

Redes para entender redes. El uso de redes neuronales para el análisis de redes sociales.

Juan Pablo Sokil.

Cita:

Juan Pablo Sokil (2019). *Redes para entender redes. El uso de redes neuronales para el análisis de redes sociales. XIII Jornadas de Sociología. Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires.*

Dirección estable: <https://www.aacademica.org/000-023/38>

Redes para entender redes. El uso de redes neuronales para el análisis de redes sociales.

Juan Pablo Sokil

Eje 1: Filosofía, Teoría, Epistemología, Metodología

Mesa 9: Big data y ciencias sociales

Universidad de Buenos Aires

juanpablosokil@gmail.com

Resumen:

Instagram ha sido una de las plataformas con mayor crecimiento en los últimos años, lo que ha hecho que las agrupaciones políticas se interesen en ella como vía de comunicación.

A diferencia de Twitter, donde prevalece el texto, Instagram se destaca por comunicar a través de la imagen. Esta, al igual que el texto, transmite conceptos, ideas y valores solo que a través de un lenguaje no-verbal.

El análisis de los partidos políticos desde lo discursivo ha sido muy estudiado. ¿Pero qué ocurre con las imágenes? ¿Es posible analizar a una agrupación política a partir de las imágenes que publica?

Este trabajo propone analizar las imágenes publicadas en Instagram por referentes de tres agrupaciones políticas argentinas (Unidad Ciudadana, Cambiemos y Frente de Izquierda y de los Trabajadores - FIT), bajo el supuesto de que a partir de las imágenes es posible identificar características distintivas de cada agrupación, que existen componentes no-verbales que permiten asociar una imagen a una posición política. Para tal fin se trabajará con redes neuronales convolucionales, tratando de encontrar esos componentes no-verbales que permiten identificar a las distintas agrupaciones

Palabras clave: *Redes Sociales, Redes Neuronales Convolucionales, Comunicación Política, Transfer-Learning.*

Introducción

El exitoso uso de Twitter de Barack Obama durante las elecciones estadounidenses de 2008 no solo ha hecho que las redes sociales tomen relevancia dentro de la comunicación política (Benitez, 2012) sino también ha sido el puntapié inicial para que los investigadores se interesen por estudiar este fenómeno (Mancosu, M, y Bobba, G, 2019).

A lo largo de estos años, se han realizado una gran cantidad de estudios con datos extraídos de Twitter, tenemos investigaciones como la de Bimber, B. (2014), focalizadas en estudiar las campañas políticas de Obama, o como la de Bozarth L, (2019) encargada de definir la ideología de los candidatos a partir de sus comentarios, o como la de Guerrero-Sole (2019) que analiza la similitud ideológica entre los partidos y candidatos a partir de sus publicaciones.

Si bien, en la actualidad Twitter continúa siendo una red de mucha influencia, con el transcurso de los años su poderío ha mermado, comenzando a compartir relevancia con otras redes sociales. El caso más notorio ha sido el de Instagram, que en la actualidad ha superado la cantidad de usuarios de Twitter a nivel mundial (We are Social, 2019).

Su crecimiento ha hecho que las agrupaciones políticas (y los investigadores), comiencen a interesarse también en ella. Hoy en día es común que las agrupaciones políticas tengan cuentas en Instagram, que la utilicen con frecuencia para transmitir sus acciones y opiniones, también es frecuente que los investigadores estudien a esta red social, tal como lo hicieron López-Rabadán, P. y Doménech-Fabregat, H, (2018) que, tras definir ejes temáticos, clasificaron las imágenes publicadas según su tipología, o como Selva-Ruiz, D. y Caro-Castaño, L., (2017) que analizaron las imágenes en Instagram para estudiar las estrategias de humanización desarrollada por los candidatos o como Lalancette, M.a, y Raynauld, V. (2017) que estudiaron como Justin Trudeau, primer ministro de Canadá, y su partido, construyeron una imagen específica en las redes sociales para captar la atención de los votantes.

A pesar de que ambas redes tienen el mismo fin, su forma de comunicar es totalmente distinta, mientras en Twitter prevalece el texto, en Instagram lo hace la imagen, y si bien ambas redes transmiten conceptos, ideas y valores, lo hacen de forma muy diferente, Twitter utiliza palabras, que tienen significado semántico propio, en cambio, Instagram utiliza imágenes, que no son más que un conjunto de píxeles (Joo, J, y Steinert-Threlkeld, Z, 2018).

En base a esta diferencia fundamental, es que las investigaciones sobre ambas redes sociales difieren considerablemente: Mientras en Twitter se analizan gran cantidad de datos mediante técnicas automáticas de recolección y procesamiento de texto, en Instagram, los datos analizados son limitados y gran parte de las investigaciones tienen una perspectiva cualitativa, basada en mirar una a una las imágenes y clasificarlas según criterios predefinidos.

