

Разработка алгоритма по оптимизации технологических параметров защитно-декоративной отделки древесины с применением ультразвуковой обработки

В.А. Соколова

Институт энергетики и автоматизации Высшей школы технологии и энергетики Санкт-Петербургского государственного университета промышленных технологий и дизайна, ул. Ивана Черных, 4, Санкт-Петербург, Россия
sokolova_vika@inbox.ru
<https://orcid.org/0000-0001-6880-445X>

Статья поступила 12.09.2023, принята 19.09.2023

В статье представлены результаты по разработке программного обеспечения для оптимизации технологических параметров с целью совершенствования технологии отделки древесины с применением ультразвука. Преобразовав алгоритм в стандартный метод Лассо посредством введения новых значений совокупности факторов, был разработан алгоритм поиска регрессионных коэффициентов. Представлены результаты испытаний образцов на теплостойкость. Произведена оценка достоверности полученной зависимости R-квадрат, сравнивая найденные значения с экспериментальными. Подтверждена высокая достоверность полученных результатов. Представлены экспериментальные исследования по определению адгезии методом решетчатых надрезов, твердости лакокрасочных покрытий образцов (ГОСТ 16483.17–81. Древесина. Метод определения статической твердости), водостойкости и угла смачивания. Представлены графики оценки адекватности модели экспериментальным данным. Разработанная модель позволяет с наименьшими затратами и с использованием автоматизированного расчета подбирать режимы технологий отделки древесины на основе предпочтений с точки зрения значимости различных целевых показателей.

Ключевые слова: алгоритм; оптимизация; отделка древесины; лакокрасочные материалы; автоматизация.

Development of an algorithm for optimizing technological parameters of protective and decorative finishing of wood using ultrasonic processing

V.A. Sokolova

Institute of Energy and Automation of Higher School of Technology and Energy of St. Petersburg State University of Industrial Technologies and Design; 4, Ivan Chernykh St., St. Petersburg, Russia
sokolova_vika@inbox.ru

<https://orcid.org/0000-0001-6880-445X>

Received 12.09.2023, accepted 19.09.2023

The article presents the results of developing software for optimizing technological parameters in order to improve the technology of wood finishing using ultrasound. By transforming the algorithm into the standard Lasso method by introducing new values for a set of factors, an algorithm for searching for regression coefficients is developed. The results of testing samples for heat resistance are presented. The reliability of the obtained R-squared relationship is assessed by comparing the found values with the experimental ones. The high reliability of the results obtained is confirmed. Experimental studies are presented to determine adhesion by the lattice notch method, the hardness of paint and varnish coatings of samples (GOST 16483.17-81 Wood. Method for determining static hardness), water resistance and wetting angle. Graphs for assessing the adequacy of the model to experimental data are presented. The developed model makes it possible, at the lowest cost and using automated calculations, to select modes of wood finishing technologies based on preferences in terms of the significance of various target indicators.

Key words: algorithm; optimization; wood finishing; paints and varnishes; automation.

Введение. Для разработки алгоритма и программного обеспечения по оптимизации технологических параметров отделки древесины с использованием ультразвука можно выделить следующие шаги:

1. Определение целей и требований: определить,

что именно необходимо достигнуть с помощью оптимизации технологических параметров. Например, улучшить качество отделки, увеличить производительность или минимизировать расход ресурсов.

2. Сбор данных: собрать данные о текущих технологических параметрах, используемых при отделке древесины с использованием ультразвука, а также данные о результатах отделки.

3. Анализ данных: проанализировать данные для определения взаимосвязей и понимания, как различные технологические параметры влияют на результат отделки. Необходимо использовать методы статистического анализа данных или машинного обучения для этого.

4. Определение оптимальных параметров: используя результаты анализа данных, определить оптимальные значения для каждого технологического параметра, которые позволят достичь ожидаемых результатов. Необходимо обратить внимание на взаимосвязи между параметрами, поскольку изменение одного параметра может влиять на другие.

