

УДК 51-7

ИССЛЕДОВАНИЕ И КОРРЕКЦИЯ ПОКАЗАНИЙ КОРИОЛИСОВОГО РАСХОДОМЕРА С ПОМОЩЬЮ МЕТОДА ГРАДИЕНТНОГО БУСТИНГА

Судницын Владислав Владимирович

Челябинская область, г. Челябинск, MAOU «Лицей № 77 города Челябинска», 10 класс

Научный руководитель: Ибряева Ольга Леонидовна, г. Челябинск, Южно-Уральский государственный университет, доцент кафедры системного программирования

Кориолисовые расходомеры являются наиболее точными и универсальными среди всех современных измерителей расхода. Принцип работы расходомера основан на физическом явлении появления ускорения при движении среды в вибрирующей трубке (эффекте Кориолиса).

Кориолисовый расходомер является «почти идеальным», однако он неспособен обеспечить точные измерения, когда поток представлен смесями газа и жидкости. Изменения в распределении жидкости и газа в проточной трубе приводят к переменному демпфированию и быстрому изменению частоты и амплитуды колебаний, что значительно усложняет задачу определения частоты и сдвига фаз синусоид. Из-за неточного определения этих ключевых параметров показания кориолисового расходомера по измерению массового расхода и плотности также становятся неточными и требуют коррекции.

Наиболее распространённые методы коррекции показаний кориолисового расходомера основаны на искусственных нейронных сетях [1-4] и методе опорных векторов (SVM) [4,5]. В статьях [6,7], использующих все те же методы коррекции, предложен набор данных [8], который я собираюсь использовать в своей работе и к описанию которого и перехожу.

Набор данных был собран в лаборатории TUV-NEL Великобритании профессором М. Генри с использованием расходомера Foxboro CFS-10. Двухфазный поток представлен смесью масла (нефти) и воздуха с различными значениями объемной доли газа (GVF, gas volume fraction) до 60%. В эксперименте использовалось 10 значений расхода, примерно равных: 0.4, 0.6, 0.8, 1.0, 1.2, 1.6, 2.0, 2.4, 2.8 и 3.2 кг/с. Для каждого измерения у нас есть показания «референсного» (эталонного) расходомера и экспериментального расходомера, что позволяет нам рассчитать его ошибки измерений. На рисунке 1 красным цветом выделены столбцы со значениями наблюдаемого расхода и параметра density drop, характеризующего процент воздуха в смеси.

	Nominal Mass Flow [kg/s]	Reference Measurements			Coriolis Meter Measurements			Coriolis Meter Errors		
		Mass Flow [kg/s]	Density [kg/m ³]	GVF [%]	Mass Flow [kg/s]	Density [kg/m ³]	Density Drop [%]	Mass Flow [%]	Density [%]	Density Drop [%]
1	0,40	0,388	881,99	0,00	0,382	882,35	-0,04	-1,51	0,04	0,04
2	0,40	0,395	864,93	1,94	0,373	870,72	1,27	-5,57	0,67	0,66
3	0,40	0,396	839,05	4,88	0,374	853,64	3,20	-5,43	1,74	1,66
4	0,40	0,384	793,84	10,02	0,349	826,06	6,32	-9,11	4,06	3,67
5	0,40	0,380	750,51	14,96	0,333	801,33	9,12	-12,56	6,77	5,78
6	0,40	0,398	713,28	19,19	0,343	779,53	11,59	-13,86	9,29	7,54
7	0,40	0,392	669,94	24,13	0,323	756,40	14,20	-17,64	12,91	9,84
8	0,40	0,387	537,32	39,22	0,262	692,25	21,46	-32,26	28,83	17,61
9	0,40	0,405	451,57	48,99	0,259	636,16	27,82	-36,00	40,88	20,98
10	0,40	0,402	363,27	59,05	0,202	578,18	34,39	-49,89	59,16	24,42
					...					
100	3,20	3,203	741,86	15,87	3,115	740,10	16,01	-2,75	-0,24	-0,12
101	3,20	3,207	697,25	20,95	3,105	700,88	20,46	-3,18	0,52	0,48
102	3,20	3,210	655,64	25,70	3,052	664,83	24,56	-4,93	1,40	1,11
103	3,20	3,207	614,09	30,43	3,055	629,31	28,58	-4,74	2,48	1,79

