

INDÍTÓMOTOROK MODELLEZÉSÉRE ALKALMAS MÓDSZEREK ÖSSZEHASONLÍTÓ ELEMZÉSE

Kovács Ernő¹, Füvesi Viktor²

¹Egyetemi docens, PhD, elkke@uni-miskolc.hu ;

²tudományos segédmunkatárs, fuvesi@akki.hu u

¹Miskolci Egyetem, Elektrotechnikai és Elektronikai Tanszék,

²Miskolci Egyetem, Alkalmazott Földtudományi Kutatóintézet,
3515 Miskolc, Miskolc-Egyetemváros

Összefoglalás

A cikk a gépjárművekben használatos indítómotor modellezésével foglalkozik. Az indítómotor, mint nemlineáris aktuátor modellezésére több lehetőség is adódik. Lehetőség van differenciál egyenletek segítségével vizsgálni az indító motort, majd illeszteni a modellt az aktuális egységre. Egy másik lehetőség, ha a motort, mint fekete dobozt tekintjük. A motor viselkedését a jellemző fizikai mennyiségek kapcsolatával leírhatjuk. Modellezésre 3 rétegű neurális hálót alkalmaztunk. A neurális háló betanításához és a betanított modell validálásához valós rendszeren történő mérésekből gyűjtött adatok kerültek felhasználásra. Harmadik módszerként, az iparban gyakran alkalmazott eljárást választottuk, amely a mérésekből gyűjtött adatok felhasználásával diszkrét méretű adattáblát hoz létre, aminek segítségével a motor mérések idősorai extrapolálhatók.

Kulcsszavak: modellezés, indító motor, validálás, neurális háló, kereső tábla

Abstract

This paper introduces different methods used to modeling a starter motor. There are several methods known to model an actuator. One method is to apply differential equations to describe the behaviour of the motor and afterwards validate the model based on real system. Another solution is to use black box principle. The behaviour of the motor can be described with the relations among the measured quantities. 3-layered neural networks were applied for nonlinear modeling. The training and validating dataset of the network were collected from real system measurements. The third method investigated was a grid-based lookup table method, which is widely popular in industry. Databases were built up to simulate the actuator. Using the reference points of the database, the points in the simulation can be extrapolated with a simple formula. The different methods were briefly evaluated in this paper.

Keywords: modeling, starter motor, validation, neural network, lookup table

1. Bevezetés

A hagyományos működésű járművek jelentős részének a legfontosabb energiaforrása a belsőégésű motor. A motor indításához valamilyen külső erőforrásra van szükség, amihez manapság indító motorokat használnak. Az indítómotor biztosítja

belsőgésű motor beindításához illetve a motorban zajló kémiai folyamatok önfenntartásához szükséges fordulatszám elérését. Az indítási folyamat megismeréséhez és a feladat optimalizálásához szükséges a rendszer minél pontosabb ismerete. A fizikai paraméterek mérése és a mérések alapján különféle szintű modellek felépítése lehetséges. Ebben a cikkben egy alkalmazott kutatási projekthez kapcsolódóan modellezésre került egy, a gépjárművekben használatos indító motor. [1] A modellezéshez három - alapvetően más szemléletű - módszer került felhasználásra.

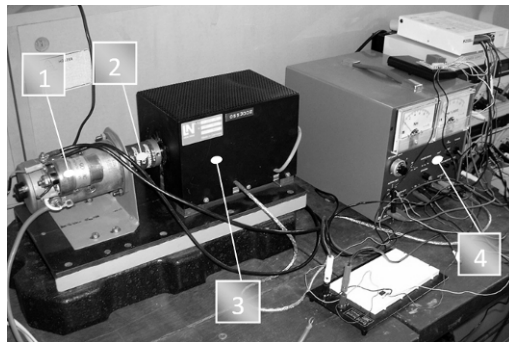
A cikk első részében a motor differenciálegyenletekre épülő lineáris modelljét építjük fel és validáljuk a kifejlesztett mérőpadon végzett mérések alapján. [7]

A második modellezési mód a mesterséges intelligencia módszerek felhasználása elektromechanikus aktuátorok modellezésére. [10] Többretegű neurális hálót használunk a motor viselkedésnek modellezésére. A tanítási folyamathoz használt mintakészletek a valódi rendszeren végzett mérésekből származnak.

A harmadik módszer egy közelítő eljárás a rendszerek modellezéséhez. A laboratóriumi mérőpadon végzett mérések alapján egy adatbázist építünk fel. Az adatbázis pontjaiból számítjuk ki a motor keresett paramétereit.

