



Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem
Villamosmérnöki és Informatikai Kar
Távközlési és Mesterséges Intelligencia Tanszék

Teljesítményoptimalizálás a SailGP vitorlás versenysorozatban gépi tanulás technikák használatával

OTDK dolgozat

Készítette:

Zentai Benedek

Konzulens:

Dr. Toka László

2024. december

Absztrakt

A gépi tanulási technikák alkalmazása a high-performance sportokban ígéretes lehetőségnek bizonyul a teljesítményoptimalizálás terén. Korábbi kutatásaink ugyan kapcsolódtak a SailGP-hez, azonban jelen tanulmány új irányba halad tovább, fejlett módszerek, mint például az anomáliadetekció és a megerősítéses tanulás alkalmazásával. Különös hangsúlyt fektettünk a hajó stabilitásának értékelésére és javítására, szemben a hagyományos teljesítménymutatókra való összpontosítással. Többmodelles keretrendszert alkalmaztunk, amelyben az Izolációs Erdő és a Local Outlier Factor (LOF) algoritmusokat használtuk az anomáliák észlelésére a hajók stabilitásával kapcsolatban a SailGP 2023-as olaszországi versenyén. Elemzésünk az adatokban előforduló rendellenességek kimutatására összpontosított, amelyek instabilitásra vagy a hajó kezelhetőségének hatékonyságcsökkenésére utalhattak. Ezek az eredmények segítenek a hajóirányítási stratégiák finomításában és a stabilitás növelésében a változó versenykörülmények között. Emellett egy megerősítéses tanulási megközelítést vezettünk be, amely a sebességnöveléshez szükséges optimális beállítások azonosítására szolgál, új dimenziót adva a kutatásnak. Modellünk különböző körülmények szimulálásával képes meghatározni a vitorla- és kormánybeállítások optimális konfigurációit, ezáltal maximalizálva a hajó sebességét. Az eredményeink nemcsak a versenystratégiák finomhangolásában hasznosak, hanem a SailGP versenyeken elért teljesítmény javításában is kulcsszerepet játszanak. A jövőbeli kutatások célja a SailGP-vel való együttműködés bővítése, nagyobb adathalmazok bevonása, és a modellek élő versenyekbe való integrálása.

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	3
2. Anomália detekció	3
2.1. Alapmodell	4
2.2. Többrétegű modellstratégia	5
2.3. Stabilitási előny	7
3. Megerősítéssel tanulás gyakorlatban	11
3.1. Megvalósítási részletek	11
3.1.1. Randomizálás	12
3.1.2. Modellkonfiguráció és tanítás	12
3.2. Validáció	13
3.3. Előrejelzési eljárás	15
3.4. Szimulációs eredmények	15
4. Következtetés	18

1. Bevezetés

A SailGP forradalmasította a high-performance vitorlázást az emelőszárnyas (foil) technológia alkalmazásával, amely lehetővé teszi a hajók számára, hogy eddig nem látott sebességgel száguldjanak a víz felszíne felett. Ez a projekt a foilizás és a hajó stabilitásának kulcsszerepére összpontosít a teljesítmény növelésében, miközben a környezeti tényezők és a sebesség közötti bonyolult kapcsolatot vizsgálja. A SailGP versenyek részletes adathalmazait felhasználva a tanulmány olyan összefüggéseket tár fel, mint az uszonyok és a kormánylapát-szárnyak beállításai, valamint más kritikus komponensek, amelyek hatással vannak a hajó sebességére és stabilitására. Egy rövid távú szakmai gyakorlat során a SailGP adatelemző csapatának tagjaként dolgoztam, ahol nagy felbontású versenyadat-halmazokkal foglalkoztam a teljesítményoptimalizálás céljából. Az adatok, amelyeket feldolgoztunk, másodpercenként rögzített versenyinformációkat tartalmaznak, így alapos képet nyújtanak a hajó beállításairól és a versenydinamikáról. Nemcsak a hajó sebességét és a szélviszonyokat rögzítik, hanem az összetett manővereket és azok teljesítményre gyakorolt hatását is, így lehetővé teszik a változó versenykörülményekre adott válaszok mélyebb megértését. A SailGP bizalmas adataihoz való hozzáférés korlátozott, azonban a versenycsapatokkal való együttműködés lehetőséget nyújtott a foilizási teljesítmény műszaki szempontjainak mélyreható vizsgálatára. A tanulmány eredményei hozzájárulnak a SailGP teljesítményoptimalizálásának átfogóbb megértéséhez, kiemelve, hogy az adatelemzés hogyan segítheti a döntéshozatalt, a hajó konfigurációját és a versenysztratégiákat. Ez a projekt hangsúlyozza az adatelemzés lényeges szerepét a professzionális vitorlázásban, utat nyitva a jövőbeli innovációk előtt, és növelve a versenyképességet ebben a rohamosan fejlődő sportágban.

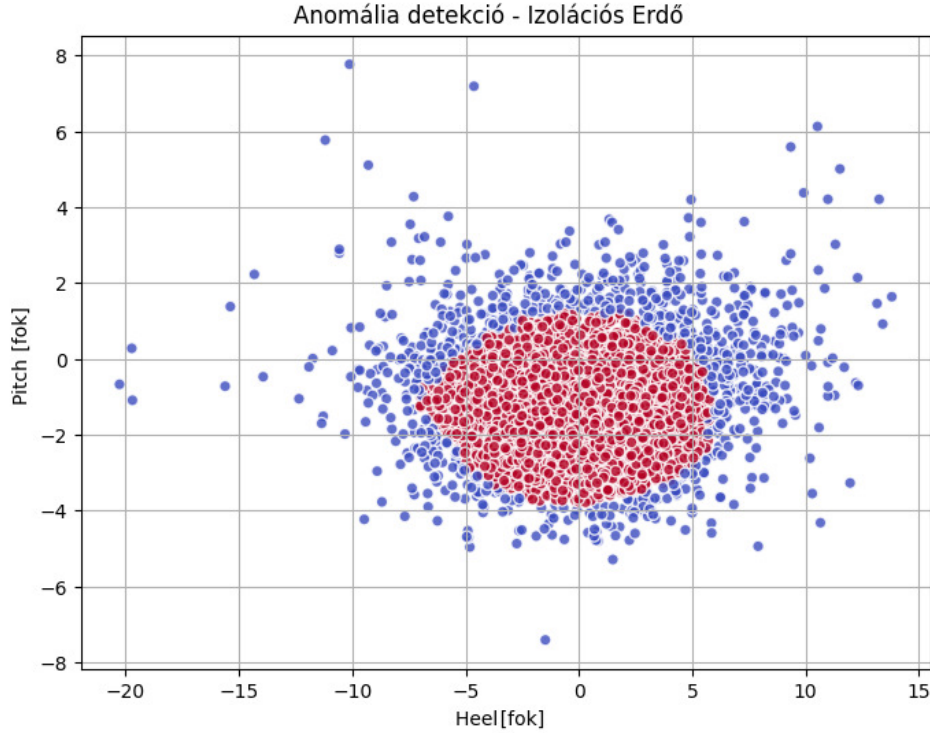
2. Anomália detekció

Az anomáliák felismerésének stratégiai alkalmazása kulcsfontosságú a versenyelőny megőrzésében. Ez a technika számos területen – a pénzügyi elemzésektől kezdve a hálózati biztonságig – széles körű elismerést vívott ki, mivel hatékonyan képes azonosítani a ritka, jelentős eseményeket, amelyek élesen eltérnek a megszokott mintázatokról. Ezek az anomáliák gyakran olyan kritikus problémák előjelei, mint a rendszerhibák vagy a kialakuló veszélyes körülmények, amelyek gyors beavatkozást igényelnek. A SailGP esetében az anomáliák célzott felismerése elengedhetetlen a hajó stabilitásában mutató rendellenességek előzetes azonosításához. Ez a megközelítés nemcsak a potenciális berendezéshibák megelőzéséről szól, hanem a taktika és a stratégia finomhangolásáról is versenykörülmények között, ezáltal optimalizálva a teljesítményt és biztosítva a versenyelőnyt az ellenfelekkel szemben.

