



M Ű E G Y E T E M 1 7 8 2

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem
Villamosmérnöki és Informatikai Kar
Automatizálási és Alkalmazott Informatikai Tanszék

Günter Dalma Mária

**FELHŐBORÍTOTTSÁG BECSLÉSE
KÉPFELDOLGOZÁS
SEGÍTSÉGÉVEL NAPELEM
TERMELÉSBECSLÉS
TÁMOGATÁSÁRA**

TUDOMÁNYOS DIÁKKÖRI KONFERENCIA

KONZULENS

Barancsuk Lilla

Oláhné Dr. Groma Veronika

BUDAPEST, 2022

Tartalomjegyzék

Rövidítések	3
Összefoglaló	4
Abstract.....	5
1 Bevezetés	6
1.1 Felhőborítottság	8
1.2 Termelésbecslés	8
2 Felhőzöttség becslés	10
2.1 Szegmentálás alapú algoritmusok.....	10
2.1.1 Vörös-kék különbség	10
2.1.2 Vörös-kék arány.....	10
2.1.3 Fehérségdetektor.....	11
2.1.4 Fehérségdetektor átlagos intenzitással.....	11
2.2 Referencia adatbázis	12
2.3 Küszöbértékek optimalizálása	13
2.4 Kontúr alkalmazása (<i>contour</i>).....	20
2.5 Algoritmusok értékelése	24
2.5.1 További lehetőségek	28
3 Napelemek termelésének becslése globálsugárzás adatokon keresztül	30
3.1 Felhőborítottság és globálsugárzás kapcsolatának vizsgálata	30
3.2 Globálsugárzás adatok értékelése	34
4 Összefoglalás.....	36
4.1 Eredmények értékelése	36
4.2 Kitekintés	37
5 Köszönetnyilvánítás	38
6 Hivatkozások	39
7 Függelék.....	42
7.1 Algoritmusok középérték és szórás diagramjai	42
7.2 Algoritmusok <i>contour</i> -ral mutatott eredményei	49
7.3 Algoritmusok általános thresholddal mutatott eredményei	52

Rövidítések

Az alábbi táblázatban feltüntetem a dolgozatomban előforduló rövidítéseket, feloldásaikkal együtt.

Rövidítés	Rövidítés feloldása
KFKI	Központi Fizikai Kutatóintézet, Csillebérc
EK	Energiatudományi Kutatóközpont
RBD	Red-Blue Difference (Vörös-kék különbség) algoritmus
RBR	Red-Blue Ratio (Vörös-kék arány) algoritmus
WD	Whiteness Detector (Fehérségdetektor) algoritmus
WDAI	Whiteness Detector with Average Intensity (Fehérségdetektor átlagos intenzitással) algoritmus
RBD-C	Kontúrral kiegészített Red-Blue Difference algoritmus
RBR-C	Kontúrral kiegészített Red-Blue Ratio algoritmus
WD-C	Kontúrral kiegészített Whiteness Detector algoritmus
WDAI-C	Kontúrral kiegészített Whiteness Detector with Average Intensity algoritmus
REC	Recall – helyesen detektált felhőpixelek aránya
ACC	Accuracy – helyesen detektált képpixelek aránya
CL_COV	Felhőborítottság aránya a saját algoritmussal detektált képen
CL_COV_REF	Felhőborítottság aránya a referenciaképen
I	Intenzitás
c vagy threshold	Küszöbérték
clear	Tiszta égbolt kamerakép
cloudy	Teljesen vagy majdnem teljesen felhős égbolt kamerakép
partially cloudy vagy partCl	Félig felhős égbolt kamerakép
contour	Felhődetektálás során alkalmazott saját, kiegészítő eljárás
G	A normált sugárzás érték
G _m	Mért globálsugárzás érték [W/m ²]
G _{cs}	Clear sky globálsugárzás érték [W/m ²]
TP	Valódi pozitív
FP	Hamis pozitív
TN	Valódi negatív
FN	Hamis negatív

Összefoglaló

Magyarországon egyre elterjedtebbek az időjárásfüggő megújuló energiatermelők (elsősorban a fotovillamos rendszerek), melyek változékony teljesítményleadása nagyban megnehezíti a villamosenergia szolgáltatók számára a szolgáltatásminőség megfelelő szinten tartását, a szabványokban megjelölt határértékek megsértésének elkerülését.

A szolgáltatásminőség biztosításához mára elengedhetlenné vált a fotovillamos rendszerek teljesítményleadásának pontos előrejelzése. A napelemek termelésének szempontjából a legfontosabb időjárási esemény a felhőzet változása, amely ultrarövid távon nagy megbízhatósággal előre jelezhető égboltkamera-felvételek alapján.

Az Energiatudományi Kutatóközpont Környezetfizikai Laboratórium „Felhőátvonulások hatása az elosztóhálózatok feszültségminőségére” c. kutatási témájának egyik célja a napelemek termelésének ultrarövidtávú előrejelzése égboltkamera-felvételek alapján. A projekt keretében olyan szoftveres keretrendszert hoztunk létre, amely képes a felhőborítottság és felhőzetparaméterek automatikus detektálására.

A termelést meghatározó globálsugárzás felhőborítottság alapú becslésére a szakirodalom számos szegmentálást alkalmazó képfeldolgozási módszert javasol. Ezek az eljárások azonban gyakran pontatlanok, mert azt feltételezik, hogy a felhőzet növekedése minden esetben a globálsugárzás csökkenésével jár, azonban léteznek olyan időjárási helyzetek, amely során a felhőzet a nap sugárzásának visszatükrözésével növeli a termelést.

Dolgozatomban többféle, szegmentálás alapú képfeldolgozási módszert használok a globálsugárzás becslésére. Az így kapott eredmények alapján megállapítom, hogy a globálsugárzás nincs lineáris kapcsolatban a felhőborítottsággal, ezért a felhőzet reflexiójának következtében előforduló többletreflexió detektálása elengedhetetlen a globálsugárzás pontos becsléséhez. Az algoritmusokat C++ nyelven, OpenCV könyvtár felhasználásával valósítottam meg.

Vizsgálataimhoz a kutatási projekt keretében kihelyezett széles látókörű, nagy felbontású égboltkamera felvételeit, valamint a kamera mellé telepített napelemek és kapcsolódó időjárás-monitoring rendszer által szolgáltatott adatokat használtam.

A felhőborítottság és a globálsugárzás becslésének pontosságát referencia adatokkal történő összehasonlítás segítségével változatos időjárási scenáriókra numerikusan értékeltem.

Abstract

Renewable energy sources (primarily photovoltaic systems in Hungary) are susceptible to fluctuating weather patterns. They rely on climate-related factors such as sunlight, and this has implications for the reliability and performance of the energy system. As these resources are becoming more and more common in Hungary, it makes maintaining service quality (e.g., avoiding the violation of voltage limits) very difficult for electricity provider companies.

Accurate forecasting of the production of photovoltaic systems has now become essential to ensure service quality. From the point of the production of solar panels, the most important weather event is the change in cloud cover, which can be predicted with high reliability in the ultra-short term by processing images taken by an all-sky camera system.

The main goal of the research project "The Effect of Cloud Movements on the Voltage Quality of Distribution Networks" at the Environmental Physics Department of the Centre for Energy Research is to forecast the production of solar panels in ultra-short term using sky camera images. As part of the project, we created a software framework capable of automatically detecting cloud coverage and other cloud parameters.

In the literature, several segmentation-based image processing methods are proposed to estimate global irradiation based on cloud coverage. However, these approaches often yield inaccurate results, since they assume that an increase in cloud cover always results in a decrease in global irradiation. Yet, in some cases cloud cover increases production by reflecting the sun's radiation.

In my thesis, I analysed different segmentation-based image processing methods to estimate global irradiation. Based on my analysis, I conclude, that global irradiation cannot be estimated solely based on cloud coverage, and scattered irradiation from cloud reflection must be separately detected for a more precise radiation estimation. I implemented the algorithms in C++ using the OpenCV library.

For my investigations, I used the images of a wide angle, high-resolution sky camera installed as part of the research project, as well as data provided by solar panels and the related weather monitoring system installed next to the camera.

I numerically validated the accuracy of cloud cover and global irradiation estimation for various weather scenarios against reference data.

1 Bevezetés

Az időjárásfüggő megújuló energiatermelők már Magyarországon is egyre elterjedtebbek (elsősorban a fotovillamos rendszerek), melyek villamosenergia-hálózatba történő betermelése jelentős mértékű [1]. A napelemek, változékony termelésleadásuk miatt erősen befolyásolják az elosztóhálózatok feszültségminőségét, ezért az elosztóhálózati engedélyeseknek tartaniuk kell bizonyos határértékeket a hálózatba betermelt villamosenergia tekintetében.

A változékony teljesítményleadás nagyban megnehezíti a szolgáltatásminőség megfelelő szinten tartását, a szabványokban (MSZ EN 50160 [2]) és a Garantált Szolgáltatások [3] körében megjelölt határértékek megsértésének elkerülését. Jelentős napelempenetráció esetén az időjárás számottevően befolyásolja az elosztóhálózatok feszültségét. A napelemes rendszerek szempontjából a legfontosabb időjárási esemény a felhőzet változása, amely rövidtávú előrejelzésére többféle módszer található az irodalomban, legelterjedtebbek a műholdképek alapján történő képfeldolgozás-alapú mozgásdetektáló eljárások [4], illetve numerikus módszerek [5].

Az Energiatudományi Kutatóközpont Környezetfizikai Laboratóriuma a „Felhőátvonulások hatása az elosztóhálózatok feszültségminőségére” c. kutatási témájának egyik célja a napelemek termelésének ultrarövidtávú előrejelzése égboltkamera képeken detektált felhőmozgások alapján.

Ehhez felhasználhatók a telephely 29-es épületén telepített napelemekből és a kapcsolódó időjárás-monitoring rendszerből származó adatok. Az adatok felhasználásával következtethetünk arra, hogy a villamosenergia-rendszerben különböző mennyiségben telepített eszközök mennyire érzékenyek az égbolt felhőzöttségére.

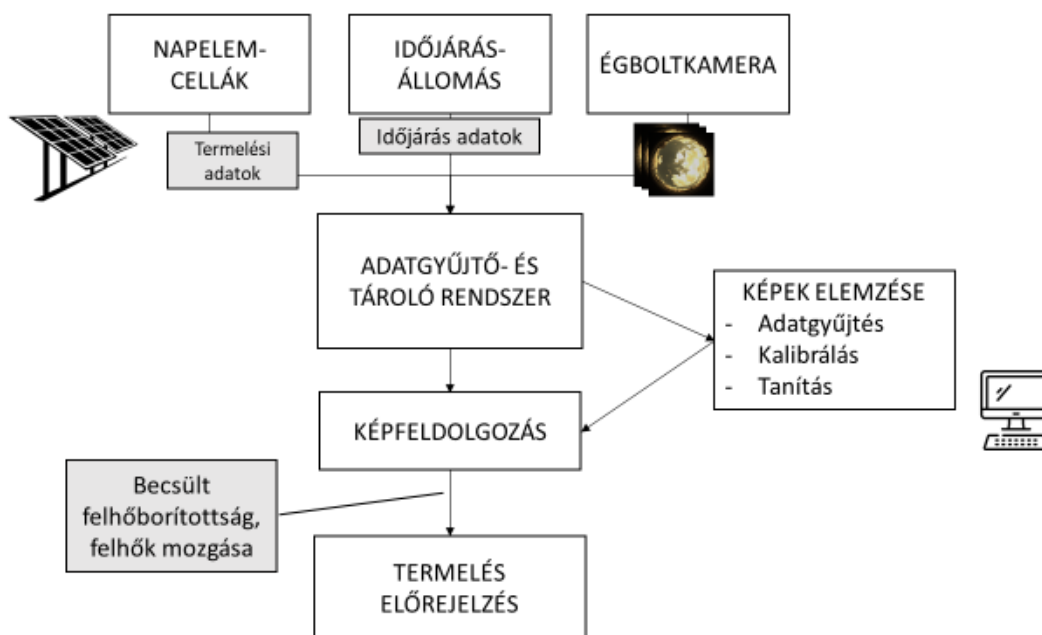


1.1. ábra: Starlight Xpress Oculus típusú égbolt kamera az EK telephelyén. Háttérben a napelempark.

A monitoring rendszer része egy, az Energiatudományi Kutatóközpont (EK) telephelyén a 2021-es év során telepített, Starlight Xpress Oculus típusú égbolt kamera, amely nagyfelbontású 180°-os látószögű színes képek készítésére alkalmas. A kamera vezérléséhez elkészült egy saját fejlesztésű szoftver, amely a C# nyelvű kameravezérlő könyvtárra épül (SxDotNet). A szoftver illeszkedik az adatfeldolgozás széleskörű egyedi igényeihez, ugyanis a felhőparaméterek (mint felhőborítottság, felhőtípus, fényáteresztőképesség, felhőmozgás iránya, sebessége) sikeres meghatározáshoz a rendelkezésre álló szakirodalmi numerikus módszertanok alapján [6, 7] szükséges a fényképezés gyakoriságának és exponálási idejének rugalmas kezelhetősége. A saját fejlesztésű szoftver képes előre beállított gyakorisággal (pl. percenként) automatikusan felvételt készíteni.

A kamera a megfigyelési helyre (KFKI Telephely, 29-es épület teteje) kihelyezése (2021. 11. 05.) óta folyamatos üzemben van.

Az időjárás-monitoring rendszer által rögzített időjárási adatok, égbolt képek, illetve az utóbbiból képfeldolgozással kapott felhőinformációk összeköthetők a napelemek által leadott teljesítmény mért értékeivel. A TDK munkám célja, hogy a kamera által készített égboltképek alapján a képfeldolgozási módszertan segítségével megbecsüljem az égbolt felhőzöttségét, illetve, hogy ez alapján következtsek a globálsugárzás mértékére és a napelemek termelésére.



1.2. ábra: A felhőkamera-rendszer blokkvázlata.

Az 1.2. ábra látható az EK által létrehozott rendszer blokkvázlata. A napelemcellák termelési adatait, az időjárás állomás adatait és az égboltkamera képeit egy adatgyűjtő- és tároló rendszerben tartjuk nyilván. A projekt célja, hogy a képek és adatok különböző eljárásokkal történő feldolgozását követően a napelemek termelése ultrarövidtávon (1-10 perc) előrejelezhető legyen.

1.1 Felhőborítottság

A napelemek termelését meghatározó globálsugárzás és az égbolt felhőborítottsága szoros kapcsolatban áll egymással.

Dolgozatomban többféle, szegmentálás alapú képfeldolgozási módszert használok az égbolt felhőzettségének becslésére. Az algoritmusokat referenciaadatbázissal történő összehasonlítás segítségével, változatos időjárású scenáriókra numerikusan értékeltem, és elemeztem becslési pontosságukat optimális paraméter- és határérték beállítások mellett.

Vizsgálataimhoz a kutatási projekt keretében kihelyezett széles látókörű, nagy felbontású égboltkamera felvételeit használtam.

1.2 Termelésbecslés

A szakirodalomban fellelhető, az égbolt felhőzettségén alapuló globálsugárzás értékek becslésére használt eljárások gyakran pontatlanok, mert azt feltételezik, hogy a felhőzet

növekedése minden esetben a globálsugárzás csökkenésével jár, azonban léteznek olyan időjárási helyzetek, amely során a felhőzet a nap sugárzásának visszatükrözésével növeli a termelést.

Dolgozatomban feltárom, hogy a jelenség miatt nem lehetséges a lineáris kapcsolat megállapítása a termelés és a felhőborítottság között, ezért további vizsgálódások szükségesek ennek a jelenségnek az azonosítására és a becslés pontosítására.

A globálsugárzás adatok becslésére a kamera mellé telepített napelemek és kapcsolódó időjárás-monitoring rendszer által szolgáltatott adatokat használtam.

2 Felhőzöttség becslés

A szakirodalom számos módszert javasol különböző objektumok algoritmikus felismerésére, a hagyományos, szegmentálás alapú eljárásoktól egészen a különböző deep learning alapú megoldásokig. A lehetőségek mérlegelése után úgy döntöttem, hogy a projekt keretein belül szegmentálás alapú módszerekkel valósítom meg a felhődetektálást, melyek számos előnnyel rendelkeznek. Egyszerűen megvalósíthatóak, alacsony az erőforrásigényük (főleg a neurális hálókhoz képest), emiatt gyorsak. Valós idejű feldolgozó pipeline-ba illeszthetőek, illetve ugyancsak emiatt korlátos-erőforrású rendszerekbe is integrálhatók. A szakirodalom alapján jó pontosságot érnek el [8]. Az algoritmusok kizárólag fotometrikus (színes képi) információkat használnak. Az algoritmusokat az OpenCV könyvtár segítségével valósítottam meg, C++ nyelvi környezetben [9].

2.1 Szegmentálás alapú algoritmusok

Az égbolt felhőzöttsége és a termelésre közvetlenül kihatással lévő globálsugárzás adatok közötti kapcsolat feltárásához elengedhetetlen a minél pontosabb és robusztusabb felhőzöttségbecslés. A Fizikai Szemle folyóiratban bemutatott 4 algoritmust implementáltam és hasonlítottam össze pontosság szempontjából [10]. Munkálataim során kifejlesztettem egy új módszert, melynek alkalmazásával az algoritmusok jóval pontosabban teljesítenek.

2.1.1 Vörös-kék különbség

Az első algoritmus, melyet implementáltam a Vörös-kék különbség (Red-Blue Difference – RBD) volt. Az algoritmus esetén a vizsgált képet először színcsatornára bontottam, majd kivontam a vörös színcsatornából a kéket. Az így kapott eredményt egy optimálisan beállított küszöbértékhez hasonlítottam. Adott képpontot akkor tekintettem tiszta égboltnak, ha a két intenzitás különbsége kisebbnek bizonyult, mint a threshold érték, egyébként felhőként detektáltam:

$$I_R - I_B < c_{RBD}.$$

2.1.2 Vörös-kék arány

A Vörös-kék arány (Red-Blue Ratio) algoritmus esetén a felhőkameraképet először színcsatornára bontottam, majd a vörös és kék csatornákat elosztottam egymással. Egy

megfelelő küszöbértéket alkalmazva, az algoritmus eldöntötte az aránykép pixeleiről, hogy mely tartozik felhőhöz és mely égbolthoz:

$$\frac{I_R}{I_B} < C_{RBD}.$$

A tiszta égbolt tipikusan kék, míg a felhők fehérek/szürkék, így a küszöbérték ennek megfelelően került optimalizálásra.

2.1.3 Fehérségedetektor

A Fehérségedetektor (Whiteness Detector) esetén mindhárom színintenzitást használtam. Két arányképet állítottam elő, egyet a vörös és a kék, egyet pedig a zöld és a kék intenzitások egymással történő elosztásával. Az előállt arányképek értékeit 1-ből kivontam, majd adott küszöbértékhez hasonlítottam őket pixelenként:

$$1 - \frac{I_R}{I_B} < C_W \text{ és } 1 - \frac{I_R}{I_G} < C_W .$$

Az algoritmus a szürke/fehér képpontokat tekinti felhősnek, a többi rész pedig a tiszta égboltot jelenti. Itt szintén egy optimalizálandó küszöbértékhez hasonlítottam a pixeleket.

2.1.4 Fehérségedetektor átlagos intenzitással

A következő, általam kipróbált algoritmus a Fehérségedetektor átlagos intenzitással (Whiteness Detector with Average Intensity), mely a Fehérségedetektor egyik változata. Az előző algoritmusoktól eltérően, itt nem ugyanazt a küszöbértéket használtam minden egyes pixelre, hanem létrehoztam egy threshold képet. A küszöbérték minden egyes képpontra más, az értéket az algoritmus a képpont környezetének mediánszűrt intenzitásától teszi függővé. Először a színcsatornákat mediánszűrtem, majd vettem az átlagukat:

$$I = \frac{I_R + I_G + I_B}{3} .$$

Ezt az értéket felhasználva, két paraméter optimális beállításával meghatároztam a küszöbértéket pixelenként, ezáltal threshold-képet kaptam:

$$c_I(I) = a_I I + b_I .$$

Az eredeti képet a threshold-képhez hasonlítom, így tudom eldönteni, hogy a detektálni kívánt képen felhő- vagy égboltpixelről van-e szó.

2.2 Referencia adatbázis

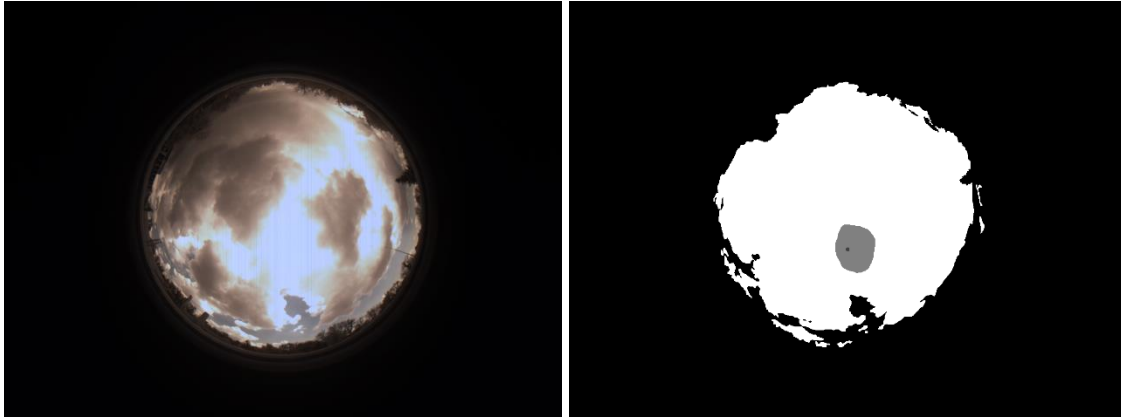
Az algoritmusokat egy több, mint 100 képből álló referencia adatbázison teszteltem. Az adatbázist a kutatócsoporttal állítottuk elő, a legkülönbébb időjárási állapotok képeit gyűjtöttük össze, melyen pixelenként jelöltük a felhővel borított területeket. A képeken sötétszürkével jelöltük a nap helyét, világos szürkével pedig a nap körüli, illetve a napfénytől becsillanó területeket, amelyek eltérő módon kezelendők, mint a kép többi része. Az égboltot, illetve a környezetet (fák, épületek) fekete színnel jelöltük.

A referenciaadatbázis készítése során számos problémával szembesültünk. Némelyik objektumról még emberi szemmel is nehéz volt eldönteni, hogy felhőhöz tartozik-e vagy valamely környezeti épületen, tárgyon csillan megtevesztően hasonló színben a fény, mint a felhők színe. Emellett gyakran előfordult, hogy a nap körüli fény felhözethez hasonló színe miatt, nem volt egyértelműen kivehető a felhő és az égbolt határa. Ez jelentősen meghatározhatja a referencia adatbázis pontosságát, ezért az eredményeket nem elég a referencia adatbázissal validálni, hanem a globálsugárzás-adatokkal is össze kell hasonlítani őket, hogy érdemi információt kapjunk a módszerek pontosságáról. A nap kitakarása is része a teljes kutatásnak, azonban dolgozatom erre nem terjed ki.

