

МИНОБРНАУКИ РОССИИ  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра теоретических основ  
компьютерной безопасности и  
криптографии

**Метод обнаружения поискового спама, порожденного с помощью сетей  
Маркова**

АВТОРЕФЕРАТ  
дипломной работы

студента 6 курса 631 группы  
специальности 10.05.01 Компьютерная безопасность  
факультета компьютерных наук и информационных технологий  
Мухи Семена Андреевича

Научный руководитель  
доцент, к.ф.-м.н.

---

А. Н. Гамова

19.01.2026 г.

Заведующий кафедрой  
д. ф.-м. н., профессор

---

М. Б. Абросимов

19.01.2026 г.

Саратов 2026

## **ВВЕДЕНИЕ**

Современное развитие цифровых технологий привело к значительному распространению интернет-систем и поисковых сервисов, ставших важнейшими инструментами доступа к информации и цифровым услугам. В таких условиях высокая позиция веб-ресурсов в поисковой выдаче напрямую влияет на коммерческую эффективность и узнаваемость брендов. Вместе с тем активное использование цифровых каналов сопряжено с проблемой поискового спама — искусственно созданного контента, который вводит пользователей в заблуждение и снижает качество поиска.

Эволюция спама от простой навязчивой рекламы до сложной киберугрозы отражает общий тренд цифровизации. Сегодня спам представляет собой целую индустрию с чёткой экономической моделью, использующую инструменты социальной инженерии, автоматизированные платформы для массовых рассылок и даже элементы искусственного интеллекта для персонализации атак и обхода традиционных средств защиты. Его воздействие вышло далеко за рамки неудобства для пользователей, трансформировавшись в фактор серьёзных финансовых потерь, репутационных рисков для бизнеса и эрозии базового доверия к цифровым коммуникациям.

Особенно сложной является задача выявления спама, сформированного с применением вероятностных языковых моделей, включая марковские цепи. Такой спам формально соответствует запросам, но обладает низкой семантической ценностью, что осложняет его распознавание стандартными методами.

Стандартные подходы к фильтрации, основанные на анализе ключевых слов, чёрных списках и простых статистических метриках, демонстрируют снижающуюся эффективность против подобного контента. Они часто оказываются бесполезны против текстов, которые не содержат явных «спам-триггеров», но при этом лишены связного смысла и созданы исключительно для манипуляции алгоритмами. Возникает потребность в методах, способных анализировать не столько поверхностное содержание, сколько глубинные,

скрытые структурные паттерны и закономерности в последовательности языковых элементов, что и является областью применения скрытых марковских моделей.

Данная работа направлена на разработку практического подхода к обнаружению такого спама с использованием алгоритмов скрытых марковских моделей, в частности алгоритмов Баума-Велша и Витерби. Для этого на языке программирования Python будут реализованы их модернизации, которые применяются для классификации текстовых сообщений на спам и легитимный контент.

Цель исследования — создание и экспериментальная проверка эффективной методики распознавания поискового спама, опирающейся на анализ скрытых структурных закономерностей текстов с помощью скрытых марковских моделей, что позволит повысить качество фильтрации и надежность цифровых сервисов.

Таким образом, актуальность данного исследования обусловлена необходимостью развития новых, более совершенных методов анализа текста, способных противостоять эволюционирующему технологиям генерации спама. Практическая значимость работы заключается в предложении конкретного инструментария, основанного на строгом математическом аппарате, который может быть интегрирован в системы модерации контента и поисковые алгоритмы для защиты пользователей от нерелевантной и вредоносной информации.

Дипломная работа состоит из введения, 3 разделов, заключения, списка использованных источников и 1 приложения. Общий объем работы – 81 страниц, из них 43 страниц – основное содержание, включая 8 рисунков, список использованных источников из 21 наименований.

## **КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ**

Раздел 1. Современное состояние и статистика распространения спама.

В подразделе 1.1 приводятся статистические данные о доле спама в почтовом трафике (~47% в 2024 г.), его миграции в мессенджеры и социальные сети, а также о роли России как одного из основных источников рассылок.

В подразделе 1.2 анализируется эволюция тактик спамеров: от массовых рассылок к персонализированному фишингу, использованию криптовалютных схем и SEO-спама, генерируемого нейросетями.

В подразделе 1.3 описываются технологические инфраструктуры спама: IoT-ботнеты, облачные платформы, сервисы «спам-как-услуга».

В подразделе 1.4 рассматриваются современные методы противодействия: репутационные системы, байесовские фильтры, анализ стилометрии и поведенческих паттернов, кооперативные сети обмена угрозами.

В подразделе 1.5 оцениваются экономические и социальные последствия спама: прямые финансовые потери (ВЕС-атаки, фишинг), косвенные издержки (потери производительности, репутационный ущерб), эрозия доверия к цифровым коммуникациям.

