

Identificación no lineal de movimientos sísmicos en el lecho rocoso ingenieril a partir de registros tomados en la superficie

Julio Rodríguez Sánchez (1), Francisco López Almansa (2), Alberto Ledesma (3)

(1) Alumno de Doctorado, Universidad Politécnica de Cataluña, Barcelona, jrsanchez@ayesa.com

(2) Profesor, Universidad Politécnica de Cataluña, Departamento de Tecnología de la Arquitectura, Barcelona, francesc.lopez-almansa@upc.edu

(3) Profesor, Universidad Politécnica de Cataluña, Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Barcelona, alberto.ledesma@upc.edu

Resumen

En ingeniería sísmica, los registros disponibles suelen ser superficiales y, en consecuencia, los movimientos en las capas inferiores deben ser estimados conociendo el perfil estratigráfico del terreno; estos movimientos son relevantes para proyecto sismorresistente de estructuras con partes enterradas, terrenos irregulares, e interacción suelo-estructura. Si el comportamiento del suelo es lineal, la citada estimación es una deconvolución lineal equivalente; sin embargo, en situaciones reales, especialmente para sismos severos, dicho comportamiento es no lineal y es necesario utilizar procedimientos más sofisticados. En este sentido, este trabajo presenta un algoritmo para estimar, a partir de registros sísmicos superficiales, el movimiento de las capas inferiores del suelo. En el algoritmo propuesto, el citado comportamiento no lineal del terreno se representa mediante un modelo de Masing modificado, en el que la rigidez y el amortiguamiento dependen de la deformación transversal. El dominio a analizar se discretiza en capas; las correspondientes ecuaciones del movimiento se resuelven en tiempo discreto mediante el método de Newmark. Dado que el problema numérico a resolver está mal condicionado numéricamente, se utiliza un filtro de Kalman para estimar la solución.

Palabras-Clave: Registros sísmicos, lecho rocoso ingenieril, deconvolución no lineal

Abstract

In earthquake engineering, only ground surface records are usually available, and the lower layers motions must be estimated by knowing the stratigraphic profile. This is relevant in earthquake-resistant design of structures with underground parts, irregular soils, and soil-structure interaction. If the soil behavior is linear, the aforementioned estimation is an equivalent linear deconvolution; however, in actual situations, especially for severe earthquakes, this behavior is non-linear, and, thus, more sophisticated procedures are required. This paper presents an algorithm to estimate, after superficial records, the motion of the lower layers. The aforementioned soil non-linear behavior is represented by a modified Masing model, in which rigidity and damping depend on the transverse deformation. The domain to be analyzed is discretized in layers; the ensuing equations of motion are solved in discrete time by the Newmark method. Given that this problem is ill-conditioned, a UKF (Unscented Kalman Filter) is utilized to estimate the solution.

Keywords: Seismic records, engineering bedrock, non-linear deconvolution

1 Introducción

En construcciones con partes enterradas, la excitación sísmica no sólo se transmite a éstas por la superficie del terreno, sino también por debajo de ésta (abarcando prácticamente toda la profundidad de la parte enterrada). En dichas situaciones, ya que habitualmente los acelerogramas históricos disponibles suelen haber sido registrados en la superficie, es necesario estimar los movimientos en las capas inferiores. Por otra parte, esta operación también es necesaria en predicción de movimientos en terrenos irregulares y en algunos casos de interacción entre suelo y estructura.

Si se supone que el suelo se comporta de forma elástica y lineal, el movimiento por debajo de la superficie puede ser estimado a partir de los parámetros equivalentes del terreno (obtenidos linealizando su ecuación constitutiva) efectuando una deconvolución lineal de la señal medida en la superficie. No obstante, para acciones sísmicas severas el comportamiento del suelo suele ser no lineal, lo que hace necesario utilizar algoritmos más complejos para resolver la correspondiente deconvolución no lineal. Este trabajo propone un algoritmo para identificar, a partir de acelerogramas sísmicos registrados en la superficie, el movimiento de las capas inferiores del terreno, llegando hasta el lecho rocoso (ingenieril); éste se toma como base del modelo. Se consideran tan sólo las ondas S (de corte) ya que éstas resultan ser, en la mayor parte de las situaciones, más dañinas que las ondas P (de presión), las cuales generan movimientos verticales. El mencionado comportamiento no lineal del suelo se representa mediante un modelo de Masing modificado, en el que el módulo de elasticidad transversal del suelo y su amortiguamiento (histerético y viscoso) dependen de la distorsión angular. Este modelo constitutivo se implementa en un modelo discreto en que el suelo se divide en capas; entonces, su comportamiento dinámico se describe con las ecuaciones diferenciales del movimiento situando un nodo en cada frontera entre capas adyacentes y asignándole un grado de libertad (Figura 1), el cual corresponde al desplazamiento horizontal en la dirección de estudio; estas ecuaciones se integran en tiempo discreto mediante el método de Newmark. Dado que este problema está mal condicionado debido a la singularidad de la matriz de masa [Yoshida 2015], se utiliza un filtro de Kalman para estimar la solución.

