

Семинар по Автоматическому распознаванию типа личности: Общее задание

Fabio Celli
CIMeC
corso Bettini 31
38068 Rovereto, Italy
fabio.celli@unitn.it

Fabio Pianesi
FBK
via Sommarive 18
38123 Trento, Italy
pianesi@fbk.eu

David Stillwell
Psychometrics Centre
Free School Lane
Cambridge CB2 3RQ, UK
ds617@cam.ac.uk

Michal Kosinski
Psychometrics Centre
Free School Lane
Cambridge CB2 3RQ, UK
mk583@cam.ac.uk

Abstract

Для Семинара по Автоматическому распознаванию типа личности (Общее задание) мы выпустили два набора данных, отличающихся по размеру и жанру, имеющих аннотации меток типов личности, используемых в качестве золотого стандарта. Это позволило участникам оценить набор характеристик и методы обучения и даже сравнить производительности созданных систем по распознаванию типа личности с использованием общего корпуса. В задании приняло участие 8 команд-участников. В данной статье мы обсуждаем результаты и сравниваем их с результатами, полученными в предыдущих научных трудах.

Введение и обзор литературы

Задача распознавания типа личности (см. Mairesse et al. 2007) состоит в автоматической классификации черт характера автора, результаты которой можно сравнить с метками золотого стандарта, полученными на основе проведенных психологических тестов. Пятифакторный тест личности (Big5 - "Большая пятерка") (Costa & MacCrae 1985, Goldberg et al. 2006) - это самый популярный психологический тест, который с ходом времени обрел форму стандарта. Он формализует описание личности в пяти чертах характера, оцениваемых по двоичной шкале:

- 1) Экстраверсия (Extraversion) (x)
(общительный / застенчивый)
- 2) Невротизм (Neuroticism) (n)
(невротичный / спокойный)
- 3) Доброжелательность (Agreeableness) (a)
(дружелюбный / неуступчивый)
- 4) Добросовестность (Conscientiousness) (c)
(организованный / небрежный)
- 5) Открытость опыту (Openness) (o)
(проницательный / лишенный воображения).

В последние годы интерес научного сообщества к распознаванию типа личности значительно вырос. В первых работах (Argamon et al 2005, Oberlander & Nowson 2006 и оригинальная статья Mairesse et

al. 2007) методы распознавания типа личности были применены к длинным текстам таким, как короткие эссе или публикации в блогах. Текущие задачи, однако, связаны с извлечением типа личности авторов из мобильных социальных сетей (Staiano et al 2012), с сайтов социальных сетей (см. Quercia et al. 2011, Golbeck et al 2011, Bachrach et al. 2012, Kosinski et al. 2013), а также с использованием языков, отличных от английского (Kermanidis 2012, Bai et al 2012). Существует большое количество других областей применения, в которых можно использовать преимущества распознавания типа личности, включая анализ социальных сетей (social network analysis) (Celli & Rossi 2012), рекомендательные системы (recommendation systems) (Roshchina et al. 2011), обнаружение лжи (deception detection) (Enos et al. 2006), установление авторства (authorship attribution) (Luycx & Daelemans 2008), анализ тональности высказываний (sentiment analysis/opinion mining) (Golbeck & Hansen 2011) и другие. На Семинаре по Автоматическому распознаванию типа личности (Общее задание) мы пригласили представителей от исследователей и команд, работающих в данных или связанных с данными областях. Несмотря на растущее число работ по распознаванию типа личности, все еще трудно оценить их производительность и качество из-за того, что большинство исследователей, работающих в этой области, проводят свои эксперименты на очень разных наборах данных и используют очень разные процедуры оценки результатов (Celli 2013). Эти проблемы усиливаются тем, что создание золотого стандарта для задачи распознавания личности является сложной и затратной процедурой.

В 2012 году проводилось соревнование по распознаванию типа личности на базе платформы Twitter¹, в котором приняли участие более 90 команд, что указывает на большой интерес индустрии и исследователей к данной области. Семинар по Автоматическому распознаванию типа личности (Общее задание) отличается от простого соревнования,

потому что мы не хотим делать акцент только на производительности систем, но хотим предоставить общий корпус данных для обнаружения того, какие наборы характеристик, ресурсов и методов обучения являются полезными для задачи извлечения типа личности из текста и из данных, получаемых из социальных сетей. Мы выпустили два набора данных, отличающихся по размеру и предметной области, имеющих аннотации в виде меток типов личности, используемых в качестве золотого стандарта. Это позволило участникам сравнить производительность их систем по распознаванию типа личности на общем корпусе данных или использовать метки типа личности для похожих задач, таких, как, например, анализ социальных сетей.