2. Laboratóriumi mérőpad

Az indítómotor jellemző mennyiségeinek méréséhez, vizsgálatához mérőpad került kifejlesztésre. [5, 6, 11] A projekthez készült mérőpadot úgy kellett kialakítani, hogy az jelleghűen szimulálja az indítási folyamatot.



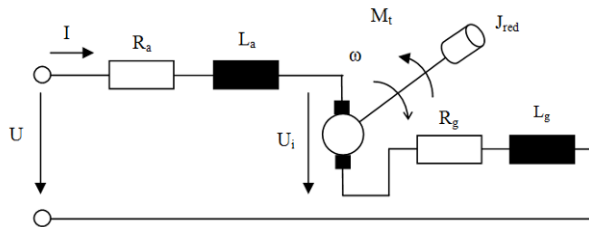
1. ábra A mérésekhez készült mérőpad

Az 1. ábra mutatja be a kifejlesztett laboratóriumi mérőpad főbb komponenseit. Az indítómotor {1} egy gépkocsi akkumulátorról működtethető. A motor tengelye egy tengelykapcsoló {2} segítségével kapcsolódik egy mágnesporos fékhez {3}. A fék segítségével dinamikus terhelés állítható elő és alkalmazható a motoron. A motoron mérjük a legfontosabb mennyiségeket, mint a felvett áram (I), akkumulátor feszültség (U), ami egyben a indító motor kapcsaira jutó feszültség is. A dinamikus terhelést megvalósítani képes fék lehetővé teszi

még a szögsebesség (ω) és a terhelőnyomaték (M_t) mérését is. Számítógépes adatgyűjtés egy NI mérőkártyával történt. A Windows/CVI-ban készült mérő és vezérlőprogram segítségével lehetőség van dinamikusan terhelni a motort a mágnesporos fék segítségével, miközben mérjük a fenti paramétereket. A mennyiségek mérése 800Hz-es mintavételezési frekvenciával történt.

3. Modellezés differenciál egyenletekkel

Az indító motor természeténél fogva dinamikai rendszer [6]. Viselkedése leírható differenciál egyenletek segítségével. A motor soros gerjesztésű egyenáramú motor, amelynek -az irodalomból jól [8] ismert- villamos modelljét a 2. ábra mutatja.



2. ábra A soros gerjesztésű indítómotor linearizált modellje

A modellre felírhatjuk az armatúra egyenletet:

$$\frac{dI}{dt} = (U - (R_a + R_g)I - K_1\omega) / (L_a + L_g). \quad (1)$$

Itt R_a és R_g rendre az armatúra és a gerjesztő tekercs ellenállása; L_a és L_g rendre az armatúra és a gerjesztő tekercs az indukciói; I az armatúra- és egyben a gerjesztő áram.

Az U_i indukált feszültség és a motor ω szögsebessége közti összefüggést lineárisnak vehetjük (2).

$$U_i = K_1\omega \quad (2)$$

Az elektromos motorállandó (K_1) és a nyomatéki együttható (K_2) az alkalmazott modellben nem egyenlő. Felírható továbbá a mozgásegyenlet a motor tengelyére (3)

$$\frac{d\omega}{dt} = (K_2I - M_t) / J_{red}, \quad (3)$$

ahol M_t terhelőnyomaték vagyis a fék által kifejtett terhelés a motor tengelyére; J_{red} motor tengelyére redukált tehetetlenségi nyomaték.

A mechanikai egyenletben a csap- és csapágysúrlódási veszteségeket elhanyagoljuk. A motor nyomatékát annak gerjesztő áramával vehetjük arányosnak. A

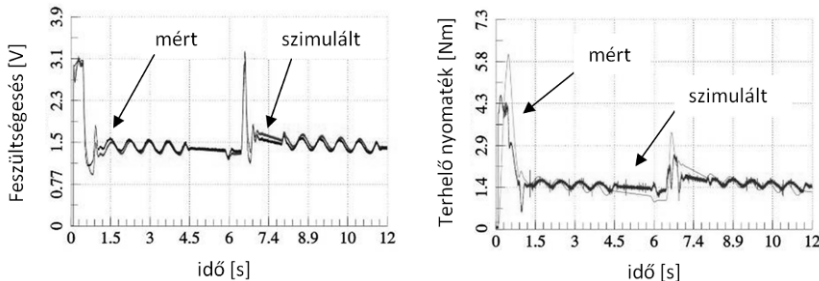
redukált nyomaték magában foglalja a fék és a tengelykapcsoló tehetetlenségi nyomatékát is.

