



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA STROJNÍHO INŽENÝRSTVÍ

FACULTY OF MECHANICAL ENGINEERING

ÚSTAV MATEMATIKY

INSTITUTE OF MATHEMATICS

FUZZY ROZHODOVACÍ MODELY

FUZZY DECISION MODELS

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. JOSEF STARÝ

VEDOUČÍ PRÁCE

SUPERVISOR

doc. RNDr. LIBOR ŽÁK, Ph.D.

BRNO 2023

Zadání diplomové práce

Ústav:	Ústav matematiky
Student:	Bc. Josef Starý
Studijní program:	Matematické inženýrství
Studijní obor:	bez specializace
Vedoucí práce:	doc. RNDr. Libor Žák, Ph.D.
Akademický rok:	2022/23

Ředitel ústavu Vám v souladu se zákonem č.111/1998 o vysokých školách a se Studijním a zkušebním řádem VUT v Brně určuje následující téma diplomové práce:

Fuzzy rozhodovací modely

Stručná charakteristika problematiky úkolu:

Práce se bude zabývat rozhodovacími procesy, u kterých se předpokládá nejistota – vágnost – jak u získaných údajů, tak i u pravidel pro rozhodování. Bude se využívat hlavně fuzzy přístup k problematice s pomocí fuzzy inference systému (FIS). Využití FIS lze demonstrovat na prvcích autonomního řízení aut.

Cíle diplomové práce:

Cílem diplomové práce je využití fuzzy inference systému pro autonomní řízení auta. Zaměření bude zvláště na adaptivní tempomat. Diplomová práce by se měla skládat z těchto částí:

- popis fuzzy množin se zaměřením na fuzzy inference system
- popis stávajících autonomních systémů pro řízení
- návrh a odladění řízení pomocí fuzzy inference systému
- porovnání odladěného systému s jinými systémy

Seznam doporučené literatury:

ZIMMERMANN, H. Fuzzy set theory and its applications. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001. ISBN 978-0-7923-7435-0.

NOVÁK, V. Fuzzy množiny a jejich aplikace. 2. upr. vyd. Praha: Státní nakladatelství technické literatury, 1990. ISBN:80-03-00325-3.

NOVÁK, V. Základy fuzzy modelování. Praha: BEN - technická literatura, 2000. ISBN: 80-7300-009-1.

JURA, P. Základy fuzzy logiky pro řízení a modelování. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Nakladatelství VUTIUM, 2003. ISBN 80-214-2261-0.

Termín odevzdání diplomové práce je stanoven časovým plánem akademického roku 2022/23

V Brně, dne

L. S.

doc. Mgr. Petr Vašík, Ph.D.
ředitel ústavu

doc. Ing. Jiří Hlinka, Ph.D.
děkan fakulty

Abstrakt

Tato diplomová práce se zaměřuje na fuzzy rozhodování pomocí fuzzy inferenčních systémů. V první části je nejdříve popsána matematická teorie používaná v této oblasti. Zásadním cílem práce je pak navržení fuzzy inferenčního systému plnicího funkci adaptivního tempomatu. K tomu je využito matematického softwaru MATLAB. Systém na základě vstupních proměnných rychlost vozidla, rychlost předchozího vozidla a vzdálenost mezi vozidly vyhodnocuje situace a rozhoduje o reakci vozidla. Jeho fungování je v této diplomové práci otestováno pomocí simulací nejprve na fiktivních scénářích a následně je systém porovnán s reálnými adaptivními tempomaty pomocí reálných dat.

Summary

This master's thesis is focused on fuzzy decision-making using fuzzy inference systems. In the first part, the math theory necessary in this field is described. The main objective of the thesis is to create a fuzzy inference system with adaptive cruise control function. Mathematical software MATLAB is used to accomplish this goal. The system evaluates situations and decides on the vehicle's response based on input variables such as the vehicles's speed, the speed of the previous vehicle, and the distance between vehicles. Its functionality is tested in this thesis using simulations of fictional scenarios, and then the system is compared to real adaptive cruise control systems using real data.

Klíčová slova

fuzzy, fuzzy množiny, fuzzy inferenční systém, adaptivní tempomat, autonomní řízení, jazyková proměnná, přibližné usuzování

Keywords

fuzzy, fuzzy sets, fuzzy inference system, adaptive cruise control, autonomous driving, linguistic variable, approximate reasoning

STARÝ, J. *Fuzzy rozhodovací modely*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta strojního inženýrství, 2023. 58 s. Vedoucí doc. RNDr. Libor Žák, Ph.D.

Prohlašuji, že jsem diplomovou práci na téma *Fuzzy rozhodovací modely* vypracoval samostatně pod vedením vedoucího diplomové práce a s použitím informačních zdrojů uvedených v seznamu použité literatury na konci práce.

Bc. Josef Starý

Chtěl bych poděkovat doc. RNDr. Liboru Žákovi, Ph.D. za poskytnutí odborných rad při tvorbě této diplomové práce. Dále děkuji rodině za podporu během celého studia.

Bc. Josef Starý

Obsah

Úvod	13
1 Teorie fuzzy množin	14
1.1 Fuzzy množina, funkce příslušnosti	14
1.2 Vlastnosti fuzzy množin	15
1.3 Operace s fuzzy množinami	16
1.4 Fuzzy relace	17
1.4.1 Fuzzy relace	18
1.4.2 Operace nad fuzzy relacemi	19
2 Fuzzy rozhodování	20
2.1 Přibližné usuzování	20
2.1.1 Jazyková proměnná	20
2.1.2 Fuzzy výroky	21
2.1.3 Fuzzy implikace	22
2.2 Fuzzy inferenční systémy	24
2.2.1 Struktura fuzzy inferenčního systému	24
2.2.2 Fuzzy inference	25
2.2.3 Fuzzifikace	25
2.2.4 Báze pravidel	26
2.2.5 Defuzzifikace	27
2.2.6 Fuzzy systém typu Mamdani	29
2.2.7 Fuzzy systém typu Sugeno	30
3 Fuzzy logic toolbox v programu MATLAB	32
3.1 Tvorba fuzzy systému	32
3.2 Vizualizace fuzzy systému	33
4 Autonomní řízení vozidel	34
4.1 Klasický tempomat	34
4.2 Adaptivní tempomat	34
4.3 Úrovně autonomního řízení vozidel	35
5 Návrh adaptivního tempomatu založeného na fuzzy logice	36
5.1 Popis systému	36
5.1.1 Fyzikální model	36
5.1.2 Jazykové proměnné	38
5.1.3 Báze pravidel	40
5.1.4 Regulační plochy	41
5.2 Testování systému	41
5.2.1 Vybrané scénáře	42
5.2.2 Vyhodnocení	47
5.3 Porovnání s jinými systémy	47
5.3.1 Popis experimentů	47
5.3.2 Vybrané experimenty	48

OBSAH

5.3.3	Vyhodnocení	55
Závěr		56
Literatura		58

Úvod

Slovo fuzzy pochází z angličtiny a v překladu znamená „neostrý, nejasný, rozmazaný“. V ideálním světě bychom mohli o každém tvrzení prohlásit, zda je či není pravdivé. Ve světě skutečném jsou však přijímané informace přesné pouze v malé části případů, častěji bývají vágní. Fuzzy logika je jedním ze způsobů exaktního popsání těchto nepřesností. Umožňuje nám tedy mimo jiné pracovat s významem slov přirozeného jazyka, který patří k nepostradatelným součástem lidského života a hraje klíčovou roli při téměř každé lidské činnosti. S fuzzy proměnnými se setkáváme, i když si to možná neuvědomujeme. „Čaj je horký. Výsledky byly špatné. Jede rychle.“ Všechny tyto fráze obsahují fuzzy koncept. I přes neurčitost informací je člověk schopen si poradit a rozhodovat se na jejich základě. Například vágní pokyny od instruktora v autošколе jako „uberte plyn, brzděte více, jste příliš blízko autu před vámi“ jsou pro nás dostačující, abychom se naučili řídit auto.

První vědecká práce na téma fuzzy množin vyšla roku 1965 [19]. Jejím autorem je matematik ázerbájdžánského původu Lotfi Aliasker Zadeh, profesor z University of California, jenž je tak považován za zakladatele teorie fuzzy množin. Z této teorie pak vychází fuzzy logika, která se v současnosti využívá především v řízení a regulaci, dále v diagnostických systémech v lékařství nebo při zpracování zvuků a obrazů.

V této diplomové práci budou nejprve popsány základní pojmy spjaté s teorií fuzzy množin a budou vysvětleny metody fungování fuzzy inferenčních systémů. Další náplní práce bude aplikace těchto metod při tvorbě fuzzy inferenčního systému plnicího funkce adaptivního tempomatu, tedy systému udržujícího vhodnou rychlost vozidla a vzdálenost vzhledem k předcházejícímu vozidlu. Adaptivní tempomaty jsou v dnešní době běžnou součástí vozů vyšší třídy, avšak stále více se objevují i v autech střední a nižší střední třídy. Jsou nástupcem klasických tempomatů, což jsou systémy k udržování konstantní rychlosti bez ohledu na okolní situaci. Adaptivní tempomaty původně byly vyvinuty pro zvýšení komfortu řidiče při dlouhých jízdách, jejich další předností je však i schopnost rychle zareagovat na vzniklou dopravní situaci a přizpůsobit rychlost jízdy, čímž lze v některých situacích předejít dopravním nehodám.

K návrhu systému, jeho odladění a následným simulacím bude užito matematického softwaru MATLAB. Vytvořený fuzzy adaptivní tempomat porovnáme s dalšími systémy pomocí reálných dat z experimentů zahrnujících adaptivní tempomaty různých automobilek.

1. Teorie fuzzy množin

V kapitole budou uvedeny základní myšlenky a pojmy z teorie fuzzy množin, které budou využívány v dalších kapitolách této práce, zejména pak k popisu principu fungování fuzzy inferenčních systémů. Informace v této teoretické kapitole jsou čerpány z [4], [6], [8], [10], [14], [19].

1.1. Fuzzy množina, funkce příslušnosti

Připomeňme pojem z teorie klasických množin.

Zobrazení $\mu_A : U \rightarrow \{0, 1\}$ nazveme *charakteristickou funkcí* množiny A právě tehdy, když pro všechna $x \in U$ platí

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{pro } x \in A \\ 0 & \text{pro } x \notin A, \end{cases}$$

kde U je univerzum, což je množina všech prvků relevantních v daném kontextu.

Máme-li klasickou množinu A definovanou v univerzu U , pak platí pro každý prvek z univerza buď $x \in A$, nebo $x \notin A$. Připusťme nyní, že charakteristická funkce množiny nemusí nabývat pouze hodnot 0 a 1, ale i reálných hodnot z celého intervalu $\langle 0, 1 \rangle$. Prvek univerza tak může do množiny patřit pouze zčásti. Takové množině přidáme přívlastek *fuzzy*. Místo charakteristické funkce používáme v teorii fuzzy množin pojem *funkce příslušnosti*. Abychom odlišili fuzzy množinu od klasické množiny, budeme v této kapitole pro fuzzy množiny používat značení s pruhem pod písmenem (\underline{A} , \underline{B} , ...).

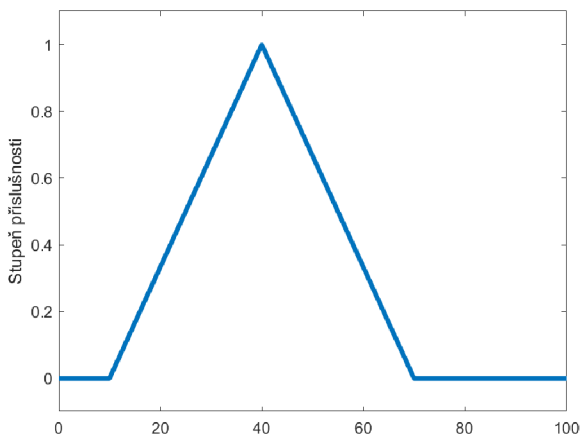
Funkcí příslušnosti nazveme zobrazení

$$\mu_{\underline{A}} : U \rightarrow \langle 0, 1 \rangle.$$

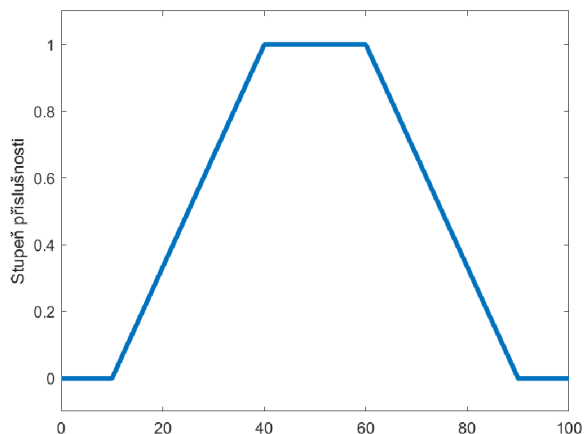
Každému prvku $x \in U$ tak přiřadíme *stupeň příslušnosti* do fuzzy množiny \underline{A} z intervalu $\langle 0, 1 \rangle$.

Fuzzy množinou \underline{A} rozumíme dvojici $(U, \mu_{\underline{A}})$, kde $U \neq \emptyset$ je univerzum a $\mu_{\underline{A}}(x) \in \langle 0, 1 \rangle \forall x \in U$ je funkce příslušnosti prvků z U do *fuzzy množiny* \underline{A} .

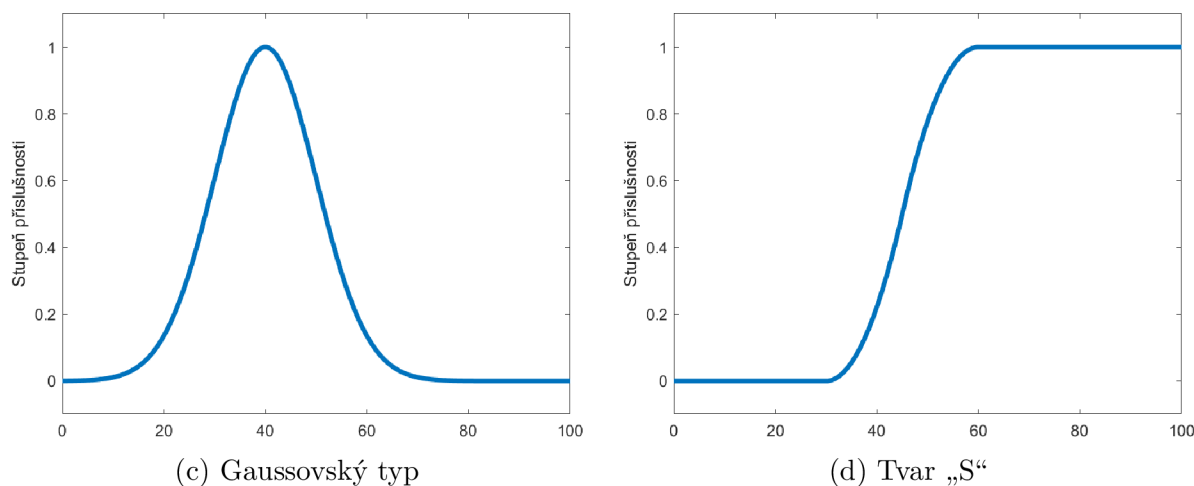
Funkce příslušnosti mohou mít různý tvar. Často používané jsou například tvary trojúhelníkové nebo lichoběžníkové, což umožňuje snadnější výpočty. Na obrázcích níže jsou uvedeny některé příklady.



(a) Trojúhelníkový typ



(b) Lichoběžníkový typ



Obrázek 1.1: Některé tvary funkcí příslušnosti

1.2. Vlastnosti fuzzy množin

Uvedeme některé vlastnosti fuzzy množin.

Nosičem fuzzy množiny \underline{A} (anglicky *support*) nazveme klasickou množinu

$$\text{Supp}(\underline{A}) = \{x \in U \mid \mu_{\underline{A}}(x) > 0\}.$$

Jádrem fuzzy množiny \underline{A} (anglicky *kernel*) nazveme klasickou množinu

$$\text{Ker}(\underline{A}) = \{x \in U \mid \mu_{\underline{A}}(x) = 1\}$$

a u prvků této množiny hovoříme o absolutní příslušnosti do fuzzy množiny \underline{A} . Platí-li $\mu_{\underline{A}}(x) = 0$, jedná se o absolutní nepřislusnost prvku x do množiny \underline{A} .

Výškou fuzzy množiny \underline{A} (anglicky *height*) nazveme množinu

$$\text{Hgt}(\underline{A}) = \sup_{x \in U} \{\mu_{\underline{A}}(x)\}.$$

α -*řezem* fuzzy množiny \underline{A} nazveme množinu

$$\underline{A}_{\alpha} = \{x \in U \mid \mu_{\underline{A}}(x) \geq \alpha\}.$$

Striktním α -*řezem* fuzzy množiny \underline{A} nazveme množinu

$$\underline{A}_{\alpha+} = \{x \in U \mid \mu_{\underline{A}}(x) > \alpha\}.$$

α -*hladinou* fuzzy množiny \underline{A} nazveme množinu

$$\underline{A}^{\alpha} = \{x \in U \mid \mu_{\underline{A}}(x) = \alpha\}.$$

1.3. Operace s fuzzy množinami

Tak jako u klasických množin můžeme zavést operace doplňku, sjednocení, průniku i pro fuzzy množiny. V následujících definicích uvažujeme fuzzy množiny na stejném univerzu.

Fuzzy množinu \underline{A} nazveme *podmnožinou* fuzzy množiny \underline{B} právě tehdy, když

$$\mu_{\underline{A}}(x) \leq \mu_{\underline{B}}(x) \quad \forall x \in U.$$

Doplňěk fuzzy množiny označíme \underline{A}' a definujeme jej jako

$$\mu_{\underline{A}'}(x) = 1 - \mu_{\underline{A}}(x).$$

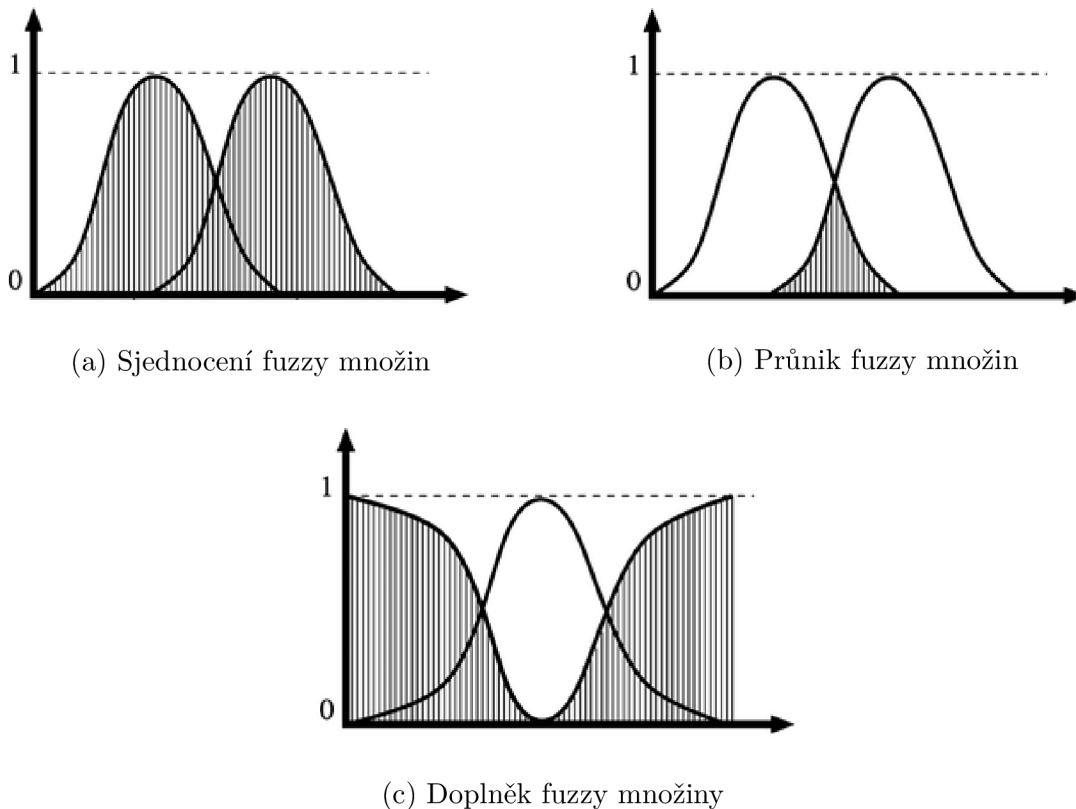
Sjednocení dvou fuzzy množin značíme $\underline{A} \cup \underline{B}$ a definujeme jej jako

$$\mu_{\underline{A} \cup \underline{B}}(x) = \max_{x \in U}(\mu_{\underline{A}}(x), \mu_{\underline{B}}(x)).$$

Průnik dvou fuzzy množin značíme $\underline{A} \cap \underline{B}$ a zavedeme jej jako

$$\mu_{\underline{A} \cap \underline{B}}(x) = \min_{x \in U}(\mu_{\underline{A}}(x), \mu_{\underline{B}}(x)).$$

Je zřejmé, že sjednocením nebo průnikem dvou fuzzy množin vznikne opět fuzzy množina. Rovněž doplňěk fuzzy množiny je fuzzy množinou.



Obrázek 1.2: Operace s fuzzy množinami [26]

Autorem těchto definic průniku a sjednocení je L. A. Zadeh [19], avšak nejde o jediný možný způsob zavedení zmíněných pojmů. Operace průniku a sjednocení můžeme

zobecnit pomocí takzvané T-normy a T-konormy. T-norma je binární operací, která je obecným operátorem průniku. T-konorma je zobecněným operátorem sjednocení. Existuje řada operací vhodných k reprezentaci průniku (T-norma) a sjednocení fuzzy množin (T-konorma).

