XIV. FIATAL MŰSZAKIAK TUDOMÁNYOS ÜLÉSSZAKA

Kolozsvár, 2009. március 26-27.

MOBIL ROBOT NAVIGÁCIÓS BECSLÉSI TECHNIKÁK

TAMÁS Levente, LAZEA Gheorghe, MAJDIK András, SZÉKELY Zoltán

Abstract

This paper presents position estimation techniques used in the mobile robot navigation field. In the first part the recent filtering algorithms are presented based on the Kalman filter such as the Extended Kalman Filter, the Unscented Kalman Filter or the Unscented Particle Filter. The second part of the paper contains the analyses for the presented algorithms.

Key words:

Gaussian filters, position estimation techniques, particle filters

Összefoglalás

A dolgozatban témája a navigációban használatos pozíció becselő algoritmusok közül néhány új típusú algoritmus bemutatása valamint kiértékelése. A dolgozat első felében a lineáris és kiterjesztett Kalman szűrő mellett bemutatja az Unscented transzformációra alapozó Unscented Kalman szűrőt valamint a Unscented részecske szűrőt. A dolgozat második fele az algoritmusok kiértékelését tartalmazza.

Kulcsszavak:

Gauss típusú szűrő, pozíció becslés, részecske szűrők

1. Bevezetés

A navigációs applikációkban az egyik legfontosabb szerepet a helymeghatározás, a pozíció becslése jelenti[1]. Ezekre az alkalmazásokra jellemző, hogy egyidőben több típusú szenzor is információt ad a külvilágról. Sajnos a mért információk legtöbb esetben olyan mértékben telítettek zajjal, hogy nem lehet teljes mértékben rájuk alapozni a pozíció becslést. Ehhez nyújt alternatívát a Kalman szűrőkre alapozó algoritmusok[2][3], amelyek egy priori rendszer modell alapján megpróbálják a becslési hibát minimálisra csökkenteni. Ugyanakkor a felhasználásukkal a több forrásból beérkező információt is egyszerre lehet hasznosítani.

2. Kiterjesztett Kalman Szűrő (KKSZ)

A valós alkalmazásokban ritkán lehet tiszta lineáris rendszerekkel dolgozni, helyettük a nemlineáris rendszerek vannak elterjedve[4][5]. Több fontos alkalmazása is a Kalman szűrőnek a nemlineáris rendszerek esetében történt [7].

A nemlineáris rendszer megfelelő linearizálása esetében a lineáris Kalman szűrő alkalmazható. Az így kapott algoritmus a Kiterjesztett Kalman szűrő (KKSZ). A KKSZ már nem lesz optimális becselő,

habár az optimális lineáris becslő a hiba négyzetes minimumát tekintve.

Az $F(k)$ és $H(k)$ mátrixok linearizálása az állapot vektor és a bemeneti vektor szerint történik. Ezek a deriváltak gyakran nem konstansok, az idő illetve az állapot függvényei, ami azt jelenti, hogy minden becslési ciklusban újra kell őket számolni, ami eléggé megnöveli az algoritmus futási idejét. Ugyanakkor a szűrő megfelelő inicializálás nélkül divergens lehet [6][8].

A KKSZ legnagyobb kihívása a Jakobián mátrixok számolása valamint a megfelelő rendszer zaj kiválasztása. Ugyanakkor a linearizálás folyamata során megtörténhet, hogy az állapotvektor átlaga eltér a linearizált átlagtól, ami a végső becslés eltolódását eredményezheti.

3. Unscented Kalman Szűrő (UKSZ)

Az UKSZ egy deriválás nélküli alternatíva a Kalman szűrőre nézve. Az algoritmust Julier [8] ismertette, majd továbbfejlesztette paraméter becslésre Merwe [9].

Julier és Uhlmann rámutatott az előnyeire az UKSZ a nemlineáris becslés terén. Az alapvető különbség az KKSZ és a UKSZ közt a Gauss random változók (Grv) propagálása egy nemlineáris rendszerben. Amíg a KKSZ a Grv analitikusan van propagálva a rendszer első fokú linearizált egyenletein keresztül, addig az UKSZ ezt egy determinisztikus mintahalmazzal valósítja meg.