Az alkalmazás során az anomália detekció célja a hajó stabilitásának elemzése, hogy feltárja a stabilitás és a versenyeredmények közötti kapcsolatot. Ez az elemzés képes rávilágítani azokra az apró változásokra a teljesítménymutatókban, amelyek mechanikai problémák kezdetét jelezhetik, vagy rámutathatnak arra, hogy a hajó kezelése hogyan javítható a sebesség és a biztonság érdekében. Ezeknek a kapcsolatoknak az elemzésével megalapozott döntések hozhatók, amelyek javítják a versenystratégiát és a teljesítményt. Ez az adatvezérelt megközelítés biztosítja, hogy minden verseny a képesség és az alapos elemzői előkészületek együttese legyen, összehangolva az észrevételeket a stratégiai tervezéssel.

2.1. Alapmodell

Az Izolációs Erdő [4] egy hatékony anomália detekciós technika, amely kifejezetten alkalmas a SailGP adatainak elemzésére, ahol az összetett adatminták kihívást jelentenek a hagyományos észlelési módszerek számára. Ez az eljárás azért különösen hatékony, mert az anomáliákat izolálja a normális viselkedés modellezése helyett. Ellentétben a hagyományos módszerekkel, amelyek a közelségi vagy sűrűségi mértékekre támaszkodnak, az Izolációs Erdő véletlenszerűen kiválaszt egy jellemzőt, majd egy osztási értéket a jellemző tartományán belül, így gyorsan azonosítja az eltérő pontokat az izolálási útvonal hossza alapján. Ez a folyamat azt eredményezi, hogy az anomáliák közelebb kerülnek a fa gyökeréhez, ami kevesebb feltételt jelez azok normától való elkülönítéséhez. A stabilitás elemzéséhez a legrelevánsabb mutatók a hajók dőlésszöge (heel) és bólintási szöge (pitch). A SailGP hajók stabilitásának elemzésében az Izolációs Erdő algoritmust [3] alkalmaztuk, kifejezetten erre a két kulcsfontosságú jellemzőre összpontosítva. Az Izolációs Erdő módszer hatékonysága megmarad ezzel a korlátozott változókészlettel is. Kisebb dimenziószám mellett nemcsak az elemzés egyszerűsödik, hanem az eredmények értelmezhetősége is javul. Az algoritmust 100 becselővel konfiguráltuk, amely egy egyszerű, ám hatékony választás az elemzési igényekhez. A szennyeződési paramétert 0,05-re állítottuk, hogy egyértelmű alapot teremtsünk az adathalmazban található anomáliák arányának meghatározásához. Ez a szint elegendő volt az anomáliák elkülönítéséhez anélkül, hogy részletesebb beállításokat igényelt volna, ezáltal átfogó képet nyújtva a SailGP hajók stabilitási mintáiról.



1. ábra. A normál adatpontok, amelyek a tipikus stabilitási méréseket reprezentálják, piros színnel vannak jelölve, és az ábra középpontja körül sűrű klasztert alkotnak. Ezzel szemben az algoritmus által azonosított anomáliák kék színnel jelennek meg, és elsősorban a központi klaszteren kívül szóródnak szét. A kék pontok olyan eseteket emelnek ki, amikor a hajók szokatlan stabilitási jellemzőket mutattak, amelyek esetleg kezelési hibákra utalhatnak.

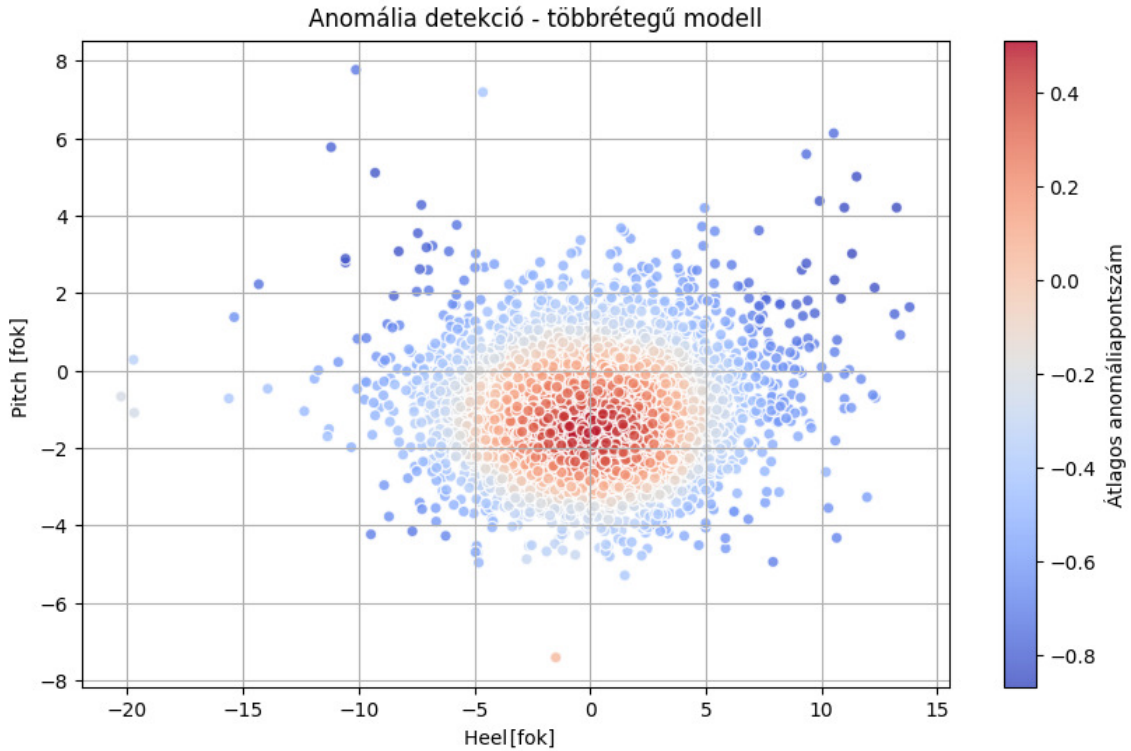
2.2. Többrétegű modellstratégia

Az anomália detekció további finomítása érdekében bevezettük a Local Outlier Factor (LOF) [8] algoritmust az Izolációs Erdő mellé, létrehozva egy olyan kombinált modellt, amely jelentősen javítja a megfigyelések részletességét. Ez az előrehaladott megközelítés eredményesen kihasználja mindkét modell erősségét, hogy növelje a SailGP hajók stabilitásának értékelési pontosságát. A LOF algoritmus, amely a sűrűség-alapú kontextusban észleli az anomáliákat, kiegészíti az Izolációs Erdő fa-alapú megközelítését. Ez a kombináció lehetővé tesz egy robusztusabb elemzést az eltérések azonosítására különböző módszertanok integrációjával. Az Izolációs Erdő döntési fákat épít az anomáliák izolálására, míg a LOF a szomszédokkal való helyi sűrűség eltérés alapján elemzi az adatokat. E két modell kombinálásával átfogóbb képet kapunk az adateltérésekről, ami különösen fontos a SailGP dinamikus és változatos versenykörülményei között, ahol a szél- és vízviszonyok gyors változásai nagy hatással lehetnek a hajó stabilitására.

A kombinált modell optimális teljesítményének biztosítása érdekében kiterjedt kísérleteket végeztünk különböző konfigurációkkal, például az Izolációs Erdő és a LOF modellek paramétereinek, például az `n_estimators` és a szennyeződési szintek változtatásával. Az egyes paraméterek módszeres változtatásaival feltártuk az anomália detekció különböző aspektusait az adatszettben.

