondot okoztak az árnyékok és a perspektivikus torzulások is. A LiDAR pontfelhőn alapuló módszerekkel azonban annál jobb eredményeket sikerült elérniük: megállapították, hogy képesek teljesen automatizáltan a vasúti síneken felül a felsővezetéseket, oszlopokat, tartó konzolokat és akár a növényzetet, vasúti épületeket is felismerni 90% feletti pontossággal. A módszereik azonban kevésbé tudták kezelni a bonyolultabb vasúti geometriájú helyszíneket, mint például az állomások és váltók környéke. Illetve a módszerük teljesítménye sem volt még megfelelő mértékű.

1.5.4. Légi felvételek és LiDAR adatok egyesítése

Szintén nagy felbontású légi LiDAR felvételek és ortofotók felhasználásával foglalkoztak Beger és társai [11], de ők nem a két különböző forrású adat feldolgozása közötti különbséget vizsgálták meg, hanem arra voltak kíváncsiak, hogy lehetséges-e ezt a két adatforrást egy módszerben felhasználni úgy, hogy azoknak az előnyeit

egyesítik. A módszerük három egymást követő szakaszból áll, amelyek mind az előző lépéstől kapnak információkat. Az első szakasz az ortofotók alapján behatárolja a sínpálya releváns részeit, ezzel is csökkentve az ezt követő lépések által feldolgozandó pontfelhő méretét. Az ezután következő szakaszban eldöntik az előző lépésből kapott információk és a pont magasság értéke alapján, hogy az adott pont a sínhez tartozik-e vagy sem. Az utolsó lépésben pedig a felismert sínpontok alapján kiszámolják a pálya középvonalát. Ezzel módszerrel összességében magas, 90% körüli és afeletti pontosságot értek el: a nyílt szakaszokon magasabb, a bonyolultabb környezetű és pályageometriájú szakaszokon, mint például az állomások és építési területek, pedig alacsonyabb pontossággal működött az algoritmusuk. A pontatlanságok egy része az ortofotók készítése közben változó fényviszonyokból, árnyékokból adódhatott, amelyekre különösen a több napig tartó adatgyűjtések során kell figyelni. A publikáció egyelőre csak a pálya középvonalának megállapításával foglalkozott, de megjegyezték, hogy mivel sok esetben az egyéb pályához tartozó elemek (például: oszlopok, kábelek) elhelyezkedése nagyban függ a pálya középvonalának a helyzetétől, így azokat már ehhez viszonyítva nagy valószínűséggel fel lehet ismerni.

1.5.5. Vasúti környezetek 3D-s modellezése

Zhu és Hyypä munkájukban [12] azt vizsgálták meg, hogy a vasúti pályáról és környezetéről légi és mobil lézerszkenneléssel készült pontfelhőkből és ortofotóból hogyan tudnának egy 3D-s modellt létrehozni. Ehhez szükségük volt a vasúti pálya egyes elemeiknek felismerésére: minden egyes elem felismeréséhez az adott elem felismerése szempontjából előnyösebb pontfelhőt vagy szükség esetén akár mindkét pontfelhőt felhasználták. A felsővezeték, talajfelszín felismeréséhez a légi lézerszkennelt adatokat, az oszlopokhoz a mobil lézerszkennelt adatokat, az épületek felismeréséhez pedig mindkét adathalmazt felhasználták és az eredményüket kombinálták. Az ortofotót a talajfelszínt alkotó pontok textúrájának megállapításához és a módszerek pontosságának vizsgálatához használták fel. A különböző vasúti elemek felismeréséhez a három dimenziós pontokat két dimenziós bináris képekké alakították, majd ezeket feldolgozták: a keresett objektumokat felismerték és a bináris képet visszatranszformálták három dimenziós pontfelhővé. Azzal, hogy a vizsgálat során 2 dimenziós bináris képekkel dolgoztak, számos előnyre tettek szert: az általuk is hasz-

nált sűrű 3D-s pontfelhők feldolgozása nagyon számítás igényes lenne, így viszont a számítási bonyolultság jelentősen lecsökkent. További előnye még ennek a módszernek, hogy a 2 dimenziós képeken különböző, már ismert, jól működő módszerek is gond nélkül alkalmazhatóak. Az automatikus módszereikkel sikerült megalkotni a kívánt vasúti környezet 3D-s modelljét magas, 90% feletti pontossággal. Ezenfelül a talajt alkotó pontok számát is sikerült jelentős mértékben, több mint 95%-kal csökkenteniük úgy, hogy a talajfelszín jól körülhatárolható maradt. Azonban olyan fontos elemek felismerésével, mint például a vasúti sínek nem foglalkoztak.

1.5.6. Városon kívüli vasúti infrastruktúra felismerése LiDAR adatokból

Arastounia a 2015-ös publikációjában [13] a vasúti infrastruktúra kulcsfontosságú elemeinek felismerésével foglalkozik, városon kívüli környezetben. Ezek az elemek a sínek, az oszlopok, tartó konzolok, és a különböző kábelek. A felismerésükhöz csak a mobil lézerszkenneléssel gyűjtött pontfelhő geometriai adatait (pontok 3D koordinátáját) használta fel, tehát a vizsgált módszere nem támaszkodik sem másik adatforrásra, sem pedig intenzitás, szín vagy egyéb képi adatokra. Az általa kifejlesztett és kipróbált módszer egy teljesen automatizált, adat-vezérelt megközelítést alkalmaz, amely szemben a modell-vezérelt megközelítéssel, kevésbé számítás igényes, mivel lokális tulajdonságokat vizsgál, nem pedig egy modellt épít fel, majd próbálja azt illeszteni az elemek felismeréséhez. Ezt a megközelítést azért tudta alkalmazni, mivel a pontfelhő jól mintavételezett, megfelelő részletességű és pontosságú volt. Ha ez nem teljesülne, akkor a modell-vezérelt megközelítés valószínűleg pontosabb eredményt adna. Ezenfelül még amiatt is előnyös az adat-vezérelt megközelítés, mivel a vasúti pálya részeinek felépítése jellemzően bonyolultabb, nem írhatóak le egyszerűen geometriai primitívekkel. Módszerében mindegyik objektum felismerése három lépésből áll: a lokális szomszédság megvizsgálása, osztályozás és szegmentálás. Egy pont szomszédságához csak az adott ponttól egy meghatározott Euklideszi (3D) távolságban lévő pontok tartoznak. A módszer az osztályozásnál figyelembe veszi a szomszédság felépítését, az adott objektum alakját, és a objektumok közötti topológiai kapcsolatokat. A szegmentálás az adott osztályhoz tartozó pontokat csoportosítja, összefogja. Az objektumok felismerése az alábbi sorrendben

történik: először a pálya ágyazatát azonosítja, ami ugyan nem kulcsfontosságú eleme a pályának, azonban a többi, fontosabb elemek felismeréséhez nagy segítséget jelent, hiszen a különböző objektumok ezen belül vagy legalábbis ennek közvetlen közelében találhatóak. Ezután megkeresi a síneket alkotó pontokat, majd a további pontokból a különböző kábeleket és végül az oszlopokat és konzolokat is azonosítja. Ezzel a módszerrel nagyon jó pontosságot sikerült elérnie, objektum szinten 100%-os és pontfelhő szinten is 95% feletti pontosságot állapított meg. A felmerülő hibákat, nem tökéletes felismerést főként a pontfelhő bizonyos részeinek alacsony mintavételezése, a kitakarások és az objektumok találkozása, kereszteződése okozta. Az esetenként alacsonyabb mintavételezésű részek abból adódnak, hogy bizonyos elemek távolabb esnek a szenzortól, kisebb a kiterjedésük, illetve akár más objektumok ki is takarhatják egyes részeit. Ez főleg a kábelek felismerésénél okoz problémát, az előbbiekben már említett okokból. Ezenfelül még szintén problémát tudnak okozni a nem a vasúti infrastruktúrához tartozó objektumok és a vasúti pályára belógó vagy azon belül növekvő növényzet is. Ez a módszer is csak a viszonylag egyszerűbb felépítésű, városon kívüli vasúti pályára alkalmazható, akkor is csak nagyon részletgazdag pontfelhőkre, ami miatt viszont a módszer futtatása is eléggé időigényes.

1.5.7. Mintaillesztés alkalmazása városi vasúti pontfelhők osztályozásánál

Noha az előzőekben bemutatott módszer nagy pontossággal képes volt felismerni a vasúti infrastruktúrát, az nem volt feltétlen alkalmazható bármilyen esetben, hiszen az csak egy olyan városon kívüli pontfelhőn tudott jól működni, ami kellően részletgazdag és egy egyszerű konfigurációjú vasúti pályát tartalmaz. Arastounia és Elberlink [14] 2016-os munkájukban azt vizsgálták meg, hogy egy bonyolultabb városi, akár embereket, autókat, épületeket is tartalmazó, helyenként nem annyira részletes pontfelhő esetében is képesek-e felismerni a vasúti infrastruktúra fontosabb elemeit, pontosabban a síneket, és a különböző kábeleket (munkavezeték és tartósodrony). Ennek elérése érdekében egy olyan teljesen automatizált módszert fejlesztettek ki, ami csak a pontfelhő geometriai adatait (pontok 3D koordinátáját) használja fel, nem támaszkodik semmilyen másik információra, adatforrásra, mint például az intenzitás vagy színadatok. Az algoritmusuk adat-vezérelt és modell-

vezérelt módszereket is használ úgy, hogy egyesíti az adat-vezérelt megközelítés hatékonyságát a modell-vezérelt módszerek kevésbé részletgazdag területeken mutatott előnyével. A módszerük több lépésből áll: először a pontokat a magasság információjuk alapján osztályozzák, majd azonosítják a sín alkotó pontokat, végül pedig a kábeleket ismerik fel. Ezeknél a lépéseknél az osztályozásnak hála mindig csak a lehetséges pontok egy részével kell foglalkozniuk. A sínek felismerésénél először az algoritmus azonosítja a lehetséges sín pontokat, ez képezi a módszerük adat-vezérelt részét. Ezután pedig egy felépített két dimenziós modell segítségével kiszűrik a tévesen felismert pontokat (fals pozitív) és hozzáveszik a tévesen kihagyott pontokat (fals negatív), ez képezi a módszer modell-vezérelt részét. Az ezek után következő kábelfelismerés az előző lépés eredménye és szomszédos pontok távolságának figyelembe vételével (adat-vezérelt módon) történt. Ezzel a kombinált módszerrel nagyon jó eredményeket sikerült elérniük, objektum szinten 100%-os és pontfelhő szinten is 97%-os pontossággal működött a módszerük. Mivel az egyes elemek felismerése az előzőekben felismert objektumok felismerésére is épül, ezért különösen fontos hogy minél kevesebb hiba legyen abban, hiszen az befolyásolja a további felismeréseket. Ezért bizonyult nagyon hasznosnak a mintaillesztés használata, az nagy mértékben segített ezeknek a hibáknak a kiszűrésében. Az ezen felül is előforduló kisebb hibák jellemzően a kitakarásokból és az egyes elemek egymást érintő részénél alakultak ki. Erre a módszerre is igaz, hogy az adott vasúti szakasról semmilyen előzetes információt, tudást nem használt fel, csak a vasút általános felépítéséből adódó információkat, mint a nyomtáv és az egyes elemek egymáshoz képesti elhelyezkedése. Ez a módszer akár városon kívüli esetekben is képes lenne működni, csak az osztályozáson lenne szükség némi változtatásra bizonyos esetekben. Azonban ennek a módszernek is viszonylag időigényes a futtatása.

Mint azt az előző publikációkból [13, 14] láthattuk, a vasúti objektumok nagy pontosságú felismerése lehetséges. De ahhoz hogy ezek ténylegesen használhatóak legyenek a vasúti pályák monitorozására, gyorsabbnak kell lenniük, hiszen az előzőekben bemutatott nagy pontosságú, automata módszerek nagyságrendileg 100-200 méter vasúti pálya feldolgozására képesek egy óra alatt. Így ezek futtatása hosszabb pályaszakaszokra nagyon időigényes lenne.

