



VALIDACIÓN DE SISTEMAS PREDICTORES DE TERREMOTOS

Jorge Reyes-Molina
Ingeniero Físico y Magister en ERNC
Geofísica, Sismología, Big Data y Deep
Learning
Universidad de Santiago de Chile
Universidad de Chile y NT2 Labs
Escuela Agrícola 1710, Torre A, dpto. 701,
Macul, Santiago de Chile
daneel@geofisica.cl

Resumen

En este artículo presentaremos los más comunes errores metodológicos que ocurren al presentar la estadística de un potencial Sistema Predictor de Terremotos (SPT), a saber: sólo presentar los verdaderos positivos, realizar afirmaciones con entropía informática baja y, por último, presentar reglas de asociación con una ventana temporal muy ancha. Finalmente construiremos una Red Neuronal Profunda para predecir sismos en la ciudad de la Ligua con el objetivo de ilustrar las directrices indicadas en las secciones anteriores.

ABSTRACT

In this article we will show you the most common methodological errors that occur when presenting the statistics of a potential Earthquake Predictor System (EPS), namely: only present the true positives, make statements with low information entropy and, finally, present rules of association with a very long time window. Finally, we will build a Deep Neural Network to predict earthquakes in the city of La Ligua in order to illustrate the guidelines indicated in the previous sections.

Keywords

Predicción de Terremotos, Deep Learning, Matriz de Confusión, Entropía Informática, Reglas de Asociación.

INTRODUCCIÓN

Nuestro Sistema Predictor de Terremotos

En el año 2013 un equipo formado por NT2 Labs, la Universidad de Sevilla y la Universidad Pablo de Olavide, presentó en la revista Applied Soft Computing un SPT basado en Deep Learning (8) que consiguió una alta confiabilidad al evaluar la estadística completa de once años de observación para diversas ciudades de Chile por medio de proporcionar afirmaciones falseables del siguiente tipo: “En la ciudad x, dentro de los siguientes 5 días, ocurrirá un sismo de magnitud mayor o igual que M, con una probabilidad igual a P”. A continuación explicaremos cuán importante es proporcionar el output de cualquier SPT de esa manera.

VALIDACIÓN DEL SPT

- La afirmación debe ser falseable

Cuando se afirma “En la ciudad x, dentro de los siguientes 5 días, ocurrirá un sismo de magnitud mayor o igual que M, con una probabilidad igual a P”, la afirmación se categorizará como un verdadero positivo (acierto) cuando se cumplan todos los elementos de la afirmación. Es decir, basta con que falle sólo un elemento para que la afirmación se contabilice como un error (falsa alarma). Cabe señalar que para el SPT presentado en la revista ASOC, la tolerancia espacial en torno de la ciudad x tuvo en el peor de los casos un radio máximo de 50 Km, mientras que la probabilidad P se obtuvo de acuerdo con el desempeño mostrado por el SPT en la etapa de entrenamiento.

- Se exige que el SPT pase la “Prueba Zechar”

La “Prueba Zechar” (10) permite calcular la probabilidad de obtener sólo por azar iguales o mejores resultados que los del SPT presentado y se basa en la distribución binomial. La probabilidad de la cual estamos hablando se calcula del siguiente modo:

$$P = \sum_{n=h}^N B(n|P_A)$$

Donde:

P: es la probabilidad de obtener sólo por azar mejores resultados que el SPT (“p-value”)

N: es el número de sismos target

h: es el número de aciertos (hits)

B(n|PA): es la distribución binomial.

Obviamente para que el SPT pase la prueba Zechar se exige que esta probabilidad sea baja, siendo normalmente aceptado un p-value menor que 5%.

- Se exige que la estadística abarque distintas ciudades

No basta con presentar la estadística de sólo una ciudad, porque esa ciudad podría ser aquella donde el SPT funciona, al tiempo que se oculta la estadística de las ciudades donde el SPT falla. En el caso del SPT presentado en la revista ASOC, de las 20 ciudades originales que se estudió, finalmente se presentaron los cinco peores desempeños, y a pesar de esto la estadística resultó ser favorable.

- Se exige que la estadística abarque distintos intervalos temporales

Similar a lo dicho en el punto anterior, no basta con presentar la estadística para sólo un intervalo temporal, porque ese intervalo podría ser aquel donde el SPT funciona, al tiempo que se oculta la estadística de otros intervalos temporales donde el SPT falla. Como mínimo se deben presentar tres intervalos temporales por ciudad, de modo que cada intervalo temporal abarque unos cien sismos.

