

MOHAMED SZÁMI
TUDOMÁNYOS DIÁKKÖRI KONFERENCIA DOLGOZAT



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



TUDOMÁNYOS DIÁKKÖRI KONFERENCIA DOLGOZAT



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

MOHAMED SZÁMI

TUDOMÁNYOS DIÁKKÖRI
KONFERENCIA DOLGOZAT

Törzsizomzat állapotfelmérési módszerfejlesztése kosárlabda
játékosoknál

Konzulens:

dr. Kiss Rita
mestertanár

Témavezető:

Pálya Zsófia
doktorandusz

Budapest, 2023.

Szerzői jog © Mohamed Számi, 2023.

Tartalomjegyzék

Előszó

Jelölések jegyzéke

1. Bevezetés	1
1.1. Célkitűzések	1
2. Szakirodalmi áttekintés	3
2.1. A Motion Capture rendszer	4
2.2. Time-of-Flight szenzor kamerarendszer	6
2.3. Törzsizomzat biomechanikája	9
2.4. Mesterséges intelligencia az egészségügyben	10
2.5. Szakirodalmi összegzés	11
3. A mérés és módszer	12
3.1. Eszközpark bemutatása	12
3.1.1. Motion Capture mérés	12
3.1.2. Time-of-Flight mérés	13
3.1.3. Egyedi markerek	13
3.2. Vizsgált személyek	14
3.3. A mérés menete	15
4. Adatfeldolgozás	16
4.1. Motion Capture adatok feldolgozás	16
4.2. Time-of-Flight adatok feldolgozás	18

5. Eredmények	19
5.1. Motion Capture kiértékelés	20
5.2. Time-of-Flight kiértékelés	20
5.3. Összehasonlítás	21
6. Összefoglalás	23
6.1. Konklúzió	23
6.2. Javaslatok és jövőbeli tervek	24
Irodalomjegyzék	25

Előszó

E dolgozatom célja egy már évtizedek óta jelenlévő technológia által új távlatokat nyitni a mindennapi ember, és főként az élsportoló állapotfelmérésére a jelenlegi időkben divattossá vált mesterséges intelligencián keresztül. Mindemellett azt is szeretném bemutatni, mekkora jelentőséggel is bír a sokak által elhanyagolt törzsizomzat, megismertetni az egészségügyben alkalmazott korszerű képalkotó eljárásokat, valamint arany középutat találni a pontosság, stabilitás és az ár között.

~ ~ ~

Köszönetnyilvánítás

Ezúton szeretném kifejezni hálámat témavezetőmnek, Pálya Zsófiának a hónapokon át tartó folyamatos segítségéért és türelméért, valamint minden szerettemnek, aki a nehézségek közepedte is mellettem állt és inspirált.

Budapest, 2023. november 5.

Mohamed Számi

Jelölések jegyzéke

A táblázatban a többször előforduló jelölések magyar és angol nyelvű elnevezése, valamint a fizikai mennyiségek esetén annak mértékegysége található. Az egyes mennyiségek jelölése – ahol lehetséges – megegyezik hazai és a nemzetközi szakirodalomban elfogadott jelölésekkel. A ritkán alkalmazott jelölések magyarázata első előfordulási helyüknél található.

Változók

Jelölés	Megnevezés, megjegyzés, érték	Mértékegység
g	gravitációs gyorsulás (9.81)	m/s ²
d	távolság	mm
c	fénysebesség (300 000)	km/s
Q	elektromos töltés	C
t	idő	s
f	frekvencia	Hz

Mozaikszavak

Rövidítés	Idegennyelvű megnevezés
MoCap	Motion Capture
ToF	Time-of-Flight
CMOS	Complementary Metal-Oxide Semiconductor
AI	Artificial Intelligence
ML	Machine Learning
DL	Deep Learning
SNR	Signal-Noise Ratio
CW	Continuous Waves

1. fejezet

Bevezetés

Dolgozatomban a már elterjedt Motion Capture technológiájára nyújtok alternatívát az úgynevezett "repülési idő", röviden ToF szenzorokon keresztül. Az ötlet onnan ered, hogy érkezett a Mechatronika, Optika és Gépészeti Informatika tanszékre egy megkeresés a Magyar Kosárlabda Szövetségtől, hogy szeretnének egy új módszert kifejleszteni a játékosok törzsizomzatának állapotfelmérésére. Célom, hogy alternatívát nyújtsak a Motion Capture rendszerre anyagi vonzata okán, illetőleg ismertessem a ToF szenzor által kínált számtalan lehetőséget, melyeket az élsportban hasznosítani lehet. Összehasonlítom a két technológiát egyidőben végzett mérések segítségével, majd statisztikai és grafikus módon vizsgálom az elkészült adatsorokat.

1.1. Célkitűzések

Évtizedeken át az emberi mozgás rögzítésére szolgáló módszerek fejlődését a helyes és helytelen emberi mozgás leírására vonatkozó új információk iránti igény motiválta. Dolgozatomat részben az inspirálta, hogy új megközelítésekre van szükség mind a sportolók állapotfelmérésére, mind pedig a hétköznapi ember betegségei kezeléséhez és megelőzéséhez, amelyeket a mozgásminták finom változásai befolyásolnak. A térbeli mozgás pontos rögzítésére szolgáló legelterjedtebb módszerek laboratóriumi környezetet és a test szegmenseire erősített jelölők (markerek) alkalmazását igénylik. A nem élsportot űzők, illetve a hétköznapi emberek mozgásának megértését olyan módszerrel lehetne javítani, amely lehetővé teszi az emberi mozgás rögzítését a testre helyezett markerek megkötése nélkül. Célom, hogy ismertessem a marker nélküli mozgásrögzítési módszerek szükségességét, és alternatívát találjak a térbeli mozgás marker nélküli pontos rögzítésére sportolók állapotfelmérése céljából. A megfelelő technikai berendezések és algoritmusok kiválasztásának szerepe a pontos markermentes mozgásrögzítéshez kritikus fontosságú.

Összefoglalva, a mozgásrögzítő rendszerek forradalmasították a biomechanika területét. Lehetővé tették a kutatók számára az emberi mozgások és a biomechanikai folyamatok tanulmányozását az emberi teljesítmény javítása, a sérülések diagnosztizálása és kezelése, valamint a rehabilitációs technikák fejlesztése érdekében. A mozgásrögzítés mögött álló technológia a testhez rögzített jelzőket vagy érzékelőket követi, amelyeket aztán 3D modellekbe és animációkba fordítanak. Az optikai mozgásrögzítő rendszereket számos alkalmazásban használják, és az inerciális mozgásrögzítő technológiát az edzők és a sportolók is aktívan alkalmazzák a sportágak széles körében a teljesítmény fokozására. A térfogati mozgásrögzítő rendszereket a kinematikai mozgáselemzésben is hasznosítják.

2. fejezet

Szakirodalmi áttekintés

E fejezet célja a dolgozat részegységeihez kapcsolódó szakirodalmat ismertetni, melyek elengedhetetlenek a mérések felépítéséhez és azok alapos megértéséhez.

