

BUDAPESTI MŰSZAKI ÉS GAZDASÁGTUDOMÁNYI EGYETEM

GÉPÉSZMÉRNÖKI KAR

GYÁRTÁSTUDOMÁNY ÉS -TECHNOLÓGIA TANSZÉK

MIHÁLYHÁZI PÉTER

ADATFELDOLGOZÁSI MÓDSZEREK ÉS GÉPI TANULÓ
ALGORITMUSOK ALKALMAZÁSA SZERSZÁMKOPÁS
BECSLÉSÉRE

TDK dolgozat

Témavezető:
Viharos Andor Bálint
Tanszéki mérnök

Budapest, 2021

Szerzői jog © Mihályházi Péter, 2021.

Szerzői jog © Viharos Andor Bálint, 2021.

NYILATKOZAT AZ ÖNÁLLÓ MUNKÁRÓL

Alulírott, *Mihályházi Péter* (N56ZD5), a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem hallgatója, büntetőjogi és fegyelmi felelősségem tudatában kijelentem és sajátkezű aláírásommal igazolom, hogy ezt a TDK dolgozatot meg nem engedett segítség nélkül, saját magam készítettem, és a TDK dolgozatomban csak a megadott forrásokat használtam fel. Minden olyan részt, melyet szó szerint vagy azonos értelemben, de átfogalmazva más forrásból átvettem, egyértelműen, a forrás megadásával megjelöltem.

Budapest, 2021. 11. 07.

szigorló hallgató

Köszönetnyilvánítás

Elsősorban szeretném megköszönni a témavezetőmnek, Viharos Andor Bálintnak, aki mindig lelkesen és segítőkészen állt a közös munkához, és ötleteivel továbblendített a nehézségeken.

Köszönöm a Dr. Bíró István által vezetett tanszéki projekt minden résztvevőjének, akik munkájukkal hozzájárultak a dolgozatom eredményeihez.

Továbbá szeretnék köszönetet mondani a családomnak, akik mindenben támogatnak, ezzel is hozzájárulva, hogy a dolgozatom elkészüljön.

Tartalomjegyzék

1. Jelölések	1
2. Kivonat	2
3. Irodalmi áttekintés	3
3.1. Support Vector Machine (SVM)	3
3.2. Együttes tanulás (ensemble learning)	3
3.2.1. Random Forest algoritmus	4
3.2.2. Gradient Boosting algoritmus	4
3.3. Akusztikus emisszió (AE)	4
3.4. Forgácsoló erő és rezgés	6
3.5. Hőmérséklet	8
4. A koptatókísérlet	10
5. Adatgyűjtés	10
6. Adatfeldolgozás	11
6.1. Hornyok meghatározása	11
6.2. A megmunkálás szakaszai	12
6.3. Jelalak jellemzők	12
6.4. Frekvenciatartomány	12
7. Modellek tanítása és kiértékelése	13
7.1. Algoritmusok	13
7.2. Tanító- és teszhalmaz	14
7.3. Kiértékeléshez használt mérőszámok	14

7.4. Modellek	15
7.4.1. R^2 használata a jellemzők fontosságának vizsgálatára	15
7.4.2. Be- és kilépési tranziens jelentősége	16
7.4.3. Mért mennyiségek jelentősége	17
7.4.4. PSD spektrum felhasználása	18
7.4.5. RMS értékek jelentősége	20
7.5. Jelalak-sajátosságok vizsgálata	20
7.6. Hiba változása a megmunkált hornyok számának függvényében	22
8. Összegzés	23
8.1. Eredményeim	23
8.2. További fejlesztési irányok	24

1. Jelölések

RMS	négyzetes közép
AVG	átlag
STD	szórás
FDA	első derivált átlaga
SDA	második derivált átlaga
PSD _{jell}	100 legjellemzőbb frekvenciához tartozó PSD értékek
PSD _{max}	100 legnagyobb PSD érték és a hozzájuk tartozó frekvenciák
R ²	determinációs együttható
RMSE	hiba négyzetes középértéke

2. Kivonat

Napjainkban a szerszámfelügyelet alkalmazása forgácsolás során egyre nagyobb jelentőséggel bír. Segít a forgácsolási paraméterek optimalizálásában, jelzi a gépkezelő számára a szerszám-cserét. Így csökkenthető a selejt termelés, a szerszámtörés és a szerszámgépben fellépő kár mértéke, illetve jelentős kihasználatlan élettartam sem marad a szerszámban. A szerszámtörés elkerülése különösen fontos lehet amikor a selejtes munkadarab keletkezése különösen nagy veszteséggel jár, például a repülőiparban.

Dolgozatom célja egy szerszámállapot monitorozó rendszer alapjainak előkészítése volt. Ehhez egy koptatókísérlet során rögzített erő, gyorsulás, illetve akusztikus emisszió jelekben kerestem a szerszámkopással korreláló jellemzőket különböző gépi tanuló algoritmusok segítségével.

Első lépésként feldaraboltam a jeleket, majd három szakaszra bontottam a forgácsolást. Ezután mindhárom szakaszra különböző jelalak-jellemzőket és PSD spektrumot számítottam. Ezek egy táblázatba rendezve képezték a modellek bemenetét.

Ezután kétféleképpen bontottam tanító és teszhalmazra az adatokat. A valós körülményeknek megfelelően, amikor egy olyan szerszám adatai alkották a teszhalmazt, amelyet a modell nem ismer. A kopással korrelációban álló jellemzők keresésekor pedig véletlenszerűen választottam szét az adathalmazt.

A betanítás során három különböző algoritmust használtam, melyek implementációja elérhető nyílt forráskódú könyvtárakból. A modelleket nem csak az egész táblázaton, hanem bizonyos jellemzők elhagyásával is betanítottam. A hatékonyságukat az RMSE (Root Mean Square Error) és a determinációs együttható alapján értékeltem.

Kiválasztottam egy hatékony modellt és azt részletesebben vizsgáltam. Ábrázoltam, hogy melyik jellemzőre mennyire támaszkodik a becslés során. A szerszám alapú teszhalmazválasztás esetén megvizsgáltam, hogy a forgácsolt hornyok számának függvényében hogyan változik a modell hibája.

Végül javaslatokat tettem, hogy az iparban hogyan lehetne felhasználni az eredményeket, illetve milyen irányban érdemes további kutatásokat végezni.

3. Irodalmi áttekintés

3.1. Support Vector Machine (SVM)

A SVM egy kedvelt algoritmus, mivel kis számítási idő mellett jelentős pontosságra képes. Osztályozási és regressziós problémák megoldására egyaránt alkalmazzák. Osztályozásnál egy N -dimenziós (N a változók száma) síkot keres, amely elválasztja az osztályokat. A legjobb ilyen hipersík megtalálásához maximalizáljuk a hipersík és az osztályok távolságát. Ez elősegíti, hogy a későbbi mintákat is hatékonyan tudjuk osztályozni. SVM nemlineáris osztályozási feladatok esetén is használható. Ekkor egy alkalmas transzformáció segítségével magasabb dimenzióba transzformálja az adatokat. Az új térben keres egy elválasztó hipersíkot, amit visszatranszformálva az eredeti térbe megkapjuk az elszeparált osztályokat [1], [2].

A regresszióra használt modell (SVR, Support Vector Regression) hasonlóan működik. A hipersíktól ϵ távolságra felveszünk mindkét oldalra egy-egy vonalat, ezeket nevezzük határvonalaknak. Az algoritmus azt a hipersíkot keresi, ahol a lehető legtöbb pont esik a határvonalakon belülre. Előnyei, hogy könnyű implementálni, a kiugró értékekre nem érzékeny, a modell frissítése egyszerű. Azonban gyengén teljesíthet, ha több jellemző adott, mint ahány tanító minta, illetve jelentős zajjal terhelt adatsorok esetén [3], [4].

3.2. Együttes tanulás (ensemble learning)

Az együttes tanuló algoritmusok több alapmodellt kombinálnak a hatékonyság növelésének érdekében. Két fő típusuk a Bagging és a Boosting algoritmusok. Ezek lényege, hogy egy erős modellt hozzanak létre sok gyenge tanuló (például döntési fák) felhasználásával [5].

Bagging algoritmusok

A bagging algoritmusok során a gyenge tanulók egymástól függetlenül tanulnak és döntenek. Ezeket a döntéseket egy másik algoritmus vagy módszer segítségével összesítjük, és hozzuk meg a végső döntést. Ezen az elven működik például a Random Forest algoritmus.