Este trabajo propone adentrarse en el área de visión computacional (cuyo objeto es comprender automáticamente el contenido visual, replicando las habilidades de la visión humana), explorar las opciones que ella ofrece para el análisis de imágenes y aplicarlas al campo de redes sociales y comunicación política.

Se parte del supuesto que las agrupaciones políticas utilizan las imágenes de sus redes sociales para visibilizar determinados objetivos, ideas y/o críticas. Por lo tanto, a través de sus publicaciones será posible identificar componentes no-verbales que las caractericen.

Se analizarán estas imágenes publicadas, con el objeto de descubrir, identificar y extraer esta información relevante y distintiva que tiene cada agrupación. Se utilizarán algoritmos de redes neuronales convolucionales, y se hará foco en dos componentes específicos de las imágenes: los objetos y las personas. Los objetos porque son un simbolismo, significan algo, y las personas (y sus características) porque muestran una idea de a quien está dirigido el mensaje (Anastasopoulos, L, et al. 2017).

De este modo el objetivo de la investigación será analizar los objetos y personas que aparecen en las imágenes de las redes sociales tres agrupaciones políticas argentinas (Unidad Ciudadana, Cambiemos y FIT) para identificar componentes no-verbales que permitan distinguirlas y caracterizarlas.

Materiales

Las imágenes utilizadas fueron extraídas el día 20 abril de 2019 de las cuentas de usuarios de Instagram¹, mediante un scrapper de Python (Arcega, R., 2019). Se utilizó al principal referente de cada agrupación política seleccionada (Cristina Fernández, Mauricio Macri y Nicolás del Caño, en representación de Unidad Ciudadana, Cambiemos y Frente de Izquierda y de Los Trabajadores - FIT). Se obtuvo un total de 3800 imágenes, distribuidas en 1085, 1547 y 1168 respectivamente.

¹ Cristinafernandez, mauriciomacri y nicodelcano

Métodos

Toda imagen tiene una cantidad de píxeles que definen su tamaño (por ejemplo: 8 píxeles de alto x 8 píxeles de ancho) y tres canales (Red, Green, Blue) que permiten representar sus colores. Para utilizar una imagen como insumo de una red neuronal, esta debe ser sometida a una serie de transformaciones, que permitan hacerla interpretable por este tipo de algoritmo.

El primer paso es convertirla a escala de grises, reduciendo los tres canales que representan sus colores a solamente uno, donde la intensidad de gris representa el color original.



Figura 1. Imagen original y convertida a escala de grises

El siguiente paso es convertir esa imagen de escala de grises a una matriz de valores, para ello simplemente se transforman los tonos de gris en números. Usualmente se estandarizan en una escala 0 a 255 (donde mientras más oscuro es el gris más cercano a 255 y mientras más claro, más cercano a 0). De esta forma cada imagen puede ser representada como una matriz como la de la figura 2.

1	3	10	2	4	3	1	5
5	4	6	14	7	11	2	3
1	12	17	8	6	8	8	4
3	7	10	4	14	4	15	6
6	1	5	11	5	4	17	26
4	2	2	3	9	7	6	2
14	6	1	2	16	8	2	1
7	9	8	7	2	11	6	4

Figura 2. Imagen de 8 x 8 convertida en matriz.

Esta matriz de valores es el punto de partida para las redes neuronales convolucionales, las que se desarrollan en tres pasos:

Primero: La convolución, que consiste en dividir a la imagen en pequeños cuadrados (por ejemplo: 2 x 2 píxeles), buscando características específicas de ese pequeño sector de la imagen (tales como bordes, curvas), preservando la relación especial entre los píxeles.

Segundo: La agrupación, cada una de estos pequeños cuadrados es sometido a una reducción de dimensionalidad, se utilizan métodos, que identifican el valor máximo/ promedio/ mínimo/ dentro del pequeño cuadrado de trabajo y lo toma como el representante de ese grupo.

Tras estos dos pasos, el algoritmo reconstruye la imagen reducida. Estos pasos pueden aplicarse muchas veces, permitiendo reducir la dimensionalidad de forma iterante. En la figura 3 se presenta un esquema de reducción mediante convolución y max pooling (valor máximo) de 2 etapas donde es posible representar la imagen inicial de 8x8 píxeles en otra de 2x2 píxeles.

