

Р. О. БЕЛОКОПЫТОВ

В. П. ЛУНИН, *д-р техн. наук, проф.*

Национальный исследовательский университет «МЭИ» (Москва, Россия)

РАСПОЗНАВАНИЕ СКРЫТЫХ ДИСКООБРАЗНЫХ МЕТАЛЛИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ ИМПУЛЬСНЫМ ВИХРЕТОКОВЫМ МЕТОДОМ С ПРИМЕНЕНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Аннотация. Рассмотрена задача распознавания скрытых металлических объектов, имеющих форму диска, по признакам импульсного вихретокового сигнала методами машинного обучения. В отличие от восстановления непрерывного вектора параметров, распознавание объекта из известного конечного набора представляет собой хорошо обусловленную задачу и допускает возможность строгой количественной оценки точности. Обучающая выборка сформирована на основе анализа электромагнитного взаимодействия вихретокового преобразователя с объектом на трёхмерной конечно-элементной модели. В качестве объектов использованы 16 типов монет – восемь российских номиналов и восемь зарубежных. Распознавание выполнено в два этапа: сначала разделение монет на два класса (отечественные и зарубежные), а затем определение номинала монет. Показано, что информативные признаки сигнала обеспечивают точность около 92% на первом этапе и около 90% на втором, а ошибки распознавания сосредоточены на физически трудноразличимых парах монет. Проанализированы приоритеты влияния признаков: на обоих уровнях определяющими являются временные характеристики сигнала, связанные с материалом и геометрией объекта.

Ключевые слова: импульсный вихретоковый контроль, конечно-элементное моделирование, машинное обучение, распознавание объектов, классификация, градиентный бустинг.

Введение

Определение характеристик скрытых (например, под слоем бетона) проводящих объектов методом импульсного вихретокового контроля представляет собой обратную задачу: по характеристикам и форме регистрируемого сигнала требуется восстановить параметры объекта – геометрические размеры и расстояние до него, а также электропроводность, магнитную проницаемость материала. Принципиальная трудность состоит в том, что отклик преобразователя определяется этими параметрами совместно, и различные их сочетания способны формировать близкие по форме и характеристикам сигналы.

Импульсное вихретоковое (ИВТ) возбуждение, благодаря широкополосному характеру сигнала, обеспечивает большую глубину проникновения вихревых токов и повышенную помехоустойчивость по сравнению с гармоническим возбуждением [1, 2]. Информацию о параметрах объекта из зарегистрированного сигнала извлекают в виде набора амплитудных и временных признаков. Эти признаки, как правило, чувствительны сразу к нескольким параметрам объекта, а амплитудные к тому же сильно зависят от зазора между датчиком и объектом [3, 4]. Традиционные подходы,

сопоставляющие каждому параметру отдельный признак, плохо учитывают это совместное влияние и потому ограничены.

Альтернативой раздельному анализу признаков служит решение обратной задачи методами машинного обучения, когда модель распознавания обучается на массиве сигналов с известными параметрами объектов, а затем используется для восстановления искомым характеристик контролируемого объекта. Однако восстановление полного вектора параметров произвольного образца для ряда характеристик нередко оказывается плохо обусловленным – их влияние на сигнал косвенно и взаимно маскируется, а само значение коэффициента детерминации не всегда даёт представление о надёжности в применимости метода. В то же время многие практические задачи контроля сводятся не к восстановлению произвольного вектора, а к отнесению объекта к одному из известных типов-классов, каждому из которых отвечает фиксированное сочетание геометрии и материала. Такая постановка хорошо обусловлена и допускает строгую оценку точности.

В настоящей работе эта постановка исследована на примере распознавания монет – доступных металлических объектов дисковидной формы с точно документированными диаметром, толщиной и электрофизическими свойствами материала. Это позволяет оценить достижимую точность распознавания и проанализировать, какие признаки сигнала являются определяющими.

Конечно-элементная модель процедуры контроля

Обучающая выборка сформирована анализом на трёхмерной конечно-элементной модели электромагнитного взаимодействия импульсного преобразователя [5] и контролируемого металлического объекта в COMSOL Multiphysics. Преобразователь включает возбуждающую катушку, три приёмные катушки, ферритовый магнитопровод и алюминиевый экранирующий корпус (рис. 1). Объект контроля – диск с варьируемыми толщиной, радиусом, материалом и расстоянием до преобразователя (зазором, имитирующим слой бетона).

