

## ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА LS-SVM ДЛЯ АНАЛИЗА ВЫБОРОК LIDAR И MOTORCYCLE\*

Ш.А. БОБОЕВ

630073, РФ, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20, Новосибирский государственный технический университет, соискатель кафедры теоретической и прикладной информатики. E-mail: shboboev@mail.ru

В работе рассмотрено применение метода опорных векторов с квадратичной функцией потерь (LS-SVM) для решения практических задач. Рассмотрен анализ известных выборок LIDAR и Motorcycle. Приведены краткое описание используемых выборок и построения LS-SVM обычной, робастной и разреженной регрессии. Для получения робастной LS-SVM регрессии использовались методы псевдонаблюдения и взвешивания. Для получения разреженной LS-SVM регрессии использованы различные подходы разбиения выборки, такие как разбиение выборки D-оптимальным планированием эксперимента и различные алгоритмы разбиения на основе критериев селекции моделей. К алгоритмам разбиения выборки на основе критерия селекции моделей относятся алгоритмы замены, исключения, включения точек, Add/Del, Del/Add и виртуальных опорных векторов. Иначе эти алгоритмы можно назвать алгоритмом дополнительной оптимизации состава точек. Для проверки работоспособности алгоритмов проведены вычислительные эксперименты. Повышение точности полученных результатов по методу LS-SVM проводилось посредством подбора масштаба гауссовой ядерной функции. Параметры ядерной функции подбирались по значению критериев оценки качества моделей. В качестве параметра регуляризации использовано фиксированное значение, равное 10. Окончательно точность полученных результатов оценивались по значению критерия детерминации. В табличном виде приведены результаты критерия детерминации для каждого способа получения модели регрессии. Результаты полученных LS-SVM регрессий показаны в графическом виде. Эти результаты показали, что для решения прикладных задач использование метода LS-SVM является вполне допустимым.

**Ключевые слова:** регрессия, метод LS-SVM, ядерная функция, коэффициент детерминации, робастное решение, разреженное решение, выборка LIDAR, выборка Motorcycle

---

\* Статья получена 06 декабря 2018 г.

## ВВЕДЕНИЕ

На практике нам часто приходится сталкиваться с задачами построения регрессии в условиях мультиколлинеарности данных. Для решения таких задач воспользуемся методом LS-SVM, известным как непараметрический метод, который относится к классу ядерных методов [1–2].

Самым важным моментом построения регрессии методом LS-SVM является подбор параметров ядерной функции [3–5]. В настоящей работе подбор таких параметров выполняется с использованием внешних критериев оценки качества моделей, таких как критерий скользящего контроля и критерий регуляризации.

## 1. ОБЫЧНАЯ, РОБАСТНАЯ И РАЗРЕЖЕННАЯ LS-SVM РЕГРЕССИЯ

Рассмотрим различные способы построения регрессий методом LS-SVM (обычной, робастной и разреженной).

### *Обычная LS-SVM регрессия*

Для построения обычной LS-SVM регрессии приведем следующий алгоритм.

Рассмотрим задачу восстановления зависимости. Предположим, что дана обучающая выборка  $D_n = \{(x_k, y_k) : x_k \in X, y_k \in Y; k = 1, \dots, n\}$  объемом  $n$  наблюдений вида

$$y_k = m(x_k) + e_k, \quad k = 1, \dots, n,$$

где  $e_k \in R$  будем считать независимо и одинаково распределенной ошибкой с  $E[e_k | x = x_k] = 0$  и  $Var[e_k] = \sigma^2 < \infty$ ,  $m(x)$  – неизвестная действительная гладкая функция,  $E[y_k | x = x_k] = m(x_k)$ . Вместо неизвестной функции  $m(x)$  будем использовать ее аппроксимацию в виде  $f(x) = \omega^T \varphi(x) + b$ . Восстановив зависимость, получаем решение:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{b} \\ \hat{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где  $y = (y_1, \dots, y_n)^T$ ,  $1_n = (1, \dots, 1)^T$ ,  $\hat{\alpha} = (\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_n)$  и  $\Omega_{kl} = \varphi(x_k)^T \varphi(x_l)$  для  $k, l = 1, \dots, n$  – параметр регуляризации. Результирующая LS-SVM модель имеет вид

