

Softverski senzori – alat suvremenog kemijskog inženjerstva

KUI – 8/2011
Prispjelo 26. svibnja 2010.
Prihvaćeno 30. rujna 2010.

N. Bolf*

Sveučilište u Zagrebu, Fakultet kemijskog inženjerstva i tehnologije
Zavod za mjerjenja i automatsko vođenje procesa
Savksa c. 16/5a, 10 000 Zagreb, Hrvatska

Jedan od čestih problema koji se javlja u postrojenjima je nemogućnost kontinuiranog mjerjenja i analize ključnih procesnih veličina, posebice kad se radi o sastavima procesnih struja i svojstvima proizvoda. Razvoj naprednih senzora, koji se temelje na novim tehnologijama analitičke kemije i suvremenim elektroničkim napravama, važno je područje znanstvenog istraživanja, ali je cijena njihova razvoja vrlo visoka.

Softverski senzori (*virtual soft sensors, software sensors, soft analyzers*) postaju važna alternativa skupim mjerjenjima *on-line* u primjerima gdje se na temelju fundamentalnih i empirijskih modela može zaključivati o teško mjerljivim veličinama. Razvoj softverskih senzora danas postaje područje velikog interesa, pri čemu se na osnovi analitičkih i empirijskih modela mogu zaključivati i predviđati vrijednosti teško mjerljivih veličina stanja procesa, posebice kad se radi o složenim i nelinearnim procesima. Pri tome se znanja o procesu povezuju sa statističkim metodama za identificiranje i primjenjuju u svrhu optimiranja procesa.

Mogućnosti primjene softverskih senzora posebno su široke u procesnoj industriji, ali i u drugim područjima, primjerice u biokemijskim istraživanjima. Budući da se softverski senzori realiziraju računalno, moguće je procjenjivati veličine unaprijed i na taj način optimirati djelovanje i vođenje procesa.

Ključne riječi: *Softverski senzor, modeliranje, identificiranje, vođenje, dijagnostika procesa*

Uvod

Ubrzani razvoj suvremenih metoda vođenja procesa utječe na sva gledišta djelovanja i vođenja procesa. Razvoj teorije vođenja, nove metode regulacije, suvremene izvršne spreve, inteligentna osjetila, primjena računalnih metoda ne prestano donose nove izazove.

Istdobno, od industrijskih postrojenja očekuje se veća djelotvornost i poštivanje propisanih zakona koji nameće čvrste granice na kvalitetu proizvoda i emisiju onečišćenja. Stoga se javlja potreba za što djelotvornijim mjerjenjima i vođenjem procesa. To nadalje nameće potrebu nadgledanja velikog broja procesnih varijabli primjenom odgovarajućih mjernih naprava. Pri tome se kao glavni problemijavljaju velika cijena i nepouzdano *on-line*-mjernih instrumenata i analizatora.

Primjena računala, grafičkih sučelja i softverskih paketa visoke razine dovela je do pojave virtualne instrumentacije. Virtualna instrumentacija je na računalu temeljena hardverska i softverska platforma koja se upotrebljava za kreiranje mjernih instrumenata prilagođenih vrlo širokom području mjernih zadataka. Softverski senzori, kao dio virtualne instrumentacije, usredotočeni su na procjenu varijabli stanja sustava, odnosno kvalitete proizvoda primjenom modela, zamjenjujući na taj način fizička osjetila.

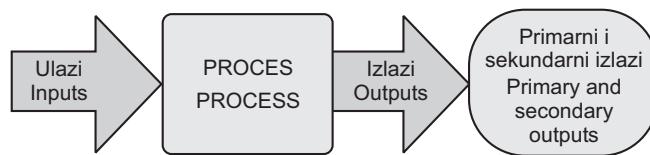
Softverski senzor definira se kao model, analitički ili empirijski, koji služi za procjenu nemjerljivih stanja procesa na temelju dostupnih mjerjenja ulaznih i izlaznih veličina. Sve ključne veličine u procesu ne mogu se mjeriti u stvarnom (realnom) vremenu, odnosno dovoljno brzo da bi se primjenjivale za automatsko vođenje procesa.^{1,2} Za to postoji više razloga:

- Neke metode analitičkih mjerjenja nisu dovoljno automatizirane da pruže točna i pouzdana mjerjenja bez sudjelovanja ljudi u procesu. Rezultate ovakvih mjerjenja dobivamo samo povremeno iz laboratorija;
- Postoje određena svojstva proizvoda koja se ne mogu određivati iz karakteristika poluproizvoda u pogonu. Obično su te karakteristike povezane s krajnjom upotrebotom proizvoda. Tako npr. kvaliteta goriva, polimera ili prehrabnenih proizvoda ovisi o njihovoj krajnjoj primjeni i ne može se ispitati sve dok nisu potpuno izrađeni;
- Čak i ako su moguća mjerjenja u stvarnom vremenu, trošak instaliranja osjetila prevelik je da bi se opravdalo potencijalnim koristima koje donosi taj senzor. Za standardne senzore koji mjere temperaturu, tlak, protok i razinu, troškovi obično nisu visoki, ali mogu biti ograničavajući čimbenik za skupe analizatore koji imaju sustav za uzorkovanje i zahtijevaju velike troškove održavanja;
- Osjetilo ne može pravodobno pružiti informaciju. Za to postoje različiti razlozi, npr. analizator dugo obrađuje podatke ili je smješten dalje od samog procesa zbog čega kasni povratna informacija.

