

Reconocimiento de Tipos de Personalidad

Dayrene Fundora González d.fundora@estudiantes.matcom.uh.cu¹
Yamilé Reynoso Díaz y.reynoso@estudiantes.matcom.uh.cu¹
Masiel Villalba Carmenate m.villalba@estudiantes.matcom.uh.cu¹.

Facultad de Matemática y Computación (MATCOM),
Universidad de la Habana (UH), Cuba.

Resumen La personalidad es una base fundamental del comportamiento humano, afecta la interacción y las preferencias de un individuo. Las redes sociales se han convertido en una plataforma destacada para opiniones y pensamientos, esto indicó que existe una fuerte correlación entre la personalidad de los usuarios y la forma en que se comportan en las redes sociales. En este trabajo exploramos el uso de técnicas de Machine Learning (aprendizaje automático) para inferir los rasgos de personalidad de un usuario a partir de actualizaciones de estado de Facebook. Para el reconocimiento de personalidad, los modelos fueron entrenados para cada una de los cinco rasgos de la personalidad, dados por la clasificación de personalidad Big-5, usando características de LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count) y fueron comparados diferentes métodos de clasificación, tales como Regresión Logística, RandomForestClassifier, MultinomialNB, GradientBoostingClassifier, SVC, LinearRegression, Ridge, SGDRegressor; el rendimiento de los sistemas se midió utilizando precisión.

Palabras Claves: *Personality Prediction, Big5, Machine Learning*

1. Introducción.

La personalidad es el más complejo de todos los atributos humanos y también caracteriza la singularidad de una persona. Ha sido un objetivo a largo plazo para los psicólogos comprender la personalidad humana y su impacto en el comportamiento humano. El comportamiento implica una interacción entre los rasgos de personalidad subyacentes de una persona y las variables situacionales. La situación, en la que una persona se encuentra, juega un papel importante en su reacción. Sin embargo, en la mayoría de los casos, las personas responden con respeto a sus rasgos de personalidad subyacentes. Hoy en día, las plataformas de redes sociales son las minas más grandes de información personal, ya que registran continuamente los hábitos, las interacciones, los intereses de las personas en la música, las películas, las compras y muchos más. Dicha información sobre las personas es tan completa que se ha convertido en esencial para muchas aplicaciones dirigidas al cliente; ahora se investigan e implementan estrategias para adquirir estos datos para mejorar el perfil de los clientes y, por lo tanto, personalizar las ofertas sobre productos y servicios. En un estudio popular[1], los

autores demuestran el grado en que los registros digitales relativamente básicos del comportamiento humano, como los me gusta de Facebook, se pueden usar para de manera automática y precisa estimar una amplia gama de atributos personales que las personas típicamente asumirían que son privados y proveen información de los cinco rasgos de la personalidad, llamados, apertura (Openness), conciencia (Conscientiousness), extraversión (Extraversion), amabilidad (Agreeableness) y neuroticismo (Neuroticism). La adquisición de dicha información requiere un consentimiento explícito por parte de las personas, lo que resulta en una complejidad extrema y, por lo tanto, es inviable su aplicación en escenarios de uso real. Esto también se debe a la prevención de fugas de información confidencial que pueden dañar o discriminar a las personas. Las plataformas de redes sociales también se utilizan como canales donde las personas transmiten pensamientos, emociones y otros comentarios. Facebook, por ejemplo, se encuentra entre los canales más populares utilizados por las personas y los estados son herramientas que en última instancia caracterizan a las personas que los escribieron. Analizar la personalidad de un individuo mediante el uso de las palabras que utiliza ha sido ampliamente estudiado en psicología del lenguaje. De hecho, una suposición general en la psicología del lenguaje es que las palabras que las personas usan reflejan lo que son. Por ejemplo, en [2,3] autores investigaron y observaron que la forma en que las personas hablan está relacionada con sus problemas de salud física y mental. Estudios psicológicos y lingüísticos han respaldado la intuición de que los rasgos de personalidad de los individuos están implícitamente codificados en las palabras que se utilizan para dar forma a una oración. En este trabajo, se usa un enfoque de aprendizaje supervisado para predecir los cinco rasgos de la personalidad basado en un texto. El enfoque usa un corpus llamado *mypersonality* [4] que está basado en los datos de personalidad e información de Facebook de unos usuarios, dada por ellos conscientemente; dada unas características seleccionadas se hace una representación vectorial que se usan para entrenar el modelo. Para la selección de este modelo se realizó una evaluación de los mismos buscando el de mejor precisión para estos datos. El resto de este documento está estructurado de la siguiente manera: en la Sección 2, se describe el corpus, que se utilizó en este estudio. En la Sección 3 se presenta el Modelo de Cinco Factores (clasificación de personalidad Big-5). En la Sección 3, se detalla la selección de características usadas. En la Sección 4, se muestra el modelo de aprendizaje presentado. En la Sección 5, informamos los resultados experimentales que hemos logrado al extraer rasgos de personalidad de los textos.