## **Раздел 2. Скрытые Марковские модели**

В подразделе 2.1 дано формальное определение СММ: система с множеством скрытых состояний.

В подразделе 2.2 описаны три базовые задачи для СММ: оценка правдоподобия — вычисление вероятности наблюдения последовательности при заданной модели.

Декодирование — восстановление наиболее вероятной последовательности скрытых состояний.

Обучение — подбор параметров модели, максимизирующих правдоподобие.

В подразделе 2.3 подробно рассмотрен алгоритм Баума-Велша (ЕМ-алгоритм) для обучения СММ, состоящий из шагов Expectation

(вычисление вспомогательных переменных) и Maximization (переоценка параметров).

В подразделе 2.4 описан алгоритм Витерби для решения задачи декодирования — поиска оптимальной последовательности состояний через рекурсивное вычисление максимальных вероятностей.

Раздел 3. Применение алгоритмов Баума-Велша и Витерби для детектирования спам-сообщений

Третья глава посвящена практической реализации метода:

В подразделе 3.1 задача классификации формализована как бинарная: обучение двух СММ (natural и spam) и принятие решения на основе сравнения правдоподобий.

В подразделе 3.2 описан конвейер предобработки текстов: очистка, токенизация, POS-теггинг (разметка частей речи), построение алфавита наблюдений и векторизация.

В подразделе 3.3 изложен процесс обучения классификатора: раздельная инициализация и обучение моделей для естественных текстов и спама алгоритмом Баума-Велша на выборке из текстов каждого класса.

В подразделе 3.4 описан алгоритм классификации нового сообщения: предобработка, вычисление правдоподобия для обеих моделей, принятие решения по максимуму вероятности.

В подразделе 3.5 показано применение алгоритма Витерби для анализа паттернов: выявление характерных последовательностей состояний, типичных для спама (короткие циклы, ограниченный набор состояний).

В подразделе 3.6 приведены экспериментальные результаты. Интерфейс программы продемонстрирован на рисунке 1. Здесь можно выбрать режим работы приложения.