К возбуждающей катушке (400 витков) подключена электрическая цепь, задающая импульсный ток со скважностью 50% и частотой 40 Гц; каждая из трёх приёмных катушек содержит 600 витков. Анализируется разностное напряжение на центральной приёмной катушке – разность сигналов при наличии образца и без него (рис. 2). Такое вычитание выделяет часть сигнала, несущую информацию об объекте.

Формирование обучающей выборки и извлечение признаков

Расчёт сигналов для большого числа сочетаний параметров объекта выполнялся автоматизированно с использованием связки COMSOL Multiphysics и пакета MATLAB через интерфейс LiveLink for MATLAB. Управляющий скрипт осуществлял перебор заданных сочетаний параметров, для каждого из которых рассчитывался сигнал при наличии объекта и в его

отсутствие, после чего вычислялся разностный сигнал и извлекались информативные признаки.

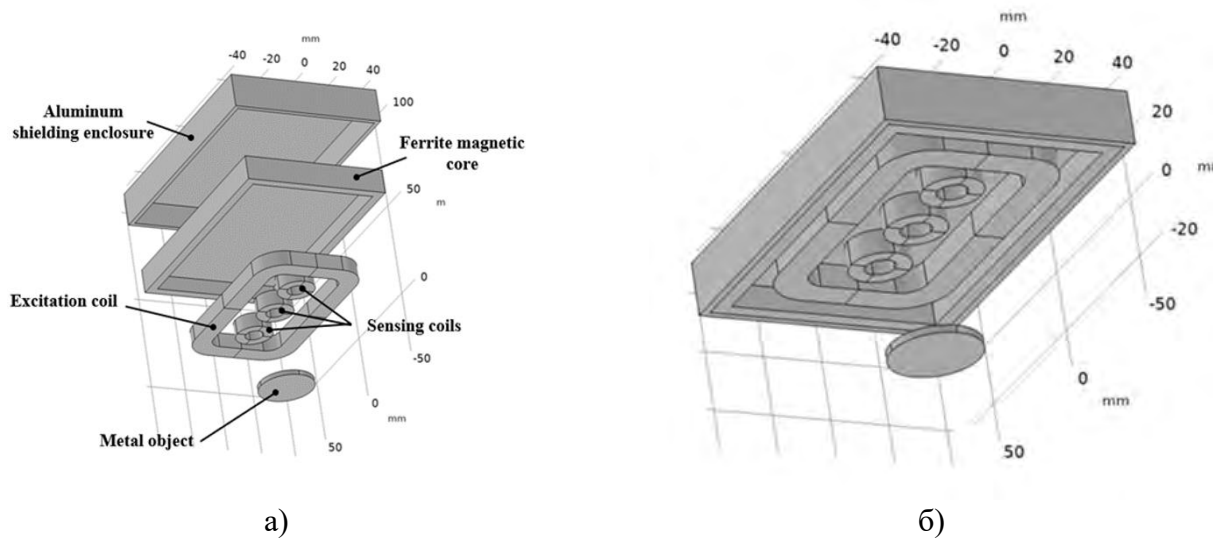


Рис. 1. Трёхмерная модель вихретокового преобразователя и образца: а – раздельное представление компонентов; б – собранная конфигурация