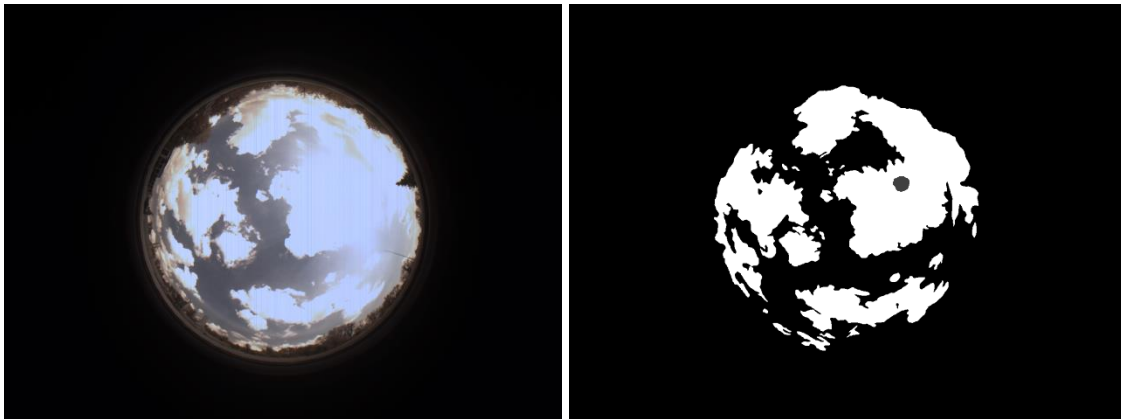
A felhőborítottság alapján a képeket három különböző kategóriába soroltuk. A felhőzetmentes vagy kevés, kisebb felhővel borított képeket a *clear* kategóriába soroltam. A félig felhős képeket *partially cloudy*-nak jelöltem. A teljesen vagy szinte teljesen felhővel borított égboltképeket pedig *cloudy*-ként hivatkozom a továbbiakban.



2.1. ábra: Tiszta égbolt (*clear*) kamerakép és az általunk készített referenciakép.



2.2. ábra: Teljesen felhős (cloudy) kamerakép és az általunk készített referenciakép.



2.3. ábra: Félig felhős (partially cloudy) kamerakép és az általunk készített referenciakép.

2.3 Küszöbértékek optimalizálása

A referenciaadatbázis felhasználásával – a korábban már ismertetett, emberi-hibafaktor mellett – meg lehet határozni az egyes algoritmusok teljesítőképességét a referenciaadatbázis egészére, illetve a különböző időjárási scenáriókra nézve is. Egy-egy algoritmus sikeressége nagyban függ az optimálishoz minél közelebbi paraméterérték beállításától.

Már a kezdeti lépések során egyértelműen látszott, hogy a nap és a nap körüli részek, felhőzethez hasonló színe megtévesztő lesz a színintenzitások vizsgálatán alapuló algoritmusoknak. A referenciaképeken jelöltük a napot és a nap körüli fényes, szinte fehér, becsillanó részeket, ezeket a területeket kimaszkoltuk szegmentálás előtt, így a nap által befolyásolt pixeleket többnyire nem vizsgálták, ez a dolgozatomban későbbiekben bemutatott képeken is látható lesz (pl. a napkorong feketével jelölt).

A projekt keretein belül kidolgozott szoftveres keretrendszer lehetőséget biztosított számomra, hogy az algoritmusaimat teszteljem különböző küszöbértékek mellett. Az optimális küszöbértékek beállítását első lépésben empirikus módszerekkel, az arányképek értékeinek

megvizsgálásával kezdtem. Algoritmusként meghatároztam egy tartományt, melyről azt sejtettem, hogy eleme lesz az optimális küszöbszám is. Ezt követően az algoritmusokat ezen tartomány küszöbértékeivel futtattam. A négy algoritmus közül három küszöbszámot alkalmazott, a WDAI esetében kellett két paramétert beállítani. A paramétereket is egy előzetesen meghatározott tartományon belül vizsgáltam.

Az algoritmusok pontosságát az osztályozásban használatos metrikák segítségével állapítottam meg. Definiáltam az Accuracy (Pontosság) és Recall mértékeket [11, 12]:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}, \text{ Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

ahol TP = valódi pozitív; FP = hamis pozitív; TN = valódi negatív; FN = hamis negatív.

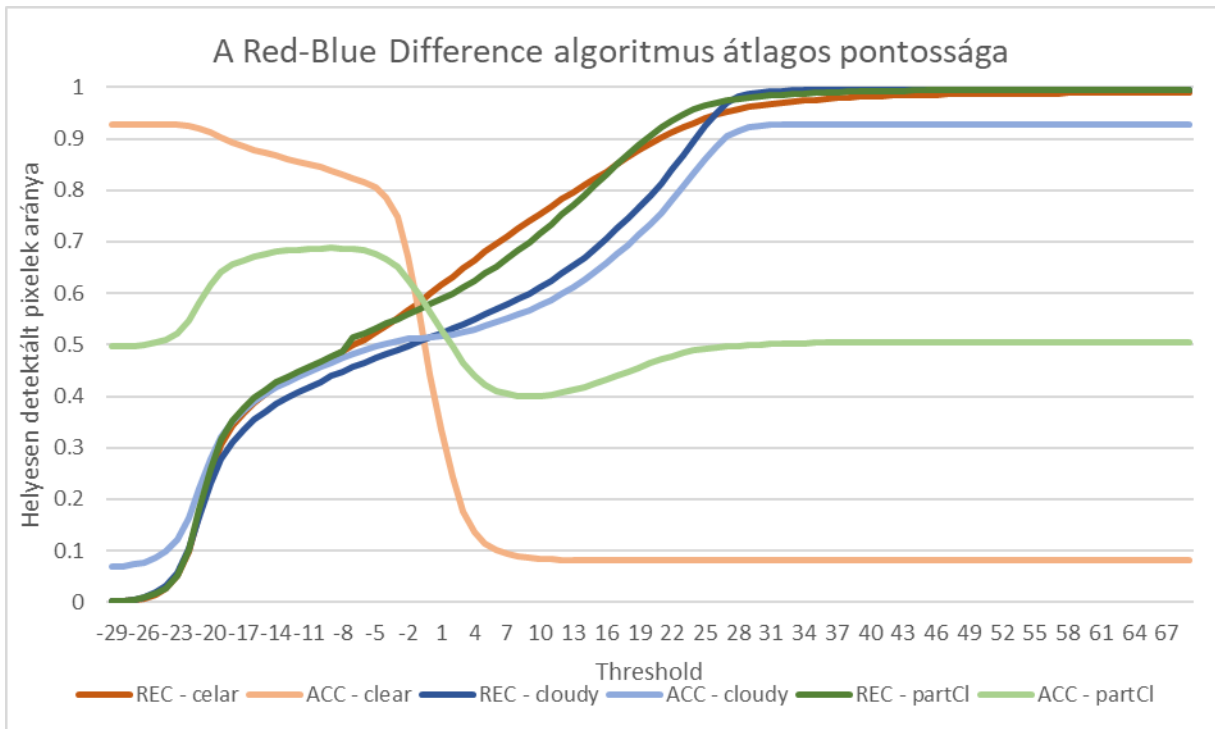
Az Accuracy (ACC) vagyis pontosság értéke meghatározza, hogy egy adott mérési halmaz mennyire áll közel a valódi értékéhez. Esetemben ez azt jelenti, hogy a képen a pixeleket milyen arányban detektálta helyesen az algoritmus az égbolt egészére nézve.

A Recall (REC) értéke meghatározza, hogy egy adott mintaterület mérési adatai mennyire állnak közel a valódi értékükhöz. Esetemben a recall értéke a képen helyesen detektált felhőpixelek arányát mutatja meg.

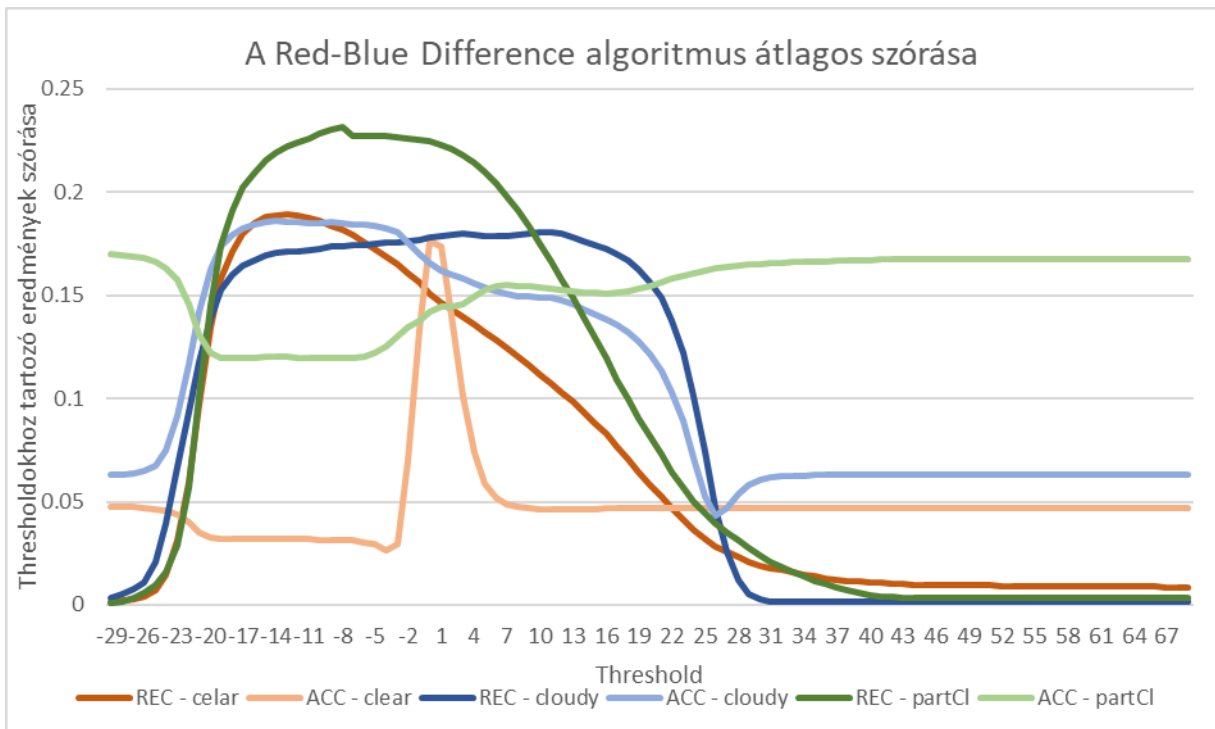
Ezeket a metrikákat minden referencia-adatbázisban található képre kiszámoltam több küszöbérték-beállítás mellett.

A 2.4. ábra grafikonján látható, hogy az RBD algoritmus, különböző küszöbértékek mellett, a különböző időjárési állapotokban milyen eredményekkel teljesít. Adott algoritmust, adott küszöbszám mellett a teljes referencia adatbázisra futtattam, majd az előállt eredményeket a képhalmazra átlagoltam, küszöbértékenként külön-külön. Így tudtam megállapítani egy-egy algoritmus általános teljesítőképességét a különböző paraméterértékek mellett. A diagramon időjárési szcenárióként olvasható le, hogy az algoritmus milyen eredménnyel teljesített a különböző küszöbértékek mellett. A sötétebb vonalakról az olvasható le, különböző threshold-ok mellett a felhőket milyen arányban detektálta helyesen az algoritmus (Recall). A világos vonalak mutatják a teljes képre vonatkoztatott, helyesen detektált pixelek arányát (Accuracy).

A 2.5. ábra grafikonján látható, RBD algoritmus esetében az egyes thresholdokhoz tartozó, referencia adatbázis alapján előállított eredmények szórása.



2.4. ábra: A grafikonról leolvasható az RBD algoritmus esetén, a különböző küszöbértékekhez tartozóan, időjárási kategóriánként a helyesen detektált felhőpixelnek és teljes kép pixelnek az eredményei.



2.5. ábra: A grafikonokról leolvashatóak az RBD algoritmus esetén a különböző küszöbértékek eredményeinek szórás értékei, amik a becslés pontosságának változékonyságát mutatják.

Az optimális küszöbérték, ahol az accuracy és recall értékek összege maximális. A legjobb beállítás megtalálásához elengedhetetlen mindkét metrika figyelembevétele, és közös

optimalizálása, mert külön-külön nem informatívak. Az algoritmus minél több pixelt detektált felhőnek, a recall annál jobb eredményt mutatott, még akkor is, ha a teljes tiszta égboltot (hibásan) felhőnek detektálta, ezért az érték önmagában félrevezető tudott lenni. Hasonlóan az accuracy érték nagy, tiszta égbolt mellett adhat megtévesztő eredményeket. A *clear* és a *partially cloudy* képek eredményei egyértelműen megmutatták azt a thresholdot, ahol az algoritmus a legpontosabban teljesített. A *cloudy* képek eredményei alapján nem lehetett a küszöbszámot meghatározni, ugyanis az égbolt magas arányú felhőzöttsége miatt, minél több pixelt detektált az algoritmus felhőnek, a recall és az accuracy is annál jobb eredményt mutattak, ami megtévesztőnek bizonyult a paraméterezés során. Ugyanakkor a *clear* és a *partially cloudy* képek alapján meghatározott küszöbérték a *cloudy* képeken is jól teljesített.

Az RBR, a WD és a WDAI esetében is előállítottam az RBD-hez hasonló grafikonokat, melyek a Függelék – 0 fejezetben megtekinthetőek. Az optimális thresholdok kiválasztása ezen algoritmusok esetében is ugyanazzal a módszerrel történt.

Az 2.1. táblázatban látható, hogy különböző időjárási helyzetekben az egyes algoritmusok milyen eredményeket mutatnak a választott threshold-ok mellett (például az RBD algoritmus, -1 threshold esetén, *clear* képeken 58%-ban detektálta helyesen a felhőpixeleket és 56%-ban a teljes égbolt pixeleit):

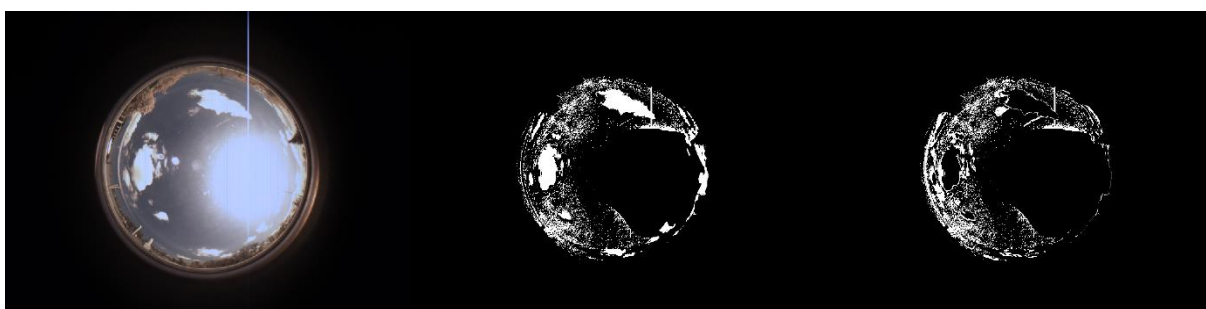
Type	Threshold	REC	ACC	REC	ACC
		középérték		szórás	
RBD					
<i>clear</i>	-1	0.5822	0.5595	0.1564	0.1336
<i>cloudy</i>	32	0.9933	0.9273	0.0017	0.0622
<i>partially cloudy</i>	0	0.578	0.5639	0.2246	0.142
RBR					
<i>clear</i>	0.884	0.4701	0.4927	0.1878	0.1862
<i>cloudy</i>	1.154	0.6456	0.6016	0.2014	0.1625
<i>partially cloudy</i>	0.914	0.4854	0.4945	0.2298	0.1431
WD					
<i>clear</i>	0.105	0.4241	0.4489	0.1918	0.191
<i>cloudy</i>	-0.2	0.6874	0.6384	0.2033	0.1619
<i>partially cloudy</i>	0.075	0.4482	0.453	0.2233	0.1371

WDAI						
	Param A	Param B				
<i>clear</i>	0.0005	0.0418	0.4391	0.4391	0.1789	0.1812
<i>cloudy</i>	0.0005	0.0395	0.2287	0.2492	0.1864	0.1904
<i>partially cloudy</i>	0.0005	0.0031	0.4263	0.427	0.2221	0.1421

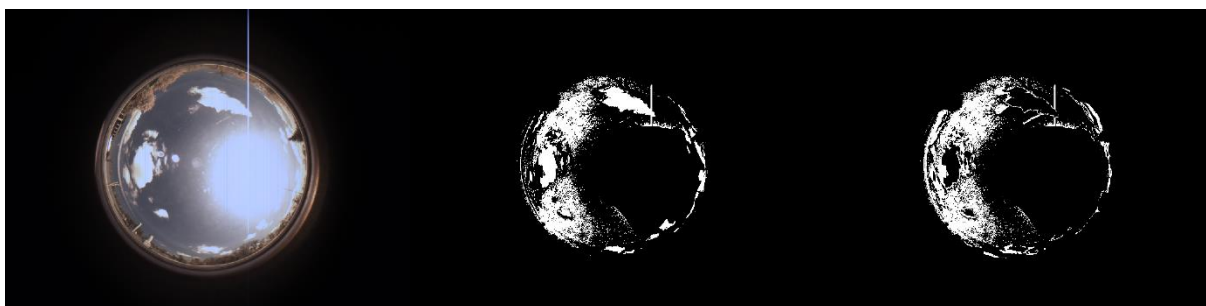
2.1. táblázat: A táblázatban láthatóak az egyes algoritmusok időjárési scénárióként eltérő küszöbértékkel mutatott eredményei. A REC (recall) a helyesen detektált felhőpixeleket, az ACC (accuracy) pedig a teljes képre vonatkoztatott, helyesen detektált pixeleket adja meg

Az alábbiakban bemutatok egy-egy, különböző időjárési helyzetben készített képet, melyeken futtattam az algoritmusokat az adott scénáriónak megfelelő küszöbértékkel. Fontos, hogy a küszöbértékek itt nem egyeznek adott algoritmus minden futása esetén, hanem az égbolt felhőzöttségének előzetes – szemmel történő – becslése alapján lettek beállítva, külön-külön a *clear*, *cloudy* és *partially cloudy* képekre.

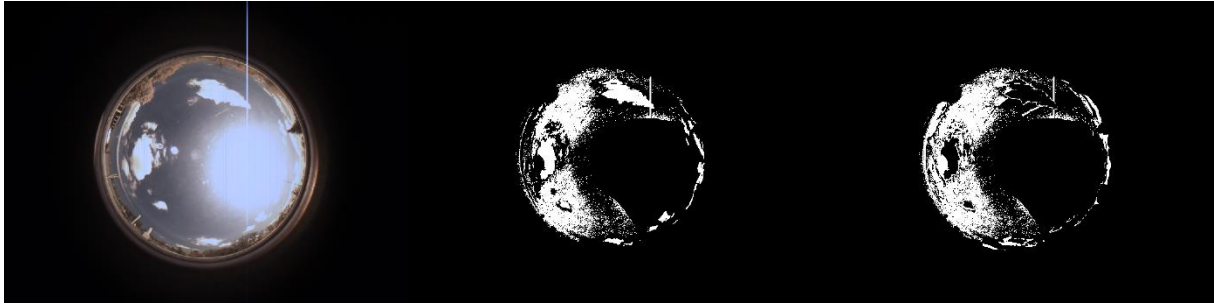
Az ábrák mindegyikén a baloldali kép az égboltkamera-kép eredeti változata, melyet ebben a formában kapott meg az algoritmus. A középső kép az algoritmus által detektált bináris képet ábrázolja, ahol fehérrel jelennek meg a felhők, feketével pedig az égbolt pixelek. A jobboldali kép egy ún. hiba-kép (error-kép), ahol feketével jelennek meg a helyesen, fehérrel pedig a hibásan detektált pixelek, ezzel szerettem volna szemléltetni az algoritmusok sikerességét.



