

Ionnyaláb 3D vezérlése gépi tanulással

MAKARA Árpád László*, REICHARDT András¹, and
CSURGAI-HORVÁTH László¹

¹BME-VIK, Szélessávú Hírközlés és Villamosságtan Tanszék, Budapest*

Kivonat

Az ionhajtóművekben a felgyorsított ionok mozgási energiáját használjuk fel az űreszköz előre hajtására. Ebben a cikkben az ionnyaláb mozgásának előre megadott tartományon történő áthaladását vizsgáljuk meg.

A hajtómű fűvókáján elhelyezett elektródák és a gyorsító rács felső része közötti feszültségkülönbség hatására az ionok pályája módosítható. Az alapfeladat szerint az elektróda potenciálok változtatásával kell az előre megadott pályán végig haladni a töltött részecskének. A változtatható paraméterek az elektróda potenciálok, amelyek értékét felügyelt gépi tanulás alkalmazásával határozzuk meg.

Bevezetés

Az ionhajtóművek elektromos és néhány esetben mágneses térrel gyorsított ionok mozgásából származó erők által működtetett hajtóművek. Működési elvükből kifolyólag csupán ritka közegben használhatóak, ugyanakkor jól szabályozhatóak és tartós működésre képesek. Kisméretű műholdak pályakorrekciós feladatainak elvégzésére kiválóan alkalmasak.

Korábbi kutatásunkban kétdimenziós elrendezés esetén vizsgáltuk, hogyan befolyásolja az elektródák száma az ionok útját, illetve gépi tanulás segítségével az ionok pályája hogyan alakítható. Mostani munkánk során az elsődleges cél az eljárás átültetése háromdimenziós esetre, mely már jobban lefedi a valós felhasználási problémák körét.

A cikk szerkezete a következő: először tömören összefoglaljuk a hajtóművekről szükséges tudnivalókat, majd bemutatjuk a fizikai modellt az elektrosztatikus ionhajtóműre. Ezután rövid leírás olvasható a felügyelt gépi tanulás általunk történt megvalósításáról, majd eredményeinket összegezzük.

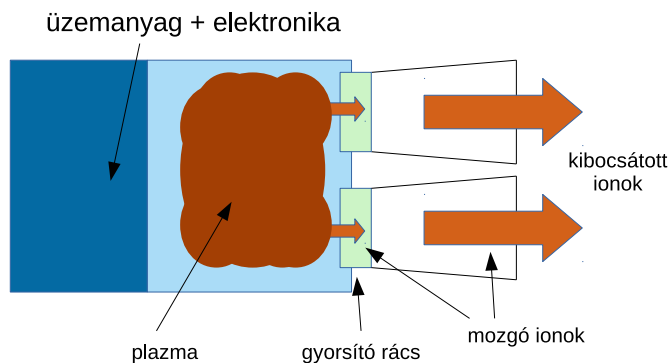
Űreszközök hajtóművei

A hajtóművek többsége meglehetősen egyszerű alapelven működik: a felhasznált üzemanyag, mely távozik az űreszközből tolóerőt fejt ki Newton 3. törvénye alapján, mely kiáramló anyaggal ellentétes irányba mozgatja az objektumot. A felhasznált üzemanyagtól függően különböző meghajtási módokat (szilárd, folyékony vagy egyéb) lehet megkülönböztetni. A nagyon nagy illetve közepes tolóerő elérésére nagy mennyiségű üzemanyagot elegendő hajtóműveket alkalmazunk. A kis tolóerőt igénylő esetekben (pl. pályastabilizálás, forgatás) egyéb meghajtási módok is lehetségesek.

*Levelező szerző: Árpád Makara, makara.arpadlaszlo@edu.bme.hu

Ionhajtóművek esetében a szükséges pályamódosítás (például fordulás) a felgyorsított részecskék pályájának módosításával érhető el. Ez megvalósulhat akár fizikai tereléssel is, végső soron a távozó anyag által keltett eredő erő iránya a mérvadó. Elektrosztatikus hajtómű esetén az üzemanyag az ion, melynek mozgása elektromos térrel befolyásolható [2]. Az ilyen ionhajtóművel felszerelt űreszközök nem igényelnek mechanikusan mozgó alkatrészeket ahhoz, hogy pályakorrekciót végezzenek el. Ezzel csökken a mozgó elemek által okozott hibalehetőségek száma.

