

Томский государственный университет

Кемеровский государственный университет

Кемеровский научный центр СО РАН.

Институт вычислительных технологий СО РАН

Филиал Кемеровского государственного университета  
в г. Анжеро-Судженске

**ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ  
И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ  
МОДЕЛИРОВАНИЕ  
(ИТММ-2010)**

**Материалы IX Всероссийской  
научно-практической конференции  
с международным участием**

**19–20 ноября 2010 г.**

**Часть 2**

Издательство Томского университета

2010

расчета энергетических характеристик ТЭС. В настоящее время реализуется прототип системы.

Дальнейшее развитие системы предполагает реализацию возможности проведения комплексной (не только по электрическим, но и по тепловым нагрузкам) оптимизации работы ТЭС, а также добавление функций для формирования различных аналитических отчетов для нужд оперативно-диспетчерской службы.

#### Литература

1. Расчет технических характеристик тепловых электростанций // Расчеты наивыгоднейших режимов энергосистем. – М.: БТИ, 1961. – Вып. 1.
2. Горнштейн, В. М. Методы оптимизации режимов энергосистем. – М.: Энергоатомиздат, 1981. – 336 с.
3. Летун В. М., Глуз И. С. Оптимальное управление режимом работы электростанций в условиях оптового рынка // Электрические станции. – 2003. – Вып. 3. – С. 82–86.
4. Гудов А. М., Завозкин С. Ю. Информационные и математические модели, заложенные в систему электронного документооборота КемГУ // Вестник НГУ. – 2005. – Т. 2, вып. 1. (Сер. Информационные технологии в образовании). – С. 68–73.

## COMPARISON OF NONPARAMETRIC FILTRATION ALGORITHMS WITH KALMAN FILTER\*

*A. V. Dobrovidov, G. M. Koshkin*

*Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow,  
Tomsk State University, Informatization Problems Department  
of Tomsk Scientific Center of Siberian Branch  
of Russian Academy of Sciences*

Results in nonparametric bandwidth selection [1, 2] allow us to create data-based algorithms of automatic nonparametric signal filtration. Such algorithms are based on the optimal filtering equation and its nonparametric counterpart from the theory of nonparametric signal processing [3, 4]. This approach was developed for the case when state equation and probability distribution of unobservable useful signal ( $S_n$ ) are unknown, but the observation equation and perturbation distribution are known completely. Term «automatic filtration» means that the output data of the observation equation is solely used to derive a nonparametric signal filtration equation. The estimation equation contains a term that is a non-parametric estimator of logarithmic derivative of density, which depends on bandwidths for probability and its derivative estimates. Using the results of [5, 6] for bandwidth selection by Smoothed Cross-Validation method, we give an automatic filtration method. To obtain a stable non-parametric estimator of logarithmic density derivative some regularization procedure is used that is named piecewise smooth approximation [7].

\* The work was supported by the Russian Foundation for Basic Research, project № 09-08-00595-a and Program № 29 of the Presidium of the Russian Academy of Sciences.

Modeling was carried out to compare the behavior of nonparametric estimates with the optimal Kalman estimates. Comparison of nonparametric plug-in estimate  $\tilde{S}_n$  and regularization estimate  $\check{S}_n$  with optimal Kalman estimate  $\hat{S}_n$  is carried out by calculating the relative error  $\varepsilon$  in percentage

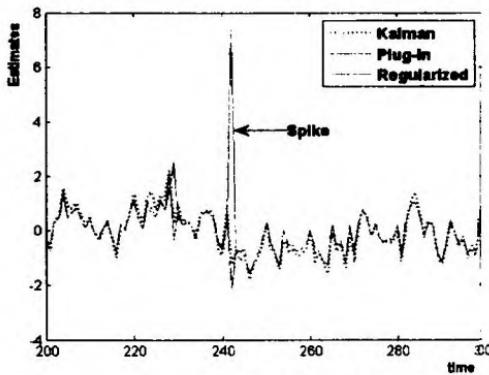
$$\varepsilon = \frac{u_{non} - u_{kal}}{u_{kal}} 100,$$