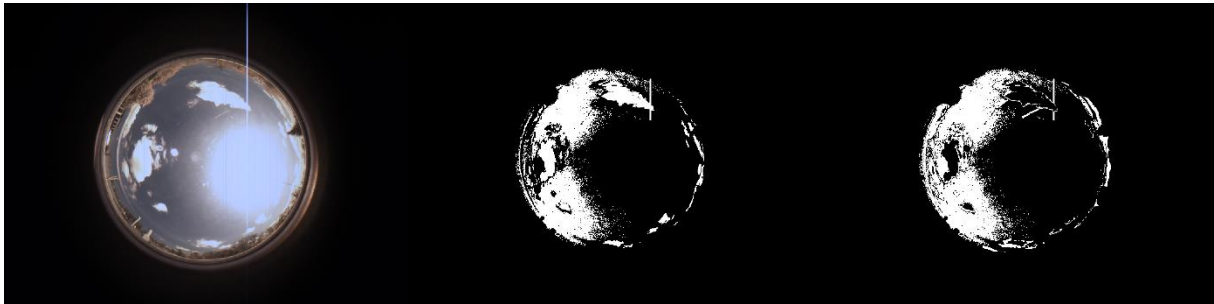
2.6. ábra: RBD algoritmus, clear képen, threshold: -1



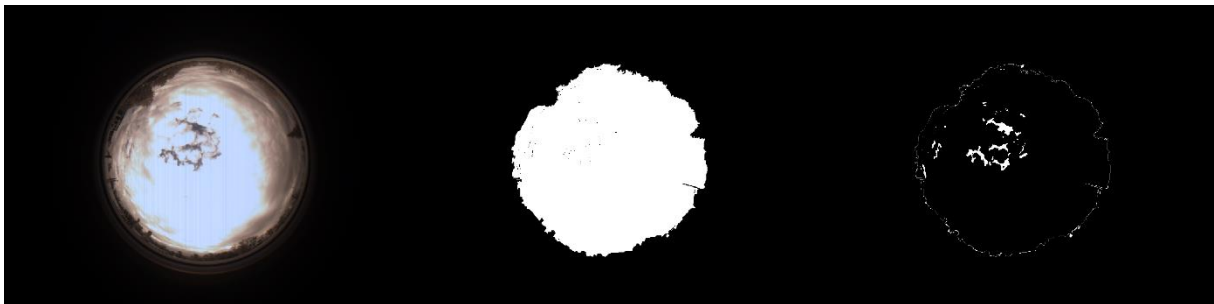
2.7. ábra: RBR algoritmus, clear képen, threshold: 0.884



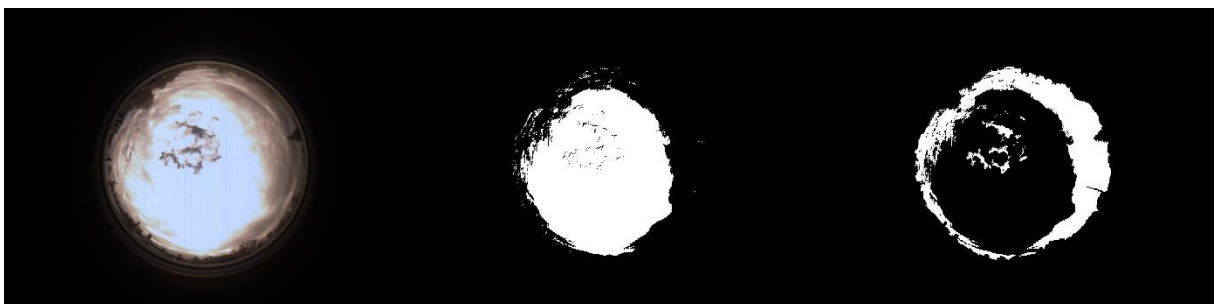
2.8. ábra: WD algoritmus, clear képen, threshold: 0.105



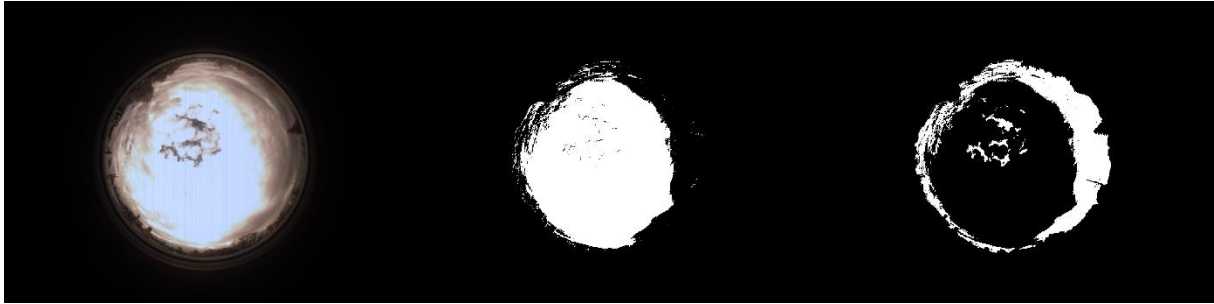
2.9. ábra: WDAI algoritmus, clear képen, paraméter A: 0.0005, paraméter b: 0.418



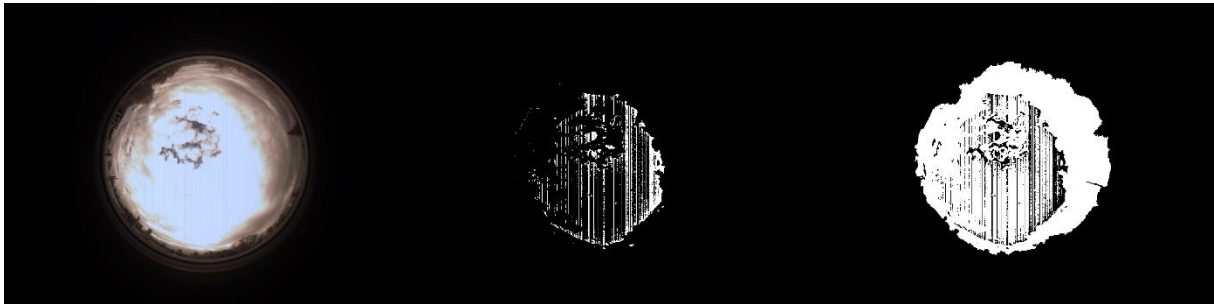
2.10. ábra: RBD algoritmus, cloudy képen, threshold: 32



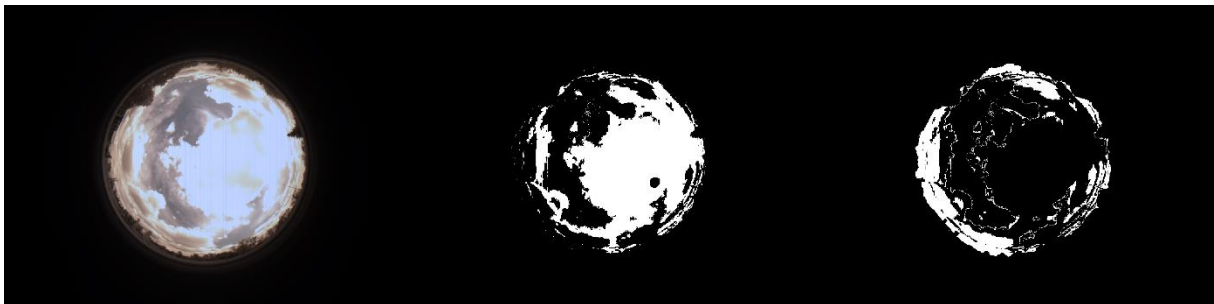
2.11. ábra: RBR algoritmus, cloudy képen, threshold: 1.154



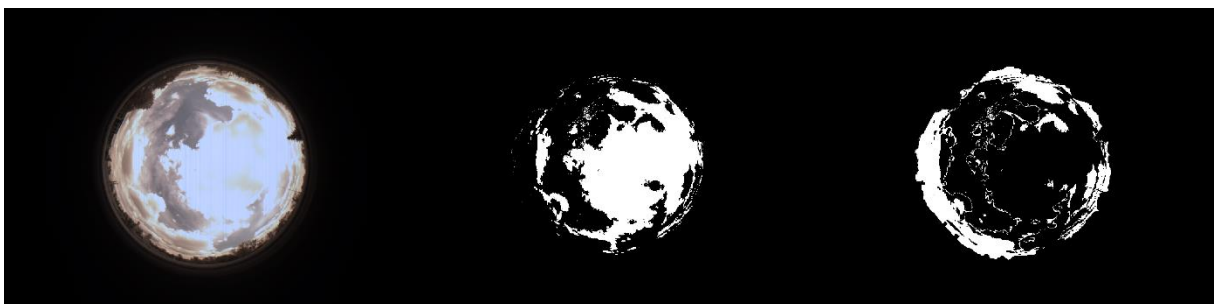
2.12. ábra: WD algoritmus, cloudy képen, threshold: -0.2



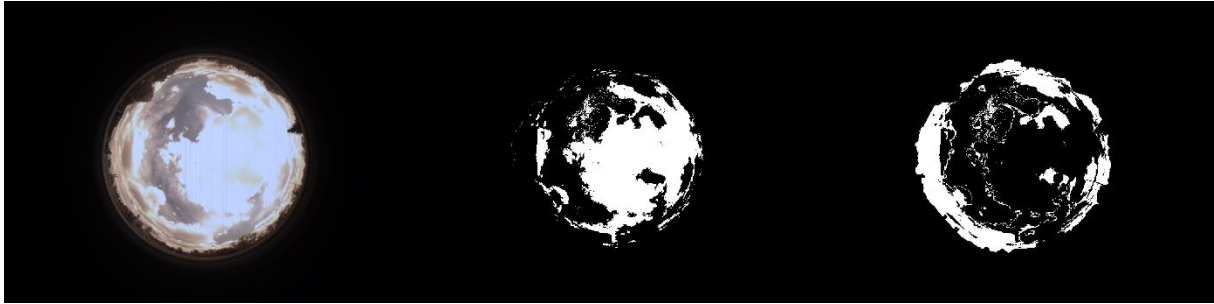
2.13. ábra: WDAI algoritmus, cloudy képen, paraméter A: 0.0005, paraméter B: 0.0395



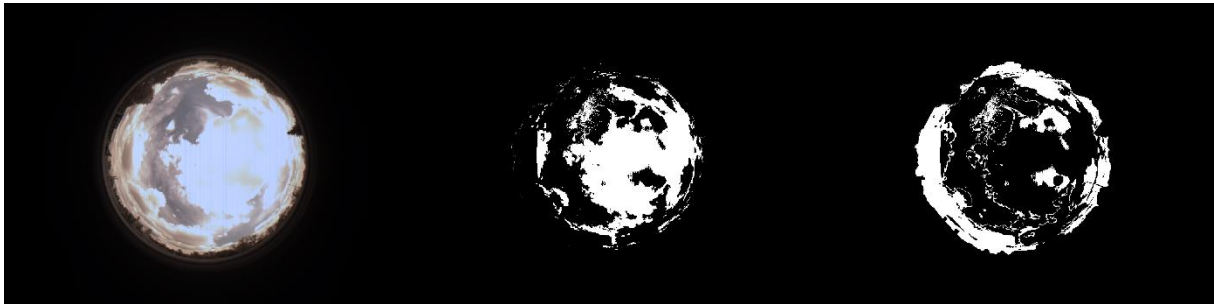
2.14. ábra: RBD algoritmus, partially cloudy képen, threshold: 0



2.15. ábra: RBR algoritmus, partially cloudy képen, threshold: 0.914



2.16. ábra: WD algoritmus, partially cloudy képen, threshold: 0.075



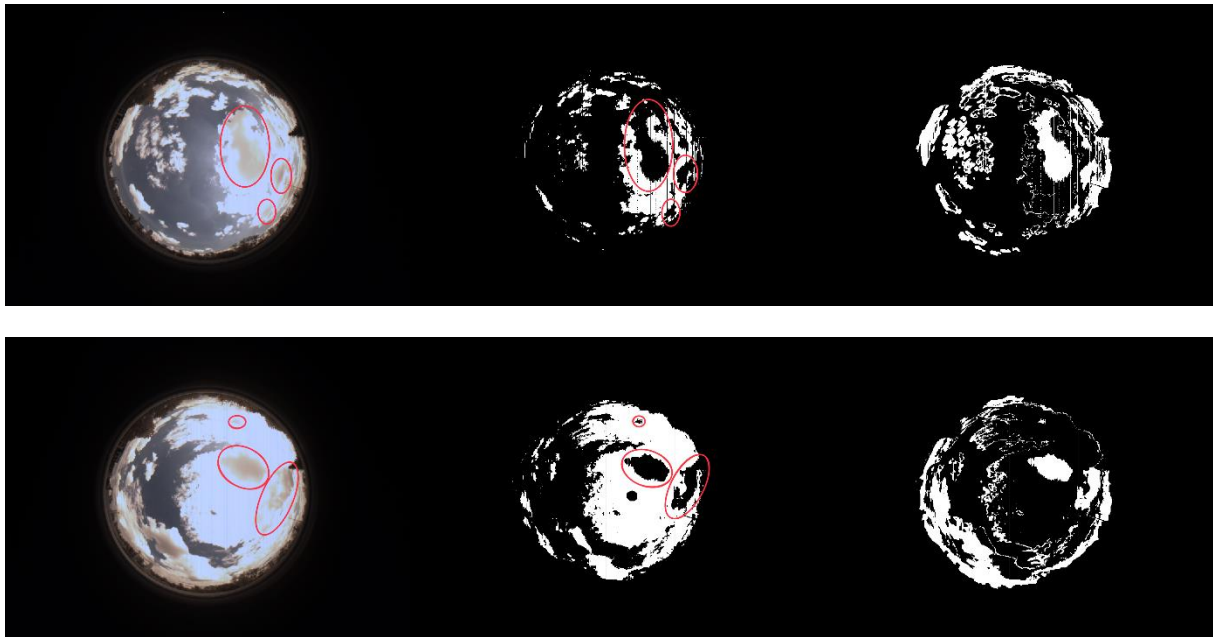
2.17. ábra: WDAI algoritmus, partially cloudy képen, paraméter A: 0.0005, paraméter B: 0.0031

2.4 Kontúr alkalmazása (*contour*)

A négy algoritmus, melyet a szakirodalom alapján implementáltam, az általam meghatározott optimális thresholdok mellett sem teljesített nagy pontossággal. A termelés ultrarövidtávú előrejelzéséhez elengedhetetlen, hogy a felhődetektáló algoritmusok minél pontosabb eredményt adjanak, ennek érdekében saját módszert alkalmaztam az algoritmusok javítása végett.

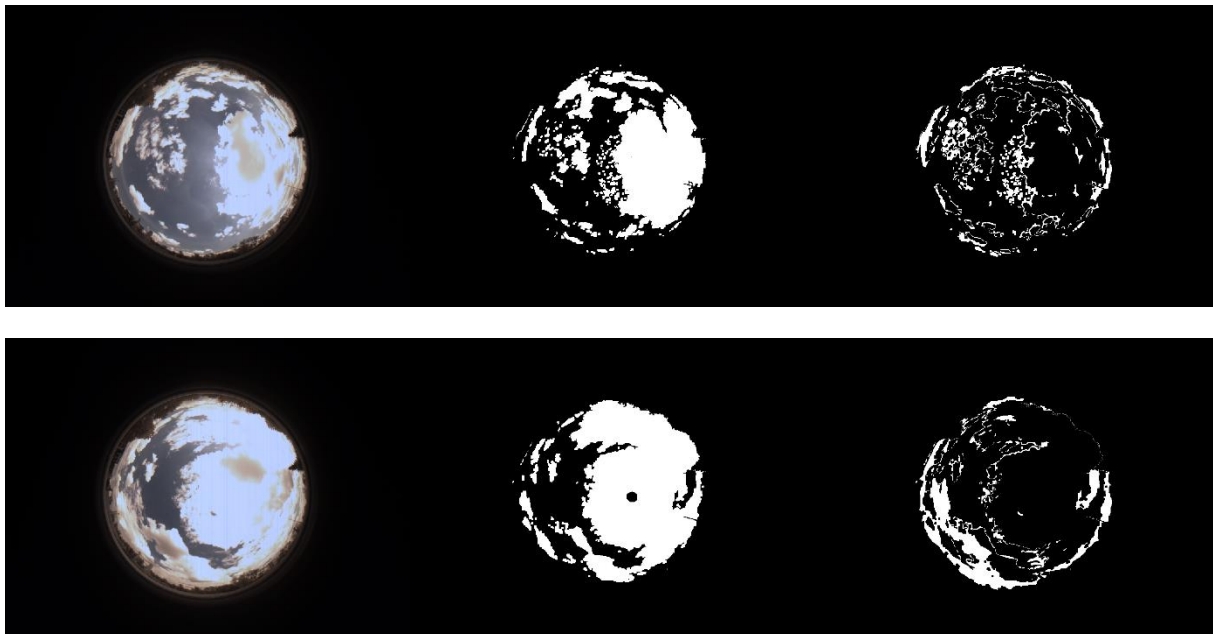
Az detektált képeket vizsgálva sok esetben jutottam arra a megállapításra, hogy bizonyos felhőket – jellemzően a nagyobb méretűeket – hiányosan detektálnak az algoritmusok, például középen rosszul ismernek fel egy-egy eltérő színű foltot. A szakirodalomban nem talákoztam hasonló problémával, melyet nagy valószínűséggel az EK égboltkamerájával készített képek eltérő színintenzitása okoz.

A 2.18. ábra szemléltet egy-egy ilyen esetet. Sok esetben a napfény kedvezőtlen csillanása okozza az algoritmusok pontatlanságát. Ennek kiküszöbölésére a képfeldolgozásban gyakran alkalmazott morfológiai művelethez, a dilatacióhoz nyúltam. A Canny kontúrkereső algoritmussal a detektált felhők kontúrjait nagy pontossággal meg tudtam határozni. A felhők kontúrjain belüli területeket ezután attól függetlenül felhőpixelnek jelöltem, hogy az adott képpont a küszöbértékhez viszonyítva felhőnek minősült volna vagy sem. Az algoritmussal az eredeti képek magas zajszintje is csökkenthető volt.



2.18. ábra: Kontúr nélküli algoritmusok tipikus hibája

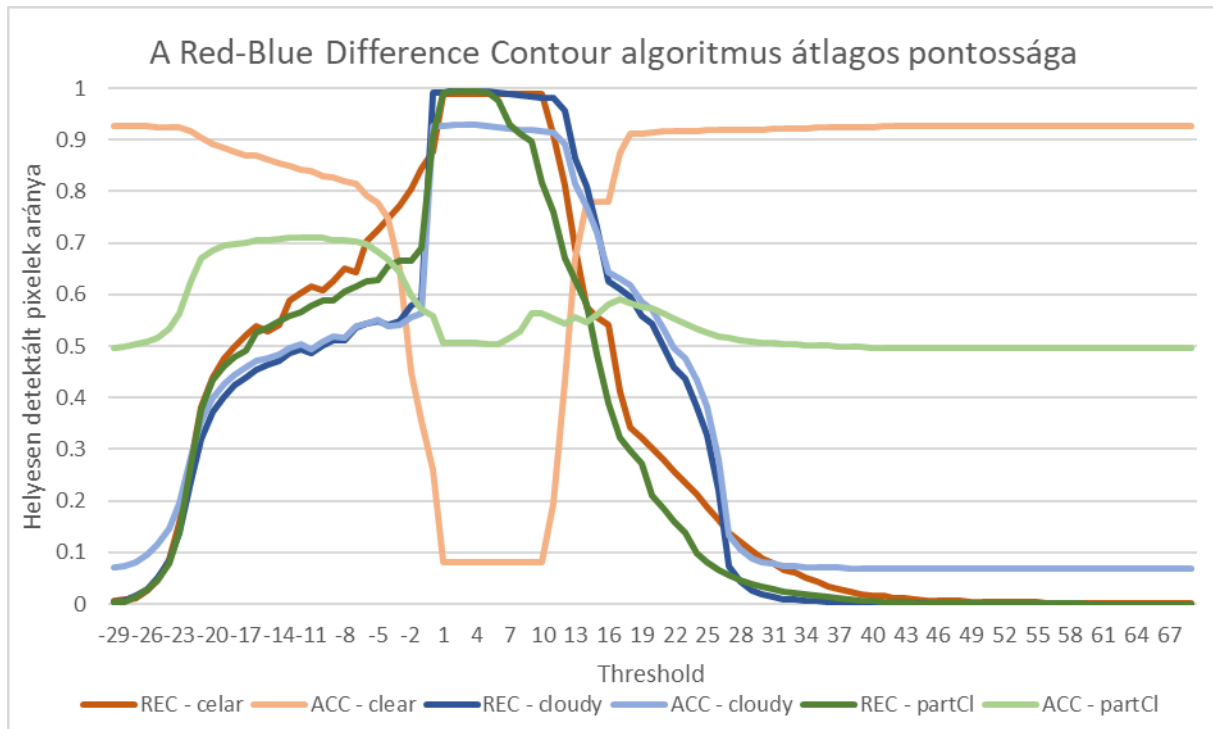
Az algoritmusok az eszközölt változtatások után szemmel láthatóan jobban teljesítettek, melyet a numerikus kiértékelés is megerősített. Az összes, alkalmazott algoritmus jobban teljesített a *contour* művelettel kiegészítve. Ennek eredményei a 2.19. ábra, valamint a Függelék – 7.2 fejezetében láthatóak.



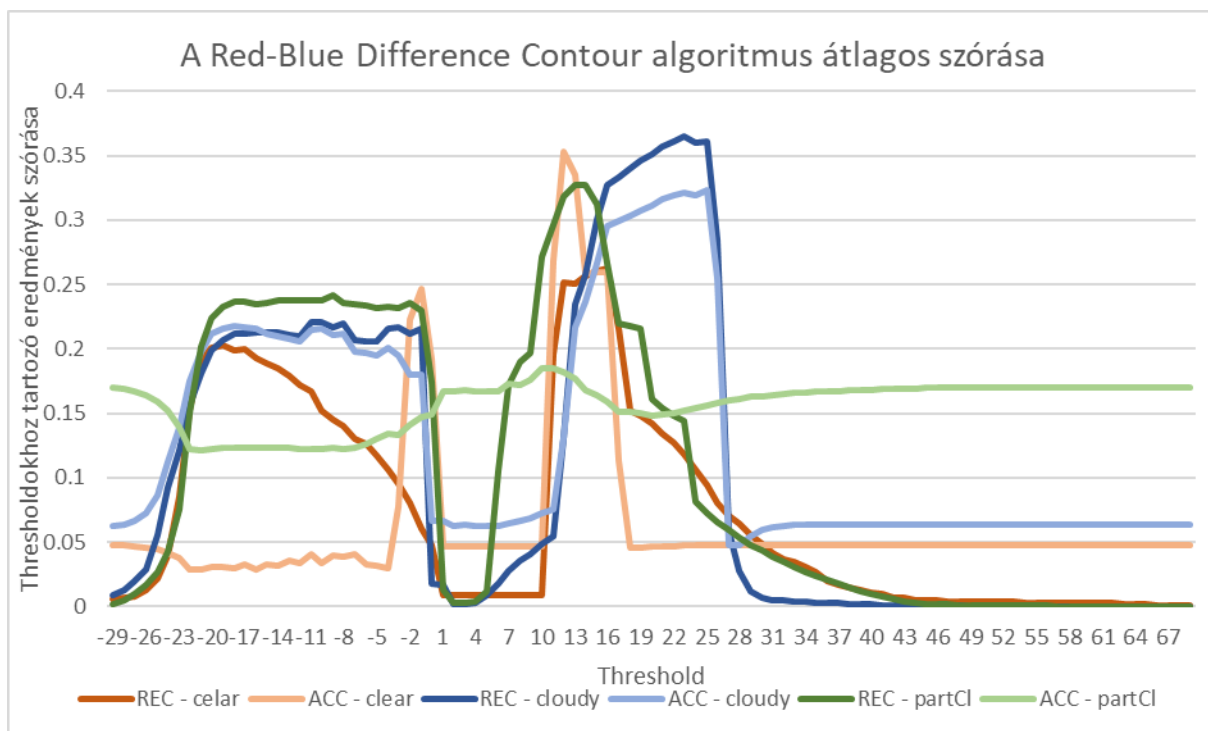
2.19. ábra: Kontúrral futtatott algoritmusok eredményei

Az optimális küszöbértékek megállapítására a kontúrral kiegészült algoritmusok esetén is ugyanazt a módszert alkalmaztam, mint a sima algoritmusok esetén (ld. 2.3 fejezet). A recall és az accuracy értékei voltak mérvadóak a threshold-optimalizálás során. A 2.20. ábra és 2.21.

ábra grafikonjain a Red-Blue Difference algoritmus kontúros változata (RBD-C) esetén a küszöbértékek sikeressége és a szórásértékek olvashatóak le, a korábban már ismertett módon. A Függelék – 0 fejezetében megtekinthetőek az RBR-C, a WD-C és a WDAI-C algoritmusához tartozó grafikonok.



2.20. ábra: A grafikonról leolvasható az RBD-C algoritmus esetén, a különböző küszöbértékekhez tartozóan, időjárási kategóriánként a helyesen detektált felhőpixelnek és teljes kép pixelnek az eredményei.



2.21. ábra: A grafikonokról leolvashatóak az RBD algoritmus esetén a különböző küszöbértékek eredményeinek szórás értékei.