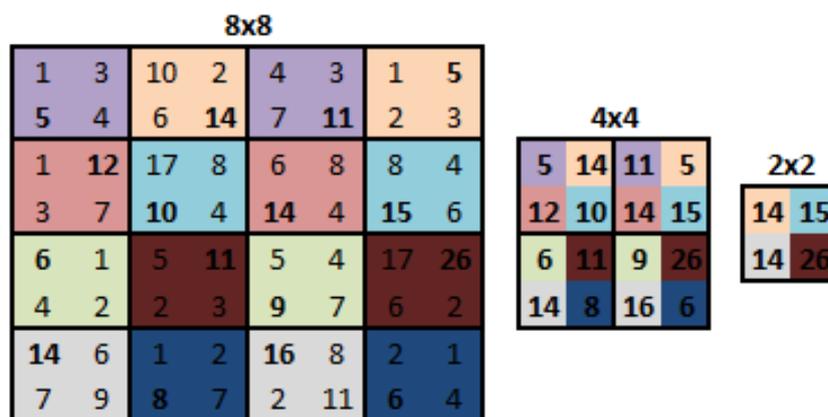


Figura 3. Esquema de pasos 1 y 2 (dos etapas), Convolución y Max Pooling

Tercero: Una vez concluidos los dos pasos anteriores (en todas sus iteraciones), se toman las píxeles finales y (en este caso los 4 píxeles), se los define como neuronas de entrada (Input layer) y se construye una red densamente conectada (se la llama de este modo porque propone la existencia de relación entre todos los componentes, solo que de distinta magnitud), con una serie de capas ocultas (Hidden layer), donde existen neuronas ocultas que buscan relaciones entre los píxeles, y una salida (output) que nos brinda la clasificación final.

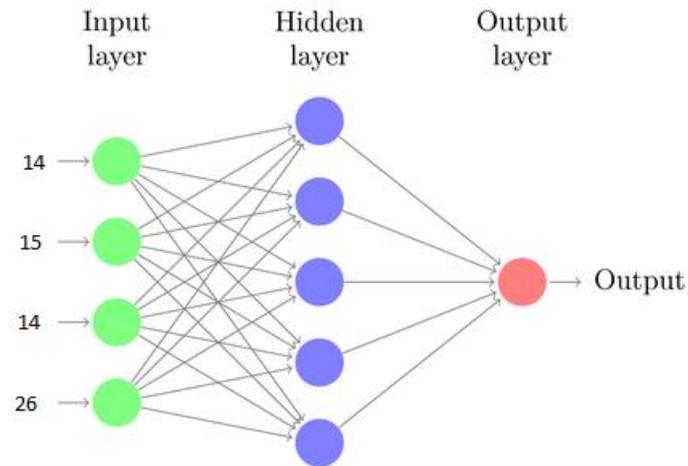


Figura 4. Esquema de paso 3, Red densamente conectada.

Toda red neuronal convolucional tiene estos tres pasos, las diferencias residen en la forma en que se construye, se puede aumentar (o reducir la cantidad de pixeles de las imágenes), modificar la cantidad de neuronas de entrada, la cantidad de capas ocultas, etc. Existen infinidad de combinaciones posibles y todas ellas nos van a llevar a resultados diferentes.

Como la construcción de una red neuronal es muy compleja (requiere un gran costo computacional, mucho tiempo y una gran cantidad de datos), no suele trabajarse con modelos ad-hoc sino que se utilizan redes neuronales pre-entrenadas, lo que se llama transfer-learning.

Para este trabajo se utilizó una variedad de redes pre-entrenadas, cada una de ellas optimizada para un fin específico. Para identificar objetos en las imágenes, se utilizó Residual Network 50 (Resnet 50) (He, Kaiming et al, 2016), una red diseñada tanto para identificar como localizar objetos. Para identificar personas se utilizó Multi-task Cascaded Convolutional Networks (MTCNN) (Zhang, Kaipeng et al., 2016), una red especializada en identificar caras, que permite obtener un reconocimiento facial completo (caras, ojos y nariz). Para las características de las personas: Edad aparente y género, se trabajó con VGG-Face model (Parkhi, O. et al., 2015), una implementación basada en la arquitectura Visual Geometry Group 16 (VGG16) (Simonyan, K. y Zisserman, A., 2014) optimizada para reconocer características de las caras.

Resultados

El primer objetivo planteado era identificar que objetos aparecen en las imágenes. En todos los casos, lo que más aparece son personas, la figura 5 presenta los 15 objetos más frecuentes y su aparición según la agrupación política (sin incluir el objeto persona, ya que se lo analizará por separado):