2. Corpus.

En el "Workshop on Computational Personality Recognition (Shared Task)", el organizador lanzó dos conjuntos de datos etiquetados como el estándar de oro: *essays* y *mypersonality* [6] Para este trabajo, se ha utilizado el corpus *mypersonality*. El corpus se recopiló de la red social Facebook y contiene el texto sin procesar de estados de Facebook, información del autor, etiquetas de categori-

zación y puntajes para tareas de clasificación y regresión. La anotación de los rasgos de personalidad se ha realizado respondiendo el cuestionario “Big Five Inventory” (BDI). El BFI es un cuestionario de autoevaluación que da una puntuación por cada uno de los cinco rasgos de la personalidad. Los datos se recopilaron de 250 usuarios diferentes y el número de estados por usuario oscila entre 1 y 223. Se dividió el corpus como se sugiere en las “Shared Task Guidelines”, dividir los datos como conjunto de entrenamiento (66 por ciento) y de prueba (34 por cientos). El número máximo de tokens por mensaje de estado del usuario es 89, mínimo 1 y el promedio es 14.

3. Modelo de Cinco Factores.

Modelo de Cinco Factores, también conocido como el Modelo de los Cinco Grandes (Big5), es el modelo más ampliamente aceptado para describir los rasgos de personalidad. Esto se debe a que integra una amplia gama de construcciones de personalidad de manera eficiente e integral [9]. Durante décadas, varios grupos independientes de investigadores se esforzaron por derivar una construcción de personalidad general e integral, y todos lograron resultados similares[10] lo que sugiere que, de hecho, podría haber un modelo general que describa la personalidad humana. Los cinco rasgos definidos por el modelo son:

1. *Apertura a la experiencia* (inventivo / curioso vs. consistente / cauteloso): mide la curiosidad, la inteligencia, el aprecio por el arte, la búsqueda de nuevas experiencias y aventuras. Las personas con poca apertura tienden a ser más conservadoras y de mente cerrada.
2. *Conciencia* (eficiente / organizado vs. tranquilo / descuidado): mide la capacidad de una persona para ser organizada, confiable y consistente. Aquellos que tienen un puntaje alto en Conciencia prefieren la planificación en lugar de tener un comportamiento espontáneo, y optan por buscar objetivos a largo plazo, mientras que las personas con baja Conciencia tienden a ser más tolerantes y menos obligados por las reglas y los planes.
3. *Extroversión* (extrovertido / enérgico vs. solitario / reservado): mide la tendencia a buscar la estimulación en el mundo externo, la compañía de los demás y ser más comunicativo. Los bajos en extraversión son reservados y solitarios.
4. *Agradable* (amigable / compasivo vs. desafiante / desapegado): mide la tendencia de ser altruista y de mente sensible. Aquellos que tienen un puntaje alto en Agradable son confiables, altruistas, tiernos y están motivados para mantener relaciones positivas con los demás. La baja amabilidad se relaciona con ser sospechoso, desafiante y antagónico hacia otras personas.
5. *Neuroticismo* (sensible / nervioso vs. seguro / confiado): mide la tendencia a ser impulsivo y emocionalmente inestable, experimentando cambios de humor y emociones negativas. Los que tienen un puntaje bajo en neuroticismo son más tranquilos y estables.