$$\hat{y}_n(x) = \sum_{k=1}^n \hat{\alpha}_k K(x, x_k) + \hat{b}, \quad (2)$$

где  $K(x, x_k)$  – ядро скалярного произведения,

$$\hat{b} = \frac{1_n^T \left( \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \right)^{-1} y}{1_n^T \left( \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \right)^{-1} 1_n}, \quad \hat{\alpha} = \left( \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \right)^{-1} (y - 1_n \hat{b}). \quad (3)$$

Более подробное описание построения LS-SVM регрессии приведено в работах [6, 7].

### **Робастная LS-SVM регрессия**

Для построения робастной LS-SVM регрессии воспользуемся методом псевдонаблюдений и взвешенным методом на основе простой и адаптивной функции потерь Хьюбера [8–10]. При использовании псевдонаблюдений СЛАУ (1) принимает вид

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_n^* \end{bmatrix}.$$

При использовании взвешенного метода СЛАУ (1) принимает вид

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_n^T \\ 1_n & \Omega + V_\gamma \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_n \end{bmatrix}.$$

Решив эти СЛАУ, получим решение вида (2).

Более подробное описание этих алгоритмов приведено в работах [11, 12].

### **Разреженная LS-SVM регрессия**

Для построения разреженной LS-SVM регрессии воспользуемся способами разбиения исходной выборки на обучающую и тестовую части с использованием методов оптимального планирования эксперимента и различными ал-

горитмами разбиения выборки на части с использованием внешних критериев оценки качества моделей. К таким алгоритмам относятся: алгоритмы замены, исключения и включения точек, алгоритмы Add/Del, Del/Add и алгоритм виртуальных опорных векторов. Данные способы разбиения выборки и получения разреженной LS-SVM регрессии приведены в работах [7, 13–17].

## 2. ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Цель вычислительного эксперимента – сравнение полученных обычных, робастных и разреженных LS-SVM регрессий. Для проведения экспериментов использовались выборки LIDAR и Motorcycle. Во время проведения экспериментов в качестве параметра регуляризации использовалось фиксированное значение, равное 10. В качестве ядерной функции выбиралось гауссово ядро. Параметры ядерной функции выбирались по значениям различных критериев оценки качества моделей.

Подробное описание выборок LIDAR и Motorcycle приведено ниже.

### **Выборка LIDAR**

Известная технология LIDAR (Light Detection And Ranging) использует отражение света, излучаемого лазером, для обнаружения химических компонентов в атмосфере. Данная технология показала себя как эффективный инструмент мониторинга распределения загрязняющих атмосферу веществ [18].

Типичные данные, используемые в технологии LIDAR, приведены на рис. 1. Горизонтальная переменная *range* определяет расстояние, которое прошел отраженный свет до того, как вернулся к своему источнику. Вертикальная переменная *log ratio* – это логарифм коэффициента частоты резонанса интересующего нас компонента, которым в данном случае выступала ртуть. Другой источник имел частоту, отличную от данной резонансной частоты.

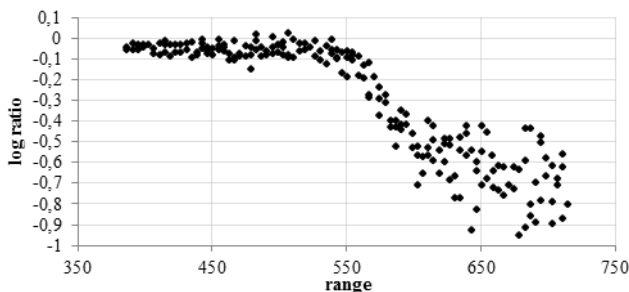


Рис. 1. Данные выборки LIDAR

Особенностями данной выборки являются нелинейность и явное непостоянство дисперсии (гетероскедастичность), которая существенно возрастает вдоль горизонтальной оси. Представляет интерес оценка зависимости  $\log(\text{range})$  от  $\text{range}$ , а также оценка производной этой зависимости.