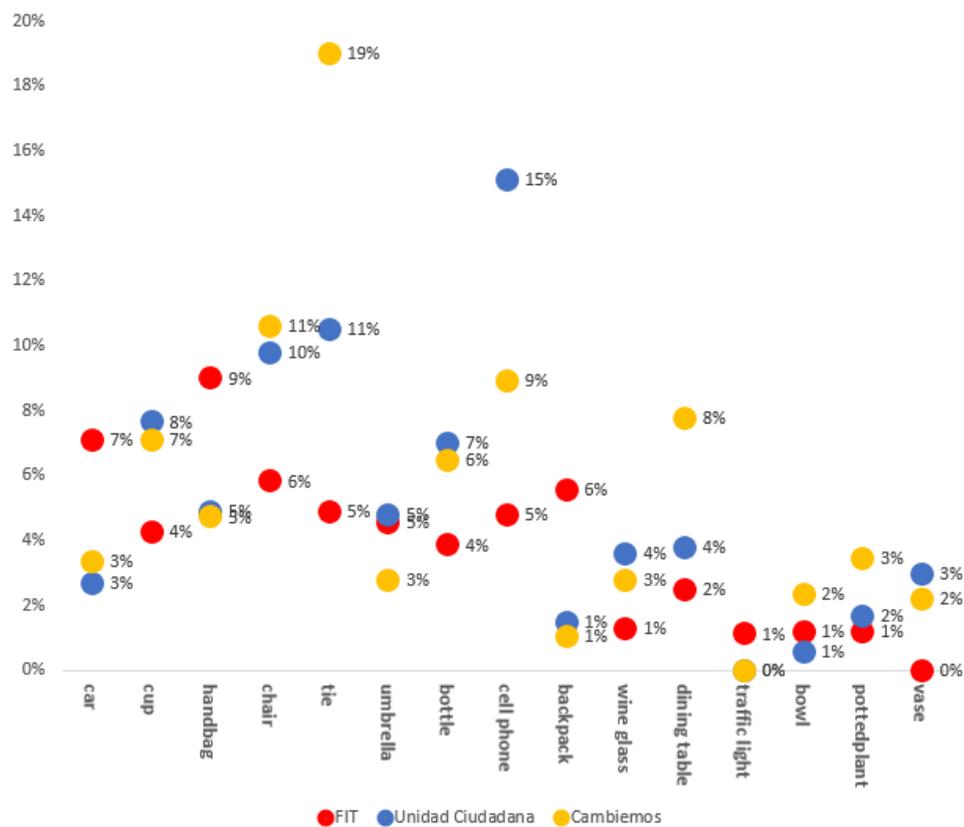


Figura 5. Objetos más frecuentes según agrupación política

Comencemos a hablar de Cambiemos, el objeto más frecuente es “tie” (corbata), que aparece en el 19% de las fotos, esto puede ser explicado por la cantidad de reuniones formales, protocolares de las que participa Mauricio Macri, este objeto aparece como un proxy para comunicar que se está trabajando. El segundo objeto más frecuente es “dining table” (genéricamente mesa), este concepto es bastante amplio, ya que el algoritmo incluye dentro de este grupo tanto a la mesa de una casa, como al mostrador de un comercio y a la mesa de los expositores de una conferencia. Por ello, para entender su significado debemos complementarlo con otros objetos, “chair” (silla) tiene un 11%, “cup” (vaso) un 7%, “bottle” (botella donde también se incluye el termo) un 6% y, “bowl” (cuenco, donde queda incluido también el mate) un 2%. Excepto la silla que un objeto bastante general, el resto de los ítems se asocian al hogar. es muy frecuente ver en las fotos de Cambiemos reuniones dentro de la casa, visitas a “ciudadanos comunes” dentro de su hogar. Por último, también hay que

destacar la aparición de “cell-phone” (celular) con un 9%, Se suelen encontrar imágenes de personas, ciudadanos sacándose selfies junto a Mauricio Macri.

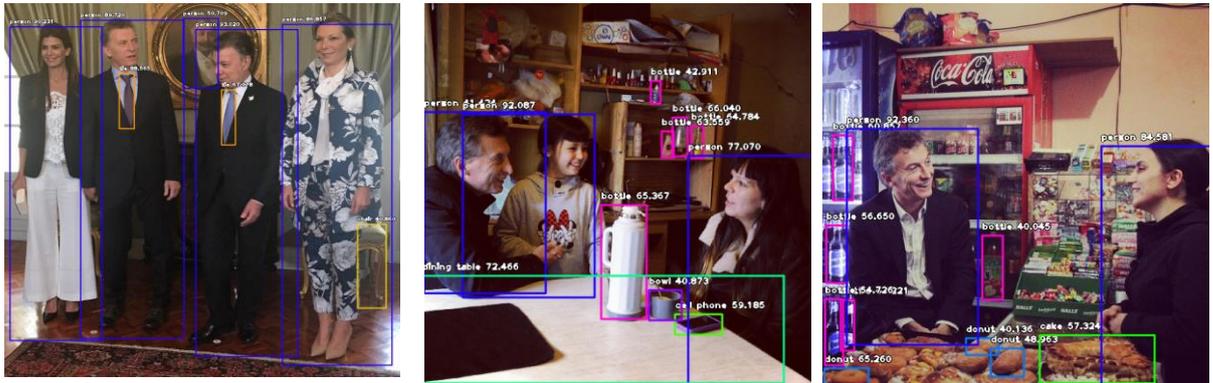


Figura 6. Fotos de Instagram de Mauricio Macri (Cambiamos)

El caso de Unidad Ciudadana se observa una composición de objetos bastante diferente, el objeto que más aparece es “cell-phone” (celular), en el 15% de las imágenes. Sin embargo, a diferencia de lo que ocurre en el caso de Cambiamos (Mauricio Macri), donde el celular es sinónimo de selfies, aquí el celular aparece en las manos de personas que buscan fotografiar a Cristina Fernández, es muy frecuente verla a ella siendo fotografiada por la multitud. Algo que no logra captar el algoritmo, pero que se puede ver con las imágenes, es el protagonismo que tiene Cristina Fernández en muchas imágenes. En menor medida también aparecen otros objetos, “tie” (corbata) con 11% “chair” (silla) con 10%, “cup” (vaso) con 8% y “bottle” (botella) con 7%, todos estos a diferencia de lo que ocurre con Cambiamos no aparecen en el contexto de hogares, sino en presentaciones, discursos.