Рис. 1. К описанию набора данных [8]

Наша цель – предсказать значения ошибок в столбцах, выделенных зеленым цветом, т.е. построить модели градиентного бустинга следующего вида:

$$MFR_{error} = f(MFR_{obs}, DD_{obs})$$

$$DD_{error} = g(MFR_{obs}, DD_{obs})$$

Градиентный бустинг – известный ансамблевый метод машинного обучения [9]. Он объединяет несколько простых моделей (чаще всего деревьев решений) для получения более мощной модели. Деревья решений в этом ансамбле строятся на разных подмножествах исходного набора данных и потому различаются между собой.

В работе впервые применен метод градиентного бустинга в задаче коррекции измерений кориолисового расходомера в двухфазной среде. Полученные при этом результаты приведены в таблице 1 наряду с результатами методов из [6, 7].

Таблица 1. Ошибка MAE моделей ANN [6], SVR [7] и градиентного бустинга

Модель для коррекции DD_{error}				
	Dataset 1	Dataset 2	Dataset 3	Dataset 4
RBF-SVR	0,38	0,45	0,66	0,50
Augmented Linear SVR	0,35	0,38	0,42	0,43
ANN	0,35	0,51	0,71	1,23
Gradient Boosting	0,00026	0,479	0,318	0,890
Модель для коррекции MFR_{error}				
	Dataset 1	Dataset 2	Dataset 3	Dataset 4
RBF-SVR	0,74	1,06	1,18	1,28
Augmented Linear SVR	0,85	0,87	0,92	0,95
ANN	0,87	0,91	0,90	1,72
Gradient Boosting	0,00025	1,059	0,706	1,603

Оказалось, что метод градиентного бустинга ничуть не уступает другим, используемым в этой задаче, методам машинного обучения, а иногда даже превосходит их. Таким образом, впервые в задаче коррекции показаний кориолисового расходомера использован алгоритм градиентного бустинга на основе деревьев решений.

Список литературы:

1. Yan Y., Wang L., Wang T., Wang X., Hu Y., Duan Q. Application of soft computing techniques to multiphase flow measurement: A review // Flow. Meas. Instrum. 2018. № 60. P. 30-43.
2. Liu R. P., Fuent M.J., Henry M.P., Duta M.D. A neural network to correct mass flow errors caused by two-phase flow in a digital coriolis mass flowmeter / Flow Meas. Instrum. Vol. 12, No. 1., P. 53–63. Mar. 2001.
3. Henry M., Tombs M., Zamora M., Zhou F. Coriolis mass flow metering for three phase flow: a case study / Flow Meas. Instrum. 30 (2013) 112–122 URL: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2013.01.003>.
4. Wang L., Liu J., Yan Y., Wang X., Wang T. Gas–Liquid Two-Phase Flow Measurement Using Coriolis Flowmeters Incorporating Artificial Neural Network, Support Vector Machine, and Genetic Programming Algorithms / IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 66, No. 5 (2017). P. 852-868. DOI: 10.1109/TIM.2016.2634630.
5. Yue J., Xu K.J., Liu W., Zhang J.G., Fang Z.Y., Zhang L., Xu H.R. SVM based measurement method and implementation of gas-liquid two-phase flow for CMF / Measurement: Journal of the International Measurement Confederation, 2019. № 145. P. 160–171. URL: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.05.051>.
6. Ibryaeva O.L., Barabanov V.V., Henry M.P., Tombs M., Zhou F. A benchmark data set for two-phase Coriolis metering. URL: <http://www.elsevier.com/locate/flowmeasinst>.
7. Ibryaeva O.L., Lebedev D.K., Henry M.P., Support vector machine modelling applied to benchmark data set for two-phase Coriolis mass flow metering. URL: www.elsevier.com/locate/flowmeasinst.
8. Хранилище данных Dataset 1/ [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://cmfdata.susu.ru> (дата обращения 18.08.2021 г.).
9. Gradient Boosting Classifier/ [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.GradientBoostingClassifier.html> (дата обращения 21.08.2021 г.)