A 2.2. táblázat látható, hogy különböző időjárási helyzetekben az egyes algoritmusok milyen eredményeket mutatnak az optimális threshold-ok mellett. Az optimális thresholdok a *contour* algoritmus használatának hatására eltérnek a korábbiaktól:

Type	Threshold	REC	ACC	REC	ACC
		középvérték		szórás	
RBD-C					
<i>clear</i>	-4	0.7476	0.7479	0.1062	0.0301
<i>cloudy</i>	0	0.9924	0.9265	0.0172	0.0669
<i>partially cloudy</i>	-3	0.6645	0.6435	0.2314	0.1333
RBR-C					
<i>clear</i>	0.848	0.6209c	0.6168	0.1557	0.1217
<i>cloudy</i>	1.154	0.7182	0.6609	0.2232	0.1757
<i>partially cloudy</i>	0.872	0.5506	0.5568	0.2466	0.147
WD-C					
<i>clear</i>	0.135	0.5818	0.5733	0.1608	0.1559
<i>cloudy</i>	-0.2	0.749	0.6893	0.2151	0.1678
<i>partially cloudy</i>	0.115	0.5022	0.5208	0.2459	0.1491

WDAI-C						
	Param A	Param B				
<i>clear</i>	0.0007	0.041	0.564	0.5561	0.1028	0.1295
<i>cloudy</i>	0.0005	0.0395	0.3296	0.3249	0.2501	0.2271
<i>partially cloudy</i>	0.0007	0.0046	0.4691	0.4667	0.2645	0.1578

2.2. táblázat: A táblázatban láthatóak az egyes, *contour*-ral kiegészített algoritmusok, időjárási scenárióként eltérő küszöbértékkel mutatott eredményei. A REC (recall) a helyesen detektált felhőpixeleket, az ACC (accuracy) pedig a teljes képre vonatkoztatott helyesen detektált pixeleket adja meg

2.5 Algoritmusok értékelése

Az általam megvalósított négy, szegmentálás alapú algoritmust vizsgáltam a referencia adatbázis több, mint 100, változatos időjárási állapotot megjelenítő képeire. Az algoritmusokat több *threshold* és paraméter értékkel teszteltem. A lehetséges küszöbértékek széles tartományon mozogtak, végül az adatok átlagolása után, a korábban már részletezett módon kiválasztottam a megfelelő küszöbértéket, illetve paraméter beállításokat.

Az eredmények értékelése után arra a következtetésre jutottam, hogy a morfológiai módszerek alkalmazásával az algoritmusok jobban teljesítenek, mint pusztán önmagukban. A *contour* módszer implementálása után mindegyik módszer jobb eredményt mutatott, mint előtte, ezért a továbbiakban a *contour* módszerrel kiegészített algoritmusokkal dolgozom.

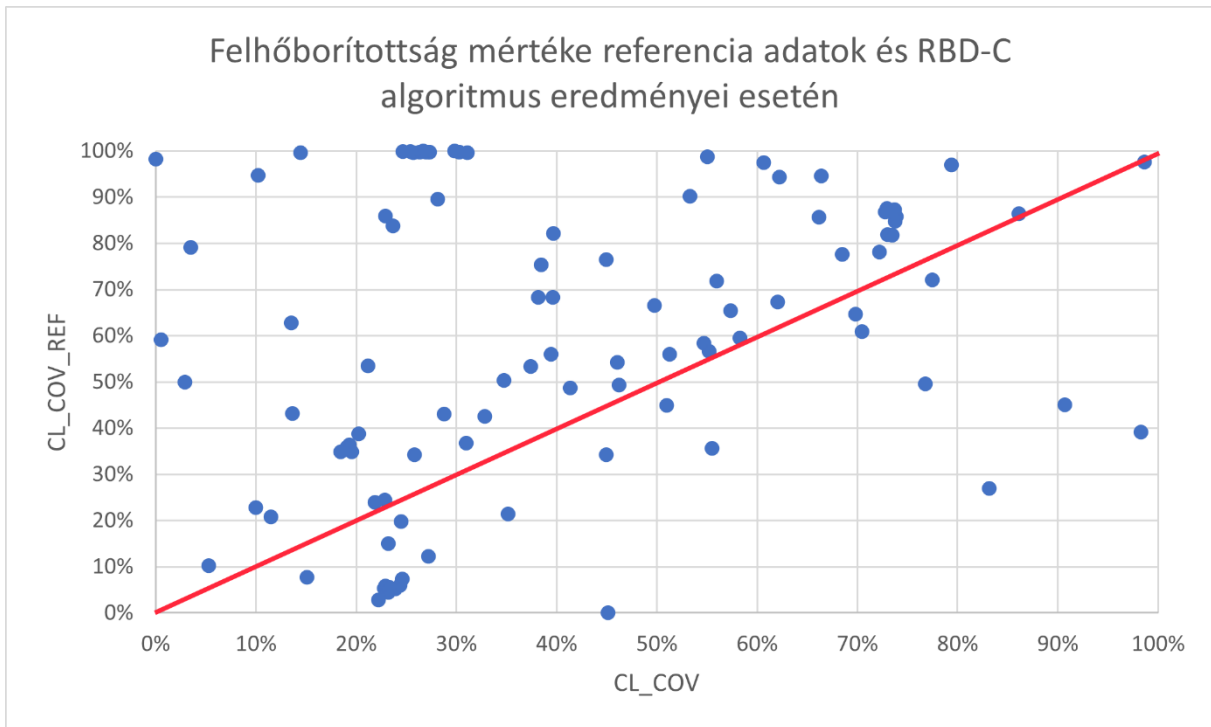
Az optimális *threshold*-érték kiválasztását a *clear* és *partially cloudy* képekre lefutott eredmények alapján tettem meg. Az alábbi táblázat összefoglalja, hogy a vizsgált algoritmusok, a kiválasztott küszöbszám esetén milyen pontosságúak az egyes időjárási scenáriók esetén. A táblázat értékei alapján egyértelműen a Red-Blue Difference Contour algoritmus a legeredményesebb mind közül. Az általános küszöbérték megállapítása után az algoritmus mindhárom felhőzöttségi kategória esetén jobban szerepelt, mint az RBR-C, a WD-C vagy a WDAI-C.

Type	Threshold	REC	ACC	REC	ACC
		középérték		szórás	
RBD-C					
<i>clear</i>	-4	0.7476	0.7479	0.1062	0.0301
<i>cloudy</i>		0.5411	0.5391	0.2157	0.2008
<i>partially cloudy</i>		0.6907	0.6635	0.2329	0.1337

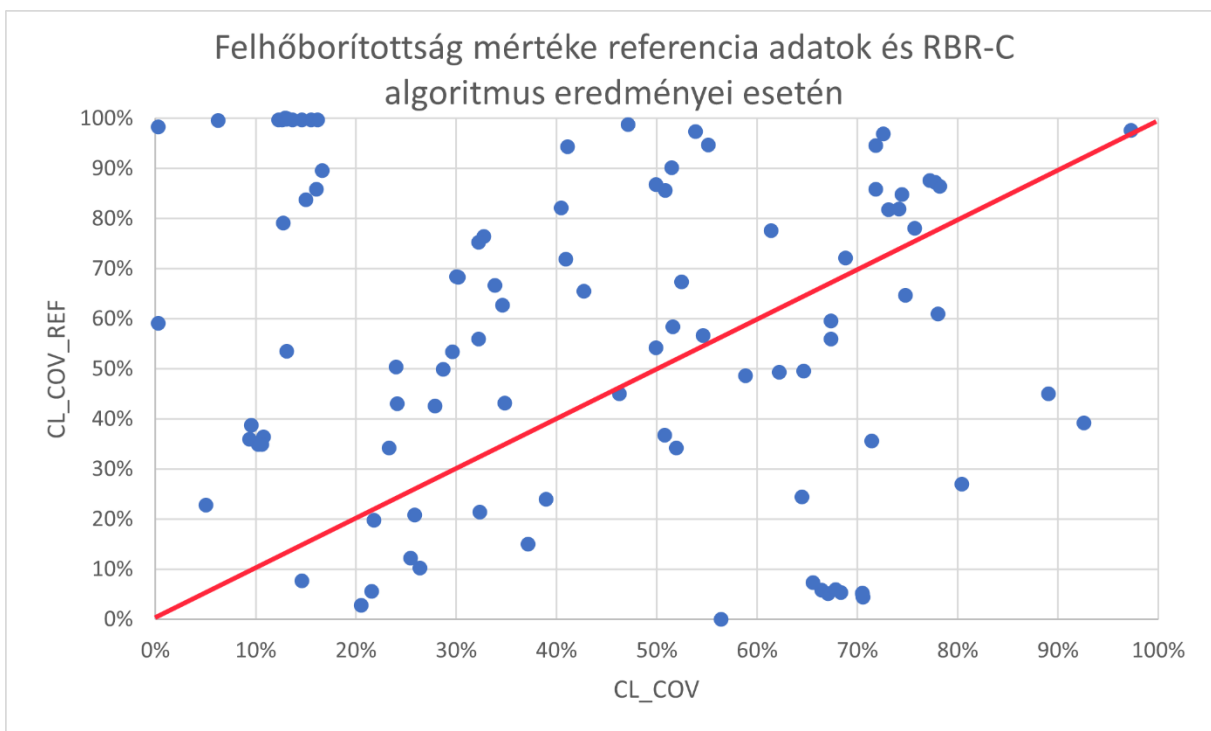
RBR-C						
<i>clear</i>	0.86		0.6562	0.5086	0.1433	0.1974
<i>cloudy</i>			0.4529	0.4416	0.2457	0.2207
<i>partially cloudy</i>			0.5305	0.5798	0.241	0.1452
WD-C						
<i>clear</i>	0.125		0.6062	0.463	0.1584	0.2138
<i>cloudy</i>			0.3585	0.3572	0.2406	0.222
<i>partially cloudy</i>			0.4786	0.5453	0.2477	0.1562
WDAI-C						
	Param A	Param B				
<i>clear</i>	0.0007	0.0228	0.7066	0.3641	0.1164	0.1659
<i>cloudy</i>			0.2177	0.2274	0.2163	0.2092
<i>partially cloudy</i>			0.426	0.4861	0.2646	0.1586

2.3. táblázat: A táblázatban láthatóak az egyes algoritmusok, egységes, minden időjárás-szenárióra azonos küszöbértékkel mutatott eredményei. A REC (recall) a helyesen detektált felhőpixeleket, az ACC (accuracy) pedig a teljes képre vonatkoztatott helyesen detektált pixeleket adja meg.

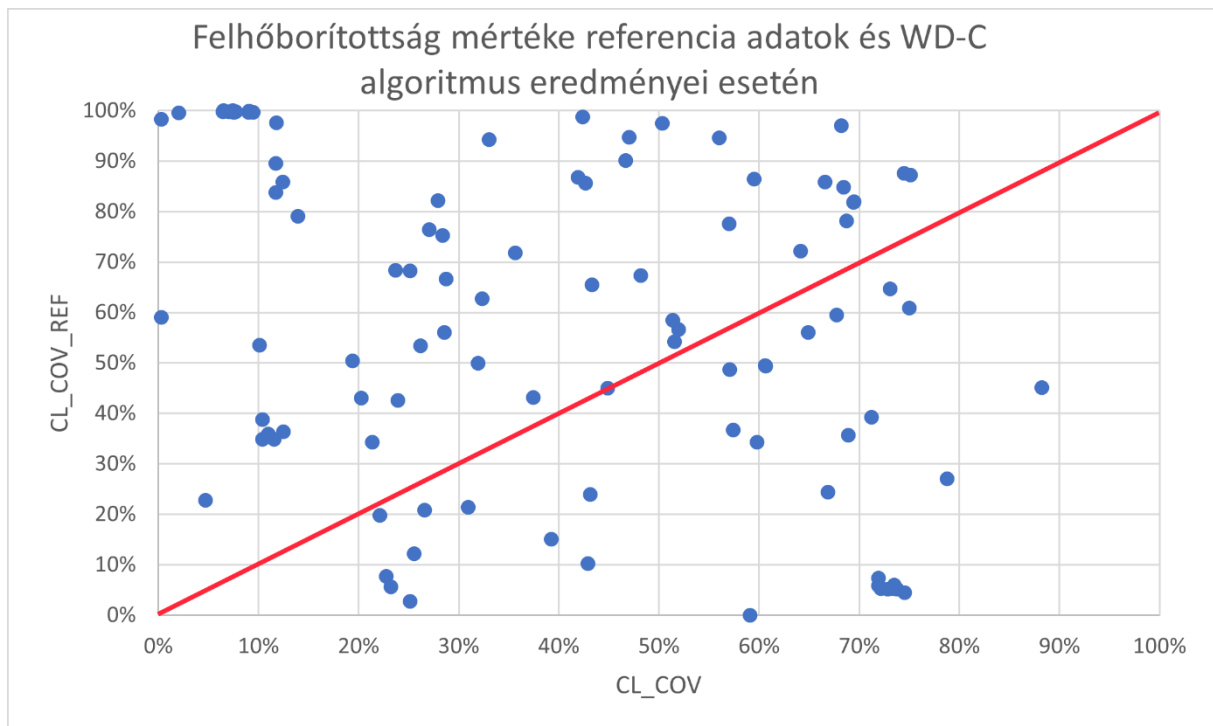
A 2.22. ábra – 2.25. ábra grafikonjain szemléltetem a referencia adatbázis képeinek égbolt-felhőzettségét. Az x tengelyen a saját, kontúrral kiegészített algoritmusaim eredménye látható, az y tengelyről pedig a referencia adatok eredménye olvasható le. Az ideális eset akkor áll elő, ha a pontok egy lineáris egyenesre illeszthetők. A táblázat alapján számszerűen, illetve az ábrán szemrevételezéssel is megállapítható, hogy az RBR-C eredményei közelítenek leginkább az ideális állapothoz, így elmondható, hogy ez az algoritmus teljesíti a legjobban. Az algoritmus tipikus hibája, hogy a magas felhőborítottságú képeket alulbecsli.



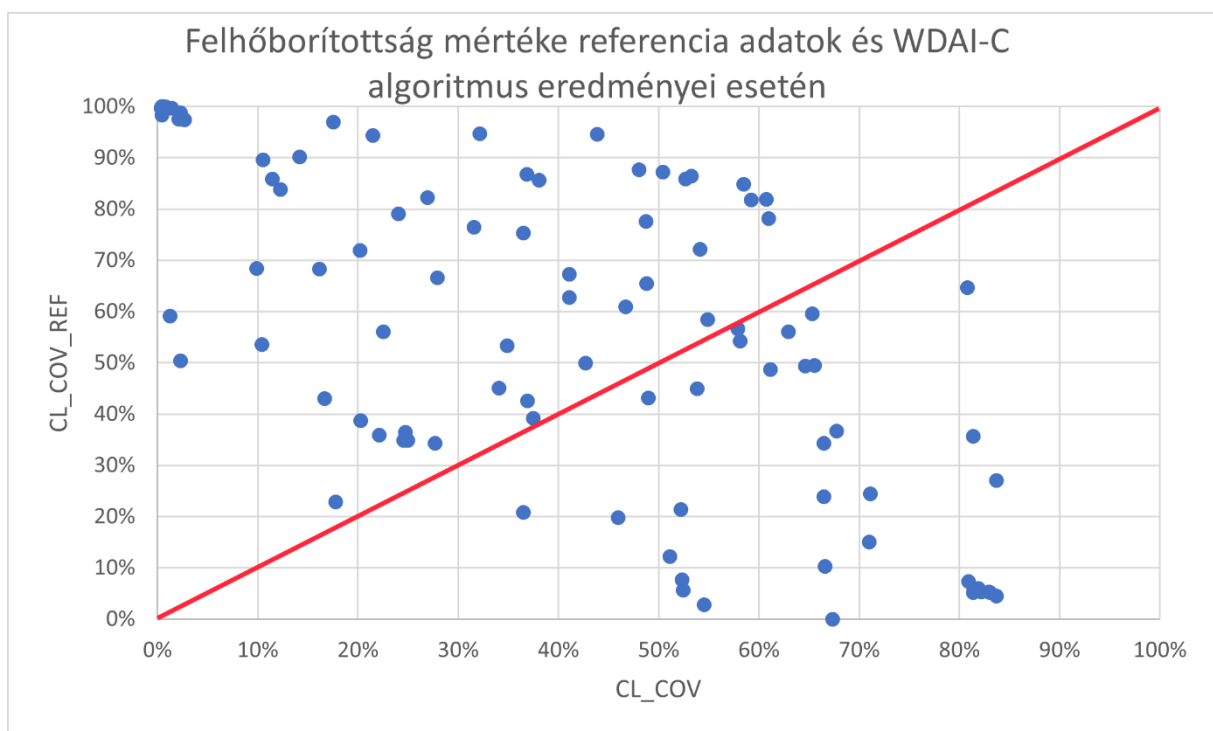
2.22. ábra: Az RBD-C algoritmus eredményei a felhőborítottság becslésére. A CL_COV mutatja a saját algoritmusom által detektált felhőborítottsági eredményeket, a CL_COV_REF pedig a referenciakép valódi felhőborítottságát. A piros vonal az ideális eloszlást mutatja.



2.23. ábra: RBR-C algoritmus eredményei.



2.24. ábra: WD-C algoritmus eredményei.



2.25. ábra: WDAI-C algoritmus eredményei.

Az algoritmusok futtatása után eredményességben egyértelműen kitűnik a kontúrral kiegészített Vörös-kék különbség (RBD-C) algoritmus, mely *clear*, *cloudy* és *partially cloudy* képek esetén is pontosabban detektálja az égbolt felhőzetét, mint a másik három algoritmus. Emellett a Vörös-kék arány (RBR-C) algoritmus tűnik ígéretesnek. A Fehérségedetektor (WD-

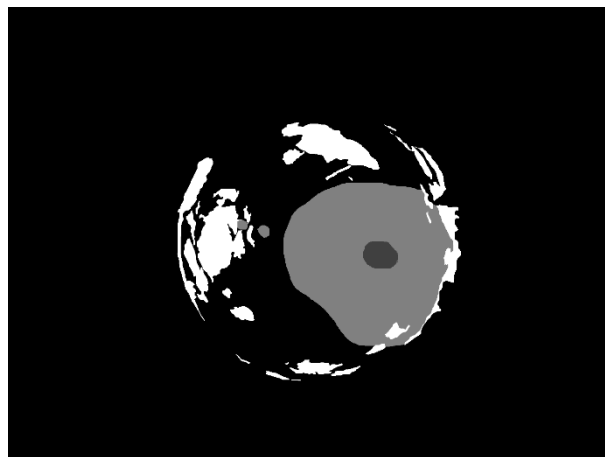
C) és a Fehérségedetektor átlagos intenzitással (WDAI-C) algoritmusok bizonyos időjárási szcenáriók esetén jól teljesítenek, bizonyos esetekben pedig kifejezetten rosszul találják meg a felhőket.

A Függelék – 7.3 fejezetében elhelyeztem képeket, melyeken az algoritmusok a kiválasztott threshold értékkel futtatott eredményeit mutatom be. Az eredmények szemmel láthatóan is megerősítik, hogy az RBD-C algoritmus teljesít a legjobban, némely időjárási szcenárióon sokkal jobb eredményeket mutat, mint másikon.

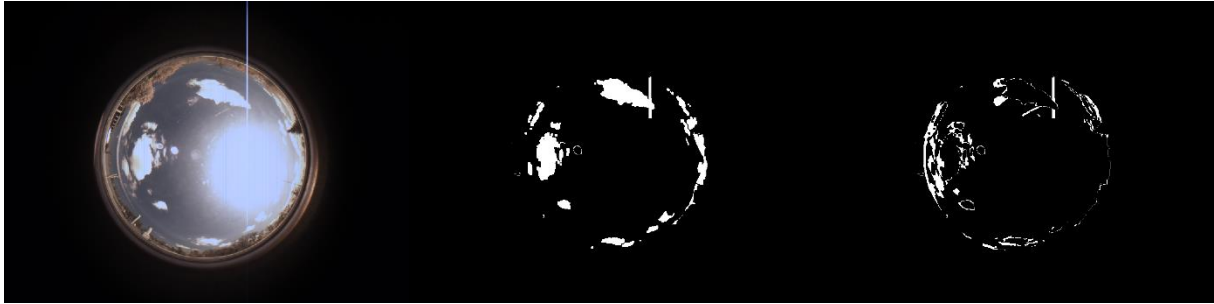
2.5.1 További lehetőségek

Összességében elmondható, hogy amennyiben egy képről lehet tudni, hogy felhős, félig felhős vagy tiszta égboltot ábrázol, akkor időjárási helyzettől függő paramétereket lehet használni, amivel minden algoritmussal nagyobb pontosság érhető el. A szakirodalom több módszert javasol a képek előzetes kategorizálásra, például a homogenitás és hisztogram alapú megkülönböztetési eljárásokat. Ezeket a módszereket a kutatás folytatásában tervezzük vizsgálni [13].

A napkorong és a napkorong körüli erőteljes fény, valamint további, felhőzöttséget és termelést nem befolyásoló tényezők (pl. kamera lencsájének becsillanása, koszfoltok) kiszűrése esetén az algoritmusok jelentősen jobban teljesítenek, 95% feletti sikerességi eredményeket produkálnak (ld. 2.26. ábra és 2.27. ábra). A nap és egyéb, nap által befolyásolt területek (pl. napfény felhőkön történő visszatükröződése) szűrése, vagy a nap körüli régió megkülönböztetett kezelése esetén az algoritmusok sokkal jobban teljesítenek [14]. Az optimális küszöbértékek beállítása is jóval könnyebb feladatnak bizonyul ezekben az esetekben, hiszen a vizsgált képeken csak felhők látszanak, egyéb meteorológiai jelenségek nem.



2.26. ábra: A clear típusú képre alkalmazott szélesebb, napkitakarást végző maszk.



2.27. ábra: A szélesebb maszk alkalmazásával született, szemmel láthatóan jobb eredmény.

Jelen esetben, az EK-s projekt végső célja, az ultrarövidtávú termelésbecslés, a napelempark mellé telepített égboltkamera képek alapján, melyet fontos szem előtt tartani. A napkorong és a befolyásolt területek nem maszkolhatók ki minden esetben, mert az esetek egy részében a nap hatása nagy régióra kiterjed a képen. Ezeknek az eseteknek a speciális kezelése további kutatási terveink között szerepel. Kizárólag a napkorong kitakarása bonyolult kérdés, melyet szoftveres módszerekkel is meg lehet oldani, illetve a szakirodalomban fellelhetőek a nap egy motorral mozgatott árnyékoló lemez segítségével történő automatikus kitakarása esetén elért eredmények is [14]. Emellett a napfényes részeket deep learning alapú megoldásokkal is ki lehet szűrni.

Jelen dolgozatom ezen problémákra nem terjed ki.

3 Naplemek termelésének becslése globálsugárzás adatokon keresztül

Az Energiatudományi Kutatóközpont Környezetfizikai Laboratórium kutatási témájának egyik célja a naplemek termelésének ultrarövidtávú előrejelzése égboltkamera-felvételek alapján.

A rendelkezésünkre álló adatok alapján a termelést nem lehet közvetlenül megbecsülni, amely, a naplemek eltérő fizikai paramétereire vezethető vissza. Szükségünk volt egy olyan paraméterre, mely a KFKI Telephely, 26-os épületének tetejére telepített naplempark elemeinek fizikai paramétereitől függetlenül, általánosan megbecsülhető, majd a termelés az egyes naplemek tekintetében, azok termelést befolyásoló paramétereit alapján kiszámolható.