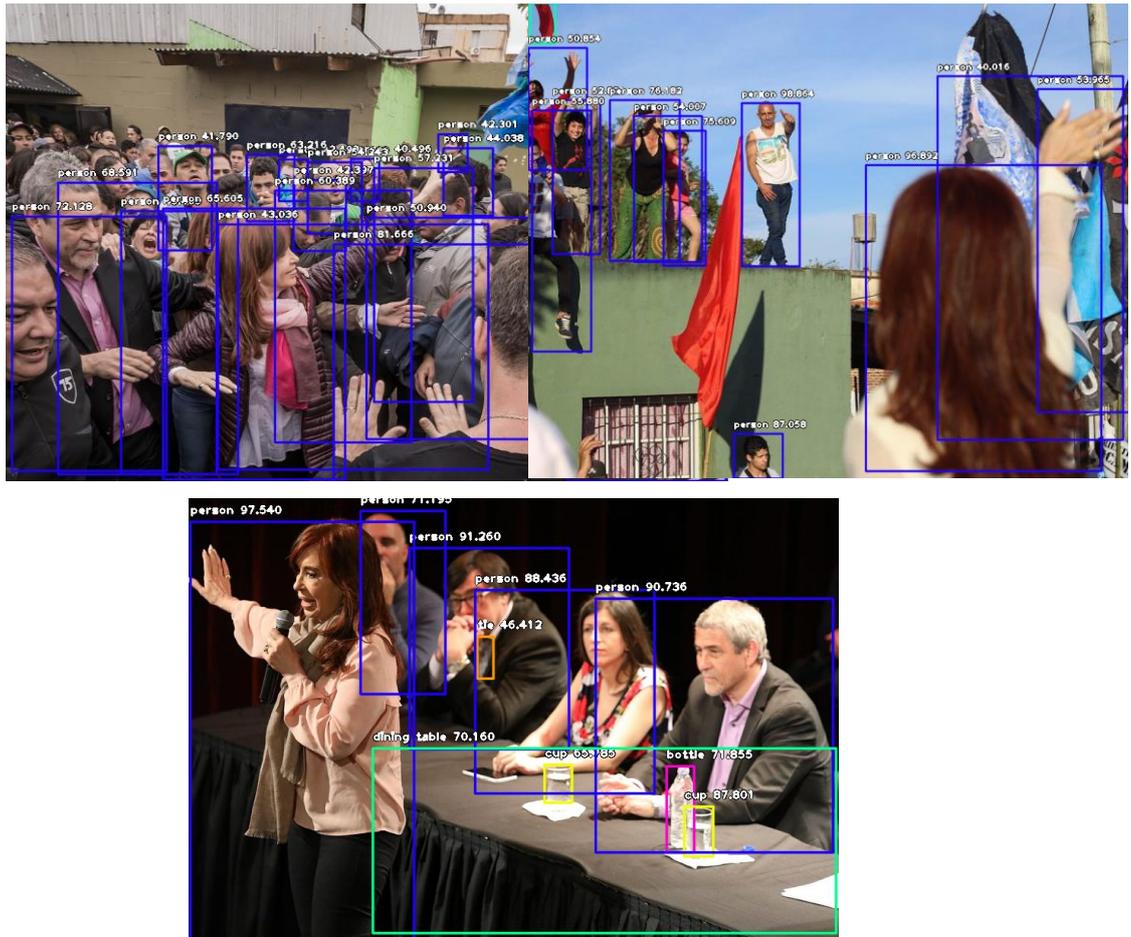


Figura 7. Fotos de Instagram de Cristina Fernández (Unidad Ciudadana)

Por último, el caso del Frente de Izquierda y de los Trabajadores - FIT presenta una composición bastante diferente a los otros dos casos. Aquí el objeto que más aparece aquí es “handbag” (bolso) con un 9% seguido de “car” (auto) con 7% y “backpack” (mochila) con 6%, todos estos objetos pueden ser fácilmente asociados a marchas, protestas. En las imágenes de Nicolás del Caño es muy común ver imágenes de protestas, donde el, y demás representantes de su agrupación se encuentran al lado de los ciudadanos, mostrándose como sus pares. En menor medida aparecen otros objetos, “chair” (silla) con 6%, “tie” (corbata) con 5%, “cup” (vaso) y bottle” (botella) con 4%, todos estos objetos aparecen en un contexto similar al de Cristina Fernández de Unidad Ciudadana: discursos, presentaciones, etc.

