

Szabolcsi Róbert

KISMÉRETŰ UAV MODELL PREDIKTÍV ALAPÚ IRÁNYÍTÁSA

DOI: 10.32560/rk.2019.1.11

Az elmúlt időszakban számos új UAV alkalmazás keltette fel a szakmai körök figyelmét. Csakhogy a legfontosabbakról beszéljük, nem kifejezetten régi keletű a dróntaxi koncepciója, a városnézési célra bérelhető drónok rendelkezésre állása, vagy éppen a lebegő 'rendőrmotorok' koncepciója. A városi épített környezetben tervezett kis-magasságú UAV repülések repülési pályájának tervezése, a pályakövetésre alkalmas UAV-k tervezése számos új feladat elé állítja a tervezőket. Az 'optimális', biztonságos repülési pályán történő repülés lehetővé teszi a repülési idő, és egyben a repülési hatótávolság megnövelését is. Az új UAV alkalmazások azonban előre vetítik a légtér 'zsúfoltságát', és az UAV-UAV, vagy UAV-nem UAV viszonylatban az összeütközések megnövekedett veszélyét is. A szerző célja bemutatni, hogy a modell prediktív alapú irányítás (MPC) jól használható az UAV-k térbeli mozgásának irányítása során, amikor valamilyen előre megadott, referencia repülési pályát kell követnie az UAV-nak.

Kulcsszavak: UAV, összeütközés elkerülés, modell prediktív irányítás.

BEVEZETÉS, PROBLÉMAFELVETÉS, MOTIVÁCIÓ

A modern pilóta nélküli légi járművek (UAV) ma már rendszerint rendelkeznek valamilyen repülésszabályozó rendszerrel. Számos esetben ezt egy-egy adott ország szabályozói kötelezővé teszik, számos esetben pedig olyan alkalmazói elvárásokkal találkozunk, amely csak automatizálás és robotizálás révén elégíthető ki. nem szabad elfelejtenünk azokról az általános követelményekről sem, amelyek akár szabályozások hiányában is, arra ösztönzik az UAV tervezőket, hogy a megfelelő repülésbiztonsági eléréséhez az UAV automatikus repülésszabályozása elengedhetetlen. Az UAV automatikus repülésszabályozása nemcsak hagyományos funkciókat elégít ki (pl. térbeli helyzet stabilizálása, útvonalrepülés, automatizált felszállás, automatizált leszállás, repülés sebesség és magasság stabilizálása, útirány stabilizálása stb.), hanem számos vészhelyzeti repülési szituáció kezelésére is felkészítik (pl. kényszerleszállások automatizálása, leszállóhelyek automatizált azonosítása, összeütközés elkerülése, kommunikációvesztés esetén automatikus visszatérés stb.). A szerző célja bemutatni, hogy a csúszóhorizontú modell prediktív irányítás hogyan integrálja a hagyományos optimális irányítási rendszerek elméletét és gyakorlatát, valamint gyakorlati példával alátámasztani, hogy a MPC irányítás jól alkalmazható az UAV-k térbeli mozgásának irányítására is.

SZAKIRODALOM ÁTTEKINTÉSE

A modell prediktív irányítás az ipari folyamatok szabályozása területén széles körben elterjedt [2][3]. Az MPC irányítások matematikai, és irányításméleti alapjaival az [1][2][3][4] irodalmak foglalkoznak behatóan, és az elméleti megfontolások mellett számos alkalmazást is bemutatnak.

Az UAV-k repülésszabályozó rendszereinek LQR alapú tervezésével az [5] irodalom foglalkozik részletesen, míg a [8] irodalom az UAV fedélzeti energia-, és a szabályozó rendszerek redundáns,

fokozott megbízhatóságú tervezését mutatja be. A [6] irodalom az UAV-k MPC alapú irányítását tárgyalja. A csúszó véges horizontú MPC irányítások elméletét a [10] irodalom foglalja össze.

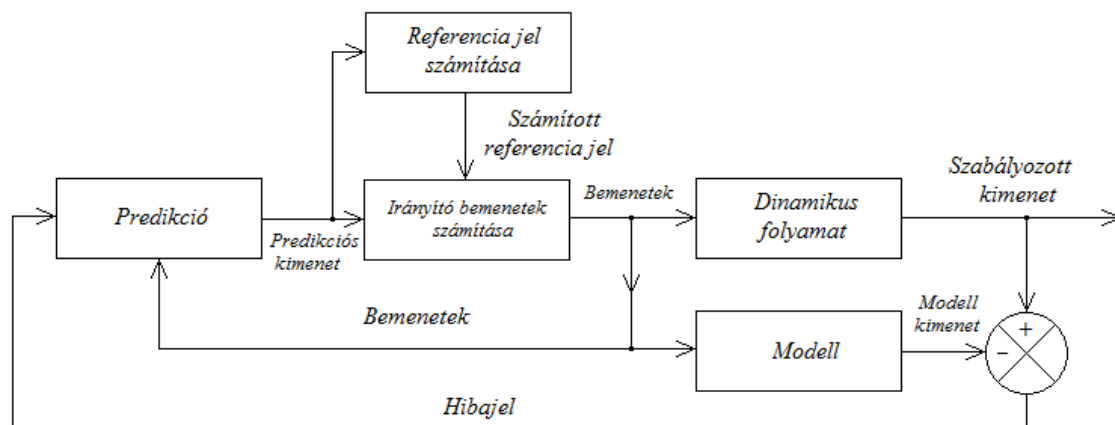
Az UAV térbeli mozgásának matematikai modelljeit a [7][11][12] irodalmak mutatják be részletesen. A cikkben bemutatott tervezési feladat megoldása során a [9] irodalomban közölt minőségi jellemzőket alkalmaztam. A számítógépes tervezést, és rendszervizsgálatot MATLAB® környezetben végeztem el [13][14].

MODELL PREDIKTÍV IRÁNYÍTÁSOK – ELMÉLETI ALAPOK

Az MPC irányítást csúszóhorizontú irányításként is szokás nevezni [1][2][3][4][6][10]. Az MPC irányítás alap gondolatát, és fontosabb jellemzőit Seeborg az alábbiak szerint foglalta össze [4]:

1. a bemeneti irányítás és a becsült jövőbeli kimenet korlátainak figyelembevétele;
2. a szabályozások optimális kimeneti jelének korlátozása;
3. a bemeneti jel agresszív megváltozásának megelőzése;
4. a lehető legnagyobb számú állapotváltozó irányítása akár a szenzor, akár a beavatkozó szerv kiesése esetén.