1.5.8. Vasúti vágányok és felsővezetékek egyidejű felismerése

Arastounia 2017-es munkájában [15] egy olyan módszert hozott létre, ami számottevően gyorsabban képes a síneket és az egyes kábeleket (munkavezeték, tartósodrony) felismerni, a pontosság megtartása mellett. Ezenfelül ez a módszere városi és városon kívüli vasúti szakaszokra is, illetve részletgazdag mobil lézerszkenneléssel készült pontfelhőkre és akár kevésbé részletes légi lézerszkenneléssel készült pontfelhőre is alkalmazható, és mindemellett képes akár komplex vasúti konfigurációk felismerésére is. Ez az algoritmus is teljesen automatizált, és ez sem használ fel semmilyen más információt, adatforrást, mint például az intenzitás vagy színadatok, csak a pontfelhő geometriai adatait (pontok 3D koordinátáját). Egy teljesen adatvezérelt megoldást fejlesztett ki, ami a fals pozitív és fals negatív esetek kiszűrésére sem használ modell-vezérelt megoldást, mint például az előző [14] munkájában a mintaillesztés. Először ez a módszer is a pálya ágyazatát keresi meg, azonban ezt csak a pálya egy kisebb részére végzi el, majd ezután osztályozza a pontokat a magasságuk és a pálya geometriájából származó információk alapján a különböző lehetséges vasúti objektumok osztályaiba. Ezután a síneket tartalmazó osztály pontjaiból megkeresi a vasúti sínek felismeréséhez szükséges kezdő pontokat. Az itt előforduló fals pozitívak nagy hatással lehetnek az algoritmusok további részeire, így azokat a 2 dimenziós Hough transzformáció segítségével kiszűri. Ezekből a pontokból és abból a feltételezésből hogy a munkavezeték a sín párok között és fölött található, megkeresi a munkavezeték felismeréséhez szükséges kezdőpontokat. Majd ezen kezdőpontok felhasználásával az algoritmus felismeri a síneket és a munkavezetéseket alkotó pontokat, egymással párhuzamosan. Ennek a párhuzamos feldolgozásnak az az előnye, hogy a sínek és a munkakábel elhelyezkedésének vizsgálatával egy modell-vezérelt, nagy számítású igényű algoritmus nélkül is kiszűrhetők a fals pozitív pontok. Miután a sínek és a munkakábelek felismerésre kerültek, a munkakábel alapján felismeri a tartósodronyt is. Ezzel a módszerrel nagyon nagy pontosságot sikerült elérnie, objektum szinten 100%-os és pontfelhő szinten is 95%-os és afeletti értékek adódtak. Az egyes hibákat jellemzően a kevésbé részletes felbontású részek, lyukak, egyéb zavaró objektumok (például vasúti kocsi) okozták. Annak ellenére hogy az egyik kipróbált pontfelhő számottevően részletgazdagabb volt, mint a másik, mégis csak körülbelül 3%-kal volt magasabb az elért pontosság a részletgazdagabb pontfel-

hő esetében. A módszer futási ideje is jelentősen gyorsabb volt a korábbi munkákhoz képest: 30 perc és 5 perc körüli időre volt szükség a futtatásához az egyes pontfelhőkre. Tehát ez az algoritmus nagyon széles körben használható, gyors és pontos is.

1.5.9. Robusztus vasúti kábelérzékelés városon kívüli területeken

Cserép és társai 2018-as publikációjukban [16] szintén a vasúti pálya elemeit felismerő algoritmusok sebességéből adódó problémákkal foglalkoztak. Munkájukban olyan városon kívüli, mobil lézerszkenneléssel készült pontfelhőre alkalmazható módszereket vizsgáltak meg, amik képesek felismerni a vasúti felsővezeték kábeleit úgy, hogy csak minimális feltételezésekkel éltek a vasúti pályáról, annak geometriájáról. Ehhez nem használtak fel a pontfelhő geometriai adatain (pontok 3D koordinátáján) felül semmilyen más információt, adatforrást, mint például az intenzitás vagy színadatok. Az általuk alkalmazott újszerű módszerek is teljesen automatizáltak, adatvezéreltek és mindegyikben közös az, hogy ezek a filterező lépések a gyorsabb futási idő elérése érdekében minél jobban megpróbálják lecsökkenteni a pontfelhő méretét, ami után, szükség esetén akár precízebb metódusok is futtathatóak. Ezenfelül egy olyan keretrendszert is létrehoztak amelyben egymás után is lehet futtatni a különböző filtereket, hogy hatásuk összeadódjon, minél jobban lecsökkentve ezzel is a pontfelhő méretét. Egyes filterek a három dimenziós pontfelhőn közvetlenül dolgoztak, ezek a pontokat például magasságuk, vagy egy adott területen lévő pontok sűrűsége alapján szűrte ki. Míg a filterek egy másik része a pontfelhő egy két dimenziós projekcióján dolgoztak, ahol a projekciót a z tengely mentén végezték, a maximális z koordináta értékével. A módszereket, azok kombinációit egy 100 méter hosszúságú városon kívüli vasúti pályaszakaszcól készült pontfelhőn tesztelték. Az előzőekben bemutatott publikációkhoz képest jelentősen gyorsabb, másodperces nagyságrendű futási eredményeket értek el, egyéb precíziós módszerek nélkül is megfelelő, 90% feletti pontosság mellett.

1.5.10. Vasúti sínek valós idejű felismerése

Lou és társai 2018-as munkájukban [17] pedig egy olyan gyors, mobil lézerszkenneléssel készült pontfelhőre alkalmazható módszert mutattak be, ami képes akár valós időben is felismerni a vasúti síneket. Ehhez a pontfelhő geometriai adatain (pontok 3D koordinátái) és a szintén a pontgyűjtésből származó intenzitás értékeken kívül más adatforrást nem használtak fel. A sín felismerése teljesen automatikus, csak a vasúti pálya geometriájáról, a vasúti sín fizikai alakjáról tesznek fel feltételezéseket. Az algoritmus első lépésében az adatok előfeldolgozása történik, majd ezután következik a sín felismerése. Az előfeldolgozás alatt rendszerezik a pontfelhőben található pontokat, ami elengedhetetlen a sín gyors felismeréséhez. A módszerüket egy 40 km hosszúságú vasúti szakasról mobil lézerszkenneléssel készült pontfelhő szimulálásával, annak visszajátszásával tesztelték. A pontfelhő feldolgozásához egy átlagos teljesítményű PC is elegendő volt. A módszerükkel 97% körüli pontosságot sikerült elérniük, a kevésbé pontosan felismert részek jellemzőn a pontgyűjtést végző vonat által használt vágánytól különböző vágányokon fordultak elő, így az megállapítható, hogy egy összetettebb, sok vágányos vasúti szakasz pontos felismeréséhez több vágányon végighaladva is szükséges lenne elvégezni a pontgyűjtést.

Mint az látható a legtöbb vasúti infrastruktúrával foglalkozó publikáció a vasúti pálya mérete és a szükséges magas pontosság miatt általában mobil lézerszkenneléssel gyűjtött adatokkal dolgozik. Az ezzel a módszerrel készült pontfelhők azonban nagy méretűek, sok pontot tartalmaznak, ami jelentősen lassíthatja ezek feldolgozását. Ezzel a problémával több publikáció is foglalkozott, az egyik lehetséges megoldási irányt Cserép és társai 2018-as munkájukban [16] mutatták be, ez a publikáció képezi a diplomamunkám alapját.

2. fejezet

Mintaadatok

A diplomamunkában felhasznált LiDAR pontfelhőket a MÁV Magyar Államvasutak Zrt. biztosította, azok két különböző vasúti szakaszon készült pontfelhőkből lettek kivágva. A pontfelhők elkészítéséhez egy Riegl VMX-450 szenzorral ellátott autót rögzítettek egy vasúti szerelvényre, amely 60 km/h sebességgel haladt a vizsgált szakaszokon. A pontgyűjtést végző vasúti szerelvény a 2.1 ábrán látható.



2.1. ábra. Az adatgyűjtést végző szerelvény

2.1. Riegl VMX-450 szenzor

Az adatgyűjtésnél használt Riegl VMX-450 mobil lézerszkennelő rendszer (2.2 ábra) több szenzort, eszközt is magába foglal: tartalmaz 2 lézerszekennert, digitális kamerákat, GPS vevőt, tehetetlenségi navigációs egységet (IMU – Inertial Measuring Unit) és vezérlő-tároló számítógépet is. Az ilyen összetett szenzor rendszereket szokás

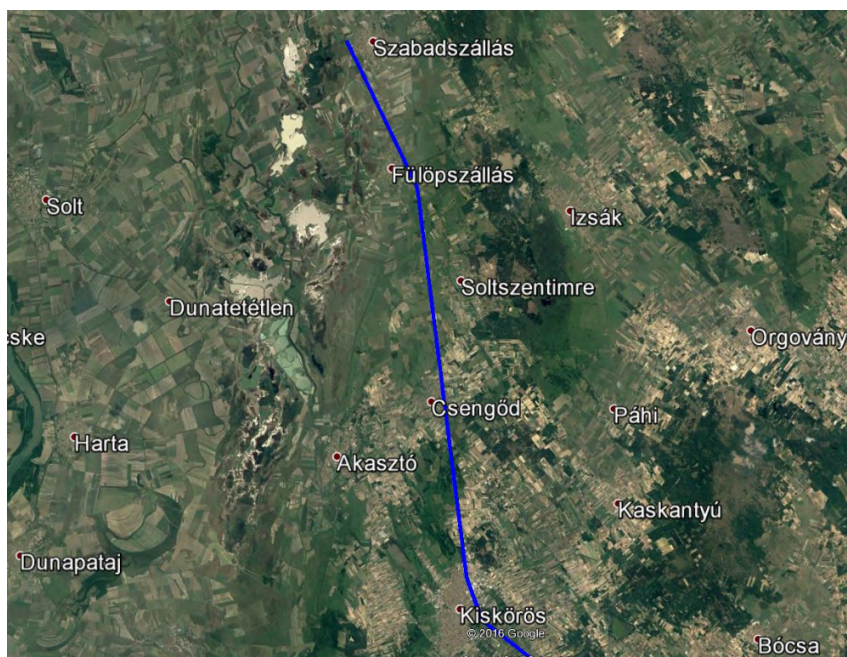
Mobil Térképező Rendszernek (MMS - Mobile Mapping System) is nevezni. Ez a rendszer képes akár 1.1 millió pontot begyűjteni másodpercenként, 8 milliméteres pontossággal.



2.2. ábra. Riegl VMX-450 mobil lézerszkennelő rendszer. Forrás: [18]

2.2. Szabadszállás - Kiskőrös vasúti szakasz

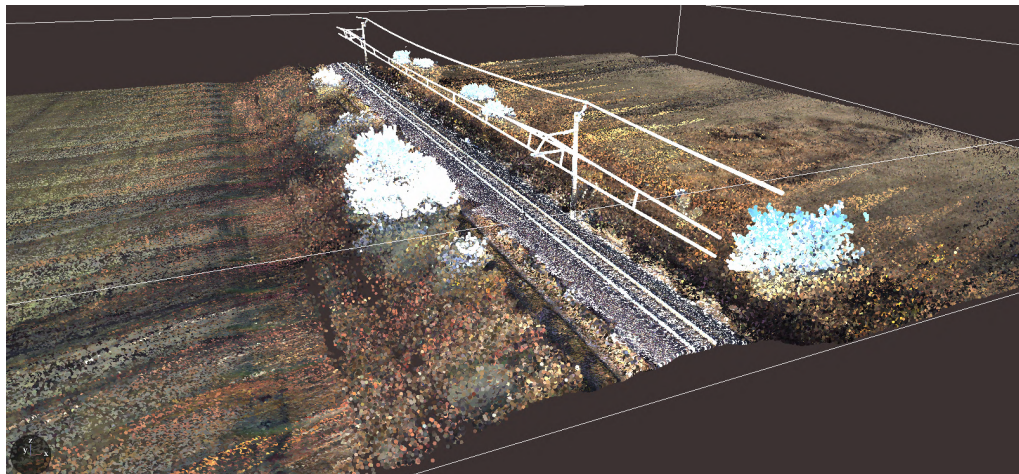
Az egyik pontfelhő a Szabadszállás és Kiskőrös közötti mintegy 29 km hosszúságú vasúti szakaszból készült, a szkennelés során majdnem 2.5 milliárd térbeli pont került felvételre. A Szabadszállás és Kiskőrös közötti vasúti pályaszakasz térképen való elhelyezkedése a 2.3 ábrán látható.