Jelenleg a térbeli emberi mozgás pontos rögzítésére szolgáló legelterjedtebb módszerek laboratóriumi környezetet igényelnek, és a testrészekre markereket, rögzítőelemeket vagy érzékelőket kell erősíteni. Manapság az emberi mozgás vizsgálatának fejlődését korlátozó egyik fő technikai tényező a váz mozgásának a bőrön elhelyezett markerek vagy érzékelők segítségével történő mérése. A bőr alapú markerek alternatívájaként a vázmozgás közvetlenül is mérhető. E módszerek közé tartozik a sztereoradiográfia, a csontszögek, a külső rögzítő eszközök vagy az egysíkú fluoroszkópos technikák.[16] Bár ezek a módszerek lehetővé teszik a csontváz mozgásának közvetlen mérését, invazívak, vagy az alanyt sugárzásnak teszik ki. Az elmúlt két évtizedben az emberi test mozgásának gépi látás általi rögzítése komoly fejlődésen ment keresztül, és számos képalkotáson alapuló rendszert javasoltak az emberi mozgás követésére. E rendszerek a használt kamerák száma (kamerakonfiguráció), a rögzített adatok ábrázolása, az algoritmusok típusai, a különböző modellek használata, valamint az egyes testrészekre és az egész testre való alkalmazhatóság terén különböznek.[1] Az alkalmazott megoldások jellemzően egyetlen kamerától[11] a több kamerás [7] összeállításokig terjednek. Bár számos meglévő gépi látás megközelítés ígéretesnek bizonyul a biomechanikai alkalmazásokhoz szükséges marker nélküli mozgások rögzítésére, ezeket a megoldásokat még nem tökéletesítették, vagy tesztelték erre a felhasználásra. A gépi látás és tanulás területén az emberi mozgás rögzítésével kapcsolatos kutatások túlnyomó része a mozgás megfigyelési célú követésére, becslésére és felismerésére irányult.[21]

A marker nélküli módszerek kifejlesztését az a szükséglet motiválta, hogy a beteg és egészséges emberi mozgás vizsgálatát markerek vagy rögzítőelemek terhei nélkül, a marker alapú rendszerek mennyiségi pontosságának elérése mellett lehessen elvégezni. E technológiát már széles körben alkalmazzák a film- és játékiparban, azonban

biomechanikai, orvosi és sportalkalmazásait korlátozza a jelenlegi mozgásrögzítési módszerek pontossága. Számos kutatás foglalkozott már a marker nélküli MoCap fejlesztésével és kérdéskörével, mivel e technológia elérhet akár olyan pontossági szintet is, mellyel a mozgás biomechanikai tanulmányozása egyszerűbb és olcsóbb keretek között folytatható.[16]

2.1. A Motion Capture rendszer

A mozgásvizsgálatok alapja anatómiai pontok, illetve az azokat kijelölő, testrészekre erősített úgynevezett „merev testek” térbeli pozíciójának rögzítése az időben. A mozgás lekövetésére számtalan kidolgozott megoldás létezik.[15]

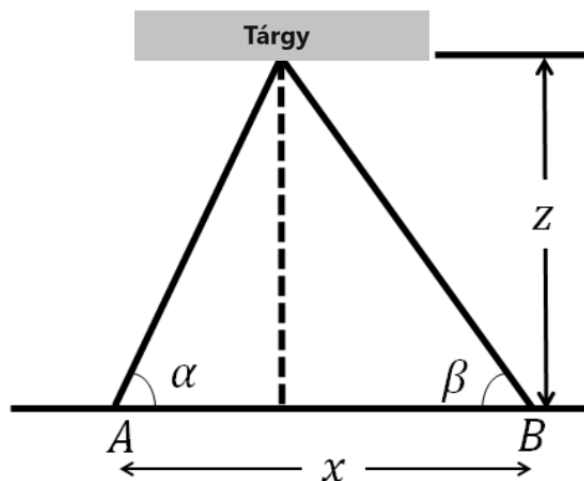
A mozgásrögzítő rendszereket a biomechanikában az emberi mozgások és biomechanikai folyamatok tanulmányozására használják az emberi teljesítmény javítása, a sérülések diagnosztizálása és kezelése, valamint a rehabilitációs technikák javítása érdekében. A mozgásrögzítés mögött álló technológia a testhez rögzített jelzőket vagy érzékelőket követi, amelyeket aztán 3D modellekbe és animációkba fordítanak. A világ egyik legpontosabb mozgásrögzítő rendszere az OptiTrack. Az OptiTrack rendszerek jellemzően 0,2 mm-nél kisebb mérési hibát produkálnak, még nagy követési területeken is - még a 10000 négyzetméteres vagy annál nagyobb területeken is. Kisebb mérési területeken az OptiTrack rendszerek rendszeresen 0,1 mm-es vagy annál kisebb hibát produkálnak. Minden OptiTrack rendszer minden egyes alkatrészét úgy tervezték, hogy a mérési pontosság legyen a fő cél. És most, az OptiTrack önkalibráló rendszereinek köszönhetően ez a pontossági szint egész nap, minden nap, pusztán a rendszer használatával, megmarad.

Az optikai mozgásrögzítő rendszerek mellett az inerciális mozgásrögzítési technológiát is aktívan használják az edzők és a sportolók a sportágak széles körében a teljesítmény fokozására. A játékosok és sportolók mérése és értékelése lehetővé teszi az edzők számára, hogy ne csak a technikát javítsák, hanem a lehetséges sérülések megelőzése érdekében korrigálják a cselekvéseket. Ez kulcsfontosságú a sportolók sérülések utáni játékba való visszatérésének felgyorsításához is, biztosítva a biztonságos felépülést és minimalizálva az újbóli sérülés esélyét. A mozgásrögzítés mögött álló technológiát az élettudományi iparban is alkalmazzák. Az optikai mozgásrögzítő rendszereket számos alkalmazásban használják, például a járáselemzés az orvosok számára az alsó végtagok mozgásának jobb megértését teszi lehetővé. Jelentős előnyökkel jár a motoros irányítás és az idegtudományok területén is, mivel nagy előrelépést tesz lehetővé a különböző összetett neuro-mozgásszervi sérülésekben szenvedő betegek - köztük az agyi bénulás és a myelomeningocele (nyitott gerinc) - kezelésében. A térbeli mozgásrögzítő rendszereket a kinematikai mozgáselemzésben is használják. Először a mozgást egy térbeli

rögzítő rendszer rögzíti. Ezután a térbeli rögzítési adatokat az ICP (Iterative Closest Points) algoritmus segítségével feldolgozzák, hogy a mozgást követő virtuális jelölőket hozzanak létre.

A sztereoszkópikus látás általában kettő, vagy több, a testtől távol elhelyezett kamerán alapul, az emberi szemhez hasonlóan. Tekintettel arra, hogy a tárgy látszólag a helyén van megjelölve, a kamerák szétválasztása a tárgy helyének különbségét eredményezi a két kamera képén. Egy egyszerű lyukkameramodell segítségével kiszámítható a tárgyak helyzete az egyes képeken, amit α és β értékekkel jelölök. A szögek segítségével z mélység számítható.

$$z = \frac{x}{\frac{1}{\tan(\alpha)} + \frac{1}{\tan(\beta)}} \quad (2.1)$$

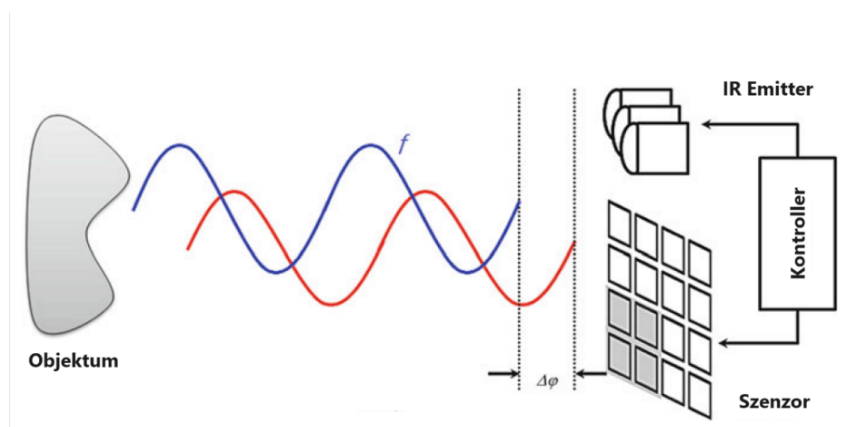


2.1. ábra. Sztereo-távolságmérés

A sztereó látás legnagyobb kihívása a korrelációs probléma megoldása: Adott egy pont egy képen, hogyan találjuk meg ugyanezt a pontot egy másik kamerán? Amíg a korreláció nem megoldható, a diszparitást, és így a mélységet sem lehet pontosan meghatározni. A korrelációs probléma megoldása összetett műveleteket foglal magában, beleértve az optimalizáló és összehasonlító algoritmusokat. A jellemzőkinyeréshez és a párosításhoz elegendő intenzitás- és színváltozatosságra is szükség van a képen a jó korreláció eléréséhez. Ez a követelmény a sztereopszis romlását eredményezi, ha a tárgy nem rendelkezik ezekkel a változókkal (pl. egyszínű fal távolságának mérése).