Az ionhajtóművek további előnyei a precízen szabályozható kibocsátás és a jó hatásfok. Hátránya, hogy csak ritka közegben képes működni (tipikusan űr körülmények) mert a létrehozott tolóerő nagyon kicsi. Az ionokból képzett ionnyalábok tolóereje kicsi, szokásos méretek esetében μN - mN . Ugyanakkor változatlan gyorsító elektródák mellett az űreszköz tartósan tudja a gyorsítást tartani, ezzel nagy sebességet is elérhetővé téve (pl. Deep Space-1 küldetés[7]).



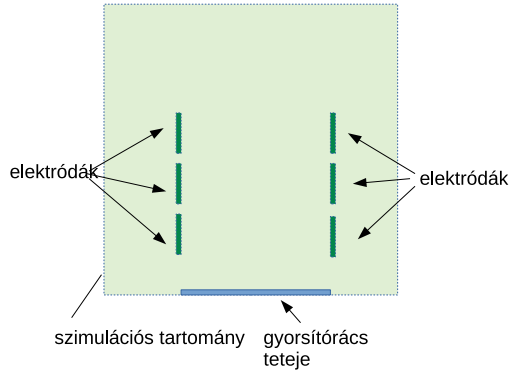
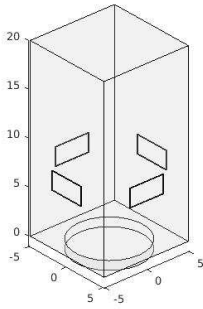
1. ábra. Vizsgált ionhajtómű vázlatos felépítése.

Az általunk vizsgált ionhajtómű egy CubeSat [5] méretű meghajtó egység, amelynek modellje látható az 1. ábrán. A belső részen helyezkedik el a vezérlő elektronika és az üzemanyagtároló rendszer. A következő vákuumkamrában hozunk létre ionokból álló plazmát, amelyet a gyorsító rács felgyorsít. Ezen ionok a fúvókákon keresztül hagyják el a meghajtó rendszert. Az ábrán nem látható a neutralizáló elektronnyaláb, amely a feltöltődéstől védi meg a szondát.

Fizikai modell

A meghajtó általunk vizsgált része a fúvóka. A fizikai modell alapját az jelenti, hogy a fúvóka geometriája által megadott felületen elektródák helyezkednek el. Ezen elektródák feszültsége változhat (vezérelhető) a gyorsító rács felső részéhez képest. Az elektródák helyzete és alakja (ebben a vizsgálatban) nem változtatható, csak a feszültsége. Az időbeli változástól eltekintünk, ezért az elektromos tér kiszámítására sztatikus modellt alkalmazunk.

A 2. ábrán látható az elrendezés egy kétdimenziós keresztmetszete. A fizikai modell feladata, hogy meghatározza a gyorsító rács tetejéről induló ionok pályáját az elektródák feszültsége által meghatározott elektromos tér hatására. A fúvókán belüli teret vákuumnak tekintjük.



2. ábra. Szimulációs tartomány 3 dimenziós ábrán (bal oldali ábra), valamint a szimulációs tartományon értelmezett határok (jobb oldali ábra). Az elektrodák (sötétzöld) és a gyorsító rács teteje (szürkés-kék) adott potenciálúak, a tartomány egyéb szélei homogén Neumann jellegű határfeltételt jelenetnek.