2.3. ábra. A Szabadszállás - Kiskőrös közötti vasúti szakasz térképen

2.2.1. Mintaadat 1: egyenes szakasz

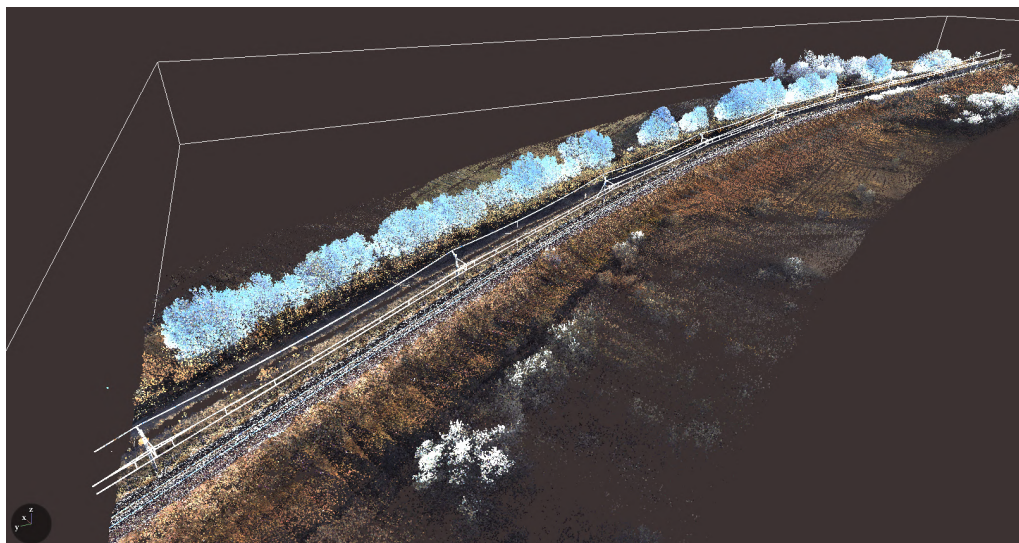
A Szabadszállás és Kiskőrös közötti vasúti szakaszból került kivágásra az első mintaadat, egy nagyjából 100 m-es egyenes vasúti pályát és környezetét tartalmazó pontfelhő, ez 7 316 298 pontot tartalmaz. A pontfelhő a 2.4 ábrán látható.



2.4. ábra. Az első mintaadat: egyenes szakasz

2.2.2. Mintaadat 2: ívelt szakasz 1

Szintén a Szabadszállás és Kiskőrös közötti vasúti szakaszt tartalmazó pontfelhőből került kivágásra a második mintaadat, ami egy körülbelül 600 m-es enyhén ívelő vasúti pályaszakaszt és annak környezetét tartalmazza, ez a pontfelhő 51 849 374 pontból áll. A pontfelhő a 2.5 ábrán látható.



2.5. ábra. A második mintaadat: ívelt szakasz 1

2.3. Szentgotthárd környéki vasúti szakasz

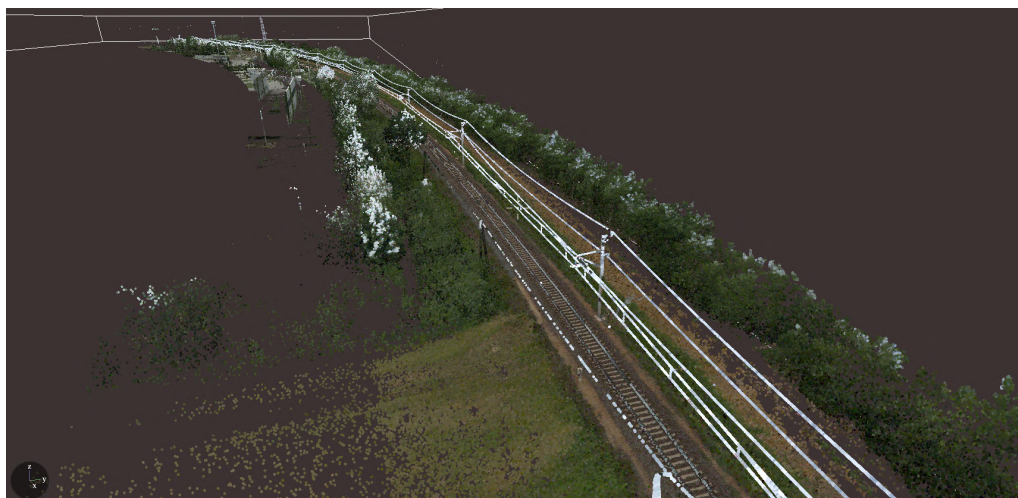
A másik pontfelhő Szentgotthárd környékén készült, ez egy majdnem 5 km hosszúságú vasúti szakaszt tartalmaz, a szkennelés során nagyjából 800 millió térbeli pontot rögzítettek. A Szentgotthárd környéki vasúti pályaszakasz térképen való elhelyezkedése a 2.6 ábrán látható.



2.6. ábra. A Szentgotthárd környéki vasúti szakasz térképen

2.3.1. Mintaadat 3: ívelt szakasz 2

A Szentgotthárd környékén készült pontfelhőből került kivágásra a harmadik mintaadat, egy nagyjából 1.5 km-es enyhén ívelő vasúti pályát és környezetét tartalmazó pontfelhő, ami 58 580 925 pontot tartalmaz. A pontfelhő a 2.7 ábrán látható.

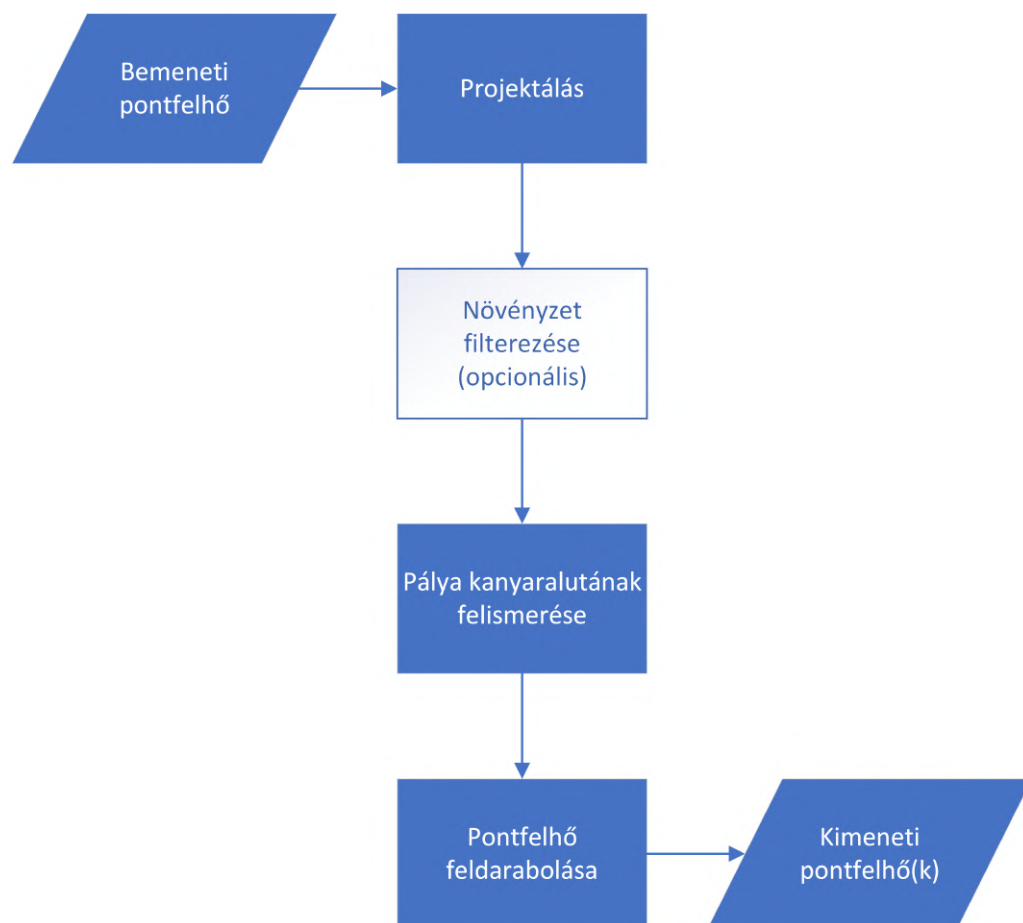


2.7. ábra. A harmadik mintaadat: ívelt szakasz 2

3. fejezet

Módszertan

Ebben a fejezetben részletesen bemutatom az általam kipróbált, a pálya kanyarulatát felismerő módszereket, azok háttérét és pontos működését. Továbbá kitérek a módszerek működéséhez szükséges elő- és utófeldolgozási folyamatokra is.



3.1. ábra. A program folyamatábrája

A teljes program az alábbiak szerint működik:

1. Először előállítja a bemeneti pontfelhő egy 2 dimenziós projekcióját.
2. Majd szükség esetén kiszűri a növényzetet.
3. Ezután a kiválasztott módszerrel felismeri a pálya kanyarulatát.
4. Végül pedig a pálya kanyarulata alapján feldarabolja a pontfelhőt, ebből egy vagy több kimeneti pontfelhő keletkezik.

A program működése a 3.1 folyamatábrán látható.

3.1. Elő- és utófeldolgozási folyamatok

3.1.1. Projektálás

Mindegyik megvizsgált módszer a bemeneti pontfelhő egy két dimenziós projekcióján dolgozik. Ennek az előállítása Cserép és társainak 2018-as publikációjában [16] is ismertetett módon, a Z tengely mentén, a maximális Z koordináta értékének figyelembe vételével történik. Ezen felül a projekcióra egy két dimenziós cellarács is alkalmazásra került, amely még tovább csökkenti a pontok számát, azok csoportosításával, összevonásával. Így tehát egy szürkeárnyaltos magassági képet kapunk a pontfelhőről, ami által jelentősen lecsökken a továbbiakban alkalmazott módszerek futási ideje.

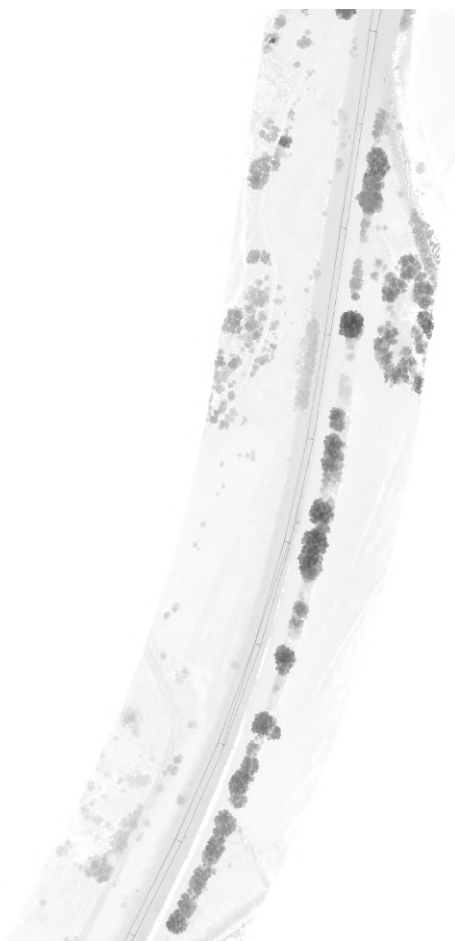
A módszerek által feldolgozandó pontok számának így elért csökkenése a 3.1 táblázatban található, az egyes mintaadatokra adódó projekciók pedig a 3.2, 3.3 és a 3.4 ábrákon láthatóak.

	Pontok száma	
	pontfelhőben	projekcióban
Mintaadat 1	7 316 298	206 732
Mintaadat 2	51 849 374	1 167 290
Mintaadat 3	58 580 925	1 217 842

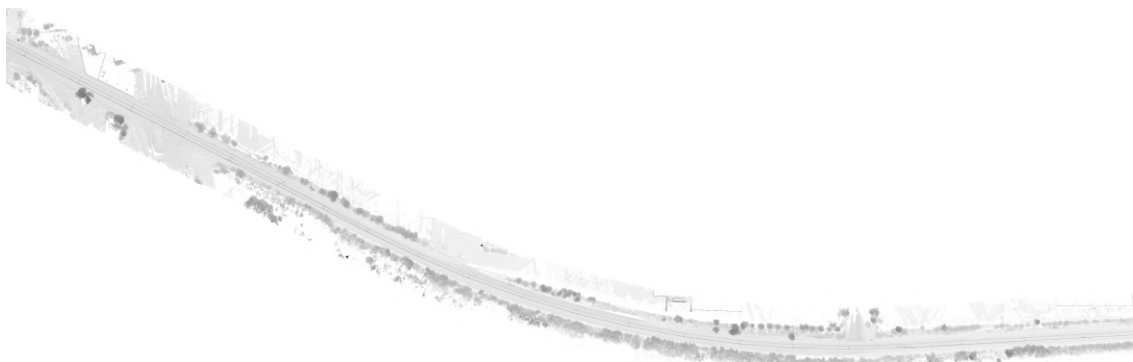
3.1. táblázat. A pontfelhőben és a 2D-s projekcióban található pontok számának összehasonlítása



3.2. ábra. Mintaadat 1 projekciója



3.3. ábra. Mintaadat 2 projekciója



3.4. ábra. Mintaadat 3 projekciója

3.1.2. Növényzet filterezés

A vasúti pálya szélén található növényzet egyes módszerek esetében problémát okozhat: bizonyos esetekben csak pontatlan lesz ezektől az algoritmus, de akár hibás vágási pontokat is előidézhet. Ezért szükség volt egy gyors és pontos algoritmusra, ami képes a két dimenziós képek alapján kiszűrni a pálya szélén található növényzetet még a pálya kanyarulatát megállapító módszerek futtatása előtt.