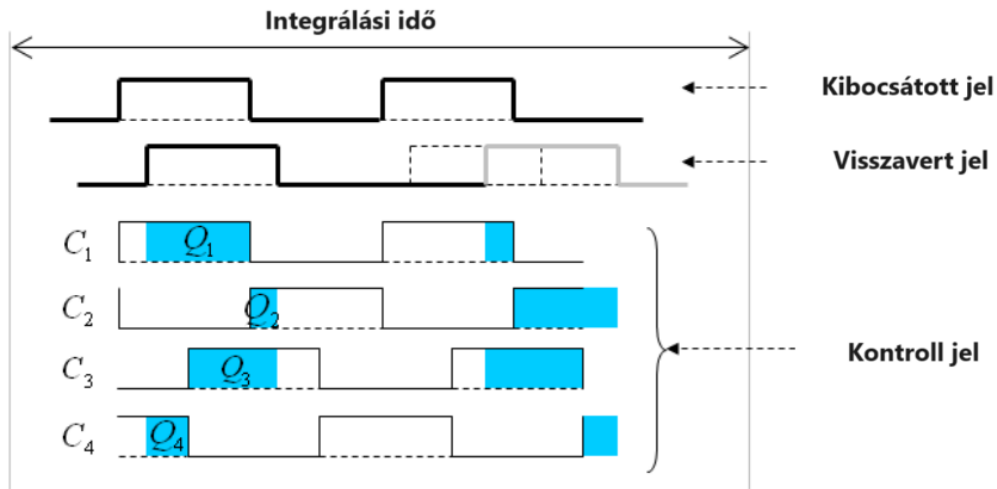
2.2. Time-of-Flight szenzor kamerarendszer

Az előző fejezetben tárgyalt korrelációs probléma okán más megközelítésre van szükség. A 3D Time-of-Flight (TOF) technológia forradalmasítja a gépi látás iparágát egy alacsony költségű CMOS (komplementer fém-oxid félvezető) pixel tömb és egy alacsony költségű aktívan modulált fényforrás segítségével. Kompakt felépítése, a könnyű kezelhetőség, valamint magas pontossága és képkocka sebessége a TOF kamerákat vonzó megoldássá teszi az alkalmazások széles köréhez. A kamera úgy működik, hogy a teret modulált fényforrással világítja meg, és a visszavert fényt vizsgálja. A megvilágítás és a visszaverődés közötti fáziseltolódást mérik és távolságra fordítják. A megvilágítás jellemzően szilárdtest-lézerből vagy az emberi szem számára láthatatlan közeli infravörös tartományban (≈ 850 nm) működő LED-ből származik. Egy ugyanerre a spektrumra tervezett detektor fogadja a fényt, és a fényenergiát elektromos árammá alakítja. Megjegyzendő, hogy a szenzorba belépő fénynek van egy kibocsátott és egy visszavert komponense. A távolsági (mélységi) információ csak a visszavert komponensbe ágyazódik be, ezért a magas kibocsátott komponens csökkenti a jel/zaj arányt (SNR).



2.2. ábra. A távolságmérés elve

A megvilágítás és a visszaverődés közötti fáziseltolódás érzékeléséhez a fényforrást egy folytonos hullámú (CW) forrással, jellemzően szinusz- vagy négyszögjellel pulzálják vagy modulálják. A négyszögjeles moduláció azért gyakoribb, mert digitális áramkörökkel könnyen megvalósítható. Az impulzusmoduláció a visszavert fényből származó fotoelektronok integrálásával vagy egy gyors számláló indításával érhető el a visszaverődés első érzékelésekor. Ez utóbbihoz gyors fotoszenzorra van szükség, általában egy egyfotonos lavina diódára (SPAD). Ez a számlálási módszer gyors elektronikát igényel, mivel az 1 milliméteres pontosság eléréséhez 6,6 pikoszekundum időtartamú impulzus időzítésére van szükség. Ezt a pontossági szintet szobahőmérsékleten szilíciumban szinte lehetetlen elérni. [13]



2.3. ábra. Folytonos hullámú modell

Az impulzusos módszer egyszerű. A fényforrás rövid ideig (Δt) világít, és a visszavert energiát minden egyes képponton párhuzamosan, két fázison kívüli ablakkal (C_1 és C_2), azonos Δt -vel mintavételezzük. E mintavételek során felhalmozott elektromos töltéseket (Q_1 és Q_2) mérjük, és az alábbi képlet segítségével kiszámítjuk a távolságot:

$$d = \frac{1}{2} c \Delta t \left(\frac{Q_2}{Q_1 + Q_2} \right) \quad (2.2)$$

Ezzel szemben a CW-módszer mérésenként több mintát vesz, minden egyes mintát 90 fokkal fázistolva, összesen négy mintát. Ezzel a technikával a megvilágítás és a visszaverődés közötti fázisszög, φ , és a távolság, d , a következőképpen számítható ki:

$$\varphi = \arctan \left(\frac{Q_3 - Q_4}{Q_1 - Q_2} \right) \quad (2.3)$$

$$d = \frac{c}{4\pi f} \cdot \varphi \quad (2.4)$$

Ezt a lépést követi, hogy a mért pixelintenzitás (A) és az eltolás (B) kiszámítható a következő módon:

$$A = \frac{\sqrt{(Q_1 - Q_2)^2 + (Q_3 - Q_4)^2}}{2} \quad (2.5)$$

$$B = \frac{Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4}{4} \quad (2.6)$$

Első pillantásra a CW módszer bonyolultsága az impulzusos módszerrel összehasonlítva indokolatlannak tűnhet, de a CW egyenletek alaposabb vizsgálata feltárja, hogy a $(Q_3 - Q_4)$ és $(Q_1 - Q_2)$ kifejezések csökkentik az állandó eltolás hatását a mérésekből. Továbbá, a hányados a fázisegyenletben csökkenti az állandó erősítés hatását a távolságmérésekből származó, például a rendszer erősítését és a csillapítását, vagy a visszavert fényintenzitást.

A visszavert amplitúdó (A) és az eltolás (B) befolyásolják a távolságmérés pontosságát. A távolság mérési variancia a következőképpen közelíthető:

$$\sigma = \frac{c}{4\sqrt{2}\pi f} \cdot \frac{\sqrt{A+B}}{c_d A} \quad (2.7)$$

A modulációs kontraszt, c_d , azt írja le, hogy mennyire jól különíti el és gyűjti össze a fotoelektronokat a TOF szenzor. A visszavert amplitúdó, A , az optikai teljesítmény függvénye. Az eltolás, B , egy a környezeti fény és a fennmaradó rendszer függvénye. A 2.7 egyenletből arra lehet következtetni, hogy a magas amplitúdó, magas modulációs frekvencia és magas modulációs kontraszt növeli a pontosságot; míg a nagy eltolás telítődéshez vezethet, és csökkentheti a pontosságot.

Nagy frekvencián a modulációs kontraszt a szilícium fizikai tulajdonsága miatt elkezdhet gyengülni. Ez a modulációs frekvenciának felső határt szab.

