



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL

DISEÑO SÍSMICO PARAMÉTRICO DE TÚNELES MEDIANTE
MÉTODOS NUMÉRICOS E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL

MATÍAS ANTONIO PARRA SILVA

PROFESOR GUÍA:
FELIPE OCHOA CORNEJO

MIEMBROS DE LA COMISION:
FRANCISCO HERNÁNDEZ PRADO
GONZALO CORRAL JOFRÉ

SANTIAGO DE CHILE
2022

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA
OPTAR AL TÍTULO DE: Ingeniero Civil
POR: Matías Antonio Parra Silva
FECHA: 2022
PROFESOR GUÍA: Felipe Ochoa Cornejo

DISEÑO SÍSMICO PARAMÉTRICO DE TÚNELES MEDIANTE MÉTODOS NUMÉRICOS E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Este trabajo aborda el diseño de túneles usando técnicas de redes neuronales de aprendizaje profundo (DNN). Se estudiaron tres aspectos: 1) asentamientos, 2) diseño sísmico cinemático, y 3) diseño sísmico dinámico. Los algoritmos se desarrollaron con TensorFlow y Python, optimizando el uso del software de elementos finitos PLAXIS 2D. Así, se crearon y procesaron modelos numéricos como datos de entrada para entrenar y validar los algoritmos de inteligencia artificial (IA).

La construcción de un túnel genera subsidencia en el terreno a nivel de superficie, que puede afectar y causar daños a las estructuras existentes (Bobet, 2001), especialmente en zonas urbanas que cuentan con una alta densidad de edificación. Este trabajo presenta un modelo de IA para estimar el asentamiento en superficie, el que considera las propiedades del terreno, características del sostenimiento, sobrecargas y el proceso de excavación (NATM). Los resultados de las pruebas hechas utilizando algoritmos de redes neuronales profundas reflejan una buena capacidad predictiva en todas las observaciones realizadas, presentando un coeficiente de determinación R^2 cercano a uno y error absoluto medio MAE bajo en todas las variables estudiadas, consistentemente.

El diseño sísmico cinemático es un método simplificado que ignora las fuerzas de inercia y simula la carga sísmica mediante una deformación de campo lejano, la principal ventaja es que requiere de una baja capacidad computacional y tiempo de cálculo. Se hace uso de esta metodología, en conjunto con un modelo de IA para estimar la respuesta sísmica de un túnel en cuanto a esfuerzos y deformaciones del revestimiento. Adicionalmente, se obtienen curvas de fragilidad a partir de un análisis dinámico considerando una estratificación de suelos características de un sitio según la norma Chilena Nch433 y el Decreto Supremo 61, usando análisis incremental dinámico (IDA). Se usaron 10 registros sísmicos del terremoto del Maule de 2010 $M_w = 8.8$, escalados y aplicados en el basamento rocoso. A partir de los resultados, queda en evidencia que la probabilidad de daño está influenciada por las características locales de sitio, siendo el suelo tipo A en donde se exhibe la menor probabilidad de daño, la que aumenta sistemáticamente según disminuye la calidad geotécnica del terreno.

DEDICATORIA

A mis abuelos, padres y hermanos. Mi amada familia.

AGRADECIMIENTOS

A mis abuelos, personas humildes y de campo, quienes me criaron, inculcaron sus valores y ganas de salir adelante a pesar de las desigualdades. Ellos, mi ejemplo de vida y quienes dieron todo de sí para que yo pudiera estudiar. Espero algún día retribuirles todo su esfuerzo, más allá del incondicional amor que les tengo.

A mis padres, quienes han sido un pilar fundamental en mi vida brindándome su constante apoyo. Gracias por todo.

A mi pareja, por brindarme su amor y cariño. Por comprenderme, te amo.

Gracias a mi profesor guía, Don Felipe Ochoa, por darme la oportunidad y su constante apoyo durante todo el proceso de investigación, así como también por transmitirme su pasión por la geotecnia.

A los profesores integrantes de la comisión, por su aporte en aspectos claves de esta investigación, y por tener la mejor voluntad para responder a las dudas.

A mis amigos, Ignacio (Pousito), JP, Luisito y Jaime, con quienes a pesar de la pandemia estuvimos siempre comunicados, haciendo cada día más llevadero. Gracias por los buenos momentos.

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Antecedentes Generales.....	1
1.2. Objetivo General	5
1.4. Estructura de la Memoria	5
2. MARCO TEÓRICO	7
2.1. DISEÑO ESTÁTICO DE TÚNELES	7
2.1.1. Estado de tensiones	7
2.1.2. Interacción Túnel Sostenimiento.....	17
2.1.3. Método de Rigidez Relativa	29
2.1.4. Asentamientos Superficiales Producto de la Excavación del Túnel.....	33
2.2. DISEÑO SÍSMICO DE TÚNELES: MÉTODO CINEMÁTICO.....	42
2.2.1. Soluciones Analíticas Para el Diseño por Desangulación	44
2.2.2. Solución Numérica Para el Diseño por Desangulación	49
2.2.3. Comparación Entre Modelos Analíticos y Numéricos	50
2.3. DISEÑO SÍSMICO DE TÚNELES: MÉTODO DINÁMICO	54
2.3.1. Condiciones de Borde para Modelos Dinámicos en PLAXIS 2D	54
2.3.2. Deconvolución de Registro Sísmicos	56
3. MODELACIÓN NUMÉRICA EN PLAXIS 2D	58
3.1. Proceso de Modelación Mediante la Interfaz de PLAXIS 2D	58
3.1.1. Propiedades del Modelo	58
3.1.2. Definir Materiales.....	59
3.1.3. Geometría del Túnel	62
3.1.4. Solicitación Sísmica.....	63
3.1.5. Malla de Elementos Finitos.....	63
3.1.6. Interfaz Suelo-Estructura	65
3.1.7. New Austrian Tunneling Method (NATM)	66
3.1.8. Modelación de la Secuencia Constructiva	68
3.1.9. Visualización y Análisis de Resultados en PLAXIS 2D Output	72
3.2. Codificación en Python de modelos 2D	74
3.3. Modelos Constitutivos.....	77

3.3.1.	Modelo Mohr-Coulomb (MC)	77
3.3.2.	Modelo Hardening Soil (HS)	80
3.3.3.	Modelo Hardening Soil with Small-Strain Stiffness (HS-Small).....	85
4.	PARÁMETROS DE ENTRADA Y SALIDA PARA LA MODELACIÓN EN PLAXIS	
2D		89
4.1.	Modelos Cinemáticos.....	89
4.1.1.	Parámetros de Entrada Modelos Cinemáticos.....	89
4.1.2.	Variables de Salida de Modelos Cinemáticos.....	90
4.2.	Modelos Dinámicos.....	96
4.2.1.	Parámetros de Entrada Modelos Dinámicos.....	98
4.2.2.	Parámetros de Salida de Modelos Dinámicos	102
5.	ANÁLISIS DE ASENTAMIENTOS.....	104
5.1.	General	104
5.2.	Introducción.....	105
5.3.	Machine Learning.....	110
5.4.	Metodología	115
5.5.	Resultados	117
5.5.1.	Análisis de sensibilidad.....	117
5.5.2.	Modelo DNN para asentamientos.....	123
5.6.	Discusión	132
5.7.	Conclusiones.....	135
6.	ANÁLISIS DE ESFUERZOS Y DEFORMACIONES DEL REVESTIMIENTO	
PRODUCTO DE LA ACCIÓN SÍSMICA		136
6.1.	Introducción.....	136
6.2.	Metodología	139
6.3.	Resultados	140
6.3.1.	Análisis de Sensibilidad	140
6.3.2.	Respuesta Sísmica de Túneles Mediante DNN.....	146
6.4.	Discusión	158
6.5.	Conclusiones.....	159
7.	CURVAS DE FRAGILIDAD	160
7.1.	Introducción.....	160
7.2.	Análisis Incremental Dinámico (IDA).....	160
7.3.	Definición de Estados de Daño	161

7.4.	Parámetros de las Curvas de Fragilidad	163
7.5.	Resultados	165
7.5.1.	Resistencia Estructural del Revestimiento.....	165
7.5.2.	Gráficos de Evolución de Daños en el Túnel.....	168
7.5.3.	Gráficos Curvas de Fragilidad	172
7.6.	Discusión	179
7.7.	Conclusiones.....	181
8.	CONCLUSIONES GENERALES Y RECOMENDACIONES.....	182
8.1.	Conclusiones.....	182
8.2.	Recomendaciones	185
	BIBLIOGRAFÍA	187
	ANEXOS	197
	ANEXO A: MACHINE LEARNING – Conceptos Generales.....	197
A.1	Función de Pérdida y Algoritmo de Optimización	202
A.2	Función de Activación.....	203
A.3	Inicializadores	205
A.4	Subajuste y Sobreajuste	206
A.5	TensorFlow 2.0.....	208
ANEXO B:	Selección de Parámetros Modelos Cinemáticos.....	209
ANEXO C:	Parámetros HS-Small Para Diferentes Tipos de Suelos de la Norma Chilena. 213	
ANEXO D:	Parámetros de Entrada para Evaluación de Desempeño de Redes Neuronales 218	
D.1	Datos de Prueba para Asentamientos	218
D.2	Datos de Prueba para Respuesta Sísmica	221
ANEXO E:	Registros sísmicos utilizados en modelos dinámicos.....	226
ANEXO F:	Ecuaciones Diagrama de Interacción.....	228

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Antecedentes Generales

El diseño sísmico de estructuras subterráneas está dominado por los desplazamientos impuestos por el terreno circundante (Bobet, 2010), a diferencia de las estructuras en superficie, controladas por las fuerzas de inercia generadas por su movimiento. Además, las estructuras subterráneas usualmente son muy extensas, atravesando depósitos de suelos variable, siendo necesario modificar y actualizar constantemente el diseño de manera eficiente (Hashash et al., 2001), según los requerimientos de diseño.

Actualmente, existen dos enfoques de diseño sísmico para estructuras subterráneas del tipo túnel: 1) cinemático, y 2) dinámico. El enfoque pseudo-estático o cinemático ignora las fuerzas de inercia, siendo la sollicitación sísmica simulada como una deformación de campo lejano aplicada en el borde del depósito de suelo (Hashash et al., 2005), siendo las deformaciones por ovalamiento de la sección transversal provocadas por las ondas de corte propagándose verticalmente (Penzien, 2000). El enfoque dinámico incluye la carga sísmica mediante un registro de aceleraciones y considera análisis no-lineales, que permite incluso modelar eficientemente la interacción suelo-estructura.

La región Metropolitana de Santiago consta de una población que supera los 7 millones de habitantes (Censo 2017, Instituto Nacional de Estadísticas INE). Según Metro de Santiago (Reporte de Sostenibilidad, 2019) previo a la crisis social y posterior pandemia Covid-19, más 2.8 millones de pasajeros utilizaban diariamente el servicio de metro, el cual cuenta con una red de siete líneas operativas, sumando 140 km, gran parte correspondiente a instalaciones subterráneas. Actualmente se ejecuta la construcción de las líneas 2, 3, y 4, y se planean las nuevas líneas 7, 8, y 9 que sumarán 75 km adicionales de red. Por otro lado, la industria minera es una de las actividades productivas más importantes del país, ya que representa el 10% del PIB, 60% de las exportaciones y 20 % de los ingresos fiscales (Consejo minero, 2020), y actualmente está apostando por la minería subterránea, construyendo y habilitando espacios para la extracción de los minerales. El caso más emblemático corresponde al de la mina Chuquicamata subterránea, cuyo proyecto contempla la transformación de la mina de rajo abierto más grande del mundo en una gigantesca operación bajo tierra a más de dos kilómetros de profundidad desde la superficie, que pretende extraer cerca de 1700 millones de toneladas de mineral de cobre, ampliando en más de 40 años la vida útil de esta mina (Codelco, 2014). Actualmente, 11% de la producción total de cobre proviene de túneles mineros y se espera que esa cifra alcance el 14% en el año 2030, transformándose en un motor de incentivo e inversión en nuevos y modernos espacios subterráneos.

Las actuales filosofías de diseño, en conjunto con los desafiantes proyectos subterráneos que se están desarrollando en Chile, y la adaptación de nuevas tecnologías, abren oportunidades de desarrollo en lo que respecta al manejo de grandes volúmenes de datos y análisis. En este contexto, se presentan oportunidades de investigación que permitan diseñar utilizando técnicas modernas, usando la elevada capacidad computacional con la que se cuenta hoy en día, así como herramientas de análisis de datos como lo son los algoritmos de aprendizaje automático. El aprendizaje automático (AA) es una parte de lo que se conoce como inteligencia artificial (IA), consiste en el estudio de algoritmos computacionales que mejoran constantemente a través del análisis de datos (Mitchel, 1997). Existen dos categorías de aprendizaje automático: 1) Aprendizaje supervisado, y 2) Aprendizaje no supervisado, el primero aprende de datos que contienen tanto parámetros de entrada como las salidas deseadas, para luego predecir sobre un conjunto nuevo de datos. Por otra parte, el aprendizaje no supervisado toma un conjunto de datos que contiene sólo entradas para encontrar algún tipo de estructura que permita categorizarlos.

En el contexto presentado, este trabajo entrena modelos de redes neuronales profundas (DNN), perteneciente a la categoría de aprendizaje automático supervisado, con el objetivo de predecir los asentamientos y la respuesta sísmica en túneles. Específicamente, esta investigación tiene tres grandes partes: 1) Asentamientos, 2) diseño cinemático, y 3) diseño dinámico. El análisis de asentamientos está enfocado en entrenar un algoritmo de inteligencia artificial cuya finalidad es predecir la respuesta estática y los asentamientos del suelo por la construcción del túnel con método NATM (New Austrian tunnelling method) utilizando un modelo constitutivo Mohr-Coulomb, evaluando el máximo asentamiento en superficie, ancho de influencia de la cubeta de asentamientos, y el radio plástico en el contorno del túnel. Para ello, se estudia la influencia de las variables de entrada en la respuesta del túnel mediante un análisis de sensibilidad para definir los parámetros más relevantes que expliquen el comportamiento en cuanto a esfuerzos y deformaciones entregado por los modelos numéricos. Una vez establecidas las variables de entrada y salida, se procede a generar y almacenar la información de cada uno de los modelos numéricos que conforman la base de datos con los que se entrenan los algoritmos de redes neuronales profundas. Las pruebas de desempeño de estos modelos indica una buena capacidad predictiva (alto coeficiente de determinación R^2 y bajo error), la que se explica principalmente por dos motivos: 1) La considerable cantidad y calidad de los datos con la que se entrenan los modelos, y 2) la representatividad de las variables seleccionadas mediante el análisis de sensibilidad.

La segunda parte presenta la aplicación de estas metodologías al diseño sísmico cinemático, similar al primer análisis, pero incluyendo la variable pseudoestática, la cual se aplica induciendo una desangulación en el túnel. El desplazamiento se aplica en una fase posterior a la última etapa constructiva (una vez que han finalizado todos los asentamientos asociados a la construcción del túnel), evaluando el máximo esfuerzo axial (N_{max}), de corte (Q_{max}), y momento de flexión anular (M_{max}), en conjunto con los desplazamientos horizontales y verticales en 4 puntos de control del revestimiento. Siguiendo el mismo procedimiento descrito en la parte inicial, se procede a entrenar los algoritmos de redes neuronales profundas, los que similarmente evidencian buenos resultados en la predicción de la respuesta sísmica mediante la metodología cinemática, para todas las variables de control.

La tercera parte estudia la vulnerabilidad sísmica de túneles construidos en diferentes tipos de suelos (A, B, C, D y E) según una estratificación representativa para una clasificación sísmica según la norma chilena Nch433 y Decreto Supremo 61, donde se utiliza el modelo constitutivo Hardening Soil Small, usando el análisis incremental dinámico IDA (Argyroudis & Pitilakis, 2012), escalando las señales de los registros de aceleraciones de las estaciones que registraron el terremoto Mw 8.8 Maule 2010 a diferentes niveles de intensidad sísmica, usando de referencia el PGA. Se establecen los índices de daño como la relación entre el máximo momento flector (M) observado en los modelos numéricos y la resistencia estructural (M_R) obtenida mediante el diagrama de interacción de la sección de túnel, el cual es generado según la norma ACI-318. Los resultados de las curvas de fragilidad obtenidas evidencian una fuerte dependencia de las condiciones locales de sitio, donde las probabilidades de daño aumentan la respuesta de sitio al disminuir las condiciones geotécnicas del terreno.

Para finalizar, cabe destacar que los modelos numéricos se desarrollan en el programa de elementos finitos PLAXIS 2D versión 2021, que incorpora una API (Application Programming Interfaces) para codificar la generación de modelos en función de ciertos parámetros de entrada, utilizando un software externo como plataforma, que en este caso es Python. De esta manera, se logra automatizar la generación, procesamiento, análisis, y almacenamiento de 105948 modelos cinemáticos y 500 modelos dinámicos.

La siguiente figura presenta el diagrama de flujo general de la investigación desarrollada.

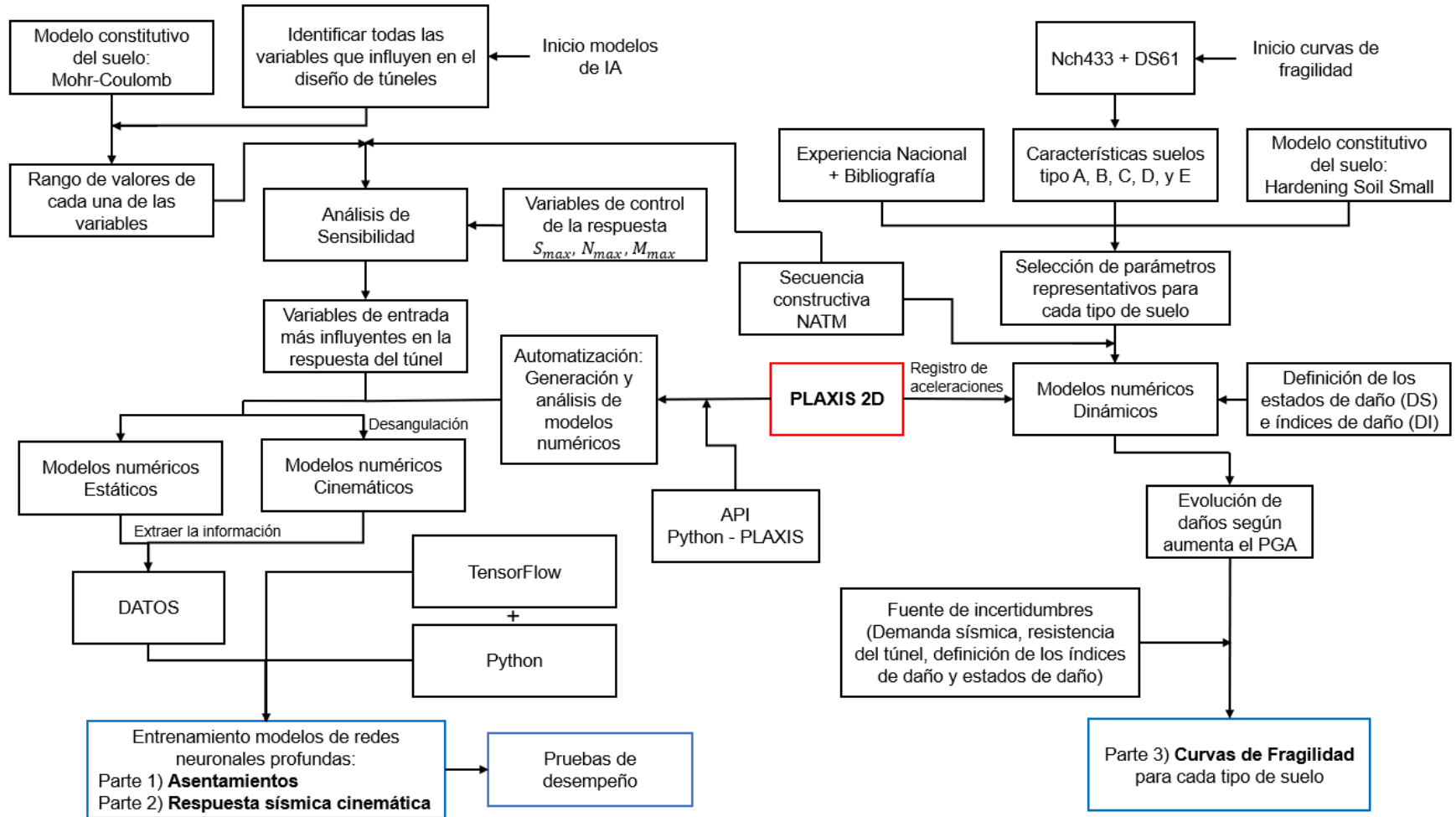


Figura 1.1 Diagrama de flujo general del trabajo de investigación.

1.2. Objetivo General

Generar una herramienta inteligente capaz de predecir el comportamiento estático y sísmico de túneles, desarrollada en el contexto de los suelos clasificados por la norma sísmica, complementándolo con el desarrollo de curvas de fragilidad.

1.3. Objetivos Específicos

- Entender el estado del arte referente al diseño estático y sísmico de túneles.
- Desarrollar y calibrar modelos numéricos en PLAXIS 2D para evaluar el comportamiento de túneles.
- Integrar y automatizar la generación, cálculo, procesamiento y análisis de modelos numéricos.
- Generar una base de datos a partir de la cual se entrenará algoritmos de inteligencia artificial (Deep Neural Networks).
- Evaluar la precisión de los algoritmos en la predicción del comportamiento estático y sísmico de túneles.
- Establecer índices de daño y desarrollar curvas de fragilidad mediante modelos numéricos dinámicos.

1.4. Estructura de la Memoria

El presente trabajo de título se compone de 7 capítulos, incluyendo la introducción. En el capítulo 2 se presentan los principales antecedentes bibliográficos sobre la teoría de túneles, abarcando el tema de estados tensionales y desarrollo de las ecuaciones de Kirsch, las cuales permiten analizar la redistribución de tensiones alrededor de una excavación tipo túnel. Por otra parte, en este capítulo se revisan las ecuaciones de las curvas características y curvas de confinamiento del túnel, mediante las cuales se puede evaluar el comportamiento del terreno y del sostenimiento en cuanto a esfuerzos y deformaciones.

Adicionalmente, se aborda lo referente al diseño sísmico de túneles, desde una perspectiva analítica y de modelación. Se comienza con las soluciones analíticas que proponen varios autores para evaluar los esfuerzos en el revestimiento producto de la acción sísmica, además, se utiliza el concepto de desangulación para introducir un método numérico de diseño sísmico, denominado “método cinemático”. Así también, se describen los principales detalles asociados a otro método de diseño sísmico; el “método dinámico”, que consiste en imponer la sollicitación sísmica como un registro de aceleraciones en la base del modelo.

El capítulo 3 aborda lo fundamental de la modelación numérica en PLAXIS 2D, se muestran cada uno de los pasos de modelación desde la interfaz de PLAXIS, para luego pasar a lo que es la codificación en Python de los modelos numéricos de túneles.

En el capítulo 4 se presentan los parámetros de entrada de cada uno de los modelos numéricos cinemáticos, así como también las variables de salida que se rescatan al finalizar cada uno de los cálculos. Por otro lado, se presentan los parámetros de los suelos A, B, C, D y E de la norma Nch433 y decreto Supremo 61, según el modelo constitutivo Hardening Soil Small, así como también las propiedades estructurales del revestimiento.

El capítulo 5 presenta el análisis de asentamientos, para lo cual se describen los principales aspectos teóricos asociados a este tema. Se presentan los resultados del análisis de sensibilidad para el máximo asentamiento en superficie y los resultados de las pruebas de desempeño sobre los algoritmos de redes neuronales profundas (DNN) para estimar el máximo asentamiento en superficie, ancho de la cubeta de asentamientos y radio plástico del túnel. En este capítulo se describe también lo referente a los algoritmos de inteligencia artificial, se mencionan aspectos generales, explicando en qué consisten, así como sus capacidades y alcances. Se hace énfasis en las redes neuronales profundas, abarcando conceptos de funciones de activación, funciones de pérdida, algoritmos de optimización, inicializadores, ajuste de modelos, etc.

El capítulo 6 da a conocer los resultados del análisis de esfuerzos y deformaciones producto de una sollicitación sísmica utilizando redes neuronales profundas. Así también, se presenta un análisis de sensibilidad para las variables de máximo esfuerzo axial N_{max} y máximo momento flector M_{max} .

El capítulo 7 describe el concepto de curvas de fragilidad como una herramienta para evaluar la vulnerabilidad sísmica de túneles. Se definen los estados de daño, así como también, la distribución de probabilidad que describe la forma de las curvas de fragilidad. Finalmente se presentan los resultados de los gráficos de evolución de daños, curvas de fragilidad y matriz de probabilidad para cada tipo de suelo.

Finalmente, en el capítulo 8 se incluyen las conclusiones generales de esta investigación, así como también las principales recomendaciones para futuras investigaciones.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. DISEÑO ESTÁTICO DE TÚNELES

El diseño estático de túneles apunta a estimar las cargas que actúan sobre el soporte mediante formulaciones de la mecánica de suelos. Sin embargo, llegar a hacer estimaciones suficientemente buenas requiere un análisis preliminar del estado tensional del suelo que será objeto de la excavación, para luego evaluar la interacción suelo-estructura. Durante la construcción del túnel, el estado tensional cambia generando un desequilibrio en el terreno e induciendo deformaciones que pueden provocar que el suelo colapse en torno a la excavación. Inicialmente, se puede suponer un medio homogéneo, isotrópico, lineal, y elástico, en conjunto con la teoría de la elasticidad.

2.1.1. Estado de tensiones

Para derivar el estado tensional considérese el cuerpo continuo que se presenta en la Figura 2.1, el que está siendo solicitado mediante diversas cargas y que se encuentra en equilibrio. Por lo anterior, cualquier elemento diferencial del sólido se encuentra también en equilibrio y queda definido completamente por nueve tensiones (tres normales y seis paralelas al plano de corte), estas tensiones actúan todas al mismo tiempo en el elemento diferencial y pueden ser representadas de manera matricial mediante el tensor de tensiones (Beltrán, 2015).

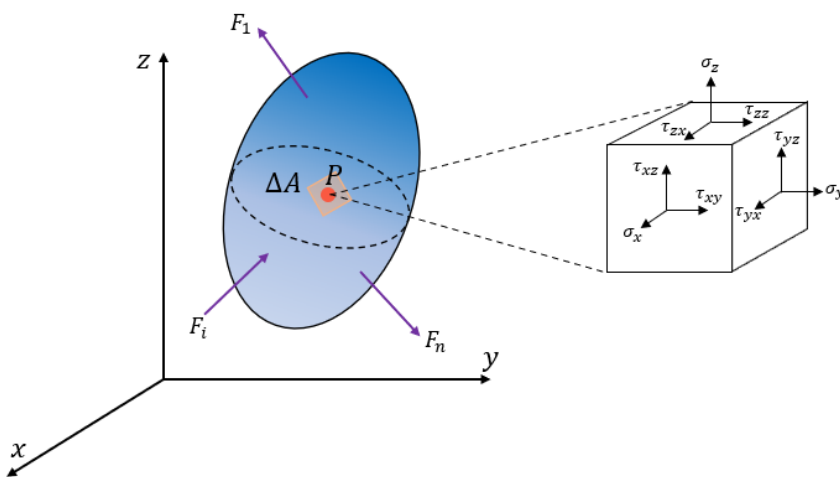


Figura 2.1 Sólido en equilibrio y tensiones de un punto infinitesimal.

(adaptado de Timoshenko & Goodier, 1970).

Mediante las ecuaciones de equilibrio se puede relacionar los esfuerzos internos con las fuerzas externas aplicadas. De aquí en adelante, se considera un estado de tensiones planas (Figura 2.2), donde σ_x y σ_y son las tensiones principales de sus respectivos ejes cartesianos.

Para un estado de tensiones plano y sin fuerzas externas aplicadas, las ecuaciones de equilibrio se pueden expresar de la siguiente manera (Timoshenko & Goodier, 1970):

$$\frac{\partial \sigma_x}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{xy}}{\partial y} = 0 \quad (2.1)$$

$$\frac{\partial \sigma_y}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{xy}}{\partial x} = 0 \quad (2.2)$$

Si se deriva la ecuación (2.1) con respecto a "x" y la ecuación (2.2) respecto de "y" entonces la ecuación de equilibrio se puede escribir de la forma.

$$\frac{\partial^2 \sigma_{xy}}{\partial x \partial y} = -\frac{\partial^2 \sigma_x}{\partial x^2} = -\frac{\partial^2 \sigma_y}{\partial y^2} \quad (2.3)$$

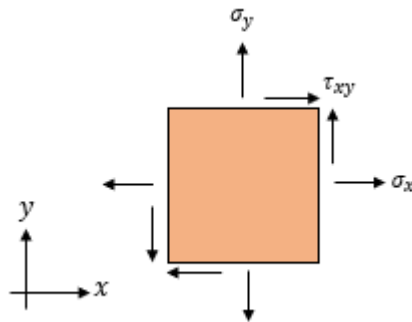


Figura 2.2 Estado de tensiones plano de un punto infinitesimal.

2.1.1.1. Ecuaciones constitutivas

En la mecánica de sólidos las ecuaciones constitutivas permiten caracterizar la respuesta de un determinado material frente a las cargas externas, relacionando las componentes del campo de tensiones con el de deformaciones. Las ecuaciones constitutivas tensiones planas elásticas son:

$$\epsilon_x = \frac{1}{E} (\sigma_x - \nu \sigma_y) \quad (2.4)$$

$$\epsilon_y = \frac{1}{E}(\sigma_y - \nu\sigma_x) \quad (2.5)$$

$$\gamma_{xy} = \frac{1}{G}\tau_{xy} = \frac{2(1 + \nu)}{E}\tau_{xy} \quad (2.6)$$

Donde:

- E : Módulo de Young [MPa]
- G : Módulo de Corte [MPa]
- ν : Módulo de Poisson [-]

La relación entre el módulo de deformación " E " y módulo de corte " G " si se supone material isotrópico está dada por:

$$G = \frac{E}{2(1 + \nu)} \quad (2.7)$$

2.1.1.2. Ecuaciones de Compatibilidad

Las ecuaciones de compatibilidad son necesarias en el problema mecánico de equilibrio para asegurar que la solución buscada es compatible con las condiciones de contorno. En ese sentido, si se cumplen las ecuaciones de compatibilidad, garantizan un campo de desplazamientos compatibles con las deformaciones calculadas. Dicho de otra manera, las ecuaciones de compatibilidad son necesarias para asegurar la integrabilidad del campo de desplazamientos en términos de las componentes del tensor de deformaciones.

Las ecuaciones de compatibilidad, para un estado de deformación plano y desplazamiento determinado, se pueden expresar de la siguiente manera.

$$\epsilon_x = \frac{\partial u}{\partial x} \quad (2.8)$$

$$\epsilon_y = \frac{\partial v}{\partial y} \quad (2.9)$$

$$\gamma_{xy} = \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial y} \quad (2.10)$$

Si se deriva (2.8) dos veces respecto a "y", (2.9) dos veces respecto a "x" y (2.10) respecto de "x" y respecto de "y" se puede demostrar que:

$$\frac{\partial^2 \epsilon_x}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \epsilon_y}{\partial x^2} = \frac{\partial^2 \gamma_{xy}}{\partial x \partial y} \quad (2.11)$$

Sustituyendo (2.4), (2.5) y (2.6) en (2.11) se tiene que:

$$\frac{\partial^2}{\partial y^2} (\sigma_x - \nu \sigma_y) + \frac{\partial^2}{\partial x^2} (\sigma_y - \nu \sigma_x) = 2(1 + \nu) \frac{\partial^2 \tau_{xy}}{\partial x \partial y} \quad (2.12)$$

Para resolver la ecuación (2.12) se utiliza la función potencial de esfuerzos de Airy " ϕ ", la cual se relaciona con las componentes del tensor de tensiones de la siguiente manera (Petri, 1997):

$$\sigma_x = \frac{\partial^2 \phi}{\partial y^2} \quad (2.13)$$

$$\sigma_y = \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} \quad (2.14)$$

$$\tau_{xy} = -\frac{\partial^2 \phi}{\partial x \partial y} \quad (2.15)$$

Notar que las expresiones anteriores cumplen con las ecuaciones de equilibrio, por lo tanto, se pueden reemplazar en la expresión (2.12), obteniendo lo siguiente:

$$\frac{\partial^4 \phi}{\partial x^2} + 2 \frac{\partial^4 \phi}{\partial x^2 \partial y^2} + \frac{\partial^4 \phi}{\partial y^2} \equiv \nabla^2 (\nabla^2 \phi) \equiv \nabla^4 \phi = 0 \quad (2.16)$$

Luego, cualquier función $\phi(x, y)$ que satisfaga la ecuación anterior también satisface las ecuaciones de equilibrio, compatibilidad y constitutivas. En coordenadas polares, la expresión (2.16) queda:

$$\nabla^4 \phi = \left(\frac{\partial^2}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} + \frac{1}{r^2} \frac{\partial}{\partial \theta^2} \right) \left(\frac{\partial^2 \phi}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial \phi}{\partial r} + \frac{1}{r^2} \frac{\partial \phi}{\partial \theta^2} \right) = 0 \quad (2.17)$$

La relación entre las tensiones en coordenadas polares y la función de esfuerzos de Airy queda dado por:

$$\sigma_r = \frac{1}{r} \frac{\partial \phi}{\partial r} + \frac{1}{r^2} \frac{\partial^2 \phi}{\partial \theta^2} \quad (2.18)$$

$$\sigma_\theta = \frac{\partial^2 \phi}{\partial r^2} \quad (2.19)$$

$$\tau_{r\theta} = -\frac{\partial}{\partial r} \left(\frac{1}{r} \frac{\partial \phi}{\partial \theta} \right) \quad (2.20)$$

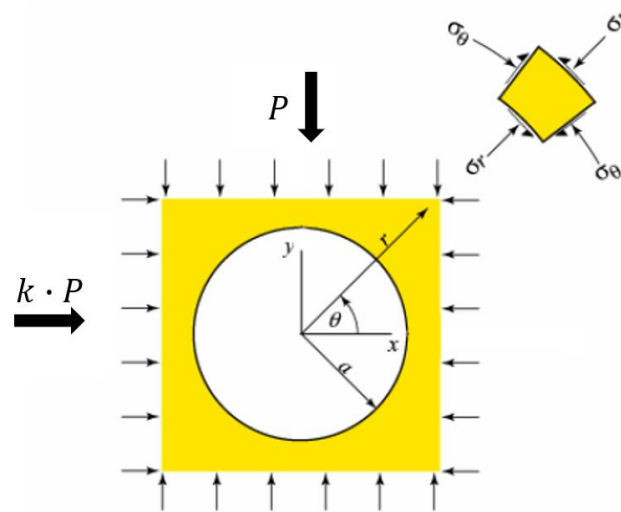


Figura 2.3 Análisis tensional alrededor de una excavación subterránea (Ederhardt, 2017).

Para resolver la ecuación (2.17) hay que plantear las siguientes condiciones de borde (basándose en la Figura 2.3), donde las tensiones externas vertical “P” y horizontal “kP” están aplicadas en el infinito. Si, $r = a$ las tensiones en el contorno interior de la excavación son nulas, ya que no hay sostenimiento que actúe como tensiones de reacción en el contorno interior.

$$\Rightarrow \sigma_r = \tau_{r\theta} = 0 \quad (2.21)$$

Por otra parte, si $r \rightarrow \infty$ la distribución de tensiones en las coordenadas del problema se puede escribir como:

$$\Rightarrow \sigma_r = \frac{p}{2} [(1+k) - (1-k) \cos(2\theta)] \quad (2.22)$$

$$\Rightarrow \sigma_\theta = \frac{p}{2} [(1+k) + (1-k) \cos(2\theta)] \quad (2.23)$$

$$\Rightarrow \tau_{r\theta} = \frac{p}{2} [(1-k) \sin(2\theta)] \quad (2.24)$$

En la expresión (2.21) está reflejado el hecho de que en el contorno de la excavación los esfuerzos de corte y radial son nulos, ya que el túnel está sin revestir y no hay nada que actúe como reacción a los esfuerzos del borde. Las ecuaciones (2.24) son la transformación de esfuerzos a partir del círculo de Mohr, considerando que, para una distancia suficientemente grande, las tensiones tienden a $k \cdot P$ en la horizontal y P en la vertical.

Notar que la solución del problema debe variar con $\cos(2\theta)$, por lo tanto, la solución planteada debe ser de la forma:

$$\phi(r, \theta) = f(r) \cdot \cos(2\theta) \quad (2.25)$$

Al sustituir (2.25) en (2.17) queda una ecuación diferencial para $f(r)$:

$$\left(\frac{d^2}{dr^2} + \frac{1}{r} \frac{d}{dr} - \frac{4}{r^2} \right) \left(\frac{d^2 f}{dr^2} + \frac{1}{r} \frac{df}{dr} - \frac{4f}{r^2} \right) = 0 \quad (2.26)$$

Cuya solución general es de la forma:

$$f(r) = Ar^2 + Br^4 + C \frac{1}{r^2} + D \quad (2.27)$$

Con lo cual $\phi(r, \theta)$ queda dado por la expresión:

$$\phi(r, \theta) = \left(Ar^2 + Br^4 + C \frac{1}{r^2} + D \right) \cos(2\theta) \quad (2.28)$$

Reemplazando (2.28) en (2.18), (2.19), y (2.20) se obtiene que:

$$\sigma_r = \frac{1}{r} \frac{\partial \phi}{\partial r} + \frac{1}{r^2} \frac{\partial^2 \phi}{\partial \theta^2} = - \left(2A + \frac{6C}{r^4} + \frac{4D}{r^2} \right) \cos(2\theta) \quad (2.29)$$

$$\sigma_{\theta} = \frac{\partial^2 \phi}{\partial r^2} = \left(2A + 12Br^2 + \frac{6C}{r^4} \right) \cos(2\theta) \quad (2.30)$$

$$\tau_{r\theta} = -\frac{\partial}{\partial r} \left(\frac{1}{r} \frac{\partial \phi}{\partial \theta} \right) = \left(2A + 6Br^2 - \frac{6C}{r^4} - \frac{2D}{r^2} \right) \sin(2\theta) \quad (2.31)$$

Al evaluar las condiciones de borde presentadas en (2.21) y (2.24) se obtiene el valor de las constantes:

$$A = -\frac{pk}{2} \quad (2.32)$$

$$B = 0 \quad (2.33)$$

$$C = -\frac{pka^4}{2} \quad (2.34)$$

$$D = \sigma ka^2 \quad (2.35)$$

Al reemplazar el valor de estas constantes en las ecuaciones (2.29), (2.30) y (2.31) se obtienen las ecuaciones de Kirsch (Roynance, 2001). Estas ecuaciones describen la distribución de esfuerzos alrededor de un orificio de radio "a" en un material isotrópico, lineal y elástico, frente a un estado de cargas uniformes y tomando como suposición que el efecto de la gravedad es despreciable debido a que el túnel se encuentra a gran profundidad. Estas suposiciones son generalmente verdaderas a una profundidad superior a 6 o 7 veces el diámetro (Mindlin, 1940).

$$\sigma_r = \frac{p}{2} \left[(1+k) \left(1 - \frac{a^2}{r^2} \right) - (1-k) \left(1 - \frac{4a^2}{r^2} + \frac{3a^4}{r^4} \right) \cos(2\theta) \right] \quad (2.36)$$

$$\sigma_{\theta} = \frac{p}{2} \left[(1+k) \left(1 + \frac{a^2}{r^2} \right) + (1-k) \left(1 + \frac{3a^4}{r^4} \right) \cos(2\theta) \right] \quad (2.37)$$

$$\tau_{r\theta} = \frac{p}{2} \left[(1-k) \left(1 + \frac{2a^2}{r^2} - \frac{3a^4}{r^4} \right) \sin(2\theta) \right] \quad (2.38)$$

Los gráficos de las Figura 2.5 y Figura 2.6 muestran la distribución de esfuerzos radial y circunferencial de una excavación utilizando las ecuaciones de Kirsch, las cuales están normalizadas respecto a la presión "p", considerando $k=0.5$ para ángulos $\theta=0^\circ$ y $\theta=90^\circ$ según se muestra en la Figura 2.4.

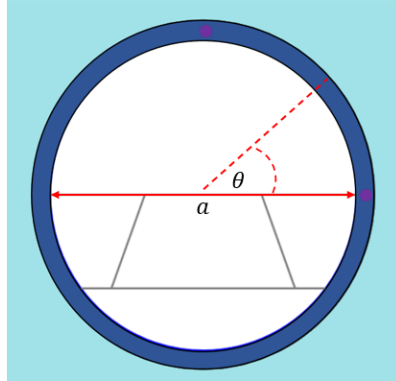


Figura 2.4 Sección de túnel considerada para evaluar las ecuaciones de Kirsch.

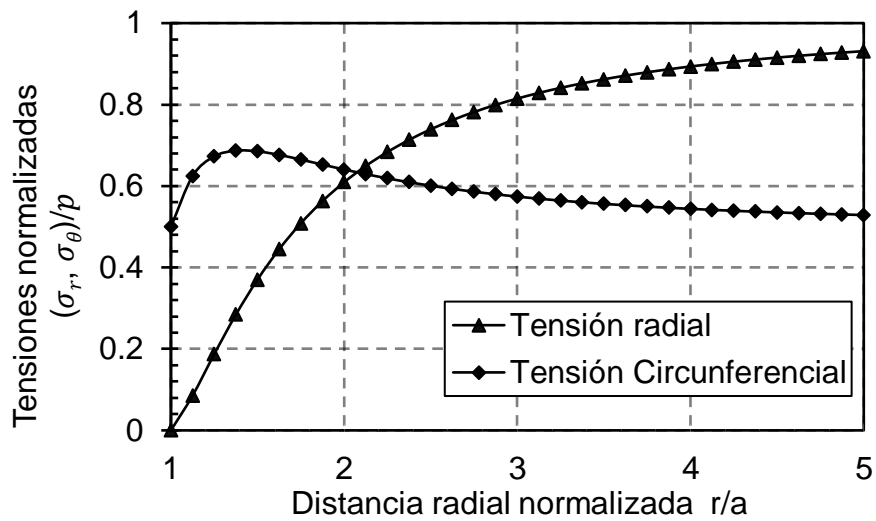


Figura 2.5 Distribución de tensiones en la clave de un túnel para $\theta = 90^\circ$ y $k = 0.5$.

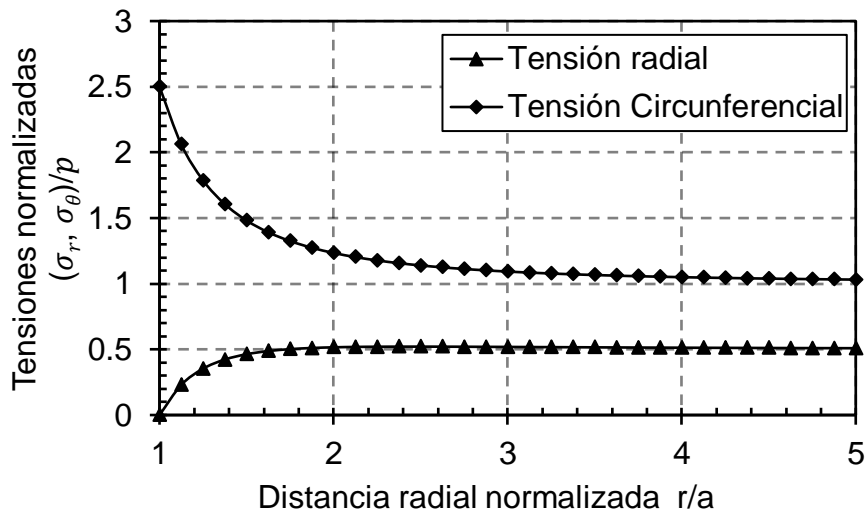


Figura 2.6 Distribución de tensiones en hastiales de un túnel para $\theta = 0^\circ$ y $k = 0.5$.

Se puede utilizar las ecuaciones de Kirsch para visualizar gráficamente la distribución de tensiones alrededor de la perforación, identificando zonas de compresión y tracción anular. En forma similar, se presenta la tensión circunferencial en la Figura 2.7 para el caso particular donde $k = 0.2$. La figura es netamente cualitativa y se observa la sección transversal de un túnel de 10 m de diámetro, donde la línea punteada en color rojo representa la distribución de tensiones que se obtendría bajo las condiciones de análisis particulares de este ejemplo, las zonas donde la línea punteada está por fuera del contorno del túnel son zonas donde la tensión circunferencial comprime al sistema de sostenimiento, por el contrario, en el caso en que la línea punteada está por dentro del túnel implica que el esfuerzo circunferencial actúa traccionando al sistema de soporte.

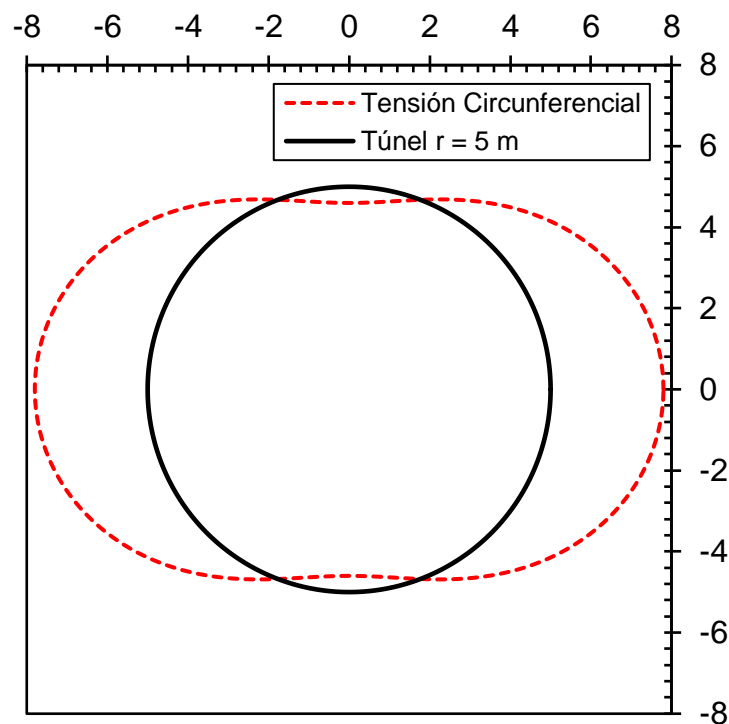


Figura 2.7 Distribución de esfuerzo circunferencial alrededor del túnel para $k = 0.2$.

Las ecuaciones de Kirsch, además de proveer una expresión analítica para el estado tensional en el contorno, también proporcionan expresiones para el desplazamiento radial y circunferencial. Para ello es necesario considerar las ecuaciones de compatibilidad en coordenadas polares:

$$\epsilon_r = \frac{\partial u_r}{\partial r} \tag{2.39}$$

$$\epsilon_{\theta} = \frac{u_r}{r} + \frac{\partial u_{\theta}}{r \partial \theta} \quad (2.40)$$

$$\gamma_{r\theta} = \frac{\partial u_r}{r \partial \theta} + \frac{\partial u_{\theta}}{\partial r} - \frac{u_{\theta}}{r} \quad (2.41)$$

En conjunto con las ecuaciones constitutivas (expresiones (2.49), (2.50), y (2.51)) resulta una ecuación integrable, donde se asume que los desplazamientos son cero cuando la distancia radial tiende a infinito. Según el procedimiento mencionado se obtienen las siguientes ecuaciones para los desplazamientos, los que se ven reducidos al existir un sostenimiento que interactúe con el medio.

$$u_r = -\frac{pa^2}{4Gr} \left[(1+k) - (1-k) \left(4(1-\nu) - \frac{a^2}{r^2} \right) \cos(2\theta) \right] \quad (2.42)$$

$$u_{\theta} = -\frac{pa^2}{4Gr} \left[(1-k) \left(2(1-2\nu) + \frac{a^2}{r^2} \right) \sin(2\theta) \right] \quad (2.43)$$

A modo de ejemplo, se presenta en la Figura 2.8 el desplazamiento radial y circunferencial normalizado en la zona de hastial de un túnel cuando $k=1$ y $\nu=0.3$.

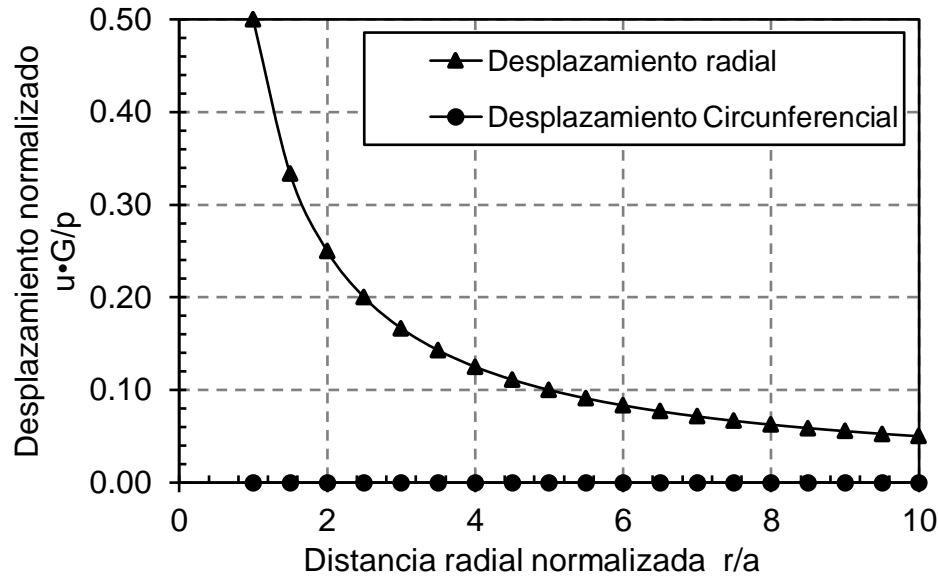


Figura 2.8 Desplazamientos en la zona de hastial del túnel para $\theta = 0^\circ$, $k=1$ y $\nu=0.3$.

2.1.2. Interacción Túnel Sostenimiento

Bajo ciertas condiciones de simetría de carga y geometría regular de la excavación (excavación cilíndrica o esférica) es posible efectuar un análisis simplificado de la interacción terreno-sostenimiento.

Se supone un túnel profundo de forma que, con buena aproximación, se pueda prescindir en el entorno del túnel del gradiente de tensiones que induce la gravedad, por lo cual se asume un estado isótropo de tensiones de intensidad P_0 . Se considera el avance de la excavación en cuatro secciones transversales significativas: A-A', B-B', C-C', y D-D' de la Figura 2.9. Lejos del frente (sección A-A'), sobre el futuro contorno teórico del túnel actúa la tensión P_0 , esta sección aún no se ha deformado, de manera que el desplazamiento radial u_i de la sección teórica del túnel es nulo.

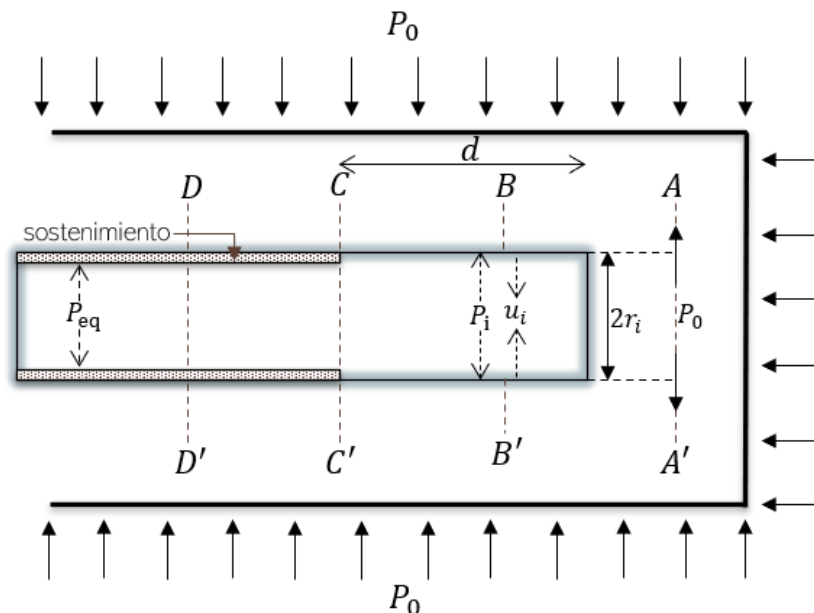


Figura 2.9 Representación del avance del túnel y secciones significativas.

(Adaptado de Panet, 1995).

En la sección B-B', ya excavada y próxima al frente, la tensión P_0 ha desaparecido y el contorno del túnel ha experimentado un desplazamiento hacia el interior u_i . Debido a la marcada tridimensionalidad del problema, no es posible -en principio- efectuar un análisis bidimensional en sección plana. En estas condiciones (2D, deformación plana) una sección circular sin presión interior se deformaría considerablemente más que lo que se observa en una sección como la B-B' próxima al frente. Sin embargo, se podría mantener el análisis bidimensional si se supone la existencia de una presión P_i ficticia tal que su

aplicación conduzca al mismo desplazamiento radial u_i que en el caso real tridimensional (Panet, 1995), esta nueva presión interna modifica las condiciones de contorno asumidas en la resolución del problema de Kirsch (Ecuación (2.21)).

En este caso la variación continua desde $P_i = P_0$ hasta $P_i = 0$, reproduce el complejo proceso de deformación desde una sección AA' , sin alterar por la construcción del túnel, hasta la sección del túnel sin revestimiento alguno y alejada del frente. La relación entre P_i y u_i constituye la denominada 'curva característica' o 'curva de convergencia' del túnel y sólo depende de las propiedades del terreno (para una geometría circular). Esta relación se ha representado de forma cualitativa en la Figura 2.10 (curva CC; curva característica). Lo normal es que a una cierta distancia del frente d (sección C-C') se coloque un determinado sostenimiento (bulones, hormigón proyectado, cerchas, revestimientos continuos, o una combinación de alguno de ellos) que inmediatamente entrará en carga al menos por dos razones:

- 1) El progresivo alejamiento del frente lo que supone la disminución virtual de la carga P_i y, por lo tanto, un incremento de la deformación radial.
- 2) Las deformaciones del medio al transcurrir el tiempo, consolidación.

En primera instancia, el revestimiento reacciona con una determinada rigidez constante k frente a las deformaciones impuestas por el terreno. Considerando que el revestimiento se instala una vez que el medio se ha deformado una magnitud u_d (correspondiente a una determinada presión virtual sobre el túnel P_d), la respuesta del revestimiento se modela por la siguiente ecuación de la curva de confinamiento:

$$p_i = k(u_i - u_d) \tag{2.44}$$

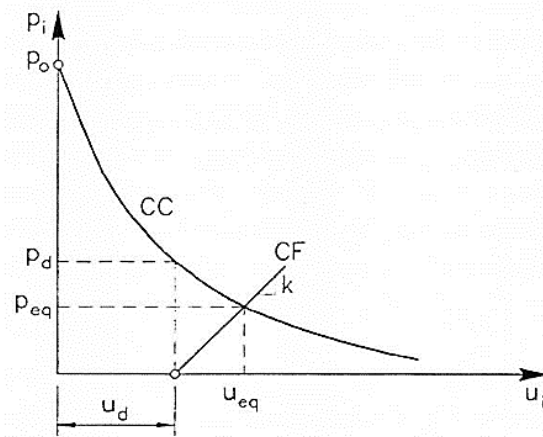


Figura 2.10 Curva característica (CC) y curva de confinamiento (CF) de un túnel (Panet, 1995).

Finalmente, túnel y revestimiento alcanzarán una única posición de equilibrio (sección DD') cuando se alcance la presión y desplazamiento (p_{eq}, u_{eq}), comunes a las dos curvas CC y CF.

Para una determinada curva CC quien diseña puede optar por la instalación de un revestimiento muy próximo al frente: u_{d1} , o lejos de él: u_{d2} (Figura 2.11). Puede también establecer la rigidez del sostenimiento, rígido: k_1 , o flexible: k_n . En principio, cuanto más rígido sea un sostenimiento y más próximo al frente se instale, mayor será la presión de equilibrio que ha de soportar y menor el desplazamiento radial (o convergencia) del túnel.

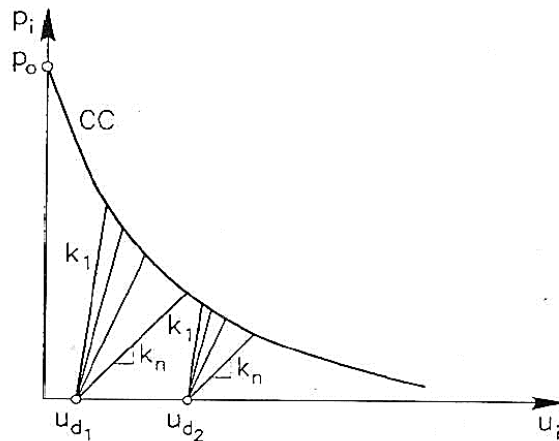


Figura 2.11 Curvas de confinamiento, pueden ser rígidas o flexibles e instalarse lejos o cerca del frente (Panet, 1995).

En base a todo lo expuesto anteriormente, para aplicar este método es necesario determinar:

- 1) Curva característica CC (sólo depende de las propiedades del terreno).
- 2) Rigidez del sostenimiento k .
- 3) Deformación del túnel u_d (o presión ficticia P_d), correspondiente a la instalación del sostenimiento.

Para determinar la curva característica se considera tanto el comportamiento elástico como plástico del terreno. Las soluciones se presentan en base al modelo constitutivo de Mohr-Coulomb y para facilitar el análisis se tratan las condiciones no-drenadas ($c = s_u$, $\phi = 0$) y puramente friccionales ($c = 0$, ϕ).

2.1.2.1. Determinación de la Curva Característica

Considérese la Figura 2.12, similar a la utilizada para determinar las ecuaciones Kirsch. La figura muestra una perforación de radio r_i , sometida a un estado tensional P_0 en la vertical y kP_0 en la horizontal. P_i representa la presión interna que simula el efecto tridimensional del problema y cuya disminución conduce a los gráficos de curvas características mencionados en el apartado anterior. La tensión radial, circunferencial y tangencial son σ_r , σ_θ y $\tau_{r\theta}$, respectivamente.

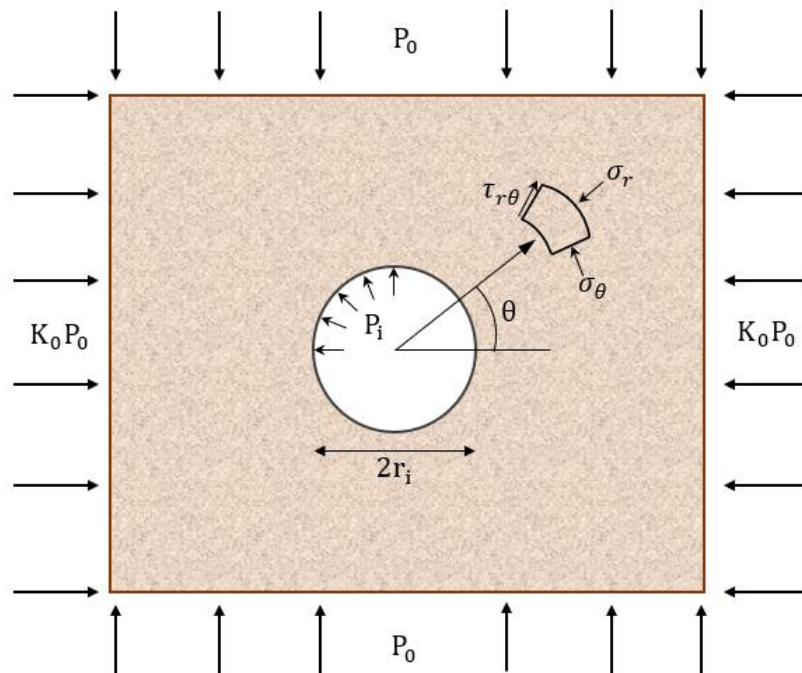


Figura 2.12 Excavación en un medio elástico.

Para simplificar el problema se considera un estado isotrópico de tensiones, es decir, $K_0 = 1$. Con lo anterior, el suelo lejano a la excavación no presenta esfuerzos de corte y dada la simetría radial del problema la única componente no nula del campo de desplazamientos es el desplazamiento radial " u " que únicamente depende de r , $u(r)$.

En coordenadas polares la ecuación de equilibrio estático en la dirección radial se puede escribir como:

$$\frac{d\sigma_r}{dr} + \frac{\sigma_r - \sigma_\theta}{r} = 0 \quad (2.45)$$

Para las deformaciones tangenciales y radiales ($\epsilon_\theta, \epsilon_r$), se adopta la siguiente convención:

- Deformación en compresión: positiva
- Deformación en extensión: negativa

Considerando deformaciones planas, la relación entre deformación y desplazamiento es:

$$\epsilon_r = -\frac{du}{dr} \quad (2.46)$$

$$\epsilon_\theta = -\frac{u}{r} \quad (2.47)$$

$$\epsilon_z = 0 \quad (2.48)$$

Relación tensión-deformación para un terreno elástico e isotrópico:

$$\epsilon_r = \frac{1}{E}(\sigma_r - \nu(\sigma_\theta + \sigma_z)) \quad (2.49)$$

$$\epsilon_\theta = \frac{1}{E}(\sigma_\theta - \nu(\sigma_r + \sigma_z)) \quad (2.50)$$

$$\epsilon_z = \frac{1}{E}(\sigma_z - \nu(\sigma_r + \sigma_\theta)) = 0 \quad (2.51)$$

Se despeja σ_z de (2.51) y se reemplaza en (2.45) y (2.48) obteniendo:

$$\sigma_\theta = \frac{E}{1 - \nu_1^2}(\epsilon_\theta + \nu_1 \epsilon_r) = -\frac{E_1}{1 - \nu_1^2} \left(\frac{u}{r} + \nu_1 \frac{du}{dr} \right) \quad (2.52)$$

$$\sigma_r = \frac{E}{1 - \nu_1^2} (\epsilon_r + \nu_1 \epsilon_\theta) = -\frac{E_1}{1 - \nu_1^2} \left(\frac{du}{dr} + \nu_1 \frac{u}{r} \right) \quad (2.53)$$

Donde:

$$\nu_1 = \frac{\nu}{1 - \nu} \quad (2.54)$$

$$E_1 = \frac{E}{1 - \nu^2} \quad (2.55)$$

Reemplazando (2.53) en (2.45) se obtiene la ecuación de equilibrio en función de "u"

$$r^2 \frac{d^2 u}{dr^2} + r \frac{du}{dr} - u = 0 \quad (2.56)$$

Las soluciones de esta ecuación diferencial son del tipo:

$$u = Ar + \frac{B}{r} \quad (2.57)$$

Donde A y B se pueden determinar a partir de las condiciones de contorno expuestas a continuación:

$$r = r_i \quad \Rightarrow \quad \sigma_r = p_i \quad (2.58)$$

$$r \rightarrow \infty \quad \Rightarrow \quad \sigma_r = p_0 \quad (2.59)$$

Con lo anterior, la expresión para las tensiones en el contorno se puede escribir según las ecuaciones (2.60) y (2.61). Estas expresiones son muy similares a las que se pueden obtener mediante las ecuaciones de Kirsch cuando $K_0 = 1$, pero en este caso adicionalmente se considera la presión interna P_i .

$$\sigma_r = p_0 - \left(\frac{r_i}{r} \right)^2 (p_0 - p_i) \quad (2.60)$$

$$\sigma_\theta = p_0 + \left(\frac{r_i}{r} \right)^2 (p_0 - p_i) \quad (2.61)$$

La siguiente figura es una representación cualitativa de las expresiones (2.60) y (2.61).

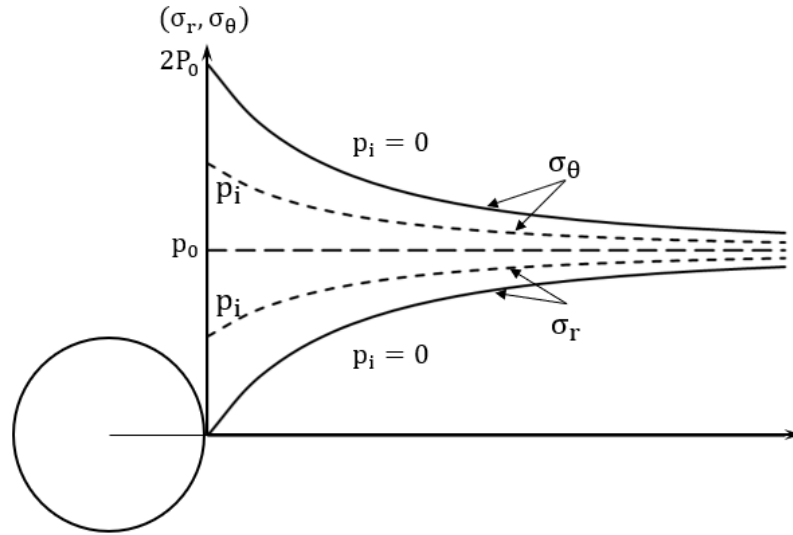


Figura 2.13 Distribución de tensiones en el contorno de una excavación según cambia P_i (adaptado de Panet, 1995).

2.1.2.2. Deformaciones y Desplazamientos

Para evaluar las deformaciones y desplazamientos en el terreno circundante a la excavación del túnel, se adopta como estado de referencia (movimientos nulos) la equis-compresión inicial. De esta manera, las deformaciones del suelo se explican por el cambio experimentado por las tensiones respecto de la condición inicial, según las siguientes expresiones.

$$\Delta\sigma_r = -\left(\frac{r_i}{r}\right)^2 (p_0 - p_i) \quad (2.62)$$

$$\Delta\sigma_\theta = \left(\frac{r_i}{r}\right)^2 (p_0 - p_i) \quad (2.63)$$

Reemplazando (2.63) en (2.53) se tiene:

$$\epsilon_\theta = \frac{1 + \nu}{E} \left(\frac{r_i}{r}\right) (p_0 - p_i) \quad (2.64)$$

$$\epsilon_r = -\frac{1 + \nu}{E} \left(\frac{r_i}{r}\right) (p_0 - p_i) \quad (2.65)$$

Finalmente, evaluando la expresión anterior en el contorno de la excavación ($r = r_i$), se tiene que:

$$\epsilon_{\theta} = -\frac{u_i}{r_i} = \frac{1 + \nu}{E} (p_0 - p_i) = \frac{p_0 - p_i}{2G} \quad (2.66)$$

La ecuación (2.66) relaciona el desplazamiento radial normalizado u_i/r_i con la presión interior P_i , por lo tanto, corresponde a la curva característica de un túnel circular en deformación plana.

2.1.2.3. Elastoplasticidad Túnel Circular, Mohr-Coulomb

El descenso paulatino de P_i puede provocar la plastificación del contorno del túnel y la formación de un entorno plástico de espesor $e = r_e - r_i$, el cual crece a medida que disminuye P_i . Es de interés para el análisis determinar cuál es el radio de extensión de la corona plástica, así como también la presión interna P_i a partir de la cual el contorno del túnel comienza a plastificar.

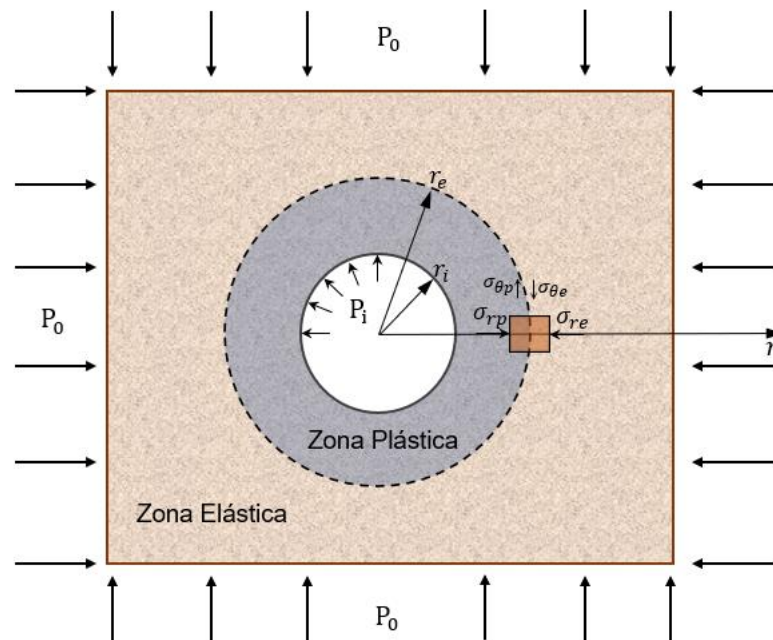


Figura 2.14 Plastificación en el contorno del túnel (adaptado de Panet, 1995).

Para determinar la curva característica en la zona elástica se puede utilizar las ecuaciones deducidas en la sección 2.1.2.2, pero ahora considerando que el radio del túnel corresponde a la extensión de la corona plástica " r_e " (radio plástico). De esta manera, las nuevas condiciones de contorno son:

$$\text{Si } r = r_e \Rightarrow \sigma_r = \sigma_{re} \quad (2.67)$$

$$\text{Si } r \rightarrow \infty \Rightarrow \sigma_r = p_0 \quad (2.68)$$

Al evaluar las expresiones (2.67) y (2.68) en (2.66) se obtiene la ecuación de las deformaciones para la zona elástica. Donde σ_{re} es la tensión radial entre el contacto de las zonas elásticas y plástica

$$\epsilon_\theta = -\frac{u_e}{r_e} = \frac{p_0 - \sigma_{re}}{2G} \quad (2.69)$$

2.1.2.4. Radio plástico e inicio de la plastificación

El criterio de rotura de Mohr-Coulomb se puede escribir de manera equivalente de la siguiente forma.

$$\sigma_1 = K_p \sigma_3 + 2c\sqrt{K_p} \quad (2.70)$$

Donde:

$$K_p = \frac{1 + \sin \phi}{1 - \sin \phi} \quad (2.71)$$

Se tiene que σ_1 y σ_3 son las tensiones principales mayor y menor respectivamente, y K_p es el coeficiente de empuje pasivo. Se evalúa la ecuación (2.70) en la ecuación de equilibrio (2.45):

$$\frac{d\sigma_r}{dr} + \frac{\sigma_r(K_p - 1) + 2c\sqrt{K_p}}{r} = 0 \quad (2.72)$$

Lo anterior puede integrarse entre (r_i, r) y (p_i, σ_r) , obteniendo las expresiones (2.73) y (2.74) (Durand, 2019).

$$\sigma_r = \frac{1}{K_p - 1} \left\{ [p_i(K_p - 1) + 2c\sqrt{K_p}] \left(\frac{r}{r_i}\right)^{K_p - 1} - 2c\sqrt{K_p} \right\} \quad (2.73)$$

$$\sigma_\theta = \frac{K_p}{K_p - 1} \left\{ [p_i(K_p - 1) + 2c\sqrt{K_p}] \left(\frac{r}{r_i}\right)^{K_p - 1} - 2c\sqrt{K_p} \right\} + 2c\sqrt{K_p} \quad (2.74)$$

Las expresiones anteriores se pueden utilizar para evaluar la extensión del radio plástico. Para ello, una forma de hacerlo es imponer equilibrio de tensiones en la interfaz elástico-plástico.

$$\sigma_{\theta \text{ Lado Elastico}} = \sigma_{\theta \text{ Lado Plástico}} \quad (2.75)$$

A partir de lo anterior, el radio plástico queda dado por:

$$r_e = r_i \left[\frac{\frac{K_p - 1}{K_p - 1} (2p_0 - 2c\sqrt{K_p}) + 2c\sqrt{K_p}}{p_i(K_p - 1) + 2c\sqrt{K_p}} \right]^{\frac{1}{K_p - 1}} \quad (2.76)$$

En particular, al evaluar $r_e = r_i$ se obtiene una expresión para la presión P_i a partir de la cual comienza la plastificación:

$$p_i = \frac{2p_0 - 2c\sqrt{K_p}}{K_p + 1} \quad (2.77)$$

2.1.2.5. Efecto de la bóveda y contrabóveda

La deducción de las ecuaciones de las curvas características considera un estado tensional que corresponde al que se observa en el centro del túnel y no tiene en cuenta el gradiente de tensiones que la gravedad induce en el entorno del túnel. Por lo anterior, se propone una modificación a la curva para la bóveda y contrabóveda, que consiste en descontar a la bóveda el peso del anillo de suelo plastificado al que no se le reconoce capacidad de resistencia al corte y, por el contrario, sumárselo a la contrabóveda que se ve beneficiada por un peso estabilizador de la misma intensidad (Panet, 1995), el que comienza a actuar una vez que ha comenzado la plastificación.

$$\Delta p_i^s = \gamma(r_e - r_i) \quad (2.78)$$

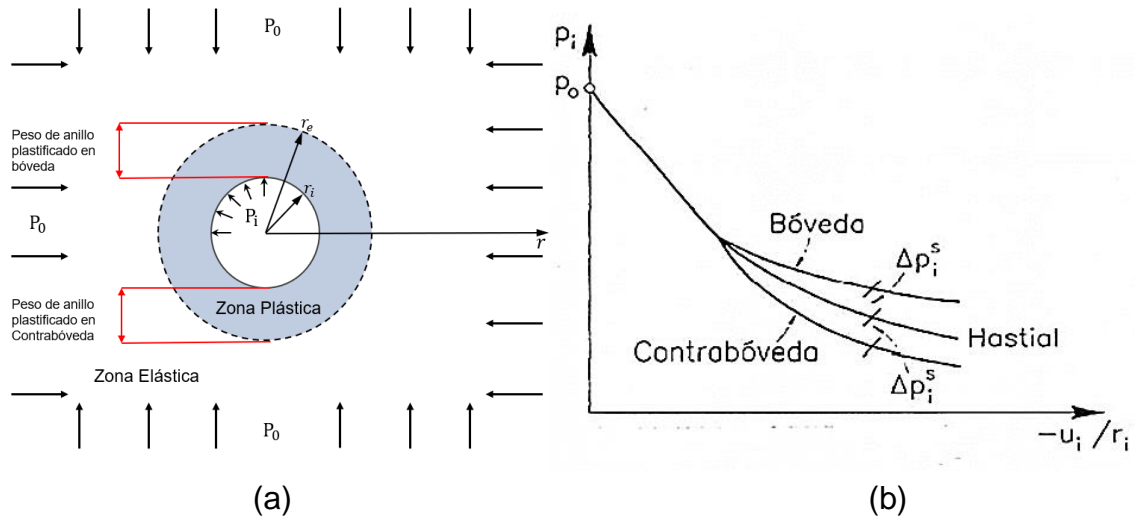


Figura 2.15 (a) Peso del anillo de suelo plastificado en bóveda y contrabóveda
 (b) Modificación de las curvas características por efecto del peso (Panet, 1995).

