

BUDAPESTI MŰSZAKI ÉS GAZDASÁGTUDOMÁNYI EGYETEM
GÉPÉSZMÉRNÖKI KAR
MECHATRONIKA, OPTIKA ÉS GÉPÉSZETI INFORMATIKA TANSZÉK



LORENCZ PÁL

TDK DOLGOZAT

A futás biomechanikai paramétereink elemzése OpenPose
program segítségével

Konzulens:

Ágoston Dorottya

PhD-hallgató

Budapest, 2023

TARTALOMJEGYZÉK

1. Bevezetés.....	2
1.1. Áttekintés.....	2
2. Szakirodalmi áttekintés/Előzmények	4
2.1. Általános áttekintés	4
2.2. Motion Capture rendszerek áttekintése	8
2.3. OpenPose rendszerek áttekintése.....	12
3. Célkitűzések és Hipotézis felállítás.....	15
3.1. Célkitűzés.....	15
3.2. Hipotézis felállítás	16
4. Méréstechnika és feldolgozás	17
4.1. Általános áttekintés	17
4.2. A mérés során használt eszközpark bemutatása	18
4.3. Videók vágása	21
4.4. OpenPose használata	22
4.5. Kiértékelés Python segítségével	25
5. Összefoglalás/Eredmények értékelése.....	29
5.1. Eredmények.....	29
5.2. Diskusszió.....	29
5.3. Javaslatok/Következtetések/Tanulságok.....	34
6. Felhasznált források	35

1. BEVEZETÉS

1.1. Áttekintés

A mozgásvizsgálat és elemzés egy multidiszciplináris tudományág, amely ötvözi a biomechanikát, a fizioológiát, az informatikát és a sporttudományt, és kulcsfontosságú szerepet játszik az emberi mozgás megértésében és optimalizálásában. Ez a tudományág az atlétikai teljesítmény javításának és a sérülésmegelőzésnek az alapja. A futás, mint az egyik legtermészetesebb és leggyakoribb mozgásforma, különösen fontos terület a mozgáselemzésben, és sok lehetőséget kínál a tudományos vizsgálatokra. A futáselemzés során az egyik kulcsfontosságú tényező a futók testtartásának és mozgásának biomechanikai jellemzőinek megértése, ami segít az edzőknek és a sportolóknak megérteni, hogyan optimalizálhatják a technikát a sérülések elkerülése és a teljesítmény javítása érdekében. A futástechnika elemzése segít az edzőknek a futók erősségeinek és gyengeségeinek azonosításában, és specifikus javaslatokat tehet a technika javítása érdekében. A futók mozgáselemzése során a kutatók általában videófelvételeket készítenek a futókról különböző nézőpontokból, és ezeket az adatokat használják a mozgásuk elemzésére. Az oldalról, szagittális síkban készült felvételek különösen értékesek, mivel lehetővé teszik a futók mozgásának mélyreható vizsgálatát. A magas képkockasebességű felvételek használata növeli az elemzés pontosságát és részletességét, lehetővé téve a gyors és komplex mozgások rögzítését és elemzését. A mozgáselemzés során felmerülő kihívások között szerepelnek a pontos adatrögzítés, a nagy mennyiségű adat feldolgozása, és a megfelelő eszközök és módszerek hiánya a komplex mozgások pontos elemzéséhez. Ezen kihívások leküzdése érdekében a sporttudományi szakemberek és mérnökök folyamatosan dolgoznak az új technológiák és módszerek fejlesztésén, amelyek javítják a mozgáselemzés pontosságát és hatékonyságát. Az OpenPose egy olyan eszköz, amely mélytanulási algoritmusokat alkalmaz az emberi test póz- és mozgáselemzésére valós időben. Az OpenPose képes azonosítani és

nyomon követni az emberi test kulcspontjait, így mélyreható elemzést nyújt a mozgásról és a testtartásról. A magas képkockasebességű felvételek, amelyek oldalnézetből, szagittális síkban készültek, lehetővé teszik az OpenPose számára, hogy pontosan elemezze a futók mozgását, így azonnali visszajelzést kaphatunk a futótechnikájukról és a mozgáseffektivitásukról. A tudományos diákköri konferencia egy kiváló platform a mozgáselemzés és a futás biomechanikájának bemutatására. Az ilyen kutatások elősegítik a tudományos és a sport közösség közötti tudásmegosztást, és hozzájárulnak a futás és az atlétika területén alkalmazott mozgáselemzési technikák és technológiák fejlődéséhez. A futók mozgáselemzése nem csak a sportolók és edzők számára hasznos, hanem a tudományos közösség számára is, mivel lehetőséget kínál a biomechanika, a fiziológia és az informatika területén végzett alapvető és alkalmazott kutatásokra. Az OpenPose és a hozzá hasonló programok folyamatos fejlesztése, hibáinak detektálása és javítása új funkciók fejlesztése és tesztelése elősegíti a sportolók és a mozgásrehabilitációban részt vevők gyorsabb, nagyobb hatásfokú és eredményesebb fejlődését.

2. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS/ELŐZMÉNYEK

A következő fejezetben azokat a kulcsfontosságú ismereteket és eredményeket veszem górcső alá, amelyek megalapozzák a vizsgálatom háttértudását és kontextusát biztosítják az általam végzett munka számára a sporttudományos diskurzusban. A fejezet három alrészre tagolódik. Az első alrészben az emberi pózfelismerés általános megközelítéseit és a témakörre vonatkozó legfontosabb eredményeket tárgyalom, amelyek a vizsgálatom alapját képezik. A második alrészben bemutatom a sport- és mozgástudományban jelenleg is széles körben alkalmazott markeres és marker nélküli Motion Capture rendszereket, különös tekintettel azokra a kutatásokra, melyek a technológiai hátteret és a módszertani megközelítéseket tárgyalják. Harmadik, és egyben utolsó részben pedig az OpenPose program specifikus kutatási területeire és alkalmazási lehetőségeire összpontosítok.

2.1. Általános áttekintés

Az emberi testhelyzet becslés (Human Pose Estimation, HPE) a kép- és videófeldolgozás fontos területe. Ezen a területen számos könyvtár és algoritmus áll rendelkezésre, melyek közül némelyik hatékonyabb lehet bizonyos alkalmazásokban vagy körülmények között. Jen-Li Chung és mtsai kutatásában négy korszerű HPE könyvtár - az OpenPose, PoseNet, MediaPipe Pose és MoveNet - teljesítményét hasonlította össze. Az értékelés során a PDJ metrikát alkalmazták, és a vizsgálat célja egyedülálló személyek 2D pózusának becslése volt [1]. A PDJ metrika (Percentage of Detected Joints) egy intuitív módja annak, hogy megértsük, milyen jól teljesít egy modell az ízületi pontok helyes észlelésében egy adott távolságon belül. A metrika értéke 0 és 100% között változik, ahol a magasabb érték jobb teljesítményt jelez.

Domain	HPE Library	Year	Purpose of Application
Video Surveillance	OpenPose [6]	2018	Kidnapping detection—using HPE to classify kidnapping cases and normal cases in an intelligent video surveillance system.
	OpenPose [5]	2019	A child abuse prevention decision-support system—using OpenPose to classify adults and children in CCTV.
Medical Assistance	OpenPose [15]	2020	A fall detection system—using OpenPose to extract features of human body.
	PoseNet [8]	2020	Automatic feedback on incorrect posture for physiotherapy exercises.
	PoseNet [10]	2021	A telehealth system providing in-home rehabilitation.
	OpenPose [11]	2021	Measure joint angles and conduct semi-automatic ergonomic postural assessments to evaluate the risk of musculoskeletal disorders.
	MoveNet [14]	2021	A healthcare system that measures patient's strength, balance, and range of motion during physical therapy activities.
	MediaPipe Pose [12]	2022	A fall detection system.
Sport Motion Analysis	MediaPipe Pose [13]	2022	A posture corrector system—to notify people who are spending most of their time sitting in front of the computer with bad posture to avoid long-term health issues.
	OpenPose [28]	2018	A basketball free-throw shooting prediction system—using OpenPose to generate body keypoints.
	OpenPose [21]	2020	A real-time push-up counter—to classify the correct and incorrect push-ups.
	OpenPose [20]	2021	A system to evaluate baseball swinging poses and help baseball players correct their poses.
	MediaPipe Pose [24]	2021	A mobile application—to analyze, improve, and track cricket players' batting performance.
	PoseNet [25]	2021	A real-time workout analyzer—allows fitness enthusiast to perform their workout accurately at home and with proper guidance.
	PoseNet [26]	2021	A fitness tutor—to maintain the correctness of the posture during workout exercises.
	PoseNet [27]	2021	A fitness application—provides instant feedback to users to ensure the accuracy of their workout exercise poses.
	MediaPipe Pose [22]	2022	To score the human body's balance ability on the wobble board.
	MediaPipe Pose [23]	2022	A free weight exercise tracking software—allows users to learn and correct their exercise poses.

1. ábra: Különböző HPE könyvtárak és alkalmazásuk [1]

Jen-Li Chung és mtsai kutatásának eredménye szerint a MoveNet bizonyult a legjobbnak mind képek, mind videók esetében, míg a MediaPipe Pose a képek elemzésében, az OpenPose pedig a videók kiértékelésében szerepelt a leggyengébben. A PoseNet teljesítménye átlagosnak bizonyult mindkét feladatkörben.[1]

Érdekes megfigyelés, hogy a kihívást jelentő körülmények, mint például a rossz kamera pozíció vagy önzáródás, rontották a testrészek észlelésének pontosságát. Különösen az OpenPose gyengén teljesített videók észlelésében, ahol a követés elvesztése volt megfigyelhető önzáródás esetén [1]. Az "önzáródás" (angolul "self-occlusion") a számítógépes látásban azt a jelenséget jelenti, amikor egy objektum vagy testrész részben vagy egészben eltakarja magát a kamera nézőpontjából. Ebben az esetben az objektum vagy testrész egy része nem látható a kamera számára, mert egy másik testrész közbeékelődik a kamera és az eltakart rész közé.

A biomechanikai terület az utóbbi évtizedekben jelentős változásokon ment át, főként a technológiai fejlődések hatására. A gépi tanulás, különösen nagy adatmennyiségek esetén, új perspektívákat nyitott a mozgás megértésében és modellezésében [2]. A ko-

rábbi költséges laboratóriumi környezetek helyett most viselhető szenzorok segítségével gyűjthetők adatok, amelyek jelentősen növelik a kutatás hatékonyságát. [2] Az ilyen technológiai fejlődések mellett az adatbázisok minősége és mennyisége is kritikus szerepet játszik.

Ebben az összefüggésben említésre méltó az MPII adatbázis, melyet a Mykhaylo Andriluka és mtsai. által írt tudományos cikk mutat be.[3]. Az adatbázisok, különösen azok, amelyek ilyen széles körű és sokrétű információt tartalmaznak, katalizátorai lehetnek a mesterséges intelligencia alapú gépi látás fejlődésében.

Dataset	#training	#test	img. type
Full body pose datasets			
Parse [16]	100	205	diverse
LSP [12]	1,000	1,000	sports (8 types)
PASCAL Person Layout [6]	850	849	everyday
Sport [21]	649	650	sports
UIUC people [21]	346	247	sports (2 types)
LSP extended [13]	10,000	-	sports (3 types)
FashionPose [2]	6,530	775	fashion blogs
J-HMDB [11]	31,838	-	diverse (21 act.)
Upper body pose datasets			
Buffy Stickmen [8]	472	276	TV show (Buffy)
ETHZ PASCAL Stickmen [3]	-	549	PASCAL VOC
Human Obj. Int. (HOI) [23]	180	120	sports (6 types)
We Are Family [5]	350 imgs.	175 imgs.	group photos
Video Pose 2 [18]	766	519	TV show (Friends)
FLIC [17]	6,543	1,016	feature movies
Sync. Activities [4]	-	357 imgs.	dance / aerobics
Armllets [9]	9,593	2,996	PASCAL VOC/Flickr
MPII Human Pose (this paper)	28,821	11,701	diverse (491 act.)