Boosting algoritmusok

A boosting algoritmusok során a gyenge tanulók szekvenciálisan tanulnak. Először betanítunk

egy modellt a tanító adatokból. Ezután felépítünk egy második modellt, ami megpróbálja kompenzálni az előző hibáit. Ezt addig folytatjuk, amíg el nem érjük a leállási feltételt. Ilyen például a Gradient Boosting algoritmus.

3.2.1. Random Forest algoritmus

A Random Forest algoritmusnál a gyenge tanulók a döntési fák. Ezek azonban nem az egész tanító adathalmazon tanulnak, hanem a bagging módszerével kialakított kisebb halmazokon. Először betanítjuk a megadott számú döntési fát egymástól függetlenül, majd az egyéni döntéseik alapján meghozzuk a végső döntést. Ez osztályozás esetében a legtöbb szavazatot kapott osztály, regressziós probléma esetében pedig az átlag vagy a medián. A több döntési fa alkalmazása miatt kevésbé hajlamos a túltanulásra, illetve azt is tudjuk értékelni, hogy egy döntés mennyire biztos [6].

3.2.2. Gradient Boosting algoritmus

Gradient Boosting algoritmus napjaink legelterjedtebb gépi tanuló algoritmusai közé tartozik. Egy összetett algoritmus, ami valamilyen gyenge tanulót, leggyakrabban a döntési fákat egészíti ki a gradiens módszerrel. Előnye, hogy osztályozási és regressziós modellekre is alkalmazható a megfelelő költségfüggvényel. Komplex adathalmazokon is képes gyorsan és hatékonyan betanulni. Ezek mellett az egyszerű használhatósága tette széles körben elterjedté. Hátránya, hogy hajlamos a túltanulásra, ezért M (iterációk száma) és α (learning rate) paramétereket minden esetben optimalizálni kell [7], [8].

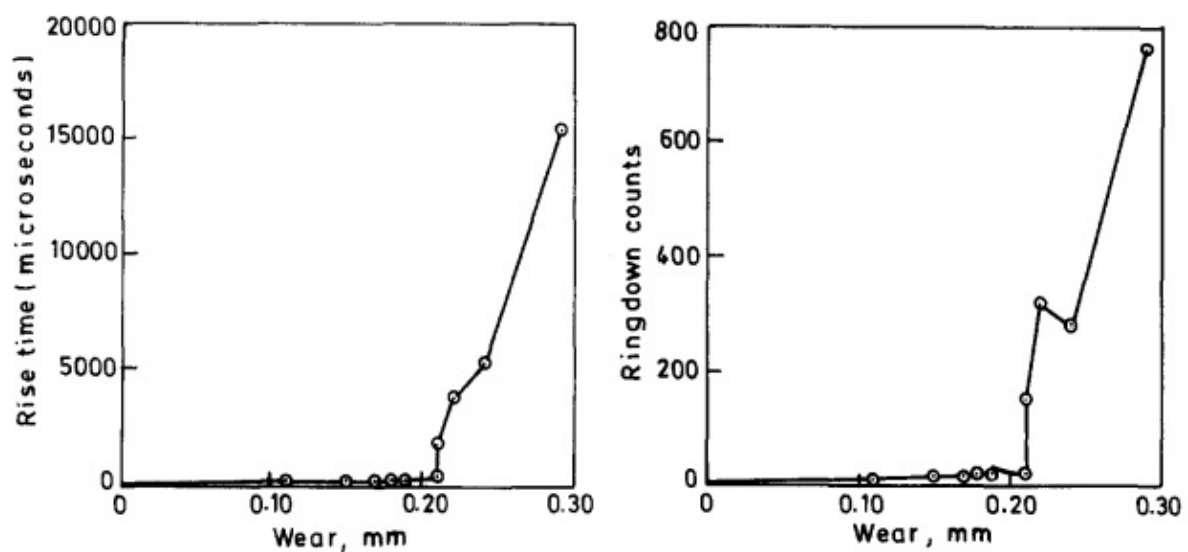
3.3. Akusztikus emisszió (AE)

Forgácsolás során, a munkadarab jelentős képlékeny deformációt szenved. Ahol a szerszám behatol az anyagba, ott az atomok közti kötések felbomlanak, ami energiafelszabadulással jár. Ez az akusztikus emisszió (a továbbiakban: AE) fő összetevője, de természetesen a szerszám és a munkadarab közti sorlódás, a fázisátalakulások, a repedések képződése és terjedése is hozzájárul [9].

Számos tanulmány foglalkozik akusztikus emisszió alapú szerszámfelügyelettel. Jemielniak és

Otman célja a szerszámtönkremenetel jelzése volt megmunkálás közben. Először az AE RMS értékét vizsgálták. Sok esetben egyértelműen azonosítható a törés az RMS értékek változásában, azonban ez nem mindig egyértelmű. Minden esetben valamennyi késéssel történik az észlelés, amit a minták hosszának és az átfedés értékének a megfelelő megválasztásával minimalizáltak [10]. Ezután Kannatey-Asibu és Dornfeld eredményeire támaszkodva feltették, hogy az RMS β eloszlású. Ennek segítségével ferdeséget és lapultságot számítottak. Ezek segítségével sikerült hatékonyan azonosítaniuk a szerszámtönkremenetelt [11].

Kakade és mtsai. a szerszámkopást és a forgács alakját vizsgálták. A kísérletek során mért AE értékekből meghatározták az RDC (Ringdown Count), a jel hányszor lép át egy bizonyos értéket), és a felfutási idő diagrammokat. Az 1. ábrán jól látszik egy kritikus pont (kb 0,22 mm), ahol a kopás progresszíven növekedni kezd. Azonban a kritikus pont előtt egyik diagrammon sem figyelhető meg egyértelmű tendencia. Ezekből következik, hogy mindkét jellemző alkalmas lehet a tönkremenetel előrejelzésére, de a kopás becslésére nem [12].



1. ábra. Felfutási idő-kopás és RDC kopás diagrammok

König és mtsai. tanulmányukban az AE RMS értéke és a kopás közti összefüggést figyelték kis átmérőjű fúrók esetében. Négy kísérletet végeztek azonos szerszám és paraméterek mellett. Az előzőekhez hasonlóan a tönkremenetel előtti progresszív növekedés minden esetben jelentkezett, de a szerszámélettartam jelentősen eltért. Ez annak köszönhető, hogy más gépeken végezték a fúrást az egyes szerszámokkal, így a folyamat során fellépő torziós rezgések más intenzitással jelentkeztek, ami nagyban befolyásolja a kopás folyamatát [13].

Twardowski és mtsai. gépi tanuló algoritmusok segítségével következtettek a szerszám állapotára. A kísérleteket egy háromtengelyes marógépen végezték, összesen kilenc szerszámot koptattak el. Három különböző forgácsolási sebességet alkalmaztak 3-3 szerszámon, a többi paramétert nem változtatták. A kopási kritériumot 0,2 mm-es hátlap kopásnak határozták meg, melyet mikroszkóppal készített felvételeken mértek. Az adatfeldolgozás során tisztán látszott, hogy mely frekvenciatartományok jellemzőek a szerszám állapotára. Ezekre számított RMS értékek a forgácsolási paraméterek együtt képezték a modell bemenetét.

A betanítás során többféle algoritmust is kipróbáltak, melyek közül a CART módszer bizonyult a legeredményesebbnek. Továbbá vizsgálták a forgácsolási sebesség hatását a modell pontosságára nézve. Ezen paraméter ismeretében jelentősen javultak az eredmények. Összességében 6 százalékos hibával tudták osztályozni a szerszámokat, ami az ipar számára egy megfelelő eredmény lehet [14].