Az állapot disztribúciója ebben az esetben is jellemezhető a Grv-l, azonban a disztribúciót egy ponthalmaz írja le amit szigma pontoknak neveznek. Ezek a szigma pontok tartalmazzák a nemlineáris rendszer állapotának a helyes átlagértékét valamint kovarianciáját, ami a UKSZ egy másodfokú Gauss szűrővel teszi egyenértékűvé.

A reprezentatív ponthalmaz ötlete amely képes a középértékét valamint a kovarianciáját magába foglalni egy nemlineáris rendszernek nem új: a Monte-Carlo típusú módszerek [10] is erre alapoznak. Azonban van egy lényeges különbség: a szigma pontok nem véletlenszerűen vannak kiválasztva, hanem determinisztikus módon [10].

Az n dimenziós x vektor az $\bar{x}$ átlagértékkel valamint a P_{xx} kovarianciával megközelíthető $2n + 1$ súlyozott szigma ponttal a következő módon:

$$\begin{aligned} X_0 &= \bar{x} & W_0 &= k / (n + k) \\ X_i &= \bar{x} + \left(\sqrt{(n + k) P_{xx}} \right)_i & W_i &= 1 / 2(n + k) \\ X_{i+n} &= \bar{x} - \left(\sqrt{(n + k) P_{xx}} \right)_i & W_{i+n} &= 1 / 2(n + k) \end{aligned}$$

ahol k paraméter meghatározza a pontok szórását a $\bar{x}$ középértéktől számítva, valamint a i $\left(\sqrt{(n + k) P_{xx}} \right)_i$ oszlopot jelöli a mátrix négyzetgyökeinek.

A transzformáció a nemlineáris rendszerben a szigma pontok propagálásával történik:

$$Z_i = f[X_i]$$

4. Unscented Részecske Szűrő(URSZ)

A nemlineáris becslési problémára nincs általános analitikus megoldás. Az egy pontban történő Gauss típusú approximáció(KKSZ), vagy a többpontos approximáció (UKSZ) praktikus megoldást jelentenek a hiba négyzetét tekintve. A *részecske szűrő (RSZ)* numerikus megközelítéssel oldják meg a Bayes optimum problémáját[10]. Minden részecskéhez egy *javasolt eloszlást* $q(x_{0:k} | Z^k)$ társítanak egy *fontossági súllyal*.

Az első alkalmazásokban is elterjedt részecske szűrő a Bootstrap szűrő volt amely a priori eloszlást használja a javasolt eloszlásként a következő formában:

$$p(x_k^i | x_{0:k-1}^i, Z^k) \approx N(\hat{x}_{k|k}^i, \mathbf{P}_{k|k}^i), \quad i = 1, \dots, N.$$

amely sajnos nagy hibákat vezethet be abban az esetben ha kevés az átfedés a priori eloszlás valamint az elvárt eloszlás között, így az utolsó mérés nem lesz befolyással a becslésre [9].

Ez áthidalható a UKSZ beépítésével a URSZ-be annak érdekében, hogy egy pontosabb becslést adjon a javasolt eloszlásra:

$$q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, Z^k) \approx N(f(x_{k-1}^i), \mathbf{Q}_{k-1})$$

Az így kapott szűrő algoritmus az Unscented Részecske Szűrő [11].

A részecskék száma az állapotvektor méretétől függ. Egy nagy N választása jó hatással van a becslés pontosságára, azonban megnöveli a számítás igényt.

5. A szűrő algoritmusok kiértékelése

A bemutatott szűrők tulajdonságait tartalmazza ez a rész. A teszt metrikájaként a hiba négyzetének átlagolt négyzetgyökét tekintettük(RMSE) valamint az algoritmus futási idejét. A tesztek eredményei a Táblázat I vannak összefoglalva tipikus értékeket feltüntetve. Az algoritmusok *Matlab* pszeudó programozási nyelvben voltak megírva, valamint a Matlab crosscompiler-el átfordítva C++ nyelvre és abban tesztelve. A teszt P4-es számítógépen történt, Linux operációs rendszer alatt.