T-norma

Zobrazení $t : \langle 0, 1 \rangle \times \langle 0, 1 \rangle \rightarrow \langle 0, 1 \rangle$ se nazývá *T-norma*, splňuje-li následující podmínky:

$$\begin{aligned} (x \leq z) \wedge (y \leq w) &\implies t(x, y) \leq t(z, w) && \forall x, y, z, w \in \langle 0, 1 \rangle && (\textit{monotonie}) \\ t(x, y) &= t(y, x) && \forall x, y \in \langle 0, 1 \rangle && (\textit{komutativita}) \\ t(x, t(y, z)) &= t(t(x, y), z) && \forall x, y, z \in \langle 0, 1 \rangle && (\textit{asociativita}) \\ t(1, x) &= x && \forall x \in \langle 0, 1 \rangle && \end{aligned}$$

Příklady T-norem:

$$\begin{aligned} t_1(x, y) &= \min(x, y) && (\textit{Zadehova definice průniku}) \\ t_2(x, y) &= x \cdot y \\ t_3(x, y) &= \max(0, x + y - 1) \end{aligned}$$

T-konorma

Zobrazení $s : \langle 0, 1 \rangle \times \langle 0, 1 \rangle \rightarrow \langle 0, 1 \rangle$ se nazývá *T-konorma* (v některých zdrojích *s-norma*), splňuje-li následující podmínky:

$$\begin{aligned} (x \leq z) \wedge (y \leq w) &\implies s(x, y) \leq s(z, w) && \forall x, y, z, w \in \langle 0, 1 \rangle && (\textit{monotonie}) \\ s(x, y) &= s(y, x) && \forall x, y \in \langle 0, 1 \rangle && (\textit{komutativita}) \\ s(x, s(y, z)) &= s(s(x, y), z) && \forall x, y, z \in \langle 0, 1 \rangle && (\textit{asociativita}) \\ s(0, x) &= x && \forall x \in \langle 0, 1 \rangle && \end{aligned}$$

První tři axiomy se shodují, liší se pouze čtvrtý. Příklady T-konorem jsou:

$$\begin{aligned} s_1(x, y) &= \max(x, y) && (\textit{Zadehova definice sjednocení}) \\ s_2(x, y) &= x + y - x \cdot y \\ s_3(x, y) &= \min(1, x + y) \end{aligned}$$

1.4. Fuzzy relace

Poznámka

Zavedeme ještě jeden způsob označení fuzzy množiny, který v této kapitole využijeme. Fuzzy množina \underline{A} je jednoznačně určena množinou dvojic $(u, \mu_{\underline{A}}(u))$, $u \in U$. Pro tyto dvojice definujeme označení $\mu_{\underline{A}}(u)/u$. Jestliže je fuzzy množina tvořena konečným počtem n dvojic, pak ji lze zapisovat výčtem:

$$\underline{A} = \{\mu_{\underline{A}}(u_1)/u_1, \mu_{\underline{A}}(u_2)/u_2, \dots, \mu_{\underline{A}}(u_n)/u_n\}.$$

1.4. FUZZY RELACE

Pokud pro výčet použijeme znaménko „+“ a následně využijeme sumačního symbolu, lze fuzzy množinu označit jako

$$\underline{A} = \mu_{\underline{A}}(u_1)/u_1 + \mu_{\underline{A}}(u_2)/u_2 + \dots + \mu_{\underline{A}}(u_n)/u_n = \sum_{i=1}^n \mu_{\underline{A}}(u_i)/u_i = \sum_{u \in U} \mu_{\underline{A}}(u)/u.$$

Pro nespočetná univerza pak nahradíme sumační symbol integrálním symbolem:

$$\int_U \mu_{\underline{A}}(u)/u.$$

1.4.1. Fuzzy relace

Fuzzy relace (obecně n -ární) je fuzzy podmnožinou kartézského součinu $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$. Uvažujeme-li spočetná univerza U_1, U_2, \dots, U_n a zobrazení $\mu_R : U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \rightarrow \langle 0, 1 \rangle$, jenž zobrazí kartézský součin na interval $\langle 0, 1 \rangle$, pak

$$R = \sum_{U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n} \mu_R(u_1, u_2, \dots, u_n)/(u_1, u_2, \dots, u_n),$$

kde $u_1 \in U_1, u_2 \in U_2, \dots, u_n \in U_n$, nazveme n -ární fuzzy relací na kartézském součinu $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$.

Jsou-li univerza nespočetná, definujeme fuzzy relaci jako

$$R = \int_{U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n} \mu_R(u_1, u_2, \dots, u_n)/(u_1, u_2, \dots, u_n).$$

Binární fuzzy relací nazveme zobrazení $\mu_R : U_1 \times U_2 \rightarrow \langle 0, 1 \rangle$. Číslo $R(u_1, u_2) \in \langle 0, 1 \rangle$ lze interpretovat jako *stupeň relace* mezi u_1 a u_2 .

Příklad

Mějme konečná univerza $U = \{u_1 = 4, u_2 = 12, u_3 = 20\}$ a $V = \{v_1 = 1, v_2 = 3, v_3 = 5\}$. Definujme relaci „o hodně větší než“ jako

$$R(u_i, v_i) = \begin{cases} \left(1 + \frac{100}{(u_i - v_i)^2}\right)^{-1} & \text{jestliže } u_i > v_i \\ 0 & \text{jinak.} \end{cases}$$

Tato relace zapsaná do tabulky vypadá následovně:

	$v_1 = 1$	$v_2 = 3$	$v_3 = 5$
$u_1 = 4$	0,08	0,01	0
$u_2 = 12$	0,55	0,45	0,33
$u_3 = 20$	0,78	0,74	0,69

Tabulka 1.1: Relace „o hodně větší než“

1.4.2. Operace nad fuzzy relacemi

Jako u operací na fuzzy množinách, i nad fuzzy relacemi můžeme analogicky zavést operace průniku a sjednocení pomocí T-normy a T-konormy. Nyní zmíníme další důležité operace na fuzzy relacích.

Nechť U_1, U_2 jsou univerza a $u_1 \in U_1, u_2 \in U_2$.

Projekce

Nechť R je binární relace definovaná na $U_1 \times U_2$. Pak *projekcí* R na U_2 je fuzzy množina

$$\text{proj } R \text{ na } U_2 = \int_{U_2} \sup_{\forall u_1} \mu_R(u_1, u_2) / u_2.$$

Cylindrické rozšíření

Nechť \underline{A} je fuzzy množina definovaná na U_2 . Pak *cylindrickým rozšířením* \underline{A} na $U_1 \times U_2$ (označení $ce(\underline{A})$) myslíme množinu všech dvojic $(u_1, u_2) \in U_1 \times U_2$ s funkcí příslušnosti $\mu_{\underline{A}}(u_2) / (u_1, u_2)$, tedy

$$ce(\underline{A}) = \int_{U_1 \times U_2} \mu_{\underline{A}}(u_2) / (u_1, u_2).$$

Kompozice

Kompozice v sobě zahrnuje cylindrické rozšíření fuzzy množiny, fuzzy relaci a projekci. Nechť \underline{A} je fuzzy množina definovaná na U_1 , R je fuzzy relace definovaná na $U_1 \times U_2$. Pak kompozicí \underline{A} a R nazveme fuzzy množinu \underline{B} definovanou na U_2 , pro niž platí

$$\underline{B} = \underline{A} \circ R = \text{proj}(ce(\underline{A}) \cap R) \text{ na } U_2.$$

Pokud pro operaci průniku využijeme operaci *min* a pro projekci operaci *max*, potom je kompozice tvaru

$$\mu_{\underline{B}}(u_2) = \max_{\forall u_1} \min(\mu_{\underline{A}}(u_1), \mu_R(u_1, u_2))$$

a hovoříme o *max-min kompozici*.

Jestliže pro průnik uijeme operaci *součinu* a pro projekci operaci *max*, potom

$$\mu_{\underline{B}}(u_2) = \max_{\forall u_1} (\mu_{\underline{A}}(u_1) \cdot \mu_R(u_1, u_2))$$

a hovoříme o *max-product kompozici*.

2. Fuzzy rozhodování

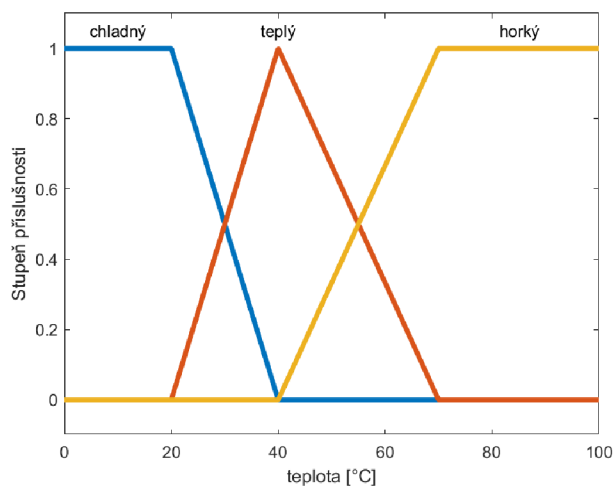
2.1. Přibližné usuzování

Usuzování na základě neurčitých informací je jedním z ústředních úkolů fuzzy logiky. Již jsme naznačili, že fuzzy množiny mohou sloužit jako matematický nástroj pro interpretování významu slov a nesložitých výrazů přirozeného jazyka. Zpracování přirozeného jazyka v takové šíři, aby zahrnovalo sémantiku celých vět, je složitý problém. V této práci se touto problematikou budeme zabývat pouze do hloubky potřebné v aplikacích fuzzy logiky. V kapitole je čerpáno informací z [6], [11], [13], [20].

2.1.1. Jazyková proměnná

Proměnnou, jejíž hodnoty jsou slova či věty přirozeného jazyka, nazýváme *jazyková proměnná*. Například *teplota* je jazykovou proměnnou, pokud jsou její hodnoty „*velmi chladný, ne až tak chladný, horký*“ a podobně, a není jazykovou proměnnou, pokud ji vyjádříme pomocí ostrých číselných hodnot. Každá jazyková proměnná má přidruženou množinu hodnot, kterých může nabývat. Prvky z této množiny *slovních (lingvistických) hodnot* jsou charakterizovány fuzzy množinami v odpovídajícím univerzu.

Máme například jazykovou proměnnou *teplota čaje*, která nabývá hodnot „*chladný, teplý, horký*“. Za univerzum vezmeme interval $(0, 100)$ (stupně Celsia). Na obrázku vidíme tři fuzzy množiny reprezentující slovní hodnoty.



Obrázek 2.1: Lingvistické hodnoty jako fuzzy množiny

L. A. Zadeh [18] obecně definuje jazykovou proměnnou x jako pěticu $x = (X, T, U, G, M)$, kde jednotlivé složky mají následující význam.

X je název jazykové proměnné.

T značí množinu slovních hodnot, kterých může jazyková proměnná nabývat.

U je univerzem jazykové proměnné x .

G je množina syntaktických pravidel generujících množinu T .

M je množina sémantických pravidel interpretujících prvky T jako fuzzy množiny s univerzem U .

Zjednodužit tuto obecnou definici můžeme pomocí pojmu *normální jazyková proměnná*.

Jazykovou proměnnou $x = (X, T, U)$ nazveme normální, splňuje-li následující podmínky.

- (a) T je konečná množina, kde $T = L_1, L_2, \dots, L_n$.
- (b) Množina T je zadána výčtem, a tak není nutné definovat syntaktická pravidla pro její generování.
- (c) Sémantická pravidla interpretují slovní hodnoty L_i jako fuzzy množiny $L_i = (U, \mu_i)$, identifikátor slovní hodnoty je tedy identický s názvem fuzzy množiny, jež slovní hodnotu sémanticky interpretuje.

2.1.2. Fuzzy výroky

Nejjednodušší fuzzy výroky se nazývají *atomické* a jsou tvaru „ x je L “, kde x je jazyková proměnná (často fyzikální veličina) a L je slovní hodnota, které x nabývá. Také je možné tento výrok psát jako $x = L$. Význam fuzzy výroku je určen funkcí příslušnosti μ_L v univerzu U_x . Atomické fuzzy výroky lze spojovat pomocí logických spojek *AND* (a zároveň), *OR* (nebo), *NOT* (negace), čímž se tvoří *složené* fuzzy výroky.

Konjunkce

Mějme dva atomické fuzzy výroky v : „ x je L_1 “ a w : „ y je L_2 “, kde L_1 a L_2 jsou slovní hodnoty interpretované fuzzy množinami na stejném univerzu U . Pak význam fuzzy výroku „(x je L_1) AND (y je L_2)“ (lze značit $(x = L_1) \wedge (y = L_2)$) je dán průnikem fuzzy množin $L_1 \cap L_2$, který je definován T-normou.

Disjunkce

Mějme dva atomické fuzzy výroky v : „ x je L_1 “ a w : „ y je L_2 “, kde L_1 a L_2 jsou slovní hodnoty interpretované fuzzy množinami na stejném univerzu U . Pak význam fuzzy výroku „(X je L_1) OR (Y je L_2)“ (lze značit $(x = L_1) \vee (y = L_2)$) je dán sjednocením fuzzy množin $L_1 \cup L_2$, které je definováno T-konormou.

Negace

Negací fuzzy výroku „ x je L “ je fuzzy výrok „ x není L “, který je definovaný doplňkem L' fuzzy množiny L .

Situace se drobně zkomplikuje, jestliže jsou jazykové proměnné x a y definovány na rozdílných univerzech U_x, U_y . Mějme dva fuzzy výroky v : „ x je L “ a w : „ y je M “, kde L je fuzzy množina definovaná na U_x a M je fuzzy množina definovaná na U_y . Vzhledem k tomu, že jazykové proměnné x a y mají různá univerza, provedeme nejdříve cylindrické rozšíření fuzzy množin na kartézský součin $U_x \times U_y$.

Složený výrok r : „(x je L) AND (y je M)“ má pak význam fuzzy relace definované na $U_x \times U_y$:

$$\mu_r(x, y) = \int_{U_x \times U_y} \min(\mu_L(x), \mu_M(y)) / (x, y).$$

2.1. PŘIBLIŽNÉ USUZOVÁNÍ

Operátor *min* můžeme nahradit libovolnou T-normou. Výrok p : „ $(x \text{ je } L) \text{ OR } (y \text{ je } M)$ “ má analogicky význam reprezentovaný fuzzy relací

$$\mu_p(x, y) = \int_{U_x \times U_y} \max(\mu_L(x), \mu_M(y)) / (x, y),$$

kde operátor *max* lze nahradit jinou T-konormou.

2.1.3. Fuzzy implikace

V klasické logice představuje podmíněný výrok typu „*jestliže* (výrok a), *pak* (výrok b)“ implikaci. Její tabulka pravdivostních hodnot vypadá následovně.

a	b	$a \implies b$
1	1	1
1	0	0
0	1	1
0	0	1

Tabulka 2.1: Pravdivostní tabulka implikace

Podmíněný výrok tvaru „*jestliže* (fuzzy výrok v), *pak* (fuzzy výrok w)“ představuje *fuzzy implikaci*. Dále budeme používat z angličtiny vycházející tvar „*IF* (fuzzy výrok v) *THEN* (fuzzy výrok w)“. Fuzzy výrok v se nazývá *antecedent* (*předpoklad*, *premisa*), fuzzy výrok w se nazývá *konsekvent* (*závěr*) fuzzy implikace. Výroky v a w mohou být jak atomické, tak složené.

Fuzzy implikace popisuje kauzální vztah mezi výroky. Uvažujme fuzzy podmíněný výrok „ r : *IF* ($x \text{ je } L$) *THEN* ($y \text{ je } M$)“. Výroky tohoto tvaru popisují relaci mezi dvěma fuzzy množinami L a M definovanými na různých univerzech.

Fuzzy implikace se při navrhování fuzzy systémů označuje jako *fuzzy pravidlo IF-THEN*. Tato fuzzy pravidla slouží k modelování názorů expertů nebo faktů vyjádřených v lingvistických termínech. Intuitivní propojení předpokladu a závěru je vzhledem k vágnosti obtížné popsat matematicky korektním způsobem. Fuzzy pravidla jsou nástrojem schopným modelovat tyto znalosti.

V klasické logice lze implikaci vyjádřit jako $a \implies b = (\text{not } a) \text{ or } b = (a \text{ and } b) \text{ or } (\text{not } a)$. Z toho vyplývá, že existuje spousta rozdílných možností reprezentace fuzzy implikace v závislosti na tom, jakou T-normu a T-konormu zvolíme.

Ve [2] je *fuzzy implikace* definována jako zobrazení $I : \langle 0, 1 \rangle \times \langle 0, 1 \rangle \rightarrow \langle 0, 1 \rangle$, které splňuje podmínky:

$$I1 : \text{Jestliže } x \leq y, \text{ potom } I(x, z) \geq I(y, z),$$

$$I2 : \text{Jestliže } y \leq z, \text{ potom } I(x, y) \leq I(x, z),$$

$$I3 : I(1, 0) = 0, I(0, 0) = 1, I(1, 1) = 1.$$

Uvedeme některé příklady.

Implikace Lukasiewicz

Implikaci Lukasiewicz reprezentujeme fuzzy relací R_a , pro jejíž funkci příslušnosti platí:

$$\mu_{R_a}(u, v) = \min(1, 1 - \mu_L(u) + \mu_M(v)).$$

Implikace Kleene-Dienes

Pro funkci příslušnosti fuzzy relace R_b , která tuto implikaci reprezentuje, platí:

$$\mu_{R_b}(u, v) = \max(1 - \mu_L(u), \mu_M(v)).$$

Implikace Zadeh

Další z řady implikací je implikace Zadeh:

$$\mu_{R_m}(u, v) = \max(1 - \mu_L(u), \min(\mu_L(u), \mu_M(v))).$$

Implikace Mamdani

„Implikace“ Mamdani nesplňuje výše zmíněnou definici fuzzy implikace. Přesto je tak v literatuře někdy označována a jde o často používaný typ „implikace“. Vychází ze vztahu $p \implies q = p \text{ and } q$, kde se pro operaci *and* použije Zadehova T-norma *min*:

$$\mu_{R_c}(u, v) = \min(\mu_L(u), \mu_M(v)).$$

Příklad - vyhodnocení implikací

Nechť $U_x = \{x_1, x_2, x_3\}$ a $U_y = \{y_1, y_2, y_3\}$ jsou diskrétní univerza, x a y jsou jazykové proměnné na těchto univerzech. Dále mějme fuzzy implikaci „*IF* ($x=L$) *THEN* ($y=M$)“, kde fuzzy množiny L, M jsou dány následovně:

$$\mu_L(x_1) = 0,2; \quad \mu_L(x_2) = 0,5; \quad \mu_L(x_3) = 1;$$

$$\mu_M(y_1) = 0,3; \quad \mu_M(y_2) = 0,6; \quad \mu_M(y_3) = 0,9.$$

Potom dostáváme tato vyhodnocení implikací:

	y_1	y_2	y_3
x_1	1	1	1
x_2	0,8	1	1
x_3	0,3	0,6	0,9

Tabulka 2.2: Implikace Lukasiewicz

	y_1	y_2	y_3
x_1	0,8	0,8	0,9
x_2	0,5	0,6	0,9
x_3	0,3	0,6	0,9

Tabulka 2.3: Implikace Kleene-Dienes

	y_1	y_2	y_3
x_1	0,8	0,8	0,8
x_2	0,5	0,5	0,5
x_3	0,3	0,6	0,9

Tabulka 2.4: Implikace Zadeh

	y_1	y_2	y_3
x_1	0,2	0,2	0,2
x_2	0,3	0,5	0,5
x_3	0,3	0,6	0,9

Tabulka 2.5: Implikace Mamdani

2.2. FUZZY INFERENČNÍ SYSTÉMY

V mnoha aplikacích bude mít fuzzy pravidlo více antecedentů propojených konjunkcí, případně disjunkcí. V tom případě jsou antecedenty zkombinovány a vyhodnoceny fuzzy relací, jak je ukázáno v kapitole 2.1.2.

2.2. Fuzzy inferenční systémy

Fuzzy inferenční systémy (FIS) se v posledních letech začaly využívat v mnoha praktických aplikacích. Ve většině případů je design FIS blízce spojený s uvažováním kvalifikovaného experta v dané oblasti využití.

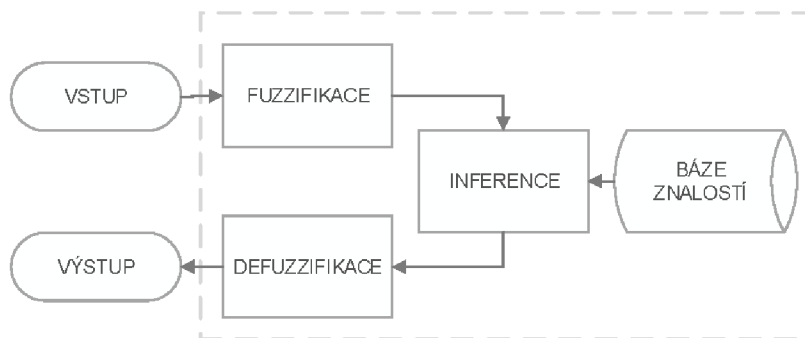
Úplně první zmínka o praktickém využití fuzzy systému pochází již z roku 1975, kdy profesor Ebrahim H. Mamdani (narozený v Tanzánii a pracující v Londýně) a jeho kolega S. Assilian využili Zadehovu teorii a vytvořili systém ke stabilizaci rychlosti malého parního motoru [9].

Mezi novější úspěšné aplikace FIS patří například systém hlídající rychlost soupravy v metru v japonském městě Sendai. Díky tomuto systému je zrychlování a brždění soupravy plynulejší a podle výpočtů o 10 % efektivnější z hlediska energie než v případě řízení člověkem.

