

VĚDECKÉ SPISY VYSOKÉHO UČENÍ TECHNICKÉHO V BRNĚ

Edice Habilitační a inaugurační spisy, sv. 542

ISSN 1213-418X

Libor Žák

**NALEZENÍ ZÁVISLOSTÍ
U REÁLNÉHO PROCESU
POMOCÍ FUZZY INFERENCE SYSTÉMU**

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
Fakulta strojního inženýrství
Ústav matematiky

RNDr. Libor Žák Ph.D.

NALEZENÍ ZÁVISLOSTÍ U REÁLNÉHO PROCESU POMOCÍ FUZZY INFERENCE SYSTÉMU

FINDING THE DEPENDENCE IN REAL PROCESSES
USING FUZZY INFERENCE SYSTEM

ZKRÁCENÁ VERZE HABILITAČNÍ PRÁCE
OBOR: APLIKOVANÁ MATEMATIKA



BRNO 2016

KLÍČOVÁ SLOVA

fuzzy množiny, fuzzy logika, fuzzy inference systém (FIS), fuzzy časová řada, tribo diagnostika, optimalizace údržby, předpověď spotřeby.

KEYWORDS

fuzzy sets, fuzzy logic, Fuzzy Inference System (FIS), fuzzy time series, tribo-diagnostics, maintenance optimization, forecast consumption.

MÍSTO ULOŽENÍ PRÁCE:

Areálová knihovna
Fakulta strojního inženýrství
Vysoké učení technické v Brně
Technická 2896/2
616 69 Brno

Obsah

Curriculum Vitae	4
1 Úvod	5
2 Základní pojmy	5
3 Přehled publikačních výsledků zabývajících se popisem procesu pomocí fuzzy inference systému	9
3.1 Aplikace FIS pro odhad sensorických vlastností sýrů v procesu jejich zrání	9
3.2 Aplikace fuzzy inference systému pro popis kvality motorového oleje a stavu technického systému v provozu.....	10
4 Přehled publikačních výsledků zabývajících se popisem časových řad pomocí fuzzy inference systému	15
4.1 Aplikace FIS pro popis časové řady	15
4.2 Aplikace FIS pro nalezení závislostí u více časových řad.	17
4.3 Zobecnění řad na fuzzy řady.	18
Závěr	19
Literatura	19
Vybrané publikace autora	23
Abstract	24

Curriculum Vitae

Osobní údaje

Jméno a příjmení: Libor Žák
Datum a místo narození: 4. 6. 1964 Znojmo
Státní příslušnost: Česká republika
Národnost: česká
Stav: ženatý, dcery Kateřina, Veronika
Trvalé bydliště: Malínská 5, 620 00 Brno
E-mail: elzet@volny.cz
zak.l@fme.vutbr.cz



Současné zaměstnání

Odborný asistent, Vysoké učení technické v Brně,
Fakulta strojního inženýrství, Ústav matematiky

Vzdělání

2002, Ph.D., Fakulta strojního inženýrství, VUT v Brně, obor Matematické inženýrství
1988, RNDr., Přírodovědecká fakulta UJEP v Brně, obor Teoretická kybernetika, matematická informatika a teorie systémů
1988, promováný matematik, Přírodovědecká fakulta UJEP v Brně, obor Teoretická kybernetika, matematická informatika a teorie systémů

Přehled zaměstnání:

2002–dosud: Odborný asistent, Ústav matematiky, FS VUT v Brně
1994–2002: Asistent, Ústav matematiky, FS VUT v Brně
1991–1994: Odborný pracovník, Ústav matematiky, FS VUT v Brně
1988–1991: Výzkumný pracovník, VÚCHZ Brno

Pedagogická činnost

FS VUT v Brně
přednáška, cvičení:
Matematika I, Matematika II, Matematika III, Matematika IV,
Numerické metody I, Numerické metody II, Fuzzy množiny, Statistický software
Vytvoření výukových programů pro „Numerické metody I“

Vědeckovýzkumná činnost

FS VUT v Brně
Datamining
Statistika – regresní modely
Fuzzy množiny – zaměření na Fuzzy Inference Systém
Shluková analýza – zaměření na fuzzy shlukovou analýzu
Časové řady – zaměření popsání časové řady s pomocí fuzzy množin

Projekty

2006–2010 Výzkumné centrum 1M06047: Centrum pro jakost a spolehlivost výroby
1998–2004 Výzkumný záměr CEZ: J22/98: 261100009: Netradiční metody studia komplexních a neurčitých systémů

1 Úvod

Habilitační práce vychází z autorovy výzkumné činnosti týkající se vlastností reálných procesů a jejich výsledků, publikovaných v letech 2001–2015. Jako reálný proces je chápán proces (fyzikální, chemický, ekonomický apod.), který probíhá v reálném čase a jehož vnitřní mechanismus lze jen velmi těžko vyjádřit analyticky.

Faktory, jimiž je takový proces ovlivňován, jsou považovány za jeho vstupní proměnné, parametry, jež jsou oblastí našeho zájmu, jsou chápány jako výstupní proměnné procesu. Těžištěm zkoumání je závislost zjištěných hodnot parametrů z procesu vystupujících na naměřených, či jiným způsobem získaných hodnotách vstupních proměnných, přičemž můžeme mít v některých případech k dispozici i teoretický model procesu. Oba zdroje informací, data i teoretický model, mohou obsahovat různé nepřesnosti. Teoretický model ve většině případů popisuje proces pouze zjednodušeně, naměřená data bývají zatížena náhodnou nebo systematickou chybou.

Pro některé procesy je cílem ověření správnosti teoretického modelu na základě znalosti dat, přičemž je nejisté, zda byly identifikovány všechny faktory, jež proces ovlivňují; ze získaných dat také nebývá možné plně vystihnout všechny vlastnosti procesu. Ukazuje se, že pro vyšetřování procesu je vhodné použití více různých metod, obvykle statistických.

Oblast autorova výzkumu lze rozdělit na dvě části. První jsou procesy s daty získanými opakovaným měřením, případně zjištěnými z více měření u podobných procesů – jedná se o zjišťování senzorických charakteristik sýrů a vlastností motorového oleje. Druhou oblastí jsou pak procesy popisované daty v podobě časových řad, přičemž cílem bylo nalézt závislosti mezi více takovými řadami i závislosti v rámci řady jediné.

Autorovým přínosem k analýze závislostí parametrů reálných procesů je využití metody založené na fuzzy množinách – srovnání tohoto přístupu s vybranými statistickými metodami, především regresní analýzou ukazují některé publikované texty, na něž se habilitační práce odkazuje.

2 Základní pojmy

Zkoumáním reálného procesu pomocí fuzzy množin (fuzzy logiky) se rozumí jeho popis pomocí fuzzy inference systému. Fuzzy inference systém je založen na pojmech fuzzy množina a fuzzy relace, definovaných Lotfi A. Zadehem v roce 1965. Fuzzy inference systém pracuje s pojmy jazyková proměnná, jazyková hodnota, přibližné uvažování a znalostní pravidla. Pro nalezení závislosti výstupních veličin na vstupních využívá fuzzy inference systém znalostní pravidla definovaná pomocí vybraných kombinací vzorových vstupů a výstupů. Vzorové vstupy a výstupy jsou určeny pomocí jazykových proměnných a jejich hodnot, přičemž pro popis jazykových hodnot jsou použity fuzzy množiny. Vhodné kombinace vstupních a výstupních jazykových hodnot definují znalostní pravidla, na jejichž základě FIS pracuje.

Fuzzy množinou A se rozumí dvojice (U, μ_A) , kde U je univerzum a $\mu_A: U \rightarrow \langle 0,1 \rangle$ je funkce popisující příslušnost prvků $z \in U$ do fuzzy množiny A . Tuto příslušnost značíme $\mu_A(x)$. Fuzzy množina je zobecněním „klasické“ množiny, neboť pro příslušnost u „klasické“ množiny platí $\mu_A: U \rightarrow \{0, 1\}$, kde $x \in A \Leftrightarrow \mu_A(x) = 1$, $x \notin A \Leftrightarrow \mu_A(x) = 0$.

Nechť U_i , $i = 1, \dots, n$, jsou univerza. Pak fuzzy množina R nad univerzem $U = U_1 \times \dots \times U_n$ se uvažuje jako **fuzzy relace** R nad univerzem U .

Pod pojmem **jazyková hodnota** se rozumí slovní výraz spojený s předem zvolenou fuzzy množinou na zvoleném univerzu. Popis jazykové hodnoty pomocí fuzzy množiny se nazývá význam jazykové hodnoty.

Pod pojmem **jazyková proměnná** P se rozumí pětice $P = (P, T(P), U, G, M)$, kde P je název proměnné, $T(P)$ množina jazykových hodnot, U příslušné univerzum, G gramatika (gramatika je soustava pravidel, které umožňují vytvářet z definovaných jazykových hodnot další jazykové hodnoty) a M význam jazykových hodnot.

Fuzzy inference systém – (dále jen FIS, dříve používaný pojem také „fuzzy regulátor“) lze uvažovat jako fuzzy relaci, která po složení se vstupními hodnotami dává výsledné hodnoty. Existuje několik typů FIS. V článkách autor využívá FIS typu P: $u = R(e)$, kde hodnota výstupní veličiny závisí pouze na velikosti vstupních veličin.

Podle tvaru znalostních pravidel (zvláště pak podle tvaru výstupní proměnné) se FIS rozdělují na FIS typu **Mamdani** a **Sugeno** (Takagiho Sugeno)

Pravidla FIS typu Mamdani jsou popsána výhradně pomocí fuzzy množin.

Pro definování FIS je třeba zvolit:

- počet vstupních (výstupních) proměnných n (m)
- je třeba určit okolnosti ovlivňující proces, počet vstupních proměnných musí být „rozumný“ - ani moc velký, ani moc malý.
- pro každou z nich počet a tvar předdefinovaných vstupních (výstupních) hodnot
- tyto hodnoty lze uvažovat jako vzorové vstupy (výstupy).
- pro každou hodnotu je nutno definovat její reprezentace ve tvaru fuzzy množiny (význam).

Na základě předdefinovaných vstupních a výstupních hodnot jsou definována pravidla FIS (počet pravidel: r). Každé pravidlo určuje vztah mezi zvolenými vstupními a výstupními hodnotami. Při použití FIS porovnáváme libovolný vstup do FIS s předdefinovanými vstupními hodnotami. Na základě tohoto porovnání a pomocí pravidel FIS dostaneme výstup FIS ve tvaru fuzzy množiny. Pokud má být výstupem reálná hodnota, je třeba fuzzy množinu defuzzifikovat, tedy nahradit ji jediným číslem.

Pro hledání závislosti výstupních veličin na vstupních u neznámého reálného procesu se častěji používá FIS Sugeno, který je modifikací FIS Mamdani. K nalezení příslušného FIS využíváme data popisující vstupní a výstupní hodnoty procesu. Ve většině případů tyto data tvoří podmnožinu množiny reálných čísel a tedy vstupy a výstupy jsou v číselném tvaru.