Elsőre egy olyan algoritmussal próbálkoztam, ami minden a projekcióban található pontra megvizsgálta annak egy bizonyos sugarú környezetét: ha talált abban egy megfelelő hosszúságú, a ponthoz közel eső egyenest, akkor azt a pontot, és a pont környezetéhez tartozó, a talált egyenes közelébe eső pontokat is felvette a pálya pontjai közé. Ez a módszer abból a feltevésből indult ki, hogy a növényzetet alkotó pontok, a vasúti pályát alkotó pontokkal ellentétben, nem szabályosan egy egyenes mentén helyezkednek el. Ez a módszer, miután megvizsgálta az összes, még nem a pályához tartozó pontot, a növényzet nagy részét sikeresen kiszűrte, az utána futtatott módszerek ezután már megfelelő pontossággal tudtak működni. Azonban a futási ideje nagyon lassú volt, ami miatt az ezt használó módszerek elvesztették volna értelmüket.

Így szükség volt egy másik, ennél sokkal gyorsabb, hasonló pontossággal dolgozó módszerre. Ez a módszer már nem a pontok lokális szomszédságát vizsgálja, hanem az egész 2 dimenziós projekcióban keres hosszabb oldaléleket, kontúrokat, hasonló megfontolásból mint az előzőekben ismertetett módszer. Mivel ez a módszer nagy részben megegyezik a 3.2.1 részben található, kontúr kereséssel a pálya kanyarulatát megállapító módszerrel, így a működésének részletei is ott találhatóak. Ez a

módszer már kellően gyorsnak és pontosnak bizonyult, így ez került alkalmazásra a későbbiekben ott, ahol szükséges volt a növényzet filterezése.

A növényzet filterezését végző algoritmus ezenfelül képes a pályát alkotó egyenesek orientációját és egymástól való távolságának értékét is átadni, ez majd a 3.2.3 részben található általános Hough transzformációt alkalmazó módszer számára lesz fontos. Ezek a plusz számítások elvégzése azonban szinte semmilyen hatással nincsenek a futási időre, az előállításukhoz csak szög- és távolságszámítások szükségesek.

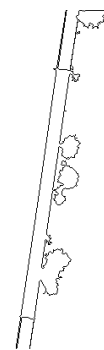
A bemutatott növényzet filterezési módszerek futási idejének összehasonlítása a 3.2 táblázatban található, az egyes mintaadatokra adódó eredményeik pedig a 3.5, 3.6 és a 3.7 ábrákon láthatóak.

	Növényzet filterezés futási ideje	
	lokális szomszédság	kontúrkeresés
Mintaadat 1	26s	0.5s
Mintaadat 2	19m15s	6s
Mintaadat 3	1h46m33s	6m50s

3.2. táblázat. A két kipróbált növényzet filterezési módszer futási idejei

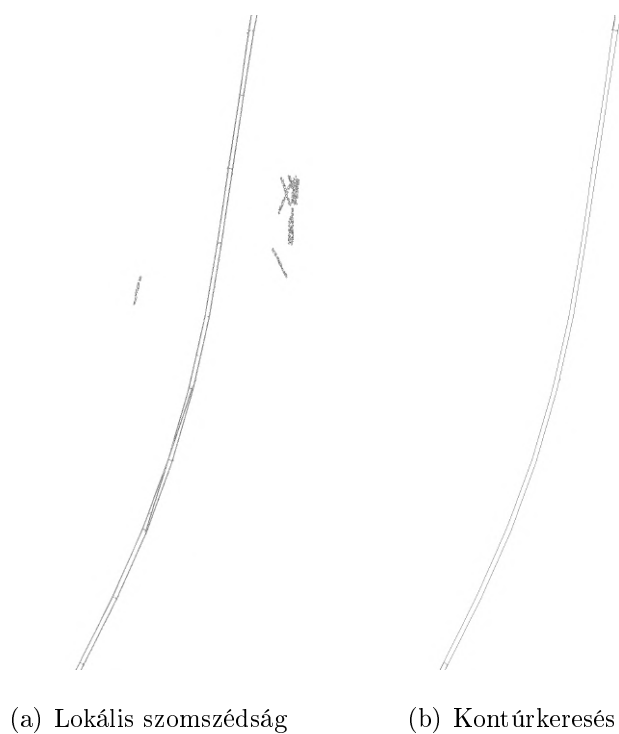


(a) Lokális szomszédság

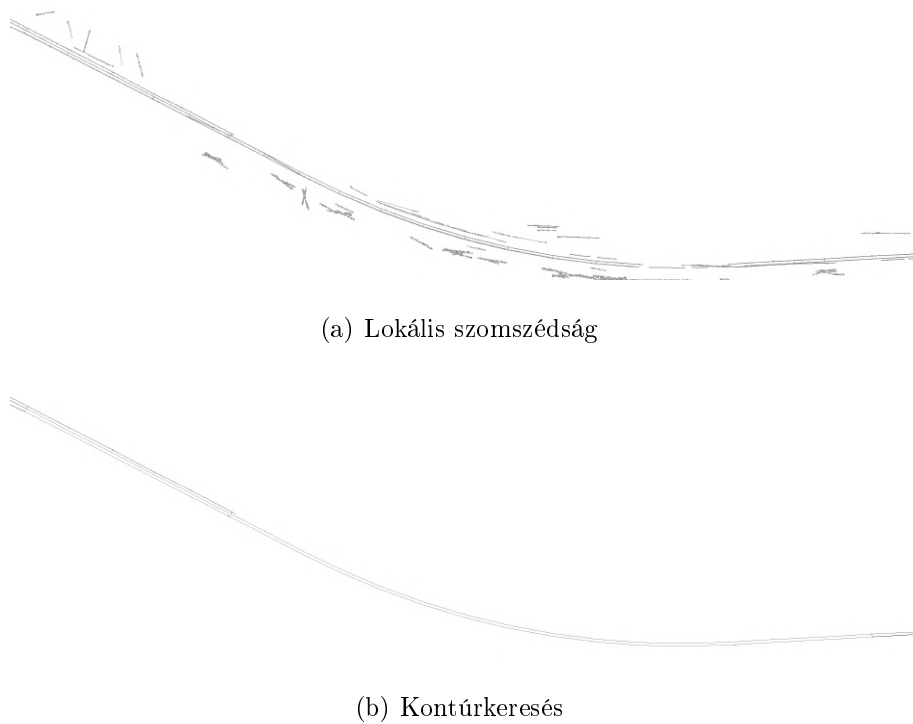


(b) Kontúrkeresés

3.5. ábra. A két kipróbált növényzet filterezési módszer eredményei mintaadat 1 esetében



3.6. ábra. A két kipróbált növényzet filterezési módszer eredményei mintaadat 2 esetében

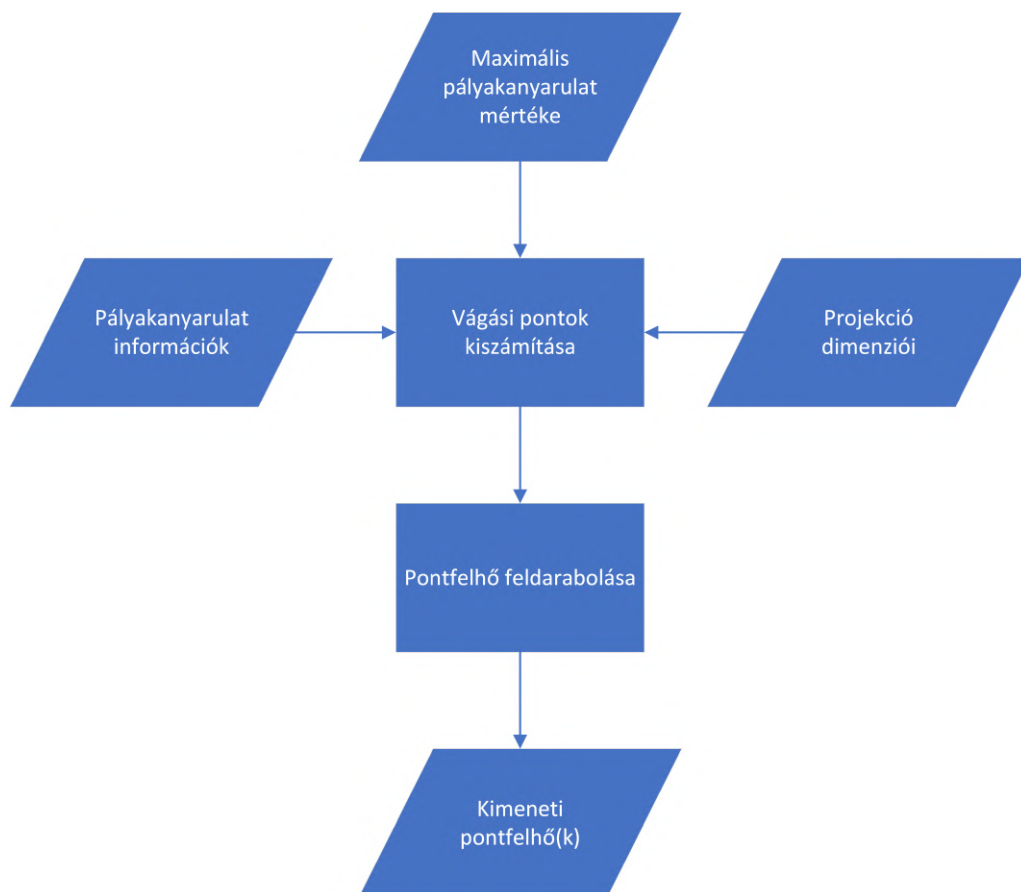


3.7. ábra. A két kipróbált növényzet filterezési módszer eredményei mintaadat 3 esetében

3.1.3. Pontfelhő fragmentálás

A pálya kanyarulatát felismerő módszerek után következik minden esetben a pontfelhő fragmentálása. Ehhez először az algoritmus a pálya kanyarulatáról megkapott adatok, a projekció dimenziói és a paraméterben megadható maximálisan megengedett pályakanyarulat szög alapján kiszámolja a vágási pontokat. Ezután ezek a vágási pontok felhasználásával történik meg a pontfelhő tényleges feldarabolása, ami jelenleg mindig a projekció hosszabb oldala mentén történik meg, egy egész sík mentén. Ebben a részben kerülnek létrehozásra a kimeneti pontfelhők, amikbe az eredeti pontfelhő pontjai kerülnek a pozíciójuknak megfelelően.

A pontfelhő fragmentálásának menete látható a 3.8 folyamatábrán.



3.8. ábra. A fragmentálás folyamatábrája

3.2. Pálya kanyarulatának felismerése

A továbbiakban a pálya kanyarulatát megállapító különböző módszereket, azok működését mutatom be.

3.2.1. Kontúrkereséses módszer

Az első megvizsgált módszer által használt fő algoritmusok a küszöbölés és a kontúrkeresés.

Küszöbölés

A küszöbölés működése egészen egyszerű, a kép minden egyes pontjára alkalmazza ugyanazt a küszöbértéket: ha az adott pixel értéke kisebb mint a küszöbérték akkor a pont új értéke 0 lesz, ellenkező esetben pedig a megadott maximális érték, ami jelen esetben a szürkeárnyaltos képek esetében maximális 255. A küszöbölés ezt a fajtáját bináris küszöbölésnek szokás nevezni, mivel alkalmazása után csak fehér és fekete pontok lesznek a képen (bináris kép). Más módon működő, egyéb küszöbölési módszerek is vannak, azonban az én célom eléréséhez ez volt a legalkalmasabb, mivel így lesz a küszöbölés után a kép legkontrasztosabb, a kontúrkeresés így fog majd jól és pontosan működni a képen.