Další aplikací je samozaostřovací fotoaparát od společnosti Canon, který obsahuje elektronickou součástku k měření jasnosti obrazu v šesti oblastech zorného pole a na základě této informace se rozhoduje o tom, zda je obraz zaostřený. Vstupem je rovněž informace o rychlosti změny pozice čočky. Výstup systému pak ovlivní pozici čočky.

2.2.1. Struktura fuzzy inferenčního systému

Struktura FIS se skládá z *fuzzifikace*, *inferenčního mechanismu*, *báze pravidel*, *báze dat* a *defuzzifikace*.



Obrázek 2.2: Struktura FIS [7]

V technických aplikacích se fuzzy systémy využívají často v případech, kdy vstupní hodnoty mají podobu ostrých naměřených údajů. Na začátku procesu je nutné konvertovat tyto ostré vstupní hodnoty na fuzzy množiny. Tato procedura se nazývá fuzzifikace. Rovněž výstupy bývají vyžadovány v ostrých číslech. Procedura, jejímž úkolem je převést fuzzy množinu na ostrou hodnotu, se nazývá defuzzifikace. Těmito dvěma procesům se budeme podrobněji věnovat později. Báze pravidel a báze dat společně tvoří takzvanou *znalostní bázi* fuzzy inferenčního systému. Báze dat poskytuje informace o tvarech

a polohách fuzzy množin charakterizujících proměnné v systému. Báze pravidel je konečná množina všech IF-THEN pravidel. Inferenční mechanismus má za úkol vyhodnocovat IF-THEN pravidla a agregovat jejich výsledky do výsledné fuzzy množiny.

V nejjednodušším případě má FIS jeden vstup a jeden výstup. Takový systém se pak nazývá SISO (z anglického „*single input, single output*“). Asi nejčastější jsou FIS s více vstupy a jedním výstupem, tedy MISO systémy („*multiple input, single output*“). Pro FIS s více vstupy i výstupy existuje označení MIMO („*multiple input, multiple output*“).

2.2.2. Fuzzy inference

Fuzzy inference je proces využívající fuzzy logiku k získání výstupu pro dané vstupy. Základní pravidlo pro fuzzy inferenční systém je kompoziční pravidlo inference. To je založeno na pravidle zvaném *zobecněný modus ponens*.

Zobecněný modus ponens má tvar:

$$\begin{array}{l} \text{Premisa 1: IF } (x \text{ je } L_1) \text{ THEN } (y \text{ je } M_1) \\ \text{Premisa 2: } x \text{ je } L_2 \\ \hline \text{Závěr: } y \text{ je } M_2. \end{array}$$

Závěrem úsudku je ohodnocení y , jenž získáme pomocí operace kompozice:

$$M_2 = L_2 \circ R,$$

kde R je fuzzy relace reprezentující fuzzy implikaci. Zvolíme-li Mamdaniho fuzzy implikaci, pak je funkce příslušnosti výsledné fuzzy množiny určena

$$\mu_{M_2}(y) = \sup_x (\min(\mu_{L_2}(x), \mu_R(x, y))).$$

Fuzzy inferenční proces má následující kroky.

- Fuzzifikace vstupních hodnot
- Použití fuzzy operátoru pro logické spojky (AND, OR) v antecedentech pravidel
- Aplikace fuzzy implikace
- Agregace výsledků jednotlivých pravidel
- Defuzzifikace

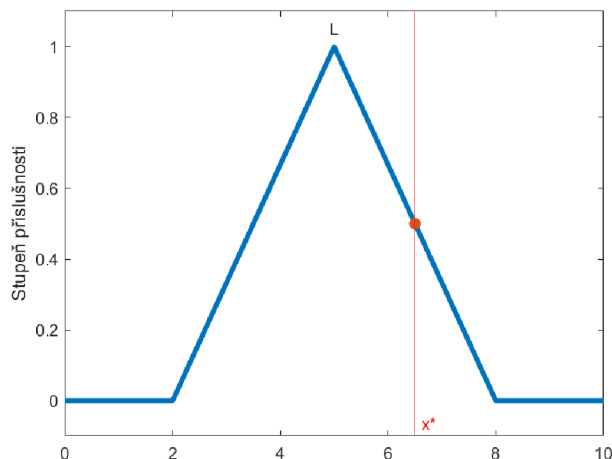
2.2.3. Fuzzifikace

Fuzzifikace je procedura sloužící ke konvertování ostré hodnoty x^* proměnné x na stupeň příslušnosti do fuzzy množiny. Nejčastěji se k tomu využívá přirozená a jednoduchá metoda *fuzzifikace singletonem*, kdy řekneme, že hodnota x^* má stupeň příslušnosti do fuzzy množiny $\mu_L(x^*)$. V tomto případě se tedy využívá vztahu

$$\mu(x) = \begin{cases} 1 & \text{pro } x = x^* \\ 0 & \text{pro } x \neq x^*. \end{cases}$$

2.2. FUZZY INFERENČNÍ SYSTÉMY

Na obrázku níže vidíme fuzzifikaci hodnoty x^* . Ze souřadnice červeného bodu můžeme odečíst stupeň příslušnosti $\mu_L(x^*)$.



Obrázek 2.3: Fuzzifikace singletonem

2.2.4. Báze pravidel

Jediné fuzzy pravidlo by stěží vystačilo k rozhodování, proto výstup fuzzy inferenčního systému bývá zpravidla závislý nikoliv na jednom IF-THEN pravidle, ale na *souboru pravidel* (*bázi pravidel*). Nastává tedy otázka, jak bude systém pravidla vyhodnocovat, uváží-li je všechna zároveň.

Ohodnocení souboru pravidel

Fuzzy pravidla dohromady tvoří soubor fuzzy IF-THEN pravidel, který nazýváme *báze pravidel*. Báze fuzzy pravidel s obecně dvěma jazykovými proměnnými má tvar

$$R^i : IF (x = L_i) THEN (y = M_i) \quad i = 1, \dots, n,$$

kde x a y jsou jazykové proměnné, L_i, M_i jsou slovní hodnoty, n je počet pravidel.

Předpokládejme nyní, že tato pravidla představují implikace typu Mamdani, které jsou reprezentovány fuzzy relacemi

$$R^i = \int_{U_x \times U_y} \min(\mu_{L_i}(x), \mu_{M_i}(y)) / (x, y)$$

s funkcemi příslušnosti

$$\mu_{R^i}(x, y) = \min(\mu_{L_i}(x), \mu_{M_i}(y)).$$

Ohodnocení celé báze pravidel je sjednocení všech jednotlivých fuzzy relací $R = \cup_{i=1}^n R^i$, tato fuzzy relace pak má funkci příslušnosti

$$\mu_R(x, y) = \max_{\forall i} \mu_{R^i}(x, y) = \max_{\forall i} \min(\mu_{L_i}(x), \mu_{M_i}(y)).$$

Řekněme nyní, že jazyková proměnná x nabývá hodnoty, kterou reprezentuje fuzzy množina L_1 . Dále necht L_1 indukuje skrze fuzzy relaci výstupní fuzzy množinu M_1 , jež je

výsledkem přibližného úsudku. Pak lze M_1 formulovat kompozicí množiny L_1 a výsledné fuzzy relace R , tedy

$$M_1 = L_1 \circ R = \text{proj}(ce(L_1) \cap R) \text{ na } U_y$$

s funkcí příslušnosti

$$\mu_{M_1}(y) = \max_{\forall x}(\min(\mu_{L_1}(x), \mu_R(x, y))).$$

V tomto případě jde o *kompoziční* způsob dosažení přibližného úsudku.

Druhou možností je takzvaný *individuální* postup. Každé fuzzy pravidlo vyhodnotíme individuálně, tím dostaneme n (počet pravidel) fuzzy množin. Následně tyto výsledky pravidel spojíme logickou spojkou OR , tedy sjednotíme je do výsledné fuzzy množiny. Výsledky přibližných úsudků jednotlivých fuzzy pravidla budou tedy fuzzy množiny

$$M_1^i = L_1 \circ R^i = \text{proj}(ce(L_1) \cap R^i) \text{ na } U_y \quad i = 1, \dots, n$$

s funkcemi příslušnosti

$$\mu_{M_1^i}(y) = \max_{\forall x}(\min(\mu_{L_1}(x), \mu_{R^i}(x, y))) \quad i = 1, \dots, n.$$

Výsledná fuzzy množina potom vznikne agregací výsledků všech pravidel:

$$M_1 = \cup_{i=1}^n M_1^i.$$

Při použití implikace Mamdani dostáváme pro oba zmíněné postupy stejný výsledek. V případě, že antecedent pravidla je složený výrok, použijeme nejprve operace zmíněné v 2.1.2. Dostaneme pak jedno číslo reprezentující výsledek antecedentu pro dané fuzzy pravidlo.

Vlastnosti báze pravidel

Mějme bázi pravidel $R^i : IF (x_1 = L_i, \dots, AND x_r = M_i) THEN (y = N_i)$. Tato báze pravidel se nazývá *úplná*, jestliže výstupní množina má kladnou výšku pro jakékoliv vstupy, tedy $hgt(\mu_y(x_1, \dots, x_r)) > 0$ pro libovolné $x_1 \in U_1, \dots, x_r \in U_r$. Porušíme-li úplnost, mohlo by se stát, že systém nebude na dané vstupy reagovat nijak, což v některých případech vede k závažné poruše funkčnosti.

Báze pravidel se nazývá *nekonzistentní*, jestliže existují dvě pravidla, jejichž antecedent je totožný, avšak konsekvent se liší. V tom případě vzniká spor mezi dvěma pravidly.

2.2.5. Defuzzifikace

Defuzzifikace je finálním krokem algoritmu. Výsledkem předchozích kroků jsou fuzzy množiny. Na jejich základě chceme určit ostrou hodnotu jako výstup fuzzy systému. Provedeme proto defuzzifikaci. Existuje řada odlišných metod defuzzifikace. Vhodnou zvolíme tak, aby se co nejvíce hodila pro danou konkrétní aplikaci.

Nechť jazyková proměnná y má univerzum U_y , jež je pokryto systémem fuzzy množin M^j , $j = 1, 2, \dots, m$, a necht' výsledkem fuzzy inference je fuzzy množina M . Hledanou ostrou hodnotu označíme y^* . *Plochu* fuzzy množiny zavedeme jako $\int_{U_y} \mu(y) dy$.

2.2. FUZZY INFERENČNÍ SYSTÉMY

Metoda těžiště

Jde o nejčastěji používanou metodu. Jako výstup systému vybereme souřadnici těžiště fuzzy množiny M . Pro spojitý univerzum U_y platí vztah vlevo, pro diskrétní univerzum vztah vpravo:

$$y^* = \frac{\int_{U_y} y \cdot \mu_M(y) dy}{\int_{U_y} \mu_M(y) dy}, \quad y^* = \frac{\sum_{j=1}^m y_j \cdot \mu_M(y_j)}{\sum_{j=1}^m \mu_M(y_j)}.$$

Metoda středu součtů

Jde o modifikaci metody těžiště, kde se zohledňují překrývající se funkce příslušnosti. Nejdříve určíme součet funkcí příslušnosti od všech fuzzy pravidel, následně spočítáme těžiště:

$$y^* = \frac{\int_{U_y} y \cdot \sum_{i=1}^n \mu_i(y) dy}{\int_{U_y} \sum_{i=1}^n \mu_i(y) dy}, \quad y^* = \frac{\sum_{j=1}^m y_j \cdot \sum_{i=1}^n \mu_i(y_j)}{\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \mu_i(y_j)},$$

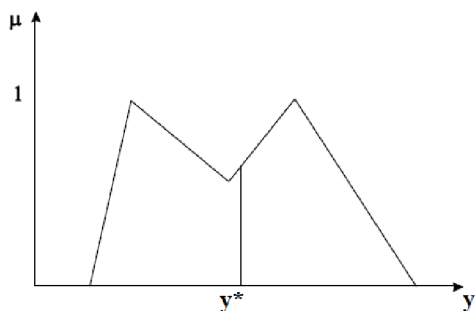
kde i je číslo pravidla a n jejich počet.

Metoda prvního maxima

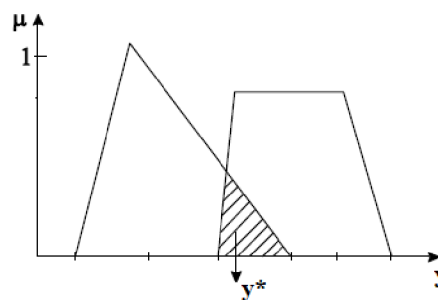
Metoda prvního maxima zvolí výstup jako

$$y^* = \inf_{y \in U_y} \{y \in U_y \mid \mu_M(y) = \text{hgt}(M)\}.$$

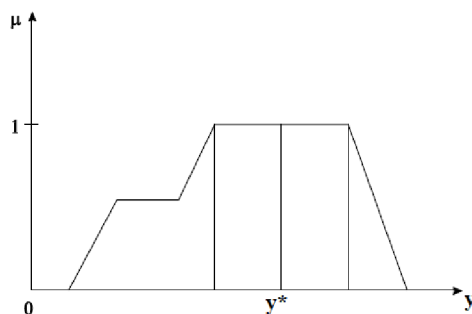
Obdobně existuje *metoda posledního maxima*, kde infimum z předchozího vztahu nahradíme supremem. Dále lze využít *metodu středu maxima*, kde y^* určíme jako aritmetický průměr hodnot metody prvního a posledního maxima.



(a) Defuzzifikace metodou těžiště



(b) Defuzzifikace metodou středu součtů



(c) Defuzzifikace metodou středu maxima

Obrázek 2.4: Metody defuzzifikace [5]

2.2.6. Fuzzy systém typu Mamdani

Dva nejpoužívanější typy fuzzy inferenčních systémů jsou *Mamdaniho* typ a typ *Sugeno*. Rozdíl mezi nimi je ve výstupech fuzzy pravidel.

Fuzzy systémy typu Mamdani používají fuzzy množiny jako konsekventy jednotlivých fuzzy pravidel. Jejich výhodou je intuitivnost a snadná interpretovatelnost. Jsou vhodné pro aplikace, kde jsou pravidla tvořena na základě znalostí lidského experta.

Příklad

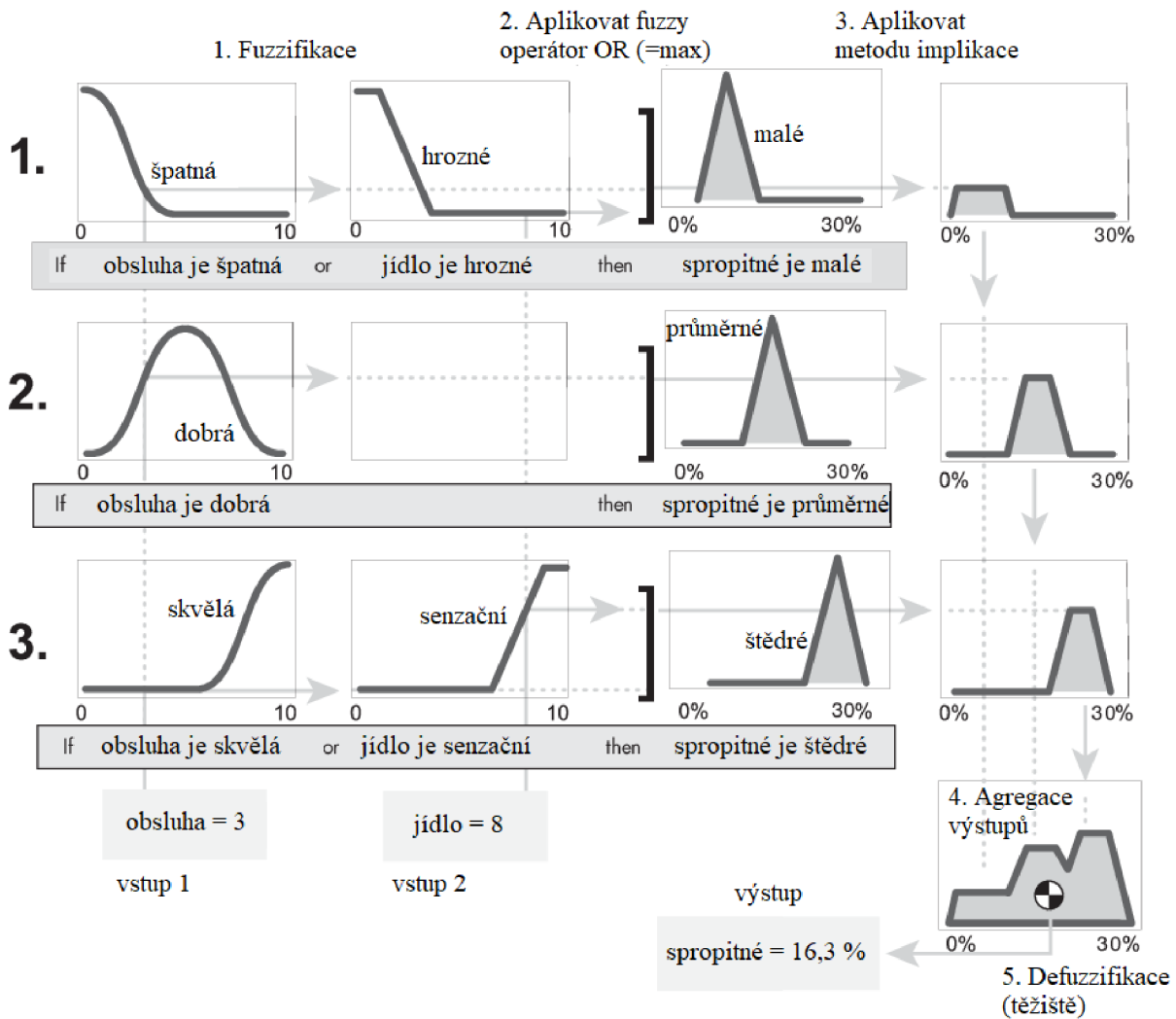
Vyhodnocení Mamdaniho fuzzy systému ukážeme na příkladu [25]. Jde o jednoduchý systém, jehož dva vstupy jsou *kvalita obsluhy* a *kvalita jídla*. Oba tyto vstupy mohou nabývat hodnot od 0 do 10 (čím větší hodnota, tím větší spokojenost zákazníka). Obsluha je popsána slovními hodnotami *špatná*, *dobrá*, *skvělá*. Jídlo je popsáno slovními hodnotami *hrozná*, *senzační*. Výstupem pak je výše spropitného v procentech od 0 % do 30 %. Na tomto univerzu jsou definovány 3 slovní hodnoty - *malé*, *průměrné*, *štědré*.

Báze pravidel obsahuje 3 pravidla:

1. IF (obsluha je špatná OR jídlo je hrozná) THEN spropitné je malé.
2. IF obsluha je dobrá THEN spropitné je průměrné.
3. IF (obsluha je skvělá OR jídlo je senzační) THEN spropitné je štědré.

Mějme nyní vstupy $obsluha = 3$ a $jídlo = 8$. Prvním krokem je fuzzifikace. Ta je na obrázku níže znázorněna svislými čarami. Druhým krokem je ohodnocení levých stran fuzzy pravidel. V pravidlech 1 a 3 se vyskytuje spojka OR, k jejich vyhodnocení použijeme operátor *max*. Dále aplikujeme Mamdaniho metodu implikace, a získáme tak ohodnocení jednotlivých pravidel, které jsou zobrazeny v pravé části obrázku. Následuje agregace těchto výsledků do výsledné fuzzy množiny (na obrázku vpravo dole). Defuzzifikací metodou těžiště dostaneme výstup systému, tedy výši spropitného v procentech.