Con la finalidad de calibrar el modelo propuesto, sus resultados se comparan con los proporcionados con el programa DEEPSOIL [Groholski et al. 2016; Hashash et al. 2001a, 2001b, 2010]. Éste es capaz de efectuar convoluciones no lineales para describir la transmisión de ondas en sentido ascendente, pero en sentido descendente sólo puede simular transmisión lineal.

2 Estado actual del conocimiento sobre propagación y análisis inverso

2.1 Modelo de propagación unidimensional de ondas de corte

En ingeniería sísmica se emplea análisis de propagación para estudiar la variación de las ondas sísmicas al transmitirse desde el lecho rocoso por el perfil estratigráfico del suelo. Esta metodología se basa en suponer que las ondas sísmicas de corte se propagan sólo en la dirección vertical; de esta forma basta con realizar análisis unidimensionales. Esta hipótesis es, en general, adecuada para sitios con pendientes ligeras [Kramer 1996].

Si se supone comportamiento lineal del suelo (su rigidez y amortiguamiento no varían durante el terremoto) los cálculos de propagación unidimensional lineal pueden efectuarse en el dominio de la frecuencia [Schnabel et al. 1972] aplicando la transformación de Fourier a la señal sísmica de entrada con lo que su efecto sobre el resto del perfil estratigráfico se expresa mediante las correspondientes

funciones de transferencia [Kramer 1996]. No obstante, la rigidez y el amortiguamiento del suelo varían con su deformación transversal (distorsión angular); aunque esta variación señala un comportamiento no lineal, éste puede ser representado por un cálculo lineal equivalente consistente en un análisis iterativo de propagación de ondas sísmicas en el dominio de la frecuencia; en cada iteración, se toma la rigidez y el amortiguamiento correspondiente a la deformación a corte efectiva durante el sismo (65% de la máxima deformación alcanzada). Cuando la deformación a corte efectiva calculada coincide, dentro de la tolerancia considerada, con la supuesta, el proceso iterativo se da por concluido [Schnabel 1972]. Esta hipótesis de invariancia de las propiedades mecánicas del terreno durante el sismo sólo es válida para terrenos rígidos y sismos de baja intensidad [Stewart et al. 2008]; para otras situaciones, en el siguiente párrafo se describen estrategias que tienen en cuenta dicha variación.

Para tener en cuenta el comportamiento no lineal del suelo, debe analizarse la propagación en el dominio del tiempo [Hashash et al. 2001a]; el perfil estratigráfico se discretiza como un sistema de masas concentradas conectadas entre sí mediante elementos muelle y émbolo representando la rigidez y amortiguamiento del terreno, respectivamente. La ecuación diferencial matricial del movimiento se integra (en tiempo discreto) a lo largo de la duración del sismo; se obtiene así, en cada instante, la respuesta de todas las capas del terreno a la excitación transmitida por el lecho rocoso. Éste puede ser modelado como rígido o flexible, según se desee, respectivamente, despreciar o incorporar la propagación hacia estratos por debajo del lecho de las ondas que viajan en sentido descendente tras su reflexión en la superficie. El comportamiento histerético del suelo se describe usualmente mediante las reglas de Masing extendidas [Groholski et al. 2016]; en cada instante se consideran las propiedades del terreno según su deformación. En resumen, la resolución en el dominio del tiempo permite modelizar con rigor la propagación de la onda, y este método de análisis proporciona mayor exactitud que el lineal equivalente [Stewart et al. 2008].

2.2 Método de estimación Bayesiana no lineal utilizando UKF (Unscented Kalman Filter)

El análisis inverso (retro-análisis o “back-analysis”) se refiere a la estimación de la excitación (entrada, “input”) de un modelo (sistema) para que el resultado (respuesta o salida, “output”) se aproxime lo máximo posible a un valor conocido (observado o medido). Este tipo de análisis se usa ampliamente en ingeniería; como ejemplo, se puede citar el método de Asaoka [Li 2014] que proporciona las propiedades edométricas del terreno a partir de las medidas de asientos de rellenos sobre suelos consolidables. En la investigación presentada en este artículo, el modelo describe el comportamiento del perfil estratigráfico, la salida es la respuesta en la superficie y la entrada es la excitación sísmica transmitida por la base (lecho rocoso ingenieril).

El análisis inverso puede ser determinista o probabilista; en el segundo caso, la entrada es una variable aleatoria (o proceso aleatorio, si el sistema es dinámico). El retro-análisis determinista suele emplearse cuando el sistema puede invertirse fácilmente, proporcionando así la entrada en función de la salida; sin embargo, por norma general, los sistemas que modelizan el comportamiento del terreno son de tal complejidad que hacen inviable su inversión, por lo que los análisis inversos probabilistas son habitualmente preferidos. En éstos es posible aplicar los teoremas de Chapman-Kolmogorov y Bayes para calcular la función de densidad de probabilidad de la entrada a partir de la de la salida; el resultado del “back-analysis” es el valor de los “inputs” que maximiza la probabilidad de ocurrencia de los “outputs”.