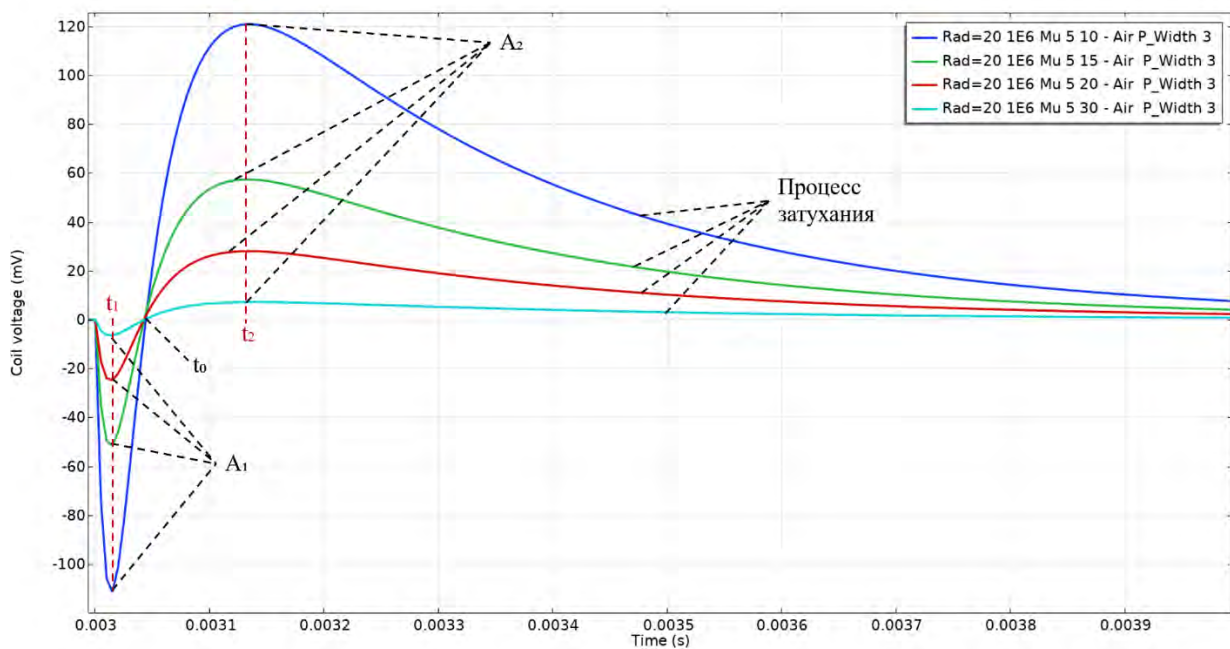


Рис. 2. Пример разностного сигнала и выделяемых признаков

Из каждого разностного сигнала извлекались признаки двух групп (рис. 2). Первая группа – амплитудные и временные признаки: значения первого и второго экстремумов A_1 и A_2 и моменты их наступления, время перехода сигнала через ноль t_0 и временные интервалы относительно него, отношение амплитуд A_2/A_1 . Моменты экстремумов и нулевого перехода определялись с применением сплайн-интерполяции, что обеспечивало точность выше дискретности временной сетки расчёта.

Вторая группа признаков характеризует затухание сигнала. Постоянная времени затухания вихревых токов в проводящем слое пропорциональна квадрату его толщины, что отражается в скорости спада сигнала на завершающей стадии. На участке после второго экстремума затухание носит близкий к экспоненциальному характер, поэтому логарифм модуля напряжения аппроксимировался линейной зависимостью

$$\ln|U(t)| \approx k \cdot t + b,$$

где угловой коэффициент k служит признаком, связанным с параметрами объекта и его материалом.

Аппроксимация выполнялась как по всему участку спада (k_{full}), так и отдельно по его первой (k_{early}) и второй (k_{late}) половинам. Качество линейной аппроксимации оценивалось коэффициентом детерминации R^2 .

Распознавание монет

Постановка задачи и данные. В качестве объектов распознавания выбраны 16 типов монет: восемь номиналов Российской Федерации (от 1 копейки до 10 рублей) и восемь зарубежных монет (50 центов, 1 и 2 евро, 10 и 25 центов США, 1 и 2 доллара и 5 центов Канады). Для каждой монеты по описанной методике рассчитан разностный сигнал при шести значениях зазора в диапазоне 10–35 мм, что дало возможность сформировать обучающую выборку из 96 образцов. Распознавание выполнено в два этапа. На первом решается задача отделения отечественных монет от зарубежных, на втором – определения номинала среди монет РФ.

Обучение и приоритеты влияния признаков. Для распознавания сравнивались три алгоритма машинного обучения: XGBoost, Gradient Boosting и Random Forest [6]. Ввиду ограниченного объема выборки качество оценивалось методом стратифицированной перекрёстной проверки, при которой доли классов сохраняются в каждой части выборки. Наилучшее качество показали Gradient Boosting на первом уровне и Random Forest на втором.

Анализ важности признаков позволяет установить, какие характеристики сигнала являются определяющими (рис. 3). На первом этапе доминируют временные признаки, связанные с переходом сигнала через ноль и первым экстремумом. Это физически обосновано: отечественные и зарубежные монеты различаются прежде всего материалом – проводимостью и магнитной проницаемостью, а материал изменяет весь временной масштаб переходного процесса, что и отражается в моментах характерных точек сигнала. На втором этапе, где материал у всех монет близок, к временным признакам добавляется отношение амплитуд A_2/A_1 . Различия между номиналами определяются главным образом диаметром монеты, который проявляется в соотношении амплитуд и во временных интервалах. Наклоны затухания при этом не входят в число ведущих признаков: среди монет одного материала номинал

определяется прежде всего диаметром, тогда как толщина, отражаемая скоростью спада хвоста сигнала, играет второстепенную роль.