Fuzzy inference systém – Mamdani, Sugeno

Nechť $U_i = (U_i, T(U_i), U_i, G, M)$, $i = 1, \dots, n$ jsou vstupní jazykové proměnné a $V = (V, T(V), V, G, M)$ výstupní jazyková proměnná, kde U_i, V jsou názvy proměnných, $T(U_i), T(V)$ množina jazykových hodnot, U_i, V příslušná univerza, G gramatika a M význam jazykových hodnot. FIS uvažujeme jako výrok typu:

$$\mathfrak{R} = \mathfrak{R}_1 \text{ jinak } \mathfrak{R}_2 \text{ jinak } \dots, \text{ jinak } \mathfrak{R}_p, \quad (1)$$

kde \mathfrak{R}_k , $k = 1, \dots, p$ jsou pravidla ve tvaru:

$$\mathfrak{R}_k = \text{jestliže } U_1 \text{ je } X_{U_1,k} \text{ a } U_2 \text{ je } X_{U_2,k} \text{ a } \dots \text{ a } U_n \text{ je } X_{U_n,k}, \text{ pak } V \text{ je } Y_{V,k}, \quad (2)$$

kde $X_{U_i,k} \in T(U_i)$, $Y_{V,k} \in T(V) \forall i = 1, \dots, n, \forall k = 1, \dots, p$ jsou příslušné jazykové hodnoty.

Význam výroku \mathfrak{R} označíme R : $R = M(\mathfrak{R})$. $M(\mathfrak{R})$ je fuzzy relace nad $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \times V$ definovaná:

$$R = M(\mathfrak{R}) = \bigcup_{k=1}^p M(\mathfrak{R}_k), \quad (3)$$

kde *jinak* je uvažováno jako sjednocení a $M(\mathfrak{R}_k)$ je definováno ve tvaru kartézského součinu fuzzy množin:

$$M(\mathfrak{R}_k) = M(X_{U_1,k}) \times M(X_{U_2,k}) \times \dots \times M(X_{U_n,k}) \times M(Y_{V,k}), \quad (4)$$

kde $M(X_{U_i,k}), M(Y_{V,k}) \forall i = 1, \dots, n$ jsou významy příslušných jazykových hodnot (fuzzy množiny nad univerzou $U_i \forall i = 1, \dots, n$ a V).

Jako vstupy do FIS budeme uvažovat libovolnou fuzzy množinu A_{U_i} nad univerzem U_i . Necht' $(A_{U_1}, A_{U_2}, \dots, A_{U_n})$ je vstup do FIS. Pak velikost akční veličiny B_V je dána výrazem $B_V = (A_{U_1} \times A_{U_2} \times \dots \times A_{U_n}) \circ R$. Výsledná fuzzy množina B_V je složením fuzzy relace $(A_{U_1} \times A_{U_2} \times \dots \times A_{U_n})$ nad univerzem $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ s relací R definovanou nad univerzem $U_1 \times \dots \times U_n \times V$ a tedy výsledkem tohoto složení je fuzzy množina nad univerzem V .

V mnoha případech nepožadujeme jako výstup z FIS fuzzy množinu, ale konkrétní hodnotu $v \in V$, tj. provádíme **defuzzifikaci**. Nejčastěji používanou metodou defuzzifikace je centroidní metoda.

Centroidní metoda: Necht' $A = (U, \mu_A)$ je fuzzy množina. $\text{Supp}(A)$ je nosič fuzzy množiny: $\text{Supp}(A) = \{x \in U, \mu_A > 0\}$. Pokud A nebo $\text{Supp}(A)$ jsou konečné množiny, tj. $\text{Supp}(A) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $A = \{(x_1, \mu_A(x_1)), (x_2, \mu_A(x_2)), \dots, (x_n, \mu_A(x_n))\}$, pak

$$x_0 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \mu_A(x_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_A(x_i)} \quad (5)$$

Pokud $\text{Supp}(A)$ je nekonečná množina, $A = (U, \mu_A)$, $U \subseteq \mathbf{R}$ lebesgueovsky měřitelná množina, $\mu_A: U \rightarrow \langle 0, 1 \rangle$ je lebesgueovsky měřitelná funkce, pak $\text{defuzz}(A) = x_0 \equiv$ první složka těžiště plochy pod křivkou μ_A :

$$x_0 = \frac{\int_U x \mu_A(x) dx}{\int_U \mu_A(x) dx} \quad (6)$$

kde $\int_U \mu_A(x) dx, \int_U x \mu_A(x) dx$ jsou Lebesgueovy integrály.

Takto definovaný FIS se nazývá FIS typu **Mamdani**.

Pokud nemáme dostatek znalostí o fungování zkoumaného procesu (tj. nelze sestavit pravidla FIS), ale máme k dispozici větší počet naměřených vstupních a výstupních dat, můžeme použít modifikaci FIS Mamdani - FIS Sugeno (FIS Takani-Sugeno). Tento FIS je popsán pomocí vhodných parametrů, které jsou nastaveny v průběhu ladění na známých datech. FIS Sugeno má vstupní jazykové hodnoty podobné jako FIS typu Mamdani, ale hodnota výstupní veličiny je ve tvaru:

$$\mathfrak{R}_k = \text{jestliže } U_1 \text{ je } X_{U_1,k} \text{ a } U_2 \text{ je } X_{U_2,k} \text{ a } \dots \text{ a } U_n \text{ je } X_{U_n,k}, \text{ pak } V = f_k, \quad (7)$$

kde f_k popisuje hodnotu v univerzu V pro k -té pravidlo. Tato hodnota závisí na vstupu $(A_{U_1}, A_{U_2}, \dots, A_{U_n})$ do FIS a tvaru funkce f_k . Pokud jsou univerza U_1, U_2, \dots, U_n, V podmnožiny reálných čísel, lze psát $u_k = f_k(\text{defuzz}(A_{U_1}), \text{defuzz}(A_{U_2}), \dots, \text{defuzz}(A_{U_n}))$. Nejčastěji uvažujeme funkce f_k v konstantním tvaru:

$$f_k(\text{defuzz}(A_{U_1}), \text{defuzz}(A_{U_2}), \dots, \text{defuzz}(A_{U_n})) = \alpha_k, \quad (8)$$

nebo lineárním tvaru:

$$\begin{aligned}
& f_k(\text{defuzz}(A_{U_1}), \text{defuzz}(A_{U_2}), \dots, \text{defuzz}(A_{U_n})) = \\
& = \alpha_k + \beta_{1,k} \text{defuzz}(A_{U_1}) + \beta_{2,k} \text{defuzz}(A_{U_2}) + \dots + \beta_{n,k} \text{defuzz}(A_{U_n}),
\end{aligned} \tag{9}$$

kde $\alpha_k, \beta_{i,k}, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, p$ jsou vhodné konstanty. Velikost těchto konstant se nastaví v průběhu ladění FIS. Ve většině případů se jako vstup do FIS Sugeno neuvažují fuzzy množiny, ale pouze hodnoty z U_1, U_2, \dots, U_n , kde $U_i = \mathbf{R}, i = 1, 2, \dots, n$. Uvažujeme tedy vstup ve tvaru $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbf{R}^n$. Pak

$$f_k(x_1, \dots, x_n) = \alpha_k, \tag{10}$$

$$f_k(x_1, \dots, x_n) = \alpha_k + \beta_{1,k}x_1 + \beta_{2,k}x_2 + \dots + \beta_{n,k}x_n. \tag{11}$$

Pravidla pak zapisujeme ve tvaru:

$$\mathfrak{R}_k \equiv \text{jestliže } x_1 \text{ je } X_{U_1,k} \text{ a } x_2 \text{ je } X_{U_2,k} \text{ a } \dots \text{ a } x_n \text{ je } X_{U_n,k} \text{ pak } v_k = f_k(x_1, \dots, x_n). \tag{12}$$

To znamená, pokud vstup (x_1, \dots, x_n) patří do oblasti, která je vymezena jazykovými hodnotami $X_{E_1,k}$ až $X_{E_n,k}$, pak výstup je nalezen pomocí funkce f_k . Váha w_k výstupu v_k je určena mírou shody vstupu (x_1, \dots, x_n) s fuzzy množinami $X_{E_1,k}$ až $X_{E_n,k}$ obdobným způsobem jako u FIS typu Mamdani. Pro vstup (x_1, \dots, x_n) dostaneme pomocí pravidel \mathfrak{R}_1 až \mathfrak{R}_p hodnoty v_1, \dots, v_p a váhou w_1 až w_p a pomocí váženého průměru dostaneme výslednou výstupní hodnotu v .

Více informací lze najít v [2, 3, 5, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 17, 18, 19, 40, 41, 42, 43, 44].

Hledání vhodného tvaru FIS-Sugeno pro naměřená data

Předpokládejme, že máme k dispozici data popisující proces, který má n vstupů a 1 výstup. Data uvažujeme ve tvaru $(n+1)$ -tic reálných čísel. Mějme T vzorových vstupů do FIS a k nim T příslušných vzorových výstupů. Tato vzorová data rozdělíme na K ladicích dat a H testovacích dat, kde $T = K + H$. Matice ladicích dat spojíme do jedné matice a označíme ji Z . Každý řádek matice Z lze považovat za bod z_i v prostoru \mathbf{R}^{n+1} . Z je potom K bodů v \mathbf{R}^{n+1} .

Na ladicích datech se odladí FIS (naleznou se vhodné koeficienty $\alpha_k, \beta_{i,k}$). Převážně se používají dva základní přístupy k odladění FIS. Data se rozdělí na menší části a pro každou z nich se vytvoří jazykové hodnoty a pravidlo. Dalším způsobem je využití shlukovacích metod, kde každý shluk tvoří jedno pravidlo.

Po definování jazykových hodnot a pravidel jsou pomocí optimalizace nad ladicími daty nalezeny konstanty $\alpha_j, \beta_{i,j} \quad i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, p$ a tyto doplněny do příslušných pravidel. Úspěšnost nalezeného FIS se určí výpočtem výstupních hodnot p_h nad testovacími daty X^T a porovnáním s původními hodnotami y_h^T . Pro toto porovnání je často využíván vztah:

$$E = \sqrt{1/H \left(\sum_{h=1}^H (y_h^T - p_h)^2 \right)}. \tag{13}$$

Aplikace fuzzy množin v časových řadách

Další oblastí autorovy vědeckovýzkumné činnosti jsou časové řady. Pomocí fuzzy množin, a zvláště pak FIS, lze rozpoznat závislosti v procesu popsaném časovou řadou. Nalezená závislost pak slouží pro předpověď časové řady.

Časovou řadu můžeme chápat jako konečnou posloupnost reálných čísel. Ve většině případů jsou prvky této posloupnosti výsledkem procesu, který nelze popsat s dostatečnou přesností. Do procesu zasahuje více vlivů, a kvůli tomu hodnoty prvků časové řady nelze vyjádřit analyticky.

Tyto náhodné vlivy mohou být slabší či silnější. Předpokládáme, že v časové řadě jsou zastoupeny dvě základní složky. První je nějaký předpis (funkce, metoda, ...), druhou náhodný vliv.

Pro časovou řadu $y_1, y_2, y_3, \dots, y_N$ chceme předpovědět dalších K hodnot. FIS Sugeno je navržen pro n vstupů a jednu výstupní hodnotu. Vstupem FIS jsou prvky časové řady (a popřípadě jejich kombinace) předcházející hodnotě, kterou chceme předpovědět. Podle FIS nadefinovaného v předchozí části dostáváme pouze jednu hodnotu predikce. Proto pro předpověď K -členů časové řady výpočet K -krát opakujeme, přičemž hodnotu predikce považujeme za reálnou pro další výpočet.

Známe-li model (základní závislosti) pro předpověď řady, pak pouze ladíme jeho parametry. Pokud ani model pro předpověď řady neznáme, pak do ladění musíme zapojit i tvorbu modelu.

Kvalitu predikce lze posuzovat podle více kritérií. Mezi nejčastější kritéria patří shoda trendu predikce vývoje časové řady se skutečností (TREND), průměrná chyba (MAPE) a maximální chyba (MAX).

