

# Adataalapú aerodinamikai modellek megalkotása redukált aeroelasztikus szimulációkhoz

## Data-driven aerodynamic models for reduced-order aeroelastic simulations

*HORVÁTH Dávid András, LELKES János*

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem, Gépészmérnöki Kar, Áramlástan Tanszék  
H-1111 Budapest, Bertalan Lajos u. 4-6. Telefon: +36-1-463-4072, Fax: +36-1-463-3464  
Honlap: [www.ara.bme.hu](http://www.ara.bme.hu), E-mail: [david\\_horvath67@yahoo.com](mailto:david_horvath67@yahoo.com), [lelkes.janos@gpk.bme.hu](mailto:lelkes.janos@gpk.bme.hu)

### Abstract

*Numerous methods exist to calculate time-dependent aerodynamic loads of thin elastic structures subjected to airflow. Analytical, semi-empirical, reduced-order, and CFD-based models can be utilized to calculate the aerodynamic loads acting on the structure. In this work, the applicability and accuracy of a data-based identification method for calculating the aerodynamic loads in the time domain are investigated. The most significant advantage of this technique is that it can be applied to a large variety of different geometries, and it is also accurate for large deformations and angles of attack in the nonlinear aerodynamic regime.*

**Keywords:** Nonlinear aeroelasticity, data-driven methods, reduced-order modeling, flutter

### Kivonat

*Áramlásba helyezett karcsú rugalmas szerkezetek esetén számos módszer létezik az időfüggő aerodinamikai erők meghatározására. A szerkezetre ható aerodinamikai erők számítására analitikus, szemi-empirikus, CFD szimulációs és különböző redukált modelleket alkalmazhatunk. Az aerodinamikai erők számítására egy adatalapú identifikációs módszer alkalmazhatóságát és pontosságát vizsgáljuk. A módszer legnagyobb előnye, hogy sokféle geometriák esetén alkalmazható, illetve nagy deformációk és állásszögek esetén is pontosan írja le a nemlineáris aerodinamikai jelenségeket.*

**Kulcsszavak:** Nemlineáris aeroelasztikus modellek, adatalapú módszerek, redukált modellezés, belebegés

## 1. BEVEZETÉS

Légijárművekkel kapcsolatos kutatásoknak az egyik fő irányvonala a pontos és hatékonyan alkalmazható aerodinamikai modellek meghatározása [1]. Ezen modellek nélkülözhetetlenek a repülőgépek tervezésénél, statikus és dinamikus stabilitás vizsgálatánál, illetve hatékonyan működő szabályozórendszerek tervezésénél is.

Zárt alakú megoldások léteznek kétdimenziós szárnyprofilok körüli instacioner áramlás eseteire mind az idő, mind pedig a frekvencia tartományban [2]. Wagner [3] egy alacsony amplitúdójú csavaró mozgást végző kétdimenziós síklap esetére megalkotott egy instacioner aerodinamikai modellt. Analitikusan kiszámította az ideális síkörvények cirkulációra való hatását az állásszög lépcsőzetes változása esetén. Ezután konvolúció alkalmazásával számolható a felhajtóerő tetszőleges mozgás esetén. Theodorsen [4] egy kiegészítő modellt alkotott meg a frekvenciatartományban. Ezen modellek analitikus számításon alapulnak, ideális kétdimenziós síklapot, és viszkozitásmentes, összenyomhatatlan közeget feltételezve. Ezenkívül a síklap mozgása infinitezimálisnak tekintett, egy ideális síkörvényt hagyva maga után.

A nagyobb amplitúdójú mozgások modellezésére többféle megközelítés létezik [5,6]. Az ONERA szemi-empirikus aerodinamikai modell nemlineáris differenciálegyenlet segítségével írja le egy mozgó szárny aerodinamikai viselkedését [7]. Ezen modellben egy elsőrendű lineáris differenciálegyenlet írja le a viszkozitásmentes (leválásmentes áramlás) aerodinamikai hatásokat és egy másodrendű differenciálegyenlet írja le az áteséssel kapcsolatos nemlineáris viszkózus hatásokat. A Beddoes–Leishman aerodinamikai modell

pedig egy olyan dinamikus átesési modell, ahol a fő szempont az általános időben változó aerodinamikai probléma pontosabb és teljesebb fizikai ábrázolása [8].

Jelen tanulmányban adatalapú aerodinamikai modellek meghatározásával fogunk foglalkozni. Először az alkalmazott adatalapú modell identifikációs módszert ismertetjük. Ezután az azonosított redukált modelleket hasonlítjuk össze kétféle szárnyprofil, és Reynolds-szám esetén. Végül pedig összefoglaljuk a kapott eredményeket.