5. Разработка алгоритма: на основе оптимальных параметров разработать алгоритм, который поможет автоматически оптимизировать технологические настройки в процессе отделки древесины с использованием ультразвука. Алгоритм может быть основан на различных методах оптимизации, таких как генетические алгоритмы, методы искусственного интеллекта или другие подходы.

6. Разработка программного обеспечения: на основе алгоритма разработать программное обеспечение, которое будет реализовывать оптимизацию технологических параметров для отделки древесины с использованием ультразвука. Обеспечить удобный пользовательский интерфейс, который позволит операторам легко настраивать параметры и следить за процессом оптимизации.

7. Тестирование и реализация: протестировать разработанное программное обеспечение на реальных данных и сравнить его результаты с текущими настройками.

Разработанная модель, основанная на предпочтениях в отношении целевых показателей, позволит оптимизировать режимы технологической отделки древесины с минимальными затратами.

Программное обеспечение может быть настроено для учета нескольких целевых показателей, таких как качество отделки, производительность, энергоэффективность и использование ресурсов. Необходимо разработать систему весов, которая определит, какие показатели имеют большую значимость для конкретной задачи.

Если один из показателей является самым важным, модель может быть настроена на максимизацию или минимизацию этого показателя. Если несколько показателей имеют одинаковую значимость, можно использовать методы многокритериальной оптимизации для нахождения компромиссного решения между ними.

Важная часть разработанной модели — это возможность автоматизированного расчета. Необходимо разработать алгоритм, который получает входные данные, включая предпочтения в отношении целевых показателей, и автоматически оптимизирует параметры технологического процесса отделки древесины с использованием ультразвука. Это позволит проводить оптимизацию быстро и эффективно, без необходимости вручную настраивать параметры каждый раз.

Помимо оперативного подбора режимов модель может также предложить оптимальные значения для каж-

дого параметра отделки. Это позволит операторам принимать взвешенные решения на основе результатов расчетов модели и их собственных предпочтений.

Важным шагом является проведение тестирования модели на реальных данных для проверки ее эффективности и точности. Это поможет убедиться, что модель действительно способна оптимизировать выбранные целевые показатели с использованием предпочтений и минимальными затратами [1–10].

Описание объекта исследования. Преобразовав алгоритм в стандартный метод Лассо посредством введения новых значений совокупности факторов $x_{ij} = x_{ij} / w_j$, был получен следующий алгоритм (рис. 1).

Дано: $Y = (y_1, \dots, y_n)^T$ — вектор значений результатов исследований, $X = [X_1, \dots, X_p]$ — двоичная матрица значений совокупности факторов.

Найти: $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)$ — вектор регрессионных коэффициентов (степени важности значимого фактора).

Цикл по k : $k \leftarrow 1$.

Шаг 1. Вычислить совместные вероятности $\pi(x_{jk}, x_{ji})$, $i = 1, \dots, p$, $i \neq k$ для всех $j = 1, \dots, n$ при помощи представления Бахадура (5.21).

Шаг 2. Вычислить ожидаемые значения результатов исследований R_{ki} для всех $i = 1, \dots, p$, $i \neq k$ при помощи (5.22).

Шаг 3. Вычислить усредненные ожидаемые значения результатов исследований R_k при помощи (5.23).

Шаг 4. Вычислить веса w_k при помощи (5.24).

Шаг 5. Вычислить новые переменные $x_{ik} = x_{ik} / w_k$, $i = 1, \dots, n$.

Пока $k > p$.

Шаг 6. Вычислить β^{opt} , используя стандартный метод Лассо с β и X вместо β и X .

Шаг 7. Вычислить $\beta_k = \beta_k / R_k$, $k = 1, \dots, p$.

Метод Лассо (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*) является статистическим методом регуляризации, который позволяет проводить отбор наиболее значимых предикторов в модели. В данном случае используется для проверки адекватности модели для образца из древесины сосны с водно-дисперсионным лакокрасочным покрытием, предварительно обработанным ультразвуком по показателю теплостойкости.

