



TECHNICKÁ DIAGNOSTIKA

- 1** Využití velkých jazykových modelů pro automatizovanou tvorbu zpráv v rámci monitorování vibračních strojních systémů
- 2** Od detekce poruch k odstranění jejich příčin: Vibrační diagnostika a RCA v praxi
- 3** Automotive Gearbox Condition Monitoring: A Review



Vážení čtenáři,

máme za sebou nezvykle horké léto. Několikrát se přepisovaly rekordy maximálních teplot vzduchu, a to napříč celou naší zemí. Někomu horka vadí, jiní si je vychutnávají, ale teploty kolem 40°C už spíše představují výzvu k přežití. Zatím jsou u nás tyto extrémy ojedinělé, ale zřejmě si na tento trend musíme začít zvykat. Možná vás uklidní, že zhruba 85 procent lidstva žije v teplejším podnebí než my. Nepíše za mě škodolibost, jde o holý fakt a naši výhodu. Tak si pojďme nestěžovat a budme rádi za to, v jaké zemi žijeme.

Na následujících stránkách naleznete tři odborné články věnované vibrodiagnostice. Ať chceme nebo ne, umělá inteligence postupně proniká i do tohoto oboru. Ještě před několika lety, když začala umělá inteligence vystrkovat růžky, jsme jí příliš nevěřili. Jednak již za námi byly určité snahy a pokusy, které ale příliš nefungovaly a postupně zanikaly, a jednak ve vibrodiagnostice nejde jen o porovnávání naměřených dat. Je nutné znát konstrukci zařízení, jeho provozní historii, rozumět principům, funkcím a vlastnostem jednotlivých komponent, jako jsou např. ložiska, ale musíme také přemýšlet o zařízení jako celku, vědět něco o dynamice a řadu dalších znalostí. Až při znalosti těchto „základů“ mohu správně a přínosně analyzovat získaná data.

Jenže chyba lávky. Po obrovském boomu AI v poslední době se zdá, že nic není nemožné. Dostupné komunikační aplikace založené na velkých jazykových modelech dokážou vyhodnotit frekvenční spektrum – a tuto možnost má dnes téměř každý. Když se AI poskytnou výše zmíněné informace o typu stroje a způsobu provozování, lze dospět ke kvalitní analýze stavu zařízení. Jak se dále dočtete, AI za vás dokonce dokáže psát celé protokoly. Různé aplikace založené na principu strojového učení dokážou analyzovat data z on-line monitoringu a upozornit

na odchylky, které by člověk mohl přehlédnout, nebo jejichž odhalení není v lidských silách kvůli velkému množství dat. Na níže uvedeném odkazu se můžete dočíst, jak AI za pomoci neuronových sítí pomáhá s diagnostikou hydrogenerátoru na přečerpávací vodní elektrárně.

Ano, umělá inteligence nás techniky zatím nenahradí, již dnes však napomáhá, byť často ještě ne zcela dokonale. Stále jsme teprve na začátku aktuálního rozmachu. Můžeme se nechat překvapit nebo k rozvoji také přispět; časem uvidíme, kam až tento trend dojde. Každopádně nás čeká zajímavá budoucnost s otevřeným koncem.

Přeji ničím nerušené čtení následujících článků.

Ing. Jakub Všolák, CTD

Vedoucí odborné skupiny Vibrodiagnostika v ATD ČR, z.s.

Zjistěte, jak AI mění diagnostiku vodních turbín



Naskenujte QR kód a zjistěte, jak AI pomáhá odhalit poruchy dříve, než nastanou.

Využití velkých jazykových modelů pro automatizovanou tvorbu zpráv v rámci monitorování vibrací strojních systémů

Use of Large Language models for Automated Reporting in Vibration Monitoring of Machine Systems

Anotace / Abstract

Současné prostředky pro monitorování vibrací systémů strojů dokážou automaticky informovat uživatele o překročení stanovených limitů nebo pravidelně generovat tabulky a grafy. Tyto výstupy však mohou být pro netechnický personál obtížně srozumitelné, přitom právě jejich porozumění je klíčové pro rozhodování o dalším provozu zařízení. Tento článek představuje způsob, jak využít velké jazykové modely k převodu předem připravené sady dat do souvislého textu. Modely neprovádí vlastní diagnostiku, pouze zpracovávají deterministicky připravená data. Navržené řešení je možné integrovat do existujících procesů a umožňuje automatizovaně generovat srozumitelné zprávy pro širší skupinu uživatelů, což zlepšuje informovanost při provozním rozhodování.

Current tools for vibration monitoring of machine systems can automatically notify users when predefined limits are exceeded or can generate tables and charts on a daily basis. However, such outputs can be difficult for non-technical personnel to interpret, although their understanding is essential for making decisions regarding further operation. This paper introduces a method of using large language models to convert pre-processed data into natural-language text. These models do not perform diagnostics; instead, they operate solely on deterministically prepared data. The proposed solution can be integrated into existing business processes, enabling the automated generation of reports that are easy to understand for a wide audience. This increases the quality of information and supports better operational decisionmaking.

Ing. Luboš Smolík, Ph.D., CTD

Centrum výzkumu Řež s.r.o.

Hlavní 130, Řež, 250 68 Husinec

mobil: +420 736 727 373, e-mail: lubos.smolik@cvrez.cz

Ing. Václav Steinbach

Centrum výzkumu Řež s.r.o.

Hlavní 130, Řež, 250 68 Husinec

e-mail: vaclav.steinbach@cvrez.cz

Ing. Jakub Šulda

Centrum výzkumu Řež s.r.o.

Hlavní 130, Řež, 250 68 Husinec

e-mail: jakub.sulda@cvrez.cz

Yevhenii Vasylchenko

Centrum výzkumu Řež s.r.o.

Hlavní 130, Řež, 250 68 Husinec

e-mail: yevhenii.vasylchenko@cvrez.cz

1. Úvod

Současné digitální nástroje pro monitorování stavu běžně generují tabulky, grafy a upozornění na překročení limitů. Převod těchto dat do srozumitelných zpráv je však často manuální nebo se zakládá na předem definovaných šablonách. Rychlý rozvoj velkých jazykových modelů (LLM), jako jsou GPT, Gemini, Claude nebo DeepSeek, umožňuje mezi datovou vrstvou monitorovacího systému a výstupní zprávou vložit novou vrstvou tvořenou LLM, která převádí data na souvislý text. To odpovídá současnému trendu, kdy se LLM mimo jiné využívají pro převod strukturovaných dat do textu. [1]

Zavedení LLM do procesu diagnostiky však přináší otázky týkající se transparentnosti a robustnosti použitého modelu. Transparentnost se týká sledovatelnosti vztahu mezi vstupními a výstupními daty, robustnost pak odolnosti modelu vůči neúplným, nečekaným nebo nevhodně strukturovaným vstupům. [2] Podle nové edice normy ISO 13379-1 má být diagnostická hypotéza formulována na základě analýzy symptomů a dalších elementů. [3] Při použití LLM ale může být obtížné doložit, jak konkrétní hypotéza vznikla.

V automatizovaných procesech je tedy vhodné LLM použít pouze jako jazykovou vrstvu nad deterministickými vstupy, nikoli jako nástroj, který podklady pro hypotézu sám vytváří.

V diagnostice strojních systémů lze rozlišit dva směry použití LLM:

1) převod strukturovaných dat, jako jsou údaje z historie provozu a naměřená data, do souvislého textu, [4]

2) konzultační režimy kombinující práci se záznamy údržby, normami či technickými manuály s interaktivním dotazováním uživatele. [5]

Tento článek ukazuje, jak integrovat LLM do procesu monitorování stavu za účelem automatické tvorby zpráv o chování monitorovaného systému. Popsán je celý řetězec od zpracování dat z monitorovacího systému přes sestavení datového balíčku a promptu pro LLM až po sjednocení dílčích výstupů do jednoho dokumentu, který je možné pravidelně ukládat nebo rozesílat e-mailem. V souladu s principy uvedenými výše LLM slouží pouze jako jazyková nadstavba nad deterministickými výsledky. Integrace je demonstrována na příkladu zpráv o vibračním chování vyhovujících normě ISO 20816-2. [6]

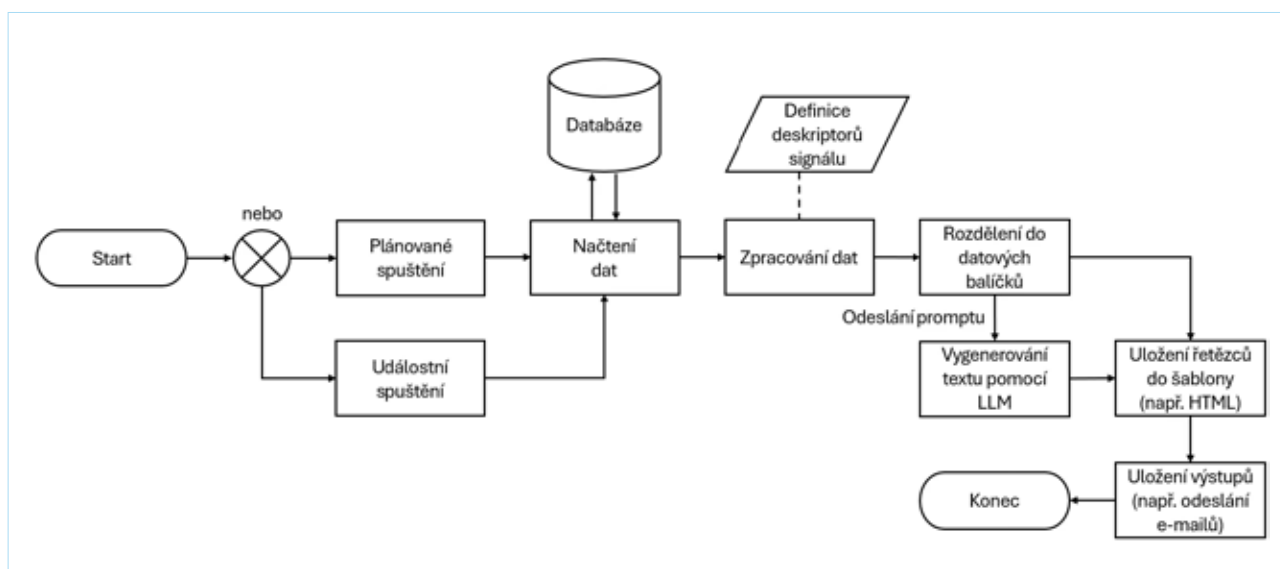
2. Popis procesu automatizované tvorby zprávy o chování systému strojů

Základní kroky procesu automatizované tvorby zprávy o chování systému strojů jsou zobrazeny ve vývojovém diagramu na Obr. 1 a popsány v následujících kapitolách.