Az Izolációs Erdő és a LOF modellek integrált erősségeire építve az anomália észlelési rendszer egy kifinomult pontozási mechanizmus segítségével tovább finomítja elemzési precizitását. Miután mindkét modellből megkaptuk a nyers anomáliapontszámokat [7], ezeket a pontszámokat egy egységes, -1 és 1 közötti skálára normalizáljuk. Ez a normalizáció elengedhetetlen, mivel összehangolja a különböző modellek kimeneteit, biztosítva, hogy mindegyik modell egyenlő mértékben járuljon hozzá a végső elemzéshez, függetlenül a saját belső pontozási tartományától vagy eloszlásától.

A normalizálást követően az egyes modellek pontszámait minden adatpontra vonatkozóan átlagoljuk. Ez az átlagolási folyamat szintetizálja a két modell által nyújtott betekintéseket, egyetlen összetett anomáliapontszámot hozva létre az egyes adatpontokhoz



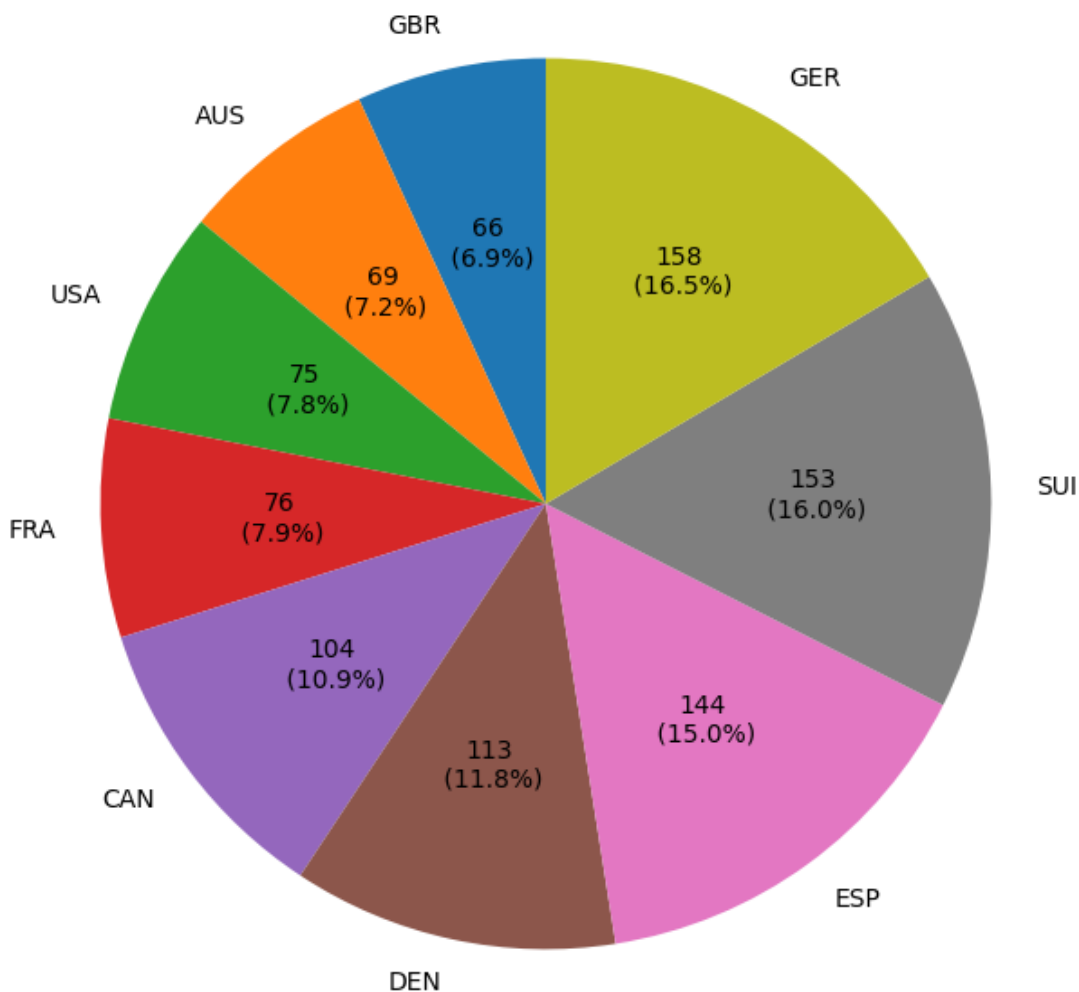
2. ábra. Az adatpontok színezése az átlagos anomáliapontszám alapján történt: a sötétkék jelentős anomáliákat, míg a sötétpiros normál működési viselkedést jelöl. Az ábra egyértelműen szemlélteti a tipikus és rendellenes stabilitási mérések eloszlását különböző vitorlázási körülmények között.

Az ábra hatékonyan szemlélteti, hogy a színkódolás hogyan segítheti a hajó stabilitásának megértését. A normál stabilitási állapotokra meghatározott küszöbértékek – dőlésszögek -5 és 5 fok között, valamint bólintási szögek -3,5 és 1,5 fok között – korrelálnak az ábra sűrű régiójával, amely szinte körkörös mintázatot alkot vörös pontokból. Ez a vizuális egyezés megerősíti, hogy a normál működési adatok többsége ezen előre meghatározott biztonságos tartományokon belül helyezkedik el. Ezzel szemben a kék színnel jelölt pontok a központi klaszteren kívül helyezkednek el és anomáliákat jelentenek, amelyek jelentősen eltérnek ezektől a küszöbértékektől. Az ilyen küszöbértékeken túli kiugró adatok jelenléte igazolja az általunk meghatározott értékek hatékonyságát a normál és rendellenes stabilitási állapotok megkülönböztetésében. Ez a módszer nemcsak a meghatározott küszöbértékek helyességét erősíti meg, hanem rámutat az összetett anomáliaészlelési modell hasznosságára a hajó stabilitásának monitorozásában és optimális állapotának biztosításában.

2.3. Stabilitási előny

Az összesített modellünkben az anomáliákat a 0 alatti átlagos anomália pontszám alapján azonosítottuk, míg a 0 feletti pontszámok normális körülményeket jeleztek. Az anomáliák futameredményekre gyakorolt hatásának vizsgálatához minden hajónál, minden verseny során rendszeresen jelöltük az adatpontokat anomáliaként. Az adathalmaz granularitása lehetővé tette az értékelést másodpercekre lebontva. Az anomáliák teljes száma jelentősen változott a hajók között, 60-tól 160-ig futamonként.