Algunos pueden argumentar que Big5 es demasiado general y que los cinco rasgos no son tan poderosos como predecir y explicar el comportamiento

real debido a las numerosas facetas de los rasgos primarios. De acuerdo con McCrae et al. [5], la medición de los cinco factores da una caracterización completa de una persona solo a nivel global.

4. Características

Se utilizaron dos enfoques para la selección de características, LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count) y BoW (Bag of Words). La selección final utilizada para el modelo de predicción de la personalidad a partir de textos, fue LIWC, la razón de esta selección se analizará en la Sección 4 después de mencionar el modelo seleccionado.

4.1. LIWC

El enfoque LIWC extrae un conjunto de características lingüísticas de cada texto, comenzando con la frecuencia de la cantidad de palabras de 67 categorías de "Linguistic Inquiry and Word Count" (LIWC)[12]. Estas características incluyen información sintáctica (ej., proporción de pronombres) e información semántica (ej., palabras de emoción positiva), que fueron validadas por jueces expertos. Pennebaker and King (1999) encontraron previamente correlaciones significativas entre estas características y cada uno de los rasgos de personalidad de los Cinco Grandes; por ejemplo, las categorías de palabras relevantes para la extraversión incluyen palabras sociales, palabras de emoción, pronombres en primera persona y verbos en tiempo presente.

1. Conteos Estándar:
 - a) Negaciones (Negate), Asentimientos (Assent), Artículos (Article), Preposiciones (Preps), Números (Number).
 - b) Pronombres (Pronoun): Primera persona del singular (I), Primera persona del plural (We), Segunda persona (You), Tercera persona (Other).
2. Procesos psicológicos:
 - a) Procesos afectivos o emocionales (Affect): Emociones positivas (Posemo), Optimismo y energía (Optim), Emociones negativas (Negemo), Ansiedad o miedo (Anx), Ira (Anger), Tristeza (Sad).
 - b) Procesos cognitivos (Cogmech): Causalidad (Cause), Perspicacia (Insight), Discrepancia (Discrep), Inhibición (Inhib), Tentativa (Tentat), Certeza (Certain).
 - c) Procesos sensoriales y perceptuales (Senses): Ver (See), Oír (Hear), Sentir (Feel).
 - d) Procesos sociales (Sociales): Amigos (Friends), Familia (Family), Humanos (Humans).
3. Relatividad:
 - a) Tiempo (Time), Verbo en tiempo pasado (Past), Verbo en tiempo presente (Present), Verbo en tiempo futuro (Future).
 - b) Espacio (Space): Inclusivo (Incl), Exclusivo (Excl).

- c) Movimiento (Motion)
- 4. Otras dimensiones:
 - a) Exclamación (Exclam), Palabrotas (Swear), No fluencias (Nonfl), Rellenos (Fillers).

4.2. BoW

Se siguió el enfoque de "*Bag of Word*", con los documentos de *mypersonality*, por lo tanto, se utiliza el vocabulario de estos documentos como características. El enfoque de BoW seleccionado fue TF-IDF. El enfoque de Cantidad de Ocurrencias da una frecuencia extremadamente alta que puede causar alto bias al modelo por lo que no fue seleccionado. El enfoque de Cantidad de Ocurrencias Normalizados, a pesar de que el valor de la frecuencia ya no es tan alto, no fue seleccionado en lugar de TF-IDF pues necesariamente un valor alto de frecuencia puede proveer mucha información de ganancia ("*information gain*").