2.1. Spuštění procesu

Proces může být spuštěn dvěma způsoby. Prvním je spuštění plánované v předem definovaných intervalech, například každý den v 7.00. Druhým je spuštění při události, například při překročení mezní hodnoty vibrací pro výstrahu dle ISO 20816-2. [6]

Uvedené způsoby spuštění lze realizovat buď přímo v systému monitorování stavu, pokud umožňuje vyvolání externích akcí (tj. spuštění skriptů, maker nebo programů), nebo na platformě pro automatizaci procesů, jako je Microsoft Power Automate nebo open-source nástroje jako n8n, Huginn a Node-RED.



Obr. 1: Vývojový diagram zobrazuje základní kroky procesu automatizované tvorby zprávy s využitím dat z databáze monitorování stavu systému strojů

2.2. Načtení dat

V dalším kroku jsou načtena data z databáze monitorovacího systému. Přístup k nim může proběhnout prostřednictvím API konektoru, přímého databázového dotazu nebo načtením souborů z datového úložiště. V tomto kroku se zároveň určuje rozsah načítaných dat, tedy časový interval, ve kterém se pracuje, a vzorkovací perioda, pokud jí zvolený způsob načítání dat umožňuje nastavit.

V představeném příkladu monitorování vibračního chování turbogenerátoru jsou načítány hodnoty ložiskových vibrací, činného výkonu generátoru a otáček stroje za posledních 14 dní.

2.3. Zpracování dat

Zpracování zahrnuje validaci dat, tedy vyřazení vzorků s chybějícími nebo neplatnými hodnotami a vzorků s nevyhovující hodnotou indikátoru kvality dat dle ISO 13374-2. [7] Zbývající data je obvykle nutné synchronizovat na konstantní vzorkovací periodu, aby bylo možné vypočítat deskriptory jednotlivých měření a zajistit jejich vzájemnou porovnatelnost. [3]

Nejčastěji používanými deskriptory statických měření, což jsou v případě vibrací například rozkmity výchylky vibrací S_{p-p} nebo efektivní hodnoty rychlosti vibrací V_{eff} , jsou střední hodnota μ_x a směrodatná odchylka σ_x . Pro měření x vzorkované s konstantní vzorkovací periodou jsou definovány vztahy

$$\mu_x = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i, \quad \sigma_x = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)^2,$$

kde x_i je i -tý vzorek a n je celkový počet analyzovaných vzorků.

Aby byl proces popisu chování monitorovaného systému transparentní a nezávislý na rozhodování LLM, jsou kvalita měření a přítomnost anomálií popsány samostatnými, deterministicky definovanými binárními indikátory. Tyto indikátory jsou obvykle zvoleny tak, aby bylo možné jednoznačně posoudit, zda krátkodobé chování měřené veličiny odpovídá základním hodnotám při ustáleném provozu. Pokud chování odpovídá základním hodnotám, je indikátor roven hodnotě 0 (false). Příkladem binárních indikátorů jsou

$$b_{max} = \begin{cases} 1 & \text{když } x_{max,1d} > \mu_{x,14d} + k_{max} \cdot \sigma_{x,14d} \\ 0 & \text{jinak,} \end{cases}$$

$$b_{\sigma} = \begin{cases} 1 & \text{když } \sigma_{x,1d} > k_{\sigma} \cdot \sigma_{x,14d} \\ 0 & \text{jinak,} \end{cases}$$

kde b_{max} ukazuje, zda momentální maximální hodnota $x_{max,1d}$ překračuje očekávanou maximální hodnotu a b_{σ} ukazuje, zda měření x momentálně kolísá více než je obvyklé. $\mu_{x,14d}$ a $\sigma_{x,14d}$ jsou střední hodnota a směrodatná odchylka měření x za posledních 14 dnů ustáleného provozu a $x_{max,1d}$ a $\sigma_{x,1d}$ jsou maximální hodnota a směrodatná odchylka měření x za poslední 1 den provozu. Koeficienty k_{max} a k_{σ} se volí s ohledem na základní hodnoty a kritičnost monitorovaného systému. Typické hodnoty jsou $k_{max} \in \langle 2, 6 \rangle$ a $k_{\sigma} \in \langle 1, 2 \rangle$.

Kromě výpočtu deskriptorů a binárních indikátorů lze načtená data analyzovat pomocí detektorů anomálií, jejichž cílem je identifikovat neobvyklé chování měření a určit okamžik jeho výskytu. Podrobnější popis detektorů anomálií lze nalézt např. v článku [8].

Do tohoto kroku patří rovněž vykreslení trendů jednotlivých měření do grafů.

2.4. Rozdělení do datových balíčků

Pro další zpracování je vhodné rozdělit výsledky výpočtů do samostatných datových balíčků, z nichž každý reprezentuje logicky ucelenou část informací, např. deskriptory, indikátory, alarmy (anomálie) a grafy.

Každý balíček má obsahovat následující metadata:

- identifikace monitorovaného systému,
- datum a čas vytvoření datového balíčku,
- provozní stav monitorovaného systému, pokud ho lze jednoznačně určit.

Jednotlivé prvky datového balíčku by měly být dále doplněny o:

- označení místa, kde bylo provedeno měření, např. L1 horizontálně,
- časovou charakteristiku provedeného měření, např. posledních 24 hodin,
- označení daného prvku, např. průměrná hladina rychlosti vibrací v mm/s,
- hodnotu prvku nebo soubor datových bodů v případě grafů.

Takto strukturované datové balíčky odpovídají požadavku ISO 133791 na jednoznačnou identifikaci diagnostických elementů. [3]

Datové balíčky se nejčastěji vytvářejí ve formátu JSON, který je dnes standardem v API rozhraních používaných pro vzdálený přístup k LLM i k platformám pro automatizaci procesů.

K výhodám formátu JSON patří jednoduchá struktura, jednoznačná čitelnost a možnost kombinovat texty, čísla i strukturovaná data. Nevýhodou je pak větší velikost výsledných souborů způsobená textovou reprezentací dat. Alternativou k formátu JSON jsou například strukturovaný formát XML nebo binární formáty jako Protobuf.

2.5. Vygenerování textu pomocí LLM

LLM generuje text na základě textového vstupu, tzv. promptu. Pro zajištění transparentnosti a robustnosti a minimalizaci zkreslení (biasu) je vhodné prompt strukturovat do několika částí v souladu s rámci pro strukturování promptů, např. ROSES. [9] První část promptu vymezuje roli a odbornou perspektivu LLM, např.:

Jsi součástí systému pro monitorování stavu rotačních strojů. Tvým úkolem je analyzovat dodaná data a vyhodnocovat hladinu vibrací v souladu s ISO 20816.

Jednoznačné vymezení role pomáhá LLM korektně interpretovat zadání. Následuje specifikace úkolu, která jednoznačně popisuje kroky, jež má model provést, což omezuje volnost interpretace. Níže je příklad specifikace úkolu, pokud vstupní data pro LLM zahrnují hodnoty $\sigma_{x,14d}$ a b_{max} textově označené jako MaxVibration a HighLevel:

- Najdi mohutnost vibrací (severity) v mm/s za uplynulých 24 hodin jako maximum z hodnot parametru ‚MaxVibration‘. Zařaď mohutnost do pásma A (nižší než 3.8 mm/s), pásma B (mezi 3.8 a 7.5 mm/s) nebo pásma C (vyšší než 7.5 mm/s). Uveď mohutnost, pásmo a příslušné místo.
- Identifikuj místa, kde je HighLevel = true, a popiš je jako místa s vyšší hladinou vibrací, než bylo v uplynulých 14 dnech obvyklé. Pouze pokud žádné takové místo neexistuje, napiš: „Nebyla identifikována žádná místa s vyšší hladinou vibrací než obvykle.“
- Uveď stručný závěr. Pokud je mohutnost v pásmu A nebo v pásmu B, je možný dlouhodobý provoz. Pokud je mohutnost v pásmu C, stav vyžaduje pozornost diagnostika. Pokud jsou hladiny vibrací netypicky vysoké, vyžadují kontrolu dodaných trendů diagnostikem. Pokud jsou ukazatele v normě, v závěru je nekomentuj.

Třetí část promptu tvoří specifikace výstupu, která definuje požadovanou formu a styl výstupu. Pro zajištění transparentního výstupu je vhodné specifikovat pravidla pro odhady:

- Místo je vždy složeno z označení ložiska a směru vibrace formou příslovce. Např.: L1 horizontálně, L2 vertikálně, L3 v obou směrech.

- Musí uvádět věcné a stručné závěry bez zbytečných detailů.
- Musí být technicky přesný a vychází pouze z dodaných dat. Odhady jsou označeny štítkem [EXTRAPOLACE]. Hypotézy jsou označeny štítkem [HYPOTÉZA].
- Nepoužívá názvy polí ve vstupních datech (např. ‚MaxVibration‘). Místo toho používá srozumitelný technický popis jejich významu.
- Nepoužívá seznamy ani odrážky. Místo toho používá souvislý text.
- Nesmí obsahovat pozdravy, poděkování ani výzvy k další interakci.

Poslední část promptu poskytuje LLM deterministicky připravená vstupní data, např.:

- Bearing: L1 - horizontal, MaxVibration: 2.1, HighLevel = false;
- Bearing: L1 - vertical, MaxVibration: 0.6, HighLevel = false;

2.6. Uložení řetězců do šablony a rozeslání e-mailem

Texty vygenerované pomocí LLM a datové balíčky jsou následně vloženy do šablony výstupního dokumentu. Z hlediska implementace je nejjednodušším řešením použití šablon v HTML5, které umožňují dostatečnou kontrolu nad strukturou a formátováním výstupu při zachování kompatibility s emailovými klienty, snadnou integraci do většiny emailových klientů a také jednoduchý převod do dokumentů Microsoft Word. Přímé použití šablon ve formátu MS Word je možné, ale nákladné, jelikož vyžaduje nejvyšší úroveň licencí Microsoft Power Automate nebo využití nástrojů externích poskytovatelů. Alternativou je použití sázecího systému LaTeX, který poskytuje typograficky kvalitní výstupy, avšak jeho editace může být pro běžné uživatele méně intuitivní.

Příklad na obrázku 2 ukazuje záznam o vibračním chování turbogenerátoru automaticky vygenerovaný s využitím HTML5 šablony. Jednotlivé prvky záznamu jsou označeny barvou podle toho, jakým způsobem byly vygenerovány.

3. Zkušenosti z provozu a diskuze

Rozšířená verze promptu popsaného v kapitole 2.5 byla používána pro monitorování tří parních turbín uvedených v tab. 1. Charakteristiky provozu jsou souhrnně vykresleny pomocí Sankey diagramu na obr. 3. Prompt byl oproti verzi v kap. 2.5 rozšířen o zpracování směrodatných odchylek měření. Dále je analyzováno a diskutováno celkem 186 automaticky vygenerovaných zpráv, pro jejichž vytvoření byla použita platforma Microsoft Power Automate a model GPT 4.1 Mini běžící na platformě Microsoft Azure.