Anomáliák eloszlása az 1. futamban

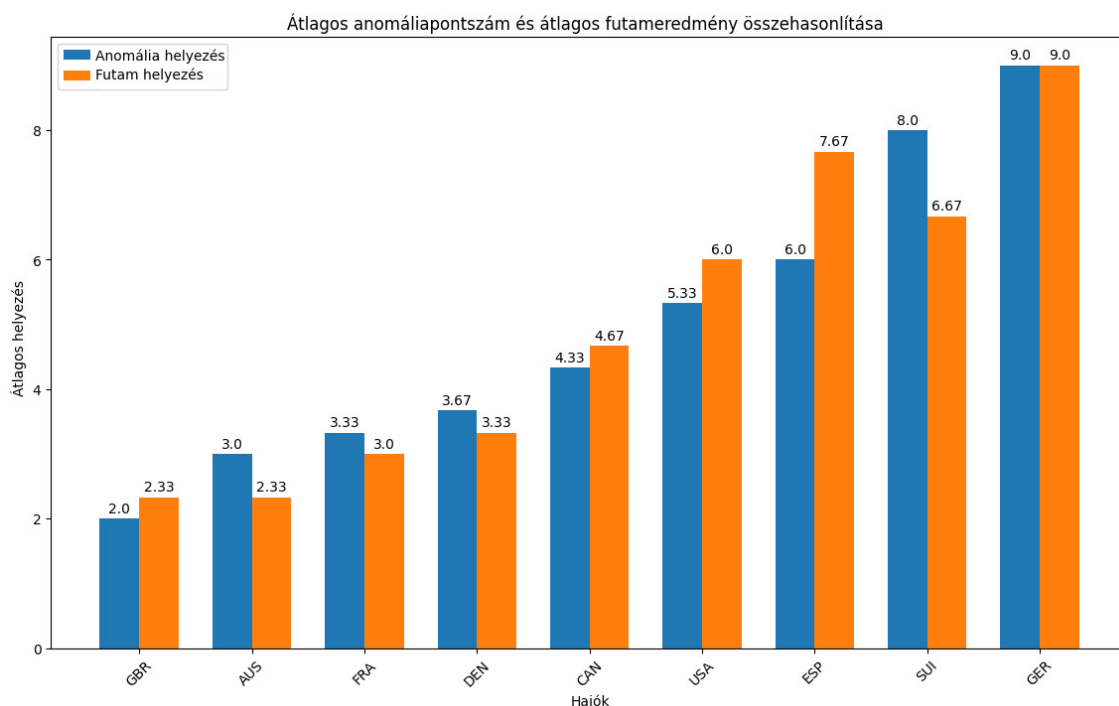


3. ábra. Ez a kördiagram az 1. futam során észlelt stabilitási anomáliák csapatonkénti megoszlását szemlélteti. Minden szegmens egy csapatot jelöl, feltüntetve az anomáliák abszolút számát és az adott csapat anomáliáinak százalékos eloszlását a verseny során észlelt összes anomáliában. A GER és SUI csapatok mutatták a legtöbb anomáliát, amelyek az összes anomália 16,5%-át, illetve 16,0%-át tették ki, míg a GBR csapatnál volt a legkevesebb, ami jobb stabilitásra utal. Fontos megjegyezni, hogy az NZL csapat technikai problémák miatt nem vett részt a hétvégi versenyen, így adataik hiányoznak.

A stabilitási anomáliák és a futameredmény közötti kapcsolat vizsgálatához minden hajóra vonatkozóan létrehoztunk egy „anomália rangsort”. Ebben a rangsorlási rendszerben a hajókat az anomáliák száma alapján rangsoroltuk: az a hajó, amelynél a legkevesebb anomália fordult elő, az első helyet kapta, míg a további helyezéseket a növekvő számú anomáliák alapján osztottuk ki.

Ez a sorrend azon az elképzelésen alapult, hogy kevesebb stabilitási probléma valószínűleg javítja a versenyteljesítményt, míg több anomália jelentős stabilitási kihívásokat jelezhet, amelyek negatívan befolyásolhatják a teljesítményt. Ezt az eljárást minden egyes versenyre megismételtük, majd az eredményeket átlagoltuk, hogy egy átfogóbb „anomália rangsort” hozzunk létre az összes versenyre vonatkozóan. E módszer alkalmazásával szisztematikusan értékelhettük és számszerűsíthettük, hogy a stabilitási anomáliák hogyan korrelálnak az általános versenyeredményekkel, rávilágítva az anomáliák SailGP versenyekre gyakorolt lehetséges hatására.

Ezen túlmenően kiszámítottuk minden hajó átlagos tényleges versenyrangsorát a datasetünkbe tartozó három verseny alapján. Ez lehetővé tette számunkra, hogy közvetlenül összehasonlítsuk az átlagos versenyrangsorokat az átlagos anomália rangsorokkal. Az összehasonlítások elemzésével felmérhettük az anomáliák gyakorisága és a hajók általános versenyteljesítménye közötti korrelációt, további betekintést nyújtva abba, hogy a stabilitási problémák hogyan befolyásolhatják a versenyeredményeket.



4. ábra. A oszlopdiaagram a három futam során mért átlagos anomália rangsorok és az átlagos tényleges eredmények összehasonlítását szemlélteti hajónként. Minden hajót egy pár oszlop jelöl: a kék oszlop az átlagos anomália rangsort mutatja, ahol az alacsonyabb érték kevesebb stabilitási problémát jelez, míg a narancssárga oszlop a ténylegesen elért átlagos versenyrangsort ábrázolja.

A diagram jól szemlélteti a stabilitási anomáliák száma és a versenyeredmény közötti kapcsolatot a különböző hajók esetében. Az átlagos rangsorok összehasonlító elemzése alapján egyértelmű korreláció figyelhető meg a két mutató között. Azok a hajók, amelyek kevesebb anomáliát regisztráltak – amit az alacsonyabb átlagos anomália rangsorok mutatnak –, általában jobb versenyrangsorokat értek el. Ez a tendencia több adatpont esetében is következetesen megfigyelhető, kiemelve a stabilitás jelentős hatását a hajók általános teljesítményére.

Például olyan hajók, mint a GBR és az AUS, amelyek viszonylag kevesebb stabilitási problémát mutattak, jobb helyezéseket értek el a futamokban, ami arra utal, hogy a jobb stabilitás közvetlenül hozzájárul a versenyelőnyhöz. Ezzel szemben olyan hajók, mint az SUI és a GER, amelyek magasabb átlagos anomália rangsorokat mutattak, alacsonyabb teljesítményt értek el a versenyeken, ami rávilágít arra, hogy a stabilitási problémák kritikus tényezők az eredmények alakulásában.

Ezek az adatok nemcsak megerősítik azt a hipotézist, hogy a stabilitás fontos szerepet játszik a SailGP hajók teljesítményében, hanem hangsúlyozzák annak szükségességét is, hogy a csapatok nagyobb figyelmet fordítsanak a stabilitás javítására versenypozícióik erősítése érdekében. Az anomáliák és a versenyeredmények közötti egyértelmű korreláció alátámasztja, hogy a csapatoknak a stabilitásra kell összpontosítaniuk stratégiai tervezésük és edzési erőfeszítéseik során.

Az adatok lehetséges korrelációt mutatnak a foilozási stabilitás és az eredmények között. Mivel ezek a futamok általában 750-800 másodpercig tartanak, a stabil periódusok elérése, amelyek a teljes időtartam körülbelül 20%-át (150 másodpercet) teszik ki, jelentősen növeli a dobogós helyezés esélyét. Gyakran a hajók csak másodpercekkel egymás után érnek célba, így a felszínes elemzés nem tükrözi pontosan a foilozási teljesítmény részleteit. A mélyebb vizsgálat világosabb képet ad arról, hogyan kapcsolódik össze a hajó sebessége, a foilozás és a versenyeredmény.

Különösen értékesek ezek az adatok a repülésirányítók számára készített napi összefoglalók vagy versenyközi jelentések szempontjából. Ők felelnek az emelés és légellenállás közötti egyensúly fenntartásáért, biztosítva a hajó stabilitását, miközben a víz felett „repül”. Ez a szerep egyedülálló technikai szakértelmet és vitorlázási érzéket igényel. A repülésirányító döntései közvetlenül befolyásolják a hajó repülési magasságát, dőlésszögét és stabilitását, ami hatással van a sebességre és a versenystratégiára. A SailGP nagy sebességű, kiélezett környezetében ezek a döntések jelenthetik a különbséget győzelem és vereség között. Ez a szerepkör jól tükrözi a hagyományos vitorlázási készségek és a modern technológia ötvözését, hangsúlyozva a sportág új korszakba való fejlődését.

