

# Zaznavanje napak na sistemu HVAC z metodama PCA in ICA

Anže Stražar, Goran Andonovski

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko, Tržaška cesta 25, 1000 Ljubljana

E-pošta: strazar@gmail.com, goran.andonovski@fe.uni-lj.si

## Fault detection on the HVAC system with PCA and ICA methods

**Abstract.** *This paper presents a study of fault detection methods on HVAC system. The HVAC system is part of almost every factory and has the function to maintain and provide the desired conditions for comfortable indoor living. The main purpose of the paper is to detect various faults on the HVAC system based on the statistical data. In the paper we briefly introduce the HVAC system and the possible faults that can occur on the system. We tested and compared two statistical fault detection methods, PCA (Principal component analysis) and ICA (Independent component analysis). Moreover we selected the most influential components for detection of an individual fault. We also tested different settings of the initial parameters and we chose the best ones for each fault. Both methods, PCA and ICA, give satisfactory and comparable results.*

## 1 Uvod

Konkurenčne razmere na trgu zahtevajo od proizvajalcev boljše kakovost in učinkovitost proizvodnje. Posledično je čedalje pomembnejša tudi zahteva po pravilnem delovanju različnih sistemov. Napake v delovanju lahko povzročijo poslabšanje kakovosti proizvodnje oziroma celo izpad proizvodnje, kar je lahko povezano z visokimi stroški ali je nevarno okolju. Pri povečanih zahtevah za učinkovitost proizvodnje in kvalitete delovanja procesov v industriji, je torej pomembno vseskozi spremljati celoten proces in zaznavati morebitne napake. V članku bomo obravnavali zaznavanje napak na klimatskem sistemu HVAC – sistem gretja, prezračevanja in hlajenja (ang. *Heating, Ventilation and Air Conditioning*), pri čemer bomo napake zaznavali na podlagi podatkov, ki poročajo o stanju procesov znotraj sistema [1].

V klimatskih procesih uspešno delovanje temelji na dobrem delovanju vseh podsistemov. V reguliranih procesih obravnava regulacijski algoritem izpad ali slabše delovanje enega od sestavnih elementov kot motnjo. Nekatere napake v delovanju lahko regulacijski algoritem izniči. S tem se običajno močno spremenijo regulacijski signali, lahko se poslabša kakovost regulacije, a brez vpogleda v notranje stanje regulacijskega algoritma, napaka ni očitna. Tu nastopi problem, saj se napaka ne odstrani, proces pa se trajno nahaja izven optimalnih razmer, za katere je bil skonstruiran. To lahko povzroči delovanje v nasičenju, previsoko obrabo aktuatorjev, preveliko uporabo energije itd [2] [3].

HVAC sistem se uporablja za izmenjavo in pripravo zraka. Je del skoraj vsake tovarne in drugih večjih večnamenskih zgradb, kot so izobraževalne ustanove, bolnišnice, poslovne zgradbe ipd.. Njegova naloga je vzdrževanje in zagotavljanje željenih pogojev udobnega bivanja v zaprtih prostorih. Sistem sestoji iz več strojnih elementov, ki imajo različne funkcionalnosti. Zahtevane pogoje v prostorih dosegamo z različnimi gradniki, kot so ventilator, grelnik, hladilnik in vlažilnik zraka [2] [3].

Eden od glavnih namenov vodenja sistema HVAC so regulacije željenih oziroma zahtevanih parametrov, kot so temperatura, vlaga in tlak. Z navedenimi gradniki lahko vplivamo na te parametre. Elemente posredno vodi algoritem vodenja, katerega namen je priprava zraka z želenimi lastnostmi [2] [5].

Za zaznavanje napak smo uporabili pristopa, ki temeljita na metodi glavnih komponent (ang. *principle component analysis - PCA*) in metodi neodvisnih komponent (ang. *independent component analysis - ICA*). Na voljo so še drugi pristopi, med drugimi dinamična metoda glavnih komponent (Dynamic PCA, DPCA), ki je v splošnem razširitev prej omenjene metode glavnih komponent [2] [4].

Pri zaznavanju napak smo se omejili na zaznavanje napak na primerih ventilov grelca, hladilnika ter rekuperatorja. S spoznanimi metodami (PCA in ICA) smo ugotavljali napako stalne odprtosti oziroma zaprtosti ventilov na omenjenih treh gradnikih sistema. Za potrebe testiranja uporabimo podatke, ki so bili pridobljeni s pomočjo Simulink modela HVAC sistema.