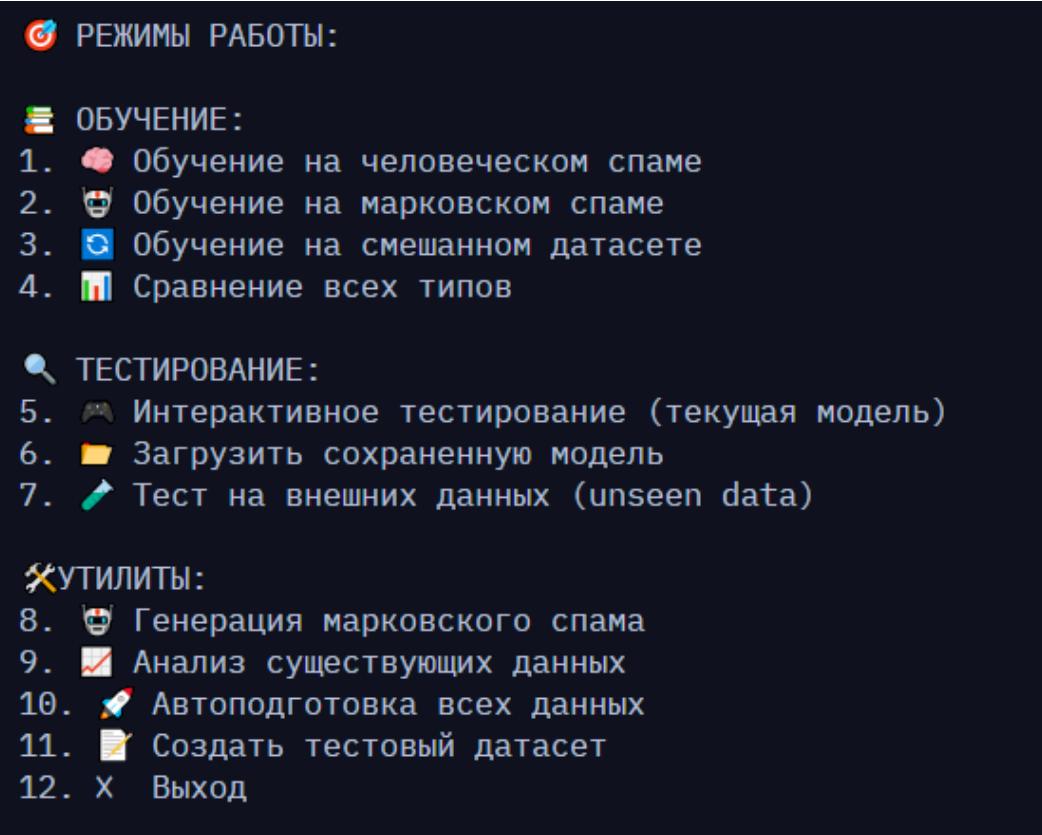


Рисунок 1 – Команды программы, доступные пользователю

Демонстрация обучения модели на спаме, написанном человеком (см. рис. 2):

```
=====
ОБУЧЕНИЕ НА ЧЕЛОВЕЧЕСКОМ СПАМЕ
=====

 Данные:
Natural тексты: 99
Human spam: 100

✓ ОБУЧЕНИЕ НА: Человеческий спам
-----
 Разделение данных:
Train Natural: 79
Test Natural: 20
Train Spam: 80
Test Spam: 20

 Построение словаря на 159 текстах...
✓ Словарь построен: 22 уникальных признаков
    Топ-10 признаков: ['NN', 'VB', 'JJ', 'RB', 'IN', 'MD', 'CD', 'DT', 'RP', 'FW']

 Обучение HMM моделей...
-----
✓ Обучение модели для ОБЫЧНЫХ текстов...
    Количество последовательностей: 79
    Состояний: 3, Итераций: 100
```

Рисунок 2 – Обучение на спаме, написанном человеком

В результате обучения получаем такие статистические данные представленные на рисунке 3:

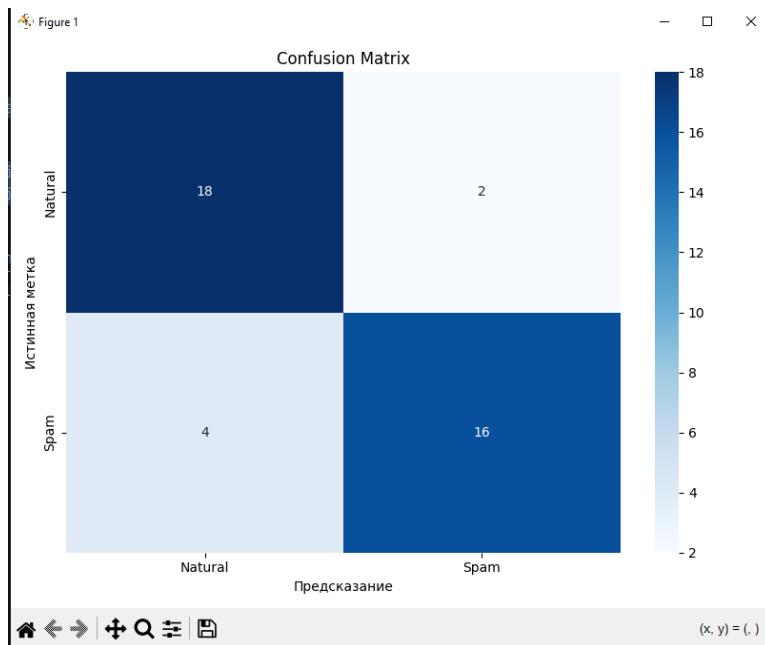


Рисунок 3 – Тепловая карта спам-текстов и обычных

Показано тестирование модели на двух текстах (спама и натурального текста). Результаты тестирования спам текста на рисунке 4:

```

1 FROM HOME EARN CASH QUICK RICH WEALTHY MILLIONAIRE MAKE MONEY ONLINE FAST EASY WORK FROM HOME EARN CASH QUICK RICH WEALTHY MILLIONAIRE

ПРОБЛЕМЫ 28 ПОРТЫ КОНСОЛЬ ОТЛАДКИ ВЫХОДНЫЕ ДАННЫЕ ТЕРМИНАЛ + ▾
P(Natural|X): 0.2851 (28.51%)
P(Spam|X): 0.7149 (71.49%)
=====

⚠ ● СРЕДНЯЯ ВЕРОЯТНОСТЬ СПАМА
● АЛГОРИТМ ВИТЕРБИ (декодирование скрытых состояний):

 NATURAL модель:
Витерби log-ртвов: -55.51
Использовано состояний: 3/3
Средние постериоры: [0.378 0.469 0.153]
Путь (первые 30): [0 1 2 0 0 1 1 0 1 1 0 0 1 0 1 1 2 0 1 1 0 1 1 0 0 1 0 1 1 2]
Распределение состояний:
Состояние 0: 15 раз (38.5%)
Состояние 1: 21 раз (53.8%)
Состояние 2: 3 раз (7.7%)

 SPAM модель:
Витерби log-ртвов: -49.95
Использовано состояний: 3/3
Средние постериоры: [0.465 0.451 0.084]
Путь (первые 30): [0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 2 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 2]
Распределение состояний:
Состояние 0: 19 раз (48.7%)
Состояние 1: 18 раз (46.2%)
Состояние 2: 2 раз (5.1%)