Отметим, что данная зависимость не является ни линейной, ни квадратичной.

Таким образом, использование полиномов далеко не всегда позволяет описать имеющиеся данные. В условиях, когда структура исходной модели неизвестна и существенно нелинейна, целесообразнее использовать непараметрический и полупараметрический подходы.

Полученные результаты критерия детерминации  $R^2$  для обычной, робастной и разреженной модели LS-SVM приведены в табл. 1–3.

Таблица 1

### Значение $R^2$ при обычной модели LS-SVM

[illegible]

Таблица 2

### Значение $R^2$ при робастной модели LS-SVM

[illegible]

Таблица 3

**Значение  $R^2$  при разреженной модели LS-SVM для критерия регулярности**

Вариант разбиения	Количество точек в тестовой части в %									
	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
D-опт. план	0,915	0,914	0,915	0,912	0,908	0,900	0,899	0,896	0,904	0,902
Замена	0,915	0,915	0,914	0,914	0,914	0,914	0,915	0,915	0,913	0,911
Исключение	0,915	0,914	0,915	0,912	0,908	0,900	0,899	0,896	0,904	0,902
Включение	0,915	0,680	0,358	0,781	0,908	0,900	0,899	0,896	0,904	0,902
Add/Del	0,910	0,914	0,915	0,912	0,908	0,900	0,899	0,896	0,904	0,902
Del/Add	0,915	0,914	0,915	0,912	0,908	0,900	0,899	0,896	0,904	0,902
Вирт. опорные векторы	0,915	0,914	0,915	0,912	0,908	0,900	0,899	0,896	0,904	0,902

Построенные LS-SVM-регрессии для данной выборки представлены на рис. 2.

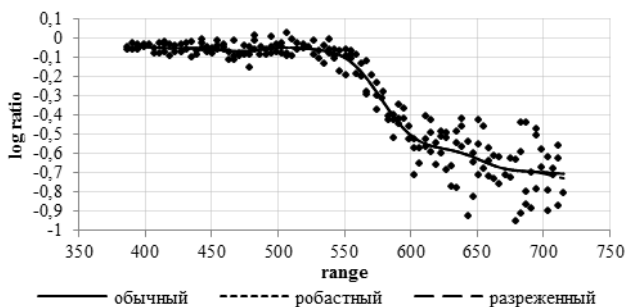


Рис. 2. Обычная, робастная и разреженная LS-SVM-регрессии с использованием гауссова ядра для выборки LIDAR

По результатам проведенных вычислительных экспериментов можно сказать, что в некоторых случаях разреженные решения применяют обычные и робастные решения по значению  $R^2$ . Также робастный вариант решения с использованием взвешенного метода на основе адаптивного вида функции потерь Хьюбера предусматривает другие способы получения робастного решения. Видно, что получаемые разреженные решения при D-оптимальном разбиении выборки лишь немногим уступают не разреженным по величине  $R^2$ . При этом если использовать вариант разбиения на основе критерия регулярности, то улучшения качества решения с позиции  $R^2$  чаще всего не наблюдается. Это позволяет говорить о том, что для получения разреженного



Таблица 5

**Значение  $R^2$  при робастной модели LS-SVM для критерия регулярности**

Метод и вид функции потерь	Критерий	Количество точек в тестовой части в %									
		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
Псевдонаблюдения, обычная функция потерь	LTS	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804
	RLOO-P	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804
	RLOO	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804
	REG	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804	0,804
Взвешивание, обычная функция потерь	LTS	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796
	RLOO-P	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796
	RLOO	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796
	REG	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796	0,796
Псевдонаблюдения, адаптивная функция потерь	LTS	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803
	RLOO-P	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803
	RLOO	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803
	REG	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803	0,803
Взвешивание, адаптивная функция потерь	LTS	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681
	RLOO-P	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681
	RLOO	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681
	REG	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681	0,681