A megoldandó feladat az elektrosztatikus potenciálra (φ) vonatkozó (elektrosztatikus) Laplace-egyenlet (1)

$$\nabla \varepsilon \nabla \varphi = 0 \quad (1)$$

ahol ε jelenti a vákuum dielektromos állandóját. Az alkalmazott peremfeltételek az elektrodákra és a gyorsító rács tetejére vonatkozóan (2/a.) illetve a külső szimulációs térre (2/b.) módon írhatóak le.

$$a) \quad \varphi_i = U_i, \quad i = 0, \dots, N, \quad b) \quad \left. \frac{\partial \varphi}{\partial n} \right|_i = 0 \quad (2)$$

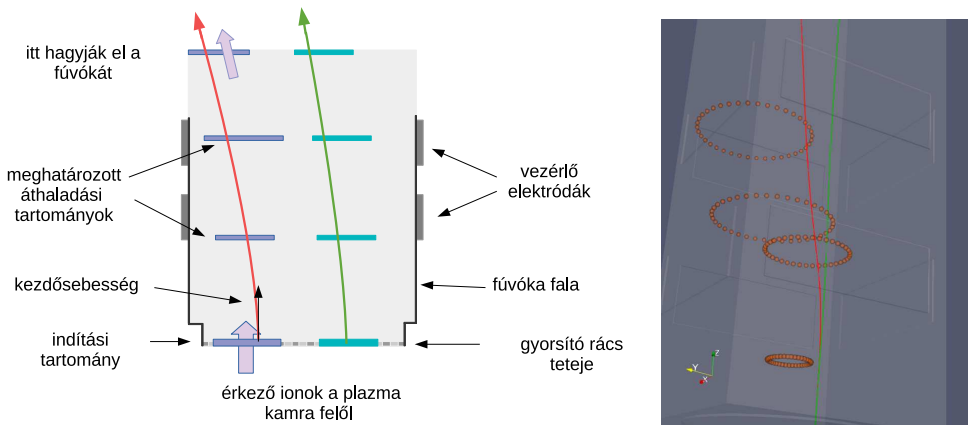
Az ionok haladási útját (pályáját) az elektromos tér ismeretében a mozgásegyenlet (3) integrálásával kapjuk (\mathbf{r} az ion adott pillanatbeli helyzetét jelenti). Az optimalizálás folyamán ezeket a pályákat használjuk fel annak eldöntésére, hogy a kívánt útvonalat mennyire teljesíti az adott paraméterek esetén az ion.

$$m_{ion} \cdot \frac{d^2 \mathbf{r}}{dt^2} = -\nabla \varphi \quad (3)$$

Felügyelt gépi tanulás megvalósítása

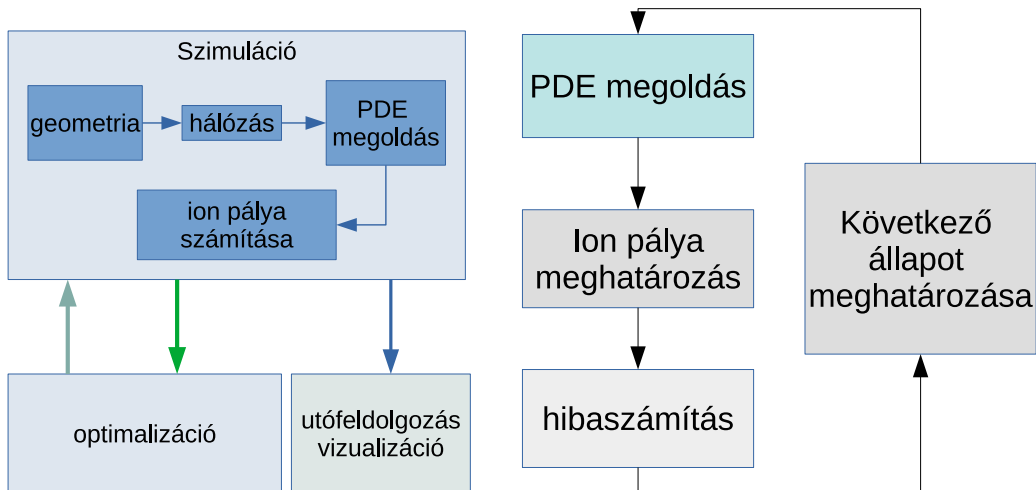
Jelen esetben optimalizálás alatt egy költségfüggvény minimalizálását értjük. Ez nem más mint az általunk előírt ion pálya és a ténylegesen befutott pálya különbsége. Azáltal, hogy definiálunk egy elvárt állapotot és ez alapján számítunk hibát, felügyelt gépi tanulásról beszélhetünk [6]. Optimalizáció során a különbség négyzetének minimalizálása a cél, melynek eredményeként a szimuláció során az elektrodák által keltett tér az előírt útvonalon mozgatja az egyes ionokat.