En el contexto de los análisis inversos probabilistas, los filtros de Kalman [Kalman 1960] constituyen una estrategia de resolución basada en imponer que la varianza del error de estimación en cada instante sea mínima. Esta metodología se emplea para problemas dinámicos (dependientes del tiempo). Dado un sistema S con estado x , la función que establece su evolución temporal se denomina $f(x)$. La función de observación $h(x)$ permite calcular los resultados observables y a partir de x . Esta función suele corresponder a la composición del sistema S con una función de observabilidad, cuyo cometido es cribar los resultados obtenidos para aportar sólo aquellos que son observados. El filtro de Kalman parte del sistema expresado mediante sus ecuaciones de estado (f) y de observación (h) en un instante discreto de tiempo k de la forma:

$$x_{k+1} = f(x_k) + w_k \quad y_k = h(x_k) + v_k \quad (1)$$

En la ecuación (1), y_k son las observaciones y w_k y v_k son los errores (ruidos) de modelización y de medida (observación), respectivamente. En este estudio x contiene los desplazamientos, velocidades y aceleraciones de los grados de libertad (Fig. 1), f es la función identidad, y incorpora la aceleración de la superficie y h es la función identidad restringida.

El algoritmo iterativo del filtro de mínima varianza (de Kalman) se describe a continuación:

1. Se parte de la caracterización del estado para un instante $k - 1$ como variable aleatoria con distribución normal (gausiana) con media $\overline{x_{k-1|k-1}}$ y matriz de covarianza $P^x_{k-1|k-1}$.
2. Se actualizan la media y la matriz de covarianza del estado para el instante k propagándolos mediante la ecuación de estado en (1); los nuevos valores se denominan $\overline{x_{k|k-1}}$ y $P^x_{k|k-1}$.
3. Se determina la media y la matriz de covarianza de las observaciones $\overline{y_{k|k-1}}$ y $P^y_{k|k-1}$ mediante la ecuación de observación en (1).
4. Los parámetros actualizados (estado y observación) se corrigen mediante la matriz de ganancia de Kalman, que proporciona los valores que minimizan la varianza del error entre el resultado y_k del modelo y las medidas (deterministas) Y_k :

$$\overline{x_{k|k}} = \underbrace{\overline{x_{k|k-1}} + P^{xy}_{k|k-1} (P^y_{k|k-1})^{-1} (Y_k - \overline{y_{k|k-1}})}_{\text{Matriz de ganancia de Kalman}} \quad (2)$$

$$P^x_{k|k} = P^x_{k|k-1} - P^{xy}_{k|k-1} (P^y_{k|k-1})^{-1} (P^{xy}_{k|k-1})^T \quad (3)$$

Este proceso se repite a lo largo del tiempo hasta que cesan las mediciones. Para comenzar el algoritmo es necesario disponer de información a priori sobre los valores iniciales de los parámetros que se desea estimar, esto es, $\overline{x_{0|0}}$ y $P^x_{0|0}$. Dado que esta información no está disponible al comienzo del análisis inverso, se supone que los parámetros se representan mediante una variable aleatoria con una media arbitraria y una matriz de covarianza con valores muy elevados, de forma que su propagación (por las ecuaciones de estado y observación (1)) proporcione un rango amplio de estimaciones de las observaciones dentro del que se engloben las medidas tomadas.

Durante el proceso del filtro de Kalman se requiere propagar las variables aleatorias que representan los parámetros de forma que se pueda obtener el valor de éstos que minimiza la varianza del error de estimación de observaciones con las observaciones reales. Dependiendo de la forma en que se realiza

esta propagación se tienen diferentes tipos de filtros de Kalman; éstos se discuten en el siguiente párrafo.

La formulación original del filtro de Kalman se refería exclusivamente a sistemas lineales, en los que la propagación de una variable aleatoria es una operación matemática simple; posteriormente se trató de aplicar el algoritmo del filtrado a sistemas no lineales, en los que esta propagación es una tarea más compleja. En un primer momento se estudió la forma de linealizar la función en el entorno del punto de la estimación mediante desarrollo en serie de Taylor de las funciones de estado y observación; estos métodos se englobaron bajo el nombre de filtros de Kalman extendidos [Wang et al. 2017]. Una limitación de estos métodos radica en que la linealización de las funciones del sistema proporciona una aproximación deficiente en casos en los que éste presente características no lineales muy marcadas; esta circunstancia dificulta el proceso de retro-análisis, ya que se terminan estimando parámetros para un sistema aproximado que no representa de manera suficientemente precisa el sistema estudiado. Una solución a este problema fue propuesta bajo el nombre de filtro de Kalman de puntos sigma; este filtro se basa en la transformada de puntos sigma [Julier, Uhlman 2004], que permite la propagación de variables aleatorias en funciones no lineales de forma precisa. La idea que subyace tras la transformada de puntos sigma es que es más sencillo aproximar una variable aleatoria para propagarla con una función no lineal que linealizar a ésta (utilizando desarrollos en serie de Taylor, por ejemplo) y propagar la variable aleatoria entera (a menos que la función sea sólo débilmente no lineal). Para aproximar una variable aleatoria, la transformada de puntos sigma realiza el mapeo (aplicación) de dicha variable en un conjunto de valores de la misma escogidos de manera determinista, llamados puntos sigma; se consideran coeficientes de ponderación (pesos) mediante los que se pueden calcular los momentos de primer y segundo orden de la variable aleatoria transformada.