Globálsugárzásnak nevezzük a vízszintes felületre a felette lévő féltér egészéből érkező rövidhullámú sugárzást. Ez a nap irányából érkező direkt sugárzás függőleges komponensének és az égbolt többi részéből érkező diffúz sugárzásnak az összege [15]. A globálsugárzás a naplemek villamosenergia termelését közvetlenül meghatározza, így ez volt az a paraméter, amit vizsgáltam. A naplempark mellé telepített időjárás monitoring rendszer számos adatot, többek között a naplemek felületére eső globálsugárzást is méri, majd 1 és 15 perces időközönként átlagolja az értékeket.

A globálsugárzás felhőborítottság alapú becslésére a szakirodalom számos szegmentálást alkalmazó képfeldolgozási módszert javasol. Ezek az eljárások azonban gyakran pontatlanok, mert azt feltételezik, hogy a felhőzet növekedése minden esetben a globálsugárzás csökkenésével jár, azonban léteznek olyan időjárási helyzetek, amely során a felhőzet a nap sugárzásának visszatükrözésével növeli a termelést. A jelenséget a meteorológiai szakirodalom már leírta és megmagyarázta [16, 17, 18, 19], azonban a felhődetektálás alapú becslési módszerek többsége a felhőborítottsággal arányos sugárzáscsökkenést feltételez [20], ami nagy időtávra átlagolva jó közelítést ad [16], de az egyedi időjárási helyzeteket nem tudja kellő pontossággal kezelni.

3.1 Felhőborítottság és globálsugárzás kapcsolatának vizsgálata

Kutatómunkám során megvizsgáltam, hogy az általam implementált és felparaméterezett, szegmentálás alapú algoritmusok alkalmasak-e a globálsugárzás értékének

előrejelzésre, illetve, hogy az algoritmusaim eredményei alapján felállítható-e bármiféle kapcsolat a felhőborítottság és a globálsugárzás között.

Az algoritmusaimat futtatam a referencia adatbázis képeire, majd összevettem az eredményeimet a tényleges felhőborítottsággal, illetve a felhőkamera kép készítésének pillanatában mért globálsugárzás értékkel.

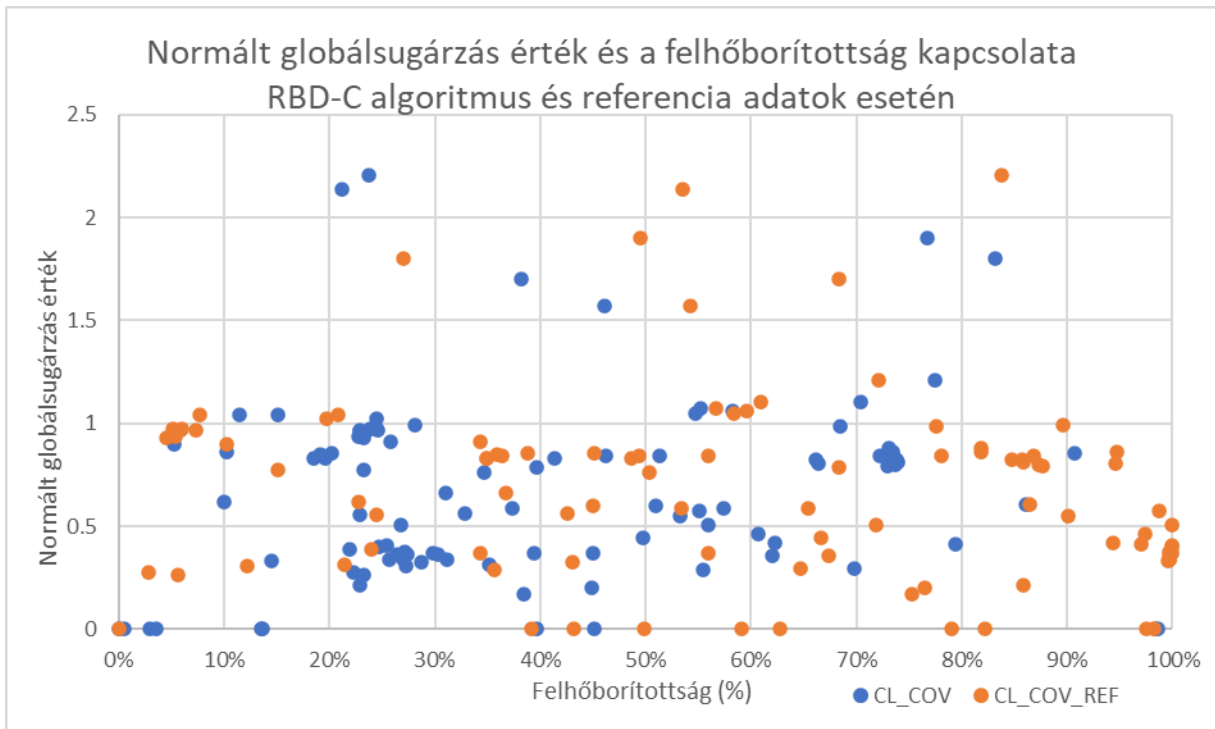
A 3.1. ábra – 3.4. ábra grafikonjairól leolvasható a referencia adatok alapján kiszámolt felhőborítottság (CL_COV_REF), illetve az algoritmusaim eredményei alapján kalkulált értékek (CL_COV). Dolgozatom 2.5 fejezetében látható, hogy a legjobban teljesítő algoritmusom is csak 54-75%-os pontossággal detektálja helyesen a felhőpixeleket, ezáltal algoritmusaim a felhőborítottság meghatározására sem képesek tökéletes pontossággal. Ezt a pontatlanságot igyekeztünk kiküszöbölni azzal, hogy a sugárzás és a felhőborítottság kapcsolatát a referencia képek alapján is megállapítottuk.

A globálsugárzás számításakor fontos tényező, hogy az értéket nagyban befolyásolja a napsugarak beesési szöge, ami a reggeli és az esti órákban kisebb, mint a napközbeni órákban. A globálsugárzás értéke, azonos felhőborítottság mellett is jelentősen eltérő tud lenni, ezért clear sky globálsugárzással normáltam az alábbi módon:

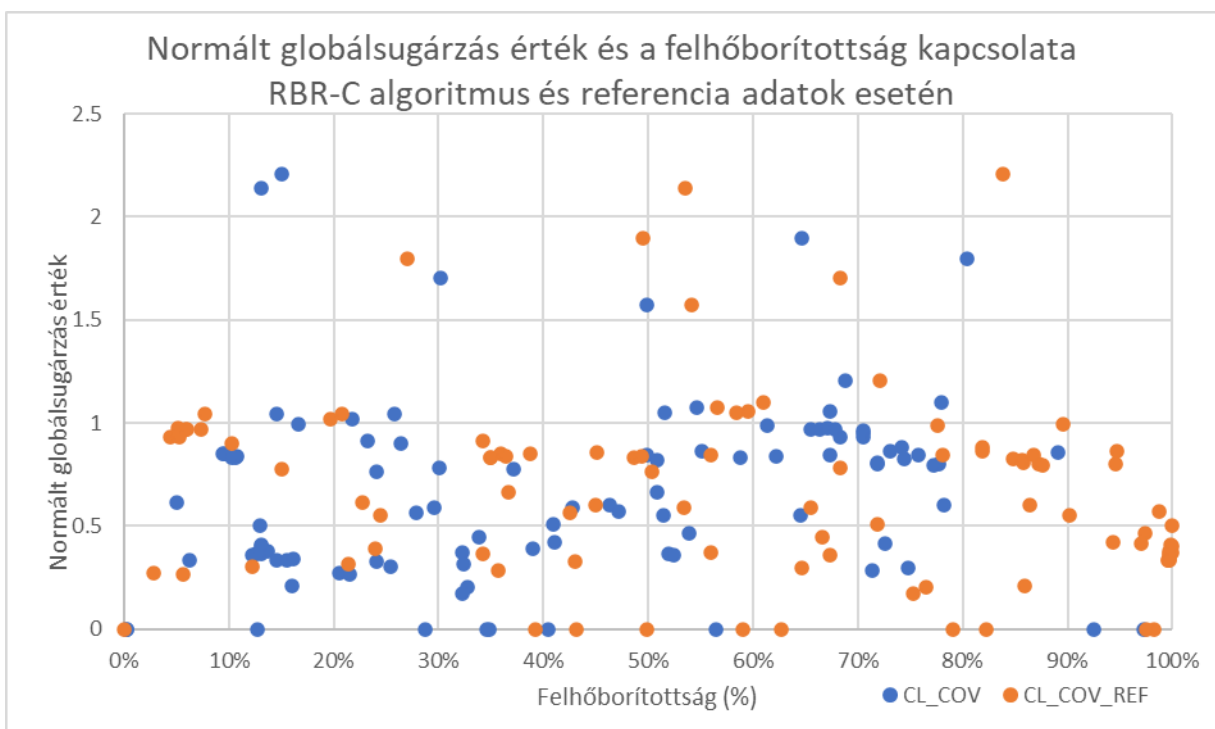
$$G = \frac{G_m}{G_{cs}},$$

ahol G : a normált sugárzás érték; G_m : mért érték [W/m^2]; G_{cs} : clear sky globálsugárzás [W/m^2].

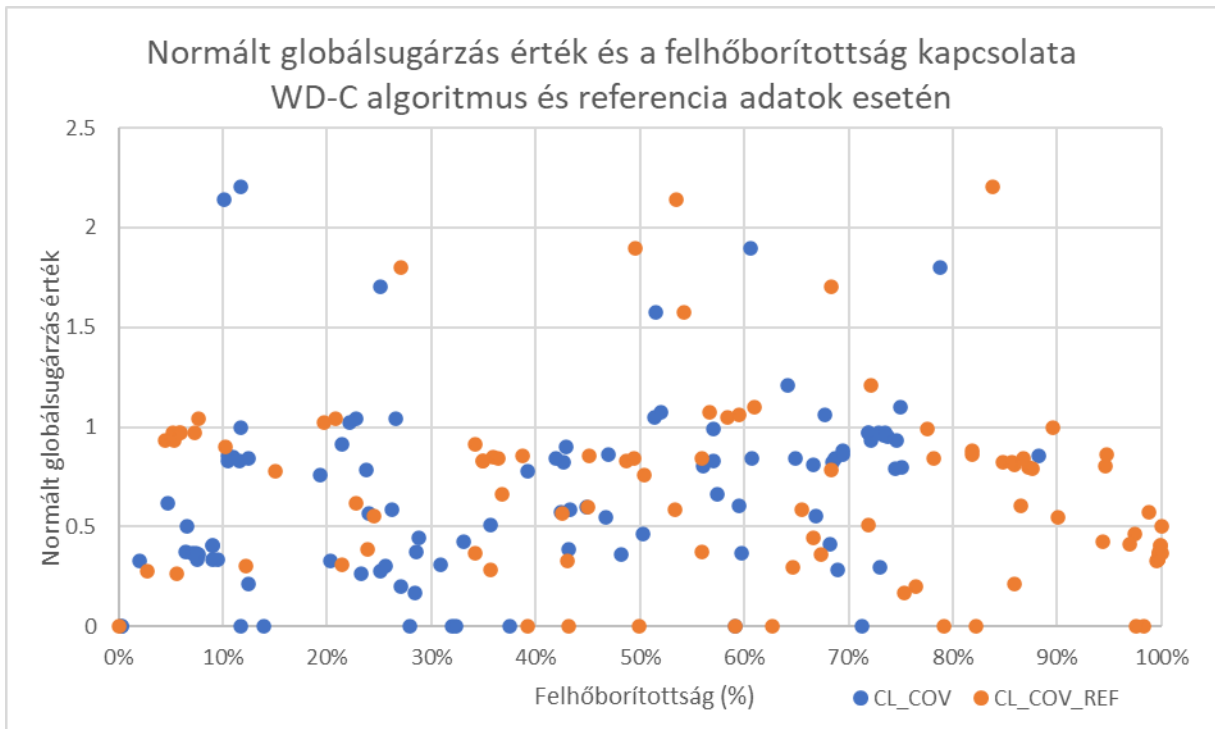
A clear sky sugárzás a derült égbolt esetén mérhető globálsugárzás [21]. A clear sky sugárzás értékeket a kutatócsoporttal az Európai Bizottság nyílt meteorológiai adatbázisból töltöttük le [22], és a letöltött óras értékeket lineáris interpolációval alakítottuk át egyperces felbontására, hogy az értékeket össze lehessen hasonlítani a mért egyperces globálsugárzással. A normált globálsugárzás megmutatja, hogy adott pillanatban milyen mértékben változik a sugárzás értéke a tiszta égbolt sugárzásához képest különböző tényezők (pl. felhőzet) hatására.



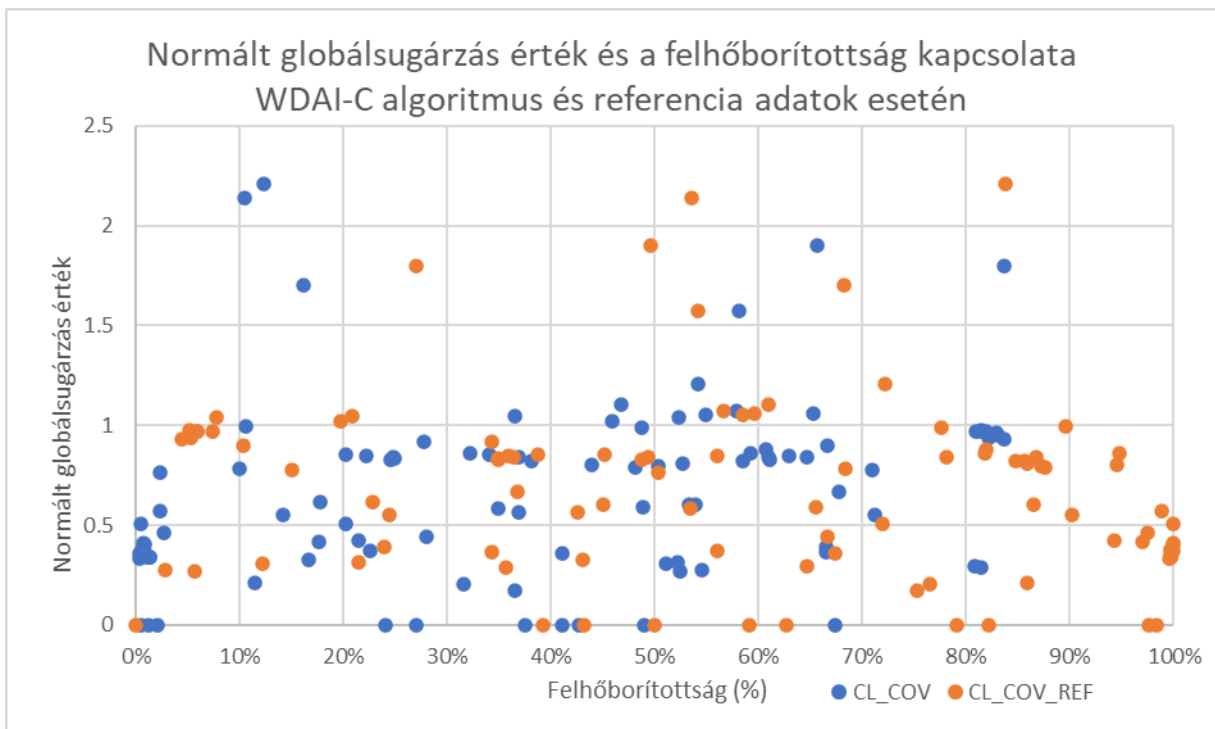
3.1. ábra: A grafikonon látható a százalékos felhőborítottság a referencia értékek szerint, illetve az RBD-C algoritmus által meghatározott módon. A függőleges tengelyről a clear sky sugárzás és a mért sugárzás hányada olvasható le.



3.2. ábra: A globálsugárzás és a felhőborítottság kapcsolata az RBR-C algoritmus eredményei alapján.



3.3. ábra: A globálsugárzás és a felhőborítottság kapcsolata a WD-C algoritmus eredményei alapján.



3.4. ábra: A globálsugárzás és a felhőborítottság kapcsolata a WDAI-C algoritmus eredményei alapján.

3.2 Globálsugárzás adatok értékelése

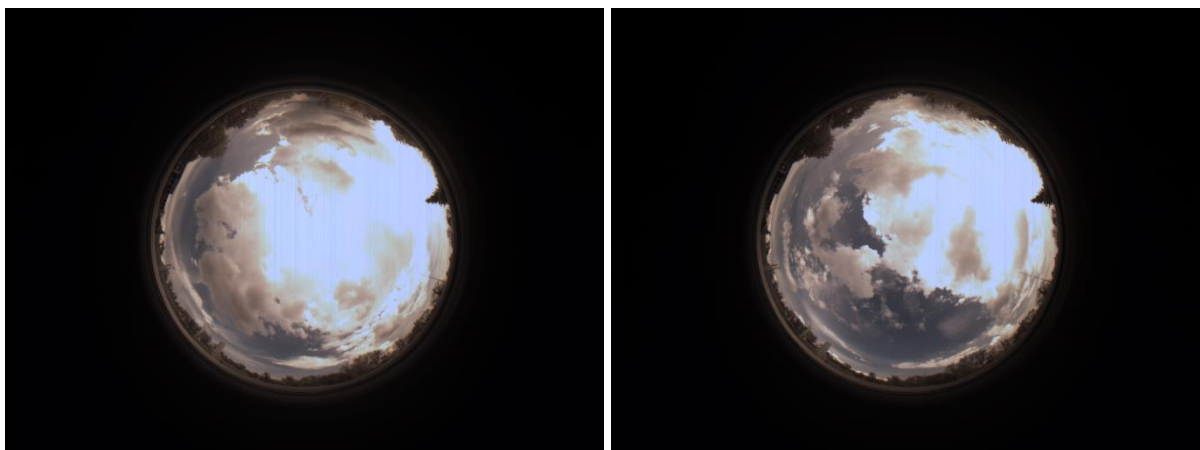
Az eredmények értékelése során látható, hogy nem beszélhetünk lineáris kapcsolatról az égbolt felhőzettsége és a globálsugárzás értékek között, sőt semmilyen karakterisztikával nem írható le egyértelműen a két adat kapcsolata.

Ennek több oka is lehet. Az egyik, hogy a globálsugárzást mérő műszer időnként pontatlan, néhány kiugró értéket mutat. Ezeket az értékeket a későbbiekben tervezzük vizsgálni és szűrni. Emellett a felhődetektáló algoritmusok pontatlansága is szerepet játszik abban, hogy az értékek nem mindenhol helyesek.

Másrészt a szakirodalom a felhőborítottság és a globálsugárzás közti lineáris kapcsolatot havi átlagok alapján állapította meg, mely jelentős különbség az általam vizsgált, 1-15 perces átlagoláshoz képest. Az ultrarövidtávú termelésbecsléshez azonban elengedhetetlen, hogy ilyen rövid időintervallumokkal dolgozzunk. A felhőátvonulások detektálása – ami a későbbiekben kiemelt fontosságú feladat lesz – egy percnél rövidebb időintervallumokat is szükségessé tehet.

A globálsugárzás értékeket a referencia adatbázis képeihez tartozó időpontokban vizsgáltam meg, hogy az ismert felhőborítottság alapján minél pontosabb eredményekre juthassak. Az értékek eloszlása alapján azonban fontos lenne nagyobb adathalmazon vizsgálni a globálsugárzás adatokat, kiemelni felhős és kevésbé felhős napokat, majd teljes napi eredményeket megvizsgálni.

Kutatómunkám során, a kiugró értékek vizsgálata közben megállapítottam, hogy léteznek olyan felhőzettségi állapotok, melyek magas felhőborítottság mellett magas globálsugárzás értéket mutattak. A 3.5. ábra is jól látható, hogy bizonyos esetekben felhőzet a nap sugárzásának visszatükrözésével növeli a sugárzás mértékét a felhőzetlen égbolthoz képest, ami a napelemek termelésnövekedésével jár együtt. Ez szintén hozzájárul ahhoz, hogy nem állapítható meg a felhőzettség és a sugárzás közti lineáris kapcsolat.



3.5. ábra: 86%-os és 54%-os felhőborítottságú képek, melyekhez tartozó $G = G_i / G_{CS}$ értékek (2,2 és 2,14) rendkívül magasak.

A felhőzet a nap sugárzásának visszatükrözésével jelentősen befolyásolja a termelést. A termelésbecsléshez elengedhetetlen ezen időjárási helyzetek minél pontosabb detektálása, amihez jó referenciát adnak a globálsugárzás értékek. A minél pontosabb eredmények elérése érdekében fontos, hogy – a 2.5.1 fejezetben is említett – nap pozíció meghatározás, és napkitakarás megtörténjen. Ezáltal a felhőborítottság becslése pontosabb lesz, ugyanakkor arra fontos figyelni, hogy a nap és a nap által megvilágított területek, képről történő levágása nem megfelelő megoldás. A felhőkről visszatükröződő napfény növeli a termelést, ezért, ha az érintett részek levágásra kerülnek vagy detektálatlanul maradnak, félrevezető eredményekre jutunk.

A termelésbecslés sikeres véghezvitele végett nagyon fontos megállapítás, hogy feltártuk a napbecsillanás és a termelésemelkedés közti kapcsolatot, mellyel a kizárólag felhőborítottságot mérő módszerek nem foglalkoznak. A kutatócsoporttal folytatni fogjuk vizsgálódásainkat, a meglévő módszerek finomításával, illetve új módszerek implementálásával, amik tudják ezeket a jelenségeket szofisztikáltan kezelni.

4 Összefoglalás

A napelemek, változékony termelésleadásuk miatt erősen befolyásolják az elosztóhálózatok feszültségminőségét, ezért az Energiatudományi Kutatóközpont kutatási témájának egyik célja a napelemek termelésének ultrarövidtávú előrejelzése égboltkamera képeken detektált felhőmozgások alapján.

Jelen dolgozatom fő célja, hogy a kamera által készített égboltképek alapján a képfeldolgozási módszertan segítségével megbecsüljem az égbolt felhőzöttségét, illetve, hogy ez alapján következtessenek a globálsugárzás mértékére és a napelemek termelésére.

4.1 Eredmények értékelése

Munkálataim során a szakirodalomban fellelhető, négy felhőfelismerő algoritmust implementáltam, optimalizáltam a paraméterbeállításait, majd a becslésének pontosságát referencia adatokkal történő összehasonlítás segítségével változatos időjárási scenáriókra numerikusan értékeltem.