## 2. MODELL IDENTIFIKÁCIÓS ELJÁRÁS

Hagyományosan a dinamikus rendszereket axiómák, például Newton második törvénye alapján modellezik. Ez a megközelítés azonban időigényes lehet, miközben szakértői tudást igényel, és az eredményül kapott modellek túlságosan leegyszerűsítőek lehetnek a valós világ dinamikájának pontos leírásához. A nagy teljesítményű számítógépek és a hatékony gépi tanulási algoritmusok megjelenésével lehetővé válik a valós mérési adatokon alapuló modellezés. Ebben a cikkben a SINDy (nemlineáris rendszerek együttható-identifikációja) algoritmust alkalmazzuk, amelyet Brunton és mtsai. [9,10] dolgozták ki. A SINDy algoritmust számos tudományterületen alkalmazzák, jelenleg kiemelt szerepet játszik a modern aerodinamikai kutatásokban [10,11].

A modell illesztéshez az STLSQ (szekvenciális küszöbértékű legkisebb négyzetek módszere) optimalizációs eljárást használtuk. A hiperparaméterek kiválasztásához az Optuna [12] szoftvercsomagot alkalmazzuk. Ennek a célfüggvényét a modell, és a mérési adatok maximális eltéréseként definiáltuk, és a kiválasztott három amplitúdóra egykimaradásos keresztvalidációt alkalmazzunk. Ezen eljárás lényege, hogy a három tanító adatsor közül mindig kettőre tanítottuk a modellt, és a harmadikon megmértük a hibáját, majd a hibákat és a komplexitásokat átlagoltuk.

## 3. EREDMÉNYEK

A modell identifikációhoz a PySINDy nevű Silva és mtsai. [13] által fejlesztett Python keretrendszert alkalmazzuk. Az eredmények bemutatására három identifikált aerodinamikai modellt mutatunk meg: NACA0015-ös szárnyprofil esetében  $7 \cdot 10^5$ , és  $1,5 \cdot 10^6$  Reynolds-számokra, míg a NACA0030-as szárnyprofilra  $1,5 \cdot 10^6$  Reynolds-számra. A modell tanításához 5, 12, és 17 fokos amplitúdójú idősort használtunk. Az identifikáláshoz használt periodikusan oszcilláló szárnyprofilok felhajtóerő tényező idősorainak adatait a Glasgow-i Egyetem mérési adatbázisából választottuk [14]. Az aerodinamikai modellek felírásához lexikografikus rendezést használtunk. A felhajtóerő tényezőt leíró differenciálegyenletet a következő alakban kerestük:

$$\dot{C}_L(\alpha, \dot{\alpha}, C_L; k, Re) = c_1(k, Re)\alpha + c_2(k, Re)\dot{\alpha} + c_3(k, Re)C_L + c_4(k, Re)\alpha^2 + c_5(k, Re)\alpha\dot{\alpha} + \dots, \quad (1)$$

ahol  $C_L$  a felhajtóerő tényező,  $\alpha$  a szárny állásszöge,  $k$  a redukált frekvencia,  $Re$  a Reynolds-szám,  $c_1(k, Re)$ ,  $c_2(k, Re)$ , ..., pedig a redukált frekvencia és Reynolds-szám függő együtthatók. A 1. táblázatban gyűjtöttük össze a  $k = 0.05$  redukált frekvencia érték esetén az (1) egyenlet identifikált együtthatóit. Az identifikált modellek és mért adatok összehasonlítása különböző amplitúdójú ( $\alpha_{amp}$ ) oszcillációkra az 1. ábrán látható.