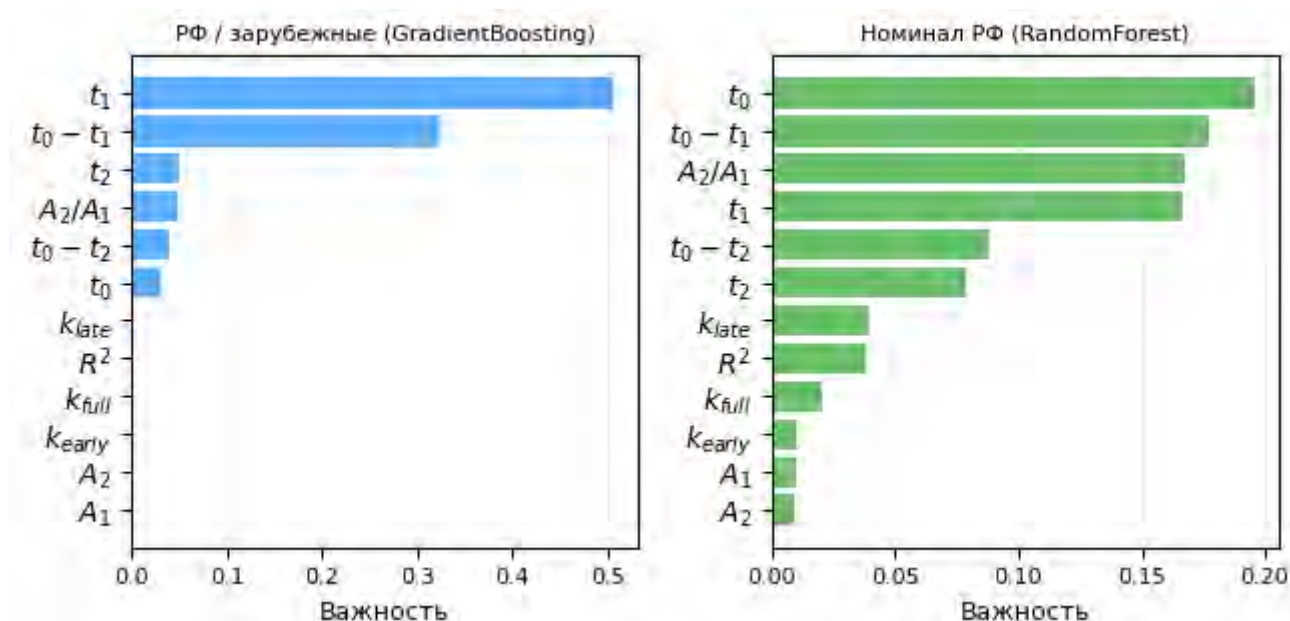


Рис. 3 – Важность признаков при распознавании монет

Результаты распознавания. На первом этапе достигнута точность около 92% – верно классифицированы 88 из 96 образцов. Соответствующая матрица ошибок приведена на рис. 4, а. Ошибки распределены между классами симметрично.

