

ŘÍZENÍ SPALOVÁNÍ V KOTLI NA FOSILNÍ PALIVA ELEKTRÁRNY MĚLNÍK I – ZKOUŠKY NA REÁLNÉM ZAŘÍZENÍ

Probabilistic Approach to NO and CO Emission Modeling

Pavel Jakoubek, Milan Hofreiter

Abstrakt: Zejména z důvodů politických tlaků rostou v České republice nároky na moderní technologie, které mají zajistit radikální snížení emisí. Finanční zdroje, které mohou být do těchto technologií investovány, jsou však u většiny provozovatelů tepelných elektráren omezené. Proto roste poptávka po nízkonákladových metodách a technologiích, které mohou napomoci k optimalizaci emisí. Jednou ze zmiňovaných metod jsou tzv. primární opatření, která mohou být optimalizována pomocí sofistikovaného řízení spalování, založeném na nových postupech pravděpodobnostního modelování. Nové řídicí algoritmy jsou testovány na kotli na fosilní paliva G230 elektrárny Mělník I. Zařízení bylo uvedeno do provozu v roce 1960.

Key words: Pravděpodobnostní modelování, Řízení spalování v kotlích na fosilní paliva, Optimalizace emisí.

1. Úvod

Celková produkce energie tepelných elektráren představuje v České republice cca 66% produkce veškeré energie [4]. To znamená 54789 GWh/rok [4]. Tepelné elektrárny, které jsou v současné době v provozu, byly konstruovány v 50. až 80. letech minulého století. Malá část těchto elektráren byla po roce 1990 odstavena. Ostatní zařízení byla částečně rekonstruována a doplněna o opatření pro zlepšení kvality ovzduší, která zajistila snížení emisí SO₂ a tuhých částic o 90% a emisí NO_x o 50% [4].

Většina opatření pro snížení emisí NO_x byla realizována jako primární opatření. Tato opatření spočívají v provozních, technologických a konstrukčních změnách, které omezují vlastní vznik termických NO_x. Sekundární opatření, která pomocí různých chemických reakcí odbourávají již vzniklé NO_x, nebyla zejména kvůli vysokým finančním nákladům zásadním způsobem využita.

V současné době se v tepelných elektrárnách emise NO_x pohybují mezi 300 a 500 mg/m³. Je zřejmé, že emise NO_x byly v minulých letech na všech tepelných elektrárnách výrazně sníženy, avšak stále překračují limity, jež mají vstoupit v platnost v roce 2016, tj. 200 mg/m³.

2. Popis problému

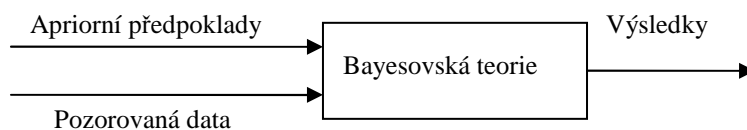
Jak bylo zmíněno v přecházejících odstavcích, jedním z možných řešení problému snižování emisí NO_x je využití tzv. sekundárních opatření. Další, velmi zajímavou alternativou je snaha pomocí sofistikovaného řízení spalování dostat primární opatření co nejlíže optimálnímu stavu.

Pro nastavení řízení procesu přesně na podmínky konkrétního kotle je možno s výhodou využít model spalování (přesněji model emisí). Avšak konstrukce takového modelu pomocí prostředků matematicko-fyzikální analýzy je velmi komplexní proces, který vyžaduje značné úsilí. Modely na bázi matematicko-fyzikální analýzy (CFD modely) se používají zejména ve fázi projektování neexistujícího zařízení nebo pro ověření předpokládaných závislostí pro skutečný kotel v případě, že možnosti ověření těchto závislostí v provozu jsou omezené. Pro potřeby řízení spalování jsou však CFD modely zejména kvůli velmi dlouhým dobám výpočtu nepoužitelné [3].

Kromě matematicko-fyzikální analýzy (white-box) lze pro modelování využít i jiné přístupy jako například grey-box, či black-box metody, které pro stanovení struktury i parametrů využívají provozní data [3].

3. Bayesovská teorie

Jak je uvedeno v [1], je při matematickém modelování technologických procesů zatížených náhodnými vlivy a neurčitostmi vhodné popsat závislost mezi měřenými vstupy a výstupy stochastickou transformací. Pro řešení problému spalování uhlí v elektrárenských kotlích se nabízí využít nástrojů pravděpodobnostního (Bayesova) přístupu (obrázek 1), kde se neznámé veličiny chápou jako veličiny náhodné s daným apriorním rozdělením pravděpodobnosti na množině jejich možných hodnot [1]. Identifikace spočívá v určování aposteriorních rozložení pravděpodobnosti těchto veličin podmíněných pozorováními na soustavě.



