

ФИЗИКА ПЛАЗМЫ И ЭЛЕКТРОФИЗИКА

УДК 533.9.082.5

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
ДЛЯ ПОЛУЧЕНИЯ ФРЭЭ ИЗ ВАХ ЗОНДА ЛЕНГМЮРАА. В. Бернацкий¹, И. И. Драганов^{1,2}, П. Г. Иванов^{1,3},
В. В. Лагунов¹, В. Н. Очкин¹

Исследована возможность применения алгоритмов машинного обучения для предварительного сглаживания вольт-амперной характеристики (ВАХ) зонда Ленгмюра перед процедурой численного дифференцирования с целью получения функции распределения электронов по энергии (ФРЭЭ). Было установлено, что вид ФРЭЭ сильно зависит от участка ВАХ, на котором проводится обучение модели. Исключение из процесса обучения участка ВАХ, соответствующего ветви электронного насыщения, позволяет воспроизвести локальный максимум ФРЭЭ на ~ 17 eV, продемонстрировано хорошее согласие с ФРЭЭ, полученной независимым методом “slicing”, в области энергий (0–23) eV.

Ключевые слова: функция распределения электронов по энергии, ФРЭЭ, зонд Ленгмюра, машинное обучение.

Введение. Согласно выводам [1] для получения функции распределения электронов по энергии (ФРЭЭ) необходимо дважды продифференцировать вольт-амперную характеристику (ВАХ) зонда Ленгмюра. Данная процедура осложняется тем, что ВАХ, полученная в эксперименте, представляет собой зашумленную кривую [2], численное дифференцирование которой не позволяет получить информацию о распределении электронов по энергии в плазме [3]. Поэтому перед дифференцированием применяют процедуру сглаживания ВАХ, для чего используют различные сглаживающие фильтры

¹ ФИАН, 119991 Россия, Москва, Ленинский пр-т, 53; e-mail: bernatskiyav@lebedev.ru.

² МФТИ, 141701 Россия, Московская область, г. Долгопрудный, Институтский пер., 9.

³ РУДН им. Патриса Лумумбы, 117198 Россия, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 6.

[2–9]. Однако в таком случае результат зависит от выбора параметров применяемого фильтра [10]. В [2] был предложен алгоритм “splicing” (“сшивка”), который позволяет решить данную проблему. В рамках данного алгоритма предлагается использовать различные параметры фильтров для разных участков ВАХ. Результаты дифференцирования этих участков являются частями ФРЭЭ, итоговый вид которой получается сшиванием полученных кривых. Результаты применения алгоритма “splicing” хорошо согласуются с результатами моделирования ФРЭЭ [2] и независимыми измерениями ФРЭЭ амплитудно-частотным методом, не требующим численного дифференцирования ВАХ [11].

Отметим, что большинство традиционно используемых в зондовой диагностике фильтров (например, Blackman или Savitzky–Golay [2]) основаны на локальном сглаживании небольших участков ВАХ, в силу чего такой подход не различает шум в цепи зонда от физически значимых особенностей плазмы. В последнее время стали появляться работы, в которых используются алгоритмы машинного обучения в процессе сглаживания ВАХ. Так в [12] представлен алгоритм на основе нейронных сетей, который позволяет зафиксировать глобальную структуру ВАХ, обеспечивая адаптивное и согласованное сглаживание без ущерба для информации об исследуемой плазме. По мнению авторов такой подход перспективен, в первую очередь, в плазме с немаксвелловским распределением энергии электронов.

Целью настоящей работы является оптимизация алгоритмов машинного обучения [12], используемых в процессе сглаживания экспериментальной ВАХ для последующего получения ФРЭЭ. В качестве сравнения используется ФРЭЭ, полученная с применением алгоритма “splicing”. Измерения проведены в плазме разряда с полым катодом.

Условия эксперимента, результаты измерений. Измерения ВАХ проводились в разряде с полым катодом на установке “Течь” [13, 14]. Условия эксперимента соответствуют таковым в работе [11]. Зонд Ленгмюра располагался на расстоянии 2 mm от среза полого катода. Разряд зажигался в He при давлении 2 mbar, токе разряда 150 mA.

Измеренная ВАХ в диапазоне (–58 V: 5 V) представлена на рис. 1. Как было показано в [10], анализ шумовой составляющей ВАХ позволяет определить потенциал плазмы U_p . Величина U_p соответствует напряжению, при котором шумы на ВАХ максимальны. Для представленной на рис. 1 ВАХ, величина потенциала плазмы, определённая таким методом, составляет $U_p = -22.76$ V и обозначена вертикальной пунктирной прямой.