2.2. FUZZY INFERENČNÍ SYSTÉMY



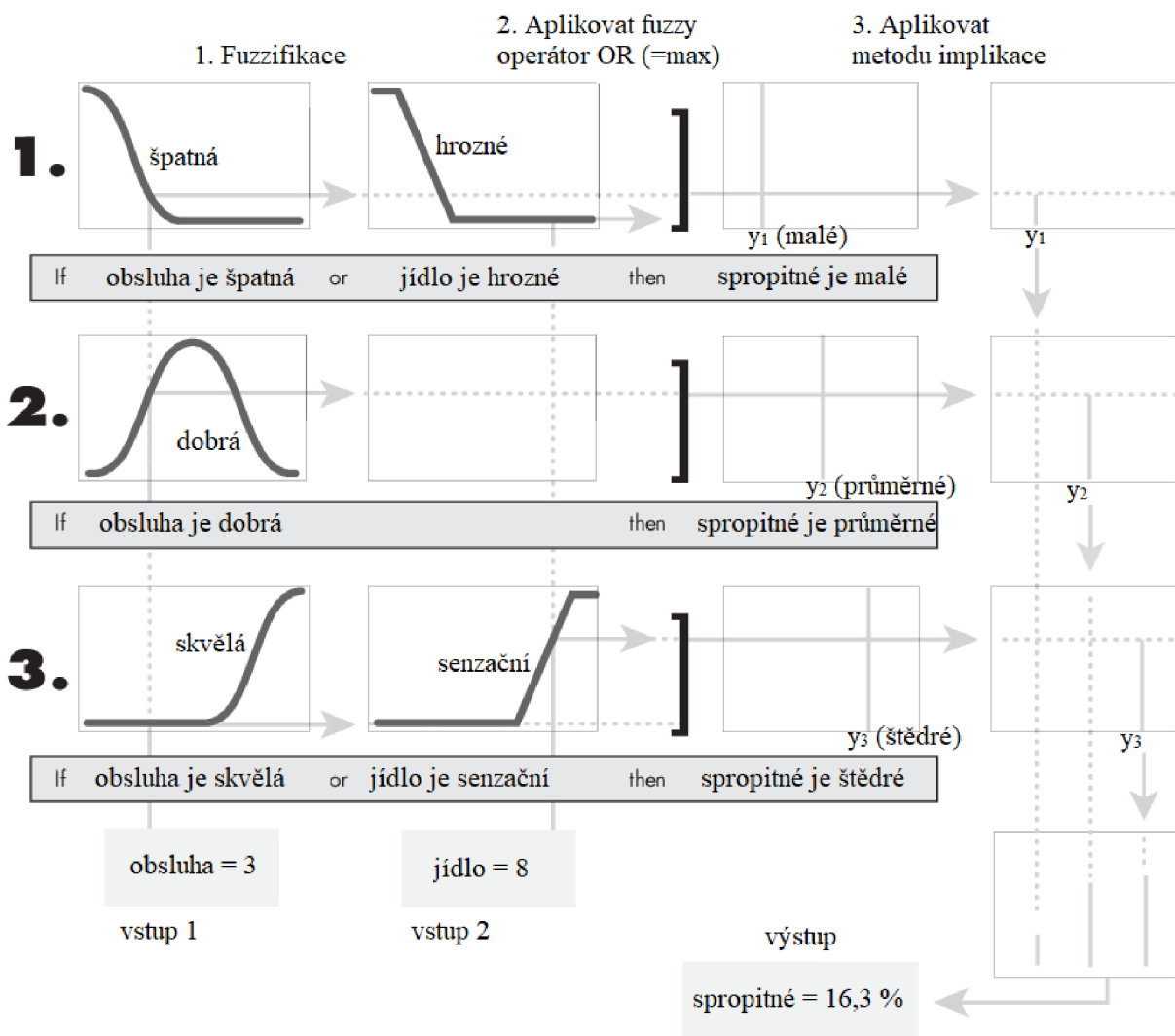
Obrázek 2.5: FIS typu Mamdani - příklad [22]

2.2.7. Fuzzy systém typu Sugeno

Fuzzy systémy typu Sugeno, někdy také Takagi-Sugeno-Kang systémy, používají jako výstup fuzzy pravidla konstantu nebo lineární funkci vstupních proměnných. Každé pravidlo generuje dvě hodnoty. První je výstup pravidla $y_i = a_i x_1 + \dots + b_i x_n + c_i$, kde x_1, \dots, x_n jsou hodnoty vstupů a a_i, \dots, b_i, c_i jsou konstantní koeficienty. Druhou je váha w_i , což je hodnota levé strany pravidla. Defuzzifikace je v případě Sugeno metody jednodušší než u Mamdaniho metody, neboť se počítá pouze vážený průměr. Celkovou výstupní hodnotu obdržíme jako

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n w_i z_i}{\sum_{i=1}^n w_i}.$$

Příklad



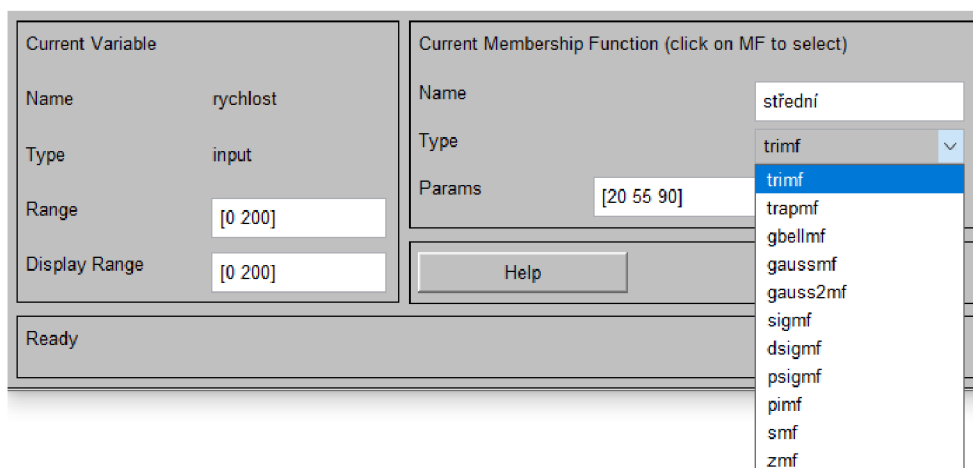
Obrázek 2.6: FIS typu Sugeno - příklad [23]

3. Fuzzy logic toolbox v programu MATLAB

3.1. Tvorba fuzzy systému

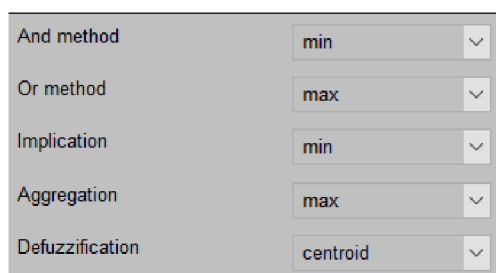
MATLAB je matematický software vyvíjený společností *MathWorks, Inc.* K vytvoření fuzzy inferenčního systému se v programu MATLAB využívá *Fuzzy logic toolbox* (uživatelský manuál [15]). Tento nástroj obsahuje řadu funkcí k návrhu FIS typu Mamdani nebo Sugeno. Program je kompletně v anglickém jazyce.

Při tvorbě nového FIS nejdříve zvolíme typ systému (v záložce *File - New FIS*), zabývat se budeme systémem typu Mamdani. Vytvoříme jazykové proměnné (*Edit - Add Variable*) na vstupu a výstupu ze systému. Pro tyto proměnné určíme univerza, která jsou vždy intervalem. Návrh funkcí příslušnosti jednotlivých jazykových hodnot je jednoduchý. Předdefinováno je 11 různých základních tvarů (trojúhelníkový - *trimf*, lichoběžníkový - *trapmf*, gaussovský - *gaussmf*, tvar S - *smf*, tvar Z - *zmf* a další), k nimž uživatel zadá parametry, čímž dostanou konkrétní podobu. Uživatel má také možnost definovat vlastní tvar funkce příslušnosti.



Obrázek 3.1: Tvorba lingvistické proměnné

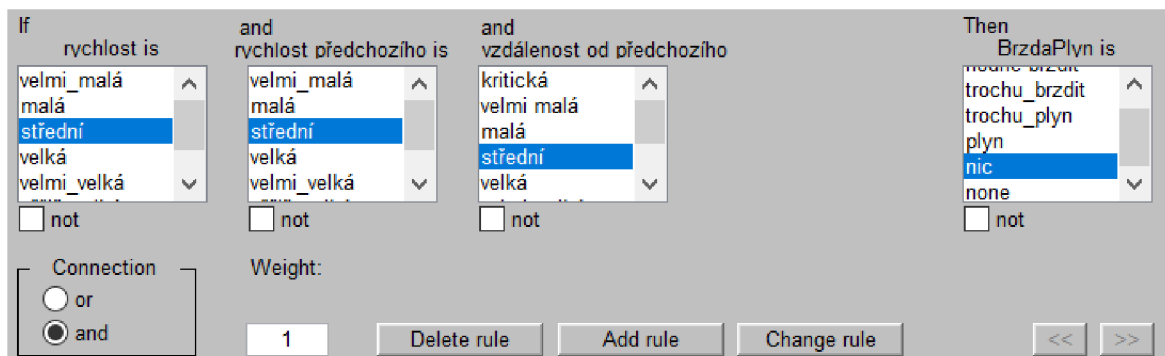
Dále je nutné zvolit způsoby vyhodnocení operátorů AND a OR, základní možností je použití minima a maxima. Uživatel také vybere způsob vyhodnocení implikace (výchozí možností je Mamdaniho implikace) a postup agregace výstupů jednotlivých fuzzy pravidel. Na výběr je 5 různých defuzzifikačních metod. Lze také zdefinovat vlastní postupy pro vyhodnocení AND, OR, implikace a agregace.



Obrázek 3.2: Možnosti vyhodnocování

3. FUZZY LOGIC TOOLBOX V PROGRAMU MATLAB

V záložce *Edit - Rules* je prostředí k tvorbě fuzzy pravidel. Možné je využití spojek AND, OR, negace NOT. Lze také zadat váhu jednotlivých pravidel (*weight*).



Obrázek 3.3: Tvorba pravidel

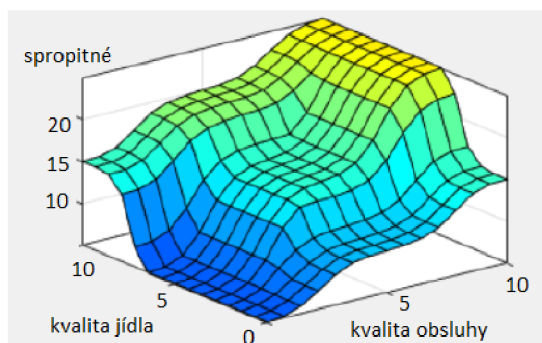
Máme-li fuzzy inferenční systém navržen, můžeme ho přes *File - Export - To File* uložit do souboru s příponou *fis*. V matlabovském skriptu pak tento FIS do pracovního prostředí načteme pomocí příkazu *readfis*. Důležitým příkazem je také *evalfis*, který vrací hodnotu výstupní proměnné pro zadané vstupy. To se hodí například v případě, že vytvoříme cyklus, v němž se systém pokaždé vyhodnocuje pro jiné hodnoty vstupních proměnných.

Pomocí kódu v matlabovském skriptu by bylo možné vytvořit celý FIS od základů, zabralo by to však neúměrně hodně času v porovnání s tvorbou v prostředí Fuzzy Toolboxu.

3.2. Vizualizace fuzzy systému

K vizualizaci fuzzy systému lze využít takzvané *regulační plochy*. Jde o trojrozměrné plochy, které na dvou osách mají vstupní proměnné a na třetí ose výstupní proměnnou. V jednom obrázku tak máme znázorněny hodnoty výstupu systému pro všechny kombinace hodnot dvou vstupních proměnných. Omezením je, že má-li systém tři a více vstupů, lze vždy zobrazit regulační plochu pouze pro dva zvolené vstupy. Jedná se pak o takzvané *řezné regulační plochy*. Ve Fuzzy logic toolboxu jsou regulační plochy dostupné v záložce *View - Surfaces*.

Na obrázku níže vidíme regulační plochu pro systém uvedený v kapitole 2.2.6. Na spodních osách vidíme vstupní proměnné kvalita jídla a kvalita obsluhy. Na svislé ose je výstupní proměnná spropitné. Jak je z obrázku patrné, výše spropitného stoupá jak s kvalitou jídla, tak s kvalitou obsluhy.



Obrázek 3.4: Regulační plocha

4. Autonomní řízení vozidel

Moderní technologie přinášení v automobilovém průmyslu výrazný pokrok v oblasti automatizace. Cílem je zvýšit bezpečnost, zlepšit plynulost provozu a udělat jízdu pro řidiče pohodlnější a efektivnější.

4.1. Klasický tempomat

Tempomat si již v roce 1945 nechal patentovat Ralph Rowe Teetor. Američan Teetor v dětství oslepl a v dospělosti měl osobního řidiče. Právě to ho inspirovalo k vynálezu tempomatu, jelikož ho otravovala řidičova neplynulá jízda. První vozidlo s tempomatem byl Chrysler Imperial vyráběný od roku 1958. Jednalo se o takzvaný *klasický tempomat*, což je zařízení schopné udržovat předvolenou rychlost bez ohledu na dalších parametrech. Neovlivňuje jej tedy stoupání, klesání či vzdálenost od překážky. Výhodou je, že řidič nemusí stále držet nohu na plynu během delších jízd po dálnici nebo při jízdě úsekem s omezenou rychlostí.

4.2. Adaptivní tempomat

V [17] se uvádí, že první generace adaptivních tempomatů se objevila v Japonsku v roce 1995 (Mitsubishi Diamante), v Evropě v roce 1998 a v Severní Americe v roce 2000. Jedná se vylepšení klasického tempomatu. Kromě schopnosti udržovat rychlost umí totiž adaptivní tempomat reagovat na dění před automobilem. Sensory detekují předcházející vozidlo a poskytují informaci o vzdálenosti. Adaptivní tempomat pak na základě vstupních informací přizpůsobí rychlost tak, aby byla vzdálenost mezi vozy bezpečná. Jestliže se cesta uvolní, systém opět umožní zrychlení na zvolenou rychlost. Systém lze zpravidla kdykoliv vypnout sešlápnutím spojkového pedálu, brzdy nebo zmáčknutím speciálního tlačítka. Adaptivní tempomaty dělají jízdu pohodlnější, řidič však musí zůstat ve střehu a být připraven převzít kompletní kontrolu nad vozidlem, pokud to situace vyžaduje.

Důležitou součástí adaptivního tempomatu jsou již zmíněné senzory k rozpoznávání objektů před automobilem. Tyto senzory mohou být laserové. V tom případě využívají k detekci překážek jednu nebo více paralelně rozložených laserových diod. Diody vysílají paprsky, které se odrážejí od objektů zpět a jsou zachytávány čočkou. Pomocí získaných údajů je možné vyhodnotit, zda se před vozidlem nachází objekt, jestli se pohybuje a jakou rychlostí. Na základě úhlu zatáčení je senzor také schopný dopočítat předpokládaný směr jízdy a neztratit kontakt s následovaným vozidlem. Nevýhodou je nespolehlivost v nepříznivých podmínkách (mlha, silný vítr, silný déšť) a špatná funkčnost v úsecích s mnoha zatáčkami.

Dalším typem senzorů jsou senzory radarové. Využívají radarů, které vysílají elektromagnetické vlny. Tyto vlny, podobně jako paprsky u laserových senzorů, putují k detekovanému objektu a zpět, čímž získáváme informaci o vzdálenosti.

Třetí možností, jak snímat okolí před vozem, je použití kamerového systému. Motivací k zavedení kamer je možnost chybného výběru vozidla k následování dříve zmíněnými technologiemi. K tomu dochází zejména v zatáčkách s nekonstantním úhlem zatáčení. Kamery by tento problém měli sledováním okolí odstranit. Nejdříve dojde na základě získaného obrazu k detekci pruhů ohraničujících jízdní pruh. Dále se určí zakřivení cesty

před automobilem. Nakonec se vyhodnotí, které vozidlo jede v daném pruhu, a tedy je správné k následování. Mnoho adaptivních tempomatů používá laserové nebo radarové senzory v kombinaci s kamerovým systémem. Detailní fungování senzorů je popsáno v [16].

4.3. Úrovně autonomního řízení vozidel

Podle [12] lze definovat až 6 úrovní autonomie vozidel od úrovně 0 (plně manuální ovládnání) po úroveň 5 (plně automatizované vozidlo). V současné době se nejvyvinutější používané automatizované vozy pohybují na 2. až 3. úrovni.

Úroveň 0

Jde o manuálně ovládané automobily, kde veškeré řidičské úkony provádí člověk. Ten tak musí sledovat dopravní situaci a reagovat na ni.

Úroveň 1

Nejnižší úroveň automatizace. Vozidlo obsahuje automatizované systémy jako tempomat nebo adaptivní tempomat, které asistují řidiči. Řidič se věnuje zatáčení, stále musí sledovat dopravní situaci a být připraven v případě nutnosti zareagovat.

Úroveň 2

Pokročilá asistence řidiči. Vozidlo zvládá kontrolovat rychlost i zatáčení a umí se udržet v jízdním pruhu. Řidič musí i v této úrovni monitorovat dopravní situaci a může převzít kontrolu nad automobilem v jakémkoliv okamžiku. Do této kategorie patří nejlepší autopiloti současnosti.

Úroveň 3

Do této úrovně patří systémy schopné činit složitější rozhodnutí na základě informací z okolí. Příkladem je předjetí pomaleji jedoucího vozidla nebo jízda v koloně. I tato úroveň vyžaduje lidské ovládnání v naléhavých případech. Někteří výrobci již plánovali vyrobit vozidlo této úrovně, prozatím však označili problém za složitý a od záměru upustili.

Úroveň 4

Vysoká automatizace, všechny úkony se provádí automaticky, avšak pouze v omezených režimech jako je jízda po dálnici, jízda městem, kde je pro systém přehledná dopravní infrastruktura. Nejsou vyžadovány zásahy řidiče ve většině situací, člověk nicméně má možnost převzít řízení.

Úroveň 5

Plně automatizované vozy, jež nepotřebují zásahy člověka. Dokáží cestovat kamkoliv a řešit dopravní situace jako zkušený řidič. V těchto automobilech tedy nenajdeme volant ani pedály. Prozatím se jedná o vzdálenou budoucnost.

5. Návrh adaptivního tempomatu založeného na fuzzy logice

V této kapitole je představen návrh fuzzy inferenčního systému, jenž slouží jako adaptivní tempomat (4). Jsou při tom aplikovány znalosti nabyté v kapitolách 1 a 2. Využívá se softwaru MATLAB s nástrojem Fuzzy logic toolbox, jenž je popsán v kapitole 3.

5.1. Popis systému

Vytvořený fuzzy inferenční systém je typu Mamdani. Rozhoduje o reakci vozidla na vzniklou dopravní situaci. Předpokládáme, že máme informaci o rychlosti vozidla, rychlosti předcházejícího vozidla a vzdálenosti od předcházejícího vozidla. Právě tyto proměnné jsou vstupními proměnnými vytvořeného fuzzy systému. K získání informace o jejich hodnotách slouží v praxi senzory, těm se však dále věnovat nebudeme. Fuzzy systém pak na základě těchto vstupů vyhodnocuje situaci a určuje, jak moc má automobil zrychlovat či zpomalovat. Výstupem je proměnná nabývající hodnot z intervalu $\langle -100, 100 \rangle$, kde -100 znamená maximální brždění a 100 maximální akceleraci. Hodnota 0 by znamenala, že se nevyužívají brzdy ani pohon vozidla.

5.1.1. Fyzikální model

Jelikož systém není implementován v reálném autě, využijeme k jeho otestování zjednodušený fyzikální model. K jeho tvorbě bylo využito informací z [3], [21], [24]. Prvním předpokladem je, že vyhodnocení situace se provádí každých $0,1$ sekund. Na základě výstupu je nutné zjistit, jak se za tento čas změní vstupní proměnné. Předpokládejme dále, že systém je zaveden ve vozidle o hmotnosti 1400 kg, což může být hmotnost automobilu střední třídy. Dále určíme, jaké síly na vozidlo působí.

Odpor vzduchu

Odpor vzduchu F_{OV} [N] počítáme jako

$$F_{OV} = \frac{1}{2} \rho S c_a v^2,$$

kde ρ je hustota vzduchu ($\rho \approx 1,2$ kg/m³), S je čelní průřez automobilu ($S \approx 2,78$ m²), c_a je aerodynamický koeficient ($c_a \approx 0,3$), v je rychlost vozidla. Pro tuto sílu používáme jednotku Newton, stejně tak činíme pro všechny další síly.

Valivý odpor

Valivý odpor F_V [N] spočítáme jako

$$F_V = f_v m g \approx 206 \text{ N},$$

kde f_v je koeficient valivého odporu (pro asfalt přibližně $f_v \approx 0,015$), m je hmotnost vozidla ($m = 1400$ kg), g je gravitační zrychlení ($g \approx 9,81$ m/s²).

Gravitační síla

V modelu budeme uvažovat také sklon vozovky. V praxi se stoupání (resp. klesání) vyjadřuje v procentech. Označíme-li úhel mezi vodorovnou rovinou a sklonem cesty α , pak platí, že tangens úhlu α je roven stoupání (klesání) v procentech. Složka gravitační síly, která ovlivňuje automobil při jízdě z kopce nebo do kopce se pak vypočítá jako

$$F_{Gx} = mg \sin(\alpha),$$

kde m je hmotnost vozidla ($m = 1400$ kg), g je gravitační zrychlení ($g \approx 9,81$ m/s²). Tato síla nemá vliv při jízdě po rovině.

Brždění nebo akcelerace

Výstupem fuzzy inferenčního systému je, jak jsme zmínili dříve, hodnota z intervalu $\langle -100, 100 \rangle$. Je nutné přepočítat, jaký bude účinek na vozidlo. Maximální brždění uvažovaného vozidla střední třídy způsobuje zrychlení okolo $-7,5$ m/s². Bezpečnostní experti však udávají, že průměrný řidič je schopen udržet kontrolu nad vozem při brždění se zrychlením -5 m/s², proto umožníme systému, aby brzdil maximálně s tímto zrychlením. Z Newtonova pohybového zákona při znalosti hmotnosti automobilu (1400 kg) a po zanedbání dalších méně významných sil vyplývá, že maximální povolená brzdná síla má velikost $5 \cdot 1400 = 7000$ N. Obdobně při uvažovaném maximálním zrychlení $3,5$ m/s² vychází síla s velikostí 4900 N. Výstupy z intervalu $\langle -100, 0 \rangle$ přepočítáme rovnoměrně na interval $\langle -7000, 0 \rangle$ N. Bude-li výstupem systému hodnota -100 , uvažujeme tedy, že na vozidlo působí brzdná síla o velikosti 7000 N, při výstupu -50 působí síla -3500 N a tak dále. Analogicky výstupy z intervalu $\langle 0, 100 \rangle$ přepočítáváme na interval $\langle 0, 4900 \rangle$ N. Tuto sílu označíme F_1 .

Celková síla působící na automobil ve směru jízdy tedy je

$$F = F_1 - F_{OV} - F_V - F_{Gx}.$$

První pohybový zákon tvrdí, že vozidlo bude setrvávat v rovnoměrném pohybu, bude-li tato síla F nulová. Je zřejmé, že k udržování rychlosti při jízdě po rovině musí být síla F_1 kladná, aby vykompenzovala účinek sil F_{OV}, F_V .

Rychlost při dalším vyhodnocení systému (v čase $i+1$), tedy po uplynutí $t = 0,1$ s, spočítáme jako

$$v_{i+1} = v_i + at,$$

kde v_i je rychlost na počátku časového kroku a zrychlení $a = \frac{F}{m}$.