* Dr. sc. Nenad Bolf, e-pošta: bolf@fkit.hr

- Postoje slučajevi kad ne postoji mogućnost izravnog mjenja neke veličine, npr. konverzija stanovite kemijske reakcije.

Nedostatak pravodobnog mjerjenja ključnih veličina otežava automatsko vođenje, ali ne znači da ga se ne može provesti. Dodatne informacije mogu se dobiti mjerjenjima veličina (sekundarne veličine) koje, iako ne daju savršenu indikaciju ključne veličine koja se ne mjeri (primarna veličina), omogućuju korisne zaključke (slika 1).^{1,2} Izbor i upotreba ovih dodatnih varijabli zahtijeva dobar uvid u proces i pridržavanje metoda rada.



Slika 1 – Uzročno-posljedični prikaz procesa

Fig. 1 – Causal process representation

Postupak razvoja softverskih senzora

Pri razvoju softverskih senzora cilj je naći funkciju vezu između primarnih izlaznih veličina i sekundarnih ulaznih i izlaznih veličina. Na temelju toga mogu se procjenjivati primarne izlazne veličine onom brzinom kojom su dostupne ulazne i lako mjerljive sekundarne veličine te primijeniti metode inferencijskog vođenja (slika 2).

Pri tome je moguće primijeniti jednu od metoda koje se uobičajeno primjenjuju za razvoj modela procesa. U većini slučajeva, budući da se radi o složenim kemijskim procesima, teško je primijeniti fundamentalne matematičke modele, stoga se češće primjenjuju modeli koji se razvijaju na temelju eksperimentalnih podataka upotrebom:

- linearnih vremenskih nizova,
- umjetnih neuronskih mreža,
- genetičkih algoritama.

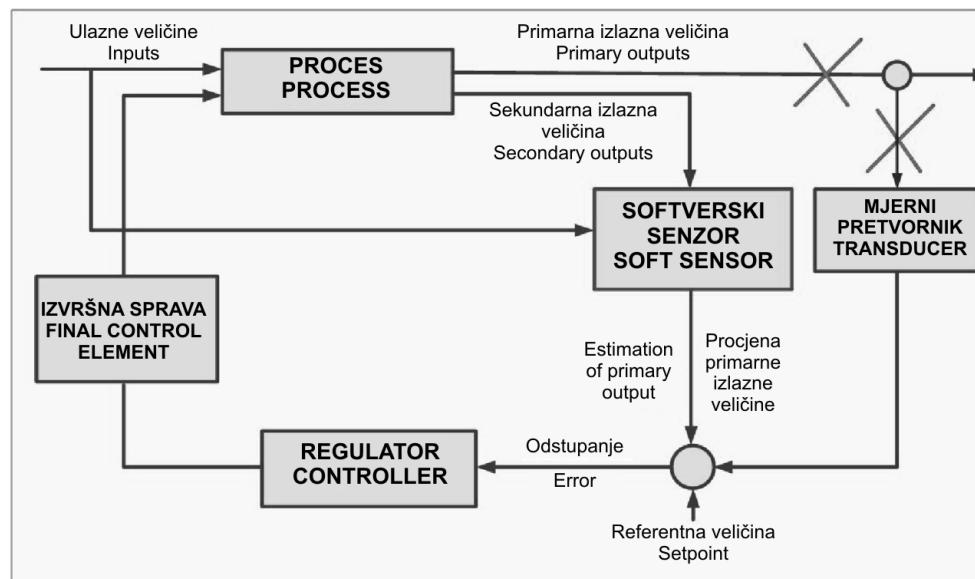
Literatura iz područja primjene softverskih senzora u industriji s teorijskog i praktičnog gledišta obuhvaća brojne specijalizirane časopise, međunarodne skupove i radionice. Ipak, neka teorijska gledišta u vezi s modeliranjem, obradom signala i teorijom identificiranja nalaze se u knjigama i zbornicima skupova vezanih uz teoriju sustava, automatsko vođenje, mjerjenja, instrumentaciju i umjetnu inteligenciju. U literaturi postoje knjige specijalizirane za pojedina područja:

- prikupljanje podataka i filtriranje;
- odabir varijabli i strukture modela;
- identificiranje modela;
- vrednovanje modela.