2.1.2.6. Determinación de la Curva de Confinamiento

Se considera un revestimiento del túnel continuo y elástico de radio r_i , espesor e , pequeño comparado con r_i . El cual está sometido a una presión uniforme en el contorno de intensidad p_i , la carga T que soporta el anillo se puede obtener por equilibrio.

$$T = p_i \cdot r_i \quad (2.79)$$

Por lo tanto, utilizando las ecuaciones de compatibilidad (deformaciones y desplazamientos) así como la ecuación constitutiva del material en una dimensión, se obtiene una expresión para la deformación circunferencial del revestimiento.

$$\epsilon_\theta = -\frac{u_i}{r_i} = \frac{\sigma_\theta}{E} = \frac{p_i r_i}{eE} = \frac{p_i}{k} \quad (2.80)$$

Donde $k = Ee/r_i$ tiene unidades de módulo de deformación y puede considerarse la rigidez del revestimiento. La expresión (2.80) se puede generalizar a todos los tipos de sostenimientos utilizados usualmente en la construcción de túneles; anillos de hormigón, dovelas, bolones, etc. Hay que considerar que el sostenimiento se instala cuando el túnel ya se ha deformado radialmente una cierta cantidad u_d , y entrará en carga producto de las deformaciones que continúan después de que se ha instalado el soporte, hasta alcanzar una carga de rotura máxima P_{max} , según se aprecia en la Figura 2.16. De esta manera, la curva de convergencia se determina si se conoce los valores de k y P_{max} , así como también la convergencia previa a la instalación del sostenimiento u_d .

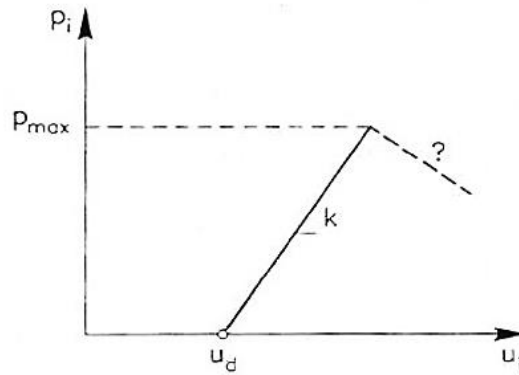


Figura 2.16 Curva de respuesta del sostenimiento.

En caso de que varios tipos de sostenimientos actúen simultáneamente en paralelo con rigideces k_j diferentes, cada uno responderá a la deformación común ϵ_θ con una presión:

$$p_i^j = k_j \epsilon_\theta \quad (2.81)$$

La carga total del conjunto de sostenimientos será:

$$p_i = \sum_i p_i^j = \left(\sum k_j \right) \epsilon_\theta = k \epsilon_\theta \quad (2.82)$$

Es decir, al actuar varios sostenimientos simultáneamente (en paralelo), la rigidez conjunta es la suma de las rigideces individuales. A modo de ejemplo se presenta la sección de túnel de la Figura 2.17, la que cuenta con un sistema de sostenimiento compuesto por hormigón y cerchas metálicas con rigideces k_1 y k_2 , respectivamente.

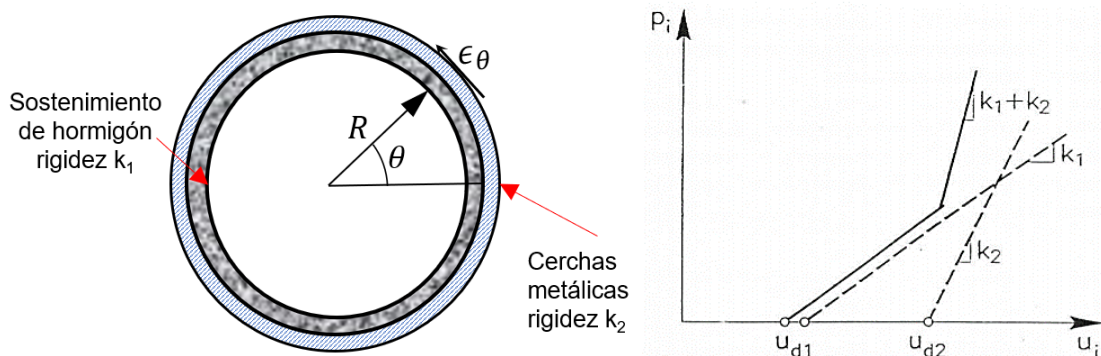


Figura 2.17 Respuesta conjunta de los dos sostenimientos actuando simultáneamente.

2.1.3. Método de Rigidez Relativa

Hasta ahora se ha abordado principalmente las expresiones analíticas de la distribución de tensiones y deformaciones en el terreno producto de la excavación del túnel. A partir de esto, el objetivo del método de rigidez relativa es evaluar analíticamente los esfuerzos que se transmiten desde el terreno al sostenimiento.

Este método está basado en el trabajo de Einstein & Schwartz (1979), sin embargo, la solución original de rigidez relativa fue desarrollada por Burns & Richard (1964). Una de las principales hipótesis del trabajo de Burns & Richard es que primero se excava el túnel, y luego se le aplican las tensiones de campo libre (External Loading). Por otro lado, en el trabajo de Einstein & Schwartz se modifica esta hipótesis de manera que primero se aplican las tensiones de campo libre, y luego se excava el túnel (Excavation Unloading), Figura 2.18. Esta modificación supone una gran mejora en cuanto a representar con más fidelidad las condiciones en las que se construye un túnel. A pesar de lo anterior, la solución de Burns & Richard (1964) tiene aplicaciones en contextos donde el túnel se ve sometido a grandes sobrecargas una vez que ha sido construido (External Loading), por ejemplo, explosiones en túneles mineros.

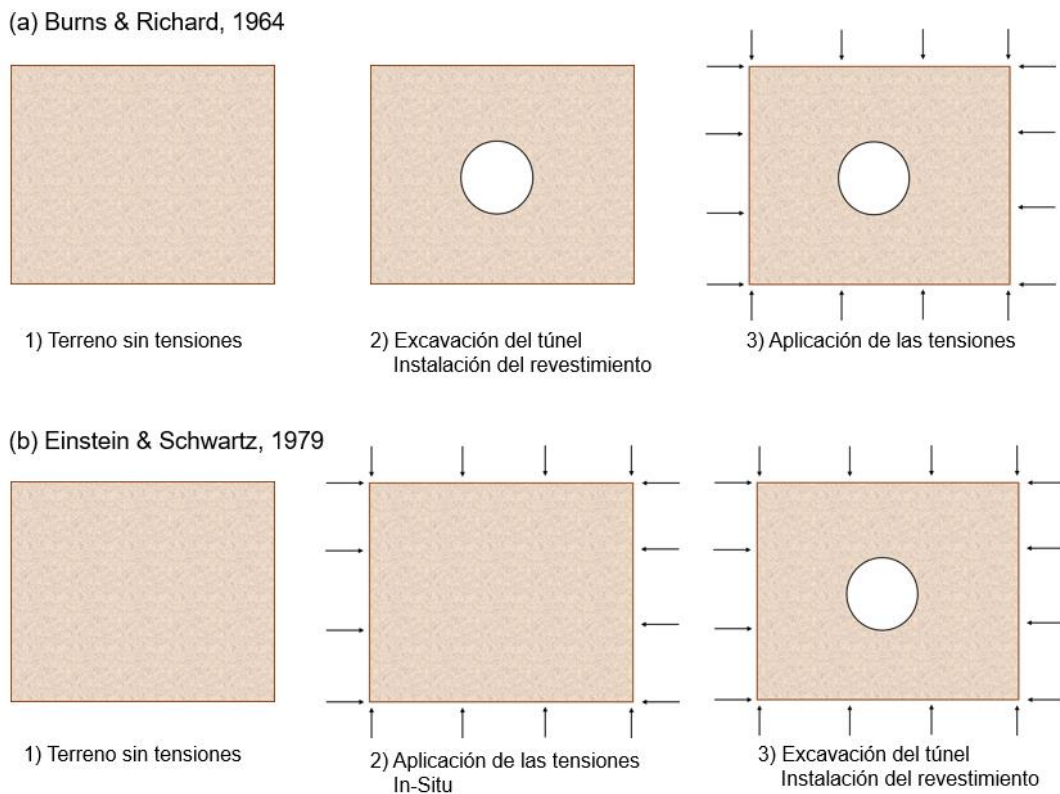


Figura 2.18 Condiciones de excavación y carga para método de rigidez relativa (a) Burns & Richard, 1964 (b) Einstein & Schwartz, 1979.

Los principios básicos del método son:

1. El sostenimiento bajo tensiones del suelo se contraerá y cambiará de forma
2. Las deformaciones del sostenimiento afectarán a su vez el comportamiento del suelo.
3. El cambio de forma del sostenimiento depende de la rigidez relativa soporte-terreno.

El comportamiento del suelo está significativamente influenciado por la transmisión del esfuerzo de corte en la interfaz suelo-sostenimiento. En ese sentido, se pueden considerar dos condiciones extremas 1) Full-Slip: No se transmiten esfuerzos de corte en la interfaz, y 2) No-Slip: Se transmite todo el esfuerzo de corte en la interfaz, con lo cual no hay desplazamiento de corte relativo.

Considérese la Figura 2.19, respecto a la notación utilizada para la solución del método de rigidez relativa. La derivación de este método postula una masa de suelo infinita, elástica, homogénea e isotrópica con una tensión vertical P y una tensión horizontal kP , mientras que el sostenimiento del túnel se trata como un elemento elástico. La rigidez relativa entre la masa de suelo y el sostenimiento se incorpora a la solución a través de dos parámetros adimensionales, la razón de compresibilidad y la razón de flexibilidad, que se definen a continuación:

- Razón de Compresibilidad:

$$C^* = \frac{ER(1 - \nu_s^2)}{E_s A_s (1 - \nu^2)} \quad (2.83)$$

- Razón de Flexibilidad:

$$F^* = \frac{ER^3(1 - \nu_s^2)}{E_s I_s (1 - \nu^2)} \quad (2.84)$$

Donde:

- E, E_s : Módulos elásticos del terreno y sostenimiento, respectivamente.
- ν, ν_s : Módulos de Poisson del terreno y sostenimiento, respectivamente.
- A_s : Área por unidad de largo del túnel.
- R : Radio del túnel.

En la Figura 2.20 se presenta la variación de la razón de compresibilidad y de flexibilidad según el módulo de Poisson del terreno y del sostenimiento.

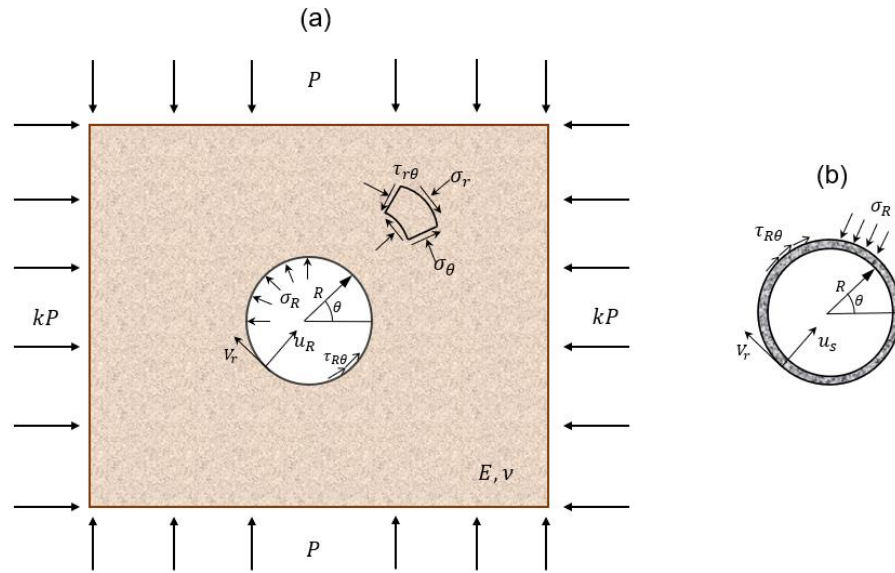


Figura 2.19 Notación método de rigidez relativa (a) Terreno (b) sostenimiento del túnel (adaptado de Einstein & Schwartz, 1979).

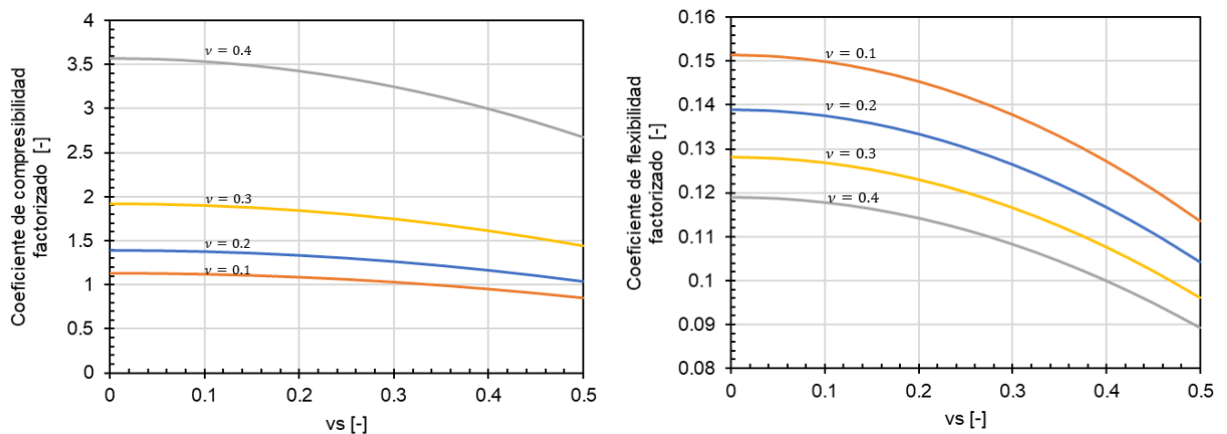


Figura 2.20 Variación de la razón de compresibilidad y flexibilidad normalizados según el módulo de Poisson del suelo y sostenimiento.

Las expresiones que permiten calcular la fuerza axial T y el momento M en el sostenimiento son las siguientes:

- Caso Full-slip

$$\frac{T}{PR} = \frac{1}{2}(1 + K)(1 - a_0^*) + \frac{1}{2}(1 + K)(1 - 2a_2^*) \cos 2\theta \tag{2.85}$$

$$\frac{M}{PR^2} = \frac{1}{2}(1 - K)(1 - 2a_2^*) \cos 2\theta \quad (2.86)$$

Donde:

$$a_0^* = \frac{C^*F^*(1 - \nu)}{C^* + F^* + C^*F^*(1 - \nu)} \quad (2.87)$$

$$a_2^* = \frac{(F^* + 6)(1 - \nu)}{2F^*(1 - \nu) + 6(5 - 6\nu)} \quad (2.88)$$

- Caso No-Slip

$$\frac{T}{PR} = \frac{1}{2}(1 + K)(1 - a_0^*) + \frac{1}{2}(1 - K)(1 + 2a_2^*) \cos 2\theta \quad (2.89)$$

$$\frac{M}{PR^2} = \frac{1}{4}(1 - K)(1 - 2a_2^* + 2b_2^*) \cos 2\theta \quad (2.90)$$

Donde:

$$b_2^* = \frac{C^*(1 - \nu)}{2[C^*(1 - \nu) + 4\nu - 6\beta - 3\beta C^*(1 - \nu)]} \quad (2.91)$$

$$\beta = \frac{(6 + F^*)C^*(1 - \nu) + 2F^*\nu}{3F^* + 3C^* + 2C^*F^*(1 - \nu)} \quad (2.92)$$

A modo de ejemplo se presenta la Figura 2.21, donde se muestra la variación de la fuerza axial normalizada “ T/PR ” según aumenta la razón de compresibilidad, se distinguen el caso Full-Slip y No-Slip, así como también la comparación entre los métodos de Burns & Richard (1964) y Einstein & Schwartz (1979).

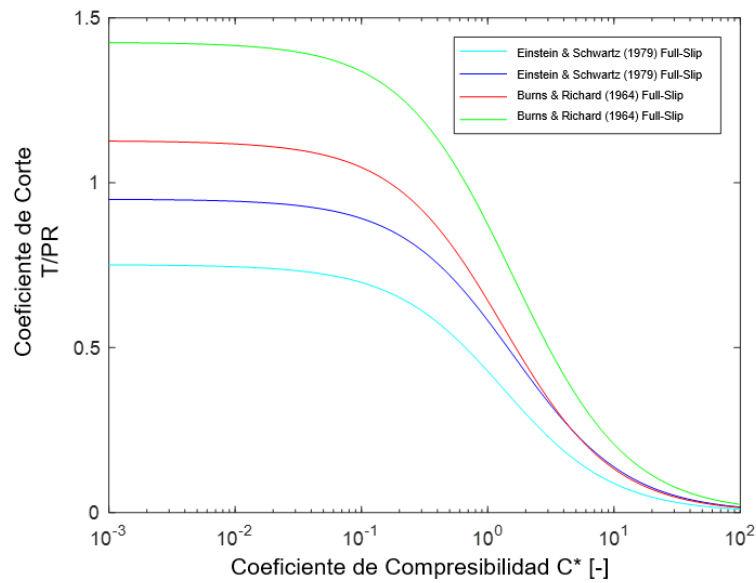


Figura 2.21 Variación de la fuerza axial normalizada “ T/PR ” versus el coeficiente de compresibilidad C^* .

2.1.4. Asentamientos Superficiales Producto de la Excavación del Túnel

La construcción de un túnel provoca deformaciones y desplazamientos en el terreno circundante debido a la redistribución de esfuerzos en el entorno de la excavación. Todos los desplazamientos de suelo en la periferia del túnel consisten en un volumen de suelo desplazándose radialmente hacia el túnel, los cuales se desarrollan desde la superficie (Bobet, 2001). Estos desplazamientos se ven reflejados como asentamientos superficiales, y si no se predicen correctamente pueden provocar daños a las estructuras existentes (Chou & Bobet, 2002).

Si se considera un túnel excavado con TBM (Tunnel Boring Machine), existen 5 mecanismos que influyen en el campo de desplazamientos inducido (Attewell et al., 1986), los cuales están representados en la Figura 2.22. Estos mecanismos son en su mayoría extrapolables al método de excavación NATM (New Austrian tunnelling method), excepto el número tres que está estrechamente relacionado al método TBM.

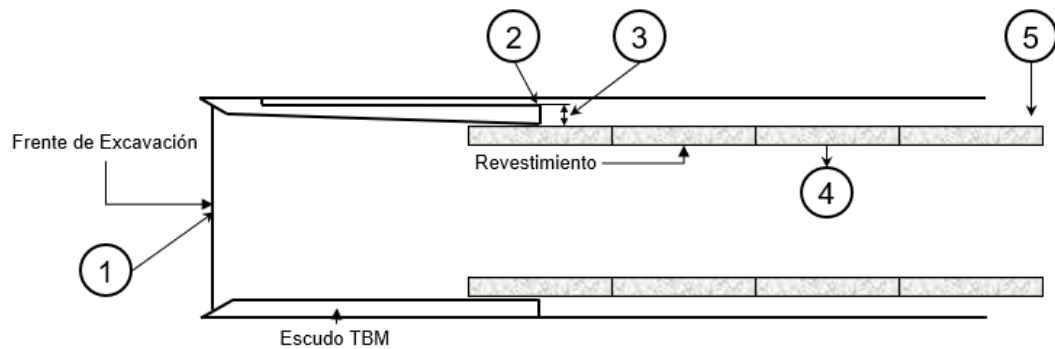


Figura 2.22 Mecanismos asociados al asentamiento superficial (adaptado de Attewell et al., 1986).

- 1) Deformación del suelo en el frente por relajación de tensiones.
- 2) Sobre-excavación producida por la cabeza de corte con el objetivo de reducir la fricción.
- 3) Gap físico entre el trasdós de las dovelas y parte exterior del escudo.
- 4) Deformación del sostenimiento debido a las cargas del terreno.
- 5) Deformaciones de largo plazo por consolidación del terreno (más relevante en suelos finos).

La magnitud y forma de las deformaciones observadas en superficie va a depender del tipo de suelo donde se construye el túnel. Idealmente, las deformaciones corresponden a una superficie tridimensional como la mostrada en la Figura 2.23, como se observa en dicha figura, la deformación del suelo en superficie se manifiesta antes de que el frente de excavación llegue a esa posición en la vertical. Al hacer un corte en la dirección longitudinal al sentido de avance (A-A'), se tiene un perfil de deformaciones como el mostrado en la Figura 2.24, por otro lado, lo que se observa en la dirección transversal al avance del túnel (B-B') es lo mostrado en la Figura 2.25.

La capacidad de predecir los asentamientos inducidos por la construcción de túneles, y el impacto asociado a las estructuras, representa un punto clave para estimar los daños potenciales y diseñar medidas de protección cuando sea necesario (Bilotta, 2014). Por ello, se han desarrollado diversos métodos a lo largo de los años como herramientas predictivas de los asentamientos superficiales.

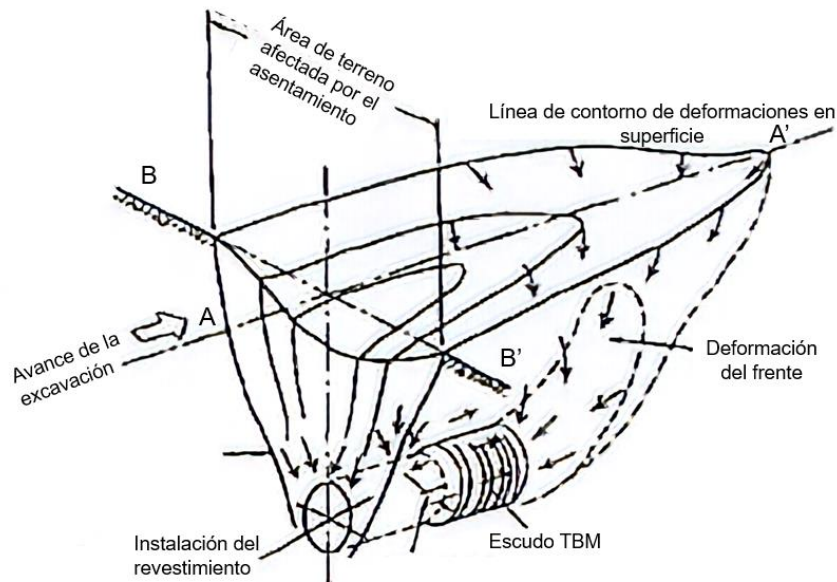


Figura 2.23 Distribución de asentamientos por excavación del túnel en suelos aluviales cohesivos (Attewell, 1978)

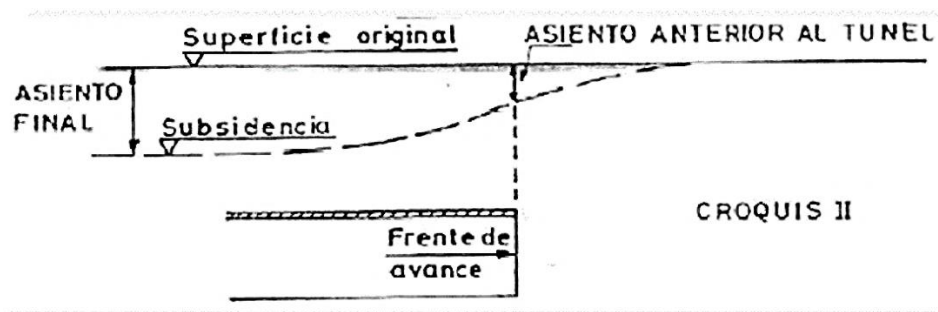


Figura 2.24 Deformación superficial en la dirección longitudinal al frente de excavación (Peck, 1969).

2.1.4.1. Métodos Analíticos

Los métodos analíticos estiman la forma de la cubeta de asentamientos en superficie en la sección transversal al sentido de avance de la excavación y una vez que las deformaciones del terreno se han estabilizado.

2.1.4.1.1. Método de Schmidt y Peck (1969)

El método de Schmidt-Peck (Schmidt, 1969; Peck, 1969) asume que el asentamiento en superficie se puede reproducir mediante una distribución de probabilidad normal invertida, como la mostrada en la Figura 2.25. Matemáticamente, se representa por la ecuación (2.93).

$$S = S_{max} \cdot e^{-\frac{x^2}{2i^2}} \quad (2.93)$$

Donde:

- S : Asiento vertical
- S_{max} : Asiento máximo sobre el eje del túnel
- x : Distancia horizontal desde eje del túnel
- i : Distancia horizontal desde el eje del túnel al punto de inflexión de la curva

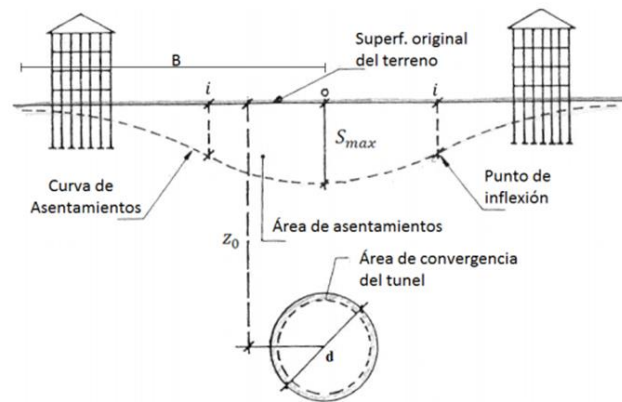


Figura 2.25 Curva de Asentamientos en superficie en la dirección transversal al frente de excavación (Peck, 1969).

Peck propuso estimar el punto de inflexión i a partir del radio del túnel, la profundidad z , y el tipo de suelo según se muestra en la Figura 2.26. Mediante la integración de la ecuación (2.93) se determina V_s , que corresponde al volumen de asiento por metro longitudinal.

$$V_s = S_{max} \sqrt{2\pi} \cdot i \quad (2.94)$$

Se puede relacionar el volumen de asientos V_s con el parámetro de pérdida de volumen durante la excavación V_l , el que depende del tipo de suelo y el método de excavación empleado según la siguiente ecuación.

$$V_s = V_l \cdot \frac{\pi d^2}{4} \quad (2.95)$$

Según Mair et al., (1996) para túneles construidos con tuneladora el valor de V_l es del orden de 0.5% para suelos arenosos y 1-2% en arcillas blandas.

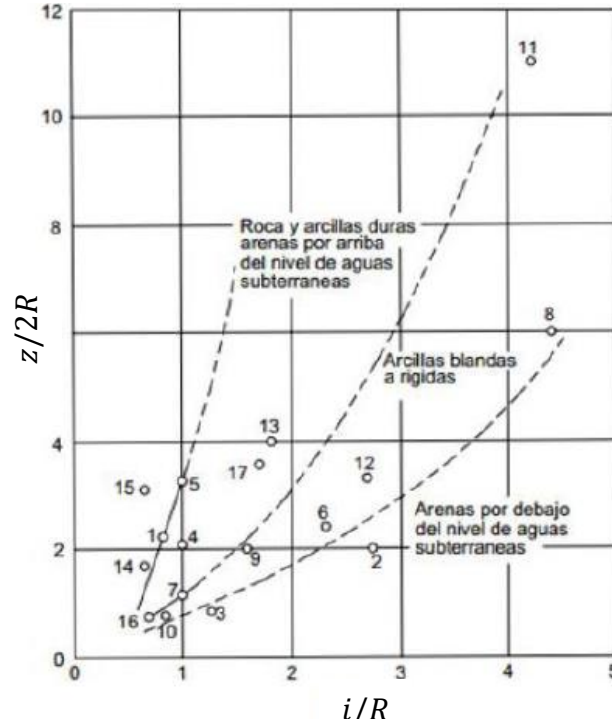


Figura 2.26 Punto de inflexión según Peck (1969).

El método de Schmidt y Peck (1969) es un método sencillo que trata de explicar de forma matemática el fenómeno que se observa en superficie, sin embargo, tiene una componente geotécnica débil que se limita al valor de V_l . A pesar de esto, sienta las bases para el desarrollo de modelos analíticos más robustos.

2.1.4.1.2. Método de Sagaseta & Oteo (1974)

En este método el desplazamiento vertical en superficie se calcula a partir de la distribución Gaussiana de Peck (1969), modificada para considerar parámetros del suelo y efectos constructivos. El asentamiento superficial queda representado por:

$$S(x) = \frac{\beta \gamma d}{E} (0.85 - \nu) e^{-\frac{x^2}{2i^2}} \quad (2.96)$$

$$\frac{i}{R} = \eta \left(1.05 \cdot \frac{z_0}{d} - 0.42 \right) \quad \eta \in [0.7 - 1.3] \quad (2.97)$$

Donde:

- E : Módulo de deformación del suelo.
- γ : Peso unitario del suelo.
- ν : Módulo de Poisson del suelo.
- β : Coeficiente constructivo que va desde 0.1 en suelos blando a 1 en suelos más rígidos.
- i : Punto de inflexión de la curva.
- R : Radio de excavación.
- η : Parámetro que depende de las propiedades del suelo (0.7 para material muy rígidos y 1.3 para materiales muy blandos)

Este método trata de incorporar la componente geotécnica en la estimación del máximo asentamiento S_{max} en el centro del túnel, lo cual permite evaluar anticipadamente las deformaciones que se observarían en superficie.

2.1.4.1.3. Método de Verruijt & Booker (1996)

Este método consiste en una solución analítica formulada bajo la hipótesis de un túnel construido en un semi-espacio elástico y homogéneo, donde se evalúan los asentamientos considerando el efecto de ovalización y pérdida de terreno alrededor del túnel. El asentamiento queda representado por la siguiente expresión.

$$S(x) = 4\epsilon R^2 (1 - \nu) \frac{z_0}{x^2 + z_0^2} - 2\delta R^2 \frac{z_0(x^2 - z_0^2)}{(x^2 + z_0^2)^2} \quad (2.98)$$

Donde δ corresponde a la ovalización y ϵ es la deformación radial uniforme, definidas como:

$$\delta = \frac{\text{desplazamiento radial máximo}}{R} \quad (2.99)$$

$$\epsilon = \frac{4gR + g^2}{4R^2} \quad (2.100)$$

Donde g es el parámetro “gap” y que se puede determinar de la siguiente manera:

$$g = G_p + U_{3D} + \omega \quad (2.101)$$

G_p es el gap físico, es decir, representa el espacio que hay entre el trasdós del escudo y el exterior de las dovelas. U_{3D} es la deformación elastoplástica del frente del túnel y ω representa la calidad del proceso constructivo que se puede considerar como $0.6G_p$. El valor de U_{3D} se puede determinar con las siguientes expresiones.

$$U_{3D} = 0.5 \frac{\Omega \cdot R \cdot P_0}{E} \quad (2.102)$$

$$P_0 = K'_0 \sigma'_v + u - P_i \quad (2.103)$$

Donde:

- Ω : Parámetro que oscila entre 1.12 y 4 en función de la estabilidad del frente.
- P_i : Presión ejercida por la cabeza del escudo.

Es un método que estima el asentamiento en superficie incorporando la deformación del sostenimiento producto del estado tensional inducido por el terreno, además considera implícitamente la componente geotécnica mediante el parámetro “gap”.

2.1.4.1.4. Método de Loganathan & Poulos (1998)

Consiste en una mejora al método de Verruijt & Booker (1996), en este caso se considera que la pérdida de terreno se distribuye de manera no uniforme en el contorno del revestimiento. La ecuación que predice el asentamiento según este método está definida como:

$$S(x) = 4(1 - \nu) \frac{z_0}{x^2 + z_0^2} [4gR + g^2] e^{-\frac{1,38x^2}{(z_0+R)^2}} \quad (2.104)$$

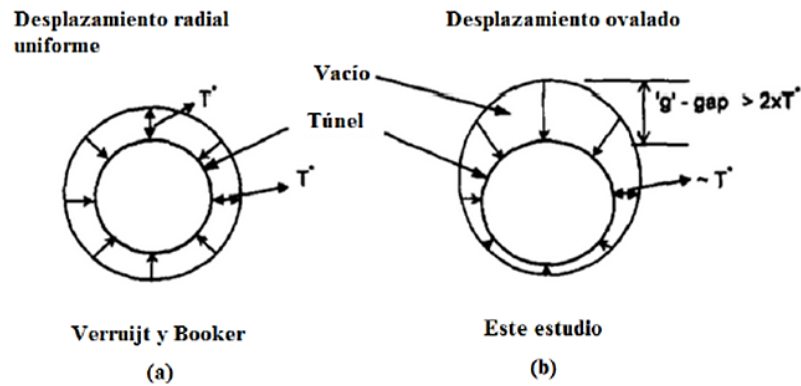


Figura 2.27 Representación de la pérdida de terreno no uniforme en el contorno del túnel (Loganathan & Poulos, 1998)

2.1.4.2. Método de Elementos Finitos (FEM)

El método de elementos finitos es uno de los métodos más utilizados en el análisis de medios continuos o semicontinuos, dado que permite obtener resultados fiables en un tiempo razonable. Este método consiste en la discretización del continuo en pequeños elementos que se unen a través de sus nodos (Figura 2.28), y mediante una apropiada función de interpolación, los desplazamientos dentro de los elementos pueden ser obtenidos a partir de los desplazamientos en los nodos (Bobet, 2010a).

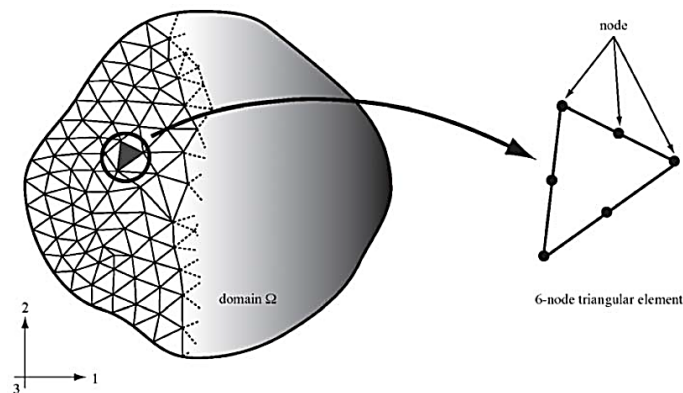


Figura 2.28 Discretización de elementos finitos en 2D (Bobet, 2010a).

Los asentamientos se pueden calcular con elementos finitos mediante programas especializados como PLAXIS 2D o 3D. Para obtener resultados confiables se requiere de un buen criterio de modelación en problemas geotécnicos, así como también las propiedades de los materiales y conocimiento de la teoría (para el análisis de los resultados).

2.1.4.3. Métodos de Inteligencia Artificial

En los últimos años varios métodos inteligentes han sido utilizados para predecir el máximo asentamiento superficial de túneles (Ahangari et al., 2015; Bouayad & Emeriault, 2017; Boubou et al., 2010; Chen et al., 2019; Darabi et al., 2012; Kohestani et al., 2017; Moeinossadat & Ahangari, 2019b; Mohammadi et al., 2014; Pourtaghi & Lotfollahi-Yaghin, 2012; Santos & Celestino, 2008; Shi et al., 1998; Suwansawat & Einstein, 2007), donde se ha verificado la capacidad predictiva en la estimación del asentamiento en superficie de estos métodos producto de la aplicación en varios túneles urbanos en el mundo (Mahmoodzadeh et al., 2020). Estos métodos necesitan de datos mediante los cuales los algoritmos aprenden del conocimiento que logran adquirir de estos.

Estos datos usualmente provienen del monitoreo y mediciones hechas en terreno, razón por la cual el número de datos suele ser acotado; del orden de 430 datos como máximo (Bouayad & Emeriault, 2017). Los parámetros que usualmente se consideran en los métodos de inteligencia artificial para explicar el comportamiento de los asentamientos producto de la construcción de un túnel son: método constructivo, dimensión del túnel (radio R), profundidad del túnel (H), módulo de deformación del suelo (E), ángulo de fricción (ϕ) y cohesión (c) (Mahmoodzadeh et al., 2020).

Una manera de generar datos de forma artificial, cuando no se cuenta con datos de monitoreo, es calibrar modelos numéricos para una condición en particular e ir cambiando los parámetros de entrada uno a la vez (dentro de un rango de posibles valores), de esta manera se obtienen los datos de asentamiento de cada uno de los modelos numéricos en función de los parámetros de entrada con los que se generó el modelo. A modo de ejemplo, en el trabajo de Moeinossadat & Ahangari (2019) recopilaron datos de 100 modelos diferentes ejecutados en el programa de diferencias finitas FLAC3D, variando parámetros como el módulo de deformación, cohesión, peso unitario, entre otros. Los que fueron utilizados en un método inteligente denominado gene expression programming (GEP).

Una vez que se cuenta con una base de datos confiable, cualquiera sea su método de procedencia, es utilizada para entrenar un modelo de inteligencia artificial. Según Mahmoodzadeh et al., (2020), todos los métodos de inteligencia artificial que han sido probados presentan buen poder predictivo, entre los que se encuentran: long short-term memory (LSTM), deep neural networks (DNNs), K-nearest neighbor (KNN), Gaussian process regression (GPR), support vector regression (SVR), decision tree (DT)), siendo las redes neuronales profundas (DNNs) las que mejores resultados entregan.

2.2. DISEÑO SÍSMICO DE TÚNELES: MÉTODO CINEMÁTICO

Las estructuras subterráneas responden con tres tipos de deformaciones al paso de ondas sísmicas, que se observan en la Figura 2.29 (Owen & Scholl, 1981). Se tiene: (a) Compresión y extensión axial, (b) Flexión longitudinal, y (c) Ovalamiento o deformación por corte. Las deformaciones axiales son generadas por las componentes de las ondas sísmicas que producen movimientos paralelos al eje del túnel. Las deformaciones por flexión son causadas por ondas sísmicas con movimientos perpendiculares al eje longitudinal del túnel. Las deformaciones por ovalamiento se desarrollan por ondas de corte en la dirección perpendicular al eje longitudinal al túnel, que resultan en distorsiones en la forma de la sección transversal (Hashash et al., 2001) en conjunto con las presiones que se desarrollan debido a la interacción, como ejemplo, los túneles que atraviesan una falla sísmica pueden experimentar colapsos debido a este fenómeno.

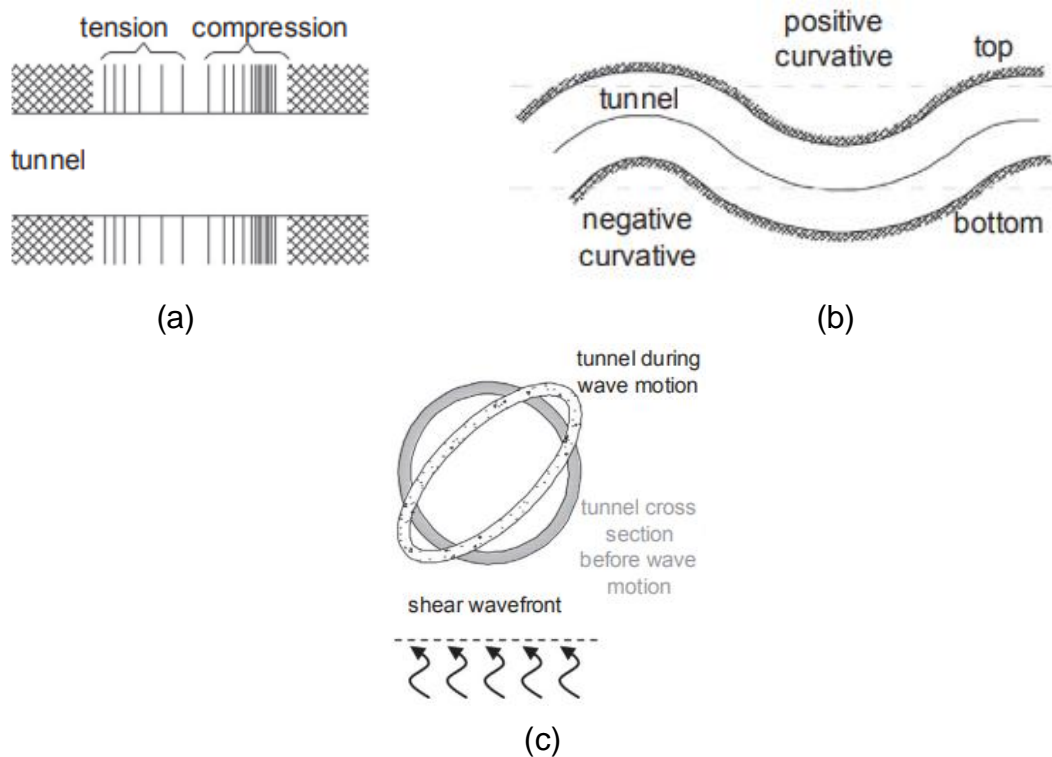


Figura 2.29 Modos de deformación de túneles debido a ondas sísmicas (Según Owen & Scholl, 1981).

La componente que tiene mayor influencia en el sostenimiento/revestimiento de un túnel producto de la sollicitación sísmica, es el fenómeno de ovalamiento o deformaciones por corte (Penzien, 2000), el que es causado principalmente por las ondas de corte que se propagan en la dirección perpendicular a la sección transversal (Wang, 1993). Por esto,

es posible realizar un análisis sísmico 2D desde una perspectiva cinemática o dinámica, donde las fuerzas de inercia se pueden ignorar en el análisis. La carga sísmica es simulada como un estado de deformación plana de campo libre, aplicada en el contorno del suelo donde está enterrada la estructura (Bobet, 2010b). Esta deformación genera una distorsión en el suelo “ γ ”, como se muestra en la Figura 2.30.

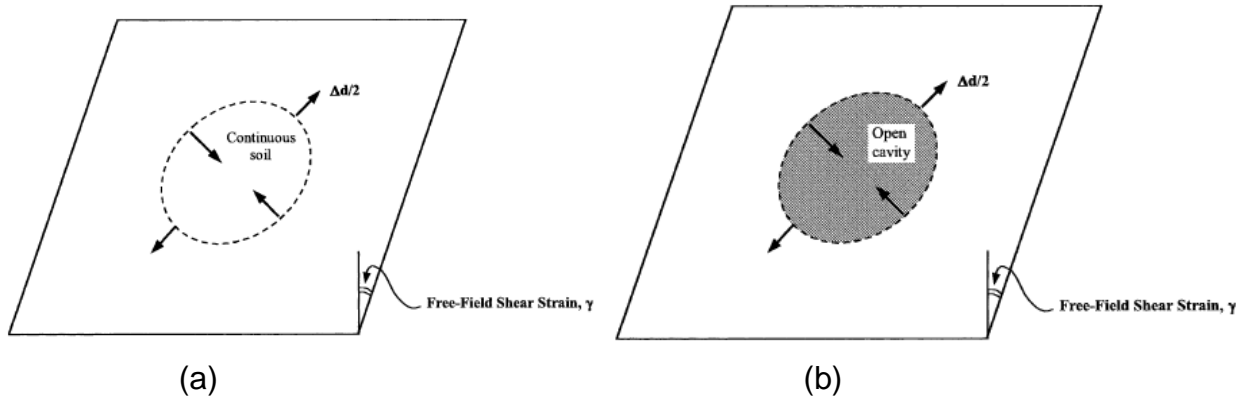


Figura 2.30 Distorsión de campo libre en un suelo continuo y perforado (Wang, 1993).

La deformación diametral Δd producto de la ovalización se puede cuantificar según las expresiones (2.105) y (2.106) (Hashash et al., 2001).

Para un suelo continuo:

$$\frac{\Delta d}{d} = \pm \frac{\gamma_{max}}{2} \quad (2.105)$$

Para un suelo excavado:

$$\frac{\Delta d}{d} = \pm 2\gamma_{max}(1 - \nu_m) \quad (2.106)$$

La desangulación se puede obtener según la siguiente expresión:

$$\gamma_{max} = \frac{d}{H} \quad (2.107)$$

Donde:

- γ_{max} : Distorsión por ondas de corte.
- d : Desplazamiento observado en superficie para un sismo dado.
- H : Altura del estrato.

La presencia de revestimiento modifica las deformaciones de campo libre, aportando rigidez al sistema (Wang, 1993). La magnitud de la modificación va a depender de la rigidez relativa suelo-sostenimiento. Un revestimiento con rigidez similar a la del suelo tenderá a deformarse de manera similar al caso de un suelo sin excavación, cuando el revestimiento es más rígido que el suelo las deformaciones serán menores, y finalmente, para un revestimiento muy flexible las deformaciones son similares al de una excavación sin sostenimiento (Hashash et al., 2001).

En ese contexto, varios autores han desarrollado una serie de soluciones analíticas que permiten calcular los desplazamientos y fuerzas en el revestimiento de un túnel, como es el caso de Bobet (2010), Penzien (2000) y Wang (1993). Los detalles se presentan a continuación

2.2.1. Soluciones Analíticas Para el Diseño por Desangulación

Peck et al. (1972) basado en el trabajo de Burn & Richard (1964), propuso soluciones analíticas en términos de esfuerzo axial, momento flector, y desplazamiento para una condición de carga externa. Donde la respuesta de sostenimiento de un túnel depende de la relación entre la rigidez del suelo y del sostenimiento (rigidez relativa suelo-sostenimiento), la sobrecarga in-situ y el coeficiente de empuje en reposo K_0 (Hashash et al., 2001). Para adaptar esto al caso de cargas sísmicas causadas por ondas de corte, se reemplaza la sobrecarga in-situ (peso del terreno) por la tensión de corte de campo lejano, la que puede ser expresada en términos de la desangulación por corte de campo lejano γ_{max} (Hashash et al., 2001).

La rigidez del túnel relativa al suelo circundante es cuantificada mediante las razones de compresibilidad y flexibilidad (ecuaciones (2.108) y (2.109)), las que son una medida de la rigidez axial circunferencial y a flexión (resistencia al ovalamiento) (Merritt et al., 1985).

$$C = \frac{E_m(1 - \nu_l^2)R}{E_l t(1 + \nu_m)(1 - 2\nu_m)} \quad (2.108)$$

$$F = \frac{E_m(1 - \nu_l^2)R^3}{6E_l I(1 + \nu_m)} \quad (2.109)$$

Donde:

- E_m : Módulo de elasticidad del medio.
- E_l : Módulo de elasticidad del revestimiento.
- ν_m : Módulo de Poisson del medio.

- ν_l : Módulo de Poisson del revestimiento.
- I : Momento de inercia del revestimiento por unidad de largo.
- R : Radio del túnel.
- t : Espesor del sostenimiento.

Las soluciones analíticas consideran los casos extremos Full-slip, que considera que no existe transmisión de esfuerzo de corte entre el suelo y el revestimiento, y No-slip que considera que se transmite todo el esfuerzo de corte entre el revestimiento y el suelo. Para efectos de convención de signos se considera lo mostrado en la Figura 2.31.

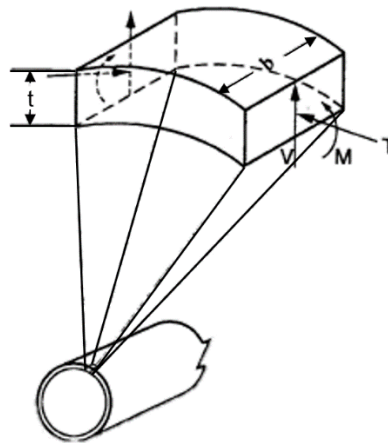


Figura 2.31 Dirección positiva de las fuerzas y momentos producidos por las ondas sísmicas (Hashash et al., 2001).

2.2.1.1. Método de Wang (1993)

Permite determinar analíticamente los máximos esfuerzos en el revestimiento del túnel, los que quedan descritos según las siguientes expresiones.

- Full-Slip:

$$\frac{\Delta d}{d} = \pm \frac{1}{3} K_1 F \gamma_{max} \quad (2.110)$$

$$T_{max} = \pm \frac{1}{6} K_1 \frac{E_m}{1 + \nu_m} r \gamma_{max} \quad (2.111)$$

$$M_{max} = \pm \frac{1}{6} K_1 \frac{E_m}{1 + \nu_m} r^2 \gamma_{max} \quad (2.112)$$

$$K_1 = \frac{12(1 - \nu_m)}{2F + 5 - 6\nu_m} \quad (2.113)$$

- No-Slip:

$$T_{max} = \pm K_2 \tau_{max} r = \pm K_2 \frac{E_m}{2(1 + \nu_m)} r \gamma_{max} \quad (2.114)$$

$$K_2 = \frac{F((1 - 2\nu_m) - (1 - 2\nu_m)) - \frac{1}{2}(1 - 2\nu_m)^2 + 2}{F((3 - 2\nu_m) + (1 - 2\nu_m)C) + C\left(\frac{5}{2} - 8\nu_m + 6\nu_m^2\right) + 6 - 8\nu_m} \quad (2.115)$$

Un resultado interesante se obtiene al dividir la expresión (2.110) por la ecuación (2.105).

$$\frac{\Delta d_{lining}}{\Delta d_{free-field}} = \frac{2}{3} K_1 F \quad (2.116)$$

Si se grafica la deformación diametral normalizada versus la razón de flexibilidad F (para diferentes módulos de Poisson del medio), se obtiene la gráfica presentada en la Figura 2.32. De esta figura se puede deducir que cuando $F < 1$ el túnel se deformará menos que en el caso “free field”. Cuando $F = 1$ el túnel se deformará muy similar a la condición “free field”. Y a medida que F aumenta alcanzará el límite superior que corresponde a la excavación sin revestimiento (túnel perfectamente flexible), Figura 2.30b.

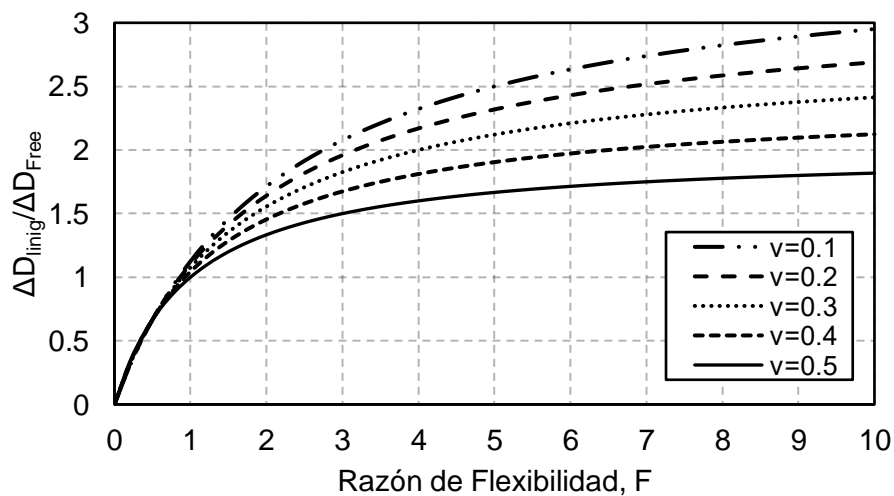


Figura 2.32 Deformación diametral normalizada vs. Razón de flexibilidad, interfaz Full-Slip. (Adaptado de Wang, 1993)

2.2.1.2. Método de Penzien (2000)

- Full-Slip:

$$\pm \Delta d_{lining}^n = \pm R^n \Delta d_{free-field} \quad (2.117)$$

$$T(\theta) = -\frac{12E_l I \Delta d_{lining}^n}{d^3(1 - \nu_l^2)} \cos 2\left(\theta + \frac{\pi}{4}\right) \quad (2.118)$$

$$M(\theta) = -\frac{6E_l I \Delta d_{lining}^n}{d^2(1 - \nu_l^2)} \cos 2\left(\theta + \frac{\pi}{4}\right) \quad (2.119)$$

$$V(\theta) = -\frac{24E_l I \Delta d_{lining}^n}{d^3(1 - \nu_l^2)} \sin 2\left(\theta + \frac{\pi}{4}\right) \quad (2.120)$$

$$R^n = \pm \frac{4(1 - \nu_m)}{(\alpha^n + 1)} \quad (2.121)$$

$$\alpha^n = \frac{12E_l I(5 - 6\nu_m)}{d^3 G_m(1 - \nu_l^2)} \quad (2.122)$$

- No-Slip:

$$T(\theta) = -\frac{12E_l I \Delta d_{lining}}{d^3(1 - \nu_l^2)} \cos 2\left(\theta + \frac{\pi}{4}\right) \quad (2.123)$$

$$M(\theta) = -\frac{6E_l I \Delta d_{lining}}{d^2(1 - \nu_l^2)} \cos 2\left(\theta + \frac{\pi}{4}\right) \quad (2.124)$$

$$V(\theta) = -\frac{24E_l I \Delta d_{lining}}{d^3(1 - \nu_l^2)} \sin 2\left(\theta + \frac{\pi}{4}\right) \quad (2.125)$$

$$R = \pm \frac{4(1 - \nu_m)}{(\alpha + 1)} \quad (2.126)$$

$$\alpha = \frac{24E_l I(3 - 4\nu_m)}{d^3 G_m(1 - \nu_l^2)} \quad (2.127)$$

La convención de signos y el ángulo θ de este método se consideran según la siguiente figura.

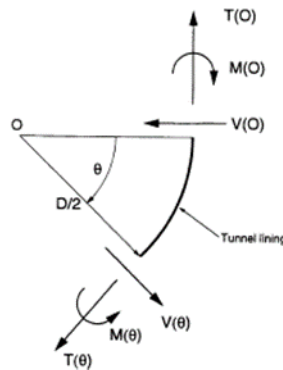


Figura 2.33 Convención de signos método de Penzien (Penzien, 2000).

2.2.1.3. Método de Bobet (2010)

Para el método de Bobet los coeficientes de compresibilidad y flexibilidad están definidos según las ecuaciones (2.83) y (2.84).

- Full-Slip:

$$C_1 = -\frac{3 - (1 - \nu_m)F}{3(5 - 6\nu_m) + (1 - \nu_m)F} \quad (2.128)$$

$$C_2 = -\frac{3(1 - 2\nu_m)F + (1 - \nu_m)}{3(5 - 6\nu_m) + (1 - \nu_m)F} \quad (2.129)$$

$$T = -\frac{12(1 - \nu_m)}{3(5 - 6\nu_m) + (1 - \nu_m)F} G_m \gamma_{max} r \sin 2\theta \quad (2.130)$$

$$M = Tr \quad (2.131)$$

- No-Slip:

$$C_1 = -2 \frac{(1 - \nu_m)^2 C + (1 - \nu_m) - [(1 - \nu_m)C + 4]3/F}{(1 - \nu_m^2)C + (1 - \nu_m)(3 - 2\nu_m) + [(1 - \nu_m)(5 - 6\nu_m)C + 4(3 - 4\nu_m)]3/F} \quad (2.132)$$

$$C_2 = \frac{1(1 - \nu_m)C - 2 - C_1[(1 - \nu_m)C + 4\nu_m]}{3(1 - \nu_m)C + 2} \quad (2.133)$$

$$T = -(1 - C_2)G_m\gamma_{max}r \sin 2\theta \quad (2.134)$$

$$M = -\frac{1}{2}(1 + C_1 + C_2)G_m\gamma_{max}r^2 \sin 2\theta \quad (2.135)$$

De manera referencial, se presenta un esquema de la forma de los esfuerzos axiales y de momento obtenidos mediante el método de Bobet (2010), para un suelo y un revestimiento que presentan las propiedades mostradas en la Tabla 2.1 y Tabla 2.2 (sección 2.2.3). Los esfuerzos en el contorno del túnel son netamente cualitativos.

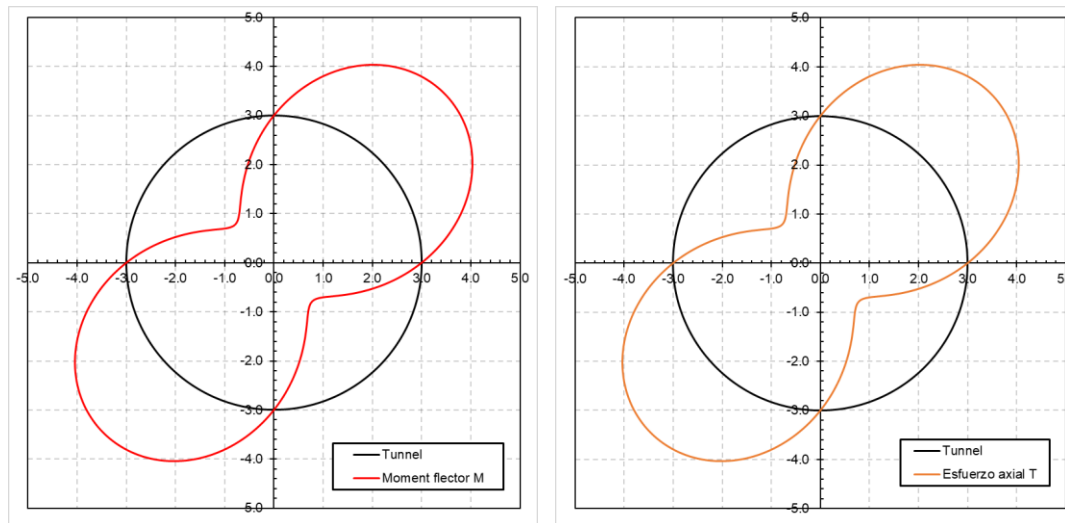


Figura 2.34 Esquema cualitativo de los momentos flectores y esfuerzos axial en el contorno de un túnel mediante las expresiones de Bobet (2010).

2.2.2. Solución Numérica Para el Diseño por Desangulación

El concepto de desangulación producto del paso de las ondas sísmicas, puede ser aplicado en modelos numéricos bidimensionales mediante una distribución de deformaciones aplicada en el contorno del elemento de suelo (Gaspari et al., 2012; Hashash et al., 2005; Zamani & Motahari, 2015), tal como se observa en la Figura 2.35. El procedimiento anterior conduce a la denominada metodología cinemática, donde el valor de la desangulación inducida por los desplazamientos se puede calcular mediante la expresión (2.107).

La Figura 2.35 muestra un túnel de 10 m de diámetro, a 20 m de profundidad, y en un estrato de suelo de 60 m de alto. Se observa que tiene aplicada una distribución lineal de desplazamientos en los bordes laterales (la distribución de desplazamientos que ahí se presenta es referencial, y su valor dependerá de cada caso de análisis en particular), y una distribución uniforme en la parte superior, con el objetivo de asegurar la compatibilidad de deformaciones.

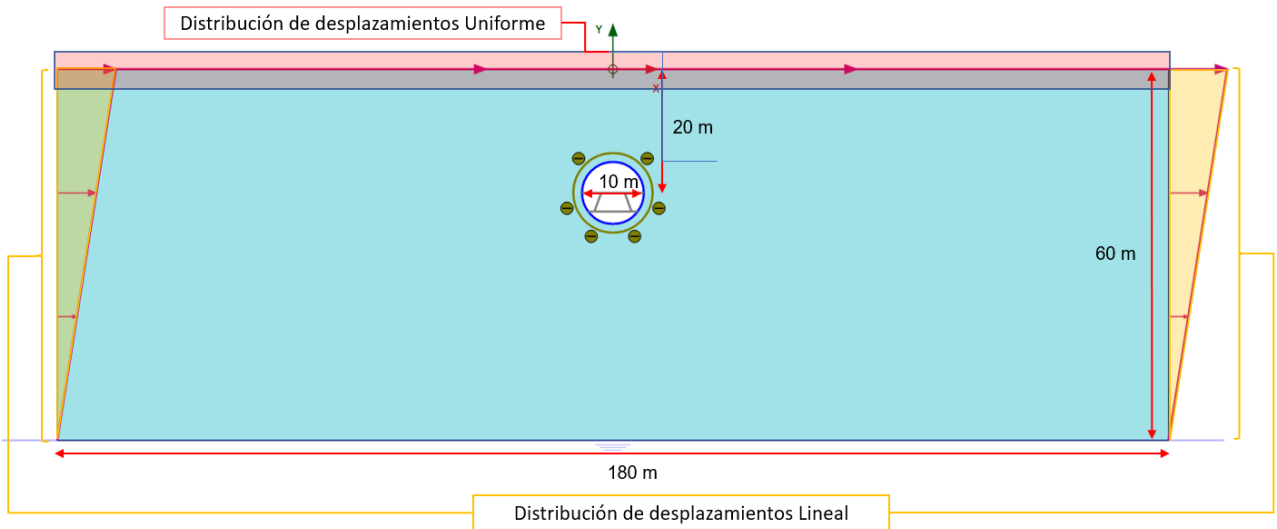


Figura 2.35 Representación de modelos cinemáticos para diseño por desangulación.

2.2.3. Comparación Entre Modelos Analíticos y Numéricos

En el trabajo de Hashash (2005) se realiza una comparación entre modelos analíticos de Wang (1993) y Penzien (2000). La finalidad era resolver las discrepancias que existían hasta entonces respecto al máximo esfuerzo axial obtenido mediante las ecuaciones de ambos autores para el caso No-Slip, donde la solución propuesta por Penzien (2000) subestima los esfuerzos axiales producto de las sollicitaciones sísmica, y presenta grandes diferencias respecto al otro autor (ver Figura 2.36a). Hashash realiza una serie de modelos numéricos en PLAXIS 2D mediante la metodología cinemática, imponiendo una desangulación de 0.00252. Las hipótesis de dichos modelos son: 1) Condición de deformación plana, 2) El suelo y revestimiento se modelan como lineales elásticos, y 3) Sólo la condición No-Slip es modelada, ya que es el caso donde se producen las principales diferencias entre los modelos analíticos de ambos autores (Para modelar la condición No-Slip se utiliza un elemento de interfaz al cual se le puede variar la rigidez respecto al suelo, en el código de PLAXIS esa variación está definida por un factor de interfaz $R_{int} \in [0,1]$, el que es igual a uno para la condición No-Slip, y a medida que R_{int} disminuye se tiende a la condición Full-Slip (Lanzano et al., 2015)).

Las propiedades del suelo y del revestimiento utilizadas para los análisis se resumen en las siguientes tablas.

Tabla 2.1 Propiedades de los suelos utilizados en los análisis comparativos (Hashash et al., 2005).

Caso	Propiedad del Suelo	Valor
1	Módulo de deformación (E_m)	312.000 kN/m^2
	Módulo de Poisson (ν)	0.3
2	Módulo de deformación (E_m)	312.000 kN/m^2
	Módulo de Poisson (ν)	0.49
3	Módulo de deformación (E_m)	185.400 kN/m^2
	Módulo de Poisson (ν)	0.49

Tabla 2.2 Propiedades del revestimiento utilizado en los análisis comparativos (Hashash et al., 2005).

Parámetro	Valor
Módulo de Deformación (E_I)	24.800.000 kN/m^2
Área (por unidad de largo)	0.3 m^2/m
Momento de inercia (I)	0.00255 m^4/m
Espesor del revestimiento (t)	0.3 m
Peso	0
Módulo de Poisson (ν)	0.2

Los resultados obtenidos se presentan en la Figura 2.36, donde se observa que ambas soluciones entregan buenos resultados para los momentos flectores, pero la solución de Penzien subestima los máximos esfuerzos axiales en el revestimiento (en comparación a los resultados de Wang y de los modelos numéricos). Por lo tanto, la expresión de Penzien (2000) no debería ser utilizada para evaluar los máximos esfuerzos axiales cuando se tiene una condición No-Slip.

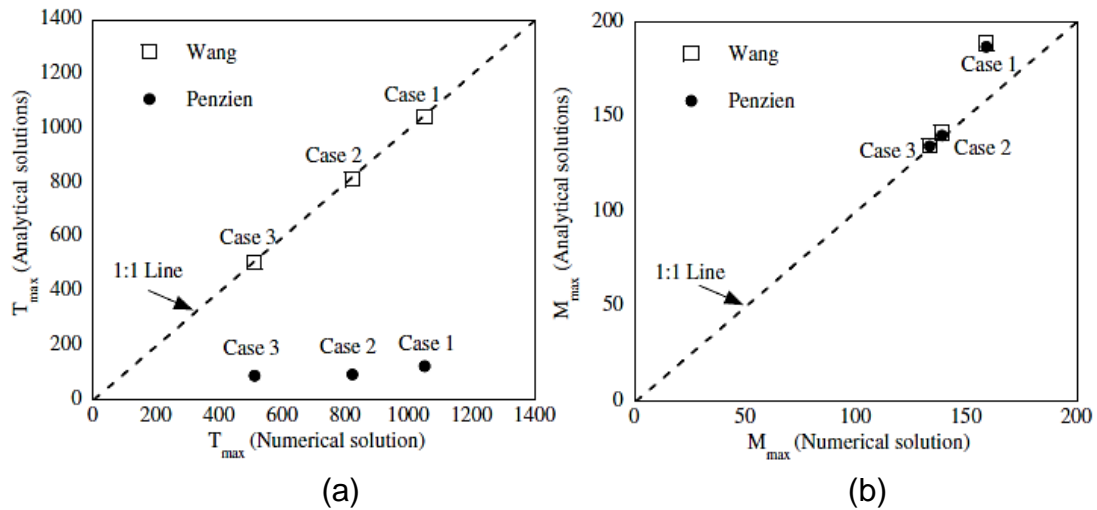


Figura 2.36 Comparación de las fuerzas y momentos de la solución numérica (eje x) y las soluciones analíticas (eje y) (Hashash et al., 2005).

Con los datos del suelo y del revestimiento de las Tabla 2.1 y Tabla 2.2, en el presente trabajo de título se realiza el mismo ejercicio como un método de calibración de los modelos numéricos de análisis cinemático en PLAXIS 2D. Adicionalmente, se decide incluir en el análisis la solución analítica de Bobet (2010). Se evalúan los resultados obtenidos mediante las ecuaciones analíticas de Wang, Penzien y Bobet, así como también los resultados obtenidos mediante el análisis numérico, a partir de esa información se generan los siguientes gráficos comparativos.

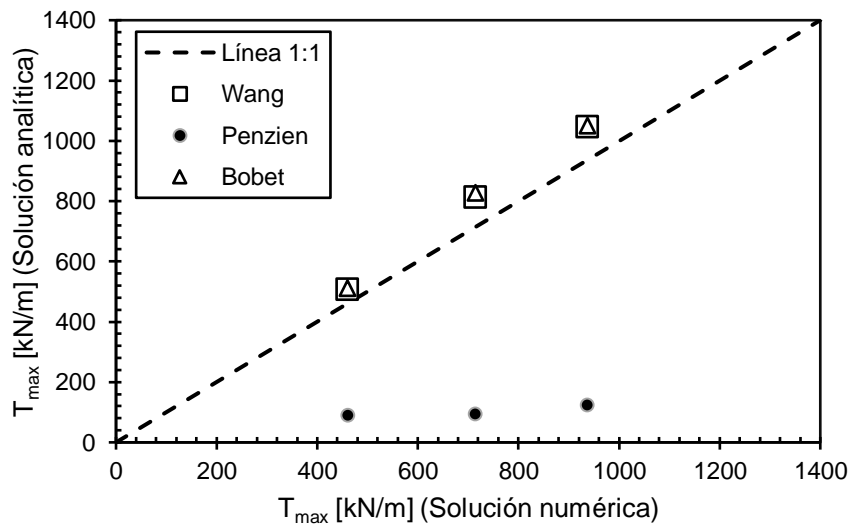


Figura 2.37 Comparación entre resultados analíticos y numéricos para el máximo esfuerzo axial T_{max} (Elaboración propia).

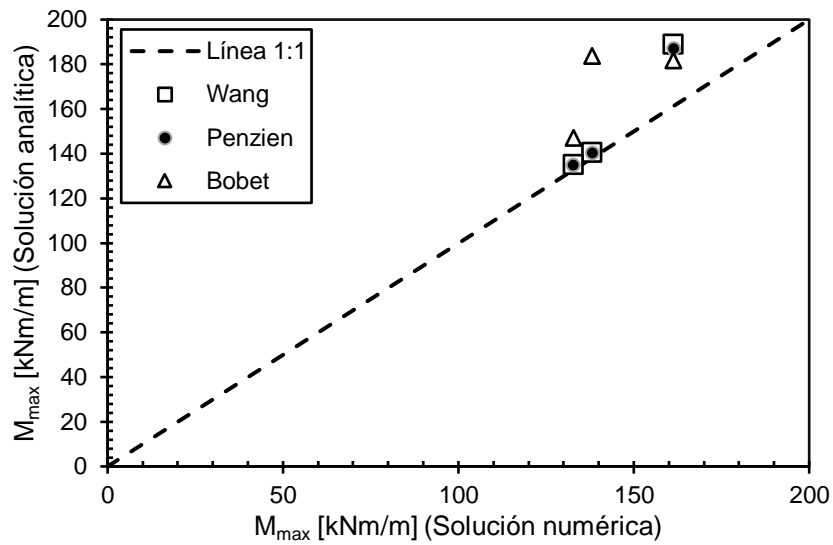


Figura 2.38 Comparación entre resultados analíticos y numéricos para el máximo momento flector M_{max} (Elaboración propia).

Como se observa, los resultados obtenidos son consistentes con los obtenidos por Hashash (2005), proporcionando un respaldo a los modelos numéricos que se han generado con el propósito de esta investigación. Adicionalmente, se observa que el momento flector según Bobet (2010) difiere significativamente en el caso 2 respecto de los otros autores y resultado numérico, sobreestimando en alrededor de un 30% el momento flector máximo.

2.3. DISEÑO SÍSMICO DE TÚNELES: MÉTODO DINÁMICO

Hasta la fecha, el diseño sísmico mediante el método dinámico sólo es posible mediante programas de cálculo numérico. En el caso de PLAXIS 2D, permite ingresar un registro sísmico en la base del modelo numérico simulando el paso de las ondas sísmicas en el estrato de suelo. Al final de los cálculos, se puede rescatar las tensiones y deformaciones tanto del suelo como del elemento estructural que simula el revestimiento.

En la metodología dinámica hay dos aspectos básicos, pero muy relevantes de considerar. El primero es referente a las condiciones de borde, las cuales determinan el comportamiento de propagación y reflexión de las ondas dentro del modelo de elementos finitos (Plaxis2D 2021, Reference Manual). El segundo es referente al tratamiento de los registros sísmicos para ser aplicados en la base, la mayoría de los registros sísmicos son registrados por acelerógrafos que se encuentran en superficie, ya sea en suelo o en roca, siendo necesario un tratamiento previo del registro con el objetivo de obtener la demanda sísmica en profundidad, lo que se conoce como proceso de deconvolución.

2.3.1. Condiciones de Borde para Modelos Dinámicos en PLAXIS 2D

En modelos dinámicos se requiere condiciones de borde diferentes a las impuestas en un modelo estático, el objetivo es representar correctamente el comportamiento de campo lejano del medio que se está modelando. Para fases dinámicas PLAXIS 2D provee cuatro condiciones de borde diferentes, las que se pueden utilizar según el requerimiento del problema. Estas se presentan a continuación y se pueden encontrar en más detalle en el documento “Plaxis Reference Manual V21.01”.

- Borde tipo “None”: En este caso las condiciones de borde estáticas son aplicadas en el contorno, lo que resulta en una reflexión completa de las ondas que se propagan en la dirección descendente. En términos prácticos, este tipo de condición de borde puede ser utilizada para simular la interfaz de unión de dos estratos con un alto contraste de impedancia, por ejemplo, una capa de suelo blando sobre roca rígida.
- Borde tipo “Viscous”: En este caso los bordes absorben la energía de las ondas que salen del modelo. Corresponde a la situación donde se aplican amortiguadores visco-elásticos en la dirección x e y, proporcionando una fuerza resistente en la dirección normal y tangencial. Esta condición es apropiada para problemas donde la carga dinámica está dentro del modelo, por ejemplo, diseñar

la fundación de un generador el cual transmite constantemente oscilaciones al subsuelo.

- Borde tipo “Free-Field”: Esta condición sólo está disponible para bordes laterales verticales. Simula la propagación de ondas de campo lejano con un mínimo de reflexión en el límite, los elementos Free-Field son modelados con las mismas propiedades que tiene el suelo dentro del modelo. El movimiento se transfiere desde los elementos “Free-Field” mediante la aplicación de fuerzas normales y cortes equivalentes, se incluyen dos amortiguadores en la dirección normal y tangencial en cada nodo del borde lateral para absorber las ondas reflejadas por las estructuras internas (Figura 2.39).

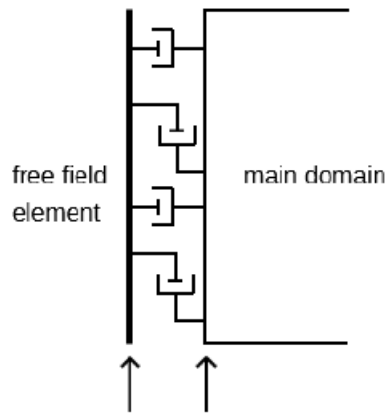


Figura 2.39 Condición de borde “Free-Field” (Plaxis2D 2021, Reference Manual).

- Borde tipo “Compliant Base”: Esta condición sólo está disponible para la base del modelo y simula la continuación de las ondas que viajan en la dirección descendente con un mínimo de reflexión en el borde inferior. En este caso, el input de aceleraciones debe considerar sólo las ondas que viajan en la dirección ascendente, por este motivo es necesario un proceso de deconvolución del registro sísmico previo a ser ingresado.

A partir de lo expuesto anteriormente, las condiciones de contorno que permiten modelar de mejor manera la condición de una solicitación sísmica son: condición tipo “Free-Field” en los bordes verticales y “Compliant Base” en el borde inferior (Plaxis2D 2021, Reference Manual), ver Figura 4.7. Esto, porque la carga dinámica (aceleraciones) está siendo aplicada a lo largo del borde inferior del modelo y la condición “Compliant Base” permite simular que las ondas que se están propagando en la dirección descendente

continúen su viaje, y no reboten nuevamente en el dominio del modelo. Lo anterior se corresponde bien con el contexto real de la mayoría de los depósitos de suelo, excepto en casos donde hay un gran contraste de impedancia, lo que no es objeto de este estudio.

2.3.2. Deconvolución de Registro Sísmicos

Típicamente, los registros sísmicos que se utilizan para análisis dinámicos son mediciones en superficie y para introducirlos a un modelo numérico es necesario un proceso de deconvolución, cuya finalidad es obtener la demanda sísmica en profundidad (Mejia & Dawson, 2006).

En la Figura 2.40 se presenta esquemáticamente el problema. El sismo objetivo es conocido, ya sea medido en roca o en suelo, lo que se quiere entonces es determinar el sismo que se debe ingresar en la base del modelo numérico. En el caso de sismos registrados en rocas “outcrop”, de la teoría de propagación de ondas unidimensionales se tiene que las aceleraciones medidas en superficie corresponde a 2 veces la amplitud del tren de ondas ascendentes (onda ascendente y descendente en superficie) (Rojas, 2019). Por lo anteriormente expuesto, para el caso de registros en roca, el proceso de deconvolución es equivalente a dividir la amplitud del registro sísmico a la mitad.