A hibát előírt útvonalak mentén állítjuk elő, kétdimenziós hiba vektorként. Az elektrodapárok számával hasonló nagyságrendben kijelölünk referenciasíkokat a z tengely mentén, melyekben referenciatartományokat határozunk meg. Így csak diszkrét pontokban ellenőrizzük a pálya megfelelőségét, mellyel számítási kapacitást csökkentjük. Mivel a kialakuló elektromos tér nem tud két szimulációs pont között tetszőleges nagy mértékben



3. ábra. Bal oldalon az előírt pályák megadása látható. Ezen az előre meghatározott tartományokon kell az ion pályájának áthaladni. Jobb oldalon az optimalizálás lépéseinek hatása látszik (kezdeti pálya - zöld, végső pálya - piros), valamint az áthaladási referencia tartomány (narancssárga körök).

változni, így elegendő számú mintavételi ponttal az eljárás működőképes. Valós űreszköz esetében nem egy-egy iont alkalmaznak egyszerre a gyorsító térben, amelyek kezdeti belépési szöge eltérő lehet, így irreális elvárni, hogy mindegyik mozgó részecske egy-egy ponton haladjon át a térben. Helyette referencia köröket érdemes alkalmazni, melyeken való áthaladás esetén a kívánt pályakorrekció kerül végrehajtásra. A 3. ábrán, jobb oldalon látható az optimalizációs eljárás elemeinek térbeli elhelyezkedése, bal oldalon pedig a z tengely menti metszeten az optimalizálás célja egy kétdimenziós esetben.



4. ábra. Blokkdiagram a szimuláció/optimalizálás keretrendszeréről - Bal oldalon szimuláció és a többi nagyobb eljárásomlag kapcsolata, jobb oldalon az optimalizációs hurok lépései

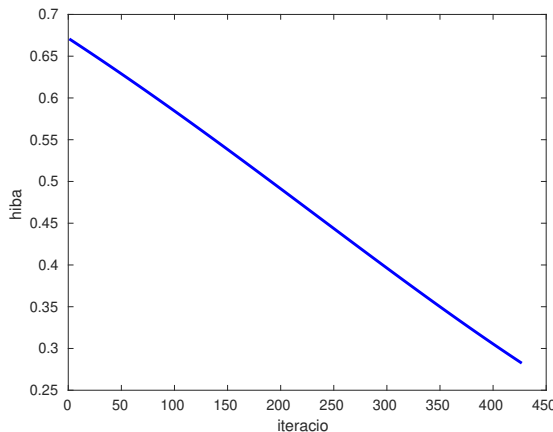
A hibavektort a következőképpen: értelmezzük: a hajtómű alsó lapjának a középpontja legyen egy Descartes-koordináta rendszer origója. Az alsó lappal párhuzamos síkban a hiba a referencia tartomány középpontját az ion pályájának exen síkon vett dőféspontjának különbségvektorából képezzük. Ez gyakorlatilag az elvárt és a szimulált eredmény

különbsége. Az egyes síkok hibavektorainak átlaga képezi a hibát az LMS (least mean square) algoritmus számára. Az eljárás a következő [1]:

$$\mathbf{W}_{n+1} = \mathbf{W}_n + 2 \cdot \alpha \cdot e \cdot \mathbf{p}, \quad (4)$$

ahol \mathbf{W} az optimalizálandó súlymátrix, jelen esetben az elektródák potenciálja, α a tanulási ráta, e a hiba, \mathbf{p} a bemeneti vektor, jelen esetben a skálázási vektor. Az utóbbi paraméter többféleképpen is megválasztható, alapesetben a rendre hozzátartozó elektróda felszíne.