A csúszóhorizontú MPC irányítás elve az 1. ábrán látható:



1. ábra Az MPC irányítás folyamata (saját szerkesztés)

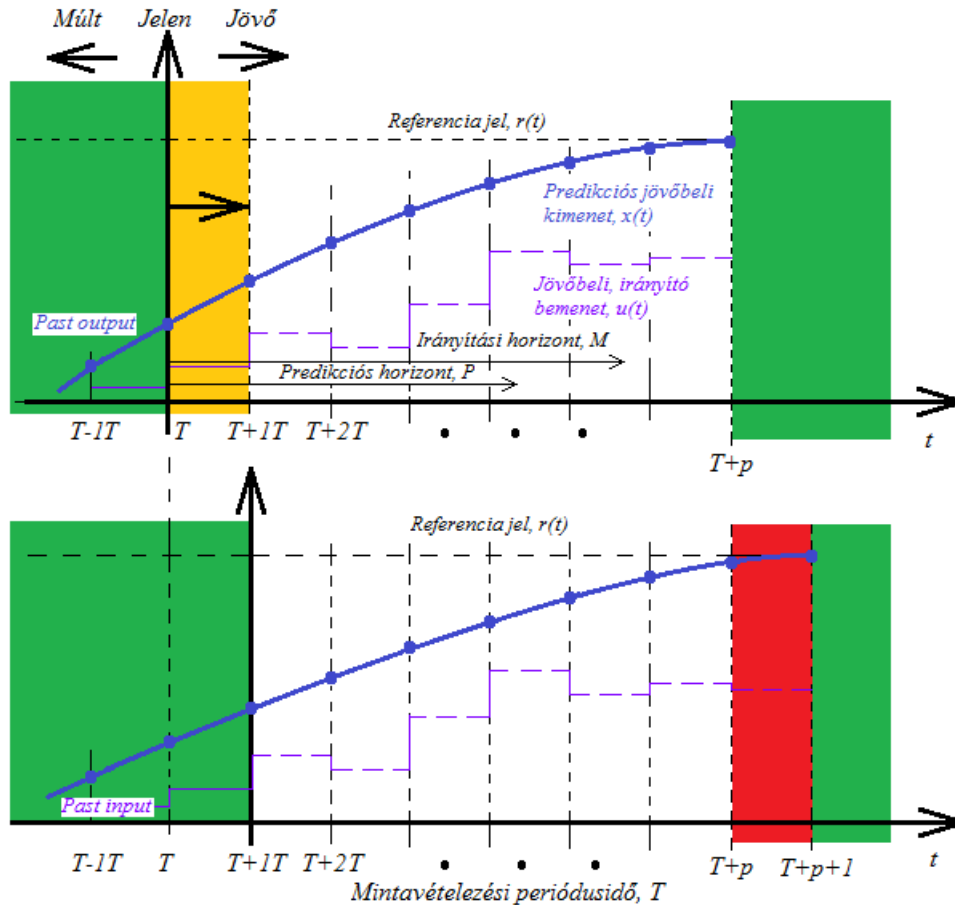
Ugyanazon bemeneti jel kerül úgy a valós fizikai rendszer, mint annak idealizált modellje bemenetére is (1. ábra). A valós rendszer, és annak idealizált modellje kimeneteit összehasonlítjuk: a két rendszer válaszainak esetleges hibajelét használjuk a predikció bemeneteként. Minden egyes mintavételezési időben két számítás is zajlik a rendszerben. Az egyik a becsült jövőbeli állapot (set points) számítása, míg a másik az ehhez szükséges irányítás számítása. Mindkét számítás során feltételezzük, hogy a becsült kimeneti jellemzőkre az előre meghatározott egyenlőtlenségi feltételek (korlátok: kisebb, mint, ... vagy nagyobb, mint ...) adottak.

A valós fizikai rendszer becsült jövőbeli állapotának kiszámítása egy előre megfelelően megválasztott költségfüggvény minimalálásán alapuló optimális kritérium segítségével történik. Az optimális jövőbeli állapotok értéke függ a zajtól, a paraméterek állandóságától, a rendszer bizonytalanságaitól, valamint az egyenlőtlenségi korlátok esetleges változásától is.

Az egyenlőtlenségi korlátok a valós fizikai rendszer környezetének és a rendszer építő elemeinek (pl. érzékelők, jelformálók, beavatkozó szervek, végrehajtó szervek) változása miatt maguk is

változhatnak. Az MPC rendszerekben a jövőbeli állapotot a szükséges irányítás számításának minden egyes időpillanatában újraszámítják. Mindkét, korábban vázolt számítás a jelen állapotban történő mérések és fizikai rendszer becült jövőbeli értéke alapján történik. Az MPC irányítás célja olyan irányítások számítása, amelyek a valós fizikai rendszert az ‘optimális’ jövőbeli állapothoz közelítik úgy, hogy egy előre megválasztott költségfüggvény minimális értéket vesz fel.

A csúszóhorizontú MPC irányítás alapgondolatát most vizsgáljuk meg a 2. ábrán.



2. ábra Az MPC irányítás folyamata (saját szerkesztés)

Az MPC alapgondolata legkönnyebben a mintavételes, diszkrét idők segítségével magyarázható. A 2. ábrán a jelen pillanatot jelölje $t=T$. A valós rendszer jövőbeli értékét a modell válasza alapján becslik a teljes, véges $T+p$ horizonton, amikor is a rendszer becült kimeneti jele megegyezik annak optimális, elvárt értékével. A zárt irányítási rendszer jövőbeli elvárt értéke $r(t)$ egy olyan új érték, amelyhez szeretnénk közelíteni a valós fizikai rendszert, más szóval, szeretnénk egyik egyensúlyi állapotból átvinni a másik egyensúlyi állapotba. Az MPC szabályozó minden egyes $t=T+nT$ mintavételezési időpillanatban elvégzi az $x(t)$ jövőbeli rendszerkimenet becslését az $u(t-T)$ előző bemenetek és az $x(t-T)$ előző kimenetek, valamint a következő $u(t+T)$ bemenet segítségével úgy, hogy a rendszer becslési hibája az optimális $x(t)$ pályán minimális értékű legyen.

Az MPC irányítás induljon ki $t=T$ jelen időből. A $t=T+1T$ időben úgy a modell rendszer, mint a valós fizikai szabályozó rendszer bemenetére kapcsoljuk a $t=T$ előző mintavételezési időre számított $u(t=T)$ bemeneti jelet. A modell rendszer válaszát számítjuk, míg a valós fizikai rendszer válaszát mérjük, és minden egyes mintavételezési időpontban megállapítjuk a rendszer jövőbeli

becsült kimenetének, és a rendszermodell válaszána különbségét. A becslési hiba alapján újabb bemeneti jel becslés történik, amivel irányítjuk a valós rendszer becsült jövőbeli viselkedését a teljes $T+p$ horizonton, a valós időhöz képest mindig T idővel előre tartva.

Bár a fent bemutatott és alkalmazott mintavételes rendszermodell nagyon jól használható a szabályozási elvek bemutatására, a gyakorlatban azonban a nagy számítási igény miatt a gyakorlatban inkább orthonormál függvényekre épülő, folytonos idejű modelleket szokás használni [1][2][3][4][6][10].

Az UAV-k repülésszabályozásában is gyakran fordul elő, hogy egyes repülési paraméterek egyik értékét egy másik értékre kell változtatni, más szóval, az UAV-t egyik egyensúlyi állapotából egy másik egyensúlyi állapotba kell átvinni. Ilyen repülési feladat lehet például az UAV-k összeütközését elkerülő manőver, a vízszintes síkban végrehajtott forduló, ha azt a döntési szög új értékének megfelelő beállításával hajtják végre.