3.4. Forgácsoló erő és rezgés

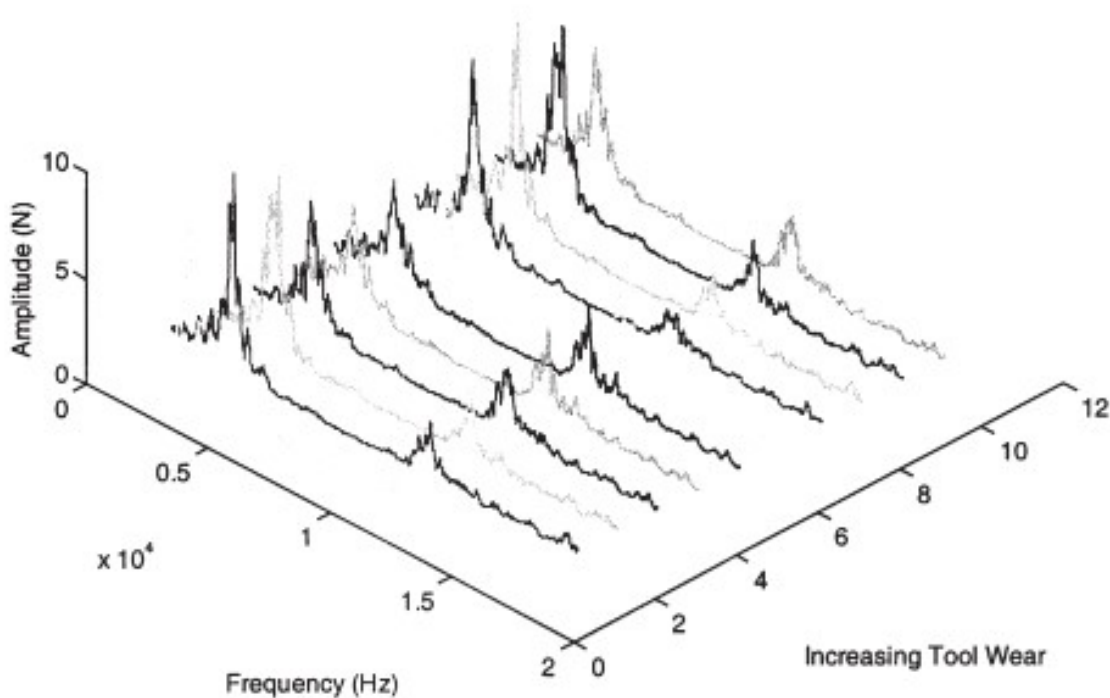
A forgácsoló erő és a kopás közti összefüggést a kutatók széleskörűen tanulmányozták. A szerszámkopás növekedésével nő az érintkező felületek nagysága, ami nagyobb súrlódási erőt eredményez. Ennek a kimutatására az erő dinamikus karakterisztikája bizonyult a legalkalmasabbnak [9].

Dornfeld és DeVries kutatásában neurális hálókat tanítottak be a kopás valós idejű becslésére. Korábbi tanulmányok szerint az erőjelek sok esetben nem hordoztak elegendő információt, ezért akusztikus emissziót is mértek. Az adatfeldolgozás során látszódott, hogy a PSD spektrumok mindkét mennyiség esetében összefüggenek a kopással. Érdekesség, hogy a háló érzéketlen a forgácsolási körülményekre és a tanító adatoktól nagyban eltérő adatokra is jól teljesített. Így egyszerűbbé válik a kalibráció, ami a valós idejű becslő rendszerek egyik nagy akadály [15].

Huang és mtsai. a rezgésjeleket STFT (Short Time Fourier Transform) segítségével dolgozták fel. Először frekvenciatartományba transzformálták az adatokat, majd meghatározták a PSD spektrumot. Ezután meghatároztak egy kétdimenziós mátrixot, amely tartalmazta az idő- és frekvenciatartománybeli értékeket is. Ezt egy hő térképhez hasonlóan ábrázolták (pseudocolor map). A becsléshez mély konvolúciós neurális hálókat használtak. A bemenetek a képek voltak, a kimenetek a kopásértékek. A modellt MAE (Mean Absolut Error) és RMSE mérőszámok

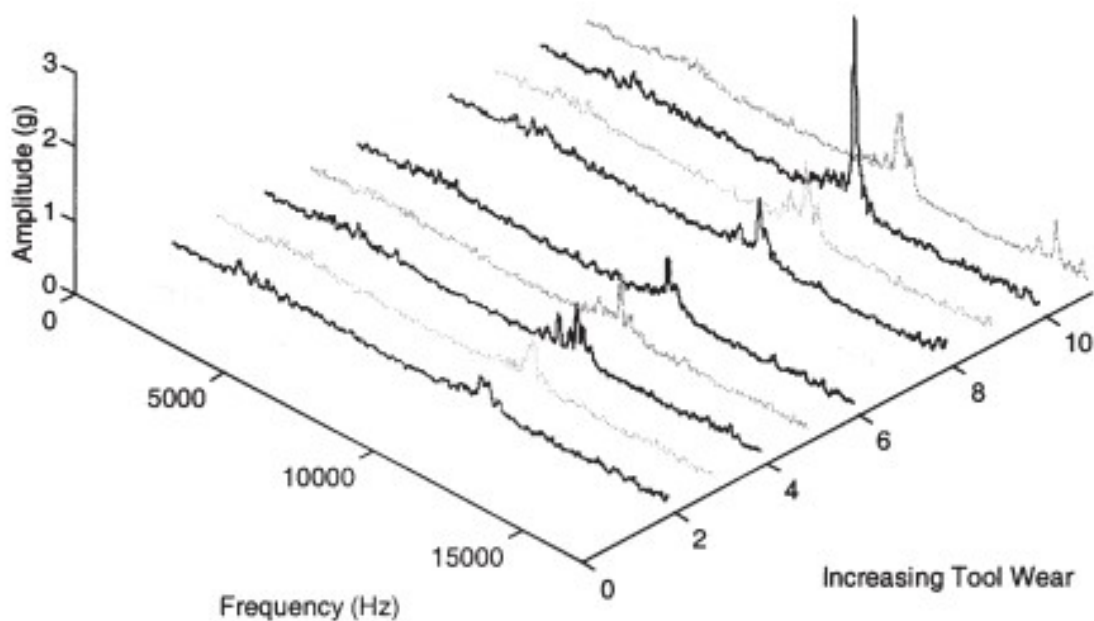
szerint értékelték. Ezek segítségével optimalizálták a STFT és a háló paramétereit egyaránt. Összességében egy hatékony valós idejű szerszámkopás megfigyelő rendszernek értékelték, amely könnyen alkalmazható hasonló területeken, de hatékony lehet motorok, turbinák vagy gördülőcsapágyak esetében is [16].

Dimla és Lister esztergálásnál mért forgácsoló erő- és rezgésértékeket mindhárom tengely irányában. Kísérletek során azt tapasztalták, hogy 0,2 mm-nél nagyobb csúcskopás esetén drasztikusan megemelkedett a szerszámtörés kockázata. A statikus erő kissé, de folyamatosan növekedett a kopással arányosan 0,15 mm-es hátkopásig, ahol egy 200%-os ugrás tapasztalható. A dinamikus jellemzőket FFT (Fast Fourier Transform) segítségével vizsgálták.



2. ábra. Dinamikus erő Fourier spektrum - hátkopás diagramm

Az erő dinamikus karakterisztikájában, amely a 2. ábrán látható, három frekvenciasáv hozható összefüggésbe a kopással. A középső tartomány (3-4 kHz) bizonyult a legérzékenyebbnek, ami az erőmérő rezonancia frekvenciájára körül helyezkedett el. Itt a fő csúcs, az elsődleges kopás esetén nem változott, a másodlagosnál növekedni kezdett, de nem a kopás mértékével arányosan. A harmadlagos kopásnál visszaesést tapasztaltak, ami a szerszám csillapításának növekedésével magyarázható. Ezek a jellegzetességek kis fogásmélység esetén markánsabbak voltak. A 10 kHz-nél lévő csúcsnál a szerszám élettartamának végénél volt egy drasztikus emelkedés.



3. ábra. Gyorsulás Fourier spektrum - hátkopás diagramm

Az erővel ellentétben a rezgés spektrumában csak két sáv volt megfigyelhető. A 3. ábrán jól látható, hogy a 2-4 kHz közti sáv volt érzékenyebb.

Itt az amplitúdóban egy folyamatos növekedés figyelhető meg a szerszámtönkremenetelnél bekövetkező visszaesésig. A 9-11 kHz közti sávban is folyamatosan növekedett az amplitúdó, de az előzővel szemben a tönkremenetelnél egy hirtelen ugrást tapasztaltak. Ezek a kis és nagy fogásmélységnél egyaránt megfigyelhetőek, azonban a fogásmélység növekedésével a jel zajossága is nőtt. Összességében a Z irányú erő és rezgés bizonyult a legérzékenyebbnek a kopásra. A szerszámhiba leghasznosabb mutatójának pedig a csúcskopást találták. A feldolgozott adatokat a kutatás későbbi szakaszában neurális hálók bemeneteként használták fel [17].

3.5. Hőmérséklet

Forgácsolás során jelentős hőmennyiség termelődik. A szerszám élének magas hőmérséklete közvetlen hatással van a kopás mértékére és módjára. A hő elvezetése a forgács, a szerszám és a munkadarabon keresztül történik. Mivel a hőmérséklet eloszlása nem egyenletes, ezért nehéz meghatározni a szerszámon keresztül átvitt hő pontos mennyiségét. Úgy gondolják, hogy

a leadott hő 90%-át a forgács vezeti el, csak a maradék 10% oszlik meg a szerszám és a munkadarab között [9], [18].