2. ábra: Az emberi testtartás becsléséhez nyilvánosan elérhető adatkészletek [2]

A 2. ábrán látható adatbázis az emberi pózfelismerés terén vált kulcsfontosságúvá. Gazdag adatkészletével – mely sokkal több információt tartalmaz, mint a korábbi adatkészletek – új dimenziókat nyitott a pózfelismerés tudományában [3]. Az emberi pózok sokfélesége és bonyolultsága kihívás elé állítja a kutatókat, és az MPII ebben a kontextusban nem csupán egy eszköz, hanem egy komplex tanulmányi platform. Az MPII adatbázis különböző ruházatban, különböző környezetekben és tárgyakkal ábrázol embereket, így egy átfogó képet adva az emberi mozgásról [3]. Ezenfelül a képek

gyűjtése során a YouTube platformot is felhasználták, ami további változatosságot és széles körű reprezentativitást biztosított [3].



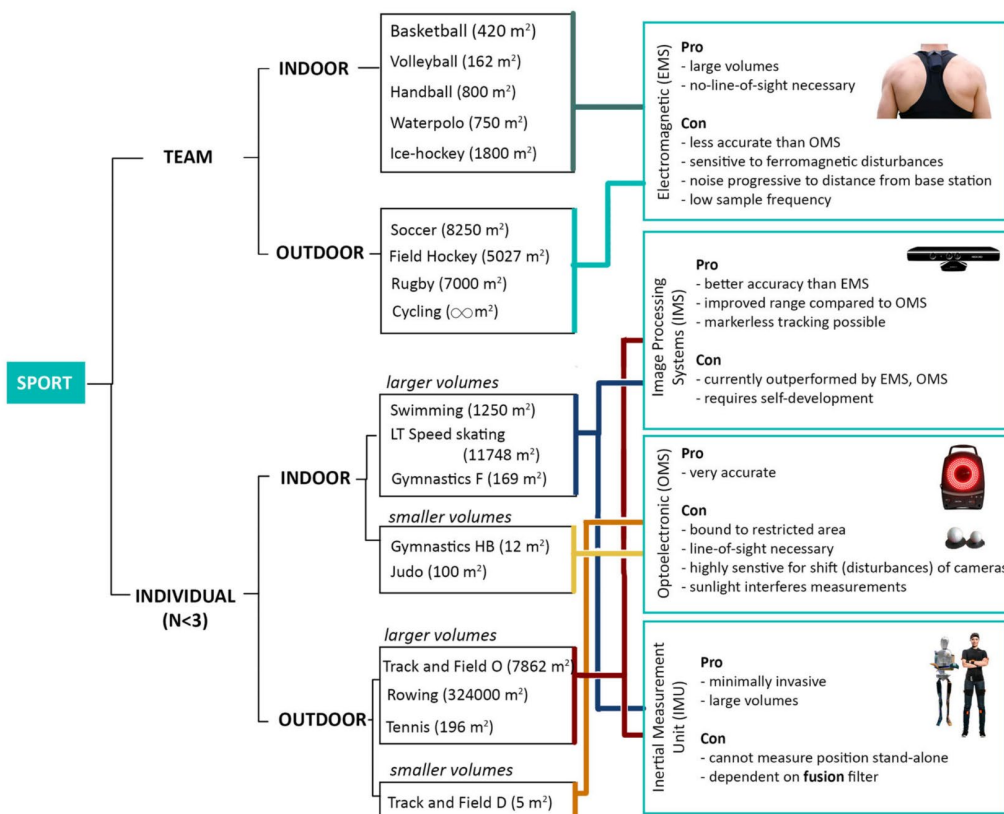
3. ábra: MPII adatkészletből választott képek 20 tevékenységi kategóriához [3]

Az emberi pózbecslés és követés hatékony és pontos összehasonlítása elengedhetetlen azért, hogy a kutatók a legjobb módszert választhassák ki a sokaságból [4]. Mykhalo Andriluka és munkatársai által készített tanulmány egy olyan új benchmarkot ismeret, mely ezt a célt szolgálja, és a tanulmányban egy sor releváns adatkészletről tesz említést, köztük az MS COCO és az MPII adatkészletekről [4].

A kétlépcsős tervezés elterjedt a pózbecslési módszerekben, ahol az első szakaszban a személyek detektálása és a pózuk becslése történik meg egy adott képkockán. Az egyes megoldásokban eltérő egyetlen képkockás pózbecslő módszereket alkalmaznak, többek között a Mask-RCNN, PAF és a DeeperCut alapú módszereket. [4] A PAF alapú megközelítések teljesítménye közötti jelentős különbségek rámutatnak arra, hogy az alap keretrendszeren belüli inkrementális fejlesztésekkel nagy teljesítményjavulást lehet elérni [4].

2.2. Motion Capture rendszerek áttekintése

Az általános áttekintésem, illetve azon könyvtárak bemutatása után, melyek központi szerepet töltenek be az emberi pózfelismerés tudományában, szeretnék egy alfejezet erejéig a Motion Capture rendszerekről beszélni. Ezekről a rendszerekről véleményem szerint azért nagyon fontos említést tenni ebben a dolgozatban is, mert a mai napig arany standardként a markeres motion capture rendszert használják a tudományos kutatásokhoz, illetve akár más rendszerek validációjához is [7].



4. ábra: Különböző sportokhoz legalkalmasabb vizsgálati módszerek [5]

Az emberi mozgás rögzítésének módszereit Eline van der Kruk és Marco M. Reijne munkájából származó ábra (4. ábra) kiválóan reprezentálja, hogy különböző sporttevékenységek különböző követelményeket támasztanak az emberi mozgáselemzéshez használt technológiákhoz.[5] Az ábrán látható, hogy a sportokat két fő kategóriába sorolják: csapatsportok és egyéni sportok. Minden kategória további alcsoportokra van bontva a szükséges rögzítési térfogat alapján. Egy adott sporttevékenység rögzítéséhez elengedhetetlen tudnunk, hogy hány résztvevő fog szerepelni egy adott felvételen,

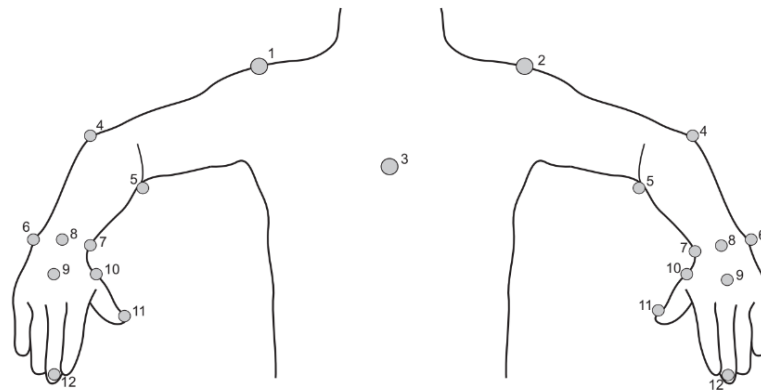
illetve, hogy egy képen mekkora terület elemzésére van szükség, mivel minden rendszernek megvan a maga előnye és hátránya [5]. Egyes rendszerek képesek nagy terület belátására, és még azt is le tudják kezelni, ha nincs közvetlen rálátás a mozgásban résztvevőkre minden pillanatban, ellenben vannak olyanok, amelyek sokkal pontosabb eredményt tudnak szolgáltatni, cserébe sokkal korlátozottabb, kisebb az a terület, amelyet képesek belátni és feldolgozni [5]. Konkrét példán bemutatva, fizioterapeuták és más egészségügyi szakemberek a Kinectet használják pácienseik mozgásának nyomon követésére és az előrehaladás monitorozására, míg IMUT sportolókon rögzítik annak érdekében, hogy részletesen elemezhessek mozdulataikat, javíthassák technikájukat vagy csökkenthessék a sérülések kockázatát. Általánosságban elmondható, ezen mérési rendszereknél megfigyelhető, hogy a mérési pontosság fordítottan arányos azzal a térfogattal, amelyben a mérés zajlik, illetve a mérést nagymértékben tudják befolyásolni különböző tényezők, mint például a mérésben résztvevők gyorsasága és elmozdulásuk nagysága.[5]

Fontos megjegyezni, hogy a sportmozgások elemzésénél gyakran nagy elmozdulások történnek, relatív kis idő alatt ezért ezen vizsgálatoknál elengedhetetlen a nagy mintavételi frekvencia használata.[5]

A mozgásmintázatok kutatásában és vizsgálatában a mai napig az „arany standardot” a markeres Motion Capture rendszerek jelentik [6]. Anna H. Smeragliuolo és mtsai által készített tanulmányban egy úgynevezett LMC eszközt validáltak egy markeres rendszerrel. A markeres rendszerek nagy hátránya, hogy nagyon drágák és szaktudást és eszközöket igénylenek a pontos beállításukhoz, nem úgy, mint például egy LMC (Leap Motion Controller) eszköz, amely megfizethetőbb és egyszerűbb kezelhetőséget kínál.[6] Anna H. Smeragliuolo és mtsai megállapították, hogy összességében az LMC

képes hasonlóan jó eredményeket produkálni, egyes mozdulatokat kivéve, a csukló és az alkar mozgásának figyelésében, mint a markeres rendszer.

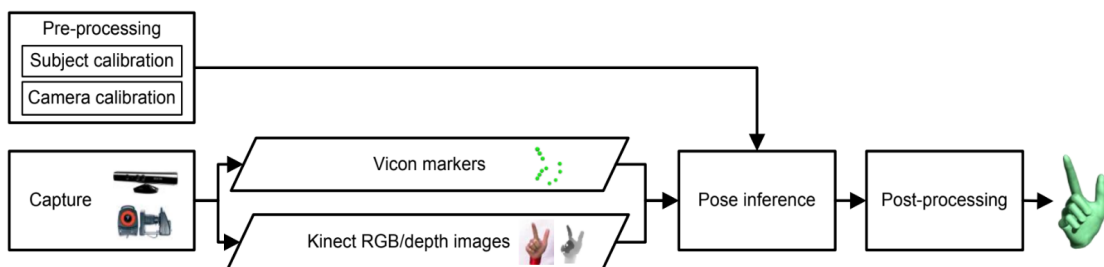
A markeres és marker nélküli rendszerek azonban nemcsak egymás ellenőrzésére, validálására lehet felhasználni, hanem ki is egészíthetik egymást oly módon, hogy az



5. ábra: A csukló és az alkar mozgás figyelésekor felhelyezett markerek pozíciója [6]

adott vizsgálatban a két rendszer együttes használatával jobb minőségű, pontosabb eredményhez juthassunk. Wenping Zhao és mtsai a tanulmányuk során két fő technológiai eszközt ötvöztek, amelyet a 6. ábrán is láthatunk [7].