Modellek együtthatói

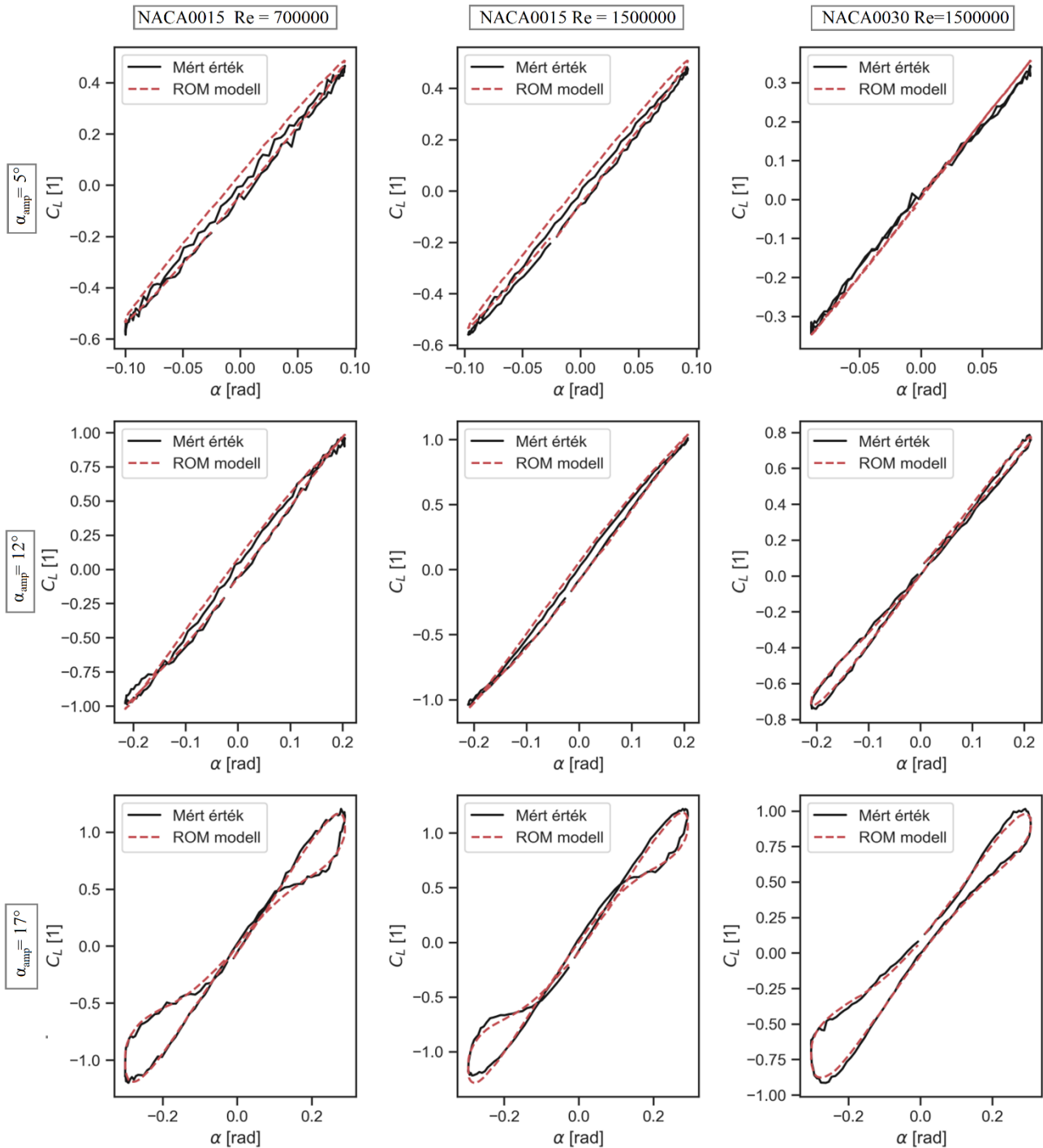
1. táblázat

Reynolds-szám	Szárnyprofil	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	$c_7$	$c_9$	$c_{10}$	$c_{16}$	$c_{19}$
$Re = 7 \cdot 10^5$	NACA0015	52,71	17,86	-9,53	0	0	0	-411	0	2,2
$Re = 1,5 \cdot 10^6$	NACA0015	90,27	25,83	-15,97	0	-7,7	0	-638	-15,79	3,21
$Re = 1,5 \cdot 10^6$	NACA0030	57,3	24,59	-14,22	22,53	0	-1	-331,62	-25,42	2,43

Az identifikált modellek pontosságának kiértékelésére a normált átlagos négyzetes eltérés értékét (NRMS) használtuk, amely a következő összefüggéssel számítható:

$$NRMS_{C_L} = \frac{1}{C_{Lmax} - C_{Lmin}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (C_{L,i} - \hat{C}_{L,i})^2}{N}} \quad (2)$$

ahol  $C_{Lmax}$ ,  $C_{Lmin}$  a maximális és minimális mért felhajtóerő tényező,  $(C_{L,i} - \hat{C}_{L,i})$  a mért és az identifikált modell közötti eltérés az  $i$ -edik pontban és  $N$  az egy periódusban mért adatok száma. Az egyes modellek normált átlagos négyzetes eltérés értékeit a 2. táblázat foglalja össze.



1. ábra. Mérési adatok és identifikált modellek összehasonlítása

Modellek normált átlagos négyzetes eltérés értékei

2. táblázat

Reynolds-szám	Szárnyprofil	5°	12°	17°
$Re = 7 \cdot 10^5$	NACA0015	3%	2%	2%
$Re = 1,5 \cdot 10^6$	NACA0015	3%	1,4%	2%
$Re = 1,5 \cdot 10^6$	NACA0030	3%	1%	1,4%

A 2. táblázat alapján megállapítható, hogy az identifikált modellek kiválóan modellezik az oszcilláló mozgást végző szárnyprofilok időben változó felhajtóerő tényezőjét.