В данной статье мы подводим итоги результатов Семинара по Автоматическому распознаванию типа личности (Общее задание), обсуждаем задачи и возможные направления дальнейшей деятельности. Статья имеет указанную далее структуру. В следующем разделе мы предоставляем обзор предыдущей работы, касающейся распознавания типа личности. В следующих разделах мы приводим данные о предоставляемых корпусах и описание общего задания, а также мы подводим итоги и обсуждаем результаты; в заключительном разделе мы делаем некоторые выводы.

Обзор литературы

В последнее время были предприняты многочисленные попытки произвести автоматическую классификацию черт личности с использованием текста автора или другой ключевой информации, как, например, использование социальной сети. Oberlander & Nowson 2006 (Ob06) провели классификацию показателей экстраверсии, невротизма, доброжелательности и добросовестности авторов блогов с использованием N-грамм в качестве характеристик и наивного байесовского классификатора (NB) в качестве обучающего алгоритма. Они провели эксперименты с различными перцентиллями (используя только информацию об авторах с самыми высокими и самыми низкими показателями; мы приводим в таблице 1 результаты для 50% разбиения данных) и установили, что двоичные классы и автоматическая выборка характеристик позволяют получить максимальное улучшение по сравнению с базовыми показателями. Mairesse et al. 2007 (Ma07) провел процедуры распознавания типа личности как в устной речи (используя оценки наблюдателей), так и в письменной (используя собственные оценки с помощью анкеты Big5). Для выявления характеристик были задействованы два лексических ресурса: LIWC (Pennebaker et al. 2001) и словарь MRC (Coltheart 1981). Для установления численных значений черт типа личности и классов (мы приводим данные по классам в таблице 1) был использован метод опорных векторов (SVM), а также построены деревья M5 (M5 trees). Авторы привели длинный список значе-

ний коэффициента корреляции между чертами типа личности по модели Big5 и параметрами двух лексических ресурсов, указанных выше. Iacobelli et Al. 2011 (Ia11) использовали в качестве характеристик словесные N-граммы, извлеченные из большого корпуса блогов, тестируя результаты применения различных параметров извлечения таких, как наличие/отсутствие стоп-слов или обратная частота документа. Они обнаружили, что использование биграмм как логических характеристик без удаления стоп-слов, приводят к хорошим результатам при применении метода SVM в качестве обучающего алгоритма, хотя количество извлеченных характеристик является небольшим для очень большого корпуса.

Что касается извлечения типа личности из социальных сетей, то Golbeck et al. 2011a (G11f) смог определить значения черт личности 279 пользователей социальной сети Facebook, исследуя как лингвистические характеристики (из словаря LIWC), так и социальные характеристики (то есть количество друзей, супружеский статус). Golbeck et al. 2011b (G11t) также смог определить значения черт личности 279 пользователей платформы Twitter, исследуя параметры словаря LIWC, структурные характеристики (то есть хэштеги, ссылки) и тональные характеристики, используя гауссовские процессы (GP) в качестве обучающего алгоритма. Quercia et Al. 2011 (Qu11) использовали сетевые характеристики (число последователей, число тех, последователями кого вы являетесь, значение параметра klout²) для определения значений черт личности 335 пользователей платформы Twitter. В качестве обучающего алгоритма они использовали M5 rules. Bai et Al. 2012 (Bi12) смогли определить классы типа личности 335 пользователей RenRen - популярной китайской социальной сети. Они использовали сетевые характеристики такие, как количество друзей, собственные комментарии и количество недавних изменений статуса, а также экспериментировали с разбиением по медиане и 3-мя уровнями перцентилей. Они получили хорошие результаты при использовании деревьев решений (C4.5); наилучшая производительность была достигнута при использовании разбиения по медиане (результаты приведены в таблице 1). Wachrach et al. 2012 (Wc12) провели исчерпывающий анализ сетевых параметров (то есть размер сети друзей, загруженные фотографии, посещенные мероприятия, время, когда человек был отмечен на фотографиях), которые имеют корреляцию с типом личности 180000 пользователей социальной сети Facebook. Они смогли установить значения черт типа личности при использовании многофакторной линейной регрессии (mLR), а также сообщили о получении хороших результатов в отношении экстраверсии.