Az MPC irányításokat tervezhetjük úgy egyváltozós (SISO), mint többváltozós (MIMO) dinamikus rendszerekre is. Az irányított dinamikus folyamat nemlineáris állapot-egyenlete legyen adott a következő alakban [1][2][3][4][6][10]:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \quad (1)$$

A modell kimenetét számítsuk a teljes véges horizonton, amíg $t=T+p$. Tervezzünk olyan MPC szabályozást, amely minimalja a következő integrál funkcionált (költségfüggvényt):

$$\mathbf{V}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) = \int_0^p \mathbf{l}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) dt + \mathbf{F}(\mathbf{x}(p)), \quad (2)$$

ahol $\mathbf{l}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) \geq 0$, $\mathbf{F}(\mathbf{x}(p))$ a $t=T+p$ időhöz tartozó súly, és $\mathbf{u}(t)$ a modell és rendszer bemeneti vektora egyidejűleg, amely korlátozott, vagyis $\mathbf{u}(t) \in \mathbf{U}$. A (2) költségfüggvény minimalása az alábbi parciális differenciálegyenlet megoldása révén lehetséges:

$$\frac{\partial}{\partial t} \mathbf{V}^0(\mathbf{x}, t) = \min_{\mathbf{u} \in \mathbf{U}} \mathbf{H}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \frac{\partial}{\partial t} \mathbf{V}^0(\mathbf{x}, t)) \quad (3)$$

A (3) egyenletben $\mathbf{H}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \lambda) = \mathbf{l}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \lambda \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ a Hamilton-függvény $\mathbf{V}(\mathbf{x}, p) = \mathbf{F}(\mathbf{x}(p))$ feltétel mellett, és λ a Lagrange-szorító. A (3) egyenletet szokás Hamilton-Bellman-Jacobi (HBJ) egyenletnek is nevezni, melynek megoldásához néhány peremfeltétel teljesülése is szükséges.

A további vizsgálataink során feltételezzük, hogy a szabályozott rendszer (folyamat) lineáris, ily módon a $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t)$ nemlineáris függvény az alábbi lineáris alakot veszi fel:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}(t)\mathbf{u}(t) \quad (4)$$

Az \mathbf{l} és az \mathbf{F} függvények az alábbi kvadratikus lakot veszik fel:

$$\begin{aligned} \mathbf{l}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) &= \mathbf{x}^T(t)\mathbf{Q}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{u}^T(t)\mathbf{R}(t)\mathbf{u}(t) \\ \mathbf{F}(\mathbf{x}(p)) &= \mathbf{x}^T(p)\mathbf{S}(t)\mathbf{x}(p) \end{aligned} \quad (5)$$

Az (5) egyenlet négyzetes, diagonális súlyozó mátrixai az alábbi tulajdonságokkal bírnak: $\mathbf{Q}(t) \geq 0$, $\mathbf{S}(t) \geq 0$, $\mathbf{R}(t) > 0$. E feltételek teljesülése esetén Hamilton-Bellman-Jacobi egyenlet a jól ismert Ricatti-féle közönséges differenciálegyenlet alakjára egyszerűsödik. Ismeretes, hogy a HBJ egyenlet megoldható az alábbi Ljapunov-függvény bevezetésével is:

$$\mathbf{V}^0(\mathbf{x}, t) = \mathbf{x}^T(t)\mathbf{P}(t)\mathbf{x}(t), \quad \dot{\mathbf{P}}(t) = -\mathbf{P}^T(t), \quad (6)$$

ahol $\mathbf{P}(t)$ a Ljapunov (költség) mátrix. A (6) egyenlet segítségével a (3) egyenlet az alábbi alakban is megadható:

$$\left. \begin{aligned} -\dot{\mathbf{P}}(t) &= \mathbf{P}(t)\mathbf{A}(t) + \mathbf{A}^T(t)\mathbf{P}(t) + \mathbf{Q}(t) - \mathbf{P}(t)\mathbf{B}(t)\mathbf{R}^{-1}(t)\mathbf{B}^T(t)\mathbf{P}(t) \\ \mathbf{P}(p) &= \mathbf{S} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

A (7) egyenlet megoldása az alábbi $\mathbf{u}(t)$ irányítási vektort határozza meg:

$$\mathbf{u}(t) = -\mathbf{K}(t)\mathbf{x}(t), \quad (8)$$

ahol $\mathbf{K}(t)$ az optimális statikus, teljes állapot-visszacsatolás mátrix, melyet az alábbi egyenlet segítségével számíthatunk:

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{R}^{-1}(t)\mathbf{B}^T(t)\mathbf{P}(t), \quad (9)$$

ahol $\mathbf{P}(t)$ a (7) Ricatti-egyenlet megoldása.

A (7) egyenlet megoldása sokszor meglehetősen nehézkes, ezért, törekedve az egyszerűbb megoldásokra, az MPC irányítások tervezésekor gyakran alkalmaznak orthonormál függvényeket: a becült $\mathbf{x}(t)$ jövőbeli rendszerkimenetet analitikus alakban keressük, míg a becült optimális irányítási pályát előre megfelelően megválasztott orthonormál függvények segítségével számítjuk. Ez a módszer alapvetően folytonos működésű rendszerek MPC tervezését teszi lehetővé, de a módszer kiterjeszhető diszkrét, mintavételes rendszerekre is [1][2][3][4][6][10]. A [4] irodalom Laguerre-féle orthonormál függvényeket mutat be, és használ fel az MPC irányítási feladat megoldására. A módszer alapgondolata, hogy az $\mathbf{u}(t)$ optimális irányítások számítása visszavezethető a Laguerre-együtthetők számítására. A módszer csökkenti a számítások során szükséges paraméterek számát, és gyorsítja a feladat megoldását, ami főleg valós idejű számítások során fontos és lényeges tulajdonság.

Ismeretes, hogy egy tetszőleges $f(t)$ időfüggvény sorba fejthető:

$$f(t) = \sum_{i=1}^{\infty} \xi_i l_i(t), \quad i=1,2,3 \dots, \quad (10)$$

ahol ξ_i az orthonormál függvény együtthatói, és az $l_i(t)$ orthonormál függvények eleget tesznek az alábbi feltételeknek:

$$\int_0^{\infty} l_i^2(t) dt = 1; \quad \int_0^{\infty} l_i(t) l_j(t) dt = 0; \quad \forall i \neq j \quad (11)$$

Feltételezzük továbbá, hogy az $f(t)$ függvény szakaszonként folytonos, és eleget tesz az alábbi feltételnek:

$$\int_0^{\infty} (f(t) - \sum_{i=1}^k \xi_i l_i(t))^2 dt < \varepsilon, \quad (12)$$

más szóval, a $\sum_{i=1}^N \xi_i l_i(t)$ kifejezést használjuk a tetszőleges $f(t)$ függvény közelítésére, ahol ε az approximáció hibája.

A gyakorlatban meglehetősen széles körben használják azokat az $l_i(t)$ Laguerre-függvényeket, melyek Laplace-transzformáltja egyszerű alakkal rendelkezik, mint például:

$$\int_0^{\infty} l_i(t) e^{-st} dt = \sqrt{2p} \frac{(s-p)^{i-1}}{(s+p)^i} \quad (13)$$

A (13) egyenletben a $p > 0$ együttható. A (13) egyenlet alapján meghatározható olyan differenciálegyenlet, amely eleget tesz a Laguerre-függvényekkel szemben támasztott követelményeknek:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{L}(t) &= [l_1(t) \quad l_2(t) \quad \dots \quad l_N(t)]^T \\ \mathbf{L}(0) &= \sqrt{2p} [1 \quad 1 \quad \dots \quad 1]^T \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

A (14) Laguerre-függvények alapján az alábbi differenciálegyenlet írható fel:

$$\dot{\mathbf{L}}(t) = \mathbf{A}_p \mathbf{L}(t), \text{ ahol } \mathbf{A}_p = \begin{bmatrix} -p & 0 & \dots & 0 \\ -2p & -p & \dots & 0 \\ \vdots & \dots & \ddots & \vdots \\ -2p & \dots & -2p & -p \end{bmatrix} \quad (15)$$