Chow és Wright kidolgozott egy valós idejű módszert a szerszám és a forgács közti felület hőmérsékletének mérésére esztergálás során. Ehhez egy szabványos hőelemet használtak a lapka alján. Kísérletek során adatokat gyűjtöttek az elméleti modellből előrejelzett határfelületi hőmérsékletekkel való összehasonlításhoz. Az kapott eredmények jól korreláltak az elméleti modell alapján vártakkal. A szerszámkopás növekedésével a hőmérséklet is növekedett. Arra a következtetésre jutottak, hogy a hőmérséklet növekedésének fő oka a kopás volt, ezért a módszerük egy valós idejű szerszámfelügyeleti rendszer alapját képezheti [19].

He és mtsai. egy hőmérséklet alapú szerszámkopás monitorozó rendszert fejlesztettek. Egy CNC vezérlésű esztergálási folyamat során rögzítették a szerszám hőmérsékleti jeleit különböző munkakörülmények között és a hozzájuk tartozó kopásértékeket. Ezután meghatároztak tíz jelalak-sajátosságot, melyek közül korrelációs elemzéssel kiválasztották a kopással leginkább korrelálókat. Ezeket használták egy BPNN (Backpropagation Neural Network) és egy SVR (Support Vector Regression) modell bemeneteként. A jeleket SSAEs (Stacked Sparse Autoencoders) segítségével is feldolgozták. Ezzel szintén hasznos jellemzőket kerestek, melyeket egy BPNN modell létrehozására használták. A mindhárom modellt értékelték RMSE és R^2 alapján. Az eredményeket a 4 táblázat mutatja.

Models	RMSE (test no.)					R2 (test no.)				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Features + BPNN	94.24	58.23	65.50	53.21	37.95	0.5206	0.8059	0.6807	0.8842	0.9011
Features + SVR	76.29	77.72	60.79	85.57	62.60	0.6858	0.6542	0.7249	0.7006	0.7308
Proposed model	75.14	57.18	54.34	58.18	29.28	0.6952	0.8129	0.7803	0.8616	0.9411

4. ábra. Modellek összehasonlítása

Ezek alapján a SSAEs-BPNN modellt javasolják, ami értékesebb és mélyebb jellemzőket képes kinyerni a jelekből, így jobb prediktív teljesítményt nyújt, mint a többi vizsgált algoritmus [20].

4. A koptatókísérlet

A koptatókísérleteket egy NCT Kondia háromtengelyes marógépen végeztük. C45-ös acélból készült, 170x100x60 mm-es előgyártmányba a hosszabb oldallal párhuzamosan szármarróval 5 horony készült, majd egy síkolás következett. A cél az volt, hogy ezt addig ismételjük, amíg a horonymaró eléri a kopási kritériumot. Az eredeti terv 6 szerszám elkoptatása volt 5 különböző paraméterkombináció mellett. Azonban a szerszámok a vártnál jelentősen lassabban koptak, így változott a kísérletterv. Végül csak 2 szerszámmal történt forgácsolás, de egyikkel sem sikerült elérni a kopási kritériumot.

A koptatókísérletet megelőzte egy előkísérlet, ahol egy szerszámmal, állandó paraméterek mellett történt forgácsolás. Ennek célja a berendezések tesztelése mellett a kísérlet menetének kialakítása volt. A munkám során ennek a szerszámnak az adatait is felhasználtam.

Szerszám	vc	fz	n	vf	Horony	Megjegyzés
	m/min	mm	1/min	mm/min	db	
A	110	0,1	2188	438	70	
B	143	0,1	2845	569	105	
C	220	0,2	4377	1751	20	
C	110	0,1	2188	438	5	Ez a sorozatot 6-szor megismételtük.
C	143	0,1	2845	569	5	
C	110	0,15	2188	657	5	
C	220	0,2	4377	1751	5	

1. táblázat. A kísérletek paraméterei

5. Adatgyűjtés

A hornyok megmunkálása során mértünk akusztikus emissziót egy PCB márkájú ICP 130F20 típusú mikrofonnal, rezgéseket a horonnyal párhuzamosan tengely mentén egy Bruel & Kjaer Miniature DeltaTron 4518-001-es gyorsulásmérővel, illetve erőt mindhárom tengely irányában, egy Kistler KIAG SWISS 9257A erőmérővel, melyet egy Kistler 5067-es erősítővel tápláltunk. Adatgyűjtéshez két NI-USB-4431 eszközt használtunk, melyeket egy Python-ban írt szoftver

vezérelt. Az adatokat a program folyamatosan rögzítette *.tdms* fájllokba (külön a két adatgyűjtőt), a forgácsolási paramétereket pedig egy *.txt* fájlba mentette.

A kopás mérése ipari mikroszkópokkal történt. Itt figyelembe kell venni, hogy az előkísérlet-nél még nem ártak rendelkezésre az új mikroszkópok, ezért itt a kopásadatok pontatlanabbak lehetnek. A mikroszkóppal készült felvételek kiértékelését Csík Dorottya végezte.

6. Adatfeldolgozás

Az adatfeldolgozás célja egy olyan táblázat létrehozása volt, aminek minden sora egy horonyhoz tartozik, az oszlopai pedig különböző jellemzőknek felelnek meg. Ez a táblázat fogja a gépi tanuló algoritmusok bemenetét képezni.

6.1. Hornyok meghatározása

A marás során az adatgyűjtők nem trigger jelre indultak, hanem szoftveresen, ezért nem egyszerre kezdődött az adatrögzítés. Minden *.tdms* fájlhoz tartozik egy *.tdms_index* fájl, ami tartalmazza az adatgyűjtő konfigurációját és az első adat rögzítésének időbélyegét. Ezek segítségével levágtam a hamarabb induló adatsor elejét úgy, hogy az azonos időpillanatban mért értékekhez azonos indexek tartozzanak a két adatsorban. Következő lépésként kivágtam az adatsorokból azokat a részeket, ahol megmunkálás történt.

A megmunkálás kezdetét az esetleges hibák elkerülése érdekében 100 egymást követő jel értékéből határoztam meg. A saját metodológiám szerint azt a pillanatot jelöltem meg a forgácsolás kezdőpontjaként, ahol ezen értékek közül 50 darab nagyobb volt, mint a maximális erő 10%-a. A Z irányú erőben mindig később jelentkezett a növekedés, ezért csak az X és Y irányút vizsgáltam, és a korábbi kezdőpontot vettem figyelembe. A forgácsolási paraméterekből és a mintavételezési frekvenciából kiszámítható a horony hossza. Ezek segítségével minden adatsorból a felesleges részeket eldobtam, a hasznosakat pedig hornyonként eltároltam.

6.2. A megmunkálás szakaszai

Egy horony megmunkálását három részre osztottam. Az első rész a szerszám belépésénél jelentkező tranziens szakasz. Ennek a vége az a pont, amikor a szerszám elkezd teljes átmérővel forgácsolni, tehát a szerszám középpontja eléri a munkadarab szélét. A második szakasz az állandó megmunkálás szakasza, a be- és kilépési tranziensek között. A harmadik a kilépési tranziens szakasza. Ezt úgy határoztam meg, hogy a kezdőpontja a szerszám elejének kilépése a munkadarabból a vége pedig amikor a szerszám középpontja eléri a munkadarab végét. Ezután már számottevő forgácsolás nem történik, ezért a szerszám második felének kilépésével nem foglalkoztam.

6.3. Jelalak jellemzők

Mindhárom szakaszra kiszámítottam az alábbi jelalak-sajátosságokat:

- Átlag:

$$\frac{\sum_{i=1}^n x(i)}{n}$$

- Szórásnégyzet:

$$\frac{\sum_{i=1}^n (x(i) - \bar{x})^2}{n}$$

- Első derivált átlaga:

$$\frac{\sum_{i=1}^n x'(i)}{n}$$

- Második derivált átlaga:

$$\frac{\sum_{i=1}^n x''(i)}{n}$$

- Négyzetes közép (RMS):

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{n}}$$

6.4. Frekvenciatartomány

A rezgéselemzéseket általában frekvenciatartományban végzik. Diszkrét Fourier transzformáció (DFT) segítségével kiszámítható a frekvencia-amplitúdó diagramm. A gyakorlatban erre FFT-t

használnak. Ez egy hatékonyabb algoritmus, ami kihasználja a szinusz függvény szimmetriáját. Ha N a jel hossza akkor a DFT-nek N^2 , míg az FFT-nek csak $N \cdot \log(N)$ műveletre van szüksége.