Fuzzy časové řady

Označme $\mathcal{F}(\mathbf{R})$ třídu všech fuzzy množin nad univerzem reálných čísel \mathbf{R} a s hodnotami funkce příslušnosti ve svazu $\mathcal{L} = ((0,1), \max, \min, 1, 0)$. Dále označme hodnotu fuzzy časové řady v i -tém období $f_{y_i} \in \mathcal{F}(\mathbf{R})$, $i = 1, 2, 3, \dots, N$. Dostáváme řadu fuzzy množin $\{f_{y_i}\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, N$, kterou budeme nazývat **fuzzy časovou řadou**.

Mějme fuzzy časovou řadu $\{f_{y_i}\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, N$. K této řadě hledáme vhodný FIS, který vystihne její závislost. Pokud takový FIS najdeme, lze pomocí něj předpovědět další členy. Předpokládejme, že FIS má n vstupních proměnných a jednu výstupní proměnnou. Fuzzy relaci, která popisuje FIS, označme S^{FIS} . Pak předpověď lze získat složením:

$$f_{y_{N+1}} = (f_{y_{N-n+1}} \times \dots \times f_{y_N}) \circ S^{\text{FIS}}. \quad (14)$$

Další možností je FIS definovat tak, aby nepředpovídal pouze jednu následující hodnotu, ale dalších s hodnot. V tomto případě dostáváme:

$$(f_{y_{N+1}}, \dots, f_{y_{N+s}}) = (f_{y_{N-n+1}} \times \dots \times f_{y_N}) \circ S^{\text{FIS}}. \quad (15)$$

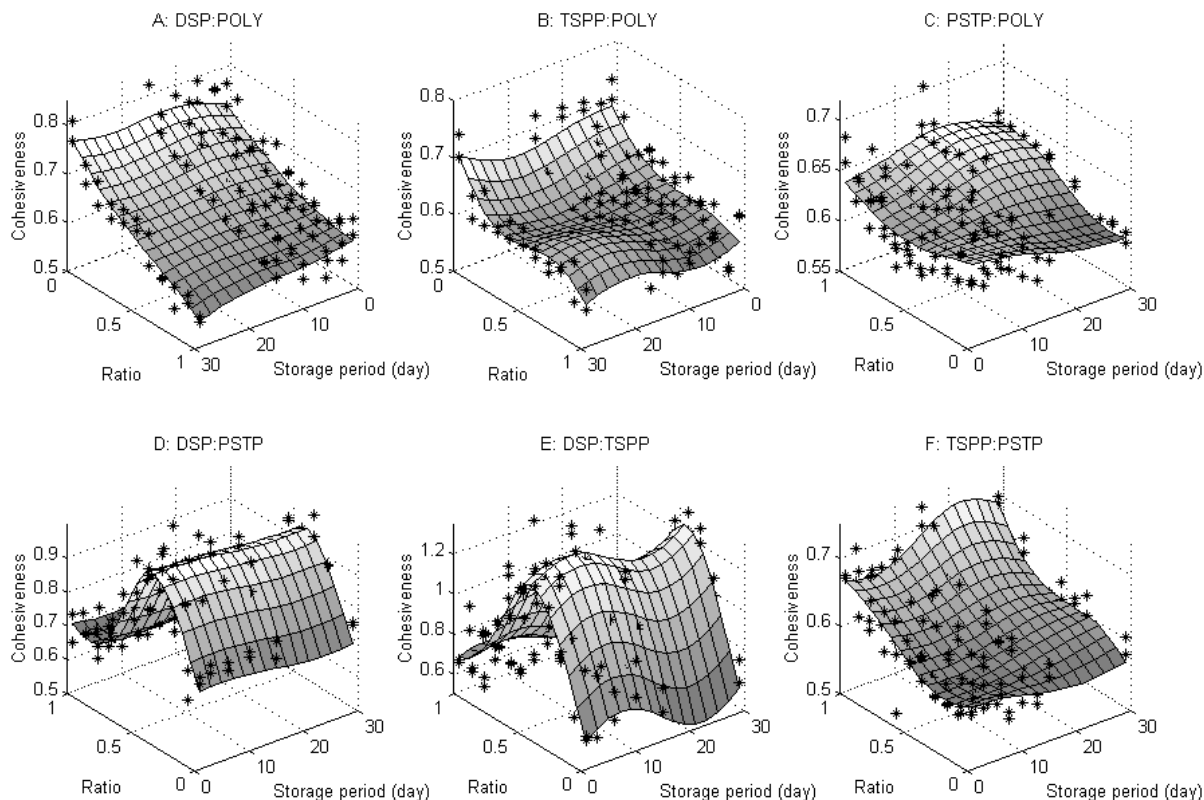
3 Přehled publikačních výsledků zabývajících se popisem reálných procesů pomocí fuzzy inference systému

Při popisu reálných procesů pomocí fuzzy inference systému (FIS) byla východiskem naměřená data, popřípadě i informace získané z teoretických modelů. Možné teoretické vlastnosti jsou využívány zejména pro určování vhodných vstupních a výstupních proměnných a také pro hledání vhodného tvaru regresní funkce. Nejsou-li teoretické informace o procesu k dispozici, je nejprve provedena analýza pomocí fuzzy množin. Na základě výsledků je pak navržena vhodná regresní funkce a tato srovnána s výsledky získanými pomocí fuzzy množin.

3.1 Aplikace FIS pro odhad sensorických vlastností sýrů v procesu jejich zrání

První část publikací zabývajících se popisem reálných procesů se věnuje hledání závislosti sensorických vlastností sýrů na složení výchozí směsi. Procesem se zde rozumí zrání sýrů za předem zvolených podmínek. Vstupními proměnnými procesu jsou poměr zrání podporujících solí a doba zrání, výstupními proměnnými tvrdost a soudržnost pro různé typy sýrů. Proces zrání byl

zkoumán jak pomocí regresní analýzy, tak fuzzy přístupu. Naměřená data byla proložena vhodnou regresní plochou a plochou určenou odladěným FIS. Výsledky obou metod byly velmi podobné. Předpokládaná polynommická závislost 3. řádu se potvrdila jak u regresní analýzy, tak i pomocí FIS. Pro naměřená data byla pomocí FIS nalezena závislost zobrazená na obr. 1.



Obr. 1 Závislost nalezená pomocí FIS.

Výsledky v expandované formě jsou publikovány v [39, 63, 64]

3.2 Aplikace fuzzy inference systému pro popis kvality motorového oleje a stavu technického systému v provozu.

Převážná část autorových publikací z poslední doby se zabývá reálnými procesy, jež se týkají vlastností motorového oleje a jejich změn během provozu. Zkoumáme proces, který popisuje znehodnocení motorového oleje v závislosti na zatížení, době provozu (například počtu ujetých kilometrů), počtu dní od poslední výměny apod. Hlavní myšlenkou je, že po nalezení vztahů popisujících znehodnocení motorového oleje a při využití známých vlastností oleje pro bezchybný chod motoru bude možné stanovit dobu výměny oleje a odhadnout technický stav systému, ve kterém je olej umístěn. K dispozici byla také data o motoru, který dosáhl mezního stavu v rámci provádění životnostní zkoušky. Výsledkem kromě optimalizace údržby je významná úspora provozních nákladů při zachování bezporuchového chodu motoru. Další dílčí výsledky, které lze odvodit ze znalosti procesu degradace oleje i technického systému a jež sledujeme nepřímo z diagnostického signálu, jsou:

- porovnání chování motorového oleje pro různé stupně zatížení motoru,
- odvození mezních hodnot pro jiný typ zatížení, a to při znalosti chování motorového oleje až k dosažení mezního stavu motoru,
- odhad zůstatkového užitečného technického života ve formě zbývajících provozních jednotek na jednu olejovou náplň,

- zpětné určení zatížení kontrolovaného motoru, a to ze sledovaných charakteristik motorového oleje,
- plánování provozu a optimalizace údržbového zásahu, resp. modifikace stanoveného systému technické údržby,
- optimalizace nákladů na provoz a údržbu formou predikce, odhadů a optimalizace, které výrazně ovlivňují dílčí i celkovou výši nákladů v etapě provozu a údržby.

Popis dat:

Data byla shromažďována z motorového oleje pozemní logistické a bojové techniky AČR, kterou lze rozdělit do tří kategorií podle zatížení motoru: lehká – Tatra T810, LR; střední – BVP, PANDUR II, Iveco, Dingo; těžká - tank T-72M4CZ.

Nejrozsáhlejším souborem zpracovaných dat byly údaje z provozu tanku T-72/97M4CZ. Výstupními proměnnými byly naměřené charakteristiky oleje. Pro stanovení kvality oleje byly využity možnosti tribotechnické diagnostiky. Veličiny měřené atomovou emisní spektrometrií – AES/RDE:

Ferrum content [Fe], Chromium content [Cr], Lead content [Pb], Copper content [Cu], Tin/stannum content [Sn], Aluminium content [Al], Nickel content [Ni], Silver/Argentum content [Ag], Silicon content [Si], Borium content [B], Natrium content [Na], Magnesium content [Mg], Calcium content [Ca], Barium content [Ba], Phosphor content [P], Zinc content [Zn], Molybdenum content [Mo], Titanium content [Ti], Vanadium content [V].

Veličiny měřené částicovou analýzou – LNF:

Total number of particles [TNP/ml], Number of cutting particles [CUT/ml], Number of sliding particles [SLI/ml], Number of fatigue particles [FAT/ml], Percentage of Large Particles [PLP].

Veličiny měřené spektroskopii - FTIR:

Fuel content [FueC], Water contents [WaterC], Glycol content [GC], Oxidation products content [OxPC], Nitration products content [NPC], Sulphating products content [SPC], antioxidation and antiwear additives content [AOWP], soot content [OS].

Veličiny měřené podle ČSN EN ISO:

Kinematic viscosity [KV], Flash point [BV], Total Alkalinity Number [TBN].

Hodnoty těchto veličin byly brány jako výstupní proměnné procesu. Lze je obecně rozdělit do dvou kategorií – na částice vzniklé opotřebením a částice aditiv. Z obecné teorie lze usoudit na základní vztahy výstupních proměnných z těchto kategorií. Předpokládáme, že během chodu motoru roste počet částic vzniklých opotřebením a klesá množství aditiv. Více informací lze najít v [1, 4, 8, 16, 20, 21, 38].

Pro tanky a T810 byla provedena vícenásobná analýza provozních dat z oleje. Vzhledem k velikosti datového souboru se autor zaměřil na data z tanků. K dispozici bylo nejvíce vstupních proměnných. U korelační analýzy byly kromě základní korelační matice nalezeny vícenásobné korelace a parciální korelace pro vybrané skupiny proměnných. Dále byla provedena analýza hlavních komponent, faktorová analýza a shluková analýza. Výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [32, 33, 34].