A (15) egyenlet megoldásai az $\mathbf{L}(t)$ Laguerre-függvények, amelyeket az alábbi mátrix exponenciális alakban számíthatunk ki:

$$\mathbf{L}(t) = e^{\mathbf{A}_p t} \mathbf{L}(0) \quad (16)$$

Könnyű belátni, hogy a zárt LTI irányítási rendszerek MPC alapú irányítása során a tranziens folyamat minden egyes periódusa alatt az $\mathbf{x}(t)$ becült optimális kimenet eléréséhez szükséges jövőbeli számított $\mathbf{u}(t)$ optimális irányítás egy adott állandó értékhez konvergál majd, vagyis, minden egyes $T_i \leq t \leq T_i + p$ diszkrét periódusban (mintavételezési ablakban) igaz, hogy $\dot{\mathbf{u}}(t) = 0$. Mindezek alapján teljesül, hogy:

$$\int_{T_i}^{T_i+p} \dot{\mathbf{u}}^2(t) dt < \infty \quad (17)$$

Az MPC irányítás jövőbeli számított $\mathbf{u}(t)$ optimális irányítása első, idő szerinti deriváltja Laguerre-függvények segítségével az alábbi alakban írható fel:

$$\dot{\mathbf{u}}(t) = \sum_{i=1}^{\infty} \xi_i l_i(t) = \mathbf{L}^T(t) \boldsymbol{\eta} \quad (18)$$

A (18) egyenletben $\boldsymbol{\eta} = [\xi_1 \quad \xi_2 \quad \dots \quad \xi_N]^T$ a Laguerre-együtthatók oszlopvektora. A továbbiakban feltételezzük, hogy az irányított rendszer MIMO típusú: a becült jövőbeli $\mathbf{x}(t)$ optimális kimeneti vektor q -dimenziós oszlopvektor, míg az optimális kimenet eléréséhez szükséges jövőbeli számított $\mathbf{u}(t)$ optimális irányítás r -dimenziós oszlopvektor.

Az UAVk, ahogyan más légi járművek is, valós fizikai környezetben hajtják végre a repülést, ahol $\mathbf{w}(t)$ külső zajok hatnak rá, mint például a légköri turbulencia, a levegő hőmérséklet változása, a levegő sűrűségének megváltozása, a környezeti statikus légnyomás megváltozása. A mért repülési jellemzők mérési folyamatában számolni kell az $\mathbf{n}(t)$ mérési zajokkal is.

A továbbiakban feltételezzük, hogy a külső $\mathbf{w}(t)$ zavarások és a $\mathbf{n}(t)$ mérési zajok nem korreláltak, zérus várható középértékű fehér zajok, vagyis:

$$\left. \begin{aligned} E \left\{ \frac{d\mathbf{w}(t)}{dt} \right\} &= 0; \quad E \left\{ \frac{d\mathbf{n}(t)}{dt} \right\} = 0 \\ E \left\{ \frac{d\mathbf{w}(t)}{dt} \frac{d\mathbf{w}^T(\tau)}{d\tau} \right\} &= W_w \delta(t - \tau); \quad E \left\{ \frac{d\mathbf{n}(t)}{dt} \frac{d\mathbf{n}^T(\tau)}{d\tau} \right\} = R_n \delta(t - \tau) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

ahol $E\{ \quad \}$ a várható érték operátor, $\delta(\quad)$ a Dirac-függvény; W_w és R_n rendre a külső zavarások és a belső zajok intenzitásai.

Ismeretes, hogy a MIMO LTI rendszer állapot- és kimeneti egyenlete az alábbi alakban is felírható [7][11]:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{w}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t) + \mathbf{n}(t) \end{cases} \quad (20)$$

Vezessünk be egy új $\mathbf{z}(t) = \dot{\mathbf{x}}(t)$ állapot-változót, amelynek deriváltja – felhasználva a (20) egyenletrendszer első egyenletét – a következő lesz:

$$\dot{\mathbf{z}}(t) = \ddot{\mathbf{x}}(t) = \frac{d}{dt}\{\mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{w}(t)\} \quad (21)$$

A (20) és a (21) egyenletrendszerek az alábbi módosított alakban írhatók fel:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{z}}(t) = \ddot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}_a\mathbf{X}(t) + \mathbf{B}_a\dot{\mathbf{u}}(t) + \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{w}}(t) \\ \dot{\mathbf{n}}(t) \end{bmatrix} \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}_a\mathbf{X}(t) \end{cases} \quad (22)$$

ahol:

$$\mathbf{X}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{z}(t) \\ \mathbf{y}(t) \end{bmatrix}; \quad \mathbf{A}_a = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{C} & \mathbf{0} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{B}_a = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{D} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{C}_a = [\mathbf{0} \quad \mathbf{I}] \quad (23)$$

A (23) egyenletben \mathbf{I} egy $q \times q$ méretű identitásmátrix. A (22) egyenletrendszer alapján könnyű belátni, hogy a rendszer irányítása most $\dot{\mathbf{u}}(t)$, míg a $\mathbf{y}(t)$ rendszer irányított kimenete pedig ugyanaz marad, mint volt a (20) eredeti rendszerdinamikában. A sztochasztikus külső és belső zavarások és zajok tulajdonságai miatt azoknak az MPC irányításra gyakorolt hatását elhanyagoljuk.

Feltételezzük, hogy a módosított rendszer bármely $t = T_i$ mintavételezési időpillanatában a módosított rendszer $\mathbf{X}(T_i)$ állapotvektora rendelkezésünkre áll. Tetszőleges jövőbeli $t = T_i + T$ mintavételezési (predikciós) időre a módosított állapotvektor $\mathbf{X}(T_i + T)$ – zavarásmentes esetet feltételezve – az alábbi alakban írható fel:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(T_i + T) &= e^{AT_i}\mathbf{X}(T_i) + \int_{T_i}^{T_i+T} e^{A(T_i+T-\beta)} \mathbf{B}\dot{\mathbf{u}}(\beta)d\beta = \\ &= e^{AT_i}\mathbf{X}(T_i) + \int_0^T e^{A(T_i-\gamma)} \mathbf{B}\dot{\mathbf{u}}(T_i + \gamma)d\gamma \end{aligned} \quad (24)$$

A becsült optimális irányítás $\dot{\mathbf{u}}(t)$ deriváltja az alábbi oszlopvektor alakban is felírható:

$$\dot{\mathbf{u}}(t) = [\dot{u}_1(t) \quad \dot{u}_2(t) \quad \dots \quad \dot{u}_r(t)]^T \quad (25)$$

A (20) egyenlettel megadott MIMO MPC irányítás bemeneti mátrixa felírható a következő sorvektor alakban:

$$\mathbf{B} = [B_1 \quad B_2 \quad \dots \quad B_r] \quad (26)$$

A (25) irányítási vektor rendezői az alábbi egyenlettel határozhatók meg:

$$\dot{u}_i(t) \cong \mathbf{L}_i^T(t)\boldsymbol{\eta}_i, \quad (27)$$

ahol: $\mathbf{L}_i^T(t) = [l_1^i(t) \quad l_2^i(t) \quad \dots \quad l_{N_i}^i(t)]$; $\boldsymbol{\eta}_i^T(t) = [\eta_1^i(t) \quad \eta_2^i(t) \quad \dots \quad \eta_{N_i}^i(t)]$, és N_i előre megfelelően megválasztott érték. A módosított állapotvektor $\mathbf{X}(T_i + T)$ becsült jövőbeli értékre a $t = T_i + T$ mintavételezési (predikciós) időben most a következő alakban adható meg:

