

## CONGELADOS EN TEXAS: APAGONES Y DESIGUALDAD

De: **JP Carvalho**, Asociado principal de ingeniería científica, Laboratorio Nacional Lawrence Berkeley; **Feng Chi Hsu**, Investigador, Escuela de minas de Colorado; **Zeal Shah**, UMass Amherst, y **Jay Taneja**; UMass Amherst

Los apagones de febrero dejaron a más de 4.5 millones de personas en la oscuridad, y a muchas de éstas por varios días. Una gran cantidad de estos apagones fue causada por desconexiones en la transmisión y por eventos de descargue de emergencia iniciados por el Consejo de Fiabilidad Eléctrica de Texas (ERCOT, por sus siglas en inglés), quien está encargado de asegurar el flujo confiable de energía eléctrica en Texas. En este análisis, usamos la información provista por satélite acerca de las luces nocturnas para rastrear los apagones a nivel de Grupo de Bloque del Censo (GBC) y establecer la correlación entre éstos y la demografía del área y así poder determinar la igualdad en estos apagones. En Texas, hay alrededor de quince mil GBCs lo cual provee un nivel muy detallado con respecto a las comunidades afectadas. Los resultados muestran que las áreas con una mayor concentración de población minoritaria **tenían una probabilidad cuatro veces mayor de sufrir un apagón** que aquellas áreas en las cuales la población es predominantemente blanca. El ingreso por área no parece ser un factor determinante en los apagones. La presencia de facilidades críticas (hospitales, o estaciones de policía y bomberos) en un GBC reduce la probabilidad de un apagón a entre 0% y 6%. Esto es una diferencia pequeña que no explicaría la disparidad entre las comunidades. Es necesario realizar más investigaciones para explicar la causa de estas disparidades.

[Gráfica #1: (Antes de la tormenta) (Durante la tormenta) (Después de la tormenta) (No hay información) (Porcentaje poblacional)]

Poco después de la medianoche del 15 de febrero, las bajas temperaturas nunca antes vistas en el estado y una serie de fallas eléctricas en la infraestructura sumergieron en la oscuridad a millones de residentes de Texas y estados aledaños. Al final, estos apagones duraron días, dejando a muchos con frío y a oscuras, especialmente a aquellos que dependían del sistema eléctrico para calentar su hogar. La gran mayoría de los afectados estaba en Texas, donde los servicios públicos recibieron cada vez menos dirección de ERCOT, una compañía cuya función principal es asegurar el flujo confiable de energía eléctrica a todos los clientes de tal servicio. Sin embargo, varios medios noticiosos y personas que observaron el evento proveyeron recuentos sobre la desigualdad en la distribución de los apagones en Texas (E&E, NYT, USAToday). Nuestro trabajo busca responder a esta pregunta en todo el estado.

No hay información disponible al público acerca de los apagones, y aún si hubiese información disponible es muy probable que ésta estuviese distribuida de manera tal que las diferencias entre la población minoritaria y de bajos ingresos quedara escondida (por ejemplo, la mejor fuente de información acerca de los apagones es PowerOutage.US, una compañía que recopila información por condado). Nuestro método está basado en la utilización de imágenes de satélite de la iluminación antes, durante y después de la tormenta para rastrear los cambios ocurridos que podrían indicar una interrupción en el servicio eléctrico. Luego, agregamos toda la información recopilada a los GBCs

(unidades de área utilizadas como parte del Censo de los Estados Unidos). Mientras que la población en los condados de Texas puede fluctuar entre miles hasta millones de personas, y cubrir un área de miles de millas, los GBCs tienden a ser mucho más pequeños (usualmente hay menos de 2,000 personas en un GBC). Podemos ver la localización de las minorías y los apagones, como lo muestra la Fig. 1, en el Área Metropolitana de Houston. Las medidas de los apagones arrojaron resultados similares a los de la información reportada a nivel de condado en todo el estado. Más adelante explicamos nuestra manera de proceder.