Таблица 6

**Значение  $R^2$  при разреженной модели LS-SVM для критерия регулярности**

Вариант разбиения	Количество точек в тестовой части в %									
	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
D-опт. план	0,803	0,804	0,803	0,790	0,785	0,784	0,776	0,768	0,764	0,757
Замена	0,803	0,803	0,797	0,801	0,801	0,803	0,801	0,801	0,788	0,783
Исключение	0,803	0,804	0,803	0,790	0,785	0,784	0,776	0,768	0,764	0,757
Включение	0,803	0,804	0,803	0,790	0,785	0,784	0,776	0,768	0,764	0,757
Add/Del	0,803	0,804	0,803	0,790	0,785	0,784	0,776	0,768	0,764	0,757
Del/Add	0,803	0,804	0,803	0,790	0,785	0,784	0,776	0,768	0,764	0,757
Вирт. опорные векторы	0,803	0,804	0,803	0,790	0,785	0,784	0,776	0,768	0,764	0,757

Построенные LS-SVM-регрессии для данной выборки представлены на рис. 4.



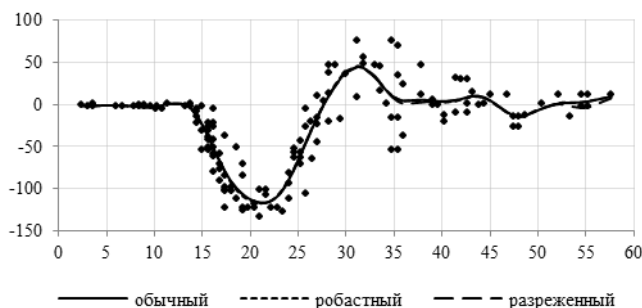


Рис. 4. Обычная, робастная и разреженная LS-SVM-регрессии для выборки Motorcycle

По полученным результатам можно прийти к выводам, приведенным в анализе выборки LIDAR.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенные исследования продемонстрировали хорошие возможности использования метода псевдонаблюдений на основе обычной и адаптивной функции потерь Хьюбера для получения устойчивых решений с малым смещением в условиях засорения наблюдений. Данный подход можно рекомендовать к использованию для получения робастных решений в методе LS-SVM.

По результатам проведенных вычислительных экспериментов можно сделать выводы о том, что эффективность использования случайной тестовой выборки нестабильна и во много определяется конкретным вариантом разбиения. При этом стабильность результатов использования тестовой выборки, полученной при D-оптимальном разбиении выборки, значительно выше. Получение решения при использовании для настройки параметров критериев CV и регулярности на D-оптимальной тестовой выборке близки по значению. Таким образом, для решения задачи настройки параметров алгоритма LS-SVM можно рекомендовать использовать разбиение выборки на обучающую и тестовую части по методу D-оптимального планирования эксперимента.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Vapnik V.* Statistical learning theory. – New York: John Wiley, 1998. – 736 p.
2. Least squares support vector machines / J.A.K. Suykens, T. Van Gestel, J. De Brabanter, B. De Moor, J. Vandewalle. –Singapore: World Scientific, 2002. – 290 p.
3. *Cherkassky V., Ma Y.* Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression // *Neural Networks*. – 2004. – N 17. – P. 113–126.
4. *Попов А.А., Саутин А.С.* Определение параметров алгоритма опорных векторов при решении задачи построения регрессии // *Сборник научных трудов НГТУ*. – 2008. – № 2 (52). – С. 35–40.
5. *Popov A.A., Sautin A.S.* Selection of support vector machines parameters for regression using nested grids // *The Third International Forum on Strategic Technology*. – Novosibirsk, 2008. – P. 329–331.
6. *Попов А.А., Бобоев Ш.А.* Построение регрессионных зависимостей с использованием квадратичной функции потерь в методе опорных векторов // *Сборник научных трудов НГТУ*. – 2015. – № 3 (81). – С. 69–78. – DOI: 10.17212/2307-6879-2015-3-69-78.
7. *Попов А.А., Бобоев Ш.А.* Получение тестовой выборки в методе LS–SVM с использованием оптимального планирования эксперимента // *Научный вестник НГТУ*. – 2016. – № 4. – С. 80–99. – DOI: 10.17212/1814-1196-2016-4-80-99.
8. *Большаков А.А., Каримов Р.Н.* Методы обработки многомерных данных и временных рядов. – М.: Горячая линия-Телеком, 2007. – 522 с.
9. *Попов А.А., Саутин С.А.* Построение регрессионных зависимостей с использованием алгоритма опорных векторов с адаптивными функциями потерь // *Научный вестник НГТУ*. – 2011. – № 1 (42). – С. 17–26.
10. *Попов А.А., Саутин С.А.* Использование робастных функций потерь в алгоритме опорных векторов при решении задачи построения регрессии // *Научный вестник НГТУ*. – 2009. – № 4 (37). – С. 45–56.
11. *Popov A.A., Boboev Sh.A.* The construction of the robust regression models with the LS–SVM method using a nonquadratic loss function // *11th International Forum on Strategic Technology: proceedings of IFOST-2016*. – Novosibirsk, 2016. – P. 394–396.
12. *Попов А.А., Бобоев Ш.А.* Построение робастных регрессионных моделей по методу LS–SVM с использованием функций потерь Хьюбера и взвешивания наблюдений // *Обработка информации и математическое моделирование: материалы Российской научно-технической конференции*. – Новосибирск, 2016. – С. 118–124.