- Se debe presentar la Matriz de Confusión

No basta con reportar sólo los aciertos, porque esto podría maximizarse a costa de muchas falsas alarmas. Por lo tanto, la estadística debe presentar los verdaderos positivos (aciertos), los verdaderos negativos (no ocurrencia de sismos cuando se afirmó que estos no ocurrirían), los falsos positivos (falsas alarmas) y los falsos negativos (eventos no alertados).

ERRORES METODOLÓGICOS DE LA ESTADÍSTICA

Como revisor de papers sobre SPTs, el autor de este artículo ha detectado los siguientes errores metodológicos más frecuentes: sólo presentar los verdaderos positivos, realizar afirmaciones con entropía informática baja y presentar reglas de asociación con una ventana temporal muy ancha.

- Sólo presentar los verdaderos positivos

Una forma muy sencilla y extrema de acertar a todos los sismos es afirmando todos los días que mañana ocurrirá un sismo de magnitud mayor o igual que M. Por ejemplo, si en un año ocurren dos eventos sísmicos relevantes se podrá de esta manera conseguir un 100% de aciertos (2 de 2) a costa de 363 errores. Es decir, se acertará a todos los sismos por medio de la máxima tasa posible de falsas alarmas. Muchos autores comenten el error de sólo reportar los éxitos sin hacer mención a las falsas alarmas.

- Realizar afirmaciones con una entropía informática baja

En 1948, Claude Shannon, Ingeniero de Bell Laboratories, explicó que la cantidad de información podía ser medida por medio de una fórmula logarítmica equivalente a la utilizada en Mecánica Estadística para medir la entropía de un sistema (9). Luego, la entropía informática asociada a predecir lo obvio será igual a cero y esto debe ser evitado por todo SPT. Por ejemplo, es totalmente confiable afirmar que “las calles aparecerán mojadas después de haber llovido”, pero lo que se debe evaluar no es la confiabilidad si no la entropía informática y para la anterior afirmación su valor es cero. Es decir, la anterior es una afirmación confiable pero “inútil” dado que no aporta conocimiento.

Así mismo, la entropía informática asociada a afirmar que durante los próximos siete días ocurrirá un fuerte sismo en el Norte de Chile, es prácticamente igual a cero porque evidentemente en el Norte de Chile (un rectángulo de unos 1500 Km de alto y 300 Km de ancho) es normal observar un sismo fuerte a la semana (se define “fuerte” como un sismo con una aceleración $\geq 10\%$ de g). Puede hacer la prueba testeando esta afirmación por medio del monitor sísmico del Consorcio IRIS (5).

- Reglas de Asociación ilusorias

En el contexto de la predicción de terremotos, una Regla de Asociación tendrá el siguiente aspecto:

Si ocurre A, entonces dentro de los siguientes t días ocurrirá un sismo de magnitud mayor o igual que M, con epicentro en la ciudad x, con una probabilidad igual a P.

Para que la Regla de Asociación sea válida, el valor de t tendrá que ser pequeño (del orden de una semana), dado que siempre se podrá validar una Regla de Asociación con un valor de t adecuadamente grande. Es decir, mientras más datos se tomen, más probable será que se encuentren casos donde, sólo por azar, la Regla de Asociación se cumplirá. En concreto, puede ser muy difícil validar “Si ocurre un brusco cambio en el campo magnético terrestre, entonces tendrá que ocurrir un gran sismo en los siguientes cinco días”, mientras que será mucho más fácil validar, sólo por azar, afirmar que “Si ocurre un brusco cambio en el campo magnético terrestre, entonces tendrá que ocurrir un gran sismo en los siguientes quinientos días”.

Considérese por ejemplo que en un intervalo temporal de quinientos días es normal contar más de una decena de sismos fuertes en la Zona Central de Chile y éstos se podrán correlacionar (falsamente) con cualquier cosa que haya ocurrido quinientos días antes.

RESULTADOS

Utilizando la Metodología propuesta en la referencia 2, se construyó una Red Neuronal basada en Deep Learning (3, 4) para testear afirmaciones del siguiente tipo correspondientes a la zona sísmica n°6 de Chile (7): “En los siguientes 5 días se observará un sismo de magnitud mayor o igual que M dentro de una superficie de $1^\circ \times 1^\circ$ con centro en la ciudad de la Ligua y con una probabilidad del orden de P”. De acuerdo con la referencia señalada, el valor de M se obtuvo como el promedio de los 122 sismos utilizados en el set de entrenamiento más 0.6 veces la desviación estándar, obteniéndose así el umbral de disparo de la alarma con el valor $M = 4.1 Ms$. Por otro lado, el valor de la probabilidad P corresponde a la probabilidad de acierto obtenida en el set de entrenamiento (probabilidad empírica observada en un periodo de observación de 16 meses), siendo este valor 87.5%.

El intervalo de tiempo utilizado para entrenar nuestro sistema basado en Redes Neuronales Profundas fue desde el 12 de agosto de 2007 al 22 de diciembre de 2008 (122 sismos en total).