A küszöböléssel kapcsolatos probléma még az ideális küszöbérték megtalálása, ez egy kifejezetten fontos feladat, hiszen az a jelenlegi esetben is változhat pontfelhőről pontfelhőre. Ennek az optimális értéknek a megtalálásában segít Otsu módszere [19]. Ez az algoritmus ez egész képre megállapít egy optimális küszöbértéket a kép hisztogramja alapján. A módszer arra épít, hogy a szürkeárnyaltos kép hisztogramjának két kiemelkedő csúcsot kéne tartalmaznia, és ezen csúcsok beazonosítása után megkeresi a kettő között valahol található optimális küszöbértéket. Ennek megállapításához különböző statisztikai számításokat végez. Ez egy jó kiindulási alapot ad a küszöböléshez, azonban ez a küszöbérték nem minden esetben lesz megfelelő.

Kontúrkeresés

A bináris képeken kontúrdetektálás segítségével lehetséges a képen található objektumok felismerése, azok alakjának elemzése. Ez a vasúti pálya felismerésénél is nagyon hasznos, hiszen ezzel felismerhetők a különböző objektumok, azok alakjának elemzésével pedig megkülönböztethetők a típusuk. A felhasznált kontúrkeresés Suzuki munkáján [20] alapul, ami egy olyan határkövető algoritmust definiál, ami képes egy bináris képben megkeresni a kontúrokat és felismerni az azok közötti hierarchikus kapcsolatokat.

Módszer működése

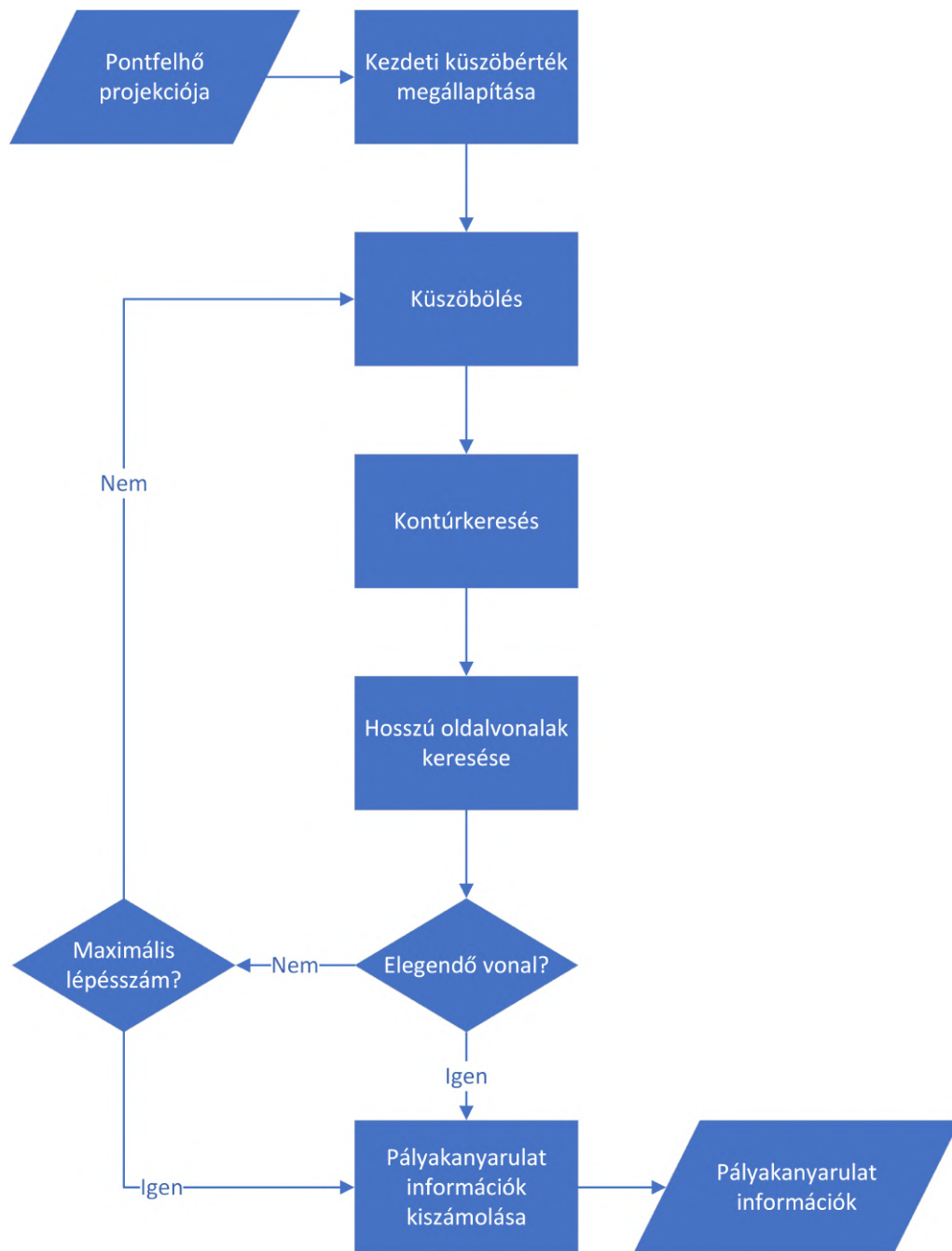
Ez a pálya kanyarulatának felismerésére szolgáló módszer közvetlenül a projekción dolgozik, nincsen szüksége külön a növényzet filterezésére. A módszer az alábbiak szerint működik: először az Otsu módszerével megállapított küszöbértékkel végrehajtja a küszöbölést. Majd az ezzel létrejövő bináris képre alkalmazza a kontúrkeresést, amivel beazonosítható a vasúti pálya. Mivel a projekció még a vasúti pálya környezetében található növényzetet is tartalmazza, így a kontúrkeresés a növények kontúráját is felismeri. Ezek kiszűréséhez a Hough transzformáció segítségével a kontúr mentén hosszabb egyeneseket kerestem. (A Hough transzformációról az arra épülő módszer kapcsán, a 3.2.2 részben lesz még szó.) Ezzel a módszerrel jól kiszűrhető a növényzet, hiszen annak a kontúrájának a pontjai nem egy egyenesre esnek, a kontúrjukban talált egyes egyenesek a kontúrból csak kevés pontot tartalmaznak. Ez a vizsgálat után az a kontúr kerül kiválasztásra, amely mentén talált egyenesek hosszának összege maximális, ami pedig nem más, mint a vasúti pálya kontúrája.

Előfordulhat azonban, hogy az Otsu módszere által kiszámolt küszöbértéket használó küszöbölés nem különíti el megfelelő mértékben a keresett objektumokat a háttértől és így nem a vasúti pálya közvetlen kontúráját találja meg a módszer. Ennek elkerülése érdekében a kontúr kiválasztása után megvizsgálom, hogy a talált egyenesek hossza és száma megfelel-e a projekció dimenziói alapján elvárt pályahosszal. Ha ez nem teljesül, a módszer újra kezdődik az Otsu által meghatározott küszöbérték módosításával. Így a módszer minden esetben megtalálja vasúti pálya kontúráját. Olyan eset is előfordulhat, hogy a módszer nem talál elegendő mennyiségű és hosszúságú vonalat, ilyenkor bizonyos lépésszám után leáll az algoritmus és az addig talált legjobb kontúrral folytatja tovább a munkát.

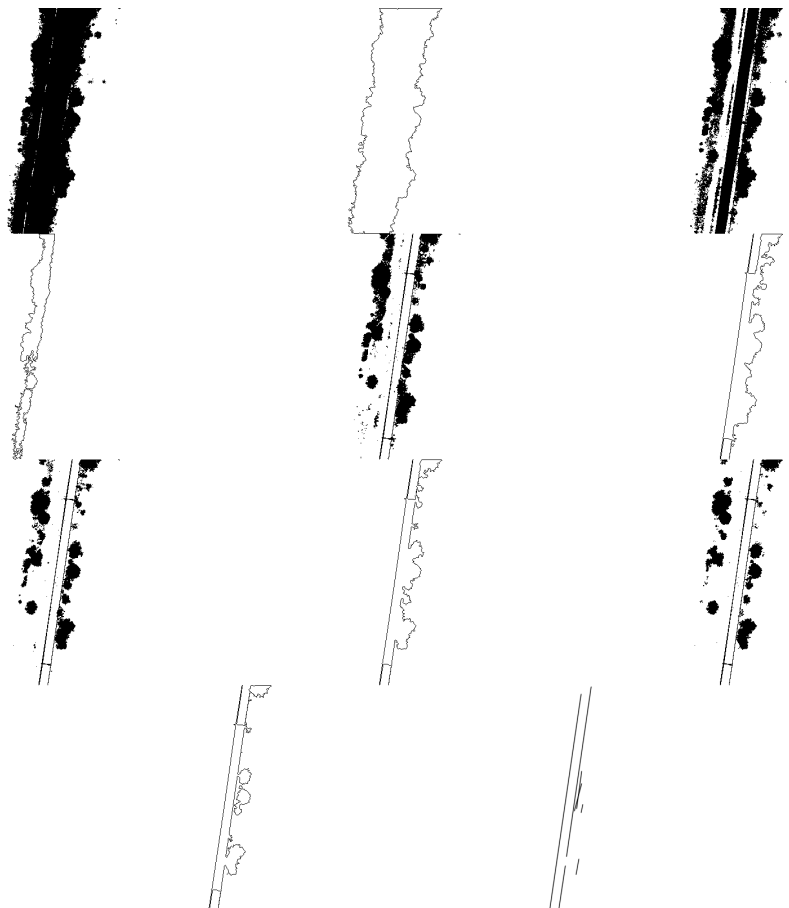
Miután a vasúti pálya kontúrája felismerésre került, az azt alkotó egyenesek segítségével, a projekció hosszabb oldala mentén az algoritmus megállapítja minden pontban a vasúti pálya kanyarulatának értékét, amivel már a 3.1.3 részben bemutatott, a pontfelhő fragmentálását végző algoritmus dolgozik tovább.

Mint azt a növényzet filterezésénél is említettem, a végleges filterező módszer ehhez nagyon hasonlóan működik: annyi a különbség a növényzet filterezése esetén, hogy az a megfelelő kontúr megtalálása után leáll és a kontúrral magával tér vissza.

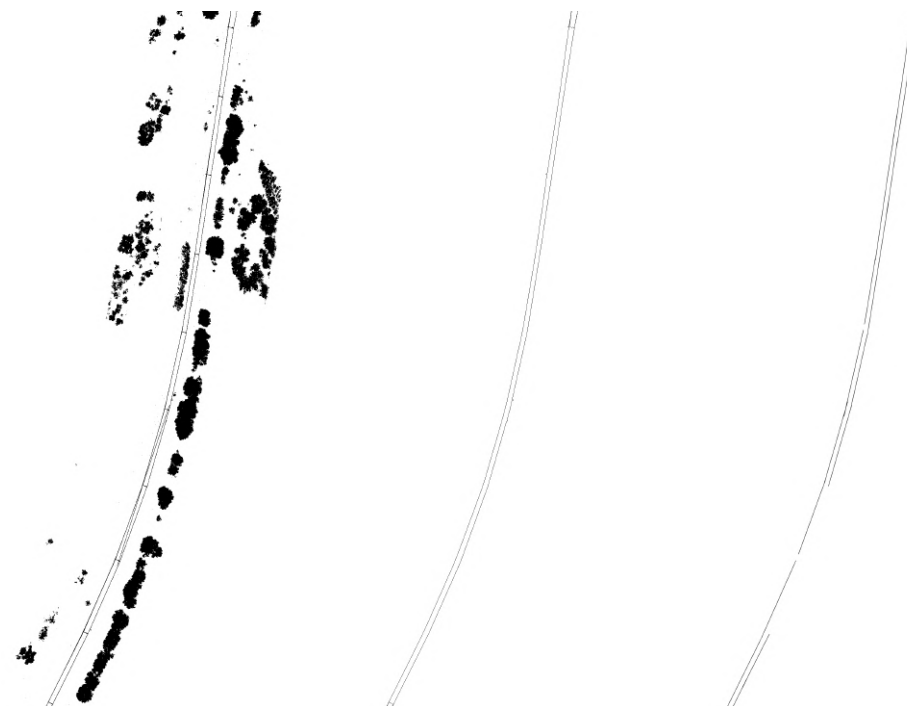
A kontúrkereséses módszer menete a 3.9 folyamatábrán, az egyes mintaadatakra adódó eredménye pedig a 3.10, 3.11 és a 3.12 ábrákon látható.