13. *Попов А.А., Бобоев Ш.А.* Получение разреженных решений методом *LS-SVM* через построение обучающей выборки // Вестник Таджикского национального университета. Серия естественных наук. – 2017. – № 1–5. – С. 183–191.

14. *Суходолов А.П., Попов А.А., Бобоев Ш.А.* Настройка параметров ядерных функций в методе *LS-SVM* с использованием внешних критериев качества моделей // Доклады АН ВШ РФ. – 2017. – № 3 (36). – С. 88–104. – DOI: 10.17212/1727-2769-2017-3-88-104.

15. *Попов А.А., Бобоев Ш.А.* Использование методов оптимального планирования эксперимента для разбиения выборки на части и настройка параметров ядерных функций в методе *LS-SVM* на основе внешних критериев качества моделей // Обработка информации и математическое моделирование: материалы Российской научно-технической конференции. – Новосибирск, 2017. – С. 135–142.

16. *Попов А.А., Бобоев Ш.А.* Получение разреженных решений методом *LS-SVM* через построение выборки с помощью методов оптимального планирования и внешних критериев качества моделей // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2018. – Т. 22, № 1 (132). – С. 100–117. – DOI: 10.21285/1814-3520-2018-100-117.

17. *Попов А.А., Бобоев Ш.А.* Получение разреженных решений с использованием D-оптимального разбиения исходной выборки на обучающую и тестовую части и критерия регулярности // Вестник кибернетики. – 2018. – № 3 (31). – С. 162–168.

18. *Silverman B.W.* Some aspects of the spline smoothing approach to non-parametric regression curve fitting // Journal of the Royal Statistical Society. – 1985. – Vol. 47, N 1. – P. 1–52.

19. *Smola A.* Regression estimation with support vector learning machines: master's thesis / Technische Universität München. – München, 1996. – 78 p.

***Бобоев Шараф Асрорович***, соискатель кафедры теоретической и прикладной информатики Новосибирского государственного технического университета. Основное направление научных исследований – статистические методы анализа данных. Имеет 15 публикаций. E-mail: shboboev@mail.ru

DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-85-99

## The application of the LS–SVM method for the analysis of LIDAR and Motorcycle samples\*

**Sh.A. Boboev**

*Novosibirsk State Technical University, 20 K. Marx Prospekt, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, post-graduate student of the theoretical and applied information department.  
E-mail: shboboev@mail.ru*