[Fig. 1: Mapa del área estadística metropolitana de Houston, TX en la que se muestra la proporción de los apagones y la población minoritaria durante las tormentas de invierno ocurridas entre el 14 y el 18 de febrero de 2021. Cada punto representa 100 personas.]

Al detectar los apagones en Texas, usamos la información del Sistema de mapas y localización de justicia ambiental de la Agencia de Protección Ambiental (EPA, por sus siglas en inglés) para identificar la porción poblacional en cada GBC que representa una minoría y que es calificada como de bajos ingresos. La población de bajos ingresos es definida como la cantidad de población en un bloque cuyo ingreso en el hogar es menor o igual al doble del “nivel de pobreza” federal. Definimos “minoría” como la cantidad de individuos en un bloque que se han identificado como de una raza distinta a la raza blanca o cuya etnicidad es hispana o latina. En la gráfica a continuación mostramos la porción de la población en un apagón para el primer, tercer y el quinto quintil (los GBCs con menor, media y mayor población minoritaria, así como los GBCs más pobres, lo de ingreso medio, y los más ricos). Nótese que esta información no es indicativa de las **causas** de los apagones, sino que muestra la relación entre los residentes que sufrieron el apagón y las dos características demográficas mencionadas.

[Fig. 2: Porcentaje poblacional que experimentó un apagón entre los quintiles de menor población minoritaria, población minoritaria media y mayor población minoritaria, en los quintiles más pobres, más ricos y de ingreso medio, en Texas, durante las tormentas de invierno del 14 al 18 de febrero de 2021. Las áreas con mayor población minoritaria eran las más propensas a sufrir apagones.]

Los resultados en la Figura 2 muestran que la probabilidad de sufrir un apagón en un GBC rico con una gran cantidad de minorías es tres veces mayor que en un GBC de igual riqueza, pero con una cantidad menor de población minoritaria. Para los GBCs pobres esta probabilidad es cuatro veces mayor. En cambio, la probabilidad de un apagón en un GBC pobre con una gran población minoritaria es sólo 20 por ciento mayor que la probabilidad de un apagón en un GBC rico con una gran población minoritaria. Estos resultados muestran que la cantidad de minorías posee una mayor correlación con los GBCs que sufrieron los apagones, que el nivel de pobreza. En las áreas cuya población es predominantemente blanca, entre un 10% y un 11% sufrieron un apagón, mientras que en las áreas donde había una gran cantidad de minorías, un 47% sufrió un apagón. Esto significa que la probabilidad de sufrir un apagón en un área con una gran concentración de minorías era **cuatro veces mayor** que la probabilidad de sufrir un apagón en un área con una población predominantemente blanca.

La localización de facilidades críticas, entre éstas hospitales, estaciones de policía y bomberos, facilidades pluviales y plantas de tratamiento de aguas usadas, pueden afectar las acciones sobre los servicios públicos durante los apagones programados. Las leyes en Texas establecen que las áreas en las cuales están localizadas tales facilidades tendrán prioridad en términos de servicio eléctrico. Hallamos que un 22% de los GBCs en Texas tienen por lo menos una de estas facilidades críticas, pero su distribución es muy desigual (Fig. 3). En las áreas de bajos y medianos ingresos, las áreas con población predominantemente blanca tienen hasta cuatro veces más facilidades críticas por cada 1000 personas que las áreas con mayor cantidad de minorías. Una facilidad crítica en un GBC reduce la probabilidad de que esa localización sufra una interrupción en el servicio eléctrico a entre 0% y 6%, según la combinación de quintil. Esta reducción indica que existe una mayor probabilidad de interrupción en el servicio eléctrico en áreas donde hay gran cantidad de población minoritaria y de bajos ingresos, aún después de tomar en cuenta las facilidades críticas. Además, también notamos que los apagones en Texas afectaron una gran parte de la población al sur del estado; esta región suele tener más comunidades minoritarias. Aun así, los resultados son igualmente ciertos en lo concerniente a la disparidad en las áreas metropolitanas.