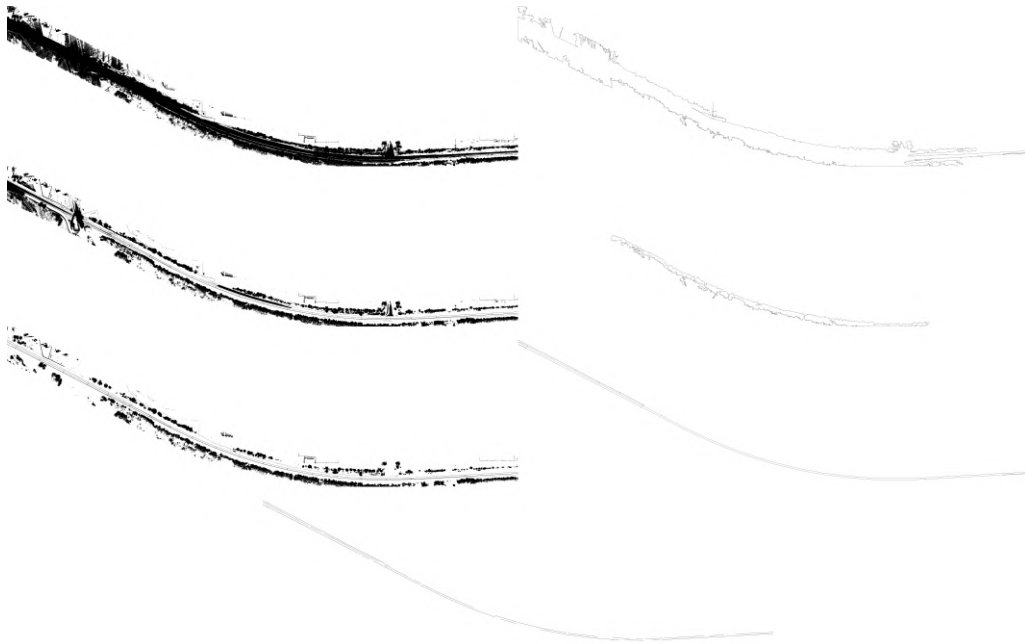
3.9. ábra. A kontúrkereséses módszer folyamatábrája



3.10. ábra. A kontúrkereséses módszer futása mintaadat 1-re



3.11. ábra. A kontúrkereséses módszer futása mintaadat 2-re



3.12. ábra. A kontúrkereséses módszer futása mintaadat 3-ra

3.2.2. Hough transzformációs módszer

Ebben a másodjára bemutatott módszerben a Canny éldetektálást és a Hough transzformációt használtam fel a pálya kanyarulatának detektálásához.

Canny éldetektálás

A Canny által megalkotott [21] módszer képes a képekben az élek detektálására. Ez a többlépéses algoritmus zajszűrés, iránydetektálás és különböző filterezések használatával képes kinyerni a képekből a hasznos szerkezeti információkat, ezzel jelentősen lecsökkentve az ezután feldolgozandó pontok számát.

Hough transzformáció

A Hough transzformáció egy a vonalak detektálására gyakran alkalmazott módszer, a legelterjedtebb változatát Duda és társa mutatták be publikációjukban [22]. Ez a módszer sorra veszi az összes számunkra releváns pontot és egy szavazásos eljárással megtalálja azokat az egyeneseket, amelyek ezekből megfelelő számút tartalmaznak. Én ennek a módszernek egy továbbfejlesztett, gyorsabb változatát, a Matas és társai által publikált [23] probabilisztikus Hough transzformációt használtam. Ennek a módszernek a lényege az, hogy nem minden esetben szükséges meg-

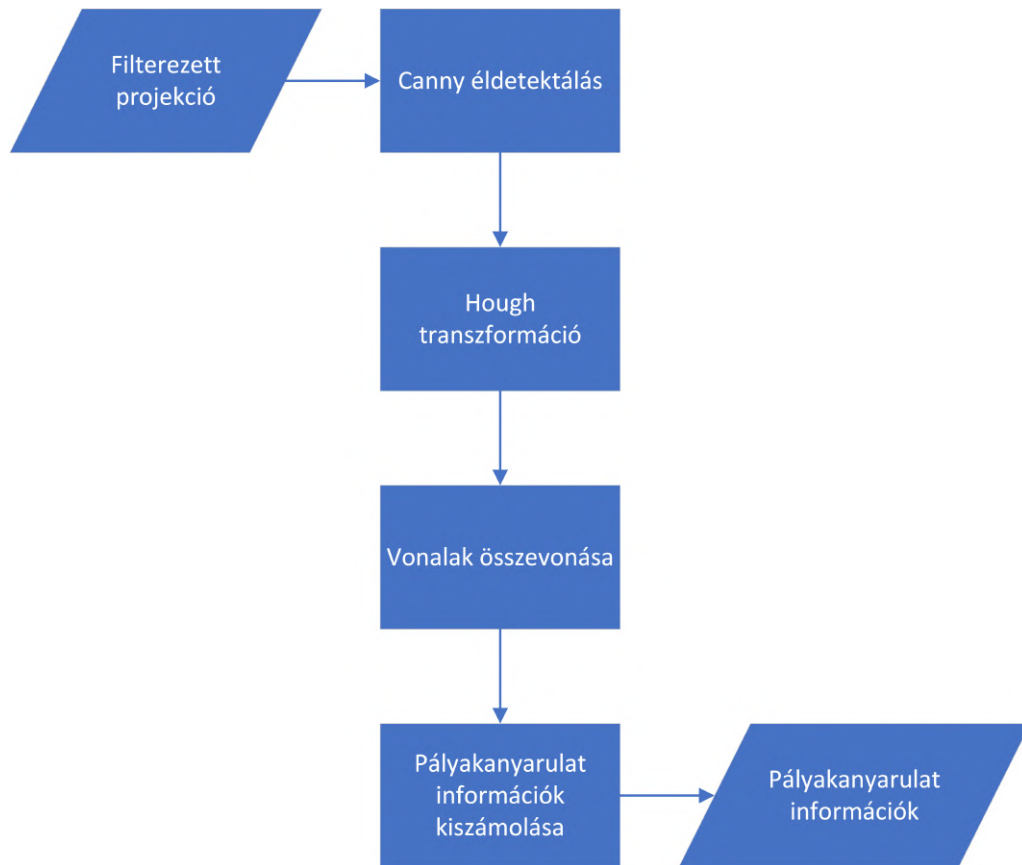
vizsgálja a képen található összes releváns pontot, és ezáltal gyorsabb tud lenni, hasonló pontosság mellett.

Módszer működése

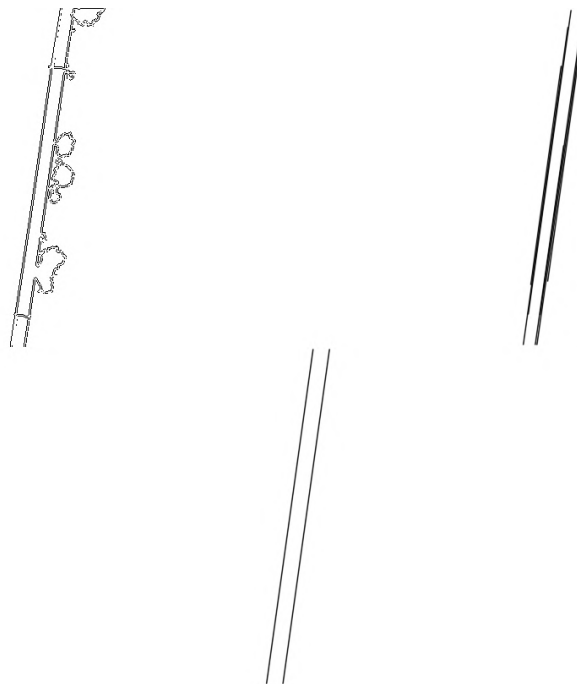
Ez a módszer a pontos működés érdekében a növényzet filterezése után előálló képen dolgozik, erre a képre alkalmazza a Canny-féle éldetektálást, ami felismeri a különböző objektumok határát jelző pontokat. Mivel már előzetesen kiszűrésre került a növényzet nagyja, így ezek a pontok nagy többsége már a vasúti pályához tartozó objektumok éleit jelentik. Ezekre az él pontokra kerül alkalmazásra a Hough transzformáció, ami megadja az ezeken a pontokon áthaladó, megfelelő számú pontot tartalmazó lehetséges egyeneseket. Ezután az azonos irányú, egymáshoz közel lévő egyeneseket az algoritmus összevonja és egy téglalapot hoz létre belőlük.

Miután a vonalak összevonása és téglalappá alakítása véget ért, azután a projekció hosszabb oldala mentén a módszer megállapítja minden pontban a vasúti pálya kanyarulatának értékét a téglalapok és a maradék vonalak alapján. Eközben figyelembe veszi a téglalapok területét és a vonalak hosszát is, így a pályán kívül talált elszórt vonalak kevésbé befolyásolják az eredményt. Az így előállított kanyarulat információkkal a 3.1.3 részben bemutatott, a pontfelhő fragmentálását végző algoritmus dolgozik tovább.

A Hough transzformációs módszer működése a 3.13 folyamatábrán, az egyes mintaadatokra adódó eredménye pedig a 3.14, 3.15 és a 3.16 ábrákon látható.



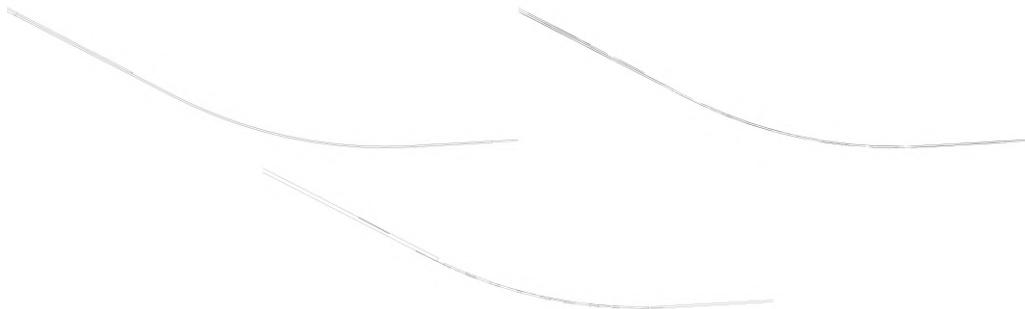
3.13. ábra. A Hough transzformációs módszer folyamatábrája



3.14. ábra. A Hough transzformációs módszer futása mintaadat 1-re



3.15. ábra. A Hough transzformációs módszer futása mintaadat 2-re



3.16. ábra. A Hough transzformációs módszer futása mintaadat 3-ra

3.2.3. Általánosított Hough transzformációs módszer

Ebben módszerben az általánosított Hough transzformációt, pontosabban annak a Ballard által definiált változatát használtam fel a pálya kanyarulatának detektálásához.

Ballard-féle általánosított Hough transzformáció

A Ballard által bevezetett [24] általánosított Hough transzformáció a normál Hough transzformáció módosítása olyan módon, hogy az már tetszőleges alakzatok felismerésére is képes. Ez a módszer azonban nem egészen automatizált: felismeri a

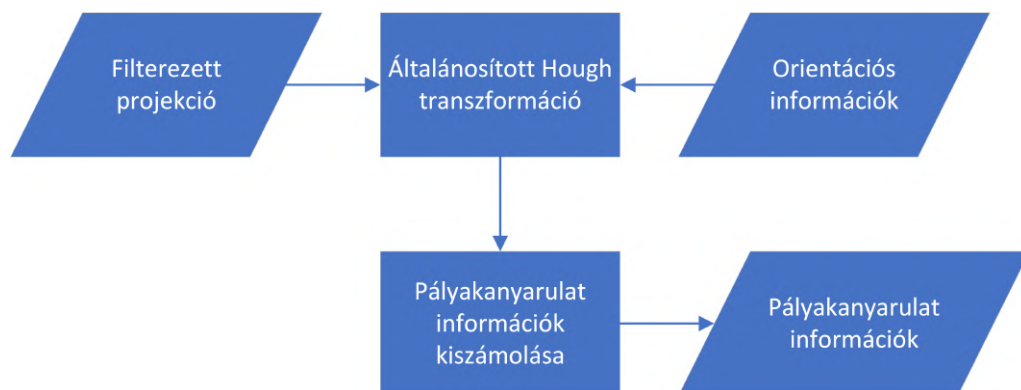
keresett alakzat pontos előfordulását, de a keresésnél a minta elfordítására, átméretezésére nem képes.