Показатель теплостойкости — это одна из переменных, которая может влиять на качество и характеристики лакокрасочного покрытия. Метод Лассо позволяет определить, какие переменные оказывают наибольшее влияние на теплостойкость лакокрасочного покрытия.

Проверка адекватности модели состоит в определении, насколько хорошо модель соответствует реальным данным. Метод Лассо позволяет провести отбор наиболее значимых переменных, что может помочь в улучшении прогнозирующей способности модели и делает ее более адекватной [11–18]. Результаты испытаний об-

разца из древесины сосны с водно-дисперсионным лакокрасочным покрытием, предварительно обработанного

ультразвуком ($y_2 = 0 \cdot x_1 + 0,532 \cdot x_2 + 0 \cdot x_3 + 0 \cdot x_4$), представлены в табл. 1.

Таблица 1. Результаты испытаний образцов на теплостойкость

Номер опыта	Вязкость, с	Расход лкм, г/м ²	Температура сушки, °С	Скорость подачи, м/мин	Эксп. значения	Значения по методу Лассо
1	32	112	40	140	56	59,584
2	35	120	40	140	59	63,84
3	36	96	40	140	53	51,072
4	38	93	40	140	52	49,476
5	37	123	40	140	58	65,436
6	33	130	40	140	59	69,16
7	37	90	40	140	50	47,88
8	35	92	40	140	52	48,944
9	36	123	40	40	58	65,436
10	40	125	40	40	58	66,5
11	36	89	40	40	52	47,348
12	34	96	40	40	58	85,836
13	32	126	40	40	58	67,032
14	39	130	40	40	59	69,16
15	38	84	40	40	46	44,688
16	35	86	40	40	46	45,752

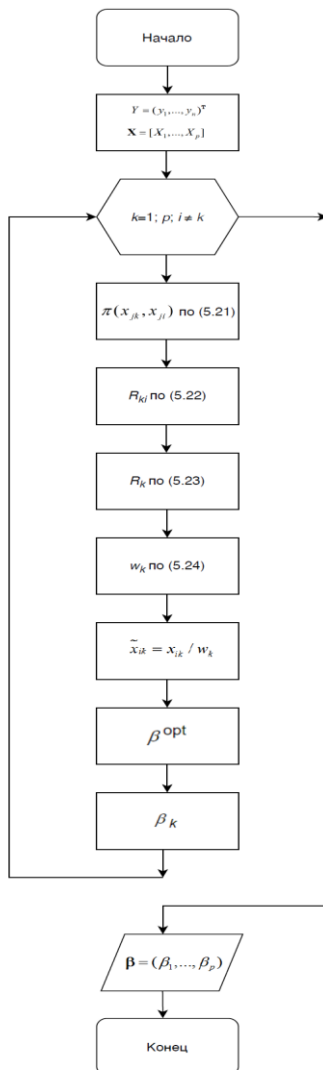


Рис. 1. Алгоритм поиска регрессионных коэффициентов

Для такой проверки была произведена оценка достоверности полученной зависимости R-квадрат, сравнивая найденные значения с экспериментальными. Для этого были использованы электронные таблицы Excel, функция РЕГРЕССИЯ. Регрессионная статистика представлена в табл. 2. Дисперсионный анализ представлен в табл. 3.

Таблица 2. Регрессионная статистика

Множественный R	0,855451941199221
R-квадрат	0,731798023701515
Нормированный R-квадрат	0,712640739680195
Стандартная ошибка	6,26345044776341
Наблюдения	16

Таблица 3. Дисперсионный анализ

	df	SS	MS	F	Значимость F
Регрессия	1	1498,5961	1498,5961	38,1995	0,000023915
Остаток	14	549,2314	39,2308	–	–
Итого	15	2047,8274	–	–	–

Полученное значение R-квадрат = 0,73 достаточно близко к единице и подтверждает высокую точность аппроксимации. Оценка достоверности самой величины R-квадрат производится с помощью значимости F. Значимость F = 2,39*10⁻⁵, что меньше 0,05. Сравнение значения случайной дисперсии с факториальной может дать представление о том, насколько значимы и влиятельны факторы в модели. Если значение случайной дисперсии низко по сравнению с факториальной, это может указывать на то, что факторы в модели придают значимость и объясняют большую часть вариаций в данных. Таким образом, результаты модели становятся более достоверными и надежными (рис. 2–6).