5. Comparación de Modelos

En esta sección será elegido el modelo de Machine Learning más adecuado para la tarea de predecir la personalidad a partir de un texto. Para ello se compara entre los siguientes modelos: Regresión Logística, Clasificador RandomForest, MultinomialNB, Clasificador Gradient Boosting y SVC; usando como métricas Accuracy y F1-Score.

5.1. Accuracy

Accuracy es una de las métricas más obvias, es la medida de todos los casos identificados correctamente. En la Figura 1 se puede observar que el modelo MultinomialNB tiene mayor valor en tres de los cinco rasgos de la personalidad y en los dos rasgos que no es de mayor valor (*Conscientiousness* y *Agreeableness*) la diferencia es mínima. Según estos datos calculados podemos concluir que el modelo de clasificación que tendrá mayor medida de los casos identificados correctamente es MultinomialNB.

Como se observa el promedio de los valores de accuracy de todos los modelos de clasificación vistos en la Figura 2, son relativamente parecidos, aunque los valores de accuracy de los Modelos en Openness es evidentemente mayor, lo que indica que tiene mejor medida de casos identificados correctamente en la predicción.

5.2. F1-score

F1-Score es una función de otras dos medidas (Precisión y Recall), es utilizada en el caso de que se quiera balancear las dos medidas mencionadas. Es la medida de todos los casos identificados incorrectamente. En la Figura 3 se puede observar que el modelo de Clasificación de RandomForest tiene mayor valor en tres de los

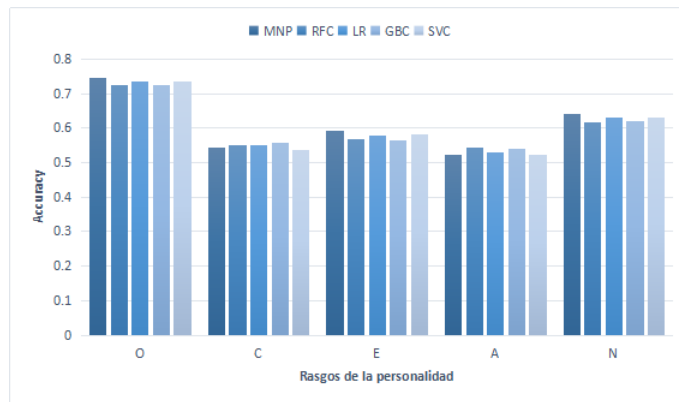


Figura 1. Accuracy de los modelos de clasificación para identificación de rasgos de la personalidad.

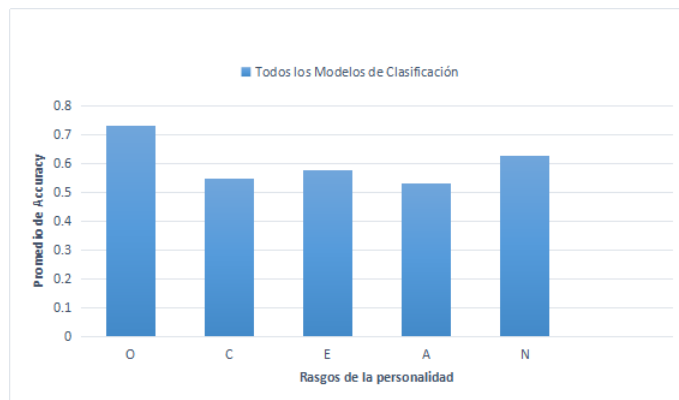


Figura 2. Promedio de accuracy de los modelos de clasificación para rasgos de la personalidad

cinco de los rasgos de la personalidad y en los dos rasgos que no es de mayor valor (*Openness* y *Agreeableness*) la diferencia es mínima. Según estos datos podemos concluir que el modelo de clasificación a seleccionar por su alto valor es Clasificación de RandomForest, lo que indica el balance entre la precisión y el recall.