$$\mathbf{X}(T_i + T) = e^{AT_i}\mathbf{X}(T_i) + \int_0^T e^{A(T_i-\gamma)} [B_1 L_1^T(\gamma) \quad B_2 L_2^T(\gamma) \quad \dots \quad B_r L_r^T(\gamma)] \boldsymbol{\eta} d\gamma, \quad (28)$$

ahol az $\boldsymbol{\eta}^T = [\eta_1 \quad \eta_2 \quad \dots \quad \eta_r]$ együttható oszlopvektor dimenziója $\sum_{i=1}^r N_i$. Az $\mathbf{y}(T_i + T)$ becsült kimeneti (mért) vektor felírható a következő módon is:

$$\mathbf{y}(T_i + T) = \mathbf{C}\mathbf{X}(T_i + T) \quad (29)$$

A (28) egyenletet konvolúciós módszerrel oldhatjuk meg, amely $(n + q) \times \sum_{i=1}^r N_i$ számú integrálegyenlet megoldását jelenti, ami rendkívül nagy számítási igényt jelent a gyakorlatban, ezért sokszor numerikusan oldják meg az egyenleteket. A i -edik bemenetnek megfelelő válaszokat a konvolúciós intergál alábbi analitikus megoldása:

$$\mathbf{I}_{int}(T_i)^i = \int_0^{T_i} e^{A(T_i-\gamma)} \mathbf{B}_i \mathbf{L}_i^T(\gamma) d\gamma \quad (30)$$

A (30) egyenletben $\mathbf{I}_{int}(T_i)^i$ egy $(n + q) \times N_i$ dimenziójú mátrix. A (30) egyenlet (28) egyenletbe történő behelyettesítése azt mutatja, hogy $1 \leq i \leq r$ esetén az $\mathbf{y}(T_i + T)$ becült kimeneti (mért) vektor kifejezhető a (30) alakban. Az $\mathbf{I}_{int}(T_i)^i$ mátrix alakja most:

$$\mathbf{A}\mathbf{I}_{int}(T_i) - \mathbf{I}_{int}(T_i)\mathbf{A}_p^T = -\mathbf{B}\mathbf{L}^T(T_i) + e^{A T_i} \mathbf{B}\mathbf{L}^T(0) \quad (31)$$

Az $\mathbf{I}_{int}(T_i)^i$ mátrix ismeretében $i = 1, 2, 3, \dots, r$ esetén az optimális pálya $\mathbf{X}(T_i + T)$, valamint az $\mathbf{y}(T_i + T)$ becült jövőbeli értéke már könnyen meghatározható.

A MPC irányítások tervezésekor rendszeroptimalási céllal integrálkritériumot (költségfüggvényt) használunk. A továbbiakban feltételezzük, hogy a teljes $0 \leq T_i \leq T + p$ predikciós horizonton az optimális pálya az $\mathbf{r}(T_i + T) = [r_1(T_i + T) \quad r_2(T_i + T) \quad \dots \quad r_q(T_i + T)]$ vektorral megadott. Az MPC irányítás alap gondolata: keressük azt az $\mathbf{u}(t)$ optimális becült jövőbeli irányítást, amely a becült jövőbeli $\mathbf{x}(T_i + T)$ rendszerkimenetet a legkisebb négyzetes értelemben a lehető legközelebb viszi az $\mathbf{r}(T_i + T)$ becült jövőbeli optimális pályához, más szóval, az optimális $\mathbf{u}(t)$ hatására az $\mathbf{e}(T_i + T) = \mathbf{r}(T_i + T) - \mathbf{x}(T_i + T)$ hibajel legkisebb négyzetes értelemben minimális lesz. A $\mathbf{u}(t)$ optimális irányítás minimálja az alábbi integrálkritériumot:

$$J = \int_0^{T+p} \{[\mathbf{r}(T_i + T) - \mathbf{y}(T_i + T)]^T \mathbf{Q}[\mathbf{r}(T_i + T) - \mathbf{y}(T_i + T)] + \dot{\mathbf{u}}^T(T) \mathbf{R} \dot{\mathbf{u}}(T)\} \rightarrow Min \quad (32)$$

A (32) egyenletben $\mathbf{Q} \geq 0$ PSD és $\mathbf{R} > 0$ PD négyzetes, diagonális súlyozó mátrixok, melyek elemeit a Bryson-szabályt felhasználva, esetleg az egységnyi azonos súlyozás elvét, vagy pedig a heurisztikus súlyozás módszerét alkalmazva állítjuk be. A [1][2][3][4][6][10] irodalmak szerint az MPC minőség alapvetően függ p értékétől (Laguerre-függvények pólusai), és N -től, más szóval, az orthonormál függvények számától, más szóval, a (32) integrálkritérium megfelelő súlyozó mátrixait nem feltétlenül szükséges megtalálnunk.

Ismeretes, hogy a (32) integrálkritérium az $\mathbf{y}(T_i + T)$ helyett támaszkodhat η -ra is. Feltételezzük, hogy az UAV optimális $r(t)$ trajektóriája nem változik a teljes $T + p$ predikciós horizonton (2. ábra), a minimálandó (32) költségfüggvény az alábbi alakra hozható:

$$J = \boldsymbol{\eta}^T \boldsymbol{\Pi} \boldsymbol{\eta} - 2\boldsymbol{\eta}^T \{\boldsymbol{\Psi}_1 \mathbf{r}(T) - \boldsymbol{\Psi}_2 \mathbf{X}(T)\} + \int_0^{T+p} \mathbf{w}^T(T_i + T) \mathbf{Q} \mathbf{w}(T_i + T) dT \rightarrow Min, \quad (33)$$

ahol:

$$\boldsymbol{\Pi} = \int_0^{T+p} \boldsymbol{\phi}(T_i) \mathbf{Q} \boldsymbol{\phi}^T(T_i) dT + \bar{\mathbf{R}}, \quad (34)$$

$$\boldsymbol{\Psi}_1 = \int_0^{T+p} \boldsymbol{\phi}(T_i) \mathbf{Q} dT, \quad (35)$$

$$\boldsymbol{\Psi}_2 = \int_0^{T+p} \boldsymbol{\phi}(T_i) \mathbf{Q} \mathbf{C} e^{A T} dT, \quad (36)$$

$$\bar{\mathbf{R}} = \text{diag}(\lambda_i \cdot \mathbf{I}_{N_i \times N_i}), \quad (37)$$

ahol λ_i a módosított rendszer \mathbf{A} állapot-mátrixának sajátértékei, és $\mathbf{I}_{N_i \times N_i}$ egy $N_i \times N_i$ dimeziójú identitásmátrixot jelöl.