where

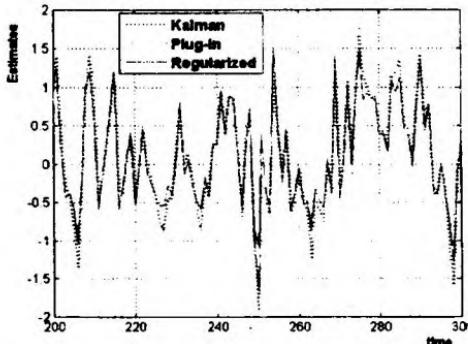
$$u_{non} = (\tilde{u}_{non} \text{ or } \check{u}_{non}), \quad \tilde{u}_{non} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_k (S_k - \tilde{S}_k)^2},$$

$$\check{u}_{non} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_k (S_k - \check{S}_k)^2}, \quad u_{kal} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_k (S_k - \hat{S}_k)^2}.$$

Unfortunately the plug-in estimate is unstable. In this case plug-in estimate may have spikes (see fig. 1), that can sharply ruin the performance of this nonparametric estimate. To eliminate the spikes we use the regularized estimates (see fig. 2).



*Fig. 1. Comparison of nonparametric and optimal Kalman filtration with spikes*



*Fig. 2. Comparison of nonparametric and optimal Kalman filtration without spikes*

The distances between nonparametric estimates  $\tilde{S}_n$  and  $\check{S}_n$  and optimal Kalman estimate  $\hat{S}_n$  in  $\varepsilon$ -units are reflected in the following table, received by simulation.

**Measure of closeness of estimates  $\tilde{S}_n$  and  $\check{S}_n$  to Kalman estimate  $\hat{S}_n$**

Plug-in $\bar{\varepsilon}$	Regularized $\bar{\varepsilon}$	Spikes
83,13%	1.42%	yes
1,13%	1.31%	no

So, the discrepancy  $\varepsilon$  between both estimates is very little when the signal spikes are out. And when the spikes are present the advantage of the regularization procedure becomes obvious.

#### References

1. Bowman A. An alternative method of cross-validation for the smoothing of density estimates // Biometrika. – 1984. – Vol. 71. – P. 353–360.
2. Park B. and Marron J. Comparison of data-driven bandwidth selectors // J. Amer. Statist. Assoc. – 1990. – Vol. 85. – P. 66–72.
3. Dobrovidov A. V. Nonparametric methods of nonlinear filtering of stationary random sequences // Automat. and Remote Control. – 1983/ Vol. 44 (6). – P. 757–768.
4. Dobrovidov A. V. and Koshkin G. M. Nonparametric signal estimation: monogr. Moscow: Phizmatlit, 1997 (in Russian).
5. Duong T. and Hazelton M. L. Cross-validation bandwidth matrices for multivariate kernel density estimation // Scand. J. Statist. – 2005. – Vol. 32. – P. 485–506.
6. Dobrovidov A. V. and Rudko I. M. Bandwidth selection in nonparametric estimator of density derivative by smoothed cross-validation method // Automat. and Remote Control. – 2010. – Vol. 71 (2). – P. 45–57.
7. Dobrovidov A. V., Koshkin G. M., Vasiliev V. A. Nonparametric estimation of functionals of stationary sequences distributions: monogr. – Moscow: Nauka, 2004 (in Russian).

## РАСЧЕТ КОЭФФИЦИЕНТА ЭФФЕКТИВНОСТИ ПОГЛОЩЕНИЯ ВКЛЮЧЕНИЙ В ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ МАТЕРИАЛАХ

*И. Ю. Зыков, А. В. Каленский, А. А. Звеков*  
Кемеровский государственный университет

Микроочаговая модель инициирования взрывного разложения энергетических материалов лазерным излучением основывается на предположении, что в объеме вещества находятся включения размером порядка 100 нм, сильно поглощающие лазерное излучение [1]. Предполагается, что вблизи включения во время действия импульса происходит значительное повышение температуры и образования очага реакции. Сечение поглощения излучения включением принимается равным геометрическому [1, 2], то есть фактор эффективности поглощения  $Q_{abs} = 1$ . Данное предположение нуждается в дополнительном обосновании, так как размер включений сопоставим с длиной волны света, что должно приводить к сильным дифракционным эффектам.