● Záznam o vibračním chování							
● Zařízení:	● TG01					Legenda: ● Předdefinovaný text (šablona) ● Metadata z datového balíčku ● Text vygenerovaný platformou pro automatizaci procesů ● Text vygenerovaný LLM ● Hodnoty deskriptorů z datového balíčku	
● Datum:	● 2026-01-01						
● Vystavení záznamu:	● 2026-01-01, 07:00:11						
● Současný stav:	● Maximální hodnota mohutnosti vibrací za uplynulých 24 hodin je 4,4 mm/s na ložisku L7 v horizontálním směru, což spadá do pásma B (mezi 3,8 a 7,5 mm/s). Ložiska L4 a L6 vykazují vyšší hladinu vibrací než bylo v uplynulých 14 dnech obvyklé. V žádném místě nebylo zaznamenáno výrazné kolísání hladiny vibrací nad běžnou úroveň.						
● Tab.: Průměrné hodnoty rychlosti vibrací v mm/s za posledních 24 hodin.							
● Směr	● L1 (mm/s)	● L2 (mm/s)	● L3 (mm/s)	● L4 (mm/s)	● L5 (mm/s)	● L6 (mm/s)	● L7 (mm/s)
horizontální	● 1,6	● 1,1	● 3,4	● 2,6	● 3,7	● 2	● 4,3
vertikální	● 0,6	● 1,4	● 1,6	● 0,7	● 3,3	● 0,4	● 1,9
Obr. 2 Ukázka automaticky vygenerovaného záznamu o vibračním chování turbogenerátoru chování s texty vyznačenými dle způsoby jejich vytvoření							

Zařazení mohutnosti vibrací do správného pásma dle ISO 20816-2 provedl ve všech případech použitý LLM správně.

Robustnost textu generovaného LLM vůči shodným vstupním datům se lišila v závislosti na kvalitě dat. U turbíny TG01, která se vyznačovala nejstabilnějším provozem, byl text pro shodné vstupy generován konzistentně. U turbín TG02 a TG03, kde hodnoty měření kolísaly a docházelo k neplánovaným odstavením, obsahoval generovaný text pro shodná vstupní data drobné odchylky. To naznačuje možnou souvislost mezi kvalitou vstupních dat a stabilitou LLM, kterou by bylo vhodné ověřit na větším souboru dat.

Datová sada	Sledované období	Výpadek systému	Počet zpráv
TG01	12. 3.–19. 6. 2026	28. 4.–18. 5. 2026	80
TG02	25. 5.–19. 6. 2026	bez výpadku	26
TG03	12. 3.–19. 6. 2026	28. 4.–18. 5. 2026	80

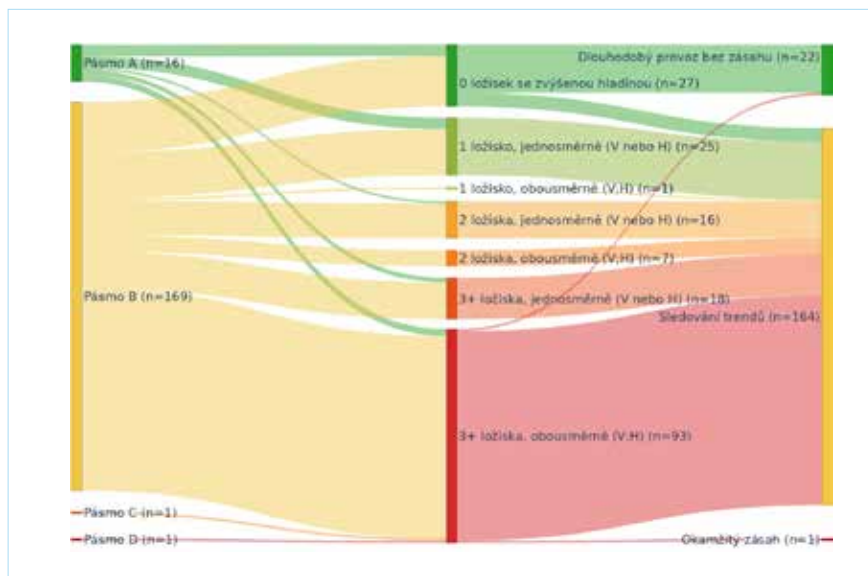
Tab. 1 Přehled sledovaného období, výpadku dat a velikosti datové sady na monitorovaných parních turbínách (názvy turbín jsou anonymizovány)

Za pozornost stojí případ turbíny TG02, kde byly ze zcela shodných vstupních dat vygenerovány dva stylisticky odlišné texty se stejným věcným obsahem:

i. „Vzhledem k tomu, že maximální mohutnost vibrací spadá do pásma B, je možný dlouhodobý provoz. Nicméně zvýšené hladiny vibrací na několika místech vyžadují pozornost a kontrolu trendů diagnostikem.“

ii. „Celkově je provoz možný, avšak vibrace na některých místech jsou zvýšené a vyžadují pozornost diagnostika na základě dodaných trendů.“

Tento náález otevírá otázku, do jaké míry je stylistická variabilita při pravidelně rozesílaných zprávách přípustná a zda by měla být omezena dodatečným deterministickým zpracováním textu nebo ošetřena explicitnějším promptem.



Obr. 3 Sankeyův diagram znázorňující vztah mezi třemi soubory informací: naměřenou mohutností vibrací (pásma dle ISO 20816-2), zvýšenou hladinou vibrací nad základní hodnoty a výsledným doporučením vygenerovaným LLM. Šířka toků odpovídá četnosti záznamů, které danou kombinací kategorií napříč vrstvami procházejí.

U turbíny TG03 se navíc opakovaně (5x v průběhu sledovaného období) objevila formulační nepřesnost:

iii. „Nebyla identifikována žádná místa s vyšším kolísáním hladiny vibrací, než je obvyklé, kromě ložiska L7 horizontálně, kde je zaznamenáno zvýšené kolísání vibrací.“

Tato rozporná formulace by mohla být zachycena dodatečnou validací textu.

4. Závěr

Článek ukázal, jak integrovat velké jazykové modely (LLM) do procesu monitorování vibrací systémů strojů, kde LLM slouží jako jazyková nadstavba nad deterministicky vypočtenými hodnotami. Ověření na provozních datech tří parních turbin potvrdilo, že tato architektura zachovává správnost technického závěru (např. zařazení do pásma vibrací) i při zhoršené kvalitě vstupních dat.

Určitá variabilita se ale projevuje ve stylistické konzistenci textu, přičemž roste s podílem chybějících nebo neplatných vstupních hodnot a s podílem binárních indikátorů. Otevřenou otázkou zůstává, zda frekvence takových odchylek systematicky souvisí s uvedenými vlastnostmi vstupních dat a zda by bylo možné tuto souvislost ověřit na rozsáhlejším souboru provozních dat.

Poděkování

Příspěvek vznikl v rámci institucionální podpory na dlouhodobý koncepční rozvoj výzkumné organizace poskytnuté Ministerstvem průmyslu a obchodu České republiky.

Literatura

1. Patil, R. a Gudivada, V. A review of current trends, techniques, and challenges in large language models (LLMs). *Applied Sciences*, 2024, roč. 14, s. 2074. DOI: 10.3390/app14052074. 2. ČSN EN ISO/IEC 22989: Informační technologie – Umělá inteligence – Pojmy a terminologie umělé inteligence. Praha: Česká agentura pro standardizaci. 2023. 3. ISO 13379-1: Condition monitoring and diagnostics of machine systems – Data interpretation and diagnostics techniques – Part 1: General Guidelines. Edition 2. Ženeva: Mezinárodní organizace pro normalizaci, 2025. 4. OXMAINT. Beyond numeric scores: How to fuse maintenance logs and sensor data with LLMs. Online. Maintenance Management Software For Teams. 2025. Dostupné z <https://oxmaint.com/blog/post/data-fusion-predictive-maintenance-sensor-logs-llm>. 5. Boonmee, A.; Wongsuwan, K. a Sukjai, P. Consultation on industrial machine faults with large language models. Online. Arxiv. 4 Oct 2024. Dostupné z <https://arxiv.org/html/2410.03223v1>. 6. ČSN ISO 20816-2: Vibrace – Měření a hodnocení vibrační strojů. Část 2: Plynové turbíny, parní turbíny a generátory nad 40 MW s kluznými ložisky, na pozemních základech a jmenovitými otáčkami 1 500 r/min, 1 800 r/min, 3 000 r/min a 3 600 r/min. Praha: Česká agentura pro standardizaci, 2018. 7. ČSN ISO 13374-2: Monitorování stavu a diagnostika strojů – Zpracování, komunikace a prezentace dat – Část 2: Zpracování dat. Praha: Úřad pro technickou normalizaci, metrologii a státní zkušebnictví, 2009. 8. Chandola, V.; Banerjee, A. a Kumar, V. Anomaly detection for discrete sequences: A survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2012, roč. 24, č. 5, s. 823-839. DOI: 10.1109/TKDE.2010.235. 9. R.O.S.E.S Framework Structure. AiPromptsX. 2026. Dostupné z <https://aipromptsx.com/prompts/frameworks/roses>.

Článek prošel recenzním řízením.

Od detekce poruch k odstranění jejich příčin: Vibrační diagnostika a RCA v praxi

From fault detection to root cause elimination: Vibration analysis and RCA in practice

Úvod

Vibrační diagnostika představuje pokročilý nástroj monitorování stavu strojů, který umožňuje z provozních dat odhalit nejen existenci poruchy, ale i její charakter a pravděpodobnou příčinu. Díky tomu je možné identifikovat vznikající závady v rané fázi, často ještě předtím, než ovlivní funkci zařízení nebo způsobí odstávku. Vibrační diagnostika tak plní klíčovou úlohu detekčního mechanismu v rámci prediktivní a proaktivní údržby. Za použití dalších metod technické diagnostiky, jako např. sledování změn úrovně hluku, termografie aj., lze zvýšit přesnost identifikace poruch a jejich příčin.

Samotná detekce závady však není cílovým stavem. Pokud se údržba omezí pouze na sledování trendů a výměnu komponent po dosažení kritického stavu, zůstává stále ve fázi prediktivní údržby. Pro přechod k proaktivnímu přístupu je nezbytné odpovědět nejen na otázku „Co selhalo?“, ale především „Proč k selhání došlo?“ Právě zde vstupuje do procesu analýza kořenových příčin (RCA). Představuje systematický a strukturovaný přístup k identifikaci skutečné příčiny problému, nikoliv pouze jeho symptomů.

V následujícím článku je popsáno spojení vibrační diagnostiky a RCA pro řešení opakujících se problémů reverzního dopravníku.