A mérnöki területeken gyakran előfordul, hogy különböző hosszúságú jeleket szeretnénk összehasonlítani. Erre a spektrális teljesítménysűrűség (PSD, Power Spectral Density) egy alkalmas mutató, amely megmutatja, hogy milyen frekvenciánál van a legnagyobb energia a rezgésben. Ezt a diszkrét Fourier transzformált segítségével számíthatjuk ki:

$$X_{PSD}(f) = \frac{1}{2} \frac{X(f)\overline{X}(f)}{\Delta f}$$

Ahol Δf a teljes mérési idő reciproka. Ennek a normalizálásnak köszönhetően tudunk eltérő hosszúságú jeleket összehasonlítani, amire az FFT nem alkalmas [21], [22].

Az adatfeldolgozás során a PSD alkalmazása mellett döntöttem. Mindhárom szakaszra kiszámítottam a PSD spektrumot, majd ezt kétféleképpen használtam fel:

- minden spektrumból kiválasztottam a 100 legnagyobb PSD értéket és a hozzájuk tartozó frekvenciákat.
- meghatároztam a 100 legjellemzőbb frekvenciát és minden spektrumból az azokhoz tartozó PSD értéket választottam ki.

Jellemző frekvenciákat külön vizsgáltam a hang, gyorsulás, illetve az erő három komponensére, viszont a horony forgácsolása során rögzített jelre egyben határoztam meg, nem külön-külön a megmunkálás három szakaszára.

7. Modellek tanítása és kiértékelése

7.1. Algoritmusok

A modellek betanítására három különböző gépi tanuló algoritmust használtam. Ezek mindegyike elérhető nyílt forráskódú Python könyvtárakban. Az egyik a Yandex által fejlesztett CatBoost, ami a Gradient Boosting algoritmusra épül. A másik kettő a scikit-learn könyvtárból elérhető RFR (Random Forest Regressor) és SVR (Support Vector Regression).

7.2. Tanító- és teszhalmaz

Gépi tanulás során a meglévő adathalmazt általában három részre szokták bontani. A tanítóhalmazon tanul a modell. A validációs halmazon tesztelik a modellt a hiperparaméterek hangolásakor.

Itt fennáll a veszélye annak, hogy olyan modellt választunk, ami a validációs halmazon jobban teljesít, mint a teszhalmazon, hiszen a modellválasztásnál figyelembe vesszük a validációs halmazt. Amikor egy iterációk által tanuló modell közel ugyanúgy teljesít a tanító és a validációs halmazon, akkor fejeződik be a tanítás (nem történik több iteráció).

Mivel ezen projekt keretében kevés adat állt rendelkezésemre, ezért nem használtam külön validációs és teszhalmazokat. Ebben az esetben többet profitálhatunk abból, ha nagyobb a tanító adatok halmaza.

Modellek tanításához kétféleképpen bontottam szét az adatokat tanító és teszhalmazra. Az egyik esetben véletlenszerűen, ahol adatok 20%-a képezte a teszhalmazt és 80%-a tanítóhalmazt. A másik esetben a szerszámok alapján. Három szerszámmal történt forgácsolás. Kettő esetében nem változtak a fordácsolási paraméterek, a harmadiknál igen. A teszhalmaznak az egyik változatlan paraméterekkel forgácsoló szerszámnál mért adatokat választottam.

7.3. Kiértékeléshez használt mérőszámok

A modelleket a hiba négyzetes közepe (RMSE, Root Mean Square Error) és a determinációs együttható (R^2) alapján értékeltem. Ezekhez szintén a scikit-learn könyvtárban implementált függvényeket használtam, amik az alábbi képleteket használják.

$$RMSE(y, \hat{y}) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$
$$R^2(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=0}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Ahol n a minták száma a teszhalmazban, y_i az i . minta célváltozójának valós értéke, $\hat{y}_i$ az i . minta alapján becsült célváltozó érték, $\bar{y} = \frac{\sum_{i=0}^n (y_i)}{n}$ a valós célváltozók átlaga a teszhalmazban.

Az R^2 értéke megmutatja, hogy a modell mennyire teljesít jól a teszhalmazon. Értéke 1,

ha minden becsült érték megegyezik az valóssal. RMSE pedig az eltérés mértékét mutatja a célváltozó dimenziójában [23].

7.4. Modellek

Valós körülmények között a gépben lévő szerszám kopását becsülnénk. Ehhez nem szolgál releváns információval, hogy a kísérletek során melyik szerszámmal történt a forgácsolás, ezért amikor a szerszám szerint választott tesztalmazt alkalmaztam, akkor a szerszám jelölését tartalmazó oszlopot elhagytam. Ez nem változtat a modell pontosságán mert a tesztalmaz "szerszám" oszlopában lévő adattal még nem találkozott a modell, tehát nem segíti a becslésben. Ellenben érdekes lehet, hogy a véletlenszerű tesztalmazválasztásnál mennyire támaszkodik rá a modell, ezért ott benthagytam.

Szerszám alapú tesztalmazválasztásnál a 2. szerszám adatait választottam, mivel ahhoz pontosabb kopásadatok állnak rendelkezésre.

A hiperparaméterek finomhangolásával nem foglalkoztam. Az összes jellemzőt tartalmazó modell esetén kipróbáltam néhány hiperparaméter-kombinációt és a legjobbat alkalmaztam az összes modellnél. Első körben egy átfogó képet szerettem volna kapni, hogy melyik modell hogyan teljesít, melyikkel érdemes részletesen foglalkozni.

A forgácsolási paraméterek és a szerszámmal forgácsolt hornyok száma minden modell számára ismert. Valós munkakörülmények között ezek az adatok egyszerűen hozzáférhetőek és hasznos információval szolgálhatnak.

7.4.1. R^2 használata a jellemzők fontosságának vizsgálatára

A modellek összehasonlítását főként az R^2 értékek alapján végeztem. Kezdetben minden rendelkezésre álló adaton végeztem a betanítást. Ezután bizonyos jellemzőket elhagyva egy új modellt tanítottam be, és megfigyeltem az R^2 változását. Csökkenés esetén az adott paraméter elhagyásával információt veszítettünk. Minél nagyobb mértékben csökkent az R^2 , annál fontosabb volt az elhagyott paraméter. A növekedés oka általában az volt, hogy kevesebb változóval hatékonyabban képesek becsülni a modellek. Azonban ez nem feltétlenül jelenti azt, hogy az elhagyott jellemző felesleges, csak ilyen kis adatmennyiség esetén nem képesek az algoritmusok

hatékonyan kezelni a nagy változós számot.

7.4.2. Be- és kilépési tranziens jelentősége

Először azt vizsgáltam, hogy mennyi információval szolgálnak a szerszám be- és kilépésénél fellépő tranziensekből származó jellemzők. Minden rendelkezésre álló jellemző esetén (2. és 3. táblázat) csak a szerszám alapú tesztalmazválasztásnál a CB algoritmusnál alakult ki számottevő különbség a mindhárom szakaszon betanított modell és a csak középső szakaszon betanított modell teljesítménye között, a többi esetben ez elhanyagolható.

A PSD spektrum kétféle felhasználását elhagytam, így jelentősen csökkent a modell változóinak száma (4. és 5. táblázat). Ekkor a szerszám szerinti tesztalmaz esetében jelentős mértékű javulás tapasztalható, a másik két esetben nem lépett fel számottevő különbség. Az SVR algoritmus rendre alulmarad a másik kettővel szemben.

Ez annak köszönhető, hogy túl sok a változó az adathoz képest, így nem képes megfelelő görbét illeszteni. Ezt alátámasztja, hogy a PSD spektrum nélküli esetben jelentősen javult az SVR pontossága. A továbbiakban a következtetéseimet a CB és az RF eredményeire alapoztam.

Az eddigi tapasztalatokra alapozva, a következő modelleket csak a középső szakaszra vizsgáltam, hogy az egyes jellemzők hatása jobban érzékelhető és könnyebben ábrázolható legyen. Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA, PSD_{max} , PSD_{jell}

Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA, PSD_{max} , PSD_{jell}						
Tesztalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R^2	-5,1366	0,5514	0,3742	0,7974	0,9763	0,9798
RMSE	0,0402	0,0109	0,0127	0,1380	0,0057	0,0052

2. táblázat. Eredmények mindhárom szakasz és minden jellemző ismeretében

Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA, PSD _{max} , PSD _{jell}						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	-5,1366	0,5420	0,5706	0,8041	0,9834	0,9806
RMSE	0,0402	0,0110	0,0106	0,1356	0,0047	0,0051

3. táblázat. Eredmények a középső szakasz és minden jellemző ismeretében

Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	-0,7202	0,7665	0,7454	0,9516	0,9810	0,9781
RMSE	0,0213	0,0078	0,0082	0,0668	0,0050	0,0053

4. táblázat. Eredmények mindhárom szakasz ismeretében, PSD spektrum nélkül

Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	-1,6487	0,7044	0,7124	0,9571	0,9754	0,9780
RMSE	0,0264	0,0088	0,0087	0,0619	0,0057	0,0053

5. táblázat. Eredmények a középső szakasz ismeretében, PSD spektrum nélkül

7.4.3. Mért mennyiségek jelentősége

Második lépésben az erő, a rezgés és az akusztikus emisszió jelek középső szakaszának jellemzőire külön tanítottam be a modellt (6-8. táblázatok).