Cílem bylo odhalit základní závislosti (lineární závislosti) především mezi vstupními a výstupními proměnnými. Vzhledem k vyšší mnohonásobné korelaci a parciální korelaci pro počet motohodin od výměny oleje se pro další zkoumání zúžily vstupní proměnné na počet dnů od výměny oleje [denO] a počet motohodin od výměny oleje [MhO]. Z vícenásobné analýzy vyplývá, že pro hlubší poznání chování motorového oleje na provozně ekonomických ukazatelích je vhodné se zaměřit na výstupní veličiny Fe, Pb, AOWP. Vycházelo se z lineárních regresních funkcí – polynomů různých stupňů, lineárních regresních funkcí pro různé typy bázových funkcí, nelineární regresní funkce. Úspěšnost proložení byla hodnocena pomocí koeficientu determinace, popřípadě upraveného koeficientu vzhledem k počtu bázových funkcí. Vhodná regresní funkce byla zvolena s ohledem na determinace a složitost (např. počet bázových funkcí). Byla vybrána co

nejjednodušší regresní funkce s co největším koeficientem. U tanku byla pro Fe zvolena kvadratická závislost a výsledný tvar pro MhO byl

$$y = 9,886 + 0,12649x - 0,000126x^2, R^2 = 0,5922 \quad (16)$$

U BVP byla pro MhO a Fe zvolena lineární:

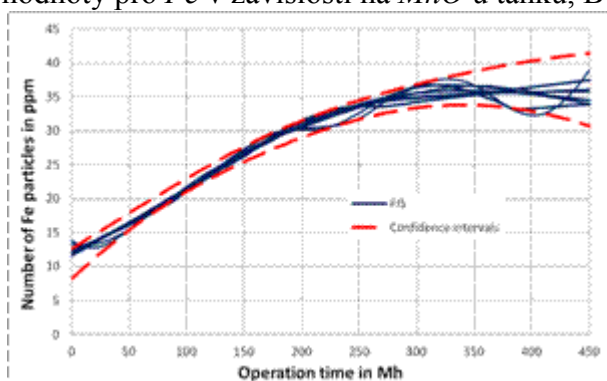
$$y = 13,721 + 0,0949x, R^2 = 0,3856 \quad (17)$$

U T810 byla pro MhO a Fe zvolena závislost obsahující odmocninu:

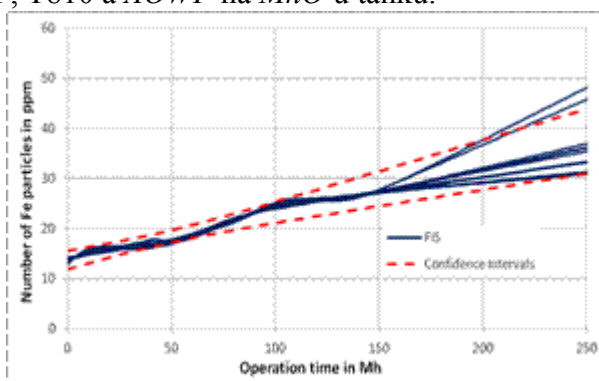
$$y = 11,616 + 0,5682x^{1/2}, R^2 = 0,3732. \quad (18)$$

Výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [26, 30, 31, 32, 35, 67].

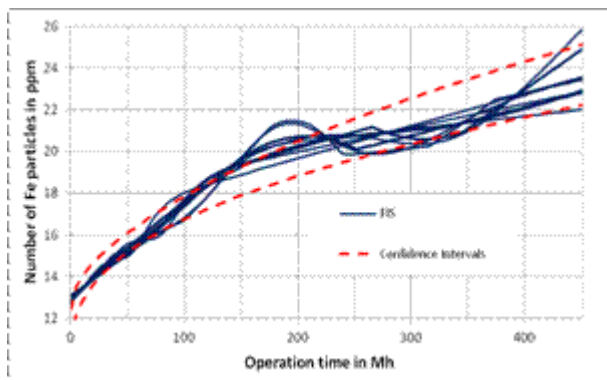
Tyto zvolené regresní funkce byly ověřeny porovnáním se závislostmi nalezenými pomocí fuzzy množin (FIS). Různé typy závislostí nalezených pomocí FIS byly vypočteny vzhledem k různým počtům jazykových hodnot a různě zvolenému tvaru významu jazykových hodnot. Na obr. 2, 3, 4 a 5 je porovnána závislost nalezená pomocí FIS a intervalového odhadu pro střední hodnoty pro Fe v závislosti na MhO u tanku, BVP, T810 a $AOWP$ na MhO u tanku.



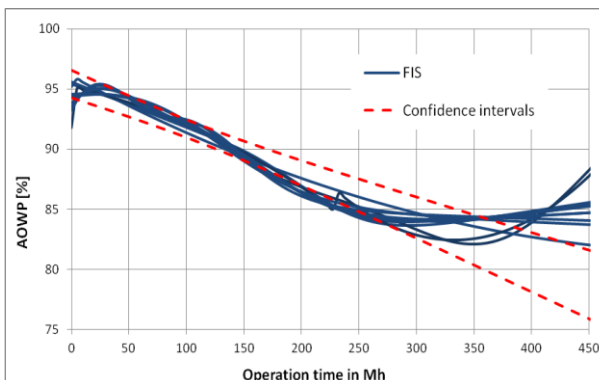
Obr. 2 Porovnání závislosti Fe na MhO u tanku pomocí FIS a regresní analýzy.



Obr. 3 Porovnání závislosti Fe na MhO u BVP pomocí FIS a regresní analýzy.



Obr. 4 Porovnání závislosti Fe na MhO u T810 pomocí FIS a regresní analýzy.



Obr. 5 Porovnání závislosti $AOWP$ na MhO u tanku pomocí FIS a regresní analýzy.

Výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [29, 31, 35, 39, 67].

Větší pozornost byla věnována hodnotě $AOWP$. Bylo zkoumáno množství $AOWP$ vzhledem k MhO a také k $dnyO$. Například pro tank byla nalezena závislost $AOWP$ na MhO :

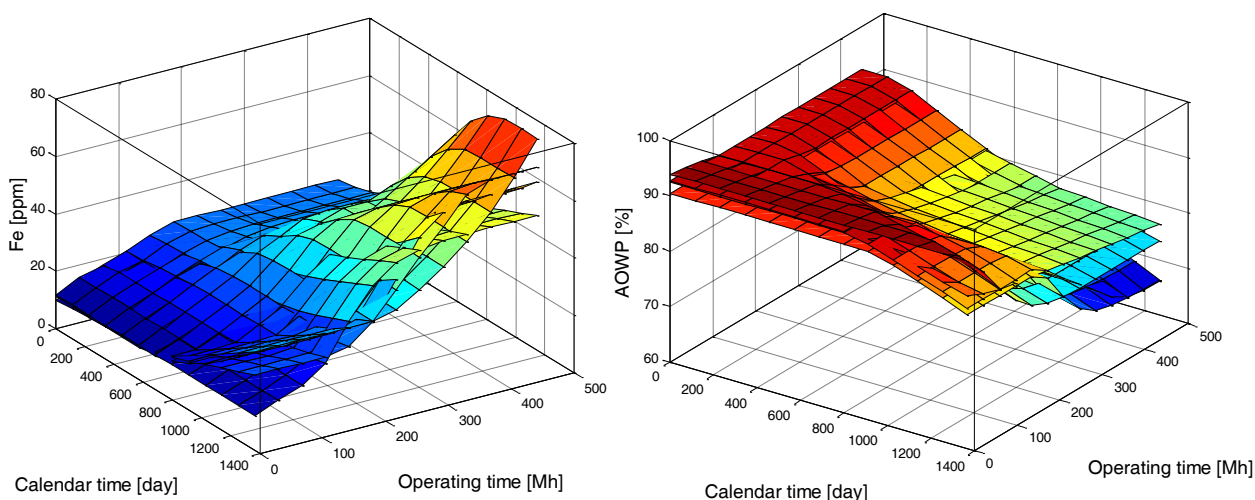
$$y = 92,3456 - 0,0333x + 0,000027x^2, R^2 = 0,1198, \quad (19)$$

viz (obr. 5). Výsledky jsou v expandované formě publikovány v práci [27]. Pro T810 jsou výsledky publikovány v práci [23].

Na základě nalezení vhodnějších vztahů pro popis závislosti Fe na MhO pro jednotlivé typy vozidel byly přepočteny destrukce pro jiné typy vozidel. Výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [29, 31, 35].

Další otázkou bylo, zda se v závislosti Fe (Pb , $AOWP$) na MhO vyskytují oblasti s různým chováním systému a vývojem degradace. V první fázi se výzkum soustředil na dvě oblasti rozdělené v hodnotě x_0 . Závislost v oblastech pro $x < x_0$, $x > x_0$ Fe (Pb , APP) na MhO byla zvolena lineární (přímka). Hledala se taková hodnota x_0 , která by nejlépe vystihla naměřená data. Dále byla použita přímka, která byla „zlomená“ v hodnotě x_0 . I v tomto případě byla hledána hodnota x_0 . Výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [22, 24, 25, 37].

Dále byla vyšetřována závislost vybraných výstupních proměnných (Fe , Pb , $AOWP$) na vstupních proměnných ($dnYO$, MhO). Opět pro nalezení možných vztahů byly využity fuzzy množiny a regresní analýza. Z povahy těchto metod vyplývá, že použitím fuzzy množin byla získána závislost, jež se více blížila k naměřeným hodnotám. Pro různou volbu počtu jazykových hodnot pro příslušné proměnné a pro různé tvary jazykových hodnot bylo nalezeno více tvarů FIS, jež jsou nejlépe prezentovány ve tvaru FIS plochy. Na obr. 6 jsou ukázány FIS plochy pro závislost Fe ($AOWP$) na $dnYO$, MhO .



Obr. 6 Závislosti Fe ($AOWP$) na $dnYO$, MhO u tanku nalezené pomocí FIS.

Výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [24, 28, 65, 66].

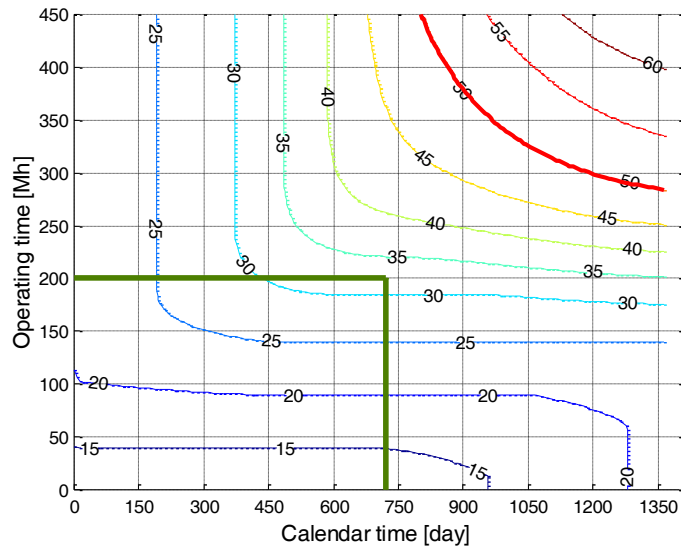
Při hledání závislostí pomocí regresní analýzy byly s ohledem na nalezené závislosti u jednoho vstupu zvoleny lineární regresní funkce-speciálně regresní rovina a regresní paraboloid. Výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [24, 34, 65, 66].

Pro bezporuchový provoz systému jsou určeny mezní hodnoty některých výstupních veličin. V případě tanku se pracuje s kritickými hodnotami FHT následovně: Fe – 50ppm, Pb – 15ppm, $AOWP$ – 20% původní hodnoty (100%). Při znalosti kritických hodnot se můžeme zeptat, jak dlouho musí být systém (motor) v provozu, než vybrané měřené parametry dosáhnou dané kritické hodnoty. U tanku byly vyšetřovány závislosti Fe (Pb , $AOWP$) na MhO , Fe (Pb , $AOWP$) na $dnYO$ samostatně a Fe (Pb , $AOWP$) na MhO , $dnYO$. Výsledná závislost vychází z nalezených závislostí pomocí FIS. Výsledky (Fe) jsou publikovány v práci [34].