A hibavektort x és y komponensekre bontjuk és két-két oldal elektródáihoz rendeljük. Kétdimenziós probléma esetén működőképes az eljárás [4], háromdimenziós esetben fenntartásokkal, de működik. Ezzel a megközelítéssel szétválasztjuk két párhuzamos iterációra a hajtómű optimalizációját, amelyeknél a leállási kritérium a hibavektor hosszának a határ alá csökkenése. Ez utóbbi eleme miatt a hiba kritérium működik, ugyanakkor a konvergálást lassítani fogja a számtalan reinitializálás. Ugyanis, ha az egyik komponense a hibavektornak eléri a nullát (azaz nincs hiba), de a vektor hossza még az előírt alatt marad, akkor a másik komponense még módosítja a hozzátartozó elektródapár értékeit, ezzel változtatva a teret. Ugyanakkor ha változik a kialakult tér, a már optimalizált hibavektor eddig jónak talált komponense újra tanulásra kényszerülhet, így lényegében ismét mindkét komponens használatba kerül. Az eljárás így időnként kvázi újra inicializálja az optimalizálandó problémát, melynek eredményeképpen töréseket fedezhetünk fel, és a hiba szokásos exponenciális csökkenése helyett lineáris jelleget fedezhetünk fel. Az 5. ábrán látható a négyzetes hiba alakulása.



5. ábra. A négyzetes hiba alakulása

Az eljárás tulajdonképpen megfeleltethető annak, hogy két adaptív FIR szűrőt [3] tanítunk arra, hogy egy összekapcsolt hibafüggvényen keresztül a kimeneti jelük egy ion pályáját eredményezze. Összegezve a teljes eljárást (mind a szimuláció, mind az optimalizáció részét) a 4. ábrán láthatóak az egyes nagyobb lépések. Számítási igényeket tekintve, a legerőforrásigényesebb rész a FEM szimuláció elvégzése, amely szükséges minden ciklusban, más-más potenciál értékekkel.

Összefoglalás

A korábbi kétdimenziós elrendezést sikerült kiterjeszteni háromdimenziós térbeli esetre. Mind a szimuláció, mind az optimalizálási rész megfelelően működik. Azonban a négyzetes hiba alakulásának vizsgálatával világossá válik, hogy a költségfüggvény (aminek a négyzetének minimumát keressük) nem eléggé hatékony. A jövőbeni kutatási tervek között két nagy cél szerepel: a fizikai modell szimulációjának a pontosítása és jobb költségfüggvény megalkotása.

Hivatkozások

- [1] Demuth, H. B., Beale, M. H., De Jess, O., & Hagan, M. T. 2014, Neural Network Design, 2nd edn. (Stillwater, OK, USA: Martin Hagan)
- [2] ESA. 2019, Science & Technology - Electric Spacecraft Propulsion, <https://sci.esa.int/web/smart-1/-/34201-electric-spacecraft-propulsion>, Hozzáférés: 2021.10.05.
- [3] Haykin, S. 1996, Adaptive Filter Theory (3rd Ed.) (USA: Prentice-Hall, Inc.)
- [4] Makara, Á. L., Reichardt, A., & Csurgai-Horváth, L. 2020, in In Selected papers of 6th International Conference on Research, Technology and Education of Space (H-SPACE 2020) (HSPACE2020-FP-59, 2020: Hungarian Astronautical Society)
- [5] Mehrparvar, A. 2014, CubeSat Design Specification Rev. 13, The CubeSat Program 13, Cal Poly SLO
- [6] Murphy, K. P. 2012, Machine learning: a probabilistic perspective, Adaptive computation and machine learning series (Cambridge, MA: MIT Press)
- [7] Rayman, M. D., Chadbourne, P. A., Culwell, J. S., & Williams, S. N. 1999, Acta Astronautica, 45, 381