3. Megerősítési tanulás gyakorlatban

A megerősítési tanulás (RL) továbbra is egy nyitott és fejlődő terület, amely jelentős kihívásokkal jár a tökéletes modellek építése, tanítása és az értékelések pontossága terén. Noha nagy potenciállal rendelkezik, az RL modellek optimális teljesítményének elérése nehézségeket jelent az algoritmusok összetett természete és az igényelt számítási erőforrások miatt. Ugyanakkor más területeken elért eredmények – különösen a prediktív modellezés és a mesterséges intelligencia alkalmazásaiban – egyértelművé teszik, hogy ezen technológiák integrálása a sportokba elkerülhetetlen és alapvető a jövőbeni fejlődés szempontjából [5]. A SailGP különleges környezetet biztosít a megerősítési tanulás alkalmazásának tesztelésére. A liga dinamikus fejlődése és a részletes adatok elérhetősége kiváló alapot kínál arra, hogy feltárjuk, hogyan képes az RL optimalizálni a teljesítményt. Az eddig összegyűjtött adatok mennyisége miatt nincs szükség aktív ágensre, és ez nehezen is lenne megvalósítható, ezért az offline megerősítési tanulást választottunk, amely a korábbi adatok alapján tanítja a modellt, nem pedig valós idejű adatokon. Ez csökkenti az online RL-hez kapcsolódó kockázatokat, amelyek során a valós idejű döntéshozatal hibás lépéseket eredményezhet.

3.1. Megvalósítási részletek

Az offline megerősítési tanulás módszertanának alapos tanulmányozása után a d3rlpy [2] könyvtárat választottuk a megvalósításhoz. Ez a könyvtár hatékony az offline RL problémák kezelésében, és átfogó algoritmusválasztékot kínál, így ideális választás a tanulmányunkhoz. Ezek a fejlett algoritmusok erős alapot biztosítottak munkánkhoz, lehetővé téve, hogy a specifikus igényeinkre és a high-performance vitorlázási adatok különleges kihívásaira szabjuk a fejlesztéseket.

A d3rlpy hatékony felhasználása érdekében az adatokat az MDPDataset [6] formátum követelményeinek megfelelően alakítottuk át. Ez magában foglalta több kulcsfontosságú komponens meghatározását: állapotok, akciók, jutalmak és terminális állapotok. Az állapotokat a hajó aktuális beállításai reprezentálták, amelyek közel 60 változót tartalmaztak, beleértve a szélsébséget, a szélirányt, valamint a foil és a vitorla beállításait, amelyek befolyásolják a teljesítményt. Az ilyen átfogó változókészlettel az volt a célunk, hogy pontosan tükrözzük a hajó konfigurációját és a környezeti feltételekkel való kölcsönhatását.

Az akciókat ezeknek a beállításoknak a változásai jelentették, amelyeket két egymást követő időmérés közötti különbségként számoltunk ki. Ez a megközelítés lehetővé tette, hogy modellezzük, hogyan befolyásolják a futam során a hajó beállításokban tett fokozatos módosítások a teljesítményt.

A nagyobb sebességek elérése érdekében a jutalom a hajó gyorsulásaként lett definiálva, amelyet az egymást követő állapotok közötti sebességkülönbségekből számoltunk ki. Ez a módszer közvetlenül ösztönözte azokat az akciókat, amelyek nagyobb sebességnövekedést eredményeztek, biztosítva, hogy az RL modell céljai összhangban legyenek teljesítménycéljainkkal. Az epizódokat – amelyek a terminális attribútummal lettek megjelölve – az MDPDataset struktúrájában úgy határoztuk meg, hogy minden hajó esetében egy teljes futamot foglaltak magukba, a kezdő állapottól a végállapotig. A három elemzett futamban körülbelül 25 epizódot definiáltunk, mivel nem minden hajó versenyzett minden futamban. Az epizódok ilyen formájú meghatározása biztosította, hogy a modellek teljes versenyszekvenciákból tanuljanak, növelve az előrejelzések és optimalizálások pontosságát.

3.1.1. Randomizálás

A tanítás során adat-randomizálási technikákat alkalmaztunk [10], hogy növeljük modellünk robusztusságát és általánosítási képességeit. Az adataink állapotai olyan fontos változókat tartalmaztak, mint a szélesebbesség és a szélirány, amelyek nélkülözhetetlenek a modell tréningjéhez. Azonban ezek a jellemzők alapvetően „ellenőrizhetetlenek”, mivel a valós világban nem lehet őket pontosan előrejelezni. Ennek következtében ezen változók figyelembevétele az előrejelzési fázisban megbízhatatlan eredményekhez vezethetett volna. A randomizálást úgy valósítottuk meg, hogy kontrollált zajt adtunk a szélesebbesség, a szélirány és a hajósebesség paramétereikhez, ezáltal szélesebb körű valós körülményeket szimulálva. Például a szélesebbességet $\pm 5\%$ -kal, a szélirányt ± 5 fokkal, míg a hajósebességet $\pm 3\%$ -kal módosítottuk. Ezek az igazítások dinamikusabb és változatosabb edzési környezetet teremtettek, biztosítva, hogy a modell egy szélesebb körű feltételkészletet tanuljon meg, csökkentve ezzel a kockázatot, hogy az új, ismeretlen adatokkal rosszul teljesítsen.

3.1.2. Modellkonfiguráció és tanítás

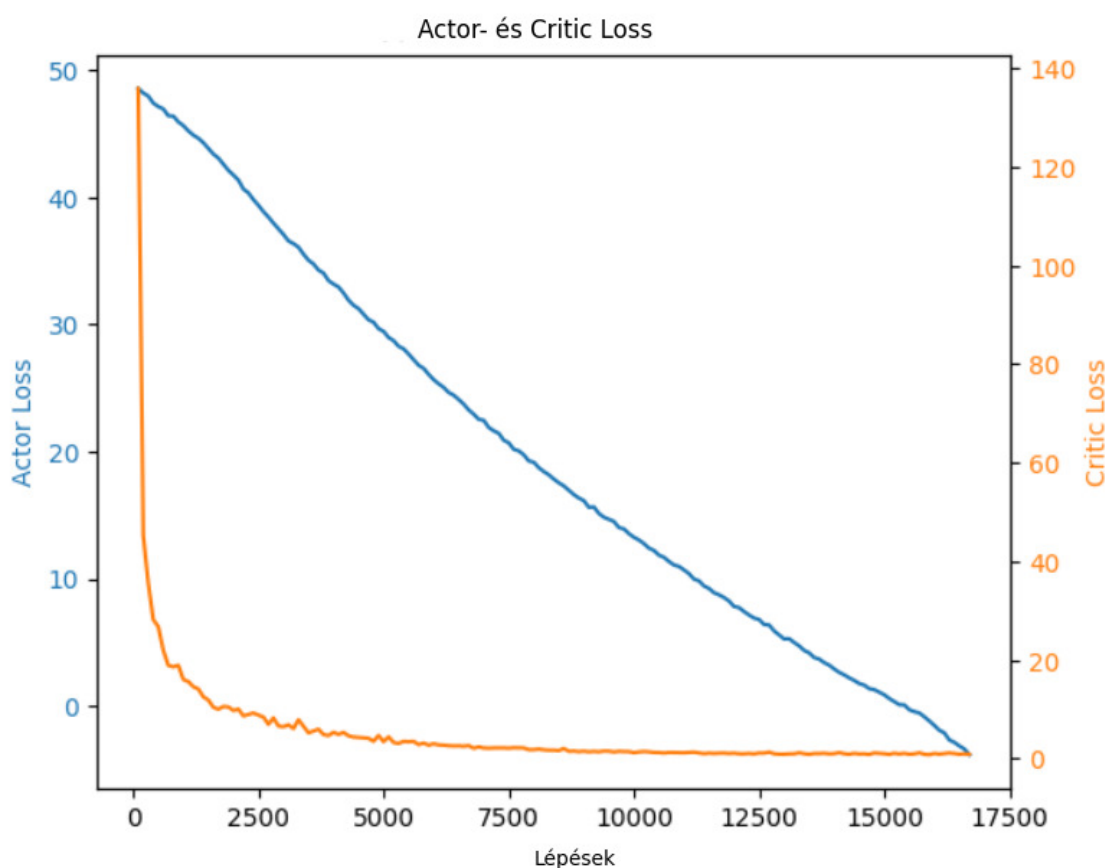
A folyamatos akcióterek optimalizálásának kihívására válaszul a Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) [1] algoritmust választottuk. Ez egy modellfüggetlen, off-policy algoritmus, amely kifejezetten a folyamatos akcióterekhez lett kifejlesztve, így az egyik legerősebb algoritmus ehhez a problémátípushoz. A DDPG algoritmus Actor-Critic hálózatokat alkalmaz determinisztikus stratégiák tanulására, ami különösen alkalmas az offline RL környezetünkre. Az algoritmust a d3rlpy DDPGConfig funkciójával konfiguráltuk, amely kritikusparamétereket tartalmazott: az Actor tanulási rátát $\alpha_{\text{actor}} = 1 \times 10^{-6}$, a Critic tanulási rátát $\alpha_{\text{critic}} = 1 \times 10^{-4}$, és a batch méretet 128-ra állítottuk be.

