

# Využití neuronové sítě pro řízení energetického toku elektromobilu

**Petr Hlaváč**  
**Ústav automobilního a dopravního inženýrství**



### ARCHITEKTURA TRÉNINKU: RL AGENT S BEZPEČNOSTNÍ VRSTVOU

Stavový vektor (15D): stav nabití, rychlost (0/+3/+6/+10 s)<sup>-1</sup> sklon (0/+3/+6 s), kickdown, teploty  
 Akční vektor [0,1] (3 akce): přípustný strop výkonu, klimatizace (HVAC), teplený management baterie (BMS)

EV model  
fyzikální simulace

$\xrightarrow{\text{15D stav}}$   
 $\xleftarrow{\text{akční vektor}}$

RL agent  
PPO

$\xrightarrow{\text{doporučení}}$   
 $\xleftarrow{\text{rozhodnutí o zásahu}}$

Bezpečnostní vrstva

*tvrdá omezení → zpětná vazba agentovi*

**Reward funkce a penalizace**

$$R_t = w_E \cdot R_E + w_R \cdot R_R + w_C \cdot R_C + w_B \cdot R_B + p_{track} + p_{smooth} + p_{safe}$$

**Nastavení vah jednotlivých odměn**

**$w_E$  60%**  
 efektivita energie

**$w_R$  15%**  
 využití rekuperace

**$w_C$  15%**  
 komfort kabiny (17–25 °C)

**$w_B$  10%**  
 teplota baterie (0–40 °C)

\*Agent predikuje vývoj rychlosti v horizontech +3/+6/+10 s na základě fúze dat např. z kamerového systému (detekce signálu semaforu) a senzorů náklonu, čímž proaktivně řídí přípustný výkonový limit elektromotoru

### BEZPEČNOSTNÍ RIZIKA – NORMY

- ISO 26262**
  - Funkční bezpečnost
  - predikovatelné chování v případě selhání
  - problém sítě ve formě blackboxu
- ISO/IEC 42001**
  - Nový standard pro AI (2023)
- ISO/TR 4804**
  - Bezpečnost automatizovaných systémů (rámec pro AI)
- UN R155**
  - Kyberbezpečnost
  - povinné v EU od roku 2022

#### Typické automobilové klasifikace

**Kategorie závažnosti selhání systémů**

### TRÉNINK AGENTA A KONVERGENCE UČENÍ

**Randomizace trénovacích podmínek**

Teplota: -5 ... 30 °C (krok 5°C) | Sklon: flat (rovina) / hills(kopce) | Počáteční stav baterie SoC<sub>0</sub>: 0,40 – 0,90

**Konvergence rewardu (PPO)**

**Konvergence spotřeby (WLTP, flat, 15 °C)**

Záporná hodnota rewardu(odměny) je výsledkem penalizace nedodržování podmínek teploty kabiny apod.

Počáteční rychlý pokles spotřeby je na úkor trakční energie. Agent nedodržel rychlost jízdního cyklu

### SPOTŘEBA A TEPELNÁ DYNAMIKA: NORMAL / ECO / RL

WLTP – spotřeba a tepelná dynamika normal vs ECO vs RL (SoC<sub>0</sub>: 0,40; SoC<sub>end</sub>: 0,25)

NEDC – spotřeba a tepelná dynamika normal vs ECO vs RL (SoC<sub>0</sub>: 0,40; SoC<sub>end</sub>: 0,25)

Předlohou pro fyzikální model byl automobil Škoda Enyaq iV60.

### ROVNÁNÍ SPOTŘEBY NAPŘÍČ JÍZDNÍMI CYKLY

Srovnání spotřeby: Normal vs ECO vs RL agent

Mode	Normal [kWh/100 km]	ECO [kWh/100 km]	RL [kWh/100 km]
WLTP	22,62	22,56	19,91
NEDC	23,05	22,96	19,86
FTP75	25,60	25,49	21,10
US06	25,28	25,23	23,95

### PŘÍNOSY REINFORCEMENT LEARNING AGENTA

**-12,9 %**

Průměrná úspora oproti režimu Normal

**-12,7 %**

Průměrná úspora oproti režimu ECO

**+54 km**

prodloužený dojezd vozu Škoda Enyaq iV60

**Úspora spotřeby po cyklech (vs režim Normal)**

**-12,6 %**

WLTP

**-15,2 %**

NEDC

**-18,1 %**

FTP-75

**-5,9 %**

US06