In paper considers the application of the support vector machines with a quadratic loss function (LS–SVM) for solving practical problems. The analysis of known samples LIDAR and Motorcycle is considered. A brief description of the samples used, as well as the construction of LS–SVM normal, robust and sparse regression are given. For obtain a robust LS–SVM regression was used the methods pseudo-observation and weighing. For obtain a sparse LS–SVM regression, different sampling splitting approaches have been used. Such as: sample partitioning by D-optimal experiment planning and various sample partitioning algorithms based on criterion of model selection. The algorithms for the partitioning of the sample based on the criterion of model selection include algorithms: replacements, rejections, points inclusions, Add/Del, Del/Add, and virtual support vectors. Otherwise, these algorithms can be called the algorithm of additional optimization of the composition of points. To verify the efficiency of the algorithms the computational experiment was conducted. An improvement of the obtained results accuracy with LS–SVM method was achieved by selecting the scale of the Gaussian kernel function. The parameters of the kernel function was selected by the value of criteria for assessing model quality. A fixed value of 10 is used as a regularization parameter. The final solution accuracy was tested by the value of determination criteria. In the table form are shown the results of the determination criterion for each method of obtaining the regression model. The results of the LS–SVM regressions are shown graphical form. These results showed that the use of the LS–SVM method is quite acceptable for solving applied problems.

**Keywords:** regression, LS–SVM method, kernel function, determination coefficient, robust solution, sparse solution, LIDAR sample, Motorcycle sample

## REFERENCES

1. Vapnik V. *Statistical learning theory*. New York, John Wiley, 1998. 736 p.
2. Suykens J.A.K., Gestel T. Van, Brabanter J. De, Moor B. De, Vandewalle J. *Least squares support vector machines*. Singapore, World Scientific, 2002. 290 p.
3. Cherkassky V., Ma Y. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression. *Neural Networks*, 2004, no. 17, pp. 113–126.
4. Popov A.A., Sautin A.S. Opredelenie parametrov algoritma opornykh vektorov pri reshenii zadachi postroeniya regressii [Parameters estimation in support vector regression]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo*

---

\* Received 06 December 2018.

tekhnikeskogo universiteta – *Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2008, no. 2 (52), pp. 35–40.

5. Popov A.A., Sautin A.S. Selection of support vector machines parameters for regression using nested grids. *The Third International Forum on Strategic Technology*, Novosibirsk, 2008, pp. 329–331.

6. Popov A.A., Boboev Sh.A. Postroenie regressionnykh zavisimostei s ispol'zovaniem kvadratichnoi funktsii poter' v metode opornykh vektorov [The construction of a regression relationships using least square in support vector machines]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2015, no. 3 (81), pp. 69–78. DOI: 10.17212/2307-6879-2015-3-69-78.

7. Popov A.A., Boboev Sh.A. Poluchenie testovoi vyborki v metode LS–SVM s is-pol'zovaniem optimal'nogo planirovaniya eksperimenta [Obtaining a test sample by the LS–SVM method using optimal experiment planning]. *Nauchnyi vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*, 2016, no. 4, pp. 80–99. DOI: 10.17212/1814-1196-2016-4-80-99.

8. Bol'shakov A.A., Karimov R.N. *Metody obrabotki mnogomernykh dannykh i vremennykh ryadov* [Methods for processing multidimensional data and time series]. Moscow, Goryachaya liniya-Telekom Publ., 2007. 522 p.

9. Popov A.A., Sautin S.A. Postroenie regressionnykh zavisimostei s ispol'zovaniem algoritma opornykh vektorov s adaptivnymi funktsiyami poter' [Adaptive loss functions in support vector regression]. *Nauchnyi vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*, 2011, no. 1 (42), pp. 17–26.

10. Popov A.A., Sautin S.A. Ispol'zovanie robustnykh funktsii poter' v algoritme opornykh vektorov pri reshenii zadachi postroeniya regressii [The use of robust loss functions in the support vector machine algorithm for solving the regression problem]. *Nauchnyi vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*, 2009, no. 4 (37), pp. 45–56.