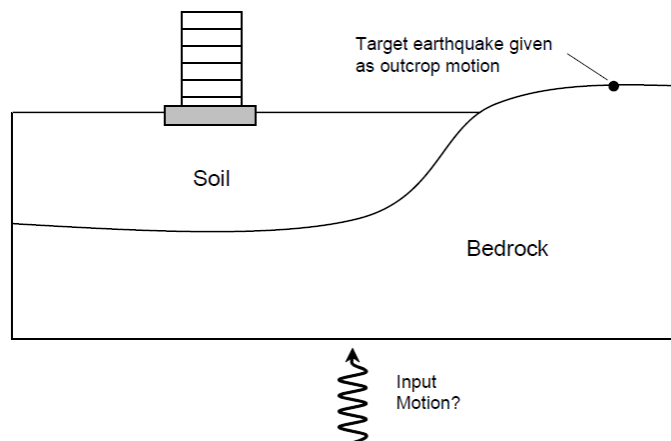


Figura 2.40 Representación del problema que resuelve la deconvolución (Mejia & Dawson, 2006).

Para registros en suelo la deconvolución tiene mayor complejidad, asociada principalmente a los diferentes estratos presentes en el subsuelo y las propiedades de cada uno de ellos, siendo necesario utilizar programas de análisis dinámicos que permitan obtener la carga sísmica en profundidad.

La deconvolución se lleva a cabo en el espacio de las frecuencias y se basa en la propagación de ondas de corte a través del medio. Por lo anterior, es necesario definir para cada estrato el espesor, la velocidad de ondas de corte, peso unitario y razón de amortiguamiento (Hashash et al., 2016). También el programa puede utilizar curvas de degradación del módulo de corte y razón de amortiguamiento, y mediante procesos iterativos establecer los parámetros más adecuados a cada profundidad. Una vez deconvolucionado el sismo se puede ingresar en la base del dominio para correr los modelos numéricos y obtener los resultados.

3. MODELACIÓN NUMÉRICA EN PLAXIS 2D

PLAXIS 2D es un programa de elementos finitos que permite realizar análisis 2D axisimétricos y con deformación plana de problemas geotécnicos, el cual consta de dos subprogramas 1) PLAXIS 2D Input y, 2) PLAXIS 2D Output. En el primero, se define todo lo referente al problema físico que se quiere modelar como propiedades de los suelos, geometrías, estructuras, estados de carga, etc. En el segundo, se cargan los datos del modelo una vez calculado, permitiendo análisis visuales, así como extraer y guardar resultados del modelo numérico.

3.1. Proceso de Modelación Mediante la Interfaz de PLAXIS 2D

A continuación, se presentan aspectos generales de la modelación numérica de túneles bidimensionales en un estrato de suelo compuesto de una sola capa.

3.1.1. Propiedades del Modelo

Lo primero es establecer las propiedades generales del modelo. Se considera análisis de deformación plano, donde los desplazamientos y deformaciones se consideran cero en la otra dirección. Además, se establecen elementos finitos triangulares de 15 nodos con la finalidad de densificar la cantidad de puntos en el modelo, esto provee una interpolación de cuarto orden para los desplazamientos, y la integración numérica involucra doce puntos de Gauss. Por otra parte, las unidades quedan en sus valores por defecto.

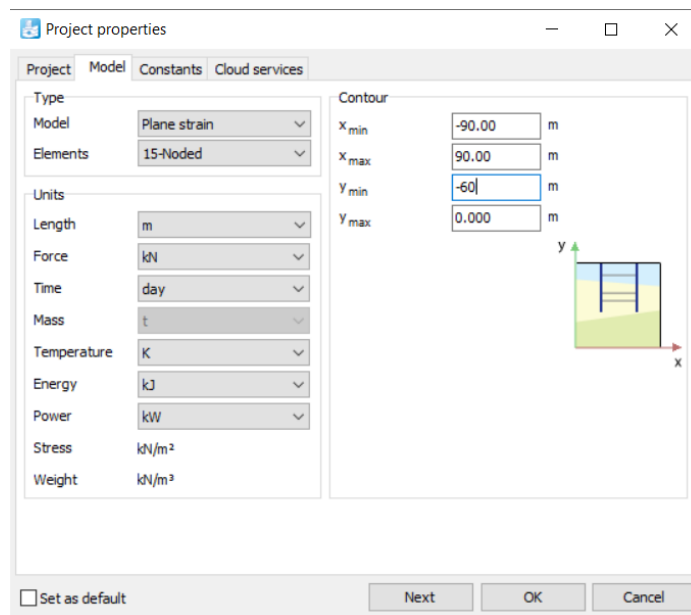


Figura 3.1 Unidades y propiedades generales del modelo.

Se define el contorno del modelo considerando un estrato de suelo de 180 m de ancho por 60 m de alto (ver Figura 3.7), la razón es que la extensión hacia los costados de la perforación debe ser mayor a 10 veces el radio del túnel, de esta manera las condiciones de borde no influyen en los resultados del modelo (Vlachopoulos & Diederichs, 2014).

Una vez definidas las propiedades generales, PLAXIS 2D proporciona cinco pestañas (Figura 3.2) mediante las que se controla el flujo de trabajo y donde se van ingresando cada una de las propiedades del modelo.



Figura 3.2 Flujo de trabajo en la interfaz del programa PLAXIS 2D Input

3.1.2. Definir Materiales

Las propiedades de resistencia y rigidez del suelo se definen en la pestaña “Soil” de la Figura 3.2, en este apartado se deben ingresar las características de cada tipo de suelo según el modelo constitutivo con el que se quiere representar el comportamiento tensión-deformación. En el contexto de esta investigación se realizan tanto modelos dinámicos, como cinemáticos; para análisis dinámicos, el modelo constitutivo a utilizar es Hardening Soil Small (HSS) y, por lo tanto, las propiedades a ingresar son las presentadas en las tablas de la Sección 4.2.1. Por otro lado, para análisis cinemáticos el modelo constitutivo considerado es Mohr-Coulomb, por lo cual se utilizan los valores presentados en la Tabla 4.1. La Figura 3.3 presenta la interfaz del programa PLAXIS 2D donde se deben ingresar los valores de cada parámetro del modelo constitutivo del suelo.

De manera similar, en la pestaña “Soil” se definen las propiedades mecánicas del revestimiento del túnel, el cual es modelado como un elemento tipo placa. Las propiedades son definidas a partir del espesor " t ", el módulo de Poisson " ν " y la resistencia a la compresión simple del hormigón " f'_c ". A modo de ejemplo -para cierto análisis- el túnel a modelar es circular y el revestimiento tiene las siguientes propiedades:

- $t = 0.35 \text{ m}$
- $\nu = 0.2$
- $f'_c = 30 \text{ MPa}$

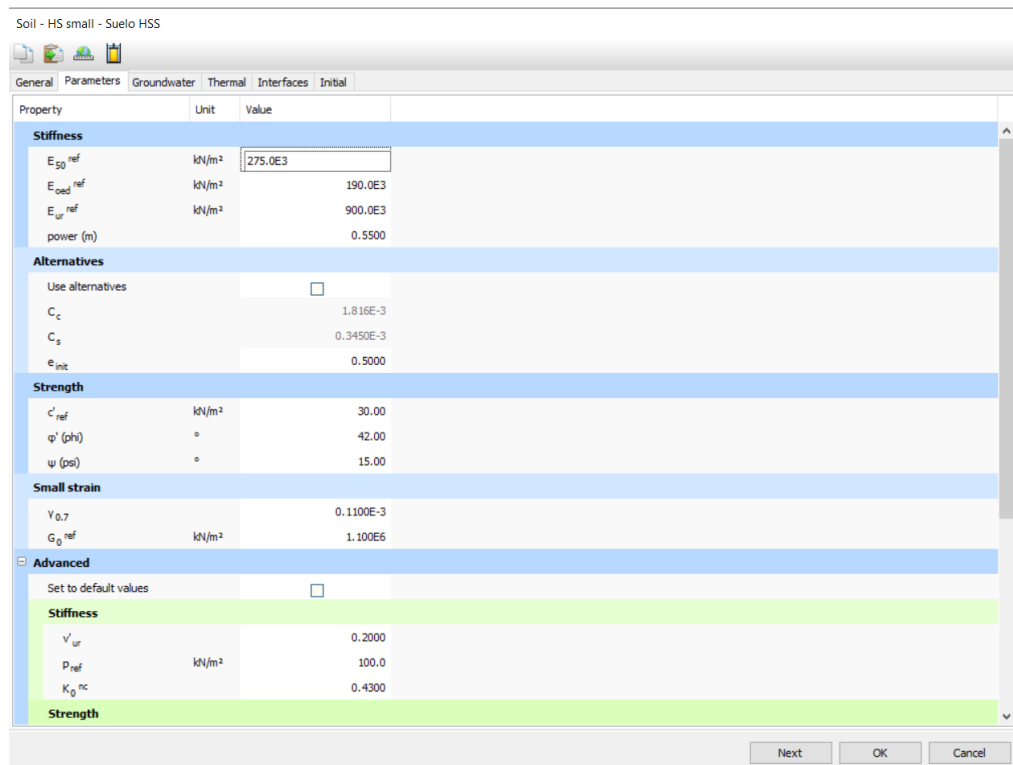


Figura 3.3 Ejemplo de modelo HSS: parámetros de resistencia y rigidez del estrato de suelo según el modelo constitutivo.

Entonces, a partir de la resistencia a la compresión f'_c se puede determinar el módulo de deformación del hormigón, mediante la siguiente expresión:

$$E [MPa] = 4700 \cdot \sqrt{f'_c [MPa]} = 4700 \cdot \sqrt{30} = 25742 MPa \quad (3.1)$$

La inercia de la sección circular analizada está dada por:

$$I = \frac{bt^3}{12} \quad (3.2)$$

Al tratarse de análisis bidimensionales se tiene que $b = 1 [unidad]$, con lo cual:

$$I = \frac{1 \cdot 0.35^3}{12} = 0.003572917 m^4/m \quad (3.3)$$

El área por unidad de largo sería:

$$A = b \cdot t = 0.35 m^2/m \quad (3.4)$$

Con esto, los parámetros EA y EI , que representan la rigidez a compresión y a flexión del revestimiento respectivamente, toman los siguientes valores.

$$EA = 9010 \cdot 10^3 \text{ kN/m} \quad (3.5)$$

$$EI = 91.98 \cdot 10^3 \text{ kN} \cdot \text{m}^2/\text{m} \quad (3.6)$$

Con los valores de las ecuaciones (3.5) y (3.6), PLAXIS 2D Input determina automáticamente el espesor equivalente del elemento estructural tipo "plate" que se muestra en la Figura 3.4, mediante la siguiente ecuación:

$$d_{eq} = \sqrt{\frac{12EI}{EA}} \quad (3.7)$$

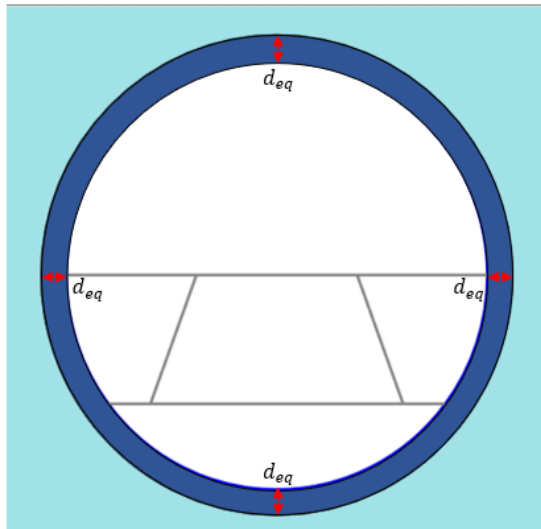


Figura 3.4 Espesor equivalente del revestimiento del túnel.

Finalmente, el último parámetro a considerar es el peso del revestimiento por unidad de largo " w ". El cual se calcula multiplicando el espesor " t ", por el peso específico del hormigón $\gamma_{\text{hormigón}} = 25 \text{ kN/m}^3$, obteniéndose $w = 8.75 \text{ kN/m/m}$.

En la Figura 3.5 se presenta la interfaz de PLAXIS 2D donde están ingresados todos los parámetros calculados anteriormente.

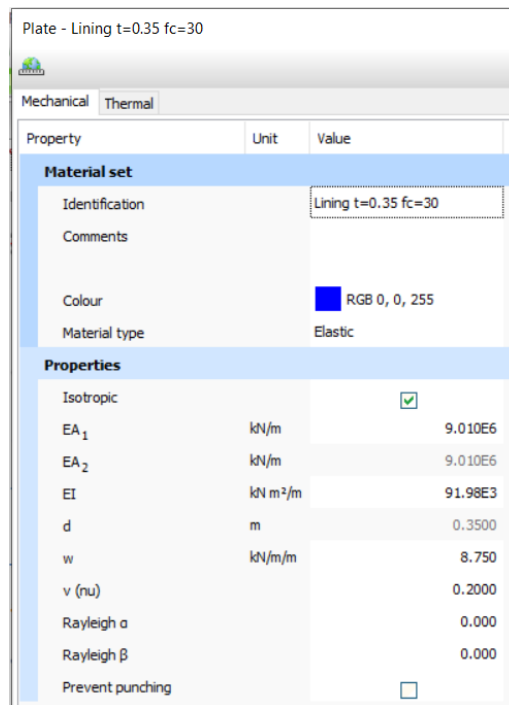


Figura 3.5 Propiedades del revestimiento del túnel en PLAXIS 2D.

3.1.3. Geometría del Túnel

En la pestaña “Structures” de la Figura 3.2 se define la geometría de la sección transversal del túnel, mediante rectas y secciones de arco. En el contexto de esta investigación la forma del túnel será siempre circular, sin embargo, el radio y la profundidad serán variables con el objetivo de estudiar la influencia de estos parámetros en la respuesta global del túnel.

En la Figura 3.6 se muestra la herramienta “Tunnel designer” de PLAXIS 2D, la que facilita la creación de la geometría, así como también asignar el material del revestimiento y crear la interfaz exterior para considerar la interacción suelo-estructura.

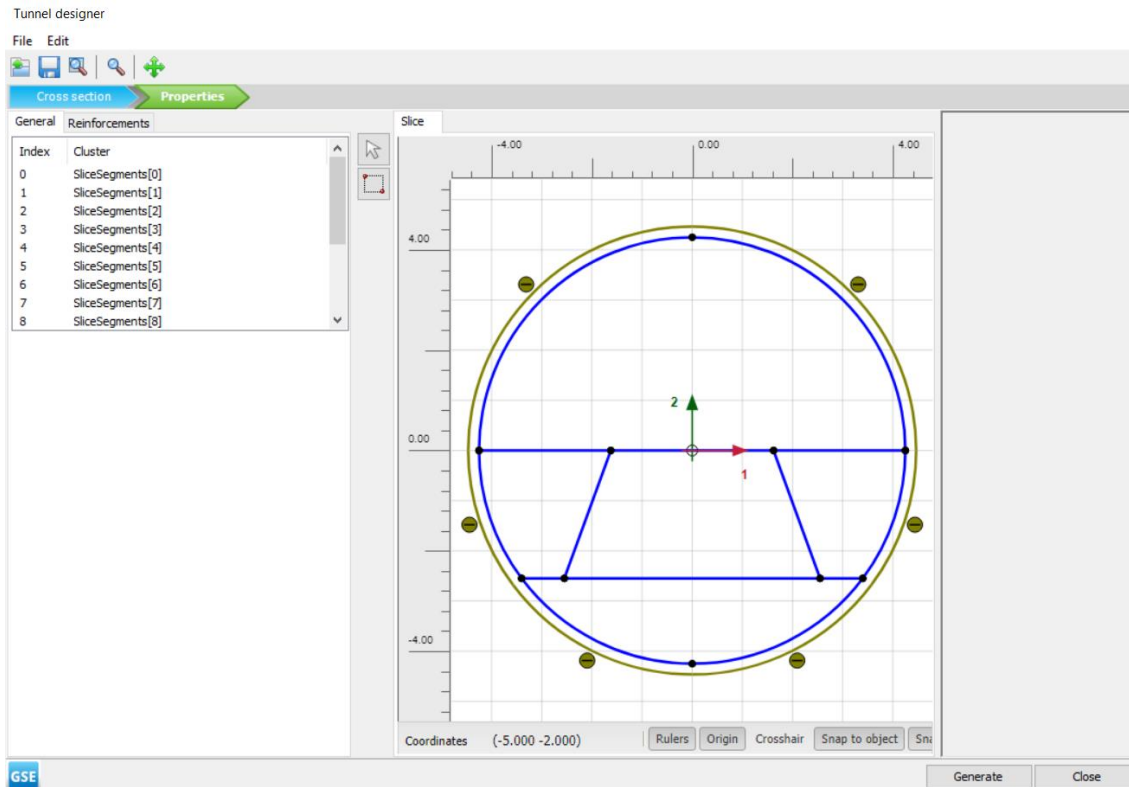


Figura 3.6 Establecer la geometría y material de la sección transversal del túnel.

3.1.4. Solicitación Sísmica

El desplazamiento en el contorno para análisis por desangulación, así como también el registro de aceleraciones para análisis dinámico se establecen desde la pestaña “Structures” de la Figura 3.2. Más detalles respecto del modelado de las solicitaciones por efectos sísmicos se pueden encontrar al final de la Sección 3.1.8.

3.1.5. Malla de Elementos Finitos

En la pestaña “Mesh” (Figura 3.2) se define el valor del tamaño medio de los elementos finitos. A su vez, el tamaño medio determinará el número de elementos con los que contará el modelo. Mientras más pequeño el tamaño medio, más elementos finitos tendrá el modelo, permitiendo representar mejor el comportamiento del túnel y mejorando la resolución de análisis. A mayor resolución, se requiere de más capacidad computacional y tiempo de cálculo. Finalmente, la generación de la malla es completamente automática, utilizando triangulación avanzada.

En el caso de modelos cinemáticos el tamaño de la malla no tiene una restricción específica, y se opta por un tamaño de malla fino a muy fino, los que equivale a un factor de tamaño relativo de los elementos r_e de 0.67 y 0.5 según la ecuación 3.8 y la Tabla 3.1, donde l_e es el tamaño medio de los elementos finitos del modelo. Con estos valores se asegura un buen comportamiento interacción suelo-estructura y, además, se cuenta con una buena cantidad de datos con los que se pueda construir la curva de asentamientos en superficie.

$$l_e = r_e \cdot 0.06 \cdot \sqrt{(x_{max} - x_{min})^2 + (y_{max} - y_{min})^2} \quad (3.8)$$

Tabla 3.1 Valores predefinidos del factor de tamaño relativo de los elementos r_e (Plaxis2D 2021, Reference Manual).

Tamaño de Elementos	r_e
Muy Grueso	2.00
Grueso	1.33
Medio	1.00
Fino	0.67
Muy Fino	0.50

En el caso de modelos dinámicos, el tamaño de la malla determina el rango de frecuencias que es capaz de resolver el modelo, en ese contexto, el mallado debe ser lo suficientemente pequeño como para captar de buena forma las amplitudes de las longitudes de onda. Kuhlmeier & Lysmer (1973) sugieren la expresión (3.9), donde el tamaño medio de los elementos debe ser menor o igual a un octavo de la longitud de onda asociada al máximo contenido de frecuencia " f_{max} " del registro de entrada. Dicho de otra manera, se requiere de al menos ocho elementos para captar una longitud de onda completa. Este criterio también se puede escribir en función de la velocidad de ondas de corte mínima del suelo " $v_{s,min}$ ".

$$TamañoMedioElementos \leq \frac{\lambda}{8} = \frac{v_{s,min}}{8f_{max}} \quad (3.9)$$

Dado que el tamaño de los elementos depende de la velocidad de ondas de corte mínima del suelo, la que es diferente para cada tipo (A, B, C, D o E de la Norma Chilena), es necesario definir un tamaño de malla distinto para cada uno de ellos. En este caso, y dado las características de los sismos chilenos, se asegura un tamaño de malla que sea capaz de resolver, como mínimo, frecuencias en el rango 0 a 15 [Hz].

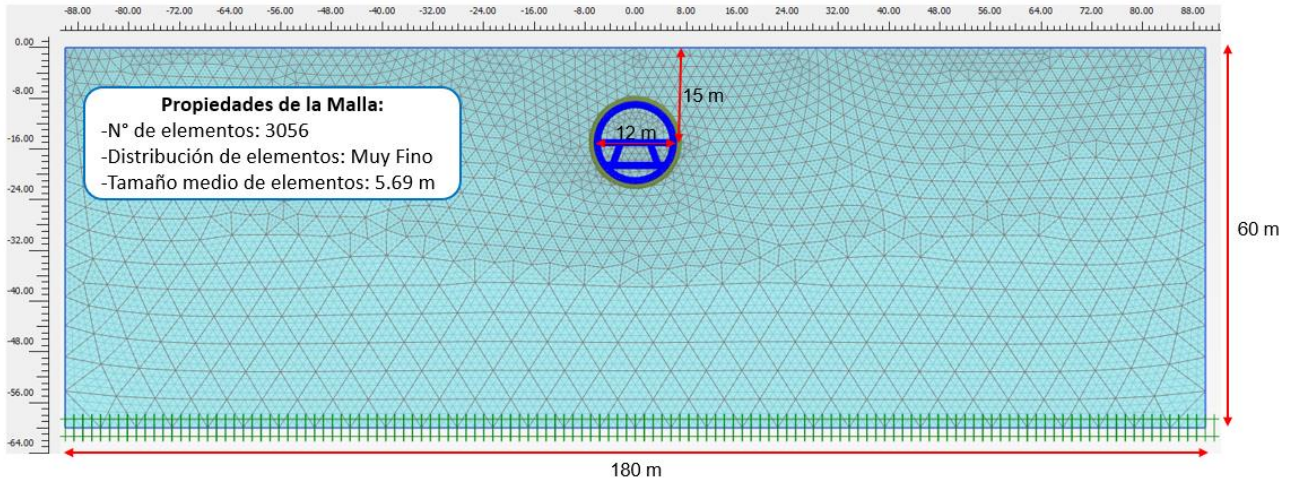


Figura 3.7 Tamaño de la malla de elementos finitos.

3.1.6. Interfaz Suelo-Estructura

Se observa en Figura 3.6 un contorno de color verde (interfaz) que rodea toda la línea exterior del elemento estructural demarcado en color azul. Lo que permite esta interfaz es modelar correctamente la interacción suelo-estructura, la cual en caso de no existir significa que un nodo pertenece tanto al suelo como la estructura, es decir, tendrán los mismos desplazamientos. Sin embargo, si existe una interfaz, se tiene que la posición del nodo de la interfaz con la del elemento “plate” pertenecen al mismo punto espacial, pero están conectados entre sí por elementos tipo resorte con una determinada rigidez tangencial y normal. Dichas rigideces están controladas por un parámetro interno denominado R_{int} , el cual además controla la resistencia de la interfaz según las siguientes expresiones.

$$G_i = R_{int}^2 G_{soil} \leq G_{soil} \quad (3.10)$$

$$c_i = R_{inter} c_{soil} \quad (3.11)$$

$$\tan \phi_i = R_{inter} \tan \phi_{soil} \leq \tan \phi_{soil} \quad (3.12)$$

$$\Psi_i = 0 \text{ si } R_{inter} < 1, \text{ en otro caso } \Psi_i = \Psi_{soil} \quad (3.13)$$

Donde:

- G_i : Rigidez de la interfaz
- c_i : Cohesión de la interfaz
- ϕ_i : Ángulo de fricción de la interfaz

En este caso en particular se ha definido $R_{int} = 1$ que es la opción por defecto de PLAXIS 2D, simulando una situación conservadora similar al caso No-Slip (No hay desplazamiento relativo suelo estructura).

3.1.7. New Austrian Tunneling Method (NATM)

El nuevo método Austriaco de construcción de túneles fue desarrollado entre los años 1957 y 1965, basado en el trabajo de Ladislaus von Rabcewicz, Leopold Müller, y Franz Pacher en Austria (Schubert, 2015). Este método, más que un conjunto específico de reglas, es una filosofía de diseño, donde la idea es aprovechar al máximo la capacidad resistente inherente del suelo (Wallis, 2012). Para ello, se requiere de un constante monitoreo de la respuesta geotécnica y estructural a medida que se construye el túnel.

El NATM es un método donde se va diseñando el sistema de soporte adecuado a medida que se va construyendo el túnel. Algunos de los principios fundamentales del método son:

- La resistencia del suelo circundante es movilizada hasta el máximo posible.
- La resistencia del suelo se logra monitoreando las deformaciones del suelo.
- La excavación es secuenciada existiendo variadas formas de excavación.
- El sostenimiento primario es instalado cuando se ha alcanzado un estado de carga-deformación apropiadas.
- Se necesita instrumentación para monitorear la convergencia o divergencia en el contorno del túnel.

Las principales ventajas de este método es que, 1) Permite abaratar costos de materiales, y 2) Requiere menos mano de obra. Lo anterior, debido a que al permitir la deformación del suelo, la presión que debe resistir el sostenimiento va disminuyendo progresivamente hasta alcanzar un estado de equilibrio donde las presiones son mucho menores a las iniciales, como se muestra en la Figura 2.10. Esto resulta en sostenimientos mucho más flexibles y económicamente más baratos (Schubert, 2015) .

Un aspecto importante del método NATM cuando se modela en dos dimensiones, es que el efecto de arco tridimensional, que se produce dentro del suelo producto de las deformaciones alrededor del frente sin apoyo de túnel, no aparece de forma natural. Dicho efecto de arco se debe a la propia resistencia al corte del suelo, lo que proporciona una determinada capacidad autosoportante resultando en una redistribución del estado tensional inicial, cuyo efecto es en una relajación de tensiones en el contorno de la excavación.

Para superar esta limitación la literatura describe diversos métodos, uno de lo más directos de aplicar es el método de convergencia confinamiento o método β (Schikora & Fink, 1982). La idea principal del método β es que la tensión inicial P_0 , actuando en la zona donde se va a construir el túnel, es dividida en dos partes, una parte $(1 - \beta)P_0$ es aplicada al túnel sin soporte y la otra parte βP_0 se aplica una vez que se ha construido el soporte del túnel, como se muestra en la figura 1.7.

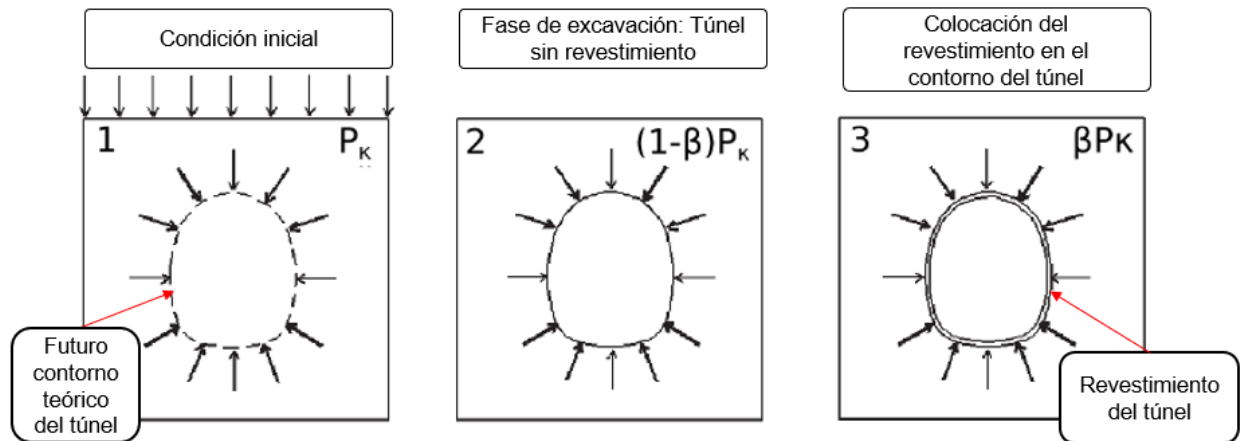


Figura 3.8 Representación del método β (Adaptado de *Plaxis Reference Manual*, 2021)

El parámetro β es un valor que depende de la experiencia, del tipo de suelo, de la distancia desde el frente de excavación hasta la zona de sostenimiento, y del diámetro equivalente de la sección. La forma correcta de obtener el valor del parámetro β es hacer una calibración de modelos 2D con modelos de elementos finitos 3D, comparando los resultados obtenidos en cuanto a momentos flectores, esfuerzos normales y asentamientos en superficie (Möller & Vermeer, 2006), con esto es posible asegurar que el fenómeno que se observa en tres dimensiones se ajusta lo máximo posible a la respuesta de los modelos bidimensionales. Sin embargo, a falta de un método más preciso, la literatura considera valores de β en torno a 0.4 (Shaanan et al., 2018; Plaxis Reference Manual, 2021; Möller & Vermeer, 2006; Bard et al., 2004).

3.1.8. Modelación de la Secuencia Constructiva

Como se ha mencionado anteriormente, el método constructivo a considerar es NATM. En ese contexto, la secuencia de excavación con la que se modelaron los túneles es la que se presenta en la Figura 3.9.

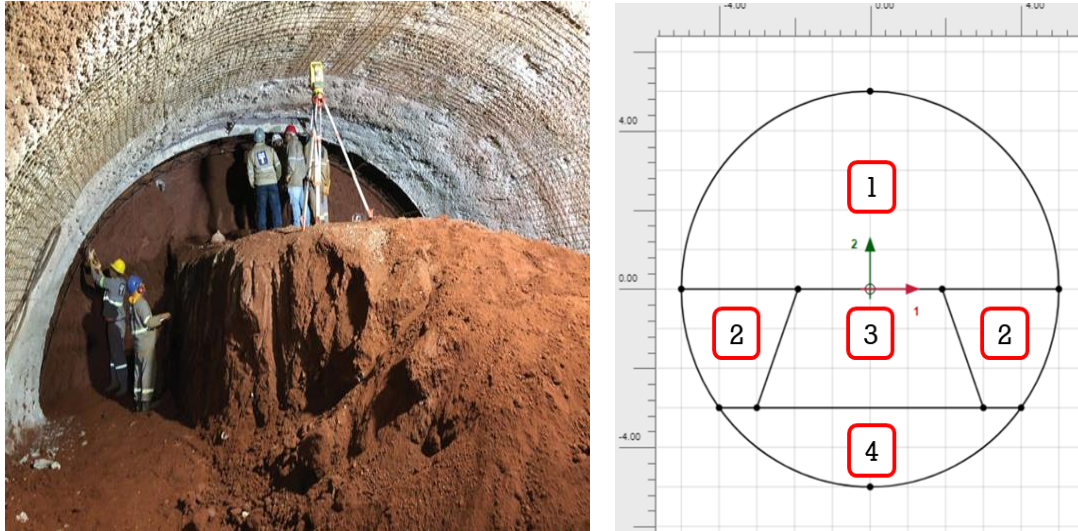


Figura 3.9 Numeración del orden en que se van a excavar cada una de las secciones del túnel según método NATM.

A medida que se excava una sección de túnel, simultáneamente se refuerza con hormigón proyectado con la finalidad de asegurar la estabilidad en el frente de excavación. Para ello, en PLAXIS 2D Input después de cada fase de excavación se activa el revestimiento de la zona correspondiente como se muestra en la Figura 3.11, las etapas constructivas consideradas en los modelos numéricos se presentan en la Figura 3.10.

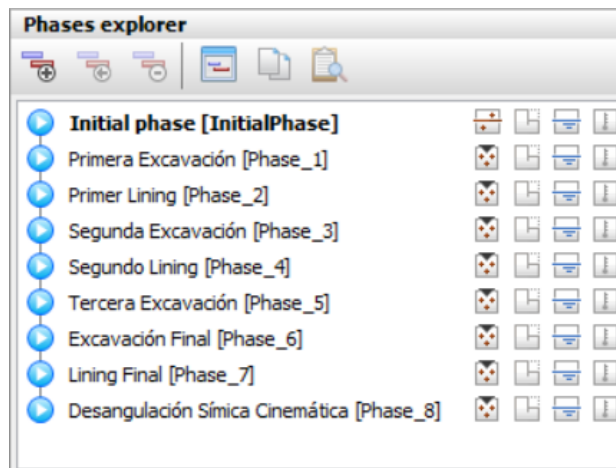


Figura 3.10 Fases constructivas en PLAXIS 2D.

La descripción de cada una de las fases se presenta a continuación, para ello considérese la numeración presentada en la Figura 1.11.

- Fase Inicial (N°0): Se definen las condiciones iniciales del modelo numérico como estados tensionales (K_0 procedure), nivel freático, y sobrecarga, así como también condiciones de borde, las cuales son modificables según sea necesario.
- Fase 1 – Primera Excavación (N°1): En esta fase se excava la zona de bóveda. Como es una fase de excavación es importante aplicar el factor β asociado al desconfinamiento por efecto de arco en el contorno del túnel.
- Fase 2 – Primer Revestimiento (N°2): Consiste en la activación del revestimiento que dará soporte a la zona excavada en la Fase 1. Se puede apreciar que aparece un elemento de color azul en el contorno de la excavación que corresponde al revestimiento. Mientras que la línea de color verde en el contorno exterior es un elemento de interfaz.
- Fase 3 – Segunda Excavación (N°3): En esta fase se excava los hastiales derecho e izquierdo. Como es una fase de excavación se considera el factor β .
- Fase 4 – Segundo Revestimiento (N°4): Se activa el revestimiento de la zona de hastiales excavada en el paso anterior.
- Fase 5 – Tercera Excavación (N°5): Consiste en la excavación de la banquetta central, se aplica el factor β . Como no pertenece al contorno del túnel no hay una fase de revestimiento posterior.
- Fase 6 – Excavación Final (N°6). Se excava la zona de contrabóveda o parte inferior del túnel. Se aplica el factor β .
- Fase 7 – Revestimiento Final (N°7): Se activa el revestimiento de la zona de contrabóveda completando la sección circular del revestimiento. Con esto finalizan las etapas constructivas.
- Fase 8 – Desangulación Cinemática (Figura 1.12): Es una fase posterior a la construcción del túnel (no se reinician los desplazamientos de la fase constructiva). Se aplica un desplazamiento en el contorno con la finalidad de inducir cierto nivel de desangulación en el túnel " γ ".

$$\gamma = \frac{\text{Desplazamiento en superficie}}{\text{Altura del estrato}} \quad (3.14)$$

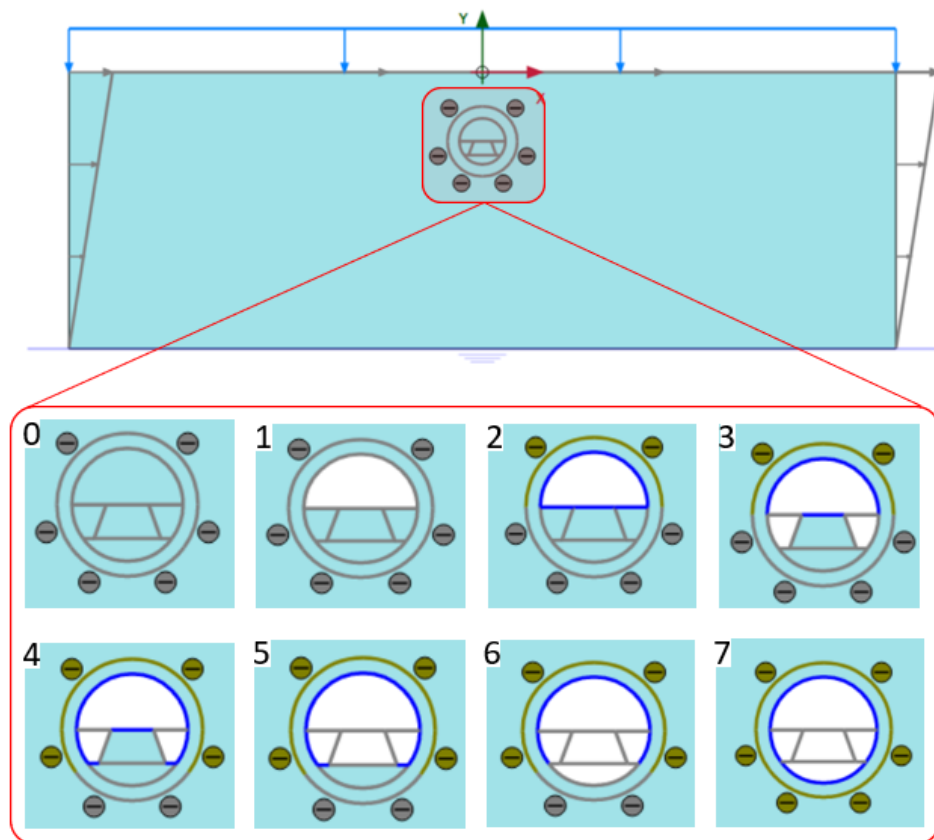


Figura 3.11 Secuencia de excavación y colocación de revestimiento del túnel.

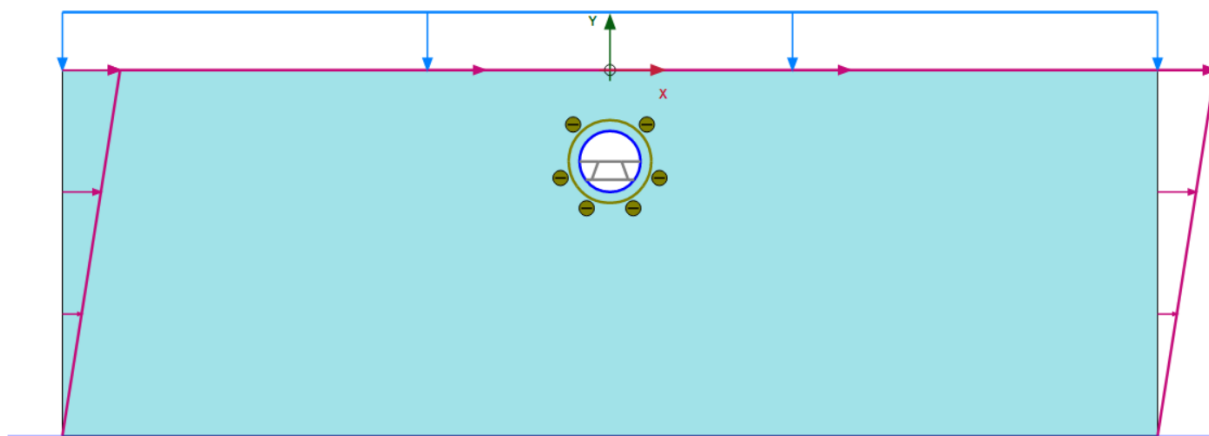


Figura 3.12 Fase 8: Desangulación cinemática para análisis sísmico.

En el caso de análisis dinámicos, la secuencia constructiva hasta la fase 7 es la misma que la de análisis cinemático, la única diferencia es que se reemplaza el desplazamiento en el contorno por un registro de aceleraciones, aplicado en la base del modelo mediante un multiplicador dinámico (Forma de ingresar a PLAXIS 2D el registro de aceleraciones para análisis dinámicos, según *Plaxis reference Manual, 2021*), como se muestra en la Figura 3.13. Además, es muy importante establecer las condiciones de borde dinámicas como “Free-field” en los límites laterales y “Compliant-base” en la zona inferior, de acuerdo con lo mencionado en la sección 2.3.1.

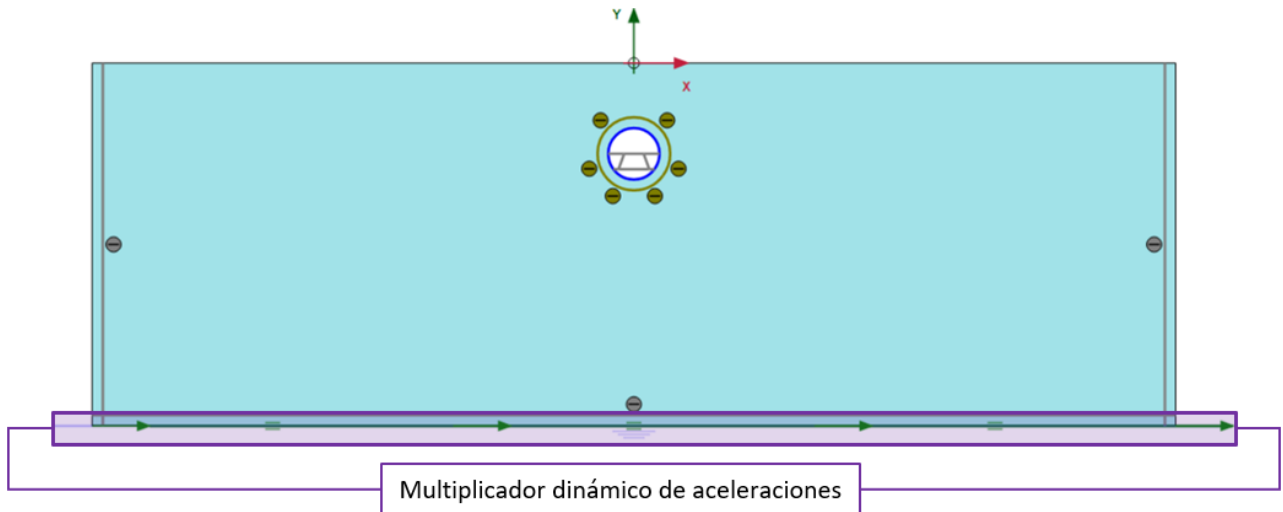


Figura 3.13 Registro de aceleraciones aplicado en la base como multiplicador dinámico.

El registro de aceleraciones se carga desde un archivo de texto (.txt) y debe ser ingresado en unidades de m/s^2 . Mediante la ventana de “multiplicadores dinámicos” se puede ver las propiedades del sismo, así como escalar a diferentes niveles de PGA para realizar el análisis incremental dinámico (IDA). Los datos son cargados en formato de tabla y el tipo de dato es “Accelerations”, la siguiente figura muestra la ventana de PLAXIS 2D Input para definir los multiplicadores dinámicos.

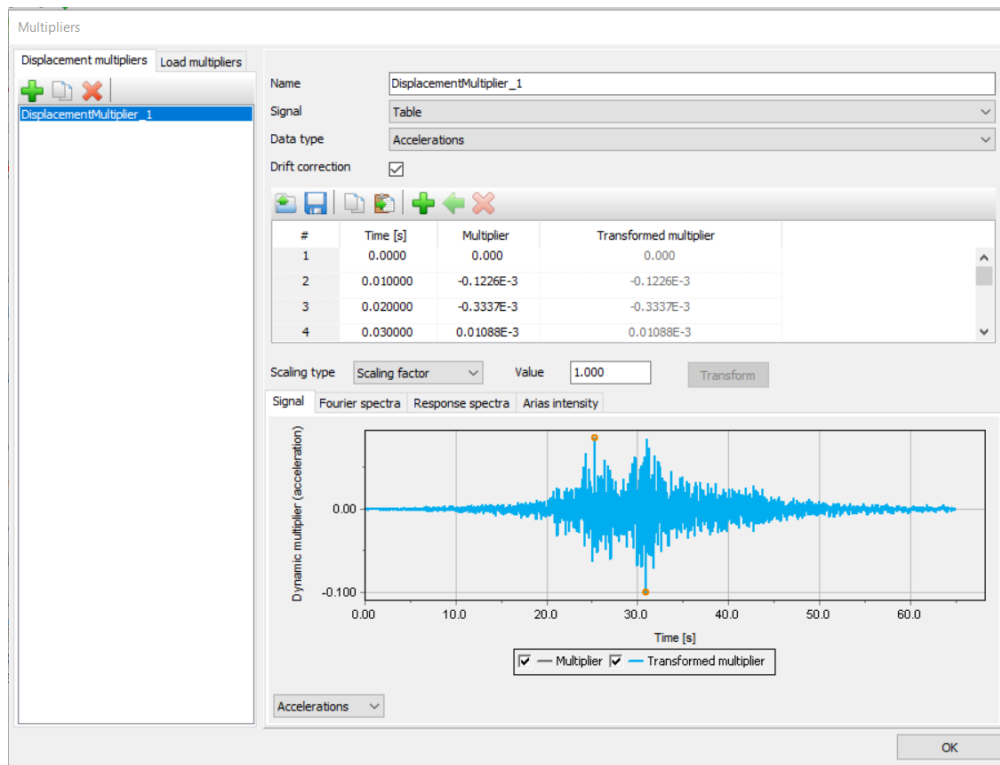


Figura 3.14 Ventana de multiplicadores dinámicos de PLAXIS 2D Input para cargar los sismos a utilizar en los análisis.

3.1.9. Visualización y Análisis de Resultados en PLAXIS 2D Output

Una vez finalizados los cálculos se puede visualizar los resultados en PLAXIS 2D Output, donde es posible obtener los resultados globales de deformación y tensión, tanto del suelo como de los elementos estructurales, así también, es posible visualizar los resultados individuales de cada uno de los nodos. A modo de ejemplo, la siguiente figura muestra el asentamiento vertical del suelo una vez que han terminado todas las etapas constructivas de un túnel de 8 m de diámetro, a una profundidad de 15 m hasta el centro del túnel.

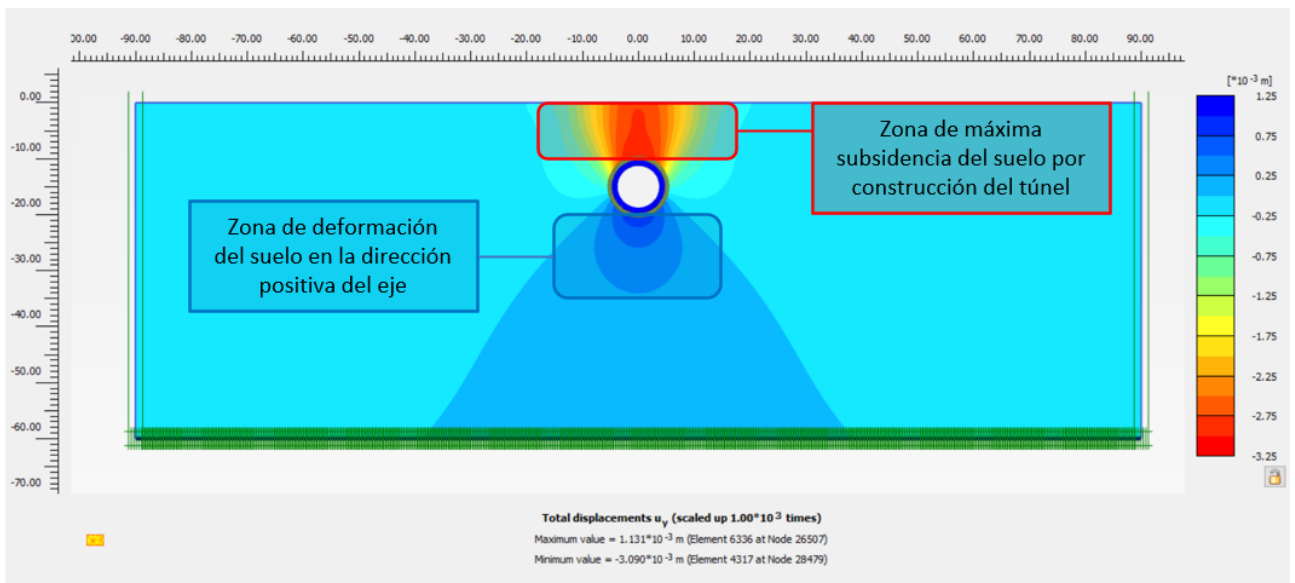


Figura 3.15 Contorno de deformaciones verticales producto del peso propio, PLAXIS 2D Output.

La información de todo el modelo numérico está almacenada en tablas como la que se muestra en la Figura 3.16, dichas tablas pueden ser visualizadas y exportadas a Excel para hacer análisis posteriores. Se puede extraer la información de tensión y desplazamientos de todo el modelo numérico, tanto para el suelo como el revestimiento, luego, si se quiere filtrar la información de alguna sección en particular, se puede hacer mediante la selección de las coordenadas iniciales de los nodos a estudiar.

Soil element ▲	Node ▲	Local number ▲	X ▲ [m]	Y ▲ [m]	u_x ▲ [10^{-6} m]	u_y ▲ [10^{-3} m]	$ u $ ▲ [10^{-3} m]
Clus. 6 - El. 88 Suelo HSS Soil_1_6	39505	1	63.474	-60.000	0.210	0.000	0.000
	39521	2	65.368	-60.000	0.199	0.000	0.000
	40121	3	64.437	-58.219	1.687	-0.002	0.002
	39507	4	64.421	-60.000	0.205	0.000	0.000
	39516	5	64.903	-59.110	0.938	-0.001	0.001
	39510	6	63.955	-59.110	0.964	-0.001	0.001
	39508	7	63.947	-60.000	0.207	0.000	0.000
	39506	8	64.895	-60.000	0.202	0.000	0.000
	39515	9	65.136	-59.555	0.567	0.000	0.001
	39517	10	64.670	-58.664	1.311	-0.001	0.002
	39509	11	64.196	-58.664	1.330	-0.001	0.002
	39511	12	63.715	-59.555	0.591	0.000	0.001
	39512	13	64.188	-59.555	0.583	0.000	0.001
	39513	14	64.662	-59.555	0.575	0.000	0.001
	39514	15	64.429	-59.110	0.951	-0.001	0.001

Figura 3.16 Parte de la tabla de deformaciones de un modelo numérico en PLAXIS 2D.

3.2. Codificación en Python de modelos 2D

Todo el proceso de modelación manual, donde se va definiendo cada variable de una en una, se puede automatizar mediante la API (Application Programming Interfaces): Python scripting – PLAXIS. De esta manera, en el caso de que sea necesario hacer una serie de modelos muy similares donde sólo cambian algunas características, no es obligatorio hacer ni modificar cada modelo desde la interfaz del programa, si no que se puede programar iterativamente desde un script mediante lenguaje Python.

La API corre sobre scripts Jupyter Notebooks, que es una aplicación web de código abierto que permite crear y compartir documentos de código en vivo. Para conectar los Jupyter Notebook con PLAXIS es necesario activar y configurar el “remote scripting server” en el menú de experto de PLAXIS, tal como se muestra en la Figura 3.18.

Una vez activado el servidor es necesario establecer la conexión entre Jupyter y PLAXIS (Input y Output), lo que se hace mediante el siguiente bloque de código.

```
1 import numpy as np
2 from plxscripting.easy import *
3
4 localhostport_input = 10000
5 localhostport_output = 10001
6
7 s_i, g_i = new_server('localhost', localhostport_input, password = '14ZS9nQFv=uBM!af')
8 s_o, g_o = new_server('localhost', localhostport_output, password = '14ZS9nQFv=uBM!af')
```

Figura 3.17 Bloque de código para conexión remota entre Jupyter y la API de PLAXIS.

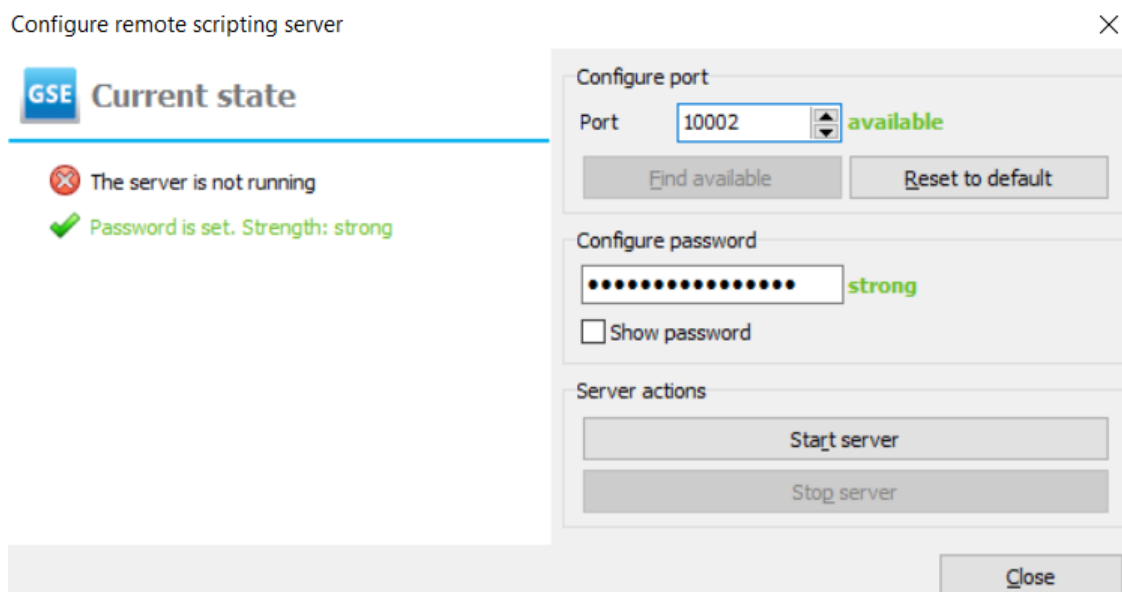


Figura 3.18 Panel de configuración del servidor remoto de la API.

Una vez establecida la conexión se procede a programar los bloques de código que darán forma a la modelación numérica que se quiere desarrollar. Por ejemplo, si se tiene el caso donde se quiere crear un estrato de suelo de 20 metros de altura, lo que muestra PLAXIS en la barra de comandos, cuando se hace manual, es lo siguiente.

```
Command line
Session  Model history
Deleted Borehole_2
0017> _borehole 0
Added Borehole_1
0018> _soillayer 0
Added Soillayer_1
0019> _set Soillayer_1.Zones[0].Bottom -20
OK
```

Figura 3.19 Barra de comandos de PLAXIS cuando se crea un suelo de 20 m de altura.

Mediante Jupyter se consigue lo mismo con la siguiente línea de código

```
1 borehole_g = g_i.borehole(0)
2 g_i.soillayer(-20)
```

Figura 3.20 Código para crear un estrato de suelo de 20 m de altura.

Y lo que se observa en la interfaz del programa en ambos casos se muestra en la Figura 3.21.

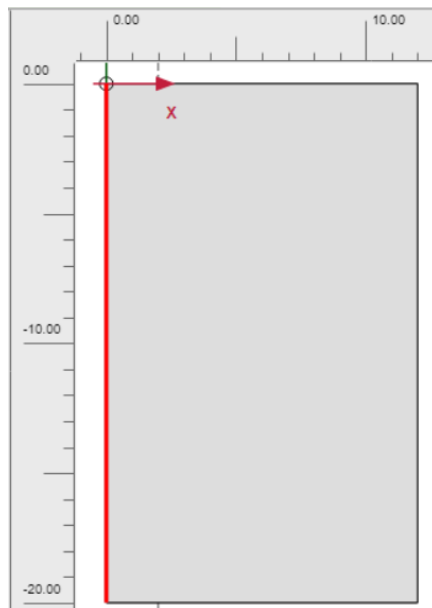


Figura 3.21 Estrato de suelo generado mediante codificación en Jupyter.

De la misma manera, cada uno de los detalles de modelación deben ser traducidos desde la línea comandos de PLAXIS a Jupyter notebook, hasta que el modelo numérico esté completamente codificado. Una de las principales ventajas de utilizar la API, por sobre la modelación manual, es que permite acceder fácilmente a la información del modelo numérico una vez que ha sido calculado, sin la necesidad de interactuar directamente con PLAXIS Output. Lo anterior es posible porque PLAXIS guarda la información en objetos con forma de tensor, los cuales pueden ser llamados desde Jupyter y extraer la información.

A modo de ejemplo, suponer que se quiere obtener los esfuerzos en el revestimiento del túnel una vez que han terminado todas las fases constructivas (la última fase constructiva en este caso corresponde a la fase 7), una forma de hacer esto es mediante el siguiente bloque de código:

```

1      # LLamar a la fase de donde se quiere extraer la información
2      phase = g_o.Phases[7]
3      #Extraer las coordenadas y esfuerzos de los elementos tipo plate
4      #con los que se modela el revestimiento del túnel
5      plateX = g_o.getresults(phase, g_o.ResultTypes.Plate.X, 'node') # Coordenada X
6      plateY = g_o.getresults(phase, g_o.ResultTypes.Plate.Y, 'node') #Coordenada Y
7      plateM = g_o.getresults(phase, g_o.ResultTypes.Plate.M2D, 'node') # Momento flector
8      plateQ = g_o.getresults(phase, g_o.ResultTypes.Plate.Q2D, 'node') # Fuerza cortante
9      plateN = g_o.getresults(phase, g_o.ResultTypes.Plate.Nx2D, 'node') # Fuerza axial

```

Figura 3.22 Bloque de código para extraer los esfuerzos en el revestimiento de túnel.

Una vez que la información es extraída de PLAXIS Output puede ser almacenada en el formato que más acomode. En este caso, la información es almacenada en archivos de texto (.txt) con una estructura similar a la que se presenta en la siguiente figura

Encabezado	X m	Y m	N kN/m	Q kN/m	M kNm/m
Datos	0.000	-100.000	1.865	97.442	0.249
	-0.668	-99.925	-451.776	92.297	66.828
	-1.302	-99.703	-814.387	63.674	118.765
	-1.870	-99.345	-1020.741	22.043	148.009
	-2.345	-98.870	-1005.613	-22.131	148.361
	-2.345	-98.870	-999.304	-20.049	148.361
	-2.703	-98.302	-822.693	-63.886	118.157
	-2.925	-97.668	-452.716	-91.776	65.796
	-3.000	-97.000	5.046	-101.433	1.030
	-2.925	-96.332	445.012	-90.572	-66.048
	-2.925	-96.332	444.808	-89.789	-66.048
	-2.703	-95.698	816.671	-63.782	-119.406
	-2.345	-95.130	1016.968	-22.939	-148.121
	-1.870	-94.655	1020.576	22.880	-148.586
	-1.302	-94.297	802.370	63.817	-118.886

Figura 3.23 Estructura de almacenamiento de datos en archivos de texto (.txt).

Una vez almacenada la información, se puede procesar y utilizar para entrenar, validar y probar los modelos de Inteligencia Artificial y/o generar los gráficos de las curvas de fragilidad, que son los principales objetivos de esta investigación.

3.3. Modelos Constitutivos

En los modelos numéricos es necesario representar el comportamiento mecánico tensión-deformación de los suelos, y dependiendo de la información disponible al momento de realizar los análisis así como de la hipótesis de diseño, se pueden seleccionar diferentes modelos. Estos pueden ser desde los más simples, como el lineal elástico o Mohr-Coulomb, a modelos más avanzados que incorporan características como el endurecimiento, dependencia del estado tensional, anisotropía, creep, etc, entre los que se encuentran el modelo Hardening Soil, Soft Soil Creep, Modified Cam-Clay, entre muchos otros.

En este trabajo se utilizan dos modelos constitutivos con propósitos investigativos diferentes. Por un lado, se tiene el modelo Mohr-Coulomb (MC) que es utilizado en los análisis cinemáticos con el objetivo de generar la base de datos para las redes neuronales y, por otro lado, se utiliza el modelo constitutivo Hardening Soil with Small Stiffness (HS-Small) para los análisis dinámicos, ya que permite modelar el comportamiento de histéresis del suelo a pequeñas deformaciones

3.3.1. Modelo Mohr-Coulomb (MC).

El modelo Mohr-Coulomb es un modelo simple que considera un comportamiento lineal elástico perfectamente-plástico (Figura 3.24) y que puede ser utilizado como una primera aproximación al comportamiento real de los suelos (Plaxis 2D 2021, Materials Models Manual). Este modelo es empleado principalmente por su simplicidad y reducido número de parámetros de entrada requeridos, lo que resulta en un rápido desempeño computacional.

La formulación del modelo considera que el incremento de deformación total " $\dot{\epsilon}$ " es la suma del incremento de la deformación elástica " $\dot{\epsilon}^e$ ", más el incremento en de la deformación plástica " $\dot{\epsilon}^p$ "

$$\dot{\epsilon} = \dot{\epsilon}^e + \dot{\epsilon}^p \quad (3.15)$$

Por otra parte, la ley de Hooke de elasticidad isotrópica es utilizada para describir el comportamiento del material en el rango elástico de deformaciones. Donde el incremento de tensiones “ σ ” está dado por la multiplicación de la matriz de rigidez elástica D (o módulo de rigidez E para modelos unidimensionales), por el incremento de deformación elástica “ ϵ^e ”.

$$\dot{\sigma} = D \cdot \dot{\epsilon}^e \quad (3.16)$$

Para evaluar el desarrollo de deformaciones plásticas irreversibles se introduce el concepto de función de fluencia, cuyo valor determina el punto donde el material comienza a plastificar. En este caso, la función de fluencia está basada en el criterio de falla de Mohr-Coulomb, haciendo uso de los parámetros de resistencia c y ϕ , y se deriva fácilmente de la condición donde el círculo de Mohr toca la recta que representa el criterio de falla.

$$f_s = \sigma'_1 - \sigma'_3 + (\sigma'_1 - \sigma'_3) \cdot \sin \phi - 2c \cdot \cos \phi \leq 0 \quad (3.17)$$

Según la ecuación anterior, cuando $f_s < 0$ las deformaciones del material son elásticas y reversibles, y cuando $f_s = 0$ el material experimenta deformaciones plásticas irreversibles. Ahora bien, para describir el incremento de deformaciones plásticas es necesario introducir otra función; denominada función de potencial plástico g_s . A partir de esta función, las deformaciones plásticas se definen según la ecuación 3.14, donde λ es el multiplicador plástico, que toma el valor de cero cuando las deformaciones son elásticas y es mayor que cero cuando las deformaciones son plásticas.

$$\dot{\epsilon}^p = \lambda \frac{\partial g}{\partial \sigma'} \quad (3.18)$$

La función de potencial plástico g_s se puede definir como una ley de flujo, es decir, es un indicador de la dirección de los desplazamientos una vez que ha comenzado la plastificación. En un marco de plasticidad asociada se tiene que $f_s = g_s$, lo que resulta en deformaciones perpendiculares a la superficie de fluencia, en el contexto de suelos significa que el parámetro que controla las deformaciones volumétricas plásticas sería el ángulo de fricción interna ϕ . Sin embargo, esta concepción lleva a sobreestimar la dilatación observada en los suelos.

Por lo anterior, el modelo Mohr-Coulomb incorpora la función de potencial g_s tal que $f_s \neq g_s$ (plasticidad no asociada), de esta manera el modelo permite controlar las deformaciones volumétricas plásticas que se observa en suelos densos, con un parámetro diferente al ángulo de fricción interna, al que se le denomina ángulo de dilatancia Ψ . La expresión para el potencial plástico es similar a la de la función de fluencia, pero cambiando ϕ por Ψ según la ecuación 3.15.

$$g_s = \sigma'_1 - \sigma'_3 + (\sigma'_1 - \sigma'_3) \cdot \sin \Psi - 2c \cdot \cos \Psi \quad (3.19)$$

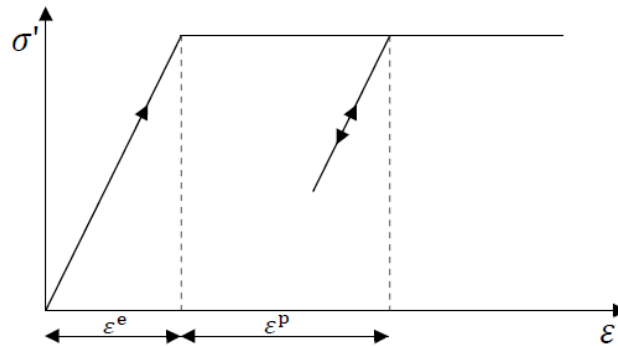


Figura 3.24 Modelo elástico perfectamente plástico, Mohr-Coulomb (Plaxis 2D 2021, Materials Models Manual).

Lo expuesto anteriormente es válido para el análisis de un material en una dimensión. En el caso de los suelos, para evaluar su comportamiento es necesario considerar el estado tensional en las tres dimensiones (σ_1 , σ_2 y σ_3), por lo tanto, la condición de fluencia resulta en 6 funciones de fluencia formuladas en término de las tensiones principales.

$$\begin{aligned} f_{s1} &= \sigma'_1 - \sigma'_3 + (\sigma'_1 - \sigma'_3) \cdot \sin \phi - 2c \cdot \cos \phi \leq 0 \\ f_{s2} &= \sigma'_3 - \sigma'_1 + (\sigma'_3 - \sigma'_1) \cdot \sin \phi - 2c \cdot \cos \phi \leq 0 \\ f_{s3} &= \sigma'_1 - \sigma'_2 + (\sigma'_1 - \sigma'_2) \cdot \sin \phi - 2c \cdot \cos \phi \leq 0 \\ f_{s4} &= \sigma'_2 - \sigma'_1 + (\sigma'_2 - \sigma'_1) \cdot \sin \phi - 2c \cdot \cos \phi \leq 0 \\ f_{s5} &= \sigma'_2 - \sigma'_3 + (\sigma'_2 - \sigma'_3) \cdot \sin \phi - 2c \cdot \cos \phi \leq 0 \\ f_{s6} &= \sigma'_3 - \sigma'_2 + (\sigma'_3 - \sigma'_2) \cdot \sin \phi - 2c \cdot \cos \phi \leq 0 \end{aligned} \quad (3.20)$$

La condición $f_i = 0$, para todas las funciones de fluencia, representa una superficie hexagonal fija en el espacio de las tensiones principales, como la presentada en la Figura 3.25. De esta manera, los estados tensionales que se encuentran dentro de la superficie presentan un comportamiento puramente elástico y todas las deformaciones son reversibles.

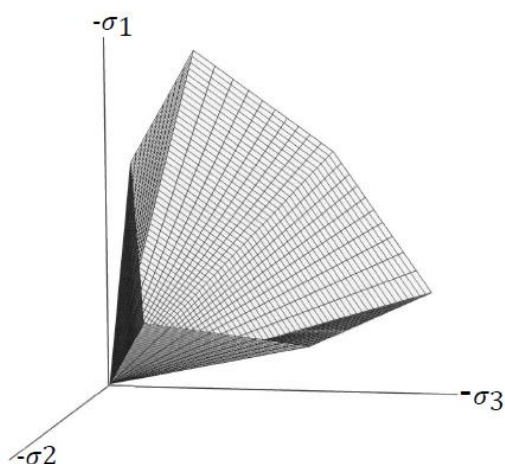


Figura 3.25 Representación superficie de fluencia modelo Mohr-Coulomb (Plaxis2D 2021, Materials Models Manual).

En base a lo expuesto anteriormente, el modelo Mohr-Coulomb necesita de seis parámetros básicos de entrada. El módulo de deformación E y coeficiente de Poisson ν asociados a la rigidez del suelo. La cohesión c , ángulo de fricción ϕ y ángulo de dilatancia Ψ asociados a la resistencia, además del peso unitario γ para el cálculo de los estados tensionales. Los parámetros antes mencionados se presentan en la siguiente tabla.

Tabla 3.2 Parámetros del modelo Mohr-Coulomb.

Parámetro	Símbolo	Unidad
Módulo de deformación	E	kN/m ²
Coefficiente de Poisson	ν	-
Cohesión	c	kN/m ²
Ángulo de fricción	ϕ	°
Ángulo de dilatancia	ψ	°
Peso unitario	γ	kN/m ³

3.3.2. Modelo Hardening Soil (HS)

El modelo Hardening Soil es un modelo constitutivo avanzado de plasticidad con endurecimiento isotrópico a corte y compresión, que incorpora una serie de parámetros adicionales respecto al modelo Mohr Coulomb (Plaxis2D 2021, Materials Models Manual). La ventaja del modelo Hardening-Soil es que permite representar el comportamiento no-lineal (Hiperbólico) de los suelos, así como la dependencia del nivel de tensión que se observa en trayectorias de ensayos triaxiales Figura 3.26.

El modelo fue propuesto por Schanz et al., (1999) con el objetivo de simular el comportamiento característico de un amplio rango de suelos blandos a rígidos, y está basado en el modelo original hiperbólico de Duncan & Chang (1970). Sus ventajas son que: 1) utiliza la teoría de plasticidad más que la teoría de elasticidad, 2) incluye la dilatación del suelo, y 3) introduce un límite de fluencia para el endurecimiento por compresión.

Los principales aspectos que incorpora este modelo constitutivo son los siguientes:

- Rigidez elástica: Trayectorias de carga y descarga del material se modelan elásticamente mediante el parámetro E_{ur} .
- Rigidez edométrica: Se considera la rigidez a compresión del suelo mediante el módulo edométrico E_{oed} .
- Criterio de falla de Mohr-Coulomb: La resistencia del material depende de los parámetros c_{max} y ϕ_{max} .
- Fluencia al corte con endurecimiento: Existe una función de fluencia al corte (y regla de flujo) según el criterio de rotura de Mohr-Coulomb. El endurecimiento está relacionado con la dependencia del estado tensional.
- Fluencia a la compresión con endurecimiento: Existe una función de fluencia (y regla de flujo) a la compresión para ensayos edométricos que distingue entre estados sobre consolidados (que asume elásticos), de los estados normalmente consolidados (que asume elastoplásticos). Además, hay dependencia del estado tensional.

PLAXIS 2D establece que la relación hiperbólica entre la deformación vertical ϵ_1 (compresión con signo negativo) y la tensión desviadora q para ensayos triaxiales drenados puede ser descrita según la siguiente ecuación.

$$-\epsilon_1 = \frac{1}{E_i} \frac{q}{1 - q/q_a} \quad (3.21)$$

Donde:

- ϵ_1 : Deformación vertical unitaria del elemento de suelo.
- E_i : Módulo de deformación inicial.
- q_a : Valor asintótico de la tensión desviadora Figura 3.26.
- q : Tensión desviadora $|\sigma_1 - \sigma_3|$.

El módulo de deformación inicial E_i depende del módulo de deformación para el 50% de la carga máxima de falla E_{50} , así como de la razón R_f entre el esfuerzo último q_f y el esfuerzo desviador asintótico q_a , ecuación (3.22) y (3.24).

$$E_i = \frac{2E_{50}}{2 - R_f} \quad (3.22)$$

$$R_f = \frac{q_f}{q_a} \quad (3.23)$$

El esfuerzo último q_f está dado por el criterio de falla Mohr-Coulomb, al alcanzar este límite la ley de deformación hiperbólica deja de ser válida y se transforma en una recta horizontal. q_f queda definido según la siguiente ecuación, donde ϕ es el ángulo de fricción interna, c la cohesión y σ'_3 el esfuerzo principal menor.

$$q_f = (c \cot \phi - \sigma'_3) \frac{2 \sin \phi}{1 - \sin \phi} \quad (3.24)$$

El módulo de deformación secante E_{50} , al 50% del esfuerzo último q_f , depende del nivel de confinamiento según la Ecuación (3.25).

$$E_{50} = E_{50}^{ref} \left(\frac{c \cos \phi - \sigma'_3 \sin \phi}{c \cos \phi + p^{ref} \sin \phi} \right)^m \quad (3.25)$$

Donde E_{50}^{ref} es el módulo de deformación secante para una presión de confinamiento de referencia p^{ref} . m es el exponente que define el grado de dependencia del módulo de deformación con el nivel de confinamiento. Von Soos (1990) estableció valores de m que varían en el rango $0.5 < m < 1$, donde los suelos más rígidos toman valores de m cercanos a 0.5 (menor dependencia del módulo de deformación con el confinamiento), mientras que suelos blandos y de una menor calidad geotécnica tomarán valores cercanos a 1 (dependencia lineal).

Para ciclos de carga y descarga se utiliza el módulo de deformación secante a la trayectoria de ensayos triaxiales cíclicos E_{ur} , el que también depende del nivel de confinamiento según la ecuación (3.26). En caso de no contar con información para determinar este parámetro, PLAXIS 2D establece por defecto el valor de $E_{ur}^{ref} = 3E_{50}^{ref}$.

$$E_{ur} = E_{ur}^{ref} \left(\frac{c \cos\phi - \sigma'_3 \sin\phi}{c \cos\phi + p^{ref} \sin\phi} \right)^m \quad (3.26)$$

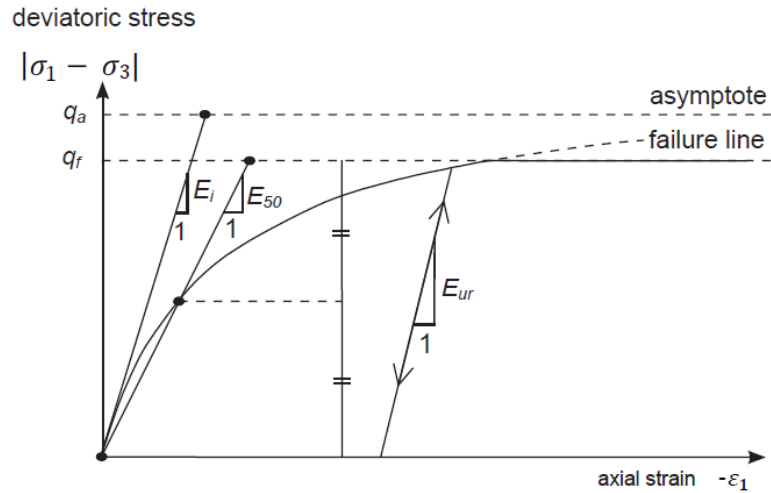


Figura 3.26 Relación hiperbólica tensión-deformación en carga primaria para ensayos triaxiales drenados (Plaxis2D 2021, Materials Models Manual).

A diferencia de los modelos basados en elasticidad, el modelo Hardening Soil no incorpora una relación cerrada entre la rigidez del ensayo triaxial E_{50} y la rigidez edométrica E_{oed} . En su lugar, la rigidez edométrica debe ser proporcionada en forma independiente como un valor de entrada, la que puede ser obtenida mediante un ensayo edométrico.

Como se observa en la Figura 3.27 el módulo E_{oed}^{ref} corresponde a la tangente del gráfico tensión-deformación axial del ensayo edométrico para una presión vertical p^{ref} . E_{oed} queda definido para diferentes confinamientos según la siguiente ecuación (Schanz et al., 1999) :

$$E_{oed} = E_{oed}^{ref} \left(\frac{c \cos\phi - \frac{\sigma'_3}{K_0^{nc}} \sin\phi}{c \cos\phi + p^{ref} \sin\phi} \right)^m \quad (3.27)$$

Donde K_0^{nc} es el coeficiente de empuje en reposo para suelos normalmente consolidados.

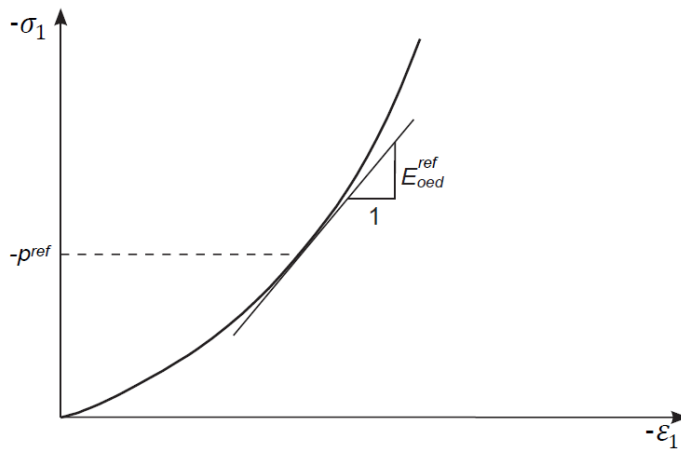


Figura 3.27 Definición de E_{oed}^{ref} en ensayos edométricos (Plaxis2D 2021, Materials Models Manual).