A szerszám alapú teszhalmaznál a CB algoritmus az akusztikus emisszió esetében meglepően jól teljesített az RF-hez képest. Összességében azonban az erőmérés bizonyult a leghasznosabbnak, ami főként az RMSE értékekben nyilvánul meg.

Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA, PSD _{max} , PSD _{jell}						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	-5,1366	-2,2179	0,7570	0,8240	0,9679	0,9733
RMSE	0,0402	0,0288	0,0080	0,1267	0,0064	0,0060

6. táblázat. Eredmények csak az akusztikus emisszióra vonatkozó jellemzők ismeretében

Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA, PSD _{max} , PSD _{jell}						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	-5,1366	-0,3435	0,4265	0,7795	0,9439	0,9761
RMSE	0,0402	0,0188	0,0123	0,1434	0,0082	0,0056

7. táblázat. Eredmények csak a rezgésre vonatkozó jellemzők ismeretében

Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA, PSD _{max} , PSD _{jell}						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	-5,1366	0,6135	0,5866	0,7961	0,9849	0,9832
RMSE	0,0402	0,0101	0,0104	0,1389	0,0045	0,0047

8. táblázat. Eredmények csak az erőre vonatkozó jellemzők ismeretében

7.4.4. PSD spektrum felhasználása

Ezután a PSD spektrum kétféle felhasználását hasonlítottam össze (9-12. táblázatok). Az eredmények R² értéke hasonló volt, viszont a PSD_{jell} ismeretében jobb RMSE értékeket kaptam. SVR algoritmus nagyságrendekkel jobban teljesít a szerszám alapú teszhalmaznál, ha a PSD_{max} nem szerebel a bemenetek között. Összehasonlítva a 4. és az 5. táblázatot, ahol nem ismeri a PSD spektrumot, a 10. és a 12. táblázattal, láthatjuk, hogy az SVR alkalmazása esetén a PSD_{jell} megadása jelentős javulást eredményez. Ebből arra következtethetünk, hogy a PSD spektrum hordoz releváns információkat a forgácsolásról a kopásra nézve. Több rendelkezésre álló adat esetén érdemes lehet részletesebben vizsgálni, de jelen esetben a nagy változószám torzítja a modelleket.

Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA, PSD _{max}						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	-5,1366	0,5612	0,5428	0,7243	0,9712	0,9727
RMSE	0,0402	0,0107	0,0110	0,1613	0,0062	0,0061

9. táblázat. Eredmények PSD_{jell} elhagyásával

Bemenet: RMS, AVG, STD, FDA, SDA, PSD _{jell}						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	0,4002	0,6023	0,4606	0,8863	0,9853	0,9881
RMSE	0,0126	0,0102	0,0119	0,1034	0,0044	0,0039

10. táblázat. Eredmények PSD_{max} elhagyásával

Bemenet: PSD _{max}						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	-5,1366	0,5556	0,5157	0,7102	0,9696	0,9688
RMSE	0,0402	0,0108	0,0113	0,1654	0,0063	0,0065

11. táblázat. Eredmények csak a PSD_{max} ismeretében

Bemenet: PSD _{jell}						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R ²	0,3299	0,5959	0,4973	0,8794	0,9838	0,9879
RMSE	0,0133	0,0103	0,0115	0,1065	0,0046	0,0040

12. táblázat. Eredmények csak a PSD_{jell} ismeretében

7.4.5. RMS értékek jelentősége

Szakirodalomban gyakran támaszkodnak a jelek RMS értékeire, ezért betanítottam a modellt csak ezen jellemzők ismeretében (13. táblázat). Itt a CB algoritmussal való tanulás során tapasztalt pontosság kiemelkedő, közel azonos az 5. táblázatban láthatóval. Ez alátámasztja, hogy az RMS érték korrelál a kopással.

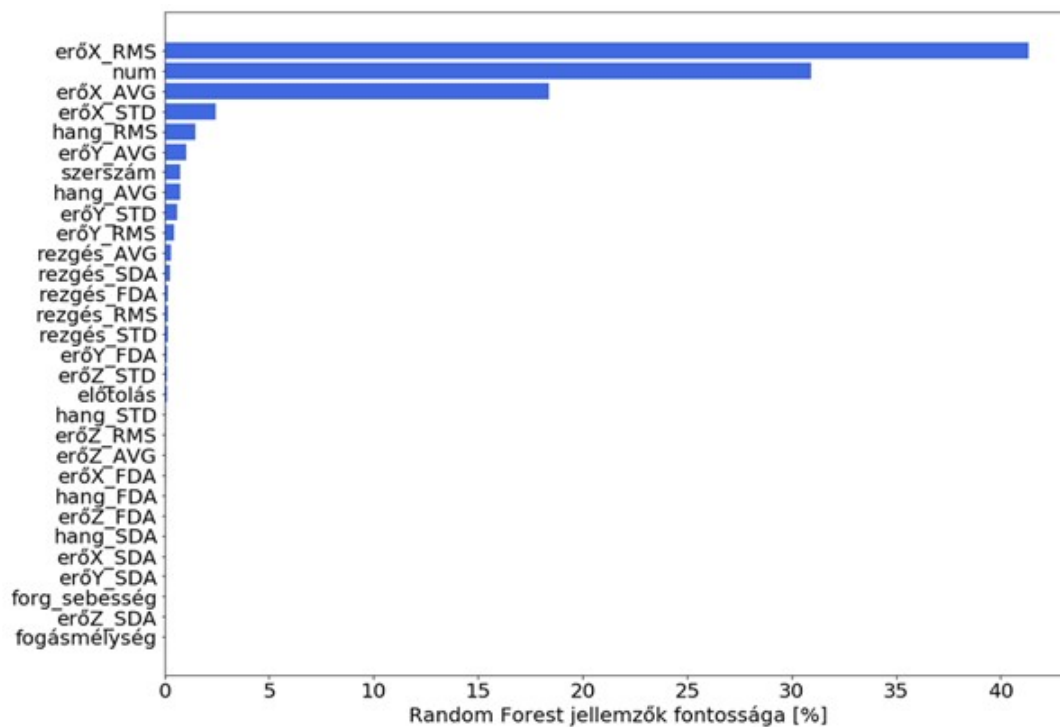
Bemenet: RMS						
Teszthalmaz	2. szerszám adatai			véletlenszerű		
Algoritmus	SVR	RF	CB	SVR	RF	CB
R^2	-2,4104	0,5771	0,7057	0,9618	0,9744	0,9949
RMSE	0,0300	0,0105	0,0088	0,0583	0,0056	0,0026