## 4. ÖSSZEFOGLALÓ

Jelen kutatás témája periodikusan oszcilláló szárnyprofilok adataalapú aerodinamikai modelljeinek megalkotása. A periodikusan mozgó szerkezetek felhajtóerő-tényező adatsorainak segítségével a SINDy algoritmust alkalmazva nagy amplitúdó tartomány esetén is pontos aerodinamikai modelleket voltunk képesek meghatározni. A kutatás jövőbeli célja, az identifikált modellek összekapcsolása az aeroelasztikus szerkezet strukturális egyenleteivel.

## KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A kutatás a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Hivatal K-21 137726 projektjének és az Innovációs és Technológiai Minisztérium ÚNKP-21-3 kódszámú Új Nemzeti Kiválóság Programjának a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Alapból finanszírozott szakmai támogatásával készült. A jelen publikációban megjelenő kutatások az ITM NKFIÁ által nyújtott TKP2020IKA támogatásokból, az NKFIH által kibocsátott támogatói okirat alapján valósultak meg (projekt azonosítók: TKP2020 BME-IKA-VÍZ, TKP2020 BME-NKA, TKP2021 BME-NVA-02). A szerző konferencia részvételét a BME Gépészmérnöki Kar NTP-HHTDK-21-0051 pályázata támogatta.

## IRODALMI HIVATKOZÁSOK

- [1] Holierhoek, J., De Vaal, J., Van Zuijlen, A., and Bijl, H., “Comparing different dynamic stall models”, *Wind Energy*, 2013, Vol. 16 (1), pp. 139–158.
- [2] Boutet, J., and Dimitriadis, G., “Unsteady lifting line theory using the Wagner function for the aerodynamic and aeroelastic modeling of 3d wings”, *Aerospace*, 2018, Vol. 5 (3), p. 92.
- [3] Wagner, H., “Über die Entstehung des dynamischen Auftriebes von Tragflügeln”, *Zeitschrift Angewandte Mathematik und Mechanik* 5.1 1925, pp 17-35.
- [4] Theodorsen, T., “Report No. 496, general theory of aerodynamic instability and the mechanism of flutter”, *Journal of the Franklin Institute*, 1935, Vol. 219 (6), p. 766–767.
- [5] Lelkes, J., and Kalmár-Nagy, T., “Analysis of a piecewise linear aeroelastic system with and without tuned vibration absorber”, *Nonlinear Dynamics*, 2021, Vol. 103 (4), pp. 2997–3018.
- [6] Lendvai, B., and Lelkes, J., “Aeroelasztikus szárnymodell numerikus vizsgálata: Numerical analysis of aeroelastic wing model”, *Nemzetközi Gépészeti Konferencia–OGÉT*, 2021, pp. 48–51.
- [7] Tran, C., and Petot, D., “Semi-empirical model for the dynamic stall of airfoils in view of the application to the calculation of responses of a helicopter blade in forward flight”, *Sixth European Rotorcraft and Powered Lift Aircraft Forum*, 1980, Paper No. 48.
- [8] Leishman, J. G., and Beddoes, T., “A Semi-Empirical model for dynamic stall”, *Journal of the American Helicopter society*, 1989, Vol. 34 (3), pp. 3–17.
- [9] Brunton, S. L., Proctor, J. L., and Kutz, J. N., “Discovering governing equations from data by sparse identification of nonlinear dynamical systems”, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2016, Vol. 113 (15), p. 3932–3937.
- [10] Brunton, S. L., Kutz, J. N., Manohar, K., Aravkin, A. Y., Morgansen, K., Klemisch, J., Goebel, N., Buttrick, J., Poskin, J., Blom-Schieber, A. W., and et al., “Data-Driven Aerospace Engineering: Reframing the Industry with Machine Learning”, *AIAA Journal*, 2021, p. 1–26.
- [11] Sun, C., Tian, T., Zhu, X., and Du, Z., “Sparse identification of nonlinear unsteady aerodynamics of the oscillating airfoil”, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, 2020, Part G: *Journal of Aerospace Engineering*, Vol. 235 (7), p. 809–824.
- [12] Akiba, T., Sano, S., Yanase, T., Takeru Ohta, T. and Koyama, M. “Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework”, 2019, In *KDD*.
- [13] Silva, B. D., Champion, K., Quade, M., Loiseau, J.-C., Kutz, J., and Brunton, S., “PySINDy: A Python package for the sparse identification of nonlinear dynamical systems from data”, *Journal of Open Source Software*, 2020, Vol. 5 (49), p. 2104.
- [14] Green, R. B. and Giuni, M., “Dynamic stall database: R and D 1570-AM-01”, University of Glasgow, 2017