## 2 Teoretične osnove

### 2.1 Predvidene napake na HVAC sistemu

Za pravilno regulacijo sistema je pomembno, da ima operater na voljo pravilne dejanske vrednosti stanj v sistemu. Da zagotovimo pravilen odziv sistema na napake, poskušamo predvidevati vpliv najpogostejših napak in pripraviti sistem na pravilen odziv ob prisotnosti le-teh. Predvidimo več vrst napak na signalih:

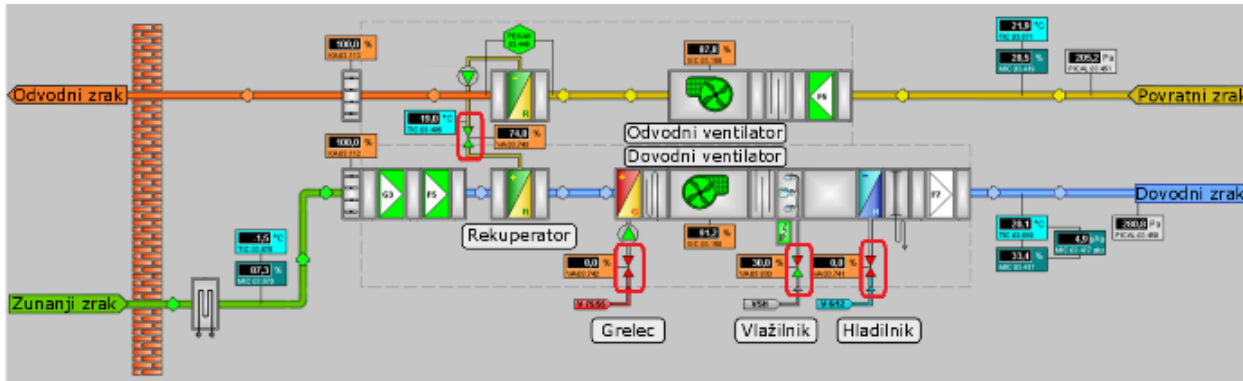
- zakasnen signal,
- premik signala po amplitudi,
- izpad komunikacije,
- nepričakovan preklop v ročni način,
- odpoved HVAC elementov (grelec, hladilnik, ventilator, vlažilec).

Napake na signalih lahko vplivajo na:

- odprtost/zaprtost ventila rekuperatorja, grelca, hladilnika,
- moč dovodnega ventilatorja,
- moč odvodnega ventilatorja,

- idr. [3] [5].

Na spodnji sliki (slika 1) so poudarjena mesta znotraj strukture HVAC sistema, pri katerih želimo preizkusiti zaznavanje morebitnih napak. Izbrana mesta predstavljajo ventile rekuperatorja, grelca in hladilnika,



Slika 1. Shema HVAC sistema

pri katerih bomo pozorni na napake v obliki odprtosti oziroma zaprtosti ventilov.

## 2.2 Metoda glavnih komponent

Za gradnjo detektorjev različnih napak smo preizkusili metodo glavnih komponent (ang. principle component analysis - PCA). Metoda poišče linearna razmerja med spremenljivkami ter omogoči preslikavo osnovnih podatkov v prostor glavnih komponent, katerega osi so med seboj ortogonalne. Spremenljivke meritev v novem prostoru so med seboj nekorelirane. Metoda je uporabna, ko imamo opravka z visoko-dimenzionalnimi podatki, saj omogoča predstavitev podatkov z manjšim številom spremenljivk [2] [7].

Uporabna lastnost PCA je, da omogoča uporabo manjšega števila komponent za predstavitev zadetkov, kot jih je potrebnih za zapis izvirnih podatkov. Transformacijska matrika, ki podatke preslika iz izvirnega prostora v prostor zadetkov, je v osnovi kvadratna. Lahko se zmanjša in izbere le nekaj glavnih komponent. Nekatero komponente nosijo zelo malo informacije (nizke lastne vrednosti) in se jih zato lahko zanemari. S tem se zmanjša dimenzija matrike zadetkov. Število izbranih komponent določa parameter CPV. Uporabnik določi CPV, ki določa, koliko komponent moramo izbrati za preslikavo v prostor glavnih komponent – s tem določimo dimenzijo prostora glavnih komponent. Tipična vrednost je  $CPV = 0.95 = 95\%$  [2] [7] [8].