A tény, hogy a CW-mérés a fázison alapul, amely 2π -nként körbefordul, azt jelenti, hogy a távolságnak is lesz úgynevezett aliasing távolsága. Azt a távolságot, ahol az aliasing előfordul, többértelműségi távolságnak, d_{amb} -nak nevezzük, és a következőképpen határozzuk meg:

$$d_{amb} = \frac{c}{2f} \quad (2.8)$$

Mivel a távolság görbül, d_{amb} a maximálisan mérhető távolság elméleti határa. Ha növelni akarjuk a mérhető távolságot, csökkenthetjük a modulációs frekvenciát, de ennek ára a pontosság csökkenése a (2.7) egyenlet alapján. Ahelyett, hogy elfogadnák ezt a kompromisszumot, a fejlett TOF-rendszerek többfrekvenciás technikákat alkalmaznak a távolság növelésére a modulációs frekvencia csökkentése nélkül. A többfrekvenciás technikák úgy működnek, hogy egy, vagy több modulációs frekvenciát adnak hozzá a rendszerhez. Minden egyes modulációs frekvencia más-más többértelműségi távolsággal rendelkezik, de a valódi pozíció az, ahol a különböző frekvenciák megegyeznek. A frekvencia, amikor a két moduláció megegyezik, az úgynevezett ütemfrekvencia, általában alacsonyabb, és sokkal hosszabb többértelműségi távolságnak felel meg.

A TOF-érzékelőkben a távolságot egy 2D-s címezhető tömb minden egyes képpontja esetében mérik, ami egy mélységtérképet eredményez. A mélységtérkép 3D pontok gyűjteménye (más néven voxel). A mélységtérkép 2D-s ábrázolása egy szürkeárnyalatos kép, melyen minél világosabb az intenzitás, annál közelebb van a voxel.

Alternatívaként a mélységtérkép háromdimenziós térben pontok gyűjteményeként, vagy pontfelhőként is megjeleníthető. A 3D pontok matematikailag összekapcsolva egy hálót alkotnak, amelyre egy textúrafelületet lehet leképezni.

2.3. Törzsizomzat biomechanikája

A kosárlabda többirányú sebességet igényel mind a támadó, mind a védekező játék során. Egy támadó játékos előnyre tehet szert a védővel szemben, ha kicselezi őt, hogy szabadon dobjon, vagy kedvező helyzetbe hozza csapattársait. A mozgékonyság különösen nagyra értékelt tulajdonság az irányítóknál, akik gyakran hozzák fel a labdát a pályán. A labdavezető és a védő közötti mozgástér megteremtésének képessége előnyös támadási helyzetet kínál.

Egy ausztrál nemzeti liga kosárlabda mérkőzésén közel 1000 mozgásváltozást végeztek a játékosok a 48 perces meccs során [14]. Ez 2 másodpercenkénti mozgásváltozásnak felel meg, ami világosan szemlélteti a kosárlabdázás sebesség tekintetében szakaszos jellegét.

Ha a sportolók jól kontrollált, precíz cseleket akarnak végrehajtani a mérkőzéseken, akkor a lehető legnagyobb mértékben meg kell tartaniuk a súlypontjuk egyensúlyát. Ehhez az ágyéki (lumbáris) gerinc környékén izomerőre és állóképességre van szükség a funkcionális stabilitás fenntartásához mind a felső, mind az alsó végtagok mozgása során. Ez a régió előlről a hasizmokat, hátulról a paraspinalis izmokat és a farizmot, felülről a rekeszizmot, alulról pedig a medencefenék és a csípőtáji izomzatot foglalja magában, ezeket nevezzük "core"-nak [9]. A proximális core izmok stabilizálják a gerincet, és rossz működése diszfunkcionális mozgásmintákkal jár együtt.[8] Feladata a lumbosacralis régió irányítása és stabilizálása, illetve lehetővé teszi a felső és alsó testrész közötti kapcsolatot, valamint segíti a felső és alsó végtagok által kifejtett erők elosztását [18]. Mindemellett a gerinc és a medence stabilitásának megőrzéséért felelnek, és számos sporttevékenység során kritikus fontosságúak a nagyobb törzsből a végtagokra történő erőátvitel szempontjából [19]. A törzs stabilitása a biomechanikai hatékonyság lényeges összetevőjének bizonyul, mivel maximális erőkifejtést eredményez, ezáltal csökkentve a perifériás ízületekre nehezedő terhelést.[9] A gerinc stabilizálásában és a nagy erő kifejtésében a legtöbb sportban és a rendszeres fizikai gyakorlatokban a core izomzat jelentősége nagymértékben elismert. Míg a törzs ereje a törzsizmok erejéhez kapcsolódik,

a törzsstabilitást úgy határozzák meg, mint a törzs mozgásának a medence és az alsó végtagok feletti irányításának képességét annak érdekében, hogy a kinetikus láncon keresztül a végtagig optimális erőátvitelhez szükséges feltételeket biztosítsanak [10]. A core strength edzés erősítheti a sportolók koordinációs képességét, stabilan tarthatják magukat az mérkőzés, illetve az egy-egy elleni szituációk során, csökkenthetik a technikai mozgásokra gyakorolt hatást, és javíthatják a dobószázalékot [2].

2.4. Mesterséges intelligencia az egészségügyben

A mesterséges intelligencia (AI) már mostanra sokat változtatott az általunk ismert világon - folyamatok automatizálásától kezdve a döntéseink meghozatalának módjainak továbbfejlesztéséig. Azonban talán a legjelentősebb és legegységesebb módokon a mesterséges intelligencia az egészségügy területén változtatja meg a világunkat, ahol diagnózisok felállítására, személyre szabott kezelési tervek készítésére, sőt, a betegek túlélési esélyeinek előrejelzésére is használják. Az AI számítógépeket és gépi folyamatokat használ az emberi intelligencia szimulálására és összetett automatizált feladatok elvégzésére. Miközben az emberi elme képességeit igyekeznek tükrözni, a mesterséges intelligenciát támogató gépek számos tekintetben képesek azt meghaladni, különösen a nagy mennyiségű adat (Big Data) hatékony átvizsgálása révén, hogy mintákat, anomáliákat és trendeket azonosítsanak. [3] Nem meglepő, hogy a mesterséges intelligencia olyan hasznos az egészségügyben, és számos orvosi eljárás javítására használható. A mesterséges intelligenciával felszerelt sebészeti eszközök segíthetik a sebészek hatékonyabb munkáját azáltal, hogy csökkentik a műtét közbeni fizikai változásokat és új információkkal szolgálnak. [4]

Az AI nem egyetlen technológia, hanem különböző technológiák kombinációja. E technológiák többsége közvetlenül kapcsolódik az orvosi területhez, de az általuk támogatott konkrét folyamatok és funkciók eltérőek. Az alábbiakban néhány, a dolgozat szempontjából fontos, konkrét mesterséges intelligencia technológiát ismertetek.

Az AI egyik leggyakrabban használt formája a gépi tanulás (ML). A gépi tanulás egy olyan statisztikai technika, amelyet az adatokhoz illesztett minták és az adatokból képzett modellek "tanulására" használnak. Az egészségügyben a hagyományos gépi tanulás leggyakoribb alkalmazása a precíziós orvoslás - annak megjósolása, hogy a különböző betegjellemzők és a kezelés kontextusa alapján milyen kezelési protokollok lehetnek sikeresek egy betegnél. [12] A gépi tanulás és a precíziós gyógyászati alkalmazások nagy többségéhez olyan tanítási adatsorra van szükség, amelyre vonatkozóan a kimeneti változó (pl. a betegség bekövetkezése) ismert; ezt nevezzük felügyelt tanulásnak. A gépi tanulás egy összetettebb formája a neurális hálózat - ez a technológia az 1960-as évek óta elérhető, az egészségügyi kutatásban már több évtizede jól bevált [20] , és

olyan kategorizálási alkalmazásokban használják, mint például annak meghatározása, hogy egy beteg el fog-e kapni egy bizonyos betegséget. A problémákat a bemenetek, kimenetek és a bemeneteket a kimenetekkel összekapcsoló változók vagy "jellemzők" súlyai alapján vizsgálja. A neuronok jelfeldolgozási módjához hasonlították, de az agy működésével való analógia viszonylag gyenge. [3] A gépi tanulás legösszetettebb formái a mély tanulással (DL), vagyis a neurális hálózati modellekkel kapcsolatosak, amelyekben a jellemzők vagy változók számos rétege jelzi előre az eredményeket. Az ilyen modellekben több ezer rejtett réteg lehet, amelyeket a mai grafikus feldolgozóegységek és felhők gyorsabb feldolgozása számít ki. A mélytanulás egyik gyakori alkalmazása az egészségügyben a radiológiai képeken található potenciálisan rákos elváltozások felismerése. [5]

2.5. Szakirodalmi összegzés

E fejezetben ismertettem a dolgozat szempontjából releváns szakirodalmat. A fentebb említett kutatások rávilágítanak a törzsizomzat kitüntetett szerepére mind a kosárlabdában, mind pedig a mindennapi életben. Állapotának felmérése lehetővé teszi a játékosok fejlődésének követését, új edzésterv javaslatok szükségességét, a sérülések megelőzését és technikájuk elemzését. A mérések során a fentebbi eszközök közül a Motion Capture technológiát, illetve a Time-of-Flight szenzort alkalmazom. Az általuk készített nagy adathalmazt gépi tanulás segítségével dolgozom fel, majd statisztikai úton vizsgálom az eljárások közötti korrelációt.