Tako se Ljung³ u svojoj knjizi bavi identificiranjem sustava. Vrijedan izvor teorijskih znanja iz područja identificiranja linearnih sustava su knjige Guidorzia⁴ i Nørgaarda.⁵

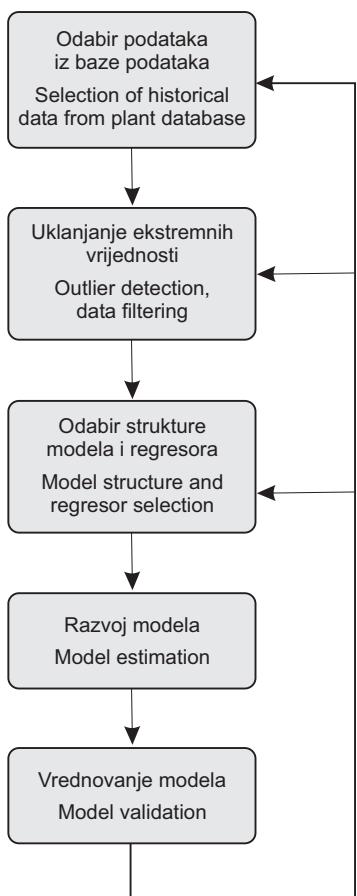
Postupak projektiranja softverskog senzora iz eksperimentalnih podataka odvija se prema shemi na slici 3. Pri razvoju softverskog senzora, ovisno o cilju, postoji više ograničenja. Tako npr. softverski senzor projektiran kao zamjena (rezerva) za procesni analizator ne može uzimati prošle vrijednosti varijable koja se predviđa. Ako je softverski senzor projektiran kako bi se smanjila zadrška u regulacijskom krugu, prethodne vrijednosti varijabli koje se procjenjuju postoje te se mogu primijeniti u modelu.

Prva faza je planiranje eksperimenta. Ako se podatci uzimaju iz postojeće baze podataka, ta faza se preskače. Prilikom uzimanja podataka može se javiti niz problema kao što su npr. podatci koji nedostaju, kolinearnosti, smetnje, nedostatak informacija o dinamici procesa, jer industrijska postrojenja većinu vremena rade u stacionarnom stanju. Problemi se mogu riješiti pažljivim prikupljanjem i analizom podataka u duljem trajanju da bi se pronašli i izdvojili kvalitetni podatci. U ovoj fazi važan je kontakt sa stručnjacima s postrojenja jer oni dobro poznaju proces, znaju koje su ključne procesne varijable, kolike su zadrške, koje je vrij-



Slika 2 – Inferencijski regulacijski krug

Fig. 2 – Inferential control loop



S l i k a 3 – Postupak identificiranja kod izvedbe softverskog senzora

F i g. 3 – Model identification procedure during soft sensor design

me uzorkovanja, koje je radno područje varijable i postoje li nelinearni odnosi itd.

Model procesa dobiven opisanim postupkom najčešće ne zadovoljava odmah, pa se postupak identificiranja gotovo uvijek provodi iteracijski. Razlozi mogu biti u svakom od koraka postupka identificiranja:⁶

- prikupljeni mjeri podatci nisu dovoljno informativni da bi se na temelju njih mogao izvesti dobar model, tj. eksperiment identificiranja nije dobro proveden;
- odabrana struktura modela ne sadrži niti jedan model koji može dovoljno dobro opisati vladanje procesa;
- kriterij za ocjenu kvalitete modela nije dobro odabran;
- numerički postupak procjene mjerljivih veličina modela nije uspio pronaći parametre modela uz koje bi zadovoljio postavljeni kriterij kvalitete.

Prikupljanje i filtriranje podataka

U velikim industrijskim postrojenjima prikupljaju se i pohranjuju velike količine podataka iz procesa, što kasnije pruža mogućnost njihove uporabe za identificiranje modela procesa. Nažalost, načini prikupljanja podataka ponekad ne zadovoljavaju zahtjeve što ih postavljaju tehnike identificiranja. Javljuju se poteškoće prouzročene periodom uzorkovanja, nedostajućim podatcima, grubim mjernim pogreškama, radnim uvjetima, točnošću mjerjenja itd.