36 W. Zhao & J. Chai & Y.-Q. Xu / Combining Marker-based Mocap and RGB-D Camera for Acquiring High-fidelity Hand Motion Data

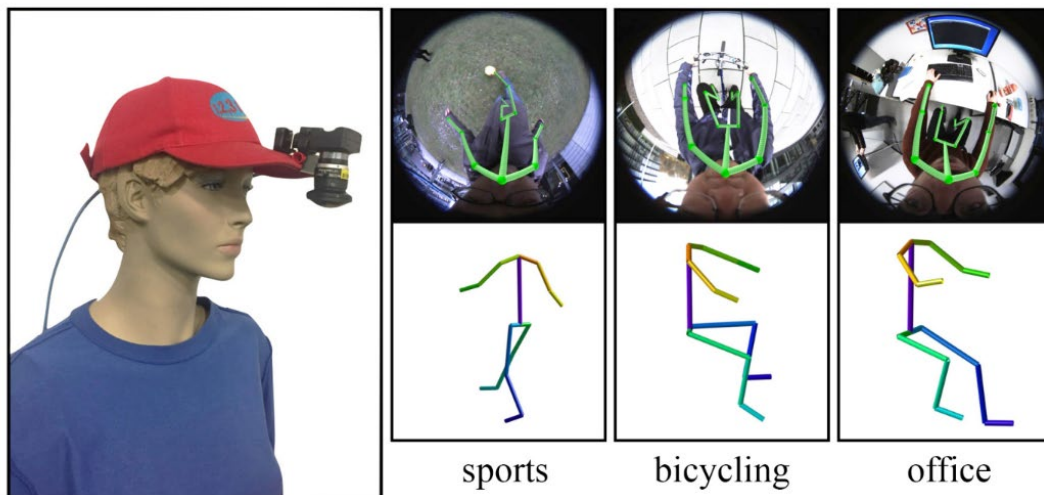


6. ábra: Wenping Zhao és mtsai által készített tanulmány működése [7]

Az egyik a fentebb már említett markeres MoCap rendszer, amelyet RGB-D kamerával ötvöztek, amelyet a hétköznapokban például a Microsoft cég Kinect rendszeréből ismerhetünk, amelyet a tanulmányban is használták. A markeres és marker nélküli technológiát oly módon lehet ötvözni, hogy míg a markeres rendszer a kéz pozícióját detektálja, addig a marker nélküli RGB kamera a kéz mélységi adatait rögzíti a térbeli pozíció pontos meghatározásához, így a két rendszer ötvözésével pontosabb eredményekhez juthatunk [7].

A különböző módszerek ötvözése, térben és időben egyszerre történő használata előrelépést jelenthet a különböző mozgások, például a kézmozgás minél pontosabb rögzítésében, és kiemelkedően hasznos lehet egyes területeken, mint például virtuális valóság, a számítógépes játékok vagy a filmgyártás [7].

Átvezetésképp a markeres és marker nélküli feldolgozó módszerek között, szeretnék pár szóban kitérni arra, hogy miként is tudjuk számszerűen mérni, hogy mekkora hibája van egy markeres vagy éppen marker nélküli rendszernek. Yann Desma-rais és mtsai által készített tanulmányban külön fejezetben taglalnak pár metrikát, amelyek alkalmasak marker nélküli 3D HPE rendszerek értékelésére, illetve az általuk adott hiba meghatározására. [8] A szerzők az alábbi metrikákat mutatták be részletesen: „MPJPE (Térfogat- és felület-alapú metrikák), MPVJE (Átlagos Per Ízületi Sebesség Hiba), Szögmetrikák, Küszöbérték-metrikák és Térfogat- és felület-alapú metrikák”. [8] Egyes marker nélküli testpóz detektáló rendszerek alkalmasak lehetnek valós idejű adatfeldolgozásra is. [9] Egy ilyen akár halszemoptikával is működhet, amely azért izgalmas, mert egy halszemoptika látószöge sokkal szélesebb egy normál kamerájánál, amely lehetővé teszi az emberi test több részletének rögzítését közelebbi távolságból, habár megjegyzendő, hogy a halszemkamera torzítása kompenzációt igényel a képfeldolgozás során. [9] Egy ilyen rendszer előnye lehet az alacsonyabb költség, hiszen csak 1 kamerát és egy rögzítőt igényel a hardver a feldolgozó számítógépen kívül. [9]



7. ábra: Weipeng Xu és mtsai által készített tanulmány

Weipeng Xu és munkatársai által készített tanulmányban egy halszemoptikát szereltek egy egyszerű baseball sapkára, és mindennapi tevékenységeknél vizsgálták, hogy egyetlen kamerával és konvolúciós neurális hálózat alapú feldolgozással milyen 3D modellt képes készíteni a rendszer az emberi testtartásról.[9]

Végezetül mielőtt áttérnék az általam is használt szoftverre, az OpenPose rendszerrel kapcsolatos tanulmányok bemutatására, összehasonlításképp az alábbi állításokat tudjuk tenni.

Bár a marker nélküli pozíciómeghatározási módszerek teljesítménye különféle benchmarkok alapján elmaradnak a markeres társaikétól, egyes kutatások számára mégis jó választást tudnak nyújtani a marker nélküli technikák, főleg olyan esetekben, amikor fontos, hogy az emberi testmozgást a lehető legtermészetesebb közegben vizsgáljuk [10].

2.3. OpenPose rendszerek áttekintése

Az OpenPose egy olyan algoritmus, amely háromdimenziós markerek nélkül képes egy adott képet vagy képsorozatot (videót) feldolgozni, amely eredményeképpen a képeken lévő személy test pozícióját határozza meg.[11] Intenzív mozgással járó sportoknál nehézkes markereket viselni, ha képfeldolgozást szeretnénk végrehajtani, ilyen

esetekben jó alternatívát jelenthet egy markereket nem igénylő technológia használata. [11].

Az OpenPose hivatalos változata relatív nagy számítási teljesítményt igényel a feladatok elvégzése során. Daniil Osokin cikkében egy olyan tudományos kutatást mutat be, amelyben az OpenPose-t úgy alakította át, hogy alap konfigurációval rendelkező GPU nélküli számítógépeken is elfogadható módon működjön a képfeldolgozás.[12] Az OpenPose átalakításával lehetővé tehető, hogy egy teljesen átlagos CPU-val szerelt gépen grafikus kártya nélkül a feldolgozási sebesség elérje a 26 képkockát másodpercenként.[12]

Az OpenPose egy nyílt forráskódú szoftver, amely lehetőséget kínál a fejlesztők számára, hogy továbbfejlesszék, átalakítsák, vagy új funkciókkal lássák el. Gines Hidalgo és munkatársai egy olyan rendszert mutatnak be cikkükben, amely az OpenPose-on alapul annak továbbfejlesztett változata, egytelen single-network architektúrán dolgozik, javítja a pontosságot és gyorsabb futási időt képes elérni amellet, hogy a rendszer képes kezelni, amikor egy képen több személy is tartózkodik és az összes ember test pozícióját detektálja [13]. Ezt a 8. ábra illusztrálja.



8. ábra: Gines Hidalgo és mtsai által készített szoftver az eredeti OpenPose-al összehasonlítva [13] Végezetül arra szeretnék kitérni, hogy bár az OpenPose emberi mozgás felismerésére, emberi pozíció becslésére fejlesztették ki, alkalmas állatok, pontosítva majmok testtartásának felismerésére is [15]. Ez az eredmény alapján a marker nélküli pózfelismerő rendszerek akár az állattudomány területén is hasznosíthatók lehetnek, különösebb magas költséggel járó átalakítás nélkül.

Andi Prademon Yunus és mtusai pedig azon munkájukat mutatják be a „*Human Motion Prediction by 2D Human Pose Estimation using OpenPose*” című munkájukba, hogy az OpenPose algoritmusuk akár alapjául szolgálhat egy olyan rendszernek, amely képes az ember mozgás rövid idejű megjóslására [14].

Az utolsó két bekezdéssel szemléltetni szerettem volna micsoda nagy potenciál rejlik a marker nélküli pózfelismerő algoritmusokban, és hogy az emberi testtartás detektálásán kívül milyen extrém dolgokra is használhatók, illetve alakíthatók át ezek a szoftverek.

3. CÉLKITŰZÉSEK ÉS HIPOTÉZIS FELÁLLÍTÁS

3.1. Célkitűzés

A technológia rohamos fejlődésével a kamerák minősége és elérhetősége is jelentősen növekszik. A sport és mozgásanalízis terén az emberi test pozíciójának és mozgásának digitális reprezentációja kulcsfontosságú, különösen a sportolók teljesítményének optimalizálása, illetve a sérülések megelőzése érdekében. Ebben az összefüggésben a videofelvételek pontossága és minősége döntő szerepet játszik.

Az elmúlt évtizedek technológiai fejlődése lehetővé tette számunkra, hogy egyre magasabb minőségben, részletgazdagabban és különböző perspektívákból rögzítsünk képeket. Jelen kutatás célja annak vizsgálata, hogy különböző minőségű és árkategóriájú kamerákkal készült felvételek esetén milyen mértékű eltérések mutathatók ki az OpenPose program által generált mozgásanalízis eredményeiben. A vizsgálat során két alapvető kérdésre keresünk választ:

- Különböző kamerák esetében mennyire konzisztens és pontos az OpenPose által generált adat?
- Egy magasabb árkategóriájú és jobb minőségű kamera valóban pontosabb és megbízhatóbb eredményt produkál-e az OpenPose használata során, mint egy olcsóbb alternatíva?

A válaszok nem csupán a kamerák és az analitikai eszközök közötti kapcsolat jobb megértéséhez járulnak hozzá, de hozzásegíthetnek a sportolók edzési és rehabilitációs programjainak további finomításához is.

3.2. Hipotézis felállítás

Az irodalomkutatás során a marker nélküli pozíciókövetés és felismerés témájú cikkek tanulmányozása közben megfigyeltem, hogy a kísérletekhez nem a legmagasabb kategóriájú és árú kamerákat használták. Ebből következtetem, hogy a kutatók nem tulajdonítottak kiemelkedő jelentőséget a legfejlettebb kamerák használatának a kísérletek során. Egy lehetséges magyarázat erre az, hogy a viszonylag egyszerűbb szenzorok is képesek 2 073 600 pixel felbontásban képet rögzíteni. Ezen megfigyelések és gondolatok alapján a következő hipotézist állítottam fel: 'A kísérletemben használt kamerák minőségi és felbontásbeli különbsége nem befolyásolja az OpenPose program által végzett emberi póz felismerés és követés pontosságát.' Ezen állítás igazolására vagy cáfolatára irányul majd a további kutatásom.

4. MÉRÉSTECHNIKA ÉS FELDOLGOZÁS

4.1. Általános áttekintés

A mérések, vagyis a videók felvétele egy zárt rekortán pályán történt, ahol 5 különböző fajta kamerával történtek felvételek. Futókról készültek a videók, akik sprint futásban elhaladtak a kamerák látómezőjében. A futókat oldalról sagittalis síkban rögzítették a kamerák. A kamerák a futók jobb oldalán lettek elhelyezve. A mérésben résztvevő alanyok 20 év körüliek voltak, pontos adatok nem álltak rendelkezésemre, de dolgozatomban nem is jelentősek ezen adatok megléte, mivel nem a futókat szeretném egymáshoz képest összehasonlítani, hanem az egyes kamerák által szolgáltatott eredmények közötti különbségére vagyok kíváncsi. Az egyes felvételeken a futók relatív kevés időt töltöttek el a kamera látómezőjében, általánosságban leírható, hogy mindegyik futónál a kamerák fél lépésciklust rögzítettek. A kamerák a futóktól körülbelül 3 méter távolságban lettek elhelyezve. A terem fényviszonyai általánosan-nak mondhatóak, nem történt plusz megvilágítás a minőség javítása érdekében. Egy futóról egy kamerával több felvétel is készült, így kellő mennyiségű videó állt a rendelkezésemre az adatok feldolgozásához. A kamerák vízszintezése víz mértékkel nem történt meg, teljesen általános pozícióban lettek a kamerák állványon elhelyezve. A mérés rekortán gumipályán történt, amin a futók kellően fel tudtak gyorsulni sprinttempóra. A kamerák azon szakaszon vettek, ahol a futók már elérték maximális sebességüket, a felgyorsuló és fékező fázisok nem lettek felvéve. A videókon a pálya mögött egy 80cm magasságú doboz történt elhelyezésre a méretek összevethetősége végett. A felvételek látószöge közelítőleg megegyeztek a különböző kamerák esetében, ez az érték 600cm körül alakult.