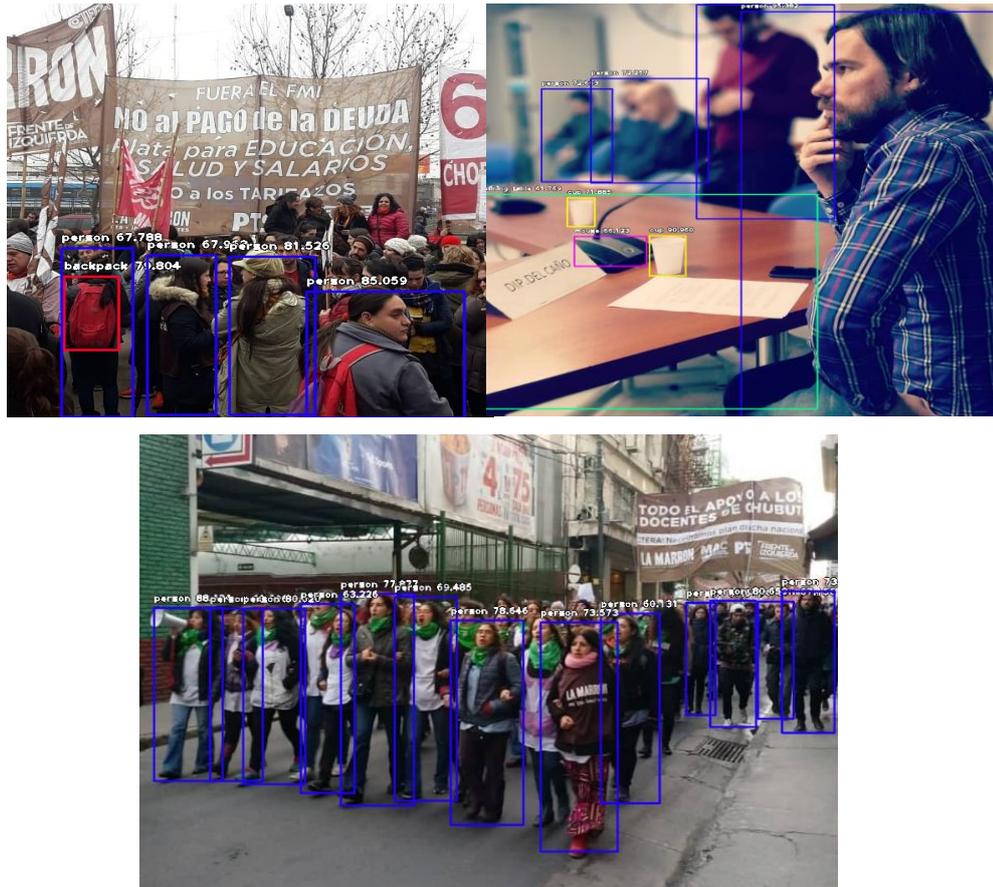


Figura 8. Fotos de Instagram de Nicolás del Caño (FIT)

Queda claro que los objetos que aparecen en las 3 cuentas tienen bastantes diferencias, incluso aquellos que se repiten en más de un usuario, aparecen en distintos contextos.

Veamos que ocurre con el segundo objetivo planteado: las personas, ya se ha dicho que estos son el “objeto” más frecuente, la tabla 1 presenta medidas de resumen y dispersión.

	Cambiemos	Unidad Ciudadana	FIT
% fotos con personas	92%	95%	85%
N	1547	1085	1168
Media	3,68	5,16	4,58
Coef. Variación	216,3%	137,9%	139,7%
Rango	0 - 86	0 - 89	0 - 87

Tabla 1. Medidas de Resumen

Analizando esta información vemos que no solamente Unidad Ciudadana tiene el mayor porcentaje de fotos con personas (95%) sino que también es el que tiene mayor promedio de personas por imagen (5,16), seguido de FIT con 4,58 y Cambiemos con 3,68.

El coeficiente de variación permite entender la variabilidad de los datos, mientras más alto sea, mayor dispersión habrá en los datos, tanto Unidad Ciudadana como FIT tienen valores similares (lo que indica que suelen tener imágenes con similares cantidades de personas). A su vez, el rango (máximo y mínimo de personas que aparecen en las imágenes) es bastante similar en los tres casos, en este punto es necesario aclarar que existen fotos donde hay más personas, pero debido al tamaño de los cuerpos (fotos de multitudes) el algoritmo no logra distinguir todos los que aparecen, la figura 9 es un ejemplo de esto.