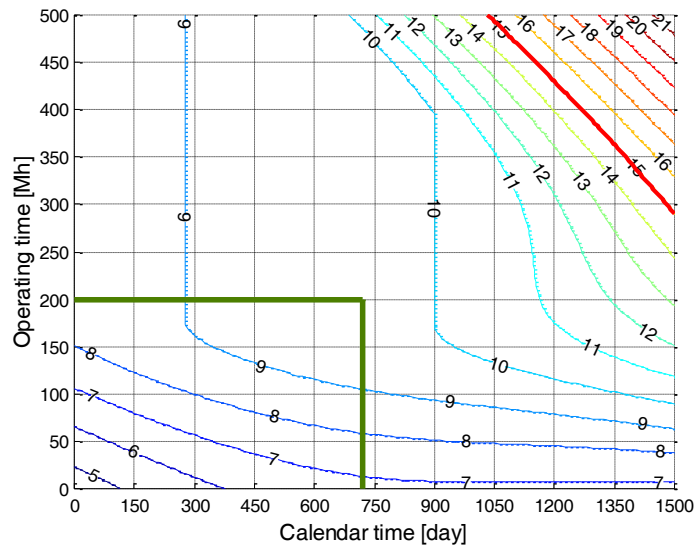
Ze zkoumaných závislostí u tanku se ke kritické hodnotě nejvíce přiblížilo železo (Fe – 50 ppm). Tento výsledek je v souladu s počáteční korelační analýzou. Proto se pro nalezení vhodného způsobu údržby se vycházelo právě z této závislosti

Požadavky na výměnu oleje u tanku: maximálně 200Mh nebo maximálně 2 roky. Porovnáním těchto požadavků (zeleně ohraničená oblast) s hranicí dosažení kritické hodnoty (zvýrazněná červená křivka) lze u tanku odhalit značný prostor rezervy k modifikaci údržby tak, aby nebyla dosažena kritická hodnota.

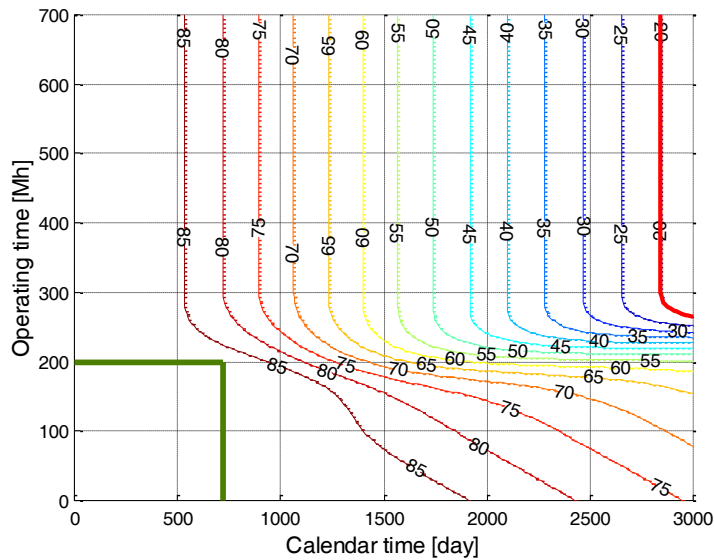
Výsledky pro regresní analýzu jsou publikovány v [34].



Obr. 7 Porovnání požadavků na údržbu s kritickou hodnotou pro *Fe* nalezené pomocí FIS.



Obr. 8 Porovnání požadavků na údržbu s kritickou hodnotou pro *Pb* nalezené pomocí FIS.



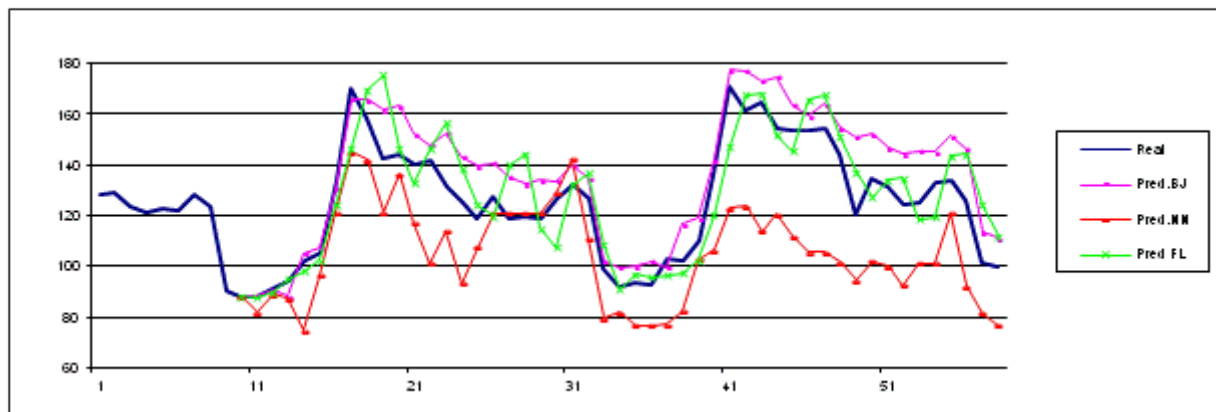
Obr. 9 Porovnání požadavků na údržbu s kritickou hodnotou pro *AOWP* nalezené pomocí FIS.

4 Přehled výsledků z publikací zabývajících se popisem časových řad pomocí fuzzy inference systému

4.1 Aplikace FIS pro popis časové řady

Fuzzy inference systém byl použit také pro analýzu časových řad, především z ekonomické a energetické oblasti. Zvolené časové řady byly popsány vhodným FIS (nebo více vhodnými FIS) a jejich pomocí byly předpovězeny další členy řady. V ekonomické oblasti byla pozornost věnována vývoji cen akcií a kurzů měn. Výsledky v expandované formě jsou uvedeny v publikacích [48, 46, 50, 53, 60, 62].

Větší pozornost byla zaměřena především na časové řady z oblasti energetiky. Jednalo se o spotřebu tepla a zejména o odhad spotřeby elektrické energie v ČR. U spotřeby tepla byla zkoumána časová řada spotřeby tepla v Brně a Olomouci. Úspěšnost předpovědi byla porovnána s kontrolními daty a také s jinými metodami pro popis časových řad – Box-Jenkinsonovou metodou a s předpovědí s využitím neuronové sítě. V obou případech se předpověď pomocí FIS vzhledem k ohodnocení MAPE ukázala jako nejlepší. Předpovědi ukazují obr. 10.

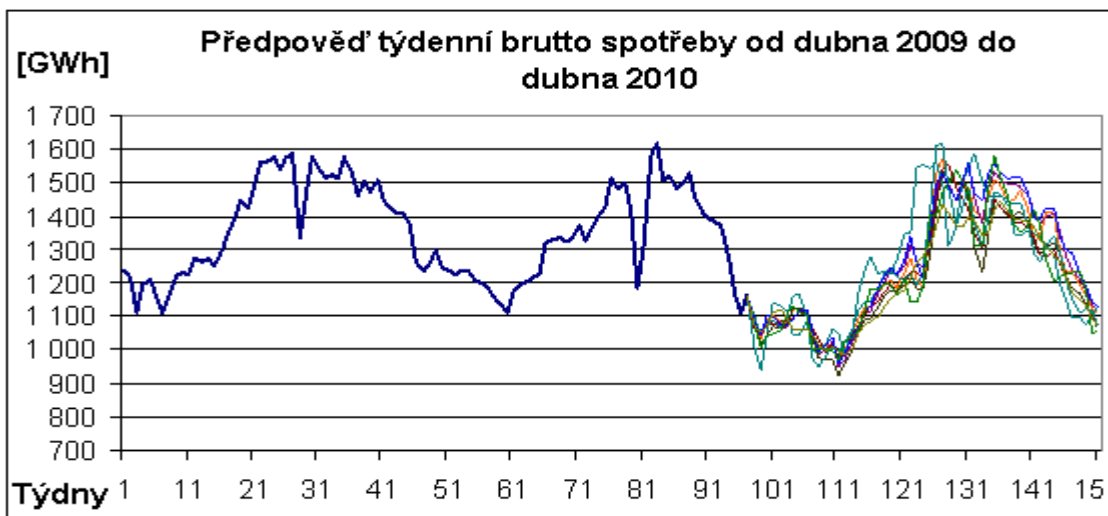


Obr. 10 Předpověď spotřeby tepla pro Olomouc porovnaná s dalšími metodami a skutečnými hodnotami.

Výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [6, 47, 58].

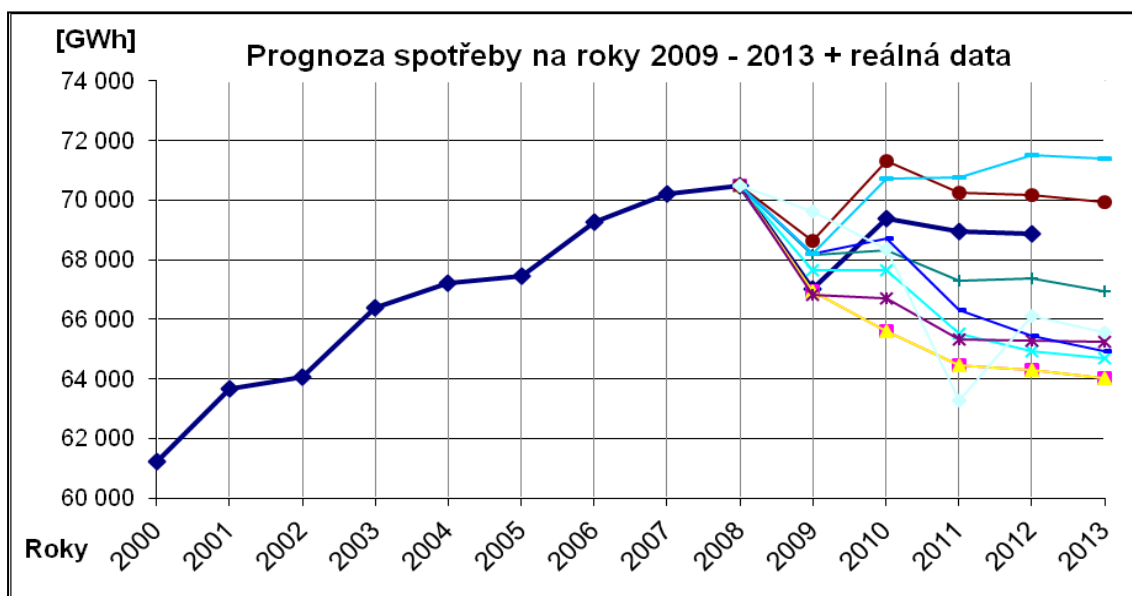
Aplikace fuzzy inference systému byla také použita pro odhad dalšího průběhu časové řady popisující spotřebu elektrické energie v České republice. V publikacích [51, 54, 59, 61] byla na základě předpovědi počasí (především teploty) a informací o spotřebě v předcházejícím období odhadována spotřeba v následujícím období. Větší pozornost byla věnována popisu časové řady spotřeby pomocí FIS. Východiskem byly údaje o týdenní brutto spotřebě v České republice od ledna 1998 do dubna 2009 v týdenním intervalu – 590 členů časové řady. Tato data byla rozdělena na data ladicí – spotřeba od roku 1998 do poloviny roku 2007 – a testovací – spotřeba od roku 2008 do dubna 2009. Vzhledem k tomu, že nebyla k dispozici žádná informace o závislostech členů řady na členech předchozích, byly vytvořeny a vyladěny FIS pro různý počet vstupních jazykových proměnných. Nad ladicími daty byly odladěny FIS s počtem vstupních proměnných $n = 1, \dots, 33$ a počtem pravidel odpovídajícím počtu shluků ($p = 1, \dots, 17$). Pomocí každého FIS byla provedena předpověď spotřeby pro úsek časové řady odpovídající kontrolním datům a tato předpověď byla porovnána s kontrolními daty. Pro předpověď dalších členů časové řady byly použity ty FIS, které měly nejmenší MAPE a MAX. Nejlepších výsledků bylo dosaženo pro 25, 26

a 27 vstupních proměnných. Počet pravidel byl od 3 do 7. Bylo předpovězeno 52 hodnot – jeden rok. Na obr. 11 jsou roční předpovědi s týdenním intervalem nalezené pomocí vybraných FIS.