Sea x una variable aleatoria general n -dimensional, con media $E(x) = \mu \in \mathbb{R}^n$ y matriz de covarianza $Var(x) = \Sigma \in \mathbb{R}^{n \times n}$. Se desea seleccionar un conjunto de m puntos sigma $X = X_1, \dots, X_m$ con coeficientes de ponderación $\omega_1, \dots, \omega_m$ de forma que:

$$\sum_{i=1}^m \omega_i = 1 \quad \sum_{i=1}^m \omega_i X_i = \mu \quad \sum_{i=1}^m \omega_i (X_i - \mu)(X_i - \mu)^T = \Sigma \quad (4)$$

Existen diversas formas de resolver el sistema de ecuaciones anterior (en términos de los puntos sigma y los pesos). En las primeras etapas de desarrollo de la transformada de puntos sigma se propuso seleccionar un conjunto de $m = 2n + 1$ puntos sigma simétricos [Julier, Uhlman 2004]. Posteriormente otros investigadores desarrollaron nuevas soluciones que permitían reducir el número de puntos sigma, llegando a un mínimo de $m = n + 1$ [Cheng, Liu 2011]; la solución para este número de puntos sigma es:

$$X = M + \sqrt{m \Sigma} U \quad \omega_i = \frac{1}{m}, \quad i = 1, \dots, m \quad (5)$$

En el cálculo de la raíz cuadrada de la matriz $m \Sigma$, debe tenerse en cuenta que sus valores propios son positivos, ya que las matrices de covarianza son definidas positivas; en la raíz cuadrada se toman los

valores positivos. En la ecuación (5), $M = [\mu \ \mu \ \dots \ \mu] \in \mathbb{R}^{n \times m}$ y $U \in \mathbb{R}^{n \times m}$ cumplen las condiciones:

$$U \mathbf{1}_m = 0 \qquad U U^T = I \qquad (6)$$

En la ecuación (6), $\mathbf{1}_m = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ y la obtención de la matriz U es recursiva:

$$U_j = \begin{bmatrix} U_{j-1} & 0 \\ \alpha & \beta \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{j \times j} \qquad \alpha = [a \ a \ \dots \ a] \in \mathbb{R}^{1 \times j-1} \qquad (7)$$

$$a = \frac{1}{\sqrt{j(j-1)}} \in \mathbb{R} \qquad \beta = -j a \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$$

En estas expresiones $j = 2, \dots, m$ y $U_j = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \\ & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$.

Así, para propagar la variable aleatoria por la función no lineal g en la ecuación (8) se propagan los puntos sigma como variables deterministas, y el resultado se pondera mediante los coeficientes seleccionados para estimar la media y la covarianza de la distribución de salida. De esta forma se puede trazar el recorrido de los primeros momentos estadísticos de la variable aleatoria a través de una función cualquiera g :

$$y = g(x) \qquad E(x) = \mu_x \qquad Var(x) = \Sigma_x \qquad E(y) = \mu_y \qquad Var(y) = \Sigma_y \qquad (8)$$

$$X = M_x + \sqrt{m \Sigma_x} U \qquad Y = g(X) \rightarrow \mu_y \approx \sum_{i=1}^m \omega_i Y_i \qquad \Sigma_y \approx \sum_{i=1}^m \omega_i (Y_i - \mu_y)(Y_i - \mu_y)^T \qquad (9)$$

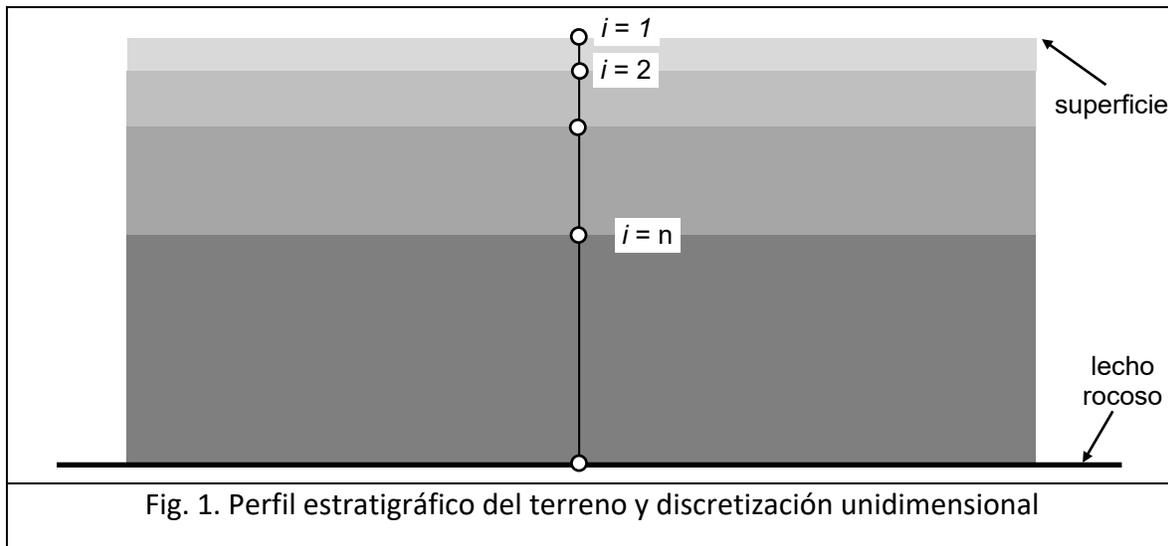
Dado que la transformada de puntos sigma permite determinar tan sólo los dos primeros momentos estadísticos de la variable aleatoria, es necesario suponer la distribución estadística para definir de manera completa la variable transformada. En la resolución de problemas inversos mediante el filtro de Kalman de puntos sigma se suele emplear la hipótesis de que todas las variables aleatorias son gaussianas, para que puedan quedar completamente definidas con sus dos primeros momentos estadísticos; se ha comprobado repetidamente que esta hipótesis es razonable para análisis inversos de sistemas dinámicos [Song 2018].