Figura 9. Caras identificadas y no identificadas por el algoritmo

Además de la cantidad de personas, entre los objetivos estaba caracterizarlas, para ello se propuso identificar su género y su edad aparente. En este caso no se trabaja sobre el total de las fotos sino sobre el total personas identificadas. Existen dos problemas, primero, el anteriormente expuesto, incapacidad de detectar todas las personas en imágenes de multitudes y segundo, el algoritmo detecta que es una persona, pero no logra definir sus rasgos faciales y por lo tanto no logra obtener sus características, la figura 10 se presentan algunos ejemplos de este segundo inconveniente.



Figura 10. Caras identificadas por el algoritmo

En este caso vemos que en la primera fila se presentan 3 casos donde el algoritmo funciona bien y de forma clara, una segunda fila donde a partir de características distintivas asigna un género (especialmente la barba en los dos primeros casos) y una tercera fila donde no es posible siquiera hacer una asignación. Se pudo obtener alrededor de un 70% de caras de los objetos clasificados como personas. Sobre este conjunto de caras es sobre los que se identificó género y edad.

Para el primero de los casos, la presencia masculina es mucho mayor que la femenina, como se observa en la figura 11. Si bien en el caso de Unidad Ciudadana el porcentaje es más distribuido (33,9%), este porcentaje se encuentra sesgado porque la cuenta corresponde a una mujer (Cristina Fernández), aunque incluso de esta manera, el género femenino sigue siendo minoría.

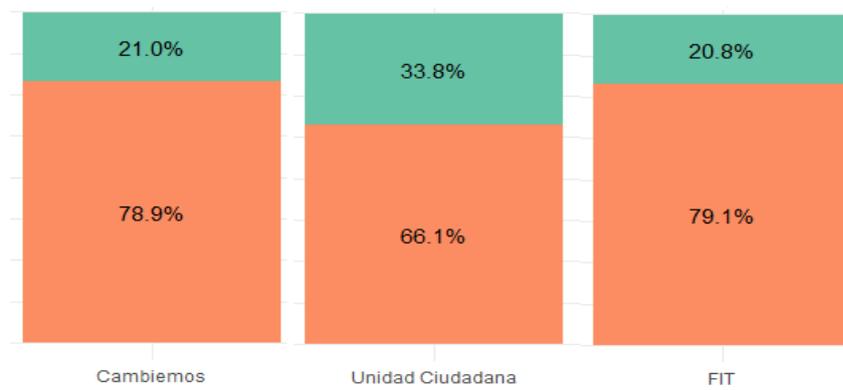


Figura 11. Distribución por género según Agrupación política

El caso de la edad aparente los resultados son mucho menos precisos, ya que en las imágenes donde las caras no se ven en primeros planos la estimación es poco confiable. La figura 12 presenta algunos errores encontrados.



Figura 12. Caras identificadas por el algoritmo

Los errores aparecen principalmente en las edades más bajas y más altas, las edades intermedias tienen una clasificación mucho más precisa. En la primera foto sabemos que es una niña de 2 o 3 años, pero el clasificador le asigna 13 (de hecho, no asigna valores por debajo de ese número), mientras que en el extremo opuesto ocurre algo similar, sabemos que Cristina Fernández tiene más

de 60 años, pero el algoritmo en este caso le asigna 40. Si bien esto les quita confianza a los resultados, podemos inferir que el error se da en todos por igual, la figura 13 presentan las medidas de dispersión de la edad aparente.

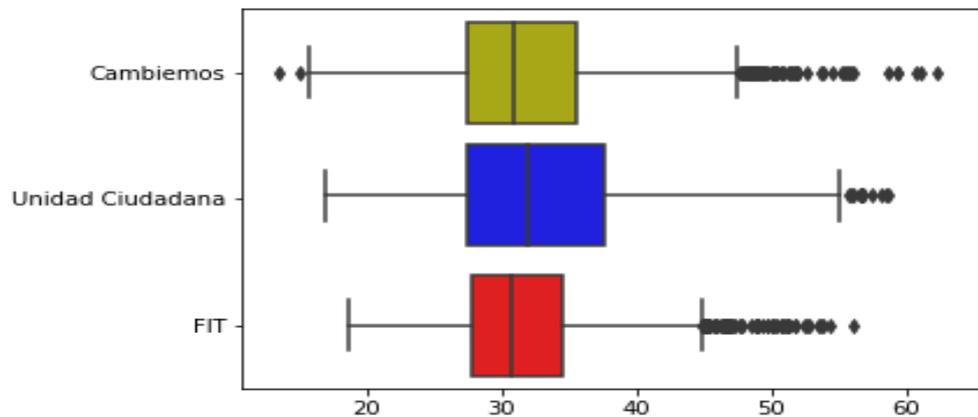


Figura 13. Dispersión por edad según Agrupación política

La edad promedio es similar en los 3 casos (31,6 años FIT, 32,1 en Cambiemos y 33,7 en Unidad Ciudadana), también vemos que Cambiemos tiene un rango etario más amplio, teniendo imágenes con las personas de menor y mayor edad. Unidad Ciudadana presenta la distribución bastante uniforme, mientras que FIT tiene la menor amplitud etaria y tiene gran presencia de personas jóvenes, entre 18 y 45 años.