Сравнение описанных результатов приведено в таблице 1. По существу есть два различных подхо-

²<http://klout.com/kscore>

Автор	Алг.	Оц.	Черты	Кол-во польз.	Рез-т	Баз-ый пок-ль
Ob06	NB	acc	хпас	71	.866	.549
Ma07	SVM	acc	хпасо	2.4m	.57	.5
Ia11	SVM	acc	хпасо	3m	.767	.5
G11f	M5	mae	хпасо	279	.115*	.118*
G11t	GP	mae	хпасо	279	.146*	.147*
Qu11	M5	rmse	хпасо	335	.794*	-
Bi12	C4.5	f	хпасо	335	.783	-
Bc12	mLR	rmse	хпасо	180m	.282*	-
Ce13	-	f	хпасо	2.4m	.686	.6

Таблица 1: Обзор извлечения типа личности из текста и извлечение типа личности из социальных сетей. *—лучше всего, если значения минимальны. Результаты усреднены по пяти чертам личности.

да к распознаванию типа личности: "снизу-вверх" и "сверху-вниз". При использовании подхода "снизу-вверх" (Oberlander & Nowson 2006, Iacobelli et al. 2011, Bachrach et al. 2012) мы начинаем с данных и ищем лингвистические ключевые параметры, связанные с чертами личности. При использовании подхода "сверху-вниз" (Argamon et al. 2005, Mairesse et al. 2007, Golbeck et al. 2011a) мы активно используем внешние ресурсы такие, как словари LIWC и MRC, а также определяем наличие корреляции между параметрами этих ресурсов и чертами личности. Но он больше подвержен переобучению и должен проводиться на большом корпусе, в то время, как второй подход является более устойчивым, но дает меньшее улучшение по сравнению с базовыми показателями. Celli 2013 предложил объединенный подход, обнаружив, что он является полезным для адаптации к предметной области.

Корпуса и общее задание

Мы предоставили два корпуса, имеющих метки, рассматриваемые как золотой стандарт: Essays и MyPersonality.

Essays (Pennebaker & King 1999) - это большой корпус текстов, представляющих собой поток сознания (примерно 2400 текстов по одному на каждого автора/пользователя), собранные между 1997 и 2004 годами и помеченные классами типов личности. Тексты были созданы студентами, которые также выполнили тест Big5. Метки, которые являются собственной оценкой, получены с помощью z-показателей, вычисленных Mairesse et al. 2007 и сконвертированных нами из исходных значений в номинальные классы с использованием разделения по медиане. С того времени корпус использовался многими исследователями (Mairesse et al. 2007, Argamon et al. 2005, Celli 2013). Он был включен в общее задание как ссылка на предыдущие работы.

myPersonality³ - это корпус профилей из Facebook и значений, которые использовались в последнее

время несколькими различными исследователями (то есть Bachrach et al. 2012, Kosinski et al. 2013). Корпус был собран Дэвидом Стиллвеллом и Майклом Козински с помощью приложения на Facebook, которое включает в себя в том числе и анкету Big5 (Costa & McCrae's NEO-PI-R). При запуске приложения было получено разрешение от каждого пользователя на использование предоставляемых данных в целях исследования. Корпус, используемый для данного семинара, является частью (250 пользователей и примерно 9900 статусов) корпуса myPersonality. Мы выбрали только пользователей, для которых присутствовала как информация о личности, так и о структуре социальной сети. Конечный корпус содержит исходный текст статусов в Facebook, метки золотого стандарта личностных параметров (получены в результате сбора данных с использованием версии анкеты IPIP, включающей 100 вопросов) и несколько метрик социальной сети, включая: размер сети, центральность по посредничеству, плотность, посредничество и транзитивность. Мы предоставили метки типа личности в виде числовых значений и в виде классов. Классы были получены на основании числовых значений при использовании разбиения по медиане, как и для корпуса Essays. Вручную была проведена анонимизация обновлений статуса в корпусе myPersonality. Например, имя каждого человека была заменено на фиксированную строку (*PROPNAME*). Для таких известных имен, как "Шопен" и "Моцарт", а также местоположений, как "Нью-Йорк" и "Мехико", замены не проводились.

