Historical Process Data Based Energy Monitoring - Model Based Time-Series Segmentation To Determine Target Values

Janos J. Abonyia, Tibor T. Kulcsara, Miklos M. Balatonb, Laszlo L. Nagyb

a Department of Process Engineering, University of Pannonia, P.O. Box 158, H-8201 Hungary

b MOL Hungarian Oil and Gas Company, Szazhalombatta, Production Excellence

janos@abonyilab.com

Energy monitoring improves energy efficiency in process plants, by helping plant operators, engineers, and managers track actual and target energy. An energy monitoring system calculates actual energy use, estimates the energy needed when operating efficiently, tracks energy metrics, highlights performance issues, and prepares regular statements of energy use.

We developed a novel data-driven framework for energy monitoring. The developed on-line decision support system continuously evaluates the operation of the technology. Key Energy Indicators (KEI) including efficiency measures are calculated on-line based on empirical and first -principle models. Beside classical engineering approach correlation hunting techniques are applied to build these multivariate KEI soft sensors based on the selected process variables.

Energy monitoring is based on the comparison of KEIs and their target vales. In most of the cases these targets should depend on operating regimes. We developed advanced empirical modeling techniques to support on-line targeting. Comparison of the KEI-s at the same operating regimes allows the comparison of different operation strategies. Based on the extracted knowledge novel, realistic targets of KEI-s can be determined. To automatize this procedure we developed a goal-oriented time-series segmentation technique. With the proposed tool optimal target values for different operating regions can be determined.

A measure to evaluate the operation of the technology and comparison of performances of process operators has also been developed. Since the trends of these measures are the most important, the proposed framework utilizes a CUMSUM SQC chart for visualization and decision support.

The concept of the resulted historical data based energy monitoring system is demonstrated at Heavy Naphtha Hydrotreater and CCR Reforming Units of MOL Hungarian Oil and Gas Company. The presented case study shows the applicability and efficiency of the proposed methodology.

* 1. Introduction
  2. Energy monitoring concept

1. Regression and deviance based classification

Find linear regression model to estimate energy consumption in linear equation format (eq 1) where the is the energy consumption, is vector of process variable at time . To find predictor coefficient vector we use linear least squares method which find a solution for to minimize quadratic cost function.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

The analytical solution for linear least squares method is the following:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2) |

Where contains a measurement series of process variables and contains the measured values of energy consumption corresponding to process variables.

1. Confidence analysis

The prediction of energy consumption is effected by errors so the reliability of model should be qualified. The common used technique for qualification is variance analysis. It means that we try predict the variance of model output based on the model input values and variances.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

* 1. Regression based time series segmentation
  2. Results and discussion

A regressziós modell tanítása után a kapott paraméter vektorral becsült értékeket azok eredeti értékeinek függvényében ábrázolva egy redukált regressziós diagramot kapunk. Az ábrán feltüntettük a tökéletes illeszkedésű egyenes (fekete folytonos vonal), valamint az 1-2-3 határokat. A az hiba empirikus szórását jelöli. Ezzel sztenderd megbírhatósági határokat definiálhatunk a modellhez.

Az LKN módszer viselkedéséből adódóan a becslés egyfajta átlagként kezelhető, azaz az adott üzemi paraméterekhez a tanítóminta alapján egy átlagos energia felhasználást számol. A gyakorlatban ez azt jelenti, ha a becsült értékünk nagyobb, mint a hozzá tartozó mért érték, akkor a technológia üzemeltetése a vizsgált tartományhoz viszonyítva gazdaságos. Ha pedig a becsült érték alacsonyabb a mértnél, akkor a technológiát lehetne gazdaságosabban is üzemeltetni.



A regresszió konfidencia intervallum számítása alapján becslés jóságát minősíteni lehet. Variancia analízis alapján a becsült értékhez egy konfidencia szinthez () illeszkedő tartomány megadható. 0,98-as konfidencia szintet feltételezve a regresszió bemente alapján a becsült érték 0,98-as valószínűséggel a tartományon belül kell legyen.

Ha a tartomány a becsült térből áthelyezzük a mért értékek terébe, valamint illesztünk egy görbét , melynek független változója a mért érték, a függő változója a konfidencia intervallum sugara, akkor a következő tartományt kapjuk: . Belátható, hogy a konfidencia sávot a becsült tengelyen bárhol felvehetjük. Ennek értelmében bármely megadott eltéréshez adható egy intervallum, melyben a pontok valamilyen valószínűséggel ugyanahhoz a gazdaságossági szinthez tartoznak és ez a valószínűség a konfidencia szintje. A konfidencia sugara a modell tartományában változik, mégpedig a szélső tartományokban nagyobb. Ennek a oka, hogy a modell kevésbé megbízható a széleken mint a köztes intervallumban.

. 

Regressziós szegmentálás

A regresszió jósága alapján az idősorok elkülöníthetőek. A módszer lényege, hogy a tartományt egy kis lépésközű felosztással lokális modellekre bonjuk, majd ezeket összevonogatjuk. Az összevonás alapja a lokális modell relatív hibája. Minden ciklusban azt a két modellt vonjuk össze ahol az összevonás költsége a legkisebb. Ezt mindaddig folytatjuk amíg el nem érjük az előírt legkisebb szegmens számot.

Az ábrán a két leghosszabb modell eredményeit láthatjuk. E két modell a 4-es és a 17-es szegmens lokális modellje. Az ábrán látható a lokális modell lokális és a globális teljesítménye is. A felső diagramok a szegmensen belüli az alsók a modell összes pontját mutatják. Látható, hogy a 14-es szegmens ugyan rövidebb, de a globális teljesítménye jobb, mint a 4es szegmens lokális modellje esetében.



A következő ábra mutatja a szegmentálás eredményét. A felső grafikon az energiafelhasználás mért és becsült értéke, alatta a relatív hiba nagysága, a legalsó pedig a a kumlatív hibát mutatja az idő függvényében.

Látható, hogy a modell elején és végén a relatív hiba meglehetősen magas, és sok különálló szegmens található. A váltási pontokat az algoritmus a nagy költség érték változásokhoz teszi.