Dále v simulaci potřebujeme spočítat, jak se změnila vzdálenost mezi vozidly. Rozstup vozidel v čase $i+1$ získáme tak, že ke vzdálenosti v čase i přičteme vzdálenost uraženou prvním vozidlem a odečteme vzdálenost ujetou druhým automobilem. Využijeme při tom aproximaci:

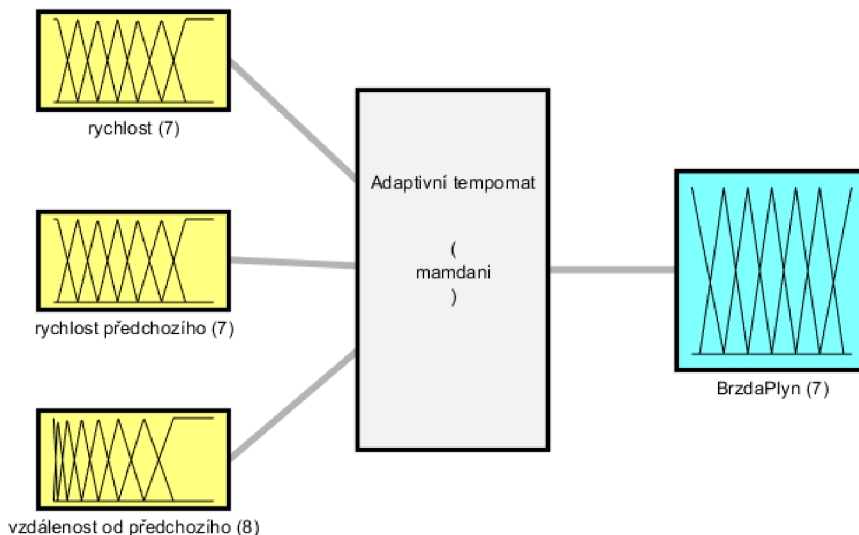
$$d_{i+1} = d_i + \frac{v_{i+1}^p + v_i^p}{2} t - \frac{v_{i+1} + v_i}{2} t,$$

kde d je vzdálenost, v^p je rychlost předchozího vozidla, v je rychlost vozidla, t je velikost časového kroku.

5.1. POPIS SYSTÉMU

5.1.2. Jazykové proměnné

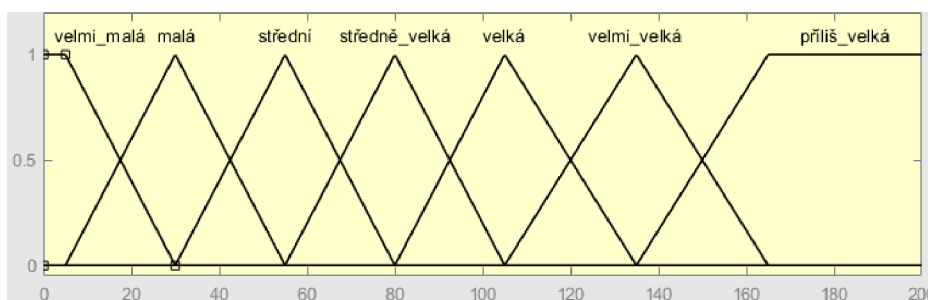
Fuzzy inferenční systém obsahuje 4 jazykové proměnné. Vstupními proměnnými jsou *rychlost vozidla*, *rychlost předchozího vozidla*, *vzdálenost od předchozího vozidla*. Výstupní proměnnou je *brzda/plyn*.



Obrázek 5.1: Schéma FIS

Rychlost vozidla

Jazykovou proměnnou *rychlost vozidla* definujeme nad univerzem $\langle 0, 200 \rangle$ km/h. Obsahuje celkem 7 lingvistických hodnot - *velmi malá*, *malá*, *střední*, *středně velká*, *velká*, *velmi velká*, *příliš velká*. Každá z těchto slovních hodnot má funkci příslušnosti trojúhelníkového tvaru s výjimkou hodnot *velmi malá*, *příliš velká*, které jsou definovány při okrajích univerza. Slovní proměnné jsou definovány tak, aby v každém bodě univerza existovaly nejvýše dvě nenulové funkce příslušnosti. Funkce příslušnosti se v určitých bodech protínají. Dochází k tomu v bodech, kde je jejich hodnota 0,5. Tato hodnota se nazývá *hladina průseku*. Právě zvolená hladina průseku 0,5 zajistí podle Jury [6] plynulý akční zásah při postupné změně vstupních proměnných.



Obrázek 5.2: Jazyková proměnná „rychlost vozidla“

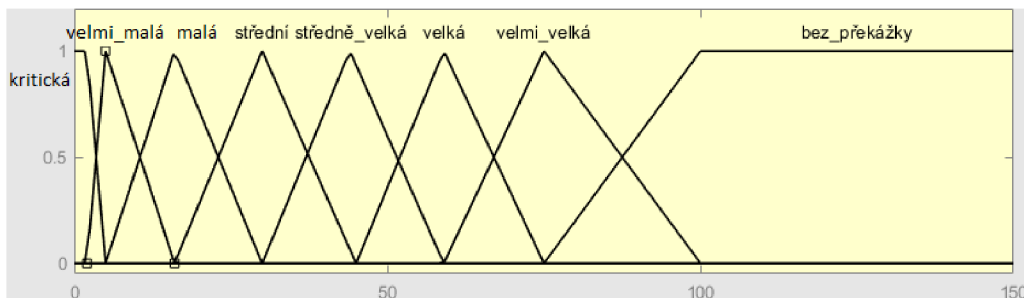
Rychlost předchozího vozidla

Může se zdát, že by bylo možné proměnné *rychlost vozidla* a *rychlost předchozího vozidla* sjednotit do jedné proměnné *rozdíl rychlostí*, to však neuděláme, neboť bezpečný odstup 2 až 3 sekundy vyžaduje v různých rychlostech různou vzdálenost mezi vozidly. Zároveň je známo, že závislost brzdné dráhy na rychlosti je kvadratická. Například situace, kdy náš automobil jede rychlostí 30 km/h a předcházející automobil 20 km/h, vyžaduje odlišné chování než situace v rychlostech 130 km/h a 120 km/h.

Vytvoříme tedy obě zmíněné proměnné *rychlost vozidla* a *rychlost předchozího vozidla*, přičemž jejich slovních hodnoty a odpovídající funkce příslušnosti jsou totožné.

Vzdálenost od předchozího vozidla

Lingvistická proměnná *vzdálenost od předchozího vozidla* je definovaná nad univerzem $\langle 0, 150 \rangle$ m. Obsahuje slovní hodnoty *kritická*, *velmi malá*, *malá*, *střední*, *středně velká*, *velká*, *velmi velká*, *bez překážky*. S výjimkou krajních hodnot *kritická*, *bez překážky* je opět užito funkcí příslušnosti trojúhelníkového tvaru. Z obrázku níže je patrné, že jazykové proměnné jsou více „nahuštěné“ pro nižší hodnoty univerza. Důvodem je, že pro nižší vzdálenosti mezi vozidly vyžadujeme přesnější reakce systému. Opět platí vlastnosti uvedené u proměnné *rychlost vozidla*, tedy že pro každou hodnotu univerza existují nejvýše dvě nenulové funkce příslušnosti a hladina průseku je rovna 0,5.



Obrázek 5.3: Jazyková proměnná „vzdálenost od předchozího“

Špičkové hodnoty, tj. hodnoty univerza, pro něž $\mu(x) = 1$, jednotlivých slovních hodnot do jisté míry korespondují se špičkovými hodnotami funkcí příslušnosti slovní proměnné *rychlost vozidla* (např. malá rychlost - malá vzdálenost). Například pro 30 km/h (malá rychlost) a 17 m (malá vzdálenost) platí, že vozidlo jedoucí touto rychlostí urazí tuto vzdálenost přibližně za 2 sekundy. Podobně volíme špičkové hodnoty i u dalších funkcí příslušnosti.

rychlost [km/h]	vzdálenost [m]	přibližný časový odstup [s]
30	17	2
55	30	2
80	44	2
105	59	2
135	75	2

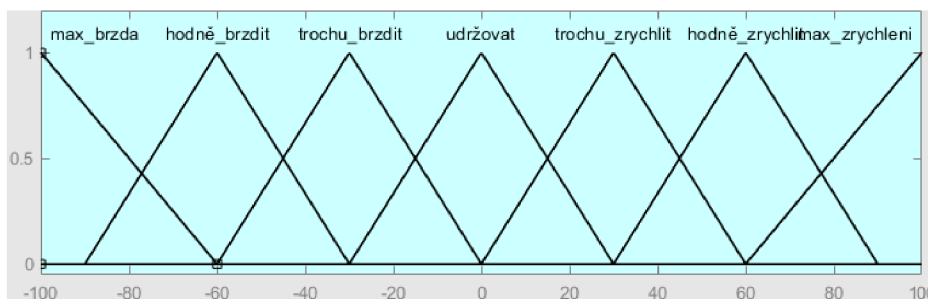
Tabulka 5.1: Odpovídající špičkové hodnoty rychlosti a vzdálenosti

5.1. POPIS SYSTÉMU

Tato vlastnost v kombinaci s bází fuzzy pravidel přispívá ke schopnosti systému udržovat bezpečnou vzdálenost. Právě odstup dvou sekund bývá bezpečnostními experty považován za vhodný. Neznamena to ale, že usilujeme o odstup dvou sekund v každém okamžiku, pro vyšší rychlosti chceme tento rozestup mírně vyšší, což ovlivníme právě volbou fuzzy pravidel.

Výstup - Brzda/Plyn

Výstup systému je definován nad univerzmem $\langle -100, 100 \rangle$ a je popsán slovními hodnotami *max brzda*, *hodně brzdít*, *trochu brzdít*, *udržovat*, *trochu zrychlit*, *hodně zrychlit*, *max zrychlení*. Jak již bylo zmíněno, hodnota -100 znamená maximální brždění, zatímco hodnota 100 odpovídá maximální akceleraci. Hodnota 0 by znamenala, že se nevyužívají brzdy ani pohon vozidla. Používány jsou opět trojúhelníkové funkce příslušnosti protínající se na hladině průseku $0,5$ s výjimkou krajních hodnot. Vliv výstupní proměnné na změnu rychlosti vozidla je přiblížen v 5.1.1.



Obrázek 5.4: Jazyková proměnná „brzda/plyn“

5.1.3. Báze pravidel

Báze pravidel je tvořena 131 fuzzy pravidly. Je v nich využíváno především logické spojky AND, výjimečně také negace.

Postup tvorby pravidel si rozebereme na příkladu, v němž nejdříve uvažujeme, že *rychlost je střední* a *rychlost předchozího je střední*. Jestliže *vzdálenost od předchozího je střední*, dostáváme situaci, která je vyhovující, a tedy reakcí bude hodnota *udržovat*. Bude-li však *vzdálenost malá*, přejeme si její zvětšení, tedy zásahem systému bude *trochu brzdít*. Je-li naopak *vzdálenost středně velká*, systém umožní vozidlu *trochu zrychlit* a tím vzdálenost zmenšit. Obdobně v situaci, kdy například *rychlost je velká* a *rychlost předchozího je velká*, se systém snaží svými reakcemi přiblížit ke stavu, kdy *vzdálenost je velká*.

Dále ukážeme příklad pravidel řešících situaci, v níž automobil jede rychleji než předcházející vozidlo. Řekněme, že *rychlost je velká* a *rychlost předchozího je středně velká*. Pak v případě, že *vzdálenost je velmi velká*, může vůz *udržovat* rychlost, a tak se blížit k vozidlu vepředu. Pokud již je *vzdálenost velká*, systém začne *trochu brzdít*, čímž pomalu vyrovnává rychlosti. Jestliže by někdy nastal scénář, že při těchto rychlostech je *vzdálenost velmi malá*, musí systém zareagovat *maximálním bržděním*. Podobnými úvahami byla sestavena celá báze pravidel.

5. NÁVRH ADAPTIVNÍHO TEMPOMATU ZALOŽENÉHO NA FUZZY LOGICE

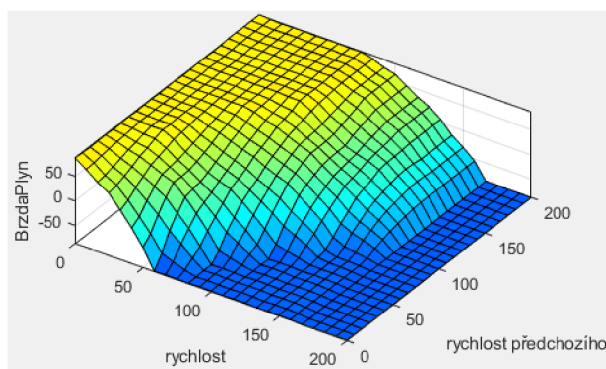
rychlost	rychlost předchozího	vzdálenost	reakce
střední	střední	malá	trochu brzdit
střední	střední	střední	udržovat
střední	střední	středně velká	trochu zrychlit
velká	velká	velká	udržovat
velká	středně velká	velmi velká	udržovat
velká	středně velká	velká	trochu brzdit
velká	středně velká	středně velká	trochu brzdit
velká	středně velká	střední	hodně brzdit
velká	středně velká	malá	hodně brzdit
velká	středně velká	velmi malá	max brzda

Tabulka 5.2: Vybraná fuzzy pravidla

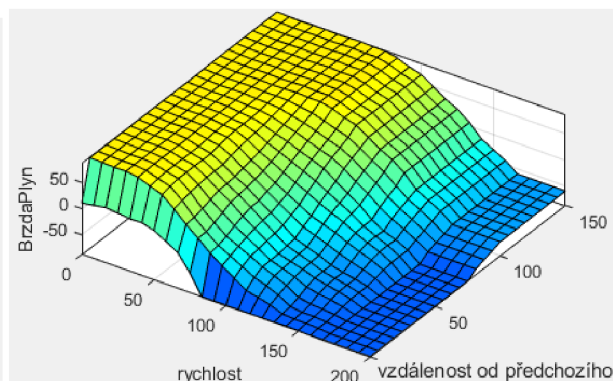
Soubor všech pravidel je přístupný v příloženém souboru *FuzzyTempomat.fis*.

5.1.4. Regulační plochy

Význam regulačních ploch byl popsán v 3.2. Regulační plochu nelze vykreslit pro všechny 3 vstupy, které vytvořený fuzzy inferenční systém obsahuje. Na obrázcích níže jsou proto vykresleny 2 regulační plochy, každá pro 2 vstupní veličiny.



(a) Reg. plocha - rychlost, rychlost předchozího



(b) Reg. plocha - rychlost, vzdálenost

5.2. Testování systému

V této části bude představena funkčnost systému ve zvolených scénářích. V každé situaci je definováno, jak se bude chovat předcházející automobil během časového úseku 40 sekund. Tento automobil má tedy nějakou počáteční rychlost, kterou může udržovat nebo ji může měnit. Dále je dána počáteční rychlost našeho vozidla s adaptivním tempomatem a počáteční vzdálenost mezi těmito dvěma automobily. Známe také sklon vozovky.

Situace lze znázornit pomocí grafů. Na x -ové ose bude vždy čas, přesněji počet časových kroků, kde jeden krok je roven 0,1 sekundy. Na y -ové ose nanášíme rychlosti, vzdálenosti nebo reakce (výstupy) fuzzy inferenčního systému v daném okamžiku. V grafu rychlostí je modrou čarou ukázán průběh rychlosti automobilu s fuzzy tempomatem a červeně

5.2. TESTOVÁNÍ SYSTÉMU

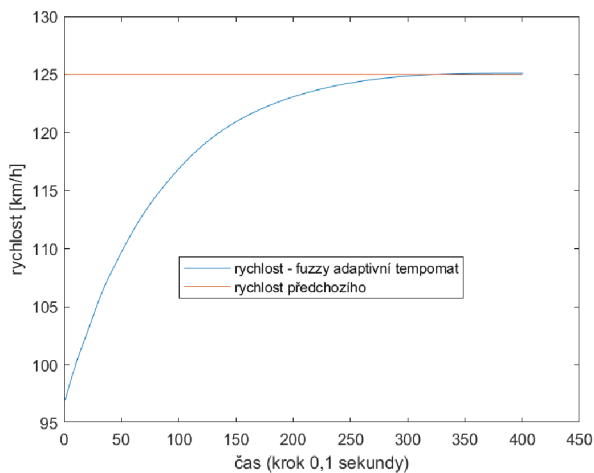
průběh rychlosti předcházejícího vozidla. V grafu vzdáleností je modře značena vzdálenost mezi vozidly, červená křivka byla přidána pouze orientačně a znázorňuje vzdálenost odpovídající rozestupu dvou sekund, přesněji jde o vzdálenost, kterou by automobil s fuzzy adaptivním tempomatem urazil při dané rychlosti za 2 sekundy. Dále můžeme vykreslit graf reakcí fuzzy adaptivního tempomatu, v němž je patrné, kdy a jak intenzivně systém brzdil či zrychloval (hodnota 1 odpovídá maximální akceleraci, -1 maximálnímu brždění).

5.2.1. Vybrané scénáře

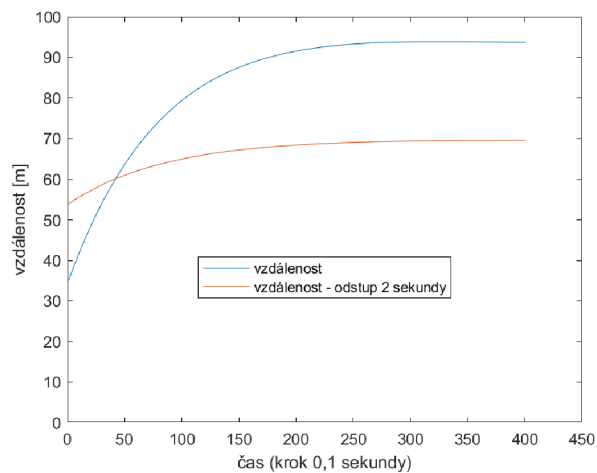
Situace 1

První situace dokládá schopnost systému zrychlit, pokud je předcházející vozidlo rychlejší. Mějme počáteční situaci, v níž je rychlost vozidla 97 km/h , rychlost předcházejícího vozidla je 125 km/h a vzdálenost mezi vozidly je 35 metrů . K této situaci může dojít například bezprostředně po připojení se do dálničního pruhu.

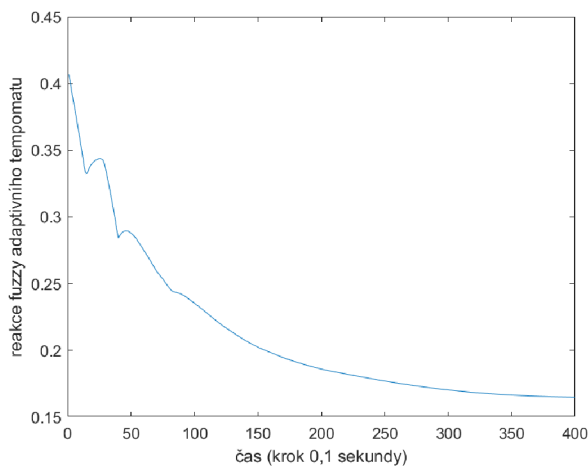
Z obrázků vidíme, že systém nejdříve vyžaduje větší zrychlení. Rychlost zvyšuje až do 125 km/h , kde ji pak systém udržuje. Vzdálenost vozidel se ustálí na 93 metrech , což se může zdát příliš, nicméně při rychlosti 125 km/h se jedná o rozumný rozestup $2,6 \text{ sekund}$.



(a) Graf rychlostí



(b) Graf vzdálenosti



(c) Graf reakce fuzzy systému

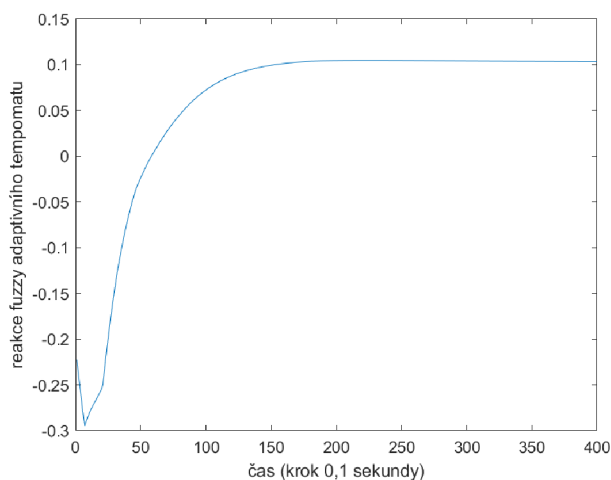
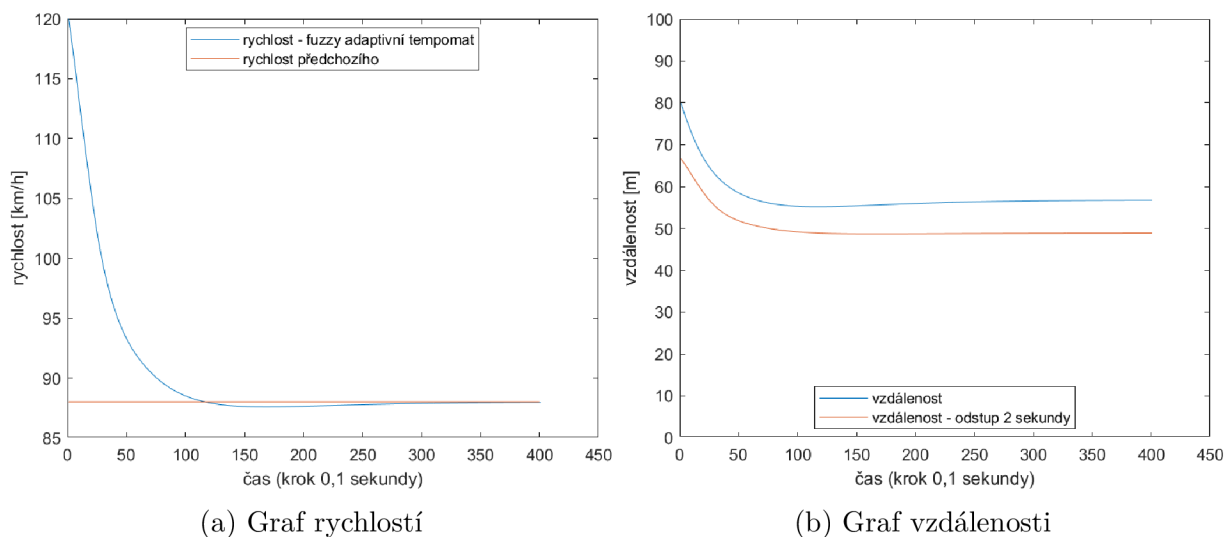
Obrázek 5.6: Situace 1

5. NÁVRH ADAPTIVNÍHO TEMPOMATU ZALOŽENÉHO NA FUZZY LOGICE

Situace 2

V druhém scénáři demonstrujeme schopnost fuzzy tempomatu zpomalit při přibližování se k pomalejšímu vozidlu. Automobil jede rychlostí 120 km/h a ve vzdálenosti 80 m je detekováno předchozí vozidlo jedoucí konstantní rychlostí 88 km/h.