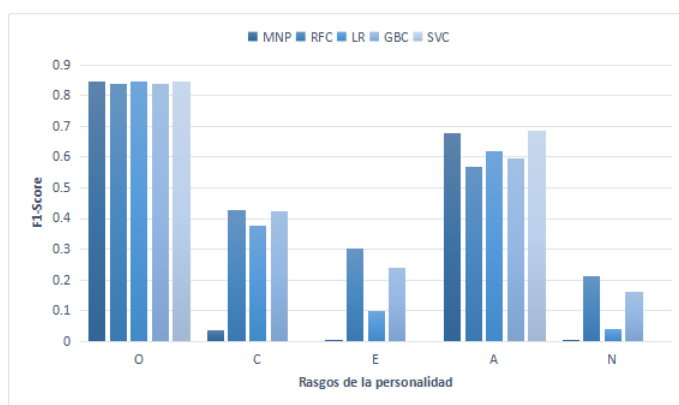


Figura 3. F1-score de los modelos de clasificación para rasgos de la personalidad

5.3. Selección del modelo

La selección del modelo está dada por la elección de la medida, si se toma Accuracy el modelo seleccionado será MultinomialNB y si se elige F1-Score será RandomForest. La medida Accuracy es usada cuando lo más importante es los casos que son identificados correctamente, es decir, cuando se quiere priorizar el hecho de tener una mayor cantidad de casos que sean predichos correctamente; mientras que F1-Score es usado cuando los casos que se predicen incorrectamente son cruciales.

6. Análisis de características para la predicción de rasgos de personalidad

Para evaluar la importancia de cada característica en particular para modelar la personalidad, y cuáles de ellas representan mejor cada rasgo de la personalidad, se realiza un análisis de correlación entre las características de LIWC seleccionadas y los parámetros de Big5 con el corpus utilizado en el trabajo (*mypersonality*).

La tabla de la Figura 4 solo muestra las características que se correlacionaron significativamente al menos con uno de los rasgos de la personalidad.

	O.	C.	E.	A.	N.
Work	-.027	.042**	-.012	-.014	-.026
SheHe	.035**	-.016	.030**	.009	-.004
Time	-.019	.039**	.014	.010	.033
Home	-.029	.035**	.007	-.001	-.020
Motion	-.006	.022*	.035**	-.000	-.027
Hear	.042**	-.016	-.007	.012	-.002
Healt	.001	.017	.023**	-.002	-.019
Social	.046**	-.013	.055*	.039**	-.014
Present	.019*	-.037	.004	.018	.014
Space	-.010	.015	.025**	-.007	-.019
PosEmo	-.006	.010	.046*	.049**	-.017
Money	-.005	-.002	.031**	.022*	-.011
Friend	.002	-.014	.004	.041**	-.0007
Anger	.012	-.026	-.027	-.033*	.047**
Swear	.001	-.036**	-.037	-.036*	.042**
NegEmo	-.008	-.017	.003	-.029	.051*

Figura 4. Correlacion de Pearson entre características LIWC y rasgos de la personalidad con el corpus *mypersonality* (* = $p < 0,05$ level, ** = $p < 0,01$)

Puede parecer que las correlaciones son pequeñas pero comparado con los valores de correlación de Pearson entre características LIWC y rasgos de la personalidad con el corpus *essay*[8] los valores están en rangos parecidos.

A partir de los valores de correlación se pueden conocer las características de mayor importancia para cada rasgo de la personalidad:

1. Para el rasgo *Apertura (Openness)* las características con mayor correlación son Hear (las palabras a las que se refiere están relacionadas con ‘escuchar’, ‘audio’ y ‘sonidos’) y Social, lo cual concuerda con la definición dada para este rasgo. Comparando la correlación de estas características y *Openness* con los valores dados en el estudio antes mencionado, con el corpus *essay*, la característica Hear coincide como una de las más importantes para *Openness*, mientras que Social no coincide como una de las seleccionadas, aunque esto no es contradictorio, pues su valor de correlación es bueno y esto es algo que puede pasar dado que se trata de corpus diferentes.
2. Para el rasgo de *Consciencia (Conscientiousness)* las características con mayor correlación son Work, Time, Home y Swear. La característica Swear tiene una correlación negativa, lo indica que si existen abundantes palabras que califican dentro de esta categoría en el texto, se predice que el autor tiene bajo nivel de *Consciencia* y será enmarcado dentro del otro extremo del rasgo: una persona descuidada y despreocupada. Comparando la correlación de estas características y *Conscientiousness* con los valores dados en el estudio con el corpus *essay*, todas las características importantes encontradas coinciden con las del trabajo mencionado, pero en él se detectan más características relacionadas a *Consciencia*, lo cual era de esperarse pues la cantidad de características usadas de LWIC es mucho mayor.