Различные алгоритмы для получения ФРЭЭ. В работе [12] предложен подход сглаживания ВАХ зонда Ленгмюра с использованием нейронной сети типа многослойного перцептрона. Архитектура сети включает два скрытых слоя по 15 нейронов с функцией активации – гиперболический тангенс, что позволяло сети учитывать нелинейные взаимосвязи между напряжением на зонде и током. Обучение сети проводилось с использованием алгоритма обратного распространения ошибки с байесовской регуляризацией, который минимизирует комбинацию среднеквадратичной ошибки и сложности модели за счёт введения члена, штрафующего большие веса. Важной особенностью метода является выбор целевого значения среднеквадратичной ошибки на уровне, соответствующему погрешности измерения тока ($\sim 10 \mu\text{A}$ в [12]), что позволяет избежать переобучения. Для повышения устойчивости результатов применялось ансамблевое усреднение нескольких независимо обученных моделей.

В данной работе предлагается модифицированная версия метода [12], обработка экспериментальных ВАХ производилась также с помощью многослойного перцептрона с 3 скрытыми слоями (50, 20, 10 нейронов). Обучение проводилось с использованием алгоритма обратного распространения ошибки с L2-регуляризацией [15], которая позволяла управлять степенью гладкости результирующей аппроксимации. Ансамблевое усреднение не применялось.

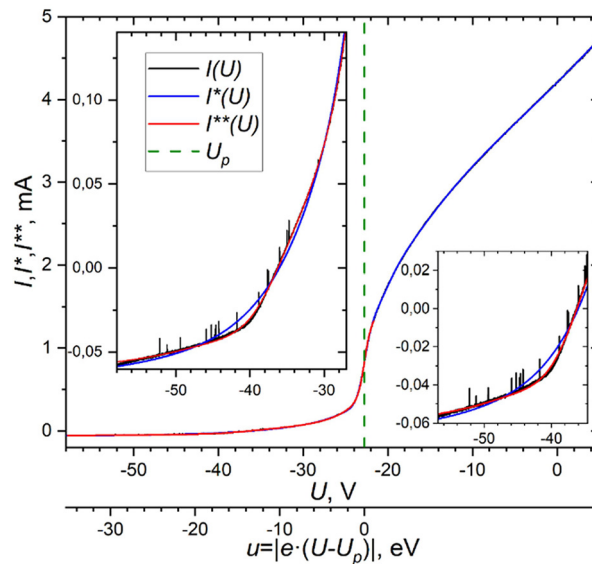


Рис. 1: Экспериментальная $I(U)$ и сглаженные ($I^*(U)$; $I^{**}(U)$) ВАХ. Вертикальной пунктирной прямой обозначено значение U_p , определённое по методу [10]. На врезках увеличенные фрагменты.

Результат преобразования ВАХ по такому алгоритму представлен на рис. 1, кривая $I^*(U)$. Как видно на врезках рис. 1, $I^*(U)$ получается гладкой кривой, однако её вид может сильно отличаться от $I(U)$. Для иллюстрации этого на рис. 2 показано сравнение токов исходной I с токами сглаженной I^* ВАХ. Вблизи -36 В наблюдается значительное изменение величины I^*/I . Такое поведение объясняется тем, что плавающий потенциал (напряжение, при котором ток на зонд отсутствует) находится в этой области (см. рис. 1). При этом величины I или I^* приближаются к 0 мА, и их отношение стремится или к 0, или к ∞ . При других напряжениях различия не превышают 25%. Результат двойного дифференцирования ВАХ (ФРЭЭ) показан на рис. 3 – кривая EEDF*. Для сравнения приведена ФРЭЭ, полученная применением алгоритма “splicing” [11]. Видно хорошее совпадение распределений в области (0–9) eV, однако в высокоэнергетической части ФРЭЭ отличия существенны. В том числе у EEDF* отсутствует локальный максимум на ~ 17 eV.

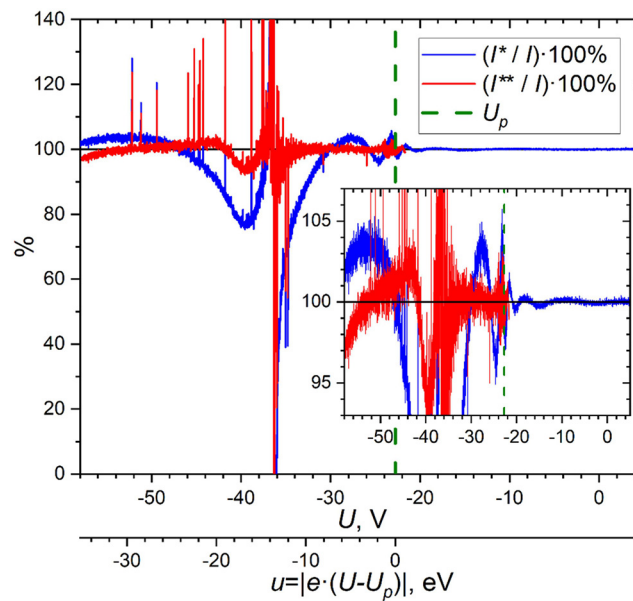


Рис. 2: Сравнение отношений токов исходной I и токов сглаженных (I^* , I^{**}) ВАХ. На врезке увеличенный масштаб.