## 2.3 Metoda neodvisnih komponent

Metodo neodvisnih komponent lahko obravnavamo kot posplošitev metode PCA, pri čemer nam metoda ICA podaja več informacij o ločljivosti razredov. Uporabna je za podatke, za katere se domneva, da so linearne kombinacije nekaterih neznanih latentnih spremenljivk. Šteje se, da so latentne spremenljivke ne-Gaussove in neodvisne. ICA najde te neodvisne komponente [9] [10].

Metodo neodvisnih komponent smo vpeljali v obliki algoritma FastICA.

## 2.4 Metoda neodvisnih komponent

Za zaznavanje napak s PCA in ICA smo uporabili dve metriki: Hotelling-T2 in Q-mera. Napaka je zaznana v tistih trenutkih, ko je mera za delovanje z napako nižja

kot mera za delovanje brez napake [2] [7].

### 2.4.1 Hotelling-T<sup>2</sup>

Mera, poznana tudi kot Mahalanobisova razdalja, je definirana z enačbo:

$$h_i(x_i - m)^T S^{-1} (x_i - m) \quad (1)$$

kjer je  $i$  oznaka indeksa vzorca, torej  $h_i$  predstavlja mero za trenutni vzorec,  $x_i$  predstavlja vrstico v matriki vzorcev ( $X$ ),  $m$  je (vrstični) vektor srednjih vrednosti vzorcev v matriki  $X$ .  $S$  je kovariančna matrika:

$$S = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - m)^T (x_i - m) \quad (2)$$

$N$  predstavlja število vzorcev (vrstic matrike  $X$ ) [2] [7].

### 2.4.2 Q-mera

Predstavlja kvadrat evklidske razdalje med merjenim vzorcem in nazaj v osnovni prostor preslikanim zadetkom [2] [7].

$$q_i = (x_i - t_i P_{SK}^T)^T (x_i - t_i P_{SK}^T) \quad (3)$$

## 3 Metodologija dela

### 3.1 Detektor napak

Za gradnjo detektorja napak smo izbrali pristop pri katerem se v koraku učenja detektorju poda dva seta podatkov: set meritev, ki podaja tipično delovanje brez napak ter set meritev sistema za obdobje, ko je prisotna napaka, ki jo želimo zaznati. Detektor preverja, kateremu načinu delovanja meritve ustrezajo. Za vsak vzorec (vektor meritev) se izračuna mera odstopanja od obeh načinov delovanja (z in brez napake). Vzorec se razvrsti v tisti 'razred' (način delovanja), kjer je mera manjša. Za izgradnjo in testiranje detektorjev napak potrebujemo množico učink in testnih podatkov, ki so bili za potrebe tega članka že generirani s pomočjo simulacije modeliranega sistema [2] [7].

Za vsak detektor napake smo preiskali širok nabor nastavitvev: različne množice simulacijskih signalov oziroma vplivnih komponent, različne vrednosti pragu

CPV ter izbrali različne mere za izračun odstopanja (mera  $T^2$  in  $Q$ ). Preiskali smo širok nabor nastavitvev za vsak detektor napake ter vsako množico nastavitvev ovrednotili. Upoštevni sta tako splošna uspešnost, izračunana na podlagi matrike zamenjav, kot ocena robustnosti. Slednja je izračunana iz razdalje med obema merama v različnih trenutkih [2] [7].

## 4 Rezultati

### 4.1 Napaka na ventilu rekuperatorja – stalno zaprt

Izbrana je bila naslednja množica simulacijskih signalov oziroma vplivnih komponent:

- odprtost ventila rekuperatorja,
- odprtost ventila grelca,
- temperatura grelca,
- temperatura vpiha,
- vlaga vpiha.

Tabela 1 povzema uporabljene metode in kriterije s katerimi smo v kombinaciji z izbrano množico vplivnih komponent gradili detektorje napak ter jih zatem tudi ovrednotili.