Dado que el modelo considera el criterio de falla de Mohr-Coulomb, las funciones de fluencias describen la misma superficie hexagonal presentada en la Figura 3.25. Sin embargo, el modelo HS considera también una función de fluencia a compresión, lo que visualmente se traduce en una superficie que limita la parte superior del gráfico, cuya función es restringir el máximo endurecimiento por compresión del suelo.

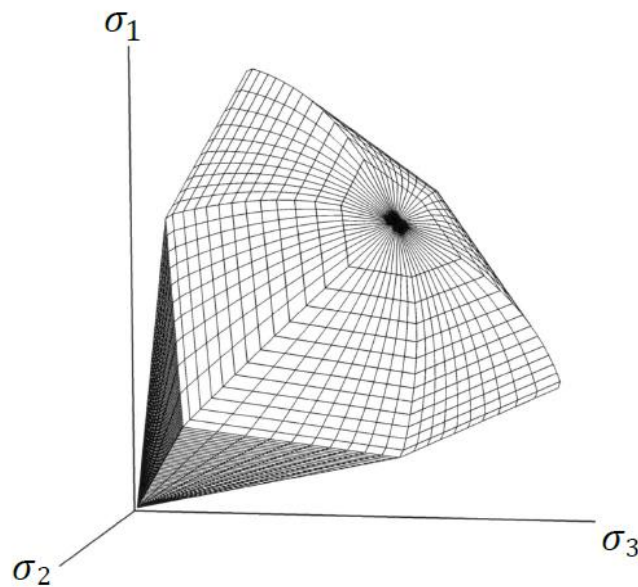


Figura 3.28 Representación superficie de fluencia modelo Hardening Soil (Plaxis2D 2021, Materials Models Manual).

A modo de resumen, se necesita de 12 parámetros de entrada fundamentales para el modelo Hardening Soil, los cuales se detallan en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3 Parámetros básicos del modelo Hardening Soil.

Parámetro	Símbolo	Unidad
Módulo de deformación secante de ensayo triaxial drenado a una presión de referencia p^{ref}	E_{50}^{ref}	kN/m ²
Módulo de deformación tangente de ensayo edométrico para una presión vertical de referencia p^{ref}	E_{oed}^{ref}	kN/m ²
Módulo de carga y descarga para una presión de referencia p^{ref}	E_{ur}^{ref}	kN/m ²
Potencia para la dependencia tensión-rigidez	m	-
Coefficiente de Poisson para carga y descarga	ν_{ur}	-
Coefficiente de empuje en reposo para suelos normalmente consolidados (por defecto $K_0^{nc} = 1 - \sin \phi$)	K_0^{nc}	-
Razón de falla q_f/q_a (por defecto $R_f = 0.9$)	R_f	-
Presión de referencia para rigidez (por defecto $p^{ref} = 100 \text{ kN/m}^2$)	p^{ref}	kN/m ²
Cohesión	c	kN/m ²
Ángulo de fricción interna	ϕ	°
Ángulo de dilatación	ψ	°
Peso unitario	γ	kN/m ³

3.3.3. Modelo Hardening Soil with Small-Strain Stiffness (HS-Small).

El modelo constitutivo HS-Small es una extensión del modelo HS standard visto anteriormente, el cual asume un comportamiento elástico durante una condición de carga y descarga. Sin embargo, el rango de deformaciones donde el suelo se puede considerar perfectamente elástico es muy pequeño, del orden de $1 \cdot 10^{-6}$ a $1 \cdot 10^{-5}$ (Likitlersuang et al., 2013; Okur & Ansal, 2007). Si la amplitud de las deformaciones angulares por corte " γ_s " supera este límite, la rigidez del suelo tiende a decaer en forma no lineal (Plaxis2D 2021, Materials Models Manual), al graficar la reducción de la rigidez G/G_0 versus γ_s se obtiene las típicas curvas S de degradación del módulo de corte como se observa en la Figura 3.29

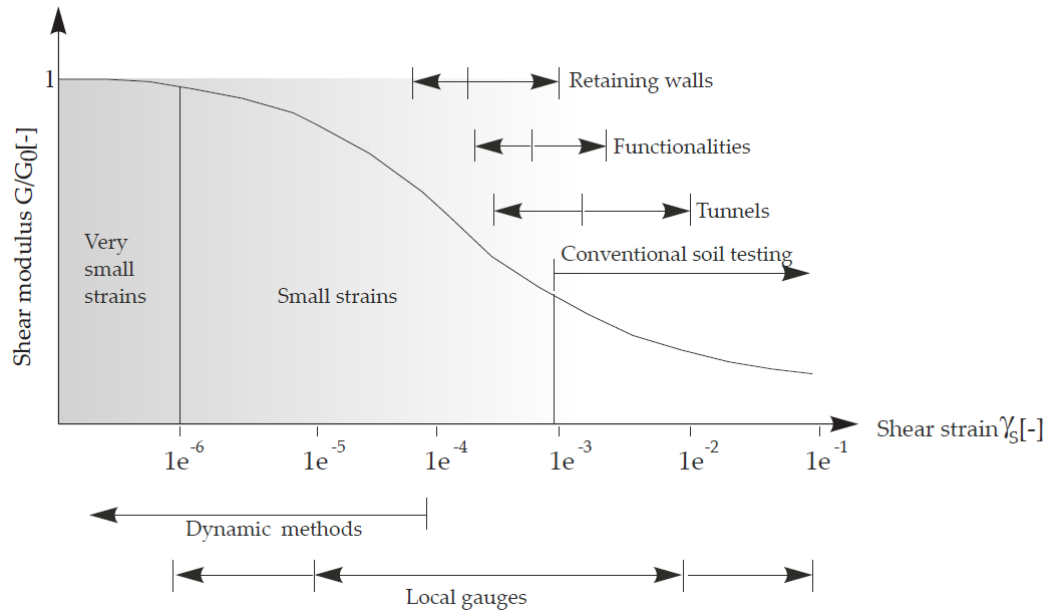


Figura 3.29 Curva de degradación del módulo de corte G/G_0 en función de la deformación angular γ_s (Plaxis2D 2021, Materials Models Manual).

El modelo HS-Small incorpora el fenómeno de degradación de rigidez en pequeñas deformaciones mediante dos parámetros adicionales:

1. Módulo de corte inicial a muy pequeñas deformaciones: G_0
2. Deformación angular por corte a la cual el módulo de rigidez secante G_s se ha reducido a un 72.2% de G_0 : $\gamma_{0.7}$.

Hardin & Drnevich (1972) propusieron una relación hiperbólica para definir la curva de degradación de rigidez secante G_s , la que luego fue adaptada por Santos & Correia (2001), dicha relación se presenta en la Ecuación (3.28).

$$G_s = \frac{G_0}{1 + 0.385 \left(\frac{\gamma}{\gamma_{0.7}} \right)} \quad (3.28)$$

Luego, la rigidez de corte tangente G_t se obtiene como $dG_s/d\gamma$:

$$G_t = \frac{G_0}{\left(1 + 0.385 \left(\frac{\gamma}{\gamma_{0.7}} \right) \right)^2} \quad (3.29)$$

Por otra parte, el modelo considera un valor mínimo para el módulo de rigidez tangente G_t , el cual está asociado al módulo de corte de carga y descarga G_{ur} definido mediante los parámetros E_{ur} y ν_{ur} . De esta manera se tiene que:

$$G_t \geq G_{ur} \quad \text{donde} \quad G_{ur} = \frac{E_{ur}}{2(1+\nu_{ur})} \quad (3.30)$$

La deformación angular en el límite donde $G_t = G_{ur}$, se puede calcular según:

$$\gamma_{cut-off} = \frac{1}{0.385} \left(\sqrt{\frac{G_0}{G_{ur}}} - 1 \right) \quad (3.31)$$

La siguiente figura ejemplifica la reducción de los módulos de corte secante y tangente, los que fueron calculados a partir de un valor de $G_0 = 250 \text{ MPa}$ y $\gamma_{0.7} = 0.00014$ utilizando las ecuaciones 1.17 y 1.18. También se observa el valor mínimo (o límite) del módulo de rigidez de corte tangente $G_t = G_{ur}$.

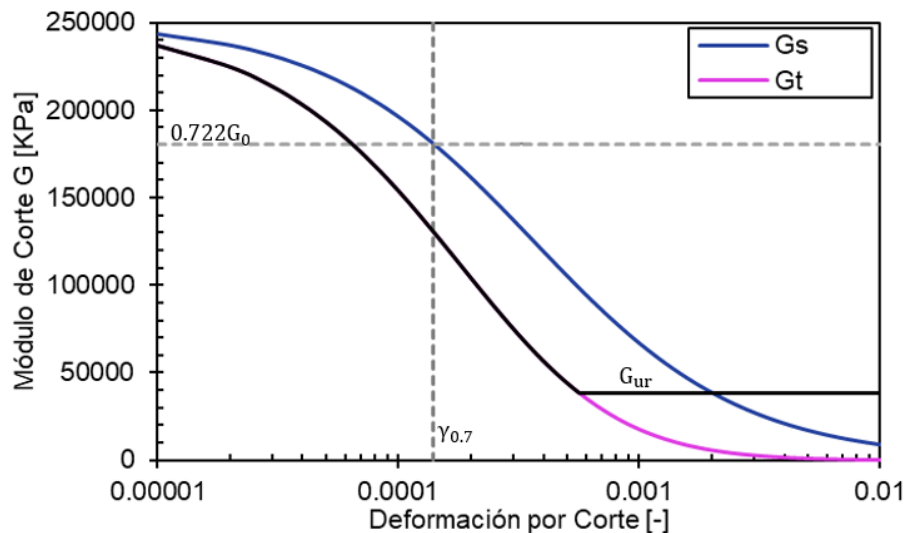


Figura 3.30 Curvas de degradación del módulo de rigidez secante y tangente (adaptado de PLAXIS 2021, Material Models Manual).

Como se había mencionado, G_0 es el módulo de corte a pequeñas deformaciones el cual al igual que el modelo HS Standard, es dependiente del nivel de confinamiento según la siguiente ecuación:

$$G_0 = G_0^{ref} \left(\frac{c \cos\phi - \sigma'_3 \sin\phi}{c \cos\phi + p^{ref} \sin\phi} \right)^m \quad (3.32)$$

Según Obrzud (2011) las características antes mencionadas hacen que el modelo HS-Small sea capaz de reproducir adecuadamente las deformaciones y el comportamiento histerético del suelo. Por esto, es muy útil en aplicaciones dinámicas o en problemas donde hay descarga del suelo; como excavaciones con entibaciones y túneles.

Para finalizar, en base a lo expuesto en esta sección, los parámetros adicionales del modelo HS-Small se presentan en la siguiente tabla.

Tabla 3.4 Parámetros adicionales del modelo HS-Small.

Parámetro	Símbolo	Unidad
Módulo de corte de referencia para pequeñas deformaciones ($\gamma_s < 10^{-6}$)	G_0^{ref}	kN/m ²
Deformación angular por corte en la cual $G_s = 0.722G_0$	$\gamma_{0.7}$	-

4. PARÁMETROS DE ENTRADA Y SALIDA PARA LA MODELACIÓN EN PLAXIS 2D

En esta sección se presentan los datos, y detalles de modelación, de cada una de las variables de entrada y salida de los modelos cinemáticos, que luego son utilizadas para entrenar los algoritmos de redes neuronales. De igual manera, se presenta la información referente a los análisis dinámicos para curvas de fragilidad.

4.1. Modelos Cinemáticos

4.1.1. Parámetros de Entrada Modelos Cinemáticos

De los análisis de sensibilidad presentados en la sección de resultados se concluye que son 10 las variables iterables (de las quince consideradas inicialmente) para generar los modelos numéricos en PLAXIS 2D, las que luego serán utilizadas como parámetros de entrada para los algoritmos de machine learning. Los valores de estos parámetros se presentan en la Tabla 4.1 (El criterio establecido para seleccionar los valores de cada parámetro se presenta en el Anexo B), además están representadas esquemáticamente en la Figura 4.1.

Tabla 4.1 Valores de las variables de entrada para análisis cinemático.

	Parámetro	Valores				Unidades
1	S	0	150	300	-	kN/m ²
2	E	50000	100000	300000	500000	kPa
3	c	10	50	100	-	kPa
4	R	2	3.5	5	6.5	m
5	β	0.4	-	-	-	-
6	H	10	22.5	35	-	m
7	\emptyset	28	35	42	-	°
8	γ	19	-	-	-	kN/m ³
9	Alt	50	75	100	-	m
10	K_0	0.4	0.65	0.9	-	-
11	v_s	0.3	-	-	-	-
12	t	0.15	0.3	0.45	-	m
13	f'_c	30	-	-	-	MPa
14	v_l	0.2	-	-	-	-
15	$Des. Superficie$	0.002	0.02	0.2	-	m

De la tabla anterior, se tiene que la combinatoria de todos los valores de cada parámetro generan 104976 modelos numéricos diferentes, los que se programan en PLAXIS 2D para generar y extraer la información de forma automática. Adicionalmente, se decide generar 972 modelos numéricos variando el módulo de deformación entre valores de 10000 y 50000 kPa, la finalidad de esto es extender el rango de análisis a suelos menos rígidos. Con esto, la cantidad total de modelos es de 105948.

El tiempo que tomó generar la base de datos fue de 8 semanas, con dos computadores trabajando las 24 horas. Las características de los computadores se presentan a continuación:

- Procesador i5 de 9na generación
- 16 GB de RAM DDR4
- Disco duro de estado sólido de 500 GB
- Tarjeta gráfica NVIDIA Geforce 1050TI

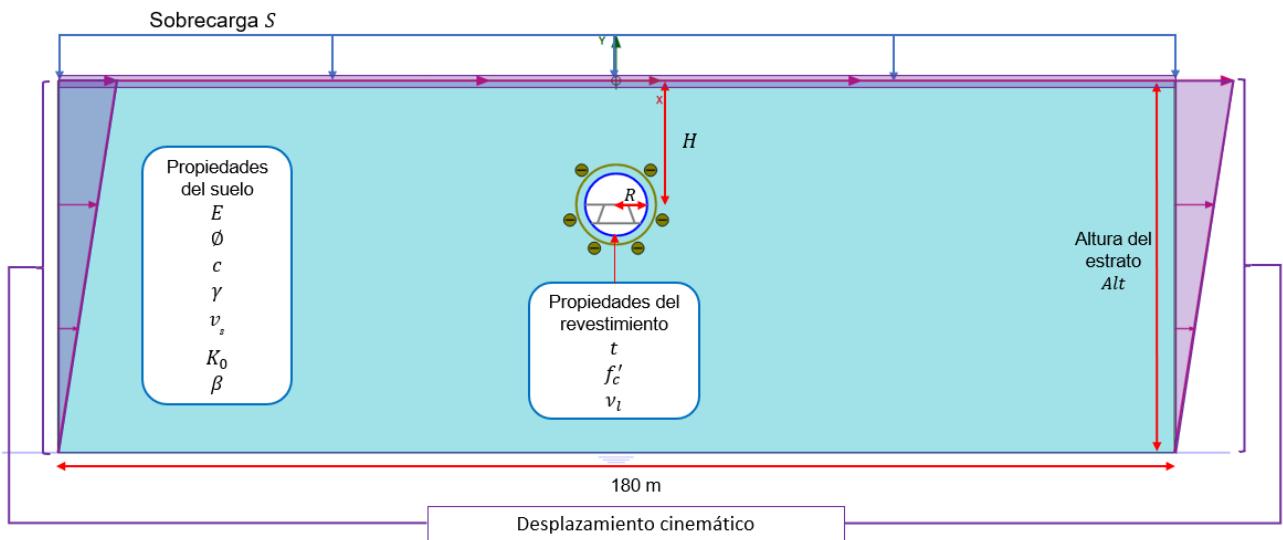


Figura 4.1 Visualización parámetros de entrada modelos cinemáticos

4.1.2. Variables de Salida de Modelos Cinemáticos

De cada uno de los modelos numéricos hay que extraer la información que es de interés y que luego será utilizada como un dato de entrada para los modelos de redes neuronales. Algunos datos son muy fáciles de extraer, y PLAXIS 2D los proporciona directamente, como por ejemplo los máximos esfuerzos en el revestimiento N_{max} , Q_{max} y M_{max} .

Por otro lado, hay información que no tan sencilla de obtener, sin un análisis y procesamiento de los datos, como es el caso del radio plástico, ancho de influencia de la cubeta de asentamientos (w), máximo asentamiento en superficie S_{max} y desplazamientos en puntos de control del revestimiento del túnel, donde es necesario establecer ciertos criterios y teoría de túneles para obtener resultados representativos del problema físico.

A continuación, se presentan los detalles de cada uno de los parámetros de salida, así como el procesamiento necesario para obtener los valores desde PLAXIS 2D.

4.1.2.1. Máximo Asentamiento en Superficie y Ancho de Influencia

Según lo expuesto en la Sección 2.1.4, a medida que el túnel se va excavando se producen deformaciones en superficie que forman la denominada cubeta de asentamientos, cuyo valor máximo se alcanza en el centro del coronamiento del túnel. Así también, esta cubeta se extiende lateralmente en un ancho de influencia w .

En PLAXIS 2D es posible extraer la deformación de todos los nodos del suelo, así como también las coordenadas de estos. Si se quiere determinar las deformaciones de los nodos en superficie, se filtra la información para aquellos nodos que tengan coordenada $y = 0$ m (Nivel de superficie se define a 0 m). Una vez que se tienen los datos de deformaciones superficiales, se filtran para obtener el valor máximo. Por otro lado, el ancho de influencia w se define como aquella distancia lateral donde las deformaciones verticales son un 5% de la deformación máxima S_{max} . A modo de ejemplo, en la siguiente figura se muestran los valores w y S_{max} sobre una cubeta de asentamientos teórica.

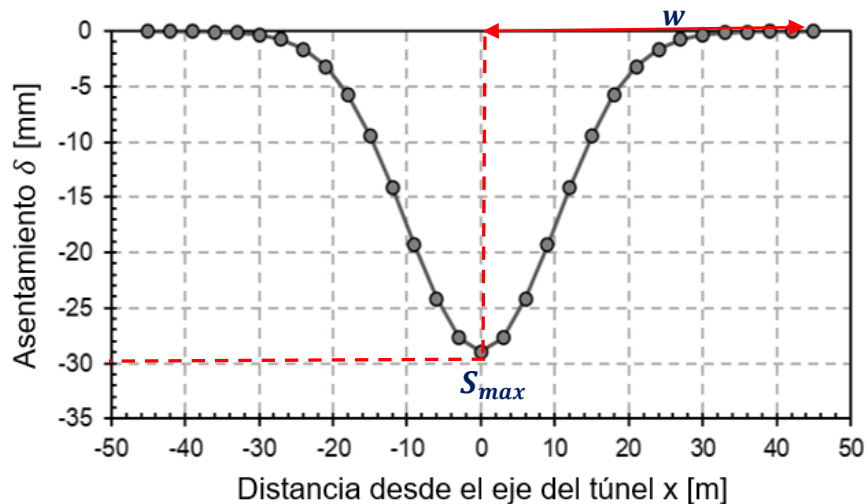


Figura 4.2 Cubeta de asentamientos y principales parámetros.

4.1.2.2. Radio Plástico

De la teoría de interacción túnel-sostenimiento se tiene que, a medida que desciende la presión interna P_i en el interior del túnel, el suelo que rodea la estructura comienza a plastificar, esta zona plastificada se extiende radialmente y la distancia desde el centro del túnel hasta el límite de la zona plastificada se le denomina radio plástico. En PLAXIS 2D el radio plástico no es una variable de salida que se pueda obtener directamente desde el programa, sin embargo, alternativamente PLAXIS 2D proporciona puntos de plastificación en el contorno del túnel, tal y como se muestra en la Figura 4.3.

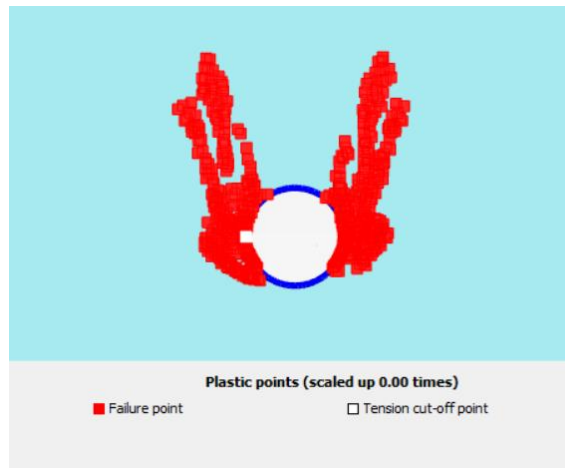


Figura 4.3 Puntos de plastificación en el contorno del túnel PLAXIS 2D.

A partir de la información que entregan los puntos de plastificación, se puede definir el radio plástico como la distancia perpendicular que hay desde el punto de plastificación más alejado, hasta el revestimiento del túnel. Para calcular esa distancia se necesitan las coordenadas de los nodos del revestimiento del túnel, así como también las coordenadas de los puntos de plastificación obtenidas desde PLAXIS 2D.

Suponer que (x_{ri}, y_{ri}) para $i \in \{0, 1, \dots, n\}$ son las coordenadas del nodo i que pertenece al revestimiento el túnel y que (x_{pk}, y_{pk}) $i \in \{0, 1, \dots, m\}$ son las coordenadas k de un nodo que alcanza la plastificación en el suelo. Luego, la distancia entre ambos nodos sería:

$$d_{ik} = \sqrt{(x_{ri} - x_{pk})^2 + (y_{ri} - y_{pk})^2} \quad (4.1)$$

Sin embargo, la distancia d_{ik} debe ser calculada para cada nodo que perteneces al revestimiento y tomar la menor de ellas:

$$d_i = \min(d_{ik}) \quad \text{para } k \in \{0, 1, \dots, m\} \quad (4.2)$$

El procedimiento anterior se debe replicar para cada punto de plastificación. Al final de la iteración, se cuenta con un set de datos que corresponden a la menor distancia hay desde cada punto de plastificación al revestimiento del túnel. Como el objetivo es determinar el radio plástico se debe tomar la mayor de las distancias.

$$\text{RadioPlástico} = \max(d_i) \quad \text{para } i \in \{0, 1, \dots, n\} \quad (4.3)$$

El radio plástico calculado con la ecuación (4.3) forma un círculo que abarca todos los puntos de plastificación de la Figura 4.3.

La metodología anterior funciona muy bien cuando los únicos puntos de plastificación de los modelos numéricos son los que corresponden al radio plástico del túnel. No obstante, mediante el análisis de los modelos numéricos se distinguió que hay ocasiones donde, ya sea por las características del terreno, sobrecargas, geometría del túnel o alguna otra variable, se van a producir puntos de plastificación en superficie, los que se extienden más allá del límite plástico del túnel, tal y como se observa en la Figura 4.4.

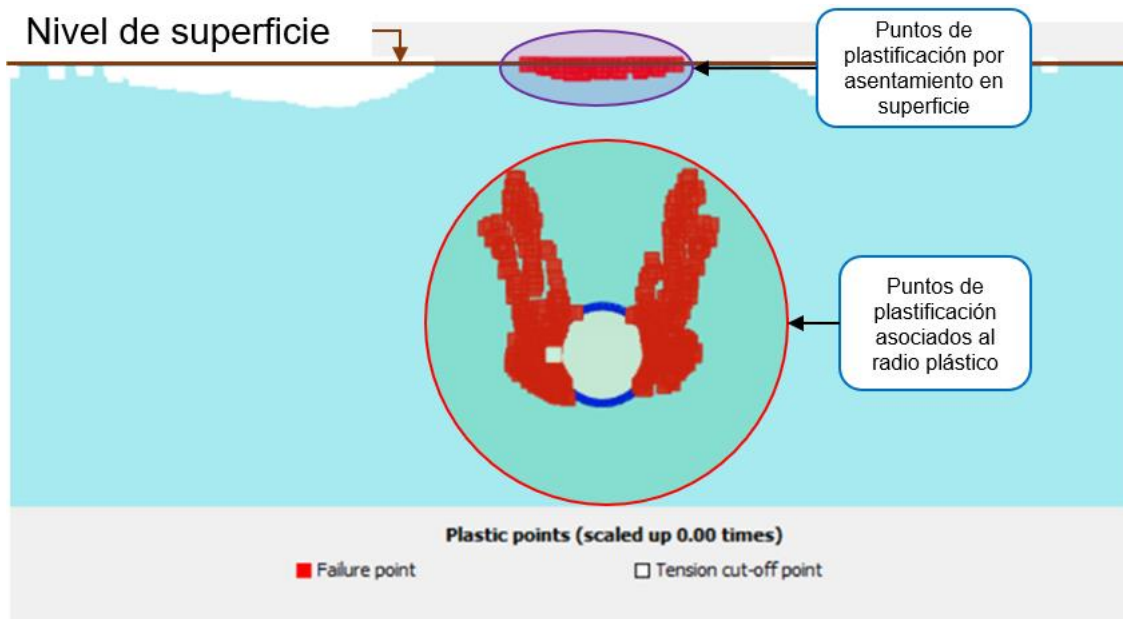


Figura 4.4 Puntos de plastificación en el contorno del túnel y en superficie (Color Cyan representa el medio donde está enterrada la estructura).

En estos casos se hace necesario imponer un límite para el radio plástico ya que, si se aplica el algoritmo para determinar el radio plástico sin un límite, el resultado sería un círculo que pasa por la superficie del terreno (que es donde se encuentra el punto de plastificación más alejado según la Figura 4.4). El límite viene dado desde la teoría de curvas características (abordado en la sección 2.2.3.), donde se establece que el radio plástico, en suelos modelados con criterio Mohr-Coulomb, puede ser determinado analíticamente mediante la siguiente expresión (Panet, 1995).

$$r_e = r_i \left[\frac{\frac{K_p - 1}{K_p + 1} (2p_0 - 2c\sqrt{K_p}) + 2c\sqrt{K_p}}{P_i(K_p - 1) + 2c\sqrt{K_p}} \right]^{\frac{1}{k_p - 1}} \quad (4.4)$$

La expresión anterior se ha comparado el radio plástico obtenido a partir de los puntos de plastificación de los numéricos en PLAXIS 2D (utilizando la metodología mencionada anteriormente), para ello se fijó el valor de $P_i = 0$ en la ecuación (4.4). Los resultados de la comparación entregan diferencias porcentuales menores al 1%, sin embargo, el límite como tal debe ser ligeramente superior de manera que no condicione los resultados numéricos (sólo está ahí para asegurar que el algoritmo seleccione los puntos de plastificación que pertenecen al radio plástico, y no para imponer un valor como tal). Por lo expuesto anteriormente, el límite se fija en $r_e + 0.3r_e$ es decir, un 30% más que el valor que establece la expresión analítica (4.4). En la figura 9.4 se muestra gráficamente la imposición de este límite en la obtención de resultados.

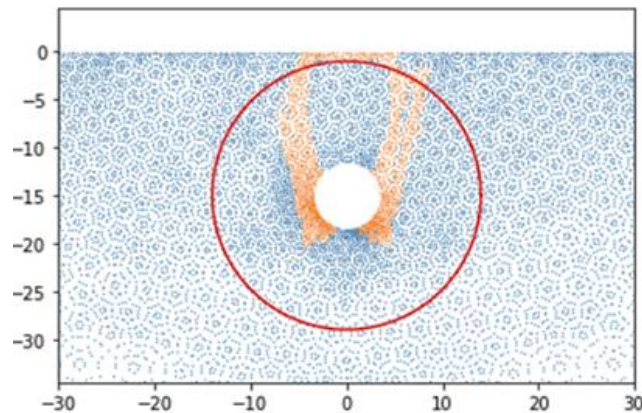


Figura 4.5 Límite para el radio plástico en casos donde hay plastificación en superficie.

4.1.2.3. Esfuerzos Internos en el Revestimiento

Cuando se excava una sección de túnel, el suelo en el contorno entra en un proceso de deformación que continúa después de instalado el sostenimiento hasta alcanzar un estado de equilibrio (Panet, 1995). Esta deformación inducirá esfuerzos normales, de corte, y momento. Adicionalmente, la sollicitación sísmica va a modificar este estado tensional en función de las características del sismo y las propiedades del suelo donde esté construido el túnel.

En PLAXIS 2D se pueden obtener los esfuerzos internos axiales N , de corte Q (σV) y momento flector M , en cada uno de los nodos asociados al revestimiento del túnel en el modelo numérico. Luego, se puede filtrar la información para obtener valores máximos globales de cada esfuerzo.

4.1.2.4. Desplazamientos en el Contorno del Revestimiento

Una vez finalizada la fase sísmica inducida cinemáticamente con una desangulación, se monitorean los desplazamientos en la dirección x e y en cuatro puntos de control del revestimiento, para $\theta = 0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ y 270° , según se muestra en la Figura 4.6.

Sin embargo, desde PLAXIS 2D sólo es posible extraer la información conjunta de todos los puntos que pertenecen al revestimiento, por lo tanto, si se quiere la información localizada de cuatro puntos, se deben procesar los datos para filtrarlos según las coordenadas de los nodos. Una vez localizada la coordenada, se almacenan los valores de los desplazamientos correspondientes en ambas direcciones.

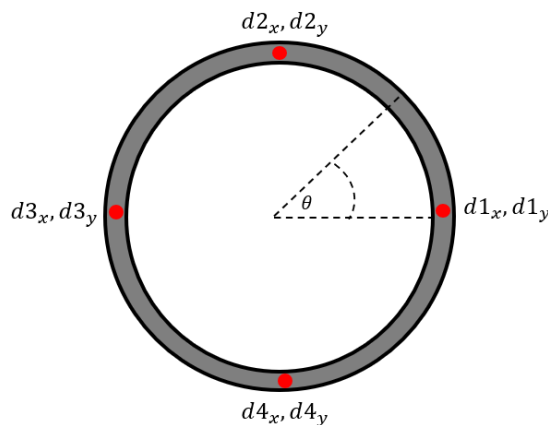


Figura 4.6 Puntos de control en el contorno del revestimiento del túnel.

4.2. Modelos Dinámicos

De los modelos dinámicos se extrae la información mediante la cual se generan las curvas de fragilidad, para ello se considera como modelo base un túnel de 9 m de diámetro, a una profundidad de 15 m al centro de la excavación. Al igual que en los modelos cinemáticos, se considera la secuencia constructiva del túnel mediante método NATM, según lo expuesto en la sección 6.1.7 (ver Figura 4.7).

Para las curvas de fragilidad se estudian cinco tipos de suelo (A, B, C, D y E) los que se clasifican según la velocidad de ondas de corte promedio en los 30 metros superiores del estrato, denominada V_{s30} , según lo establecido en la Norma Chilena Nch433 y el Decreto Supremo 61 del 2011. La selección de parámetros para cada tipo de suelo, según el modelo HS-Small, se presenta en la sección 9.2.1.

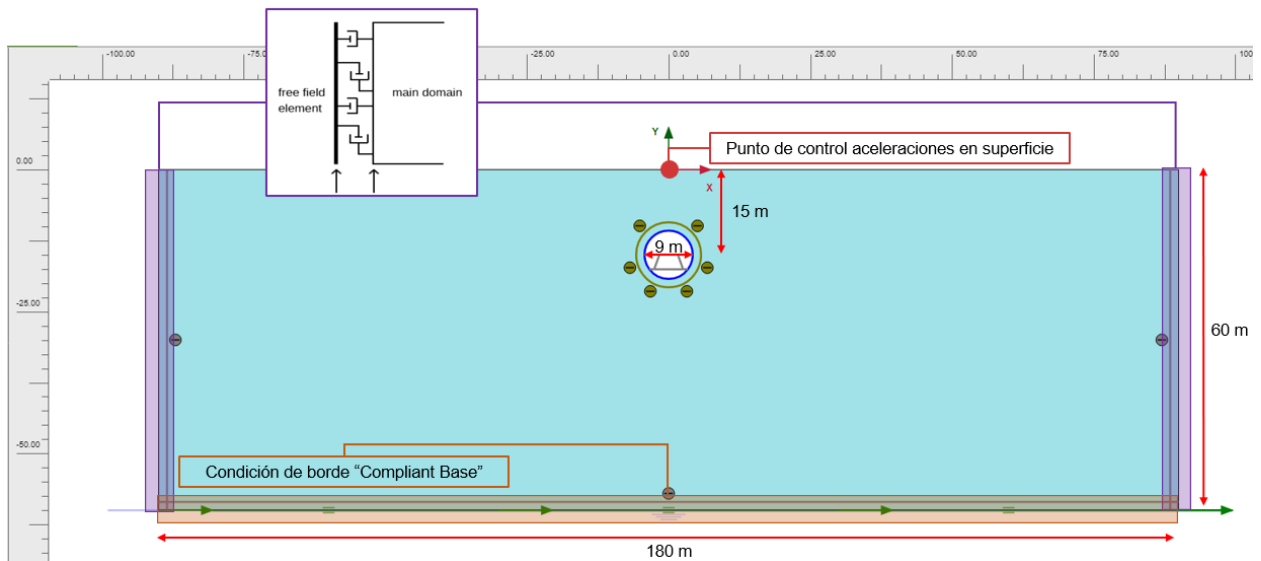


Figura 4.7 Esquema general de la geometría de los modelos numéricos en PLAXIS 2D para curvas de fragilidad.

Tabla 4.2 Clasificación sísmica del terreno según Decreto Supremo 61 (2011).

Suelo Tipo		V_{s30} (m/s)	RQD	q_u (MPa)	(N_1) (golpes/pie)	S_u (MPa)
A	Roca, suelo cementado	≥ 900	$\geq 50\%$	≥ 10 ($\epsilon_{qu} \leq 2\%$)		
B	Roca blanda o fracturada, suelo muy denso y firme	≥ 500		≥ 0.40 ($\epsilon_{qu} \leq 2\%$)	≥ 50	
C	Suelo denso, o firme	≥ 350		≥ 0.3 ($\epsilon_{qu} \leq 2\%$)	≥ 40	
D	Suelo medianamente denso, o firme	≥ 180			≥ 30	≥ 0.05
E	Suelo de compacidad, o consistencia mediana	< 180			≥ 20	< 0.05
F	Suelos Especiales	*	*	*	*	*

- **N_1** : Índice de Penetración Estándar normalizado por presión de confinamiento de 0.1 MPa. Aplicable sólo a suelo que clasifican como arenas.
- **RQD**: Rock Quality Designation, según norma Astm D 6032.
- **q_u** : Resistencia a la compresión simple del suelo.
- **ϵ_{qu}** : Deformación unitaria desarrollada cuando se alcanza la resistencia máxima en el ensayo de compresión simple
- **S_u** : Resistencia al corte no-drenada del suelo

Para el análisis incremental dinámico (IDA), se consideran diez registros sísmicos del terremoto del Maule $M_w = 8.8$, ocurrido el 27 de febrero de 2010 (Los registros fueron obtenidos en roca, excepto el de Antumapu que es grava de Santiago). Cada sismo es escalado 10 veces, desde 0.1 g hasta 0.5 g en la base del modelo y son aplicados a los cinco diferentes tipos de suelo considerados. Lo anteriormente expuesto, significa que por cada tipo de suelo se procesan 100 modelos dinámicos (10 sismos escalados 10 veces cada uno), generando en total 500 modelos dinámicos.

Las características de los registros sísmicos se presentan en la tabla Tabla 4.3.

Tabla 4.3 Características de los registros sísmicos utilizados para análisis dinámicos de los modelos numéricos.

Registro	Componente	PGA [g]	Duración [s]
Antumapu	E-O	0.338	150
Antumapu	N-S	0.286	150
Rapel	E-O	0.199	65
Rapel	N-S	0.211	65
Roble	E-O	0.133	200
Roble	N-S	0.188	200
Santa Lucía	E-O	0.169	200
Santa Lucía	N-S	0.122	200
Viña del Mar	E-O	0.340	135
Viña del Mar	N-S	0.223	135

4.2.1. Parámetros de Entrada Modelos Dinámicos

Según cada tipo de suelo, clasificados a partir de la Norma Chilena Nch433 y Decreto Supremo 61, se seleccionaron el siguiente set de parámetros y estratigrafía representativa uniforme de 60 m utilizando el modelo constitutivo Hardening Soil Small (HSS). En el Anexo C se presentan los detalles y justificación respecto a la selección de estos parámetros.

Tabla 4.4 Parámetros modelos HSS para cada tipo de suelo.

Modelo Hardening Soil Small			Suelo				
			Tipo A	Tipo B	Tipo C	Tipo D	Tipo E
Parámetro de Suelo	Símbolo	Unidad	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor
Peso Unitario	γ	kN/m ³	25	23	20	19	19
Ángulo de Fricción	ϕ	°	45	42	35	30	25
Cohesión	c	kPa	500	30	20	30	10
Ángulo de Dilatancia	ψ	°	20	15	5	0	0
Coefficiente de Poisson	ν_{ur}	-	0.2	0.2	0.2	0.3	0.3
Altura del Estrato	Alt	m	60	60	60	60	60
Rigidez Secante Tx Drenado	E_{50}^{ref}	MPa	612	275	80	20	3.25
Rigidez Tangente Carga Primaria Odómetro	E_{oed}^{ref}	MPa	428	190	72	20	3.25
Rigidez de Carga y Descarga	E_{ur}^{ref}	MPa	1836	900	240	150	9.75
Presión de Referencia	p^{ref}	kPa	100	100	100	100	100
Potencia de Dependencia Tensión-Rigidez	m	-	0.5	0.55	0.7	0.8	1
Módulo de Corte Inicial	G_0^{ref}	MPa	2550	1100	326	140	31.2
Deformación para $G = 0.722G_0$	$\gamma_{0,7}$	[%]	0.011	0.011	0.014	0.01	0.07
K_0 para N - C	K_0^{nc}	-	0.4	0.43	0.5	0.55	0.58
Rayleigh α	α	-	0.2539	0.1944	0.119	0.0821	0.0504
Rayleigh β	β	-	3.25e-5	4.25e-5	6.94e-5	10e-5	16.4e-5

A partir de la información presentada en las tablas anteriores, y considerando que se está utilizando el modelo constitutivo Hardening Soil Small, se puede determinar la velocidad de onda de corte a pequeñas deformaciones (basado en el perfil de rigidez al corte, expresión (4.5)) haciendo uso la ecuación (4.6) (PLAXIS2D Ground response analysis, 2015).

$$G_0 = G_0^{ref} \left(\frac{c \cdot \cos \phi - \sigma'_3 \cdot \sin \phi}{c \cdot \cos \phi + p^{ref} \cdot \sin \phi} \right) \quad (4.5)$$

$$V_s = \sqrt{\frac{G_0}{\rho}} \quad (4.6)$$

Con las consideraciones anteriores se obtiene es un perfil de velocidad de onda de corte variable con la profundidad a medida que aumenta el confinamiento. A partir de estos perfiles se calcula el valor de V_{s30} según la expresión (4.7), para lo cual se divide los primeros 30 m de suelo en estratos de 0.5 m de alto y se determina la velocidad promedio en cada uno de ellos. Según lo expuesto anteriormente, se tienen los perfiles de velocidad de ondas de corte presentados en la Figura 4.8.

$$V_{s30} = \frac{\sum_{i=1}^n h_i}{\sum_{i=1}^n \frac{h_i}{V_{si}}} \quad (4.7)$$

Donde:

- h_i : Espesor del estrato i [m]
- V_{si} : Velocidad de onda de corte del estrato i [m/s]
- n : Número de estratos en los 30 metros superiores del terreno

La Tabla 4.5 muestra la velocidad de ondas de corte promedio en los primeros 30 metros superiores (V_{s30}) de cada tipo de suelo.

Tabla 4.5 V_{s30} para cada tipo de suelo.

Tipo de Suelo	V_{s30} [m/s]
A	1018
B	707
C	408
D	285
E	134

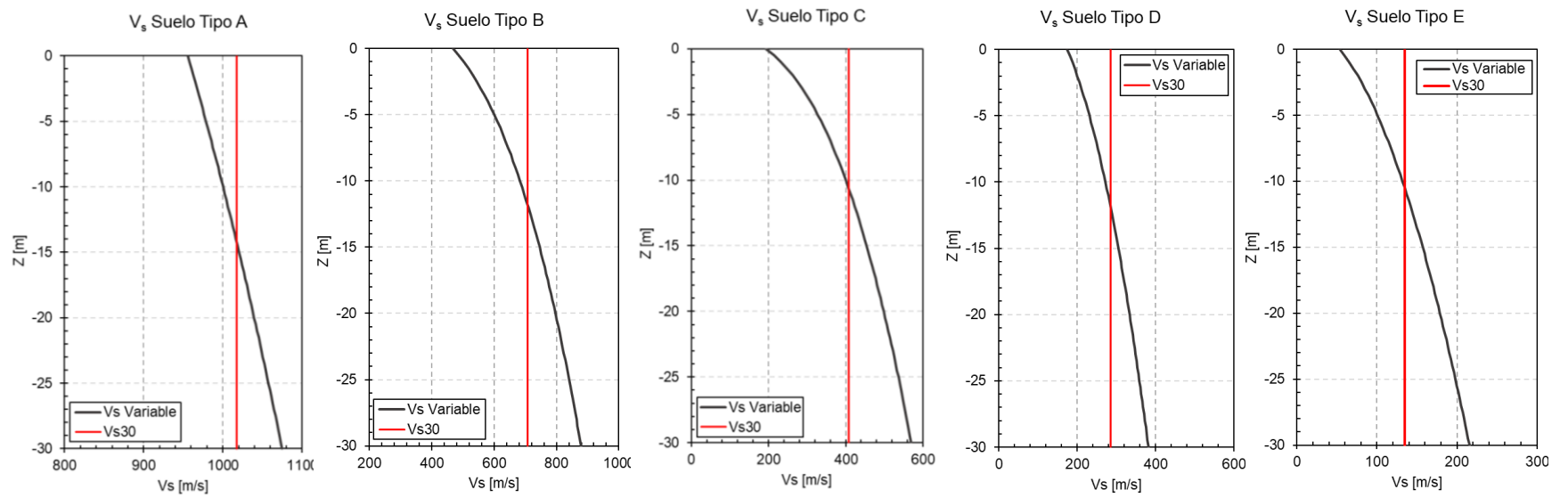


Figura 4.8 Perfiles de velocidad de ondas de corte según los parámetros establecidos para cada tipo de suelo.

Respecto al recubrimiento se considera un hormigón H35 con un espesor de 0.35 m, mismas características del revestimiento de los túneles interestación de la línea 6 del metro de Santiago (Ferrovial-Construcción del tramo 2 de la línea 6 del Metro de Santiago de Chile, 2021). Por simplicidad el recubrimiento se modela de manera lineal considerando el siguiente set de parámetros.

Tabla 4.6 Parámetros del hormigón de recubrimiento de túnel para modelos dinámicos.

Parámetro	Símbolo	Valor	Unidad
Resistencia a la compresión simple del hormigón	f'_c	30	MPa
Módulo de elasticidad	E	25700	MPa
Espesor del recubrimiento	t	0.35	m
Coefficiente de Poisson	ν	0.2	-
Área por unidad de largo	A	0.25	m ² /m
Inercia por unidad de largo	I	0.00357	m ⁴ /m
Coefficiente EA	EA	9010e3	kN/m
Coefficiente EI	EI	91.98e3	kNm ² /m

4.2.2. Parámetros de Salida de Modelos Dinámicos

Una vez finalizada la fase de cálculo dinámica se extrae la información de los esfuerzos internos axiales N , y momento flector M . A diferencia de los modelos cinemáticos, donde estos valores se extraen una sola vez por modelo, en los modelos dinámicos se extraen en cada paso de tiempo de 0.1 s. Para ejemplificar, suponer un registro sísmico de 100 s, la cantidad de pasos de tiempo de 0.1 s serían 1000 pasos. Luego, en cada uno de estos pasos se extrae la información de 50 nodos que pertenecen al revestimiento, lo que resulta en 50000 pares de datos (N, M) , en un sólo modelo.

Además de lo anterior, una vez que se ha procesado todo el registro, se extrae la máxima aceleración en superficie (PGA) en el punto de control mostrado en la Figura 4.7. Utilizando toda esta información es posible generar los gráficos de evolución de estados de daño y las curvas de fragilidad del túnel.

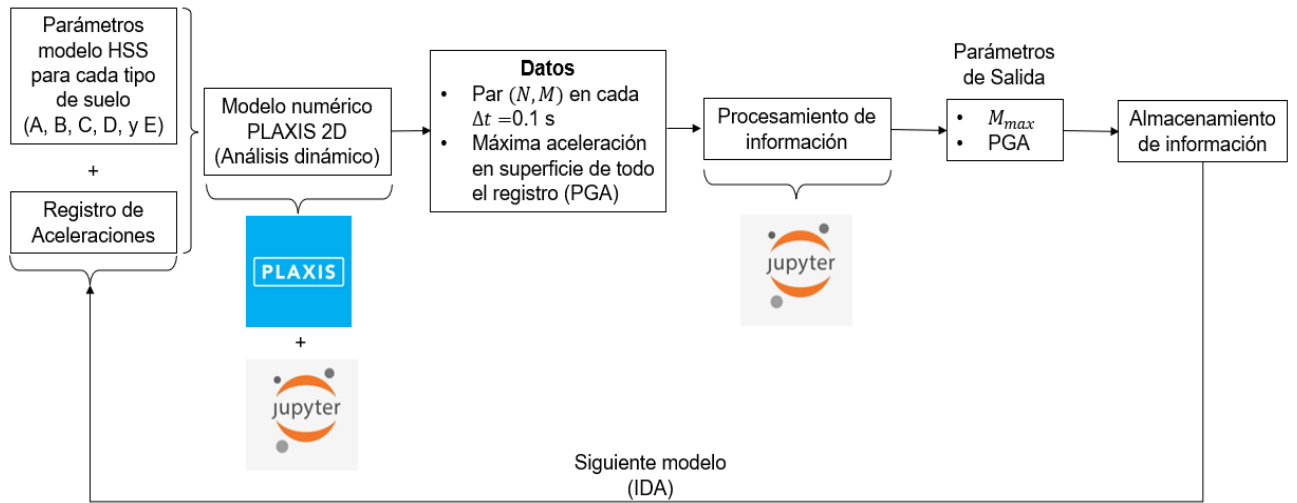


Figura 4.9 Flujo de trabajo para extraer la información de modelos dinámicos para curvas de fragilidad.

5. ANÁLISIS DE ASENTAMIENTOS

5.1. General

Los túneles forman parte vital del sistema de transporte en las actividades civiles, económicas, y administrativas de una ciudad, conectando diferentes zonas urbanas y laborales a través de infraestructura subterránea desarrollada en diferentes ambientes geomorfológicos de roca y suelo, y variados entornos urbanísticos. Los túneles también son parte vital de la infraestructura industrial y operacional en actividades como la minería o estructuras de captación de agua como represas. El desarrollo de un túnel influye en la infraestructura alrededor de él, por los diferentes efectos que su construcción tiene sobre el suelo/roca y los estados tensionales inducidos sobre los diferentes depósitos en los cuales ha sido construido. En el contexto de un túnel, una de las variables críticas a controlar es el asentamiento que la obra subterránea puede tener en superficie, y por ende, en la infraestructura superficial. Existen algunos modelos para caracterizar el asentamiento superficial, los cuales han sido desarrollados en base a modelos analíticos y observacionales, y que han sido ampliamente aceptados por la comunidad. Por una parte, las ventajas de estos modelos es que son sencillos en su formulación, y se ajustan de manera bastante aceptable a las observaciones, según el tipo de suelo en el cual se encuentran. Por otra parte, la cantidad de información con la cual trabajan deben ajustarse en vista de los supuestos con los cuales trabajan, así como la alta heterogeneidad lateral de las diferentes unidades de suelo que existen a lo largo de su desarrollo. Actualmente, existen muchas técnicas estadísticas y de ajuste para trabajar modelos analíticos y empíricos, dentro de las cuales destaca la ciencia de datos y el manejo de una gran cantidad de información, la cual es posible trabajar con herramientas computacionales y de programación con gran capacidad. Dentro de estas técnicas, una de las más reconocidas es la de aprendizaje profundo, en la cual los algoritmos desarrollados reciben información, con la cual son capaces de inferir relaciones útiles entre las diferentes variables con las cuales se trabaja dicho problema. Dicho de otra manera, los algoritmos “entrenan” con información validada y conocida, para posteriormente entregar pronósticos en una situación similar, pero desconocida. En el contexto presentado, este estudio desarrolla algoritmos de aprendizaje profundo para caracterizar el asentamiento superficial inducido por túneles construidos a través de la metodología NATM. Para el desarrollo del estudio, los algoritmos se generan con Tensor Flow, una biblioteca para desarrollar y entrenar modelos de aprendizaje profundo a través de Python. Los datos e información con los cuales los algoritmos aprenden se generan a través del análisis de asentamiento obtenido de modelos numéricos de túneles generados en PLAXIS 2D. Los modelos se generaron a partir de la discriminación de las

principales variables que determinan el asentamiento de túneles, identificando como variables críticas que definen el asentamiento: 1) módulo de deformación del suelo 2) sobrecarga superficial, 3) radio del túnel, 4) cohesión, 5) profundidad al centro del túnel, y 6) ángulo de fricción. Con estas variables identificadas, se generaron ~33,000 modelos numéricos, de los cuales se utilizó el 80% para entrenar los algoritmos, el 19.7% se destinó a validación, mientras que el 0.3% restante se utilizó para el desarrollo de las pruebas de desempeño. Los principales resultados del estudio sugieren que los algoritmos captan la lógica de los datos entregados, prediciendo de buena manera los asentamientos, la cubeta de asentamientos, y el radio plástico. De esta manera, se observa que las metodologías de aprendizaje profundo son herramientas que simplificarían importantes aspectos relacionados al diseño de túneles.

5.2. Introducción

Los túneles son estructuras críticas del sistema de transporte. Conectan diferentes zonas urbanas y laborales a través de infraestructura subterránea, interactuando con variados entornos urbanísticos tanto en ciudades como faenas industriales, permitiendo el desarrollo de actividades civiles, económicas, industriales y administrativas (Hashash et al., 2001). Por ejemplo, ciudades como Santiago de Chile consta de una población que supera los 7 millones de habitantes (Censo 2017, Instituto Nacional de Estadísticas INE), con más de 2.8 millones de pasajeros utilizando diariamente el servicio de metro, el cual tiene siete líneas operativas que suman 140 km y 75 km proyectados a completar al 2027, con 55% de la infraestructura subterránea. Por otro lado, la industria minera es una de las actividades productivas más importantes de Chile, ya que representa el 10% del PIB, 60% de las exportaciones y 20 % de los ingresos fiscales (Consejo minero, 2020). Actualmente, 11% de la producción total de cobre proviene de túneles mineros, y aumentará al 14% en 2030. Por ejemplo, actualmente Chuquibambilla, la mina de rajo abierto más grande del mundo, pasará a ser subterránea a más de dos kilómetros de profundidad desde la superficie para extraer ~1700 millones de toneladas de cobre (Codelco, 2014).

La excavación, construcción, y operación de un túnel influyen la infraestructura alrededor de él, por los diferentes efectos que las diferentes etapas tienen sobre el suelo/roca producto de los cambios tensionales inducidos en la masa de suelo roca. De esta manera, una de las variables críticas a controlar en el desarrollo de un túnel es el asentamiento que la obra subterránea puede tener en superficie, y por ende, en la infraestructura superficial, por las deformaciones y desplazamientos en el terreno circundante en el entorno de la excavación. Estos desplazamientos en la periferia del túnel conforman un volumen de suelo desplazándose radialmente hacia él desde la superficie (Bobet, 2001).

Estos desplazamientos se ven reflejados como asentamientos superficiales, los cuales pueden provocar daños serios en las estructuras existentes (Chou & Bobet, 2002). Estos desplazamientos están significativamente influenciados por la metodología de construcción, la cual puede ser del tipo cut and cover, TBM, y NATM. Por ejemplo, un túnel excavado con TBM (Tunnel Boring Machine), presenta cinco mecanismos que influyen el campo de desplazamientos inducido: 1) Deformación del suelo en el frente por relajación de tensiones, 2) Sobre-excavación producida por la cabeza de corte con el objetivo de reducir la fricción, 3) Gap físico entre el trasdós de las dovelas y parte exterior del escudo, 4) Deformación del sostenimiento debido a las cargas del terreno, y 5) Deformaciones de largo plazo por consolidación del terreno, en caso de suelos finos (Attewell et al., 1986). Estas variables se pueden observar en la Figura xx.

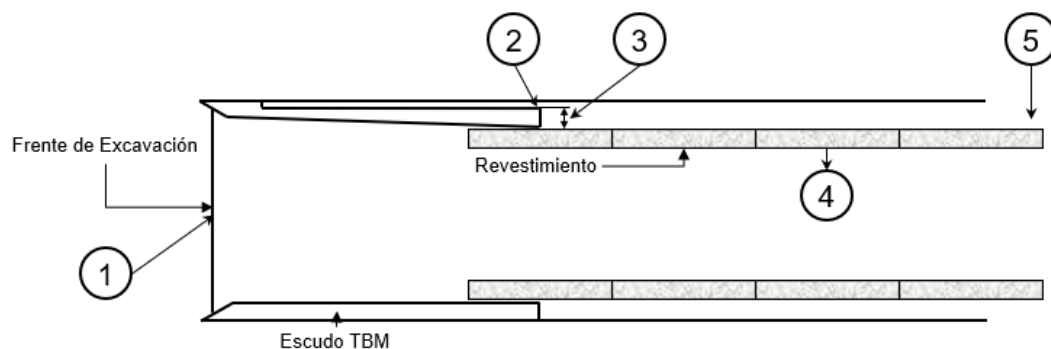


Figura 5.1 Mecanismos asociados al asentamiento superficial (adaptado de Attewell et al., 1986).

Las variables identificadas anteriormente son extrapolables a la metodología llamada New Austrian Tunneling Method, a excepción del gap físico que se observa en la metodología TBM. Así, es fundamental el poder inferir de manera lo más correcta posible los campos de desplazamientos y asentamientos producidos por la presencia de un túnel. Actualmente, existen metodologías analíticas y numéricas para estimar los asentamientos producidos por un túnel.

Por una parte, las metodologías analíticas estiman la forma de la cubeta de asentamientos en superficie en la sección transversal del túnel, asumiendo que las deformaciones del terreno se han estabilizado, siendo un problema de naturaleza bidimensional. Existen cuatro metodologías analíticas para estudiar asentamientos de túneles: 1) Schmidt and Peck (1969), 2) Sagasetta and Oteo (1974), 3) Verruijt and Booker (1996), y 4) Logan and Poulos (1998). La metodología de Schmidt-Peck (1969) asume que el asentamiento sigue una distribución de probabilidad normal invertida, donde se estima el punto de inflexión i a partir del radio del túnel, la profundidad z , y el tipo de suelo, pudiendo calcular el volumen de asentamiento. Si bien la metodología es sencilla,

requiere mayor robustez geotécnica. Sagaseta and Oteo (1974) estudian el desplazamiento vertical en superficie usando la distribución Gaussiana de Peck (1969), considerando elementos de parámetros geotécnicos y constructivos. El método incorpora la componente geotécnica en la estimación del máximo asentamiento S_{max} en el centro del túnel, permitiendo evaluar asentamientos en superficie. La metodología de Verruijt & Booker (1996) entrega una solución analítica asumiendo un túnel construido en un semi-espacio elástico y homogéneo, considerando el efecto de ovalización y pérdida de terreno alrededor del túnel para estimar los asentamientos, producto de la deformación del sostenimiento y los parámetros geotécnicos del suelo a través del parámetro “gap”. Finalmente, la metodología de Loganathan & Poulos (1998) refina el método de Verruijt & Booker (1996), asumiendo que la pérdida de terreno se distribuye heterogéneamente en el contorno del revestimiento. En todas estas metodologías analíticas, aparecen como variables fundamentales: 1) el radio del túnel, 2) la profundidad, y 3) el módulo de deformación del suelo. La Figura 5.2 presenta la distribución de asentamientos en superficie según lo expuesto por los diferentes autores para un caso específico de un túnel de 7 m de diámetro a 20 m de profundidad en un suelo blando.

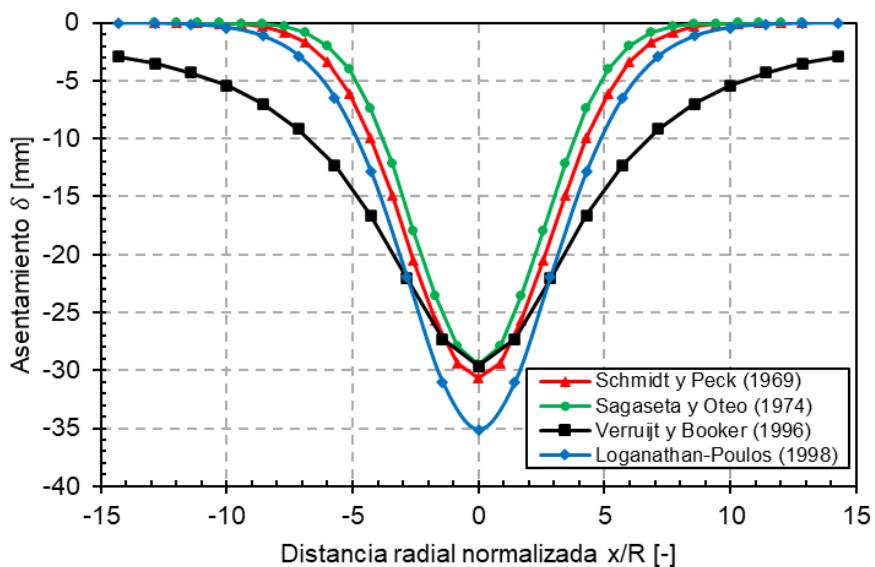


Figura 5.2 Distribución de asentamientos en superficie según diferentes autores.

Las metodologías numéricas son hoy en día las herramientas más utilizadas para para el análisis de asentamiento, ya que trabajan la discretización de un medio asumiéndolo continuo, refinando los análisis en tiempos razonables. En vista del uso de estas herramientas, se ha podido identificar que las principales variables que identifican el asentamiento son: 1) módulo de deformación del suelo 2) sobrecarga superficial, 3) radio del túnel, 4) cohesión, 5) profundidad al centro del túnel, y 6) ángulo de fricción (Liu et al.,

2018; Moeinossadat & Ahangari, 2019). Así, a través del uso de software como PLAXIS 2D o 3D se pueden estudiar asentamientos usando elementos finitos. El uso de estas herramientas requiere de un buen criterio de modelación en problemas geotécnicos, así como también las propiedades de los materiales y el correcto uso de modelos constitutivos como Mohr-Coulomb y Hardening Soil Small. En este contexto, el estudio de asentamientos en túneles se puede realizar complementando las herramientas numéricas y teóricas desarrolladas hasta ahora. (Bobet, 2010; Zienkiewicz & Taylor, 2000; Brady, 2004).

Actualmente, ciencias y tecnologías emergentes como el big data, la inteligencia artificial y el aprendizaje automático se han desarrollado a un nivel que permite utilizar dichas herramientas en espacios que pueden ir más allá de la computación, la ingeniería eléctrica, y la ingeniería de software (Carleo et al., 2019). Dentro de estas técnicas, una de las más reconocidas es la de aprendizaje profundo, en la cual los algoritmos desarrollados trabajan con información que se les entrega para encontrar y construir relaciones significativas entre una gran cantidad de variables que definen un problema. En este contexto, los algoritmos “entrenan” con información validada y conocida, para desarrollar capacidades estimativas ante situaciones desconocidas, pero de características similares (Mitchel, 1997). Herramientas como TensorFlow, Python, entre otras, en conjunto con softwares de ingeniería, permiten desarrollar sistemas automatizados de análisis que sistematizan el desarrollo de modelos numéricos pudiendo realizar análisis de sensibilidad en tiempos significativamente menores a las tradicionales, ampliando las actuales capacidades que entregan softwares geotécnicos como PLAXIS.

La ingeniería geotécnica trabaja con materiales (suelo/roca) que exhiben un comportamiento variado e incierto debido a los complejos procesos físicos asociados con la formación de estos materiales (Mitchell & Soga, 2005). Algunas fuentes de incertezas se deben a la composición del suelo, errores de muestreo de campo/laboratorio y caracterización de los parámetros de resistencia y rigidez de los suelos. Muchas veces las formas tradicionales son muy simplificadas para lidiar con estas complejidades, en ese contexto, la aplicación de los métodos de inteligencia artificial ha aparecido en el campo de la ingeniería geotécnica exhibiendo una alta capacidad predictiva en comparación con los métodos tradicionales, y como resultado de esto han adquirido cada vez más confiabilidad (Juwaied, 2018; Yin et al., 2020). Algunos de los campos de aplicación más comunes en ingeniería geotécnica corresponden a la caracterización de sitio, capacidad de fundaciones, asentamientos de fundaciones, licuefacción, estabilidad de taludes, estructuras de retención, túneles y estructuras subterráneas (Juwaied, 2018).

En particular, en el ámbito de túneles varios métodos inteligentes han sido utilizados para predecir el máximo asentamiento superficial producto de la excavación de estas estructuras (Ahangari et al., 2015; Bouayad & Emeriault, 2017; Boubou et al., 2010; Chen et al., 2019; Darabi et al., 2012; Kohestani et al., 2017; Moeinossadat & Ahangari, 2019b; Mohammadi et al., 2014; Pourtaghi & Lotfollahi-Yaghin, 2012; Santos & Celestino, 2008; Shi et al., 1998; Suwansawat & Einstein, 2007), donde se ha verificado la capacidad predictiva de los modelos para la estimación del asentamiento en superficie comparado con datos de campo de diferentes túneles urbanos en el mundo (Mahmoodzadeh et al., 2020). A pesar de la buena capacidad predictiva que demuestran estos nuevos métodos de inteligencia artificial, la principal limitante es la cantidad de datos con los que se han entrenado los algoritmos, haciendo uso del orden de 400 datos en el mejor de los casos. Por otro lado, aún hay espacio para desarrollar investigación mediante el uso de modelos de inteligencia artificial con otras variables de estudio más allá del máximo asentamiento en superficie, como pueden ser el ancho de influencia de la cubeta de asentamientos, radio plástico y esfuerzos internos del revestimiento, entre otras.

En el contexto presentado, este estudio desarrolla algoritmos de aprendizaje profundo entrenados para caracterizar el asentamiento superficial y radio plástico inducido por túneles construidos con NATM. El estudio inicialmente identifica las principales variables que determinan el asentamiento de túneles, como módulo de deformación del suelo, sobrecarga superficial, radio del túnel, cohesión, profundidad al centro del túnel, y el ángulo de fricción. Posteriormente, se generaron ~33.000 modelos numéricos con la finalidad de entrenar, validar, y evaluar los algoritmos desarrollados. Se observó que los algoritmos captan la lógica de los datos entregados, prediciendo de buena manera los asentamientos, la cubeta de asentamientos, y el radio plástico, entregando evidencia adicional respecto a lo promisorio que pueden ser estas metodologías correctamente implementadas en ingeniería geotécnica, en particular aportando importantes aspectos relacionados al diseño de túneles. La Figura 5.3 presenta el esquema de trabajo general para el análisis de asentamientos con redes neuronales profundas.

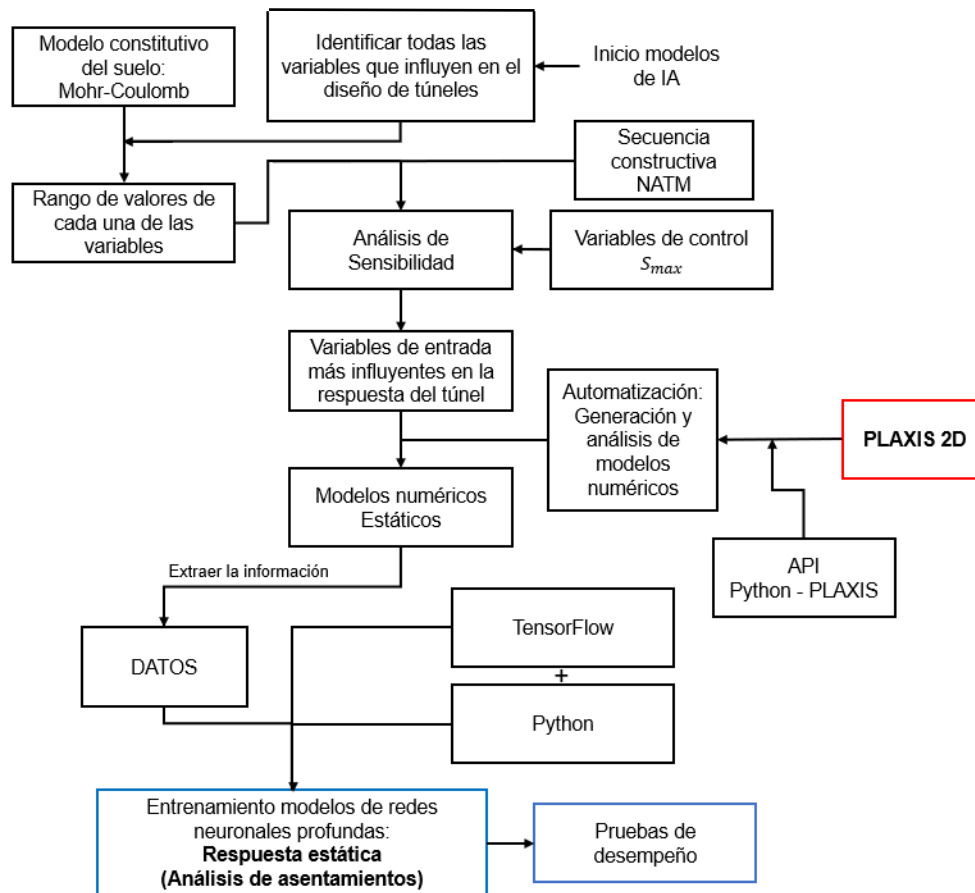


Figura 5.3 Diagrama de flujo para análisis de asentamientos mediante DNN.

5.3. Machine Learning

Machine Learning (ML) o Aprendizaje automático (AA) es una subespecialidad de la inteligencia artificial que desarrolla algoritmos computacionales que actualizan su desempeño en base al uso y manejo de datos, construyendo modelos con datos de entrada y salida, denominados datos de entrenamiento. Así, los algoritmos generados realizan tareas sin estar programados explícitamente para hacerlo (Mitchel, 1997). Hoy en día, es una herramienta que tiene variadas aplicaciones como minería de datos, medicina, realidad virtual, robótica, sistemas operativos, etc. El aprendizaje automático puede ser 1) supervisado, y 2) no supervisado. En el aprendizaje supervisado se construye un modelo basado en un conjunto de datos con entradas y salidas (Russell & Norvig, 2003), llamados datos de entrenamiento, iterándose para que el modelo genere correlaciones que puedan estimar una salida en base a entradas. En el aprendizaje no supervisado, el algoritmo se estructura para sólo considerar datos de entrada, y generar clasificaciones y categorías. Los tipos de aprendizaje automático más reconocidos son 1) Redes Neuronales, que funciona con nodos dispuestos en capas que conectan con

capas anexas, buscando emular el funcionamiento del cerebro humano, 2) Árboles Aleatorios o de decisión, donde cada nodo es una prueba de una variable específica, siendo las ramas los resultados de salida de dicha prueba, 3) Análisis de Regresión, donde se fija una variable como dependiente y estudia su comportamiento con otras variables independientes, y 4) Redes Bayesianas, que realizan clasificaciones de cada valor como independiente de otro, estimando con mucha efectividad una categoría dentro de un conjunto de datos con modelos probabilísticos. En este contexto, aparece el concepto de Deep Learning (DL) o Aprendizaje Profundo (AP), utilizando arquitecturas de redes neuronales compuesta por nodos y capas con un alto número de capas ocultas. Mientras una red neuronal convencional contiene tres capas ocultas, una red neuronal profunda puede ser considerablemente mayor y que va a depender de la complejidad de las relaciones que se pretende modelar (Manisha et al., 2020), pudiendo trabajar con grandes cantidades de datos, capturando mejor las no linealidades para entregar mejores estimaciones.

Este trabajo considera el uso de una red neuronal profunda de aprendizaje automático supervisado, donde los datos $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, denotan las entradas x_i y salidas y_i (Lindholm et al., 2019). Por lo tanto, se conoce previamente cuales son los resultados que debe producir un modelo según datos de entradas, siendo un desafío el generar la suficiente cantidad de datos y etiquetarlos para incorporarlos en los modelos (García et al., 2017).

La Figura 5.4b muestra la arquitectura general de una red neuronal profunda (DNN). A la izquierda están los nodos de entrada ($a_1, \dots, a_k, \dots, a_x$), siendo la capa de entrada. A la derecha están los nodos de salida (n_k, \dots, n_v), o capa de salida. Las capas intermedias, u ocultas, es donde el algoritmo de machine learning aprende. La cantidad de capas ocultas se denomina profundidad de la red neuronal, con la amplitud siendo la cantidad de nodos en cada capa; mientras más capas ocultas y más nodos por capas, más profunda y amplia será la red neuronal, generando relaciones más complejas entre datos. La profundidad y amplitud se definen según el criterio de quien construye los modelos en base a la calidad de los resultados, y son valores de las configuraciones del modelo de inteligencia artificial durante el proceso de entrenamiento, denominados “hiperparámetros”. Así, un hiperparámetro es un parámetro del algoritmo con el que se construye un modelo, y no del modelo en sí. El valor adecuado de los hiperparámetros depende del problema que se desea resolver; la selección de los valores se puede guiar según valores que previamente validados o “prueba y error”. La combinación de hiperparámetros determina la calidad del modelo de Machine Learning en cuanto al nivel de precisión de las predicciones.

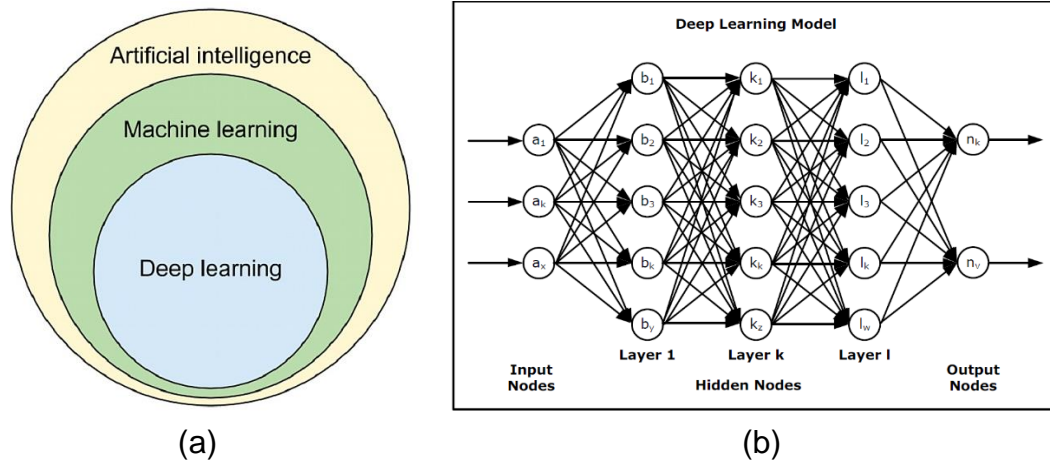


Figura 5.4 a) Deep learning como subcampo de aprendizaje automático e inteligencia artificial. b) Arquitectura general de una red neuronal profunda (DNN).

Entrenar una red neuronal requiere mucho trabajo puesto que la bondad del aprendizaje automático depende de la calidad de los datos (García et al., 2017). Por esta razón, antes de utilizar los datos para entrenar un modelo de IA se requiere un preprocesamiento para reducir/eliminar los factores negativos y asegurar la calidad de la información.

El preprocesamiento es vital para la fase de entrenamiento, pues asegura la calidad del conjunto de datos (García et al., 2017), requiriendo métodos estadísticos como por ejemplo: 1) Comprensión de datos que utilizan estadísticas resumidas para tener la distribución de las variables y sus correlaciones, utilizando cuadros, diagramas y gráficos para entender los datos, 2) Limpieza de datos, donde se identifica y repara los problemas que los datos puedan presentar, como pérdida de valores, errores, o sesgos, permitiendo detectar valores atípicos en una distribución esperada, así como también completar valores. 3) Selección de datos, donde se seleccionan las variables relevantes para modelar y hacer predicciones, permitiendo identificar aquellas variables relevantes en el resultado, y generar muestras representativas más pequeñas a partir de conjuntos grandes. 4) Preparación de datos, donde los datos se modifican en su estructura o forma para que sean más adecuados al problema, como son la estandarización y normalización de los datos.

En este contexto, y para facilitar el entrenamiento de los modelos, los datos se dividen en tres subconjuntos: 1) entrenamiento, 2) validación, y 3) prueba. Los datos de entrenamiento y validación se utilizan en el proceso de aprendizaje mientras que los de prueba verifican la calidad de los resultados, mejorando la precisión del modelo simulando situaciones de la vida real.

La capacidad de aprendizaje del algoritmo de red neuronal está condicionada por la estructura interna del modelo, que está definida por cuatro aspectos fundamentales, 1) función de pérdida, 2) algoritmo de optimización, 3) función de activación, y 4) inicializadores (Mitchel, 1997). La función de pérdida se entiende como una forma de representar el error, midiendo la cercanía del valor de salida del modelo con el valor objetivo de los datos de entrenamiento (Lindholm et al., 2019). Por ejemplo, en el caso de un modelo de regresión una función de pérdida común es el error cuadrático medio (MSE), mientras que, para el caso de modelos de aprendizaje profundo, funciones de pérdida típicas son el error absoluto medio, error sesgo promedio, entropía cruzada, etc. Para minimizar el error de modelo se hace uso de un algoritmo de optimización, cuya función es variar el peso y sesgo en cada nodo hasta alcanzar el mínimo de la función de pérdida. Dicho proceso de optimización incorpora una regla de actualización dependiente de un hiperparámetro denominado tasa de aprendizaje (η). Un algoritmo de optimización común en modelos de aprendizaje simples es el descenso del gradiente estocástico SGD (Bottou, 1991). La tasa de aprendizaje determina la velocidad de convergencia para encontrar el mínimo de la función de pérdida (Ketkar, 2017); según la Figura 5.5, la tasa de aprendizaje debe ser lo suficientemente baja como para alcanzar el mínimo más cercano en un tiempo razonable y lo suficientemente alta como para alcanzar el mínimo y no oscilar en torno a él.