Prikupljanje podataka vrlo je bitna faza pri kojoj je potrebno odabrati podatke koji su reprezentativni s obzirom na dinamičko vladanje sustava. U ovoj fazi nužna je suradnja projektanta softverskog senzora i eksperta s postrojenjem. Period uzorkovanja obično se izabire tako da frekvencija uzorkovanja bude desetak puta veća od očekivane gornje granične frekvencije procesa. Često se pri provođenju eksperimenta ulazno-izlazni podatci snimaju s kratkim periodom uzorkovanja, a naknadno se podešava optimalni period uzorkovanja.⁶

Odabir varijabli i strukture modela

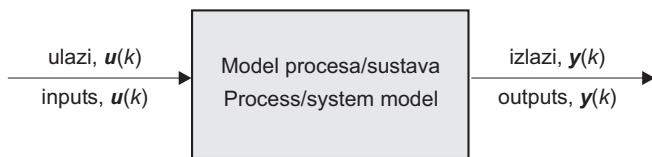
U literaturi su predloženi različiti pristupi modeliranju realnih sustava zavisno od razine znanja o procesu *a priori*. Modeli mogu biti razvijeni teorijski na temelju kemijskih, fizikalnih i bioloških načela (engl. *first principles*) ili empirijski, iz eksperimentalnih podataka, služeći se postupkom identificiranja, pri čemu razlikujemo modele sive (engl. *gray-box*) i crne kutije (engl. *black-box*).

Model bijele kutije (engl. *white-box*) je model sustava kojeg poznajemo u potpunosti. U slučaju industrijskih procesa, zbog njihove složenosti, razvoj fundamentalnih modela može biti vremenski vrlo zahtjevan, a u modelima se javlja velik broj parametara čije su vrijednosti nepoznate. Međutim velike količine mjernih podataka koji su pohranjeni u bazama podataka upućuju na primjenu identificiranja nelinearnog modela sive ili crne kutije.

Odabir varijabli i strukture modela je od ključne važnosti u modeliranju te je opširno istraživan i prikazan u literaturi. Svako znanje tehnologa ili procesnih inženjera u vezi s izborom ulaznih varijabli, reda sustava, radnog područja, vremenske zadrške, nelinearnosti, perioda uzorkovanja signala i dr. ukazuje na vrijedan izvor informacija pri razvoju modela procesa. To je osobito važno pri radu s nelinearnim procesima.

Prvo pitanje s kojim se susrećemo pri razvoju modela procesa je izbor varijabli koje utječu na izlaz iz modela. U radu Warnea⁷ prikazane su brojne tehnike koje se mogu primijeniti za linearno i nelinearno modeliranje. Prvi i najintuitivniji pristup pri izboru varijabli je grafički prikaz odstupanja. Pored toga, primjenjuju se kvantitativni kriteriji kao što su koeficijent korelacije i Mallowa statistika.

U literaturi se spominje da visoko korelirane varijable mogu uzrokovati numeričke poteškoće prilikom identificiranja. Ovo je čest slučaj za varijable mjerene iz industrijskih procesa. Ovaj nedostatak može se ublažiti primjenom tehniku poput PCA i PLS, objema u slučaju linearnih i nelinearnih procesa. Pri odabiru strukture modela obično se počinje s linearnim modelima, koji se zatim generaliziraju u odgovarajuće nelinearne modele. Shematski prikaz modela procesa/sustava prikazan je na slici 4, gdje je skup izlaznih varijabli (izlaza) posljedica skupa ulaznih varijabli (ulaza).



k – diskretni korak $u(k)$ – ulazni vektor $y(k)$ – izlazni vektor
– discrete step – input vector – output vector

S l i k a 4 – Model sustava

F i g. 4 – System model

T a b l i c a 1 – Vrste modela i njihovih regresora

T a b l e 1 – Model types with associated regressors

IDENTIFICIRANJE DINAMIČKOG VLADANJA PROCESA DYNAMICAL PROCESS BEHAVIOUR IDENTIFICATION			
	Regresori Regressors	Linearni modeli Linear models	Nelinearni modeli Nonlinear models
	$u(k-i)$	FIR	NFIR
	$u(k-i), y(k-i)$	ARX	NARX
	$u(k-i), y(k-i)$	OE	NOE
	$u(k-i), y(k-i), e(k-i)$	ARMAX	NARMAX
	$u(k-i), y_s(k-i), e(k-i), e_s(k-i)$	BJ	BJ
FIR	– Finite Impulse Response model	k	– diskretni korak – discrete step
ARX	– Auto Regressive model with exogenous inputs	n	– broj elemenata regresijskog vektora – the number of regression vector elements
OE	– Output Error model		$i = 1, 2, \dots, n$
ARMAX	– Auto Regressive Moving Average model with exogenous inputs	$u(k-i)$	– prošle vrijednosti ulaza procesa – previous process inputs
BJ	– Box-Jenkins model	$y(k-i)$	– prošle vrijednosti izlaza procesa – previous process outputs
		$y(k-i)$	– prošle vrijednosti izlaza modela procesa – previous process model outputs
		$e(k-i)$	– prošle vrijednosti pogreške predikcije – previous prediction errors
		$y_s(k-i)$	– prošle vrijednosti simuliranog izlaza procesa – previous process simulated outputs
		$e_s(k-i)$	– prošle vrijednosti simulirane pogreške – previous simulated errors