Na obrázcích níže vidíme, že systém nejdříve rozhodne o přibrždění, rychlost proto klesá. Vzdálenost se snižuje, dokud je rychlost větší než rychlost předchozího. Automobil pak ustálí rychlost na 88 km/h a vzdálenost přibližně na 56 metrech. Vidíme, že časový odstup druhého vozu je mírně vyšší než 2 sekundy.



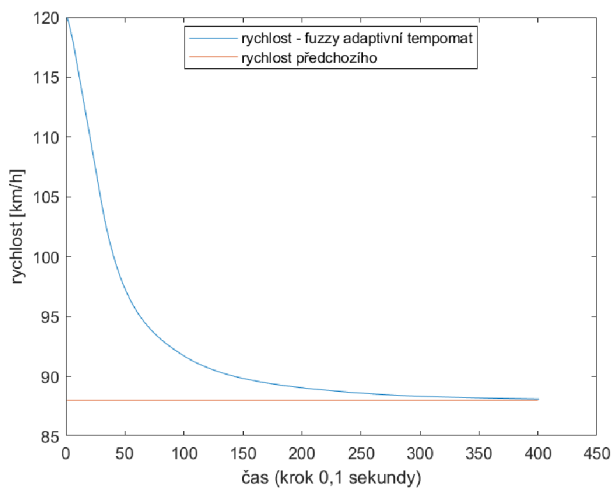
Obrázek 5.7: Situace 2

Situace 3

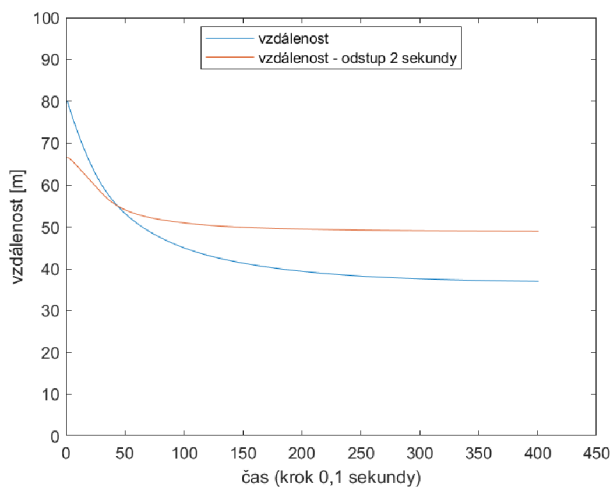
Nyní ukážeme, jak systém reaguje pro situaci podobnou se situací 2. Jediným rozdílem je, že počítáme se sklonem -10% , tedy s klesáním vozovky.

Systém kvůli klesání brzdí více než v situaci 2. Přibrždování je nutné i k následnému udržování rychlosti. Vidíme, že fuzzy tempomat dokázal stabilizovat rychlost a vzdálenost, ačkoliv sklon není jeho vstupem.

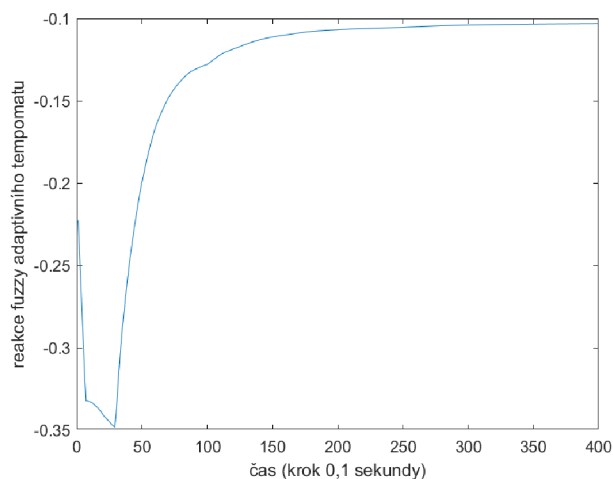
5.2. TESTOVÁNÍ SYSTÉMU



(a) Graf rychlostí



(b) Graf vzdálenosti



(c) Graf reakce fuzzy systému

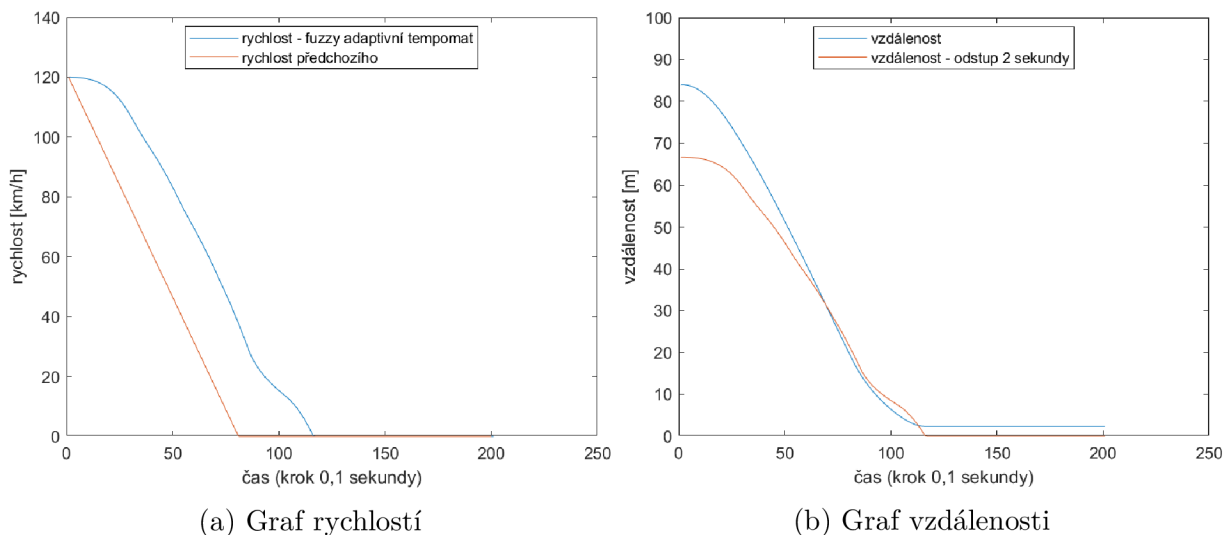
Obrázek 5.8: Situace 3

Situace 4

Mějme předcházející vozidlo, které z původní rychlosti 120 km/h začne rovnoměrně zpomalovat se zrychlením $-4,2 \text{ m/s}^2$ až do úplného zastavení. Automobil s fuzzy tempomatem jede na počátku také rychlostí 120 km/h ve vzdálenosti 84 metrů.

Z grafu rychlostí plyne, že systému nějakou dobu trvá, než začne výrazněji reagovat na zpomalení předcházejícího vozu. Poté začne výrazně brzdit a nakonec bezpečně zastaví ve vzdálenosti 2,3 metrů za prvním vozidlem.

5. NÁVRH ADAPTIVNÍHO TEMPOMATU ZALOŽENÉHO NA FUZZY LOGICE

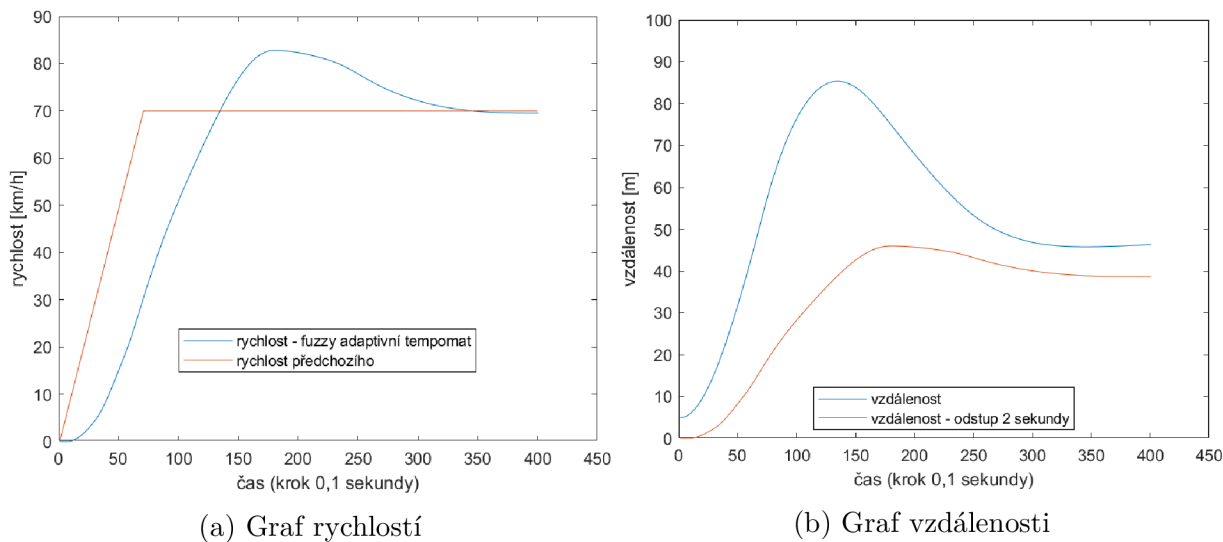


Obrázek 5.9: Situace 4

Situace 5

V tomto případě začínají oba automobily s nulovou rychlostí a s rozstupem 5 metrů. První vozidlo zrychluje rovnoměrně po dobu 7 sekund až do rychlosti 70 km/h.

Jelikož fuzzy tempomat začne zrychlovat s mírným zpožděním, roste vzdálenost vozidel. Ta se později sníží tím, že systém umožní rychlosti vystoupat až k 80 km/h. Následně se rychlost ustálí na 70 km/h a vzdálenost na 46 metrech, což opět odpovídá odstupu mírně většímu než 2 sekundy.



Obrázek 5.10: Situace 5

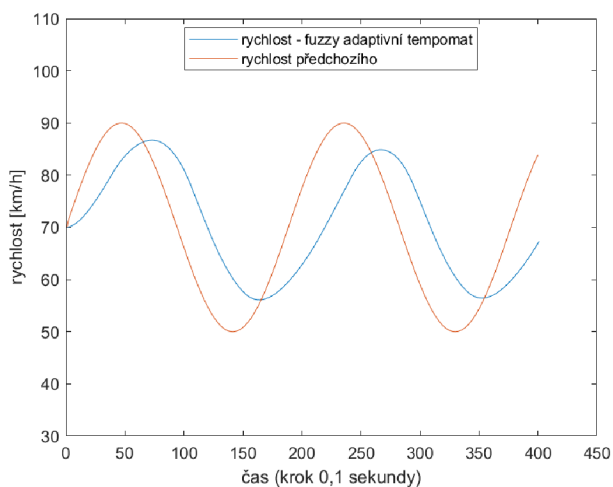
Situace 6

V další situaci uvažujeme, že rychlost prvního vozidla je definována jako sinusoida v rozmezí rychlostí 50 km/h až 90 km/h. Počáteční vzdálenost je 50 metrů.

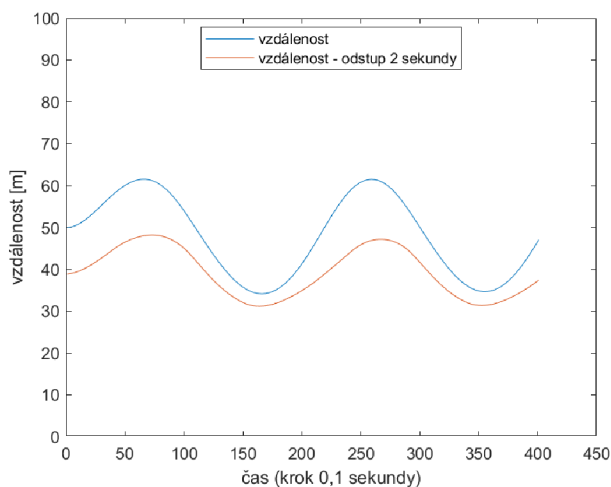
Z grafu rychlostí je patrné, že vozidlo s fuzzy tempomatem nabírá rychlost či zpomaluje se zpožděním vzhledem k vedoucímu automobilu. Důvodem je, jak vidíme z grafu reakce

5.2. TESTOVÁNÍ SYSTÉMU

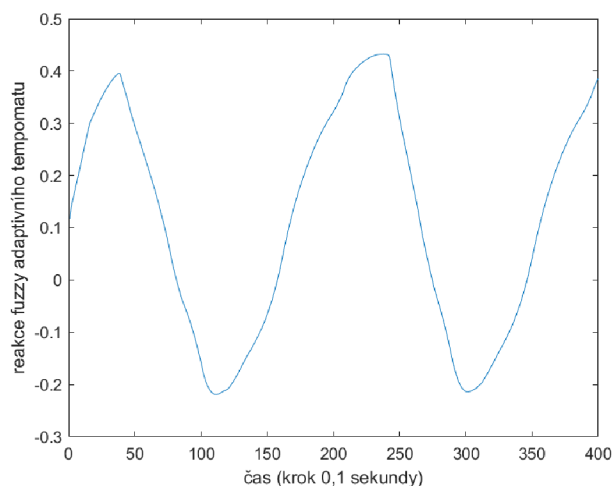
fuzzy tempomatu, že nedochází k prudkým změnám reakcí systému v malém časovém intervalu. Systém nejdříve postupně zvyšuje intenzitu akcelerace, poté souvisle přechází do fáze brždění. Tato vlastnost vede k celkové plynulosti jízdy, jejímž důsledkem bývá mimo jiné snížená spotřeba paliva.



(a) Graf rychlostí



(b) Graf vzdálenosti



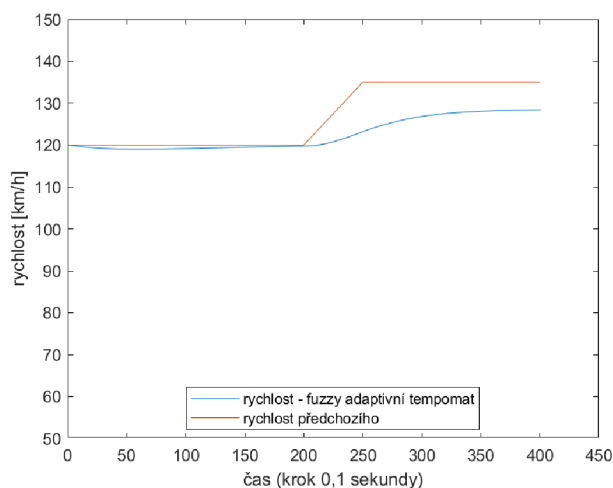
(c) Graf reakce fuzzy systému

Obrázek 5.11: Situace 6

Situace 7

Ukažme ještě, jak se fuzzy tempomat chová, když předcházející vozidlo překročí rychlost 130 km/h. Na grafu rychlostí níže vidíme, že ačkoliv první vozidlo zvýší rychlost na 135 km/h, fuzzy tempomat zrychlení nad 130 km/h nepřipustí.

5. NÁVRH ADAPTIVNÍHO TEMPOMATU ZALOŽENÉHO NA FUZZY LOGICE



Obrázek 5.12: Situace 7 - graf rychlostí

5.2.2. Vyhodnocení

V předchozích fiktivních dopravních scénářích bylo ověřeno, že fuzzy adaptivní tempomat zvládá základní úkony jako zrychlit (5.6) nebo zpomalit (5.7) na rychlost předchozího vozidla, reagovat na zrychlení předchozího automobilu (5.10), brzdit (5.9), jestliže je to potřeba, a poradil si i se sklonem vozovky. Mezi vlastnosti systému patří schopnost udržovat bezpečný odstup od předchozího vozu (přibližně dvě sekundy). Vypozorovali jsme také, že reakce fuzzy systému jsou plynulé a nedochází k prudkým přechodům mezi bržděním a akcelerací.

V další části práce vyzkoušíme funkčnost fuzzy adaptivního tempomatu pomocí reálných dat a porovnáme jeho schopnosti s adaptivními tempomaty různých automobilek.

5.3. Porovnání s jinými systémy

Ukázali jsme, jak funguje fuzzy adaptivní tempomat v základních situacích. Dále jej budeme porovnávat s reálnými adaptivními tempomaty. Využijeme k tomu data z webové stránky Evropské komise [1], která jsou sdílena za účelem rozšíření povědomí o autonomním řízení aut.

5.3.1. Popis experimentů

Popis dat

Data pochází z několika experimentů provedených v letech 2019 až 2020. Experimenty se konaly převážně na italských silnicích a dálnicích. Šlo o testování různých adaptivních tempomatů, dostupná jsou tedy například data z automobilů Tesla, Audi A6, Hyundai Nexa, Hyundai Ioniq a Volvo XC40. V každém z experimentů figurují dvě vozidla jedoucí za sebou po nějakou dobu. Nejčastější situací je, že vedoucí vozidlo je plně řízeno člověkem a je následováno automobilem se zapnutým adaptivním tempomatem, v některých případech však může být i vedoucí vůz ovládán tempomatem. Dále existují i data popisující situaci, kdy jedou za sebou auta řízená lidmi, což nám umožní zajímavé porovnání chování člověka a adaptivního tempomatu. Jízdy probíhají na dálnicích i silnicích v různých

5.3. POROVNÁNÍ S JINÝMI SYSTÉMY

rychlostech. Za účelem otestování pestré škály dopravních situací dostal řidič ve vedoucím vozidle pokyn dělat místy náhodná rozhodnutí (zrychlit nebo zpomalit).

U všech zúčastněných vozidel dostáváme v pravidelných časových intervalech o délce 0,1 sekundy informaci o rychlosti a poloze (vzdálenosti). Můžeme tedy vykreslit graf s průběhem rychlostí a vzdálenosti po celou dobu jízdy. Dále pak vezmeme data o rychlosti vedoucího automobilu, známe též vzdálenost vozů na počátku. Na tuto počáteční situaci použijeme fuzzy adaptivní tempomat a otestujeme, jak by reagoval, pokud by první vozidlo následovalo. Tím získáme porovnání s daným tempomatem, který se pokusu zúčastnil.

Uvědomit si ještě musíme, že data z reálných experimentů mají v porovnání s matla-
bovskými simulacemi některé nevýhody. Zatímco vytvořený fuzzy adaptivní tempomat vždy dostává údaje o všech vstupních proměnných, u reálných adaptivních tempomatů může docházet k chybám, jestliže senzory špatně identifikují předcházející vozidlo. Tím se ovlivní vyhodnocení situace a dojde k nepřesným rychlostním reakcím. Základní principy fungování senzorů a možné komplikace byly rozebrány v kapitole 4.2. Dalším rozdílem je přítomnost převodových stupňů u reálných vozidel, jež může někdy způsobovat drobný pokles rychlosti v době řazení.

Grafické výstupy

V grafu rychlostí je modrou čarou ukázán průběh rychlosti automobilu s fuzzy tempomatem, červenou barvou průběh rychlosti předcházejícího vozidla a žlutou barvou průběh rychlosti vozidla s adaptivním tempomatem dané automobilky. V grafu vzdáleností je modře značena vzdálenost mezi prvním vozidlem a vozidlem s fuzzy tempomatem, žlutá křivka znázorňuje vzdálenost vozidel, která se zúčastnila reálného experimentu, a červeně je vykreslena vzdálenost odpovídající rozestupu dvou sekund (počítána podle rychlosti auta s fuzzy tempomatem). U některých experimentů uvedeme také graf reakcí fuzzy adaptivního tempomatu, v němž opět hodnota 1 odpovídá maximální akceleraci a -1 maximálnímu brždění. Při komentování situací budeme používat slovní spojení jako „zrychlí na 90 km/h, zpomalí na 55 km/h“, přičemž půjde o zaokrouhlování hodnot (máme tedy na mysli „zrychlí přibližně na 90 km/h, zpomalí asi na 55 km/h“). Udávat přesnější hodnoty by v daném kontextu nemělo hlubší smysl.