3. fejezet

A mérés és módszer

Ebben a fejezetben ismertetem a mérésben alkalmazott eszközöket, összefoglalom az antropometriai adatokat, illetve leírom a mérés menetét.

3.1. Eszközpark bemutatása

3.1.1. *Motion Capture* mérés

A mérések a BME MOGI Mozgásvizsgáló Laboratóriumában történnek, ahol egy OptiTrack optikai mozgáskövető rendszer és a hozzá tartozó Motive:Body szoftver áll rendelkezésre. A laboratórium MoCap rendszere 18 kamerát alkalmaz: 16 darab Flex13 és 2 darab Flex13FS típusú kamerát. A felvétel sebessége 30 és 120 képkocka/másodperc között állítható; a standard beállítás 120fps. A kamerák felbontása 1280×1024px (1,3MP). A felbontás milliméter alatti nagyságrendű. A lencse körül elhelyezkedő LED-gyűrű 850 nm hullámhosszú fényt bocsát ki; a lencse előtti szűrő 800 nm-es. A felvétel adatait a kamera USB 2.0 porton keresztül a számítógép felé továbbítja. USB 2.0 porton keresztül történik a szinkronizálás is. Egy-egy OptiHub 6 kamerát kezel, így a 18 kamerát 3 hub látja el. Az egyes hub-ok a szinkronizálás miatt egymással is összeköttetésben vannak, valamint mindhárom hub USB 2.0 porton csatlakozik a kezelő számítógéphez, melyen az OptiTrack Motive szoftverrendszer fut. [15] A rendszert a mérés és a kalibrálás előtt 1 órával bekapcsoltuk, hogy a gyártó precíziós rögzítési útmutatója [17] által ajánlott módon felmelegedjen. A kamerarendszer kalibrálása az OptiTrack által gyártott, kalibráláshoz használt szabványos CW-500 kalibrációs pálcával történt, amelynek névleges mérete 500 mm. A kalibrációs pálcát lassan mozgattam és forgattam a mérési környezetben, különös figyelmet fordítva a mérés célterületére, ahol később a markereket kellett elhelyezni. A pálcát a kamera látómezejében is mozgattuk, hogy a szoftver segítségével csökkentsem a lencse torzulását.



3.1. ábra. Motion Capture rendszer

A kalibrációt addig finomítottam, míg a szoftver által javasolt rálátási minőség el nem érte a magas szintet. A végső kalibrációs eredmény 0,189 mm átlagos 3D hibát jelentett, és 6,7 m maximális követési sugárhosszúságot javasolt. A kalibráló pálca hőtágulását figyelembe véve minden mérés 23 °C-os kondicionált hőmérsékleten történt.

3.1.2. Time-of-Flight mérés

A Time-of-Flight kamerával történő mérések azonos időben, azonos laborkörülmények között történtek a Motion Capture (továbbiakban MoCap) rendszerrel.

A kamera másodpercenként 20 képkocka sebességgel készít 2D és 3D képeket. A VGA felbontás mellett 0-13 méteres hatótávolsággal rendelkezik. A pontosság +/- 1 centiméter 5,8 méteres távolsáig. Képfelbontását tekintve 640x480 pixeles.

A kamera 850 nm hullámhosszú infravörös LED-ek impulzusfényét használja a célpont megvilágítására. Ezeket a fényimpulzusokat a célpont visszaveri, és a szenzor észleli. Az érzékelő ezután a fényenergia által létrehozott elektromos töltést az érzékelő képpontjaiban távolságinformációvá alakítja át.

Az eszköz képes kalibrált távolsági képet generálni Mono16 és RGB8 formátumban. A háromdimenziós pontfelhő PLY poligon fájlként kerül elmentésre.

3.1.3. Egyedi markerek

A fentebb részletezett két eszköz egyidejű használata új mérnöki megoldásokat igényel. A mérés szimultán lefolytatásának problémája a MoCap-hez szükséges markerek használatából ered. Ezek a gömb alakú jelölők speciális retroreflektív anyagból készülnek, így ezek nem verik vissza tökéletesen a ToF kamera infravörös fénysugarát. Ennek okán a

kamera a markerek pozícióját nem képes meghatározni, mivel a detektorba nem érkezik vissza a kibocsátott fény. Hogy ezt kiküszöböljem, új markereket készítettem, melyet detektál mindkét eszköz. A kísérleti markerek anyagát tekintve félig reflektív anyagból készültek, hogy érzékelje a MoCap, félig pedig polimerből, ezzel biztosítva a ToF kamera távolságérzékelését.

3.2. Vizsgált személyek

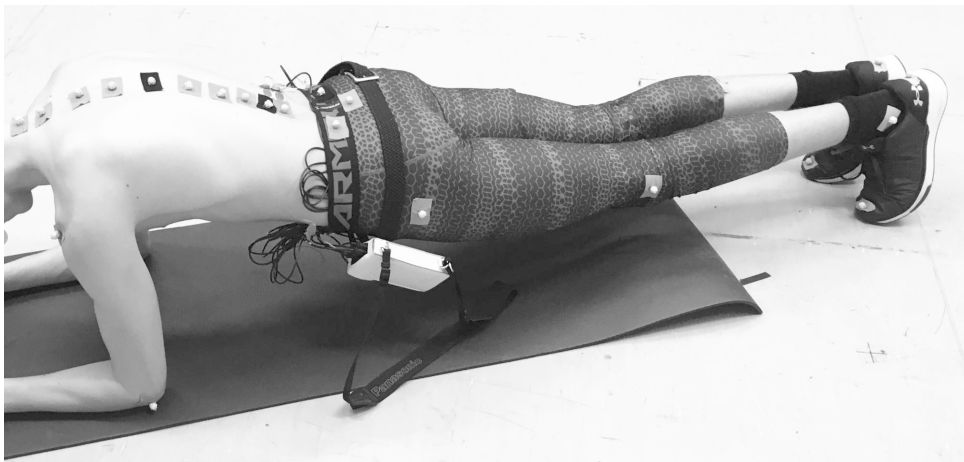
A jelen tanulmányban szereplő elemzéseket 10 férfin végeztem, akik heti legalább 3 edzésen vesznek részt (életkor: $21,5 \pm 1,6$ év; magasság: $183,3 \pm 4,9$ cm; testtömeg: $90,52 \pm 13,88$ kg). A játékosok nem számoltak be olyan idegrendszeri vagy mozgásszervi rendellenességekről, amelyek befolyásolhatnák a teljesítményüket. A résztvevők, valamint törvényes képviselőjük részletes tájékoztatást kaptak a vizsgálatokról és írásos beleegyezésüket adták ahhoz. A kutatást a Testnevelési Egyetem Tudományos és Kutatásetikai Bizottsága engedélyezte (TE-KEB/17/2021).