От участников общего задания требовалось использовать как минимум один из корпусов, предоставленных организаторами для экспериментов. Участникам было позволено добавлять дополнительные уровни аннотации, используя любые типы внешних ресурсов. На задание было отведено полтора месяца, чтобы участники могли разработать свои собственные инструменты и проанализировать данные. Так как основной фокус общего задания не состоял в соревновании, корпуса не разделены на корпус для разработки, корпус для обучения и тестовый корпус. Участники свободно могли разбить корпус для обучения и тестовый корпус так, как им было необходимо, хотя мы советовали использовать Weka⁴ (Witten & Frank 2005) с 66% корпуса для обучения и 33% - для тестирования. В качестве параметров проведения оценки мы рекомендовали использовать параметры точности (Precision), полноты (Recall) и F1-метрику (F1-measure) для оценки полученных результатов прогноза для классов, а также среднюю абсолютную ошибку (Mean Absolute Error) для оценки прогнозов для числовых значений черт личности. Для выбора базовых показателей мы советовали использовать работы Mairesse et al. 2007 для корпуса Essays. Однако для корпуса myPersonality базовых показателей предоставлено не было, так как данный

³<http://mypersonality.org>

⁴<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

корпус использовался в этом формате впервые. Мы рекомендовали вычислить случайные базовые показатели или использовать наиболее частые значения.

Результаты и обсуждение

В общем задании приняло участие 8 команд. Каждая команда протестировала различные решения для извлечения типа личности.

Verhoeven et al. (Ve) сделали прогноз личностных классов на Facebook с высоким показателем F-метрики. Они использовали 2000 частых триграмм в качестве изначальных характеристик, взятых из корпуса Essays, а затем применили ансамблевые методы, основанные на мета-обучении для обобщения характеристик по жанрам и провели обучение классификаторов SVM. Они добились повышения производительности при использовании ансамблевых методов по сравнению с использованием отдельного классификатора SVM. Они также сообщили о получении низкой производительности при распознавании классов типов личности на корпусе Essays, когда обучение производилось на корпусе myPersonality. В таблице 2 показаны лучшие результаты классификатора, построенного на основе ансамблевых методов, для данных корпуса myPersonality (таблица 4 в работе Verhoeven et al. 2013). Farnadi et al. (Fa) предложил использовать в качестве критерия оценки F-метрику, взвешенную по среднему размеру класса. Они проводили эксперименты на корпусах myPersonality и Essays с использованием различных наборов характеристик: лексических (LIWC), метрик сети (социальные), временных меток обновлений статусов (временные) и других метрик таких, как количество публикаций на пользователя, использование заглавных букв, повторяющиеся слова (другие). Они тестировали три различных обучающих алгоритма: NB, SVMs и Nearest Neighbors (kNN). Алгоритм NB с временными характеристиками показал низкую производительность, в то время как другие комбинации характеристики/алгоритм отработали хорошо. Они также провели кросс-доменное обучение, указав наилучшие результаты при обобщении данных корпуса Essays на данные корпуса myPersonality, используя обучающие алгоритмы NB и kNN (наилучшие результаты, усредненные по пяти чертам личности, указаны в таблице table 2). Они получили результаты более низкого качества при обобщении результатов, полученных на корпусе myPersonality, на корпус Essays, хотя эти результаты превзошли значения базовых показателей, что показывает, что размер корпуса для проведения обучения, действительно, имеет значение. Tomlinson et al. (To) использовал лингвистические нюансы для определения черты добросовестности на корпусе myPersonality. В частности, они использовали глубину расположения глаголов в иерархии отношений тропонимии в сети wordnet, объективности слова из сети sentiwordnet и случаев появления предикатов с агенсом и пациенсом в

1-ом и 3-ем лице. Они установили, что черта добросовестности для пользователей имеет нормальное распределение и что подход, который позволяет выявить только выбросы (то есть пользователей, находящихся в 1-ом и 4-ом квартилях), может дать лучшие результаты. Markovikj et al. (Ma) определили личностные классы на корпусе myPersonality при использовании очень большого набора характеристик, включая социальную и демографическую информацию, лексические ресурсы, метки частей речи, эмоциональные значения слов (AFINN, см. Nielsen 2011) и шкалу интенсивности слова (H4Lvd). Они получили очень высокие показатели производительности при использовании алгоритмов ранжирования для отбора характеристик, а также классификатора SVM и Boosting (B) в качестве обучающих алгоритмов. Их результаты указывают на важность процесса отбора характеристик при распознавании типов личности. Alam et al. (Al) тестировали следующие алгоритмы для установления личностных классов: SVM, Bayesian Logistic Regression (BLR) и Multinomial Naïve Bayes (mNB). Они использовали униграммы в качестве характеристик и получили наилучшие результаты при использовании алгоритма Multinomial Naïve Bayes. Mohammad & Kiritchenko (Mo) определили личностные классы на корпусе Essays с использованием униграмм, специфичности слов и различных лексических ресурсов для анализа эмоций/анализа тональности текста и психолингвистики (включая словари MRC и LIWC). Они установили, что использование словаря Hashtag - ресурса, который устанавливает связи между словами и эмоциями, выраженными с помощью хэштегов платформы Twitter, - позволяет получить самые значительные улучшения результатов по сравнению с базовыми показателями. Appling et al. (Ap) вручную провели аннотирование корпуса myPersonality метками речевых актов (см. Austin 1962) и указали их корреляцию с личностными чертами. Iacobelli & Culotta (Ia) сдела-