A (33) költségfüggvény minimum – a korlátozások teljes hiánya mellett – a legkisebb négyzetes módszer segítségével számítható, vagyis:

$$\boldsymbol{\eta} = \Pi^{-1}\{\boldsymbol{\Psi}_1 \mathbf{r}(T) - \boldsymbol{\Psi}_2 \mathbf{X}(T)\}, \quad (38)$$

míg az irányító vektor becült jövőbeli vektorának deriváltja

$$\dot{\mathbf{u}}(T) = \begin{bmatrix} L_1^T(0) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & L_2^T(0) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & L_r^T(0) \end{bmatrix} \Pi^{-1}\{\boldsymbol{\Psi}_1 \mathbf{r}(T) - \boldsymbol{\Psi}_2 \mathbf{X}(T)\} \quad (39)$$

lesz. Az $\mathbf{u}(t)$ becült optimális jövőbeli irányítást a (39) egyenlet integrálásával kapjuk, vagyis:

$$\mathbf{u}(t) = \int_0^t \dot{\mathbf{u}}(T) dT \quad (40)$$

A folytonos MPC irányítás stabilitását a (34) végállapotú súly megfelelő megválasztása biztosítja. Az MPC irányítás tervezésekor bevezetett négyzetes integrálkritériumban szereplő $\mathbf{x}(t)$, $\dot{\mathbf{u}}(T)$, és az $\mathbf{u}(t)$ változók lehetnek korlátosak is, legyen például:

$$\dot{\mathbf{u}}_{min}(T_i + T) \leq \begin{bmatrix} L_1^T(T_i) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & L_2^T(T_i) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & L_r^T(T_i) \end{bmatrix} \boldsymbol{\eta} \leq \dot{\mathbf{u}}_{max}(T_i + T) \quad (41)$$

A (41) egyenlet egy lineáris egyenlőtlenségi egyenletrendszert határoz meg, ahol T_i , $i = 1, 2, 3, \dots$ azokat a diszkrét időpontokat jelöli, amelyeken az $\dot{\mathbf{u}}(T)$ deriváltat számítjuk. Mivel $L_k(T)$; $k = 1, 2, 3, \dots, r$ exponenciális függvényeket jelöl, amelyek biztosítják az $\dot{\mathbf{u}}(T_i + T)$ derivált vektor exponenciális lecsillapodását, ezért elegendő az MPC irányítás tervezésének kezdetén a teljes $T + p$ predikciós horizontra korlátokat bevezetni. Az $\mathbf{u}(T_i + T)$ optimális becült irányító jelre adjuk meg a következő korlátot:

$$\mathbf{u}_{min}(T_i + T) \leq \begin{bmatrix} \int_0^{T_i} L_1^T(\gamma) d\gamma & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \int_0^{T_i} L_2^T(\gamma) d\gamma & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \int_0^{T_i} L_r^T(\gamma) d\gamma \end{bmatrix} \boldsymbol{\eta} + \mathbf{u}(T_i - T) \leq \mathbf{u}_{max}(T_i + T), \quad (42)$$

ahol $\mathbf{u}(T_i - T)$ az előző predikciós időpontban adja meg az optimális irányítást.

Számítógépes szimulációk tapasztalatai alapján, amelyeket előre kiválasztott p és N értékekre hajtottak végre, a (42) egyenlet főátlóján álló véges horizontú integrálok az alábbi alakban írhatók fel:

$$\int_0^{T_i} L_k(\gamma) d\gamma = [\mathbf{A}_p^{-1}(e^{\mathbf{A}_p T_i} - \mathbf{I})\mathbf{L}(0)]^T, \quad (43)$$

ahol \mathbf{A}_p a (15) egyenletben megadottak szerint számítható.

Megadott T_i predikciós időpontokra a (42) egyenlet egy lineáris, egyenlőtlenségi korlátozásokból álló egyenletrendszer határoz meg:

$$\mathbf{u}_{min}(T_i + T) \leq e^{A_p T_i} + [\mathbf{I}_{int}^1(T_i) \quad \mathbf{I}_{int}^2(T_i) \quad \dots \quad \mathbf{I}_{int}^r(T_i)]\boldsymbol{\eta} \leq \mathbf{u}_{max}(T_i + T), \quad (44)$$

és így az MPC irányítás $\mathbf{x}(T_i)$ becslt kimenete a következő összefüggés alapján számítható:

$$\mathbf{x}_{min}(T_i + T) \leq e^{A_p T_i} + [\mathbf{I}_{int}^1(T_i) \quad \mathbf{I}_{int}^2(T_i) \quad \dots \quad \mathbf{I}_{int}^r(T_i)]\boldsymbol{\eta} \leq \mathbf{x}_{max}(T_i + T) \quad (45)$$

A bemutatott eljárás feltételezi, hogy bármely $t = T_i$ mintavételezési időpillanatban az egyes állapotváltozók mérhetőek és ismertek. Sok esetben azonban nem tudjuk, vagy egyszerűen csak nem célszerű az MPC irányítás összes állapotváltozóját mérni, ezért az egyes $\mathbf{x}(T_i)$ változókat becsléssel célszerű megállapítani. A folytonos MPC irányítás egyenlete az egyes változók becslt értékeire most a következő alakban adhat meg:

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{J}_{obs}[\mathbf{y}(t) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t)] \quad (46)$$

A (46) egyenletben $\hat{\mathbf{x}}(t)$ az $\mathbf{x}(t)$ becslt kimeneti jel becslése, és \mathbf{J}_{obs} a becslő offline, rekurzív számított erősítési mátrixa. Más szóval, ebben az esetben nem szükséges a Ricatti-féle mátrix-egyenlet megoldására.

A becslt irányító bemenet $\mathbf{u}(t)$ deriváltját az MPC optimális stratégia megoldása adja, míg a becslőt a Kalman-féle LQE feladat megoldása adja. Feltételeve, hogy az UAV térbeli mozgását leíró állapotterezes modell $(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D})$ mátrixai egy teljesen irányítható, és teljesen megfigyelhető dinamikus rendszert határoznak meg (\mathbf{A}, \mathbf{B}) , és (\mathbf{A}, \mathbf{C}) mátrixpáronként, az \mathbf{J}_{obs} mátrix az optimális becslő (LQE) tervezési módszere segítségével megtervezhető úgy, hogy a becslés $\mathbf{e}(t) = \mathbf{x}(t) - \hat{\mathbf{x}}(t)$ hibajele állandósult állapotban exponenciális függvény szerint aszimptotikusan lecsillapodjon, és $t \rightarrow \infty$ esetén az értéke minimális (zérus) legyen [1][2][3][4][6][10].

KISMÉRETŰ UAV MPC ALAPÚ IRÁNYÍTÁSA

A [11][12] irodalmakban is bemutatott, és használt UAV modellt felhasználva tervezzünk olyan MPC szabályozót, amely képes az UAVt egy előre megadott új repülési üzemmódba (új helyzetbe, új repülési pályára) átvinni oly módon, hogy a predikciós hiba minimális értéket vegyen fel.

Ismeretes, hogy a Trainer-60 'Boomerang' SUAV oldalirányú mozgásának modellje a egyenletek alapján a következő alakban írható fel [11][12]:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{p} \\ \dot{r} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,7724 & 0 & -18,9671 & 9,0867 \\ 1,9247 & -19,9149 & 7,7565 & 0 \\ 69,1314 & -23,8689 & -2,5966 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ p \\ r \\ \phi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 2,2582 \\ -23,8289 & 1,5015 \\ -11,7532 & -15,2855 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_a \\ \delta_r \end{bmatrix} \quad (47)$$

A (47) állapotegyenlet alapján a kisméretű UAV oldalirányú, rövidperiodikus mozgásának dinamikus modellje a következő alakban írható fel [11][12]:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{Ax} + \mathbf{Bu} = \begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -19,9149 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ \phi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -23,8289 \\ 0 \end{bmatrix} \delta_a \quad (48)$$

A (48) egyenlet ideális, zavarásmentes repülési állapotot ír le. Könnyű belátni, hogy számos valós repülési helyzetben azonban nem kerülhetjük meg a külső környezet (pl. légköri turbulencia) modellezését, és a tervezések során azok figyelembe vételét. Ebben az esetben a (48) egyenlet a következő alakot veszi majd fel:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{Ax} + \mathbf{Bu} = \begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -19,9149 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ \phi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -23,8289 \\ 0 \end{bmatrix} \delta_a + Y_d d \quad (49)$$

Feltételezzük, hogy a (49) egyenletben a külső zavarás az alábbi tagon át befolyásolja a rendszer kimeneti (szabályozott) jellemzőjét:

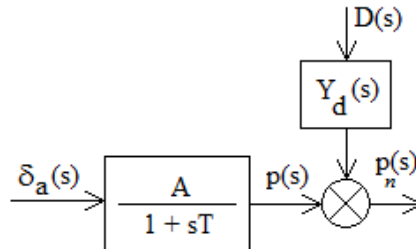
$$Y_d(s) = \frac{0,1}{0,01s+1} \quad (50)$$

Az (50) átviteli függvény arányos-, egytárolós tagot ír le, és alul-áteresztő szűrőként, kis-, és közepes frekvenciatartományon is csillapítja a ‘bemenet’ (külső zavarás) amplitúdóját, míg nagyfrekvenciás tartományban a csillapítás egyre inkább kiteljesedik, egyre inkább ‘kiszűri’ a külső zavarást.