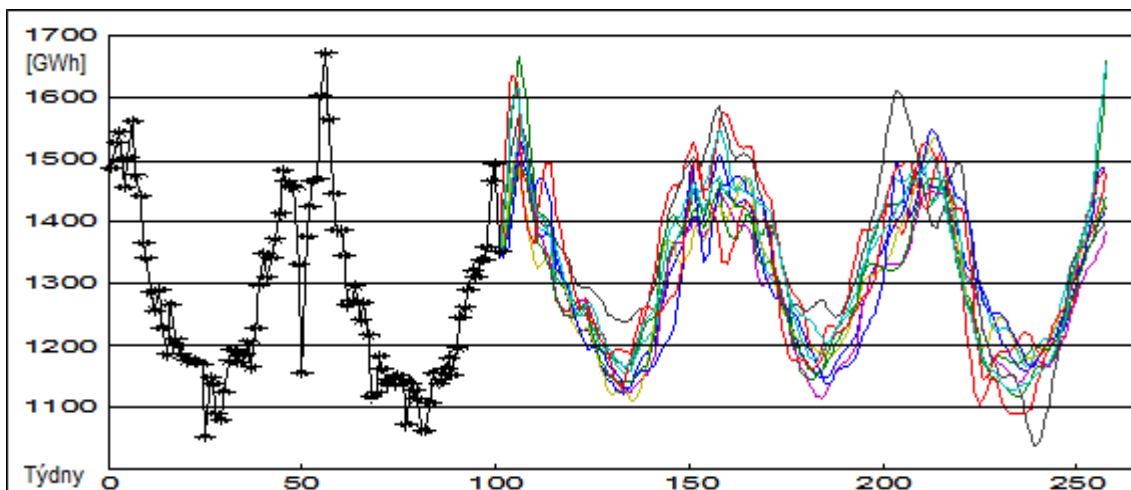
Obr. 11 Předpověď brutto spotřeby elektřiny pro ČR na další rok pomocí vybraných FIS.

Pomocí vybraných FIS byla také provedena prognóza spotřeby na dalších 5 let v týdenních intervalech. Na jejich základě byla vypočtena roční spotřeba. Tato prognóza v expandované formě byla publikována v [52, 56] v roce 2009. Později byla předpověď porovnána se skutečnými hodnotami brutto spotřeby. Předpověď a srovnání se skutečnou spotřebou je na obr. 12.

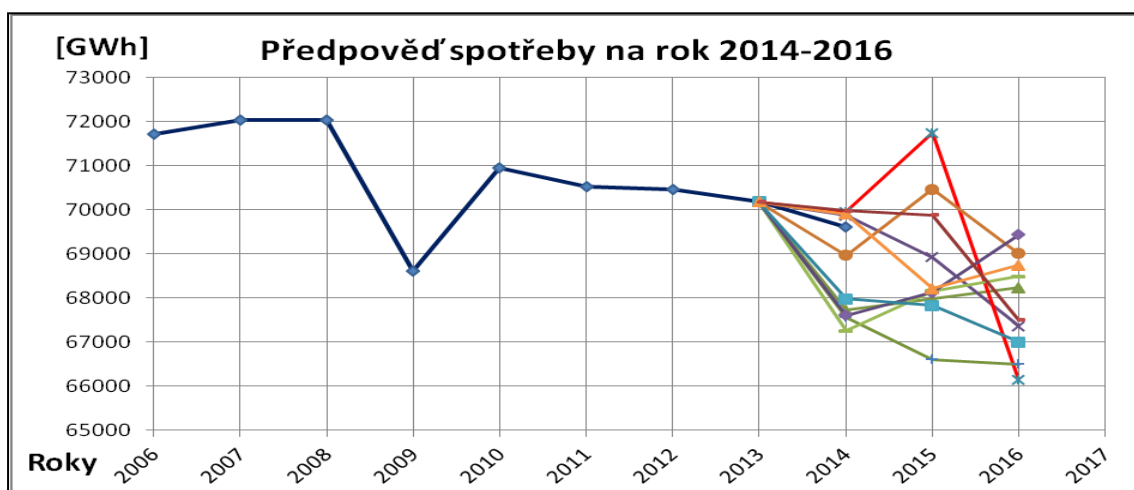


Obr. 12 Prognóza brutto spotřeby elektřiny pro ČR na roky 2010-2013 spolu s reálnými daty

Na základě nových členů časové řady byla provedena opět předpověď brutto spotřeby elektřiny v ČR pro roky 2014–2016. S využitím FIS byly získány následující předpovědi uvedené na obr. 13. Na obr. 14 je předpověď porovnána se spotřebou pro rok 2014.



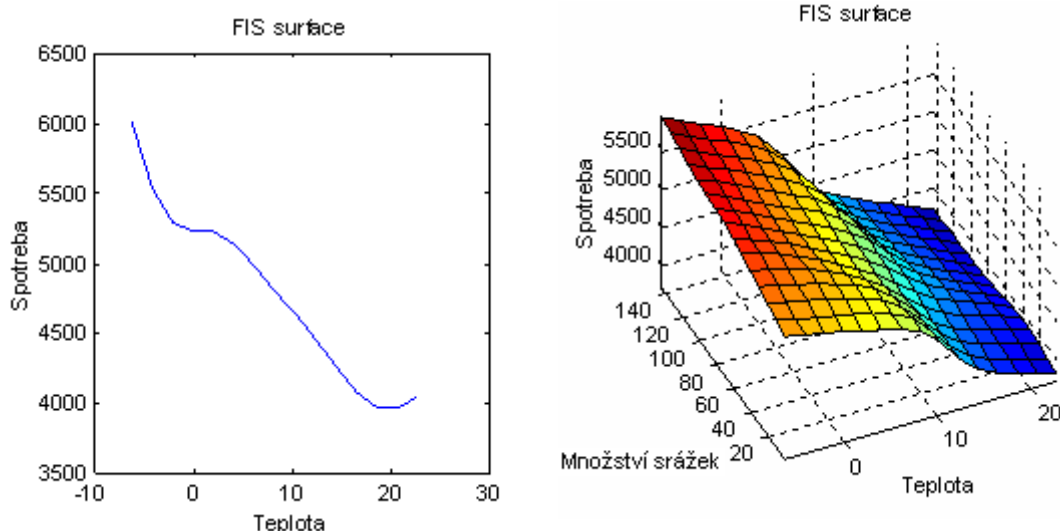
Obr. 13 Předpověď brutto spotřeby elektřiny pro ČR na roky 2014–2016 – týdenní interval



Obr. 14 Předpověď brutto spotřeby elektřiny pro ČR na roky 2014–2016 – týdenní interval

4.2 Aplikace FIS pro nalezení závislostí u více časových řad

Další možností využití FIS u časových řad je nalezení závislosti mezi spotřebou elektrické energie a počasí. K dispozici byly časové řady spotřeby a časové řady popisující počasí – teplotu, množství srážek a počet hodin slunečního svitu. Tato závislost byla zkoumána v měsíčních a ročních intervalech. V měsíčních intervalech byla zjištěna největší závislost na teplotě – obr. 15.

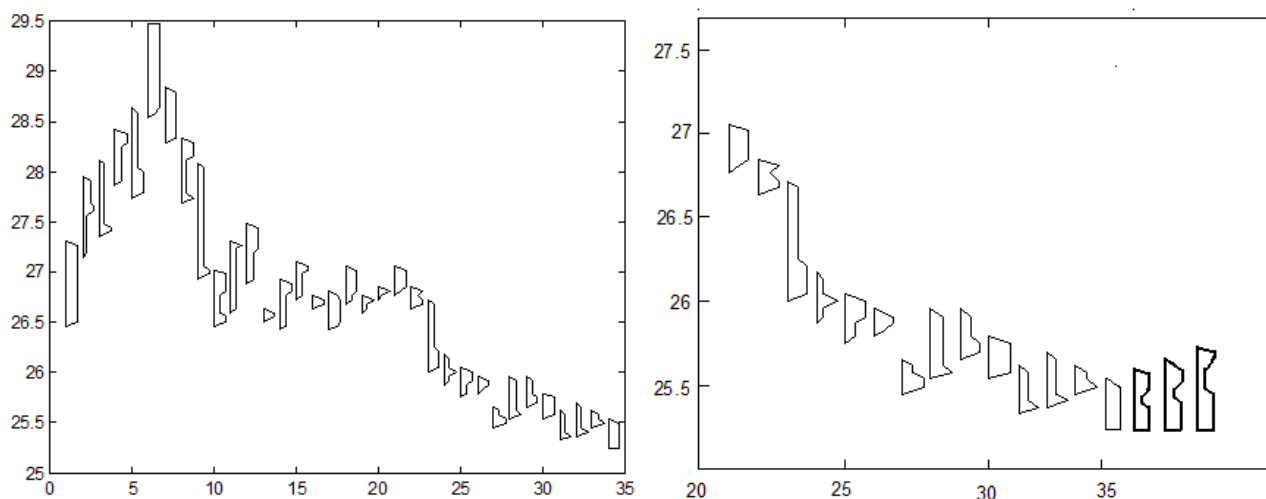


Obr. 15 Nalezená závislost spotřeby na teplotě (teplotě a množství srážek) v měsíčních intervalech pomocí FIS.

V ročních intervalech nebyla žádná výrazná závislost zjištěna. Tyto a další výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [7, 45, 49, 51, 54, 59].

4.3 Zobecnění řad na fuzzy řady

Fuzzy časová řada je posloupnost fuzzy množin. Tyto fuzzy časové řady jsou zobecněním časových řad, které jsou často využívány v ekonomické oblasti. Jsou to časové řady, jejichž každý člen popisuje zjednodušeně vývoj časové řady ve zvoleném krátkém úseku (minuta, hodina, den,...). Časová řada v tomto úseku je popsána pomocí čtyř čísel – počáteční, koncovou, maximální a minimální hodnotou. Práce zabývající se fuzzy časovými řadami popisují vlastnosti fuzzy časových řad, vytvoření fuzzy časové řady z ekonomických řad a předpověď fuzzy časové řady pomocí FIS. Příklad fuzzy časové řady a její předpověď je ukázána na obr. 28 a 29.



Obr. 16 Příklad fuzzy časové řady a její předpověď

Výsledky v expandované formě jsou publikovány v práci [55, 57].