3 Algoritmo de deconvolución propuesto

En el presente trabajo se utilizan los métodos de análisis inverso probabilista del tipo filtro de Kalman de puntos sigma para realizar la deconvolución de una señal sísmica medida en superficie hasta el lecho rocoso. Para ello se requiere de un modelo de propagación unidimensional de ondas sísmicas; si este modelo incorpora en su formulación el comportamiento no lineal del terreno durante la propagación, la deconvolución será no lineal. El resultado del análisis inverso será la excitación sísmica en la base del modelo (lecho rocoso ingenieril) que al propagarse de manera no lineal por el perfil estratigráfico resultará en los registros sísmicos tomados en superficie. A tal efecto se desarrolla un modelo de

propagación unidimensional no lineal de ondas sísmicas [Hashash et al. 2010; Groholski et al. 2016]; éste se implementa en el lenguaje de programación Python.

El perfil estratigráfico del terreno hasta el lecho rocoso se discretiza en un sistema de múltiples nodos correspondientes a las transiciones entre las distintas capas; cada nodo tiene un grado de libertad, siendo éste el desplazamiento transversal. La Fig. 1 representa dicha discretización.



En el modelo discreto de la Fig. 1 se incorporan las propiedades mecánicas del suelo mediante las correspondientes matrices de masa, amortiguamiento y rigidez. Para los análisis de propagación de ondas se puede considerar tanto base elástica como rígida; en dicho último caso se utiliza el modelo de transmisión de ondas de [Joyner, Chen 1975].

Se incorporan dos modelos constitutivos que incorporan el efecto de la no linealidad en el comportamiento de los suelos, el modelo MKZ [Hashash et al. 2001a] y el GQ/H [Groholski et al. 2016]. El primero considera la formulación hiperbólica habitual de la curva de degradación de rigidez a corte con la deformación de los suelos, que no es capaz de simular de manera directa su resistencia al corte; por el contrario, el segundo realiza una aproximación cuadrática-hiperbólica que permite modelar tanto la degradación de rigidez a corte como la resistencia a corte desarrollada por el terreno, con lo que se puede incorporar ésta al análisis de propagación, lo que permite unos resultados más realistas. Ambos métodos proporcionan amortiguamiento histerético durante la excitación cíclica irregular del sismo mediante la aplicación de las reglas de Masing extendidas y modificadas para limitar el amortiguamiento a grandes deformaciones [Phillips, Hashash 2009]. El amortiguamiento a pequeñas deformaciones se incorpora mediante un amortiguamiento de tipo viscoso, que puede introducirse en el cálculo a través de un modelo de Rayleigh [Hashash et al. 2002] o mediante un modelo independiente de la frecuencia [Phillips, Hashash 2009]; el código permite que la matriz de amortiguamiento viscoso pueda actualizarse durante el cálculo a petición del usuario.

La integración numérica de la ecuación del movimiento se efectúa según el método de Newmark-beta, con parámetros $\gamma = 1/2$ y $\beta = 1/4$, lo que confiere estabilidad numérica incondicional al cálculo.

En resumen, se ha desarrollado en lenguaje de programación Python una aplicación que permite obtener el “input” sísmico en la base dada una serie de aceleraciones en superficie. Esta aplicación automatiza los cálculos de la transformada de puntos sigma simétrica [Julier, Uhlman 2004] y óptima [Cheng, Liu 2011] para abordar el análisis del problema inverso probabilista mediante el método del filtro de Kalman de puntos sigma. Este código lee los registros sísmicos en superficie introducidos por el usuario y resuelve las ecuaciones de estado y observación (1), realiza la estimación de la matriz de ganancia de Kalman (2) y permite la estimación del “input” sísmico en el lecho rocoso ingenieril, siendo éste el parámetro a estimar en el análisis inverso. Tal como se ha anunciado previamente, la ecuación de estado propuesta en el modelo es la identidad, es decir, $f(x) = x$ [Astroza et al. 2017a]; los ruidos del modelo (w_k) y de la medición (u_k) pueden ser introducidos en el programa por el usuario.

Para facilitar la convergencia del análisis inverso se incorpora un procedimiento de cálculo basado en ventanas temporales móviles [Ebrahimian et al. 2018]. Este procedimiento realiza la estimación del “input” sísmico para una porción de observaciones de una duración estimada impuesta por el usuario. Una vez finalizado este cálculo se pasa a otra ventana de la misma duración que comienza una vez transcurrido un determinado lapso (llamado tiempo de deslizamiento) a partir del inicio de la ventana anterior; el valor de este tiempo es definido por el usuario, pudiendo ser igual o menor que la duración de la ventana.