13. táblázat. Eredmények csak az RMS értékek ismeretében

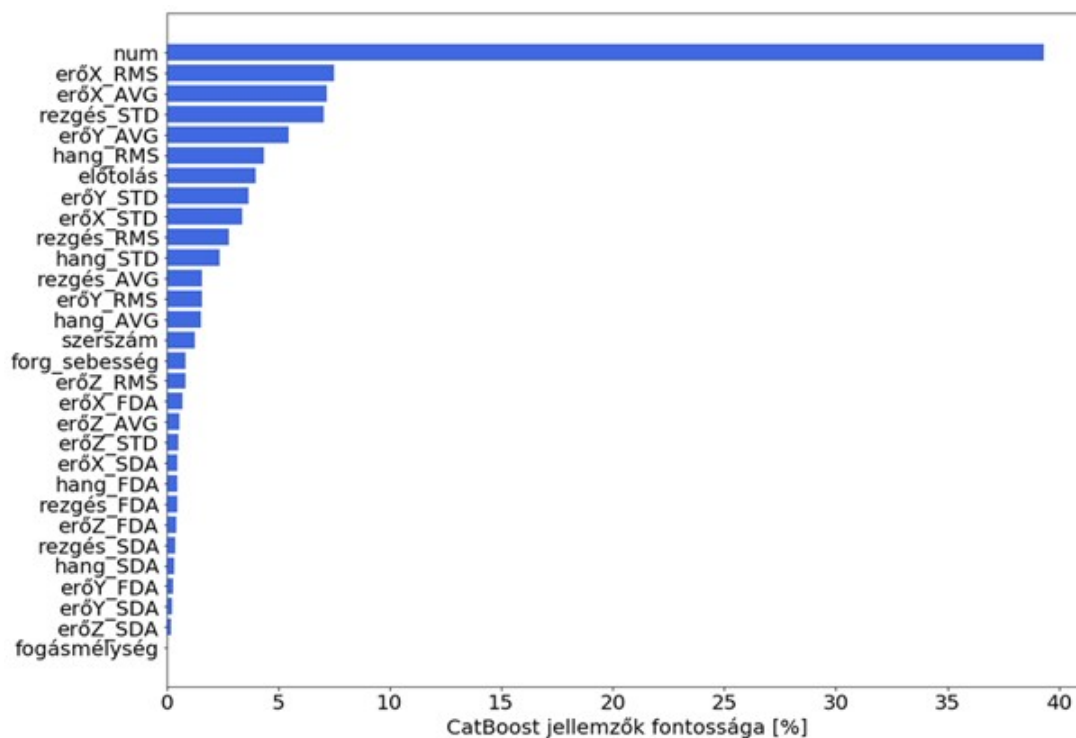
7.5. Jelalak-sajátosságok vizsgálata

A véletlenszerűen választott teszhalmaz esetén a modellek teljesítménye hasonló volt. A jellemzők fontosságát az 5. táblázathoz tartozó modellen vizsgáltam. Az 5. és a 6. ábrán látható, hogy az RF és a CB algoritmusok mely változókat használják leginkább a becslés során. A "num" jelölésű oszlop a horony számát tartalmazza (hányadikként lett forgácsolva az adott szerszámmal). Ez nyilvánvaló, hogy segít a becslésben, hiszen értéke a kopáshoz hasonlóan folyamatosan növekedik.

A forgácsolás során mért mennyiségek közül az erőmérés bizonyult a leghasznosabbnak. Az erő RMS és AVG értékei jól korrelálnak a szerszám kopásával. Jelen esetben a szerszám haladási irányára merőleges komponens volt a legdominánsabb. Az akusztikus emisszió RMS értéke ("hang_RMS" oszlop) is előkelő helyen szerepel mindkét esetben. Ez azt jelenti, hogy egy ipari mikrofon telepítésével értékes adatokat nyerhetünk a szerszám állapotáról. Érdeemes lenne az akusztikus emisszió jelek részletesebb vizsgálata egy nagyobb adathalmazon, hiszen ez egy egyszerű és költséghatékony rendszer alapját képezhetné.



5. ábra. Jellemzők fontossága az RF algoritmus alapján

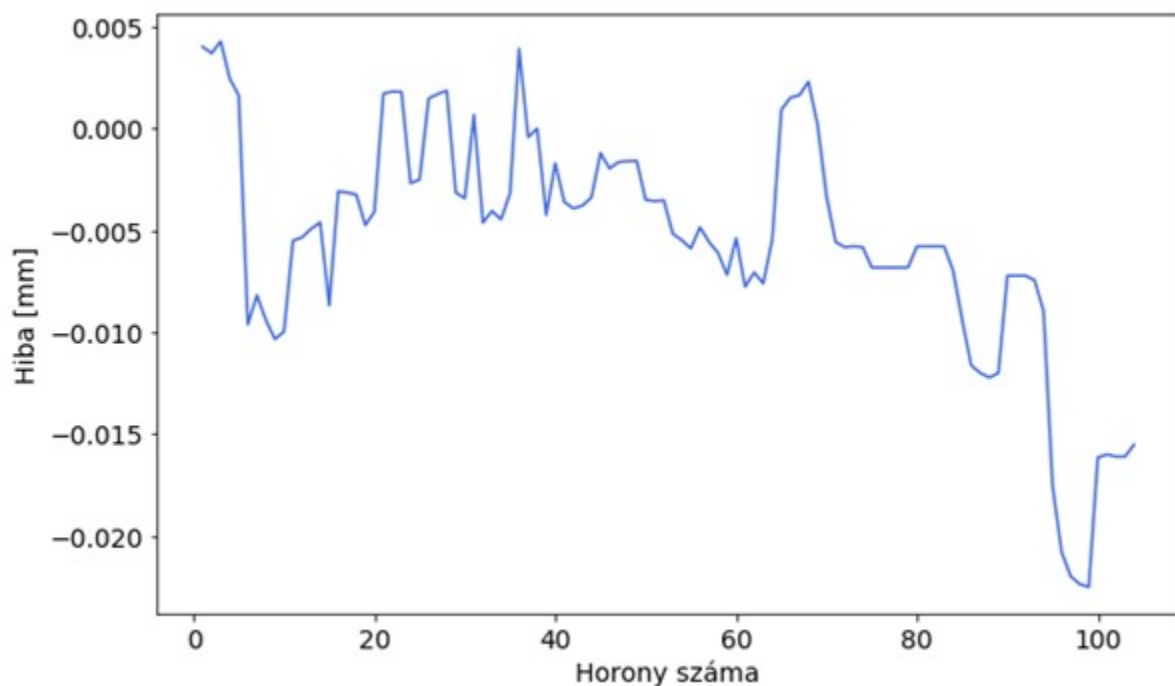


6. ábra. Jellemzők fontossága a CB algoritmus alapján

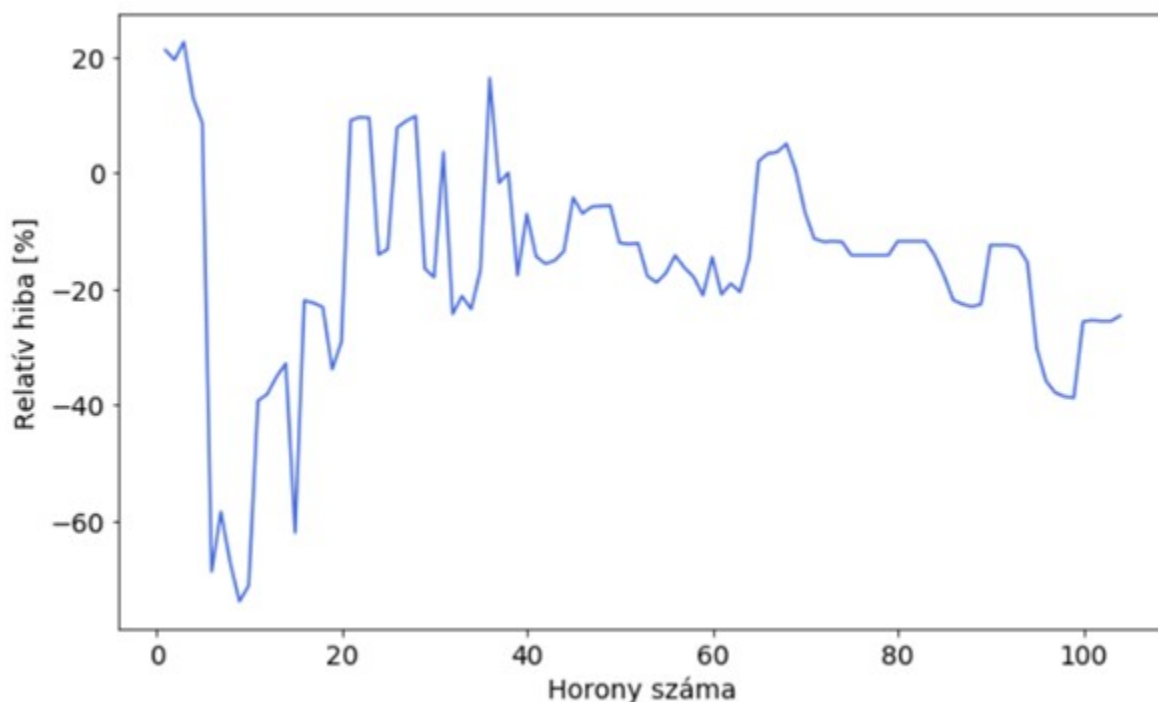
7.6. Hiba változása a megmunkált horonyok számának függvényében

A gyakorlati felhasználás szempontjából nem mindegy, hogy a szerszám élettartama során hogyan alakul a modell hibája. A szerszám alapú tesztalmazválasztásnál használt modell esetén (5. táblázat) ábrázoltam a hibát és a relatív hibát a horony számának függvényében (7. és 8. ábra). Az első néhány horony esetén nagy a pontatlanság, de a gyakorlatban itt nem lényeges a kopás pontos ismerete.