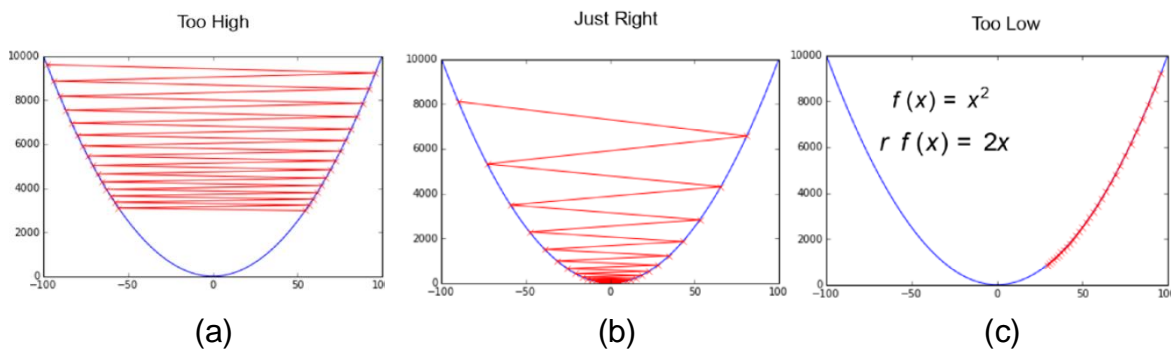


Figura 5.5 Efecto de la tasa de aprendizaje en encontrar el mínimo del problema de optimización (Ketkar, 2017).

Una función de activación se puede reconocer como una no-linealidad, función limitadora o umbral, que modifica el valor de entrada a un nodo o impone un límite que se debe sobrepasar para proseguir a otra neurona (Sharma et al., 2020). Por otro lado, los inicializadores hacen referencia al punto de partida de los pesos y los sesgos del modelo de red neuronal, dichos valores iniciales influyen en la capacidad del algoritmo de converger y puede ser que algunos puntos iniciales sean tan inestables que el algoritmo encuentra dificultades numéricas y falla por completo (Goodfellow et al., 2016). El enfoque actual para la inicialización de los algoritmos se denomina “inicialización Glorot o Xavier” (Glorot & Bengio, 2010).

Finalmente, un aspecto importante es el nivel de ajuste a los datos de salida que alcanza un modelo en el proceso de entrenamiento. Según la Figura 5.6 en cada gráfico los puntos azules representan los datos reales, mientras que la línea punteada es la predicción del modelo. Un modelo subajustado no captura bien la tendencia de los datos de entrenamiento y su rendimiento es deficiente (Figura 5.6a). Un modelo con un ajuste apropiado luce como el de la Figura 5.6b, se observa que el modelo capta la tendencia general de los datos aproximándose suficientemente bien a la mayoría de ellos. Por último, un modelo sobreajustado recoge y aprende del ruido o las fluctuaciones aleatorias en el conjunto de datos de entrenamiento (García et al., 2017; Tripathi, 2020), en este caso el modelo es extremadamente bueno con los datos de entrenamiento, logrando un ajuste casi perfecto a cada uno de ellos (Figura 5.6c), sin embargo, la capacidad predictiva es deficiente si se aplica a un conjunto de datos diferente al de entrenamiento.

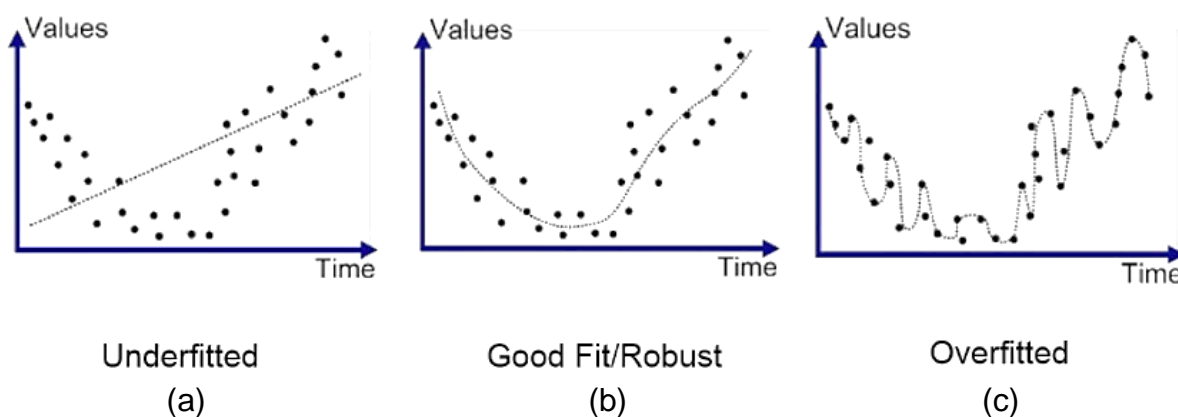


Figura 5.6 Representación de un modelo sub-ajustado, bien ajustado y sobre-ajustado (Hoffman, 2020).

5.4. Metodología

En el presente trabajo, se aplican las técnicas de machine learning para la estimación de asentamientos para un túnel en un depósito de suelos a través del desarrollo de modelos numéricos en PLAXIS. La metodología general de trabajo considera tres grandes aspectos: 1) análisis de sensibilidad y determinación de los parámetros de entrada de los modelos, 2) Modelación numérica en PLAXIS 2D para generar la base de datos, y 3) Entrenamiento, validación y pruebas de desempeño de los modelos de aprendizaje profundo. El objetivo del análisis de sensibilidad es determinar aquellas variables que deben ser consideradas en el diseño iterativo y aquellas que tienen importancia secundaria, según su influencia en el resultado final. Lo anterior, considerando que el diseño de túneles está controlado por una serie de variables o parámetros como las condiciones del terreno, profundidad del túnel, características geométricas de la sección, condiciones sísmicas, etc. Sin embargo, es esperable que algunas de estas variables tengan mayor influencia en la respuesta observada por la construcción del túnel por sobre otras. Una vez establecidas las variables más importantes se procede a modelar el problema físico en el software de elementos finitos PLAXIS 2D, donde se definen las propiedades del suelo, geometría del túnel, estructura del revestimiento, estados de carga, secuencia constructiva, etc. Para optimizar el desarrollo y análisis de los modelos numéricos en PLAXIS 2D se hace uso de una aplicación de interfaz de usuario (API) Python-PLAXIS, la que funciona mediante scripts codificados en Jupyter Notebook (una aplicación web que permite crear y compartir documentos de código en vivo). Mediante la API se desarrollan los bloques de código que imitan el proceso de modelación manual, permitiendo también el análisis y extracción de información de forma automática. La programación de los modelos es ejecutada de tal manera que en cada iteración cambia una de las variables de entrada respecto al caso anterior, con esos datos se genera el modelo del túnel en el estrato de suelo considerando la secuencia constructiva mediante la metodología NATM, finalmente se corre y analiza el modelo para extraer la información de cada nodo. Esa información es procesada para obtener los parámetros de salida buscados, que en este caso corresponden a: 1) máximo asentamiento en superficie, 2) ancho de influencia, y 3) radio plástico. El diagrama de flujo general para la extracción de datos se presenta en la Figura 5.7.

La última parte de la metodología consiste en la estructuración del algoritmo de aprendizaje profundo en Python 3.0 haciendo uso de la biblioteca de software TensorFlow, la cual proporciona un ecosistema completo para ayudar a resolver problemas complejos referentes al aprendizaje automático. Una vez estructurado el modelo se procede a cargar el conjunto de datos de entrenamiento y validación a partir de los cuales el modelo extraerá el conocimiento, para finalmente realizar las pruebas de

desempeño que evalúan la capacidad predictiva del modelo DNN en comparación con los resultados de PLAXIS 2D. El diagrama de flujo de las actividades que considera el trabajo se describe en la Figura 5.8.

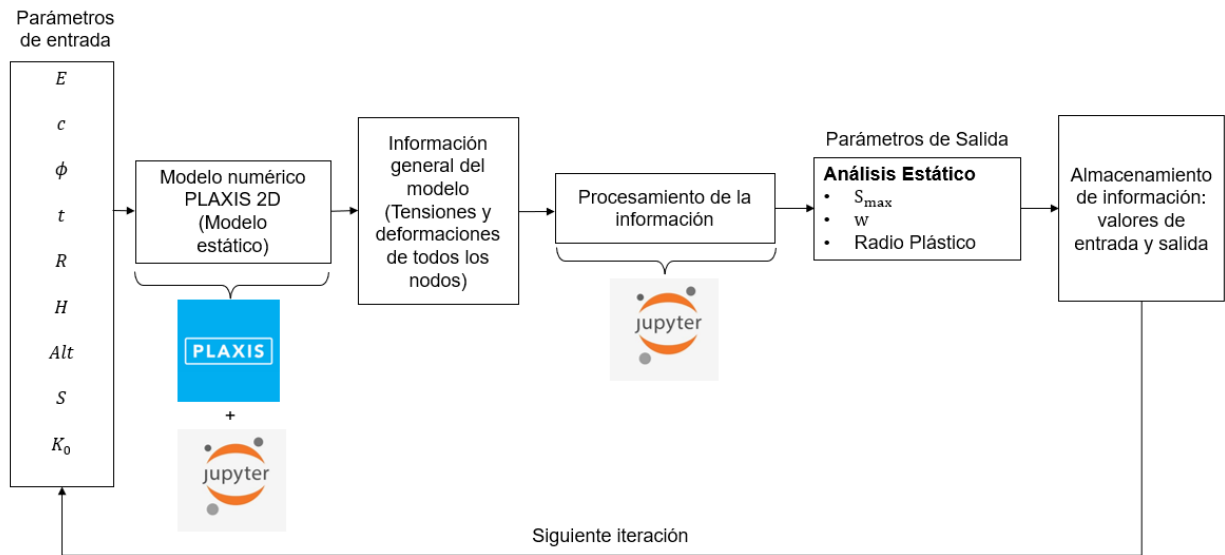


Figura 5.7 Diagrama de flujo de la generación de datos de asentamiento a partir de modelos numéricos.

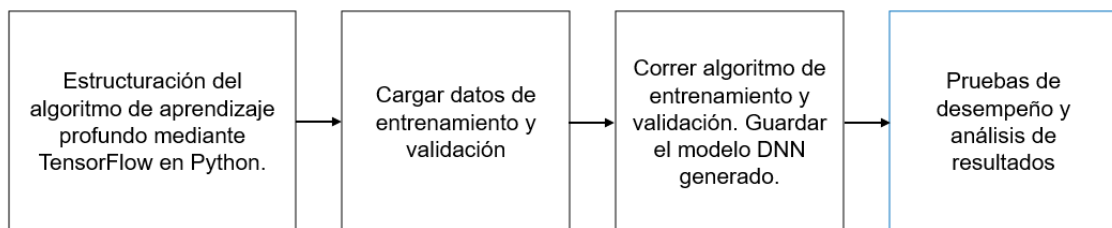


Figura 5.8 Flujo general del proceso de entrenamiento de un modelo de red neuronal de aprendizaje profundo.

5.5. Resultados

En las secciones 5.5.1 y 5.5.2 se presentan los resultados de análisis de sensibilidad y las pruebas de desempeño realizadas sobre los algoritmos de redes neuronales profundas, respectivamente.

5.5.1. Análisis de sensibilidad

El diseño de túneles, tanto desde una perspectiva estática como sísmica, está controlado por una serie de variables o parámetros como, por ejemplo; condiciones del terreno, profundidad del túnel, características geométricas de la sección, condiciones sísmicas, etc. Sin embargo, algunas de estas variables tienen mayor influencia en la respuesta del túnel por sobre otras. El objetivo del análisis de sensibilidad es determinar aquellas variables que deben ser consideradas en el diseño y aquellas que se pueden omitir, según su influencia en el resultado final.

5.5.1.1. Parámetros de Diseño y Rangos de Valores

Los principales parámetros que se han identificado en el diseño de túneles en suelo según el modelo constitutivo Mohr-Coulomb se resumen en la Figura 5.9 y se describen a continuación.

- Parámetros del Suelo:
 - E_s : Módulo de deformación del suelo.
 - ν_s : Módulo de Poisson del suelo.
 - γ_s : Peso unitario.
 - ϕ : Ángulo de fricción interna.
 - c : Cohesión.
 - β : Desconfinamiento por efecto de arco.
 - Alt : Altura de los estratos.
 - K_0 : Coeficiente de empuje horizontal

- Parámetros Geométricos:
 - H : Profundidad al centro del túnel.
 - R : Radio del túnel.

- Parámetros Estructurales:
 - f'_c : Resistencia a la compresión simple.
 - t : Espesor del revestimiento.
- Efectos del entorno
 - Sobrecarga superficial.
- Parámetros sísmicos
 - Desplazamiento cinemático en superficie.

Para estudiar el grado de importancia de cada uno de estos parámetros es necesario establecer el rango de valores que pueden tomar. Es decir, definir un valor mínimo y máximo para cada parámetro, que sean razonablemente buenos dentro del contexto de esta investigación.

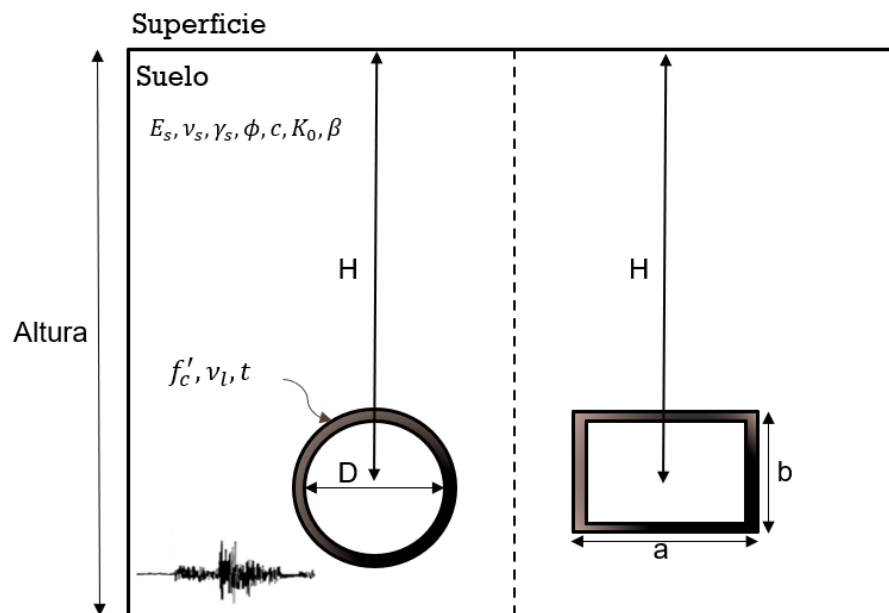


Figura 5.9 Esquema representativo de las principales variables que influyen en el análisis de túneles (elaboración propia).

En la siguiente tabla se presenta un resumen de cada uno de los parámetros mencionados anteriormente, así como el rango de valores y número de datos que se consideran en el análisis de sensibilidad. La justificación de los valores elegidos se presenta en el Anexo B.

Tabla 5.1 Parámetros de diseño, rango y número de datos para el análisis de sensibilidad.

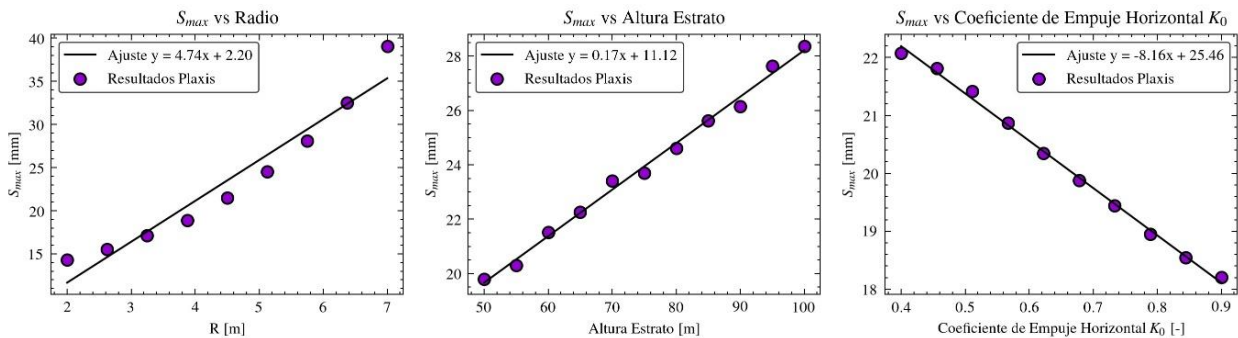
	Parámetro	Rango		Unidades	N° de Datos
		Mínimo	Máximo		
1	S	0	300	kN/m ²	11
2	E	20000	500000	kPa	11
3	c	10	100	kPa	11
4	R	2	7	m	11
5	β	0.3	0.5	-	5
6	H	10	35	m	11
7	ϕ	28	42	°	15
8	γ	16	22	kN/m ³	13
9	Alt	50	100	m	11
10	K_0	0.4	0.9	-	11
11	v_s	0.2	0.4	-	5
12	t	0.15	0.45	m	7
13	f'_c	25	35	MPa	5
14	v_l	0.1	0.3	-	5
15	<i>Des. Superficie</i>	0.002	0.2	m	7

El análisis de sensibilidad que se presenta está basado en el trabajo de Moeinossadat & Ahangari (2019), el cual consiste en tomar un modelo base e ir variando un parámetro a la vez (variables independientes), para ver cómo cambia una variable de control (variable dependiente). En la Tabla 5.1 está especificado el rango y el número de datos de cada una de las variables independientes en el análisis, en este caso se considera el máximo asentamiento superficial S_{max} como la variable independiente o de salida. Además de lo anterior, es necesario definir un modelo base que servirá de referencia para ir iterando el resto de las variables, los valores que toman cada una de las variables en el modelo base se presentan en la Tabla 5.2.

Tabla 5.2 Valor de los parámetros del modelo base para análisis de sensibilidad.

	Parámetro	Valor Modelo Base	Unidades
1	S	60	kPa
2	E	212000	kPa
3	c	50	kPa
4	R	4.5	m
5	β	0.4	-
6	H	20	m
7	ϕ	33	°
8	γ	19	kN/m ³
9	Altura Estratos	60	m
10	K_0	0.5	-
11	ν_s	0.3	-
12	t	0.3	m
13	f'_c	30	MPa
14	ν_l	0.2	-
15	Des. Superficie	0.05	m

En cada iteración cambia uno de los parámetros y se genera un modelo numérico en PLAXIS 2D del cual se rescatan los resultados buscados. Tanto los modelos numéricos como el posterior procesamiento de los datos están codificados y automatizados en Python. La siguiente figura muestra la relación entre las variables independientes versus el máximo asentamiento en superficie (S_{max}) obtenido de PLAXIS 2D. Además, se traza una recta de regresión lineal de los datos presentados en cada gráfico.



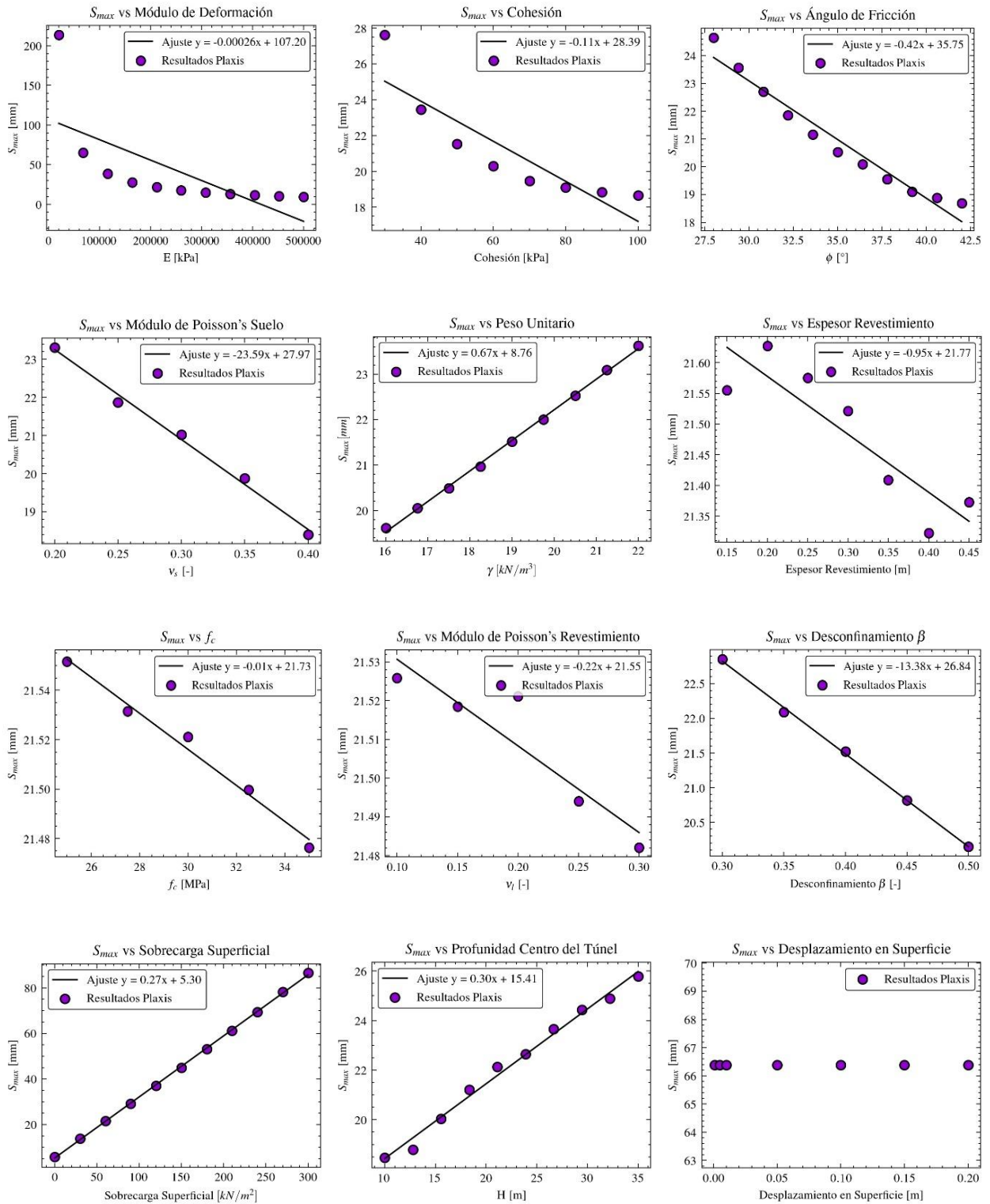


Figura 5.10 Efecto de los diferentes parámetros en el máximo asentamiento en superficie.

Se observa que la mayoría de las relaciones son lineales, directa o inversamente proporcionales. Aquellas variables que presentan un comportamiento no lineal más marcado corresponden al módulo de deformación, ángulo de fricción, cohesión, radio y espesor del revestimiento. La Tabla 5.3 demuestra el efecto en porcentaje de cada parámetro en el cambio observado del máximo asentamiento en superficie S_{mas} , a partir de lo cual se calcula el efecto relativo de cada uno de los parámetros.

Tabla 5.3 Porcentaje de importancia de los diferentes parámetros de diseño en el máximo asentamiento en superficie.

	Parámetro	Unidades	Rango		ΔS_{max}		% Cambio	
			Mínimo	Máximo	Inicial	Final	Absoluto	Relativo
1	E	kPa	20000	500000	213.6	9.3	95.6	21.9
2	S	kPa	0	300	5.8	86.6	93.3	21.4
3	R	m	2	7	14.3	39.1	63.4	14.5
4	c	kPa	10	100	27.6	18.7	32.2	7.4
5	Altura Estratos	m	50	100	19.8	28.4	30.3	6.9
6	H	m	10	35	18.5	25.8	28.3	6.5
7	ϕ	°	28	42	24.6	18.7	24.0	5.5
8	ν_s	-	0.2	0.4	23.3	18.4	21.0	4.8
9	K_0	-	0.4	0.9	22.1	18.2	17.6	4.0
10	γ	kN/m ³	16	22	19.6	23.6	16.9	3.9
11	β	-	0.3	0.5	22.9	20.1	12.2	2.8
12	t	m	0.15	0.45	21.6	21.4	0.9	0.2
13	f'_c	MPa	25	35	21.6	21.5	0.5	0.1
14	ν_l	-	0.1	0.3	21.5	21.5	0.0	0.0
15	Des. Superficie	m	0.002	0.2	21.5	21.5	0.0	0.0

Como se observa en la Tabla 5.3 hay variables que presentan un porcentaje de importancia relativamente bajo en el análisis del máximo asentamiento en superficie. Por ejemplo, el módulo de Poisson de revestimiento ν_l y desplazamiento cinemático en superficie presentan un porcentaje de importancia relativo del 0.0% en el análisis de S_{max} . Por esta razón, para efectos de esta investigación se puede considerar que estas dos variables tienen un efecto despreciable en los resultados que se pueden obtener desde una perspectiva de iteración. De la misma manera, el porcentaje de cambio relativo de S_{max} al variar f'_c , β , γ y ν_s es de 0.1%, 2.8%, 3.9%, y 4.8% respectivamente. Por esta razón estas variables se descartan de las iteraciones quedando con un valor fijo correspondiente al valor medio de sus respectivos rangos. Por otro lado, el espesor del

revestimiento t y coeficiente de empuje horizontal K_0 presentan un porcentaje de importancia relativo bajo (0.2% para t y 4.0% para K_0), sin embargo, la teoría de diseño estático de túneles deja en evidencia que los estados tensionales en el contorno del túnel están fuertemente condicionados por el valor de K_0 , así como también el espesor del revestimiento posee gran influencia en la rigidez relativa terreno-sostenimiento, razón por la cual estos dos parámetros no se descartan como variables iterables.

A partir de lo expuesto anteriormente se tienen un total de nueve variables iterables mediante las cuales se realizarán los análisis. Estas conclusiones concuerdan con el trabajo de Moeinossadat & Ahangari (2019a) quienes estudian el efecto de diferentes variables en la construcción de la línea siete del metro de Teherán. El método constructivo en ese caso correspondía a EPB, sin embargo, llegan a la conclusión de que " ν_s " y " γ " son los parámetros menos influyentes. Por el contrario, parámetros como " H ", " ϕ " y " E " son los más relevantes. De la misma manera Liu et al., (2018) realizan un análisis de sensibilidad global a través de la prueba de sensibilidad de amplitud de Fourier extendida. Una de las principales conclusiones es que los parámetros más influyentes son la profundidad del túnel " H " y la sobrecarga adicional en superficie " S ". Finalmente, un aspecto importante de remarcar es que el porcentaje de cambio de las variables (y su influencia relativa) está fuertemente condicionada por el rango de valores que pueden tomar, por lo tanto, los análisis anteriores pueden cambiar si se modifica el rango de valores que ha sido seleccionado para cada uno de los parámetros.

5.5.2. Modelo DNN para asentamientos

A continuación se presentan los resultados de las pruebas de desempeño realizadas sobre los algoritmos de redes neuronales con los datos pertenecientes al conjunto de prueba, cuyos valores se presentan en el Anexo D (Figura D.1 a Figura D.9). La estructura general de los modelos de redes neuronales profundas se observa en la Figura 5.11. Cabe mencionar que las redes neuronales profundas para estimación de asentamientos se han diseñado para estimar un único resultado final, i.e., contienen un único nodo en la capa de salida, correspondiente al máximo asentamiento en superficie S_{max} , o al ancho de influencia w , o radio plástico. Dicha estructuración de los algoritmos se ha establecido en base a las diferentes pruebas que se han realizado con el conjunto de datos en estudio y que permiten concluir que los modelos de una única salida presentan mejor rendimiento que un modelo de múltiples salidas. Por lo anterior, en esta sección se crean tres modelos de redes neuronales diferentes, uno por cada una de las variables de salida.

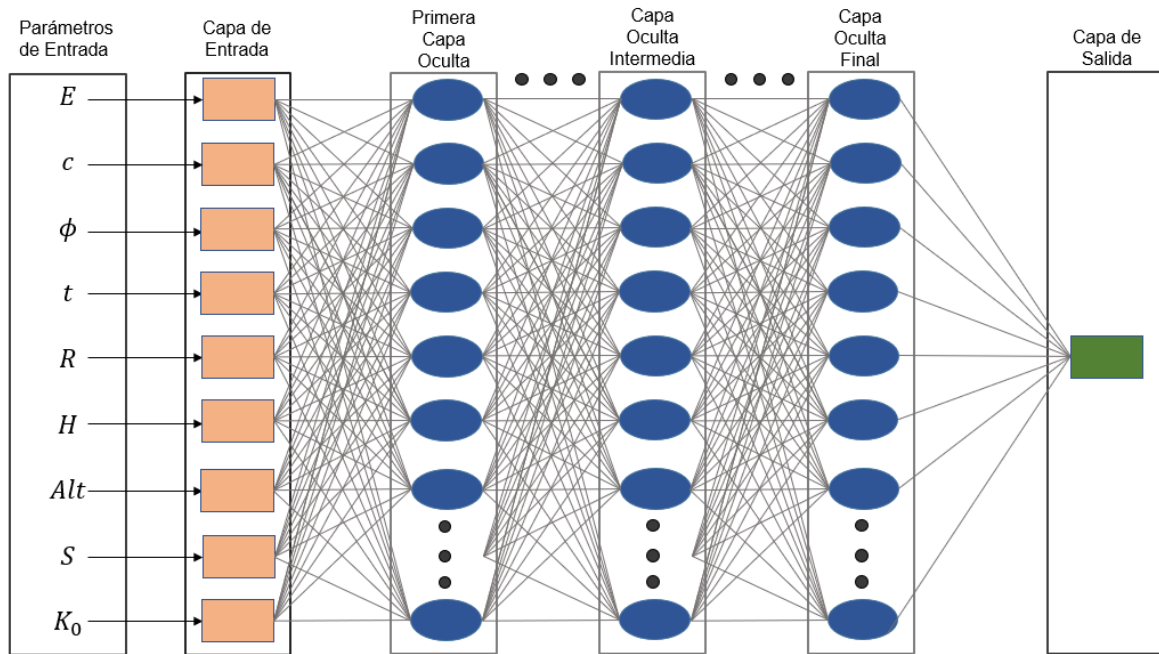


Figura 5.11 Esquema de la implementación de DNN para predicción de la respuesta estática.

El desempeño de los modelos de redes neuronales profundas se puede verificar visualmente mediante dos gráficos. El primero compara directamente los resultados de asentamiento obtenido de un modelo numérico en PLAXIS con las predicciones de la red neuronal; el eje vertical presenta el resultado obtenido mediante cada método y en el eje horizontal el número de pruebas correspondientes, como se muestra en la Figura 5.12. El segundo tipo de gráfico presenta en el eje de las ordenadas el valor de la variable de salida obtenida mediante DNN, y en el eje de las abscisas el valor obtenido mediante el modelo numérico en PLAXIS 2D, como se muestra de ejemplo en la Figura 5.13. A los datos se le puede ajustar con una línea de tendencia, y complementar con otra línea 1:1. Mientras más cerca estén ambas líneas, mejor es la calidad de las predicciones del modelo de redes neuronales profundas. Para complementar el análisis se presenta en los gráficos el factor de determinación R^2 , como una medida de la cercanía de los datos a la línea de tendencia.

Además de los gráficos se utilizan cuatro criterios de evaluación estadística para determinar el rendimiento de las predicciones del modelo de red neuronal de aprendizaje profundo (Ahangari et al., 2015; Chen et al., 2019; Mahmoodzadeh et al., 2020). Estos criterios son: 1) el coeficiente de determinación (R^2), 2) error absoluto medio (MAE), 3) error cuadrático medio (MSE), y 4) la raíz del error cuadrático medio ($RMSE$), dados por las siguientes expresiones.

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (f(x_i) - \bar{f}(x))(f^*(x_i) - \bar{f}^*(x))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (f(x_i) - \bar{f}(x))^2 \sum_{i=1}^n (f^*(x_i) - \bar{f}^*(x))^2}} \right)^2 \quad (5.1)$$

$$MAE = \left(\frac{1}{n} \right) \sum_{i=1}^n |f(x_i) - f^*(x_i)| \quad (5.2)$$

$$MSE = \left(\frac{1}{n} \right) \sum_{i=1}^n (f(x_i) - f^*(x_i))^2 \quad (5.3)$$

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \right) \sum_{i=1}^n (f(x_i) - f^*(x_i))^2} \quad (5.4)$$

Donde:

- $f(x)$: Valor objetivo entregado por PLAXIS 2D.
- $f^*(x)$: Predicción hecha por el modelo DNN.
- $\bar{f}(x)$: Promedio de los valores objetivo.
- $\bar{f}^*(x)$: Promedio de los valores de la predicción DNN.

Para lograr buenos resultados mediante los modelos de DNN es necesario establecer los hiperparámetros que definen a la red neuronal. Los hiperparámetros más importantes son: 1) Número de capas ocultas, 2) Número de nodos por capas, 3) Función de activación, 4) Tamaño de lote (batch size), 5) Optimizador, 6) Tasa de aprendizaje, y 7) Verbose (Mahmoodzadeh et al., 2020). Los hiperparámetros de cada modelo de DNN son muy parecidos entre sí, cambiando sólo algunos de estos para lograr una mejor capacidad estimativa de la variable de análisis.

5.5.2.1. Máximo asentamiento en Superficie: S_{max}

La Tabla 5.4 presenta las especificaciones de los hiperparámetros de entrenamiento del modelo DNN para estimar S_{max} , mientras que la Figura 5.12 y Figura 5.13 presentan los resultados de las pruebas realizadas sobre dicho modelo.

Tabla 5.4 Especificación de hiperparámetros del modelo DNN para estimar S_{max} .

Hiperparámetro	Valor o Tipo	Significado
Número de capas ocultas	4	Cantidad de capas ocultas del modelo DNN.
Número de nodos por capa	50	Cantidad de nodos en cada capa oculta del modelo DNN.
Función de activación	'tanh', 'elu'	Criterio de activación de los nodos en cada capa.
Tamaño del lote	10	Número de datos que componen un lote en el proceso de entrenamiento (subdivisiones del conjunto global).
Optimizador	'adam'	Función de optimización para minimizar la pérdida en las predicciones.
Tasa de aprendizaje	0.001	Velocidad de convergencia del optimizador.
Épocas	50	Número máximo de ciclos de aprendizaje.
Verbose	2	Asociado a la información que se muestra en pantalla durante el proceso de entrenamiento.

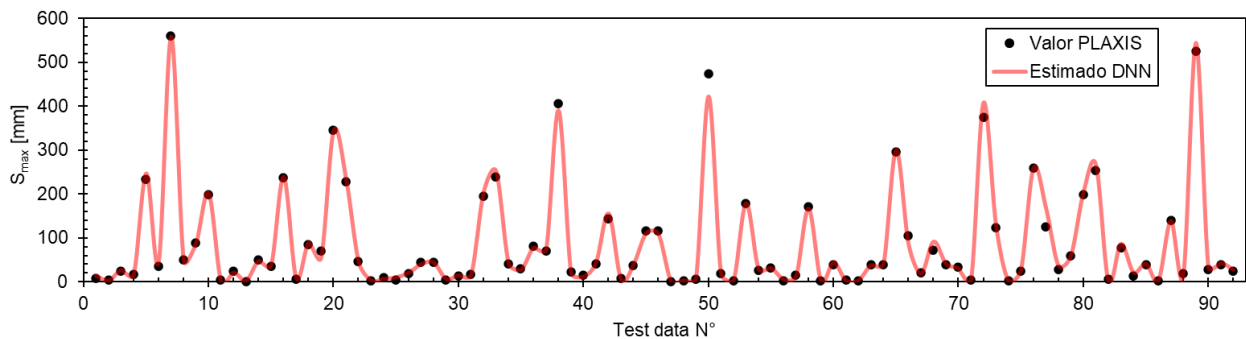


Figura 5.12 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para máximo asentamiento en superficie.

En el gráfico anterior, los puntos negros representan los valores objetivos (resultados obtenidos de los modelos numéricos en PLAXIS 2D), mientras que la línea roja corresponde a las predicciones de S_{max} del modelo DNN, donde se ha utilizado los mismos datos de entrada para ambos casos en cada una de las pruebas. Aquellas situaciones donde la línea continua no llega a tocar los puntos negros quiere decir que el modelo está subestimando el valor de S_{max} respecto al valor obtenido de PLAXIS 2D, por el contrario, si la línea sobrepasa el punto negro hay una sobrestimación del valor.

Es importante mencionar que los modelos de inteligencia artificial no predicen los valores a la perfección (siempre existirá una pequeña diferencia), lo importante es que capturen la lógica subyacente en los datos y que sigan cierta tendencia, tal como se muestra en la Figura 5.13.

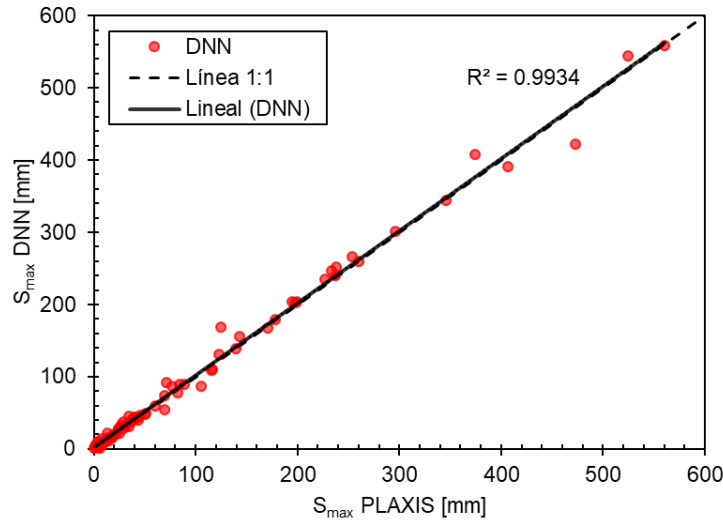


Figura 5.13 Desempeño de DNN en la predicción del máximo asentamiento en superficie.

Tabla 5.5 Resultados criterios de evaluación estadística para predicción de S_{max} .

R^2	MAE [mm]	MSE	$RMSE$ [mm]
0.9934	5.59	100.46	10.02

El valor de MAE y R^2 es igual a 5.59 mm y 0.9934, respectivamente, lo cual se puede considerar una buena precisión en la predicción del máximo asentamiento en superficie para proyectos de túneles según lo presentado por Mahmoodzadeh et al., (2020), quién también estimó S_{max} mediante DNN, obteniendo valores de MAE y R^2 de 2.29 mm y 0.9939, respectivamente. Sin embargo, el asentamiento máximo estudiado en ese caso es cercano a 300 mm, menor a lo obtenido en este trabajo con valores cercanos a los 600 mm, lo que influye en que el valor del error absoluto medio (MAE) sea mayor, ya que las mayores dispersiones del modelo se observan para asentamientos superiores a los 300 mm. Por último, la línea de regresión coincide muy bien con la línea 1:1, donde las estimaciones del modelo coinciden completamente con los valores de PLAXIS, lo que ratifica la buena capacidad estimativa del modelo.

Es importante destacar que un asentamiento de 600 mm es un valor extremo y que seguramente provocaría daños severos en la estructuras superficiales si se vieran expuestas a este nivel de deformación, sin embargo, cabe enfatizar que este es un trabajo de investigación realizado desde una perspectiva paramétrica y por lo tanto, este tipo de valores extremos se deben a algunos de los más de 33 mil casos analizados, donde coinciden valores muy bajos de parámetros de resistencia y rigidez del suelo, un revestimiento muy flexible, túnel superficial de gran diámetro y mucha sobrecarga en superficie, resultando inevitablemente en valores muy altos de asentamientos. Este tipo de situaciones requieren medidas de ingeniería adicionales para ser ejecutadas en un contexto real (revestimientos más gruesos, refuerzo con anclajes, cambiar la secuencia de excavación, mejorar la calidad del suelo, etc), cuya finalidad es reducir los asentamientos a valores aceptables para no afectar a las estructuras cercanas a la zona de excavación del túnel.

Al verificar los datos de entrada de cada una de las pruebas, se desprende que valores altos de asentamiento en superficie tienen lugar cuando se da la combinación de bajo módulo de deformación y cohesión del suelo, alta sobrecarga del terreno en superficie y túnel de gran diámetro a baja profundidad (túnel superficial). Este tipo de comportamiento se desprende también del análisis de las metodologías analíticas y semi empíricas presentadas en el marco teórico. Por ejemplo, el método de Sagasta y Oteo (1974) presenta una relación inversamente proporcional entre el asentamiento S y el módulo de deformación del suelo E , la que también está implícita en las ecuaciones de Verruijt & Booker (1996) y Loganathan & Poulos (1998). Por otra parte se han presentado en trabajos numéricos, experimentales, y empíricos, como en los trabajos de Ahangari et al. (2015), Bermedo & Villalobos (2017) y Chakeri et al.(2013) donde se establece que el radio y la profundidad del túnel son las variables predominantes que controlan las deformaciones en superficie, además se establece que hay un aumento del asentamiento con la disminución de rigidez del suelo. Por otro lado Chakeri et al.(2013) concluye que la sobrecarga en superficie es relevante en el máximo asentamiento, pero que no es considerada en la formulación de los métodos analíticos y empíricos actuales.

5.5.2.2. Ancho de Influencia: w

A continuación, se presentan los resultados de las pruebas realizadas sobre el modelo de red neuronal para estimar el ancho de influencia de la cubeta de asentamientos. Los hiperparámetros de este modelo coinciden con los utilizados para estimar S_{max} (Tabla 5.4)

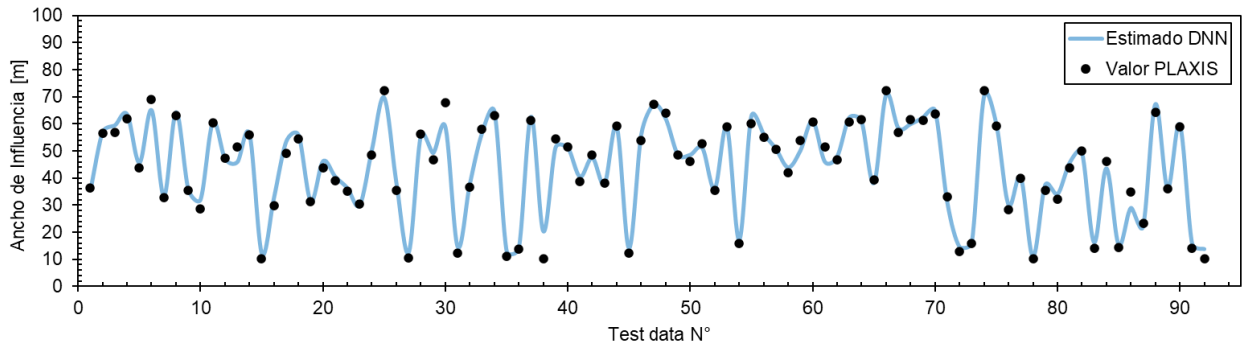


Figura 5.14 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para ancho de influencia.

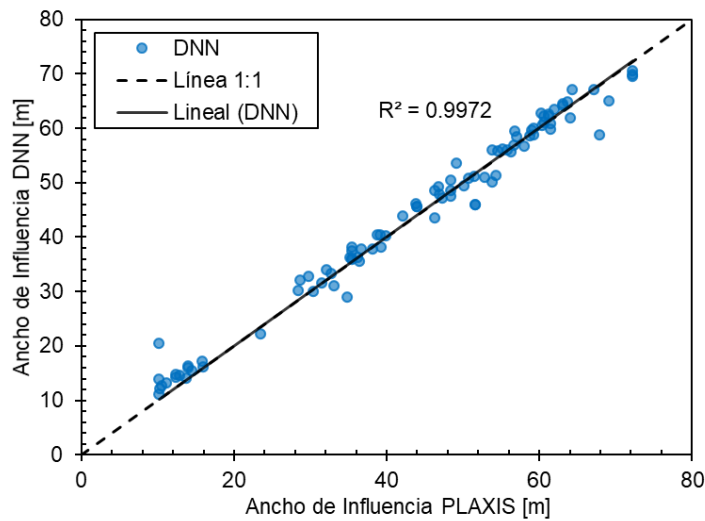


Figura 5.15 Desempeño de DNN en la predicción del ancho de influencia.

Tabla 5.6 Resultados de los criterios de evaluación estadística para predicción de ancho de influencia.

R^2	MAE [m]	MSE	$RMSE$ [m]
0.9972	1.82	6.19	2.49

En el caso del ancho de influencia de la cubeta de asentamientos no hay precedentes de estudios realizados con métodos de inteligencia artificial. Se observa de los datos una buena correlación entre los valores estimados y los objetivos, con un coeficiente de determinación R^2 de 0.9972 y un MAE de 1.82 m.

Mediante el análisis de los parámetros de entrada es posible deducir que el ancho de influencia de la cubeta de asentamientos aumenta con el radio del túnel y disminuye con la profundidad este, de manera que mientras más profundo es el túnel, menor es el ancho de influencia de la cubeta de asentamientos, lo que concuerda con los resultados expuestos en el trabajo de Bermedo & Villalobos (2017) quienes realizan una investigación numérica para estudiar el asentamiento en superficie debido a la excavación de un metro subterráneo para la ciudad de Concepción.

5.5.2.3. Radio Plástico

Los siguientes gráficos son los resultados del modelo de red neuronal sobre los datos de prueba para estimar el radio plástico. La selección de hiperparámetros es muy similar a la presentada en la Tabla 5.4, sólo difiere el número de nodos por capa, pasando de 50 a 60.

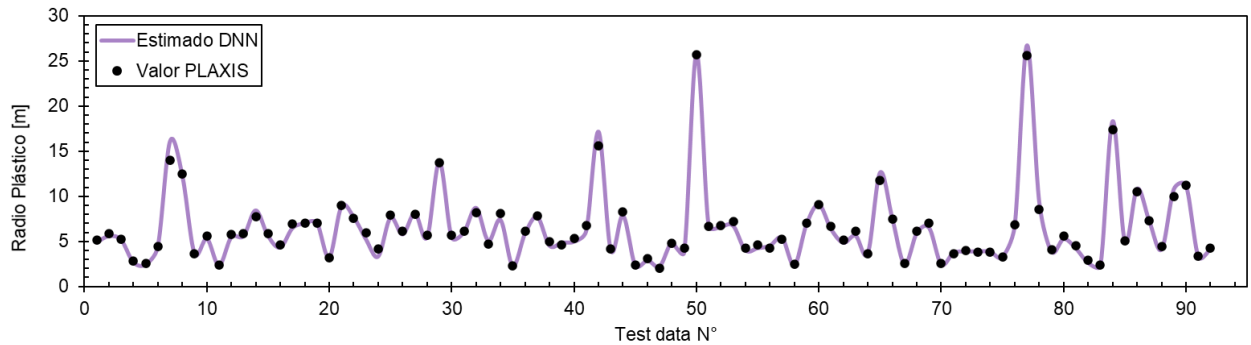


Figura 5.16 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para radio plástico.

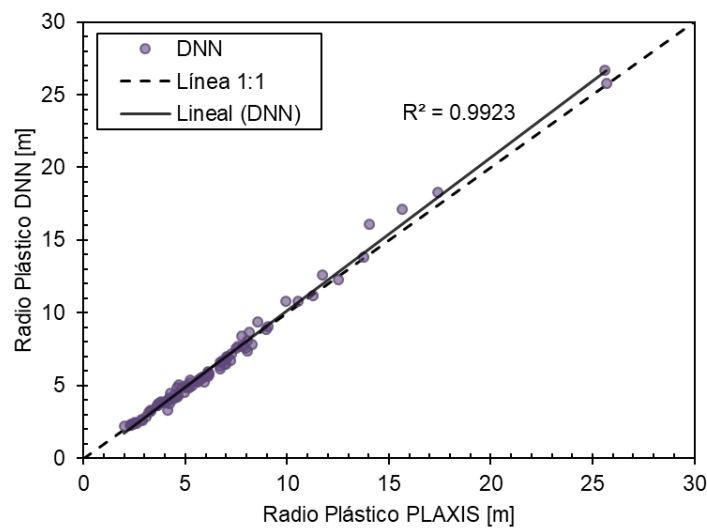


Figura 5.17 Desempeño de DNN en la predicción del radio plástico.

Tabla 5.7 Resultados criterios de evaluación estadística para predicción de radio plástico.

R^2	MAE [m]	MSE	$RMSE$ [m]
0.9923	0.31	0.20	0.45

El radio plástico es el parámetro menos directo de determinar desde los modelos numéricos de PLAXIS 2D, sin embargo, el modelo de aprendizaje profundo logra captar de manera excepcional la lógica de los datos, lo que se ve reflejado en todos los criterios de evaluación estadística de la Tabla 5.7, donde observa que el radio plástico aumenta a medida que disminuye la rigidez y resistencia del suelo, así como también por el aumento de la profundidad y radio del túnel, cuyo comportamiento está en línea con las ecuaciones analíticas del radio plástico propuestas por Panet (1995) presentadas en la sección 2.1.2.4.

5.6. Discusión

A partir de los resultados obtenidos del análisis de sensibilidad se verifica que las variables más importantes en el análisis del máximo asentamiento en superficie corresponden a: 1) Módulo de deformación del suelo, 2) Sobrecarga en superficie, 3) Radio del túnel, 4) Cohesión del suelo, 5) Altura del estrato, 6) Profundidad al centro del túnel, y 7) Ángulo de fricción, lo que coincide con investigaciones previas de Ahangari et al. (2015), Chakeri et al., (2013) y Liu et al., (2018) quienes han evaluado el efecto de los distintos parámetros en la deformaciones observadas en superficie producto de la excavación de un túnel.

Por otro lado, los resultados de las pruebas de desempeño de los modelos de redes neuronales profundas (DNN) evidencian una alta capacidad predictiva para las tres variables analizadas, dejando en evidencia que dichos modelos logran capturar las relaciones y lógica subyacente en los datos para estimar los resultados de salida, lo que coincide con la investigación realizada por Mahmoodzadeh et al., (2020) quien concluye que las redes neuronales profundas son la mejor herramienta de predicción de asentamientos en túneles urbanos. Así también, otros autores han estimado el máximo asentamiento con otros métodos de inteligencia artificial como árboles de decisión (DT), K-nearest neighbor (KNN), Gaussian process regression (GPR), support vector regression (SVR), entre otros (Ahangari et al., 2015; Bouayad & Emeriault, 2017; Boubou et al., 2010; Chen et al., 2019; Darabi et al., 2012; Kohestani et al., 2017; Moeinossadat & Ahangari, 2019b; Mohammadi et al., 2014; Pourtaghi & Lotfollahi-Yaghin, 2012; Santos & Celestino, 2008; Shi et al., 1998; Suwansawat & Einstein, 2007) obteniendo modelos de un alto rendimiento y cuya precisión es aceptable para aplicaciones ingenieriles, sin embargo, si se comparan el desempeño de los modelos mediante criterios de evaluación estadística se verifica una leve superioridad en los resultados de las redes neuronales profundas.

Se realiza un ejercicio de aplicación del modelo DNN para estimar S_{max} en casos empíricos que cuentan con mediciones de terreno, para lo cual se ha agrupado un set de datos de propiedades y mediciones de asentamiento en 12 túneles construidos con NATM, que han sido recopilados de los trabajos de Ahangari et al. (2015), Darabi et al. (2012), y Layera (2018). Es importante mencionar que a pesar de que estos trabajos proporcionan la mayoría de la información de entrada de los modelos, los autores no reportan los valores de los nueve parámetros de entrada necesarios para utilizar el modelo DNN, en este caso en particular los valores de K_0 y S no son informados en los metros de Tehran, Ahvaz y Tabriz, en cuyo caso no sería posible la evaluación del asentamiento con el modelo DNN. Para sobrellevar esta limitación se ha evaluado el caso

simplificado donde no existe sobrecarga en superficie $S = 0$ kPa, y se ha estimado un valor de $K_0 = 0.65$ (Valor medio del rango asumido para esa variable). Es importante mencionar que existen muchos más casos empíricos que proporcionan mediciones de terreno, pero usualmente alguno de los parámetros de entrada se encuentra fuera del rango de entrenamiento, lo que restringe la evaluación mediante el modelo DNN producto de la pérdida de capacidad predictiva que se ha observado en otras investigaciones (Jamalinia et al., 2021).

Tabla 5.8 Datos utilizados para el análisis comparativo de asentamientos.

N°	Nombre Metro	c [kPa]	ϕ°	E [kPa]	H [m]	R [m]	K_0 [-]	Alt [m]	S [kPa]	t [m]	S_{max} Objet. [mm]	S_{max} DNN [mm]	Dif [mm]
1	Tehran	12	38.5	24500	15.4	3.4	0.65	60	0	0.3	37	37.8	0.8
2	Tehran	30	35	20000	15.5	3.0	0.65	60	0	0.3	32	33.4	1.4
3	Tehran	25	42	14710	19.2	4.2	0.65	60	0	0.3	33	43.2	10.2
4	Tehran	14.3	28	17000	17.1	3.4	0.65	60	0	0.3	31	34.2	3.2
5	Ahvaz	14	35.4	28000	13.5	4.5	0.65	60	0	0.3	32	30.9	1.1
6	Ahvaz	14	35.4	28000	19.5	4.5	0.65	60	0	0.3	38	45.0	7.0
7	Ahvaz	14	35.4	28000	22.5	4.5	0.65	60	0	0.3	46	53.1	7.1
8	Ahvaz	14	35.4	28000	16.5	4.5	0.65	60	0	0.3	31	35.5	4.5
9	Ahvaz	23	37	19700	16.5	4.5	0.65	60	0	0.3	27	34.1	7.1
10	Ahvaz	23	37	19700	16.5	4.5	0.65	60	0	0.3	24	34.1	10.1
11	Tabriz	12	32	24500	23.4	3.4	0.65	60	0	0.3	30	36.5	6.5
12	Santiago	50	31	72200	20.2	4.6	0.5	60	0	0.35	16.4	19.0	2.6

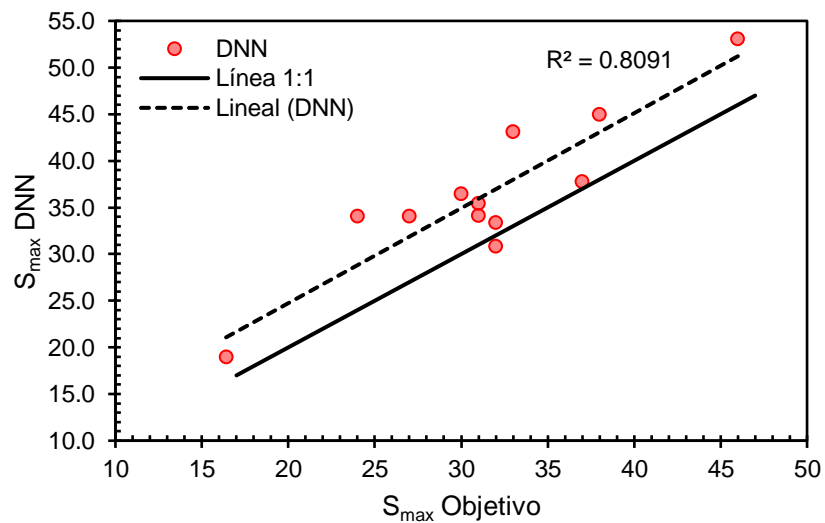


Figura 5.18 Comparación de los asentamientos objetivos (monitoreados en la construcción de distintos túneles en el mundo) versus las predicciones del modelo DNN.

Se observa una disminución en el desempeño del modelo DNN en la estimación del máximo asentamiento en casos de túneles reales respecto al rendimiento observado en la Figura 5.13 (generado con datos de modelos numéricos), lo que se ve reflejado en la disminución del coeficiente de determinación R^2 y la separación entre la línea de regresión lineal y la recta 1:1, lo que sugiere que el modelo DNN sobreestima el máximo asentamiento respecto a las observaciones de terreno. Si bien todos los datos presentados en la tabla Tabla 5.8 corresponden a túneles excavados con la metodología NATM, existen aspectos claves que podrían explicar la pérdida de desempeño, los que corresponden a: 1) La secuencia constructiva y la geometría de excavación de la sección transversal de los datos empíricos presentados difieren de lo asumido en este trabajo, donde las geometrías de los casos presentados en la Tabla 5.8 no son perfectamente circulares siendo necesario calcular un radio equivalente. 2) Los túneles se encuentran en suelos compuestos por múltiples capas, donde se han calculado parámetros equivalentes de variables como módulo de deformación del suelo, cohesión y ángulo de fricción. 3) En algunos casos hay presencia de agua, situación que no ha sido considerada en los modelos numéricos para entrenar la red neuronal profunda y por lo tanto no se puede evaluar el efecto del agua en las deformaciones. 4) Para un mismo tipo de suelo las mediciones de terreno reportan asentamientos diferentes, como el caso del caso N°9 y 10 del metro de Ahvaz, lo que sugiere que hay condiciones particulares en la construcción del túnel que no han sido reportada en las investigaciones y que influyen el asentamiento observado, dichas condiciones no pueden ser capturadas por los modelos de inteligencia artificial y, por lo tanto, es esperable el mismo resultado en ambos casos. A pesar de los aspectos mencionados anteriormente los resultados obtenidos siguen cierta lógica, razón por la cual se considera que el modelo podría ser utilizado para una evaluación inicial de los asentamientos en un proyecto de túnel.

5.7. Conclusiones

Esta investigación tuvo como objetivo generar una herramienta inteligente capaz de estimar el asentamiento en superficie y radio de plastificación en el contorno del túnel, razón por la cual se entrenó un algoritmo de redes neuronales de aprendizaje profundo (DNN) con datos provenientes de modelos numéricos que fueron generados y analizados de forma automática mediante programación en el software de elementos finitos PLAXIS 2D, logrando procesar cerca de 33 mil modelos cinemáticos para el análisis de asentamientos. El análisis de sensibilidad verifica que las variables más importantes, en términos del asentamiento observado en superficie, corresponden a: 1) Módulo de deformación del suelo, 2) Sobrecarga externa, 3) Radio del túnel, 4) Profundidad del túnel, 5) Cohesión, y 6) Altura de los estratos. Por otra parte, se ha logrado entrenar y validar correctamente tres modelos DNN para la predicción del máximo asentamiento en superficie, ancho de la cubeta de asentamientos y radio plástico en el contorno del túnel, siendo la primera variable la única con antecedentes de estudios previos mediante metodologías de inteligencia artificial. Las pruebas de desempeño realizadas a estos modelos reflejan una muy buena capacidad predictiva para las tres variables analizadas, lo que se puede verificar mediante la cercanía que existe entre las rectas de regresión lineal y la recta 1:1, así como también mediante los criterios de evaluación estadística que se presentan para cada uno de ellos, en particular, se considera el coeficiente de correlación R^2 y el error absoluto medio MAE , que arrojan resultados comparables con los obtenidos por Mahmoodzadeh et al., (2020) para la variable S_{max} .

El presente estudio marca un precedente respecto a la cantidad de datos manejados en el proceso de entrenamiento de los modelos de inteligencia artificial, donde hasta la fecha la mayor cantidad de datos utilizados para estimar el asentamiento era del orden de 400, muy inferior al volumen de datos manipulado en esta investigación. Si bien es un gran mérito alcanzar este volumen de datos, aún hay mucho espacio para mejorar la automatización de los modelos en PLAXIS, así como también mejorar la calidad del conjunto de datos mediante la aleatorización de las variables de entrada. Por otro lado, se abren nuevas oportunidades de investigación al aplicar estas metodologías a túneles excavados mediante tuneladoras (TBM), donde será necesario la incorporación de nuevas variables de análisis, como presión en el frente, presión del revestimiento y tasa de avance (Kasper & Meschke, 2006). Finalmente, en el desarrollo de la investigación se ha ligado herramientas de programación de los softwares de elementos finitos con algoritmos de inteligencia artificial, lo que permite expandir fácilmente el uso de estas metodologías a otros problemas geotécnicos en Chile, como estructuras de contención, presas de tierra, clasificación de suelos, entre otras.

6. ANÁLISIS DE ESFUERZOS Y DEFORMACIONES DEL REVESTIMIENTO

PRODUCTO DE LA ACCIÓN SÍSMICA

6.1. Introducción

Hasta hace poco, la percepción que se tenía de las estructuras subterráneas era que presentaban muy poco riesgo sísmico (Huo et al., 2005), excepto en el caso donde la estructura era interceptada por una zona de falla activa, donde puede ocurrir un desplazamiento relativo de la sección transversal. Esta idea se basa en que las estructuras subterráneas se mueven con el suelo producto de su menor masa comparada con la del terreno circundante (Bobet, 2011) y, por lo tanto, tiende a experimentar esfuerzos más bajos. Sin embargo, en 1995 el terremoto de Kobe en Japón ocasionó el colapso total de la estación de metro de Daikai, cambiando drásticamente esta percepción (Bobet, 2011). Más de 30 columnas centrales de la estación colapsaron exhibiendo falla por corte, lo que generó el colapso de la losa de techo y una subsidencia de 2.5 m en superficie (Parra-Montesinos et al., 2006) desde entonces, en eventos sísmicos posteriores se han identificado los tipos de falla típicas de túneles, según se muestran en la Figura 6.1 (Tsinidis et al., 2020). Este hecho demostró la necesidad de diseñar sísmicamente estas estructuras, no obstante hay una diferencia entre diseñar estructuras que se encuentran sobre la superficie y aquellas que están enterradas, y es que las estructuras superficiales están dominadas por las fuerzas de inerciales generadas por la amplificación dinámica propia de la estructura, mientras que las estructuras subterráneas están dominadas por las deformaciones impuestas por el terreno (Bobet, 2010b) y la interacción suelo-estructura (Hashash et al., 2001).

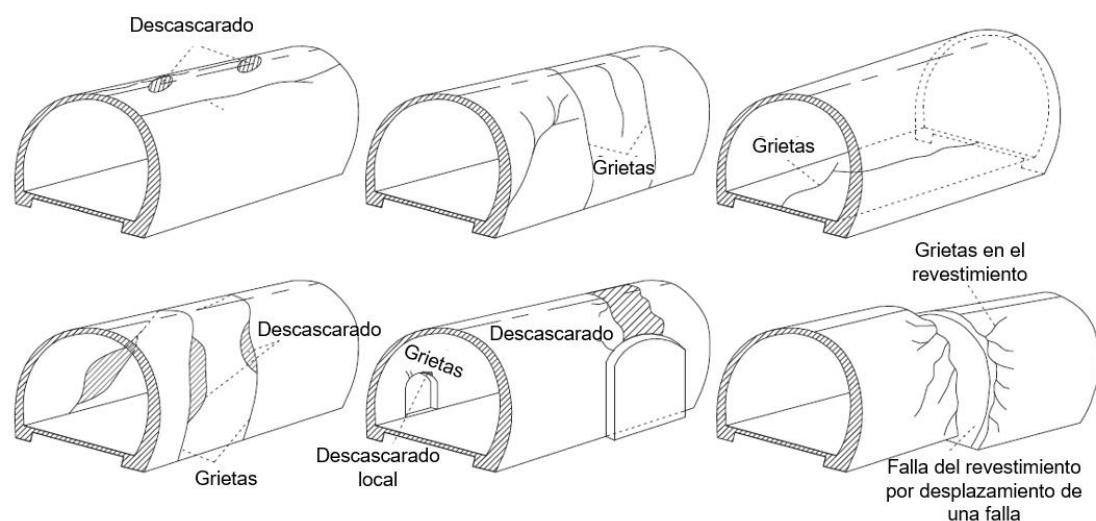


Figura 6.1 Fallas típicas de túneles por solicitación sísmica (Tsinidis et al., 2020).

Actualmente existen metodologías analíticas que permiten estimar los esfuerzos internos en una sección de túnel producto de una sollicitación sísmica. En dichas metodologías la carga sísmica es considerada como una deformación de campo lejano aplicada al medio donde está enterrada la estructura, lo que induce cierto nivel de distorsión. Esta condición es posible asumiendo que las principales deformaciones sísmicas son provocadas por las ondas de corte que se propagan verticalmente (Wang, 1993), generando el fenómeno de ovalamiento o deformaciones por corte (Penzien, 2000). Esta consideración abre la posibilidad de realizar análisis numéricos simplificados, donde la carga sísmica es inducida mediante deformaciones en el contorno de los modelos numéricos, lo que se conoce como metodología cinemática.

En el contexto presentado, este estudio desarrolla algoritmos de aprendizaje profundo sometidos a un proceso de entrenamiento con datos provenientes de modelos numéricos cinemáticos, con la finalidad de caracterizar los esfuerzos y deformaciones en el revestimiento de un túnel sometido a una carga sísmica. El estudio inicialmente identifica las principales variables que determinan los máximos esfuerzos internos en túneles, para posteriormente generar los más de 100 mil modelos numéricos con los que se entrena, valida, y prueban los algoritmos desarrollados. Se observó que los algoritmos captan la lógica de los datos entregados, prediciendo de buena manera todas las variables analizadas. La Figura 5.3 presenta el esquema de trabajo general para el análisis de esfuerzos y deformaciones mediante redes neuronales profundas.

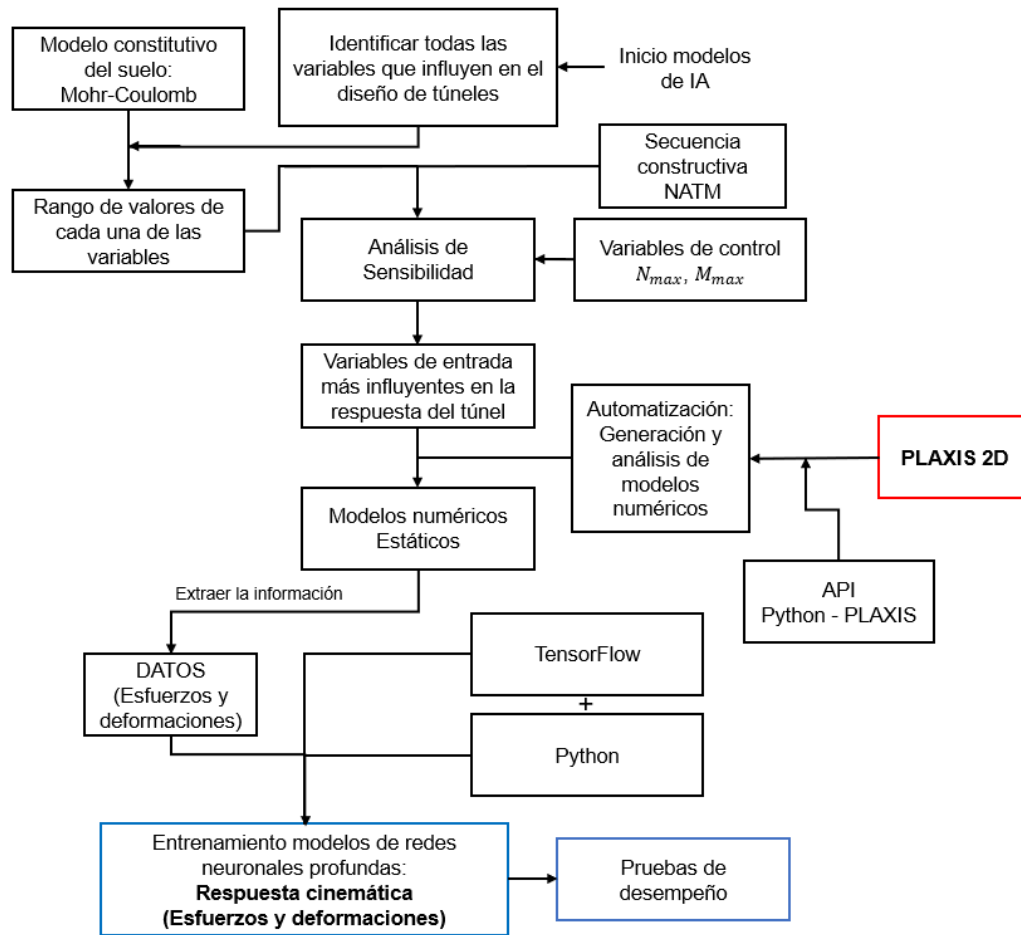


Figura 6.2 Diagrama de flujo para análisis sísmico mediante DNN.

6.2. Metodología

Al igual que en el caso de asentamientos, la metodología general de trabajo considera tres grandes aspectos: 1) análisis de sensibilidad y determinación de los parámetros de entrada de los modelos, 2) Modelación numérica en PLAXIS 2D para generar la base de datos, y 3) Entrenamiento, validación y pruebas de desempeño de los modelos de aprendizaje profundo. Se establecen las variables más relevantes mediante el análisis de sensibilidad para proceder a modelar el problema físico en el software de elementos finitos PLAXIS 2D, donde se definen las propiedades del suelo, geometría del túnel, estructura del revestimiento, estados de carga, secuencia constructiva, etc. Para optimizar el desarrollo y análisis de los modelos numéricos en PLAXIS 2D se hace uso la aplicación de interfaz de usuario (API) Python-PLAXIS. La información que se genera es procesada para obtener los parámetros de salida buscados, que en este caso corresponden a los esfuerzos internos máximos N_{max} , Q_{max} , y M_{max} , así como también los desplazamientos en cuatro puntos de control del revestimiento.

Finalmente, se estructura el algoritmo de aprendizaje profundo en Python 3.0 haciendo uso de la biblioteca de software TensorFlow, para luego proceder al entrenamiento y validación de los modelos DNN. A dichos modelos se le realizan las correspondientes pruebas de desempeño con el objetivo de evaluar la capacidad estimativa comparado con los resultados de PLAXIS. La Figura 6.3 presenta el diagrama de flujo para la generación de datos sísmicos.

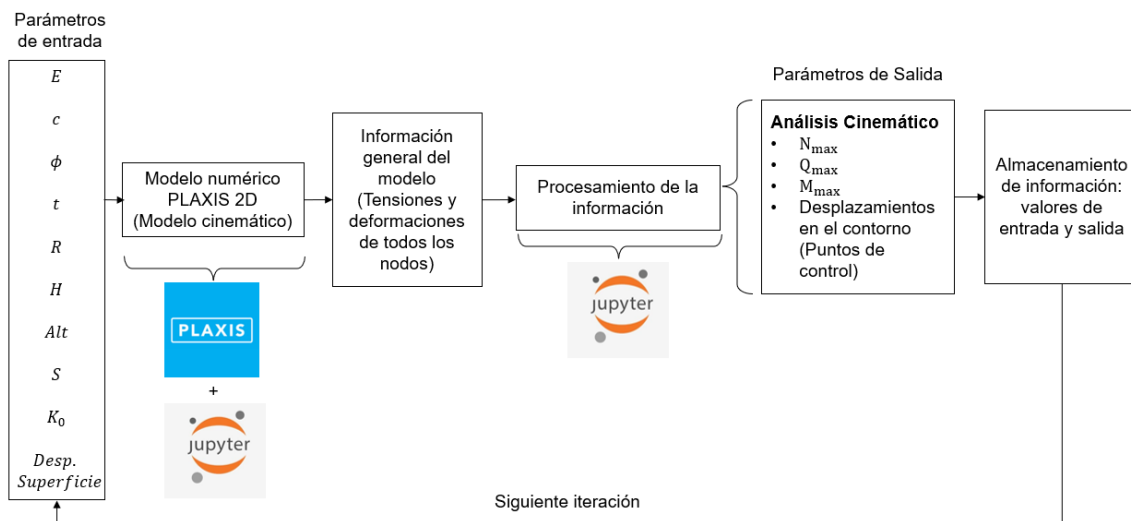


Figura 6.3 Diagrama de flujo de la generación de datos de esfuerzos y deformaciones sísmicas a partir de modelos numéricos.