11. Popov A.A., Boboev Sh.A. The construction of the robust regression models with the LS–SVM method using a nonquadratic loss function. *11th International Forum on Strategic Technology: Proceedings of IFOST-2016*, Novosibirsk, 2016, pp. 394–396.

12. Popov A.A., Boboev Sh.A. [The construction of the robust regression models with the LS–SVM method using the Huber's loss function and weighting of observations]. *Obrabotka informatsii i matematicheskoe modelirovanie: materialy Rossiiskoi nauchno-tekhnicheskoi konferentsii* [Information processing and mathe-

matical modeling: materials of the Russian Scientific and Technical Conference], Novosibirsk, 2016, pp. 118–124. (In Russian).

13. Popov A.A., Boboev Sh.A. Poluchenie razrezhennykh reshenii metodom LS–SVM cherez postroenie obuchayushchei vyborki [The obtaining sparse solutions by the LS–SVM method through the design of the training sample]. *Vestnik Tadzhijskogo natsional'nogo universiteta. Seriya estestvennykh nauk – Bulletin of the Tajik national university. Series of natural sciences*, 2017, no. 1–5, pp. 183–191.

14. Sukhodolov A.P., Popov A.A., Boboev Sh.A. Nastroyka parametrov yadernykh funktsii v metode LS–SVM s ispol'zovaniem vneshnikh kriteriev kachestva modelei [Kernel function parameter setting in the LS–SVM method using external criteria of model quality]. *Doklady Akademii nauk vysshei shkoly Rossiiskoi Federatsii – Proceedings of the Russian higher school Academy of sciences*, 2017, no. 3 (36), pp. 88–104. DOI: 10.17212/1727-2769-2017-3-88-104.

15. Popov A.A., Boboev Sh.A. [The use of methods of optimal experimental design for partitioning the sample on the parts and the setting of parameter of the kernel functions in the LS–SVM method based on external quality criteria of models]. *Obrabotka informatsii i matematicheskoe modelirovanie: materialy Rossiiskoi nauchno-tehnicheskoi konferentsii* [Information processing and mathematical modeling: materials of the Russian Scientific and Technical Conference], Novosibirsk, 2017, pp. 135–142. (In Russian).

16. Popov A.A., Boboev Sh.A. Poluchenie razrezhennykh reshenii metodom LS–SVM cherez postroenie vyborki s pomoshch'yu metodov optimal'nogo planirovaniya i vneshnikh kriteriev kachestva modelei [Obtaining sparse solutions by LS SVM method through sample construction by optimal experiment design method and model quality criteria]. *Vestnik Irkutskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Bulletin of Irkutsk State Technical University*, 2018, vol. 22, no. 1 (132), pp. 100–117. DOI: 10.21285/1814-3520-2018-100-117.

17. Popov A.A., Boboev Sh.A. Poluchenie razrezhennykh reshenii s ispol'zovaniem D-optimal'nogo razbieniya iskhodnoi vyborki na obuchayushchuyu i testovuyu chasti i kriteriya regul'yarnosti [Obtaining of sparse solutions with D-optimal partitioning of original sample into training and test parts and regularity criterion]. *Vestnik kibernetiki – Cybernetics Bulletin*, 2018, no. 3 (31), pp. 162–168.

18. Silverman B.W. Some aspects of the spline smoothing approach to non-parametric regression curve fitting. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1985, vol. 47, no. 1, pp. 1–52.

19. Smola A. *Regression estimation with support vector learning machines*: master's thesis. Technische Universität München, 1996. 78 p.

Для цитирования:

Бобоев Ш.А. Применение метода LS–SVM для анализа выборок LIDAR и Motorcycle // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019. – № 1 (94). – С. 85–99. – DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-85-99.

For citation:

Boboev Sh.A. Primenenie metoda LS–SVM dlya analiza vyborok LIDAR i Motorcycle [The application of the LS–SVM method for the analysis of LIDAR and Motorcycle samples]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2019, no. 1 (94), pp. 85–99. DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-85-99.