Ezután csökkenni kezd a hiba mértéke egészen addig, amíg mindhárom szerszámról rendelkezésre állnak adatok (70 horony). Ez lehetővé teszi, hogy az élettartam későbbi szakaszában pontosabb képet kapjunk a szerszám állapotáról. A gyártás szempontjából kritikus tartományról, ahol a kopás selejttermeléshez, esetlegesen szerszámtöréshez vezethet sajnos nincsen adatom. A későbbiekben érdemes lenne megvizsgálni a szerszám viselkedését ezen a szakaszon. Ha csak itt teljesít jól a modell, az már elegendő a tönkremenetel megelőzéséhez.



7. ábra. Hiba a horony számának függvényében



8. ábra. Relatív hiba a horony számának függvényében

8. Összegzés

8.1. Eredményeim

A kevés rendelkezésre álló adat miatt nagyon változatosak lettek az eredmények. A modellek a véletlenszerű tesztalmazválasztás esetén bizonyultak a legpontosabbnak. Igaz, hogy ez nem mutat reális képet a valós használati körülmények közti hatékonyságról, viszont egy hasznos módszer az összefüggések vizsgálatára. Elsősorban a jelalak-jellemzők hatásával foglalkoztam. Ehhez megvizsgáltam, hogy az egyes algoritmusok a döntéshozatal során mely változókra támaszkodnak leginkább. Az RF és a CB hasonlóan teljesítettek. Az SVR az esetek többségében rendkívül gyengén teljesített, ami az adatok és a változók számának arányával indokolható. Az RF és a CB eredményei alapján elmondható, hogy az erő átlag és RMS értékei, különösképpen a horonyra merőleges irányú komponensé, illetve az akusztikus emisszió RMS értéke voltak a legfontosabb paraméterek. A PSD spektrumból kiválasztott 100 legjellemzőbb frekvencia felhasználása túl sok változóval bővítette a modellt az adatmennyiséghez képest. Azonban az SVR a legjellemzőbb frekvenciákhoz tartozó PSD értékek ismeretében meglepően jól teljesített

a sok változó ellenére. Ebből arra következtettem, hogy a PSD spektrum is hordoz releváns információt, nagyobb adatmennyiség esetén érdemes lehet felhasználni.

A valós körülményeket szimuláló szerszám szerinti tesztalmazválasztás esetében gyengébben teljesítettek a modellek. Itt a kopásadatok minősége nagyban befolyásolta a pontosságot. Ábrázoltam a hiba mértékét a forgácsolt hornyok számának függvényében (7-8. ábrák). A kezdeti, élettartam szempontjából jelentéktelen szakaszon jelentős mértékű a becslés hibája, de a forgácsolás előrehaladtával csökkenni kezd. A forgácsolás azon szakaszáról, ahova már csak két szerszám jutott el, így kevesebb adat áll rendelkezésre, újra növekedni kezd. A különböző forgácsolási paraméterek mellett nincsenek drasztikus eltérések a kopásadatokban. Ha megfelelő számú kísérletet végeznénk egy adott paramétertartományon, akkor abban egy hatékony modellt lehetne létrehozni.

A CB algoritmussal csak az akusztikus emisszióra támaszkodva (6. táblázat) egy jól teljesítő ($R^2 = 0,76$) modellt kaptam. Mivel egy akusztikus emisszió alapú szerszámfelügyeleti rendszer telepítése viszonylag olcsó és egyszerű, ennek a fejlesztésnek széles körű gyakorlati potenciálja van. Érdemes lenne nagy mennyiségű adatot gyűjteni és részletesen megvizsgálni. Ez esetben az algoritmusok között szignifikáns különbség alakult ki. Egy a feladatra optimális algoritmus keresése, illetve a hiperparaméterek hangolása egy még pontosabb modellt eredményezhet.

8.2. További fejlesztési irányok

Egy jól működő szerszámfelügyeleti rendszerhez nagy mennyiségű adatra lenne szükség. Erre egy költséghatékony megoldás, ha az adatokat ipari gyártás során rögzítjük. Kezdetnek egy ipari mikrofont lenne érdemes telepíteni, mivel az nem zavarja meg a gyártási folyamatot, mégis rengeteg hasznos adattal szolgálhatna. Az akusztikus emisszió RMS értéke más jellemzőkkel kiegészítve egy szerszámkopás monitorozó rendszer alapját képezhetné. A PSD spektrum részletesebb vizsgálata, illetve más formában történő felhasználása is növelheti a pontosságot.

Érdekes lehet a szerszám állapotának késői, tönkremenetel előtti szakasza. A gyakorlati felhasználás szempontjából a tönkremenetel elkerülése az egyik legfontosabb cél. A feladatot egy osztályozási problémaként kezelve két csoportra oszthatjuk a szerszámokat. Az egyik a még megfelelő állapotúak, melyekkel a következő megmunkálási ciklusban még megfelelő minőségben lehet forgácsolni, míg a másik csoport szerszámaival már nem. Ennek előnye a regressziós

modellekkel szemben, hogy kevesebb adatra van szükségük a betanuláshoz.

Azt tapasztaltam, hogy a túl sok jellemző hatására eshet a modellek teljesítménye. Érdeemes lenne minél több jellemzőt felírni a jelekre, viszont a modelleket csak az általunk fontosnak tartottakon tanítani. Egy másik megoldás, hogy mélytanuló algoritmusokkal dolgozzuk fel a jeleket. Ezek segítségével számunkra nem látható, értékes jellemzőkhöz juthatunk.

Hivatkozások

- [1] <https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction>.
- [2] <https://towardsdatascience.com/svm-and-kernel>.
- [3] <https://towardsdatascience.com/support-vector-regression>.
- [4] <https://www.analyticsvidhya.com/support-vector-regression>.
- [5] <https://www.geeksforgeeks.org/bagging-vs-boosting-in-machine-learning/>.
- [6] <https://towardsdatascience.com/random-forest>.
- [7] <https://www.mygreatlearning.com>.
- [8] <https://www.analyticsvidhya.com>.
- [9] D. E. Dimla, „Sensor signals for tool-wear monitoring in metal cutting operations—a review of methods,” *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 40, pp. 1073–1098, June 2000.
- [10] K. Jemielniak and O. Otman, „Tool failure detection based on analysis of acoustic emission signals,” *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 76, pp. 192–197, Apr. 1998.
- [11] E. Kannatey-Asibu and D. A. Dornfeld, „A study of tool wear using statistical analysis of metal-cutting acoustic emission,” *Wear*, vol. 76, no. 2, pp. 247–261, 1982.
- [12] S. Kakade, L. Vijayaraghavan, and R. Krishnamurthy, „In-process tool wear and chip-form monitoring in face milling operation using acoustic emission,” *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 44, no. 3, pp. 207–214, 1994.
- [13] W. König, K. Kutzner, and U. Schehl, „Tool monitoring of small drills with acoustic emission,” *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 32, no. 4, pp. 487–493, 1992.
- [14] P. Twardowski, M. Tabaszewski, M. Wiciak – Pikuła, and A. Felusiak-Czyryca, „Identification of tool wear using acoustic emission signal and machine learning methods,” *Precision Engineering*, vol. 72, pp. 738–744, 2021.

- [15] D. A. Dornfeld and M. F. DeVries, „Neural Network Sensor Fusion for Tool Condition Monitoring,” *CIRP Annals*, vol. 39, no. 1, pp. 101–105, 1990.
- [16] Z. Huang, J. Zhu, J. Lei, X. Li, and F. Tian, „Tool Wear Monitoring with Vibration Signals Based on Short-Time Fourier Transform and Deep Convolutional Neural Network in Milling,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, July 2021. Publisher: Hindawi.
- [17] D. E. Dimla and P. M. Lister, „On-line metal cutting tool condition monitoring.: I: force and vibration analyses,” *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 40, pp. 739–768, Apr. 2000.
- [18] G. Boothroyd, *Fundamentals of Metal Machining and Machine Tools, Third Edition*. CRC Press, Nov. 1988. Google-Books-ID: sMmqNKclBV8C.
- [19] J. Chow and P. Wright, „ON-LINE ESTIMATION OF TOOL/CHIP INTERFACE TEMPERATURES FOR A TURNING OPERATION.,” *Journal of engineering for industry*, vol. 110, no. 1, pp. 56–64, 1988.
- [20] Z. He, T. Shi, J. Xuan, and T. Li, „Research on tool wear prediction based on temperature signals and deep learning,” *Wear*, vol. 478-479, p. 203902, 2021.
- [21] <https://blog.endaq.com/vibration-analysis>.
- [22] <https://blog.endaq.com/power-spectral-density>.
- [23] <https://scikit-learn.org/stable/modules/model-evaluation>.