5 Závěr

Z prezentovaných výsledků je zřejmé, že při hledání závislostí v rámci reálného procesu je využití fuzzy množin jednou z vhodných metod. Například při porovnání nalezené závislosti s regresními modely lze odhadnuté závislosti porovnat s intervaly spolehlivosti. Předpokládáme-li pouze jednu vstupní proměnnou, jsou závislosti odhadnuté pomocí FIS dokonce v oblastech pro intervalový odhad střední hodnoty. Další srovnání závislostí nalezených FIS se ukazuje v případě časových řad: zde lze úspěšnost nalezené závislosti odhadnout přesností předpovědi. Srovnání FIS s neuronovými sítěmi, popř. se statistickými metodami (Box-Jenkins,...) také ukázalo vhodnost použití FIS.

Autor se do budoucna zaměří na rozšíření výsledků získaných z dat o motorovém oleji do podoby, jež by umožnila navrhnout metodu údržby s ohledem na provozní a ekonomické aspekty.

Obecnější zaměření představuje použití FIS na procesy, které je nejen obtížné popsat pomocí nějakého analytického vyjádření, ale v nichž některé proměnné mohou nabývat kvalitativních ordinálních hodnot, tedy procesy, jež bývají popsány slovně (například odhad senzoričských vlastností vína, určování diagnózy u pacientů,...).

Literatura

- [1] Azadeh A, Ebrahimipour V, Bavar P. A fuzzy inference system for pump failure diagnosis to improve maintenance process: The case of a petrochemical industry, *Expert Systems with Applications*. vol. 37, no.1, p. 627-639.
- [2] D. Nauck, R. Kruse, "Neuro-fuzzy systems for function approximation, *Fuzzy Sets and Systems*. 1999, vol. 101, p. 261-271.
- [3] Dubois, D.- Prade, H. *Fuzzy Sets and Systems. Theory and Application*. Academic Press, New York, 1980.
- [4] Chinnam RB. On-line reliability estimation for individual components using statistical degradation signal models, *Quality and Reliability Engineering International*. 2002, vol. 18, p. 53-73.
- [5] Kaufmann, A. *Intruduction to the Theory of Fuzzy Subsets*. Academic Press, New York 1975.
- [6] Khan, M., Žák, L., Ondrůšek, Č. Fuzzy-Neural Network Based Short- Term Seasonal and Average Load Forecasting, *Nostradamus*. Technická univerzita Zlín, 2001. p. 154-160, ISBN: 80-7318-030- 8.
- [7] Khan, M., Žák, L., Ondrůšek, Č. Implementation of Hybrid-Fuzzy Neural Network Approach for Short Term Hourly and Peak Load Forecasting Using Weather Parameters. *In 7th International Conference on Soft Computing*. Brno, VUT FSI, 2001, p. 282 - 288, ISBN: 80-214-1894- X.
- [8] Kim YS, Kolarik WJ. Real-time condition reliability prediction from on-line tool performance data, *International Journal of Production Research*. 1992, vol. 30, no.8, p. 1831-1844.
- [9] Klir, G. J., Yuang B.: *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic. Theory and Applications*. Prentice Hall PTR, New Jersey 1995.
- [10] L. X. Wang, J. M. Mendel, Generating fuzzy rules by learning from examples, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 1992, vol.22, no.6, p.1414-1427.
- [11] Lee, C.-C., Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller-parts 1 and 2, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1990, vol. 20, no. 2, p 404-435.

- [12] Mamdani, E.H. and S. Assilian, An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, *International Journal of Man-Machine Studies*, 1975, vol. 7, no. 1, p. 1-13.
- [13] Mamdani, E.H., Applications of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis, *IEEE Transactions on Computers*, 1977, vol. 26, no. 12, p. 1182-1191.
- [14] Moore, R. E. *Interval Analysis*. Prentice-Hall, 1966.
- [15] Novák, V. *Fuzzy množiny a jejich aplikace*. SNTL, Praha, 1986.
- [16] Park KS. Condition-based predictive maintenance by multiple logistic function, *IEEE Transactions on Reliability* 1993, vol. 42, no.4, p. 556-560.
- [17] R. Alcalá, J. Alcalá-Fdez, F. Herrera, A Proposal for the Genetic Lateral Tuning of Linguistic Fuzzy Systems and Its Interaction With Rule Selection, 2007, vol. 15, no.4, p. 616-635.
- [18] Sugeno, M., Fuzzy measures and fuzzy integrals: a survey, (M.M. Gupta, G. N. Saridis, and B.R. Gaines, editors) *Fuzzy Automata and Decision Processes*. 1977, North-Holland, NY, p. 89-102.
- [19] Sugeno, M., *Industrial applications of fuzzy kontrol*. Elsevier Science Pub. Co., 1985.
- [20] Toms LA, Toms AM. Machinery Oil Analysis - a Guide for Maintenance Managers, Supervisors and Technicians, Park Ride: *Society of Tribologists and Lubrication Engineers*, 2008.
- [21] Tuckwell HC. *Elementary applications of probability theory*. London: Chapman and Hall, 1995.
- [22] Vališ, D.; Žák, L. Contribution to oil data assessment for system condition determination. *Safety and Reliability: Methodology and Applications*. UK, London: Taylor & Francis Group, London, 2015, p. 287-292, ISBN: 978-80-214-4984- 8.
- [23] Vališ, D.; Žák, L. Oil Additives Used as Indicator and Input for Preventive Maintenance Optimisation, *International Conference on Military Technologies 2015 (ICMT)*, Brno, Česká republika: IEEE, 2015, p. 1-6, ISBN: 9788072319763.
- [24] Vališ, D.; Žák, L. Utilisation of selected mathematical functions for some metal oil data evaluation. *Reliability And Statistics, Transportation And Communication*, 2014, p. 344-354, ISBN: 978-9984-818-70- 2.
- [25] Vališ, D.; Žák, L. Wear particles and application of two areas regression function for technical system condition assessment, *Problemy Utrzymania Systemów Technicznych*, 2014, p. 93-101, ISBN: 978-83-7814-269- 0.
- [26] Vališ, D.; Žák, L.; Glos, J.; Walek, A. Contribution to Mathematical Modelling of Oil Field Data, *Periodical of Applied Mechanics and Materials*, 2013, p. 455-462, ISBN: 978-3-03785-733- 5.
- [27] Vališ, D.; Žák, L.; Chaloupka, J. Oil quality and system maintenance optimisation, *Safety and Reliability of Complex Engineered Systems*. London: CR Press Taylor & Francis Group, 2015, p. 2473-2480, ISBN: 9781138028791.
- [28] Vališ, D.; Žák, L.; Chaloupka, J. Prediction of Vehicle further Operation and Fault used on Tribo- diagnostic. *Proceedings of the 2014 IEEE IEEM*. Malajsie: IEEE, 2014, p. 33-37, ISBN: 978-1-4799-6410- 9.
- [29] Vališ, D.; Žák, L.; Chaloupka, J.; Walek, A. On Approaches of Assessment of Tribo Data From Heavy Tracked Vehicle. *Applied Mechanics and Materials*, Zurich, Switzerland. 2013, p. 303-310, ISBN: 978-3-03785-898- 1.
- [30] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O. Contribution to systém failure occurrence prediction and to system remaining useful life estimation based on oil field data. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: *Journal of Risk and Reliability*, 2014, vol. 2014, no. 1, p. 33-42, ISSN: 1748- 006X.
- [31] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O. Engine residual technical life estimation based on tribo data. *Eksploata Niezawodn*, 2014, vol. 2014, no. 2, p. 203-210, ISSN: 1507- 2711.

- [32] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O. Failure prediction of diesel engine based on occurrence of selected wear particles in oil. *Engineering Failure Analysis*, 2014, vol. 2014, no. 2, p. 37-48, ISSN: 1350- 6307.
- [33] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O. System Condition Estimation Based on Selected Tribodiagnostic Data. *Quality and Reliability Engineering International*, ISSN: 0748-8017. v tisku
- [34] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O.; Lánský, P. Perspective analysis outcomes of selected tribodiagnostic data used as input for condition based maintenance. *Reliability Engineering & System Safety*, ISSN: 0951- 8320. v tisku
- [35] Vališ, D.; Žák, L.; Walek, A. On Approaches of Assessment of Tribo Data from Medium Lorry Truck. *Advances in Intelligent Systems and Computing. Advances in Intelligent Systems and Computing*. Switzerland: Springer, 2013, p. 445-454, ISBN: 978-3-319-00541- 6, ISSN: 2194- 5357.
- [36] Vališ, D.; Žák, L.; Walek, A.; Pietrucha-Urbanik, K. Selected mathematical functions used for operation data information. *Safety, Reliability and Risk Analysis: Beyond the Horizon*. 2014, p. 1303-1308, ISBN: 978-1-138-00123- 7.
- [37] Vintr, Z.; Vališ, D.; Žák, L. Selected Engine Oil Data Assessment and In- Service Operation Estimation. *Proceedings of the 2015 International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering (QR2MSE 2015)*. Chengdu, China: Institute of Reliability Engineering, 2014, p. 1-9. ISBN: 978-1-4799-1016- 8.
- [38] Wang W, Zhang W, A model to predict the residual life of aircraft engines based on oil analysis data, *Naval Logistic Research*, 2005, vol.52, p.276-284.
- [39] Weiserová, E.; Doudová, L.; Galiová, L.; Žák, L.; Michálek, J.; Janiš, R.; Buňka, F. The effect of combinations of sodium phosphates in binary mixtures on selected texture parameters of processed cheese spreads. *International Dairy Journal*, 2011, vol. 21, no. 12, p. 979-986. ISSN: 0958- 6946.
- [40] Yager, R. and D. Filev, Generation of Fuzzy Rules by Mountain Clustering, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 1994, vol. 2, no. 3, p. 209-219.
- [41] Zadeh, L. A. *The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning*. American Elsevier Publishing Company, New York 1973.
- [42] Zadeh, L.A., Fuzzy Logic, *Computer*, 1988, vol. 1, no. 4, p. 83-93, 1988.
- [43] Zadeh, L.A., Knowledge representation in fuzzy logic, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 1989, vol. 1, p. 89-100.
- [44] Zimmermann, H. J., *Fuzzy Sets Theory and Its Applications*. Kluwer Academic Publishers, 1985.
- [45] Žák, L. A Power Consumption Dependence on the Weather. *Acta Mechanica Slovaca*, 2007, vol. 11, no. 4, p. 579-584. ISSN: 1335- 2393.
- [46] Žák, L. Application Of Fuzzy Logic To Time Series. *Aplimat 2005, 4th International Conference*. Bratislava: FME STU Bratislava, 2005, p. 549-555, ISBN: 80-969264-1- 1.
- [47] Žák, L. Energy Time Series, Fuzzy Logic Prediction. *Mendel 2003, 9th International Conference on Soft Computing*. Brno: FSI VUT Brno, 2003, p. 206-211, ISBN: 80-214-2411- 7.
- [48] Žák, L. Financial Time Series Prediction by Means of Fuzzy Logic. *Mendel 2004, 10th International Conference on Soft Computing*. Brno: VUT FSI, 2004, p. 204-210, ISBN: 80-214-2676- 4.
- [49] Žák, L. Fuzzy Inference Systém a jeho využití pro odhad vlivu počasí na spotřebu elektrické energie. *Automatizace*, 2010, vol. 2010, no. 2, p. 49-52, ISSN: 0005- 125X.
- [50] Žák, L. Fuzzy inference systém a jeho využití při předpovědi časových řad. *5th International Conference APLIMAT*. Bratislava: FME STU Bratislava, 2006. p. 559-566. ISBN: 80-967305-6- 8.