Pozadí projektu

Na začátku celého projektu stál požadavek zákazníka na implementaci metod vibrační diagnostiky pro sledování stavu ložisek plnicího dopravníku drtiče odpadu. Zmíněný dopravník trpěl velmi častými neplánovanými odstávkami se průměrným časem mezi poruchami v rámci několika dnů. Nejčastějším poruchovým módem bylo předčasné selhání některého z ložisek dopravníku. Údržba byla jen zřídka schopna zachytit příznaky poškození ložiska před jeho selháním, které mnohdy způsobilo poškození i dalších komponent stroje. Cílem zákazníka bylo identifikovat vznikající poškození s větším časovým předstihem a předejít tak neplánovaným odstávkám.

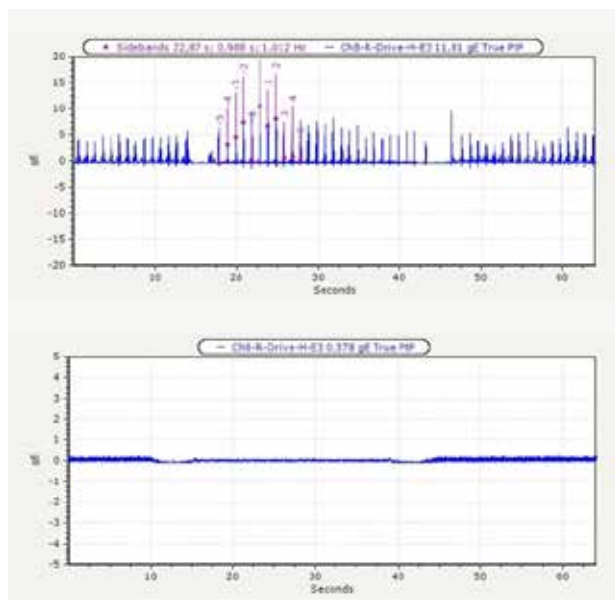
K samotné implementaci vibrodiagnostického systému však zákazník přistupoval zpočátku skepticky, možná kvůli špatné předchozí zkušenosti s monitoringem vibrací. Z důvodu požadavku zákazníka na nízký náklad byly instalovány snímače vibrací pouze na tři ložiska dopravníku. Součástí instalace nebylo otáčkové čidlo, konfigurace měřících bodů byla tudíž provedena ve značně omezeném rozsahu – s odhadem otáček ze spektra, bez znalosti směru otáčení reverzního dopravníku a bez možnosti spouštění měření pouze za určitých podmínek, v návaznosti na měření otáček.

Případy poškození pohledem vibrací

Monitoring stavu ložisek byl založen na analýze obálky signálu zrychlení (acceleration envelope). Tato metoda je používána k detekci periodicky opakujících se rázů, vznikajících od rané fáze poškození valivých ložisek. Podle propuštěného frekvenčního rozsahu je obálka standardně označována ENV1 (5–100 Hz), ENV2 (50–1000 Hz), ENV3 (500–10 000 Hz), ENV4 (5 000–40 000 Hz).

První detekce symptomu poškození nastala již po několika dnech měření vibrací. Snímače detekovaly významný nárůst hodnot parametrů zrychlení a obálky zrychlení ve všech měřených frekvenčních rozsazích se symptomem uvolnění ložiska. Vzhledem k nízkým otáčkám dopravníkových bubnů (cca 60 ot/min) byl projev poškození nejlépe detekovatelný v časovém záznamu, pravidelnými rázy s frekvencí otáčení hnacího hřídele (*viz obrázek 1*).

V tomto případě pomohla detekce poškození (uvolnění) ložiska předejít neplánované odstávce dopravníku a ložisko bylo vyměněno během operativní přestávky. Obdobný scénář s ložiskem poškozeným mechanickým uvolněním se opakoval téměř s týdenní periodicitou, provozní životnost montovaných ložisek byla tedy kriticky nízká. Opakující se problém vedl k hlubší investigaci za podpory týmu aplikačních inženýrů, jejímž výsledkem bylo zjištění kořenové příčiny problému a stanovení nápravného opatření.

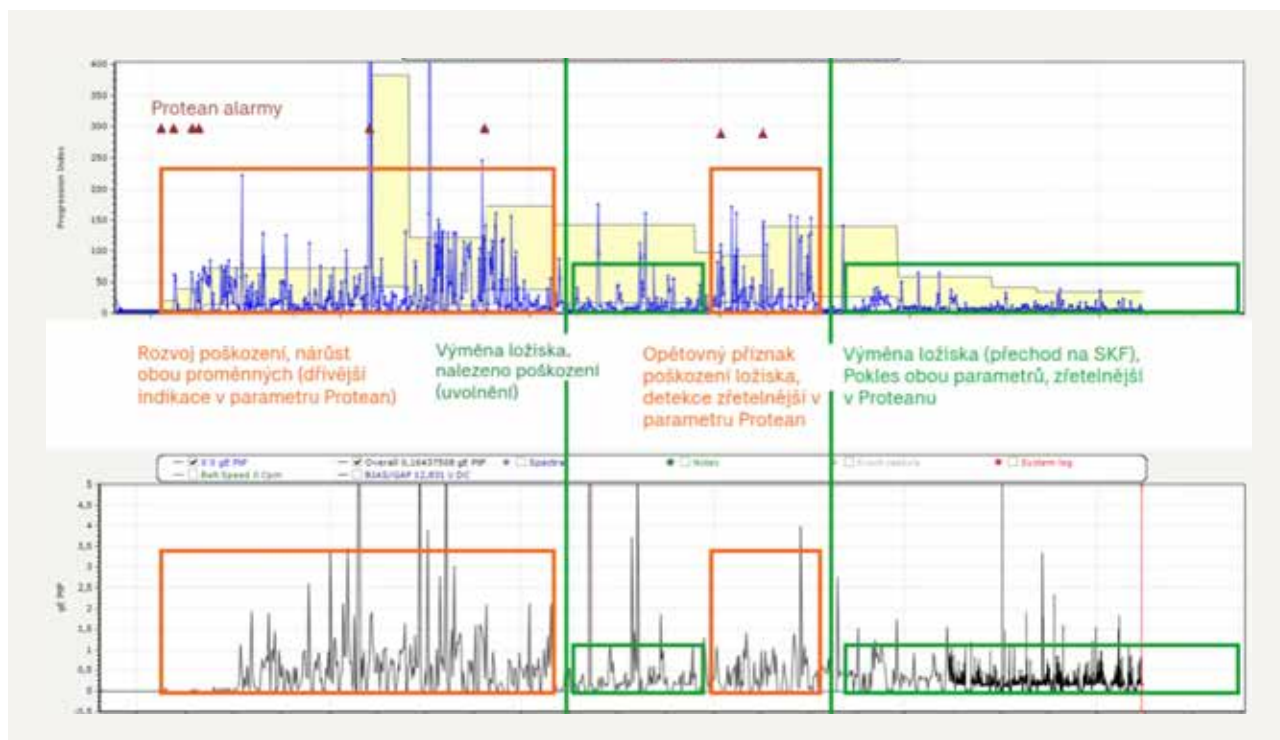


Obr. 1: Porovnání signálu ložiska s poškozením (vlevo) a ložiska po výměně (vpravo), pozn. 4× nižší rozsah osy amplitudy signálu na obrázku dole, vpravo

Algoritmus Protean a strojové učení

Se včasnou detekcí pomohl algoritmus „Protean“, diagnostický nástroj využívající prvky strojového učení. [1] Nastavení tohoto parametru v popsané aplikaci bylo zaměřeno na analýzu časového záznamu signálu. Nejlepší výsledky detekce poskytoval Protean při analýze signálu obálky zrychlení v rozsahu 500–10 000 Hz (ENV3). Algoritmus Protean při vyhodnocení časového záznamu využívá kombinaci parametrů časové analýzy, konkrétně Crest Factor, Skewness, Kurtosis a True Peak. Všechny zmíněné metody se podílejí na jednotné, celkové procentuální hodnotě indexu progresu, v jehož jednotkách je Protean zobrazován na časové ose. Změna kteréhokoliv ze zmíněných parametrů tedy ovlivňuje hodnotu Proteanu.

Algoritmus strojového učení následně na základě předchozího vývoje trendu Proteanu vypočte předpokládaný rozsah pro příští naměřené hodnoty. Přísnost očekávaného rozsahu definuje diagnostik. Pokud definovaný počet naměřených hodnot překročí očekávaný rozsah, algoritmus alarmem upozorní diagnostika a automaticky vypočte nový předpokládaný rozsah hodnot. V případě, že vývoj trendu opakovaně klesne pod definované procento průměru, je rozsah také přepočítán, jakožto korekce, bez alarmu.



Obr. 2: Porovnání vývoje celkových hodnot (pk-pk) parametru ENV3 (nahoře) a indexu progresu algoritmu Protean (dole)

Implementace algoritmu Protean – detekce poškození

Obrázek 2 porovnává trend algoritmu Protean analyzující časový záznam signálu a celkových hodnot (pk-pk) parametru ENV3 (obálky signálu zrychlení, 500–10 000 Hz) v rámci několika týdnů. Časová osa zachycuje rozvoj dvou případů poškození a dvou výměn ložiska hnacího hřídele dopravníku. V prvním případě se rozvoj poškození projevil nárůstem obou sledovaných parametrů, přičemž trend Proteanu vykázal změnu s mírným předstihem. Ložisko bylo vyměněno v operativní pauze a bylo nalezeno poškození způsobené uvolněním. Ve druhém případě byla změna trendu patrná i v celkových hodnotách, algoritmus Protean však vznikající abnormalitu indikoval výrazněji a upozornil na její přítomnost opakovaným alarmem.

V případě druhé výměny již bylo připraveno nápravné opatření v podobě změny typu ložiska a s touto výměnou zákazník mj. také přešel na ložiska SKF. Zavedením této změny oba parametry vykazují stabilní trend.

Kořenové příčiny a nápravná opatření

Na obrázku níže je viditelné porovnání stavu ložiska vyměněného na základě doporučení diagnostiky a nového ložiska připraveného k montáži. Vyměněné ložisko bylo předmětem investigace, během níž bylo identifikováno několik problémů:

Nevhodný způsob fixace vnitřního kroužku ložiska na hřídeli.

Nevhodný způsob fixace vnitřního kroužku ložiska na hřídeli. Hlavní zjištěnou příčinou poruch bylo použití excentrického zámku, který zajišťuje správné upnutí ložiska pouze při jednom směru otáčení. U reverzního dopravníku, který pravidelně mění směr otáčení, proto docházelo k uvolňování ložiska na hřídeli. Po úpravě ložiskového uzlu bylo zabezpečení pevné montáže ložiska na hřídeli dosaženo za pomoci stavěcího šroubu. Únosnost tohoto typu fixace ověřil softwarovým výpočtem tým aplikačních inženýrů.

Nevhodný typ těsnění.

