

Időkésés adatalapú identifikációja SINDy algoritmus segítségével

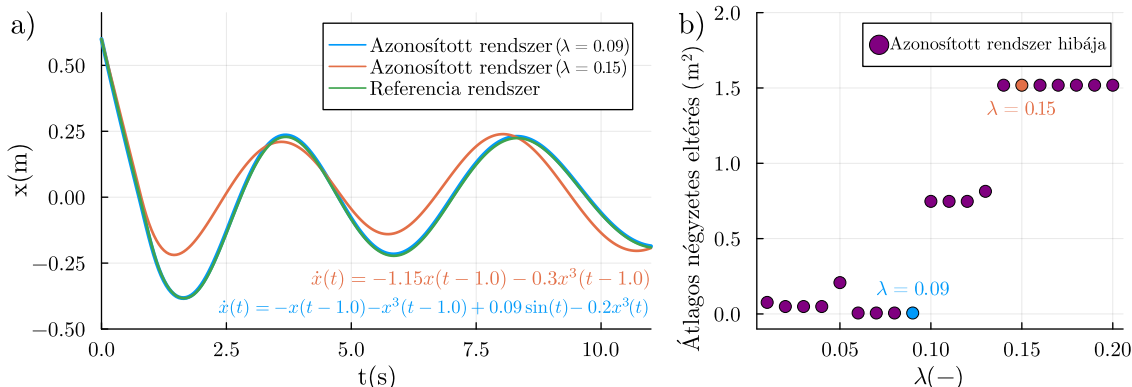
Köpeczi-Bócz Ákos Tamás¹, Sykora Henrik² és Takács Dénes^{1,3}

¹Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem, Gépészmérnöki kar, Műszaki Mechanikai Tanszék
kopeczi@mm.bme.hu

²University of Southampton, Institute of Sound and Vibration Research, UK
h.t.sykora@soton.ac.uk

³ELKH-BME Gépek Dinamikája Kutatócsoport
takacs@mm.bme.hu

Az utóbbi években a mérési eszköztárunk bővülésének (pl. képfeldolgozás, okostelefonok szenzorjai, stb.) köszönhetően az adatalapú modellalkotás jelentős teret nyert. A számítógépek, illetve statisztikai és gépi tanulási módszerek fejlődése lehetővé teszi a hatékonyabb adatfeldolgozást és modell feltárást. A dinamikai rendszerek által leírt jelenségek feltárása során a tudományos gépi tanulás [1] kifinomultabbá tette a modellalkotást a fizikai ismeretek által támogatott keretrendszerek segítségével. A munkánk során időkésés jelenlétében vizsgálunk egy ilyen módszert, amelyet *Nemlineáris dinamika ritka tagú azonosításának* (angolul röviden SINDy) nevezhetünk. A módszer alapötletét Brunton és társai [2] dolgozták ki 2016-ban. Jelen kutatásban ezt a módszert módosítottunk, hogy időkéseleltetett rendszerek mögött rejlő dinamikát is feltárhassunk. Ismert paraméterű késleltetett dinamikai rendszerek szimulációinak segítségével numerikusan megvizsgáljuk a módszer használhatóságának előfeltételeit és korlátait. A módszer robusztusságának vizsgálatához sztochasztikus hatást is figyelembe veszünk. Az algoritmust a szakaszosan vizsgált legkisebb négyzetek módszerével [3] (angolul STLSQ) alkalmaztuk.



1. ábra. (a) Az azonosított rendszer különböző λ küszöbértékek esetén az STLSQ algoritmussal. Referencia rendszer: $\dot{x}(t) = -x^3(t - \tau) - x(t - \tau) + 0.09 \sin(t)$, $\tau = 1.0$ s. A λ értékének növelésével nagyobb eltérést engedünk meg az időjelek között annak érdekében, hogy a identifikált modell kevesebb tagból álljon. (b) Az átlagos négyzetes eltérés látható a λ értékek függvényében. A $\lambda = 0.09$ és $\lambda = 0.15$ értékekhez tartozó rendszereket (a) panel mutatja megfelelő színezéssel.

Az 1. ábrán bemutatott eredményeink alapján a felvázolt módszerrel az algoritmus jól működik szimulált nemlineáris rendszerek esetén. Ahogyan az 1(b). ábrán látható, a legjobb illeszkedés elérésének érdekében végig haladtunk egy λ küszöbérték tartományon és megkerestük a legalacsonyabb eltérést mutató rendszert. Az azonosított időkésés helyes minden esetben és pár esetben látható a hibásan azonosított többlet tag is. A vizsgálatunk során szükséges a fizikailag értelmezhető időkésés tartomány meghatározása és a lehetséges tagokat ritka időkésés eloszlással kell megadni. A módszer akkor hatékony, amikor a rendszer viselkedését befolyásoló tagokat valamilyen sejtés alapján meg tudjuk jelölni. A módszer alkalmas több különböző időkésés azonosítására is, ami szintén részét képezi vizsgálatainknak.

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A kutatást a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs hivatal NKFI-128422 számú pályázata támogatta.

HIVATKOZÁSOK

- [1] Christopher Rackauckas, Yingbo Ma, Julius Martensen, Collin Warner, Kirill Zubov, Rohit Supekar, Dominic Skinner, Ali Ramadhan, Alan Edelman (2020) Universal Differential Equations for Scientific Machine Learning DOI: 10.48550/ARXIV.2001.04385
- [2] Steven L. Brunton, Joshua L. Proctor, and J. Nathan Kutz. (2016) Discovering governing equations from data by sparse identification of nonlinear dynamical systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences* **113**(15): 3932–3937.
- [3] Steven L. Brunton, J. Nathan Kutz (2019) Data-Driven Science and Engineering: Machine Learning, Dynamical Systems, and Control, Cambridge University Press, ISBN: 9781108422093