Obrázek 1 – Bayesovská teorie

4. Pravděpodobnostní modelování

Pravděpodobnostní model dané struktury popisuje závislost diskrétního výstupu y_t na diskrétním regresním vektoru z_t [1]. Tato závislost je reprezentována $d+1$ dimenzionální maticí P , kde d je dimenze regresního vektoru z_t . Regresní vektor z_t je podle [1] sloupcový vektor definovaný jako:

$$z_t = \begin{bmatrix} x_t^1 & x_{t-1}^1 & \cdots & x_{t-m_v}^1 & x_t^2 & \cdots \\ \cdots & x_{t-m_v}^\mu & y_{t-1} & \cdots & y_{t-m_y} \end{bmatrix}^T, \quad (4.1)$$

kde x_t^i je i -té pozorování vstupního parametru v čase t , m_v^i je horizont i -tého vstupního parametru, m_y je horizont výstupu, μ je počet vstupních parametrů. Pro predikci výstupu platí [1]:

$$p(y_{t+1} = v | z_{t+1} = \zeta, D^t) = \frac{n_{\zeta, v}(t)}{n_{\zeta}(t)}, \quad (4.2)$$

kde D^t značí posloupnost všech pozorovaných vstupů a výstupů:

$$D^t = \{D_{t_0}, D_{t_0+1}, \dots, D_t\}, \quad (4.3)$$

když:

$$D_t = \{y_t, x_t\}. \quad (4.4)$$

$n_{\zeta}(t)$ značí četnost výskytu regresního vektoru ζ . $n_{\zeta, v}(t)$ značí četnost současného výskytu výstupu v a regresního vektoru ζ , přičemž platí:

$$n(t) = n(t_0) + n^1(t), \quad (4.5)$$

kde $n(t_0)$ značí četnost událostí v čase $t < t_0$ (apriorní znalost systému), $n^1(t)$ značí četnost událostí v čase $t > t_0$ (aposteriorní znalost systému).

Podmíněná pravděpodobnost četnosti výstupu v v čase $t+1$ za předpokladu, že regresní vektor v čase $t+1$ je ζ , je tedy rovna zlomku dvou výrazů. Čitatelem je četnost současného výskytu výstupu v a regresního vektoru ζ v časovém intervalu $\langle t_0, t \rangle$ (korigováno apriorní znalostí, vztah (4.5)). Jmenovatelem je četnost výskytu regresního vektoru ζ v časovém intervalu $\langle t_0, t \rangle$.

V případě, že pravděpodobnostní model je statický, změní se tvar regresního vektoru z_t definovaného v (4.1) na:

$$z_t = \begin{bmatrix} x_t^1 & x_t^2 & \dots & x_t^{\mu} \end{bmatrix}^T. \quad (4.6)$$

5. Pravděpodobnostní model NO a CO

Před samotnou konstrukcí pravděpodobnostního modelu musí být nejprve identifikována jeho struktura, respektive struktura regresního vektoru. V regresním vektoru musí být obsaženy všechny důležité parametry, na kterých emise NO a CO závisí. Tyto parametry musí být známy z předchozí analýzy.

Parametry, které byly určeny jako vstupy pravděpodobnostního modelu kotle G230 tepelné elektrárny Mělník I jsou uvedeny v tabulce 1. Z důvodů maximálního zjednodušení úlohy, které je v úvodní fázi modelování nezbytné, obsahuje regresní vektor pouze současné hodnoty vstupních parametrů.

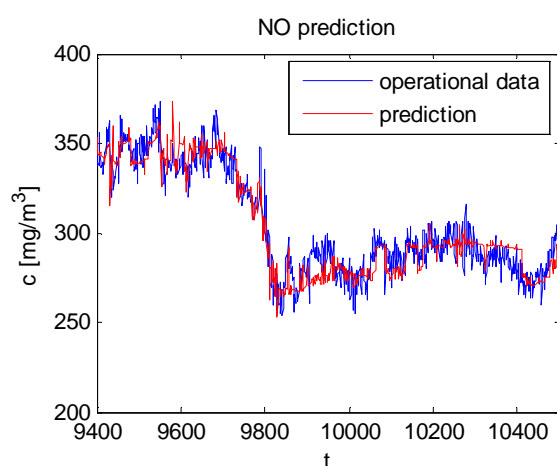
Tabulka 1 – Vstupní parametry modelu

Parameter	Unit
Množství paliva do kotle	kg/s
Množství admisní páry	t/h
Množství primárního vzduchu	%
Poloha levé klapky jádrového vzduchu	%
Poloha pravé klapky jádrového vzduchu	%
Poloha levé klapky sekundárního vzduchu	%
Poloha pravé klapky sekundárního vzduchu	%
Poloha levé klapky dohořivacího vzduchu	%
Poloha pravé klapky dohořivacího vzduchu	%
Poloha klapky terciárního vzduchu	%