3.1. táblázat. Antropometriai adatok

	Magasság [cm]	Tömeg [kg]	Életkor [év]
Átlag	183,3	90,5	21,5
Szórás	4,95	13,88	1,67
Minimum	176	66,8	19
Maximum	190	116,7	24

3.3. A mérés menete

A mérés egyszerre két eszköz segítségével, szimultán zajlik. A már előző fejezetekben tárgyalt OptiTrack segítségével, mely egy sztereofotogrammetrián alapuló eszköz, illetve egy a Basler által fejlesztett ToF kamera segítségével. Az előzőleg említett egyedi markereket helyeztem el a résztvevőkön a gerinc alakjának és pozíciójának mérésére. Nem invazív módon, a bőrre helyeztem a markereket a következő tíz csigolya nyúlványain: : C6, T1, T4, T6, T8, T10, T12, L2, L4, és L5.[6] A vizsgált személyek 60 másodpercig alkartámasz pozíciót tartottak (plank), törekedve a szabályos forma megtartására.



3.2. ábra. A mérés menete [6]

4. fejezet

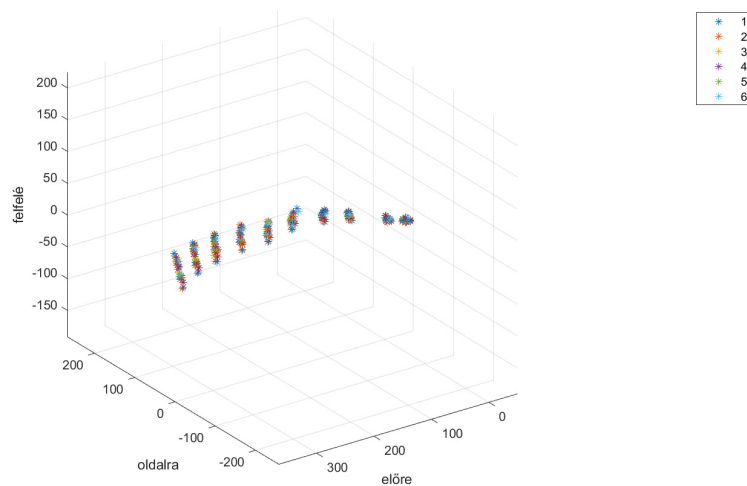
Adatfeldolgozás

E fejezet célja ismertetni az előzőleg rögzített adathalmazok feldolgozásának elvét és lépéseit.

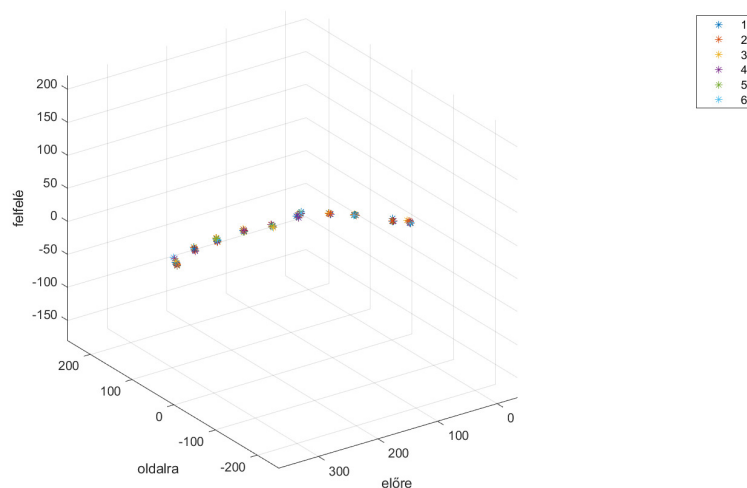
4.1. Motion Capture adatok feldolgozás

A MoCap rendszer felvételeit pontosvesszővel elválasztott fájlformátumban (.csv) mentettem el egyenként. Ezeket az adatsorokat a MATLAB szoftvercsomagon keresztül dolgoztam fel. E fájlok a következő oszlopokból állnak: képkocka, eltelt idő [s], illetve a 10 marker X,Y,Z koordinátája [mm]. Első lépésként beolvastam a nyers adatfájlok tartalmát, illetve egy 6 [Hz]-es aluláteresztővel szűrtem az adatsort. Ezután offset-eltem az adatsort addig az első képkockáig, amin már valódi felvétel van. Következő lépésként egy új adatsort készítettem a meglévőből, melynek kezdőpontjának az első csigolyát tettem meg, majd ehhez mérten rögzítettem a többi csigolya relatív térbeli pozícióját.

A vizsgálat térbeli adatsorokat eredményez, viszont számomra az oldalirányú komponens információtartalma csekély, így az adatsorra hattattam egy forgatási mátrixot, hogy az első képkocka oldalirányú szórása legyen minimális.



4.1. ábra. Nyers csigolya adatok

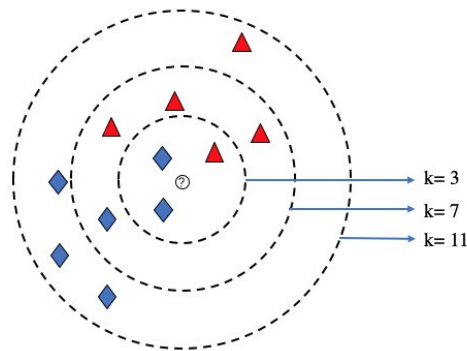


4.2. ábra. Rotált csigolya adatok

Az egyedileg készített markerek miatt néhány képkockán adatvesztés volt egyes csigolyák pozícióján, így ott mozgó medián interpolációt alkalmaztam az adatlyukak kitöltésére. Ezek után a csigolyák koordinátája alapján spline-okat illesztettem az adathalmazra.

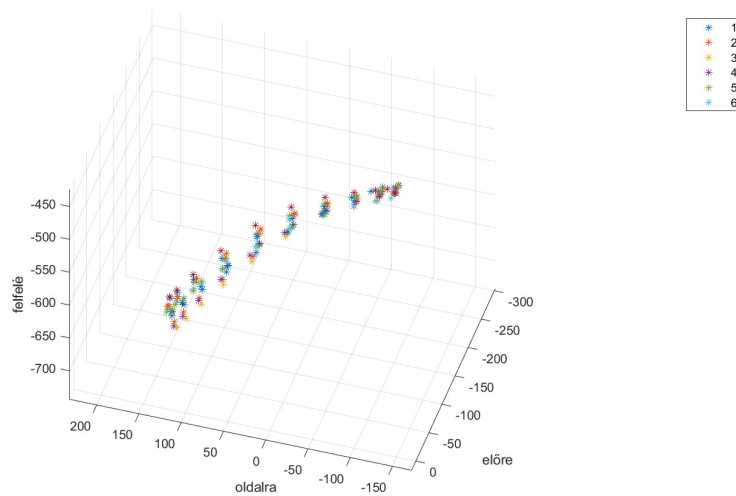
4.2. Time-of-Flight adatok feldolgozás

A ToF kamera egyénekenkénti adatait szintén a MATLAB szoftvercsomag segítségével dolgoztam fel. A kamera által készült pontfelhőkön először alkalmaztam egy outlier szűrőt, így csökkentve a kamera pontatlanságából adódó hibát. Ezek után megkerestem az egyes markerek által létrehozott pontokat. E pontokból a gépi tanulás területén gyakran alkalmazott K-legközelebbi szomszéd algoritmust használtam, amely úgy működik, hogy megkeresi az adott adatpont K-legközelebbi szomszédját euklideszi távolság által, és a többségi szavazat alapján osztályozza az adatpontot.



4.3. ábra. K-legközelebbi szomszéd

Az így kapott adatsort ezután a már előző fejezetben is ismertetett forgatási mátrix segítségével optimalizáltam, illetve eltoltam a kezdeti képkockára. Következő lépésként ennél a módszernél is spline-okat illesztettem, majd görbületi érintőjük által bezárt szögeket számítottam.