Однако важно учитывать, что случайная дисперсия и факториальная дисперсия могут различаться в зависимости от конкретной задачи и данных. Поэтому

важно также проводить анализ значимости факторов с учетом контекста и конкретных целей исследования.

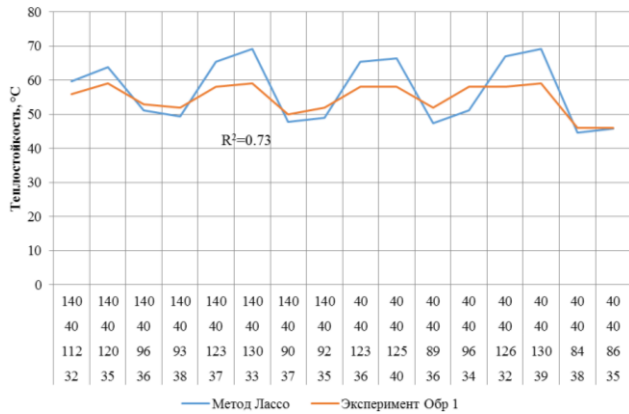


Рис. 2. Оценка адекватности модели экспериментальным данным (образец № 1)

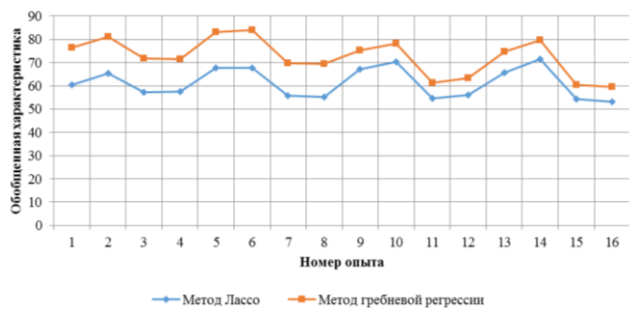
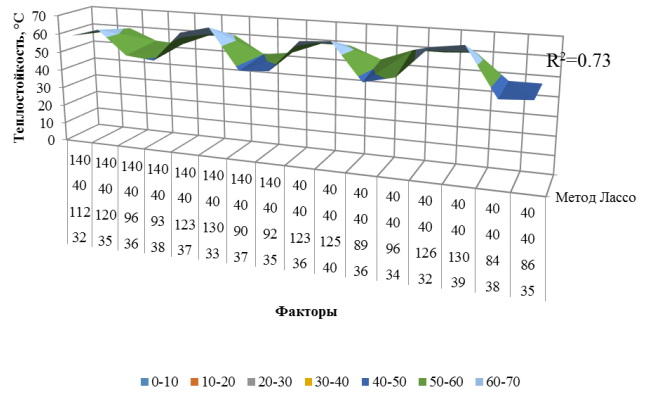


Рис. 3. Оценка адекватности модели экспериментальным данным (обобщенная характеристика)