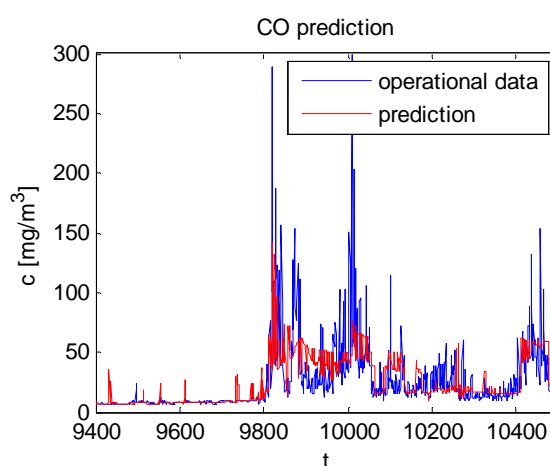
Konstrukce pravděpodobnostní matice z provozních dat musí být z časových důvodů automatizována. V našem případě učení zajišťuje učící algoritmus [5]. Jak je uvedeno výše, dimenze pravděpodobnostní matice je $d+1$. Pro statický model je počet prvků d regresního vektoru z_t roven počtu vstupních parametrů modelu μ .

Pro výpočetní operace a uložení matice dimenze 11 je nutný vysoce výkonný hardware. Potřebný virtuální adresní prostor závisí na hrubosti kvantování parametrů. Na příklad [5] pro uložení matice dimenze 11 v MATLABu, když každý parametr modelu je kvantován na 10 stavů a v případě, že prvky matice jsou datového typu *double*, je nutný virtuální adresní prostor VAP:

$$VAP = 10^{11} \cdot 64 / 8 = 800 \text{ GB} . \quad (5.1)$$



Obrázek 2 – Predikce emisí NO



Obrázek 3 – Predikce emisí CO

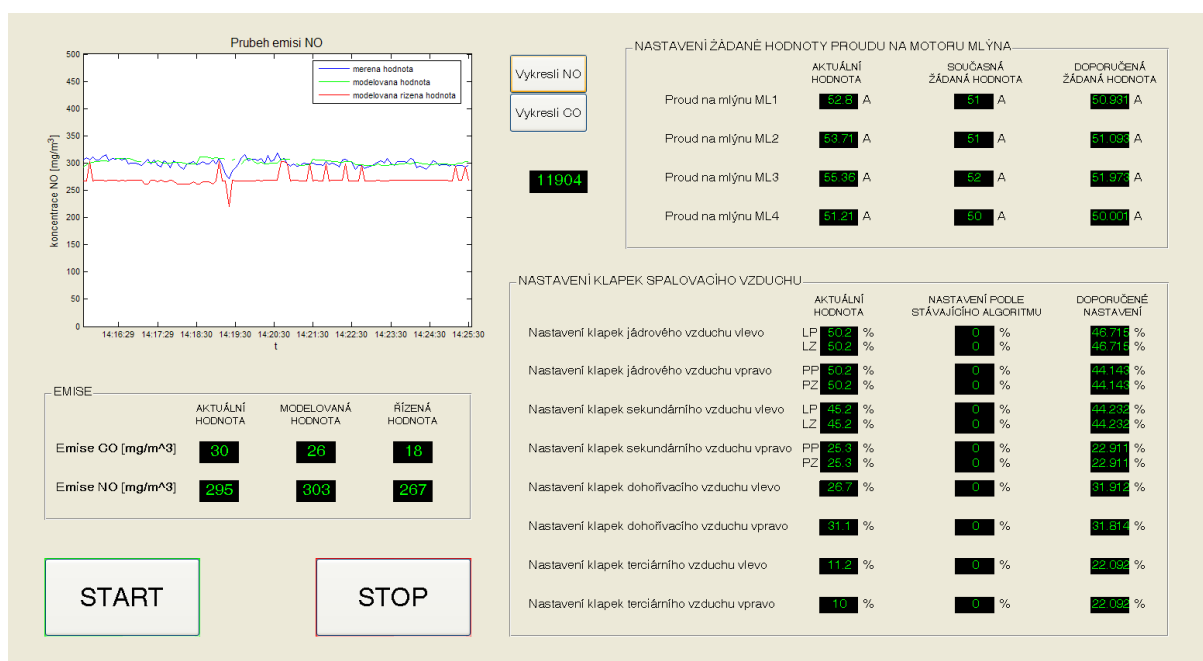
Existuje několik možností, jak ušetřit místo ve virtuálním adresním prostoru. Jednou z nich je ukládání pouze těch částí matice (stavového prostoru), které jsou naplněné daty, když