Az detektált képeket vizsgálva sok esetben jutottam arra a megállapításra, hogy bizonyos felhőket hiányosan detektálnak az algoritmusok. Az algoritmusok hiányosságait a képfeldolgozásban széles körben alkalmazott eszközökkel (kontúrkeresés, morfológiai műveletek) javítottam. Az algoritmusok az eszközlát változtatások (*contour*) után szemmel láthatóan jobban teljesítettek, melyet a numerikus kiértékelés is megerősített. Az algoritmusok futtatása után eredményességben egyértelműen kitűnik a kontúrral kiegészített Vörös-kék különbség (RBD-C) algoritmus, mely minden időjárási scenárió esetén pontosabban detektálja az égbolt felhőzetét, mint a többi algoritmus. Azt tapasztaltam, hogy az eredmények a nap és a nap által megvilágított területek kiszűrése esetén jóval pontosabbak.

Az algoritmusaimat futtatam a referencia adatbázis képeire, majd összevettem az eredményeimet a tényleges felhőborítottsággal, illetve a felhőkamera kép készítésének pillanatában mért, korrigált globálsugárzás értékkel. Az eredmények értékelése során megállapítottam, hogy nem beszélhetünk lineáris kapcsolatról az égbolt felhőzöttsége és a globálsugárzás értékek között, sőt semmilyen karakterisztikával nem írható le egyértelműen a két adat kapcsolata. A kiugró értékek vizsgálata közben megállapítottam, hogy léteznek olyan felhőzöttségi állapotok, melyek magas felhőborítottság mellett magas globálsugárzás értéket mutattak, ugyanis bizonyos esetekben a felhőzet a nap sugárzásának visszatükrözésével növeli

a sugárzás mértékét a felhőzetlen égbolthoz képest, ami a napelemek termelésnövekedésével jár együtt.

4.2 Kitekintés

További terveink között szerepel a képek előzetes kategorizálása hisztogram és textúra alapú módszerekkel. Összességében elmondható, hogy amennyiben egy képről lehet tudni, hogy felhős, félig felhős vagy tiszta égboltot ábrázol, akkor az időjárási helyzettől függő paramétereket lehet használni, amivel minden algoritmussal nagyobb pontosság érhető el.

Az eredmények további pontosítására tervezzük gépi tanulási módszerek alkalmazását is [20]. Ígéretesek a deep learning alapú megoldások, főleg a képfeldolgozásban újszerűnek számító transformer neurális háló architektúrák [23, 24].

Vizsgálataink során a nap és a nap által megvilágított területek, valamint a napsugárzás felhőkön történő visszatükröződésének detektálásával is fogunk foglalkozni. Ezen területek minél pontosabb feltérképezése révén a felhődetektáló algoritmusok eredményessége nagyban javítható, valamint hozzájárul a napbecsillanás és a termelésnövekedés (globálsugárzás) közti kapcsolat minél pontosabb meghatározásához, mely elengedhetetlen a termelésbecsléshez, ami a kutatási téma hosszútávú céljai között szerepel.

5 Köszönetnyilvánítás

Köszönöm konzulensemnek, Barancsuk Lillának, hogy irányította munkámat és segített elmélyülni a képfeldolgozás világában. Kérdéseimmel bármikor fordulhattam hozzá, szakmai útmutatása nélkül ezen dolgozat nem jöhetett volna létre.

Köszönöm Oláhné Dr. Groma Veronikának kutatásom során nyújtott segítséget és iránymutatást, illetve a téma meteorológiai vonatkozásai kapcsán tett javaslatait.

Mindkettejüknek köszönöm az EK-ban tanúsított szívélyes fogadtatást, valamint, hogy rendelkezésemre bocsátották az időjárás monitoring rendszer (főképp a felhőkamera képek) által előállított adatokat.

6 Hivatkozások

- [1] „Napenergia Magyarországon,” 2022. október, Elérhető: https://hu.wikipedia.org/wiki/Napenergia_Magyarországon, Letöltés ideje: 2022. 11. 01.
- [2] *MSZ EN 50160: A közcélú elosztóhálózatokon szolgáltatott villamos energia feszültségjellemzői*, 2010.
- [3] E.ON, "Garantált szolgáltatások," 2022 október, Elérhető: <https://www.eon.hu/hu/rolunk/vallalatcsoport/kozlemanyek/szabalyzatok-jogszabalyok/aram/eon-energiaszolgaltato/garantalt-szolgotatasok.html>, Letöltés ideje: 2022. 11. 01.
- [4] H. Taniguchi, K. Otani és K. Kurokawa, „Hourly forecast of global irradiation using GMS satellite images,” *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 1. kötet 67. szám, 551-557. old., 2001.
- [5] P. Mathiesen, C. Collier és J. Kleissl, „A high-resolution, cloud-assimilating numerical weather prediction model for solar irradiance forecasting,” *Solar Energy*, 1. kötet 92. szám, 47-61. old., 2013.
- [6] W. Richardson Jr, H. Krishnaswami, R. Vega és M. Cervantes, „A low cost, edge computing, all-sky imager for cloud tracking and intra-hour irradiance forecasting,” *Sustainability*, 1. kötet 9. szám, 482. old., 2017.
- [7] R. Chauvin, J. Nou, S. Thil, A. Traore és S. Grieu, „Cloud detection methodology based on a sky-imaging system,” *Energy Procedia*, 1. kötet 69. szám, 1970–1980. old., 2015.
- [8] H. Gábor, E. Ádám, B. Miklós, B. András, B. Pál, H. Ákos, K. Bumke és A. Macke, „Felhőzettségmérés, optikai felhőfelismerő algoritmusok összehasonlítása – 2. rész,” *Fizikai Szemle*, 1. kötet 9. szám, 294–297. old., 2015.
- [9] G. Bradski, „The OpenCV Library,” *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, 2000.

- [10] H. Gábor, E. Ádám, B. Miklós, B. András, B. Pál, H. Ákos, K. Bumke és A. Macke, „Felhőzöttségmérés, optikai felhőfelismerő algoritmusok összehasonlítása – 1. rész,” *Van új a föld felett*, 1. kötet 7. szám, 227. old., 2015.
- [11] „Accuracy and precision,” 2022. október, Elérhető: https://en.wikipedia.org/wiki/Accuracy_and_precision, Letöltés ideje: 2022. 11. 01.
- [12] „Precision and recall,” 2022. október, Elérhető: https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall, Letöltés ideje: 2022. 11. 01..
- [13] Q. Li, W. Lu és J. Yang, „A Hybrid Thresholding Algorithm for Cloud Detection on Ground-Based Color Images,” *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1. kötet, 28. szám, 1286-1296. old., 2011.
- [14] X. Li, Z. Lu, Q. Zhou és Z. Xu, „A Cloud Detection Algorithm with Reduction of Sunlight Interference in Ground-Based Sky Images,” *Atmosphere*, 1. kötet 10. szám, 2019.
- [15] L. Menyhárt, „Piranométer hibás szintezésének hatása a globálsugárzás mért értékére és a hiba detektálásának lehetőségei,” 2016.
- [16] G. Pfister, R. L. McKenzie, J. B. Liley, A. Thomas, B. W. Forgan és C. N. Long, „Cloud Coverage Based on All-Sky Imaging and Its Impact on Surface Solar Irradiance,” *Journal of Applied Meteorology*, 1. kötet 42. szám, 1421-1434. old., 2003.
- [17] C. A. Gueymard, „Cloud and albedo enhancement impacts on solar irradiance using high-frequency measurements from thermopile and photodiode radiometers. Part 1: Impacts on global horizontal irradiance,” *Solar Energy*, 1. kötet, 153. szám, 755-765. old., 2017.
- [18] P. Tzoumanikas, E. Nikitidou, A. Bais és A. Kazantzidis, „The effect of clouds on surface solar irradiance, based on data from an all-sky imaging system,” *Renewable Energy*, 1. kötet 95. szám, 314-322. old., September 2016.
- [19] S. Sun, J. Ernst, A. Sapkota, E. Ritzhaupt-Kleissl, J. Wiles, J. Bamberger és T. Chen, „Short term cloud coverage prediction using ground based all sky imager,” in *2014 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, 2014.
- [20] S. Park, Y. Kim, N. J. Ferrier, S. M. Collis, R. Sankaran és P. H. Beckman, „Prediction of Solar Irradiance and Photovoltaic Solar Energy Product Based on Cloud Coverage Estimation Using Machine Learning Methods,” *Atmosphere*, 1. kötet 12. szám, 2021.

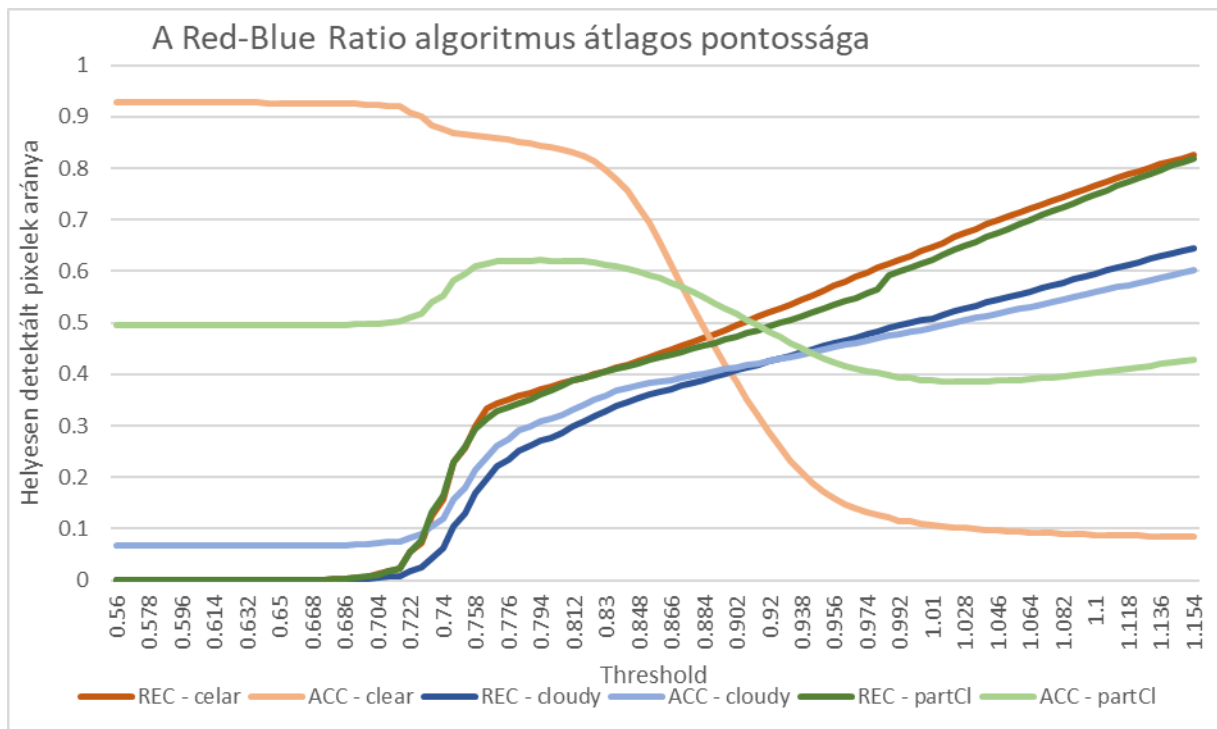
- [21] A. Hammer, D. Heinemann, E. Lorenz és B. Lückehe, „Short-term forecasting of solar radiation: a statistical approach using satellite data,” *Solar Energy*, 1. kötet 67. szám, 139-150 old., 1999.
- [22] T. Huld, R. Müller és A. Gambardella, „A new solar radiation database for estimating PV performance in Europe and Africa,” *Solar Energy*, 1. kötet 86. szám, 1803-1815. old., 2012.
- [23] S. Liu, J. Zhang, Z. Zhang, X. Cao és T. S. Durrani, „TransCloudSeg: Ground-Based Cloud Image Segmentation With Transformer,” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 1. kötet, 15. szám, 6121-6132. old., 2022.
- [24] W. Jiao, Y. Zhang, B. Zhang és Y. Wan, „SCTRANS: A TRANSFORMER NETWORK BASED ON THE SPATIAL AND CHANNEL ATTENTION FOR CLOUD DETECTION,” in *IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2022.

7 Függelék

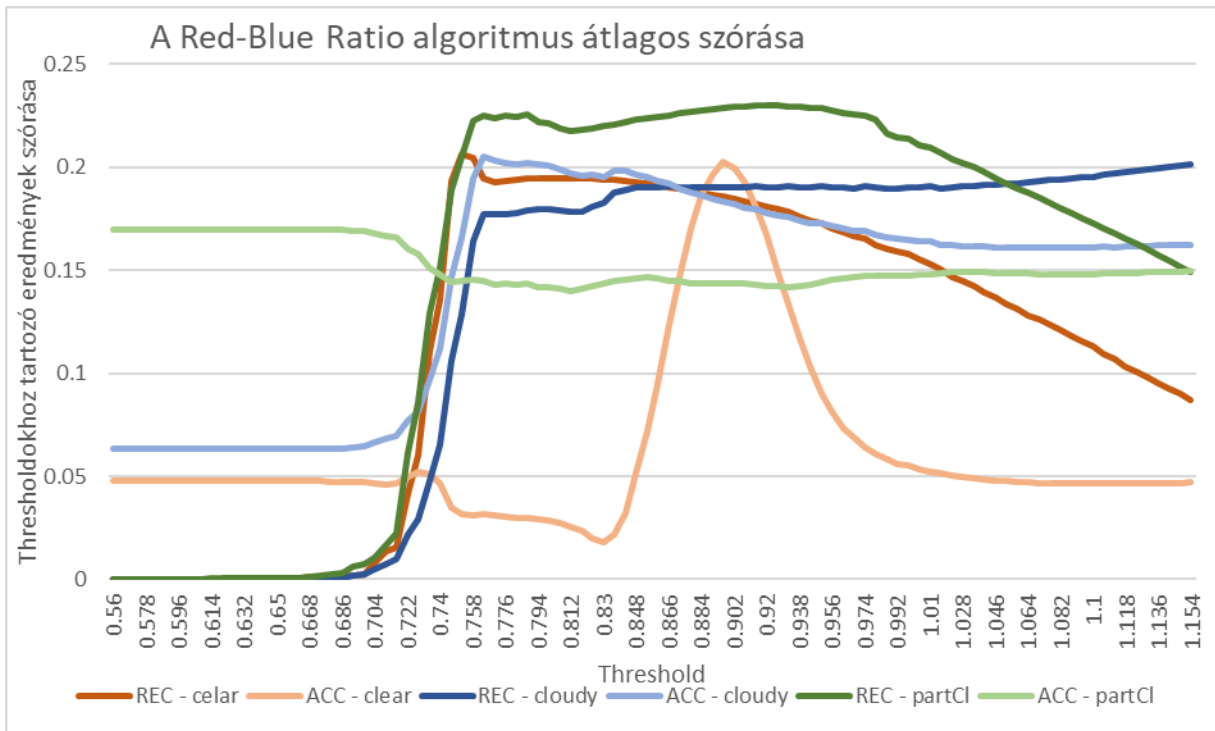
7.1 Algoritmusok középérték és szórás diagramjai

Az alábbiakban az RBR, az RBR-C, a WD, a WD-C, a WDAI és a WDAI-C algoritmusok paraméteroptyimalizáláshoz használt diagramjai láthatóak.

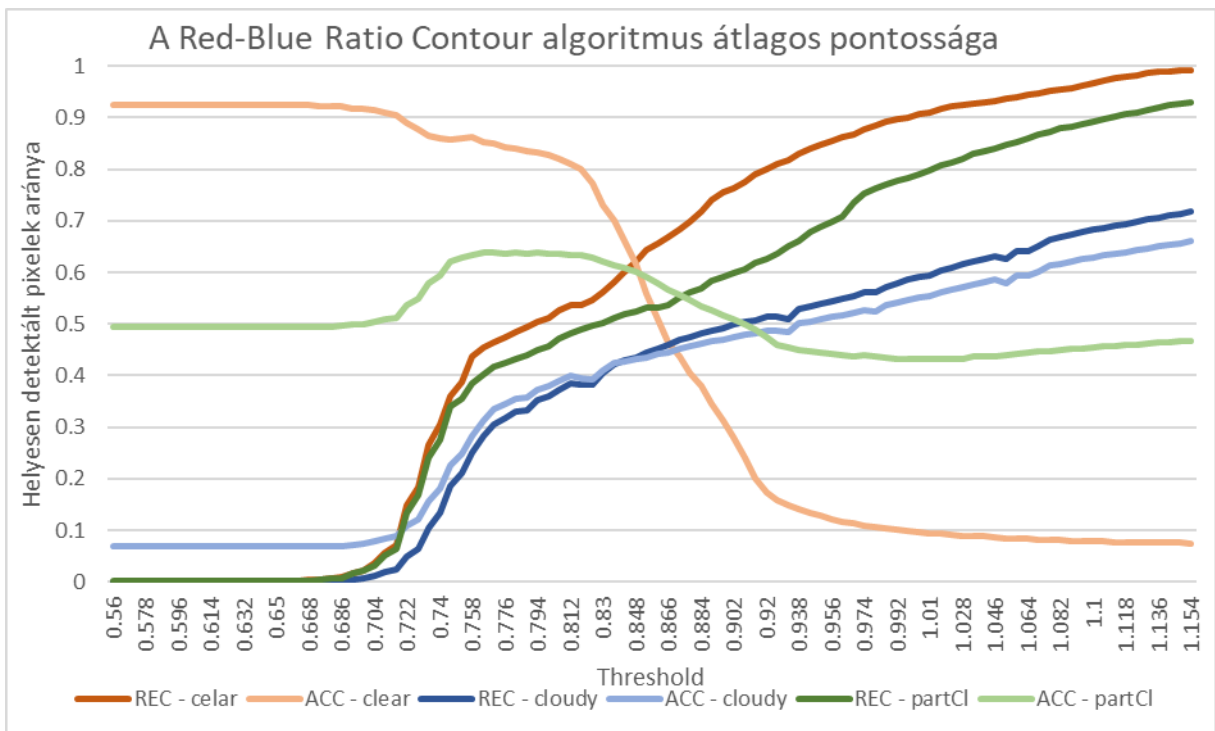
Az átlagos pontosságot mutató grafikonokról leolvasható a különböző algoritmusok esetén, a különböző küszöbértékekhez tartozóan, időjárési kategóriánként a helyesen detektált felhőpixeleknek és teljes kép pixeleknek az eredményei. A szórásérték grafikonokról leolvashatóak az egyes algoritmusok esetén a különböző küszöbértékek eredményeinek szórás értékei, amik a becslés pontosságának változékonyságát mutatják.



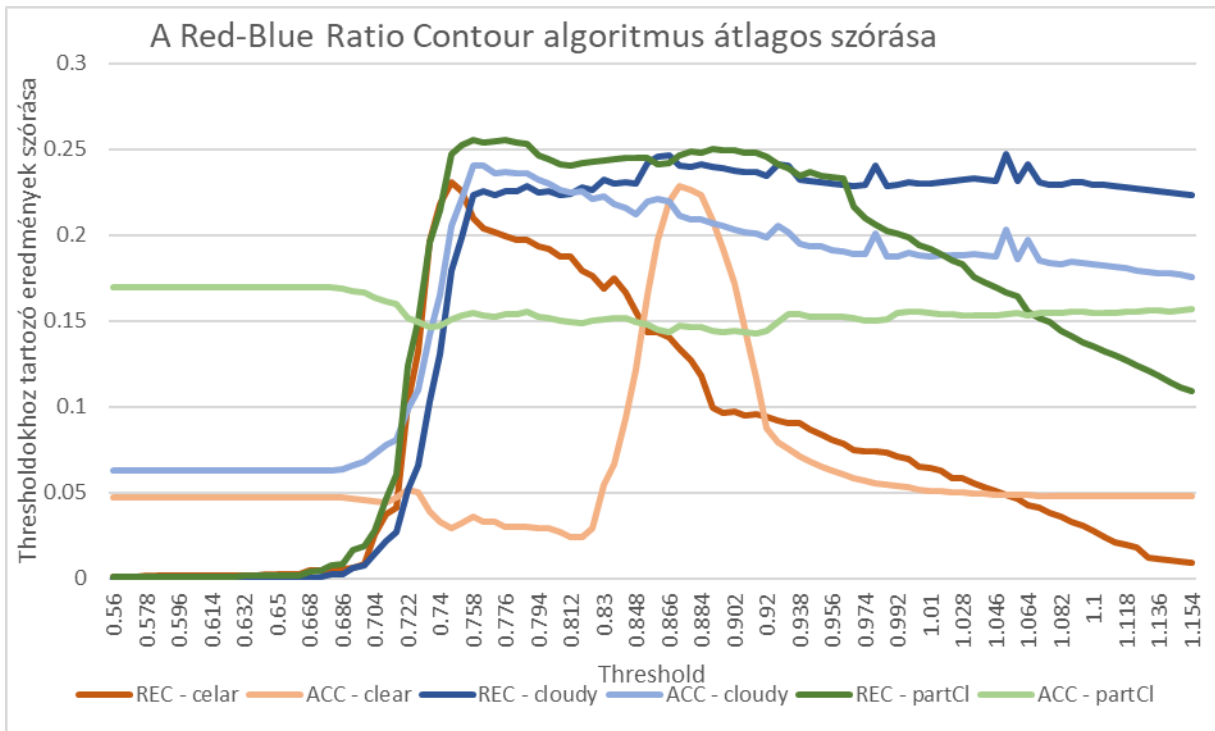
7.1. ábra: RBR algoritmus átlagos pontossága



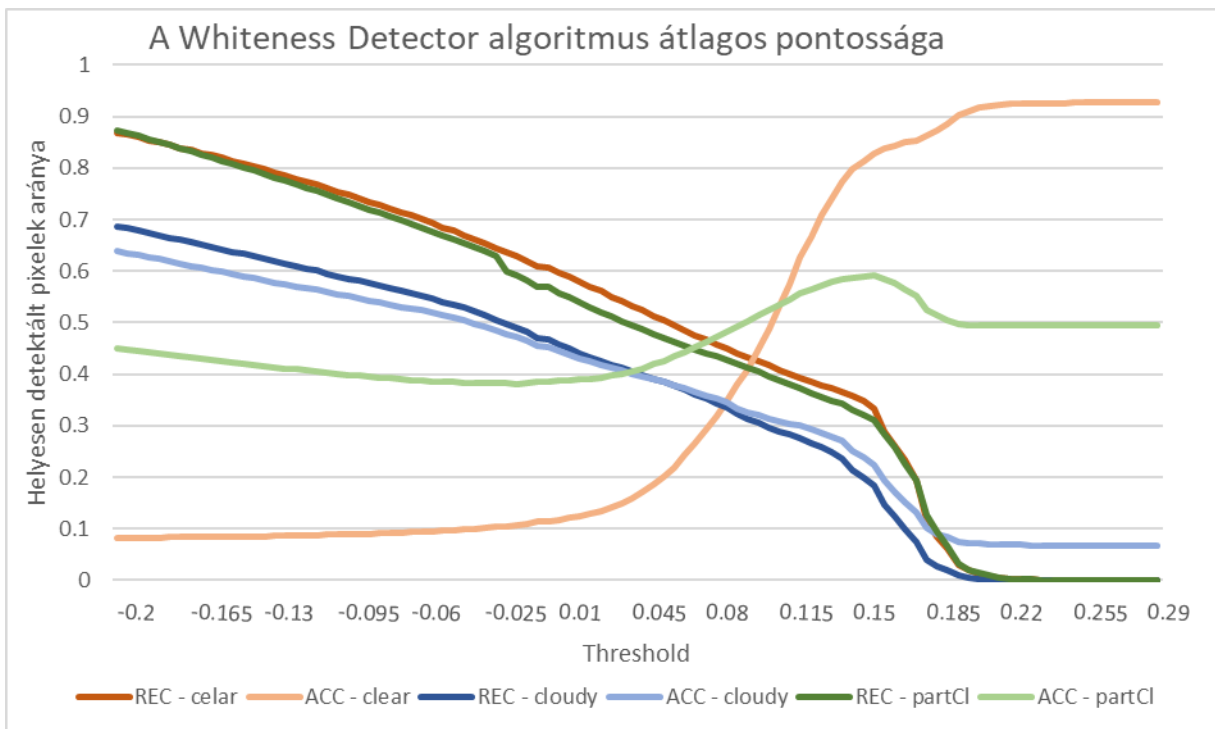
7.2. ábra: RBR algoritmus átlagos szórása



