

Zárójelentés

Rendszermodellezés mérési adatokból, hibrid-neurális megközelítés.

OTKA nyilvántartási szám: T046771 ELE

2004-2008

A kutatás tárgya olyan modellezési eljárások vizsgálata, új eljárások kidolgozása és alkalmazása volt, melyek elsődlegesen mérési adatok alapján döntően tanuló eljárások alkalmazásával dolgoznak. A kutatás kapcsolódott a Méréstechnika és Információs Rendszerek Tanszéken évek óta – részben nemzetközi kooperációban - folyó kutatásokhoz melyek lineáris és nemlineáris, komplex idővariáns rendszerek modellezését, identifikációját célozzák.

Komplex rendszerek modellezésében igen gyakori, hogy a hagyományos modellezési eljárások nem, vagy csak nagyon korlátozott érvénnyel alkalmazhatók. Ezen rendszerek jellemzője, hogy komplexitásuk, illetve a leíró fizikai, kémiai, stb. törvényekben szereplő nehezen mérhető paraméterek, vagy a szükséges elméleti ismeretek hiányossága miatt egzakt modelljük nem alkotható meg. Ugyanakkor rendelkezésre állnak a rendszeren végzett mérési adatok, így elsődlegesen ezen adatokból tanuló eljárásokkal építhető meg a modell. Ezen tapasztalati modellekre jellemző, hogy elsősorban a rendszerek input-output viselkedését írják le, anélkül, hogy a modell struktúrája a fizikai rendszer struktúrájával megegyezne, vagy azzal jelentős hasonlóságot mutatna.

A célkitűzésekben nemlineáris rendszerek modellezésével kapcsolatos problémákat fogalmaztunk meg feladatként. A kutatás a Tanszéken hosszabb ideje meglévő kutatási irányoknak megfelelően két fő ágon haladt: az egyik megközelítés szerint a nemlineáris rendszerek modellezése történhet a lineáris rendszerekre kidolgozott eljárásokból kiindulva, ahol nemlineáris hatásokat is figyelembe veszünk, másrészt fekete doboz megközelítést is alkalmazhatunk, ahol általános modellarchitektúrákat feltételezve elsődlegesen input-output adatokból történik a modell konstrukció. E két alapjában eltérő megközelítés azt a gyakorlati feladatok megoldásánál jelentkező problémát tükrözi, hogy komplex rendszermodellezési feladatoknál – különösen nemlineáris rendszerek modellezésénél – általában nincs legjobb módszer: különböző megközelítések alkalmazhatók, sokszor ezek együttese vezet célra függetlenül attól, hogy milyen jellegű kiinduló ismeret használható a modell konstrukciójánál.

Lineáris és nemlineáris rendszerek identifikációja

A (nem)lineáris rendszerelmélet egy meglehetősen széles terület, egy olyan egységes megközelítés nélkül, ami a modellezési problémák összes aspektusát le tudná fedni. Emiatt a teljes komplexitású problémát több, kisebb problémára bontottuk fel, melyekkel viszont már megbirkózhatunk az aktuális rendelkezésre álló tudással, számítógépes technikákkal, vagy műszerezéssel. A továbbiakban lineáris, (kisebb) nemlineáris hatásokkal torzított lineáris, illetve erősen nemlineáris rendszerekkel foglalkoztunk. Mindegyik részprobléma esetén igyekeztünk lényegesen kiterjeszteni a modellezési képességeinket. Az eredményekből több folyóirat publikáció született: [1]-[5].

Lineáris rendszerek:

itt a cél az volt, hogy alapvetően növeljük a lineáris módszertan felhasználóbarát jellegét és ezáltal a módszertant jobban hozzáférhetővé tegyük széles, nem szakképzett professzionális publikum számára is. E célból a rendszeridentifikációs eljárás minden lépését automatizálnunk kell úgy, hogy a felhasználónak elegendő legyen a kísérleti adatait az eljárás csomagba bevinni, melyből egy használható (nem szükségképpen a legjobb) modell hozható létre. A

kihívás megvalósításához biztosítani kell, hogy minden algoritmus igen robusztus és hatékony legyen.