A tanítás folyamán korai leállítást vezettünk be, amely a validációs veszteség figyelemmel kísérése alapján történt meg, biztosítva, hogy a tanítás ne folytatódjon olyan mintázatok elsajátításával, amelyek nem általánosíthatók.

A tanítás iteratív lépésekre oszlott, minden epoch 100 lépésből állt, amely során a modell tréningadatokat dolgozott fel és frissítette a súlyait. Az egyes epochok után validációs veszteséget számoltunk, és ha az nem javult 10 egymást követő alkalommal, a korai leállítást aktiválódott, megállítva az edzést. A tanítást 30 000 lépésre korlátoztuk, biztosítva, hogy a modell jól kalibrált maradjon, miközben hatékonyan tanult az adatokból.

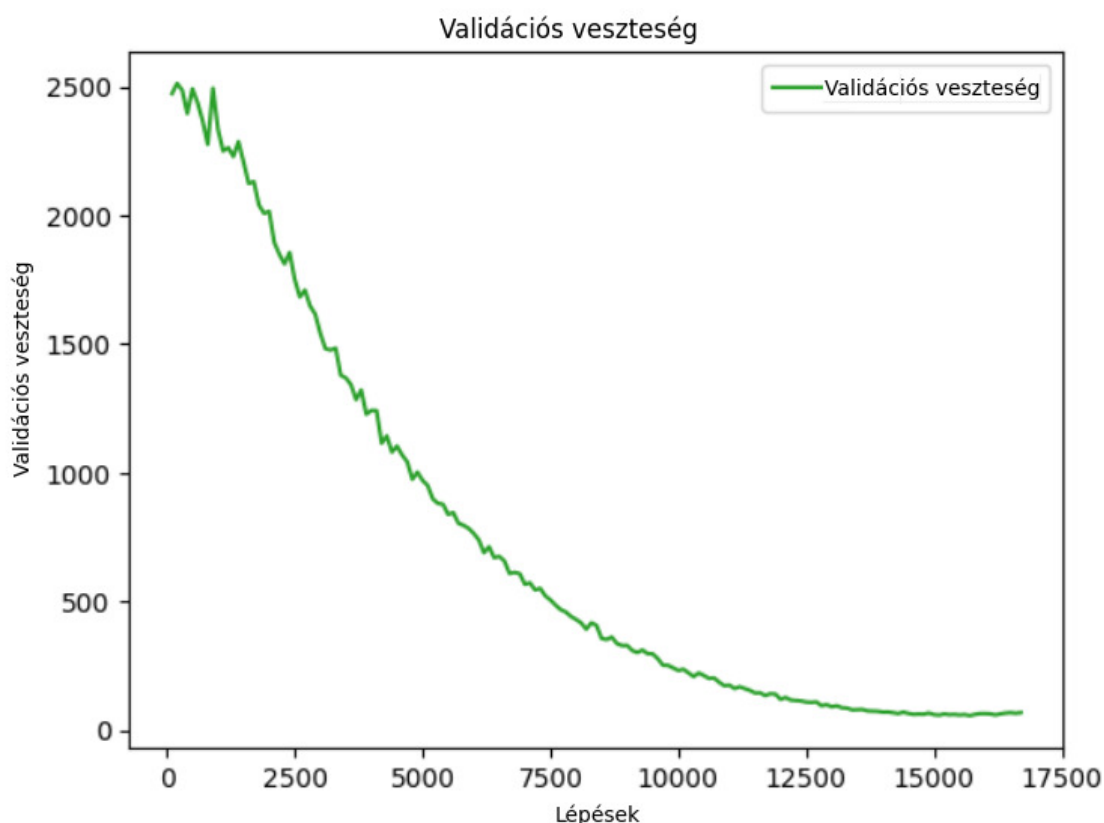
3.2. Validáció

A validációs és értékelési folyamat központi szerepet játszott a modell teljesítményének és általánosítási képességének felmérésében. Az ábrák szerint a tanítás során korai leállításra került sor, ami arra utalt, hogy a modell elérte azt a pontot, ahol a további tanítás már nem hozott jelentős javulást a validációs veszteségben.



5. ábra. A Critic-loss csökkenő tendenciát mutat és konvergál, ami pontos értékpredikciókra utal. Ezzel szemben az Actor-loss folyamatosan csökken anélkül, hogy konvergálna, jelezve az optimalizálást és a további fejlesztés lehetőségét.

Az ábrán megfigyelhető, hogy a tanítás előrehaladtával mind a Critic, mind az Actor veszteség folyamatosan csökken. A Critic-loss egyértelmű csökkenő tendenciát mutat, majd konvergál, ami pozitív jel a tanítási folyamatban, hiszen ez azt jelzi, hogy a modell megtanulta pontosan megjósolni az állapotok és akciók értékét. Az Actor-loss ugyanakkor folyamatosan csökken, de nem konvergál a tanítás során. Ez azt mutatja, hogy bár a modell már elért egy bizonyos teljesítményszintet, még mindig van tere az akciók optimalizálásának.



6. ábra. A validációs veszteség fokozatosan csökken, majd stabilizálódik, jelezve a modell következetes teljesítményét a nem látott adatokon. A stabilizáció azt sugallja, hogy a modell jó általánosítási képességgel rendelkezik.

A validációs veszteség csökkenő és stabilizálódó tendenciát mutat. Ez a stabilizáció pozitív jel, amely arra utal, hogy a modell teljesítménye következetes a nem látott adatokon, és nem romlik. A validációs veszteség csökkenéséből és stabilizálódásából arra lehet következtetni, hogy a modell bizonyos mértékű prediktív képességgel rendelkezik, bár még nem optimális. Összességében a validációs és értékelési folyamat kiemelte a modell erősségeit és korlátait. Bár a modell jó prediktív teljesítményt és általánosítási képességet mutatott, az Actor-loss folyamatos csökkenése arra utal, hogy az optimalizálás tovább finomítható.