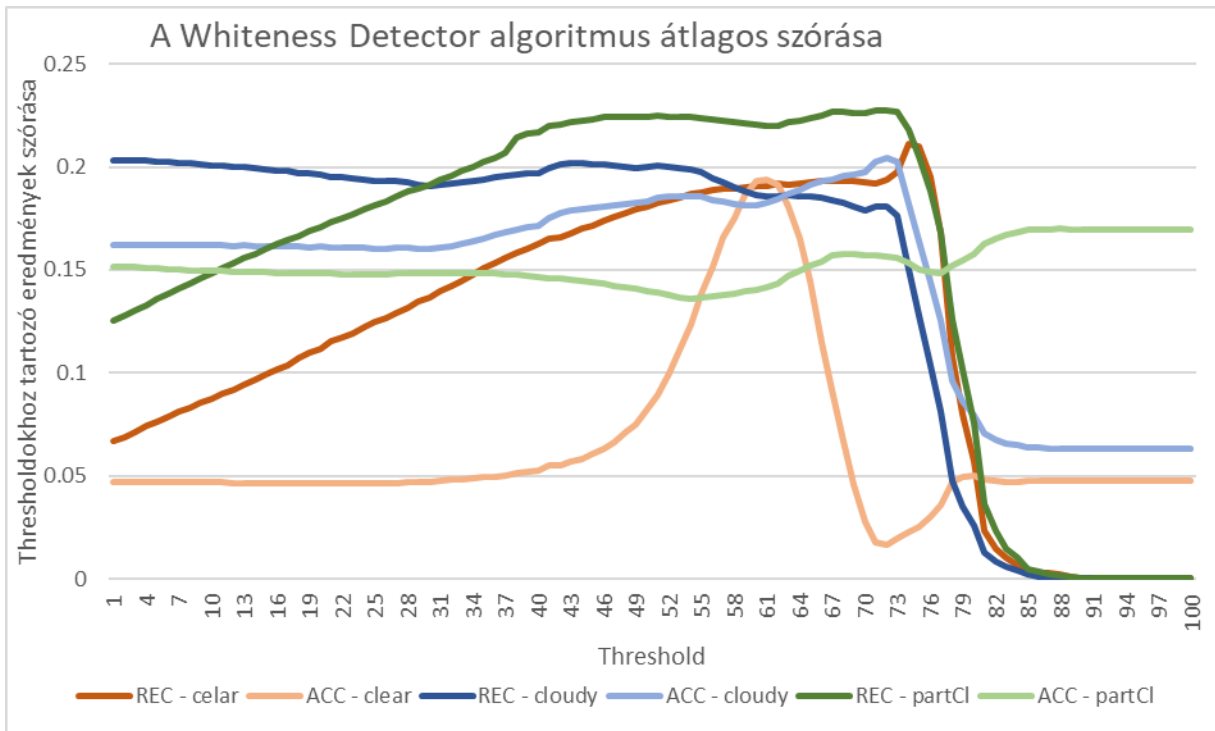
7.3. ábra: RBR-C algoritmus átlagos pontossága



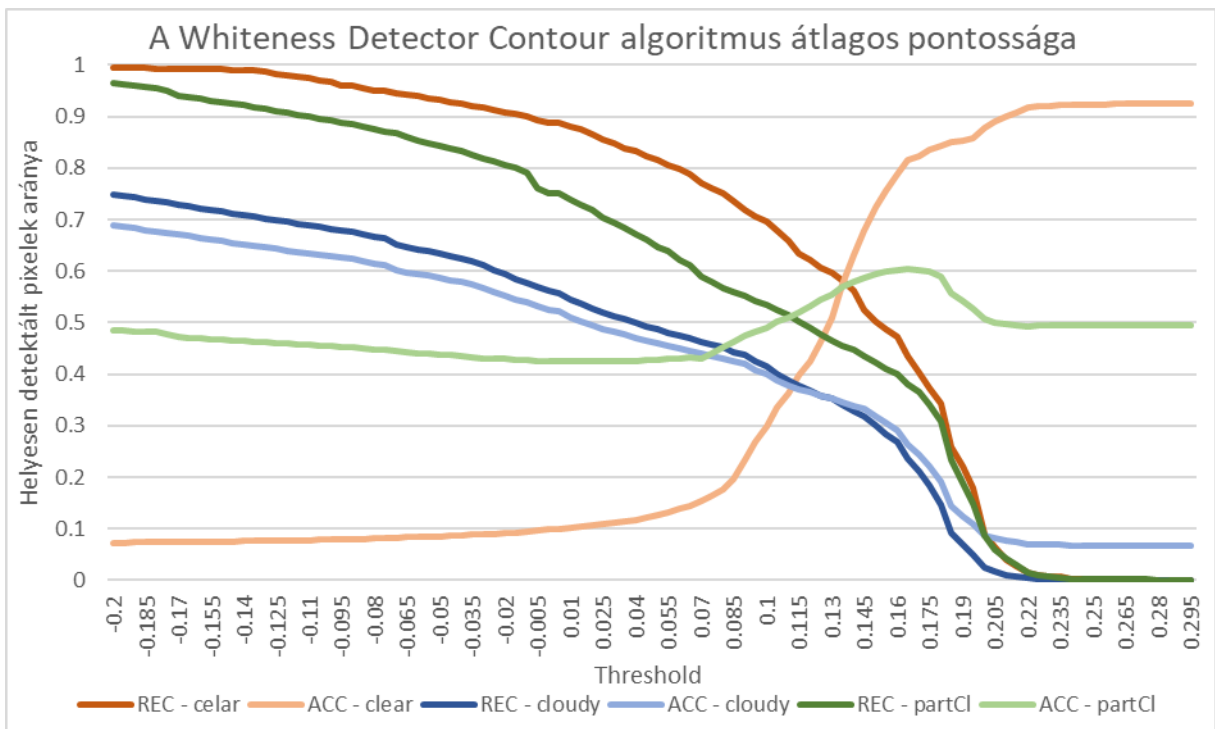
7.4. ábra: RBR-C algoritmus átlagos szórása



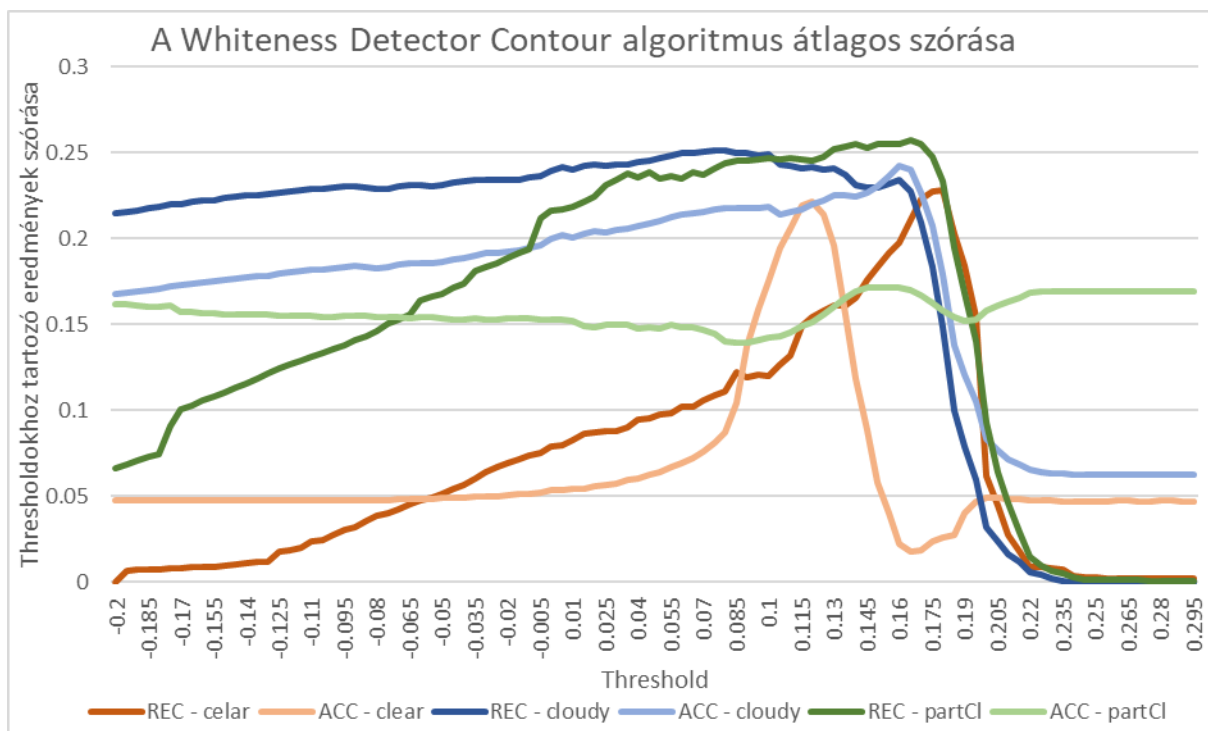
7.5. ábra: WD algoritmus átlagos pontossága



7.6. ábra: WD algoritmus átlagos szórása



7.7. ábra: WD-C algoritmus átlagos pontossága



7.8. ábra: WD-C algoritmus átlagos szórása

A WDAI algoritmusok paraméter értékeihez, a könnyebb megjeleníthetőség érdekében azonosítót rendeltem. Az alábbi táblázatból kiolvasható az azonosítókhoz rendelhető paraméter értékek.

Azon.	A	B
1	0.0002	0.0023
2	0.0002	0.0031
3	0.0002	0.0038
4	0.0002	0.0046
5	0.0002	0.0053
6	0.0002	0.0061
7	0.0002	0.0069
8	0.0002	0.0076
9	0.0002	0.0084
10	0.0002	0.0091
11	0.0003	0.0023
12	0.0003	0.0031
13	0.0003	0.0038
14	0.0003	0.0046
15	0.0003	0.0053
16	0.0003	0.0061
17	0.0003	0.0069
18	0.0003	0.0076
19	0.0003	0.0084
20	0.0003	0.0091
21	0.0003	0.0023
22	0.0003	0.0031
23	0.0003	0.0038
24	0.0003	0.0046
25	0.0003	0.0053

26	0.0003	0.0061
27	0.0003	0.0069
28	0.0003	0.0076
29	0.0003	0.0084
30	0.0003	0.0091
31	0.0004	0.0023
32	0.0004	0.0031
33	0.0004	0.0038
34	0.0004	0.0046
35	0.0004	0.0053
36	0.0004	0.0061
37	0.0004	0.0069
38	0.0004	0.0076
39	0.0004	0.0084
40	0.0004	0.0091
41	0.0004	0.0023
42	0.0004	0.0031
43	0.0004	0.0038
44	0.0004	0.0046
45	0.0004	0.0053
46	0.0004	0.0061
47	0.0004	0.0069
48	0.0004	0.0076
49	0.0004	0.0084
50	0.0004	0.0091
51	0.0005	0.0023

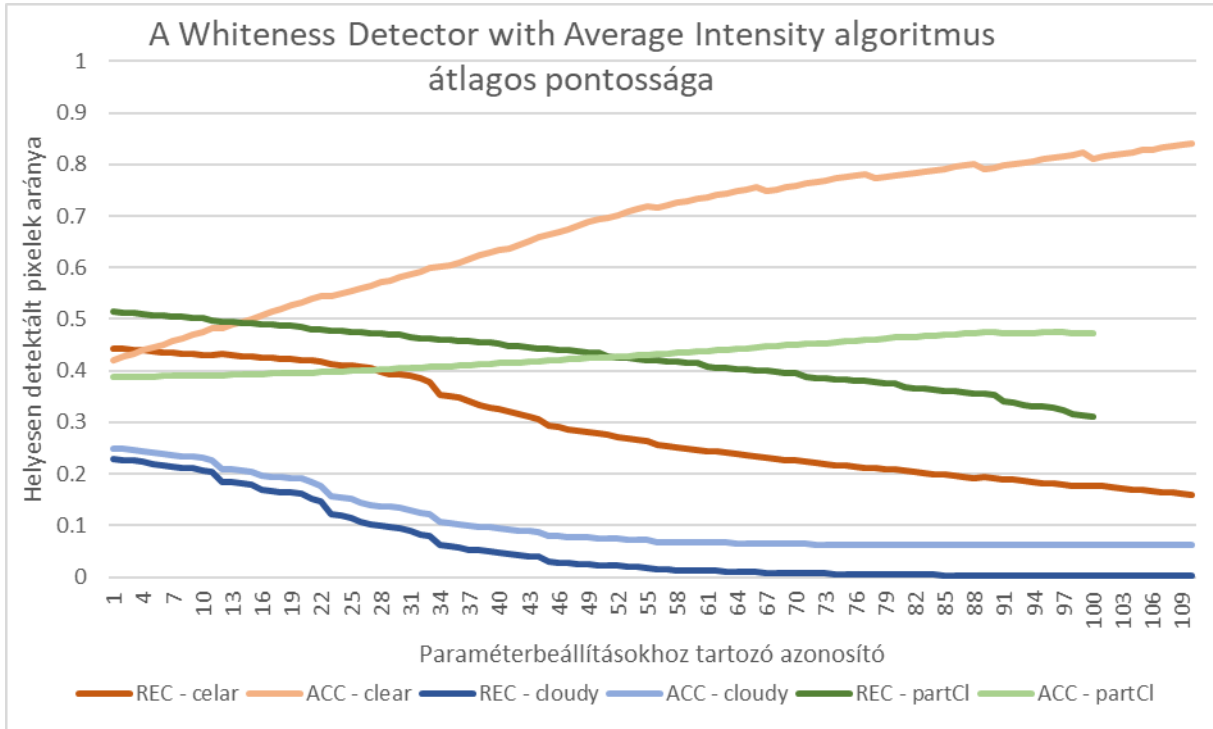
52	0.0005	0.0031
53	0.0005	0.0038
54	0.0005	0.0046
55	0.0005	0.0053
56	0.0005	0.0061
57	0.0005	0.0069
58	0.0005	0.0076
59	0.0005	0.0084
60	0.0005	0.0091
61	0.0006	0.0023
62	0.0006	0.0031
63	0.0006	0.0038
64	0.0006	0.0046
65	0.0006	0.0053
66	0.0006	0.0061
67	0.0006	0.0069
68	0.0006	0.0076
69	0.0006	0.0084
70	0.0006	0.0091
71	0.0006	0.0023
72	0.0006	0.0031
73	0.0006	0.0038
74	0.0006	0.0046
75	0.0006	0.0053
76	0.0006	0.0061
77	0.0006	0.0069

78	0.0006	0.0076
79	0.0006	0.0084
80	0.0006	0.0091
81	0.0007	0.0023
82	0.0007	0.0031
83	0.0007	0.0038
84	0.0007	0.0046
85	0.0007	0.0053

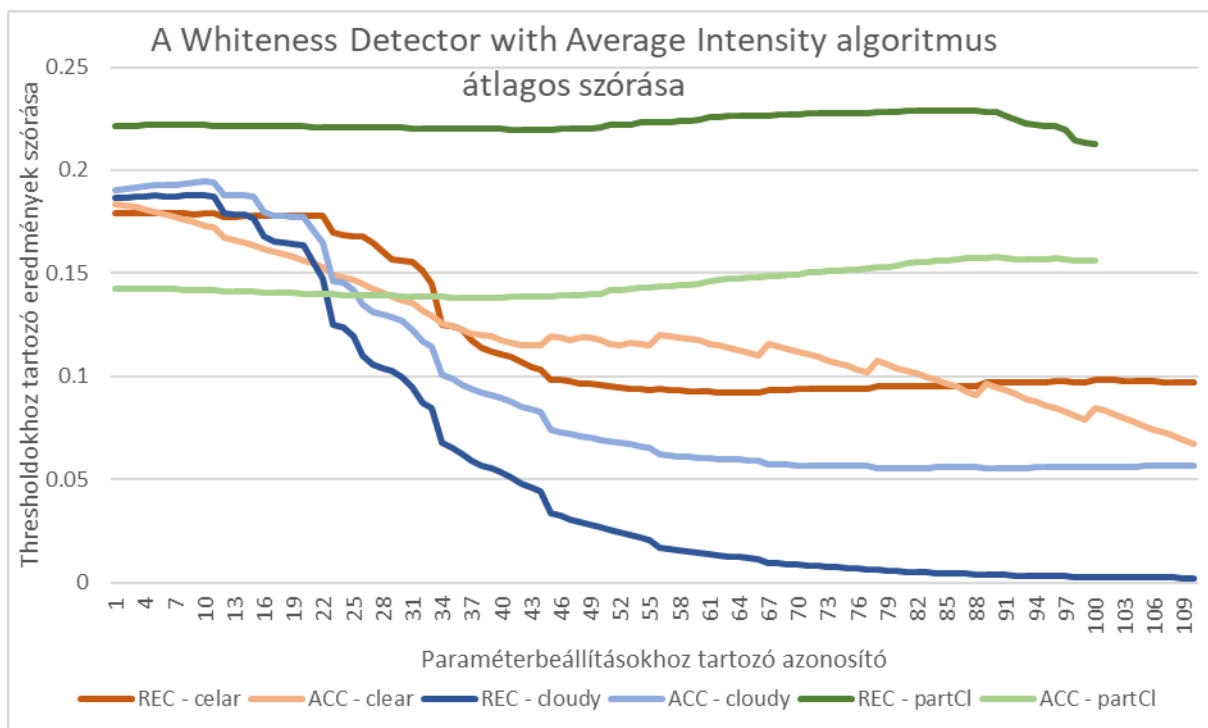
86	0.0007	0.0061
87	0.0007	0.0069
88	0.0007	0.0076
89	0.0007	0.0084
90	0.0007	0.0091
91	0.0007	0.0023
92	0.0007	0.0031
93	0.0007	0.0038

94	0.0007	0.0046
95	0.0007	0.0053
96	0.0007	0.0061
97	0.0007	0.0069
98	0.0007	0.0076
99	0.0007	0.0084
100	0.0007	0.0091

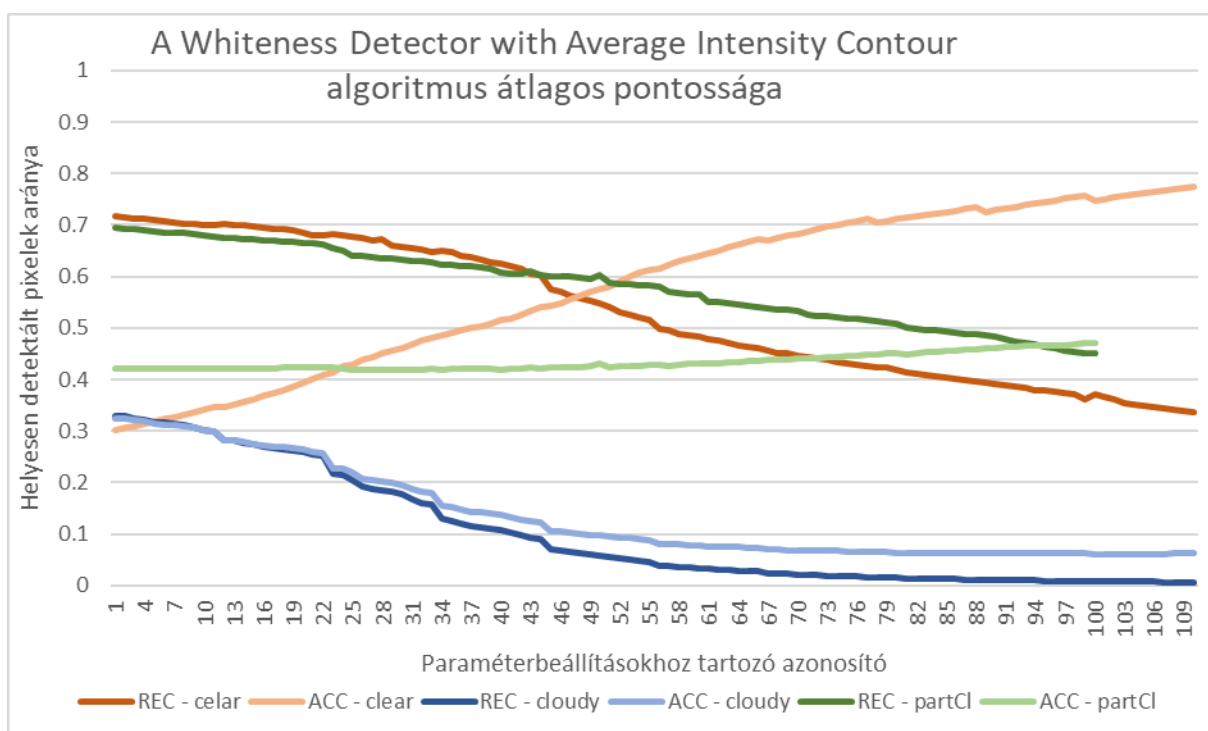
7.1. táblázat: Adott azonosítóhoz tartozó A és B paraméter értékek