4.2. A mérés során használt eszközpark bemutatása

Az elemzéshez készült felvételek során használt kamerák a következők: a Sony Alpha 7 III-s, a Canon R10, az FX30, valamint a sokoldalú és kompakt GoPro. Minden kamera egyedi tulajdonságokkal rendelkezik, melyek különféle kihívásokat és lehetőségeket kínálnak a felvételek elkészítésében. Az egyes kamerákat tulajdonságait egyesével be szeretném mutatni majd egy összehasonlítás során összevetni mi-ben térnek el egymástól ezek az eszközök.

A Sony Alpha 7 IIIs a sorozat egyik legújabb modellje, és olyan fejlett funkciókkal rendelkezik, amelyek különösen alkalmassá teszik a professzionális fotográfusok és videósok számára. A kamera full-frame Exmor R CMOS szenzorral van felszerelve, amely 24,2 megapixeles felbontást kínál. A szenzor kialakítása és a BIONZ X képfeldolgozó motor kombinációja lehetővé teszi a kiváló képminőséget, kisebb zajszinttel, még alacsony fényviszonyok között is. A gyors képfeldolgozásnak köszönhetően a kamera kiemelkedően gyors sorozatfelvételi képességgel rendelkezik. A Sony Alpha 7 IIIs egy fejlett hibrid autó fókuszos rendszerrel van ellátva, amely gyors fázis- és kontrasztérzékelési módszereket kombinál. A rendszer több mint 693 fázis-érzékelési pontot és 425 kontraszt-érzékelési pontot tartalmaz. Ez az eszköz a felső kategóriás fényképezőgépekhez tartozik, amely még nem professzionális vagy stúdió felhasználásra szánt. A tesztben egy ilyen relatív nagy értékű kamera jó összehasonlítási alap lehet olcsóbb változatokkal szemben, hogy okoz-e a feldolgozásban különbséget.

A Canon EOS R10 egy könnyű és kompakt méretű, tükör nélküli kamera, amely vonzó alternatívát kínál kezdő fotósok számára a mobiltelefonokhoz képest. Ez az eszköz 15 FPS mechanikus zárral, APS-C méretű 24,2 megapixeles CMOS érzékelő-vel és villámgyors autó fókussszal van ellátva. A kamera továbbá fel van vértvezve a DIGIC X képfeldolgozó processzorral, amely még tovább növeli a képminőséget. A kamera épp úgy, mint a Sony képes 4K 30fps-el történő videófelvetelek készítésére. A kamera nagy

mértékben sokoldalú, kompatibilis a Canon RF, RF-S, adapterrel az EF, EF-S objektívekhez. A teszt során ez a kamera a közép szintű tükör nélküli kamerákat reprezentálja, széles körben elérhető, és teljesen felhasználó barát.

A Sony ILME-FX30 egy tükör nélküli kamera, amely kifejezetten a tudományos és művészi alkotások számára lett kialakítva. Az eszköz rendelkezik egy APS-C hátsó megvilágítású CMOS érzékelővel, amely 26,1MP-es, és a Sony Exmor R technológiáját alkalmazza. A kamera képes UHD 4K felbontású videó rögzítésére akár 120 képkocka/másodperc sebességgel, amely ideális a lassított felvételek készítéséhez is. A Sony ILME-FX30 a S-Cinetone™ technológiával professzionális színreprodukciónak képes végrehajtani. A kamera súlya akkumulátorral és memória kártyával mindössze 646 gramm. Ez az eszköz a teszt során használt legnagyobb értékű kamera, amelyet kifejezetten professzionális felhasználásra szántak.

A GoPro márka HERO kamerájáról sokat nem szeretnék értekezni mert széles körben ismert termékről van szó. A kamera maga akció kamerának minősül, a legkisebb szenzort tartalmazza, a tesztben résztvevő kamerák közül, de ha a fizikai méreteit nézzük akkor a legkisebb a használt eszközök közül. Képes 5120 × 2880 felbontású videók készítésére, illetve 1920 × 1080-as felbontásban 240 képkockát tud másodpercenként készíteni, amely egy igazán impozáns érték.

A tesztben utolsóként használt kamera a Panasonic cég Lumix S5-ös terméke. Ezt a kamerát nem kívánom részletesen leírni, mert árkategóriában és tudásszintben szinte teljesen megegyezik a Sony Alpha 7 III-sal, csak más a gyártó. Egy kiemelkedő különbség, hogy a S5 ISO értéke 100-tól 51000-ig terjed ezáltal nagyon jó választás éjszakai tartalmak készítésére, de ez az én általam vizsgált szituációban egyáltalán nem releváns.

Összehasonlításképp elmondható, hogy a legolcsóbb kamera, amely a felvételek során használva volt, az a GoPro HERO 9-es, a legdrágább a Sony ILME-FX30 kamera, a többi kamera honoló ár fekvéssel a kettő között helyezkedik el. Tudásban, ha kép-felvételi sebességet nézzük akkor a GoPro tudja a legmagasabb értéket produkálni míg a Canon EOS R10 a legalacsonyabbat. Felbontásban is a GoPro van az élen 5120 × 2880

képkockával, azonban a GoPro rendelkezik a legkisebb szenzormérettel, amely a felvétel minőségét nagymértékben tudja befolyásolni. Azonban fontos, hogy ne csak a száraz adatokról beszéljünk, ebben az esetben élességben, képminőségben, és színekben jó beállításokat használva a Sony ILME-FX30 van az élen. Aranyközép-utat a Sony Alpha 7-es kamerája jelentheti mind árban mind tudásban.

A felvételek során az összes kameránál MP4 videóformátumban történt a felvétel.

Az MP4 (MPEG-4 Part 14) egy digitális multimédiás tárolóformátum, amelyet a Moving Picture Experts Group (MPEG) hozott létre és fejlesztett ki. Egyik jelentős előnye az effektív tömörítési képesség, mely magas minőségű videó- és audiótartalom tárolását teszi lehetővé viszonylag alacsony fájl méret mellett.

A Sony Alpha 7 III kamera 3840 x 2160 pixel felbontásban rögzítette a képeket. A kamera 100 képkockát rögzített másodpercenként, ez azt jelenti, hogy minden 10 milliszekundumomként történt egy kép készítés. Ezt a felvételt azonban a kamera egyből lassította, ezáltal az MP4 formátumú videó 25 FPS értékkel került mentésre. Adatvesztés nem történt, pusztán, ami a valóságban 1 másodperc volt az a felvételeken 4 másodpercig tartott. A Canon R10 kamerája hasonlóképpen működött. A rögzítés ebben az esetben is 100 képkocka per másodperces gyorsasággal történt, amelyet a kamera konvertált át automatikusan 25 FPS-el rendelkező videóvá. A Sony Alpha 7 kamerához képest azonban a Canon ezt a frameratot nem tudta 4Ks felbontás mellett elkészíteni, így ezen felvételek felbontása csupán 1920 x 1080 pixel, ami a Full HD felbontásnak felel meg. A tesztben zászlóshajónka számító Sony FX30-as kamerája kissé egyedi 1920*1072 pixeles felbontásban készítette el a képeket. A kamera képes volt 200 képkockát felvenni másodpercenként, amit 25 FPS értékre lassított, ami azt jelenti, hogy ami a valóságban 1 másodpercig történt, azt a kamera képes volt 8 másodpercre lassítani.

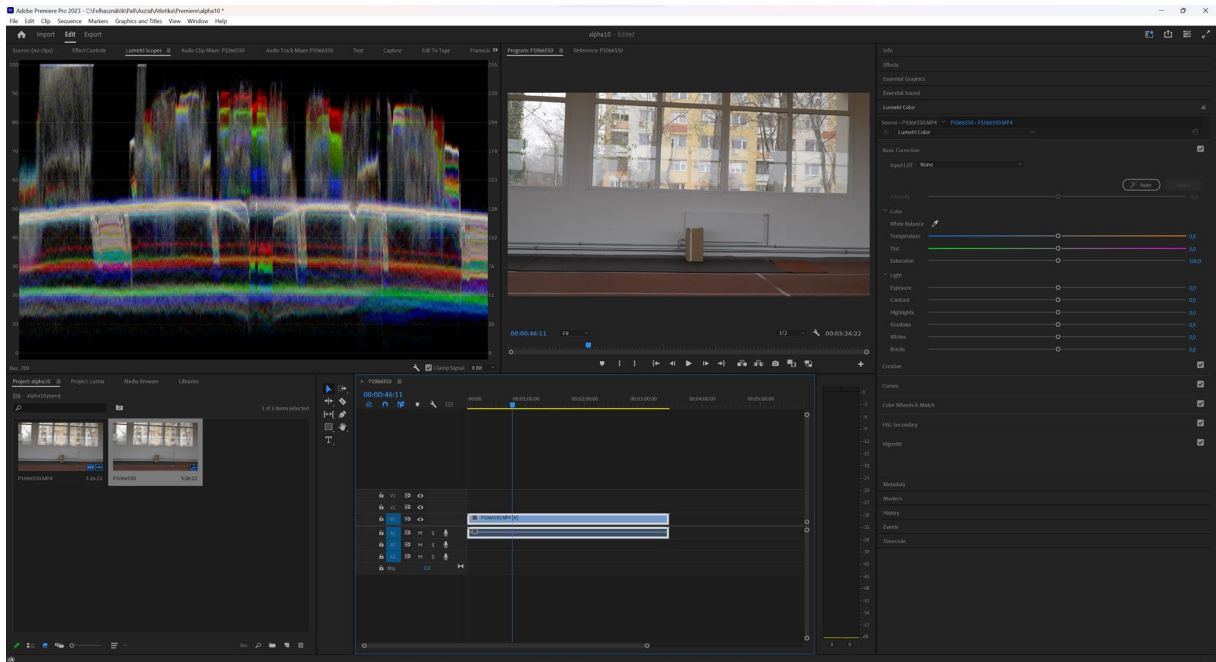
A GoPro az egyetlen olyan kamera a teszt során, amely az általa készített felvételt nem lassította be automatikusan. 1920 x 1080 pixeles felbontás mellett a kicsi akció-felvevő eszköz 240 képkockát volt képes egy másodperc alatt rögzíteni. Ez a teszt során különösen jól jött, hiszen láthatjuk, hogy a feldolgozás során ad e különbséget az, hogy a

felvételek lassítva vagy tényleges sebességgel lettek elmentve. Az utolsó tesztben szereplő kamera a Lumix S5-ös az első két társához, a Sonyhoz és a Canon-hoz hasonlóan 100FPS-es kamerafelvételt lassított 25FPS-es értékre, amit MP4 formátumban mentett el 1920 x 1080-as felbontással.

4.3. Videók vágása

A videóanyagok vágását és előkészítését az Adobe Premiere Pro szoftverrel végeztem el, melyeket későbbi elemzéseimhez és feldolgozásaimhoz használtam fel. A videók, amelyeket nyersen a kamerákból mentettem le, vágatlanul több mint 7 percesek voltak és a fényelésük sem volt ideális. A fontos részletek kivágásánál törekedtem, hogy semmiféle fontos információ ne vesszen el a felvételekből. A videók feldolgozásánál azokat a másodperceket tartottam meg amikor a futó a képen tartózkodik. A vágott anyagban fontosnak tartottam, hogy ráfutást és utófutást hagyjak a felvételekben, amely alatt azt értem, hogy a videó elején és végén ráhagyásra került egy kisebb idő, amikor a futó még nincs a képen. Ezen ráhagyások nagyságát az árnyékok tanulmányozásával tudtam jól beállítani. Figyeltem, hogy a terem világítása alapján az ablakokon előbb megjelent a futók alakja, ezáltal a videó elejét úgy határoztam meg, hogy még pont ne jelenjen meg a futó árnyéka. A videó végénél egyszerűbb módszert alkalmaztam, amint a futó és az árnyéka is eltűnt a képből 1 másodperc ráhagyással véget ért a felvétel. A felvételeken szín korrekciót is hajtottam végre, mivel néhány jelenet kiégett részeket tartalmazott. A korrekció elvégzésénél ügyeltem, hogy ne térjek el

nagy mértékben a valóságtól, a felvétel természetes színeket kapjon, mivel a kutatás során nem volt elsődleges cél, hogy stúdió minőségű felvételekkel dolgozzak.