Az (1), (2), (3) differenciál egyenletek mérésekhez való illesztéséhez a legkisebb négyzetek módszerét használtuk. Minimumkereső algoritmusként a gyorsabb konvergálás érdekében a Levenberg-Marquardt algoritmusra (*LMA*) esett a választás. A mért értékek felhasználás mellett szükség volt a mennyiségek deriváltjaira is. Az áram illetve szögsebesség deriváltjainak kiszámításhoz három-pontos közelítést használtunk. A deriváltak jobb közelítéséhez szűréseket végeztünk a jelsorozatokon.

1. táblázat. Validáció értékei

| Keresett paraméter | Átlagérték | Szórás |
|-------------------------|------------|---------|
| R [Ω] | 0.0276 | 0.019 |
| L [mH] | 4.98 | 1.3 |
| K ₁ [V/perc] | 0.00036 | 0.00015 |
| K ₂ [Nm/A] | 0.02703 | 0.0139 |
| J [kgm ²] | 0.00621 | 0.0017 |

Az eredményekből (1. táblázat) jól látszik, hogy a villamos paraméterek jól mérhető tulajdonságuk miatt kisebb szórással rendelkeznek, mint a közvetett módon mérhető mechanikai paraméterek. Az akkumulátor feszültségesésének mért és paraméterekkel számított értéke, valamint a terhelőnyomaték mért és paraméterekkel szimulált értéke a 3. ábra ábrán látható.



3. ábra Validálás eredménye: a motor kapcsain létre jövő feszültségesés (bal ábra) és számolt és mért terhelőnyomatékok (jobb ábra)

4. Modellezés neurális hálóval

A differenciál egyenletes modellezésen kívül egy másik lehetőség, ha fekete dobozként tekintünk a motorra. [10] A motor villamos energiát alakít át mechanikus energiává. Így a motor viselkedését a megjelenő fizikai mennyiségek, mint a motor bemenetén a motor kapcsaira kapcsolt feszültség és a tekercseiben folyó áram, a motor kimenetén a forgórész fordulatszáma és a generált nyomaték, írják le.

A villamos működtetésű elektromechanikus aktuátorok általában egybemenetű és egykimenetű (SISO) rendszerek. Több lehetőség is adódik a bemeneti és a kimeneti paraméter megválasztásánál. A cikkben azt az esetet vizsgáljuk, amikor bemenetként a motor tekercsein folyó áramot választjuk és kimeneti jelként a fordulatszámot tekintjük. Elméletileg bármelyik bemeneti és kimeneti párosítás elképzelhető lenne.

Alapvetően a neurális háló statikus rendszerek modellezésére alkalmas. [10] Ahhoz hogy alkalmassá tegyük dinamikus rendszerek idősorozatainak közelítésére a háló struktúráját kell dinamikussá tenni. Egyik lehetőség erre, ha a háló bemeneteinek a számát növeljük és a bemenetekre az eredeti bemeneti jelsorozat időegységgel eltolt értékét adjuk. [9] Ilyenkor a hálózat által megvalósított függvénykapcsolat a (4) f függvénykapcsolatot közelíti.

$$\tilde{y}(t) = f(u(t), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n)) \quad n = 1 \dots 6 \quad (4)$$

ahol $\tilde{y}(t)$ a háló kimenete illetve a modell közelítése a t -ik időpillanatban; $u(t)$ a háló bemenete a t . időpillanatban; $u(t-1)$ a háló bemenete a $(t-1)$. időpillanatban.

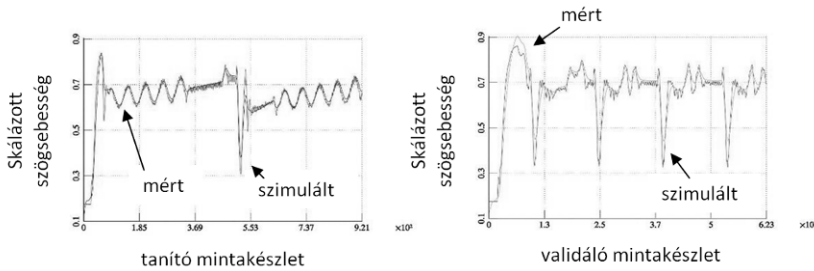
Ilyen hálóstruktúra használata mellett az indítómotor, mint dinamikai rendszer került modellezésre. A matematikai apparátus megismeréséhez egy szimulációs sorozat készült, amely során növeltük a neurális hálózat bemeneteinek számát 1 és 6 között, valamint a rejtett rétegben található neuronok számát is változtattuk. Az aktuális hálóstruktúrával tanítási folyamatot végeztünk.