Módszer működése

Ennek a módszernek a pontos működéshez szintén szükséges a növényzet filterezése, illetve ezen felül még felhasználja a szintén a növényzet filterezését végző algoritmus által előállított, a pályát alkotó egyenesek irány és távolság információit. Ezekre azért van szüksége a módszernek, mivel a Ballard-féle általánosított Hough transzformáció nem tudja a minta elfordítását és átméretezését kezelni, így ezt a módszer magának végzi el. Ez azonban a filterező algoritmus által átadott információk nélkül nagyon sok lehetséges esetet jelentene, ami a módszer futását jelentős mértékben lelassítaná. Tehát a pálya kanyarulatát felismerő algoritmus ezen információk alapján minden lehetséges szögre és méretre előállítja a mintát, majd arra lefuttatja az általánosított Hough transzformációt.

Miután ezzel végzett, a projekció hosszabb oldala mentén a módszer megállapítja minden pontban a vasúti pálya kanyarulatának értékét a transzformáció eredményeinek felhasználásával.

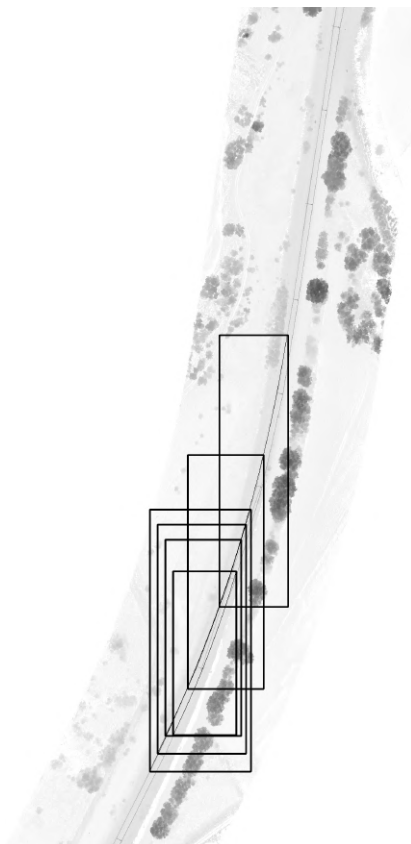
A Hough transzformációs módszer működése a 3.17 folyamatábrán, az egyes mintaadatokra adódó eredménye pedig a 3.18, 3.19 és a 3.20 ábrákon látható.



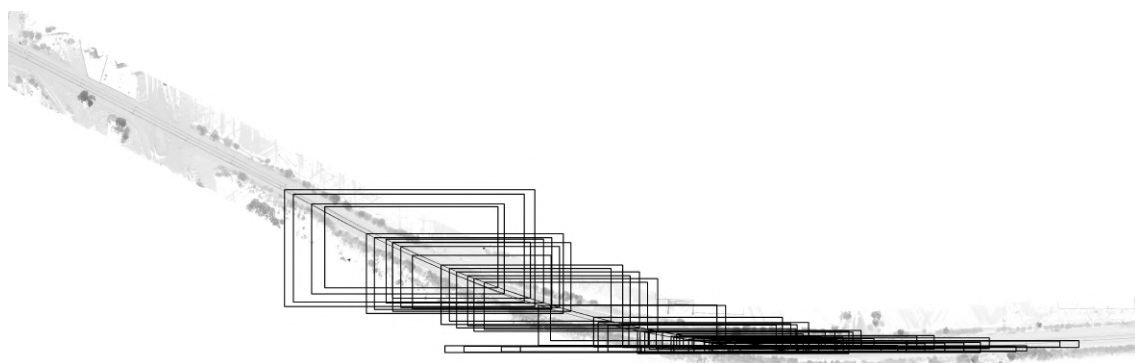
3.17. ábra. Az általánosított Hough transzformációs módszer folyamatábrája



3.18. ábra. Az általánosított Hough transzformációs módszer eredménye mintaadat
1-re



3.19. ábra. Az általánosított Hough transzformációs módszer eredménye mintaadat
2-re



3.20. ábra. Az általánosított Hough transzformációs módszer eredménye mintaadat
3-ra

4. fejezet

Implementáció

Az előzőekben ismertetett módszereket és a pontfelhő feldarabolását már a korábbiakban is említett, Cserép és társai által a publikációjuk [16] kapcsán létrehozott keretrendszer részeként implementáltam. Ez a keretrendszer biztosítja a pontfelhők beolvasását, mentését, a különböző módszerek futtatását és gondoskodik a feldolgozás lépéseinek nyomon követéséről.

Teljesítménybeli megfontolások és a keretrendszerrel való könnyű integrálás miatt az implementálás C++ nyelven történt. A pontfelhők 3 dimenziós kezelése a PCL library [25] segítségével történt, a 2 dimenzióban felhasznált algoritmusokat, adatszerkezeteket pedig az OpenCV library [26] biztosította.

A korábbiakban bemutatott módszerek futtatásához az *algorithm* paraméterben szükséges megadni a kiválasztott módszert: a kontúrkereséses módszer használatához a *FragmentationThresholdContour*, a Hough transzformációs módszer használatához a *FragmentationCannyHough*, az általánosított Hough transzformációs módszer használatához pedig a *FragmentationGeneralizedHough* kulcsszót szükséges megadni. Ezenfelül az *angle* paraméter megadásával szabályozható a pálya megengedett maximális kanyarulata, ez a paraméter opcionális, alapértelmezett értéke 10° .

Egy példa a lehetséges parancsra:

```
railroad --input cloud.laz --algorithm FragmentationCannyHough --angle 10
```

4.1. A kód elérhetősége

A program forráskódja a diplomamunka csatolmányaként érhető el, emellett nyílt forráskódú projektként online is elérhető a <https://github.com/mcserep/railroad> linken.

5. fejezet

Eredmények

Az előbbiekben bemutatott módszerek mindegyike lefuttatásra került az összes mintaadatra. Ezeket az eredményeket mutatom be az alábbi fejezetben, mintaadatonként csoportosítva, hogy az egyes módszerek eredményei könnyen összehasonlíthatóak legyenek.

A tesztek futtatása egy Intel Core i5-4200M (2.5GHz) processzorral és 8 GB memóriával rendelkező, Ubuntu 18.04 LTS operációs rendszert futtató számítógépen történt.

A maximális megengedett pályakanyarulat értéke 10° volt, ezzel az értékkel a keretrendszerben korábban megvalósított módszerek már megfelelően tudnak dolgozni.

5.1. Teszteredmények

Az egyes módszerek adott mintaadatra vonatkozó futási ideje a 5.1 táblázatban található, az általuk megállapított vágási pontok egy-egy egyenessel kerültek jelölésre az ábrákon. Ezeken felül az alkalmazott 10° -os maximális pályakanyarulat manuálisan megállapított helyei is jelölésre kerültek, a módszerek pontosságának megítéléséhez.

	Alkalmazott módszer		
	Kontúrkeresés	Hough transzformáció	Ált. Hough tr.
Mintaadat 1	24s	24s	23s
Mintaadat 2	2m52s	2m56s	3m11s
Mintaadat 3	9m10s	8m59s	13m7s

5.1. táblázat. Az egyes módszerek futási idejei

5.1.1. Mintaadat 1

Az első, egy egyenes vasúti pályaszakaszt tartalmazó pontfelhő esetében a cél az volt, hogy a módszerek ebben ne találjanak kanyarulatot. Ez látható a 5.1 ábrán is: egyik módszer sem jelölt meg vágási pontot.

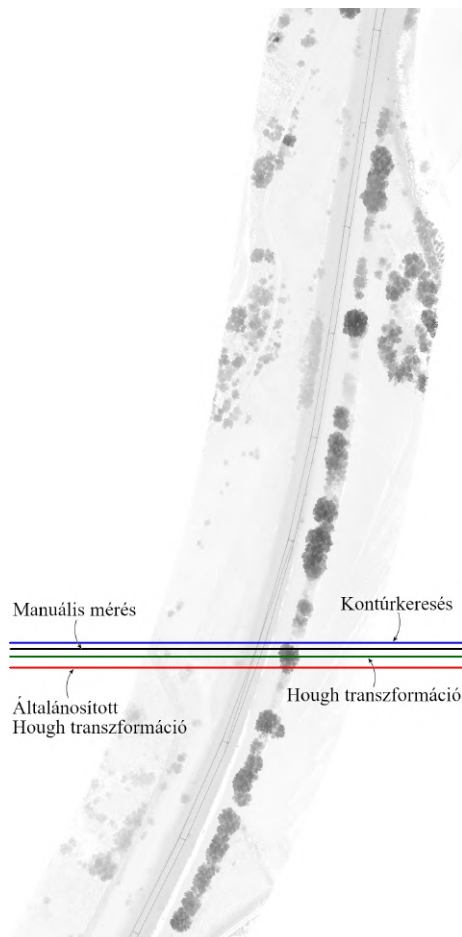


5.1. ábra. A pályakanyarulat felismerésének eredménye mintaadat 1-re

5.1.2. Mintaadat 2

A második, egy enyhén ívelő vasúti pályaszakaszt tartalmazó pontfelhő esetében a cél az volt, hogy a módszerek ebben egy vágási pontot találjanak. Ezt mindegyik módszer teljesítette, az eredmények a 5.2 ábrán láthatóak.

A manuális szögmérés eredményéhez a kontúrkereséses és a Hough transzformációs módszerek eredményei voltak a legközelebb, de az általánosított Hough transzformációs módszer eredménye sem volt túl messze tőle. Összességében elmondható, hogy mindegyik módszer megfelelő pontossággal azonosította a vágási pontot.



5.2. ábra. A pályakanyarulat felismerésének eredménye mintaadat 2-re

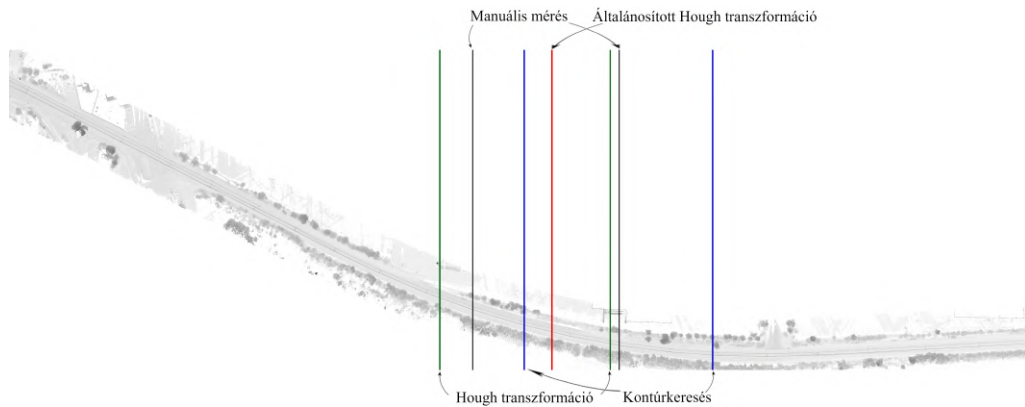
5.1.3. Mintaadat 3

A harmadik, szintén egy íves vasúti pályaszakaszt tartalmazó pontfelhő esetében a cél az volt, hogy az módszerek ebben két vágási pontot találjanak. Ezt nem mindegyik módszer teljesítette, az eredmények a 5.3 ábrán láthatóak.

A Hough transzformációs módszer sikeresen azonosított két vágási pontot, jól megközelítette a manuális szögmérés eredményét. Ezután következik a kontúrkereséses módszer, ami szintén talált két vágási pontot. Bár némileg távolabb került a manuális szögmérés eredményétől, de az általa felismert részekben nem jelentősen lépi túl a kitűzött maximális pályakanyarulatot. Ebben a mintaadatban a leggyengébb-

ben az általánosított Hough transzformációs módszer teljesített, ez csak egy vágási pontot ismert fel, így nagyobb mértékben átlépi a maximális pályakanyarulatot.

Az erre a mintaadatra előforduló pontatlanságok valószínűleg abból is adódnak, hogy ez a pontfelhő némileg bonyolultabb felépítésű, nem teljes mértékben városon kívüli pályaszakaszt tartalmaz.



5.3. ábra. A pályakanyarulat felismerésének eredménye mintaadat 3-ra

A pontosságot és a futási időket is figyelembe véve a Hough transzformációs módszer bizonyult a legjobbnak.