9. ábra: Szinkorrekción Adobe Premiere Pro alkalmazásban

A videók lerövidítésének praktikus okai is voltak. Későbbi fejezetben részletezni fogom az OpenPose program használatát, azonban előjáromban el szeretném mondani, hogy a rövidített felvételek, amelyek általában 7 másodperc körüli hosszúsággal rendelkeztek, feldolgozási idejük több percre tartott. Egy vágatlan videó OpenPose-al történő feldolgozása akár több órát is igénybe vehetett volna, amely drasztikusan megnövelte volna a kiértékelés időtartamát.

4.4. OpenPose használata

A felvételek elkészítése után azok HPE-vel (Human Pose Estimation), emberi pózbecslő eljárással történő kiértékelése volt a feladat. Az OpenPose egy nyílt forráskóddal rendelkező, valós időben működő, több szereplőt felismerni képes, 2D testtartási felismerő rendszer, mely a Carnegie Mellon University által lett kifejlesztve. Az

alkalmazás képes a test, a kéz és az arc különböző pontjainak felismerésére és követésére. Az OpenPose az elmúlt években népszerű eszközzé vált a mozgáskutatás, a sportanalitika és az ember-gép interfészek területén.

Magának az OpenPose programnak a telepítése nem bizonyult egyszerű feladatnak. Első lépésként szükség volt a CMake nevezetű alkalmazás telepítésére. A CMake egy platformfüggetlen építőrendszer-automatizáló eszköz, ami számos operációs rendszeren és fejlesztői környezetben képes segíteni a szoftverek fordításában és telepítésében. A fejlesztők a kódot a Github megosztó platformon tették elérhetővé bárki számára, ahonnan én is le tudtam tölteni az alkalmazást. Az OpenPose sok harmadik féltől származó modellt és könyvtárat igényelt, amelyeket különböző webhelyeken értem el. Végül a konfigurációs beállítások elvégzése után lehetővé vált számomra a feltelepítés.

A program nem rendelkezik vizuális felülettel, minden a Windows PowerShell felületen tudunk parancsok formájában megadni az OpenPose számára. A működés a parancssoros megoldás ellenére meglepően intuitív, feldolgozhatunk képeket és videókat egyaránt. Kérhetjük, hogy a program .avi formátumban mentse el a videó vizuális feldolgozását, amely felvételen a személyre különböző színekkel bejelöli a testrészeket. Továbbá az anatómiai pontok helyét is ki tudjuk menteni JSON formátumban, amely fájl videó esetében egy képkockán lévő személy 25 anatómiai pontjának koordinátáját fogja tartalmazni, illetve egy olyan mérőszámot, hogy az anatómiai pontnak mekkora valószínűséggel lett a pozíciója megfelelően azonosítva. Egy videó estében minden képkockához egy JSON file generálódik, amelyeket tudásunk alapján több-fajta módszerrel dolgozhatunk fel.

```
C:\Users> & .\OpenPoseDemo.exe --video C:\Users\Alpha_III\ C1055.mp4 --write_video C:\Users\output_video.avi --write_json C:\Users\ OUTPUT
```

Az alábbi parancs reprezentálja, hogyan kell megfelelően az OpenPose-nak a különböző paramétereket megadni. --video az alábbi paranccsal tudjuk azt a videót vagy képet megadni, amelyet fel szeretnénk dolgozni. --write_video arra szolgál, hogy hova

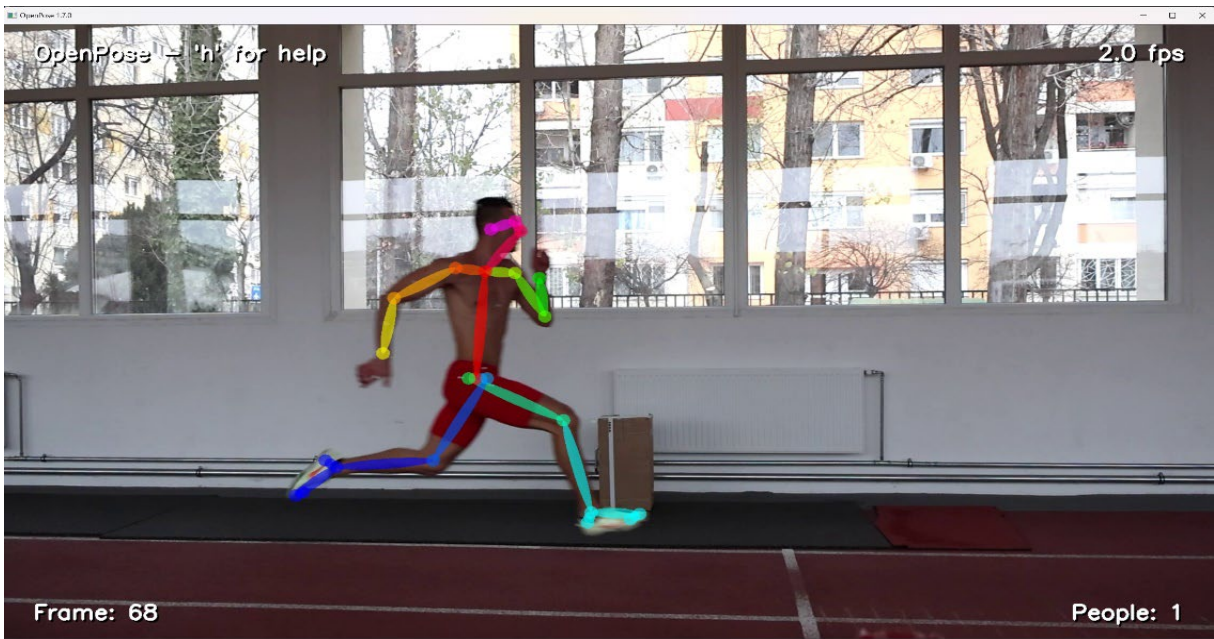
tudjuk az elkészült videót menteni, illetve a --write_json parancs adja meg a program számára, hogy a JSON fájlokat mely mappába helyezze.

```
Windows PowerShell
Copyright (C) Microsoft Corporation. All rights reserved.

Install the latest PowerShell for new features and improvements! https://aka.ms/PSWindows

PS C:\Users\Pali> cd "C:\Users\Pali\openpose"
PS C:\Users\Pali\openpose> build\x64\Debug\OpenPoseDemo.exe
Starting OpenPose demo...
Configuring OpenPose...
Starting thread(s)...
[ INFO:0] global C:\build\master_winpack-build-win64-vc15\opencv\modules\videoio\src\videoio_registry.cpp (191) cv::'anonymous-namespace':VideoBackendRegistry::VideoBackendRegistry VIDEOIO: Enabled backends(7, sorted by priority): FFMPEG(1000); GSTREAMER(990); INTEL_MFX(980); MSMF(970); DSHOW(960); CV_IMAGES(950); CV_MJPEG(940)
[ INFO:0] global C:\build\master_winpack-build-win64-vc15\opencv\modules\videoio\src\backend_plugin.cpp (370) cv::impl::getPluginCandidates Found 2 plugin(s) for GSTREAMER
[ INFO:0] global C:\build\master_winpack-build-win64-vc15\opencv\modules\videoio\src\backend_plugin.cpp (175) cv::impl::DynamicLib::libraryLoad load C:\Users\Pali\openpose\build\x64\Debug\opencv_videoio_gstreamer450_64d.dll => FAILED
[ INFO:0] global C:\build\master_winpack-build-win64-vc15\opencv\modules\videoio\src\backend_plugin.cpp (175) cv::impl::DynamicLib::libraryLoad load opencv_videoio_gstreamer450_64d.dll => FAILED
[ INFO:0] global C:\build\master_winpack-build-win64-vc15\opencv\modules\videoio\src\backend_plugin.cpp (370) cv::impl::getPluginCandidates Found 2 plugin(s) for MSMF
[ INFO:0] global C:\build\master_winpack-build-win64-vc15\opencv\modules\videoio\src\backend_plugin.cpp (175) cv::impl::DynamicLib::libraryLoad load C:\Users\Pali\openpose\build\x64\Debug\opencv_videoio_msmf450_64d.dll => OK
[ INFO:0] global C:\build\master_winpack-build-win64-vc15\opencv\modules\videoio\src\backend_plugin.cpp (236) cv::impl::PluginBackend::PluginBackend Video I/O: loaded plugin 'Microsoft Media Foundation OpenCV Video I/O plugin'
Auto-detecting camera index... Detected and opened camera 0.
Auto-detecting all available GPUs... Detected 1 GPU(s), using 1 of them starting at GPU 0.
```

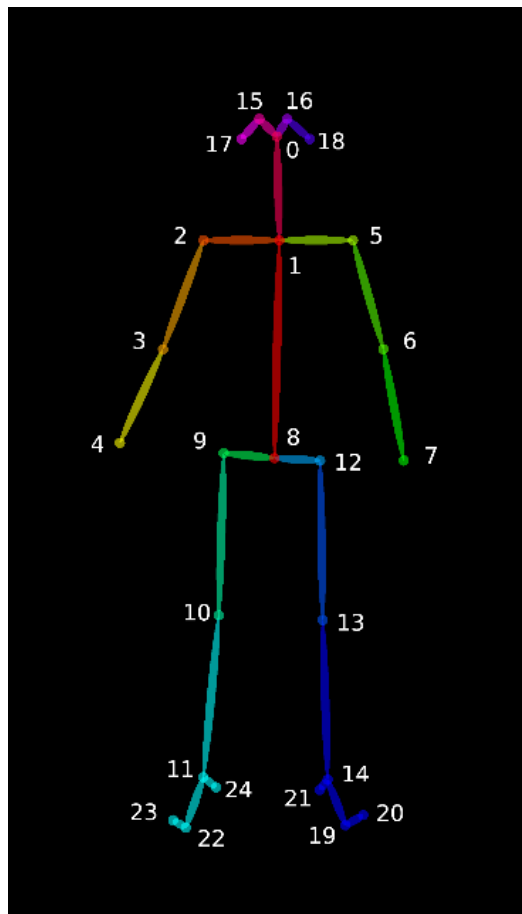
11. ábra: OpenPose indítása



10. ábra: Videó kiértékelése és vizuális megjelenítése

4.5. Kiértékelés Python segítségével

Az egyes videók programban történő futtatásakor, minden egyes videó minden egyes képkockájához készült egy JSON fájl, ami tartalmazza az OpenPose által felismerhető 25 anatómiai pont koordinátáját. A koordináta tengelyek középpontja a kép bal felső sarka, a program egy osztásnak pedig 1 képkockát alkalmazott. A valószínűségi változó értéke 0 és 1 között mozoghat, és azt mutatja meg, mekkora valószínűséggel helyes az anatómiai ponthoz a program által rendelt x és y koordináta. Olyan esetben, ha a program nem volt képes felismerni egy anatómiai pont helyzetét akkor annak x és y értékeit kinullázta.