Identificiranje nelinearnih dinamičkih procesa

Za odabir strukture modela postoji više mogućnosti, a na to utječe svrha za koju će se softverski senzor upotrebljavati. Ako je potreban približan model ili proces radi pri stacionarnim uvjetima, zbog jednostavnosti razvoja će linearni model biti najbolji izbor. Linearni model dobar je izbor kada se primjenjuju standardne metode vođenja. U svim ostalim slučajevima, pogotovo za modele složenih industrijskih procesa, bolji izbor je nelinearni model. Odabir regresora blisko je povezan s odabirom strukture modela. Isto vrijedi i za identificiranje modela kojim se određuju parametri za pojedini model na temelju dostupnih podataka i pripadnih kriterija. Kod linearnih sustava obično se primjenjuje metoda najmanjih kvadrata. Budući da je teorijska osnova razvijena samo za linearne sustave, kod nelinearnih sustava često se primjenjuju metode kao što su neuronske mreže i neizrazita logika. Pri tome se projektanti služe softverskim alatima.

Kod identificiranja realnih sustava mogu se rabiti različite strukture. U industrijskim primjenama pozornost je usredotočena na parametarske strukture, a među njima ključnu ulogu imaju autoregresivni modeli s vanjskim ulazima u linearnim (FIR, ARX ili ARMAX) i nelinearnim inačicama (NFIR, NARX i NARMAX). Detaljan prikaz teorijski mogućih modela dao je Ljung³ (tablica 1).

Vrednovanje modela

Zadnji korak je vrednovanje (validiranje) modela. Podatci na temelju kojih je izведен model obično daju dobre rezultate, međutim primjenom novih nezavisnih podataka dobiva se konačna slika o kvaliteti razvijenog modela.

Općenito govoreći, problem vrednovanja (validiranja) modela nije u potpunosti riješen. Ipak, u teoriji linearnih sustava uobičajeni pristup sadrži proračun autokorelacijske funkcije reziduuma (ostataka) i funkcija križne korelacije (engl. cross-correlation) između reziduuma i ulaza preko skupa nekorištenih podataka.⁸

Vrednovanje nelinearnih modela obično se ostvaruje proširenjem korelacijskog pristupa na sve linearne i nelinearne kombinacije prošlih ulaza i izlaza.^{9,10}

Razine pouzdanosti (engl. confidence levels) kao metodu za vrednovanje modela predložili su Papadopoulos, Edwards i Murray¹¹ i Dadhe i Engel¹². Intervali predviđanja unaprijednih višekoračnih neuronskih mreža za predviđanje procijenjeni su samopodizajućim metodama (engl. bootstrap methods), a K-fold cross-validation (Masson et al.)¹³ se rabi kao tehnika ponovnog uzorkovanja kojom se dobiva veliki skup podataka za vrednovanje.

Primjena softverskih senzora u procesnoj industriji

Postoji mnogo razloga za primjenu softverskih senzora u industriji. Oni postaju standardni alat s tendencijom promjene svoje uloge od nadzorne u otvorenom regulacijskom krugu prema ulozi osjetila u zatvorenom regulacijskom krugu.

U svakom slučaju, velik broj on-line-analizatora i digitalnih sustava koji se upotrebljavaju za nadziranje i vođenje daje projektantima i operatorima alat potreban za projektiranje i primjenu softverskih senzora uz minimalne troškove ili bez povećanja početnih troškova.

Karakteristična područja primjene su:

- zamjena za mjerne uređaje,
- reduciranje potrebe za mjernom opremom,
- nadzor i vođenje procesa i
- otkrivanje pogrešaka i dijagnostika procesa.

Neke od karakteristika koje potiču uporabu tehnike softverskih senzora su: velika postrojenja, teško mjerljive procesne veličine, zadrška u mjerenu, merna oprema se nalazi u agresivnim radnim uvjetima, strogi zahtjevi za vođenje itd.

Rafinerije su tipično područje gdje softverski senzori nalaze brojnu primjenu. Primjena se odnosi na slučajevе kad su kontinuirana *on-line*-mjerena nedostupna i jedini izbor su nam modeli razvijeni na temelju laboratorijskih analiza. U takvim slučajevima uglavnom se rabe statički modeli.^{14,15} Pokušaj smanjivanja velikih vremenskih intervala između laboratorijskih analiza opisali su *Shi et al.*¹⁶ pri čemu je dinamička kompenzacija primijenjena za procjenu sastava proizvoda na postrojenju za destilaciju. Drugo tipično područje primjene u industriji su procesi polimerizacije.^{17,18} Pregled primjera primjene u procesima fermentacije i procjene stanja u bioreaktorima također je dan u literaturi.¹⁹

Važno područje primjene softverskih senzora zbog sve strože zakonske regulative je područje zaštite okoliša. *Graziani et al.*²⁰ opisuju statički nelinearni neuronski model za procjenu koncentracije NO_x u dimnim plinovima koje proizvodi rafinerija. Problem procjene emisije NO_x novim algoritmom za modeliranje viševeličinskih nelinearnih sustava primjenom analize glavnih komponenata i neizrazitih modela *C-means* i *Takagi-Sugeno* za određivanje indeksa topljivosti u procesu proizvodnje polietilena opisali su *Liu et al.*²¹

Softverski senzori kao zamjena za mjerne uređaje

U industrijskim postrojenjima upotrebljava se velik broj mjernih uređaja koji rade s velikim količinama podataka. Nadzor stanja industrijskih postrojenja zahtijeva obradu stotina, ponegdje i tisuća različitih varijabli.