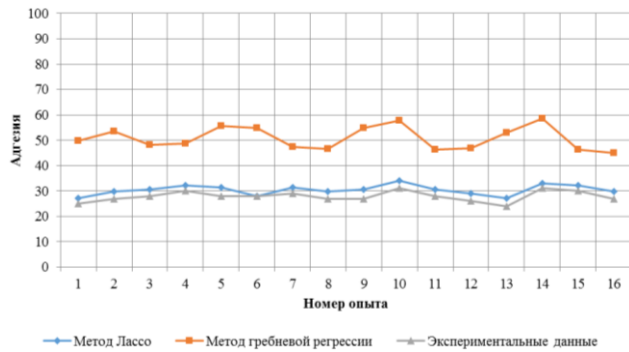
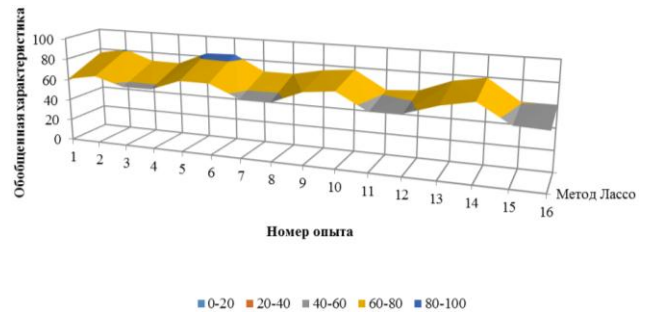


Рис. 4. Оценка адекватности модели экспериментальным данным (показатель — адгезия)

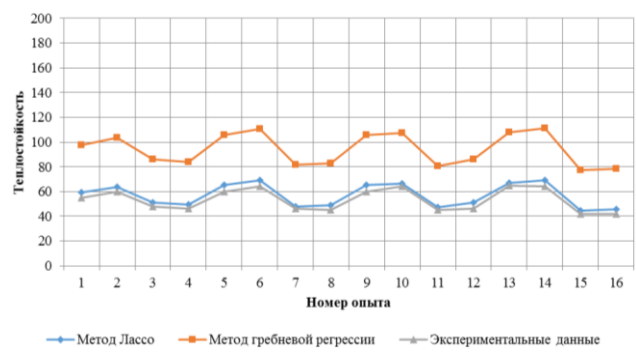


Рис. 5. Оценка адекватности модели экспериментальным данным (показатель — теплостойкость)

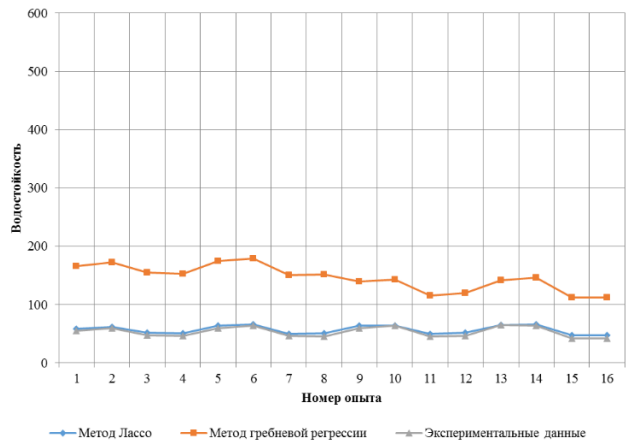


Рис. 6. Оценка адекватности модели экспериментальным данным (показатель — водостойкость)

Результаты и их обсуждение. В результате экспериментальных исследований по определению адгезии методом решетчатых надрезов, твердости лакокрасочных покрытий образцов (ГОСТ 16483.17-81. Древесина. Метод определения статической твердости), водостойкости и угла смачивания были получены следующие показатели (табл. 4).

Таблица 4. Результаты исследований экспериментального образца

Вид испытаний	Значение экспериментального образца
Адгезия, балл	1
Твердость, Н/мм ²	37,5
Водостойкость, 24 ч	пятна и набухания не обнаружены
Угол смачивания, °	30

Полученная модель может помочь оптимизировать процесс отделки древесины, выбирая оптимальные параметры и режимы работы, чтобы достичь желаемых целевых показателей. Это может включать в себя достижение определенного качества отделки, минимизацию затрат на материалы и энергию, увеличение производительности и др.

Метод Лассо и гребневая регрессия используются для отбора наиболее значимых факторов в модели, позволяя учитывать влияние различных переменных на целевые показатели. Алгоритм Бахадура служит для определения

оптимального набора факторов, которые следует учитывать при принятии решений о режиме отделки.