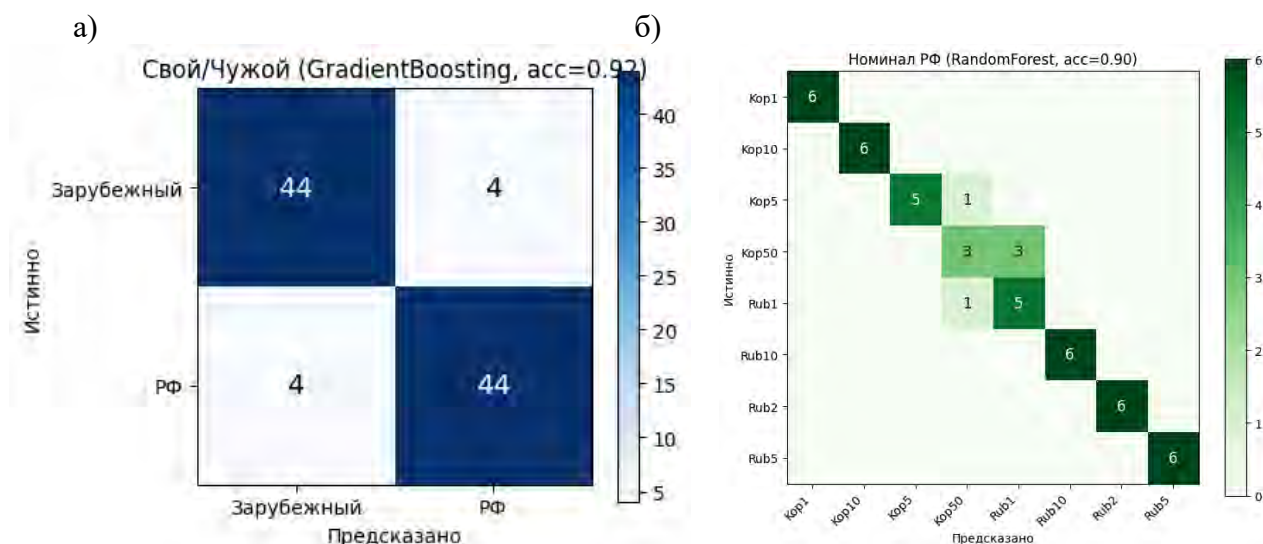


Рис. 4 – Матрицы ошибок распознавания монет: а – «РФ/зарубежный»; б – номинал монет РФ

На втором этапе точность составила около 90% – верно 43 из 48 образцов (рис. 4, б). Почти все ошибки приходятся на пару 50 копеек и 1 рубль. Это объясняется физически: указанные монеты имеют почти совпадающие диаметр (радиус 9,75 и 10,25 мм) и одинаковую толщину (1,5 мм) при одном и том же

материале, вследствие чего формируют неразличимые вихретоковые сигналы. Монеты, различающиеся диаметром или материалом, разделяются уверенно. Таким образом, ошибки распознавания возникают не из-за недостатков метода, а вследствие объективной физической вырожденности отдельных пар объектов.

Заключение

В работе исследована возможность распознавания дискообразных металлических объектов по признакам импульсного вихретокового сигнала методами машинного обучения. Показано, что постановка распознавания объекта из известного набора, в отличие от восстановления непрерывного вектора параметров, хорошо обусловлена и допускает строгую количественную оценку точности. На примере 16 типов монет достигнута точность отделения отечественных монет от зарубежных около 92% и определения номинала около 90%. Анализ приоритетов влияния признаков показал, что на обоих этапах распознавание опирается прежде всего на временные характеристики сигнала. На первом этапе они отражают различие материалов, а на втором совместно с отношением амплитуд – геометрию монет. Ошибки распознавания сосредоточены на физически неразличимых парах объектов – 50 копейках и 1 рубле, что указывает на достижение предела, обусловленного не методом, а вырожденностью самих объектов.

Дальнейшее развитие работы связано с расширением набора распознаваемых объектов и обучающей выборки, а также с распространением подхода на другие классы задач импульсно-вихретокового контроля.

Список литературы

1. Adewale I., Tian G. Decoupling the influence of permeability and conductivity in pulsed eddy-current measurements // IEEE Transactions on Magnetics. 2013. Vol. 49, № 3. P. 1119–1127.
2. Yang F., Li Z., Fu Y. et al. Comparison of different types of focusing probes in pulsed eddy current testing // AIP Advances. 2022. Vol. 12. Art. 075010.
3. Mandache C., Lefebvre J. H. V. Transient and harmonic eddy currents: Lift-off point of intersection // NDT & E International. 2006. Vol. 39, № 1. P. 57–60.
4. Tian G. Y., Li Y., Mandache C. Study of lift-off invariance for pulsed eddy-current signals // IEEE Transactions on Magnetics. 2009. Vol. 45, № 1. P. 184–191.
5. de Alcântara Jr. N. P., Gonçalves Jr. L. Simulation of an ECT sensor to inspect the reinforcement of concrete structures // Proceedings of the COMSOL Conference. Boston, 2015.
6. XGBoost: Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016. P. 785–794.

Контакты:

BelokopytovRO@mpei.ru (Белокопытов Роман Олегович)
luninvp@mpei.ru (Лунин Валерий Павлович)