Takva merna oprema i pripadni sustavi za prijenos podataka izloženi su čestim promjenama okolišnih uvjeta. Često je pri tome nužno upotrebljavati složenu mernu opremu i periodički provoditi postupke preventivnog održavanja. Ipak, unatoč svim poduzetim mjerama opreza i dalje su mogući kvarovi mjerne opreme. Pogreške pri radu sustava za vođenje mogu se javiti u obliku iznenadnih kvarova, ali i u obliku dugotrajnih promjena statičke karakteristike. Naime, okolišni uvjeti ponekad mogu znatno odstupati od normalnih, te svojim djelovanjem uzrokovati pogrešku pri mjerenu, a mogu uzrokovati i oštećenje ili promjenu statičke karakteristike. Spore dugotrajne promjene karakteristike mernog pretvornika mogu biti opasne jer se teže otkrivaju, a mogu uzrokovati probleme pri radu sustava za vođenje.

Mjerne instrumente je u takvom slučaju potrebno zamijeniti. Najčešća primjena softverskih senzora upravo je kao zamjena za mjerne instrumente. Model je u ovom slučaju posebno izведен tako da trenutno zamjeni merni instrument i omogući nastavak rada postrojenja.

Reduciranje potrebe za mjernom opremom

Primjena softverskog alata umjesto mjernog instrumenta dobra je osnova za moguće smanjenje troškova. Za to su potrebni eksperti koji dobro poznaju procese, koji će sudjelovati u projektiranju inferencijskih modela čija namjena je zamijeniti hardverske analizatore.

Potrebno je provoditi i periodičku ocjenu valjanosti modela privremenom upotrebom mjernih instrumenata te ponovnim ugađanjem modela ako je to nužno. Periodička ocjena valjanosti softverskog senzora i njegovo ponovno ugađanje glavni je problem kod primjene. Ponovno ugađanje softverskih senzora potrebno je kad se promjene parametri sustava zbog sporih promjena (npr. sezonske promjene).

Softverski senzori za nadzor i vođenje procesa

Procjena varijabli sustava u stvarnom vremenu, kad postoji zadrška iz mjernih uređaja, ilustriraju najvažniju primjenu softverskih senzora. Svakom mjernom instrumentu potrebno je određeno vrijeme za provedbu mjerena. Vrlo često to vrijeme je vrlo kratko, no u nekim primjerima može biti odlučujuće. Na primjer, kod plinske kromatografije vrijeme potrebno za jedno mjerjenje iznosi reda veličine nekoliko minuta, a ponekad i više. Štoviše, zbog visoke cijene nekih mjernih uređaja u industrijskoj primjeni, o varijablama se ponegdje može zaključivati na temelju mjernog uređaja lociranog na drugom procesu i one kao takve dolaze s vremenskom zadrškom.

U slučaju mjernih instrumenata koji se upotrebljavaju radi nadzora ovo kašnjenje podataka nema bitne posljedice, osim ako informacija nije važna iz sigurnosnih razloga. No, kad je informacija potrebna za regulaciju, učinak kašnjenja onemogućit će učinkovito vođenje procesa.

Softverski senzori za otkrivanje pogrešaka i dijagnostiku procesa

Sustavi za vođenje u industrijskoj primjeni mogu se sagledati hijerarhijski na najmanje tri razine: prva razina je vođenje, koja obuhvaća regulaciju, motrenje stanja procesa, procjenu parametara, itd. Iznad razine vođenja je razina nadgledanja, u kojoj se provodi kontinuirano motrenje procesa čineći tako procesne operacije što je više moguće neovisne o prisutnosti čovjeka – operatora. Najviša razina pada upravljanju, koordinacijskim i optimizacijskim aktivnostima koje daju sustavu za vođenje smjernice više razine kako bi se optimirao rad vodeći računa o zadanim kriterijima.

Dio postupka nadzora suvremenih sustava u industriji su otkrivanje pogrešaka i dijagnostika procesa. U prošlosti, funkcija nadzora bila je suštinski ograničena na provjeru ključnih varijabli i na alarmiranje u slučaju izvanredne situacije. Danas se otkrivanje pogrešaka i dijagnostika provode primjenom naprednih tehniku matematičkog modeliranja, obrade signala, metoda identificiranja, računalne inteligencije, aproksimativnog zaključivanja itd.