Nemlineárisan torzított lineáris rendszerek:

A lineáris rendszerek modellezéséből való kiindulás alapját az képezte, hogy a lineáris modelleket széles körben alkalmazzák, mert intuitíve egyszerűen elsajátíthatók és alapjául szolgálnak számos (egyszerű) tervezési eljárásnak. A legtöbb rendszer azonban csak közelítőleg lineáris. Ebből adódóan a lineáris modell soha nem fogja pontosan leírni a modellezendő rendszert. A gyengén nemlineáris rendszerek modellezésénél járható útnak tűnik, hogy a gyengén nemlineáris rendszereket, mint nemlineárisan torzított lineáris rendszereket tekintjük. A nemlineáris torzítások hatásának megértésére egy teljes elméletet dolgoztunk ki. Ennek következménye, hogy nem csak javított hibakorlátokkal dolgozhatunk, hanem az új eredményeket közvetlenül is alkalmazhatjuk a nemlineáris rendszerek identifikációjában, a visszacsatolt nemlineáris rendszerek stabilitás vizsgálatában és jobb minőségű kísérletek tervezésében.

A konkrét tanulmányozandó kérdések a következők voltak:

- Mi a kaszkád rendszerek legjobb lineáris approximációja? Előállítható-e az egyes rendszerek legjobb lineáris approximációjából? Mennyire megbízható az ilyen approximáció?
- Mi az ilyen lineáris approximációkon alapuló szabályozó minősége? Milyen az így szabályozott rendszer stabilitása?
- Milyen gerjesztő jelek tekinthetők optimálisnak a lineáris approximáció frekvencia átviteli függvényének kísérleti mérésénél: burst random típusú jelek, multiszinusz jelek vagy folytonos véletlen gerjesztés jelek?

Nemlineáris rendszerek:

Nemlineáris rendszerek modellezése igen bonyolult terület. A problémák mind különbözőek és általánosságban minden egyes rendszer külön rá szabott modellt igényel. Sok esetben az ilyen modellek identifikálásához sem az idő, sem a képességek nem állnak rendelkezésre. Ezen túl a kiélezett pontosságra sincs szükség. Számos felhasználó elégedett lenne, ha gyorsan egy közelítő modellt tudnának identifikálni. Itt a cél volt kidolgozni (automatizált) módszereket a nemlineáris rendszerek gyors identifikációjához.

Nemlineáris rendszerek fekete doboz modellezése

Nemlineáris rendszerek fekete doboz modellezése esetén a modellező eszközök között kitüntetett szerepet töltenek be a neuronhálók. A neuronhálók alkalmazása statikus és dinamikus nemlineáris rendszerek modellezésére általánosan elterjedtté vált, amit ezen eszközök tulajdonságai (univerzális modellező képesség, tanulási képesség stb.) tesznek lehetővé. Az általános használat ellenére számos alapkérdés megválaszolása várat magára. A kérdések egy része a modellépítés alapját képező adatbázisra vonatkoznak.

Ilyen kérdések a következők:

- Bár általában a modell komplexitás a tanító pontok számával kapcsolatban van, kérdés, hogy hogyan használhatunk fel nagyszámú tanítópontot úgy, hogy az általuk szolgáltatott információt felhasználjuk, miközben a modell komplexitását nem növeljük?
- Hogyan értékelhetők az egyes tanító minták? Mit tegyünk, ha hiányoznak adataink, hogyan kezeljük a zajos, pontatlan adatokat?
- A modellépítés során lehetőség van-e az adatok valamilyen minősítésére, kilógó adtok modellépítés közbeni kiszűrésére?