Provozovatel v aplikaci původně používal těsnění navržené pro potravinářský průmysl, tedy pro mnohem čistější prostředí, než v jakém dopravník skutečně pracuje. Plnicí dopravník drtiče odpadu pracuje v prostředí s vysokou kontaminací jak agresivními plyny, tak pevnými částicemi. Účinnost původního těsnění nebyla pro tuto aplikaci dostatečná. Na **obrázku 3** lze pozorovat havarijní stav vysoce zkorodovaného a znečištěného ložiska. Po zvážení provozních podmínek bylo navrženo použití kontaktního multi-bariérového těsnění 2RF. V návaznosti na změnu těsnění byl navržen také přechod na mazivo LGEM 2, které je vhodné pro aplikace s nízkými otáčkami a poskytuje zvýšenou ochranu proti korozi.



Obr. 3: Stav ložiska po výměně v plánované odstávce (vpravo) a nově montovaného ložiska v ložiskovém tělese (vlevo)

Typ ložiska ne zcela odpovídající zatížení.

Nedílnou součástí výpočtu ložiskového uzlu je analýza provozního zatížení a kontrola, zda mu aplikované ložisko odpovídá. Při kontrolním výpočtu bylo však zjištěno, že původní typ ložiska plně neodpovídal provoznímu zatížení. Proto byl navržen přechod na únosný typ ložiska SKF YAR 212, doplněný o ložiskové těleso TUJ 512.

Závěr

V článku byl popsán průběh servisního projektu, který zákazníkovi umožnil implementaci proaktivní údržby za pomoci zavedení on-line vibrační diagnostiky a metod kořenové analýzy příčin selhání – RCA. Díky kombinaci vzdálené diagnostiky vibrací, analýze kořenových příčin a navrženým nápravným opatřením bylo dosaženo výrazného snížení neplánovaných odstávek zařízení. Z původního stavu, kdy měla ložiska dopravníku životnost několik týdnů, došlo k výraznému zvýšení spolehlivosti, prodloužení provozní životnosti ložisek i celého zařízení a současně k významnému snížení nákladů na údržbu i ztrát způsobených odstávkami.

Literatura

1. Pro-active monitoring. SKF [Online]. [cit. 11. 8. 2026].

Dostupné z www.skf.com/group/industries/wind-energy/blog/pro-active-monitoring.

Článek prošel recenzním řízením.

Ing. Petr Bachura

SKF CZ a.s.

Automotive Gearbox Condition Monitoring: A Review

Keywords:

Automotive gearbox; Condition monitoring; Noise and vibration; Frequency analysis; Order analysis; Envelope analysis; Predictive maintenance; Vibration analysis

Abstract

Automotive gearboxes are among the dominant sources of vibration and noise in vehicle drivetrains, directly influencing passenger comfort, durability, and compliance with increasingly stringent noise regulations. Effective condition monitoring of automotive gearboxes is therefore essential for early fault detection, quality control, and predictive maintenance. This review provides a comprehensive overview of vibration- and noise-based condition monitoring techniques applied to automotive gearboxes, with particular emphasis on frequency analysis, order analysis, and envelope analysis. The fundamental excitation mechanisms associated with gears, rolling bearings, shafts, and assembly inaccuracies are first discussed, together with their characteristic spectral signatures. Classical frequency analysis is reviewed as a diagnostic tool for identifying gear mesh irregularities, misalignment, and imbalance under steady operating conditions. The review then highlights order analysis as a key method for gearbox diagnostics under variable speed and load conditions, enabling accurate tracking of gear mesh orders, sidebands, and long-term degradation trends. Furthermore, rolling bearing fault detection techniques are examined, focusing on the identification of inner ring, outer ring, cage, and rolling element defects using order-based and envelope analysis approaches.

1. Introduction

Noise and vibration reduction has become one of the key challenges in modern automotive engineering due to increasingly strict legislative requirements and growing customer expectations regarding ride comfort and perceived vehicle quality. Among the various vehicle subsystems, the drivetrain, and particularly the gearbox, represents a dominant source of structure-borne noise and vibration that can significantly

influence both interior and exterior noise levels [1]. As a complex mechanical system composed of gears, rolling bearings, shafts, and housing, the automotive gearbox is highly sensitive to manufacturing tolerances, assembly accuracy, operating conditions, and progressive wear, shown in Fig. 1.

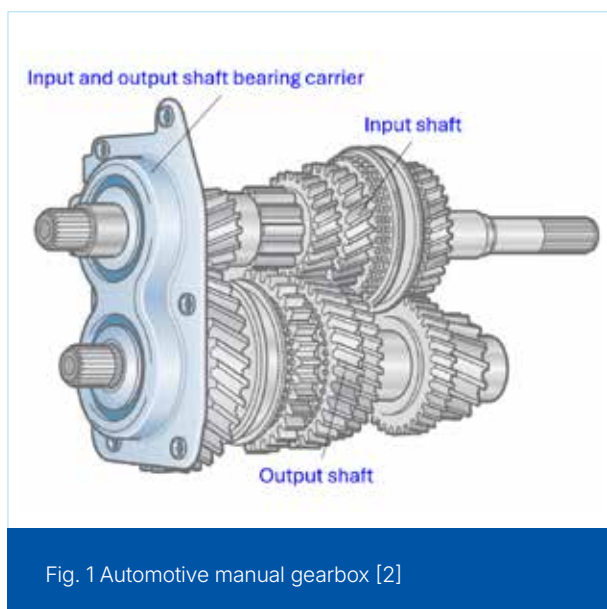


Fig. 1 Automotive manual gearbox [2]

Vibration and noise generated by automotive gearboxes originate primarily from dynamic excitation mechanisms such as gear tooth meshing, bearing rolling contact, shaft rotation, imbalance, misalignment, and clearance effects [3]. These excitations propagate through the gearbox housing and mounting structures, where they are radiated as airborne noise into the vehicle interior. Consequently, gearbox vibration and noise are not only indicators of acoustic comfort but also valuable sources of diagnostic information reflecting the technical condition, reliability, and durability of the transmission system.

Condition monitoring based on vibration and noise analysis has therefore become an essential tool in automotive gearbox diagnostics. Compared to destructive inspection or purely visual assessment, vibration-based methods enable non-invasive detection of early-stage faults, allowing timely corrective actions and supporting predictive maintenance strategies [4]. Typical gearbox faults include gear tooth wear, pitting, eccentricity,

bearing race damage, clearance increase, and assembly-related misalignments, all of which produce characteristic signatures in vibration and noise signals.

Classical frequency analysis using the Fast Fourier Transform (FFT) remains one of the most widely applied techniques for gearbox diagnostics under steady-state operating conditions. By analyzing vibration spectra, it is possible to identify shaft rotational frequencies, gear mesh frequencies, bearing characteristic frequencies, and their harmonic components, which are closely related to specific mechanical defects [5]. However, automotive gearboxes often operate under variable speed and load conditions, where conventional frequency-based methods become less effective due to frequency smearing and shifting spectral components.

To overcome these limitations, order analysis has been increasingly adopted for automotive gearbox condition monitoring. Order analysis enables the transformation of vibration signals from the time domain into a rotationally synchronous domain, allowing spectral components to be expressed as dimensionless orders rather than fixed frequencies [6]. This approach is particularly suitable for vehicle powertrains, where speed variations are inherent during acceleration, deceleration, and gear shifting. Order analysis has proven effective for detecting gear mesh irregularities, misalignment, imbalance, and long-term degradation trends in both engines and transmissions.

In addition to gear-related faults, rolling bearings play a critical role in gearbox noise generation and reliability. Bearing defects such as inner ring clearance, outer ring damage, or rolling element wear often generate impulsive vibrations that are difficult to detect using standard spectral analysis alone. Envelope analysis and order-based bearing diagnostics provide enhanced sensitivity to such faults and enable early detection of bearing-related damage in automotive gearboxes [7].

Although numerous experimental studies have addressed individual aspects of gearbox noise, vibration, and diagnostics, a consolidated overview focusing specifically on automotive gearbox condition monitoring remains limited. The objective of this review is therefore to systematically summarize and synthesize vibration- and noise-based diagnostic methods applied to automotive gearboxes, with particular emphasis on frequency analysis, order analysis, and envelope analysis.

2. Research Methodology

This review adopts a systematic literature-based methodology focused on vibration- and noise-based condition monitoring techniques applied to automotive gearboxes, as shown in Fig. 2. The methodological approach is designed to synthesize experimental findings, diagnostic principles, and practical insights reported in

selected peer-reviewed journal articles and international conference proceedings authored by the present researchers. The reviewed studies were chosen to ensure consistency in application domain, measurement philosophy, and diagnostic objectives.

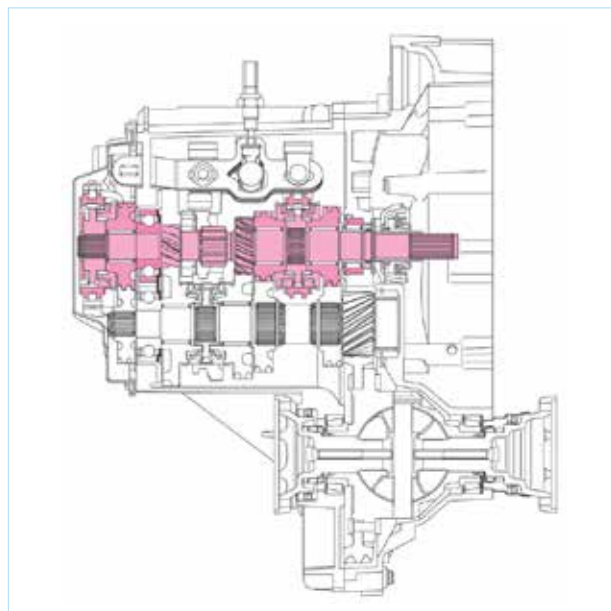


Fig. 2. Cutaway view of automotive manual gearboxes [2]

2.1. Selection of Reviewed Studies

The review is based on six core publications addressing noise and vibration sources, diagnostic methods, and condition monitoring of automotive gearboxes under laboratory and operational conditions [1, 3–7].

These studies were selected because they collectively cover:

- Identification of gearbox-related noise sources within the vehicle drivetrain [1, 3]
- Frequency analysis for detection and localization of vibration and noise sources [4]
- Comprehensive reviews of gearbox noise and vibration diagnostics [5]
- Order analysis for early-stage fault detection under variable speed conditions [6]
- Rolling bearing fault detection using order and envelope analysis techniques [7]

The selected articles focus exclusively on automotive gearboxes and related drivetrain components, ensuring relevance to real vehicle applications rather than generic industrial gear systems.

2.2. Diagnostic Framework and Signal Acquisition

Across the reviewed studies, gearbox condition monitoring is primarily based on vibration signal acquisition using piezoelectric accelerometers mounted on the gearbox housing and, in some cases, on the engine block. Rotational speed signals are simultaneously acquired using speed sensors synchronized with the gearbox input shaft. This dual-signal approach enables both frequency-domain and order-domain analyses.