4 Ejemplo de aplicación

Para mostrar la capacidad del algoritmo de deconvolución propuesto, se realiza el análisis inverso en un ejemplo caracterizado por un perfil de terreno y un acelerograma de excitación. Los resultados se comparan con los obtenidos mediante el software de propagación unidimensional DEEPSOIL.

Las aceleraciones sísmicas de entrada (medidas en la superficie) corresponden al registro de Izmit (componente NS) del sismo de Kocaeli (17 de agosto de 1999, $M_w = 7.6$) [Bozorgnia et al. 2014]. En los análisis, la base se supone elástica, se establece un paso temporal de integración de $\Delta t = 0.005$ s, y se emplea el modelo constitutivo MKZ [Hashash et al. 2001a] para simular el comportamiento cíclico del suelo y la formulación independiente de la frecuencia para modelizar el amortiguamiento para pequeñas deformaciones. El perfil de terreno considerado se presenta en la Tabla 1.

Tabla 1. Propiedades del terreno en el modelo de propagación

Capa	Espesor (m)	γ (kN/m ³)	V_s (m/s)	D_{\min} (%)	Deformación de referencia	Presión de ref. (kPa)	β	s	P1	P2	P3
1	1.5	22	250	1	5×10^{-4}	0.101	0.384	1	1	1	15
2	6	22	500	1	5×10^{-4}	0.101	0.384	1	1	1	15
3	8	22	400	1	5×10^{-4}	0.101	0.384	1	1	1	15
4	25	22	800	1	5×10^{-4}	0.101	0.384	1	1	1	15

En la Tabla 1 el espesor se refiere a la altura (potencia) de cada estrato, γ es el peso específico del suelo, V_s es la velocidad de transmisión de ondas S (de corte), D_{\min} es el factor de amortiguamiento para pequeñas deformaciones, la deformación y la presión de referencia son valores que caracterizan el comportamiento de suelo, los coeficientes β y s intervienen en la ecuación hiperbólica que determina la degradación del suelo al crecer su deformación, y P1, P2 y P3 son coeficientes que moderan el crecimiento incontrolado del amortiguamiento para grandes deformaciones.

Los cálculos efectuados parten de aplicar el acelerograma de Kocaeli en la base del modelo (Fig. 1); es destacable que, de hecho, esta operación puede ser considerada como incoherente ya que, tal como se ha mencionado previamente, este acelerograma fue registrado en la superficie. Ya que solamente la aceleración fue registrada, se determinan la velocidad y el desplazamiento mediante integración numérica. Esta excitación se propaga en primer lugar hacia arriba utilizando DEEPSOIL y el modelo propuesto; en segundo lugar, la señal obtenida en la superficie mediante DEEPSOIL se propaga hacia abajo con el modelo de deconvolución no lineal elaborado (no se considera DEEPSOIL ya que éste no es capaz de realizar esta operación teniendo en cuenta el comportamiento no lineal del suelo). La exactitud de este nuevo modelo se verifica comparando las nuevas señales en la base y en las capas intermedias con la inicial (acelerograma de Kocaeli) y con las proporcionadas por DEEPSOIL, respectivamente. Estas comparaciones se efectúan en términos del error promedio (MSE “Mean squared error”). La Tabla 2 muestra la MSE (para la propagación hacia arriba) entre DEEPSOIL y el modelo de propuesto.

Tabla 2. Error entre DEEPSOIL y el modelo de propagación propuesto			
DOF	MSE (%)		
	Desplazamiento	Velocidad	Aceleración
1 (superficie)	0.05	0.22	0.91
2	0.04	0.21	0.83
3	0.13	0.19	0.78
4	0.03	0.14	1.23

La Tabla 2 muestra que el modelo elaborado, a efectos prácticos, es equivalente a DEEPSOIL. La Fig. 2 presenta comparaciones más detalladas; se contrastan las señales de desplazamiento, velocidad y aceleración en la superficie (Fig. 1); también se muestran lazos de histéresis (obtenidos con el modelo de propagación propuesto) en el grado de libertad núm. 3 en términos de tensión tangencial dividida por la tensión vertical (τ / σ) y distorsión angular (γ) en %.

