

Е. С. Василенко, Н. В. Шалимо

BIG DATA ПРОТИВ ФЕЙКОВ

Насущная проблема современного общества – фейковые новости. СМИ, различные мессенджеры и социальные сети способствуют быстрому распространению сомнительных новостей, вводя людей в заблуждение. В свою

очередь, это может привести к массовой дезинформации, манипуляциям и общественным кризисам. Ученые из университетов США совместно с японскими коллегами предложили метод обнаружения фейковых новостей с помощью измерения разнородности тем. Предметом исследования послужили новости и различного рода сообщения после японского землетрясения в марте 2011 года. В социальной сети Twitter распространилось множество слухов о взрыве на нефтехимическом комплексе, что спровоцировало массовую панику, которую едва удалось остановить после официальных правительственных новостей.

Метод обнаружения фейков, который предложили ученые, заключался в вычислении разнородности тем с помощью подхода «микрочластеризации». Обычная кластеризация – это метод анализа данных путем упорядочивания этих объектов в сравнительно однородные группы. Микрочластеризация, в отличие от обычной, собирает данные в более мелкие однородные группы и создает набор тем, каждый из которых состоит из одного или нескольких кластеров. Затем с помощью алгоритма «полировки» данных (Data polishing) начинается процесс извлечения микрочластеров. В данном исследовании в микрочластеры объединялись ключевые слова из твитов о взрыве на нефтехимическом комплексе. Далее исследователи анализировали изменение тематики в кластерах. При этом вычислялась мера разнородности тематики, учитывающая как количество кластеров, так и количество слов в одном кластере.

Первоначально строился график твитов, в котором каждый твит являлся узлом. Расстояние между двумя узлами – это два твита, чье сходство по коэффициенту Жаккара больше 0,3. Это входные данные. Затем группы ключевых слов извлекались микрочластеризацией с использованием метода Data Polishing.

Ученые пришли к выводу, что сообщения о реальных событиях отличаются от фейков большей разнородностью. А для фейковых новостей характерна меньшая тематическая разнородность сообщений.

Объясняют это тем, что люди, которые писали правдивые твиты, могли изменить свое мнение и содержание постов, получив новую информацию. В результате показатель разнородности возрастал, даже если количество твитов не увеличивалось. А вот пользователи, которые писали в Твиттере фейковые новости, продолжали отстаивать свое мнение, основываясь на одних и тех же ложных утверждениях. Соответственно, уровень «разнородности мнений» остался прежним и количество кластеров не менялось, даже если количество твитов увеличивалось.

Таким образом, был применен следующий алгоритм выявления фейков: есть входные данные (твиты), из которых извлекли ключевые слова, проанализировали их в течении определенного времени и выявили уровень «разнородности» мнений в кластерах, из чего сделали вывод, какие твиты фейковые, а какие – нет.

Изнутри это устроено следующим образом: микрокластеры – это группы записей, которые имеют высокий уровень схожести. То есть это твиты, которые включают одинаковый набор слов.

Для реальных новостей связь между количеством твитов и количеством микрокластеров является линейной. Т. е. чем больше пользователи пишут о каком-то реальном событии, тем разнообразнее обсуждение. Для фейковых новостей количество микрокластеров намного ниже, чем количество твитов во многих периодах времени. Ученые предположили, что фейковая новостная лента с большей вероятностью будет иметь меньшее разнообразие тем, поскольку здесь меньше фактов, о которых следует сообщать.

Таким образом, этот метод может помочь фильтровать информацию и очищать ее от «вбросов» в полуавтоматическом режиме.