Measurements were conducted under controlled laboratory conditions using complete automotive powertrains as well as during operational testing, allowing evaluation of gearbox behavior under varying speed, load, and temperature conditions [4, 6, 7]. The vibration signals represent structure-borne noise generated by gears, rolling bearings, and shafts, which are directly related to mechanical excitation mechanisms inside the gearbox.

2.3. Frequency Analysis Methodology

Frequency analysis based on the Fast Fourier Transform (FFT) constitutes a fundamental diagnostic method reviewed in this study, as shown in Fig. 3. In the analyzed literature, frequency spectra are used to identify characteristic excitation frequencies such as shaft rotational frequencies, gear mesh frequencies, and

bearing characteristic frequencies [3–5]. Harmonic components, sidebands, and amplitude modulation effects are examined to detect faults including gear tooth wear, eccentricity, imbalance, and shaft misalignment.

The review evaluates the applicability of frequency analysis primarily under steady-state operating conditions, where rotational speed remains approximately constant. Limitations of this approach under transient conditions, such as acceleration and deceleration, are critically discussed based on experimental observations reported in the reviewed studies [4, 5].

2.4. Order Analysis Methodology

Order analysis is reviewed as a key diagnostic technique for automotive gearboxes operating under variable speed conditions, as shown in Fig. 4 and Fig. 5. In the analyzed studies, vibration signals are resampled with respect to rotational angles rather than time, enabling spectral components to be expressed as dimensionless orders of rotational speed [6]. This approach allows accurate tracking of gear mesh orders, shaft-related orders, and their harmonics independently of speed variations.

Order analysis is applied to identify gear mesh irregularities, misalignment effects, clearance issues, and long-term degradation trends in both transmissions and engine–gearbox interactions [6, 7]. The review synthesizes how order analysis improves fault detectability compared to classical frequency analysis, particularly during dynamic operating regimes typical of automotive applications.

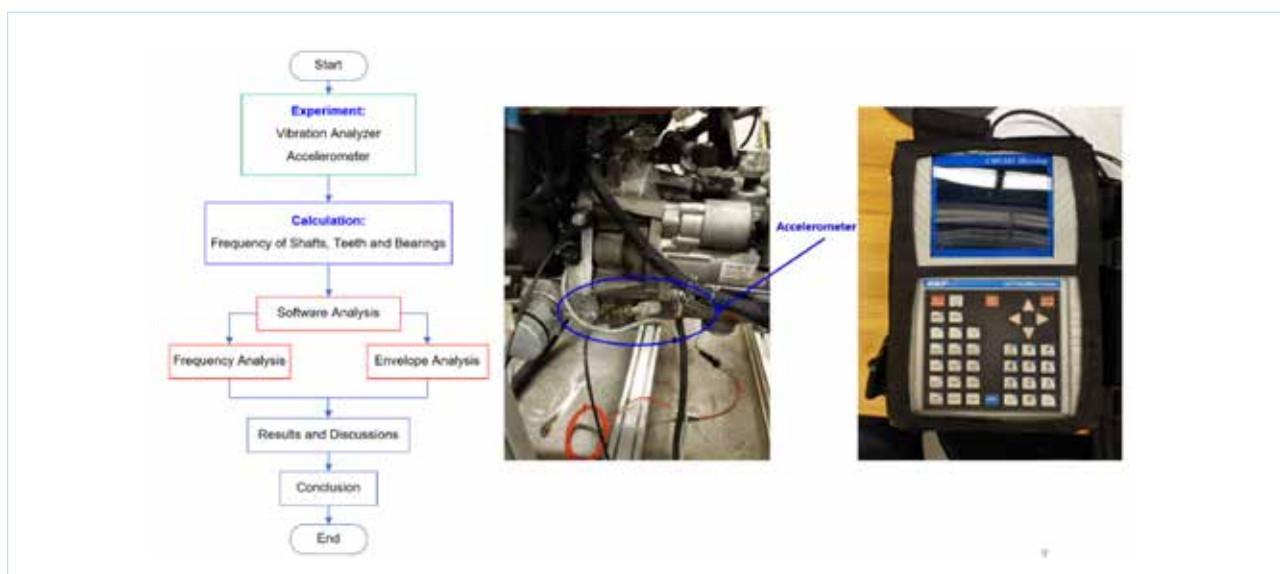


Fig. 3. Detection and localization of the noise and vibration on the car gearbox using frequency analysis [4]

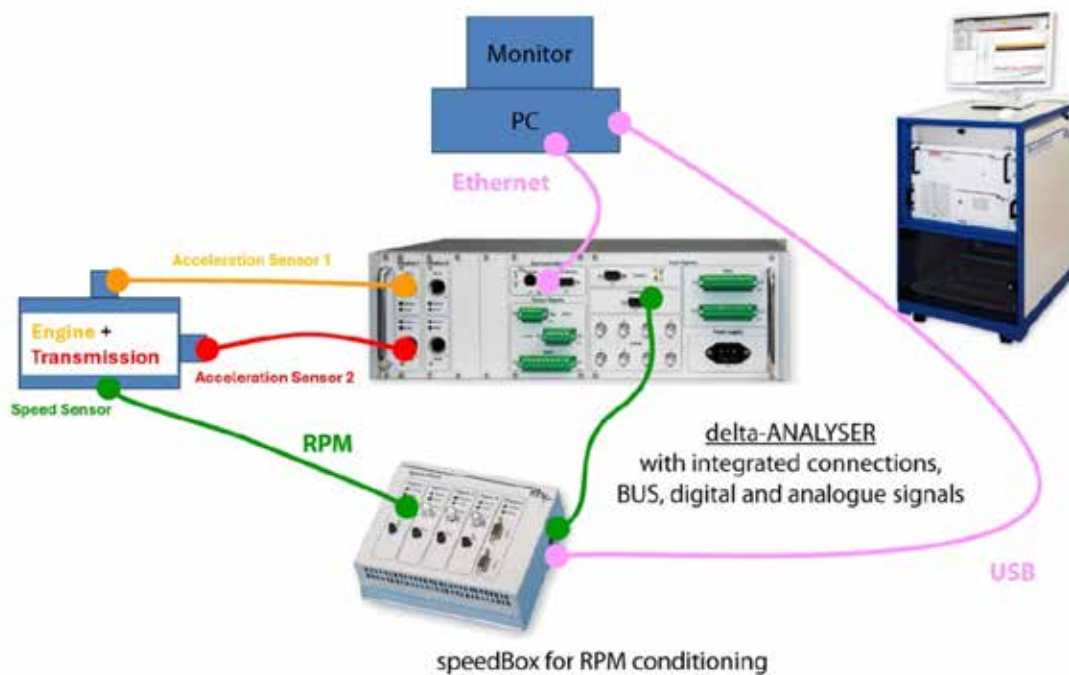
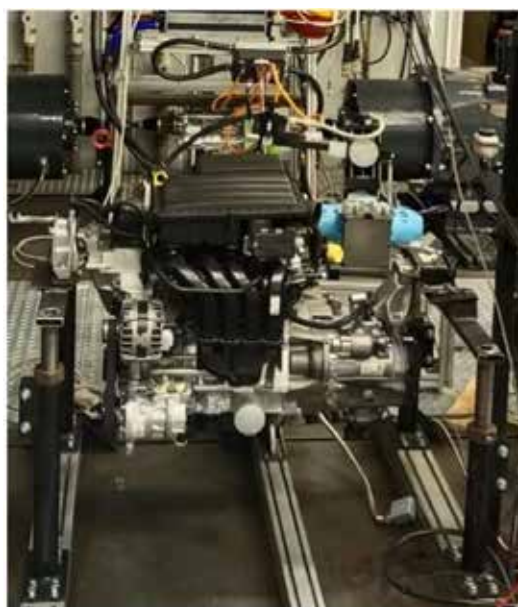


Fig. 4. Condition monitoring of engine and transmission using order analysis [7]



(a)



(b)

Fig. 5. (a) Engine and Transmission, (b) delta-ANALYSER [7]

2.5. Rolling Bearing Fault Analysis

Rolling bearing diagnostics are reviewed using both envelope analysis and order-based bearing analysis techniques, as shown in Fig. 6. The reviewed studies calculate characteristic bearing frequencies associated with inner ring, outer ring, rolling elements, and cage motion, based on bearing geometry and rotational speed [4, 7]. Envelope analysis is applied to detect impulsive vibration components generated by bearing defects, while order analysis enables consistent fault tracking under varying speed conditions.

The review compares the sensitivity of these methods for early-stage bearing fault detection and discusses their integration with gearbox-level diagnostics to provide a comprehensive assessment of transmission condition [7].

3. Results and Discussions

3.1. Identification of Dominant Noise and Vibration Sources in Automotive Gearboxes

Across the reviewed studies, it is consistently observed that automotive gearbox noise and vibration are dominated by excitation mechanisms associated with gears, rolling bearings, and shafts [1, 3–5]. Experimental vibration spectra measured on gearbox housings reveal that gear mesh frequencies and their harmonics constitute the most prominent spectral components,

even in newly manufactured or correctly assembled gearboxes. Bearing-related frequencies and shaft rotational components generally appear at lower amplitudes but become dominant when faults or assembly inaccuracies are present.

Results presented in [3] and [5] demonstrate that improper gear meshing, eccentricity, and clearance effects lead to amplitude modulation of the gear mesh frequency, producing characteristic sidebands spaced by shaft rotational frequencies. These modulation effects are clearly visible in frequency spectra and represent reliable indicators of gearbox assembly quality and mechanical condition.

Fig. 7 concerns the first gear ratio of the gearbox, where the noise tolerance limits of the gear parameters were not sufficiently met. The parameters were exceeded by 50 μm and by 10 μm . It shows the measured overall (MIX) noise spectrum under load. The figure makes it possible to observe the difference between this case (red curve) and the serial measurements of fault-free gearboxes produced on the same day (black curves). The measured spectrum exhibits a relatively increased broadband noise level. The first harmonic frequency (14th order) corresponding to the first gear ratio is, compared with fault-free gearboxes, within tolerance. However, the second (28th order) and third (42nd order) harmonic frequencies of this gear ratio are increased by up to 10 dB compared to the others.