6. fejezet

Összegzés

A diplomamunkám célja egy olyan hatékony és robusztus módszer kifejlesztése volt, amely képes egy 3D-s LiDAR pontfelhőben egymást követő egyenes vagy egyenesnek tekinthető városon kívüli vasúti pályaszakaszokat felismerni, majd ezek alapján a pontfelhőt fragmentálni.

Enne kapcsán három módszert is bemutattam: az egyik algoritmus a kontúrkeresésen, a másik a Hough transzformáción, a harmadik pedig az általánosított Hough transzformáción alapult. Az említett módszerek három pontfelhőn is kipróbálásra kerültek, ami alapján a Hough transzformációt alkalmazó módszer bizonyult a legpontosabbnak, emellett a futási ideje is a többi módszeréhez hasonló, sőt bizonyos esetekben még jobb is volt.

A diplomamunkában bemutatott módszerek lehetővé teszik a vasúti pálya fragmentálását, ami egyszerűsíti a pontfelhőn történő további detektálásokat azáltal, hogy a feldolgozás alatt így már feltehető a vizsgált pályaszakasz egyenessége.

6.1. További fejlesztési lehetőségek

Mint az már korábban is említésre került, a keretrendszer némi átalakításával, a pontfelhő fragmentációjával lehetőség lenne a magas szintű párhuzamosításra. Ez egyes, a keretrendszerben implementált egyéb módszerek esetében számottevő futási idő javulást tenne lehetővé. Ezzel kapcsolatban még megfontolandó lenne, hogy a jelenlegi implementáció ne csak abban az esetben darabolja fel a pontfelhőt, ha egy

bizonyos szöget átlép a pálya kanyarulata, hanem ezeken felül a hosszabb egyenes szakaszokat is szétdarabolja a párhuzamos futtatás érdekében.

Az implementált módszerek jelenleg a pontfelhő két dimenzióba vetített képe szerinti hosszabb oldala mentén darabolják fel a pontfelhőt. Ez nagyobb méretű, kanyargós vasúti pályáról készült pontfelhő esetében problémát okozhat, hiszen előfordulhat olyan eset, hogy egy ilyen vágás többször is érinti a pályát, ami hibás eredményekkel járhat. Módosítani lehetne a jelenlegi módszereket úgy, hogy azok ne egy egész sík mentén vágjanak, hanem a szükséges helyeken csak a pálya közvetlen környezetét vágják ki. Ez akár abban is tudná segíteni a feldarabolás után alkalmazott módszereket, hogy a feldarabolt részekben már nagy részben csak a pontfelhő közvetlen a vasúti pályához tartozó részei maradnának meg.

A fragmentálás nagyobb méretű pontfelhőkre való alkalmazása előtt szintén érdemes lenne megvizsgálni a keretrendszer jelenleg használt beolvasási módszerét. Ez most egyben olvassa be az egész pontfelhőt, ami nagy méretű pontfelhők esetében memóriahasználat szempontjából problémát okozhat. Ezt a beolvasást át lehetne alakítani úgy, hogy az ne olvassa be egyben az egész pontfelhőt, hanem csak részenként. De akár az is megoldást jelenthet, ha a pontfelhő nagyon sűrű részeiről nem is olvasna be minden pontot, hanem leskálázná (*downsampling*).

Irodalomjegyzék

- [1] UIC. *Rail transport in the world*. 2017. URL: <https://uic.org/support-activities/statistics/#Rail-transport-in-the-world>.
- [2] Ágh Csaba. “Vasúti pályák vizsgálatának korszerű módszerei”. *Műszaki Katonai Közlöny* 29.1 (2019. júl.), 219–230. ISSN: 2063-4986. URL: <http://journals.uni-nke.hu/index.php/mkk/issue/view/8>.
- [3] B. Lohani. *Principle of LiDAR*. URL: http://home.iitk.ac.in/~blohani/LiDAR_Tutorial/Principle%20of%20LiDAR.htm.
- [4] Anamaria Roman és Tudor Ursu. “Multispectral satellite imagery and airborne laser scanning techniques for the detection of archaeological vegetation marks”. 2016. dec., 141–152. old. ISBN: 978-606-543-787-6.
- [5] Jens Kremer és A. Grimm. “The RailMapper - A dedicated mobile LiDAR mapping system for railway networks”. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 39 (2012. júl.), 477–482. old. DOI: 10.5194/isprsarchives-XXXIX-B5-477-2012.
- [6] *3D Terrestrial Laser Scanner RIEGL VZ-4000*. URL: https://forschungsinfrastruktur.bmbwf.gv.at/en/fi/3d-terrestrial-laser-scanner-riegl-vz-4000_3715.
- [7] Andrea Cozza és B. Demoulin. “On the Modeling of Electric Railway Lines for the Assessment of Infrastructure Impact in Radiated Emission Tests of Rolling Stock”. *Electromagnetic Compatibility, IEEE Transactions on* 50 (2008. szept.), 566–576. old. DOI: 10.1109/TEM.2008.924387.

- [8] Bertrand Collin, Pierre Carreaud és Hervé Lançon. “High Efficiency Techniques for the Assessment of Railways Infrastructures and Buildings”. *Transportation Research Procedia* 14 (2016). Transport Research Arena TRA2016, 1865–1874. old. ISSN: 2352-1465. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.05.153>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352146516301545>.
- [9] A. Soni, S. Robson és B. Gleeson. “Extracting Rail Track Geometry from Static Terrestrial Laser Scans for Monitoring Purposes”. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* XL-5 (2014), 553–557. old. DOI: 10.5194/isprsarchives-XL-5-553-2014. URL: <https://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-inf-sci.net/XL-5/553/2014/>.
- [10] M Neubert és tsai. “Extraction of railroad objects from very high resolution helicopter-borne lidar and ortho-image data.” *ISPRS Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci* 38 (2008), 25–30. old.
- [11] Reinhard Beger és tsai. “Data fusion of extremely high resolution aerial imagery and LiDAR data for automated railroad centre line reconstruction”. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 66.6, Supplement (2011). Advances in LIDAR Data Processing and Applications, S40–S51. ISSN: 0924-2716. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.09.012>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924271611001092>.
- [12] Lingli Zhu és Juha Hyyppä. “The Use of Airborne and Mobile Laser Scanning for Modeling Railway Environments in 3D”. *Remote Sensing* 6.4 (2014), 3075–3100. old. ISSN: 2072-4292. DOI: 10.3390/rs6043075. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/6/4/3075>.
- [13] Mostafa Arastounia. “Automated Recognition of Railroad Infrastructure in Rural Areas from LIDAR Data”. *Remote Sensing* 7.11 (2015), 14916–14938. old. ISSN: 2072-4292. DOI: 10.3390/rs71114916. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/7/11/14916>.

- [14] Mostafa Arastounia és Sander Oude Elberink. “Application of Template Matching for Improving Classification of Urban Railroad Point Clouds”. *Sensors* 16.12 (2016). ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s16122112. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/16/12/2112>.
- [15] Mostafa Arastounia. “An Enhanced Algorithm for Concurrent Recognition of Rail Tracks and Power Cables from Terrestrial and Airborne LiDAR Point Clouds”. *Infrastructures* 2.2 (2017). ISSN: 2412-3811. DOI: 10.3390/infrastructures2020008. URL: <https://www.mdpi.com/2412-3811/2/2/8>.
- [16] Máté Cserép, Péter Hudoba és Zoltán Vincellér. “Robust Railroad Cable Detection in Rural Areas from MLS Point Clouds”. *Free and Open Source Software for Geospatial (FOSS4G) Conference Proceedings* 18.2 (2018). DOI: <https://doi.org/10.7275/z46z-xh51>. URL: <https://www.mdpi.com/2412-3811/2/2/8>.
- [17] Yidong Lou és tsai. “A Fast Algorithm for Rail Extraction Using Mobile Laser Scanning Data”. *Remote Sensing* 10.12 (2018). ISSN: 2072-4292. DOI: 10.3390/rs10121998. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/10/12/1998>.
- [18] *Riegl VMX-450*. URL: http://www.riegl.com/uploads/tx_pxpriegldownloads/DataSheet_VMX-450_2015-03-19.pdf.
- [19] Nobuyuki Otsu. “A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms”. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9.1 (1979), 62–66. old. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [20] Satoshi Suzuki és Keiichi Abe. “Topological structural analysis of digitized binary images by border following”. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 30.1 (1985), 32–46. old. ISSN: 0734-189X. DOI: [https://doi.org/10.1016/0734-189X\(85\)90016-7](https://doi.org/10.1016/0734-189X(85)90016-7). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0734189X85900167>.
- [21] John Canny. “A Computational Approach to Edge Detection”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* PAMI-8.6 (1986), 679–698. old. DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.

- [22] Richard O. Duda és Peter E. Hart. “Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures”. *Commun. ACM* 15.1 (1972. jan.), 11–15. ISSN: 0001-0782. DOI: 10.1145/361237.361242. URL: <https://doi.org/10.1145/361237.361242>.
- [23] J. Matas, C. Galambos és J. Kittler. “Robust Detection of Lines Using the Progressive Probabilistic Hough Transform”. *Computer Vision and Image Understanding* 78.1 (2000), 119–137. old. ISSN: 1077-3142. DOI: <https://doi.org/10.1006/cviu.1999.0831>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1077314299908317>.
- [24] D.H. Ballard. “Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes”. *Pattern Recognition* 13.2 (1981), 111–122. old. ISSN: 0031-3203. DOI: [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(81\)90009-1](https://doi.org/10.1016/0031-3203(81)90009-1). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0031320381900091>.
- [25] Radu Bogdan Rusu és Steve Cousins. “3D is here: Point Cloud Library (PCL)”. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Shanghai, China, 2011.
- [26] G. Bradski. “The OpenCV Library”. *Dr. Dobb’s Journal of Software Tools* (2000).

Ábrák jegyzéke

1.1. LiDAR működési elve	4
1.2. Légi lézerszkennelés	5
1.3. Mobil lézerszkennelés vasúttal	6
1.4. Földi lézerszkennelés	7
1.5. Vasúti pálya részei	7
2.1. Az adatgyűjtést végző szerelvény	19
2.2. Riegl VMX-450 mobil lézerszkennelő rendszer	20
2.3. A Szabadszállás - Kiskőrös közötti vasúti szakasz térképen	20
2.4. Az első mintaadat: egyenes szakasz	21
2.5. A második mintaadat: ívelt szakasz 1	21
2.6. A Szentgotthárd környéki vasúti szakasz térképen	22
2.7. A harmadik mintaadat: ívelt szakasz 2	22
3.1. A program folyamatábrája	23
3.2. Mintaadat 1 projekciója	25
3.3. Mintaadat 2 projekciója	25
3.4. Mintaadat 3 projekciója	26
3.5. A két kipróbált növényzet filterezési módszer eredményei mintaadat 1 esetében	27
3.6. A két kipróbált növényzet filterezési módszer eredményei mintaadat 2 esetében	28
3.7. A két kipróbált növényzet filterezési módszer eredményei mintaadat 3 esetében	28
3.8. A fragmentálás folyamatábrája	29
3.9. A kontúrkereséses módszer folyamatábrája	32
3.10. A kontúrkereséses módszer futása mintaadat 1-re	33

3.11. A kontúrkereséses módszer futása mintaadat 2-re	33
3.12. A kontúrkereséses módszer futása mintaadat 3-ra	34
3.13. A Hough transzformációs módszer folyamatábrája	36
3.14. A Hough transzformációs módszer futása mintaadat 1-re	36
3.15. A Hough transzformációs módszer futása mintaadat 2-re	37
3.16. A Hough transzformációs módszer futása mintaadat 3-ra	37
3.17. Az általánosított Hough transzformációs módszer folyamatábrája . .	38
3.18. Az általánosított Hough transzformációs módszer eredménye minta- adat 1-re	39
3.19. Az általánosított Hough transzformációs módszer eredménye minta- adat 2-re	39
3.20. Az általánosított Hough transzformációs módszer eredménye minta- adat 3-ra	40
5.1. A pályakanyarulat felismerésének eredménye mintaadat 1-re	44
5.2. A pályakanyarulat felismerésének eredménye mintaadat 2-re	45
5.3. A pályakanyarulat felismerésének eredménye mintaadat 3-ra	46

Táblázatok jegyzéke

3.1. A pontfelhőben és a 2D-s projekcióban található pontok számának összehasonlítása	24
3.2. A két kipróbált növényzet filterezési módszer futási idejei	27
5.1. Az egyes módszerek futási idejei	44