Conclusiones

Este trabajo presenta un primer acercamiento al uso de redes neuronales en el campo de la comunicación política y redes sociales. El resultado ha sido satisfactorio, se ha llegado a conclusiones esperables (la visita de Mauricio Macri a los hogares para mostrarse cerca de los ciudadanos, la aparición de Cristina Fernández en espacios públicos, con el pueblo mostrando admiración hacia su figura, la asociación de Nicolás del Caño a marchas, protestas, entre otras), lo cual nos indica que con este tipo de acercamientos es capaz de encontrar características identificatorias a nivel macro.

Más allá de los logros a este nivel, cuando se intenta una mayor desagregación comienzan los problemas. Vimos que fue fácil identificar personas, pero no fue simple identificar su género y muchos menos su edad aparente, también vimos que las redes pueden identificar correctamente

objetos, aunque no logran identificar los localismos (confunde un mate con un cuenco, un termo con una botella, entre otros).

Una propuesta a futura es construir una red neuronal específica para este tipo de análisis, tal proceso logrará mejores resultados (ya que tendrá en cuenta las particularidades del campo), pero implica un costoso trabajo de clasificación manual de gran cantidad de imágenes, para “enseñarle” al algoritmo que es un termo, que es un mate, que es una botella, que es una persona, etc.

Referencias

- Anastasopoulos, L. J. (2017). “Political image analysis with deep neural networks”, University of Georgia, United States
- Arcega, R. (2019). Instagram-Scraper, GitHub repository, Instagram-scraper <https://github.com/rarcega/instagram-scraper>
- BÉNITEZ, F. (2012). “Lobbying de Barack Obama a través de Twitter”. Más Poder Local. N° 9: 20-21.
- Bimber, B. (2014). “Digital Media in the Obama Campaigns of 2008 and 2012: Adaptation to the Personalized Political Communication Environment”. Journal of Information Technology & Politics. 11. 130-150.
- Bozarth, L. (2019). “Twitter discourse as a lens into politicians' interest in technology and development “. International Conference on Information and Communication Technologies and Development, ICTD 2019; Indian Institute of Management. 4 January 2019.
- Bustos Díaz, J. Ruiz del Olmo, F. (2016). “La imagen en Twitter como nuevo eje de la comunicación política”. Opción: Revista de Ciencias Humanas y Sociales, Año 32, No. Especial 7, págs. 271-290.
- Guerrero-Sole, F. y Lopez-Gonzalez, H. (2019) “Government Formation and Political Discussions in Twitter: An Extended Model for Quantifying Political Distances in Multiparty Democracies” Social Science Computer Review, Volume 37, Issue 1, 1 February 2019.
- He, K. Zhang, X., Ren S. y Sun, J. (2016). "Deep Residual Learning for Image Recognition," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, 2016, pp. 770-778.
- Joo, J. y Steinert-Threlkeld, Z. (2018). “Image as Data: Automated Visual Content Analysis for Political Science”.

- Lalancette, M.a, and Raynauld, V. (2017). “The Power of Political Image: Justin Trudeau, Instagram, and Celebrity Politics” *American Behavioral Scientist* 1 November 2017
- López-Rabadán, P. y Doménech-Fabregat, H. (2018). “Instagram y la espectacularización de las crisis políticas. Las 5W de la imagen digital en el proceso independentista de Cataluña” *Profesional de la Información*, Volume 27, Issue 5, 1 September 2018, Páginas 1013-1029.
- Mancosu M, and Bobba, G. (2019) “Using deep-learning algorithms to derive basic characteristics of social media users: The Brexit campaign as a case study”. *PLOS ONE* 14(1): e0211013. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0211013>
- Mittal, N., Sharma, D., & Joshi, M. L. (2018). “Image Sentiment Analysis Using Deep Learning”. *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (WI)*.doi:10.1109/wi.2018.00-11
- Parkhi, O. M., Vedaldi, A. y Zisserman A. (2015). “Deep Face Recognition”, *British Machine Vision Conference*.
- Selva-Ruiz, D. y Caro-Castaño, L. “Uso de Instagram como medio de comunicación política por parte de los diputados españoles”, *Profesional de la información* Volume 26, issue 5, 2017, páginas 903-915.
- Simonyan, K. y Zisserman, A. (2014). “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”. arXiv 1409.1556.
- We are Social (2019). “Digital in 2019”. Recuperado de <https://wearesocial.com/global-digital-report-2019>
- Zhang, K. Zhang, Z. and Li, Z. (2016) “Joint Face Detection and Alignment Using Multitask Cascaded Convolutional Networks.” *IEEE Signal Processing Letters* 23.10. Crossref. Web.