A (49) egyenlet Laplace-transzformáltja – zérus kezdeti feltételek mellett – a következő alakban írható fel:

$$p_n(s) = \frac{A}{1+sT} \delta_a(s) + Y_d(s)D(s) = \frac{1,1965}{0,0502s+1} \delta_a(s) + \frac{0,1}{0,1s+1} D(s) \quad (51)$$

Az (51) egyenlet alapján, az UAV nyílt hatásláncú viselkedését a 3. ábra adja meg.



3. ábra Kisméretű UAV oldalirányú, rövidperiodikus mozgásának nyílt hatásláncú irányítása (saját szerkesztés)

Feltételezzük, hogy az UAV összeütközés elkerülő manőver közben irányyszög változtatást kell végrehajtson. Könnyű belátni, hogy ilyen repülési helyzetben az UAV-val szemben támasztott alapvető követelmény, hogy képes legyen a dőlési szögét minél gyorsabban megváltoztatni.

Legyen az UAV orsózó mozgását irányító zárt szabályozás bemenete a következő követendő pályamodell:

$$p_m(t) = 5 * 1(t) \text{ °/s} \quad (52)$$

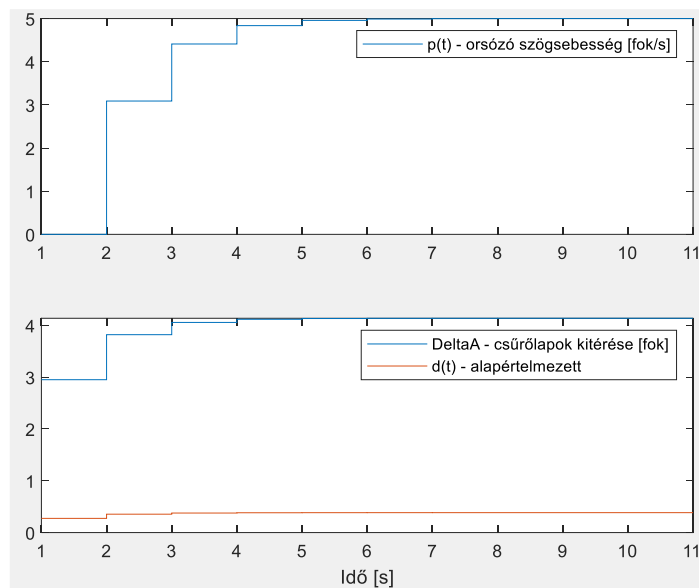
A 3. ábrán látható SUAV nyílt hatásláncú irányítási rendszer számára tervezzünk MPC szabályozót, amely biztosítja, hogy az UAV zárt szabályozási rendszere eleget tesz a [9] irodalomban bemutatott irányítástechnikai minőségi jellemzőknek.

Az MPC szabályozó tervezése során az alábbi paramétereket választottam [13][14]:

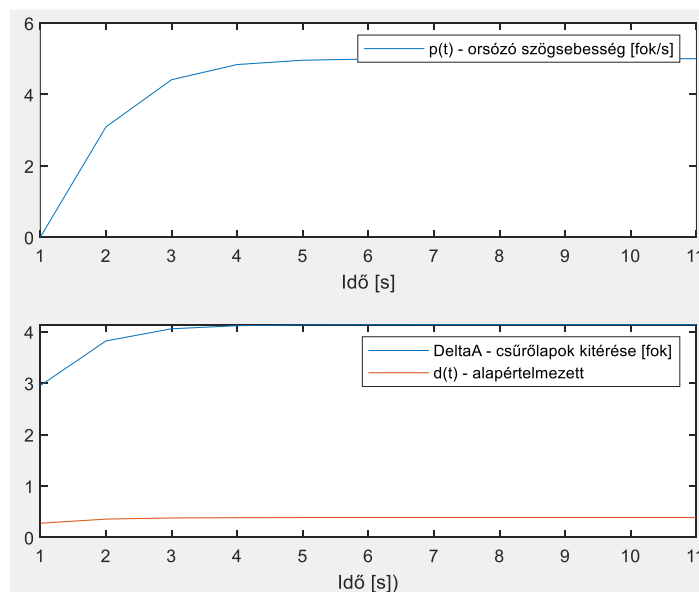
1. A dőlési szögsebesség referencia értéke: 5 °/s;
2. Mintavételezési idő: $\Delta t = 0,1$ s;

3. Tranziens idő: $t_s = 6$ s;
4. Modell horizont, N : $N\Delta t = t_s$; $N = 60$;
5. Irányítási horizont, M : $M = 5$;
6. Predikciós horizont, P : $P = 50$;
7. Súlyozó mátrix: $\mathbf{Q} = 1$;
8. Súlyozó mátrix: $\mathbf{R} = [1 \ 1]$.

Az (52) követendő referencia jel, és a fent közölt tervezési beállítások (M, P, Q, R) segítségével a MATLAB® Predictive Control Toolbox cmpc.m beépített segédfüggvénye segítségével elvégeztem az MPC szabályozó tervezését. Az UAV orsózó mozgását irányító zárt szabályozó rendszer időtartománybeli viselkedését a 4. (lépcsős nyomtatási opció), és az 5. ábra (alapértelmezett nyomtatási opció) mutatja be [13][14].



4. ábra Kisméretű UAV oldalirányú, rövidperiodikus mozgásának nyílt hatásláncú irányítása (MATLAB-script: Szabolcsi R.)



5. ábra Kisméretű UAV oldalirányú, rövidperiodikus mozgásának nyílt hatásláncú irányítása (MATLAB-script: Szabolcsi R.)

A 4., és az 5. ábrán is jól látható, hogy az UAV MPC zárt irányítási rendszer stabilis viselkedésű, és a megadott tranziens idő alatt eléri a modell (referencia) orsózó szögsebesség értéket, eleget téve a [9] irodalomban bemutatott minőségi követelményeknek.

Az UAV zárt szabályozási rendszere minőségi jellemzőinek hangolása az M , a P , a Q és az R paraméterek megfelelő megválasztásával lehetséges. A súlyozás Q és R mátrixainak beállítása során, ha az egyes állapotváltozókról, illetve a bemeneti jellemzőkről *a priori* adatok állnak rendelkezésre, akkor a Bryson-szabály jól használható a mátrixok első beállítására. Ha ilyen adatokkal nem rendelkezünk, akkor az egységnyi súlyozás elvét, majd ezt követően a heurisztikus hangolási módszert alkalmazzuk.