[Fig. 3: Facilidades críticas por cada 1,000 habitantes. Distribución de facilidades críticas (hospitales, estaciones de policía y estaciones de bomberos, y facilidades pluviales y plantas de tratamiento de aguas usadas) en los quintiles de los GBCs con menos población minoritaria, con población minoritaria media, y con mayor población minoritaria en las áreas más pobres, más ricas y de mediano ingreso en Texas.]

En conclusión, los resultados no explican las diferencias en los apagones. Este análisis es sólo un diagnóstico que muestra la correlación entre estos dos factores demográficos y el sufrir un apagón. El resultado final, que es que las poblaciones con mayor cantidad de minorías sufren mayor cantidad de apagones, es trágico e inaceptable. Mientras que existen fuentes de información innovadoras como las imágenes de satélite que pueden demostrar esta desigualdad, una falla de esta magnitud es un recordatorio de que la inversión en la infraestructura es una inversión en la comunidad y su gente. Los reguladores y los formuladores de políticas deben esforzarse por rastrear los eventos de apagón al nivel más granular posible, e identificar los sesgos sistémicos con fin de desarrollar políticas justas para eliminar y limitar la disparidad entre las comunidades.

Anejo de figuras:

Figura 4: Imágenes comparativas de satélite de las luces nocturnas en Texas el 16 de febrero de 2021 y enero de 2021. Las áreas en las que hubo interrupciones al servicio eléctrico aparecen en rojo.

### **Anejo técnico: Procesamiento de la información de las luces nocturnas**

#### **Base:**

Para crear una base de información, usamos una colección de imágenes compuestas de las luces nocturnas (LN) de toda la región de Texas, desde agosto de 2020 hasta enero de 2021; o sea, seis meses antes del mes que precedió a los apagones. También calculamos la media y la desviación estándar de la

luminosidad de cada pixel para crear dos bases más: la base media y la base de desviación estándar. Ambas bases son usadas como referencia para todos los cálculos realizados en esta investigación.

### **Imágenes compuestas de febrero de 2021**

Dividimos el mes de febrero en tres períodos con respecto a la base: antes de la tormenta (1<sup>er</sup> al 7 de febrero), tormenta (15 al 19 de febrero) y después de la tormenta (20 al 22 de febrero). Recopilamos la información de la luminosidad diaria de las LN de cada período, y luego calculamos el promedio para crear tres imágenes compuestas (antes de la tormenta, tormenta, y después de la tormenta). Antes de calcular el promedio de la información, enmascaramos todos los píxeles que tenían muy poca luminosidad ( $\leq 1 \text{ nW/sr/cm}^2$ ) en la imagen compuesta de enero de 2021. La iluminación lunar tiene un impacto significativo en los píxeles de poca luminosidad, de modo que el enmascaramiento de los píxeles fue realizado para evitar que la iluminación lunar afectara nuestro análisis. Luego, calculamos el promedio en la información diaria enmascarada para crear tres imágenes compuestas (antes de la tormenta, tormenta, y después de la tormenta). Cada imagen compuesta representa el promedio de los niveles de luminosidad observados durante los períodos mencionados anteriormente. Usamos agregados de información diaria de LN en lugar de la información sin procesar diaria de LN para compensar por la pérdida de datos causada por la nubosidad en distintas áreas de Texas. La agregación también nos ayudó a reducir el ruido general en la información diaria de LN, y esto nos ayudó a estudiar los cambios dinámicos antes, durante y después de la tormenta, con respecto a los niveles base. Notamos que faltaba una pequeña cantidad de píxeles en las imágenes compuestas tanto antes, durante como después de la tormenta debido a la presencia de nubes sobre éstos durante todo el tiempo de investigación.