12. ábra: OpenPose által bejelölt 25 anatómiai pont

A JSON fájlokban tárol eredménynek feldolgozását Python programozási nyelvben végeztem el. Az első feladatom maguknak a fájloknak a beolvasása volt. Ezt úgy végeztem el, hogy létrehoztam egy listát, amelynek mindegyik eleme egy mátrix. A lista annyi elemből áll, ahány képkocka van a feldolgozott videófelvételen. A mátrixok pedig 25 sort és 3 oszlopot tartalmaznak. A 25 sor a 25 anatómiai pont 0-tól 24-ig, a 3 oszlopban pedig x , y és a valószínűségi változó van tárolva. A következő lépés az adatok interpolálása volt, mivel amennyiben az adott anatómiai pont koordinátáját az egyik képkockán elvesztette azt ki kellett javítani, a megfelelő folytonos adatfolyam fenntartása érdekében. Az interpoláció működését tekintve a bemeneti listában található pontok közül azokat a pontokat próbálja helyettesíteni, amelyek $[0, 0, 0]$ koordinátájúak. Az interpoláció az előző és következő nem-nulla pontok átlagával történik. Ha az adott pontnak nincs előző vagy következő nem-nulla pontja, akkor a létező pontot használja helyettesítésre. Következő feladatként a kódban egy mozgóátlag-alapú simítási folyamatot valósítottam meg a bemeneti adatsorokon. A mozgóátlag célja az adatok "simábbá" tételének elősegítése.

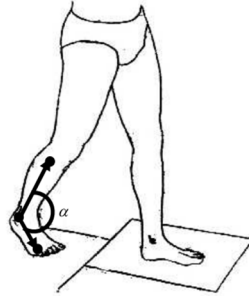
Miután az adatoka megfelelő formában rendelkezésemre álltak, elkezdtem különböző számítások végezni az adatsoron. Első lépésben a különböző anatómiai szögeket határoztam meg. Bokaszöget, térdszöget és csípőszöget határoztam meg. A kiszámítás-hoz szükséges képleteket a 13.ábra tartalmazza. A számításokat minden képkockára elvégeztem, és a keletkező adatsort további feldolgozáshoz egy .txt formátumú fájlba irattam ki.

Paolo de Leva tanulmányában meghatározta, hogyan kell emberi testrészek tömegközéppontját meghatározni, úgy, hogy egyes pontok helyzetét ismerjük [16]. Ezt felhasználva ki tudtam számolni az egyes testrészek tömegközéppontját, majd ebből

$$\alpha = \cos^{-1} \left[\frac{(x_7 - x_5)(x_1 - x_5) + (y_7 - y_5)(y_1 - y_5) + (z_7 - z_5)(z_1 - z_5)}{L_{1-5} L_{5-7}} \right],$$

ahol

- x_1, y_1, z_1 a corpus metatarsi V. (V. ujj) anatómiai pont térbeli koordinátája,
- x_5, y_5, z_5 a malleolus lateralis (külső boka) anatómiai pont térbeli koordinátája,
- x_7, y_7, z_7 a caput fibulae (szárkapocs fejecs) anatómiai pont térbeli koordinátája,
- L_{1-5} a corpus metatarsi V és a malleolus lateralis anatómiai pontok közötti távolság,
- L_{5-7} a malleolus lateralis és a caput fibulae anatómiai pontok közötti távolság.



4.9. ábra

Általános bokaszög (α) definíciója

A corpus metatarsi V. (V. lábujj), a malleolus lateralis (külső boka) és a caput fibulae (szárkapocs fejecs) anatómiai pontokat összekötő térbeli vektorok egymással bezárt szöge

$$\beta = \cos^{-1} \left[\frac{(x_8 - x_6)(y_5 - y_5) + (y_8 - y_6)(y_5 - y_5) + (z_8 - z_6)(z_5 - z_5)}{L_{3-5} L_{6-8}} \right]$$

ahol

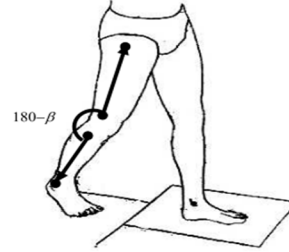
- x_3, y_3, z_3 a malleolus lateralis (külső boka) anatómiai pont térbeli koordinátája,
- x_5, y_5, z_5 a caput fibulae (szárkapocs fejecs) anatómiai pont térbeli koordinátája,
- x_6, y_6, z_6 az epicondylus femoris lateralis (combesont külső ízületi büttyke) anatómiai pont térbeli koordinátája,
- x_8, y_8, z_8 a trochanter major (nagy tompor) anatómiai pont térbeli koordinátája,

L_{3-5}

a malleolus lateralis és a caput fibulae anatómiai pontok közötti távolság,

L_{6-8}

az epicondylus femoris lateralis és a trochanter major anatómiai pontok közötti távolság.



4.10. ábra

Általános térdszög (β) definíciója

A malleolus lateralis (külső boka) és a caput fibulae (szárkapocs fejecs) illetve epicondylus lateralis femoris (combesont külső büttyke) és a trochanter major (agy tompor) anatómiai pontokat összekötő térbeli vektorok egymással bezárt szöge

$$\gamma = 180 - \gamma^*,$$

ahol

$$\gamma^* = \sin^{-1} \left[\frac{\|L_{68} \times L_{89}\|}{L_{6-8} L_{8-9}} * \text{sign}[(L_{68} \times L_{89}) \cdot (L_{17} - L_{8})] \right],$$

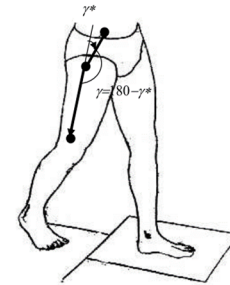
ahol

- r_{68} az epicondylus lateralis femoris (combesont külső ízületi büttyke) és a trochanter major (nagy tompor) anatómiai pontokat összekötő vektor,
- r_{89} a trochanter major (nagy tompor) és a spina iliaca anterior superior (elülső csípőtővis) anatómiai pontokat összekötő vektor,

$$\|L_{68} \times L_{89}\| = \sqrt{[(y_6 - y_8)(z_8 - z_9) - (z_6 - z_8)(y_8 - y_9)]^2 + [(z_6 - z_8)(x_8 - x_9) - (x_6 - x_8)(z_8 - z_9)]^2 + [(x_6 - x_8)(y_8 - y_9) - (y_6 - y_8)(x_8 - x_9)]^2}$$

- L_{6-8} az epicondylus lateralis femoris (combesont külső ízületi büttyke) és a trochanter major (nagy tompor) anatómiai pontok távolsága,

- L_{8-9} a trochanter major (nagy tompor) és a spina iliaca anterior superior (elülső csípőtővis) anatómiai pontok távolsága,



4.11. ábra

Általános csípőszög (γ) definíciója

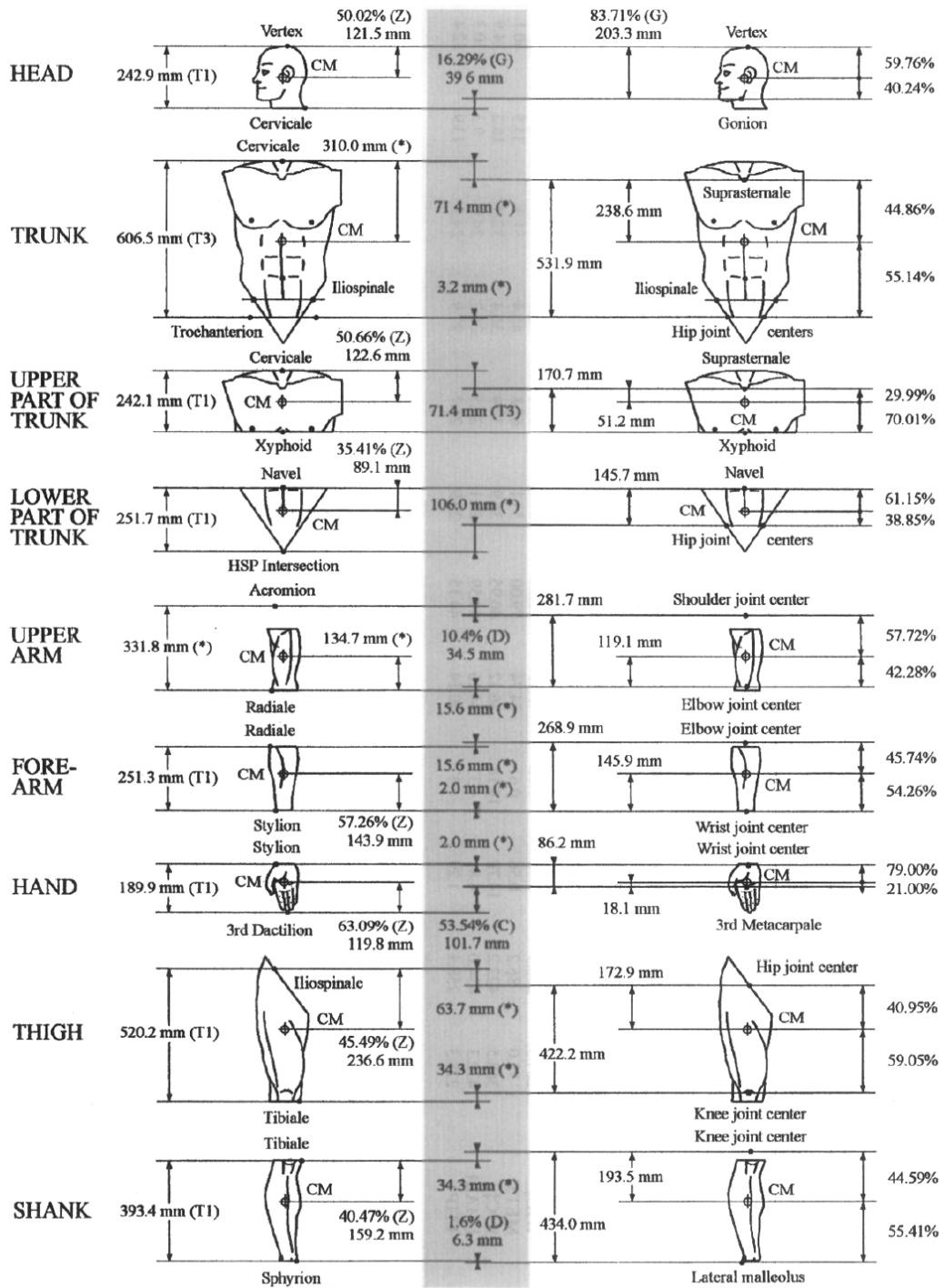
Az epicondylus lateralis femoris (combesont külső büttyke), a trochanter major (nagy tompor) és a spina iliaca anterior superior (elülső csípőtővis) anatómiai pontokat összekötő térbeli vektorok egymással bezárt szöge

- r_{17} a spina iliaca anterior superior l.s. (bal oldali elülső csípőtővis) helyvektora,
- r_8 a spina iliaca anterior superior l.d. (jobb oldali elülső csípőtővis) helyvektora.

13. ábra: bal felül.: bokaszög számítása, jobb felül.: térdszög számításának módszere, második sorban:

csípő szög számításának módszere.[17]

teljes test súlypontját, amelyhez felhasználtam, hogy egyes testrészek mekkora arányában számítanak bele a teljes test súlypontjába.[16]. Ezen számítások eredményeképp megkaptam, az egyes testrészek súlypontjainak és a teljes test tömegközéppontjának változását folytonos időben tekintve.