- [51] Žák, L. Fuzzy Inference System and Prediction. *International Conference on Soft Computing applied in Computer and Economic Environments*. Kunovice, ČR: n, 2004. p. 31-37, ISBN: 80-7314-025- X.
- [52] Žák, L. Fuzzy logika a její využití pro prognózu spotřeby energie na roky 2005 - 2010. *Acta Mechanica Slovaca*, 2004, vol. 2004, no. 10, p. 471-477. ISSN: 1335- 2393.
- [53] Žák, L. Odhad kurzu koruny k EUR pomocí Fuzzy Inferenční Systému. *Sborník : Inteligentní systémy pro praxi*. 2007, p. 31-32, ISBN: 978-80-239-8245- 9.
- [54] Žák, L. Odhad vlivu počasí na odběr elektrické energie pomocí fuzzy regulátoru. *Automatizace*, 2002, vol. 45, no. 5- 6, p. 326-333, ISSN: 0005- 125X.
- [55] Žák, L. Prediction of Fuzzy Times Series applying Fuzzy Inference System. *Mendel Journal series*, 2011, vol. 17, no. 1, p. 148-153, ISSN: 1803- 3814.
- [56] Žák, L. Prognóza spotřeby elektrické energie v České republice v letech 2009 až 2013 s využitím fuzzy logiky. *Automatizace*, 2009, vol. 2009, no. 11, p. 626-629, ISSN: 0005- 125X.
- [57] Žák, L. Transformation of Time Series to Fuzzy Time Series. *Sborník Mendel 2010. Mendel Journal series*. Brno: 2010, p. 210-215, ISBN: 978-80-214-4120- 0, ISSN: 1803- 3814.
- [58] Žák, L. Use of Fuzzy Sets in Power Consumption Appraisal. *Acta Mechanica Slovaca*, 2003, vol. 2003, no. 3, p. 547-552, ISSN: 1335- 2393.
- [59] Žák, L. Využití fuzzy množin v energetice. *Aplimat 2003, 2nd International Conference*, Bratislava. Bratislava: Strojní fakulta, Bratislava, SR, 2003, p. 775-780, ISBN: 80-227- 1813- 0.
- [60] Žák, L., Dostál. P. Fuzzy Logic and Financial Time Series. *Second International Conference on Soft Computing applied in Computer and Economic Environments*. Kunovice, ČR: 2004. p. 93-98, ISBN: 80-7314-025- X.
- [61] Žák, L., Khan, M. Předpověď spotřeby elektrické energie s využitím fuzzy regulátoru. *Acta Mechanica Slovaca*, 2001, vol. 2001, no. 3, p. 513-517, ISSN: 1335- 2393.
- [62] Žák, L., Odhad možné závislosti vstupních a výstupních veličin procesu s využitím fuzzy logiky. *Sborník Request 08*. Liberec: TU Liberec, 2009. p. 137-143, ISBN: 978-80-214- 3774- 6.
- [63] Žák, L.; Doudová, L.; Weiserová, E.; Buňka, F.; Michálek, J. Fuzzy a regresní přístup k odhadu změn konzistence sýrů ovlivněnou záměnou směsí tavicích solí. *Biometrika 2010*. 2010, p. 33-40, ISBN: 978-80-7401-028- 6.
- [64] Žák, L.; Doudová, L.; Weiserová, E.; Galiová, L.; Michálek, J.; Janiš, R.; Buňka, F. Estimation of the effect of the combinations of sodium phosphates on hardness of the model processed cheese by fuzzy logics. *Mendel Journal series*, 2011, vol. 17, no. 1, p. 161-166, ISSN: 1803- 3814.
- [65] Žák, L.; Vališ, D. Comparison Of Regression And Fuzzy Estimates On Field Oil Data. *Mendel 2015, 21th International Conference on Soft Computing*. Mendel Journal series. 2015, p. 85-90, ISSN: 1803- 3814.
- [66] Žák, L.; Vališ, D. Fuzzy approximation for oil field data. *Memdel 2014, 20th International Conference on Soft Computing*. Mendel Journal series. Brno: VUT Brno, 2014. p. 177- 182, ISBN: 978-80-214-4984- 8, ISSN: 1803- 3814.
- [67] Žák, L.; Vališ, D.; Glos, J. Comparison Of Statistical And Fuzzy Approaches Used On Field Data. *Mendel Journal series*, 2012, vol. 2012, no. 1, p. 46-51, ISSN: 1803- 3814.

Seznam vybraných vědeckých a pedagogických prací autora

Původní vědecká práce ve vědeckém časopisu s $IF > 0,5$

- [1] Weiserová, E.; Doudová, L.; Galiová, L.; Žák, L.; Michálek, J.; Janiš, R.; Buňka, F. The effect of combinations of sodium phosphates in binary mixtures on selected texture parameters of processed cheese spreads. *International Dairy Journal*, 2011, vol. 21, no. 12, p. 979-986. ISSN: 0958- 6946.
- [2] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O. Engine residual technical life estimation based on tribo data. *Eksploat Niezawodn*, 2014, vol. 2014, no. 2, p. 203-210. ISSN: 1507- 2711.
- [3] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O. Contribution to systém failure occurrence prediction and to system remaining useful life estimation based on oil field data. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2014, vol. 2014, no. 1, p. 33-42. ISSN: 1748- 006X.
- [4] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O. Failure prediction of diesel engine based on occurrence of selected wear particles in oil. *Engineering Failure Analysis*, 2014, vol. 2014, no. 2, p. 37-48. ISSN: 1350- 6307.
- [5] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O. System Condition Estimation Based on Selected Tribodiagnostic Data. *Quality and Reliability Engineering International*, ISSN: 0748-8017. *v tisku*
- [6] Vališ, D.; Žák, L.; Pokora, O.; Lánský, P. Perspective analysis outcomes of selected tribodiagnostic data used as input for condition based maintenance. *Reliability Engineering & System Safety*, ISSN: 0951- 8320. *v tisku*

Původní vědecká práce ve vědeckém časopisu s $0.5 \geq IF \geq 0,1$

- [7] Žák, L.; Vališ, D.; Koucký, M. On approaches for non- direct determination of system deterioration. *Eksploat Niezawodn*, 2012, vol. 14, no. 1, p. 33-41. ISSN: 1507- 2711.

Původní vědecká práce ve vědeckém časopisu s IF menším než 0,1 nebo ve vědeckém časopisu bez IF

- [8] Žák, L. Clustering of Vaguely Defined Objects. *Archivum Mathematicum*, 2003, vol. 2003, no. 1, p. 38-50. ISSN: 1212- 5059.
- [9] Žák, L. Use of Fuzzy Sets in Power Consumption Appraisal. *Acta Mechanica Slovaca*, 2003, vol. 2003, no. 3, p. 547-552. ISSN: 1335- 2393.
- [10] Žák, L. A Power Consumption Dependence on the Weather. *Acta Mechanica Slovaca*, 2007, vol. 11, no. 4, p. 579-584. ISSN: 1335- 2393.
- [11] Žák, L. Fuzzy logika a její využití pro prognózu spotřeby energie na roky 2005 - 2010. *Acta Mechanica Slovaca*, 2004, roč. 2004, č. 10, p. 471-477. ISSN: 1335- 2393.
- [12] Žák, L. Modification Of Objects Similarity For Searching T- Clusters. *Journal of Applied Mathematics*, 2009, vol. 2009, no. 3, p. 97-101. ISSN: 1337- 6365.
- [13] Glos, J.; Žák, L.; Vališ, D. Maintenance Optimization Based on Tribo Diagnostics. *Transport Means*, 2012, vol. 2012, no. 1, p. 29-32. ISSN: 1822- 296X.
- [14] Vališ, D.; Žák, L.; Glos, J.; Walek, A. Deteremination of System Operation History based on oil Filed Data. *Zeszyty Naukowe*, 2012, vol. 2012, no. 4, p. 58-67. ISSN: 1731- 8157.
- [15] Glos, J.; Žák, L.; Vališ, D. Possibilities of Mathematical Modelling of Tribo- Diagnostics Data. *Transport Means*, 2013, vol. 2013, no. 10, p. 216-219. ISSN: 1822- 296X.
- [16] Glos, J.; Žák, L.; Vališ, D. Model of Assessment Engine Oil Data. *Transport Means 2014, Proceedings of 18th International Conference*, 2014, vol. 2014, no. 1, p. 223-226. ISSN: 2351- 4604.

- [17] Glos, J.; Žák, L.; Vališ, D. Possibilities for optimizing maintenance of military vehicles on the results of tribological diagnostics. *Sbornik dokladi ot dvadeset i treta meždunarodna naučno-techničeska konferencia*, 2014, no. 1, p. 17-19. ISSN: 1310-3946.

Původní vědecká práce v odborném časopisu

- [18] Khan, M., Žák, L., Ondrušek, Č. Forecasting Weekly Electric Load Using A Hybrid Fuzzy- Neural Network Approach. *Inženýrská mechanika - Engineering Mechanics*, 2001, vol. 2001, no. 8, p. 44 -50, ISSN: 1210- 2717.
- [19] Žák, L. Odhad vlivu počasí na odběr elektrické energie pomocí fuzzy regulátoru. *Automatizace*, 2002, roč. 45, č. 5- 6, p. 326-333. ISSN: 0005- 125X.
- [20] Žák, L. Shlukování vágně definovaných objektů. *Vědecké spisy Vysokého učení technického v Brně , Edice PhD Thesis*, 2002, roč. 2002, č. 124, p. 1-37. ISSN: 1213-4198.
- [21] Žák, L. Vágně definované objekty a jejich shlukování. *Inženýrská mechanika - Engineering Mechanics*, 2003, roč. 2003, č. 2, p. 99-113. ISSN: 1210- 2717.
- [22] Žák, L. Shluková analýza. *Automatizace*, 2004, roč. 2004, č. 3, p. 184-190. ISSN: 0005-125X.
- [23] Žák, L. Shluková analýza (II). *Automatizace*, 2004, roč. 2004, č. 4, p. 251-254. ISSN: 0005- 125X.
- [24] Žák, L. Shluková analýza (III). *Automatizace*, 2004, roč. 2004, č. 5, p. 320-326. ISSN: 0005- 125X.
- [25] Žák, L. Shluková analýza (III) - dodatek. *Automatizace*, 2004, roč. 2004, č. 6, p. 389-391. ISSN: 0005- 125X.
- [26] Žák, L. Prognóza spotřeby elektrické energie v České republice v letech 2009 až 2013 s využitím fuzzy logiky. *Automatizace*, 2009, roč. 2009, č. 11, p. 626-629. ISSN: 0005-125X.
- [27] Žák, L. Fuzzy Inference Systém a jeho využití pro odhad vlivu počasí na spotřebu elektrické energie. *Automatizace*, 2010, roč. 2010, č. 2, p. 49-52. ISSN: 0005- 125X.
- [28] Žák, L. Fuzzy regrese. *Informační Bulletin České Statistické společnosti*, 2011, roč. 22, č. 2, p. 209-220. ISSN: 1210- 8022.

Abstract

The work deals with the use of fuzzy sets (especially fuzzy inference system - FIS) to find dependencies in the process. After a brief introduction to the topic, the paper describes the main results of the FIS in practice. Attention is focused on two basic areas - finding a relationship between input and output process variables and on time series. In the process, attention was focused on cheese ripening and especially the behavior of motor oil. For the latter can be found from the relationships and the quality requirements for oil suggest optimal replacement time.

As to the time series: their behavior is described by appropriate FIS and with his help other members were predicted. Further, FIS were used to find the dependence in multiple time series and to describe the fuzzy line.