### **Corrección de luminosidad para nieve**

Instintivamente esperábamos que la región de Texas se oscureciera durante el período de la tormenta debido a la interrupción en el servicio eléctrico por los apagones generales, pero en muchos casos, observamos lo contrario: gran parte de Texas se tornó más brillante durante el período de la tormenta en relación a los niveles normales de brillantez. En general, la luminosidad de las LN de Texas observada durante la tormenta era significativamente mayor que los niveles de luminosidad en el período sin tormentas (de agosto de 2020 a enero de 2021). Hallamos que la cantidad total de luces nocturnas o TLN (la suma de la luminosidad LN en toda la región) durante la tormenta, era 1.35 veces el valor de TLN durante enero de 2021. Este aumento repentino en los niveles de brillantez a pesar de los apagones masivos puede ser atribuido a la nieve. El reflejo de luz causado por la nieve causó que toda la región pareciera más brillante de lo usual. Por lo tanto, como una corrección sencilla a este factor, calculamos la tasa de TLN para cada condado, y en los condados que los que nevó durante la tormenta, y que mostraron un alza en brillantez, dividimos el valor de de luminosidad de píxeles en la imagen compuesta de la tormenta entre la tasa calculada para cada condado.

### **Mapas de Valor-Z**

Seleccionamos el Valor-Z como una medida para comparar y estudiar los cambios en las LN antes de la tormenta, durante la tormenta y después de la tormenta, con respecto a la línea base de cada pixel. Es

importante comparar un pixel solamente con su propio comportamiento, pues cada pixel es, en su mayor parte, independiente de los pixeles que le rodean. Para cada una de las tres imágenes compuestas de febrero de 2021, calculamos el Valor-Z de cada pixel de la manera descrita a continuación:

$$Z_p = (\text{brl}_p - \text{media}_p) / (\text{des\_est}_p)$$

En esta ecuación,  $Z_p$  = Valor-Z del pixel "p",  $\text{brl}_p$  = brillantez del pixel "p" en la imagen compuesta de febrero,  $\text{media}_p$  = media base del pixel "p", y  $\text{des\_est}_p$  = desviación estándar del pixel "p". El Valor-Z de un pixel nos permite saber cuán alejada está la brillantez de la media en unidades de desviación estándar. Un Valor-Z positivo indica un aumento en la brillantez del pixel con respecto a la media que corresponde al aumento en tal brillantez. En cambio, un Valor-Z negativo indica que la brillantez de un pixel ha disminuido. Usando esta técnica, creamos mapas de Valor-Z en Texas antes de la tormenta, durante la tormenta y después de la tormenta, en los cuales cada pixel está representado por un Valor-Z y no por niveles de brillantez sin procesar.

### **Agregados al nivel Grupo de Bloque del Censo (GBC)**

La resolución espacial de los mapas de Valor-Z es igual a 15 arcosegundos, lo cual es aproximadamente 450 metros al ecuador. Agregamos los mapas de Valor-Z a nivel de GBC calculando la proporción de pixeles en un GBC con Valor-Z muy bajo (menor o igual a -2, o dos desviaciones estándar bajo la media del pixel). En otras palabras, calculamos la proporción de pixeles en un GBC cuya brillantez fue afectada significativamente por el apagón. Esto presupone que los Valores-Z extremadamente bajos indican la presencia de un apagón en la tierra. Este paso señala la cantidad de pixeles en un GBC que experimentó una disminución significativa en el Valor-Z antes de la tormenta, durante la tormenta y después de la tormenta. Suponemos que la cantidad de pixeles en un GBC con Valor-Z extremadamente bajo representa la cantidad de clientes afectados por un apagón en ese GBC. Podemos ver el resultado de este paso en la cifra principal de la publicación, la cual representa la parte de la población afectada por un apagón antes de la tormenta, durante la tormenta y después de la tormenta. Es importante subrayar que la técnica aquí descrita produce una cantidad de positivos falsos, pues los datos de LN son de carácter ruidoso, y esa es la razón tras la presencia de clientes afectados en la imagen compuesta antes de la tormenta que hemos presentado aquí.