Ком.	Алг.	Оц-ка	Черты	Дан-е	Рез-т
Ve	SVM	f	xeaco	es,mp	.72
Fa	SVM,kNN,NB	wf	xeaco	mp+es	.586
To	LR	rmse	c	mp	.63*
Ma	SVM,B	f	xeaco	mp	.904
Al	SVM,BLR,mNB	f	xeaco	mp	.586
Mo	SVM	f	xeaco	es	.57
Ia	NB	acc	xeaco	es	.563

Таблица 2: Обзор результатов. *—низкие значения лучше всего. Мы сообщаем только о наилучших результатах, усредненных по пяти чертам личности.

ли попытку использовать структурную классификацию, используя корреляцию между метками типа личности для улучшения производительности классификатора. Они использовали униграммы, биграммы и триграммы в качестве характеристик, а также Conditional Random Fields (CRF), SVM, NB и

Logistic Regression в качестве обучающих алгоритмов. Они обнаружили, что невротизм имеет негативную корреляцию с доброжелательностью, но не смогли найти значительной корреляции для других черт, поэтому полученные ими результаты оказались хуже, чем предполагалось.

Краткий обзор результатов приведен в таблице 2. Участники использовали широкий спектр ресурсов, подходов и методов. Они выявили несколько интересных моментов: (i) отбор характеристик на основе алгоритмов ранжирования из большого исходного набора характеристик является очень эффективным; (ii) подходы "снизу-вверх основанные только на словах (униграммы, биграммы, триграммы) не являются очень эффективными и, предположительно, лучше всего работают с вероятностными алгоритмами, как NB; (iii) подходы "сверху-вниз основанные на использовании лексических ресурсов (включая такое для анализа тональности) и социальной информации, в целом, предположительно, более эффективны для задачи распознавания личности, чем подходы "снизу-вверх основанные на словах или N-граммах; (iv) ансамблевые методы являются более эффективными; и (v) есть возможность, что кросс-доменное обучение окажется эффективным. Данные результаты очень важны, так как впервые мы можем сопоставить подходы "снизу-вверх" и "сверху-вниз" с использованием общего корпуса и в то же время мы имели дело с многими лексическими ресурсами, которые до этого не применялись для задачи данного типа.

Выводы и направления будущей работы

В данной статье мы сравнили различные системы распознавания типа личности по тексту с использованием общего корпуса. Исследования показывают, что распознавание типа личности является трудной задачей, учитывая тот факт, что не существует надежных характеристик, позволяющих точно установить тип личности, или эти характеристики очень разрежены. Система, созданная Markovic et al, показывает, каким образом отбор характеристик из очень большого исходного набора может усилить производительность классификатора, превосходя результаты, полученные с помощью существующих методов.

Мы предполагаем сделать корпуса, использованные для данного общего задания доступными в качестве общего материала для будущих работ⁵. Мы поощряем тестирование новых лексических ресурсов и новых подходов, которые смогут пролить больше света на теоретические аспекты личности и человеческие взаимоотношения в целом.

Список использованной литературы

Argamon, S., Dhawle, S., Koppel, M., and Pennebaker, J. W. 2005. Lexical Predictors of Personality Type. In

⁵ данные доступны для скачивания с веб-сайта семинара <http://mypersonality.org/wiki/doku.php?id=wcp13>

Proc. of Joint Annual Meeting of the Interface and the Classification Society of North America. 1–16.

Austin, J.L. 1962. How to Do Things With Words. Harvard University Press, Cambridge MA.