5.3.2. Vybrané experimenty

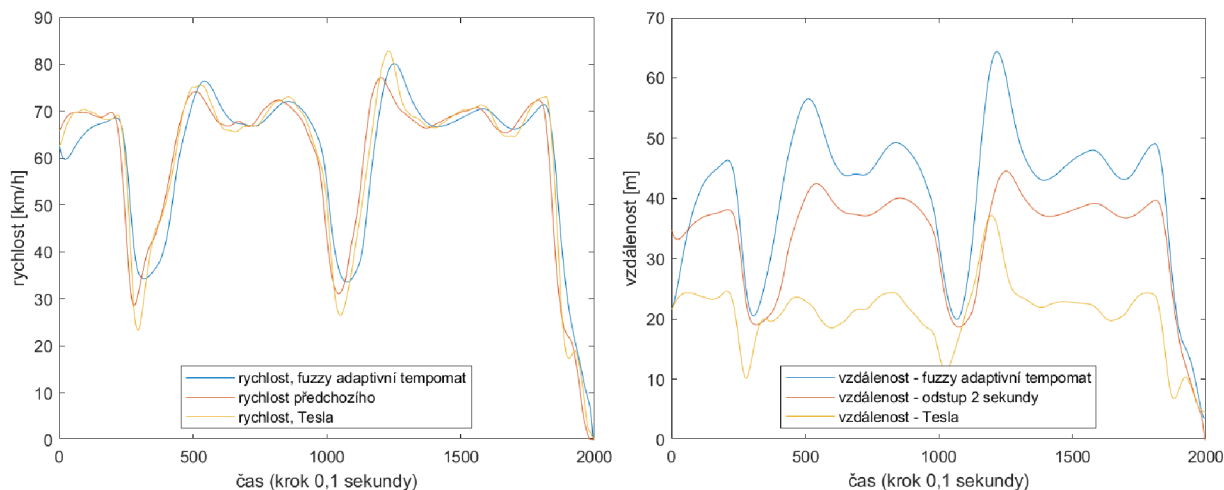
Většina reálných adaptivních tempomatů obsahuje více možných nastavení vzdálenosti. Řidič si tak může zvolit mód podle vlastního uvážení. Běžně jsou k dispozici režimy krátké vzdálenosti, střední vzdálenosti a dlouhé vzdálenosti nebo podobně definované možnosti. K informaci o tom, které nastavení bylo při testech použito, máme přístup a budeme ji uvádět. Navržený fuzzy adaptivní tempomat tuto volbu nenabízí. Rozdíl ve vzdálenostech udržovaných fuzzy tempomatem a reálným tempomatem proto může být v některých případech značný a jindy méně výrazný.

Bylo by vhodné porovnávat kromě rychlostí a vzdáleností také reakce systémů, to však není možné. Automobilky přesné metody vyhodnocování dopravních situací tají, aby neztratily konkurenční výhodu.

Porovnání - Tesla 3

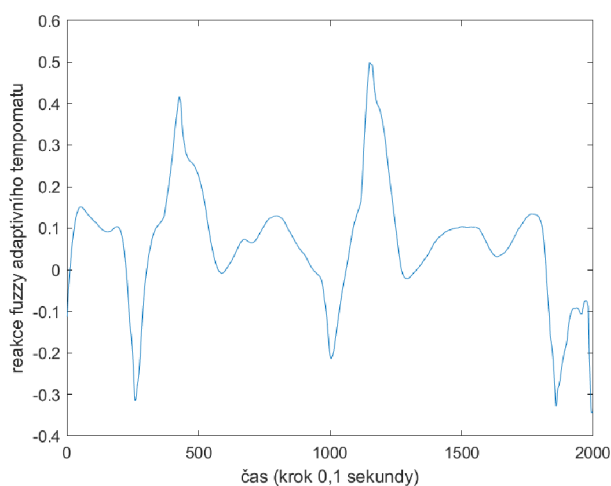
Automobilka Tesla se pyšní jedním z nejpokrokovějších autopilotů. Jednou z jeho funkcí je i adaptivní tempomat, který poskytuje řidičům vysokou úroveň asistence při dlouhých jízdách.

Většina prvního experimentu probíhá v rychlostech 60 až 80 km/h. Dvakrát dojde ke zpomalení asi na 30 km/h a na konci nastane úplné zastavení vozidel. Tempomat od Tesly fungoval v režimu krátké vzdálenosti, a proto v grafu vzdáleností vidíme, že jede v menší vzdálenosti než fuzzy tempomat. Z grafu reakcí fuzzy systému plyne, že systém během jízdy využíval reakce přibližně v rozmezí 35 % z maximálního brždění až 50 % z maximální akcelerace. Z grafu rychlostí je patrné, že tempomat od Tesly i fuzzy tempomat poměrně věrně „kopírují“ rychlost vedoucího vozidla, přičemž Tesla tak činí o něco přesněji. Důvodem je mimo jiné to, že Tesla udržuje kratší vzdálenost od předchozího, a tedy musí prudčeji reagovat na změny před vozidlem. Automobil s fuzzy tempomatem jede po celou dobu s odstupem mírně větším než 2 sekundy. Obě vozidla na konci testu zdárně zastavila.



(a) Graf rychlostí 1

(b) Graf vzdáleností 1

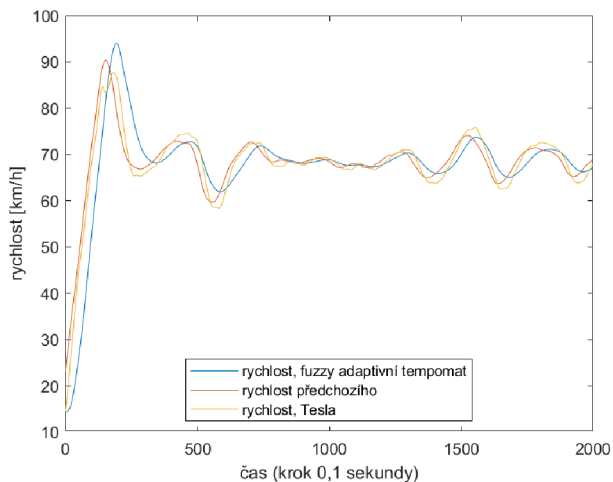


(c) Graf reakce fuzzy systému 1

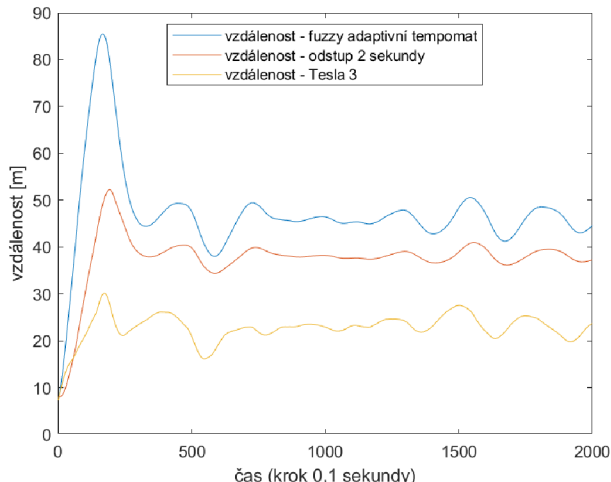
Obrázek 5.13: Porovnání - Tesla 3

5.3. POROVNÁNÍ S JINÝMI SYSTÉMY

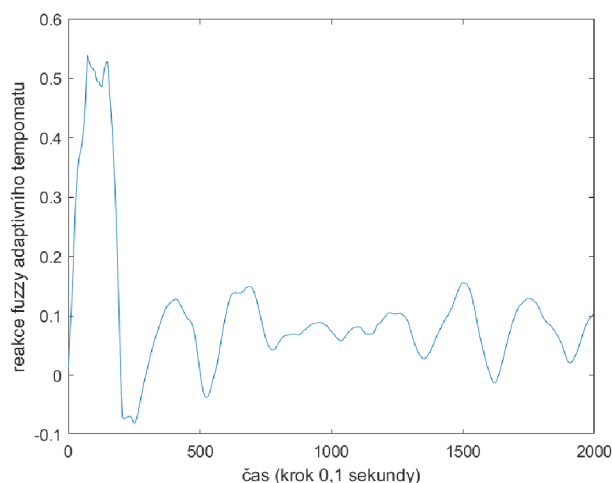
Druhý pokus začíná rozjezdem z nízké rychlosti až do 90 km/h, poté přijde drobné zpomalení a zbytek jízdy se koná v rychlostech 60 až 70 km/h. I zde používala Tesla mód krátké vzdálenosti. Lze pozorovat podobné skutečnosti jako v prvním testu.



(a) Graf rychlostí 2



(b) Graf vzdáleností 2



(c) Graf reakce fuzzy systému 2

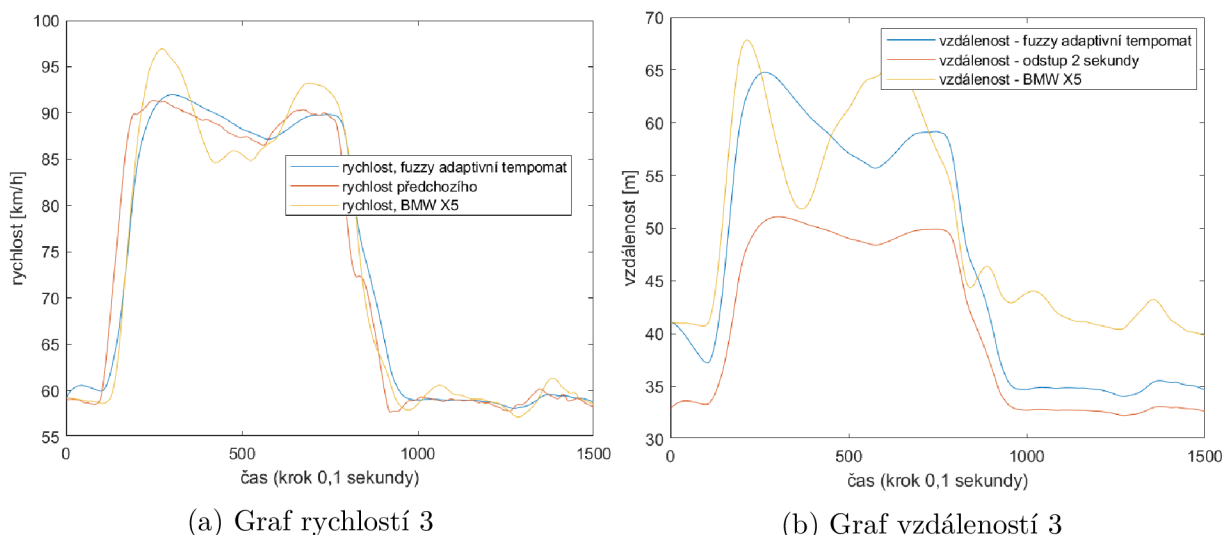
Obrázek 5.14: Porovnání - Tesla 3

Porovnání - BMW X5

Druhý adaptivní tempomat pro porovnání je od automobilky BMW. V tomto případě jelo BMW v režimu dlouhé vzdálenosti. Vedoucí vozidlo nejdříve zrychluje přibližně z 60 km/h na 90 km/h, tuto rychlost nějakou dobu udržuje a poté zpomalí zpět na 60 km/h.

Pozorujeme, že fuzzy tempomat lépe reaguje na změny rychlosti prvního vozu, zatímco rychlost BMW se v některých úsecích výrazně liší. Například při úvodní akceleraci zrychlí BMW až na 97 km/h, poté zpomalí na 85 km/h a následně opět zrychlí nad 90 km/h, kdežto rozdíl rychlostí vedoucího vozu a vozidla s fuzzy tempomatem je v tomto úseku malý. Oba tempomaty po celou dobu experimentu udržují odstup větší než 2 sekundy.

5. NÁVRH ADAPTIVNÍHO TEMPOMATU ZALOŽENÉHO NA FUZZY LOGICE

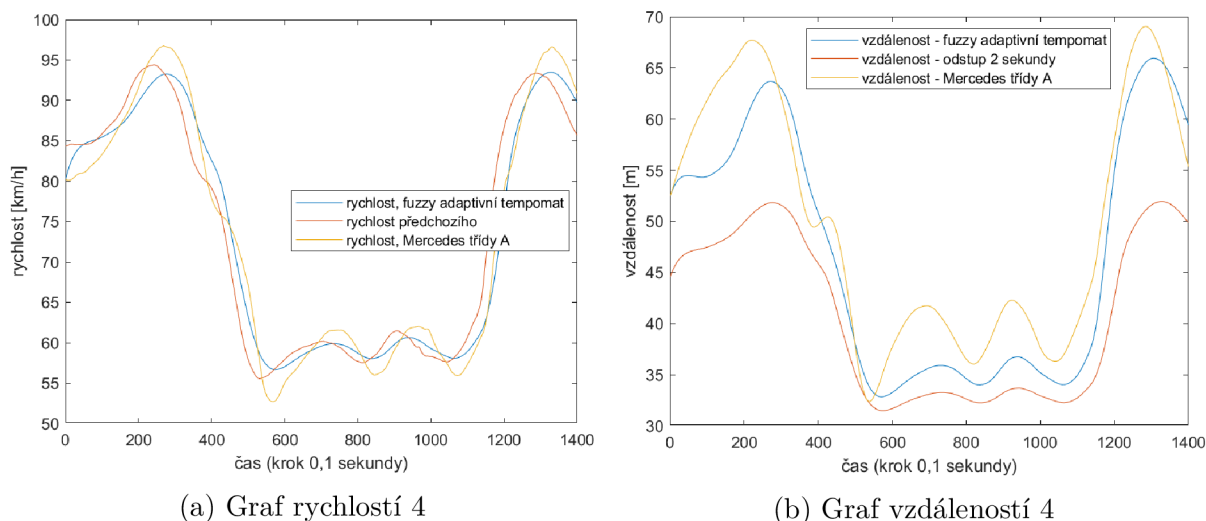


Obrázek 5.15: Porovnání - BMW X5

Porovnání - Mercedes

Dalším zúčastněným autem byl Mercedes třídy A. Vedoucí vozidlo v tomto pokusu začíná na rychlosti 85 km/h, poté zrychluje na 95 km/h a následně zpomaluje na 55 až 60 km/h. Tuto rychlost poté udržuje a na konci experimentu zvýší rychlost zpět na 90 km/h. Tempomat Mercedesu pracoval v režimu dlouhé vzdálenosti.

U čtvrtého experimentu lze z grafu vzdáleností pozorovat, že vzdálenost Mercedesu a automobilu s fuzzy tempomatem od prvního vozidla je velmi podobná a udržovaný odstup je po celou dobu pokusu větší než 2 sekundy. Pokud jde o rychlosti, vychází z tohoto porovnání lépe fuzzy tempomat, jenž udržuje rychlost bližší rychlosti vedoucího vozidla. Zejména se tak děje mezi časovými kroky 500 až 1100, kde rychlost Mercedesu „kmitá“ kolem rychlosti předcházejícího vozu. Zpomalení i zrychlení zvládly oba adaptivní tempomaty bez problémů.

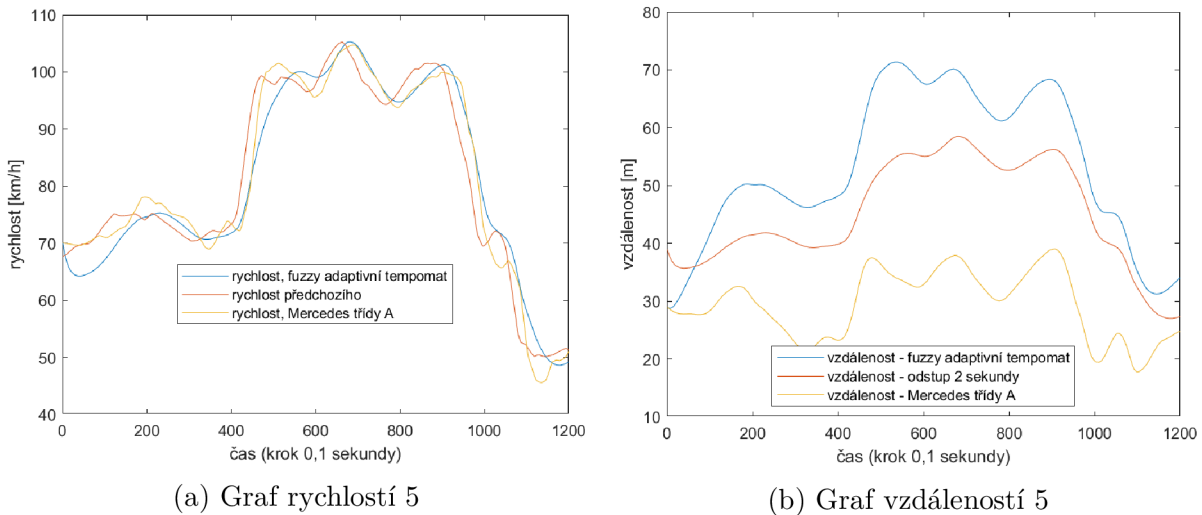


Obrázek 5.16: Porovnání - Mercedes třídy A

5.3. POROVNÁNÍ S JINÝMI SYSTÉMY

V dalším pokusu první vozidlo začíná na rychlosti 70 km/h, poté zrychluje a pohybuje se v rozmezí rychlostí 95 až 105 km/h. Na závěr zpomalí na 50 km/h. Tempomat Mercedesu tentokrát fungoval v módu krátké vzdálenosti.

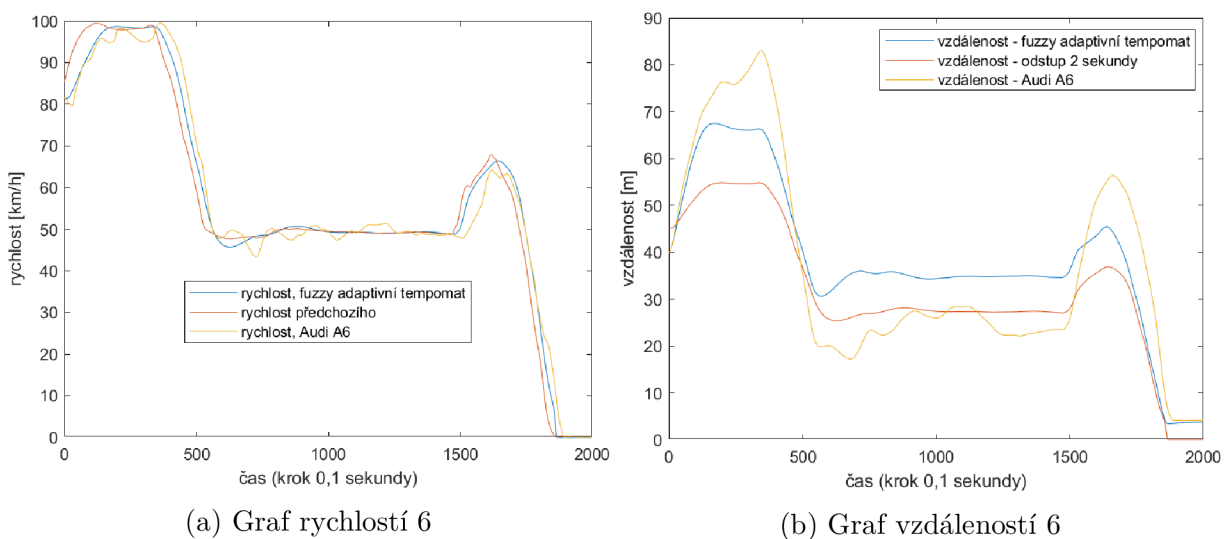
Můžeme si všimnout, že změna nastavení výrazně ovlivnila chování Mercedesu. Vzdálenost, kterou udržuje, je nyní výrazně menší. Z tohoto důvodu musí Mercedes výrazněji reagovat na změny rychlostí předcházejícího vozidla, proto v některých úsecích na křivce rychlosti vznikají „zuby“ a jízda může být neplynulá. Naproti tomu fuzzy tempomat opět drží odstup větší než 2 sekundy a změny rychlosti jsou plynulejší než u Mercedesu.



Obrázek 5.17: Porovnání - Mercedes třídy A

Porovnání - Audi A6

Adaptivní tempomat od Audi používal během jízdy režim dlouhé vzdálenosti. Pozorujeme, že Audi i fuzzy tempomat se pohybují v podobné vzdálenosti za předchozím vozem. Z porovnání rychlostí vidíme, že lepších výsledků dosahuje fuzzy tempomat, například v rozmezí časů 500 až 1500 je patrná neplynulost jízdy Audi A6.

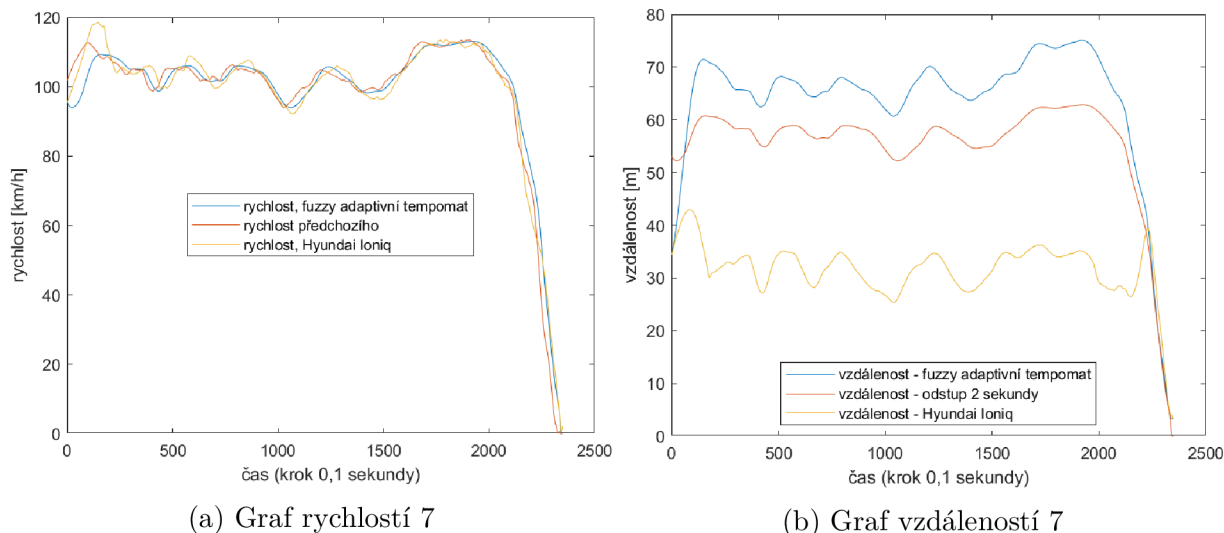


Obrázek 5.18: Porovnání - Audi A6

Porovnání - Hyundai Ioniq

Tento experiment probíhal v rychlostech větších než 100 km/h a na jeho konci došlo k zabrzdění. Adaptivní tempomat vozu Hyundai Ioniq byl nastaven na režim krátké vzdálenosti.