nulové prvky matice se neukládají. Toto vede k významnému poklesu nároků na kapacitu virtuálního adresního prostoru.

Při využití algoritmu učení byl pravděpodobnostní model naučen na provozní data kotle G230 tepelné elektrárny Mělník I [5]. Prvních 7000 datových vzorků bylo využito pouze pro učení, dalších 30000 pro adaptivní predikci emisí CO a NO. Vhodná část průběhů predikce emisí NO a CO je vykreslena na obrázcích 2 a 3.

6. Zkoušky na reálném zařízení

První fází testování modelů na reálném zařízení bude spočívat v ověřování přesnosti modelů. Pro potřeby tohoto ověření byla vyvinuta testovací aplikace v prostředí MATLAB/GUI (obrázek 4).



Obrázek 4 – Okno testovací aplikace

Testovací aplikace poběží paralelně s řídicím systémem elektrárny, přičemž bude připojena k datovému serveru. Testovací aplikace dále bude:

- sbírat data,
- predikovat výstupy pomocí pravděpodobnostních modelů při současném způsobu řízení,
- vyhodnocovat přesnost modelů,
- generovat akční zásahy podle vyvinutých algoritmů pro řízení spalování (výstupy nebudou připojeny na akční členy, avšak operátor kotle bude moci navrhované hodnoty využít při optimalizaci řízení kotle v režimu ručního řízení),
- predikovat výstupy pomocí pravděpodobnostních modelů při způsobu řízení pomocí navrhovaných algoritmů.

7. Závěr

Počáteční fáze pravděpodobnostního modelování emisí NO a CO vzniklých spalováním uhlí v kotlích tepelných elektráren byly dokončeny. Přesnost těchto pravděpodobnostních modelů vztažená ke standardní odchylce je určena podle vztahu (7.1). U modelu emisí NO se pohybuje okolo 70%, pro případ emisí CO okolo 51%.

$$MP = \left(\frac{\sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \right) \cdot 100\% . \quad (7.1)$$

Ve srovnání a s ostatními postupy modelování spalování publikovaných v [2] a [3] je přesnost pravděpodobnostních modelů horší. Na druhou stranu simulace řízení spalování pomocí pravděpodobnostních modelů emisí NO a CO ukazují slibné výsledky, když simulované snížení emisí NO dosahuje 12%.

Stále však zůstává široké pole pro zlepšení přesnosti pravděpodobnostních modelů. Ať už zjemněním kvantování parametrů, použitím přesnějších dat, získaných pomocí vyrovnaní dat, zlepšením struktury pravděpodobnostního modelu, či vnesením nových v současné době neměřených vstupních parametrů jako například vlastnosti uhlí, tj. výhřevnost, či vlhkost [5].

Poděkování

Tato práce byla podpořena grantem Studentské grantové soutěže ČVUT
č. SGS10/252/OHK2/3T/12.

Literatura

- [1] Hofreiter M.: *Bayesovská identifikace technologických procesů*. Habilitační práce, ČVUT Praha, 1998.
- [2] Li K., Thompson S.: A Cascaded Neural Network and its Application to Modeling Power Plant Pollutant Emission., *Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation*, IEEE 0-7803-5995-X/00, 200, pp. 992-997.
- [3] Zheng L, Shuijun Y., Minaggo Y.: *Monitoring NO_x Emissions from Coal-Fired Boilers using Generalized Regression Neural Networks*. 2008 IEEE, 978-1-4244-1748-3/08.
- [4] URL:
[http://cs.wikipedia.org/wiki/Elektřina#Elektřina_v_Cesku] ze dne 28.3.2010.
- [5] Jakoubek P.: *Modelování a řízení spalování kotle G230 pomocí adaptivních markovských řetězců*. Studie k disertační práci. ČVUT, Praha, 2009.