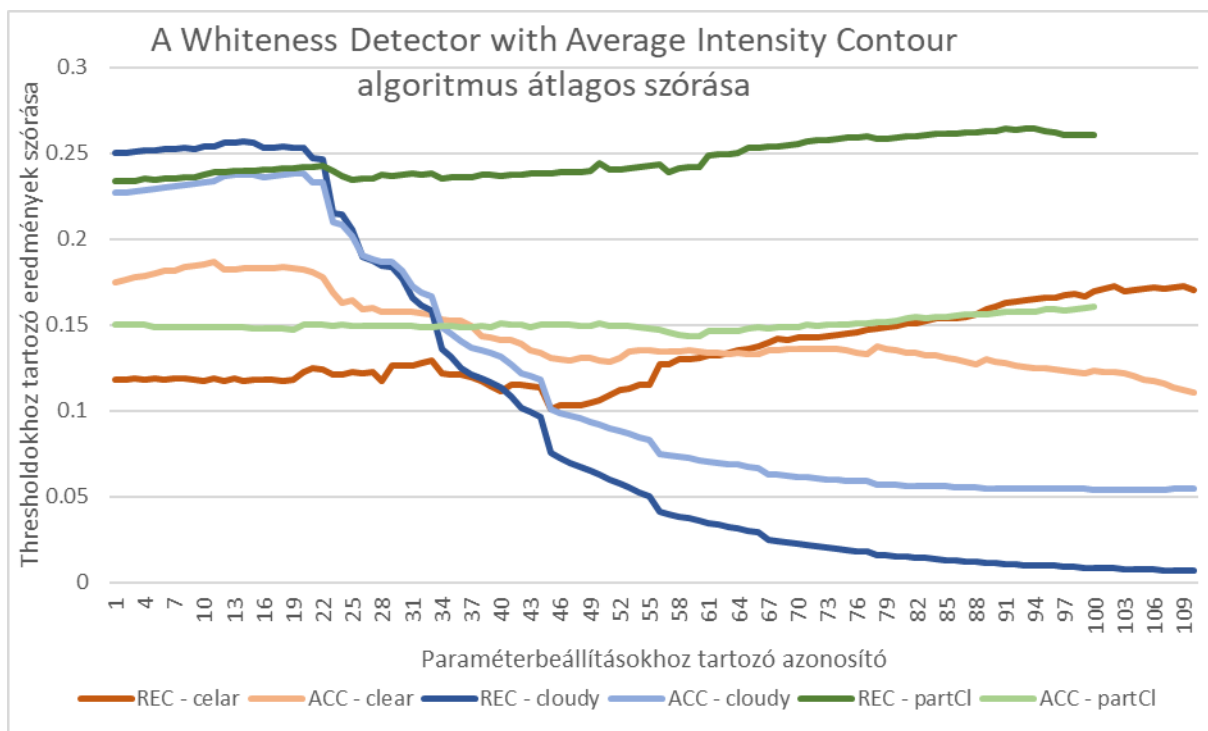
7.9. ábra: WDAI algoritmus átlagos pontossága



7.10. ábra: WDAI algoritmus átlagos szórása



7.11. ábra: WDAI-C algoritmus átlagos pontossága



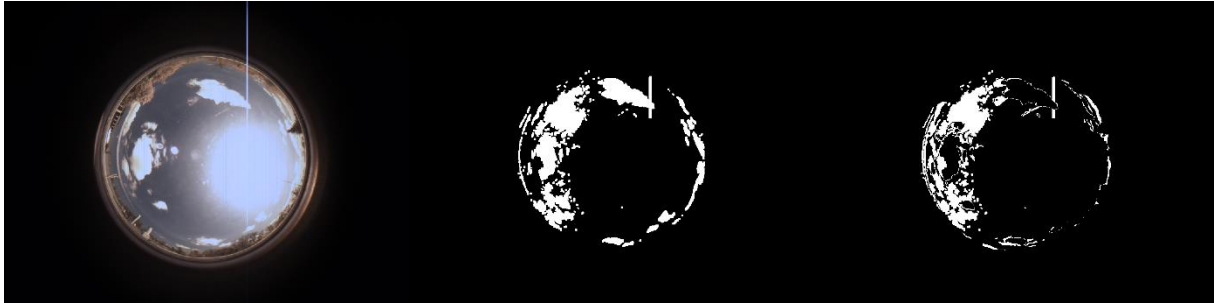
7.12. ábra: WDAI algoritmus átlagos szórása

7.2 Algoritmusok *contour*-ral mutatott eredményei

Az alábbiakban látható egy-egy, különböző időjárási helyzetben készített kép, melyeken futtattam a kontúrral kiegészített algoritmusokat az adott scenáriónak megfelelő küszöbértékkel. Fontos, hogy a küszöbértékek itt nem egyeznek adott algoritmus minden futása esetén, hanem az égbolt felhőzettségének előzetes – szemmel történő – becslése alapján lettek kikalkulálva, külön-külön a *clear*, *cloudy* és *partially cloudy* képekre.



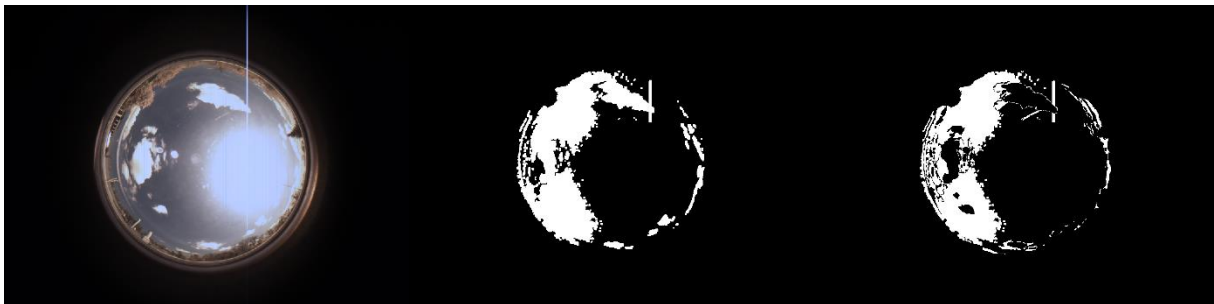
7.13. ábra: RBD-C algoritmus clear képen, threshold: -4



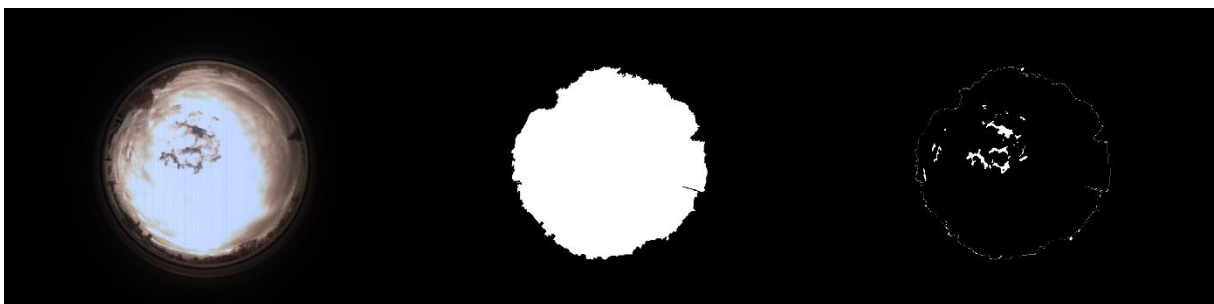
7.14. ábra: RBR-C algoritmus clear képen, threshold: 0.848



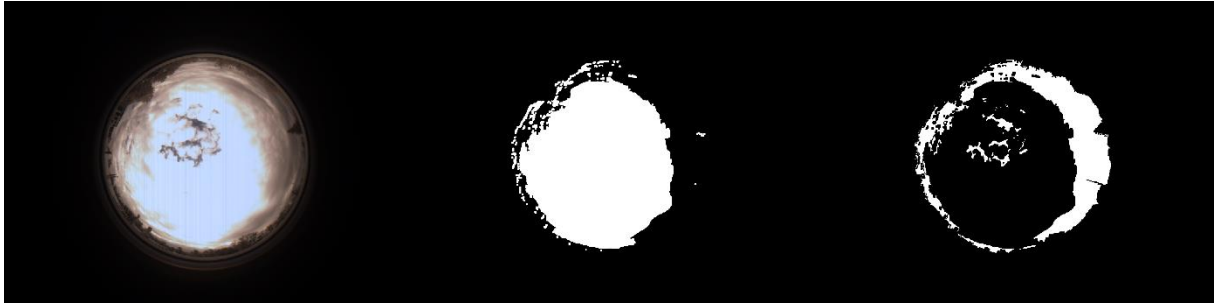
7.15. ábra: WD-C algoritmus clear képen, threshold: 0.135



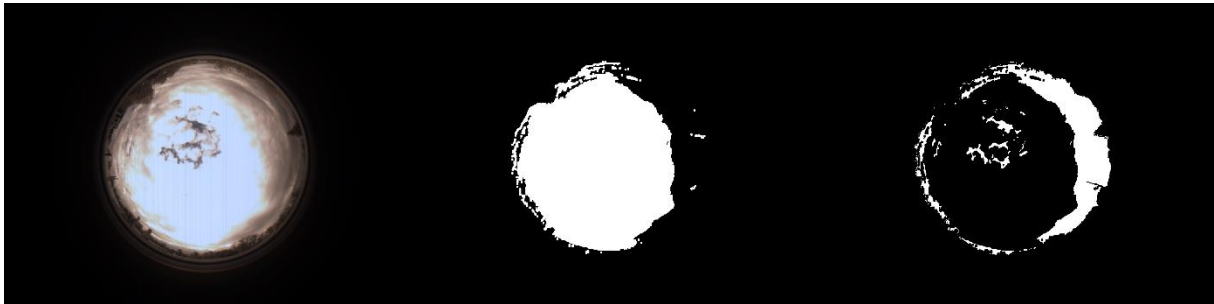
7.16. ábra: WDAI-C algoritmus clear képen, paraméter A: 0.0007, paraméter B: 0.041



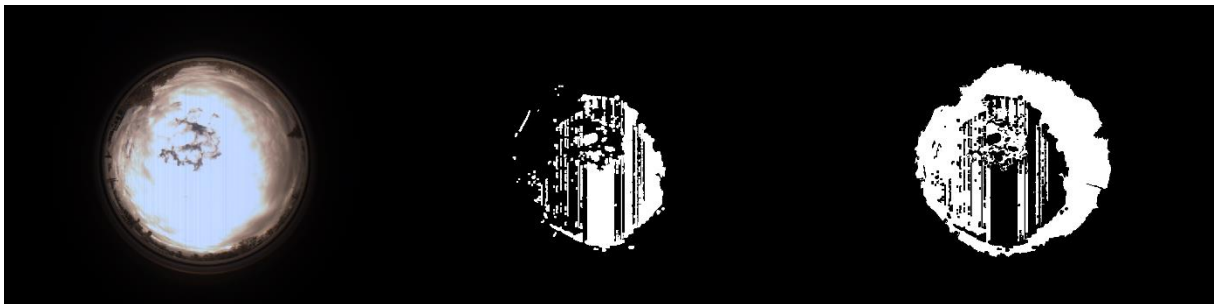
7.17. ábra: RBD-C algoritmus cloudy képen, threshold: 0



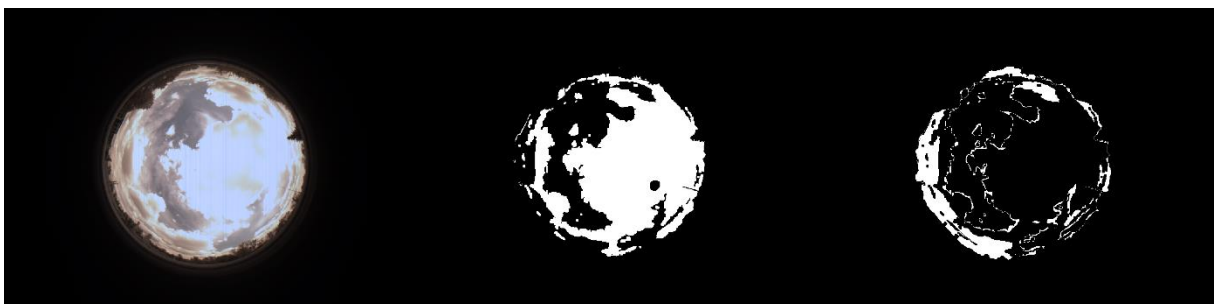
7.18. ábra: RBR-C algoritmus cloudy képen, threshold: 1.154



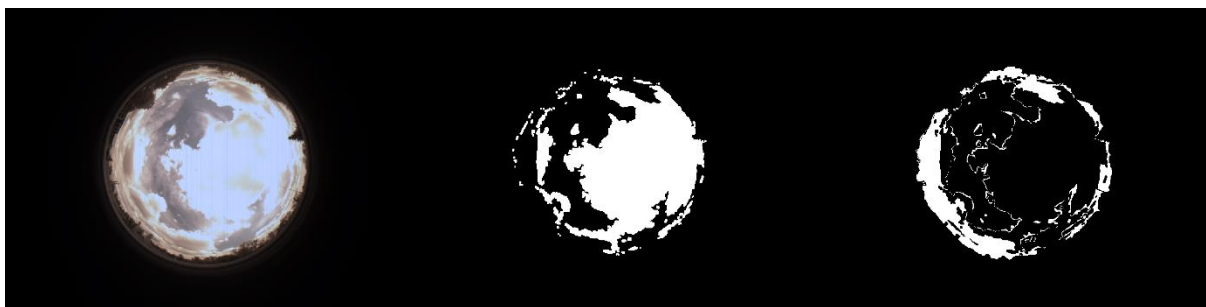
7.19. ábra: WD-C algoritmus cloudy képen, threshold: -0.2



7.20. ábra: WDAI-C algoritmus cloudy képen, paraméter A: 0.0005, paraméter B: 0.0395



7.21. ábra: RBD-C algoritmus partially cloudy képen, threshold: -3



7.22. ábra: RBR-C algoritmus partially cloudy képen, threshold: 0.872



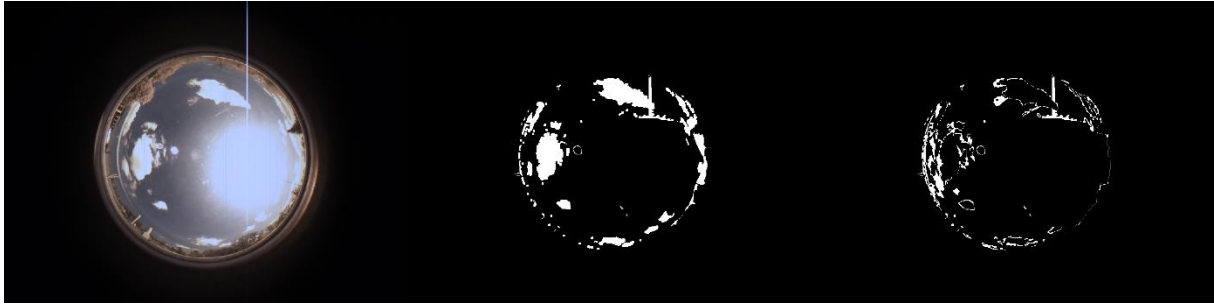
7.23. ábra: WD-C algoritmus partially cloudy képen, threshold: 0.115



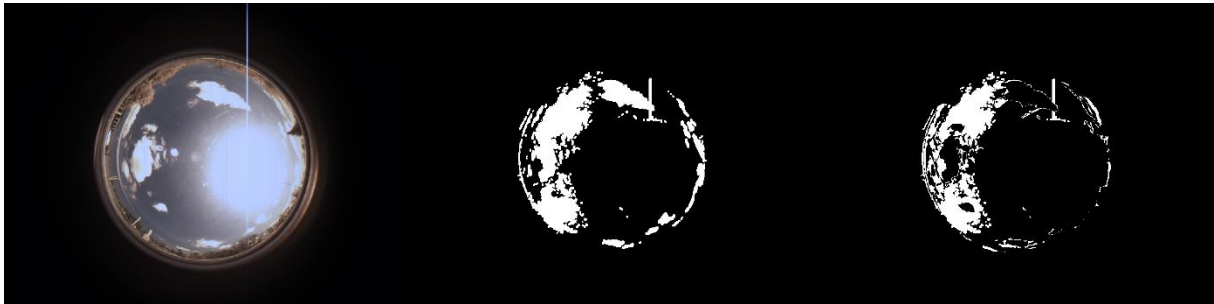
7.24. ábra: WDAI-C algoritmus partially cloudy képen, paraméter A: 0.0007, paraméter B: 0.0395

7.3 Algoritmusok általános thresholddal mutatott eredményei

Az alábbiakban látható egy-egy, különböző időjárási helyzetben készített kép, melyeken futtattam az algoritmusokat az algoritmushoz beállított, általános, az időjárási helyzettől független, minden képre algoritmusonként egységes küszöbértékkel.



7.25. ábra: RBD-C algoritmus clear képen, threshold: -4



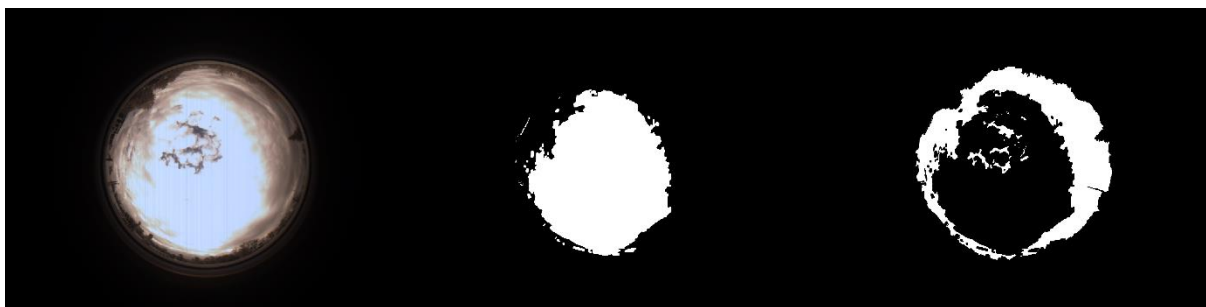
7.26. ábra: RBR-C algoritmus clear képen, threshold: 0.86



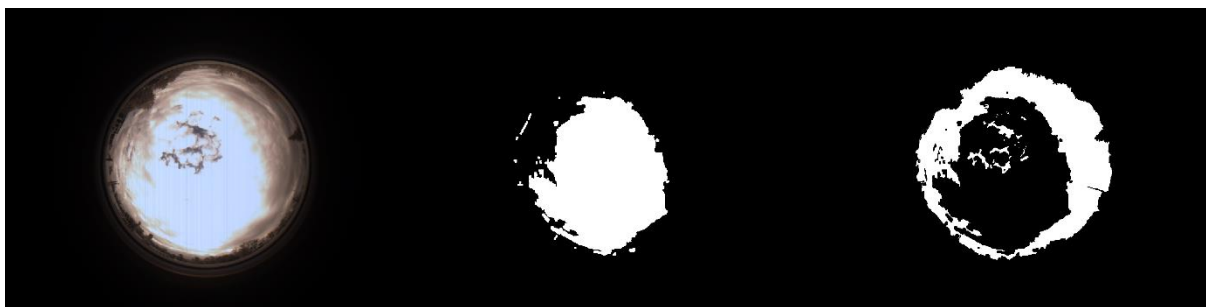
7.27. ábra: WD-C algoritmus clear képen, threshold: 0.125



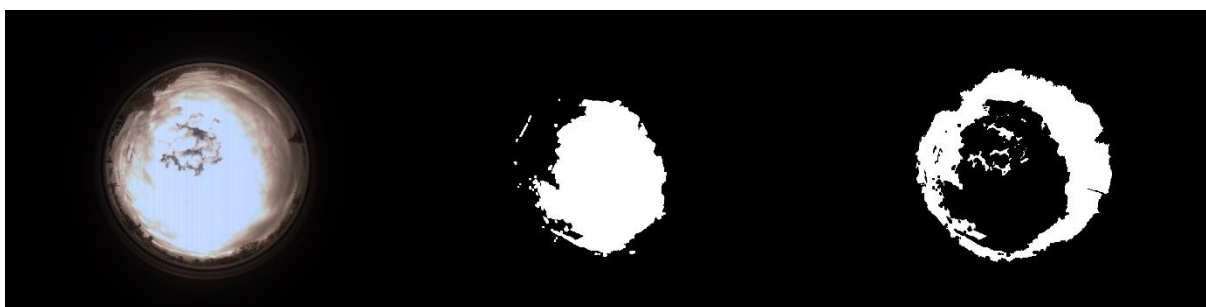
7.28. ábra: WDAI-C algoritmus clear képen, paraméter A: 0.0007, paraméter B: 0.0228



7.29. ábra: RBD-C algoritmus cloudy képen, threshold: -4



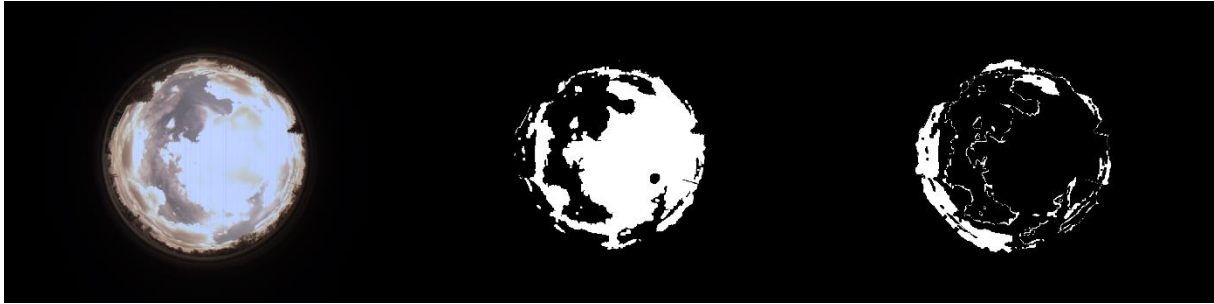
7.30. ábra: RBR-C algoritmus cloudy képen, threshold: 0.86



7.31. ábra: WD-C algoritmus cloudy képen, threshold: 0.125



7.32. ábra: WDAI-C algoritmus cloudy képen, paraméter A: 0.0007, paraméter B: 0.0228



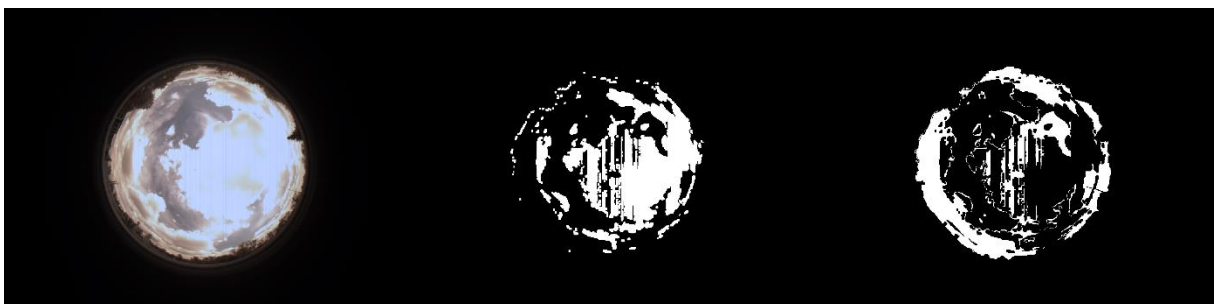
7.33. ábra: RBD-C algoritmus partially cloudy képen, threshold: -4



7.34. ábra: RBR-C algoritmus partially cloudy képen, threshold: 0.86



7.35. ábra: WD-C algoritmus partially cloudy képen, threshold: 0.125



7.36. ábra: WDAI-C algoritmus partially cloudy képen, paraméter A: 0.0007, paraméter B: 0.0228