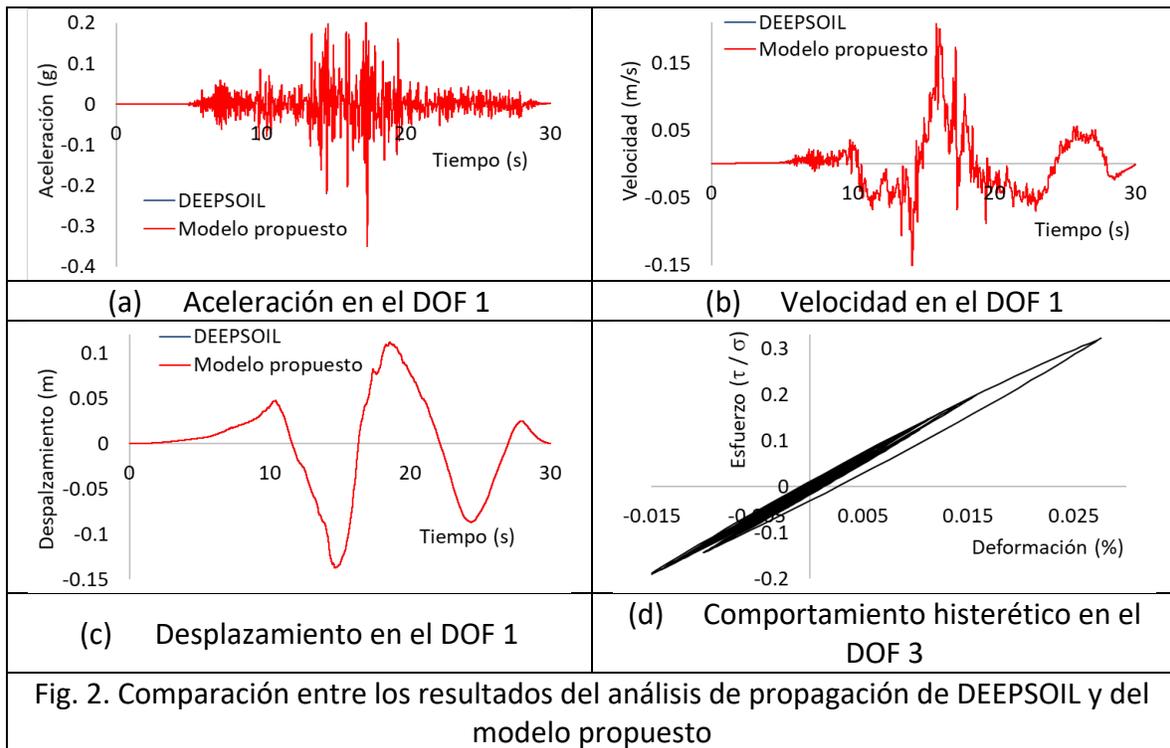


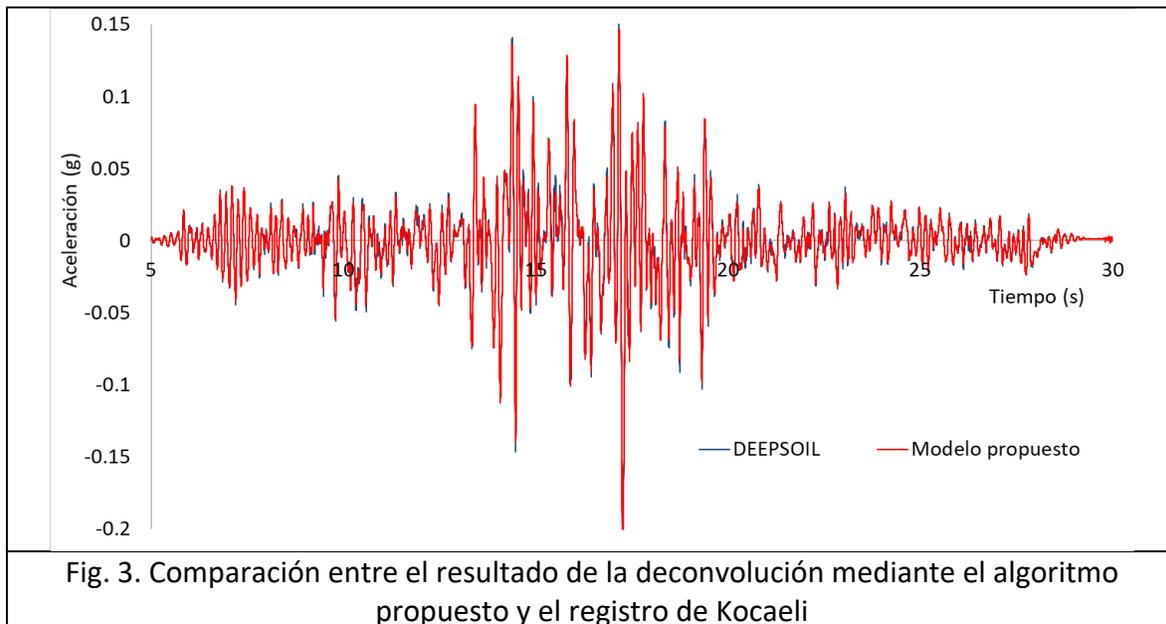
Fig. 2. Comparación entre los resultados del análisis de propagación de DEEPSOIL y del modelo propuesto

La Fig. 2.a, la Fig. 2.b y la Fig. 2.c muestran que las respuestas de DEEPSOIL y del modelo propuesto son prácticamente indistinguibles; la Fig. 2.d ilustra el comportamiento no lineal del suelo.

La Tabla 3 presentan la comparación de resultados entre DEEPSOIL y la propagación no lineal propuesta.

DOF	MSE (%)		
	Desplazamiento	Velocidad	Aceleración
1 (Superficie)	0.0	0.06	0.44
2	0.01	0.06	0.38
3	0.08	0.06	0.32
4	0.03	0.16	1.59
Lecho rocoso	0.05	0.46	9.96

La Tabla 3 muestra que el ajuste entre la señal deconvolucionada y la proporcionada por DEEPSOIL (grados de libertad 1 a 4) es satisfactoria; en cuanto al lecho rocoso, el parecido con el acelerograma inicial es también correcto. En este sentido, la Fig. 3 presenta una comparación más detallada.