14. ábra: Testrészek súlypontja [16]

5. ÖSSZEFOGLALÁS/EREDMÉNYEK ÉRTÉKELÉSE

5.1. Eredmények

Az összes anatómiai pont kiszámítása után, meg tudtam határozni a boka térd és csípő szög értékeit, amelyek a következőképp alakultak:

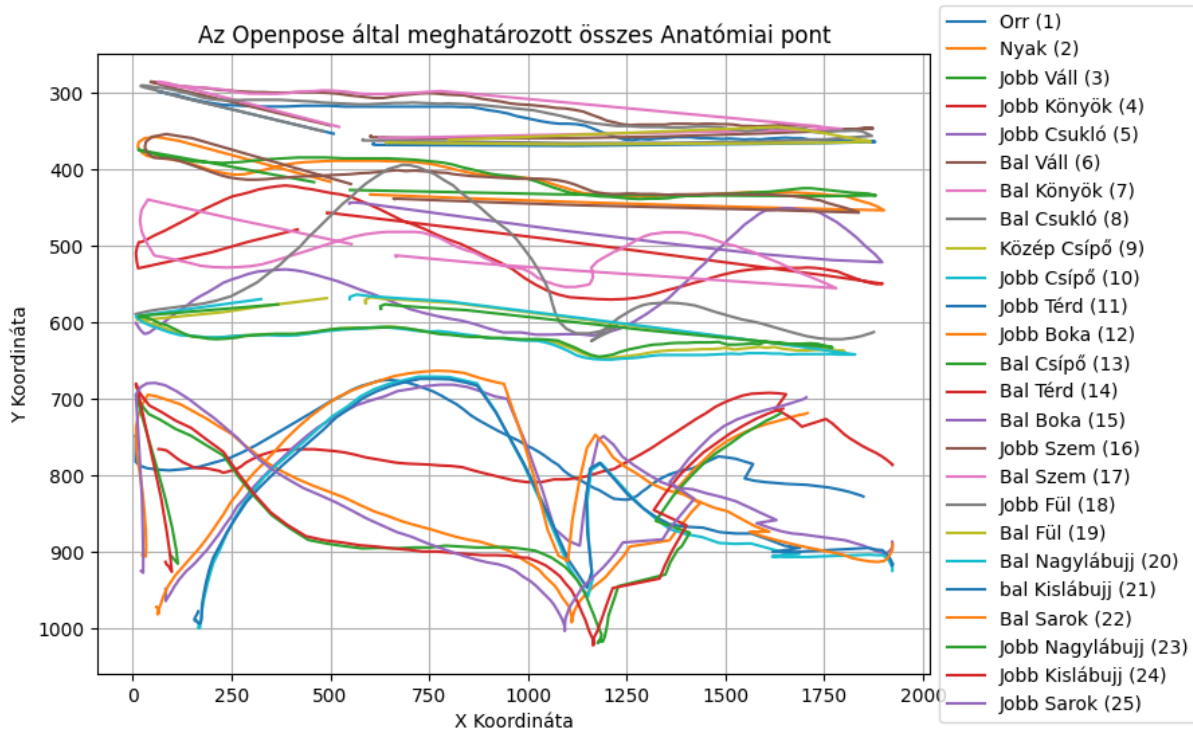
A bokaszög értékei $62,81^\circ$ és $139,54^\circ$ között alakultak.

A térdszög esetében $97,52^\circ$ és $165,54^\circ$ közötti értékeket kaptam.

A csípőszög értékeknél a minimum $1,46^\circ$ -ál a maximum érték pedig $77,43^\circ$ -ál adódott.

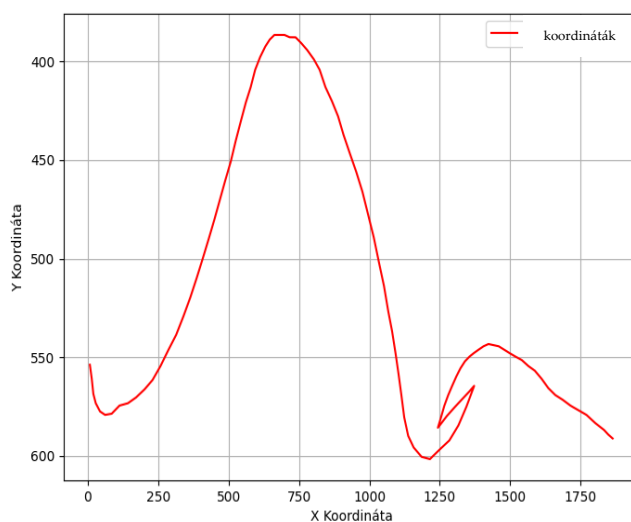
5.2. Diskusszió

A dolgozatban bemutatott kutatás során az OpenPose keretrendszer alkalmazhatóságát vizsgáltam öt különböző kamerából származó felvételek esetében, melyeket szinkronizáltan rögzítettem és dolgoztam fel. Az eredmények kiértékelése során megállapítottam, hogy a keretrendszer képes volt megbízható pózelemzést nyújtani a különböző nézőpontokból származó adatokon, amely jelentős előrelépés a mozgásanalízis és a testhelyzet-azonosítás területén. Azonban több kihívás is felmerült, amelyek további fejlesztéseket és kutatásokat igényelnek.



15. ábra: OpenPose által meghatározott anatómiai pontok helyzete nyersen, feldolgozás előtt

A 15. ábrán látható színes görbesereg szemléltetésként szolgál. A görbék az OpenPose által felismerhető 25 anatómiai pont koordinátáit ábrázolja képpontonként. Ennél az ábránál a lehető legkevesebb a vizualizációhoz elkerülhetetlen feldolgozást használtam, szemléltetés jelleggel, hogy honnan indult ki a feldolgozás.

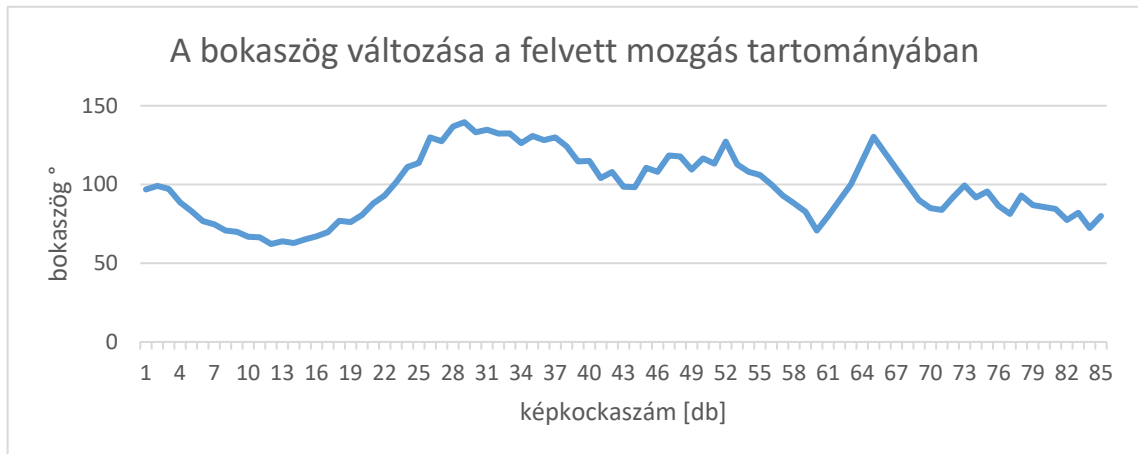


16. ábra: csípő közép koordinátáinak időbeli változása

A 16. ábrán látható a számításaimhoz is szükséges csípő közép helyzetének változása a videó időtartama alatt úgy, hogy a kezdőpont amikor a futó belép a képbe a végpont

pedig amikor kilép. Megállapítható, hogy az x tengely 1250-es értékénél nem valószínű a görbe. Ennek oka, hogy amikor a futó abban a pozícióban tartózkodott az OpenPose elvesztette a pontot és nem tudta követni pár képkockán át.

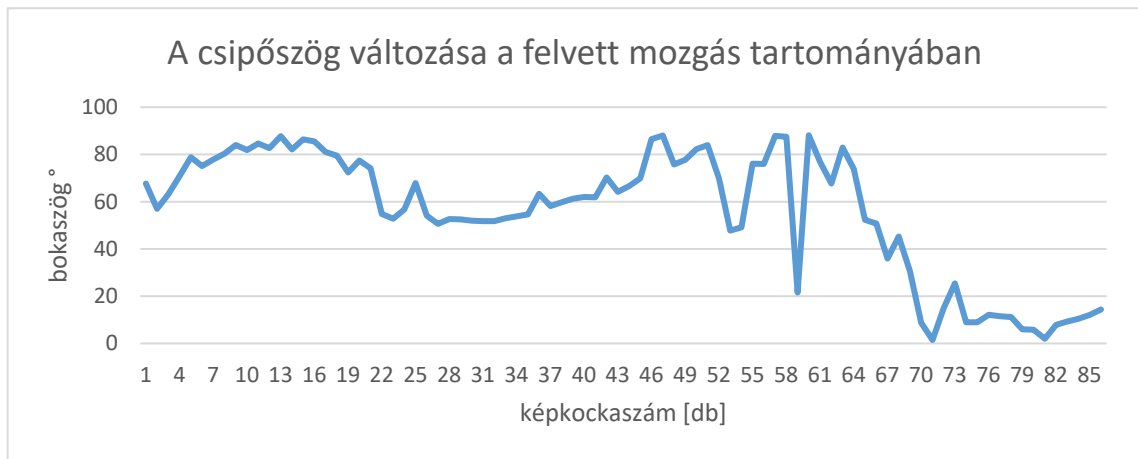
A feldolgozás során minden egyes videokamera esetében kiválasztottam 5 darab felvételt, amelyeken ugyan az a személy szerepel. A feldolgozás során először az anatómiai pontok helyzetét az időben, majd ezen pontokból meghatároztam az anatómiai szögeket végül összevettem a felvételeket, vizsgálva azok közötti eltéréseket.