Применение такой математической модели позволяет более точно и эффективно управлять процессом отделки древесины, что может привести к улучшению качества продукции, снижению затрат и повышению общей эффективности производства. Кроме того, автоматизированный расчет позволяет сократить время и ресурсы, необходимые для оптимизации технологии отделки древесины.

Литература

1. Уткин Л.В., Жук Ю.А., Коолен Ф. Робастная модификация метода Лассо для полногеномного поиска ассоциаций с учетом целевых значений фенотипа // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2016. Т. 16. № 1. С. 150-160.
2. Lander E.S., Botstein D. Mapping mendelian factors underlying quantitative traits using RFLP linkage maps. *Genetics*. 1989. № 121 (1). P. 185-199.
3. Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the Lasso // *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*. 1996. № 58 (1). P. 267-288.
4. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. *The Elements of Statistical Learning*. Springer, New York, 2009.
5. Уткин Л.В., Жук Ю.А., Гуров С.В. Определение значимых ДНК-маркеров на основе модификации метода Лассо для популяций удвоенных гаплоидных линий ячменя // Материалы Междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям. 2015. Т. 2. С. 13-16.
6. Subedi S., Feng Z., Deardon R., Schenkel F.S. SNP selection for predicting a quantitative trait // *Journal of Applied Statistics*. 2013. № 40 (3). P. 600-613.
7. Usai M.G., Carta A., Casu S. Alternative strategies for selecting subsets of predicting SNPs by LASSO-LARS procedure. *BMC Proceedings*. 2012. № 6 (2). P. 1-9.
8. Hoggart C.J., Whittaker J.C., Iorio M.De, Balding D.J. Simultaneous analysis of all SNPs in genome-wide and re-sequencing association studies. *PLoS Genetics*. 2008. № 4 (7). P. 1-8.
9. Zitong Li., Mokko J. Sillanpaa. Overview of LASSO-related penalized regression methods for quantitative trait mapping and genomic selection. *Theoretical and Applied Genetics*. 2012. № 125 (3). P. 419-435.
10. Mutshinda C.M., Sillanpaa M.J. Extended bayesian LASSO for multiple quantitative trait loci mapping and unobserved phenotype prediction. *Genetics*. 2010. № 186 (3). P. 1067-1075.
11. Yongtao Guan, Stephens M. Bayesian variable selection regression for genome-wide association studies and other large-scale problems. *The Annals of Applied Statistics*. 2011. № 5 (3). P. 1780-1815.
12. Patel R., Caraviello D., Wei Qian. Improving LASSO performance for Grey Leaf Spot disease resistance prediction based on genotypic data by considering all possible two-way SNP interactions. *Integrative Biology*. 2012. № 4. P. 564-567.
13. Anhui Huang, Shizhong Xu, Xiaodong Cai. Empirical Bayesian LASSO-logistic regression for multiple binary trait locus mapping. *BMC Genetics*. 2013. № 14 (5). P. 1-14.
14. Waldmann P., Meszaros G., Gredler B., Fuerst C., Solkner J. Evaluation of the lasso and the elastic net in genome-wide association studies. *Frontiers in Genetics*. 2013. № 4. P. 1-11.
15. Wray N.R., Jian Yang, Hayes B.J., Price A.L., Goddard M.E., Visscher P.M. Pitfalls of predicting complex traits from SNPs. *Nature Reviews Genetics*. 2013. № 14. P. 507-515.
16. Hayes B. Overview of statistical methods for genome-wide association studies (GWAS). *Methods in Molecular Biology*. 2013. № 1019. P. 149-169.

17. Phuong T.M., Lin Z., Altman R.B. Choosing SNPs using feature selection // *Journal of Bioinformatics and Computational Biology*. 2006. № 4 (2). P. 241-257.