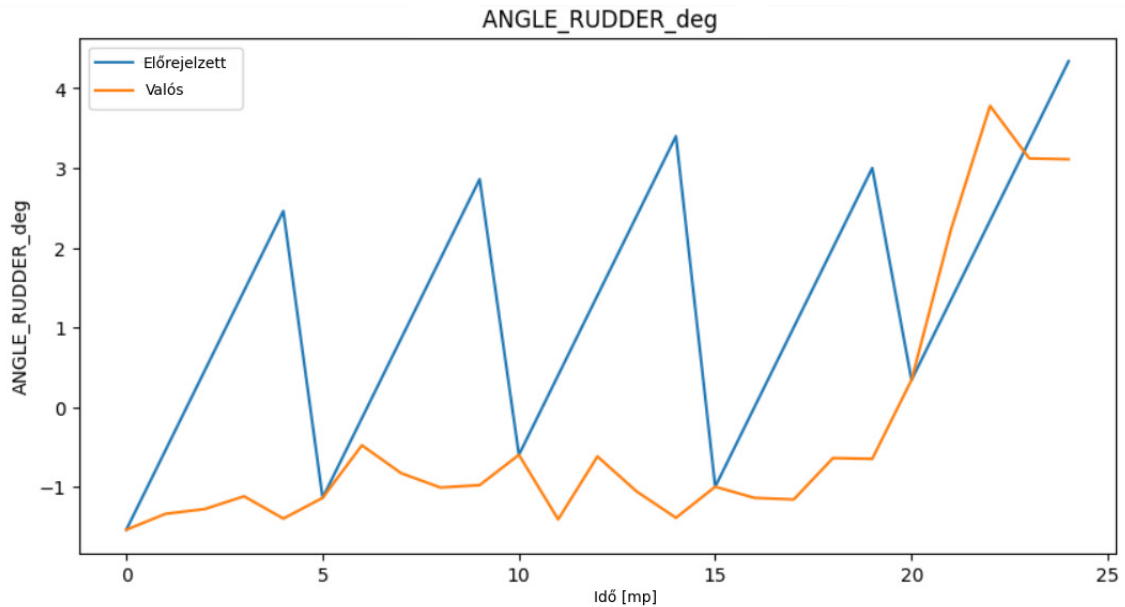
Ez a pozitív eredmény lehetővé teszi, hogy magabiztosan folytassuk az előrejelzési eljárást, kiemelve a megközelítésünk robusztusságát és annak potenciálját a teljesítményoptimalizálási stratégiák fejlesztésében.

3.3. Előrejelzési eljárás

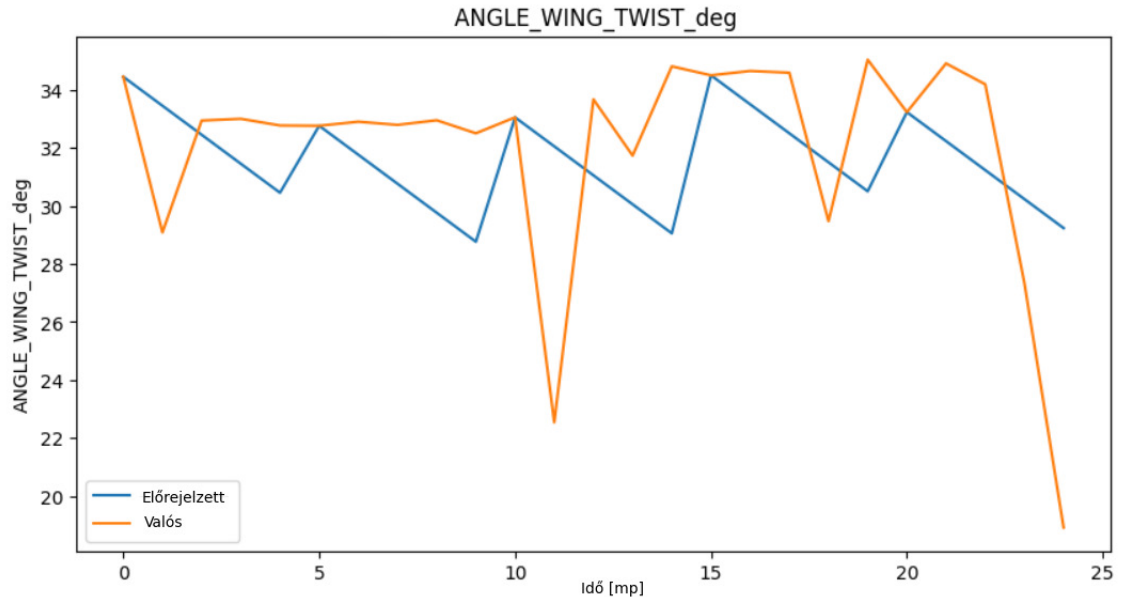
A vitorlázásban az optimális beállítások megtalálása mindig is kulcsfontosságú volt, különösen, amióta az adatgyűjtés lehetővé vált, és a számítások meghatározhatják az adott körülmények közötti optimális beállításokat [9]. A SailGP-n, mint gyorsaságra kiélezett vitorlázóversenyen, az adatok precíz felhasználása alapvető fontosságú a teljesítmény javítása érdekében. Elemzésünk az egyenes vonalú vitorlázásra összpontosított, hogy kezelhetővé tegyük a sportág összetettségét. Olyan manőverek, mint a fordulás (tacking) és a perdülés (gybing), további változókat vezettek volna be, amelyek bonyolultabbá és esetleg kevésbé pontossá tették volna a modellünket. Ezért a tanulmányban az első 25 másodperc teljesítményének előrejelzésére korlátozódtunk, amely általában egyenes vonalú vitorlázást jelent, miután a hajók átlépik a rajtvonalat. A szimuláció során az előrejelzések az adott időbeli lépésekre vonatkozó teljesítményt mutatták be. A pontosság fenntartása érdekében minden ötödik lépésnél visszaállítottuk az állapotot az adathalmaz aktuális állapotára. Ez az időszakos visszaállítás biztosította, hogy a szimuláció összhangban maradjon a valós körülményekkel. Minden lépésnél az előrejelzett akciókat alkalmaztuk az aktuális állapotra, hogy szimuláljuk a következő állapotot, és mind az előrejelzett, mind a tényleges állapotokat rögzítettük.

3.4. Szimulációs eredmények

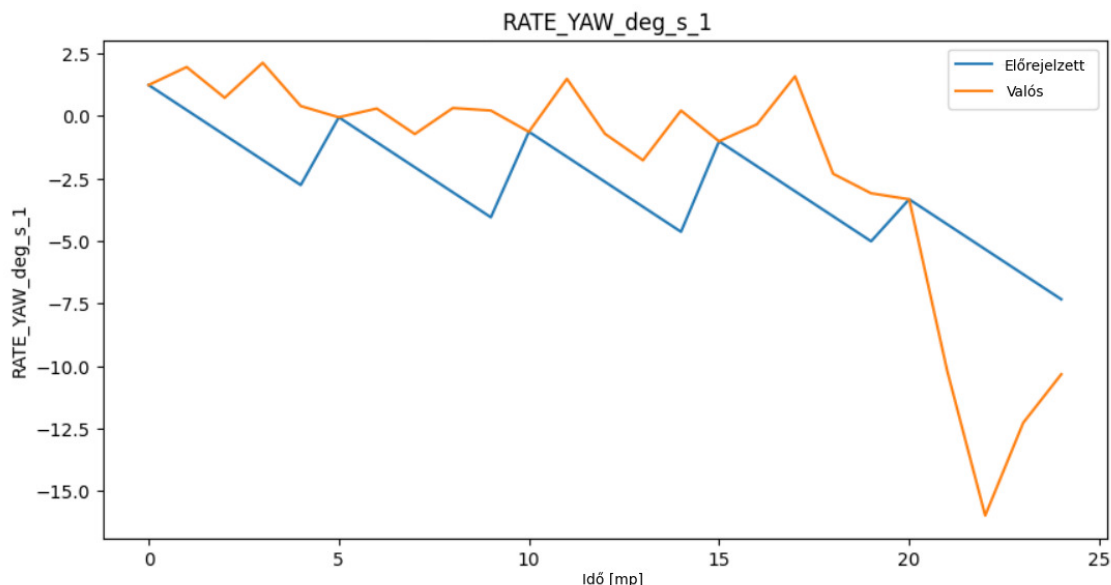
A szimulációs eredmények során a különböző jellemzők tényleges és előrejelzett értékeit ábrázoltuk az időbeli lépések mentén, lehetővé téve az eltérések egyértelmű összehasonlítását. A vizualizáció célja az volt, hogy könnyen értékelhessük a modell teljesítményét, és azonosíthassuk az előrejelzések és a tényleges állapotok közötti eltéréseket. Bár láthatjuk, hogy a modell nem tökéletes, a figyelmünk a logikus trendek azonosítására irányult. Ezeknek a tendenciáknak a vizsgálata segített megérteni, hogyan értelmezi a modell az adatokat, és hol lehet még szükség további finomításokra. Az eredmények alapján a modell általános érvényesítési pontossága kielégítő, de további fejlesztésekre van szükség, hogy pontosabb előrejelzéseket nyújtson.