- Milyen állítások fogalmazhatók meg a tanuló rendszerek modellező és általánosító képességéről? A tanító adatokon kívül egyéb ismeret, apriori információ hogyan vehető figyelembe?
- Hogyan dönthető el, hogy a mérési adataink konzisztensek-e, nem redundánsak-e, minden adat felhasználására szükség van-e?

A fenti kérdésekre és hasonló további kérdésekre olyan válaszokat kerestünk, melyek az adatbázis-építést, az adatok minősítését és felhasználását nem választják el a tanuló rendszer konstrukciójától.

A vizsgált tanuló rendszer architektúrák között kiemelt szerepet töltöttek be a kernel gépek, ezen belül is az LS-SVM és a véges tartójú bázisfüggvényekkel dolgozó bázisfüggvényes hálózatok kernel változatai. Az LS-SVM hálók konstrukciójánál olyan új megközelítések születtek, amelyek alkalmasak arra, hogy egy tanító mintapontkészlet minimálisan szükséges magját meghatározzuk, biztosítva az eredményként kapott hálózat minél kisebb komplexitását és közben a tanítópontok által szolgáltatott információ teljes mértékű felhasználását is.

További eredmény, hogy lehetőség nyílt a tanító mintapontkészletnek a tanuló rendszer konstrukciója közbeni minősítésére, az outlierok kiszűrésére.

A kutatási eredmények egy PhD disszertációban több folyóirat és konferencia cikkben jelentek meg. [6], [7]-[11].

A véges tartójú bázisfüggvényes hálózatok előnyös tulajdonsága a gyors, lokális és inkrementális tanulás, a lokális általánosítóképesség. Hátrányuk a bemeneti dimenzióval exponenciálisan növekedő paraméterszám, ami elfogadhatatlan nagy memóriakomplexitást eredményezhet, továbbá a túltanulási hajlam, ami az általánosítóképesség romlását eredményezi. A javasolt kernel interpretáció a komplexitást nagyságrendekkel redukálja és a komplexitásra felső korlátot ad. A javasolt simasági feltétel beépítésével – illetve általánosan járulékos feltételek beépítésével – olyan regularizációs eljárás született, mely biztosítja az eredeti konstrukció előnyös tulajdonságait, miközben megszünteti a túltanulásra való hajlamot jelentősen javítva a háló általánosítóképességét. Az eredményekből születtek a [12], [13] publikációk. A javasolt kernel gépek további előnye a hatékony hardware implementáció lehetősége: az FPGA bázison történő implementáció a szoftver megvalósításnál nagyságrendekkel nagyobb sebesség elérését teszi lehetővé mind a tanítási, mind a működtetési fázisban, így biztosítja a nagysebességű on-line adaptivitás lehetőségét is [14].

A fekete doboz modellezéssel kapcsolatos új eredmények egy új könyvben is megjelentek, mely a neurális hálózatokkal kapcsolatos eredmények – köztük a saját eredmények – eddigi legteljesebb magyar nyelvű kiadványa [15].

Az elméleti eredményeket – legalább részben komplex gyakorlati feladatok megoldásánál is hasznosítottuk. Az LS-SVM-mel kapcsolatos eredményeket valós ipari probléma adatok alapján történő fekete-doboz modellezésénél [16], [17], míg a regularizált véges tartójú kernelekkel konstruált kernel gépeket röntgenképek alapján történő orvosi diagnosztikai problémák megoldásánál alkalmaztuk: pl. [18],[19].

Irodalom

- [1] Dobrowiecki T.P., J. Schoukens, „Measuring linear approximation to weakly nonlinear MIMO systems”, *Automatica* Vol. 43. (2007), pp. 1731-1751
- [2] Dobrowiecki, T.P. and J. Schoukens, „Linear Approximation of Weakly Nonlinear MIMO Systems”, *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, Vol 56, No 3, June 2007, pp. 887-894
- [3] Dobrowiecki T.P., J. Schoukens, „Optimized Excitation Signals for MIMO Frequency Response Function Measurements”, *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, Vol 55, Nr 6, Dec 2006, pp.1-8.