17. ábra: A bokaszög változása a felvett mozgás tartományában



18. ábra: A térszög változása a felvett mozgás tartományában

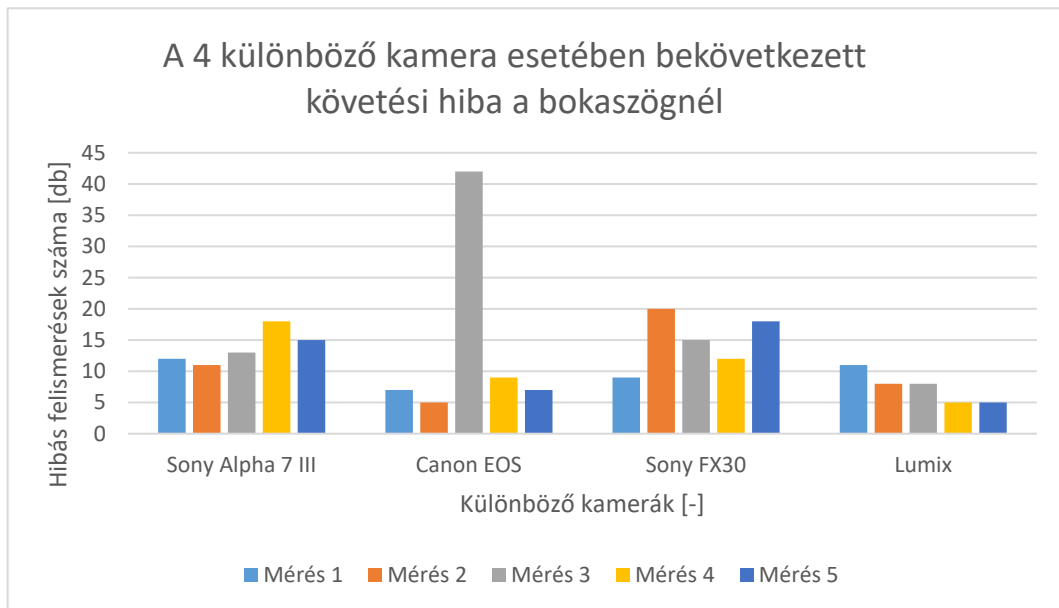


19. ábra: A csípőszög változása a felvett mozgás tartományában

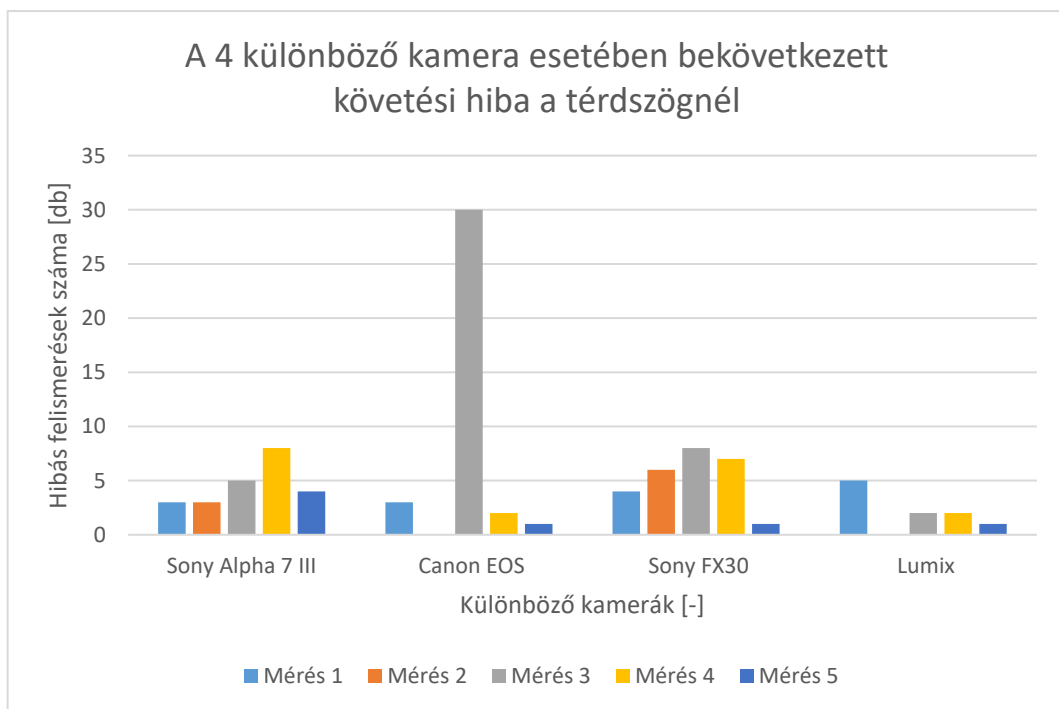
A 17.,18. és a 19. ábrán annak a 3 anatómiai szögnek a változását lehet a különböző képkockákhoz képest követni, amelyet a feldolgozás során meghatároztam. Az Anatómiai szögek számomra jó alapot kínáltak a kamerák teljesítményének összevetésekor, mivel egy szög meghatározásához legalább 3 anatómiai pont szükségeltetett.

Az eredmények részben ismertetett boka, térd és csípőszögek irodalommal való összevetése során az általam számolt mozgástartomány jóval nagyobbak bizonyult mindhárom anatómiai szög esetében [18]. Ez az eltérés adódhat a mozgás formájából, az alanyok intenzív sportmozgás közben lettek rögzítve. További magyarázat lehet az eltérésre a kiugró értékek nem elég precíz módon való szűrésé, illetve a számítások pontatlansága is.

A bokaszög és a térszög meghatározásához is szükségem volt több az OpenPose által meghatározott anatómiai pontra. Ha egy anatómiai pont követését elvesztette a rendszer, akkor az adott szöget nem tudtam meghatározni az adott pillanatban az adott



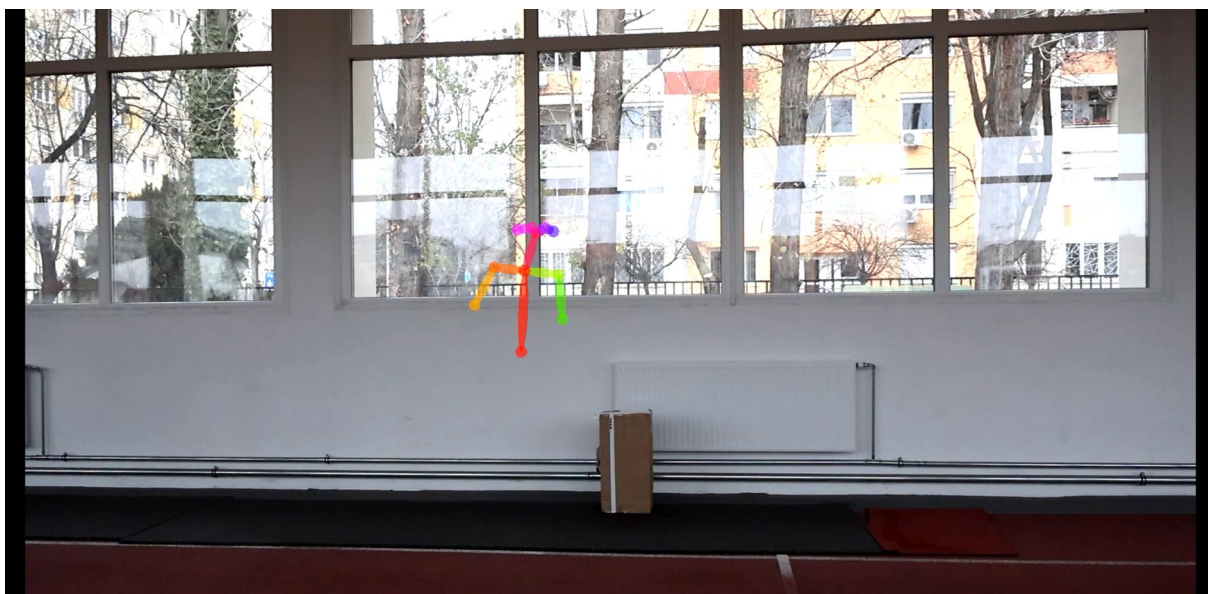
20. ábra: A 4 különböző kamera esetében bekövetkezett követési hiba a bokaszögnél



21. ábra: A 4 különböző kamera esetében bekövetkezett követési hiba a térdszögnél

frame alapján. A fenti két táblázattal azt szeretném szemléltetni, hogy az egyes kamerák esetében milyen darabszámban fordult elő, hogy az egyes pontokat elvesztette a program. Általánosságban elmondható, hogy a bokaszöghöz használt anatómiai pontok esetében többször történt elvesztés, mint a térdszögnél használt pontoknál. Legkevesebb hibát a Lumix kamera felvételével készült feldolgozás hozta, a két Sony kamera hasonló teljesítményt produkált, a Canon kameránál történt egy eset, amikor az ablak

tükrözésébe emberi alakot ismert fel a rendszer teljesen hibásan, ezt a 22. ábrán láthatjuk, mikor is rengeteg hibás pontot generált a rendszer.



22. ábra: felismerési hiba a felvételen

5.3. *Javaslatok/Következtetések/Tanulságok*

Végezetül szeretnék pár javaslatot megfogalmazni a tanulmány jövőbeni javítása érdekében. A különböző kamerák közötti pontos kalibráció és szinkronizáció döntő fontosságú. A jövőbeni kutatásoknak jobban kell foglalkozniuk a kalibrációs folyamat automatizálásával és a kamerák közötti időbeli összehangolás finomításával.

Az OpenPose nagy mennyiségű adatot generál, aminek feldolgozása jelentős számítási kapacitást igényel. Úgy gondolom a feldolgozási módszerek javításra szorulnak a még pontosabb eredmények elérése érdekében

6. FELHASZNÁLT FORRÁSOK

1. Cikk: Chung, J.-L.; Ong, L.-Y.; Leow, M.-C. Comparative Analysis of Skeleton-Based Human Pose Estimation. *Future Internet* **2022**, *14*, 380. <https://doi.org/10.3390/fi14120380>
2. Cikk: Zago, M., Kleiner, A. F. R., & Federolf, P. A. (2021). Editorial: Machine Learning Approaches to Human Movement Analysis. *Frontiers in bioengineering and biotechnology*, *8*, 638793. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2020.638793>
3. Cikk: ANDRILUKA, Mykhaylo, et al. 2d human pose estimation: New benchmark and state of the art analysis. In: *Proceedings of the IEEE Conference on computer Vision and Pattern Recognition*. 2014. p. 3686-3693.
4. Cikk: ANDRILUKA, Mykhaylo, et al. Posetrack: A benchmark for human pose estimation and tracking. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2018. p. 5167-5176.
5. Cikk: VAN DER KRUK, Eline; REIJNE, Marco M. Accuracy of human motion capture systems for sport applications; state-of-the-art review. *European journal of sport science*, 2018, *18.6*: 806-819.
6. Cikk: SMERAGLIUOLO, Anna H., et al. Validation of the Leap Motion Controller using markered motion capture technology. *Journal of biomechanics*, 2016, *49.9*: 1742-1750.
7. Cikk: ZHAO, Wenping; CHAI, Jinxiang; XU, Ying-Qing. Combining marker-based mocap and rgb-d camera for acquiring high-fidelity hand motion data. In: *Proceedings of the ACM SIGGRAPH/eurographics symposium on computer animation*. 2012. p. 33-42.
8. Cikk: DESMARAIS, Yann, et al. A review of 3D human pose estimation algorithms for markerless motion capture. *Computer Vision and Image Understanding*, 2021, *212*: 103275.
9. Cikk: W. Xu et al., "Mo2Cap2: Real-time Mobile 3D Motion Capture with a Cap-mounted Fisheye Camera," in *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, vol. 25, no. 5, pp. 2093-2101, May 2019, doi: 10.1109/TVCG.2019.2898650.
10. Cikk: NEEDHAM, Laurie, et al. The accuracy of several pose estimation methods for 3D joint centre localisation. *Scientific reports*, 2021, *11.1*: 20673.
11. Cikk: NAKANO, Nobuyasu, et al. Evaluation of 3D markerless motion capture accuracy using OpenPose with multiple video cameras. *Frontiers in sports and active living*, 2020, *2*: 50.
12. Cikk: KIM, Woojoo, et al. Ergonomic postural assessment using a new open-source human pose estimation technology (OpenPose). *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2021, *84*: 103164.
13. Cikk: HIDALGO, Gines, et al. Single-network whole-body pose estimation. In: *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*. 2019. p. 6982-6991.
14. Cikk: YUNUS, Andi Prademon, et al. Human Motion Prediction by 2D Human Pose Estimation using OpenPose. *EasyChair*, 2020.
15. Cikk: BLANCO NEGRETE, Salvador, et al. Multiple monkey pose estimation using openpose. *bioRxiv*, 2021, 2021.01. 28.428726.
16. DE LEVA, Paolo. Adjustments to Zatsiorsky-Seluyanov's segment inertia parameters. *Journal of biomechanics*, 1996, *29.9*: 1223-1230.
17. Kocsis, L., Kiss, R. M., & Illyés, Á. (2007). *Mozgásszervek biomechanikája*. Budapest: Terc Kiadó.
18. Ukadike Chris Ugbohue, Chloe Robson, Emma Donald, Kerry L. Speirs, Frédéric Duthiel, Julien S. Baker, Tilak Dias, Yaodong Gu, "Joint Angle, Range of Motion, Force, and Moment Assessment: Responses of the Lower Limb to Ankle Plantarflexion and Dorsiflexion", *Applied Bionics and Biomechanics*, vol. 2021, Article ID 1232468, 13 pages, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/1232468>