3. Para *Extroversión* (*Extraversion*) las características con mayor correlación son PosEmo(Emociones Positivas), Social y Motion. PosEmo presenta la mayor correlación, lo cual dice que las personas extrovertidas manifiestan muchas emociones positivas. En un estudio con el corpus *MRC*[8] que es de audio, se muestra una alta correlación del rasgo de *Extroversión* con la duración de los audios, mientras que en este y otros estudios[7] la cantidad de palabras en los textos no es significativa. A pesar de que todos los valores de *p-value* mostrados en la Tabla 4 son significativos ($p < 0,1$), es peculiar que para *Extroversión* son extremadamente significativos ($p < 0,000001$).
4. En el caso de *Agradable* (*Agreeableness*) las características con mayor correlación son PosEmo(Emociones Positivas), Social, Friends, Anger y Swear, las primeras tres con valores positivos mientras que las dos últimas son negativas. Esto es bastante lógico pues una persona que manifiesta emociones positivas y palabras relacionadas con amigos y socialización, es agradable, mientras que alguien que se expresa con palabras de ira y palabrotas es desagradable.
5. Para el rasgo de *Neurotico* (*Neurosis*) las características con mayor correlación son Anger, Swear y NegEmo, lo cual coincide con lo que se define como una persona nerviosa o sensible. Algo diferente de este resultado con el del estudio del corpus *essay* es una característica peculiar que da un valor de correlación muy alto, la característica Self (referirse a uno mismo en el texto) ,según [11] se espera que los neuróticos usen más referencias a sí mismos que otros.

7. Conexión con la red (Estados de Facebook)

Una de las funcionalidades agregadas a la aplicación es la predicción de la personalidad de un individuo a partir de sus estados de la red social Facebook.

Referencias

1. Kosinski, M. "Private traits and attributes are predictable from digital records of human behavior." (2013).
2. Gottschalk, L.A.; Gleser, G.C. The Measurement of Psychological States through the Content Analysis of Verbal Behavior (1969).
3. Graham, D.T.; Stern, J.A. Experimental investigation of the specificity of attitude hypothesis in psychosomatic disease (1958).
4. www.mypersonality.org
5. McCrae, R.R.; Costa, P.T. "Evaluating comprehensiveness in personality systems: The California Q-Set and the five-factor model" (1986)
6. Celli, F.; Pianesi, F.; Stillwell, D.S.; and Kosinski, M. 2013 WCPR (Shared Task). The 7th International AAAI Conference On Weblogs And Social Media. Boston.
7. Francois Mairesse. "Using Linguistic Cues for the Automatic Recognition of Personality in Conversation and Text" (2017).
8. Pennebaker, J. W., King, L. A. Linguistic styles: Language use as an individual difference (1999).

9. McCrae, R.R. Oliver, P.J. An Introduction to the Five-Factor Model and Its Applications. *J. Personal.* 1992, 60, 175–215.
10. Digman, J.M. Personality structure: Emergence of the five actor model. In *Annual Review of Psychology*. 41. 1990.
11. Mehl, M. R., Pennebaker, J. W. (2006). “Personality in its natural habitat: Manifestations and implicit folk theories of personality in daily life”.
12. Pennebaker, J. W., Francis, M. E., Booth, R. J. *Inquiry and Word Count: LIWC* 2001. Lawrence Erlbaum, Mahwah, NJ. 2001.