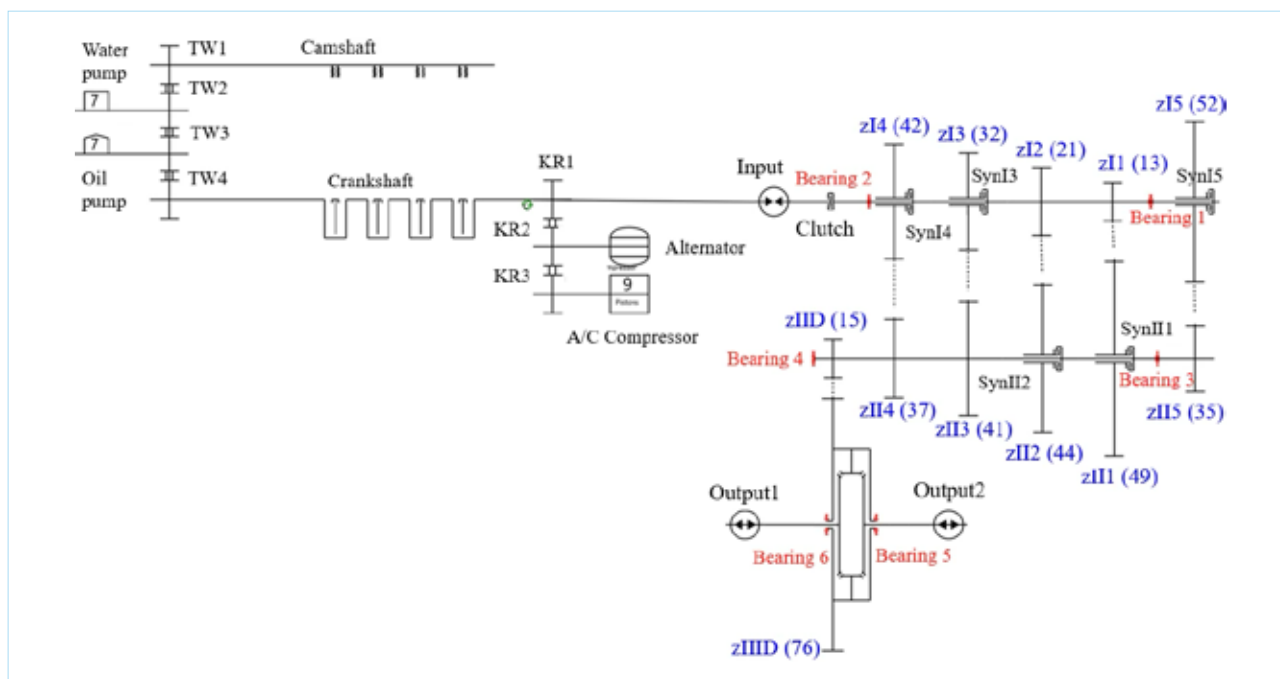


Fig. 6. Engine and transmission simulation using Reilhofer Order Calculator (ROC) software [7]

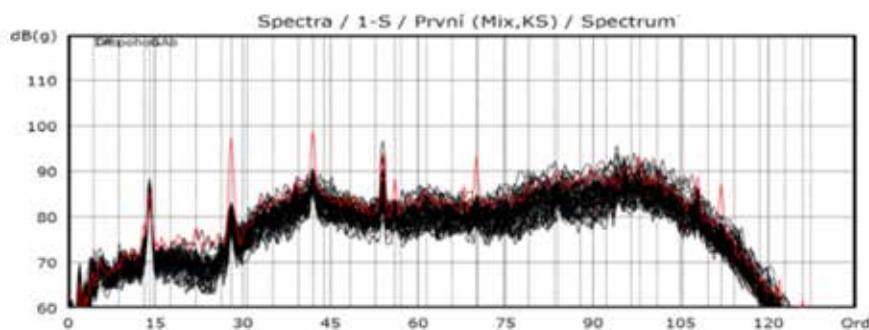


Fig. 7. Noise spectrum of gearbox first gear ratio when the engine is in acceleration (Channel MIX) [1]

3.2. Frequency Analysis for Fault Detection and Localization

Frequency analysis proved to be an effective diagnostic tool for detecting gearbox faults under steady-state operating conditions. In [4], frequency spectra of gearbox vibration signals were used to localize sources of excessive noise and vibration by comparing measured spectral components with analytically calculated shaft, gear mesh, and bearing frequencies. A representative result is the spectrum of the input shaft, where the amplitude of the second harmonic of the shaft rotational frequency exceeds that of the first harmonic. This spectral characteristic is widely recognized as a clear indicator of shaft misalignment.

Similarly, results from differential gear measurements in [4] show increased amplitudes at gear mesh frequencies accompanied by imbalance-related harmonics, as shown in Fig. 8. These findings confirm that frequency-domain analysis enables

direct correlation between spectral features and physical fault mechanisms, such as misalignment, eccentricity, and gear tooth clearance. However, the reviewed results also highlight that frequency analysis loses diagnostic clarity when rotational speed varies significantly, as spectral components shift and smear across frequency bins.

3.3. Gear Fault Signatures in Frequency and Order Domains

A consistent observation across the reviewed articles is that gear-related faults primarily manifest as increased amplitudes at the gear mesh frequency and its harmonics [3–6]. In healthy gear assemblies, higher harmonics of the gear mesh frequency decay rapidly, resulting in a relatively clean spectrum. In contrast, worn or misaligned gears exhibit elevated second and third harmonics, often accompanied by pronounced sidebands.



Fig. 8. Spectrum of vibration of differential gear at the 5th speed degree [4]

The illustrative spectra discussed in [5] show how specific gear defects can be differentiated based on their spectral signatures. For example, eccentric gears or bent shafts produce modulation of the gear mesh frequency at the shaft rotational frequency, while tooth wear and surface damage lead to broadband increases and stronger harmonic content. These patterns provide a valuable diagnostic framework for interpreting measured gearbox vibration spectrum.

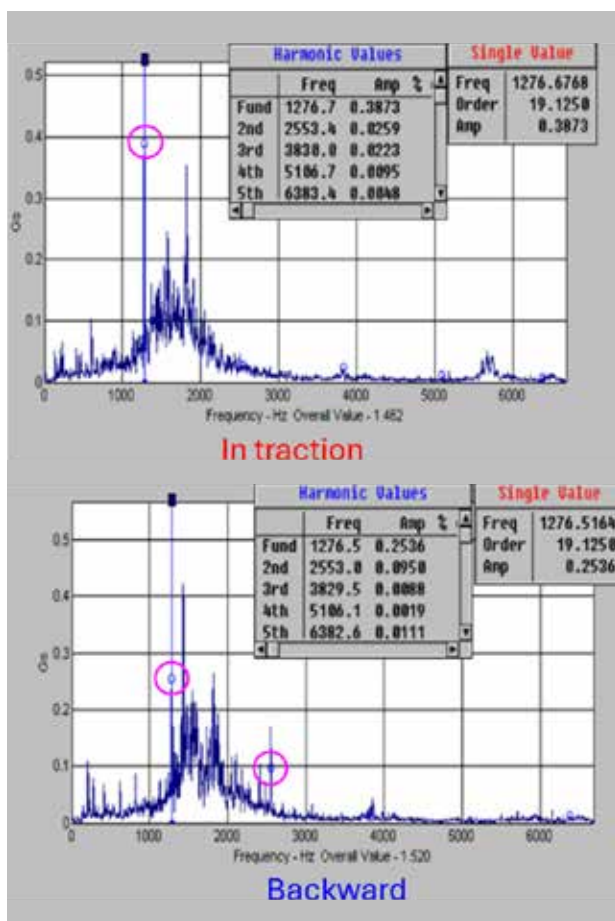


Fig. 9. 5th-gear level spectrum of vibration measured by Order Analysis [3]

In traction, Fig. 9 (left) shows the marked effect of the pinion gear mesh frequency with amplitude of fundamental = 0.39 Gs (ORD 19.12). This shows the effect of eccentricity. The clearance of the input shaft bearings (in the shape of glasses) is manifested at BPFO = 205 Hz. The clearance of bearing near the clutch is manifested at BSF = 129 Hz. Backward, Fig. 9 (right) shows the marked effect of the pinion gear mesh frequency with amplitude of the fundamental = 0.25 Gs and amplitude of the 2nd harmonic

= 0.1 Gs. This shows the effect of eccentricity. The clearance of input shaft bearings (in the shape of glasses) is manifested at BPFO = 205 Hz. The clearance of bearings near the clutch at BSF = 134 Hz.

3.4. Advantages of Order Analysis under Variable Speed Conditions

Order analysis emerges as a key diagnostic method for automotive gearbox condition monitoring under realistic operating conditions involving variable speed and load [6]. Results from long-term powertrain testing demonstrate that expressing spectral components as dimensionless orders enables consistent tracking of gear mesh behavior independent of rotational speed changes.

In [6], order spectra revealed abnormal increases in gear mesh orders at the 4th and 5th speed degrees of manual transmission after prolonged operation. Trend analysis of these orders over time showed gradual amplitude growth, indicating progressive gear tooth wear and increased vibration levels. These results illustrate the strength of order analysis for early-stage fault detection, where absolute vibration levels may remain below alarm thresholds.

Furthermore, order analysis enabled the identification of interaction effects between the engine and the transmission. Increased second-order harmonic components of the crankshaft were found to excite transmission gear mesh orders, highlighting the importance of considering the entire powertrain as a coupled dynamic system rather than analyzing the gearbox in isolation.

Load step 201 of gear mesh between gearwheels z14 and z114 was chosen to analyze where crankshaft speed ranged from 3100 RPM to 3399 RPM, gear between 3.50 and 4.50, torque from 50 Nm to 100 Nm, and oil temperature ranged from 79.50°C to 103°C. The amplitude of the 1st harmonic component of 2.9423g is significant, while the amplitude of the 2nd harmonic component of 0.3644g and the amplitude of the 3rd harmonic component of 0.1327g are small. This indicates the effect of imbalance, as shown in Fig. 10.

3.5. Rolling Bearing Fault Detection Using Envelope and Order Analysis

Rolling bearing diagnostics represent one of the most challenging aspects of gearbox condition monitoring due to the impulsive and often low-amplitude nature of bearing fault signals. Results from [4] and [7] show that envelope analysis effectively enhances bearing fault signatures by demodulating high-frequency resonance bands excited by bearing impacts.

In [7], order-based bearing analysis revealed progressive increases in the harmonic components of the inner ring fault order of a gearbox bearing at the 4th and 5th speed degrees, as shown in Fig. 11. These increases were clearly visible in order spectra and

trend plots, even when conventional frequency spectra showed limited sensitivity. The findings confirm that order analysis significantly improves bearing fault detectability under variable speed conditions compared to frequency-domain methods alone.

Importantly, the reviewed results demonstrate that bearing defects often coexist with gear-related faults, emphasizing the need for integrated diagnostic approaches combining frequency analysis, order analysis, and envelope analysis.