6.3. Resultados

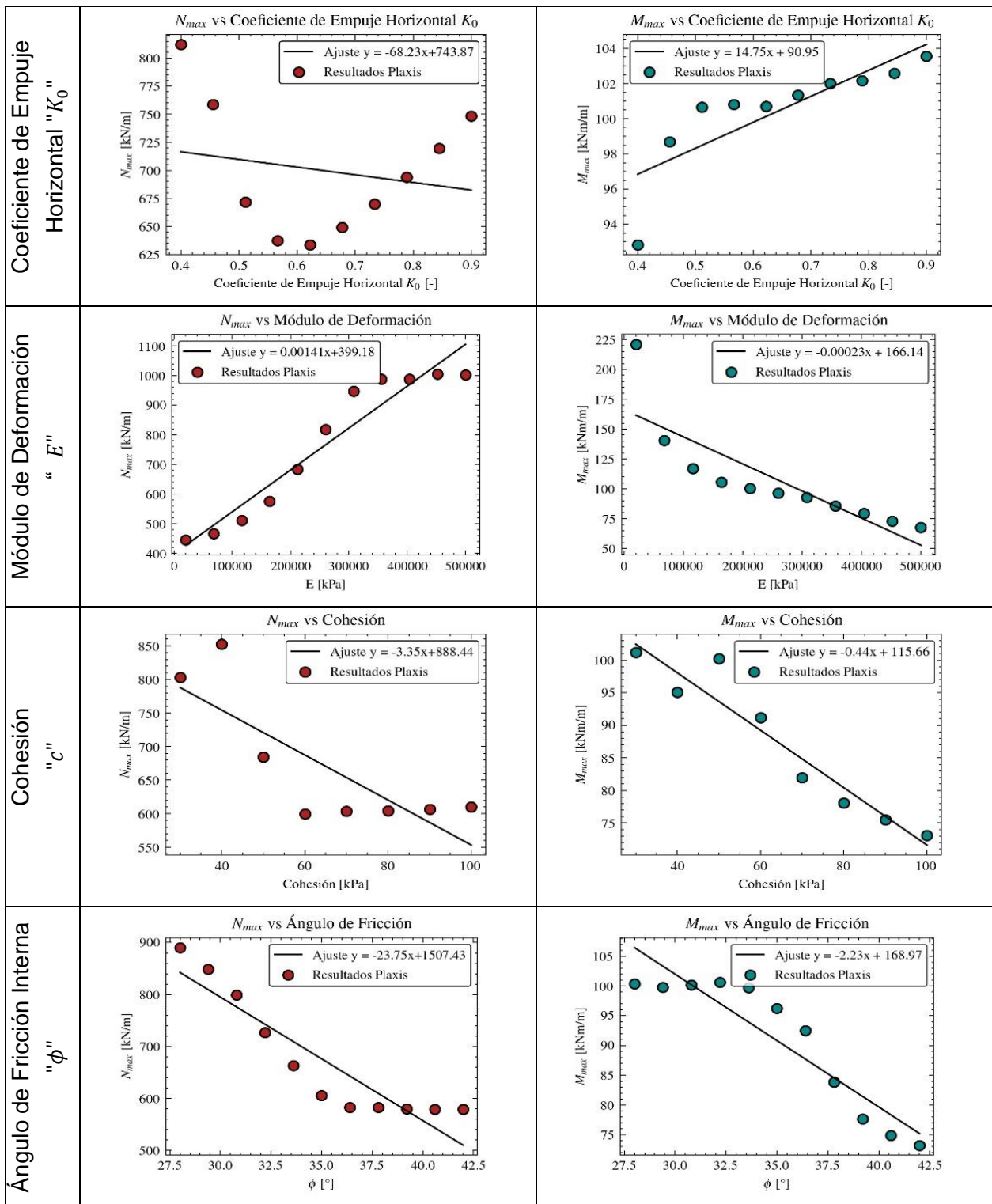
6.3.1. Análisis de Sensibilidad

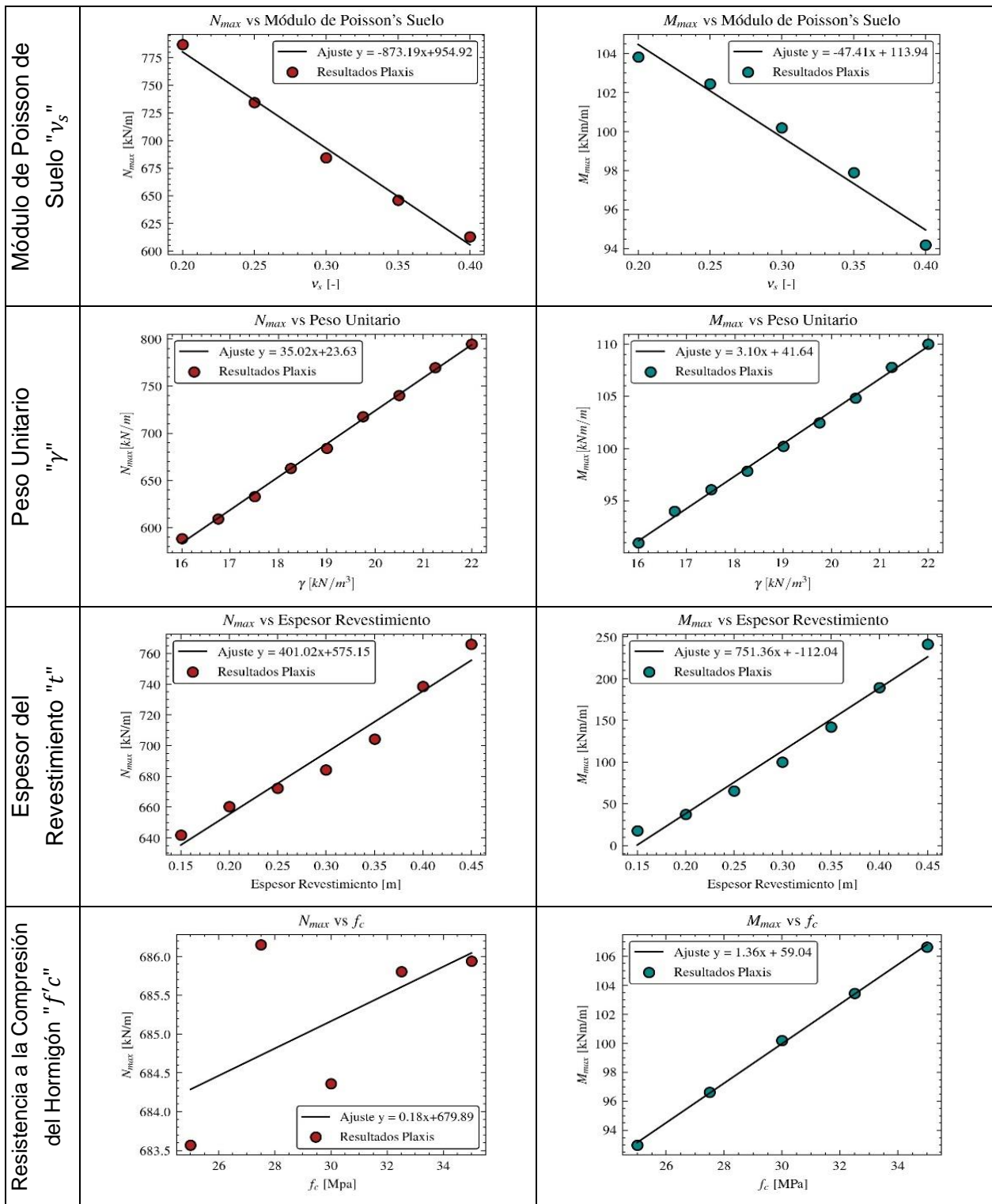
Al igual que en el estudio de asentamientos se realiza un análisis de sensibilidad con la finalidad de identificar correctamente las variables más relevantes en la generación de esfuerzos internos del revestimiento de un túnel. Se ha considerado la misma metodología, variables, y modelo base utilizado en el caso de asentamientos (Tabla 5.1 y Tabla 5.2). Sin embargo, en este caso las variables a monitorear corresponden al máximo esfuerzo axial N_{max} y máximo momento flector M_{max} .

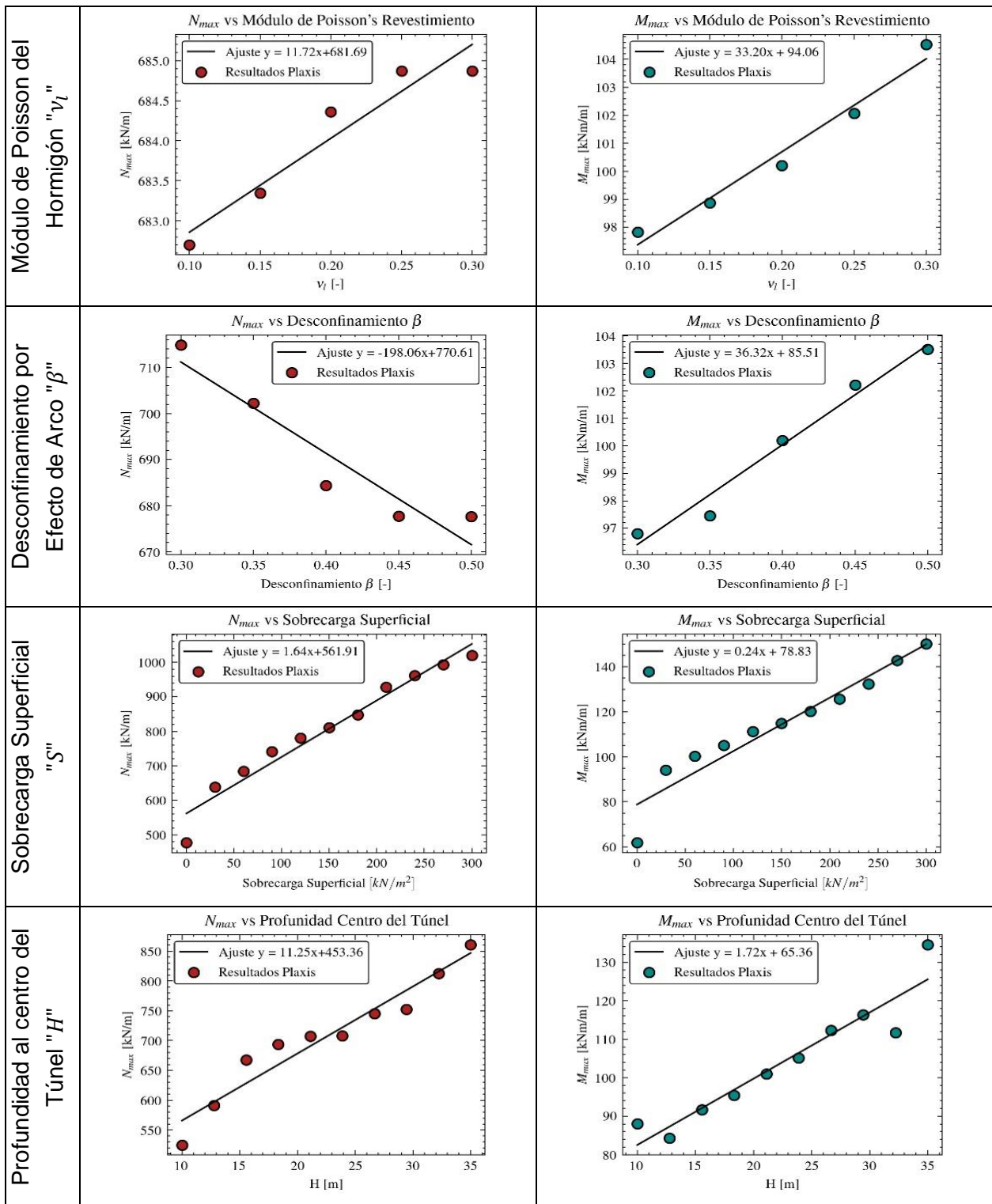
La siguiente tabla representa una matriz de resultados donde cada columna corresponde a las variables dependientes y las filas son las variables independientes. Los valores de las celdas corresponden a gráficos que muestran cómo varía la variable dependiente con el cambio en la variable independiente, así como también se muestra un ajuste lineal de los datos ahí presentados.

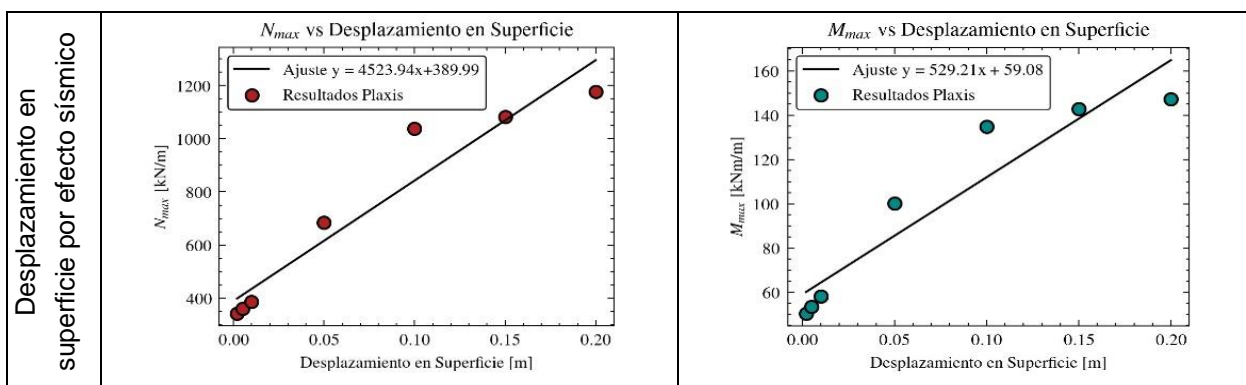
Tabla 6.1 Matriz de resultados análisis de sensibilidad.

Vs.	N_{max}	M_{max}
Radio "R"	<p>N_{max} vs Radio</p> <p>Ajuste $y = 200.62x - 148.47$</p> <p>Resultados Plaxis</p>	<p>M_{max} vs Radio</p> <p>Ajuste $y = -6.68x + 121.20$</p> <p>Resultados Plaxis</p>
Altura Estrato "Alt"	<p>N_{max} vs Altura Estrato</p> <p>Ajuste $y = -5.47x + 1012.88$</p> <p>Resultados Plaxis</p>	<p>M_{max} vs Altura Estrato</p> <p>Ajuste $y = -0.71x + 140.93$</p> <p>Resultados Plaxis</p>









La Tabla 6.2 y

Tabla 6.3 resumen el efecto en porcentaje de cada parámetro en el cambio observado del máximo esfuerzo axial N_{max} y máximo momento flector M_{max} , a partir de lo cual se calcula el efecto relativo de cada uno de los parámetros.

Tabla 6.2 Porcentaje de importancia de los diferentes parámetros de diseño en el máximo esfuerzo axial normal a la cara del revestimiento.

	Parámetro	Unidades	Rango		ΔN_{max}		% Cambio	
			Mínimo	Máximo	Inicial	Final	Absoluto	Relativo
1	R	m	2	7	316.3	1227.1	74.2	15.5
2	Des. Superficie	m	0.002	0.2	343.2	1175.4	70.8	14.8
3	E	kPa	20000	500000	444.8	1002	55.6	11.6
4	S	kPa	0	300	477.2	1020.1	53.2	11.1
5	H	m	10	35	524.9	861	39.0	8.1
6	Altura Estratos	m	50	100	774.5	501.1	35.3	7.4
7	ϕ	°	28	42	890.1	579.1	34.9	7.3
8	γ	kN/m ³	16	22	588.2	794.7	26.0	5.4
9	c	kPa	10	100	803.1	610.3	24.0	5.0
10	v_s	-	0.2	0.4	787	612.9	22.1	4.6
11	K_0	-	0.4	0.9	812.1	633.82	22.0	4.6
12	t	m	0.15	0.45	641.8	766.1	16.2	3.4
13	β	-	0.3	0.5	714.9	677.6	5.2	1.1
14	f'c	MPa	25	35	683.6	685.9	0.3	0.1
15	v_l	-	0.1	0.3	682.7	684.9	0.3	0.1

Tabla 6.3 Porcentaje de importancia de los diferentes parámetros de diseño en el máximo momento flector del revestimiento.

	Parámetro	Unidades	Rango		ΔM_{max}		% Cambio	
			Mínimo	Máximo	Inicial	Final	Absoluto	Relativo
1	t	m	0.15	0.45	17.5	241.3	92.7	18.5
2	E	kPa	20000	500000	221	67.6	69.4	13.8
3	Des. Superficie	m	0.002	0.2	50.5	147.2	65.7	13.1
4	S	kPa	0	300	61.9	150.1	58.8	11.7
5	H	m	10	35	88	134.5	34.6	6.9
6	R	m	2	7	99.1	67	32.4	6.5
7	Altura estratos	m	50	100	106.3	73.5	30.9	6.1
8	c	kPa	10	100	101.2	73.1	27.8	5.5
9	ϕ	°	28	42	100.4	73.2	27.1	5.4
10	γ	kN/m ³	16	22	91	110	17.3	3.4
11	$f'c$	MPa	25	35	93	106.6	12.8	2.5
12	K_0	-	0.4	0.9	92.8	103.6	10.4	2.1
13	v_s	-	0.2	0.4	103.8	94.2	9.2	1.8
14	β	-	0.3	0.5	96.8	103.5	6.5	1.3
15	v_l	-	0.1	0.3	97.8	104.5	6.4	1.3

De las tablas presentadas anteriormente se desprende que las variables más relevantes corresponde a: 1) Radio, 2) Desplazamiento cinemático en superficie, 3) Módulo de deformación del suelo, 4) Sobrecarga en superficie, 5) Profundidad al centro del túnel, 6) Espesor del revestimiento, 7) Ángulo de fricción del suelo, 8) Cohesión, 9) Altura de los estratos, y adicionalmente se considera el coeficiente de empuje lateral debido a su influencia en el estado tensional en el contorno de la excavación.

Nuevamente, se repite el hecho que variables como el módulo de Poisson del suelo y del medio tienen relativamente poca importancia, así también se descartan de los análisis el desconfinamiento por efecto de arco, resistencia a la compresión simple del hormigón, y peso unitario del suelo.

6.3.2. Respuesta Sísmica de Túneles Mediante DNN

A continuación se presentan las pruebas de desempeño de los algoritmos DNN una vez que ha culminado el proceso de entrenamiento, hay que considerar que a diferencia del modelo de redes neuronales profundas presentado para el análisis de asentamientos, en este caso el modelo cuenta con un parámetro de entrada adicional correspondiente al desplazamiento en el contorno "*Despl*" (mediante el cual se induce la desangulación cinemática). Además, el modelo es de múltiples salidas siendo capaz de estimar el esfuerzo axial, esfuerzo de corte y momento flector máximos simultáneamente (Figura 6.4).

La siguiente tabla expone las especificaciones del modelo de redes neuronales profundas entrenado para estimar los máximos esfuerzos en el revestimiento de túnel producto de una acción sísmica cinemática.

Tabla 6.4 Especificación de hiperparámetros del modelo DNN para esfuerzos en el revestimiento.

Hiperparámetro	Valor o Tipo	Significado
Número de capas ocultas	5	Cantidad de capas ocultas del modelo DNN.
Número de nodos por capa	60	Cantidad de nodos en cada capa oculta del modelo DNN.
Función de activación	'tanh', 'elu'	Criterio de activación de los nodos en cada capa.
Tamaño del lote	20	Número de datos que componen un lote en el proceso de entrenamiento (subdivisiones del conjunto global).
Optimizador	'adam'	Función de optimización para minimizar la pérdida en las predicciones.
Tasa de aprendizaje	0.001	Velocidad de convergencia del optimizador.
Épocas	50	Número máximo de ciclos de aprendizaje.
Verbose	2	Asociado a la información que se muestra en pantalla durante el proceso de entrenamiento.

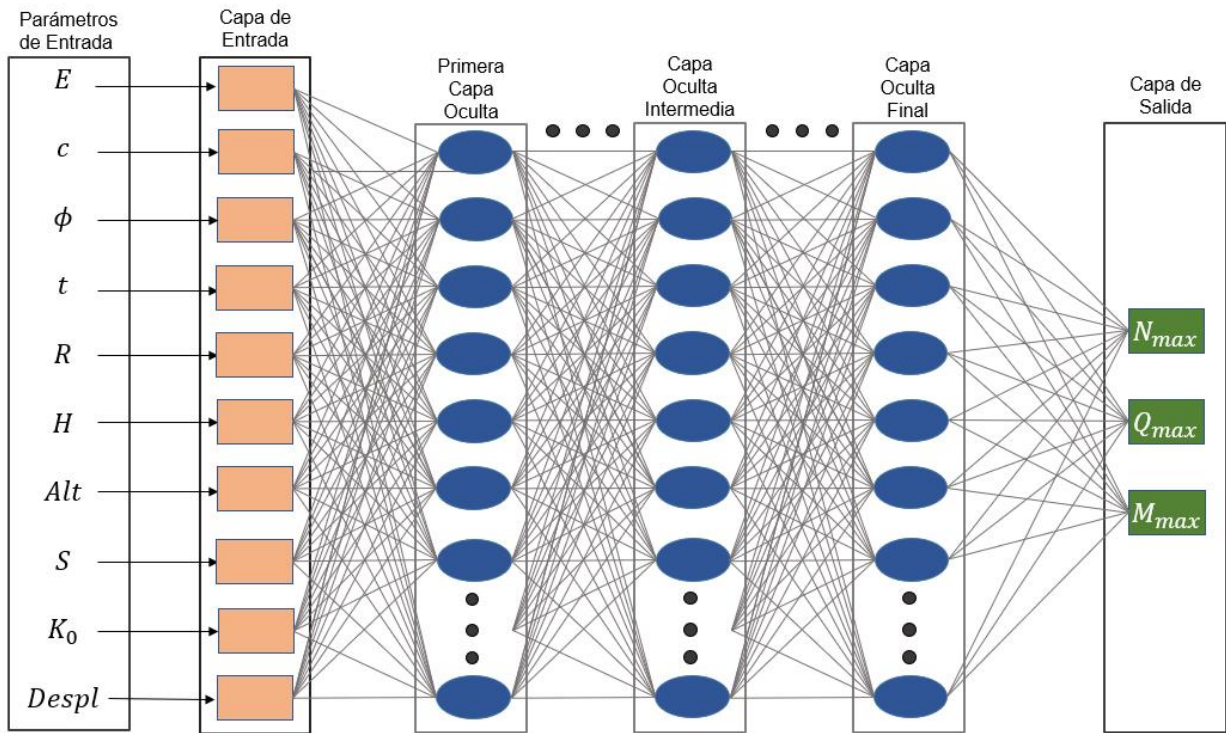


Figura 6.4 Esquema del modelo DNN para estimar esfuerzos en el revestimiento del túnel por la acción sísmica.

A continuación, se presentan los resultados de las pruebas sobre el modelo DNN para cada uno de los esfuerzos internos máximos.

6.3.2.1. Máximo esfuerzo Axial: N_{max}

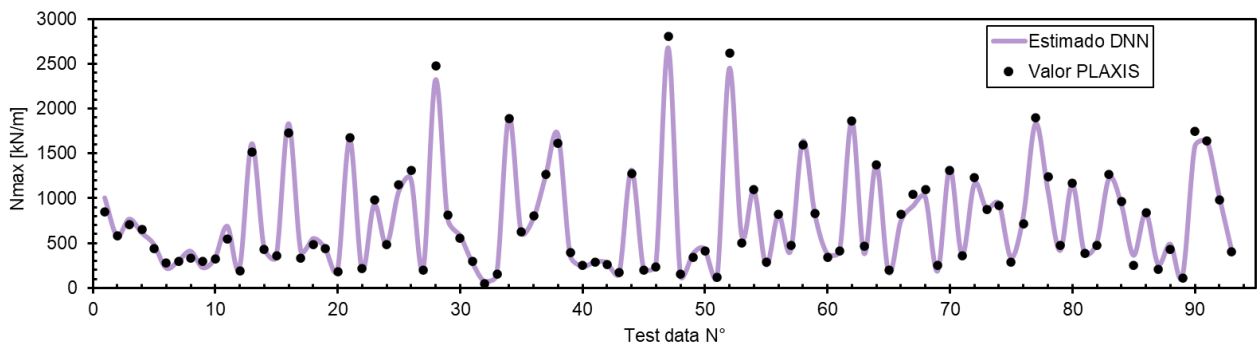


Figura 6.5 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para N_{max} .

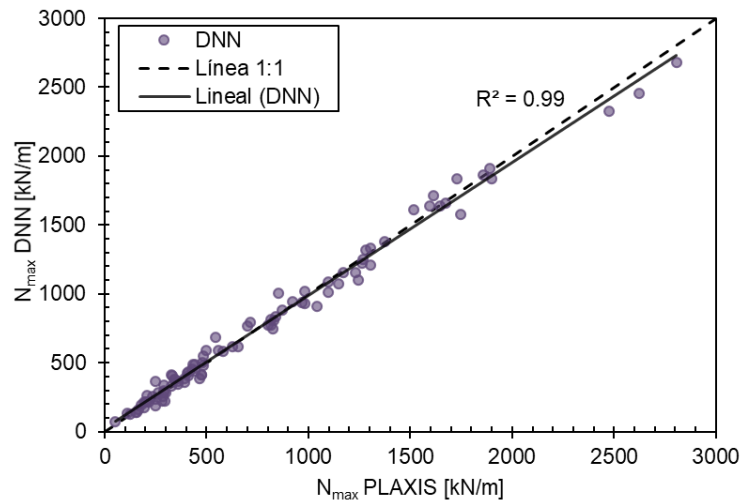


Figura 6.6 Desempeño de DNN en la predicción de N_{max} .

Tabla 6.5 Resultados criterios de evaluación estadística para predicción de N_{max} .

R^2	MAE [kN/m]	MSE	$RMSE$ [kN/m]
0.990	45.03	3869.2	62.2

Existe una buena correlación entre el valor real y las predicciones del modelo, lo que viene dado por los valores de R^2 y MAE . Observando la línea de regresión y la línea 1:1, se puede deducir que la capacidad predictiva en el rango de 0 a 1500 kN/m es muy buena, a partir de los 1500 kN/m es más notoria la ligera separación entre las dos rectas. Si se toma como referencia la comparación entre los métodos analíticos y la metodología numérica que se ha presentado en la sección 2.2.3, se tiene que la mínima diferencia observada en los 3 casos de estudio de la Figura 2.37 es del orden de 50 kN/m. En base a esto, se puede decir que el modelo de red neuronal, el cual cuenta con un error absoluto medio de 45.03 kN/m, entrega resultados suficientemente precisos para el esfuerzo axial.

Se observa un aumento en el máximo esfuerzo axial según aumenta el radio del túnel, el desplazamiento en superficie, sobrecarga, módulo de deformación y cohesión del suelo.

6.3.2.2. Máximo Esfuerzo de Corte: Q_{max}

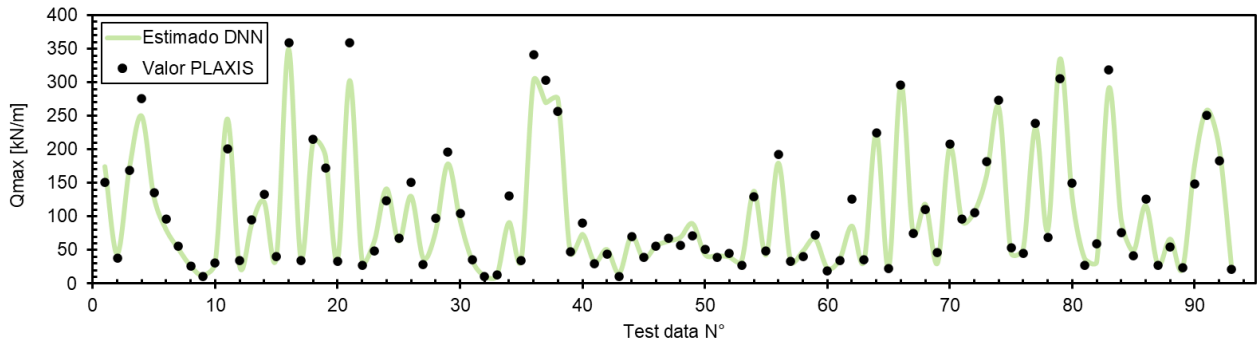


Figura 6.7 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para Q_{max} .

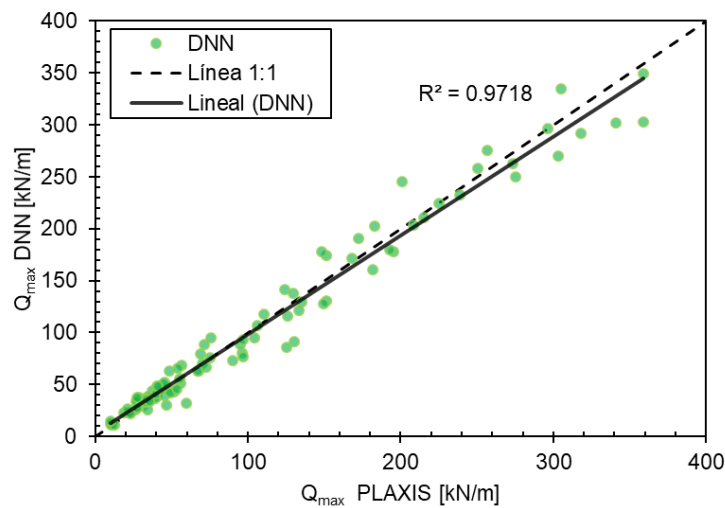


Figura 6.8 Desempeño de DNN en la predicción de Q_{max} .

Tabla 6.6 Resultados criterios de evaluación estadística para predicción de Q_{max} .

R^2	MAE [kN/m]	MSE	$RMSE$ [kN/m]
0.9718	10.92	246.8	15.71

Se observa una separación de la línea de tendencia respecto a la línea 1:1 que se hace notoria desde los 150 kN/m, donde la línea de tendencia se posiciona por debajo de la otra, indicando que el modelo tiende a subestimar el valor de Q_{max} para valores altos de este parámetro, lo que se puede observar en la Figura 6.7 donde la línea verde usualmente se ubica por debajo de los puntos negros para valores de Q_{max} altos. No existe estudio o antecedente con el que se pueda comparar la capacidad predictiva del modelo para Q_{max} , pero el valor de R^2 y MAE dejan en evidencia que el modelo entrega buenos resultados.

El valor del esfuerzo de corte se ve influenciado principalmente por el espesor del revestimiento, el módulo de deformación del suelo, el desplazamiento cinemático, profundidad del túnel y altura del estrato.

6.3.2.3. Máximo Momento Flector: M_{max}

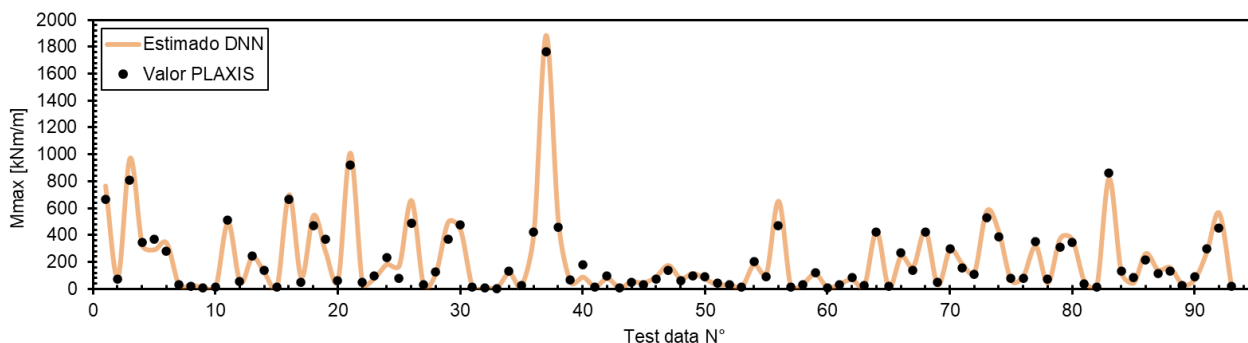


Figura 6.9 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para M_{max} .

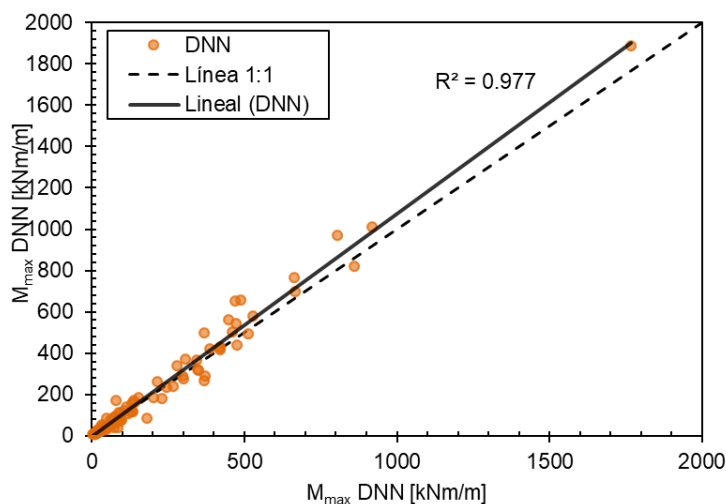


Figura 6.10 Desempeño de DNN en la predicción de M_{max} .

Tabla 6.7 Resultados criterios de evaluación estadística para predicción de M_{max} .

R^2	MAE [kNm/m]	MSE	$RMSE$ [kNm/m]
0.977	31.45	2509.2	50.1

En este caso la separación de las líneas de tendencia y 1:1 a partir de los 500 kNm/m deja en evidencia que el modelo tiende a sobreestimar el valor de M_{max} para valores altos de este parámetro. A pesar de esto, el modelo presenta un buen coeficiente de determinación y un bajo error absoluto medio de tan sólo 31.45 kNm/m.

El momento flector máximo tiende a ser mayor con el aumento del espesor del revestimiento, el radio del túnel y el desplazamiento cinemático. Así también, se observa un aumento de M_{max} cuando el módulo de deformación del terreno es bajo, junto con una sobrecarga considerable en superficie.

6.3.2.4. Desplazamientos en el Contorno del Túnel

Según lo mostrado en la Figura 4.6, en cada punto de control (0° , 90° , 180° y 270°) se monitorean dos desplazamientos (d_x , d_y), razón por la cual se tienen ocho variables a analizar. Cada red neuronal recibe los mismos diez parámetros de entrada que en el caso de los modelos generados para estimar los esfuerzos internos, y predice dos variables de salida (ambos desplazamientos), de esta manera se cuenta con 4 modelos de redes neuronales para la predicción de desplazamientos en el contorno del túnel.

A continuación, se presentan los resultados de las pruebas hechas sobre estos modelos. En cuanto a las especificaciones de los hiperparámetros, es muy similar a lo presentado en la Tabla 6.4, con la diferencia que la función de activación de la última capa es una función lineal, cuya formulación permite predecir tanto desplazamientos positivos como negativos, según sea el caso.

6.3.2.4.1. Desplazamientos horizontales en “x” punto de control 1

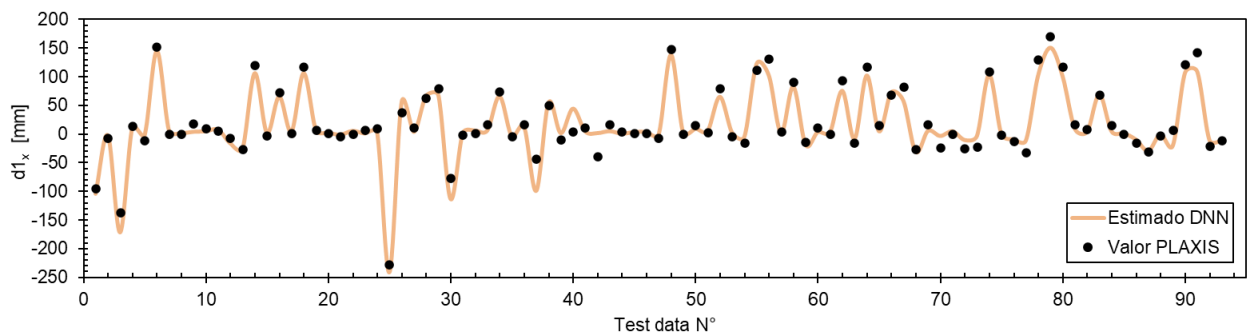


Figura 6.11 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para $d1_x$.

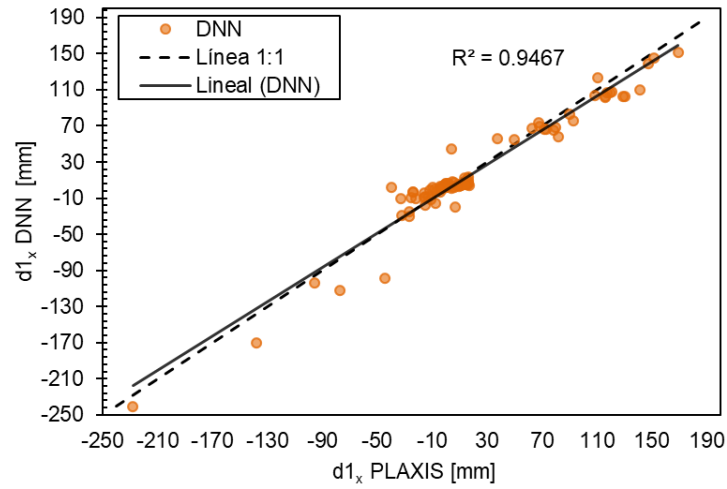


Figura 6.12 Desempeño de DNN en la predicción de $d1_x$.

6.3.2.4.2. Desplazamientos verticales en “y” punto de control 1

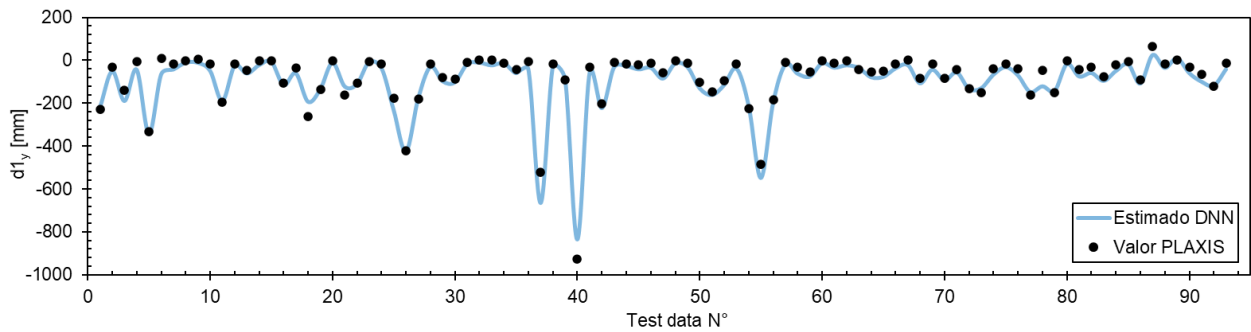


Figura 6.13 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para $d1_y$.

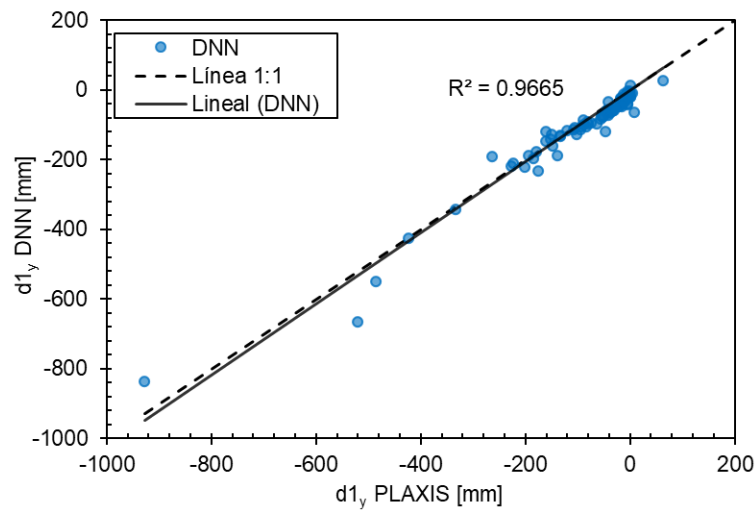


Figura 6.14 Desempeño de DNN en la predicción de $d1_y$.

6.3.2.4.3. Desplazamientos en horizontales “x” punto de control 2

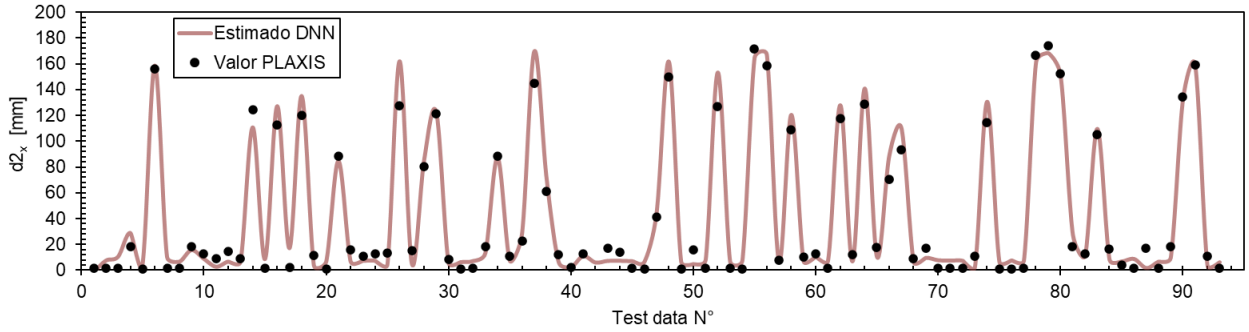


Figura 6.15 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para $d2_x$.

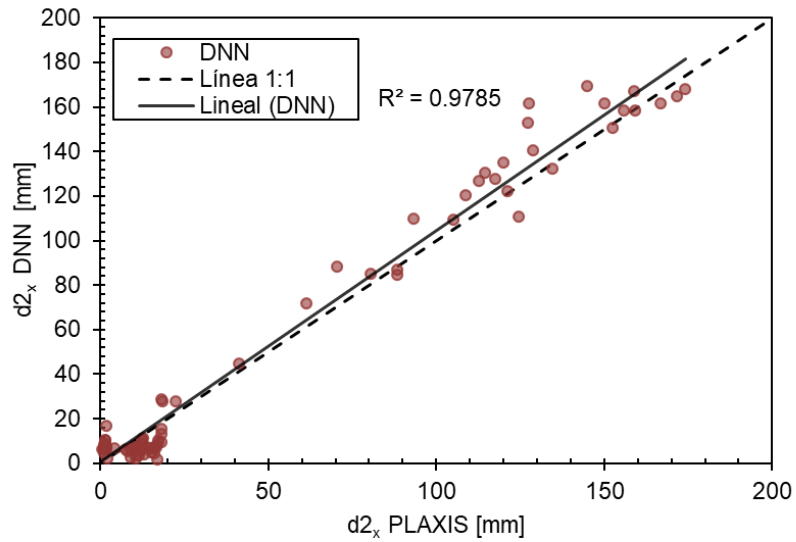


Figura 6.16 Desempeño de DNN en la predicción de $d2_x$.

6.3.2.4.4. Desplazamientos verticales en “y” punto de control 2

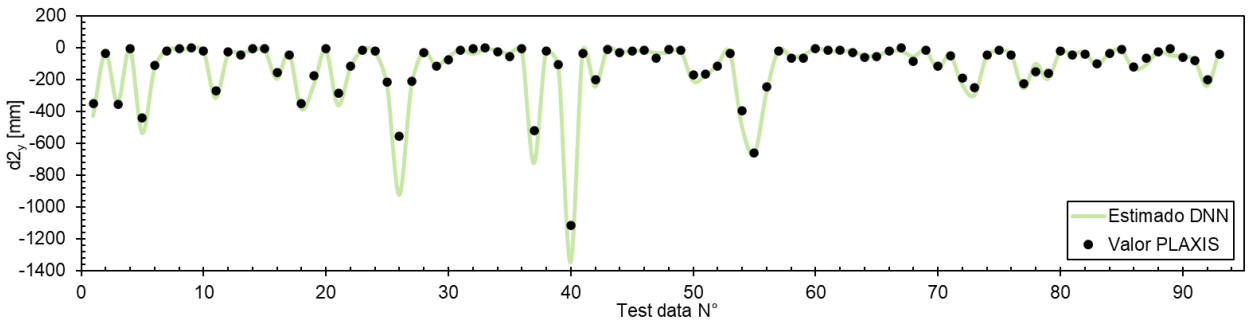


Figura 6.17 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para $d2_y$.

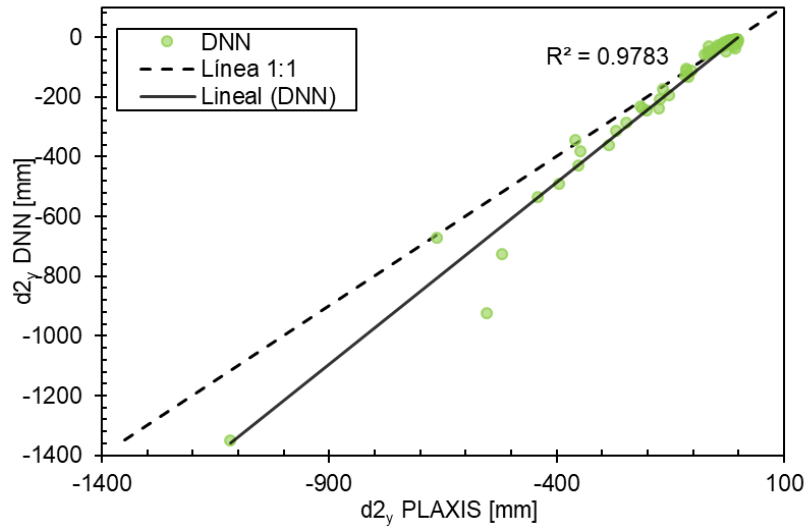


Figura 6.18 Desempeño de DNN en la predicción de $d2_y$.

6.3.2.4.5. Desplazamientos horizontales en “x” punto de control 3

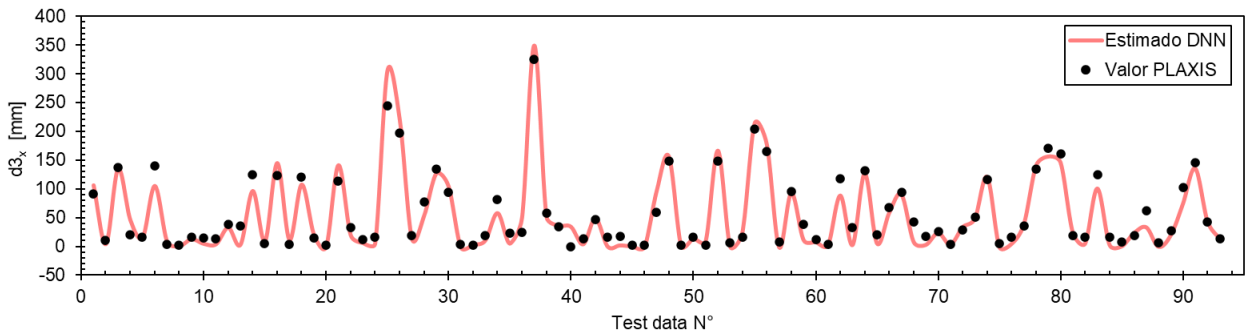


Figura 6.19 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para $d3_x$.

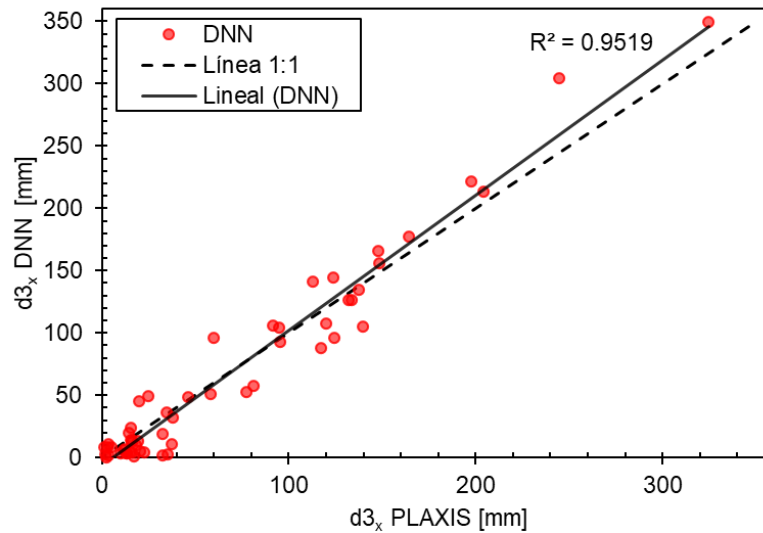


Figura 6.20 Desempeño de DNN en la predicción de $d3_x$.

6.3.2.4.6. Desplazamientos verticales en “y” punto de control 3

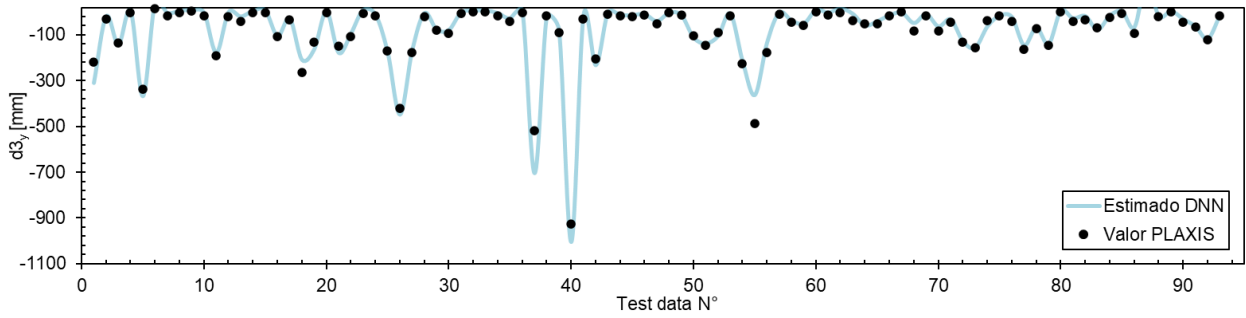


Figura 6.21 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para $d3_y$.

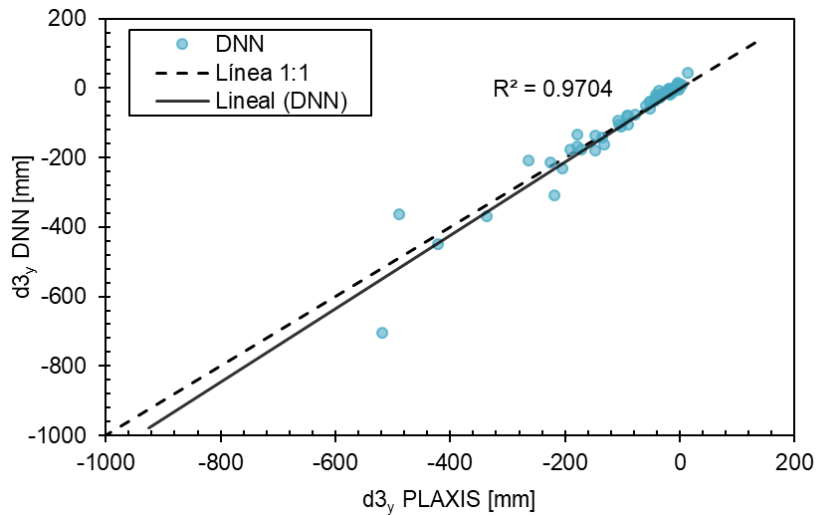


Figura 6.22 Desempeño de DNN en la predicción de $d3_y$.

6.3.2.4.7. Desplazamientos horizontales en “x” punto de control 4

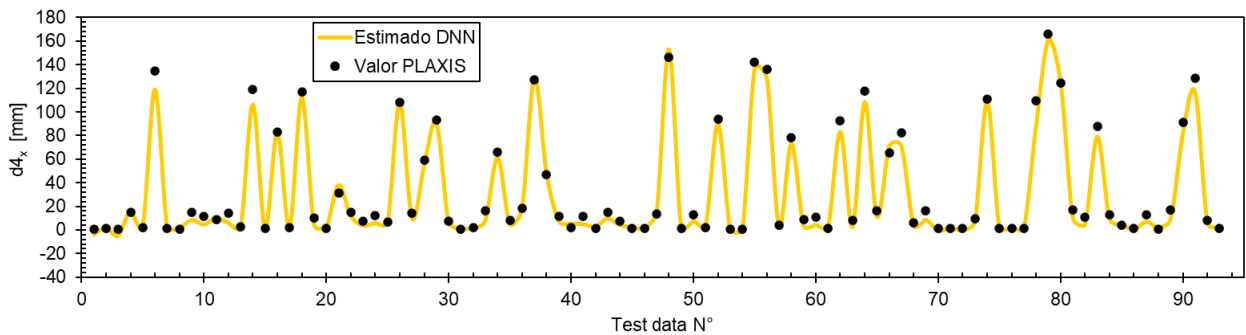


Figura 6.23 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para $d4_x$.

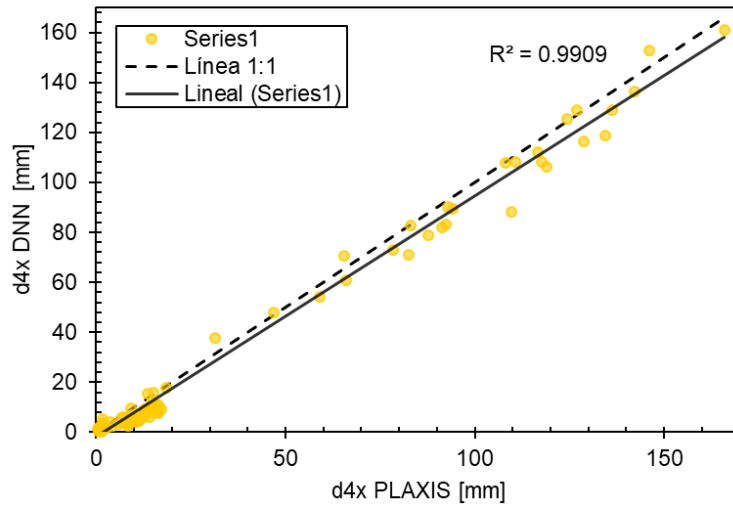


Figura 6.24 Desempeño de DNN en la predicción de $d4_x$.

6.3.2.4.8. Desplazamientos verticales en “y” punto de control 4

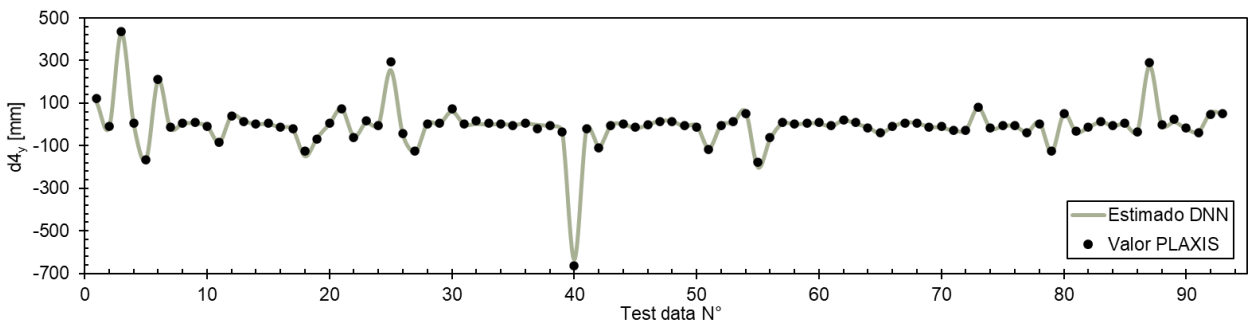


Figura 6.25 Comparación entre estimación DNN y valores de PLAXIS para $d4_y$.

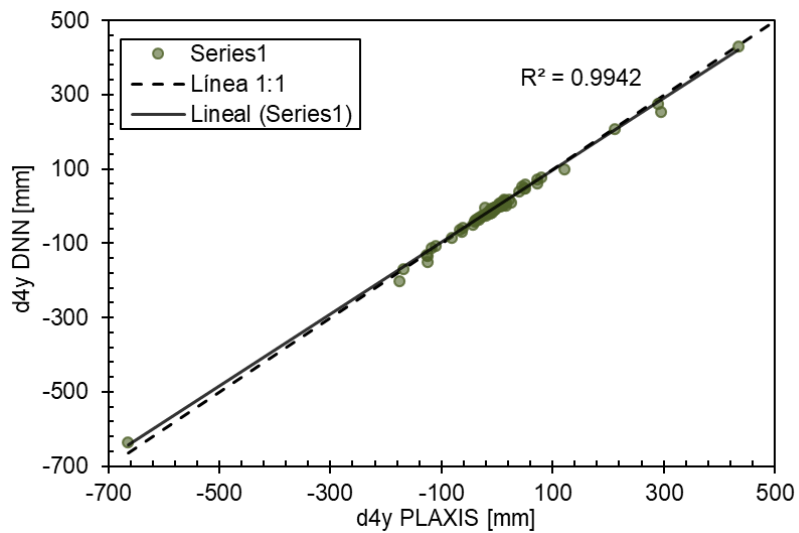


Figura 6.26 Desempeño de DNN en la predicción de $d4_y$.

Tabla 6.8 Resultados criterios de evaluación estadística para predicción de desplazamientos en el contorno.

Desplazamiento	R^2	MAE [mm]	MSE	$RMSE$ [mm]
$d1_x$	0.9467	10.28	205.28	14.33
$d1_y$	0.9665	21.70	914.43	30.24
$d2_x$	0.9785	7.32	83.58	9.14
$d2_y$	0.9783	26.54	3225.27	56.79
$d3_x$	0.9519	12.41	274.2	16.56
$d3_y$	0.9704	17.10	987.31	31.42
$d4_x$	0.9909	4.08	31.22	5.59
$d4_y$	0.9942	5.42	74.01	8.60

A modo general, se tiene que los mayores desplazamientos en la vertical (en todos los puntos de control) se corresponden con valores muy bajos del módulo de deformación (usualmente en la cota inferior del rango $E = 10$ MPa), y valores de la cohesión y ángulo de fricción que se mueven en el primer tercio de sus respectivos rangos de análisis. Así también, se determina que túneles superficiales con valores de sobrecarga considerable exhiben mayores deformaciones en la vertical.

Por otro lado, los valores altos de desplazamientos en la horizontal coinciden con el aumento del desplazamiento en superficie, así como también con valores bajos de los parámetros resistentes y de rigidez. Se desprende que el aumento del radio influye directamente en los desplazamientos observados en la dirección horizontal.

6.4. Discusión

Al comparar los resultados del análisis de sensibilidad obtenidos para los esfuerzos internos con los de asentamientos se verifica que nuevamente las variables menos influyentes son similares (Módulo de Poisson del suelo y del medio, desconfinamiento por efecto de arco, resistencia a la compresión simple del hormigón, y peso unitario del suelo). Sin embargo, en este caso se hace necesario considerar una variable adicional correspondiente el desplazamiento cinemático en superficie la cual, como es de esperar, resulta ser una de las variables más influyentes en los máximos esfuerzos internos monitoreados. Por otra parte, el espesor del revestimiento el cual presenta una influencia mínima en los asentamientos pasa a ser una de las variables más relevantes en el máximo momento flector, lo que concuerda con la teoría de rigidez relativa de Einstein & Schwartz (1979), ya que el espesor es el principal parámetro que define la inercia de una sección de túnel influyendo directamente en el valor de la razón de flexibilidad expresada en la ecuación (2.84).

Por otro lado, nuevamente los resultados de las pruebas de desempeño del modelo de redes neuronales profundas (DNN) evidencian una alta capacidad predictiva según los criterios de evaluación estadística presentados para las tres variables de esfuerzos máximos analizadas, sin embargo, no hay hasta el momento algún trabajo con el que se puedan comparar los resultados. En los gráficos de desempeño se observa una separación entre las líneas de tendencia respecto a la línea 1:1, dejando en evidencia que las mayores pérdidas de desempeño se producen a valores altos de los distintos esfuerzos internos, por lo tanto, al limitar el análisis a un rango acotado de valores de N_{max} , Q_{max} , y M_{max} se podrían esperar aún mejores desempeños.

Los modelos de redes neuronales profundas para desplazamientos pierden eficiencia en la predicción respecto a las variables de esfuerzos máximos, lo que se ve reflejado en la disminución del coeficiente de correlación R^2 , con un valor mínimo de 0.9467. Así también, hay modelos que presentan un MAE elevado para algunos desplazamientos, como es el caso de $d1_y$, $d2_y$ y $d3_y$, lo que también se ve reflejado en la separación que existe entre la línea de regresión y la línea 1:1 de las figuras 6.18, 6.22, y 6.26. Lo anterior puede estar asociado a la naturaleza de los datos de salida los que, a diferencia de los modelos de asentamientos y esfuerzos internos, contienen valores positivos y negativos siendo necesario modificar la arquitectura interna del modelo con una función de activación que permita dichos valores como resultado.

6.5. Conclusiones

Según los antecedentes presentados anteriormente se cumple con el objetivo de entrenar modelos de inteligencia artificial que permitan estimar el comportamiento sísmico de túneles (esfuerzos y deformaciones). Dicha solicitación sísmica es simulada mediante un desplazamiento en superficie haciendo uso de los conceptos teóricos del denominado método cinemático. Los modelos contienen 10 parámetros de entrada, los cuales han sido seleccionados mediante un análisis de sensibilidad considerando la influencia relativa de cada una de las variables en el máximo esfuerzo axial y máximo momento flector. Los resultados del análisis de sensibilidad verifican la importancia de variables asociadas a la rigidez relativa túnel-terreno, como son el espesor del revestimiento y módulo de deformación del suelo, así también se comprueba la relevancia de los parámetros como la sobrecarga en superficie, radio, y profundidad del túnel. Dicho análisis de sensibilidad es extremadamente valioso, ya que permite acotar con anterioridad el número de variables a analizar, resultando en una disminución considerable de la cantidad de modelos numéricos analizados en PLAXIS 2D.

Por otra parte, las pruebas de desempeño indican que los modelos captan de buena manera la lógica de los datos, observándose buenas estimaciones para cada uno de los esfuerzos (N_{max} , Q_{max} , y M_{max}), así lo demuestran los criterios de evaluación estadística en cada uno de los casos. Mediante el análisis se observa que el error medio de N_{max} y M_{max} , es menor que la mínima diferencia obtenida en la comparación entre métodos analíticos y métodos numéricos (sección 2.2.3), lo que proporciona un respaldo para justificar que los modelos son suficientemente precisos para la estimación de los esfuerzos. Sin embargo, los modelos evidencian que pierden algo de precisión para estimar valores muy altos de estas variables, por ejemplo, el modelo de M_{max} tiende a sobreestimar el valor de este parámetro a partir de los 500 kNm/m, lo que se ve reflejado en la posición de la línea de regresión por sobre la línea 1:1 en la Figura 6.10.

Los modelos DNN para esfuerzos y deformaciones se pueden considerar como una primera aproximación para caracterizar el comportamiento sísmico de túneles utilizando métodos de inteligencia artificial. El principal desafío ha sido generar y analizar una gran cantidad de datos provenientes de más de 100 mil modelos numéricos en PLAXIS 2D, lo cual se ha logrado eficientemente mediante el procesamiento de datos en Python. Sin embargo, aún hay mucho espacio para mejoras en cuanto a caracterizar mejor la distribución de desplazamientos del método cinemático (considerar la posibilidad de una distribución no lineal de desplazamientos), así también mejorar la arquitectura de la base de datos para obtener una distribución de valores uniforme para cada una de las variables dentro de su respectivo rango.

7. CURVAS DE FRAGILIDAD

7.1. Introducción

Usualmente el análisis de la vulnerabilidad sísmica de túneles está basado principalmente en criterios de desempeño determinados en el juicio de expertos (Andreotti & Lai, 2019; Argyroudis et al., 2014) o en curvas de fragilidad empíricas (NIBS, 2004), derivadas a partir de los daños observados en el pasado debido al efecto de los terremotos en todo el mundo. Las curvas de fragilidad son una herramienta estadística que representa la probabilidad de exceder un cierto estado de daño (ninguno, menor, moderado, alto y colapso) en función de un parámetro de demanda representativo de un movimiento sísmico (Argyroudis et al., 2014), donde la máxima aceleración en superficie (PGA) es la medida de intensidad sísmica comúnmente utilizada para túneles (Andreotti & Lai, 2019). En este trabajo, las curvas de fragilidad se obtienen a partir de modelos dinámicos generados con PLAXIS 2D, dichos modelos dinámicos deben abarcar un amplio rango de sollicitaciones sobre la estructura soportante, lo cual se logra mediante un análisis incremental dinámico (IDA).

7.2. Análisis Incremental Dinámico (IDA)

El análisis incremental dinámico (IDA) es un método de análisis de ingeniería sísmica mediante el cual se realiza una evaluación integral del comportamiento sísmico de estructuras (Vamvatsikos & Allin Cornell, 2002). El método se ha desarrollado para estimar el riesgo sísmico que enfrenta una estructura mediante un análisis probabilístico del peligro sísmico (Pérez et al., 2014). La metodología consiste en escalar progresivamente registros de aceleraciones con el objetivo de crear múltiples sismos en un rango variado de intensidades, para así evaluar la respuesta de la estructura en cada uno de los niveles de intensidad (Vamvatsikos & Allin Cornell, 2002). Los niveles de escala se seleccionan apropiadamente para forzar a la estructura a deformaciones dentro de un variado rango de comportamientos desde elástico a plástico, y finalmente colapso. En el caso de este estudio, los registros sísmicos se escalan desde aceleraciones máximas de 0.05 g a 0.5 g en la base del modelo. A medida que las ondas se propagan por el estrado de suelo, y producto de las propiedades del suelo (Rigidez “ G ”, densidad “ ρ ” y amortiguamiento “ ξ ”, por ejemplo), se modifican las amplitudes de las ondas de corte, generando diferentes niveles de PGA en superficie. Estos valores de PGA dependen del tipo de suelo y de las propiedades del registro sísmico, y según los análisis realizados en este trabajo, se pueden alcanzar órdenes de magnitud de hasta 2 [g], lo que concuerda con los resultados presentados por autores como Andreotti & Lai (2019), Argyroudis & Pitilakis (2012), y Qiu et al. (2018).

7.3. Definición de Estados de Daño

El nivel de daño en un túnel es descrito a través de la definición de un índice de daño, el cual expresa el nivel de excedencia en la capacidad estructural del revestimiento. En este caso, el índice de daño (DI) se define como la razón entre el momento flector que actúa sobre el revestimiento producto de la acción estática y sísmica (M) el cual es calculado como una combinación de las cargas estáticas y sísmicas obtenidas de los modelos numéricos, y la capacidad estructural a flexión (M_{Rd}) (Argyroudis & Ptilakis, 2012).

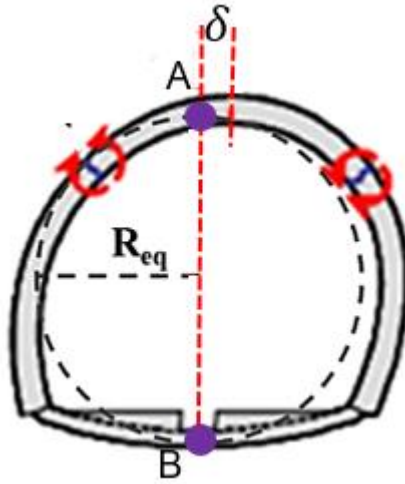
$$DI = M/M_R \quad (7.1)$$

Se consideran cinco estados de daño: 1) Sin Daño, 2) Daño menor, 3) Daño moderado, 4) Daño alto, y 5) Colapso total de la estructura, los que se presentan en la Tabla 7.1.

Tabla 7.1 Definición de estados de daño (Argyroudis & Ptilakis, 2012).

Estado de daño (d_{si})		Rango del índice de daño (DI)	Valor central del índice de daño
ds ₀	Ninguno	$M/M_{Rd} \leq 1.0$	-
ds ₁	Menor	$1.0 \leq M/M_{Rd} \leq 1.5$	1.25
ds ₂	Moderado	$1.5 \leq M/M_{Rd} \leq 2.5$	2.00
ds ₃	Alto	$2.5 \leq M/M_{Rd} \leq 3.5$	3.00
ds ₄	Colapso	$M/M_{Rd} \geq 3.5$	-

Otra forma común de definir el índice de daño es mediante el desplazamiento relativo entre la zona superior e inferior del túnel (Figura 7.1), y a partir de eso establecer los estados de daño correspondientes. Sin embargo, la investigación de Hu et al., (2020) donde evaluó la respuesta de túneles construidos en suelos blandos demostró que existe una correlación lineal entre la deformación estructural relativa δ y el máximo momento del revestimiento M_{max} , como se observa en la Figura 7.2. A partir de lo anterior, Hu et al., (2020) concluyen que: “seleccionar el momento flector para generar los índices de daño es compatible con el uso de la deformación”. Por esta razón se considera el momento flector como indicador de la respuesta sísmica de la estructura del túnel, como también ha sido utilizado en otra serie de estudios en el ámbito de fragilidad sísmica de túneles (Argyroudis et al., 2014; Argyroudis & Ptilakis, 2012; Hu et al., 2020; Osmi & Ahmad, 2016; Qiu et al., 2018)



24102

Figura 7.1 Desplazamiento relativo entre la parte superior e inferior del túnel (adaptado de Andreotti & Lai, 2019).

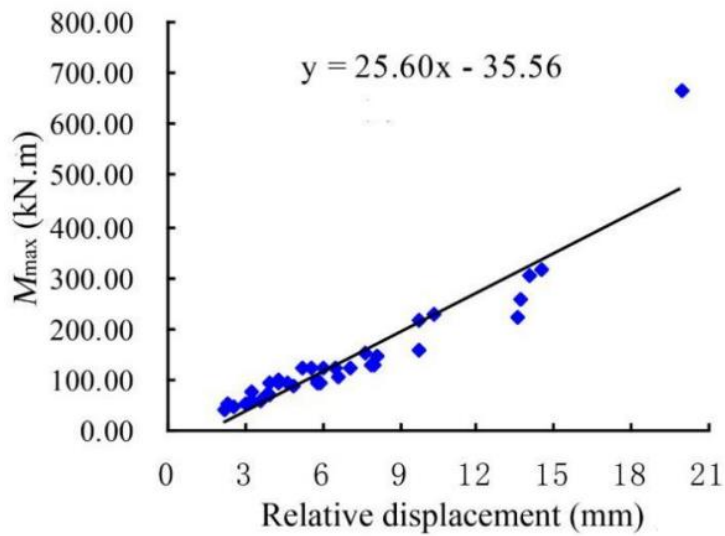


Figura 7.2 Relación entre el desplazamiento relativo entre los puntos A y B del túnel y el máximo momento en el revestimiento (Hu et al., 2020).

7.4. Parámetros de las Curvas de Fragilidad

Las curvas de fragilidad quedan descritas por una distribución de probabilidad log-normal (Hazus (FEMA, 1999) ; Argyroudis & Pitilakis, (2012)), según la siguiente ecuación.

$$P_f(d_s \geq d_{si}|S) = \Phi \left[\frac{1}{\beta_{tot}} \cdot \ln \left(\frac{S}{S_{mi}} \right) \right] \quad (7.2)$$

Donde $P_f(d_s \geq d_{si}|S)$ es la probabilidad de exceder un estado de daño particular, para un nivel de intensidad sísmica dado por el parámetro S (en este caso S representa la máxima aceleración en superficie PGA). Φ Es la función de probabilidad acumulada estándar, S_{mi} es el valor medio del parámetro S (necesario para causar el estado de daño i -ésimo), mientras que β_{tot} es la desviación estándar log-normal de los datos. Según lo expuesto anteriormente, las curvas de fragilidad requieren la definición de dos parámetros: 1) S_{mi} , y 2) β_{tot} . El parámetro S_{mi} puede ser obtenido a partir del gráfico de evolución de daños, definido cómo la intersección de la regresión lineal de los datos con cada una de las rectas horizontales que representan los estados de daño menor, moderado, y alto, según se muestra en la siguiente figura.

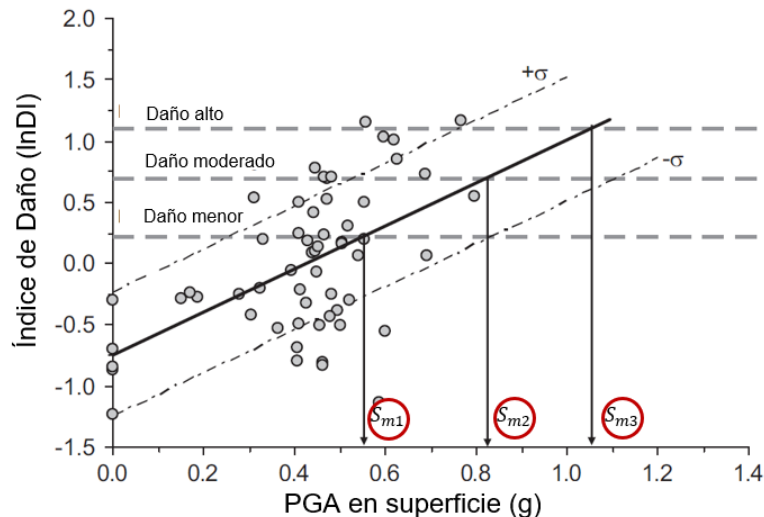


Figura 7.3 Gráfico de evolución de daños y parámetros S_{mi} para cada nivel de daño (adaptado de Argyroudis & Pitilakis, 2012).

El parámetro β_{tot} que describe la variabilidad asociada a cada curva de fragilidad, considera tres fuentes de incertidumbres: 1) β_{ds} asociada a la definición de los estados de daño, 2) β_c que cuantifica la incertidumbre de la capacidad estructural del

revestimiento, y 3) β_D asociada a las incertidumbres del movimiento sísmico de entrada (Andreotti & Lai, 2019; Argyroudis et al., 2014; Argyroudis & Pitilakis, 2012; Osmi & Ahmad, 2016; Qiu et al., 2018; NIBS, 2004). La variabilidad total es modelada como una combinación de cada una de las tres componentes de incertidumbre, asumiendo que son variables estadísticamente independientes y con una distribución de probabilidad log-normal.

$$\beta_{tot} = \sqrt{\beta_{ds}^2 + \beta_c^2 + \beta_D^2} \quad (7.3)$$

Según Argyroudis & Pitilakis (2012) y Osmi & Ahmad (2016) a falta de una estimación más rigurosa, β_{ds} puede tomar el valor de 0.4 según la metodología HAZUS para construcciones (NIBS, 2004), β_c se le asigna un valor de 0.3 según los análisis hechos para el sistema BART en la ciudad de San Francisco, y β_D se estima a partir de la desviación estándar de los datos en el gráfico de índice de daño para los diferentes movimientos sísmicos, y a cada nivel de PGA.

En la Figura 7.4 se presenta el diagrama de flujo del procedimiento general para derivar las curvas de fragilidad, según cada tipo de suelo.

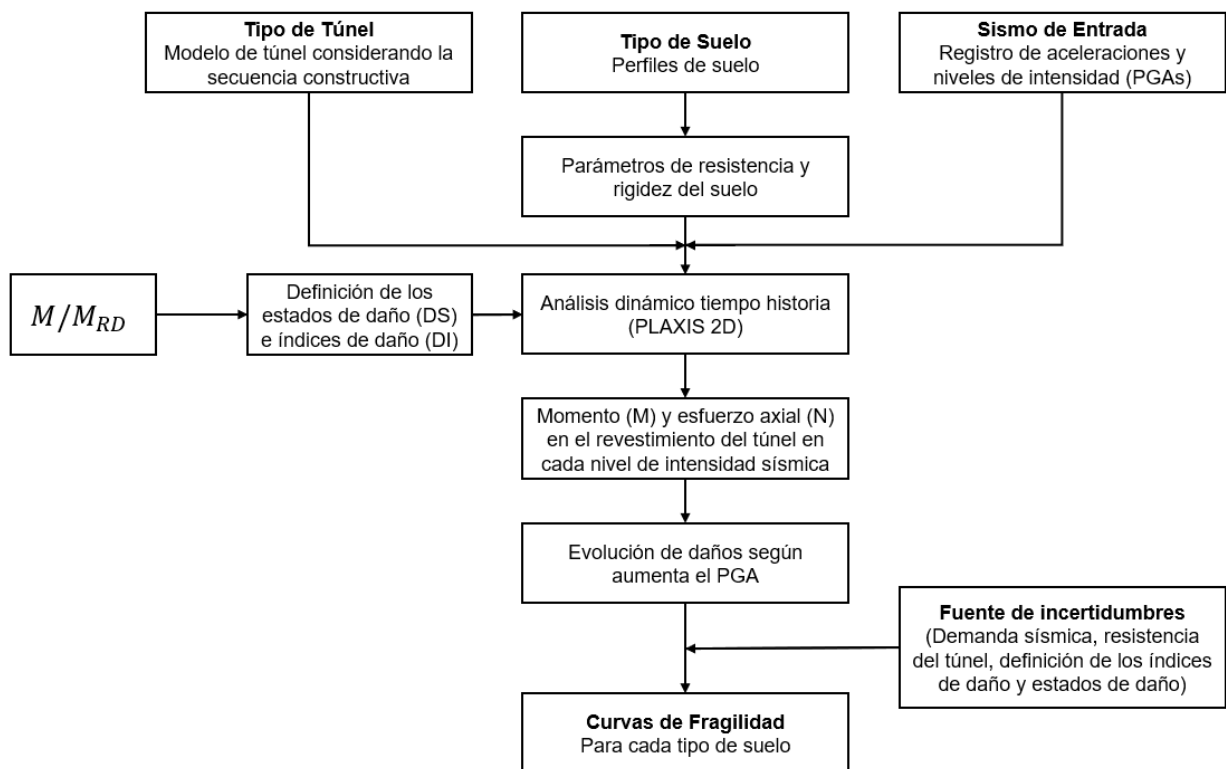


Figura 7.4 Diagrama de flujo del procedimiento para derivar las curvas de fragilidad de túneles de manera numérica.