Glavni ciljevi kod otkrivanja pogrešaka i dijagnostike sustava su:

- rano otkriti pogreške kod različitih dijelova sustava te, prema mogućnosti, dati što više informacija o pogrešci koja se pojavila (ili se javlja), kao što su npr. veličina, vrijeme, mjesto i procjena posljedica pogreške;

- osigurati podršku sustavu za plansko, preventivno i prediktivno održavanje i popravke;
- osigurati temelje za rad sustava bez pogrešaka i zastoja.

Kod otkrivanja pogrešaka i dijagnosticiranja uvijek se primjenjuje neki oblik redundancije. To znači postojanje dva ili više načina za određivanja karakterističnih stanja (varijabli, parametara, simptoma) procesa kako bi postojalo više izvora informacija. Osnovna ideja sastoji se u usporedbi informacija koje su dobivene iz sustava s odgovarajućim informacijama iz drugog redundantnog izvora. Pogreška je, općenito, otkrivena ukoliko sustav i drugi izvor daju različite informacije. Postoje tri vrste redundancije: *fizikalna redundancija* koja predstavlja fizikalnu repliku komponente koja se prati; *analitička redundancija* u kojoj je izvor redundancije matematički model komponente; *spoznajna redundancija*, u kojoj redundantni izvor sadrži heurističke informacije o procesu. Kad je riječ o industrijskoj primjeni, djehotovni algoritmi otkrivanja pogrešaka i dijagnostike obično ne koriste samo jedan izvor redundancije, već njihovu kombinaciju.

Ocjena valjanosti osjetila je posebna vrsta otkrivanja pogrešaka u kojoj je sustav koji se motri osjetilo (ili grupa osjetila). Temeljno, cilj ocjene valjanosti osjetila je dati korisniku mjerljivu informaciju o pouzdanosti provedenog mjerjenja. Na višoj razini, sustav za prosudbu valjanosti može obavljati mjerjenje u slučaju kad je pravo osjetilo u kvaru. Korist od softverskih senzora u ovom slučaju je dvostruka. Prvo, mogu biti sredstvo analitičke redundancije – rade paralelno sa stvarnim osjetilima, a pogreška se može otkriti usporednjom izlaza stvarnog osjetila i softverskog senzora. Drugo, mogu se upotrebljavati za procjenu izlaza osjetila koje je u kvaru. Prema tome, imaju značajke zamjenskog uređaja nakon otkrića pogreške.

Zaključak

Danas se softverski senzori primjenjuju u mnogim područjima kemijske procesne industrije, što obuhvaća rafinerije te petrokemijsku, polimernu, papirnu, prehrambenu, farmaceutsku i tekstilnu industriju.

Razvojem i primjenom softverskih senzora moguće je kontinuirano procjenjivati nemjerljive i teško mjerljive veličine, rezultate laboratorijskih analiza, a isto tako i primjeniti metode inferencijskog vođenja.

Potrebno je na kraju naglasiti da razvoj softverskih senzora i njihova primjena ne zahtijevaju velika ulaganja jer se softverski senzori realiziraju kao programski moduli u računalima i sustavima za vođenje postrojenja. Projektiranje i primjena softverskih senzora ne zahtijeva ni intervencije u postrojenju jer se softverski senzori projektiraju na temelju mjerljivih podataka koji se prikupljaju tijekom rada. Projektiranje softverskih senzora treba provoditi na što je moguće većem broju podataka, što zahtijeva njihovo prikupljanje za dulje vrijeme i po mogućnosti pri različitim radnim uvjetima kako bi se ostvario zadovoljavajući model.

ZAHVALA

Ovaj rad rezultat je znanstvenog projekta ZP-125-1963-1964 Softverski senzori i analizatori za nadgledanje i vođenje procesa koji finansira Ministarstvo znanosti, obrazovanja i športa Republike Hrvatske.