Megemlíteni szükséges, ha az M irányítási horizont értékét növeljük, akkor egyre növekszik az UAV zárt szabályozási rendszerének lengési hajlama, és egyre inkább növekszik a számítási igény is, ami valós idejű rendszerekben sokszor nem megengedhető értéket vehet fel, tehát célszerű az ökölszabályként javasolt $5 \leq M \leq 20$ értéktartomány kisebb értékeit felvenni.

ÖSSZEFOGLALÁS, KÖVETKEZTETÉSEK

A szabályozási rendszerek előzetes, számítógépes tervezése a mérnöki-, tervezői gyakorlatban, széles körben alkalmazott, mert lényeges mértékben lerövidíti a projektek futamidejét, javítja úgy a tervezés hatékonyságát, mint a költséghatékonyságot.

A modell-alapú, előzetes tervezések során számos tervezési módszer áll rendelkezésünkre, amelyek közül az UAV rendeltetésének leginkább megfelelő tervezési eljárást kell kiválasztanunk. Nem célszerű például egy légi célként használt UAV robotpilótájaként túlságosan szofisztikált rendszert alkalmazni, ha egy egyszerűbb robotpilóta is megfelel az elvárásoknak, hiszen egy sikeres repülés alkalmával az UAVt találat éri majd, és megsemmisül. Ha viszont olyan környezetben szeretnénk működtetni az UAVt, amelyben még a normál repülési üzemmódok végrehajtása is kihívásnak számít, akkor természetesen minden olyan módszert, eljárást, és eszközt alkalmaznunk kell, amelyek biztosítják az UAV repüléseinek előírt szintű repülésbiztonságát.

A szabályozótervezés időigénye 0,006 s (6 ms) volt. Könnyen belátható, hogy a légijárművek, többek között, az UAVk holtideje is, melynek tipikus értéke (0,01–0,1) s, nagyobb, mint a számításokhoz szükséges idő. Más szóval, az aerodinamikai kormányzással bíró légi járművek holtideje alatt a számítógépes szabályozótervezés akár valós időben is végrehajtható. A számítások pontossága $1,4 \cdot 10^{-14}$ %, ami meglehetősen nagy számítási pontosságot jelent.

A cikkben a szerző egyváltozós UAV modellekre támaszkodott. Magától értetődik, hogy a cikkben bemutatott elméleti megfontolások kiterjeszthetőek, és alkalmazhatóak többváltozós (MIMO) dinamikus UAV modellekre is.

Az MPC tervezés során a MATLAB® `cmpc.m` beépített segédfüggvénye lehetővé teszi, hogy alapértelmezett, determinisztikus zavarásokat vegyünk figyelembe, amit a program automatikusan generál. Ha szükséges a külső, vagy a rendszer belső zajainak sztochasztikus viselkedését is figyelembe venni, akkor ezeket, az alapértelmezett zavarástól eltérő véletlen jeleket létre kell hozni, és a `cmpc.m` parancssorban értelemeszerűen hivatkozni szükséges.

Az MPC szabályozó MATLAB® `mpc` .m beépített segédfüggvényére épülő tervezéskor megadhatunk úgy a bemeneti vektor rendezőire, mint a dinamikus modell állapotváltozóira meghatározott korlátozásokat is.

FELHASZNÁLT IRODALOM

- [1] Rawlings, J.B.: Tutorial Overview of the Model Predictive Control. *IEEE Control Systems Magazine*, 20(3), 38 2000. DOI: <https://doi.org/10.1109/37.845037>
- [2] Löfberg, J. (2001): *Linear Model Predictive Control – Stability and Robustness*. Linköping University, Division of Automatic Control.
- [3] Maciejowski, J.M.: *Predictive Control with Constraints*. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2002.
- [4] Seeborg, D. E. et al. (2005): *Process Dynamics and Control*. John Wiley & Sons, Inc., 2nd Edition.
- [5] Békési Bertold, Szegedi Péter: *Preliminary Design of Controller of Longitudinal Motion of the Unmanned Aerial Vehicle Using LQR Design Method*. Proceedings of the 10th International Conference: Transport Means 2006, Kaunas, Lithuania, pp. 324-327.
- [6] Raemaekers, A.J.M.: *Design of a model predictive controller to control UAVs*. DCT 2007.141, Technical University of Eindhoven, 2007.
- [7] Prof. Dr. Szabolcsi Róbert (szerk.): *Modern automatikus repülésszabályozó rendszerek*. Budapest: Zrínyi Miklós Nemzetvédelmi Egyetem, 2011. 415 p. ISBN: 978-963-7060-32-8.
- [8] Békési Bertold, Wühl Tibor: *Redundancy for micro UAVs – control and energy system redundancy*. Proc. of the International Conference Deterioration, Dependability, Diagnostics 2012, Brno, Czech Republic, pp. 123-130. (ISBN:978-80-7231-886-5).
- [9] R. Szabolcsi, Lateral/Directional Flying Qualities Applied in UAV Airworthiness Certification Process. *Land Forces Academy Review*, 3/2014:(75) pp 336-346, 2014.
- [10] Dávid László, György Katalin, Kelemen András: Comparisons Between Applied Model Predictive Control, State Dependent Riccati Equation, and Finite Horizon Discrete Optimal Control Algorithms. *V. Műszaki Tudományos Ülésszak, Kolozsvár, 2014. Műszaki Tudományos Közlemények 2.*, pp. 61-74.
- [11] Prof. Dr. Szabolcsi Róbert: *Légi robotok automatikus repülésszabályozása*. Budapest: Óbudai Egyetem, Bánki Donát Gépész és Biztonságtechnikai Mérnöki Kar, 2016. 478 p. ISBN: 978-615-5460-23-4.
- [12] Prof. Dr. Róbert Szabolcsi: Optimal PID Controller Based Autopilot Design and System Modelling for Small Unmanned Aerial Vehicle. *Review of the Air Force Academy*, No.3 (38)/2018, pp. 43-58. DOI: <https://doi.org/10.19062/1842-9238.2018.16.3.6>
- [13] MATLAB® R2018b, User's Guide, The MathWorks, 2018.
- [14] MATLAB® R2018b Model Predictive Control Toolbox, User's Guide, The MathWorks, 2018.

MODEL PREDICTIVE CONTROL OF THE SMALL UAV

Recently there are many new UAV applications changing the attitude of the common drone users. There is a drone taxi concept about the tourists' sightseeing activity in urban and habited area, or, a flying motorcycle concept planning to deliver to the police or to the firefighters to enhance their transport capabilities. There is a common trend, and the requirement at the same time, to improve flying capabilities of the UAVs (like flight time, or flight range). The newest UAV applications predict more busy airspace requiring collision avoidance capability of the UAVs both in UAV vs UAV, and in UAV vs non-UAV relationship. The purpose of the author is to prove that model predictive control (MPC) concept may serve very effectively if there is a task to track a pre-defined flight path of the UAV.

Keywords: UAV, collision avoidance, model predictive control

Prof. Dr. habil. Szabolcsi Róbert (PhD)
Egyetemi tanár
Óbudai Egyetem
Bánki Donát Gépész- és Biztonságtechnikai Mérnöki Kar
Mechatronikai és Járműtechnikai Intézet
szabolcsi.robert@bgk.uni-obuda.hu
orcid.org/0000-0002-2494-3746

Dr. Szabolcsi Róbert (PhD)
Full professor
Óbuda University,
Donát Bánki Faculty of Mechanical and Safety Engineering
Institute of Mechatronics and Vehicle Engineering
szabolcsi.robert@bgk.uni-obuda.hu
orcid.org/0000-0002-2494-3746



<http://journals.uni-nke.hu/index.php/reptudkoz/article/view/228/40>