Como se puede observar en la Fig. 3, el algoritmo de propagación proporciona un “input” sísmico en el lecho rocoso ingenieril que coincide, a todos los efectos prácticos, en el acelerograma de entrada. Este parecido parece apuntar que el algoritmo propuesto es preciso y permite realizar la deconvolución de la señal sísmica en superficie hasta cualquier profundidad en régimen no lineal.

5 Conclusiones

En este trabajo se presenta una metodología para la deconvolución no lineal (efectuando un análisis inverso basado en el filtro de Kalman de puntos sigma) de acelerogramas medidos en la superficie.

Se desarrolla un ejemplo de aplicación en un suelo formado por cuatro capas; el cálculo consiste en propagar hacia arriba un acelerograma desde el lecho rocoso y en deconvolucionar a continuación la señal obtenida en la superficie para obtener de nuevo el acelerograma en la base. Se observa que el ajuste entre ambas señales es plenamente satisfactorio; esta concordancia puede interpretarse como una indicación de que el algoritmo propuesto es suficientemente exacto.

En futuras investigaciones se tendrá en cuenta la incorporación de la generación y disipación del exceso de presión de poros generado por excitación cíclica de los suelos y su licuefacción. También se puede extender el modelo propuesto de análisis inverso para que no sólo determine en la base, sino también los parámetros dinámicos del terreno.

6 Agradecimientos

Este trabajo ha recibido apoyo financiero del Gobierno español (Ministerio de Ciencia y Tecnología), proyectos BIA2014-60093-R, BIA2017-82594-R y CGL2015-6591.

Referencias

- [1] Astroza R, Ebrahimian H, Li Y, Conte JP. (2017a). Bayesian nonlinear structural FE model and seismic input identification for damage assessment of civil structures. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **93**:661-687.
- [2] Bozorgnia Y et al. (2014) NGA-West2 Research Project. *Earthquake Spectra*, **30**(3): 973-987.
- [3] Cheng Y, Liu Z. (2011). Optimized selection of sigma points in the unscented Kalman filter. *ICECE (International Conference on Electrical and Control Engineering)* Wuhan, China.
- [4] Ebrahimian H, Astroza R, Conte JP, Papadimitriou C. (2018). Bayesian optimal estimation for output-only nonlinear system and damage identification of civil structures. *Structural Control and Health Monitoring*, **25**(9):1-32.
- [5] Groholski DR, Hashash YMA, Kim B, Musgrove M, Harmon J, Stewart JP. (2016). Simplified Model for Small-Strain Nonlinearity and Strength in 1D Seismic Site Response Analysis. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, **142**(9):1-14.
- [6] Hashash YMA, Park D. (2001a). Non-linear one-dimensional seismic ground motion propagation in the Mississippi embayment. *Engineering Geology*, **62**(1-3):185-206.
- [7] Hashash YMA, Hook JJ, Schmidt B, Yao JI. (2001b). Seismic design and analysis of underground structures. *Tunnelling and Underground Space Technology*, **16**(4):247-293.
- [8] Hashash YMA, Park D. (2002). Viscous damping formulation and high frequency motion propagation in non-linear site response analysis. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, **22**(7):611-624.
- [9] Hashash YMA, Groholski DR. (2010). Recent advances in non-linear site response analysis. *Fifth International Conference on Recent Advances in Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics and Symposium in Honor of Professor I.M. Idriss*, San Diego, California.
- [10] Joyner WB, Chen ATF. (1975). Calculation of nonlinear ground response in earthquakes. *Bulletin of the Seismological Society of America*, **65**(5):1315-1336.
- [11] Julier SJ, Uhlmann JK. (2004). Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proceedings of the IEEE*, **92**(3):401-422.
- [12] Kalman RE (1960). A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, *Journal of Basic Engineering*, **82**:35-45.
- [13] Kramer SL. (1996). *Geotechnical earthquake engineering*. Prentice Hall.
- [14] Li C. (2014). A simplified method for prediction of embankment settlement in clays. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **6**(1):61-66.
- [15] Phillips C, Hashash YMA. (2009). Damping formulation for nonlinear 1D site response analyses. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, **29**(7):1143-1158.
- [16] Schnabel PB, Lysmer J, Seed BH. (1972). SHAKE, a computer program for earthquake response analysis of horizontally layered sites. *Pacific Earthquake Engineering Research Center*, Report EERC 72-12.
- [17] Song W. (2017). Generalized minimum variance unbiased joint input-state estimation and its unscented scheme for dynamic systems with direct feedthrough. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **99**:886-920.
- [18] Stewart JP, Kwok AOL, Hashash YM, Matasovic N, Pyke R, Wang Z, Zhaouhi Y. (2008). Benchmarking of Nonlinear Geotechnical Ground Response Analysis Procedures. *Pacific Earthquake Engineering Research Center*, Report 2008/04.
- [19] Wang Y, Fang H, Tian N, Wang Y, Zhou M, Haile MA. (2017). Nonlinear Bayesian Estimation : From Kalman Filtering to a Broader Horizon Nonlinear Bayesian Estimation: From Kalman Filtering to a Broader Horizon. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, **5**(2):401-417.
- [20] Yoshida N. (2015). *Seismic Ground Response Analysis* (Vol. 36). Springer.