Literatura

References

1. G. D. Martin, Consider Soft Sensors, *Chem. Eng. Prog.* **7** (1997) 66–70.
2. L. Fortuna, S. Graziani, A. Rizzo, M. G. Xibilia, *Soft Sensors for Monitoring and Control of Industrial Processes (Advances in Industrial Control)*, Springer, London, 2007.
3. L. Ljung, *System Identification: Theory for the User*, 2nd ed., Prentice Hall, New Jersey, 1999.
4. R. Guidorzi, *Multivariable system identification*, Bonomia University Press, Bologna, 2003.
5. M. Nørgaard, O. Ravn, N. K. Poulsen, L. K. Hansen, *Neural networks for modelling and control of dynamic system*, Springer, London, 2000.
6. I. Petrović, Identifikacija nelinearnih dinamičkih procesa statičkim neuronskim mrežama, doktorska disertacija, Fakultet elektrotehnike i računarstva Sveučilišta u Zagrebu, Zagreb, 1998.
7. K. Warne, G. Prasad, S. Rezvani, L. Maguire, Statistical and computational intelligence techniques for inferential model development: a comparative evaluation and a novel proposition for fusion, *Eng. Appl. Artif. Intell.* **17** (2004) 871–885.
8. T. Söderström, P. Stoica, *System identification*, Prentice Hall, London, 1989.
9. S. Chen, S. A. Billings, P. M. Grant, Non-linear system identification using neural networks, *Int. J. Control.* **51** (1990) 1191–1214.
10. E. M. A. M. Mendes, S. A. Billings, An alternative solution to the model structure selection problem, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part A Syst. Humans* **31** (2001) 597–608.
11. G. Papadopoulos, P. J. Edwards, A. F. Murray, Confidence estimation methods for neural networks: A practical comparison, *IEEE Trans. Neural Networks* **12** (2001) 1456–1464.
12. K. Dadhe, S. Engell, Assessing the predictions of dynamic neural networks, Proc. 16th IFAC World Congress, Prague, 2005, CD-ROM.
13. M. H. Masson, S. Canu, Y. Grandvalet, A. Lynggaard-Jensen, Software sensor design based on empirical data, *Ecol. Modell.* **120** (1999) 131–139.
14. W. Yan, H. Shao, X. Wang, Soft sensing modeling based on support vector machine and Bayesian model selection, *Comput. Chem. Eng.* **28** (2004) 1489–1498.
15. J. X. Luo, H. Shao, Developing soft sensors using hybrid soft computing methodology: A neurofuzzy system based on rough set theory and genetic algorithms, *Soft Comput.* **10** (2006) 54–60.
16. Z. Shi, B. Cuime, L. Bin, W. Yonghua, The advanced process control system for an industrial distillation column, Proc. 16th IFAC World Congress, Prague, 2005, CD-ROM.
17. R. Rallo, J. Ferre-Giné, A. Arena, F. Giralt, Neural virtual sensor for the inferential prediction of product quality from process variables, *Comput. Chem. Eng.* **26** (2002) 1735–1754.
18. Z. Xiong, J. Zhang, A batch-to-batch iterative optimal control strategy based on recurrent neural network models, *J. Process Control* **15** (2005) 11–21.
19. A. J. Assis, R. M. Filho, Soft sensors development for on-line bioreactor state estimation, *Comput. Chem. Eng.* **24** (2000) 1099–1103.
20. S. Graziani, N. Pitrone, M. G. Xibilia, Barbalace, N., Improving monitoring of NO_x emissions in refineries, Proc. IMTC, Vol. 1, Como Italy, 2004., str. 594–597.
21. J. Liu, On line soft sensor for polyethylene process with multiple production grades, Proc. 16th IFAC World Congress, Prague, 2005., CD-ROM.

SUMMARY

Soft Sensors – Modern Chemical Engineering Tool

N. Bolf

Control systems and optimization procedures require regular and reliable measurements at the appropriate frequency. At the same time, legal regulations dictate strict product quality specifications and refinery emissions. As a result, a greater number of process variables need to be measured and new expensive process analyzers need to be installed to achieve efficient process control. This involves synergy between plant experts, system analysts and process operators. One of the common problems in industrial plants is the inability of the real time and continuous measurement of key process variables.

Absence of key value measurement in a timely manner aggravates control, but it does not mean that it is always an impossible step. As an alternative, the use of soft sensors as a substitute for process analyzers and laboratory testing is suggested. With the soft sensors, the objective is to develop an inferential model to estimate infrequently measured variables and laboratory assays using the frequently measured variables. By development of soft sensors based on measurement of continuous variables (such as flow, temperature, pressure) it is possible to estimate the difficult-to-measure variables as well as product quality and emissions usually carried by laboratory assays.

Software sensors, as part of virtual instrumentation, are focused on assessing the system state variables and quality products by applying the model, thus replacing the physical measurement and laboratory analysis. Multiple linear/nonlinear regression methods and artificial intelligence methods (such as neural network, fuzzy logic and genetic algorithms) are usually applied in the design of soft sensor models for identification of nonlinear processes.

Review of published research and industrial application in the field of soft sensors is given with the methods of soft sensor development and nonlinear dynamic model identification. Based on soft sensors, it is possible to estimate product properties in a continuous manner as well as apply the methods of inferential control. By real plant application of the soft sensors, considerable savings could be expected, as well as compliance with strict legal regulations for product quality specifications and emissions.

*University of Zagreb, Faculty of Chemical
Engineering and Technology
Department of Measurement and Process Control
Savksa c. 16/5a 10 000 Zagreb, Croatia*

*Received May 26, 2010
Accepted September 30, 2010*