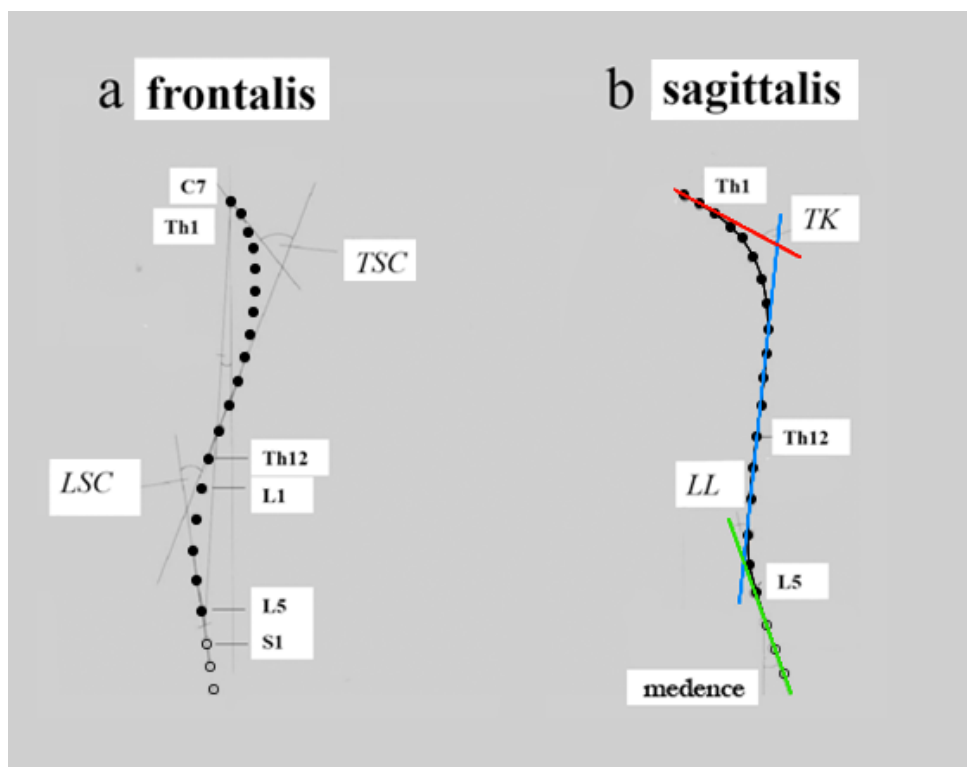


4.4. ábra. ToF csigolya adatok

5. fejezet

Eredmények

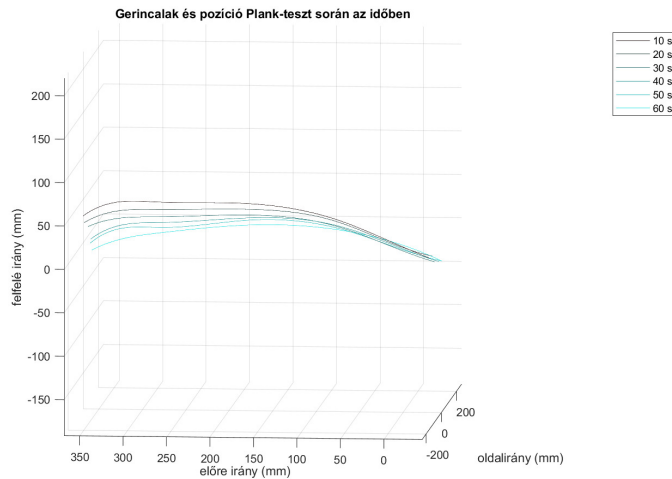
Ebben a fejezetben kiértékelem az előzőleg feldolgozott adatsorokat, illetve összehasonlítom a két módszer által kapott értékeket. A T1, T12, és L5 kitüntetett csigolyák segítségével meghatároztam három görbületi érintőt saggitalis nézetben. Ezen érintők által bezárt két nevezetes szöget kigyűjtöttem az idő függvényében, melyek alapján meghatározható a plank pozíció szabályossága, illetve e tulajdonság elvesztése.[6]



5.1. ábra. Nevezetes szögek [6]

5.1. Motion Capture kiértékelés

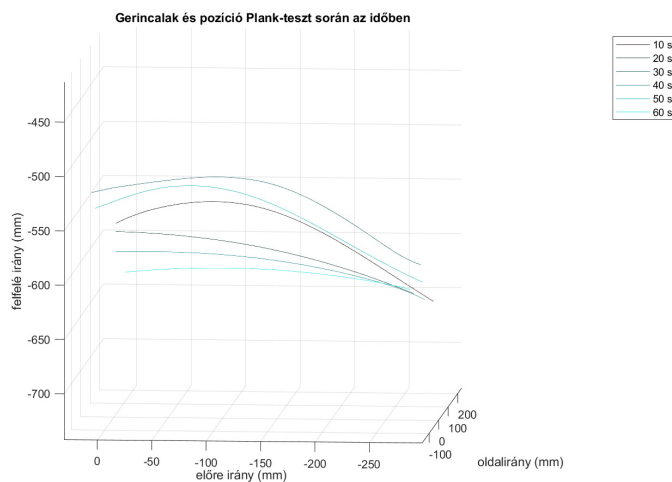
A gerinc görbületének meghatározására köbös Hermite spline-okat illesztettem, mely numerikus differenciáláson keresztül szakaszonkénti interpolációt végez, ezzel létrehozva a görbületeket. E görbületeket ábrázoltam az idő előrehaladtával.



5.2. ábra. MoCap gerincalak változása az időben

5.2. Time-of-Flight kiértékelés

Az előzőleg említett kiértékeléssel analóg módon végeztem a ToF adatainak vizsgálatát is. A nevezetes csigolyák mentén szintén spline-okat illesztettem, majd szögértékeket számítottam.



5.3. ábra. ToF gerincalak változása az időben

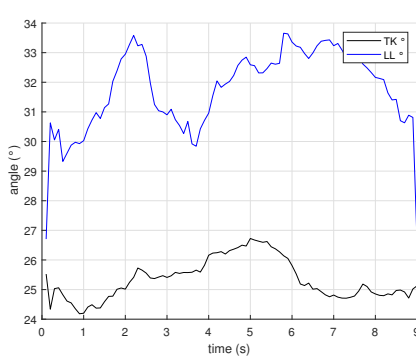
5.3. Összehasonlítás

A két technológiai eljárással meghatározott görbületek első ránézésre nem adnak azonos képet. Statisztikai úton megvizsgáltam mekkora a hasonlóság a kapott adatsorok között, mekkora a korreláció mértéke. Mivel 3 dimenziós tömbökkel dolgoztam, melyek koordinátája a csigolya száma, a csigolya pozíciója és a képkocka száma, így egy 2D transzformációt kellett alkalmaznom. A görbületek mellett még vizsgáltam a TK és LL nevezetes szögértékek időbeli alakulását a két eljárás során.

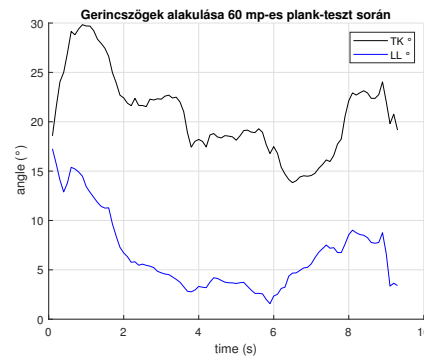
5.1. táblázat. Keresztkorreláció

	Adatsorok [-]	Splineok [-]	Szögek [-]
Minimum	0,2241	0,1713	0,7071
Maximum	0,2870	0,3038	0,7357

Látható, hogy a görbületek keresztkorrelációs értéke 0,1713 és 0,3038 között változott a 10 mérés során. Mindemellett a szögek keresztkorrelációs értéke 0,7071 és 0,7357 között ingadozott, mely alapján kijelenthető, hogy kapcsolat van a két eljárás által számított szögértékek között.