A szimulációs sorozat során különféle tanító mintakészleteket is használtunk. A készleteket a mérésekből kaptuk, újra-mintavételezés, szűrés, skálázás után. A háló struktúrájához csak 3 rétegű, azaz egy rejtett réteggel rendelkező hálózatokat használtunk. A hálóban szereplő neuronok aktivációs függvénye szigmoid függvény voltak. A jobb eredmény elérése érdekében a rejtett rétegben lévő neuronok számát növeltük tízes lépésekben egytől százegyig. Minden hálókonzfiguráció betanítását 200000 iterációs lépésig futtattunk.

A neurális háló betanításánál vigyázni kell arra, hogy a háló a betanító mintát kellő pontossággal betanulja, de a hálózat még képes legyen az extrapolációra. [9,10] Éppen ezért nem mindegy meddig történik a betanítás. A betanítás leállításhoz több leállító kritériumot is teszteltünk, de az átlagos négyzetes hiba (MSE) bizonyult a legjobbnak.

A háló súlyai kezdőértékének meghatározásához a Widrow – Nguyen algoritmus [1] használtuk, ami a hálózat konvergálásának gyorsítását teszi lehetővé. A neurális hálózatok betanításához hiba-visszaterjesztésen alapuló algoritmus egyik változatát használtuk.

A kapott modellhalmazból lineáris regressziót alkalmazva a háló közelítése és a kívánt eredmény között, sikerült a legjobb modellt kiválasztani. A modell jól elsajátította a tanító mintakészletet és jól közelíti az ismeretlen validáló mintasorozatot is (4. ábra).



4. ábra Betanított hálózat válasza a tanító (bal) és a validáló (jobb) mintakészletre

5. Kikereső táblán alapuló modellezés

Abban az esetben, ha sok mérési eredményünk van, egy lehetséges megoldás a rendszer viselkedésének modellezésére, hogy a méréseket adatbázisba rendezzük és a mérések információi alapján bemeneti paraméterek használatával generáljuk a megoldást. [7]

Létrehoztunk egy diszkrét méretű rácshálózatot, amiben a mérésekből származó, összetartozó adatokat rendezzük. Amikor szimulálásra kerül a sor, a modellezésben aktuálisan szereplő bemeneti paraméterek alapján, a kialakított adatbázis segítségével közelíteni a lehet az eredményt.

A kialakított adatbázis nem tartalmazza az összes adatot, hanem referencia pontokat tartalmaz. Az aktuálisan keresett pontok extrapolálhatók a környezetében lévő referenciapontoktól vett távolságok aránya alapján.

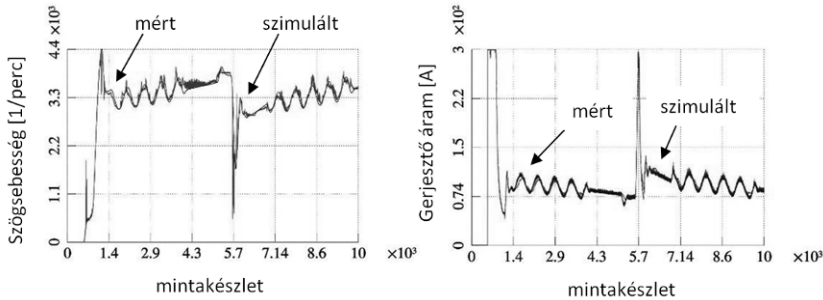
A keresett érték (z koordináta) az (5) összefüggés alapján közelíthető (\tilde{z}) az aktuálisan keresett pont és a pont környezetében lévő 4 darab referenciapontok relatív távolságai (6) alapján. A referencia pontok z koordinátája hordozza a keresett mennyiséget. A kialakított adatbázisban az x érték a motor kapcsain mérhető feszültség és az y koordináta a motort terhelő nyomaték volt.

$$\tilde{z}(t) = (d_1 z_4 + d_2 z_3 + d_3 z_2 + d_4 z_1) / (d_1 + d_2 + d_3 + d_4), \quad (5)$$

$$d_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} \quad (6)$$

Itt d_i az aktuálisan keresett pont és a hozzá legközelebb eső i . pont relatív távolsága.