Los indicadores sísmicos (1, 2 y 6) utilizados como inputs fueron los siguientes:

X₁ = Primera variación del b-value de la Ley de Gutenberg-Richter.

X₂ = Segunda variación del b-value de la Ley de Gutenberg-Richter.

X₃ = Tercera variación del b-value de la Ley de Gutenberg-Richter.

X₄ = Cuarta variación del b-value de la Ley de Gutenberg-Richter.

X₅ = Quinta variación del b-value de la Ley de Gutenberg-Richter.

X₆ = Máxima magnitud sísmica observada durante los últimos siete días.

X₇ = Probabilidad de observar un sismo de magnitud mayor o igual que 6.0 M.

Después de entrenar con 500 épocas para fijar los parámetros de aprendizaje, se obtuvo el siguiente desempeño para el autotest:

P₀ = Probabilidad de acertar al Nivel 0 (sismos de magnitud < 4.1): 94.3%

P₁ = Probabilidad de acertar al Nivel 1 (sismos de magnitud >= 4.1): 87.5%

Los resultados globales del autotest y del test se resumen en las tablas 1 y 2.

Parámetro de desempeño	Valor
True Positives	14
True Negatives	100
False Positives	2
False Negatives	6
P ₁	87.5%
P ₀	94.3%

Tabla n°1: Autotest para la Ligua (periodo 12 de agosto de 2007 a 22 de diciembre de 2008).

Parámetro de desempeño	Valor
True Positives	27
True Negatives	60
False Positives	9
False Negatives	26
P ₁	75.0%
P ₀	69.8%

Tabla n°2: Test para la Ligua (periodo 23 de diciembre de 2008 a 6 de febrero de 2011).

Conclusiones

La validación de un potencial SPT debe considerar los siguiente elementos:

i) Que el output tenga el siguiente formato para así ser falseable:

“En la ciudad x, dentro de los siguientes t días, ocurrirá un sismo de magnitud mayor o igual que M, con una probabilidad igual a P”.

ii) Que el SPT haya pasado la prueba Zechar.

iii) Que se presente la estadística del SPT para distintas ciudades.

iv) Que se presente la estadística del SPT para distintos intervalos temporales.

v) Que se presente la Matriz de Confusión.

Por otro lado, los típicos errores metodológicos son:

i) Presentar sólo los verdaderos positivos (es decir, no presentar la matriz de confusión).

ii) Realizar afirmaciones con una entropía informática baja (es decir, predecir lo obvio)

iii) Presentar Reglas de Asociación ilusorias (es decir, utilizar una incerteza temporal muy grande).

Finalmente se construyó un SPT para una ciudad perteneciente a la zona sísmica n°6 de Chile (La Ligua) y que respetaba todas las exigencias anteriormente mencionadas. El desempeño obtenido fue muy alto, lo que valida las técnicas de Deep Learning utilizadas.

Referencias

- Asencio-Cortés, G., Martínez-Alvarez, F., Morales-Esteban, A., Reyes, J. A sensitivity study of seismicity indicators in supervised learning to improve earthquake prediction. Knowledge-Based Systems, 101:15-30, 2016.
- Asim, K., Idris, A., Iqbal, T., Martínez-Alvarez, F. Seismic Indicators based Earthquake Predictor System using Genetic Programming and AdaBoost Classification. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 111:1-7, 2018
- Forexconmql.cl, Redes Neuronales Profundas: <http://www.forexconmql.cl/talleres/t-bd-dl.htm>, consultado el 24 de noviembre de 2018.
- Geofisica.cl, Qué es una Red Neuronal: <http://www.geofisica.cl/English/pics3/FUM6.htm>, consultado el 24 de noviembre de 2018.
- IRIS, monitor sísmico: <http://ds.iris.edu/seismon/>, consultado el 24 de noviembre de 2018

- Martínez-Alvarez, F., Reyes, J., Morales-Estaban, A., Rubio-Escudero, C. Determining the best set of seismicity indicators to predict earthquakes. Two case studies: Chile and the Iberian Peninsula. *Knowledge-Based Systems*, 50:198-210, 2013.
- Reyes, J., Cárdenas, V. A Chilean seismic regionalization through a Kohonen neural network. *Neural Computing and Applications*, 19:1081-1087, 2010.
- Reyes J., Morales-Esteban A., Martínez-Alvarez F. Neural networks to predict earthquakes in Chile. *Applied Soft Computing* 13 (2013) 1314-1328.
- Shannon, Claude E. A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*. 27 (3).
- Zechar J.D., Jordan T.H. Testing alarm-based earthquake predictions, *Geophysical Journal International* 172 (2008) 715-724.