Tabela 1. Uporabljeni kriteriji

Metoda	PCA & ICA
CPV	95%, 80% in 70%
Mera	$T^2$ in $Q$ -mera

V Tabeli 2 in Tabeli 3 je predstavljeno vrednotenje nastavitvev zgrajenih detektorjev napak, za napako zaprtega ventila rekuperatorja. Opazimo, da so v splošnem deleži uspešnosti razpoznavanja napak višji, ko za uporabljene kriterije za gradnjo detektorjev uporabimo mero  $Q$ , kot metriko za zaznavanja napak in prag CPV z vrednostjo 95%. V Tabeli 2 in Tabeli 3 so navedeni rezultati za prag CPV ob uporabi vrednosti 95% in vrednosti 80%. Ob uporabi pragu z vrednostjo manjšo od 80% se rezultati niso bistveno razlikovali od že uporabljenega pragu CPV z vrednostjo 80%. Le iz zaznavanja napak na ventilu rekuperatorja je težko določiti ali se bolje obnese metoda PCA ali ICA, saj ne dobimo konstantnih enoličnih ugotovitev ob uporabi različnih kriterijev, ki jih zajema gradnja detektorja napake.

Tabela 2. Prikaz uspešnosti zaznave napak pri izbranih metodah in kriterijih

	Uspešnost [%]			
	Mera: $T^2$			
	CPV: 95 %		CPV: 80 %	
	PCA	ICA	PCA	ICA
Zaprt ventil rekuperatorja	42,7 %	56,6 %	42,7 %	42,8 %

Tabela 3. Prikaz uspešnosti zaznave napak pri izbranih metodah in kriterijih

	Uspešnost [%]			
	Mera: $Q$			
	CPV: 95 %		CPV: 80 %	
	PCA	ICA	PCA	ICA
Zaprt ventil rekuperatorja	87,7 %	60,4 %	81,8 %	57,3 %

### 4.2 Pregled skupnih rezultatov

Rezultatom razpoznavanja napake na ventilu rekuperatorja dodamo še rezultate razpoznavanja napake na ventilih grelca in hladilnika. Kot napako, pri vseh upoštevamo ventil, ki je stalno odprt. Za ventil rekuperatorja upoštevamo množico vplivnih komponent, ki je predstavljena v poglavju 4.1. Za ventil grelca oziroma ventil hladilnika, pa sta bili izbrani naslednji množici simulacijskih signalov oziroma vplivnih komponent:

Stalno odprt ventil grelca:

- odprtost ventila rekuperatorja,
- odprtost ventila grelca,
- temperatura vpiha,
- temperatura grelca,
- vlaga vpiha.

Stalno odprt ventil hladilnika:

- odprtost ventila hladilnika,
- temperatura vpiha,
- temperatura hladilnega medija,
- sprememba specifične vlažnosti.

Tabela 4 povzema uporabljene metode in kriterije s katerimi smo v kombinaciji z izbrano množico vplivnih komponent gradili detektorje napak ter jih zatem tudi ovrednotili.

V Tabeli 4 in Tabeli 5 je predstavljeno vrednotenje nastavitvev zgrajenih detektorjev napak za napako stalno odprtega ventila rekuperatorja, grelca in hladilnika. Opazimo, da so v splošnem deleži uspešnosti razpoznavanja napak višji, ko za uporabljene kriterije za gradnjo detektorjev uporabimo mero  $Q$ , kot metriko za zaznavanja napak in prag CPV z vrednostjo 95%. V splošnem dobimo boljše rezultate ob uporabi metode PCA.

Tabela 4. Prikaz uspešnosti zaznave napak pri izbranih metodah in kriterijih

	Uspešnost [%]			
	Mera: $T^2$			
	CPV: 95 %		CPV: 80 %	
	PCA	ICA	PCA	ICA
Odprt ventil grelca	66,9 %	58,8 %	72,0 %	58,8 %
Odprt ventil hladilnika	66,3 %	47,6 %	66,5 %	67,2 %
Odprt ventil rekuperatorja	42,7 %	42,8 %	42,7 %	54,2 %

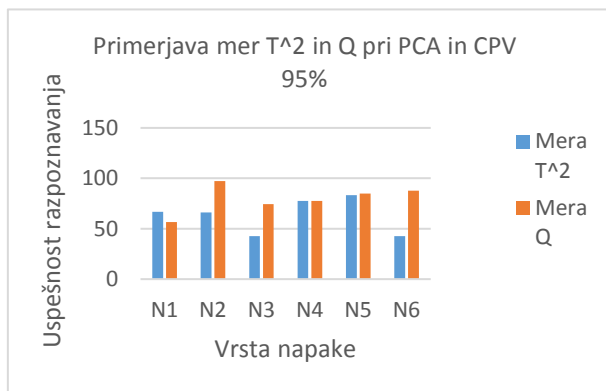
Tabela 5. Prikaz uspešnosti zaznave napak pri izbranih metodah in kriterijih