A teszt eredmények alapján elmondható, hogy az algoritmusok futási ideje növekszik az KKSZ-től az UKSZ valamint a URSZ fele. A legjobban a becslési pontosság szempontjából a URSZ 200 részecskével teljesített, habár ebben az esetben volt a legnagyobb a futási idő is.

Kompromisszumot jelenthet a URSZ 20 részecskével. A megfelelő részecske szám kiválasztása az applikációtól valamint a specifikációktól függ.

1 táblázat. Szűrő algoritmusok összehasonlítása

Algoritmus	RMSE	Futási idő (s)
KKSZ	0.381	0.031
UKSZ	0.126	0.05
URSZ20	0.061	0.98
URSZ200	0.005	9.51

6. Következtetések / Összefoglaló

A multiszenzoriális rendszerekben a több forrásból beérkező információ használata komplex folyamat, amely után többlet információ érhető el. Ehhez olyan algoritmusokra van szükség mint a Kalman szűrő, vagy ennek a kiterjesztései. A kialakult különböző kiterjesztései a Kalman szűrőnek főleg a nemlineáris rendszerek esetében terjedt el. A bemutatott változatok különböző megközelítésből próbálják a nemlineáris becslés problémáját bemutatni. A dolgozatban bemutatott algoritmusok futási idő illetve a becslési hiba szempontjából voltak kielemezve.

További lehetőségként az algoritmusok valós időben történő tesztelése van kitűzve.

Irodalom

- [1] Y. Bar-Shalom and X. Li, *Estimation and Tracking—Principles, Techniques and Software*. Norwood, MA: Artech House, 1993
- [2] Jetto, L., Longhi, S., & Venturini, G. (1999). "Development and experimental validation of an adaptive extended Kalman filter for localization of mobile robots". *IEEE Robotics and Automation*. 15.
- [3] R. E. Kalman. "A new approach to linear filtering and prediction problems." *Transactions of the ASME—Journal of Basic Engineering*, 82(Series D):35–45, 1960
- [4] P.S. Maybeck. *Stochastic Models, Estimation and Control*, Vol. I. Academic Press, 1979
- [5] "Special issue on the applications of the Kalman filter". *IEEE Trans. Automatic Control*, 28(3), 1983
- [6] S.J. Julier and J. K. Uhlmann: "A new approach for filtering nonlinear systems." *Proceedings of the American Control Conference*, 1995
- [7] E. A. Wan and R. van de Merwe: "The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation." *Proc. of Symposium on Adaptive Systems for Signal Processing, Communication and Control*, 2000, IEEE
- [8] V. S. Zaritskii: "Monte-Carlo techniques in problems of optimal information processing." *Automation and Remote Control*, 1975
- [9] N.J. Gordon, D.J. Slamond, A.F.M. Smith, "Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation", *IEEE Proc. F* 140(2) (April 1993) 107–113
- [10] A. Farina, B. Ristic, "Tracking a ballistic target: Comparison of several nonlinear filters", *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 38 (3) (July 2002) 854–867
- [11] R. van der Merwe, N. de Freitas, A. Doucet, E. Wan, "The unscented particle filter", Technical Report CUED/FINFENG/ TR380, Engineering Department, Cambridge University, August 2000

Prof. LAZEA Gheorghe valamint **TAMÁS Levente** és **MAJDIK András** dok. hallgató

Kolozsvári Műszaki Egyetem, Automatizálás Kar, RO

Email: {gheorghe.lazea; levente.tamas, andras.majdik}@aut.utcluj.ro

SZÉKELY Zoltán dok. hallgató

Purdue University Calumet, Automatizálás Kar USA.

Email: zsekely@calumet.purdue.edu