7.5. Resultados

En esta sección se presentan los resultados relativos de la obtención de las curvas de fragilidad de túneles construidos en cinco tipos de suelo (A, B, C, D, y E) clasificados sísmicamente a partir de la norma Chilena NCh433 y Decreto Supremo 61. Las curvas de fragilidad se han obtenido mediante la metodología propuesta por Argyroudis & Pitilakis (2012), que ha sido utilizada y ratificada por otros autores en estudios posteriores (Argyroudis et al., 2014; Hu et al., 2020; Osmi & Ahmad, 2016; Qiu et al., 2018).

La metodología considera la generación de curvas de fragilidad de manera analítica haciendo uso de modelos numéricos, donde se expresa la probabilidad de exceder cierto estado de daño como función del PGA en la superficie del terreno. Se utilizaron 10 registros sísmicos del terremoto del Maule de 2010 $M_w = 8.8$, los cuales fueron escalados desde niveles pequeños a niveles más altos de PGA, con el objetivo de calcular la respuesta del sistema suelo-túnel a medida que se incrementa el nivel de intensidad sísmica, los niveles considerados corresponden a: 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3, 0.35, 0.4, 0.45, y 0.5 g (similares a los reportados por Argyroudis et al., 2014) los que son aplicados en la base del modelo numérico.

Para evaluar los esfuerzos internos del revestimiento se realizan análisis dinámicos tiempo historia desarrollados en PLAXIS 2D. El análisis considera comportamiento lineal elástico del revestimiento del túnel, mientras que el suelo es modelado con comportamiento no lineal usando el modelo constitutivo Hardening Soil Small. Un aspecto relevante y característico de esta investigación, respecto a otros trabajos desarrollados en el ámbito de curvas de fragilidad, es que se considera el método constructivo NATM (según lo expuesto en la sección 3.1.7). De esta manera se contempla de una manera más sistemática las características del revestimiento, propiedades geométricas, propiedades del suelo, registros sísmicos y la secuencia constructiva de túnel en la derivación de las curvas de fragilidad.

7.5.1. Resistencia Estructural del Revestimiento

La resistencia a flexión del revestimiento (M_R) se determina mediante un diagrama de interacción considerando un estado de cargas de flexo-compresión, según lo establece la norma ACI-318. La sección de revestimiento analizada corresponde a la presentada en la Figura 7.5, la cual consta de 0.35 m de alto por 1 m de ancho (espesor del revestimiento por un metro de profundidad). La cuantía de acero utilizada es de 1.0%

(cuantía mínima de elementos estructurales bajo solicitaciones de flexo-compresión), esta cuantía es superior a la considerada por Orellana (2020), cuya modificación en el presente trabajo se justifica con la finalidad de cumplir con los criterios de diseño estructurales de la norma ACI-318. La tensión de fluencia del acero es $f_y = 420$ MPa, el módulo de deformación del acero se considera $E_s = 200000$ MPa, y la resistencia a la compresión simple del hormigón es $f'_c = 30$ MPa. Utilizando las ecuaciones del Anexo F se construye el diagrama de interacción de esfuerzos nominales que se presenta en la Figura 7.6.

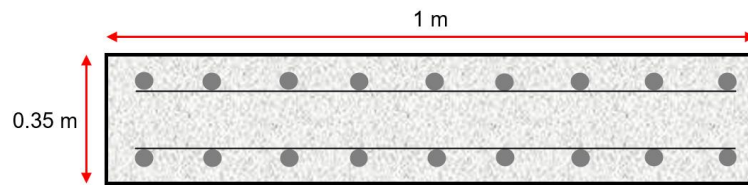


Figura 7.5 Sección del revestimiento del túnel analizada para determinar la resistencia estructural a flexión.

Dado que la finalidad es comparar directamente la resistencia versus las solicitaciones, se utilizan las cargas desde PLAXIS 2D sin mayorar, así como también el diagrama de interacción se construye en base a los valores nominales (sin factores de reducción).

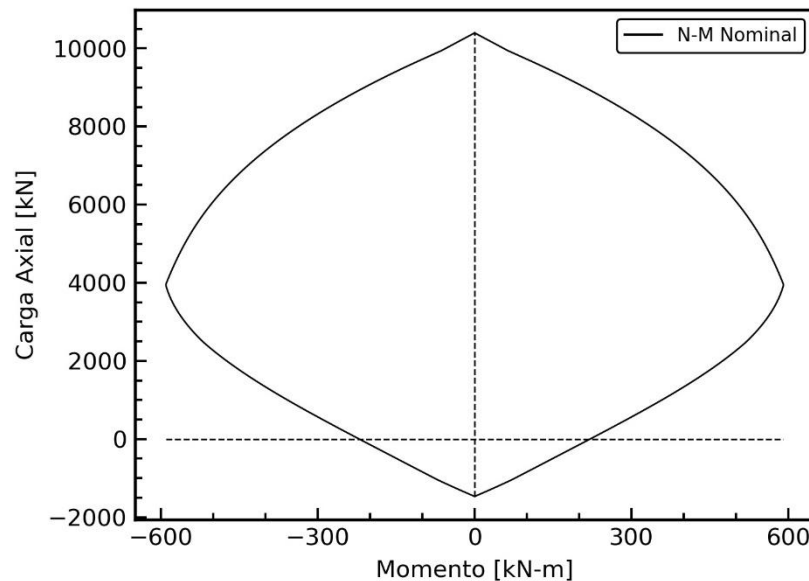


Figura 7.6 Diagrama de interacción sección de revestimiento.

Como la resistencia a la flexión no es única, si no que cambia dependiendo del par solicitante (N, M), se decide graficar todos los puntos (N, M) en el gráfico del diagrama de interacción. El número de pares de datos graficados es del orden de 16 millones, correspondiente a los datos de los 500 modelos analizados.

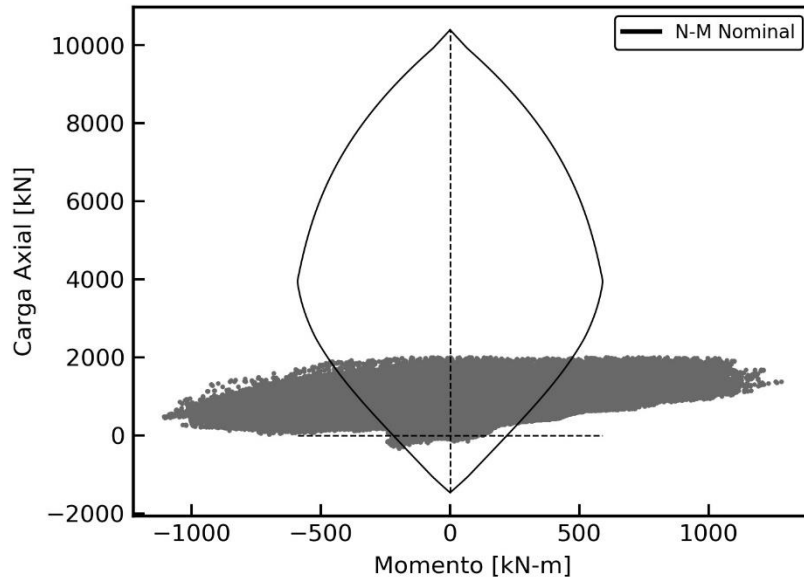


Figura 7.7 Diagrama de interacción con todas las combinaciones N-M obtenidos de los resultados de los modelos numéricos.

Como se observa en la figura anterior, la totalidad de las solicitaciones se encuentra por debajo del punto de balance y muy cercano al punto de flexión pura, es decir, el diseño se encuentra dominado por flexión. En ese contexto, sería conservador considerar la resistencia a flexión como el caso donde el elemento está sometido a flexión pura, sin embargo, se decide hacer un análisis de los datos para determinar el promedio de carga axial, así como también el percentil 20 (donde sólo un 20% de la carga axial es menor que ese valor). Para lo anterior, se grafican todos los datos en el lado positivo del diagrama y se generan dos rectas horizontales que marcan la carga axial promedio y la carga axial del percentil 20.

Con estas consideraciones y tomando en cuenta la línea del percentil 20, se tiene que el valor de M_R es ligeramente superior al punto de flexión pura, con un valor de 250 kN-m.

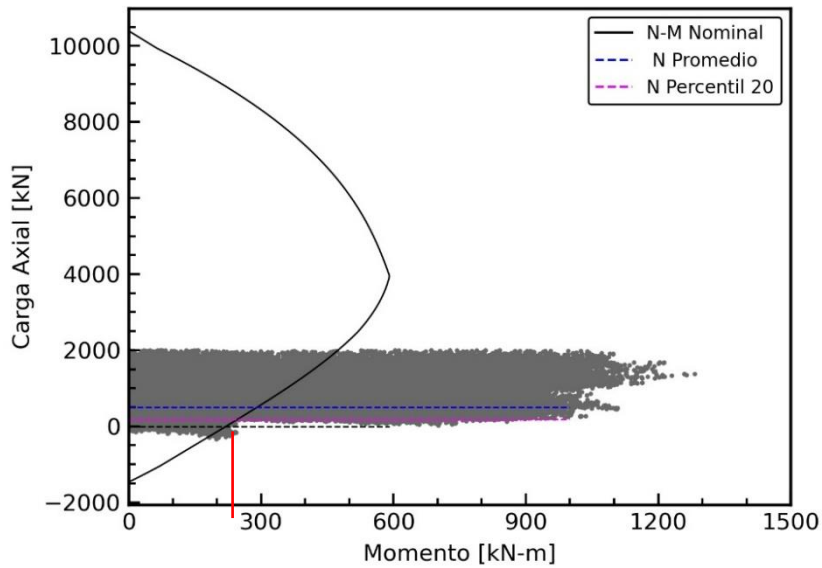


Figura 7.8 Diagrama de interacción con esfuerzo axial promedio y esfuerzo axial del percentil 20.

7.5.2. Gráficos de Evolución de Daños en el Túnel

El gráfico de evolución de daños se construye graficando en las abscisas el logaritmo del índice de daño ($DI = M/M_R$), versus el PGA en superficie para cada tipo de suelo. Adicionalmente, se ajusta una recta de regresión con la desviación estándar de los datos.

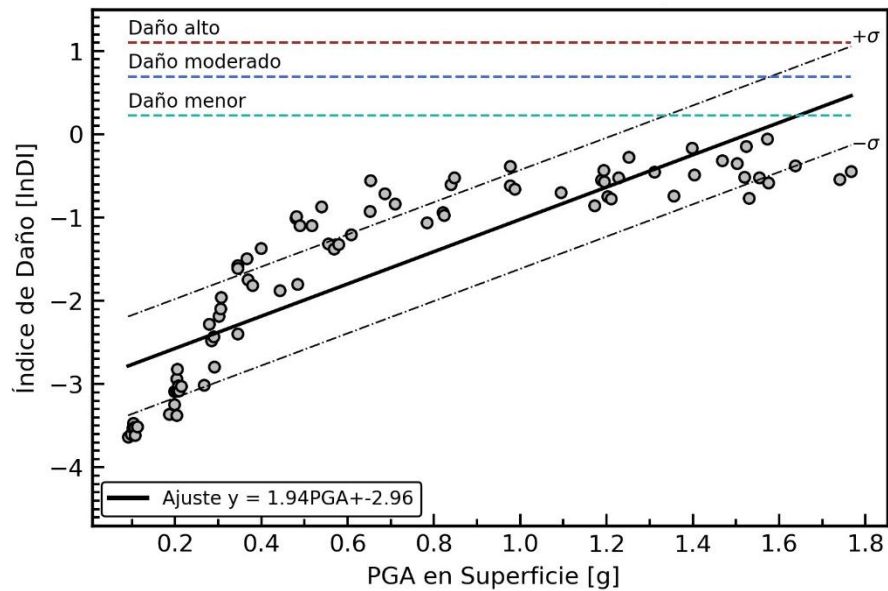


Figura 7.9 Evolución de daños respecto al PGA en superficie para un túnel en suelo tipo A.

La intersección de la recta de ajuste lineal con los diferentes niveles de daño (daño menor, daño moderado y daño alto, según se expone en la Tabla 7.1) permite determinar el parámetro S_{mi} de la curva de fragilidad (ver Figura 7.3). En los casos en que la regresión no toca los niveles de daños se hace necesario una extrapolación de los datos. El parámetro β_{tot} se obtiene mediante la desviación estándar mostrada en los gráficos, teniendo en consideración otras variables de incertidumbre asociada a la definición de los estados de daño y la capacidad estructural.

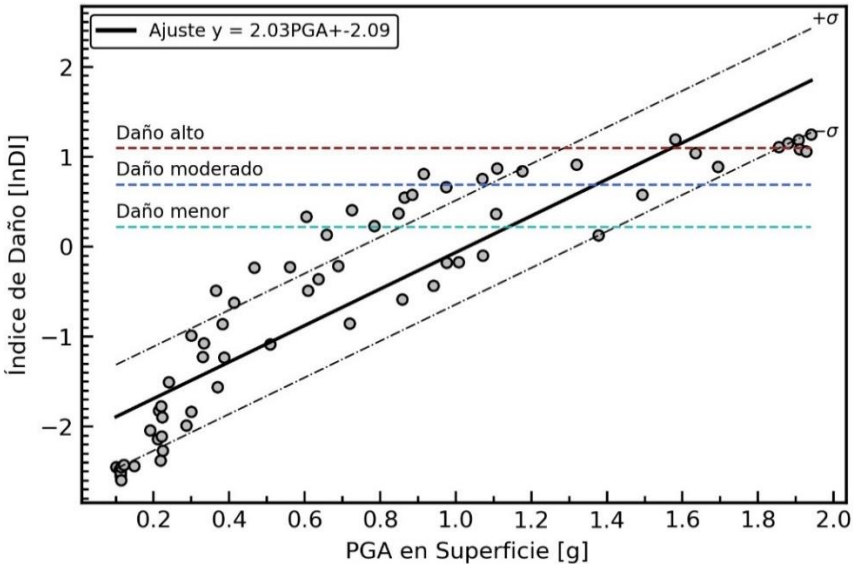


Figura 7.10 Evolución de daños respecto al PGA en superficie para un túnel en suelo tipo B.

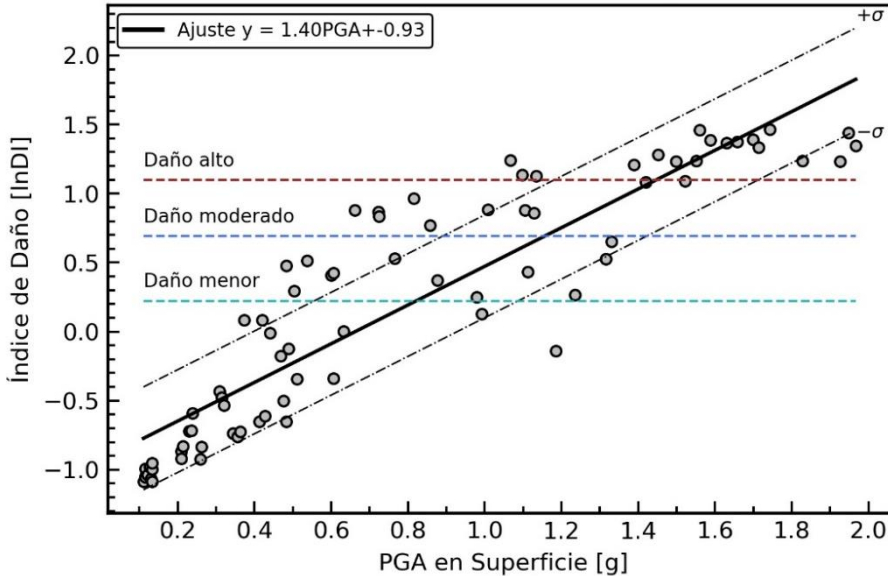


Figura 7.11 Evolución de daños respecto al PGA en superficie para un túnel en suelo tipo C.

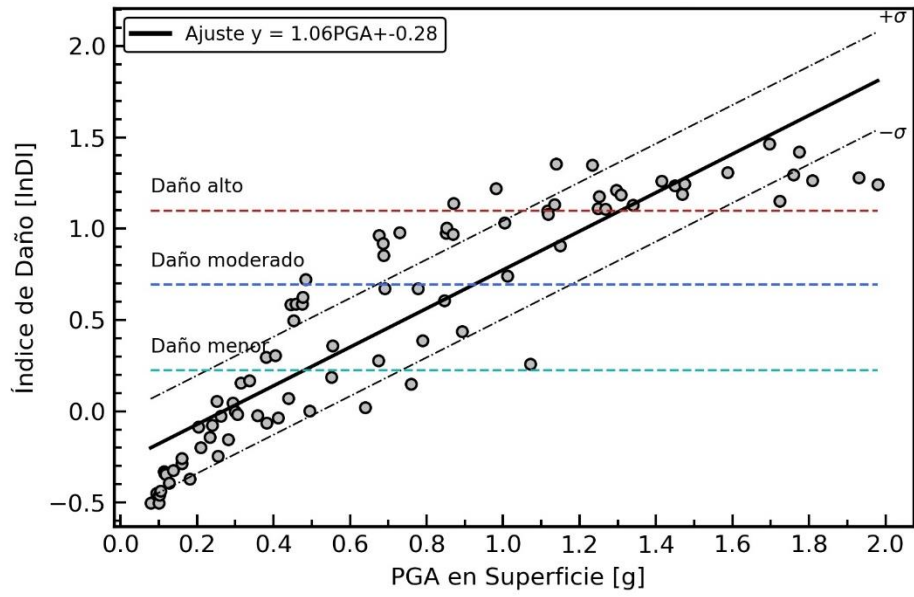


Figura 7.12 Evolución de daños respecto al PGA en superficie para un túnel en suelo tipo D.

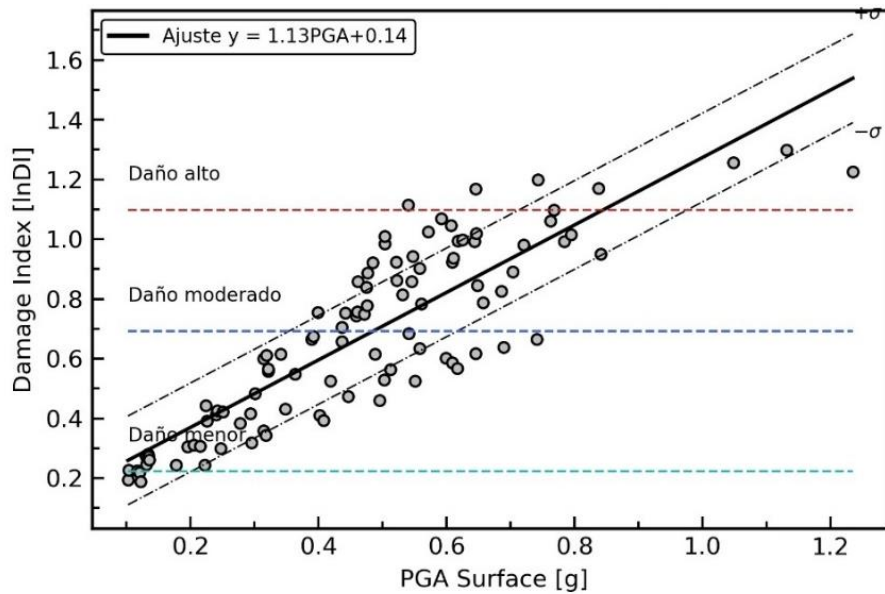


Figura 7.13 Evolución de daños respecto al PGA en superficie para un túnel en suelo tipo E.

En la tabla Tabla 7.2 se resumen los valores de S_{mi} y β_{tot} obtenidos de los gráficos de evolución de daños, para los 5 tipos de suelos y considerando los 3 estados de daño. De esta tabla se desprende que hay una disminución progresiva del parámetro S_{mi} (El cual representa la máxima aceleración en superficie para alcanzar un estado de daño dado), según disminuye la clasificación sísmica del suelo. Esto es un claro indicador de que hay un aumento de las probabilidades de daño a medida que el terreno se hace menos competente. Por otra parte, en la Figura 7.14 se presenta el conjunto de rectas de regresión lineal obtenidas a partir de los gráficos de evolución de daños para cada tipo de suelo.

Tabla 7.2 Parámetros S_{mi} y β_{tot} para curvas de fragilidad.

Tipo de Suelo	Estado de Daño	S_{mi} [g]	σ	β_{tot}
A	Menor	1.64	0.59	0.77
	Moderado	1.88		
	Alto	2.09		
B	Menor	1.14	0.57	0.76
	Moderado	1.37		
	Alto	1.57		
C	Menor	0.82	0.37	0.62
	Moderado	1.15		
	Alto	1.44		
D	Menor	0.47	0.25	0.56
	Moderado	0.92		
	Alto	1.30		
E	Menor	0.06	0.14	0.52
	Moderado	0.48		
	Alto	0.84		

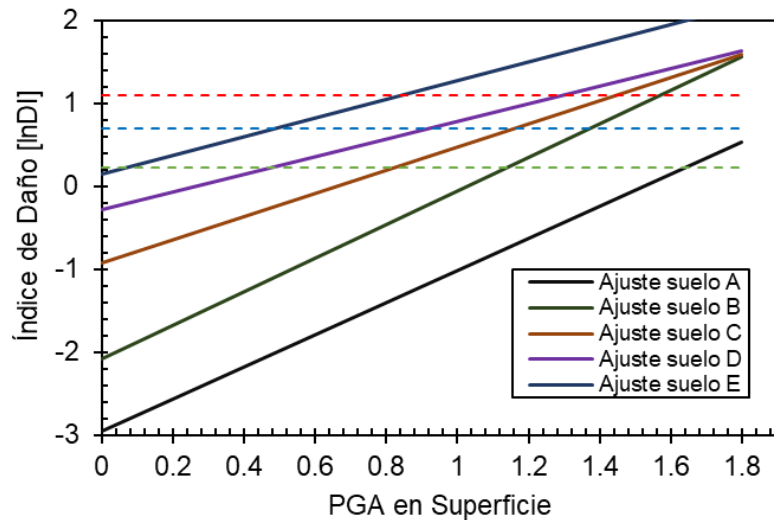


Figura 7.14 Rectas de ajuste lineal de evolución de daños para cada tipo de suelo.

7.5.3. Gráficos Curvas de Fragilidad

A partir de los parámetros S_{mi} y β_{tot} , presentados en la Tabla 7.2, se construyen los gráficos de curvas de fragilidad para cada tipo de suelo analizado. Cada gráfico cuenta con tres curvas, una por cada nivel de daño que se ha definido (daño menor, moderado y alto). La forma de las curvas de fragilidad está definida según la función de distribución de probabilidad acumulada (Argyroudis & Pitilakis, 2012), mediante estas curvas se puede cuantificar la vulnerabilidad sísmica de un túnel según la probabilidad de alcanzar o exceder un límite de daño específico, considerando tanto la capacidad estructural como la demanda sísmica.

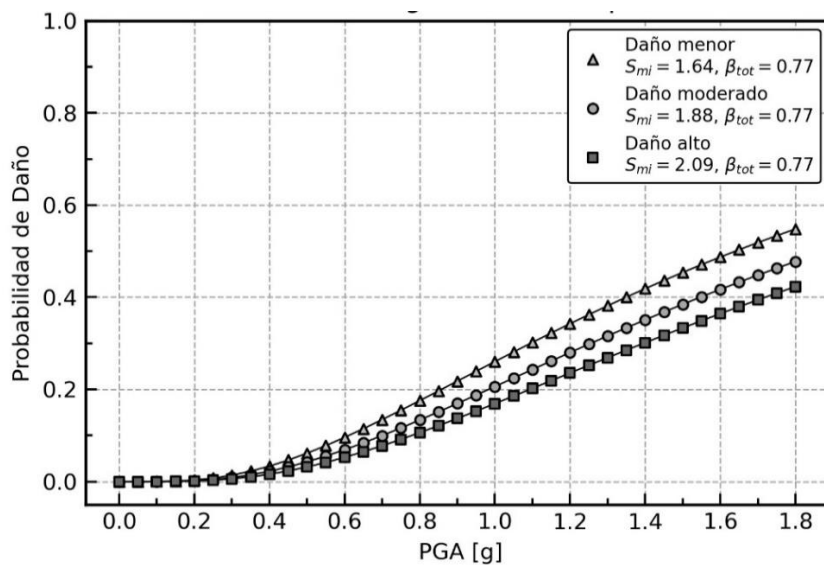


Figura 7.15 Curva de fragilidad para túnel en suelo tipo A.

Se observa que en este caso las curvas de estado de daño se desarrollan a partir de un nivel de PGA de 0.3 g aproximadamente (para todos los estados de daño), lo cual indica que la probabilidad de que un túnel sufra algún tipo de daño, cuando está construido en suelo tipo A, es prácticamente nula para niveles de PGA inferiores a 0.3 g. Lo anterior se explica por la calidad geotécnica del terreno, con velocidades de ondas de corte superiores a los 1000 m/s, y que prácticamente no sufre alteraciones por el paso de ondas sísmicas.

A partir de la información que entregan los gráficos de curvas de fragilidad se puede construir una matriz de probabilidad de daño. Es necesario tener en cuenta que los puntos de los gráficos de curvas de fragilidad corresponden a las probabilidades de alcanzar o exceder un estado de daño, por lo tanto, para calcular las probabilidades de ocurrencia es necesario aplicar la siguiente ecuación (Andreotti & Lai, 2019):

$$P[DS = DS_i / PGA] = P[DS \geq ED_i] - P[ED \geq ED_{i+1}] \quad (7.4)$$

A modo de ejemplo, se determina la probabilidad de ocurrencia de daño moderado en un túnel en suelo tipo A para un $PGA = 1g$. Para esto se necesita la probabilidad de excedencia de daño moderado y alto:

$$\begin{aligned} P_{\text{excedencia-moderado}} &= 0.206 \\ P_{\text{excedencia-alto}} &= 0.169 \end{aligned} \quad (7.5)$$

Entonces:

$$P[DS = moderado / PGA = 1g] = 0.206 - 0.169 = 0.037 = 3.7\% \quad (7.6)$$

Siguiendo esta misma metodología, se construye la siguiente matriz de probabilidad para un túnel en suelo tipo A que se presenta en la Tabla 7.3. Cabe mencionar que la matriz de probabilidad se considera hasta 1 g de PGA, la razón es que en eventos sísmicos reales es muy difícil encontrar una condición con niveles de PGA que superen ese límite (valor máximo de 0.928 g registrado durante el terremoto de Maule 2010 en la ciudad de Angol, según Saragoni et al., (2010))

Tabla 7.3 Matriz de probabilidad de daño para túnel en suelo tipo A.

PGA [g]	Probabilidad de Daño			
	Sin Daño	Daño Menor	Daño Moderado	Daño Alto
0.1	100.0	0	0	0
0.2	99.7	0.1	0.1	0.1
0.3	98.6	0.5	0.3	0.6
0.4	96.7	1.1	0.6	1.6
0.5	93.9	1.9	1.1	3.2
0.6	90.4	2.7	1.6	5.3
0.7	86.6	3.5	2.2	7.8
0.8	82.4	4.2	2.7	10.6
0.9	78.2	4.9	3.2	13.7
1.0	74.0	5.4	3.7	16.9

La Figura 7.16 corresponde a las curvas de fragilidad para un túnel en suelo tipo B. Como se observa, hay un aumento en los niveles de probabilidad de daño para un mismo nivel de PGA y en todos los niveles de daño, respecto al suelo tipo A. Lo anterior es congruente con la degradación de las propiedades geotécnicas del suelo.

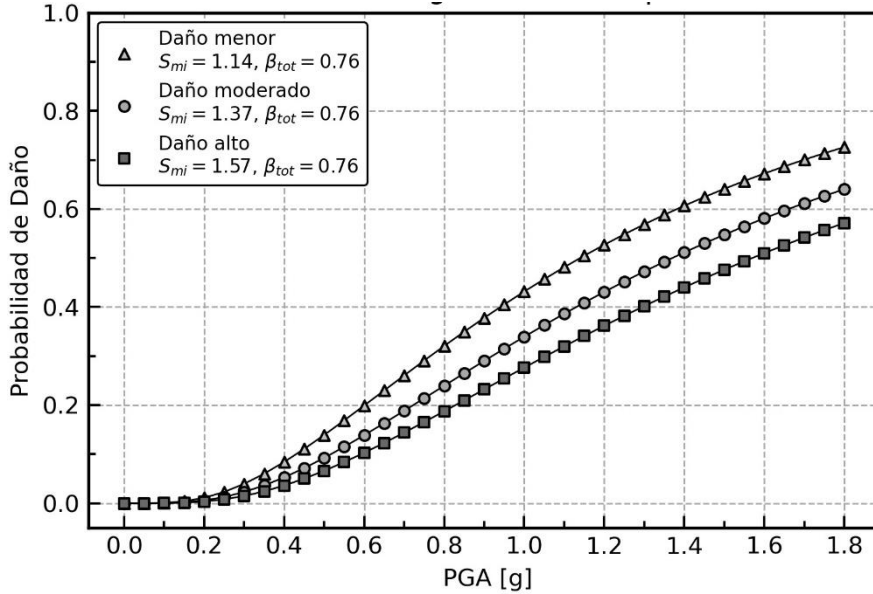


Figura 7.16 Curva de fragilidad para túnel en suelo tipo B.

Tabla 7.4 Matriz de probabilidad de daño para túnel en suelo tipo B.

PGA [g]	Probabilidad de Daño			
	Sin Daño	Daño Menor	Daño Moderado	Daño Alto
0.1	99.9	0	0	0
0.2	98.9	0.5	0.2	0.3
0.3	96.1	1.7	0.8	1.5
0.4	91.6	3.1	1.7	3.6
0.5	86.1	4.7	2.6	6.6
0.6	80.1	6.1	3.6	10.3
0.7	73.9	7.2	4.5	14.4
0.8	67.9	8.1	5.2	18.8
0.9	62.2	8.8	5.8	23.2
1.0	56.8	9.2	6.3	27.6

Para túnel en suelo tipo C se tienen las curvas de fragilidad de la Figura 7.17.

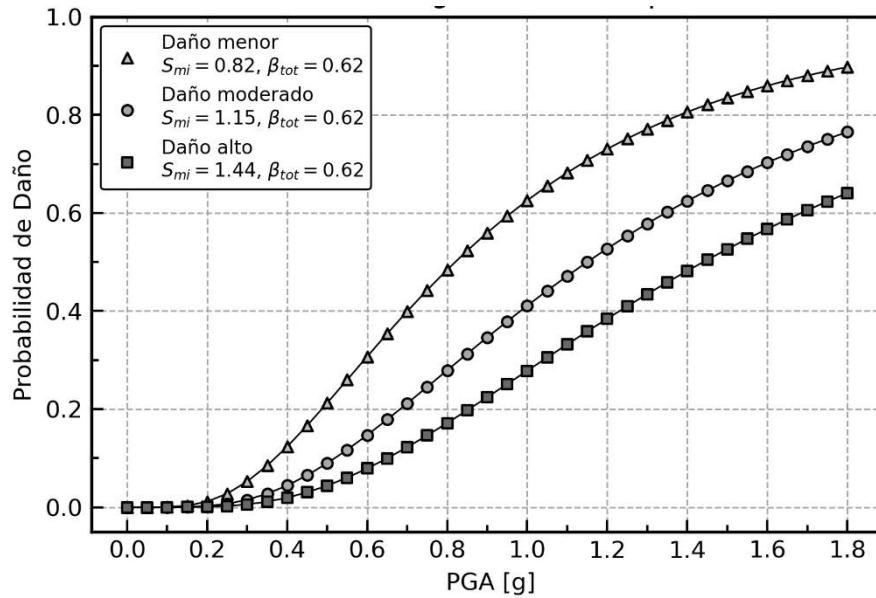


Figura 7.17 Curva de fragilidad para túnel en suelo tipo C.

Tabla 7.5 Matriz de probabilidad de daño para túnel en suelo tipo C.

PGA [g]	Probabilidad de Daño			
	Sin Daño	Daño Menor	Daño Moderado	Daño Alto
0.1	100.0	0	0	0
0.2	98.9	0.9	0.2	0.1
0.3	94.8	3.7	0.9	0.6
0.4	87.7	7.9	2.5	1.9
0.5	78.8	12.3	4.6	4.4
0.6	69.3	16.0	6.8	7.9
0.7	60.1	18.8	8.9	12.2
0.8	51.6	20.5	10.8	17.2
0.9	44.0	21.3	12.2	22.4
1.0	37.4	21.5	13.3	27.8

Para túnel en suelo tipo D se tienen los resultado de la Figura 7.18

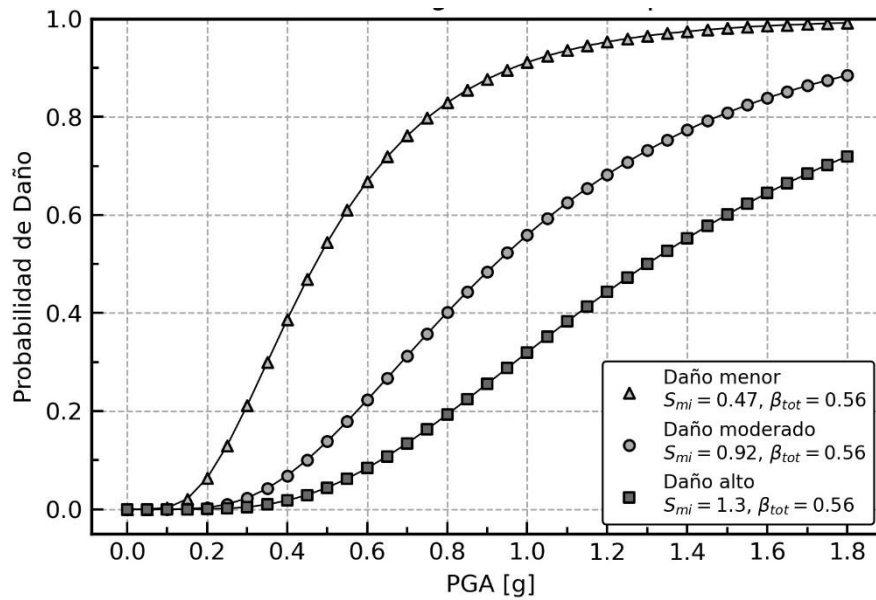


Figura 7.18 Curva de fragilidad para túnel en suelo tipo D.

Tabla 7.6 Matriz de probabilidad de daño para túnel en suelo tipo D.

PGA [g]	Probabilidad de Daño			
	Sin Daño	Daño Menor	Daño Moderado	Daño Alto
0.1	99.7	0.3	0	0
0.2	93.6	6.0	0.3	0.0
0.3	78.9	18.9	1.8	0.4
0.4	61.3	31.8	5.1	1.8
0.5	45.6	40.6	9.4	4.4
0.6	33.1	44.6	13.9	8.4
0.7	23.8	44.9	17.8	13.4
0.8	17.1	42.7	20.8	19.3
0.9	12.3	39.3	22.9	25.6
1.0	8.9	35.2	23.9	32.0

Según se observa en los resultados de los suelos B, C, y D hay un aumento sistemático de las probabilidades para cada estado de daño.

El último caso corresponde a la curva de fragilidad en suelo tipo E, que se presenta en la Figura 7.19. En este caso se tiene un cambio notorio en la forma de la curva de fragilidad para un nivel de daño menor, ya que esta curva alcanza una probabilidad de daño del 100% para un nivel de PGA = 0.2 g. Por esta razón, su crecimiento es muy rápido en el rango de 0 a 0.2 g.

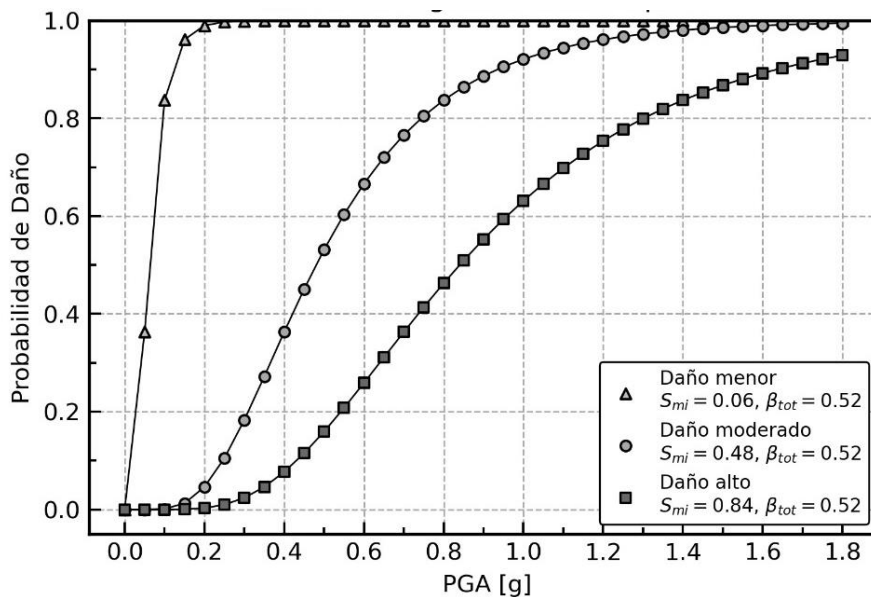


Figura 7.19 Curva de fragilidad para túnel en suelo tipo E.

Tabla 7.7 Matriz de probabilidad de daño para túnel en suelo tipo E.

PGA [g]	Probabilidad de Daño			
	Sin Daño	Daño Menor	Daño Moderado	Daño Alto
0.1	16.3	84	0	0
0.2	1.0	94.4	4.3	0.3
0.3	0.1	81.6	15.9	2.4
0.4	0.0	63.7	28.6	7.7
0.5	0.0	46.9	37.2	15.9
0.6	0.0	33.4	40.7	25.9
0.7	0.0	23.4	40.3	36.3
0.8	0.0	16.3	37.4	46.3
0.9	0.0	11.3	33.4	55.3
1	0.0	7.9	29.0	63.1

7.6. Discusión

Como se observa en los gráficos evolución de daños, a medida que las características geotécnicas del suelo van disminuyendo, los puntos del índice de daño (DI) se concentran mucho más cerca de las líneas que demarcan los diferentes niveles de daño, lo que implica que la intersección de la regresión lineal con las rectas de estados de daño se produce a valores de PGA cada vez menores. Esto es esperable ya que los túneles construidos en suelos menos rígidos deben resistir mayores solicitaciones de flexión (túnel con mayor rigidez respecto al suelo se resiste a las deformaciones impuestas por el terreno, generando mayores esfuerzos a flexión), lo que también se puede deducir de las expresiones analíticas de Wang (1993), Penzien (2000) y Bobet (2010).

A partir de los gráficos de evolución de daños, curvas de fragilidad, y las tablas de probabilidad de daño presentadas anteriormente se puede establecer los siguientes puntos:

- Los registros fueron escalados hasta aceleraciones máximas de 0.5 g en la base del modelo, pero producto de la amplificación dinámica de los suelos se observan valores cercanos a 1.8 g en superficie.
- En los gráficos de evolución de daños, a medida que disminuye la calidad geotécnica del suelo los puntos se desplazan hacia la izquierda y hacia arriba, concentrándose más cerca de las rectas horizontales que demarcan cada uno de los estados de daño. Esto implica que las líneas de tendencia intersecan con los diferentes niveles de daño a menores valores de PGA, según va disminuyendo la calidad geotécnica del suelo.
- El desplazamiento de los puntos de índice de daño se ve reflejado en el valor del parámetro S_{mi} (que indica el nivel de demanda sísmica en el que se produce cierto nivel de daño), el cual disminuye progresivamente con los tipos de suelo.
- Las curvas de fragilidad, al igual que el índice de daño, se desplazan hacia la izquierda a medida que disminuye la calidad del terreno, indicando que hay mayor probabilidad de alcanzar o exceder un estado de daño cuando el terreno se hace menos competente.
- El parámetro β_{tot} disminuye con la calidad geotécnica del terreno, lo que es contrario al comportamiento observado por otros autores, e indicaría que hay menos incertidumbre en la predicción de nivel de daño para el suelo tipo E.

- La matriz de probabilidad de daño para suelo tipo A indica que la probabilidad de sufrir ningún tipo de daño, hasta 1 g de PGA, es mayor a la probabilidad de experimentar cualquier tipo de daño (74% de no sufrir daño, versus un 26 % de experimentar cualquiera de los tres estados de daño)
- Para suelo tipo B, los estados de daño significativos (con probabilidades superiores al 1%) se desarrollan a partir de aceleraciones de 0.3 g, y la probabilidad de que el túnel no presente daño, para un PGA de 1 g, es de un 56%
- Para suelo tipo C, la probabilidad de que no presente daño para un PGA de 1 g es de 34.7 %, y el estado de daño considerables se desarrolla desde los 0.3 g.
- Para suelo D los estados de daño considerables se desarrollan desde los 0.2 g, y para un nivel de PGA de 1 g, existe sólo un 8.9% de probabilidad de no experimentar daño, mientras que los niveles de riesgo están controlados por los estados de daño menor y alto.
- De los resultados obtenidos para suelo tipo E, se exhibe una probabilidad muy alta de alcanzar el estado de daño menor a valores muy bajos de PGA, y sólo un 1% de no experimentar daño para un nivel de PGA de 0.2 g. Esto se refleja también en el gráfico de evolución de estados de daño, donde gran parte de los puntos de índice de daño están por sobre la línea de daño menor, lo que podría explicarse por la baja calidad geotécnica del suelo y el hecho de que es sometido a registros sísmicos del terremoto del Maule de 2010, cuyas duraciones fluctúan entre 80 y 160 s (González & Ramón Verdugo, 2016).

Lo expuesto anteriormente deja en evidencia que la probabilidad de alcanzar un estado de daño está influenciada por las condiciones de sitio. Además, al comparar los resultados obtenidos con el trabajo desarrollado por Orellana (2019), se observa que los resultados de esta investigación presentan una mayor probabilidad de daño en suelos tipo A y E, para menores valores de PGA. Por otro lado, en el caso del suelo tipo C las probabilidades parecieran ser muy similares. Las diferencias observadas podrían explicarse por: 1) El modelo constitutivo utilizado (Mohr-Coulomb versus HSS), 2) Los criterios de selección de los parámetros del modelo constitutivo, y 3) Las características de los sismos utilizados en los análisis dinámicos.

7.7. Conclusiones

Se propone un set de curvas de fragilidad con el objetivo de evaluar la vulnerabilidad de túneles construidos en diferentes tipos de suelos (A, B, C, D y E) según la clasificación sísmica de la norma Chilena Nch433 y el Decreto Supremo 61. Las curvas generadas mediante la metodología propuesta por Argyroudis & Pitilakis, (2012), haciendo uso de modelos numéricos 2D que incorporan el análisis dinámico mediante la aplicación de registros sísmicos en el borde inferior de los estratos de suelo. Se realiza un análisis incremental dinámico (IDA), donde se escalan los registros desde 0.05 g a 0.5 g. Los niveles de daño se definen mediante la relación entre el momento máximo (M), obtenido a partir de los modelos numéricos, y la capacidad estructural a flexión (M_R), determinado mediante el diagrama de interacción de la sección construido según lo estipulado en la ACI-318. El análisis del diagrama de interacción (que incorpora todas las sollicitaciones) indica que la resistencia del revestimiento está controlada por esfuerzos de flexión, debido a que la totalidad de las sollicitaciones (N, M) se encuentran por debajo del punto de balance, y muy cercano al punto de flexión pura.

En los gráficos de evolución de daños se observa que a medida que disminuye la calidad geotécnica del suelo los puntos se desplazan hacia la izquierda y hacia arriba, concentrándose más cerca de las rectas horizontales que demarcan cada uno de los estados de daño. Esto implica que las líneas de tendencia intersecan con los diferentes niveles de daño a menores valores de PGA, según va disminuyendo la calidad geotécnica del suelo, lo cual se observa también en la disminución progresiva del parámetro S_{mi} con los tipos de suelo. De igual manera, las curvas de fragilidad se desplazan hacia la izquierda a medida que disminuye la calidad del terreno, indicando que hay mayor probabilidad de alcanzar o exceder un estado de daño cuando el terreno se hace menos competente. Por lo expuesto, se comprueba que la vulnerabilidad sísmica está fuertemente influenciada por las características locales del sitio donde se construye el túnel. Por esta razón, no es recomendable el uso de curvas de fragilidad empíricas como las de NIBS (2004), aspecto que también ha sido resaltado por autores como Argyroudis & Pitilakis, (2012); Hu et al., (2020), Osmi & Ahmad, (2016) y Qiu et al., (2018).

Las curvas de fragilidad derivadas de este trabajo son de carácter referencial debido a los parámetros que se han seleccionado para el modelo constitutivo, la homogeneidad del estrato de suelo y las características de los sismos utilizados en los análisis dinámicos. Su aplicabilidad está limitada a túneles con parámetros representativos similares a los establecidos en los modelos numéricos generados en el desarrollo de este trabajo, además, su formulación no considera el nivel freático ni comportamiento no-lineal del revestimiento.

8. CONCLUSIONES GENERALES Y RECOMENDACIONES

8.1. Conclusiones

Este trabajo expone los resultados de los modelos de aprendizaje automático (redes neuronales profundas) para el estudio de dos aspectos: 1) Asentamientos y radio plástico (asociado al diseño estático de túneles), y 2) Esfuerzos y deformaciones en el revestimiento del túnel producto de solicitaciones sísmicas cinemáticas (desangulación). Lo anterior se complementa con el desarrollo de curvas de fragilidad, para túneles construidos en los diferentes tipos de suelo según la clasificación sísmica Chilena. Los algoritmos se desarrollaron con TensorFlow y Python en conjunto con programa de elementos finitos PLAXIS 2D, mediante el cual se generaron y procesaron 105948 modelos cinemáticos y 500 modelos dinámicos.

Mediante el análisis de sensibilidad se acota el número de variables identificadas inicialmente (15 en total, según lo expuesto en la Tabla 4.1). Los resultados del análisis de sensibilidad dejan en evidencia que las variables más importantes, en términos del asentamiento observado en superficie, corresponden a: 1) Módulo de deformación del suelo, 2) Sobrecarga externa, 3) Radio del túnel, 4) Profundidad del túnel, 5) Cohesión, y 6) Altura de los estratos. Estos parámetros coinciden con los resultados de Mahmoodzadeh et al., (2020) y Moeinossadat & Ahangari, (2019), quienes también evalúan el máximo asentamiento en superficie mediante métodos de aprendizaje automático. Por otro lado, las variables más importantes en términos de esfuerzos en el revestimiento son: 1) Espesor del revestimiento, 2) Radio del túnel, 3) Desplazamiento cinemático, 4) Módulo de deformación del suelo, 5) Sobrecarga en superficie, y 6) Profundidad del túnel, entre otras. Por el contrario, variables como el módulo de Poisson del revestimiento, módulo de Poisson del suelo, resistencia a la compresión del hormigón, desconfinamiento β , y peso unitario del suelo presentan un porcentaje de importancia relativo menor al 5% en todos los casos analizados, por esta razón se puede omitir la iteración sobre estas variables, lo que reduce el número de parámetros de entrada de quince a diez.

Los métodos de aprendizaje automático, en particular las redes neuronales profundas, entregan buenos resultados tanto para la predicción de asentamientos, como de esfuerzos y deformaciones sísmicas, lo cual lo convierten en un método factible de utilizar para el análisis del comportamiento de túneles. Las principales ventajas de este método son que: 1) Permite incorporar múltiples parámetros de entrada, tantos como el diseñador estime conveniente, y 2) Entrega resultados en poco tiempo comparado con cualquier otro método, lo que es extremadamente útil y económico cuando un túnel atraviesa diferentes depósitos de suelo, o cuando durante la construcción aparecen nuevas condiciones geotécnicas que no fueron consideradas en el proceso de diseño. Por otro lado, la principal desventaja que presentan los aprendizaje automático es que los modelos pierden capacidad predictiva fuera del rango de valores que se utilizó en el proceso de entrenamiento (Jamalinia et al., 2021) . Por lo tanto, aquellas situaciones donde algunos de los parámetros caen fuera de los rangos de entrenamiento se recomienda verificar y complementar el análisis con un método alternativo, como elementos finitos o ecuaciones analíticas.

La última parte de este trabajo propone un set de curvas de fragilidad para evaluar la vulnerabilidad de túneles construidos en diferentes tipos de suelos (A, B, C, D y E) según la clasificación sísmica de la norma Chilena Nch433 y el Decreto Supremo 61. Las curvas de fragilidad fueron generadas mediante la metodología propuesta por Argyroudis & Pitilakis, (2012), haciendo uso de modelos numéricos 2D que incorporan el análisis dinámicos mediante la aplicación de registros sísmicos en el borde inferior de los estratos de suelo. Los estratos de suelo se modelan con el modelo constitutivo HSS, que permite considerar la degradación de rigidez a pequeñas deformaciones. Los niveles de daño se definen mediante la relación entre el momento máximo (M), obtenido a partir de los modelos numéricos, y la capacidad estructural a flexión (M_R), determinado mediante el diagrama de interacción de la sección construido según lo estipulado en la ACI-318. El análisis del diagrama de interacción (que incorpora todas las solicitaciones) indica que la resistencia del revestimiento está controlada por esfuerzos de flexión, debido a que la totalidad de las solicitaciones (N, M) se encuentran por debajo del punto de balance, y muy cercano al punto de flexión pura. Los resultados obtenidos comprueban que la vulnerabilidad sísmica está fuertemente influenciada por las características locales del sitio donde se construye el túnel. Por esta razón, no es recomendable el uso de curvas de fragilidad empíricas como las de NIBS (2004), este aspecto también ha sido mencionado por autores como Argyroudis & Pitilakis, (2012); Hu et al., (2020), Osmi & Ahmad, (2016) y Qiu et al., (2018).

Las curvas de fragilidad derivadas de este trabajo son de carácter referencial, debido a los parámetros que se han seleccionado para el modelo constitutivo y la homogeneidad del estrato de suelo. Su aplicabilidad está limitada a túneles con parámetros representativos similares a los establecidos en los modelos numéricos generados en el desarrollo de este trabajo, además, su formulación no considera el nivel freático ni comportamiento no-lineal del revestimiento. En ese contexto, es importante recalcar (más allá de los resultados particulares presentados en esta investigación), que se ha generado una herramienta mediante Python-PLAXIS, la cual simplifica enormemente la generación de curvas de fragilidad de túneles. Dicha herramienta es extremadamente flexible permitiendo ingresar nuevos parámetros de entrada para los suelos, así como también cambiar o incorporar nuevos registros sísmicos, según las condiciones puntuales de cada estudio.

Finalmente, este estudio pretende impulsar el uso de estas nuevas herramientas de aprendizaje automático en el análisis de estructuras y problemas geotécnicos en Chile, las cuales incorporan conceptos de la ciencia de datos para manejar grandes volúmenes de información. Así también, se pretende incentivar el uso de herramientas probabilísticas como las curvas de fragilidad, que son muy útiles para evaluar la vulnerabilidad ante fenómenos con incertidumbre como la respuesta sísmica de estructuras.

8.2. Recomendaciones

- La importancia relativa de las variables de entrada, tanto en los modelos numéricos como de inteligencia artificial, es sensible al rango de valores admisible de los parámetros (Tabla 4.1), dicho rango puede variar según las condiciones particulares de cada estudio. En ese contexto, es importante estudiar y verificar los rangos de cada una de las variables, y en caso de ser necesario acotarlos mediante el respaldo de mediciones de terreno, ensayos de laboratorio, y bibliografía técnica.
- El modelo base utilizado en el análisis de sensibilidad condiciona el nivel de influencia que puede alcanzar una variable en la estimación de la respuesta del túnel. A modo de ejemplo, el nivel de influencia de la sobrecarga en superficie (S) es muy probable que sea mayor en la respuesta de un túnel superficial que en un túnel profundo producto del bulbo de esfuerzos de la sobrecarga. Por esto, se recomienda hacer un análisis de sensibilidad que considere múltiples modelos bases, así como también estudiar la correlación de las variables involucradas.
- Se sugiere incorporar el nivel freático y el efecto del agua en los modelos de inteligencia artificial, tanto desde una perspectiva analítica cómo de modelación, y a partir de esto evaluar la influencia del agua a nivel de esfuerzos y deformaciones en el túnel.
- Se sugiere complementar el análisis de los modelos numéricos 2D mediante comparaciones y calibraciones de modelos numéricos 3D. Esto permite tener en cuenta la componente longitudinal del túnel y determinar de manera rigurosa el parámetro de desconfinamiento por efecto de arco β (mediante de comparación de resultados), permitiendo así una mejor implementación de la secuencia constructiva del método NATM en los modelos 2D.
- Evaluar la posibilidad de optimizar los análisis mediante la interfaz PLAXIS-Python para reducir los tiempos de cálculo y procesamiento de información, lo anterior considerando que este proceso tardó aproximadamente 2 meses y medio, con dos computadores trabajando las 24 horas. Lo anterior puede ser muy útil para futuras investigaciones que involucren grandes volúmenes de análisis.

- Se puede utilizar algún método de optimización de hiperparámetros para aprendizaje automático con la finalidad de conseguir un mejor ajuste de los modelos. En ese contexto, el método más prominente es la optimización bayesiana basado en un proceso Gaussiano (Springenberg et al., 2016).
- Para facilitar el uso de los modelos de inteligencia artificial es recomendable incorporar una interfaz de usuario. De esta manera, se pone a disposición una herramienta de una alta calidad predictiva de la que se puede hacer uso sin necesariamente conocer conceptos de programación en Python.
- Para las curvas de fragilidad, en futuros análisis se recomienda determinar los intervalos de confianza de estas curvas asociados a la elección de los registros sísmicos y otras fuentes de incertezas.
- Se sugiere considerar un modelo no-lineal del revestimiento en PLAXIS 2D y, por lo tanto, analizar el comportamiento no-lineal del hormigón en cuanto a determinar la resistencia nominal.
- Se sugiere estudiar y analizar el efecto de otras variables significativas cómo la profundidad, radio y forma de la sección transversal en las curvas de fragilidad.
- Se puede conseguir una mejor distribución de deformaciones laterales considerando una viga cantiléver de corte sujeta a una fuerza distribuida proporcional a la deformación. Esto generaría peores condiciones para túneles superficiales.
- Se pueden utilizar otros parámetros de intensidad sísmica cómo el PGV (Andreotti & Lai, 2019), o el PGD. En el caso del PGD se podría relacionar esta variable con el método cinemático para optimizar los tiempos de análisis y generación de las curvas de fragilidad.
- Entrenar algoritmos de inteligencia artificial con datos obtenidos utilizando modelos constitutivos de suelo avanzados (HS, HSS, PM4, etc.).

BIBLIOGRAFÍA

- Ahangari, K., Moeinossadat, S. R., & Behnia, D. (2015). Estimation of tunnelling-induced settlement by modern intelligent methods. *Soils and Foundations*, 55(4), 737–748. <https://doi.org/10.1016/j.sandf.2015.06.006>.
- American Concrete Institute; ACI 318-19: Building Code requirements for reinforced concrete.
- Andreotti, G., & Lai, C. G. (2019). Use of fragility curves to assess the seismic vulnerability in the risk analysis of mountain tunnels. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 91. <https://doi.org/10.1016/J.TUST.2019.103008>
- Argyroudis, S. A., & Pitilakis, K. D. (2012). Seismic fragility curves of shallow tunnels in alluvial deposits. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 35, 1–12. <https://doi.org/10.1016/J.SOILDYN.2011.11.004>.
- Argyroudis, S., Tsinidis, G., Gatti, F., & Pitilakis, & K. (2014). Seismic fragility curves of shallow tunnels considering SSI and aging effects.
- Attewell, P. (1978). Ground movements caused by tunnelling in soil. *Large Ground Movements and Structures*, 812–948.
- Attewell, P. B., Yeates, J., & Selby, A. R. (1986). Soil movements induced by tunnelling and their effects on pipelines and structures. Methuen, Inc., New York, NY.
- Bard, E., Leon, R., & Anabalón, M. (2004). Análisis dinámico de túneles en suelos de Santiago. En V Congreso Chileno de Geotecnia. Santiago, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.
- Beltran, F. (2015). Introducción a la Mecánica del Sólido. División de Estructuras y Construcción. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas. Universidad de Chile, Santiago de Chile.
- Bermedo, Y., & Villalobos, F. (2017). Estudio Numérico Preliminar De Los Asentamientos En Superficie Causada Por La Excavación De Un Túnel Para El Metro De Concepción. Simposio de Habilitación Profesional, Departamento de Ingeniería Civil, Universidad Católica de la Santísima Concepción.
- Bilotta, E., Lanzano, G., Madabhushi, S. P. G., & Silvestri, F. (2014). A numerical Round Robin on tunnels under seismic actions. *Acta Geotechnica*, 9(4), 563–579. <https://doi.org/10.1007/S11440-014-0330-3>.
- Bobet, A. (2001). Analytical Solutions for Shallow Tunnels in Saturated Ground. *Journal of Engineering Mechanics*, 127(12), 1258–1266. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9399\(2001\)127:12\(1258\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(2001)127:12(1258)).

- Bobet, A. (2010a). Numerical methods in geomechanics. *The Arabian Journal for Science and Engineering*, 35(1B), 22.
- Bobet, A. (2010b). Drained and undrained response of deep tunnels subjected to far-field shear loading. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 25(1), 21–31. <https://doi.org/10.1016/J.TUST.2009.08.001>.
- Bobet, A. (2011). Comportamiento sísmico de túneles. *Accidentes e Infraestructura Civil*, 12(1), 69.
- Bouayad, D., & Emeriault, F. (2017). Modeling the relationship between ground surface settlements induced by shield tunneling and the operational and geological parameters based on the hybrid PCA/ANFIS method. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 68, 142–152. <https://doi.org/10.1016/J.TUST.2017.03.011>.
- Boubou, R. B., Emeriault, F. E., & Kastner, R. K. (2010). Artificial neural network application for the prediction of ground surface movements induced by shield tunnelling. 47(11), 1214–1233. <https://doi.org/10.1139/T10-023>.
- Budhu, M. (2010). *Soil mechanics and foundations* (3rd ed.).
- Burns, J., & Richard, R. (1964). Attenuation of Stresses for Buried Cylinders. *Proceedings of the Symposium on Soil-Structure Interaction*, September 1974.
- Carleo, G., Cirac, I., Cranmer, K., Daudet, L., Schuld, M., Tishby, N., Vogt-Maranto, L., & Zdeborová, L. (2019). Machine learning and the physical sciences. *Reviews of Modern Physics*, 91(4). <https://doi.org/10.1103/REVMODPHYS.91.045002>
- Censo 2017. [en línea] < <https://www.censo2017.cl/> > [consulta: 20 de diciembre, 2021].
- Chakeri, H., Ozcelik, Y., & Unver, B. (2013). Effects of important factors on surface settlement prediction for metro tunnel excavated by EPB. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 36, 14–23. <https://doi.org/10.1016/J.TUST.2013.02.002>
- Chen, R.-P., Zhang, P., Kang, X., Zhong, Z.-Q., Liu, Y., & Wu, H.-N. (2019). Prediction of maximum surface settlement caused by earth pressure balance (EPB) shield tunneling with ANN methods. *Soils and Foundations*, 59(2), 284–295. <https://doi.org/10.1016/j.sandf.2018.11.005>.
- CHILE. Instituto Nacional de Normalización. 1996 mod. 2011. NCh 433: Diseño sísmico de edificios.
- CHILE. Ministerio de Vivienda y Urbanismo. 2011. Decreto Supremo 61: Reglamento que fija el diseño sísmico de edificios.

- Chou, W. I., & Bobet, A. (2002). Predictions of ground deformations in shallow tunnels in clay. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 17(1), 3–19. [https://doi.org/10.1016/S0886-7798\(01\)00068-2](https://doi.org/10.1016/S0886-7798(01)00068-2).
- Cifras actualizadas de la Minería – Consejo Minero. (2020). [en línea] <<https://consejominero.cl/mineria-en-chile/cifras-actualizadas-de-la-mineria/>> [consulta: 10 de diciembre, 2021].
- Codelco, Proyectos en desarrollo: Mina Chuquicamata Subterránea, 2014. [en línea] <https://www.codelco.com/prontus_codelco/site/tax/port/all/taxport_22_116__1.html> [consulta: 10 de diciembre, 2021].
- Darabi, A., Ahangari, K., Noorzad, A., & Arab, A. (2012). Subsidence estimation utilizing various approaches – A case study: Tehran No. 3 subway line. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 31, 117–127. <https://doi.org/10.1016/J.TUST.2012.04.012>.
- Durand, P. (2019). Interacción Túnel-Sostenimiento. Apuntes del curso de túneles y excavaciones subterráneas. Universidad de Sevilla, Andalucía.
- Duncan, J. M., & Chang, C.-Y. (1970). Nonlinear Analysis of Stress and Strain in Soils. *Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division*, 96(5), 1629–1653. <https://doi.org/10.1061/JSFEAQ.0001458>.
- Ederhardt, E. (2017). *Stress Analysis around Underground Openings*. University of British Columbia.
- Einstein, H. H., & Schwartz, C. W. (1979). Simplified Analysis for Tunnel Supports. *Journal of the Geotechnical Engineering Division*, 105(4), 499–518. <https://doi.org/10.1061/AJGEB6.0000786>.
- García, S., Ramírez-Gallego, S., Luengo, J., & Herrera, F. (2017). Big Data: Preprocesamiento y calidad de datos. *Novática*, 237, 17–23.
- Gaspari, G. M., Quaglio, G., & Floria, V. (2012). Simplified numerical method for tunnel design under seismic condition: Some examples about Istanbul Metro design, Kadikoy-Kartal Line. *Geotechnical Aspects of Underground Construction in Soft Ground - Proceedings of the 7th International Symposium on Geotechnical Aspects of Underground Construction in Soft Ground*, 769–782. <https://doi.org/10.1201/B12748-102>.
- Glorot, X., & Bengio, Y. (2010). Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks. 249–256.
- González, J., & Ramón Verdugo, (2016). Estimación de la duración de registros sísmicos. www.congresosochige.cl.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. The MIT Press.

- Hardin, B. O., & Drnevich, V. P. (1972). Shear Modulus and Damping in Soils: Design Equations and Curves. *Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division*, 98(7), 667–692. <https://doi.org/10.1061/JSFEAQ.0001760>.
- Hashash, Y. M. A., Hook, J. J., Schmidt, B., & I-Chiang Yao, J. (2001). Seismic design and analysis of underground structures. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 16(4), 247–293. [https://doi.org/10.1016/S0886-7798\(01\)00051-7](https://doi.org/10.1016/S0886-7798(01)00051-7).
- Hashash, Y.M.A., Musgrove, M.I., Harmon, J.A., Groholski, D.R., Phillips, C.A., and Park, D. (2016) “DEEPSOIL 6.1, User Manual”.
- Hashash, Y. M. A., Park, D., & Yao, J. I. C. (2005). Ovaling deformations of circular tunnels under seismic loading, an update on seismic design and analysis of underground structures. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 20(5), 435–441. <https://doi.org/10.1016/J.TUST.2005.02.004>.
- Hoffman, K. (2020). Machine Learning: How to Prevent Overfitting. [en línea] <<https://medium.com/swlh/machine-learning-how-to-prevent-overfitting-fdf759cc00a9>> [consulta: 9 de octubre, 2021].
- Hu, X., Zhou, Z., Chen, H., & Ren, Y. (2020). Seismic Fragility Analysis of Tunnels with Different Buried Depths in a Soft Soil. *Sustainability 2020, Vol. 12, Page 892, 12(3)*, 892. <https://doi.org/10.3390/SU12030892>
- Huo, H., Bobet, A., Fernández, G., & Ramírez, J. (2005). Load Transfer Mechanisms between Underground Structure and Surrounding Ground: Evaluation of the Failure of the Daikai Station. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 131(12), 1522–1533. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1090-0241\(2005\)131:12\(1522\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1090-0241(2005)131:12(1522))
- Jamalinia, E., Tehrani, F. S., Steele-Dunne, S. C., & Vardon, P. J. (2021). A data-driven surrogate approach for the temporal stability forecasting of vegetation covered dikes. *Water (Switzerland)*, 13(1). <https://doi.org/10.3390/W13010107>.
- Juwaied, N. S. (2018). *APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN GEOTECHNICAL ENGINEERING*. 13(8). www.arpnjournals.com
- Kasper, T., & Meschke, G. (2006). On the influence of face pressure, grouting pressure and TBM design in soft ground tunnelling. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 21(2), 160–171. <https://doi.org/10.1016/J.TUST.2005.06.006>.
- Ketkar, N. (2017). Stochastic Gradient Descent. *Deep Learning with Python*, 113–132. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2766-4_8.
- Kohestani, V. R., Bazarganlari, M. R., & Asgari Marnani, J. (2017). Prediction of maximum surface settlement caused by earth pressure balance shield tunneling using random forest. *Journal of AI and Data Mining*, 5(1), 127–135. <https://doi.org/10.22044/JADM.2016.748>.

- Kuhlemeyer, R. L., & Lysmer, J. (1973). Finite Element Method Accuracy for Wave Propagation Problems. *Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division*, 99(5), 421–427. <https://doi.org/10.1061/JSFEAQ.0001885>.
- Lanzano, G., Bilotta, E., Russo, G., & Silvestri, F. (2015). Experimental and numerical study on circular tunnels under seismic loading. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, 19(5), 539–563.
- Likitlersuang, S., Teachavorasinskun, S., Surarak, C., Oh, E., & Balasubramaniam, A. (2013). Small strain stiffness and stiffness degradation curve of Bangkok Clays. *Soils and Foundations*, 53(4), 498–509. <https://doi.org/10.1016/J.SANDF.2013.06.003>.
- Lindholm, A., Wahlström, N., Lindsten, F., & Schön, T. (2019). Supervised Machine Learning (p. 112). Department of Information Technology, Uppsala University.
- Liu, W., Wu, X., Zhang, L., Wang, Y., & Teng, J. (2018). Sensitivity analysis of structural health risk in operational tunnels. *Automation in Construction*, 94, 135–153. <https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2018.06.008>.
- Loganathan, N., & Poulos, H. G. (1998). Analytical Prediction for Tunneling-Induced Ground Movements in Clays. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 124(9), 846–856. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1090-0241\(1998\)124:9\(846\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1090-0241(1998)124:9(846)).
- Look, B. G. (2014). *Handbook of geotechnical investigation and design tables*. CRC Press.
- Mahmoodzadeh, A., Mohammadi, M., Daraei, A., Farid Hama Ali, H., Kameran Al-Salihi, N., & Mohammed Dler Omer, R. (2020). Forecasting maximum surface settlement caused by urban tunneling. *Automation in Construction*, 120, 103375. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103375>.
- Mair, R., Taylor, R., & Burland, J. (1996). Prediction of ground movements and assessment of risk of building damage due to bored tunnelling. *International Conference of Geotechnical Aspects of on Underground Construction in Soft Ground*.
- Manisha, Dhull, S. K., & Singh, K. K. (2020). ECG Beat Classifiers: A Journey from ANN to DNN. *Procedia Computer Science*, 167, 747–759. <https://doi.org/10.1016/J.PROCS.2020.03.340>
- Mejia, L. ., & Dawson, E. . (2006). Earthquake deconvolution for FLAC. Conference: Fourth International FLAC Symposium on Numerical Modeling in Geomechanics.
- Metro de Santiago, Reporte de sostenibilidad año 2019 [en línea] <<https://www.metro.cl/corporativo/reporte/>> [consulta: 24 de noviembre 2021]

- Merritt, J.L., Monsees, J.E., Hendron, A.J., Jr., (1985). Seismic design of underground structures. Proceedings of the 1985 Rapid Excavation Tunneling Conference, vol. 1, pp. 104-131
- Mindlin, R. D. (1940). Stress Distribution around a Tunnel. Transactions of the American Society of Civil Engineers, 105(1), 1117–1140. <https://doi.org/10.1061/TACEAT.0005268>.
- Mitchel, T. (1997). Machine Learning (edition 1). McGraw-Hill Education. McGraw Hill
- Moeinossadat, S. R., & Ahangari, K. (2019a). Estimating maximum surface settlement due to EPBM tunneling by Numerical-Intelligent approach – A case study: Tehran subway line 7. Transportation Geotechnics, 18, 92–102. <https://doi.org/10.1016/j.trgeo.2018.11.009>.
- Moeinossadat, S. R., & Ahangari, K. (2019b). Estimating maximum surface settlement due to EPBM tunneling by Numerical-Intelligent approach – A case study: Tehran subway line 7. Transportation Geotechnics, 18, 92–102. <https://doi.org/10.1016/J.TRGEO.2018.11.009>.
- Mohammadi, S. D., Naseri, F., & Alipoor, S. (2014). Development of artificial neural networks and multiple regression models for the NATM tunnelling-induced settlement in Niayesh subway tunnel, Tehran. Bulletin of Engineering Geology and the Environment 2014 74:3, 74(3), 827–843. <https://doi.org/10.1007/S10064-014-0660-2>.
- Möller, S. C., & Vermeer, P. A. (2006). Prediction of settlements and structural forces in linings due to tunnelling. International Society for Soil Mechanics and Geotechnical Engineering. <https://www.issmge.org/publications/online-library>.
- NIBS, 2004. HAZUS-MH: Technical Manuals. Federal Emergency Management Agency and National Institute of Building Science, Washington, DC
- Obrzud, R. F. (2010). On the use of the Hardening Soil Small Strain model in geotechnical practice. Numerics in Geotechnics and Structures.
- Okur, D. V., & Ansal, A. (2007). Stiffness degradation of natural fine grained soils during cyclic loading. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 27(9), 843–854. <https://doi.org/10.1016/J.SOILDYN.2007.01.005>.
- Orellana, J. I. (2019). Análisis Sísmico Y Curvas De Fragilidad En Túneles. Memoria para optar al título de Ingeniero Civil. Universidad de Chile.
- Osmi, S. K. C., & Ahmad, S. M. (2016). Seismic Fragility Curves for Shallow Circular Tunnels under Different Soil Conditions. International Journal of Civil and Environmental Engineering, 10(10), 1351–1357. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.1127196>.

- OTEO, C. S., & SAGASETA, C. (1996). Some Spanish experiences on measurement and evaluation of ground displacements around urban tunnels. *Geotechnical Aspects of Underground Construction in Soft Ground*, 731–736.
- Owen, G. N., & Scholl, R. E. (1981). *Earthquake engineering of large underground structures*. United States. Federal Highway Administration. Structures and Applied Mechanics Division.
- Panet, M. (1995). *Le calcul des tunnels par la méthode convergenceconfinement (1ra editio)*. PONTES CHAUSSEES.
- Parra-Montesinos, G.J., Bobet, A. y Ramírez, J. (2006). “Evaluation of soil-structure interaction and structural collapse in Daikai subway station during Kobe earthquake”, *ACI Structural Journal*, Vol. 103, No. 1, pp. 113-12
- Pérez, J. C. V., Alfaro, A., & Barrios, A. (2014). Determinación de curvas de fragilidad mediante análisis incremental dinámico. *Revista Sul-Americana de Engenharia Estrutural*, 11(1). <https://doi.org/10.5335/RSEE.V1111.4463>
- Peck, R.B. (1969). *Deep Excavation and Tunneling in Soft Ground*. State-of-the-Art Report. Proceedings of the 7th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, Mexico, 1969, 225-290.
- Peck, R.B., Hendron, A.J., Mohraz, B., 1972. State of the art in soft ground tunneling. Proceedings of the Rapid Excavation and Tunneling Conference. American Institute of Mining, Metallurgical and Petroleum Engineers, New York, pp. 259-286.
- Penzien, J. (2000). Seismically induced racking of tunnel linings. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 29(5), 683–691. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1096-9845\(200005\)29:5<683::AID-EQE932>3.0.CO;2-1](https://doi.org/10.1002/(SICI)1096-9845(200005)29:5<683::AID-EQE932>3.0.CO;2-1).
- Pérez, J. C. V., Alfaro, A., & Barrios, A. (2014). Determinación de curvas de fragilidad mediante análisis incremental dinámico. *Revista Sul-Americana de Engenharia Estrutural*, 11(1). <https://doi.org/10.5335/RSEE.V1111.4463>
- Petri, J. (1997). Analytical solutions of the mechanical behaviour of rock with applications to a repository for spent nuclear fuel. http://inis.iaea.org/Search/search.aspx?orig_q=RN:29000983.
- Plaxis, 2021. *Plaxis2D – Material Models Manual*.
- Plaxis, 2021. *Plaxis2D - Reference Manual*.
- Plaxis, 2015. *Plaxis2D – Site Analysis Response*.

- Pourtaghi, A., & Lotfollahi-Yaghin, M. A. (2012). Wavenet ability assessment in comparison to ANN for predicting the maximum surface settlement caused by tunneling. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 28(1), 257–271. <https://doi.org/10.1016/J.TUST.2011.11.008>.
- Qiu, W., Huang, G., Zhou, H., & Xu, W. (2018). Seismic Vulnerability Analysis of Rock Mountain Tunnel. *International Journal of Geomechanics*, 18(3), 04018002. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)GM.1943-5622.0001080](https://doi.org/10.1061/(ASCE)GM.1943-5622.0001080)
- Rojas, F., (2019). Apuntes – Amplificación dinámica de suelos. Diseño sísmico de estructuras. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad de Chile.
- Roylance, D. (2001). *Closed-Form Solutions* (p. 14). Massachusetts Institute of Technology, Department of Materials Science and Engineering.
- Russell, S., & Norvig, P. (2003). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (2nd ed.).
- Saez, M., Pasten, C., Ruiz, S., & Leyton, F. (2016). Correlación cruzada de ruido sísmico para la obtención de perfiles de velocidad de onda de corte en la cuenca de Santiago. IX Congreso Chileno de Ingeniería Geotécnica.
- Salas, F., Sáez, E., Ovalle, C., Fernández, J. M., Salas, F., Sáez, E., Ovalle, C., & Fernández, J. M. (2019). Análisis dinámico de una excavación profunda contenida mediante pilotes anclados en la grava de Santiago. *Obras y Proyectos*, 25, 76–82. <https://doi.org/10.4067/S0718-28132019000100076>.
- Santos, O. J., & Celestino, T. B. (2008). Artificial neural networks analysis of São Paulo subway tunnel settlement data. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 23(5), 481–491. <https://doi.org/10.1016/J.TUST.2007.07.002>.
- Santos, J.A., Correia, A.G. (2001). Reference threshold shear strain of soil. its application to obtain a unique strain-dependent shear modulus curve for soil. In *Proceedings 15th International Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering*. Istanbul, Turkey, volume 1, 267–270.
- Saragoni, G. R., Lew, M., Naeim, F., Carpenter, L. D., Youssef, N. F., Rojas, F., Macarena, A., & Adaros, S. (2010). *ACCELEROGRAPHIC MEASUREMENTS OF THE 27 FEBRUARY 2010 OFFSHORE MAULE, CHILE EARTHQUAKE*. <https://doi.org/10.1002/tal.673>
- Schanz, T., Vermeer, P. A., & Bonnier, P. G. (1999). The hardening soil model: Formulation and verification. *Beyond 2000 in Computational Geotechnics. Ten Years of PLAXIS International. Proceedings of the International Symposium*, Amsterdam, March 1999., 281–296. <https://doi.org/10.1201/9781315138206-27>.
- Schikora, K., & Fink, T. (1982). Berechnungsmethoden moderner, bergmännischer Bauweisen beim U-Bahn-Bau. 193–198.