7. ábra. A tényleges adatok (narancssárga vonal) viszonylag állandóak, kisebb ingadozásokkal, míg az előrejelzett adatok (kék vonal) gyakoribb és nagyobb változásokat mutatnak. Az előrejelzések általános tendenciája a kormánylapát szögének növekedését jelzi, ami arra utal, hogy az optimális teljesítmény érdekében érdemes a kormánylapátot pozitív szögekbe állítani.



8. ábra. Az előrejelzett és a tényleges értékek összehasonlítása a merevvi-torla szögére (a felső és az alsó tagok közötti különbség) az idő függvényében. A tényleges adatok jelentős oszcillációkat mutatnak, jelezve az eltérési szög jelentős változásait. Ezzel szemben az előrejelzett adatok stabilabb viselkedést mutatnak, ami arra utal, hogy az előrejelzési modell az eltérési szög egyenletesebb fenntartására törekszik a valós körülményekhez képest.



9. ábra. A tényleges és az előrejelzett adatok egyaránt általános csökkenő tendenciát mutatnak az időlépések előrehaladtával az egyenes vonalú vitorlázás során. Ez a következetes csökkenő trend a hajó oldalirányú sebességének csökkenését jelzi, ami arra utal, hogy a hajó az irányt tartva mérsékli a oldalirányú csúszás változásának mértékét.

A tanítási metrikák azt mutatják, hogy a megerősítéses tanulási modell további finomításra szorul a pontosabb előrejelzések érdekében. Azonban a generált diagramok hasznos felismeréseket nyújtanak és fontos mintázatokra hívják fel a figyelmet. Az előrejelzett tendenciák ígéretes irányokat mutatnak a sebesség növelésére.

Az első két diagram a vitorlázók által közvetlenül beállítható jellemzőket ábrázolja. Ezek az eredmények iránymutatást nyújtanak az optimális beállításokhoz, még akkor is, ha ezek az értékek nem állíthatók gyakran (pl. másodpercenként). Például a kormánylapát szögének stabilabb fenntartása javíthatná a teljesítményt az egyenes vonalú vitorlázás során.

A harmadik diagramon ábrázolt oldalirányú csúszási sebesség közvetlenül nem szabályozható, de betekintést nyújt a hajódinamika finomhangolásának lehetőségébe a sebesség növelése érdekében. Mind a tényleges, mind az előrejelzett adatok csökkenő tendenciát mutatnak, jelezve, hogy ennek a jellemzőnek a stabilizálása előnyös lehet. Összességében, bár a modell még nem tökéletes, alapot nyújt a hajósebességet befolyásoló kritikus tényezők megértéséhez, és kiindulópontot kínál a professzionális versenyzés további optimalizálásához.

4. Következtetés

A SailGP adatain alapuló mélyreható kutatás úttörő jelentőségű, különösképpen mivel ilyen jellegű elemzéshez nyilvános adat nem áll rendelkezésre. A projekt jelentős előrelépést jelentett az adattudomány alkalmazásában a professzionális vitorlázás területén. Az elemzés során egyértelművé vált, hogy a hajó stabilitása az egyik legfontosabb tényező, amely befolyásolja a teljesítményt. Ez az észrevétel arra ösztönzött bennünket, hogy kiterjesszük kutatásunkat a stabilitás elemzésére, valamint az anomália detekciós módszerek alkalmazására. Eredményeink szoros kapcsolatot tártak fel a hajó stabilitása és a versenyeredmények között, rávilágítva a vitorlázási teljesítmény egy korábban kevésbé vizsgált aspektusára. Ez az eredmény a csapatok számára stratégiai jelentőségű, akik a teljesítményoptimalizálás érdekében stabilitási elemzéseket végezhetnek. A megerősítő tanulás egyre nagyobb teret hódít az adattudományi közösségben, és ennek a technikának a SailGP-ben való alkalmazása forradalmasíthatja a sportágat. A gépi tanulás segítségével a legjobb beállítások előrejelzésére, amelyek maximalizálják a sebességet, szilárd alapot fektettünk le a jövőbeni kutatásokhoz. Bár modellünk további finomítást igényel, biztos kiindulópontként szolgál a további vizsgálatokhoz.

A modelljeink a vitorlázás számos területén alkalmazhatók, mivel a foilozás technológiája egyre szélesebb körben terjed. A legkorszerűbb hajókat ma már szinte kivétel nélkül foilokkal tervezik, legyen szó földkerülő versenyekről, a rangos Amerika Kupáról, vagy akár a víz feletti száguldást élvező hobbi vitorlázókról. Emellett az aktív olimpiai hajóosztályok között is megtalálhatók már foilos hajók, így az általunk fejlesztett modellek ezeken a területeken is sikerrel alkalmazhatók. Ez az innovatív technológia a sportág minden szintjén új lehetőségeket nyit a hajók teljesítményének elemzésére és optimalizálására. Ezeknek a modelleknek a folyamatos fejlesztése jelentős javulásokhoz vezethet a versenystratégiákban és a hajóteljesítményben, kitágítva a versenyvitorlázás jelenlegi határait.

Hivatkozások

- [1] Continuous control with deep reinforcement learning.
URL <https://arxiv.org/abs/1509.02971>. Accessed on October 10, 2024.
- [2] Github: takuseno/d3rlpy: An offline deep reinforcement learning library. URL <https://github.com/takuseno/d3rlpy>. Utolsó elérés: 2024. december 30.
- [3] Isolation forest.
URL <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.IsolationForest.html>. Utolsó elérés: 2024. december 30.
- [4] Fei Tony Liu–Kai Ming Ting–Zhi-Hua Zhou: Isolation forest. *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining*, 2008., 413–422. p.
- [5] Yutaka Matsuo–Yann LeCun–Maneesh Sahani–Doina Precup–David Silver–Masashi Sugiyama–Eiji Uchibe–Jun Morimoto: Deep learning, reinforcement learning, and world models. *Neural Networks*, 2022., 267–275. p.
- [6] Mdpdataset. URL <https://d3rlpy.readthedocs.io/en/v0.23/references/generated/d3rlpy.dataset.MDPDataset.html>. Utolsó elérés: 2024. december 30.
- [7] Antonella Mensi–Manuele Bicego: Enhanced anomaly scores for isolation forests. *Pattern Recognition*, 2021., 108–115. p.
- [8] Outlier detection with local outlier factor (lof).
URL https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/neighbors/plot_lof_outlier_detection.html. Utolsó elérés: 2024. december 30.
- [9] Staying on target.
URL <https://www.sailingworld.com/how-to/staying-on-target/>. Utolsó elérés: 2024. december 30.
- [10] Jonathan Tremblay–Aayush Prakash–David Acuna–Mark Brophy–Varun Jampani–Cem Anil–Thang To–Eric Cameracci–Shaad Boochoon–Stan Birchfield: Training deep networks with synthetic data: Bridging the reality gap by domain randomization. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops*, 2018., 969–977. p.