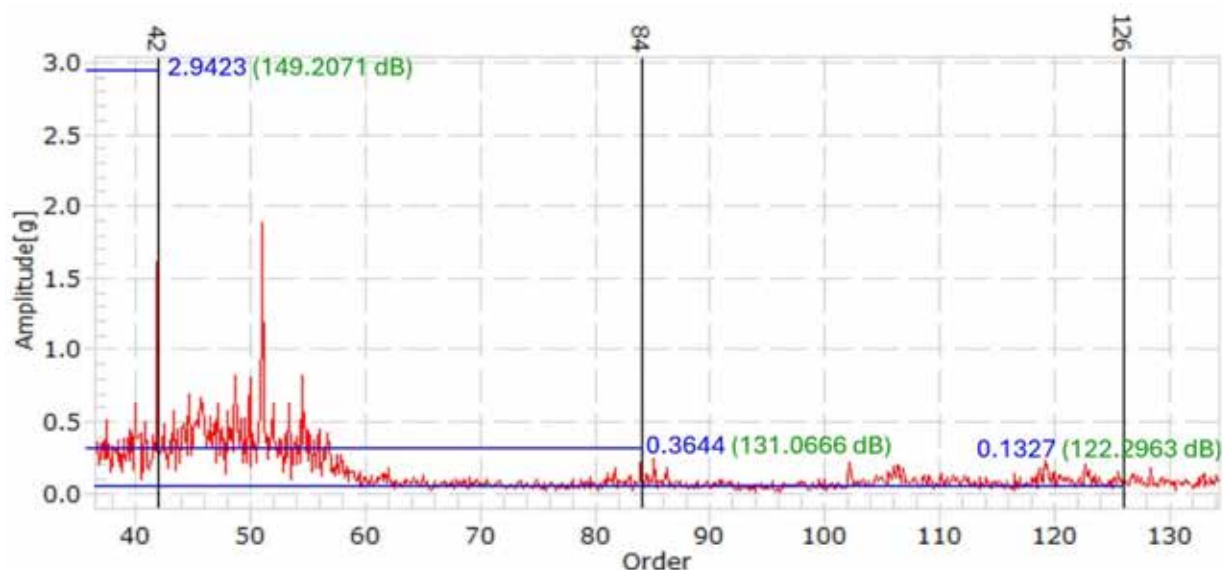


Fig. 10. Load step 201: crankshaft speed (3100-3399 RPM), gear (3.50-4.50), torque (50-100 Nm), oil temperature (79.50-103°C), effect of imbalance of gear mesh between z14 and z114 [6]

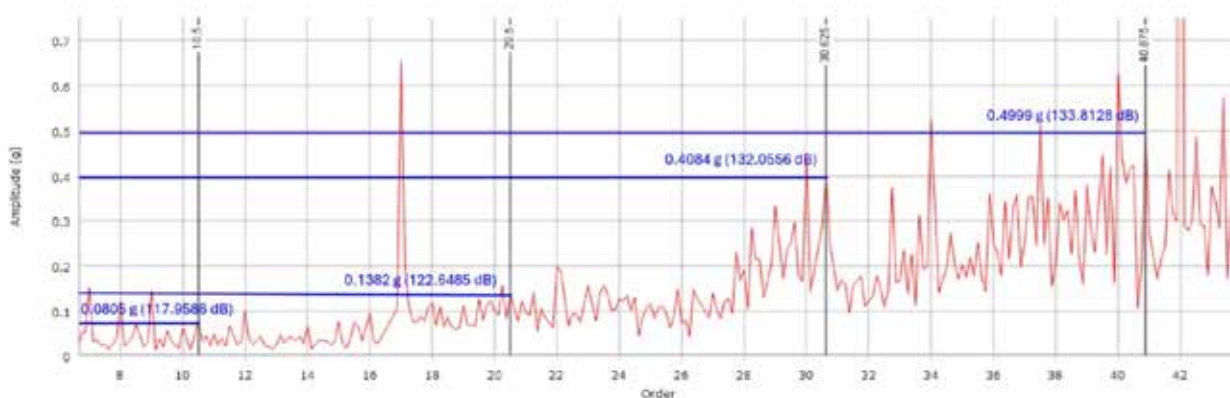


Fig. 11. Load step 201: crankshaft speed (3100-3399 RPM), gear (3.50-4.50), torque (50-100 Nm), oil temperature (79.50-103°C), Bearing 3: inner ring clearance [7]

4. Conclusions

This review has presented a comprehensive overview of vibration- and noise-based condition monitoring techniques applied to automotive gearboxes, with a particular focus on frequency analysis, order analysis, and envelope analysis. Automotive gearboxes remain one of the dominant sources of drivetrain noise and vibration, and their complex mechanical structure makes early fault detection essential for ensuring reliability, durability, and acoustic comfort.

The reviewed studies demonstrate that classical frequency analysis is an effective diagnostic tool for identifying gearbox faults under steady-state operating conditions. Gear mesh irregularities, shaft misalignment, imbalance, and clearance effects can be reliably detected through characteristic spectral features such as harmonic growth and sideband modulation. However, the applicability of frequency analysis is limited under variable speed conditions, which are inherent to real vehicle operation.

Order analysis has been shown to be a key diagnostic method for automotive gearbox condition monitoring, particularly under transient operating regimes. By expressing vibration components as dimensionless orders, order analysis enables consistent tracking of gear mesh and bearing-related excitations independent of speed variations. The reviewed results confirm its strong capability for early-stage fault detection, long-term degradation assessment, and analysis of engine–transmission interaction effects.

Rolling bearing fault detection remains a challenging task due to the impulsive and often low-energy nature of bearing defect signals. Envelope analysis and order-based bearing diagnostics significantly enhance fault sensitivity, allowing reliable identification of inner ring, outer ring, cage, and rolling element defects even under varying operating conditions. The reviewed studies highlight the importance of integrating bearing diagnostics with gearbox-level analysis to obtain a complete assessment of transmission health.

Overall, this review confirms that no single diagnostic method is sufficient for comprehensive automotive gearbox condition monitoring. A combined diagnostic approach that integrates frequency analysis for fault localization, order analysis for variable-speed operation, and envelope analysis for rolling bearing faults provides the most robust and reliable solution. Future research should focus on the integration of these methods into onboard condition monitoring systems, the application of data-driven diagnostic techniques, and the adaptation of condition monitoring strategies to emerging drivetrain technologies, including electrified and hybrid powertrains.

References

- [1] TOMEH, Elias a Samnang SANN. Noise sources of passenger cars. In: *International Congress on Sound and Vibration: Proceedings of the 30th International Congress on Sound and Vibration (ICSV30)*. Amsterdam, The Netherlands: International Institute of Acoustics and Vibration (IIAV), 2024. [2] ŠKODA AUTO. Gearbox Manual. Czech Republic: Škoda Auto, nedatováno. [3] TOMEH, Elias a Samnang SANN. Sources of Noise and Vibration on Car Gearboxes. In: Milan RACKOV, Aleksandar MILTENOVIC a Milan BANIĆ, ed. *Machine and Industrial Design in Mechanical Engineering* [online]. Cham: Springer Nature Switzerland, 2025 [vid. 2025-01-08], *Mechanisms and Machine Science*, s. 562–575. ISBN 978-3-031-80511-0. Dostupné z: doi:10.1007/978-3-031-80512-7_56 [4] SANN, Samnang a Elias TOMEH. Detection and Localization the Sources of Vibration and Noise on Car Gearbox by Using Frequency Analysis. In: 48. mezinárodní konference kateder dopravních, manipulačních, stavebních a zemědělských strojů: 14.–16.9. 2022, chata Pyramida, osada Jízerka. Liberec: Technical University of Liberec, 2022, s. 134–142. ISBN 978-80-7494-606-6. [5] SANN, Samnang, Elias TOMEH a Tomas PETR. Methods of detection and localization of the sources of noise and vibration on car gearboxes: a review. *Journal of Vibroengineering* [online]. 2024, 26(4), 808–842. ISSN 1392-8716, 2538-8460. Dostupné z: doi:10.21595/jve.2024.23888 [6] SANN, Samnang, Elias TOMEH, Tomáš PETR, Tomáš ZVOLSKÝ a Robert VOŽENÍLEK. Early-Stage Detection of Engine and Transmission Using Order Analysis. In: Jaroslav BERAN, Martin BÍLEK, Miroslav VÁCLAVÍK a Petr ŽABKA, ed. *Advances in Mechanism Design IV* [online]. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024 [vid. 2024-09-02], *Mechanisms and Machine Science*, s. 94–104. ISBN 978-3-031-70250-1. Dostupné z: doi:10.1007/978-3-031-70251-8_10 [7] SANN, S. a E. TOMEH. Bearing Fault Detection of Automotive Gearbox Using Order Analysis. In: *Engineering Mechanics 2025* [online]. 2025, s. 177–180 [vid. 2025-05-21]. Dostupné z: doi:10.21495/em2025-177

Článek prošel recenzním řízením.

Samnang Sann¹, Elias Tomeh²

**^{1,2} Department of Vehicles and Engines,
Faculty of Mechanical Engineering**

*Technical University of Liberec, Studentská 2,
461 17 Liberec 1, Czech Republic, Corresponding
author: E-mail: elias.tomeh@tul.cz*

Šéfredaktor: Ing. Kamil Olszar, CTD | **Zástupce šéfredaktora:** doc. Ing. Miloš Hammer, CSc., CTD | **Tisk:** Tiskárna Printo spol. s r.o. | **Redakční rada:** doc. Ing. Juraj Grenčík, Ph.D., Ing. Martin Holek, Ph.D., Ing. Jan Hroch, Prof. Ing. Hana Pačaiová, Ph.D., Ondřej Švec, DiS., CTD | **Vydavatel:** Asociace technických diagnostiků ČR, z. s., VŠB-TU Ostrava, 17. listopadu 15/2172, 708 33 Ostrava-**Poruba Vychází:** 2× ročně | MK ČR: S 979 | ISSN: 1210-311x | **Kopírování nebo rozšiřování časopisu, případně jeho částí, výhradně s povolením vydavatele.**



Řešíte implementaci NIS2 / nového Zákona kybernetické bezpečnosti? Pomoc s přípravou konceptu kybernetické bezpečnosti výroby / podniku

**Siemens komplexní podpora a řešení kybernetické
bezpečnosti vám pomůžou!**

- Regulace kybernetické bezpečnosti podniku
- Podpora vyžadovaných technických opatření ve výrobní vrstvě
- Ochrana výroby a služeb
- Specializované implementace pro jednotlivá odvětví

Bosch Rexroth na MSV BRNO 2026 pavilon F, stánek 206



rexroth
A Bosch Company

Navštivte nás! Nejen na veletrhu!

Dveře CU.BE Brno jsou pro vás otevřené a náš tým je připraven proměnit vaše představy v realitu. Podle vašich konkrétních požadavků společně najdeme efektivní řešení pro vaši aplikaci.

Vše v CU.BE Brno je zaměřeno na zkoumání technologií, využití mezioborové odbornosti a hledání nejlepších způsobů, jak vytvářet inovativní řešení s opravdovým **CU**stomer **BE**nefit – tedy přínosem pro zákazníky.

Registrujte se ZDE