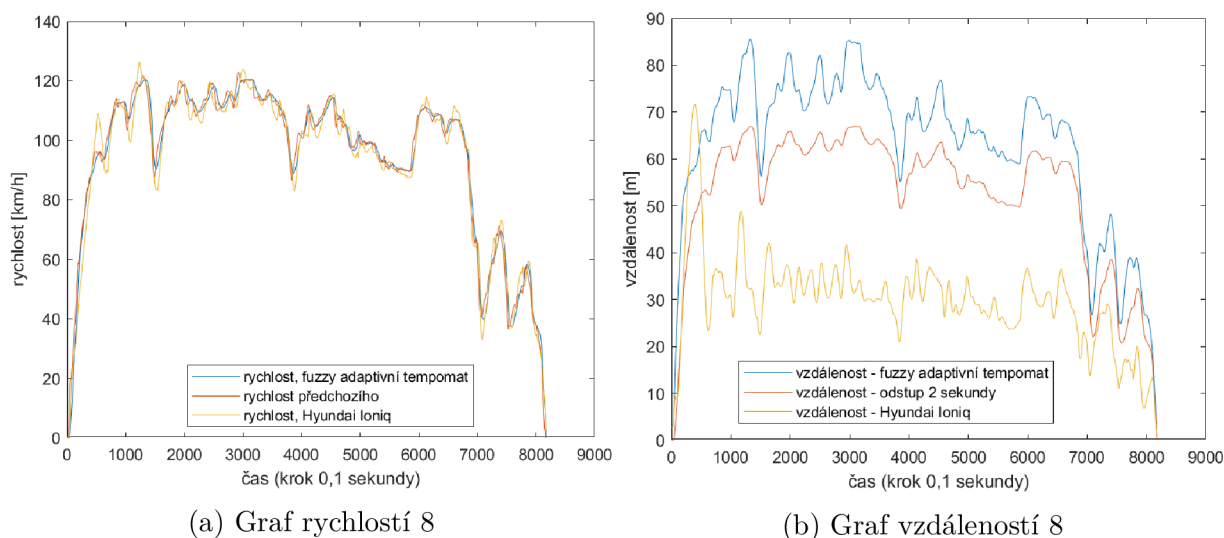
Fuzzy tempomat po celou dobu jízdy udržuje vzdálenost 60 až 70 metrů, tedy opět udržuje odstup mírně větší než 2 sekundy. Ioniq vzhledem k jeho nastavení jede ve vzdálenosti pouze 30 až 40 metrů. Obě vozidla na konci jízdy zdárně dobrzdí.



Obrázek 5.19: Porovnání - Hyundai Ioniq

Další jízda je velmi komplexní, neboť trvá přes 13 minut, probíhá v různých rychlostech a zahrnuje několik úseků brzdění a zrychlování. Hyundai Ioniq i zde funguje v módu krátké vzdálenosti.

V grafu vzdáleností pozorujeme, že fuzzy tempomat neustále udržuje odstup o něco větší než 2 sekundy. V grafu rychlostí je patrné, že rychlost vozu Hyundai se od rychlosti vedoucího vozidla liší v místech, kde se zpomalování mění na zrychlování a naopak. Fuzzy tempomat se v těchto oblastech chová lépe, jelikož nezrychlí nebo nezpomalí nadbytečně.



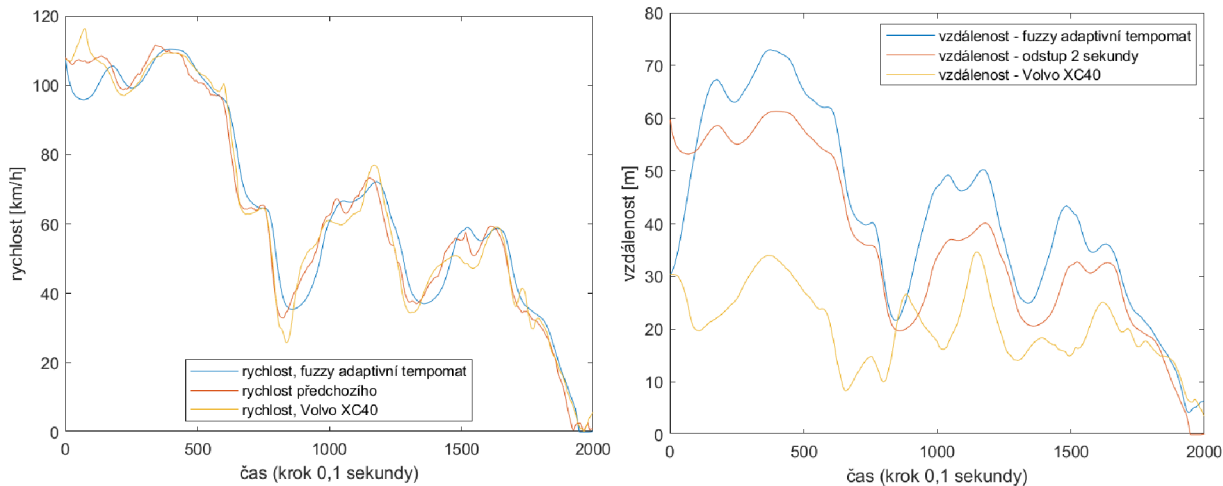
Obrázek 5.20: Porovnání - Hyundai Ioniq

5.3. POROVNÁNÍ S JINÝMI SYSTÉMY

Porovnání - Volvo XC40

Dalšího experimentu se zúčastnil automobil Volvo XC40, jenž využíval adaptivní tempomat s režimem krátké vzdálenosti.

Volvo i fuzzy tempomat bez problémů reagují na změny rychlosti vedoucího vozu.



(a) Graf rychlostí 9

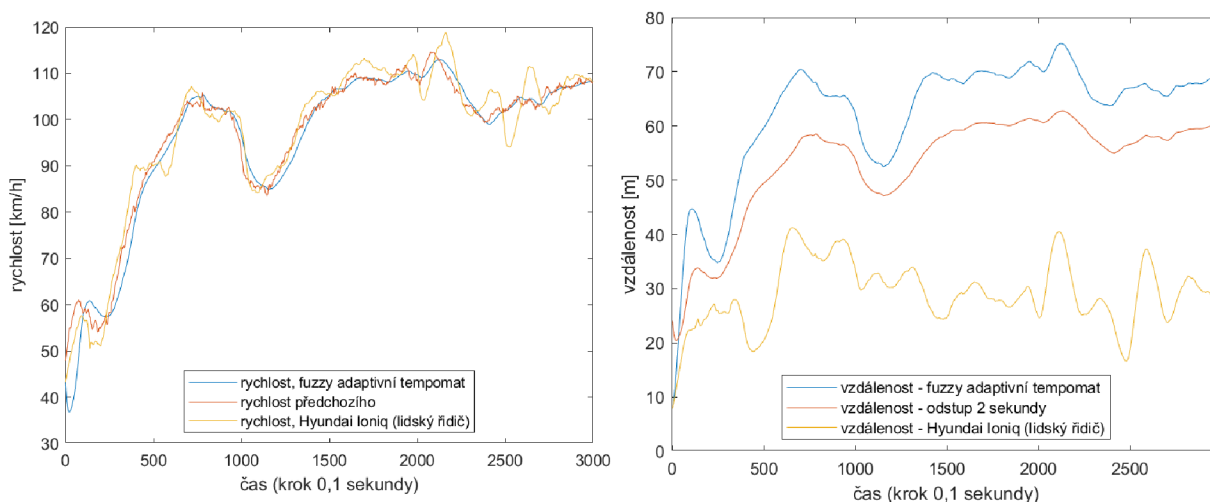
(b) Graf vzdáleností 9

Obrázek 5.21: Porovnání - Volvo XC40

Porovnání - člověk

Na závěr porovnejme fuzzy tempomat s chováním lidského řidiče. Různí lidé mají zajisté různé styly řízení automobilů. Nemáme žádné další informace o řidiči, který se zúčastnil experimentu, neznáme jeho řidičské zkušenosti ani temperament.

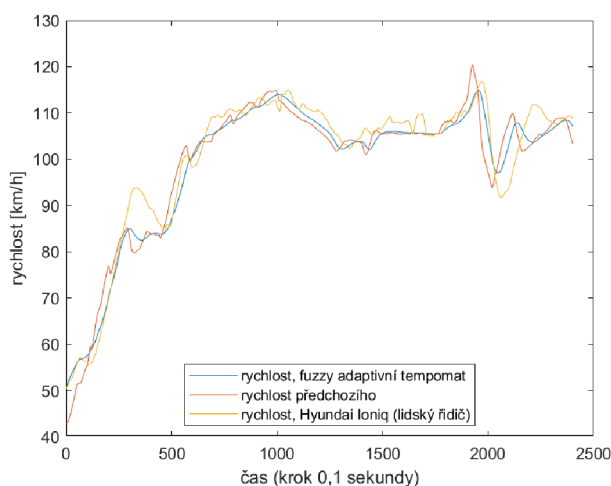
V obou následujících pokusech je zřejmé, že člověk udržuje výrazně nižší vzdálenost od předchozího vozidla než fuzzy tempomat. Dále jsou patrné momenty, kdy řidič příliš zrychlí nad rychlost vedoucího vozu, na což pak musí reagovat bržděním. Z hlediska plynulosti jízdy tedy vychází z tohoto porovnání lépe fuzzy tempomat.



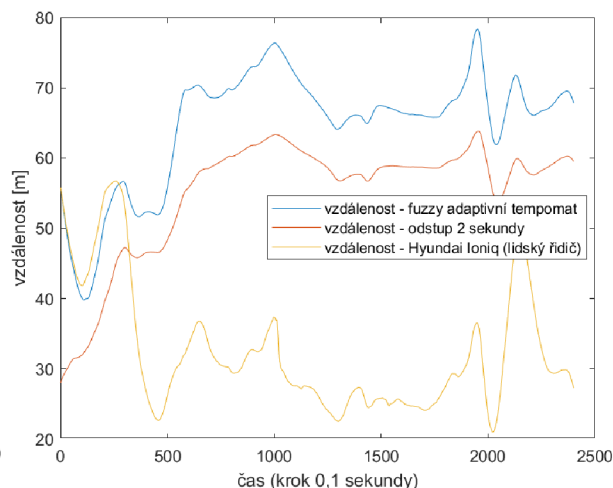
(a) Graf rychlostí 10

(b) Graf vzdáleností 10

5. NÁVRH ADAPTIVNÍHO TEMPOMATU ZALOŽENÉHO NA FUZZY LOGICE



(c) Graf rychlostí 11



(d) Graf vzdáleností 11

Obrázek 5.22: Porovnání s člověkem

5.3.3. Vyhodnocení

V 11 různých situacích bylo vyzkoušeno, jak fuzzy adaptivní tempomat reaguje při pronásledování vozidla, jehož rychlost je dána daty z reálných experimentů. Vypozorovali jsme, že ve všech případech fuzzy tempomat zdárně reaguje na změny rychlosti prvního vozidla, přičemž zpravidla udržuje odstup mírně větší než 2 sekundy. Jak můžeme pozorovat v 5.15b, 5.16b a 5.18b, vzdálenost udržovaná fuzzy tempomatem je podobná vzdálenostem udržovaným reálnými adaptivními tempomaty, které fungují v módu dlouhé vzdálenosti. Ke změně této vlastnosti by bylo nutné provést významný zásah v návrhu fuzzy inferenčního systému. V porovnání s reálnými adaptivními tempomaty pracujícími v režimu krátké vzdálenosti je rozdíl v odstupech za vedoucím vozidlem značný.

Jízda s fuzzy tempomatem se jeví jako velmi plynulá, usuzujeme tak z grafů rychlostí, v nichž mají reálné tempomaty častější ostré přechody mezi zpomalováním a zrychlováním. Zejména adaptivní tempomaty nastavené na mód krátké vzdálenosti musí prudčeji reagovat na změny okolních podmínek, čímž se plynulost jízdy zhoršuje. Nesmíme však zapomínat, že porovnání simulací s reálnými daty má mnohé nedostatky, jimž byl věnován odstavec v 5.3.1.

Závěr

V diplomové práci jsme v kapitole 1 zmínili pojmy nezbytné pro pochopení principů fuzzy logiky. Tato teorie pro nás byla dále užitečná v problematice fuzzy inferenčních systémů. Princip jejich fungování byl popsán v kapitole 2.

Stěžejní částí práce pak bylo vytvoření fuzzy inferenčního systému s funkcí adaptivního tempomatu. K návrhu jsme využili Fuzzy Logic Toolbox v matematickém softwaru MATLAB, jehož prostředí bylo předvedeno v kapitole 3. Rovněž následné simulace byly prováděny v softwaru MATLAB.

Fuzzy inferenční systém byl představen v kapitole 5.1. Za proměnné na vstupu systému jsme zvolili rychlost vozidla, rychlost předchozího vozidla a vzdálenost od předchozího vozidla. Výstupem pak je proměnná popisující intenzitu brždění nebo zrychlování vozidla. V úvahu připadalo přidat ještě vstupní proměnnou sklon vozovky, avšak složitost systému by pak vzrostla a jeho odladění by bylo komplikované. Zásadní pro chování systému je volba tvaru jazykových proměnných (5.1.2) a fuzzy pravidel (5.1.3). Jejich vhodná kombinace zajišťuje schopnost udržování bezpečné vzdálenosti.

V kapitole 5.2 jsme na fiktivních scénářích ověřili, že systém zvládá základní operace - zrychlit nebo zpomalit na rychlost předcházejícího vozidla a reagovat na změny jeho rychlosti. V kapitole 5.3 byl pak navržený systém porovnáván s reálnými adaptivními tempomaty různých automobilek. Užili jsme k tomu data získaná při zkouškách prováděných v letech 2019 až 2020. V žádné ze zvolených situací nedošlo k nepřijatelným problémům jako naražení do předchozího vozidla, fuzzy tempomat ve všech případech po celou dobu jízdy vhodně reagoval na změny vstupních proměnných. Reálné tempomaty mají zpravidla možnost volby režimu krátké nebo dlouhé vzdálenosti. Zjistili jsme, že chování fuzzy tempomatu je blízké módu dlouhé vzdálenosti, neboť udržuje podobnou vzdálenost od předchozího vozidla. Pokud by měl být fuzzy tempomat implementován do reálného automobilu, bylo by tedy na místě vytvořit ještě další fuzzy inferenční systém, který by udržoval nižší vzdálenost (odpovídal by režimu krátké vzdálenosti). Řidič by si pak mohl zvolit z módů následování předchozího vozidla. Subjektivně se z grafů rychlostí zdá jízda s fuzzy tempomatem plynulá, což ne vždy lze říct o chování reálných adaptivních tempomatů.

Dosažené výsledky naznačují, že využití fuzzy inferenčního systému v problematice adaptivních tempomatů je možné. Musíme si však uvědomit, že otestování systému probíhalo s několika omezeními. Předně jsme chování systému zkoumali na počítačových simulacích a použili jsme zjednodušený fyzikální model popsáný v 5.1.1. Ještě před samotnou tvorbou systému bylo definováno fiktivní vozidlo se zvolenou hmotností, čelním průřezem a aerodynamickým koeficientem. Jinak definovaný automobil by případně mohl vyžadovat rozdílné nastavení fuzzy tempomatu. Nepochybně by bylo zajímavé vyzkoušet činnost fuzzy tempomatu ve skutečném automobilu a ověřit, jak moc by se jeho chování lišilo od počítačových výpočtů.

Literatura

- [1] ANESIADOU, A., M. MAKRIDIS, B. CIUFFO a K. MATTAS. *Open ACC Database: European Commission, Joint Research Centre (JRC) [Dataset]* [online]. In: . 2020 [cit. 2023-03-03]. Dostupné z: <http://data.europa.eu/89h/9702c950-c80f-4d2f-982f-44d06ea0009f>
- [2] BEDE, Barnabas. *Mathematics of fuzzy sets and fuzzy logic*. New York: Springer, c2013. Studies in fuzziness and soft computing, v. 295. ISBN 978-3-642-35220-1.
- [3] BOKARE, P.S. a A.K. MAURYA. Acceleration-Deceleration Behaviour of Various Vehicle Types. In: *Transportation Research Procedia* [online]. Elsevier B.V, 2017, s. 4733-4749 [cit. 2023-03-03]. ISSN 2352-1465. Dostupné z: [doi:10.1016/j.trpro.2017.05.486](https://doi.org/10.1016/j.trpro.2017.05.486)
- [4] BUCKLEY, James J. a Esfandiar ESLAMI. *An Introduction to Fuzzy Logic and Fuzzy Sets* [online]. Heidelberg: Physica-Verlag HD, 2002 [cit. 2023-03-03]. ISBN 978-3-7908-1447-7. Dostupné z: [doi:10.1007/978-3-7908-1799-7](https://doi.org/10.1007/978-3-7908-1799-7)
- [5] HOODA, D. S. a Vivek RAICH. *Fuzzy Logic Models and Fuzzy Control: An Introduction*. Oxford: Alpha Science International, 2017. ISBN 978-1-78332-281-7.
- [6] JURA, Pavel. *Základy fuzzy logiky pro řízení a modelování*. Brno: Vutium, 2003, 132 s. : grafy, tab. ISBN 80-214-2261-0.
- [7] KAZÁK, Josef a Václav MATOUŠEK. *Struktura FIS [obrázek]* [online]. In: . [cit. 2023-03-03]. Dostupné z: https://www.kiv.zcu.cz/studies/predmety/uzi/Folie_ZS/Fuzzy_systemy.pdf
- [8] KLIR, George J. a Bo YUAN. *Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications*. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall PTR, c1995. ISBN 0-13-101171-5.
- [9] MAMDANI, E.H. a S. ASSILIAN. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies* [online]. 1975, **7**(1), 1-13 [cit. 2023-03-12]. ISSN 00207373. Dostupné z: [doi:10.1016/S0020-7373\(75\)80002-2](https://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2)
- [10] NOVÁK, V. *Fuzzy množiny a jejich aplikace*. Vyd. 2. Praha: SNTL, 1990, 296 s. ISBN 80-03-00325-3.
- [11] NOVÁK, V. *Základy fuzzy modelování*. Praha: BEN, 2000, 176 s. ISBN 80-7300-009-1.
- [12] REIF, Konrad a Karl-Heinz DIETSCHKE. *Automotive handbook: Bosch - invented for life*. 11th ed., revised and extended. Chichester: John Wiley, 2022. ISBN 978-1-119-91190-6.
- [13] ROSS, Timothy J. *Fuzzy logic with engineering applications*. 3rd ed. Chichester, U.K.: John Wiley, 2010. ISBN 978-0-470-74376-8.
- [14] SIVANANDAM, S. N., S. SUMATHI a S. N. DEEPA. *Introduction to fuzzy logic using MATLAB*. New York: Springer, c2007. ISBN 3540357807.

LITERATURA

- [15] THE MATHWORKS, INC. *MATLAB Fuzzy Logic Toolbox: User's Guide* [online]. 2017 [cit. 2023-03-03].
- [16] WIDMANN, G. R., M. K. DANIELS, L. HAMILTON, L. HUMM a B. RILEY. Comparison of Lidar-Based and Radar-Based Adaptive Cruise Control Systems. *SAE International* [online]. 126-139 [cit. 2023-03-03]. Dostupné z: <https://www.jstor.org/stable/44699119>
- [17] XIAO, Lingyun a Feng GAO. A comprehensive review of the development of adaptive cruise control systems. *Vehicle system dynamics* [online]. Colchester: Taylor & Francis, 2010, **48**(10), 1167-1192 [cit. 2023-03-03]. ISSN 0042-3114. Dostupné z: doi:10.1080/00423110903365910
- [18] ZADEH, L.A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-I. *Information Sciences* [online]. 1975, **8**(3), 199-249 [cit. 2023-03-11]. ISSN 00200255. Dostupné z: doi:10.1016/0020-0255(75)90036-5
- [19] ZADEH, L.A. Fuzzy sets. *Information and Control* [online]. 1965, **8**(3), 338-353 [cit. 2023-03-04]. ISSN 00199958. Dostupné z: doi:10.1016/S0019-9958(65)90241-X
- [20] ZIMMERMANN, H.-J. (Hans-Jürgen). *Fuzzy set theory and its applications*. 4th ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001, xxv, 514 s. : il. ISBN 978-0-7923-7435-5.
- [21] Acceleration Parameters. *CopRadar* [online]. [cit. 2023-03-03]. Dostupné z: <https://copradar.com/chapts/references/acceleration.html>
- [22] Fuzzy inferenční systém Mamdani - příklad [obrázek]. In: *MathWorks* [online]. [cit. 2023-03-03]. Dostupné z: https://ww2.mathworks.cn/help/fuzzy/mamdani_tipping_new.png
- [23] Fuzzy inferenční systém Sugeno - příklad [obrázek]. In: *MathWorks* [online]. [cit. 2023-03-03]. Dostupné z: https://ww2.mathworks.cn/help/fuzzy/sugeno_const_tipping.png
- [24] Car Performance Formulas. *TheCarTech* [online]. [cit. 2023-03-03]. Dostupné z: http://www.thecartech.com/subjects/auto_eng/car_performance_formulas.htm
- [25] Mamdani and Sugeno Fuzzy Inference Systems. *MathWorks* [online]. [cit. 2023-03-03]. Dostupné z: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/types-of-fuzzy-inference-systems.html;jsessionid=a4ce95574f90062791e374c92d9f>
- [26] *Operace s fuzzy množinami (sjednocení, průnik, doplněk)* [obrázek] [online]. In: . [cit. 2023-03-03]. Dostupné z: https://www.researchgate.net/figure/Operations-on-fuzzy-sets-a-union-b-intersection-and-c-complement_fig3_227612816