Multiplicamos la cantidad de clientes afectados en un GBC por la cantidad total de clientes en ese GBC (obtenida de la base de datos EJSCREEN) para determinar la cantidad absoluta de clientes afectados en un GBC. Utilizando esta técnica, pudimos determinar que aproximadamente 3.1 millones de clientes fueron afectados por los apagones durante el período de la tormenta (14 al 19 de febrero de 2021). Aunque esta cantidad, recopilada directamente de los servicios eléctricos en la región (la mejor información pública disponible) es menor a la reportada por PowerOutage.US, es necesario señalar que la información no fue recopilada al mismo tiempo. Además, el conjunto de datos puede entenderse como la medida de apagones sostenidos que perduraron durante casi todo el período de la tormenta. Además, al multiplicar la cantidad de clientes afectados en un GBC por la cantidad de clientes de

minorías y bajos recursos en ese GBC, pudimos obtener la cantidad de clientes afectados que pertenecen a las categorías de bajos ingresos y minorías.

### **Validación de los resultados**

#### **Conjunto de Datos de PowerOutage.US**

Usamos la información de servicios eléctricos a nivel de condado recopilada por PowerOutage.US según publicada en el Texas Tribune. Utilizamos la información a nivel de condado recopilada el 16 de febrero de 2021, entre 10:00 AM y 11:00 AM (hora local) para crear una base de datos para nuestra investigación. Según esta información, un total de 4.6 millones de clientes fueron afectados por estos apagones, una cantidad mayor a la cantidad detectada (3.1 millones) por nuestra técnica basada en LN. Debido a las diferencias entre el momento de recopilación de información realizada por PowerOutage.US y VIIRS, así como las diferencias en la metodología utilizada para determinar los apagones, no esperamos que los conjuntos de datos tengan congruencia perfecta.

#### **Comparación con la información recopilada por PowerOutage.US**

Agregamos la información compuesta de la tormenta a nivel de GBC para componer los condados y así poder comparar nuestros resultados con la información a nivel de condado de PowerOutage.US.

(1) Comparación de la cantidad total de clientes sin servicio eléctrico a nivel de condado

X= Clientes sin servicio eléctrico según PO.us

Y= Clientes sin servicio eléctrico según LN

Esta gráfica de dispersión muestra la cantidad total de clientes sin servicio eléctrico determinada por la técnica basada en LN versus la cantidad de clientes sin servicio eléctrico reportada por PowerOutage.US. La correlación entre estos es igual a 0.57. Aunque esto refleja una concordancia general entre ambos conjuntos de información, investigaremos las discrepancias más adelante.

(2) Comparación de clientes de minorías y bajos ingresos sin servicio eléctrico a nivel de condado

X= Clientes de bajos ingresos sin servicio eléctrico según PO.us

Y= Clientes de bajos ingresos sin servicio eléctrico según LN

(2) Comparación de clientes de minorías y bajos ingresos sin servicio eléctrico a nivel de condado

X= Clientes de minorías sin servicio eléctrico según PO.us

Y= Clientes de minorías sin servicio eléctrico según LN

La gráfica de los clientes de bajos ingresos detectada por PowerOutage.US y LN tienen una correlación de 66.8% y la gráfica de clientes de minorías detectada por PowerOutage.US y LN tienen una correlación de 71.3%. En este caso, subestimamos la cantidad de clientes de bajos ingresos y minorías afectados. El desempeño relativamente idéntico entre distintos sectores de la población, indican que nuestra técnica no exhibe ningún tipo de inclinación hacia ningún grupo específico en su concordancia con la información de PowerOutage.US.

(3) Gráfica de densidad con porcentaje de clientes sin servicio eléctrico por condado

X= Porcentaje de clientes sin servicio eléctrico

Y= Densidad

X= Porcentaje de clientes de minorías sin servicio eléctrico

Y= Densidad

X= Porcentaje de clientes de bajos ingresos sin servicio eléctrico

Y= Densidad

Nuestro método tiende a producir resultados más extremos. Nuestro método detecta eficientemente condados con apagones generales (más del 50% de los clientes sin servicio eléctrico), pero no es tan efectivo cuando el impacto a los condados es moderado.