(b) Motion Capture



(b) Time-of-Flight

5.4. ábra. Szögértékek változása az időben

5.2. táblázat. Statisztikai értékek

	Motion Capture		Time-of-Flight	
	TK	LL	TK	LL
Átlag	25,2964	30,6023	20,7586	6,6977
Szórás	0,7350	2,6748	4,2225	3,8132
Minimum	23,2952	22,9909	13,8319	1,5744
Maximum	26,7244	33,6560	29,8344	17,2600

A gyengébb kapcsolat elsődleges oka a ToF kamera pontatlansága, amely a már előzőleg tárgyalt markerek retroreflektív tulajdonságából ered, illetve a kamera felbontásából és mintavételezési frekvenciájából származik.

6. fejezet

Összefoglalás

A dolgozatom a biomechanikában gyakorta használt mozgásvizsgáló rendszert ismertette, illetve a e technológiára keresett megfizethető, de ugyanakkor pontos és stabil eljárást. A témában releváns szakirodalom áttekintése után szisztematikusan bemutatásra került egy törzsizom állapotfelmérésére szolgáló mérés, az ahhoz szükséges eszközpark, illetve az eszközök által készített adatsor feldolgozása.

6.1. Konklúzió

Kutatásom során sikerült olyan testre rögzíthető kísérleti markereket fejleszteni, amely összehangolja és lehetővé teszi a sztereofotogrammetrián- és a fény terjedési időn alapuló képalkotó eljárások egyidejű alkalmazását. A dolgozatomban bemutatott, különböző elven alapuló technológiák kapcsolatot mutatnak eredményeik tekintetében. A marker nélküli motion capture rendszerek ígéretes megoldást kínálnak az emberi mozgás rögzítésének bővítésére, a vizsgálati alanyok előkészületi idejének csökkentésére, valamint a kísérleti hibák redukálására, amelyeket például a vizsgálatok közötti eltérés okoz. Míg a Time-of-Flight kamera mérés pontatlanabb adathalmazt produkált, annak ellenére a kiértékelési szakaszban kiszámított nevezetes szögek hasonló tendenciát mutatnak, mint a Motion Capture rendszerrel alkotott szögértékek.

6.1. táblázat. Keresztkorreláció

	Adatsorok [-]	Splineok [-]	Szögek [-]
Minimum	0,2241	0,1713	0,7071
Maximum	0,2870	0,3038	0,7357

6.2. Javaslatok és jövőbeli tervek

Az előzetes eredményekből arra lehet következtetni, hogy a marker nélküli mozgásvizsgálatok még nem tökéletesek, de pontosabb szenzorokkal alkalmasak a törzsizomzat objektív állapotfelmérésére. A kísérleti markerek jó kiindulási alapot nyújtanak a jövőbeli konstrukciók elkészítéséhez. Ezek anyagválasztása és formaterve újabb kutatási területet eredményezhet, amely a mozgásvizsgálat tökéletesítésében kulcsfontosságú szereppel bírhat. A mély tanulás és gépi látás szinergiája által a jövőben pontosabb és stabilabb marker nélküli technológiák születhetnek.

Budapest, 2023. november 5.

Mohamed Számi

Irodalomjegyzék

- [1] Thomas P Andriacchi – Eugene J Alexander: Studies of human locomotion: past, present and future. *Journal of biomechanics*, 33. évf. (2000) 10. sz., 1217–1224. p.
- [2] Stephanie Chok és mások: Effects of 8 weeks core strength training on core muscle strength among young male cyclists. *Malays. J. Mov. Health Exerc*, 9. évf. (2020), 9–16. p.
- [3] Thomas Davenport – Ravi Kalakota: The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthcare Journal*, 6. évf. (2019) 2. sz., 94–98. p. ISSN 2514-6645.
URL <https://www.rcpjournals.org/content/6/2/94>.
- [4] Olivier Elemento – Christina Leslie – Johan Lundin – Georgia Tourassi: Artificial intelligence in cancer research, diagnosis and therapy. *Nature Reviews Cancer*, 21. évf. (2021) 12. sz., 747–752. p.
- [5] Rasool Fakoor – Faisal Ladhak – Azade Nazi – Manfred Huber: Using deep learning to enhance cancer diagnosis and classification. In *Proceedings of the international conference on machine learning* (konferenciaanyag), 28. köt. 2013, ACM New York, NY, USA, 3937–3949. p.
- [6] Anna Gál-Pottyondy – Bálint Petró – Mária Takács – János Négyesi – Ryoichi Nagatomi – Rita M. Kiss: Compensatory muscle activation and spinal curve changes in response to fatigue among adolescent male athletes. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, 15. évf. (2023. Apr) 1. sz., 57. p. ISSN 2052-1847. URL <https://doi.org/10.1186/s13102-023-00668-6>.
- [7] Darius M Gavrilă – Larry S Davis: 3-d model-based tracking of humans in action: a multi-view approach. In *Proceedings cvpr ieee computer society conference on computer vision and pattern recognition* (konferenciaanyag). 1996, IEEE, 73–80. p.
- [8] Jackson C. Gringmuth RH.: Therapeutic exercise for spinal segmental stabilization in low back pain: Scientific basis and clinical approach. *The Journal of the Canadian Chiropractic Association*, 44. évf. (2000. 06) 2. sz., 125. p.
- [9] Zeynep Hazar – Naime Ulug – Inci Yuksel: Is there a relation between shoulder dysfunction and core instability? *Orthopaedic Journal of Sports Medicine*, 2. évf. (2014) 11_suppl3. sz., 2325967114S00173. p.
- [10] W Ben Kibler – Joel Press – Aaron Sciascia: The role of core stability in athletic function. *Sports medicine*, 36. évf. (2006), 189–198. p.
- [11] Hsi-Jian Lee – Zen Chen: Determination of 3d human body postures from a single view. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 30. évf. (1985) 2. sz., 148–168. p.

- [12] Su-In Lee – Safiye Celik – Benjamin A Logsdon – Scott M Lundberg – Timothy J Martins – Vivian G Oehler – Elihu H Estey – Chris P Miller – Sylvia Chien – Jin Dai és mások: A machine learning approach to integrate big data for precision medicine in acute myeloid leukemia. *Nature communications*, 9. évf. (2018) 1. sz., 42. p.
- [13] Larry Li: *Time-of-Flight Camera – An Introduction*. 2014. 05. SLOA190B.
- [14] SE McInnes – JS Carlson – CJ Jones – MJ McKenna: The physiological load imposed on basketball players during competition. *Journal of sports sciences*, 13. évf. (1995) 5. sz., 387–397. p.
- [15] BME MOGI mozgáslabor: Optikai mozgáskövetés optitrack motive környezetben. Jelentés, Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem, Mechatronika, Optika és Gépeszeti Informatikai Tanszék. <https://sites.google.com/mogi.bme.hu/mozgaslabor-wiki/mocap-rendszer> (Megtekintve: 2023.10.05.).
- [16] Lars Mündermann – Stefano Corazza – Thomas P Andriacchi: The evolution of methods for the capture of human movement leading to markerless motion capture for biomechanical applications. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 3. évf. (2006) 1. sz., 1–11. p.
- [17] OptiTrack: *OptiTrack camera system manual*. 2023. 03.
- [18] Italo Sannicandro – Giacomo Cofano és mások: Core stability training and jump performance in young basketball players. *Int J Sci Res*, 6. évf. (2017) 5. sz., 479–82. p.
- [19] Chris Sharrock – Jarrod Cropper – Joel Mostad – Matt Johnson – Terry Malone: A pilot study of core stability and athletic performance: is there a relationship? *International journal of sports physical therapy*, 6. évf. (2011) 2. sz., 63. p.
- [20] Margarita Sordo: Introduction to neural networks in healthcare. *Open clinical: Knowledge management for medical care*, 2002.
- [21] Liang Wang – Weiming Hu – Tieniu Tan: Recent developments in human motion analysis. *Pattern recognition*, 36. évf. (2003) 3. sz., 585–601. p.