```

Рисунок 4 – Информация в терминале при тестировании спама

На обычном тексте выдает программа производит корректное детектирование (см. рис. 5):

```
data > raw > natural > wiki sociology.txt
4 Social research has influence throughout various industries and sectors of life, such as among politicians, policy makers, and legisl
5
6
7 == History ==
8
9 Sociological reasoning predates the foundation of the discipline itself. Social analysis has origins in the common stock of universal
10 Medieval Arabic writings encompass a rich tradition that unveils early insights into the field of sociology. Some sources consider Ib
11
12
ПРОБЛЕМЫ 28 ПОРТЫ КОНСОЛЬ ОТЛАДКИ ВЫХОДНЫЕ ДАННЫЕ ТЕРМИНАЛ
=====
 ● ВЫСOKАЯ УВЕРЕННОСТЬ: ОБЫЧНЫЙ ТЕКСТ
 АЛГОРИТМ ВИТЕРБИ (декодирование скрытых состояний):
 NATURAL модель:
    Витерби log-prob: -61.11
    Использовано состояний: 3/3
    Средние постериоры: [0.407 0.394 0.199]
    Путь (первые 30): [0 1 2 0 1 0 1 2 0 1 0 0 1 1 2 2 0 1 0 0 1 1 0 0 1 0 0 1 2 0]
    Распределение состояний:
        Состояние 0: 19 раз (41.3%)
        Состояние 1: 18 раз (39.1%)
        Состояние 2: 9 раз (19.6%)
 SPAM модель:
    Витерби log-prob: -64.29
    Использовано состояний: 3/3
    Средние постериоры: [0.437 0.443 0.119]
    Путь (первые 30): [1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 2 2 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0]
    Распределение состояний:
        Состояние 0: 21 раз (45.7%)
        Состояние 1: 21 раз (45.7%)
        Состояние 2: 4 раз (8.7%)
=====
 Ваш текст: Medieval Arabic
```

Рисунок 5 – Информация в терминале при тестировании обычного текста

Метод показал высокую эффективность (Accuracy>85%) против SEO-спама и шаблонных рекламных текстов, среднюю — для новостных заголовков и технических текстов, низкую — для поэзии и научных статей. Визуализированы матрицы переходов, тепловые карты и графики вероятностей.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выполненное исследование, основанное на глубоком изучении теоретических основ скрытых марковских моделей, включая их формальное определение, классические задачи (оценки, декодирования и обучения) и ключевые алгоритмы (Баума-Велша и Витерби), показало высокую результативность использования данного математического аппарата для выявления поискового спама. Этот фундаментальный анализ позволил корректно адаптировать формализм СММ к предметной области обработки естественного языка. Предложенная методика, построенная на комбинированном применении алгоритмов Баума-Велша и Витерби, доказала свою эффективность как с теоретической, так и с практической точки зрения.

С теоретической стороны ценность работы состоит в системном использовании математического аппарата скрытых марковских моделей применительно к анализу текстовых данных. Показано, что сочетание морфологической разметки (POS-тегинга) с последовательным анализом обеспечивает обнаружение скрытых структурных особенностей, которые остаются незамеченными при использовании стандартных классификационных методов. Алгоритм Баума-Велша позволяет точно калибровать параметры моделей в соответствии с характеристиками обычных текстов и спам-контента, тогда как алгоритм Витерби служит эффективным средством для выявления и интерпретации скрытых закономерностей.<sup>12</sup>

Практическая полезность работы подтверждается экспериментальными данными, которые демонстрируют стабильную работоспособность разработанного метода на различных видах текстового материала. Наиболее заметные результаты получены при распознавании SEO-спама и типовых рекламных текстов, где точность системы составляет более 85%. Существенным достоинством предложенного решения выступает его

---

<sup>12</sup> Конечные однородные цепи Маркова [Электронный ресурс]. URL: [https://cmp.phys.msu.ru/sites/default/files/01\\_Markov\\_Chain\\_0.pdf](https://cmp.phys.msu.ru/sites/default/files/01_Markov_Chain_0.pdf) (дата обращения 19.10.2025). — Яз. рус.

возможность приспосабливаться к новым способам создания спама благодаря постоянному дообучению на актуальных данных.

Дальнейшее развитие работы может быть связано с объединением представленного подхода с современными архитектурами нейронных сетей, что даст возможность совместить достоинства анализа последовательностей и технологий глубокого обучения. Также перспективным направлением является расширение возможностей системы для обработки текстов на разных языках и работы со специализированными тематическими областями.

В итоге данная работа представляет значимый вклад в сферу компьютерной лингвистики и информационной безопасности, предлагая практическое и действенное решение для одной из ключевых проблем цифровой среды — борьбы с поисковым спамом.