- [4] J. Schoukens, R. Pintelon, T. Dobrowiecki, and Y. Rolain, „Identification of linear systems with nonlinear distortions”, *Automatica* Vol. 41, 2005, pp. 491-504
- [5] J. Schoukens, T. Dobrowiecki, and R. Pintelon, „Estimation of the risk for an unstable behavior of feedback systems in the presence of nonlinear distortions”, *Automatica* Vol. 40, 2004, pp. 1275-1279.
- [6] J. Valyon, „Extended LS-SVM for System Modeling” PhD Thesis, kézirat, Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem, Villamosmérnöki és Informatikai Kar, Budapest, 2007. 133. old.
- [7] Sragner, L., Schoukens, J. and Horváth, G. "Modelling of a Slightly Nonlinear System: A Neural Network Approach", Proc. of the 6th IFAC-Symposium on Nonlinear Control Systems, NOLCOS 2004, pp. 531-536. Stuttgart, Germany.
- [8] Paduart, J., Horváth, G. and Schoukens, J. "Fast Identification of Systems with Nonlinear Feedback", Proc. of the 6th IFAC-Symposium on Nonlinear Control Systems, NOLCOS 2004, pp. 525-530. Stuttgart, Germany.
- [9] Valyon J. and Horváth G. „A Sparse Least-Squares Support Vector Machine Classifier”, *Periodica Polytechnica, Ser. Electr. Eng.* Vol. 48. No.1-2 pp. 17-22, 2004.
- [10] Valyon József és Horváth Gábor, "Least squares szupport vektor gépek adatbányászati alkalmazása", *Híradástechnika*, 2005 okt., pp 33-39 (in Hungarian)
- [11] József Valyon, Gábor Horváth: "Selection methods for extended least squares support vector machines", *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, Vol. 1. No. 1 pp. 69-93. 2008.
- [12] Horváth, G. and Szabó, T.: "Kernel CMAC with Improved Capability" *IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics, Part B*. Vol. 37. No. 1 pp. 124-138. 2007.
- [13] G. Horváth: "Kernel CMAC: an Efficient Neural Network for Classification and Regression", *Proc. of the 6th International Symposium of Hungarian Researchers on Computational Intelligence*, Nov. 2005, Budapest, pp. 74-85.
- [14] Horváth, G., Csipak, Zs.: "FPGA Implementation of the Kernel CMAC" *Proc. of the International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN'2004*. pp. 3143-3148. Budapest, Hungary.
- [15] Altrichter, M., Horváth, G., Pataki, B., Strausz, Gy., Takács G. and Valyon, J: (Szerk. Horváth, G.) "Neurális hálózatok", Panem, Budapest, 2007. 447. old.
- [16] Valyon, J., Horváth, G.: "A Sparse Robust Model for a Linz-Donawitz Steel Converter" Proc. of the IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, IMTC '2007. Warsaw, Poland, 2007.
- [17] Berényi, P. Horváth, G., Lampaert, V. and Swevers, J. "Nonlocal hysteresis function identification and compensation with neural networks" *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurements*, Vol. 54. No.6. pp. 2227- 2238. 2005
- [18] M. Altrichter and G. Horváth: "The Refinement of Microcalcification Cluster Assessment by Joint Analysis of MLO nad CC Views" Digital Mammography, Proc. of the 8th International Workshop, IWDM 2006, Manchester, UK. Lecture Notes in Computer Science, Springer ISSN: 0302-9743. Volume LNCS 4046, (Eds: Susan M. Astley, Michael Brady, Chris Rose and Reyer Zwiggelaar) pp. 509-516.
- [19] D. Gados and G. Horvath: "Using Heuristics for the Lung Fields Segmentation in Chest Radiographs" Proc. of the 11th Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing, MEDICON. 2007. Vol. pp. Ljubljana. Slovenia, June 2007.