Анализ причин данного расхождения EEDF^{splicing} и EEDF* в области (9–35) eV (см. рис. 3) выявил следующее. В работе [12] нейронная сеть обучается на всём диапазоне измеренной ВАХ, включая область электронного насыщения при $U > U_p$. Для условий [12] такой подход дает удовлетворительные результаты. Однако в условиях настоящей работы ФРЭЭ имеет локальный максимум на ~ 17 eV [11], поэтому обучение алгоритма

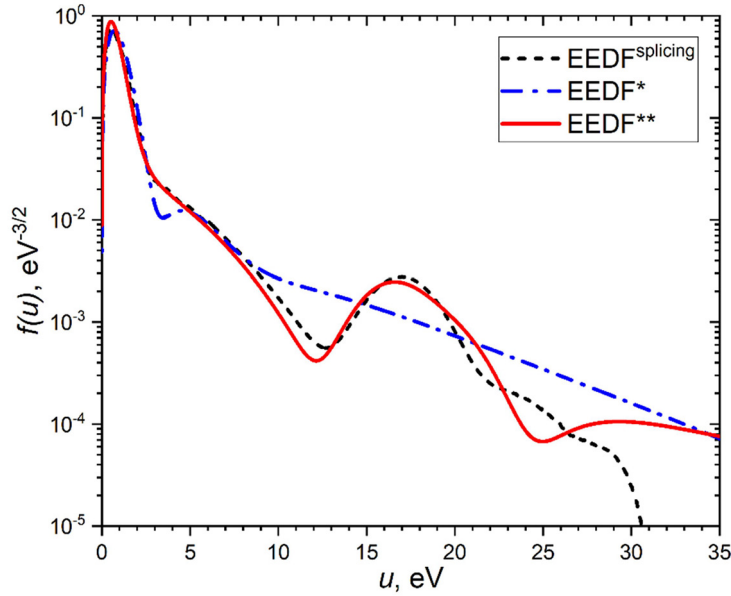


Рис. 3: Сравнение ФРЭЭ, полученной в рамках алгоритма “splicing” ($EEDF^{splicing}$) с функциями, полученными при дифференцировании $I^*(U) - EEDF^*$ и $I^{**}(U) - EEDF^{**}$.

сглаживания на всей ВАХ приводит к искажению формы ВАХ в области $u > 9$ eV. Это связано с тем, что нейронная сеть стремится описать всю ВАХ единой гладкой функцией во всём диапазоне от -58 V до 5 V, при этом область тока насыщения ($U > U_p$), не несущая информации о ФРЭЭ, оказывает влияние на аппроксимацию интересующего участка ВАХ $U < U_p$.

Для устранения указанной проблемы в наших условиях разряда в полном катоде проведена дополнительная модификация используемого алгоритма. Обучение нейронной сети проводится на участке ВАХ при $U < U_p + 1$ V. Результат обработки ВАХ при обучении перцептрона на данном участке ВАХ показан на рис. 1, сравнение с исходной ВАХ на рис. 2, ФРЭЭ на рис. 3 – $EEDF^{**}$. Видно, что такой подход к обучению позволяет получить удовлетворительное согласие с ФРЭЭ, полученной независимым методом “splicing” [2, 11] в области энергий (0–23) eV. Это подтверждается результатом, показанным на рис. 2, где относительное изменение величин I^{**}, I не превышает 10%, кроме области вблизи плавающего потенциала.

В данной работе условие ограничения диапазона ВАХ, на котором производится обучение, $U < U_p + 1$ V. Исходя из общих соображений мы предлагаем более универсальную формулу: $U < U_p + \langle u \rangle / e$, где $\langle u \rangle$ – средняя энергия, e – заряд электрона. Для условий, аналогичных данной работе, величина $\langle u \rangle$ в зависимости от местоположения

зонда в разряде составляет 1–3 eV [13, 14]. При $U \ll U_p$ электронный ток на зонд слишком мал, поэтому при таких напряжениях нет необходимости ограничения диапазона ВАХ, на котором производится обучение.

Таким образом, модифицированный в рамках данной работы метод [12], позволяет определить ФРЭЭ в широком диапазоне энергий, что может найти применение в методе оптической актинометрии плазмы (см., напр., [16]).