	Uspešnost [%]			
	Mera: Q			
	CPV: 95 %		CPV: 80 %	
	PCA	ICA	PCA	ICA
Odprt ventil grelca	56,5%	57,3%	44,1 %	42,7%
Odprt ventil hladilnika	97,3%	47,5%	97,0 %	47,5%
Odprt ventil rekuperatorja	74,5 %	47,1 %	73,5 %	47,1 %

V tabeli 6 je predstavljena legenda napak, ki so predstavljene na sliki 2. Na sliki 2 vidimo, kako izbira metrike za zaznavanje napake pri metodi PCA in izbranem pragu CPV je 95%, vpliva na uspešnost razpoznavanja napake. Opazimo, da je uspešnost razpoznavanja večja v primeru, ko uporabimo za metriko razpoznavanja uporabimo mero Q.

Tabela 6. Legenda napak

Napaka	Oznaka
Odprt ventil grelca	N1
Odprt ventil hladilnika	N2
Odprt ventil rekuperatorja	N3
Zaprta ventil grelca	N4
Zaprta ventil hladilnika	N5
Zaprta ventil rekuperatorja	N6



Slika 2. Primerjava mer  $T^2$  in Q pri PCA in CPV 95%

## 5 Zaključek

V članku je predstavljeno zaznavanje napak na klimatskem sistemu HVAC. Zaznavanje napak deluje na osnovi metode glavnih komponent in metode neodvisnih komponent. Glavna lastnost naučenega detektorja je transformacijska matrika, ki preslika iz prostora meritev v prostor zadetkov. Predlagani sta dve metriki za ocenjevanje vhodnih vzorcev in s tem zaznavanje tistih z napakami.

Pri metodah PCA in ICA, za njuno realizacijo ne potrebujemo modela procesa, temveč le zgodovino merjenih spremenljivk procesa. Metodi odlikuje tudi relativno preprosta realizacija. Zavedati se moramo tudi njihovih omejitev. Metodi potrebujeta za uspešno izolacijo napake učno množico podatkov z določeno napako v delovanju. Ti podatki niso vedno dostopni, še posebej če gre za napake v procesu, ki drastično spremenijo njegovo delovanje. V tem primeru si lahko pomagamo le s simulacijo na modelu, ki te napake upošteva.

Predstavljen način zaznavanja napak za večino predvidenih napak deluje z zadovoljivo uspešnostjo. Opazimo, da imata pomembno vlogo pri zaznavanju napake vrednost parametra CPV in izbira metrike za zaznavanje napak (Hotelling, Q-mera). Načrtani algoritem za zaznavanje napak se je najbolje obnesel, ko smo za parameter CPV uporabljali vrednost CPV = 95% in kot metriko uporabili mero Q.

## Literatura

- [1] G. Klančar, I. Škrjanc: *Metoda glavnih komponent pri odkrivanju in izolaciji napak: primer hidravličnega procesa in procesa fermentacije*, Elektrotehniški vestnik št. 69, str. 311-316, 2002.
- [2] Ž. Stržinar: *Modeliranje in zaznavanje napak v klimatskih sistemih*, Fakulteta za elektrotehniko, Ljubljana, 2017.
- [3] M. Bastašič: *Vodenje in nadzor večjega sistema HVAC*, Maribor: Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko, 2016.
- [4] V. Štruc: *Biometrični pristopi na osnovi računalniškega vida*, Fakulteta za elektrotehniko, Ljubljana, 2006.
- [5] Ž. Stržinar: *Prileganje Simscape modelov*, Fakulteta za elektrotehniko, Ljubljana, 2017.
- [6] A. Øyvind: *HVAC-systems: Modeling, simulation and control of HVAC-systems*, 2011.
- [7] I. Škrjanc: *Inteligentni sistemi za podporo odločanju*, Založba FE in FRI, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za elektrotehniko.
- [8] K. Košmelj: *Metoda glavnih komponent: osnove in primer*, Acta agriculturae Slovenica, 89-1, str. 159 – 172, 2007.
- [9] Ž. Zaplotnik: *Uporaba analize neodvisnih komponent v fizikalnih aplikacijah*, Fakulteta za matematiko in fiziko, Ljubljana, 2014.
- [10] „ICA“ [Elektronski]. Available: <https://www.cs.helsinki.fi/u/ahyvarin/whatisica.shtml> [Poskus dostopa januar 2018].