Két adatbázis került kialakításra a mérések alapján: egy a motor szögsebességének meghatározásához egy pedig a motor aktuális áramának kiszámításához. A modell tovább finomítható a használt rács sűrítésével illetve részben a nagyobb számú referencia pont használatával.



5. ábra Keresőtáblás modellek közelítései: a sebesség közelítése (bal); az áram közelítése (jobb)

Az adatbázisok felhasználásával a kívánt és a közelített sebesség-idő és áram-idő grafikonok az 5. ábrán láthatók. A módszer jobb közelítést ad az áram meghatározásakor, de a sebesség időbeni lefutása is csak a gyors változásoknál haladja meg a 10% hibát.

6. Alkalmazott programok

A cikkben közölt eredményekhez a C/C++ nyelven íródott programok kerültek kifejlesztésre, a feldolgozási és futási idő lerövidítése céljából.

A neurális hálózatok betanítása és a generált adatfeldolgozása igen időigényes feladat még nagyteljesztényű számítógépek esetén is, ezért C/C++ nyelven írt programok jelentősen lecsökkentették a folyamatok idejét. A neurális háló programozásához a FANN függvénykönyvtár [3], a grafikonok megjelenítéséhez a MathGL könyvtár, egyéb számításokhoz a GSL függvénycsomag kerültek alkalmazásra.

7. Összefoglalás

A cikkben három – eltérő gondolkodásmódot tükröző – módszer került bemutatásra az aktuátor modellezés témaköréből. A mérések alapján különféle modellek építhetők fel a valós rendszer modellezésére. Az itt bemutatott három módszernek vannak előnyei és hátrányai. A differenciálegyenlet használatakor nagy a számításigény, de a helyes validálás nagyon jó közelítést ad. A neurális háló betanítási folyamatához a tanító mintakészlet kialakítása nagy és gondos munkát igénylő feladat. A jól meghatározott hálóstruktúra, a jó tanítási paraméterek meghatározása fel tudja gyorsítani a háló konvergenciáját a legjobb megoldás felé. A betanított háló képes extrapolálni a tanult minták alapján és kisebb számítási igénnyel bír mint a differenciál egyenlet. Harmadik módszer adja a legrosszabb közelítést, de ezen tulajdonság mellett a legkisebb a számításigénye és egyben a legegyszerűbb is.

8. Köszönetnyilvánítás

A tanulmány a TÁMOP-4.2.1.B-10/2/KONV-2010-0001 jelű projekt részeként – az Új Magyarország Fejlesztési Terv keretében – az Európai Unió támogatásával, az Európai Szociális Alap társfinanszírozásával valósult meg.

9. Irodalomjegyzék

- [1] Pizarro, J., Guerrero, E., Galando, P. L., *A statistical model selection strategy applied to neural networks*, European Symposium on Artificial Neural Networks, 26-28 April 2000, pp. 55-60
- [2] Bush-Vishniac, Ilene, J., *Electromechanical sensors and actuators*, Springer Verlag, 1999., ISBN 978-0-387-98495-7
- [3] Nissen, S., *Implementation of a Fast Artificial Neural Network Library (fann)*, Department of Computer Science University of Copenhagen (DIKU), 2003
- [4] Nguyen, D., Widrow, B., *Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights*, In Proceedings of the IJCNN, volume III, 1990, pp 21–26
- [5] Kovács, E., Szalontai, L., Füvesi, V., *Investigation of the Solenoid Switch of an Electric Starter Motor with Simulation*, “X. International Conference on Energetics-Electrical Engineering”, Kolozsvár, Romania, 2009.
- [6] Füvesi, V., Kovács, E., Blága, Cs., *Measurement and identification of a starter motor system*, MACRo2010, Románia, ISBN 978-973-1970-39-4, 2010, pp 129-133
- [7] Isermann, R., *Mechatronic Systems, Fundamentals*, Springer, 2005, ISBN 1852339306
- [8] Chiasson, J., *Modelling and High-Performance Control of Electric Machines*, IEEE Series on Power Engineering, John Wiley & Sons Inc, 2005, ISBN 0-471-68449-X
- [9] Kovacs, E., *Neural network based modeling of actuators with BLDC motor*, Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion, Capri, Olaszország, 2004
- [10] Horváth, G., *Neurális hálózatok és műszaki alkalmazásaik*, Műegyetemi Kiadó, Budapest, 1998, ISBN 9634205771
- [11] Blága, Cs., Kovács, E., *Simulation of performances curves of a starter*, XXIV microCAD, International Scientific Conference, University of Miskolc, ISBN 978-963-661-915-2, 2010, pp. 127-132