Bai S., Zhu T. and Cheng L. 2012. Big-Five Personality Prediction Based on User Behaviors at Social Network Sites. In eprint arXiv:1204.4809.

Bachrach, Y., Kosinski, M., Graepel, T., Kohli, P., and Stillwell, D.J., 2012 Personality and Patterns of Facebook Usage. In Proc. of Web Science 2012. 36–45.

Celli, F. 2013. Adaptive Personality recognition from Text. Saarbrücken, DE: Lambert Academic Publishing.

Celli, F., and Rossi, L. 2012. The role of Emotional Stability in Twitter Conversations. In Proc. of Workshop on Semantic Analysis in Social Media - EACL. 10–17.

Coltheart, M. 1981. MRC psycholinguistic database. In Quarterly Journal of Experimental Psychology. 33:A. 497–505.

Costa P.T., Jr. and MacCrae, R.R. 1985. In The NEO Personality Inventory manual. Psychological Assessment Resources.

Enos, F. Benus, S. Cautin, R.L., Graciarena, M., Hirschberg, J., and Shriberg, E. 2006. Personality Factors in Human Deception Detection: Comparing Human to Machine Performance. In Proc. of INTERSPEECH - ICSLP. 813–816.

Golbeck, J., Robles, C., and Turner, K. 2011a. Predicting Personality with Social Media. In Proc. of the 2011 annual conference extended abstracts on Human factors in computing systems. 253–262.

Golbeck, J., Robles, C., Edmondson, M., and Turner, K. 2011b. Predicting Personality from Twitter. In Proc. of International Conference on Social Computing. 149–156.

Golbeck, J. and Hansen, D.L. 2011. Computing political preference among twitter followers. In Proc. of CHI 2011, 1105–1108.

Goldberg, L.R., Johnson, J.A., Eber, H.W., Hogan R., Ashton M.C., Cloninger C.R., and Gough H.G. 2006. The international personality item pool and the future of public-domain personality measures. Journal Res Pers. 40(1): 84–96.

Kermanidis, K.L. 2012. Mining Authors' Personality Traits from Modern Greek Spontaneous Text. In Proc. of Workshop on Corpora for Research on Emotion Sentiment & Social Signals, in conjunction with LREC. 90–93.

Kosinski, M., Stillwell, D.J. and Graepel, T. 2013. Private traits and Attributes are predictable from Digital records of human Behavior. Proc. of the National Academy of Sciences. 1–4.

Luyckx, K. and Daelemans, W. 2008. Personae: a corpus for author and personality prediction from

text. In Proc. of LREC-2008, the Sixth International Language Resources and Evaluation Conference, 2981–2987.

Mairesse, F., Walker, M.A., Mehl, M.R., and Moore, R.K. 2007. Using Linguistic Cues for the Automatic Recognition of Personality in Conversation and Text. In *Journal of Artificial intelligence Research*, 30: 457–500.

Nielsen, F.A. 2011. A new ANEW: Evaluation of a word list for sentiment analysis in microblogs, In Proc. of the ESWC2011 Workshop on Making Sense of Microposts. 93–98.

Oberlander, J., and Nowson, S. 2006. Whose thumb is it anyway? classifying author personality from weblog text. In Proc. of the 44th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics ACL. 627–634.

Pennebaker, J.W., Francis, M.E., and Booth, R.J. 2001 *Inquiry and Word Count: LIWC 2001*. Lawrence Erlbaum, Mahwah, NJ.

Pennebaker, J.W., and King, L.A. 1999. Linguistic styles: Language use as an individual difference. In *Journal of Personality and Social Psychology*, 77: 1296–1312.

Quercia, D., Kosinski, M., Stillwell, D., and Crowcroft, J. 2011. Our Twitter Profiles, Our Selves: Predicting Personality with Twitter. In Proc. of SocialCom2011. 180–185.

Roshchina, A., Cardiff, J., and Rosso P. 2011. A comparative evaluation of personality estimation algorithms for the TWIN recommender system. In Proc. of the 3rd international Workshop on Search and mining user-generated contents. 11–18.

Staiano, J., Lepri, B., Aharony, N., Pianesi, F., Sebe, N., and Pentland, A.S. 2012. Friends don't Lie - Inferring Personality Traits from Social Network Structure. In Proc. of International Conference on Ubiquitous Computing. 321–330.

Witten, I.H., and Frank, E. 2005. *Data Mining. Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java implementations*. Morgan and Kaufman.