18. Уткин Л.В., Жук Ю.А., Егоров А.А., Васильев Н.П., Поткина Е.К., Чех А.И. Алгоритм отбора ДНК-маркеров на основе неравенства Фреше // Изв. С.-Петерб. лесотехн. акад. 2013. № 205. С. 172-183.

References

1. Utkin L.V., Zhuk YU.A., Koolen F. Robust modification of the Lasso method for genome-wide search for associations taking into account target phenotype values // *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*. 2016. V. 16. № 1. P. 150-160.
2. Lander E.S., Botstein D. Mapping mendelian factors underlying quantitative traits using RFLP linkage maps. *Genetics*. 1989. № 121 (1). P. 185-199.
3. Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the Lasso // *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*. 1996. № 58 (1). P. 267-288.
4. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. *The Elements of Statistical Learning*. Springer, New York, 2009.
5. Utkin L.V., Zhuk YU.A., Gurov S.V. Determination of significant DNA markers based on a modification of the Lasso method for populations of doubled haploid barley lines // *Materialy Mezhdunar. konf. po myagkim vychisleniyam i izmereniyam*. 2015. V. 2. P. 13-16.
6. Subedi S., Feng Z., Deardon R., Schenkel F.S. SNP selection for predicting a quantitative trait // *Journal of Applied Statistics*. 2013. № 40 (3). P. 600-613.
7. Usai M.G., Carta A., Casu S. Alternative strategies for selecting subsets of predicting SNPs by LASSO-LARS procedure. *BMC Proceedings*. 2012. № 6 (2). P. 1-9.
8. Hoggart C.J., Whittaker J.C., Iorio M.De, Balding D.J. Simultaneous analysis of all SNPs in genome-wide and re-sequencing association studies. *PLoS Genetics*. 2008. № 4 (7). P. 1-8.
9. Zitong Li., Mokko J. Sillanpaa. Overview of LASSO-related penalized regression methods for quantitative trait mapping and genomic selection. *Theoretical and Applied Genetics*. 2012. № 125 (3). P. 419-435.
10. Mutshinda C.M., Sillanpaa M.J. Extended bayesian LASSO for multiple quantitative trait loci mapping and unobserved phenotype prediction. *Genetics*. 2010. № 186 (3). P. 1067-1075.
11. Yongtao Guan, Stephens M. Bayesian variable selection regression for genome-wide association studies and other large-scale problems. *The Annals of Applied Statistics*. 2011. № 5 (3). P. 1780-1815.
12. Patel R., Caraviello D., Wei Qian. Improving LASSO performance for Grey Leaf Spot disease resistance prediction based on genotypic data by considering all possible two-way SNP interactions. *Integrative Biology*. 2012. № 4. P. 564-567.
13. Anhui Huang, Shizhong Xu, Xiaodong Cai. Empirical Bayesian LASSO-logistic regression for multiple binary trait locus mapping. *BMC Genetics*. 2013. № 14 (5). P. 1-14.

14. Waldmann P., Meszaros G., Gredler B., Fuerst C., Solkner J. Evaluation of the lasso and the elastic net in genome-wide association studies. *Frontiers in Genetics*. 2013. № 4. P. 1-11.
15. Wray N.R., Jian Yang, Hayes B.J., Price A.L., Goddard M.E., Visscher P.M. Pitfalls of predicting complex traits from SNPs. *Nature Reviews Genetics*. 2013. № 14. P. 507-515.
16. Hayes B. Overview of statistical methods for genome-wide association studies (GWAS). *Methods in Molecular Biology*. 2013. № 1019. P. 149-169.
17. Phuong T.M., Lin Z., Altman R.B. Choosing SNPs using feature selection // *Journal of Bioinformatics and Computational Biology*. 2006. № 4 (2). P. 241-257.
18. Utkin L.V., Zhuk YU.A., Egorov A.A., Vasil'ev N.P., Potokina E.K., Chekh A.I. Algorithm for selecting DNA markers based on Fréchet's inequality // *Izvestia SPbLTA*. 2013. № 205. P. 172-183.