Заключение. Исследована возможность применения алгоритмов машинного обучения для предварительного сглаживания ВАХ зонда Ленгмюра перед процедурой численного дифференцирования с целью получения ФРЭЭ. Использовался модифицированный подход, предложенный в [12]. Архитектура сети типа многослойный перцептрон включала 3 скрытых слоя (50, 20, 10 нейронов). Обучение проводилось с использованием алгоритма обратного распространения ошибки с L2-регуляризацией, которая позволяла управлять степенью гладкости результирующей аппроксимации. Ансамблевое усреднение не применялось.

Установлено, что вид ФРЭЭ зависит от участка ВАХ, на котором проводится обучение. Включение участка ВАХ, соответствующего ветви электронного насыщения ($U > U_p$), приводит к искажению вида высокэнергетичной части ФРЭЭ (9–35) eV. Обучение нейронной сети на участке ВАХ при $U < U_p + 1$ V (в общем случае предлагается использовать критерий $U < U_p + \langle u \rangle / e$) позволяет воспроизвести локальный максимум ФРЭЭ на ~ 17 eV. Установлена хорошая корреляция с ФРЭЭ, полученной методом “splicing” [2, 11] в области энергий (0–23) eV, т. е. до порога ионизации и возбуждения атома гелия. Важно отметить, что метод “splicing” в условиях разряда в He позволяет достоверно определить ФРЭЭ в диапазоне (0–20) eV [2].

Л И Т Е Р А Т У Р А

- [1] M. J. Druyvesteyn, Zeitschrift für Physik **64**, 781 (1930). <https://doi.org/10.1007/BF01773007>.
- [2] A. V. Bernatskiy, I. I. Draganov, N. A. Dyatko, et al., Vacuum **235**, 114162 (2025). <https://doi.org/10.1016/j.vacuum.2025.114162>.
- [3] L. F. Xu, J. Zhao, Y. Jian, H. J. Kang, Measurement Science and Technology **36**, 015902 (2025). <https://www.doi.org/10.1088/1361-6501/ad8a7e>.
- [4] J. I. Fernández Palop, J. Ballesteros, V. Colomer, M. A. Hernández, Review of scientific instruments **66**, 4625 (1995). <http://dx.doi.org/10.1063/1.1145300>.

- [5] F. M. Dias, E. Tatarova, *Le Journal de Physique IV* **8**, Pr7-257-Pr5-264 (1998).
<http://dx.doi.org/10.1051/jp4:1998721>.
- [6] F. Magnus, J. T. Gudmundsson, *Review of Scientific Instruments* **79**, 073503 (2008).
<http://dx.doi.org/10.1063/1.2956970>.
- [7] M. Hannemann, *Contributions to Plasma Physics* **53**, 45 (2013).
<https://www.doi.org/10.1002/ctpp.201310008>.
- [8] H.-J. Roh, N.-K. Kim, S. Ryu, et al., *Current Applied Physics* **15**, 1173 (2015).
<https://doi.org/10.1016/j.cap.2015.07.003>.
- [9] A. Caldarelli, F. Filleul, R. W. Boswell, et al., *Physics of Plasmas* **30**, 040501 (2023).
<https://doi.org/10.1063/5.0133840>.
- [10] A. V. Bernatskiy, I. I. Draganov, I. V. Kochetov, et al., *Vacuum* **225**, 113279 (2024).
<https://doi.org/10.1016/j.vacuum.2024.113279>.
- [11] A. V. Bernatskiy, I. I. Draganov, N. A. Dyatko, et al., *Vacuum* **246**, 115062 (2026).
<https://doi.org/10.1016/j.vacuum.2025.115062>.
- [12] J. Y. Kim, *Plasma Sources Science and Technology* **34**, 07LT01 (2025).
<https://doi.org/10.1088/1361-6595/ade73c>.
- [13] A. V. Bernatskiy, I. I. Draganov, N. A. Dyatko, et al., *Plasma Chemistry and Plasma Processing* **45**, 993 (2025). <https://doi.org/10.1007/s11090-025-10552-5>.
- [14] A. V. Bernatskiy, I. I. Draganov, N. A. Dyatko, et al., *Physical Review E* **112**, 025204 (2025). <https://doi.org/10.1103/hfnf-92bq>.
- [15] Y. Ng. Andrew, Feature selection, L1 vs. L2 regularization, and rotational invariance // ICML '04: Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning. 2004, 78. <https://doi.org/10.1145/1015330.1015435>.
- [16] A. V. Bernatskiy, V. N. Ochkin, R. N. Bafoev, *Bulletin of the Lebedev Physics Institute* **43**, 195 (2016). <https://doi.org/10.3103/S1068335616060038>.

Поступила в редакцию 13 февраля 2026 г.

После доработки 5 марта 2026 г.

Принята к публикации 6 марта 2026 г.