- Schmidt, B. (1969). Settlements and Ground Movements Associated with Tunneling in Soil. PhD thesis, University of Illinois.
- Schubert, W. (2015). Development and Background of NATM. In Austrian Tunnelling Seminar Ankara. Graz University of Technology.
- Serrano, W. (2017). Smart Internet Search with Random Neural Networks [Cambridge University Press]. In *European Review* (Vol. 25, Issue 2). <https://doi.org/10.1017/S1062798716000594>.
- Shaalán, H. H., Azit, R., & Mohamad Ismail, M. A. (2018). Numerical Analysis of TBM Tunnel Lining Behavior using Shotcrete Constitutive Model. *Civil Engineering Journal*, 4(5), 1046. <https://doi.org/10.28991/CEJ-0309155>
- Sharma, S., Sharma, S., & Athaiya, A. (2020). Activation Functions In Neural Networks. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 4, 310–316.
- Shi, J., Ortigao, J. A. R., & Bai, J. (1998). Modular Neural Networks for Predicting Settlements during Tunneling. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 124(5), 389–395. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1090-0241\(1998\)124:5\(389\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1090-0241(1998)124:5(389)).
- Springenberg, J. T., Klein, A., Falkner, S., & Hutter, F. (2016). Bayesian Optimization with Robust Bayesian Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 29.
- Suwansawat, S., & Einstein, H. H. (2007). Describing Settlement Troughs over Twin Tunnels Using a Superposition Technique. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 133(4), 445–468. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1090-0241\(2007\)133:4\(445\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1090-0241(2007)133:4(445)).
- Timoshenko, S., & Goodier, J. N. (1970). *Theory of elasticity* (3rd ed.). McGraw-Hill.
- Tripathi, M. (2020). Underfitting and Overfitting in Machine Learning. [en línea] <<https://datascience.foundation/sciencewhitepaper/underfitting-and-overfitting-in-machine-learning>> [consulta: 12 de octubre, 2021].
- Tsinidis, G., de Silva, F., Anastasopoulos, I., Bilotta, E., Bobet, A., Hashash, Y. M. A., He, C., Kampas, G., Knappett, J., Madabhushi, G., Nikitas, N., Pitilakis, K., Silvestri, F., Viggiani, G., & Fuentes, R. (2020). Seismic behaviour of tunnels: From experiments to analysis. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 99.
- Vamvatsikos, D., & Allin Cornell, C. (2002). Incremental dynamic analysis. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 31(3), 491–514. <https://doi.org/10.1002/EQE.141>.

- Verruijt, A., & Booker, J. R. (1996). Surface settlements due to deformation of a tunnel in an elastic half plane. *Géotechnique*, 48(5), 709–713.
- Vlachopoulos, N., & Diederichs, M. S. (2014). Appropriate Uses and Practical Limitations of 2D Numerical Analysis of Tunnels and Tunnel Support Response. *Geotechnical and Geological Engineering*, 32(2), 469–488. <https://doi.org/10.1007/S10706-014-9727-X>.
- Von Soos, P. (1990). Properties of soil and rock (in german). In *In: Grundbautaschenbuch Part 4*. Ernst & Sohn, Berlin.
- Wallis, S. (2012). Rekindled NATM debate - SCL debate opens. DISCUSSION FORUM. [en línea] <<https://www.tunneltalk.com/Discussion-Forum-Aug12-NATM-SCL-SEM-pros-cons-and-misunderstanding.php>>[consulta: 26 de noviembre 2021].
- Wang, J. . (1993). *Seismic Design of Tunnels A Simple State-of-the-Art Design Approach*. Parsons Brinckerhoff Quade & Douglas.
- Zamani, R., & Motahari, M. R. (2015). The effect of soil stiffness variations on Tunnel Lining Internal Forces under seismic loading and Case comparison with existing analytical methods. *Ciência e Natura*, 37, 476–487.
- Zienkiewicz, O. C., & Taylor, R. L. (2000). *The finite element method* (Vol. 2). Butterworth-Heinemann.

ANEXOS

ANEXO A: MACHINE LEARNING – Conceptos Generales

Machine Learning (ML) o Aprendizaje automático (AA) es el estudio de algoritmos computacionales que mejoran constantemente a través de la experiencia o conocimiento adquirido en base al uso y manejo de datos (Mitchel, 1997). Dichos algoritmos de aprendizaje automático construyen un modelo basado en datos de entrada y salida, a los cuales se les denomina datos de entrenamiento. El aprendizaje automático implica que los algoritmos generados deduzcan cómo realizar tareas sin estar programados explícitamente para hacerlo.

Se considera el aprendizaje automático como una parte de la inteligencia artificial (IA) (Figura A.1), una rama más amplia del conocimiento que incluye, además del aprendizaje, el estudio del razonamiento, planificación, procesamiento del lenguaje natural, percepción y la capacidad de mover y manipular objetos (Russell & Norvig, 2003). El término inteligencia artificial fue acuñado formalmente desde 1956 durante la Conferencia de Dartmouth, desde ahí, ha evolucionado hasta transformarse en una herramienta que ha sido incorporada en la industria y en la vida diaria de las personas. Algunas de las aplicaciones comunes de inteligencia artificial abarcan la minería de datos, medicina, mundos virtuales, robótica, sistemas operativos, simulaciones, sistemas de control, entre muchas otras.

Un ejemplo cotidiano de la aplicación de la inteligencia artificial es encontrar recomendaciones para un determinado usuario en la red, los algoritmos de machine learning permiten identificar la actividad de un usuario, y compararla con el resto para determinar qué le gustaría ver o comprar en las próximas ocasiones. Incluso, algunos algoritmos permiten detectar si el artículo que está comprando es para él o para regalo.

Existen dos grandes categorías generales de aprendizaje automático: 1) Aprendizaje supervisado, y 2) Aprendizaje no supervisado. En el aprendizaje supervisado se construye un modelo basado en un conjunto de datos que contiene tanto las entradas como las salidas deseadas (Russell & Norvig, 2003). Los datos se conocen como datos de entrenamiento y se utilizan en cada iteración para que el modelo aprenda una función que pueda usarse para predecir la salida asociada con nuevas entradas. Por otro lado, en el aprendizaje no supervisado se toma un conjunto de datos que contiene sólo entradas y el algoritmo encuentra algún tipo de estructura en los datos que permita

etiquetarlos, clasificarlos o categorizarlos. En otras palabras, evalúa los datos en términos de rasgos y los utiliza para formar grupos de elementos que son similares entre sí.

Son diversos los métodos de aprendizaje automático que existen en la ciencia de datos, los que permiten resolver una gran variedad de problemas, algunos de las más reconocidos son:

- **Redes Neuronales:** Comprende unidades de nodos dispuestos en capas, donde cada una posee una conexión con las capas anexas, su funcionamiento pretende emular el comportamiento en el procesamiento de información del cerebro humano.
- **Árboles Aleatorios:** Conocidos también como árboles de decisión, son similares a un diagrama de flujo donde cada nodo representa una prueba en una variable específica, y las ramas muestran los resultados de salida que deja dicha prueba.
- **Análisis de Regresión:** Los algoritmos de regresión fijan una variable como dependiente y estudia su comportamiento con otra serie de variables independientes.
- **Redes Bayesianas:** Son algoritmos que están basados en el teorema de Bayes. Se realizan las clasificaciones de cada valor como independiente de otro, permitiendo predecir con mucha efectividad una categoría dentro de un conjunto de datos mediante modelos probabilísticos.

Deep Learning (DL) o Aprendizaje Profundo (AP) se puede definir como una red neuronal compleja con muchas capas ocultas (ver Figura A.2). Utilizan principalmente arquitecturas de redes neuronales compuesta por nodos y capas, sin embargo, el número de capas ocultas es significativamente mayor. Mientras una red neuronal convencional contiene tres capas ocultas, una red neuronal profunda puede tener hasta 150. Estas características le permiten trabajar con conjuntos de datos masivos y capturar mejor las no linealidades de estos datos, presentando un mayor nivel de desempeño en las predicciones.

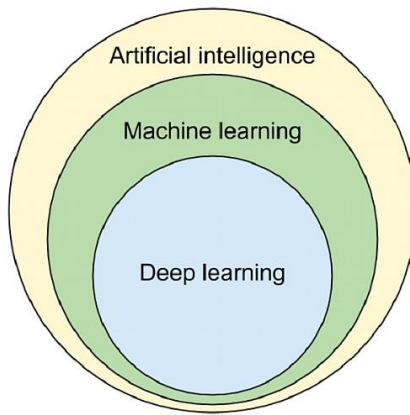


Figura A.1 Deep learning como subcampo de aprendizaje automático e inteligencia artificial.

En este trabajo se entrenará una red neuronal profunda, por lo cual interesa profundizar en el concepto de aprendizaje automático supervisado. En términos matemáticos, el aprendizaje automático supervisado se refiere al problema donde los datos son de la forma $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, donde x_i denota las entradas e y_i las salidas (Lindholm et al., 2019). De esta manera, se sabe de antemano cuáles son los resultados que debe producir un modelo según ciertos datos de entradas. El gran desafío es generar la suficiente cantidad de datos y etiquetarlos correctamente para ser incorporado en los modelos.

La Figura A.2 muestra la arquitectura general de una red neuronal profunda (DNN), a la izquierda se encuentran los nodos de entrada ($a_1, \dots, a_k, \dots, a_x$), conformando la capa de entrada. En el lado derecho se encuentran los nodos de salida (n_k, \dots, n_v) que son partes de la capa de salida. Las capas intermedias se denominan capas ocultas, y es donde se lleva a cabo el aprendizaje del algoritmo de machine learning.

A la cantidad de capas ocultas se le denomina profundidad de una red neuronal mientras que a la cantidad de nodos en cada capa se le llama amplitud. De esta manera, mientras más capas ocultas y más nodos por capas, más profunda y amplia será la red neuronal permitiendo modelar relaciones cada vez más complejas de los datos.

Los valores de amplitud y profundidad no se obtienen directamente del análisis de los datos, estos valores suelen ser establecidos por el criterio de quien construye los modelos en base a la calidad de los resultados, y corresponden a valores de las configuraciones del modelo de inteligencia artificial durante el proceso de entrenamiento, por esta razón, se les conoce con el nombre de “hiperparámetros”. De esta manera, un hiperparámetro es un parámetro del algoritmo con el que se construye un modelo, y no del modelo en sí.

Existen otros hiperparámetros como la tasa de aprendizaje y el tamaño del lote. El valor adecuado de los hiperparámetros depende del problema que se desea resolver; la selección de los valores se puede guiar mediante reglas genéricas, valores que han funcionado anteriormente o, simplemente, prueba y error. La combinación de hiperparámetros determina qué tan bueno es el modelo de Machine Learning en cuanto al nivel de precisión de las predicciones.

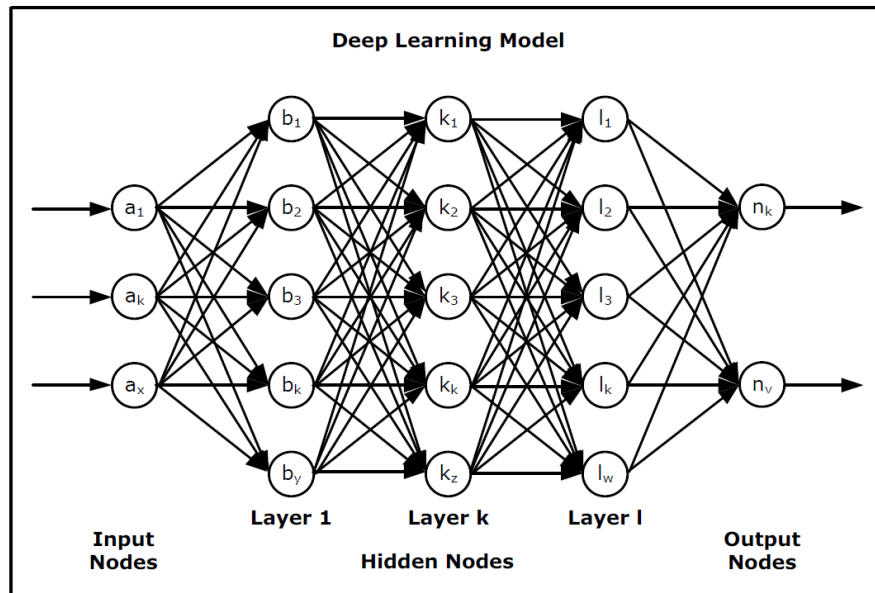


Figura A.2 Arquitectura red neuronal profunda de múltiples capas (Serrano, 2017).

Entrenar una red neuronal requiere mucho trabajo previo en cuanto a la comprensión, limpieza, selección y preparación de los datos, puesto que la bondad del conocimiento extraído depende en gran medida de la calidad de los datos (García et al., 2017). Los datos pueden verse afectados por factores negativos como ruido, valores faltantes, inconsistencias, y sesgo. Por ello, antes de utilizar los datos para entrenar un modelo de IA es necesario una etapa de preprocesamiento, mediante la cual se eliminan todos los factores negativos y asegurar una condición óptima de la información.

El preprocesamiento de datos es una etapa vital en la extracción de conocimiento, cuyo principal objetivo es obtener un conjunto de datos que sea de calidad y útil para la fase de entrenamiento (García et al., 2017). En esta etapa es fundamental el uso de métodos estadísticos, los cuales muchas veces no sólo son útiles si no que invaluable cuando se

trabaja con un proyecto de machine learning. A continuación, se presentan los principales aportes de la estadística al preprocesamiento de datos.

- 1) **Comprensión de datos:** Se utilizan estadísticas resumidas para tener una comprensión tanto de la distribución de las variables como de la relación entre ellas. Se suele utilizar material complementario como cuadros, diagramas y gráficos que ayuden al entendimiento de los datos.
- 2) **Limpieza de datos:** Corresponde al proceso de identificación y reparación de los problemas que pueden presentar los datos como pérdida de valores, errores o sesgo. Los métodos estadísticos se utilizan para detectar valores atípicos que están lejos de una distribución esperada, así como también completar valores faltantes en las observaciones.
- 3) **Selección de datos:** Hace referencia a seleccionar las variables que son relevantes para hacer predicciones, ya que no todas las observaciones o variables son relevantes a la hora de modelar. En ese contexto, los métodos estadísticos permiten identificar aquellas variables relevantes en el resultado, así como también crear muestras representativas más pequeñas a partir de conjuntos grandes.
- 4) **Preparación de datos:** A menudo, los datos no se pueden utilizar directamente para modelar, se requiere de alguna transformación de estructura o de forma para que sean más adecuados para el marco del problema. Un ejemplo típico es la estandarización y normalización de los datos.

La etapa de preprocesamiento asegura la calidad del conjunto de datos. Luego, para facilitar el entrenamiento de los modelos conviene dividir el conjunto de datos en tres; 1) conjunto de entrenamiento, 2) validación, y 3) prueba. Tanto el conjunto de entrenamiento como el de validación se utilizan en el proceso de aprendizaje mientras que el conjunto de prueba se utiliza para verificar la calidad de los resultados, y determinar la precisión del modelo simulando situaciones de la vida real.

A.1 Función de Pérdida y Algoritmo de Optimización

La función de pérdida mide el valor de precisión o que tan cerca se está del valor que se quiere obtener; matemáticamente, es la diferencia entre el valor de salida y el objetivo del modelo. Existen varias funciones de pérdida, cuya utilidad depende del tipo de datos con el que se esté trabajando.

El caso más simple es una regresión. En este caso, la función de pérdida se puede definir como el error cuadrático medio, cuya formulación matemática se presenta a continuación en la ecuación A.1.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - t_i)^2}{n} \quad (A.1)$$

Donde:

- y_i : Valor de salida del modelo
- t_i : Valor objetivo
- n : Número de datos

Existen otras funciones de pérdida típicas como el error absoluto medio, error sesgo promedio, entropía cruzada, etc. Cualquiera de las funciones de pérdida que se quiera utilizar debe ser acorde al tipo de dato (categóricos o numéricos).

Definida la función de pérdida, entendida como una forma de representar el error, el objetivo es minimizarla. Para ello, es necesario un algoritmo de optimización cuya función será variar los parámetros (peso y sesgo en cada nodo) hasta alcanzar el mínimo de pérdida. La variación de los parámetros queda definida según una regla de actualización que incorpora otro hiperparámetro; tasa de aprendizaje η .

En el caso de un modelo lineal, un algoritmo de optimización común para encontrar el mínimo sería el descenso del gradiente estocástico (SGD), cuya regla de actualización se expresa de la siguiente manera (Ketkar, 2017).

$$x_{i+1} = x_i - \eta f'(x_i) \quad (A.2)$$

Donde:

- x_{i+1} : Valor actualizado de la variable independiente.
- $f'(x_i)$: Derivada de la función de pérdida en el punto anterior.
- η : Tasa de aprendizaje.

El valor de la tasa de aprendizaje tiene un gran impacto en la búsqueda de buenas soluciones al problema de optimización y determina qué tan rápido o lento se llega al mínimo de la función de pérdida (Ketkar, 2017). Valores muy altos de la tasa de aprendizaje generan oscilaciones en torno a valores que no son el mínimo (Figura A.3a), mientras que una tasa de aprendizaje baja significa una convergencia lenta (Figura A.3c). Por lo anterior, la tasa de aprendizaje debe ser lo suficientemente baja como para alcanzar el mínimo más cercano en un tiempo razonable y lo suficientemente alta como para alcanzar el mínimo y no oscilar en torno a él (Figura A.3b).

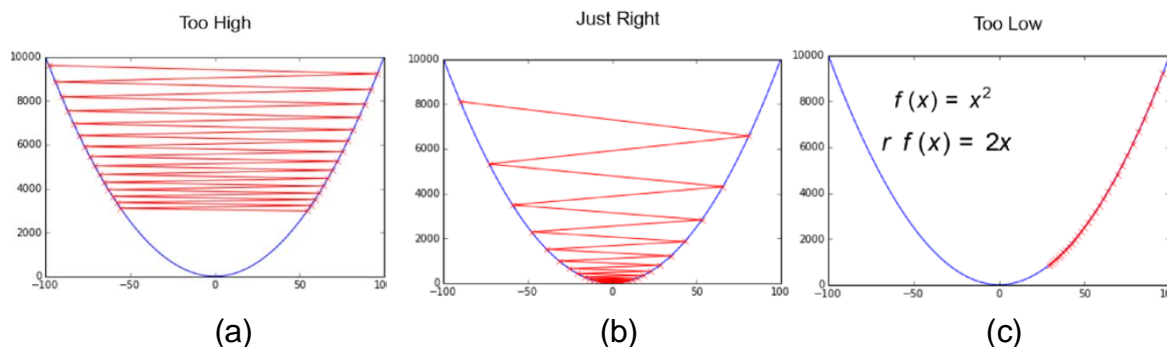


Figura A.3 Efecto de la tasa de aprendizaje en encontrar el mínimo del problema de optimización (Ketkar, 2017).

En el caso de modelos no lineales existen optimizadores más sofisticados que entregan muy buenos resultados como Adam, Adagrad, Adadelta, RMSprop, etc (Ketkar, 2017). La formulación matemática de estos algoritmos viene incluida en librerías abiertas como TensorFlow y su aplicación sólo requiere llamar el método de optimización que se desea ocupar.

Finalmente, un aspecto importante es saber cuándo detener el proceso de optimización; para ello se pueden definir dos reglas generales. La primera, es detener la optimización cuando la función de pérdida sea lo suficientemente baja con respecto a una tolerancia, y la segunda, es detener el proceso cuando se detecte sobreajuste en el modelo (ver Sección A.4).

A.2 Función de Activación

Una función de activación se puede reconocer como una no-linealidad, función limitadora o umbral, tal que modifica el valor resultado o impone un límite que se debe sobrepasar para proseguir a otra neurona. De esta manera, la función de activación transmite la información generada por la combinación lineal de los pesos y las entradas.

Si no existiese la función de activación, como representación de una no-linealidad al transmitir la información, tampoco existirían las redes neuronales profundas. Lo anterior ocurre ya que no importa el número de combinaciones lineales, siempre se pueden reducir a una, y por lo tanto la red neuronal profunda se reduce a un modelo de regresión lineal simple cuya capacidad predictiva es limitada. Un aspecto relevante de las funciones de activación es que deben ser diferenciables, de esta manera se puede implementar la propagación hacia atrás con el objetivo de calcular los errores o pérdidas de los pesos para optimizarlos utilizando la técnica del descenso del gradiente o cualquier otro algoritmo de actualización (Sharma et al., 2020).

Una función de activación es una transformación escalar-escalar, que devuelve una salida a partir de un valor de entrada, por tanto, es una función que transmite la información generada por la combinación lineal de los pesos y los valores de entrada, es decir, son las maneras de transmitir la información para las conexiones de salida. A modo de ejemplo, una función de activación identidad transmite toda la información sin modificaciones, en cambio una función de activación rectificadora ReLU sólo dejará pasar las combinaciones de valores mayores a cero, dicho de otra manera, se desactivan aquellas neuronas cuya combinación de pesos y valores sean menores a cero (Sharma et al., 2020).

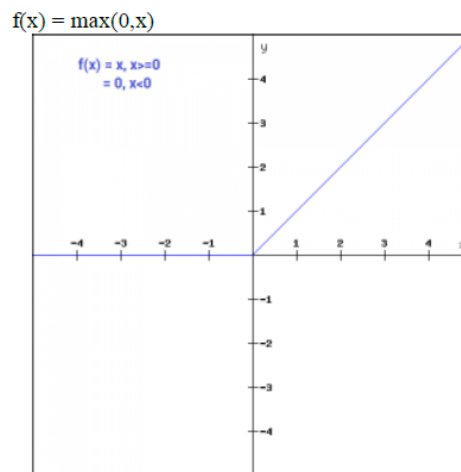

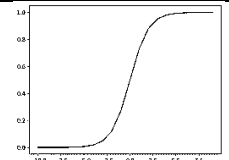
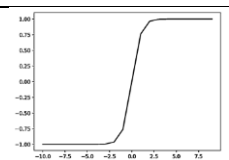
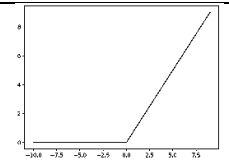


Figura A.4 Gráfico función de activación ReLU (Sharma et al., 2020).

En la siguiente tabla se presenta un resumen de las funciones de activación más comunes en las ciencias de datos.

Tabla A.1 Funciones de activación para redes neuronales.

Nombre	Fórmula	Derivada	Rango	Gráfico
Identidad	$iden(a) = a$	$\frac{\partial iden}{\partial a}(a) = 1$	$[-\infty, \infty]$	
Sigmoide (Función logística)	$\sigma(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}}$	$\frac{\partial \sigma(a)}{\partial a} = \sigma(a)(1 - \sigma(a))$	$[0, 1]$	
TanH (Tangente Hiperbólica)	$TanH(a) = \frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}}$	$\frac{\partial TanH(a)}{\partial a} = \frac{4}{(e^a + e^{-a})^2}$	$[-1, 1]$	
ReLU (Unidad Lineal Rectificada)	$relu(a) = \max(0, a)$	$\frac{\partial relu(a)}{\partial a} = \begin{cases} 0 & \text{si } a \leq 0 \\ 1 & \text{si } a > 0 \end{cases}$	$[0, \infty]$	
Softmax	$\sigma_i(\mathbf{a}) = \frac{e^{a_i}}{\sum_j e^{a_j}}$	$\frac{\partial \sigma_i(a)}{\partial a_j} = \sigma_i(a) \left(\delta_{ij} - \sigma_j(a) \right)$ $\delta_{ij} = 1$ si $i = j$ 0 en otro caso	$[0, 1]$	-

A.3 Inicializadores

Los inicializadores hacen referencia al punto de partida de los pesos y los sesgos del modelo de red neuronal. Dichos valores iniciales influyen en la capacidad del algoritmo de converger, puede ser que algunos puntos iniciales sean tan inestables que el algoritmo encuentra dificultades numéricas y falla por completo (Goodfellow et al., 2016).

Históricamente, la inicialización sigue heurísticas simples como valores aleatorios pequeños en el rango $[0, 1]$ o $[-1, 1]$. Sin embargo, se han desarrollado enfoques más personalizados durante la última década que se han convertido en el estándar, dado que pueden resultar en un proceso de optimización más efectivo. El enfoque actual, para la inicialización de los pesos de las capas de una red neuronal que utilizan funciones de

activación sigmoïdal o tangente hiperbólica, se denomina “inicialización Glorot o Xavier” (Glorot & Bengio, 2010).

Existen dos versiones del método de inicialización Xavier: 1) Inicialización Xavier uniforme, y 2) Inicialización Xavier normal. El método de inicialización Xavier uniforme extrae cada peso de una distribución uniforme con una media cero y una desviación estándar de $\sigma = \sqrt{2/(n + m)}$, donde n es el número de entradas a la capa y m es el número de salidas de la capa. El método Xavier normalizado extrae cada peso de la red de una distribución uniforme delimitada entre $\pm \sqrt{6/(n + m)}$.

A.4 Subajuste y Sobreajuste

Los datos en el mundo real nunca serán limpios y perfectos, siempre tendrán partes extrañas, faltantes o desequilibradas, a las cuales técnicamente se les denomina ruido. Al construir un modelo de IA el objetivo es que el modelo capture la lógica subyacente de los datos, pero no el ruido. Por lo anterior, siempre es importante lograr un buen ajuste de los modelos.

El nivel de ajuste de un modelo se puede explicar viendo la Figura A.5. En cada gráfico los puntos azules representan los datos reales, mientras que la línea punteada es la predicción del modelo. Un modelo subajustado (Figura A.5a) no captura bien la tendencia de los datos de entrenamiento y su rendimiento es deficiente. Un modelo con un ajuste apropiado luce como el gráfico de la Figura A.5b, se observa que el modelo capta la tendencia general de los datos aproximándose suficientemente bien a la mayoría de ellos y, por tanto, se puede generalizar y obtener buenas predicciones al evaluar nuevas variables de entrada. Un modelo sobreajustado (Figura A.5c) aprende los detalles y el ruido en el conjunto de datos de entrenamiento, es decir, el modelo recoge y aprende de las fluctuaciones aleatorias en el conjunto de datos de entrenamiento (García et al., 2017; Tripathi, 2020). En este caso el modelo es extremadamente bueno con los datos de entrenamiento, logrando un ajuste casi perfecto a cada uno de ellos, sin embargo, pierde capacidad predictiva al ser aplicado a un conjunto de datos diferente al de entrenamiento.

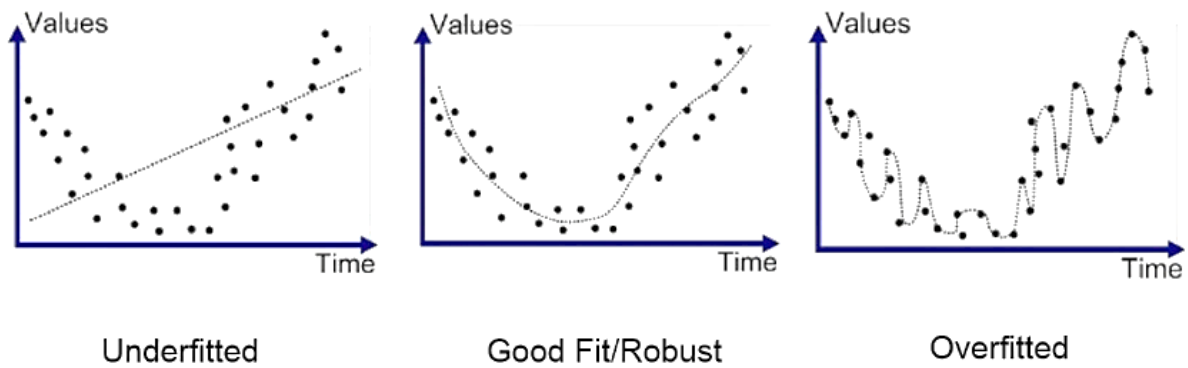


Figura A.5: Representación de un modelo sub-ajustado, bien ajustado y sobre-ajustado (Hoffman, 2020).

El nivel de ajuste es determinante en la capacidad predictiva que tendrá el modelo al ser aplicado a casos reales. Para controlar el nivel de ajuste se hacen pruebas durante el proceso de entrenamiento del modelo, las cuales miden la precisión de las predicciones cuando se aplica a los diferentes conjuntos de datos. Si la precisión obtenida sobre el conjunto de datos de entrenamiento es mayor que aquella obtenida en el conjunto de datos de validación, es posible que el modelo esté sobreajustado. Por el contrario, si el porcentaje de precisión del modelo es mayor en el conjunto de datos de validación, es probable que esté desajustado (Tripathi, 2020).

Una técnica sencilla para medir el nivel de ajuste es graficar la función de pérdida para el conjunto de datos de entrenamiento y de validación, tal como se muestra en la Figura A.6. Se observa, que a medida que aumenta el número de iteraciones disminuye la función de pérdida, tanto para los datos de validación como de entrenamiento. Existe un punto donde la pérdida de validación comienza a aumentar, a pesar de que la pérdida de entrenamiento sigue bajando, en ese punto el modelo ha comenzado a sobreajustar y se debe detener el entrenamiento.

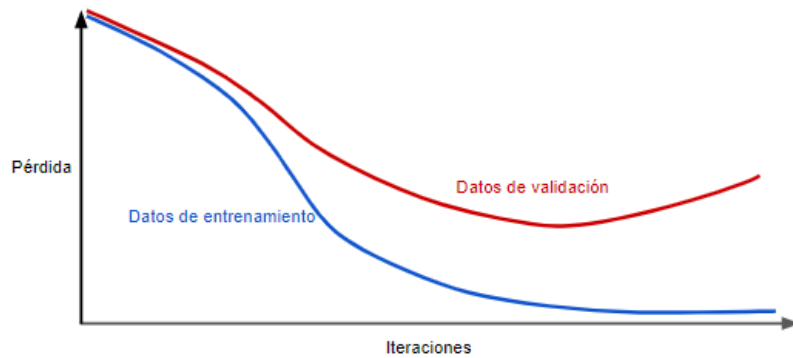


Figura A.6 Función de pérdida para datos de entrenamiento y de validación.

A.5 TensorFlow 2.0

TensorFlow es una biblioteca de software gratuita, y plataforma de código abierto, que facilita tanto la creación, como implementación de modelos de aprendizaje automático (AA). Fue desarrollado por el equipo de Google Brain para uso interno de Google, pero en 2015 fue lanzado al público en general. Desde ahí, se ha convertido en una de las principales bibliotecas de código abierto para inteligencia artificial, posicionándose como la herramienta líder del aprendizaje profundo en el mundo (tensorflow.org, 2021).

TensorFlow 2.0 es la nueva versión lanzada en 2019, la que incluye cambios que simplifican la programación, así como mejoras significativas en el rendimiento de la GPU. Además, proporciona un ecosistema completo para ayudar a resolver problemas complejos referentes al aprendizaje automático.

Lo anterior, sumado a la gran comunidad y cantidad de recursos disponibles, lo convierten en una herramienta ideal para el presente trabajo de investigación; enfocado a analizar una gran cantidad de datos provenientes de modelos numéricos. Se puede descargar el paquete de instalación de TensorFlow 2.0 directamente desde la página web del programa, el que es compatible con las versiones de Python 3.5 a 3.8.

ANEXO B: Selección de Parámetros Modelos Cinemáticos

En la Tabla 4.1 se presentó una serie de parámetros a partir de los cuales se generan los diferentes modelos cinemáticos para extraer la información que alimenta los modelos de inteligencia artificial. Dichos parámetros fueron seleccionados según los siguientes criterios:

- 1) Máximo asentamiento en superficie S : Se selecciona un rango de valores desde 0 kPa a 300 kPa, lo que es representativo de situaciones donde no se tiene nada en superficie, hasta el caso donde se tiene un edificio de hormigón de 30 pisos.
- 2) Módulo de deformación del suelo E : Se abarca un rango que va desde los 10 MPa hasta los 500 MPa, lo que es representativo de suelos con muy baja rigidez, como una arcilla blanda, hasta suelos muy rígidos como grava rígida o roca blanda.
- 3) Cohesión c : Se seleccionan valores desde los 10 kPa a los 100 kPa que es el rango típico que se puede encontrar en los diferentes tipos de suelo según la siguiente tabla.

Tabla B.2 Valores típicos de cohesión efectiva (Look, 2014).

Type	Soil description/state	Effective cohesion (kPa)
Cohesive	Soft – organic	5–10
	Soft – non organic	10–20
	Stiff	20–50
	Hard	50–100

- 4) Radio R : Se consideran radios de túnel desde los 2 m a los 6.5 m con el objetivo de abarcar un amplio rango de casos de estudio. Los túneles del metro de Santiago suelen tener radios entre los 4 m y 5 m.
- 5) Coeficiente de desconfiamiento por efecto de arco β : Se considera un valor constante de 0.4, según lo sugerido en el “*Plaxis Reference Manual*”.
- 6) Profundidad al centro de túnel H : Los valores van desde los 10 a los 35 m de profundidad, lo anterior considerando que actualmente el túnel más profundo del metro de Santiago está a 33 metros bajo el nivel de superficie.

- 7) Ángulo de fricción ϕ : El rango de valores va desde los 28° a los 42° que son los valores usuales para los diferentes tipos de suelos.

Tabla B.3 Valores típicos ángulo de fricción interna (Look, 2014).

Type	Description/state	Friction angle (degrees)
Cohesionless	Soft sedimentary (chalk, shale, siltstone, coal)	30–40
Compacted	Hard sedimentary (conglomerate, sandstone)	35–45
Broken rock	Metamorphic	35–45
	Igneous	40–50
Cohesionless Gravels	Very loose/loose	30–34
	Medium dense	34–39
	Dense	39–44
	Very dense	44–49
Cohesionless Sands	Very loose/loose	27–32
	Medium dense	32–37
	Dense	37–42
	Very dense	42–47
Cohesionless Sands	Loose	
	Uniformly graded	27–30
	Well graded	30–32
	Dense	
	Uniformly graded	37–40
	Well graded	40–42

- 8) Peso unitario γ : Se escoge un valor fijo de 19 kN/m^3 considerando un promedio de peso unitarios para diferentes tipos de suelo según la siguiente tabla.

Tabla B.4 Valores típicos de peso unitario γ (Budhu, 2010).

Soil type	$\gamma_{sat} \text{ (kN/m}^3\text{)}$	$\gamma_d \text{ (kN/m}^3\text{)}$
Gravel	20–22	15–17
Sand	18–20	13–16
Silt	18–20	14–18
Clay	16–22	14–21

- 9) Altura de los estratos de suelos Alt : Los valores van desde los 50 m hasta los 100 m, dichos valores se han establecido considerando que, para efectos ingenieriles, velocidades de ondas de corte superiores a los 1000 m/s clasifica como roca. Según Saez et al., 2016, la velocidad de onda de corte en suelo de Santiago se

puede estimar según $V_s = 700 + 50\sqrt{z}$ m/s, con lo cual a una profundidad de 100 m se tiene $V_s = 1200$ m/s.

- 10) Coeficiente de empuje horizontal K_0 : El rango de valores va desde los 0.4 a los 0.9, lo que es representativo de los valores que es posible encontrar en una arcilla normalmente consolidada, hasta los valores de K_0 que se encuentran en la grava de Santiago (Ortigosa, 2009).
- 11) Coeficiente de Poisson del suelo ν_s : Se toma un valor promedio de 0.3 considerando los valores típicos del módulo de Poisson para los diferentes tipos de suelo según la siguiente tabla.

Tabla B.5 Valores típicos del módulo de Poisson (Budhu, 2010).

Soil type	Description	ν'
Clay	Soft	0.35–0.4
	Medium	0.3–0.35
	Stiff	0.2–0.3
Sand	Loose	0.15–0.25
	Medium	0.25–0.3
	Dense	0.25–0.35

- 12) Espesor del revestimiento t : Abarca el rango desde los 0.15 m a los 0.45 m, considerando que el espesor del revestimiento usual en el metro de Santiago está entre los 0.25 m y los 0.4 m.
- 13) Resistencia a la compresión simple del hormigón f'_c : Se considera un hormigón G30, ligeramente superior al hormigón G25 utilizado en la construcción de la línea 3 del metro de Santiago según Layera (2018).
- 14) Coeficiente de Poisson del revestimiento ν_l : Se considera un valor constante de 0.2, que es el valor típico que suele observarse en este tipo de material.
- 15) Desplazamiento cinemático en superficie: Los valores van desde los 0.002 m a los 0.2 m. Para seleccionar estos valores se considera lo estipulado en el manual de carreteras, así como también el trabajo de Orellana (2019), quién realizó una serie de análisis en el programa DeepSoil llegando a valores máximos de desplazamiento en superficie de 0.23 m. Si se considera la Figura B.7 y una altura de estrato de 100 m, el máximo desplazamiento en superficie que se obtiene es del orden de 0.2 m.

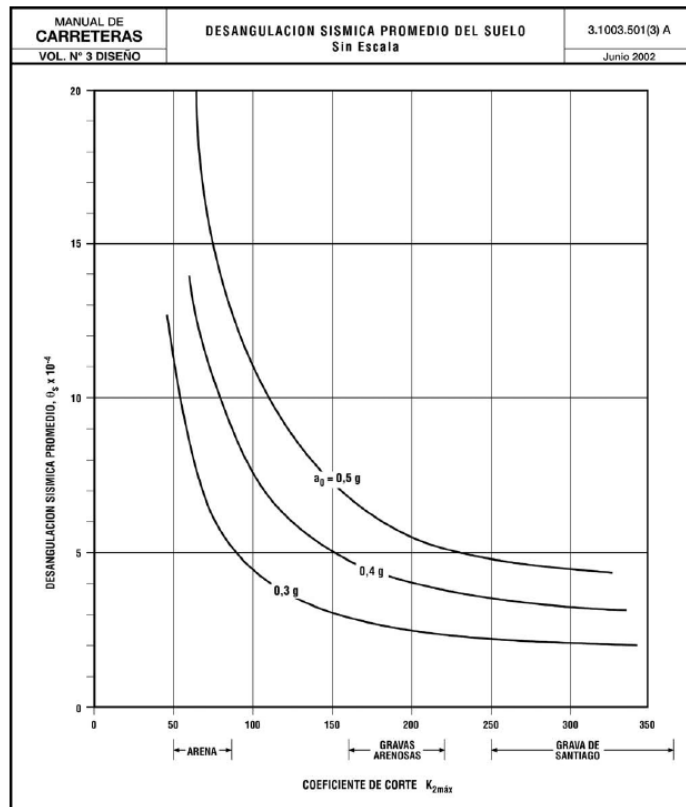


Figura B.7 Desangulación sísmica del suelo, Manual de carreteras, vol 3, 2020.

ANEXO C: Parámetros HS-Small Para Diferentes Tipos de Suelos de la Norma Chilena.

En esta sección se presenta la justificación de la selección de los parámetros del modelo Hardening Soil Small para cada tipo de suelo (A, B, C, D y E de la normativa Chilena), que fueron utilizados para obtener las curvas de fragilidad.

La selección de los parámetros se ha hecho de manera general, asegurando la restricción de V_{s30} para cada uno de los tipos de suelo. Para contextualizar los parámetros se ha tomado como base los dos tipos principales de suelos que es posible encontrar en la ciudad de Santiago; 1) La grava de Santiago, y 2) Los suelos finos del norte, que son dos suelos que han sido estudiados y sus parámetros han sido calibrados en estudios anteriores. Salas et al., (2019) realizaron un análisis dinámico de una excavación profunda contenida mediante pilotes en la grava de Santiago, donde el modelo constitutivo que utilizaron fue HS-Small. La caracterización geotécnica la realizaron mediante métodos geofísicos activos y pasivos (MASW y ESPAC), además de ensayos triaxiales drenados monótonos (CID) a diferentes confinamientos sobre muestras remoldeadas del material extraído. Luego, mediante PLAXIS 2D y la herramienta *SoilTest* simularon los ensayos efectuados en laboratorio buscando el mejor ajuste entre las curvas de esfuerzo-deformación y curvas de degradación reales con las modeladas. Con este procedimiento calibran las propiedades de la primera y segunda depositación de la grava de Santiago que se presenta en la Figura C.8

A partir de esta información se seleccionan los parámetros presentados en la Tabla 4.4, donde el V_{s30} que se ha calculado es de 707 m/s, aproximadamente el promedio de los posibles valores de V_{s30} para clasificar como suelo tipo B según el Decreto Supremo 61.

Parámetros	Unidad	Estratos de suelo	
		Primera depositación	Segunda depositación
γ'	kN/m ³	22.5	22.0
c'	kN/m ²	35.0	15.0
ϕ'	°	45.0	45.0
ψ	°	15.0	10.0
m	-	0.51	0.55
E_{50}^{ref}	MN/m ²	275.0	80.0
E_{oed}^{ref}	MN/m ²	190.0	130.0
E_{ur}	MN/m ²	900.0	350.0
G_{max}	MN/m ²	750.0	400.0
$\gamma_{0.7}$	-	0.0011	0.0008
ν_{ur}	-	0.2	0.3
K_0^{nc}	-	0.43	0.65

Figura C.8 Propiedades de la primera y segunda depositación de la grava de Santiago para un modelo constitutivo HS-Small según Salas et al., (2019).

Aravena (2020) en su trabajo de pregrado analiza el comportamiento sísmico de entibaciones en suelos finos del sector oriente de Santiago. Para ello, considera estudios previos realizados en este tipo de suelo; Luque & Mahave (1959); Poblete (2004); Sfriso (2004) y estudios de la línea 3 del metro de Santiago (2011). A partir de estos estudios, además de resultados obtenidos del ensayo de placa de carga cíclico, obtiene los siguientes parámetros HS-Small para los suelos finos de Santiago.

Parámetro	Valor	Unidad
c	30	kN/m^2
ϕ	28	$^\circ$
ψ	0	$^\circ$
E_{50}^{ref}	20.000	kN/m^2
E_{oed}^{ref}	20.000	kN/m^2
E_{ur}^{ref}	150.000	kN/m^2
m	1	-
ν_{ur}	0.3	-
p^{ref}	100	kN/m^2
K_0^{NC}	0.55	-
R_f	0.9	-
G_0^{ref}	140.000	kN/m^2
$\gamma_{0.7}$	0.1×10^{-3}	-
POP	0	kN/m^2

Figura C.9 Propiedades de los suelos finos del oriente de Santiago para un modelo constitutivo HS-Small Según Aravena (2020).

A partir de esta referencia se seleccionan los parámetros presentados en la Tabla 4.4, con una velocidad de ondas de corte V_{s30} de 285 m/s, clasificando como suelo tipo D. Es importante mencionar que $\gamma_{0.7}$ se obtiene de las curvas de degradación teóricas propuestas por Vucetic & Dobry (1991) para un suelo fino con un índice de plasticidad de 10%.

A partir de estos parámetros referenciados, según la experiencia nacional, para los suelos tipo B y D, se establecen el resto de los parámetros para los suelos A, C y E. Para determinar los parámetros de rigidez se procede como sigue.

Suponer que se quiere establecer los valores para un suelo Tipo C, luego se sabe que el criterio que se debe cumplir es que la velocidad de ondas de corte en los 30 primeros metros en superficie V_{s30} debe estar entre 350 m/s y 500 m/s, suponer que $V_{s30} = 400$ m/s. Con este valor y con la densidad del suelo se puede determinar el módulo de rigidez al corte para pequeñas deformaciones $G_0 = 326 \text{ MPa}$, así también se puede calcular un módulo de deformación a pequeñas deformaciones $E_0 = 783 \text{ MPa}$, pero estos valores sólo son válidos a muy pequeñas deformaciones (del orden de $1 \cdot 10^{-5}$), los valores de rigidez cuando se ha alcanzado deformaciones de $1 \cdot 10^{-2}$ son del orden del 10% de los valores de rigidez a pequeñas deformaciones. A partir de lo anterior, E_{50} se puede

establecer un valor de 80 MPa (aproximadamente 10% del módulo de rigidez a pequeñas deformaciones), E_{oed} se considera en el rango 0.8 a 1 veces E_{50} , mientras que E_{ur} se considera como 3 veces E_{50} . Según lo expuesto anteriormente, se tienen los parámetros de rigidez presentados en la tabla 5.4

Los parámetros de resistencia; ángulo de fricción interna ϕ , cohesión c y ángulo de dilatancia Ψ se definen acorde a los tipos de suelos que clasificarían como tipo C (Posiblemente una arena densa), sus valores tienen que estar entre los valores del suelo tipo D y el tipo B. Finalmente, el parámetro $\gamma_{0.7}$ para suelo tipo C se obtiene a partir de las curvas de degradación teóricas propuestas por Seed & Idris (1970) para arenas.

Utilizando el mismo procedimiento se definen los parámetros para los suelos tipo A y E que se presentan en las Tablas 9.4 y 9.8. La única consideración adicional, es que el parámetro $\gamma_{0.7}$ para suelo tipo A se define a partir de las curvas de degradación teóricas propuestas por Rollings (1998), mientras que para suelo tipo E se utilizan las curvas de Vucetic & Dobry (1991) para un suelo con un índice de plasticidad del 50%.

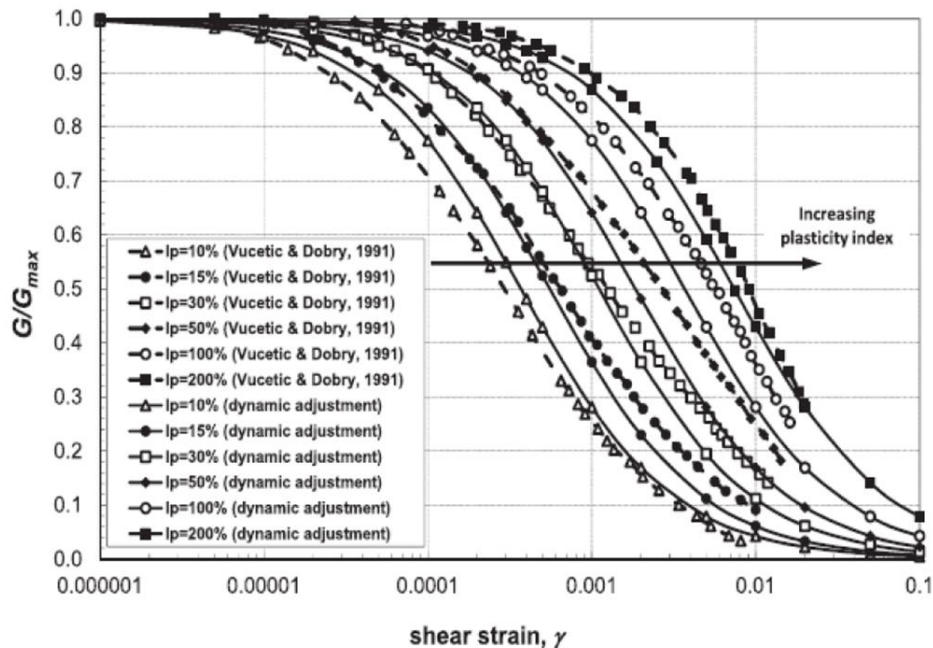


Figura C.10 Curvas de degradación de rigidez en función del índice de plasticidad (Vardanega & Bolton, 2013)

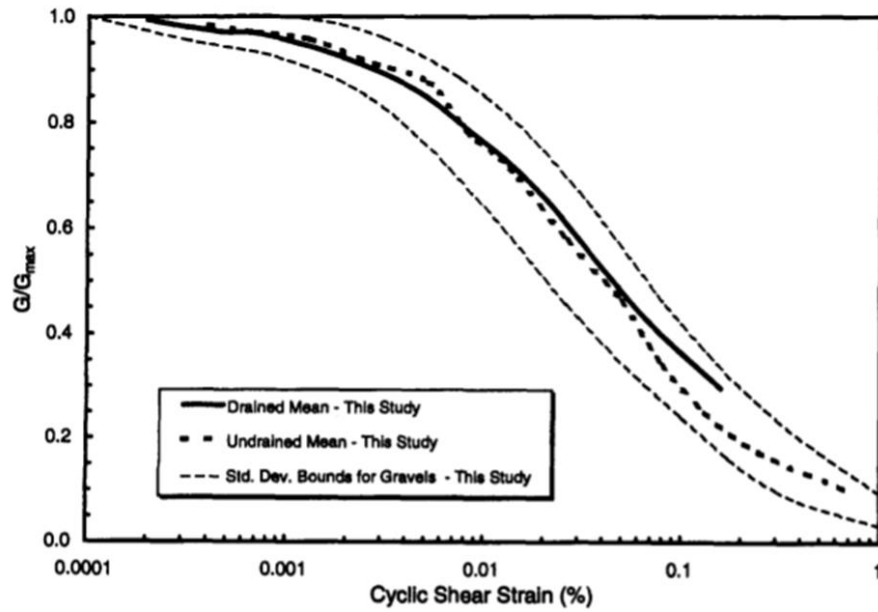


Figura C.11 Curvas de degradación de la rigidez para gravas (Rollings, 1998).

Finalmente, se ha calculado los coeficientes de amortiguamiento de Rayleigh aplicando un 0.5% de amortiguamiento para la frecuencia del primer modo fundamental (f_1), así también un 5% de amortiguamiento para una frecuencia 10 veces mayor a la frecuencia fundamental ($f_2 = 10 \cdot f_1$). A partir de esto se ha calculado el valor de los coeficientes de Rayleigh α y β , según las siguientes expresiones.

$$[C] = \alpha[M] + \beta[K] \tag{C.3}$$

$$\alpha = \frac{4\pi\epsilon f_1 f_2}{f_1 + f_2} \tag{C.4}$$

$$\beta = \frac{\epsilon}{\pi(f_1 + f_2)} \tag{C.5}$$

$$f_1 = \frac{V_s}{4H} \tag{C.6}$$

Donde:

- ϵ : Nivel de amortiguamiento considerado
- V_s : Velocidad de onda de corte del estrato
- H : Altura del estrato

ANEXO D: Parámetros de Entrada para Evaluación de Desempeño de Redes

Neuronales

En esta sección se presentan los valores de los parámetros utilizados en la sección de resultados para testear el desempeño de las redes neuronales. Son alrededor de 92 datos de prueba que se presentan en formato de gráficos.

D.1 Datos de Prueba para Asentamientos

Se consideran nueve parámetros de entrada:

- E : Módulo de deformación del suelo
- c : Cohesión del suelo
- ϕ : Ángulo de fricción interna del suelo
- t : Espesor del revestimiento
- R : Radio del túnel
- H : Profundidad desde la superficie al centro del túnel
- ALt : Altura del estrato
- S : Sobrecarga en superficie
- K_0 : Coeficiente de empuje horizontal en reposo

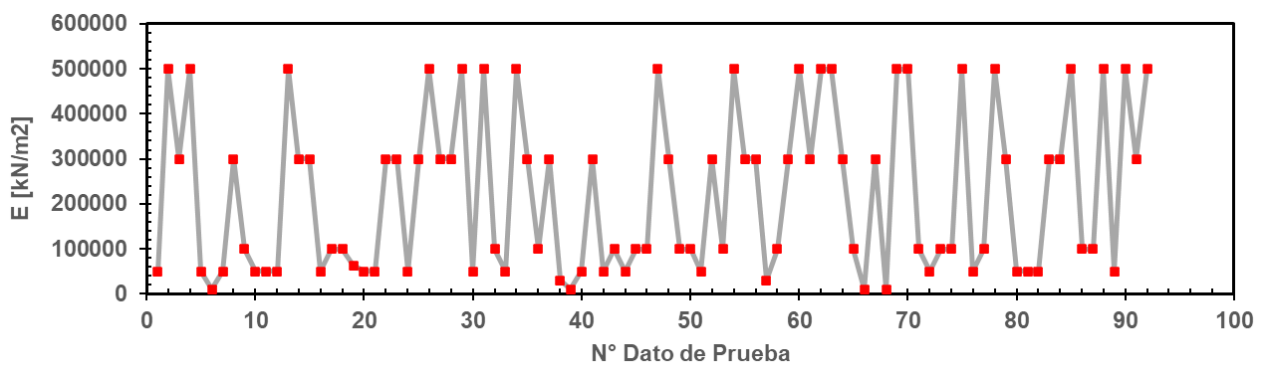


Figura D.12 Datos de prueba de módulo de deformación para estimar los asentamientos.

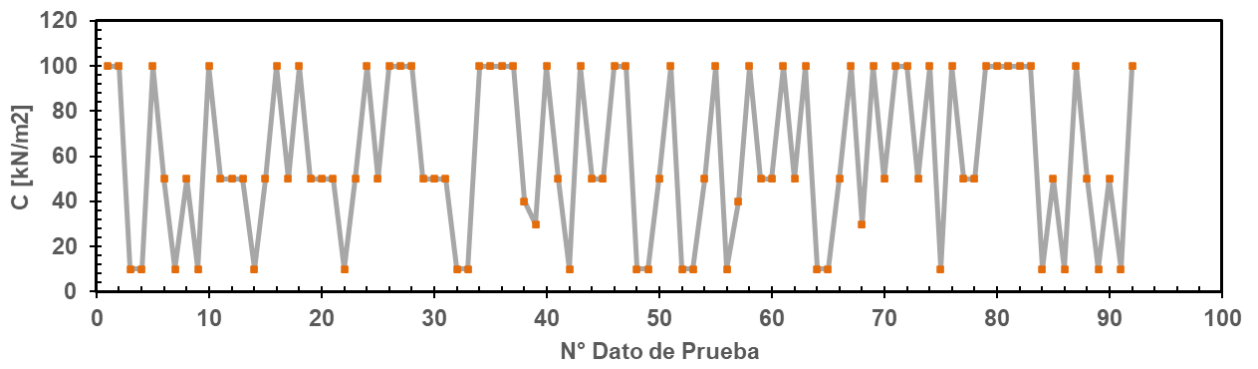


Figura D.13 Datos de prueba de cohesión para estimar los asentamientos.

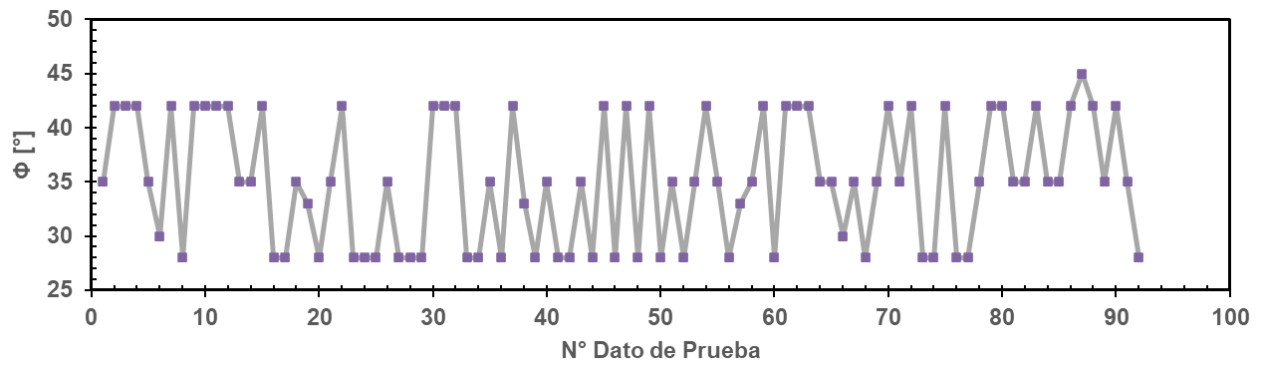


Figura D.14 Datos de prueba de ángulo de fricción para estimar los asentamientos.

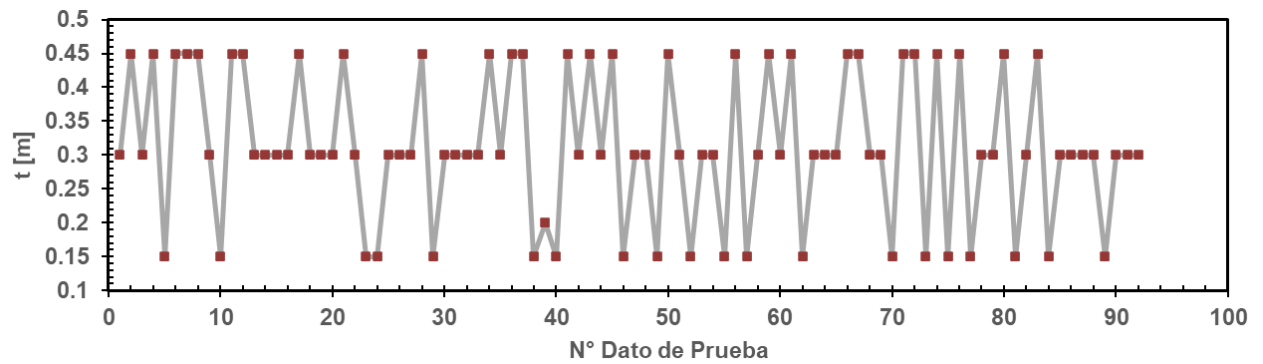


Figura D.15 Datos de prueba de espesor revestimiento para estimar los asentamientos.

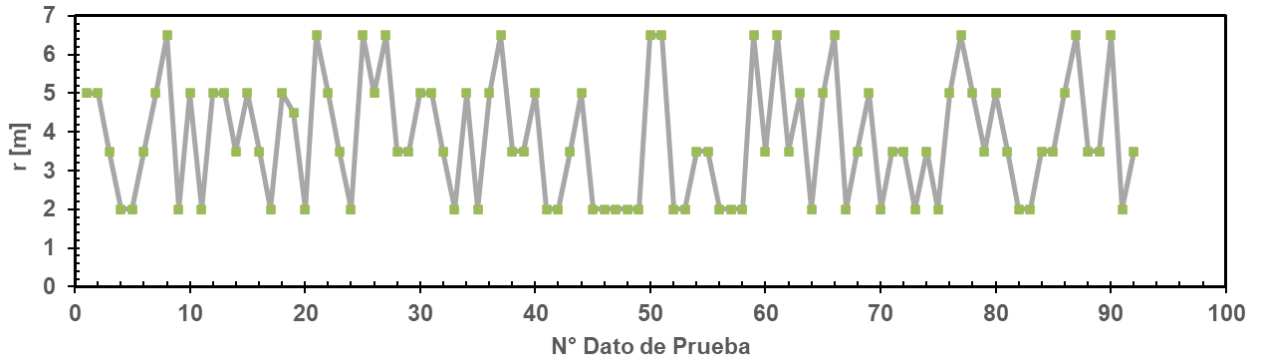


Figura D.16 Datos de prueba de radio del túnel para estimar los asentamientos.

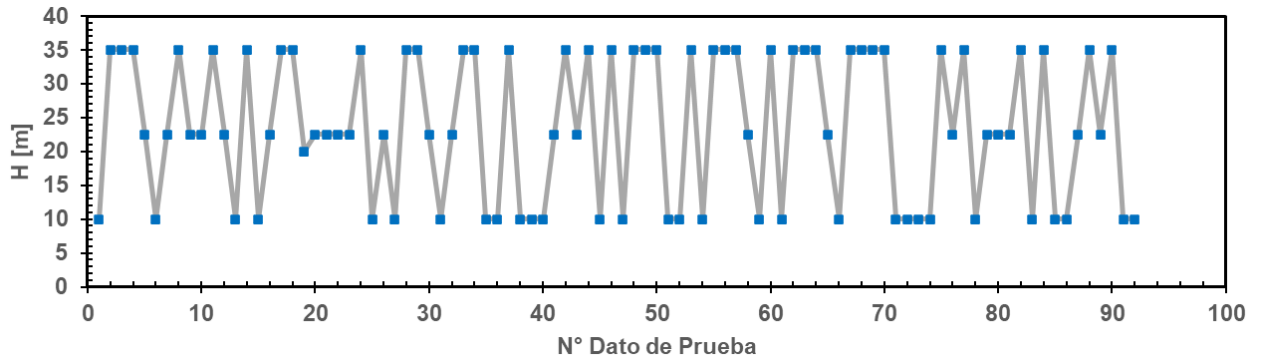


Figura D.17 Datos de prueba de profundidad para estimar los asentamientos.

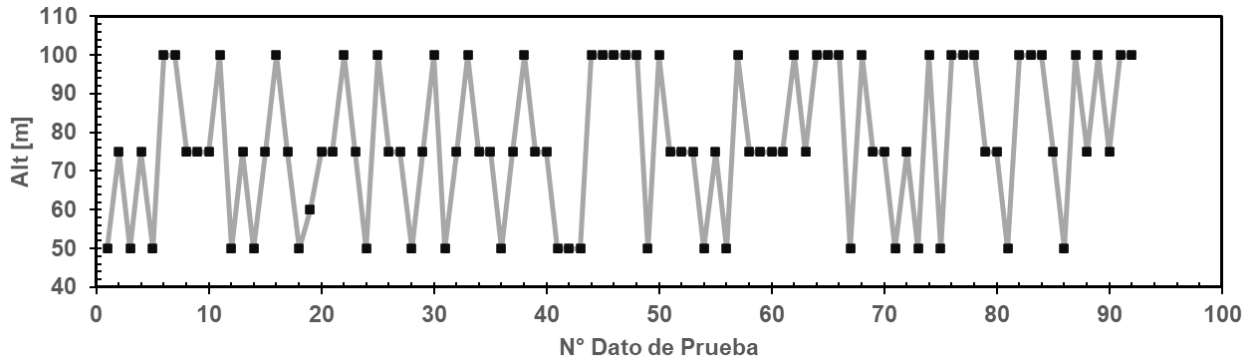


Figura D.18 Datos de prueba de altura del estrato para estimar los asentamientos.

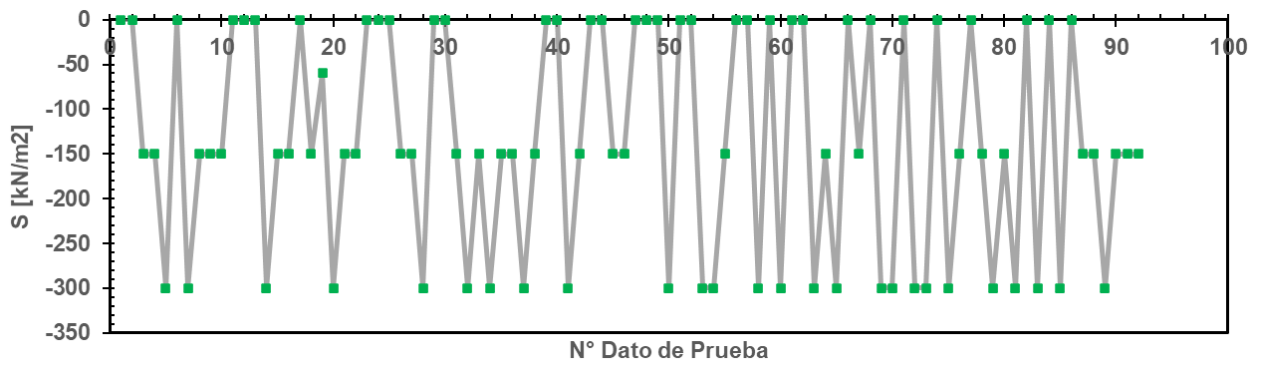


Figura D.19 Datos de prueba de sobrecarga superficial para estimar los asentamientos.

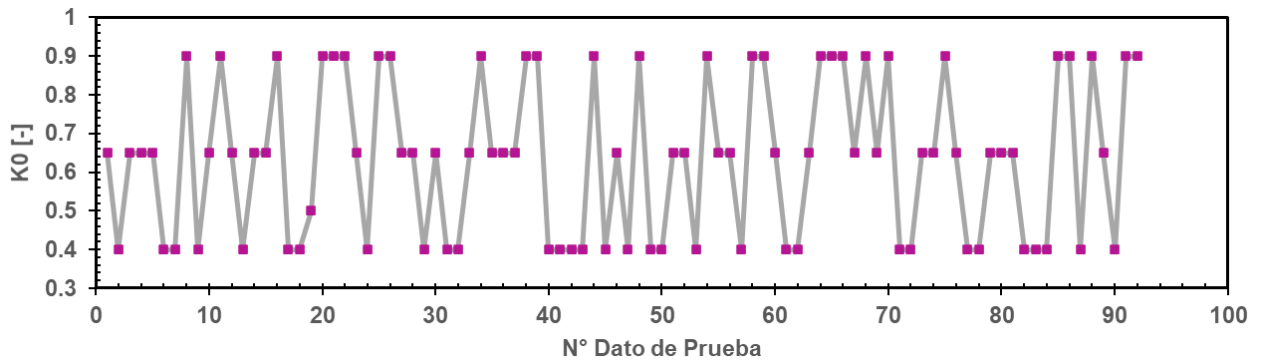


Figura D.20 Datos de prueba de coeficiente de empuje horizontal para estimar los asentamientos.

D.2 Datos de Prueba para Respuesta Sísmica

Dado que el conjunto de datos para evaluar la respuesta sísmica es diferente al de asentamientos los valores de prueba son distintos, además se agrega la variable de desplazamiento cinemático en el contorno.

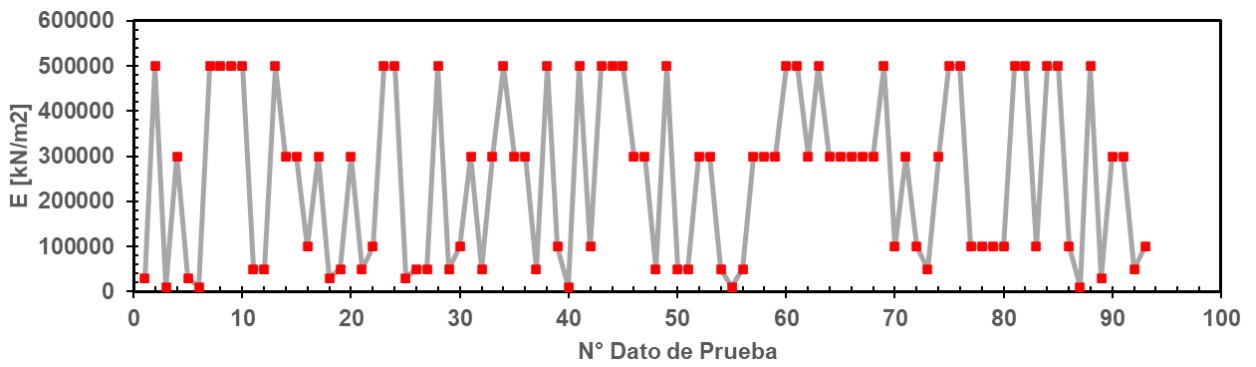


Figura D.21 Datos de prueba de módulo de deformación para estimar la respuesta sísmica.

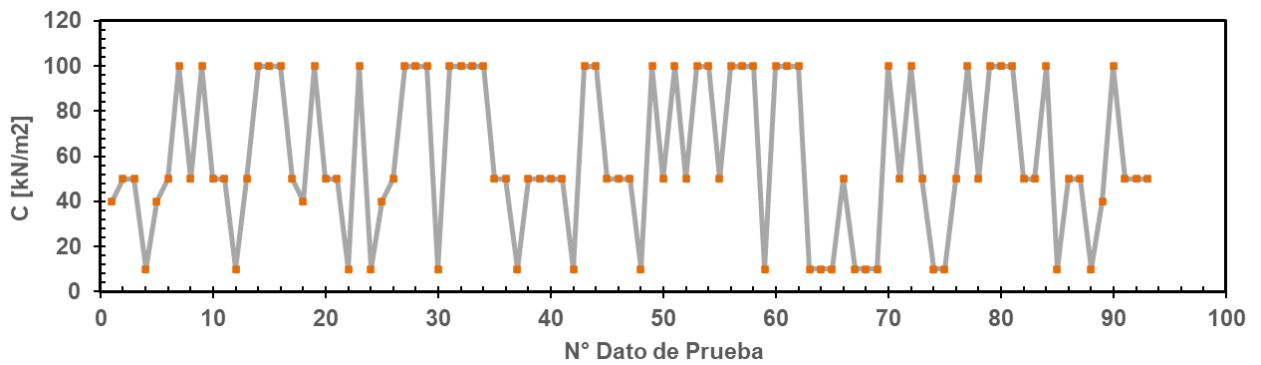


Figura D.22 Datos de prueba de cohesión para estimar la respuesta sísmica.

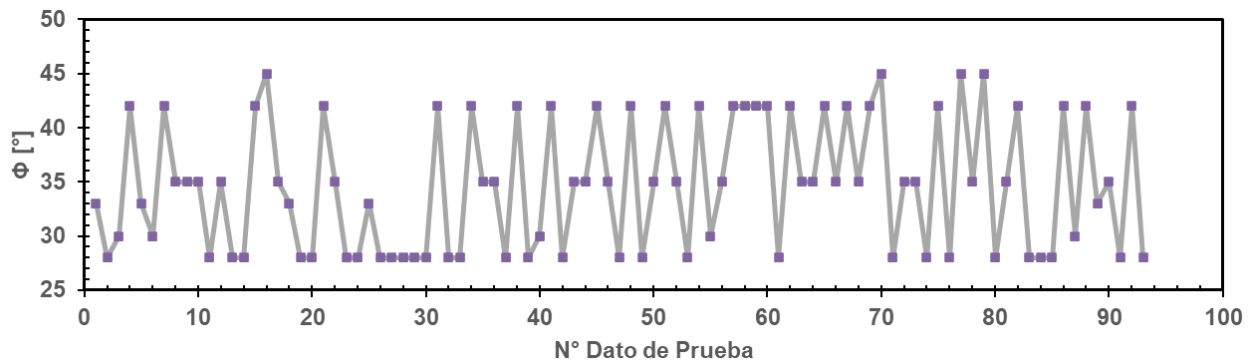


Figura D.23 Datos de prueba de ángulo de fricción para estimar la respuesta sísmica.

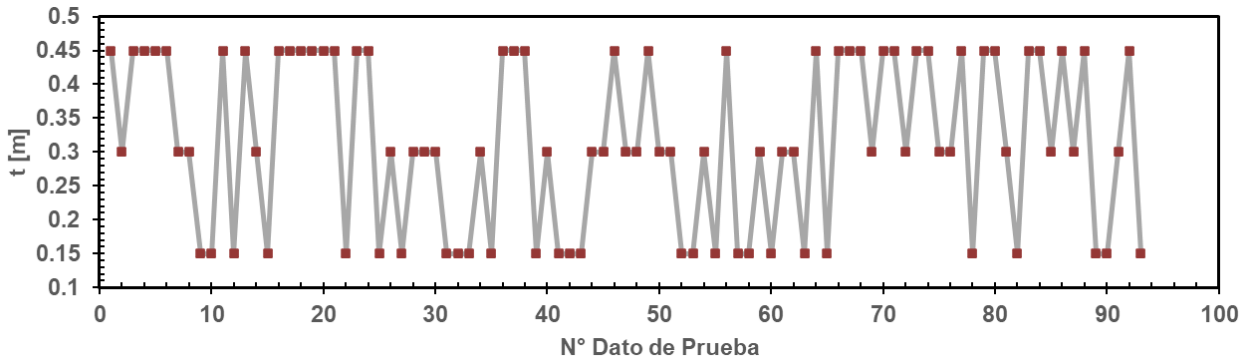


Figura D.24 Datos de prueba de espesor del revestimiento para estimar la respuesta sísmica.

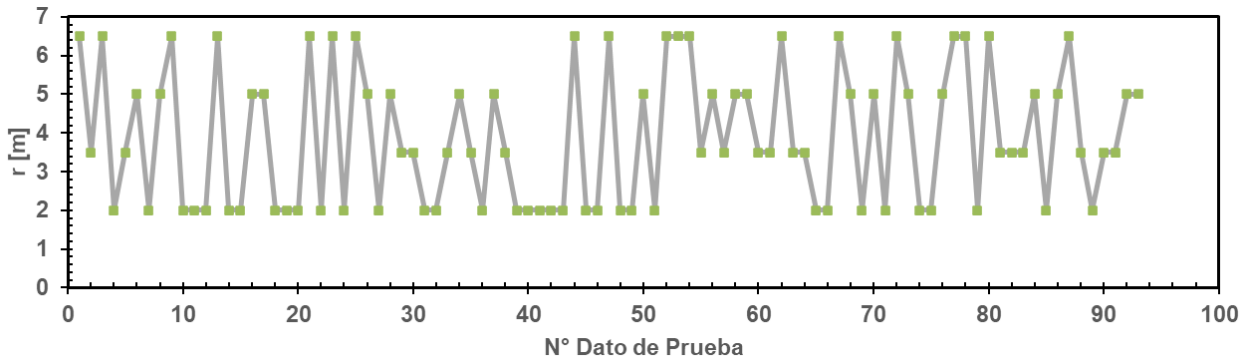


Figura D.25 Datos de prueba de radio del túnel para estimar la respuesta sísmica.

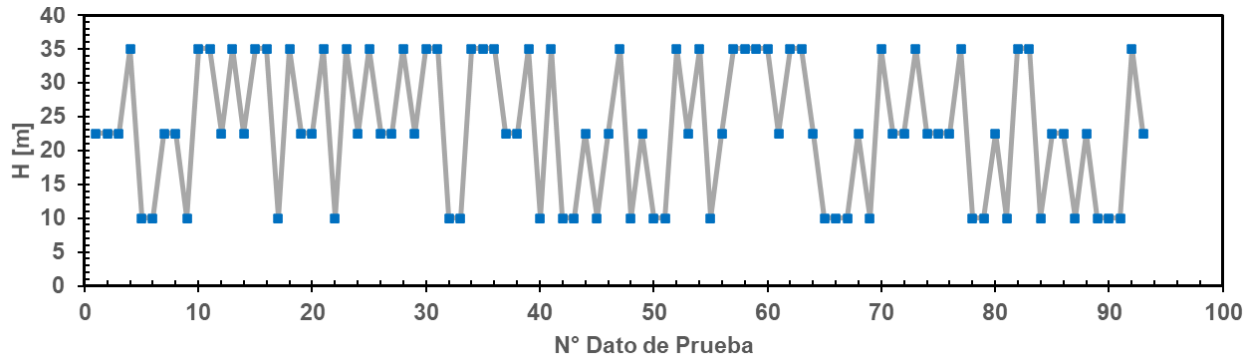


Figura D.26 Datos de prueba de profundidad al centro del túnel para estimar la respuesta sísmica.

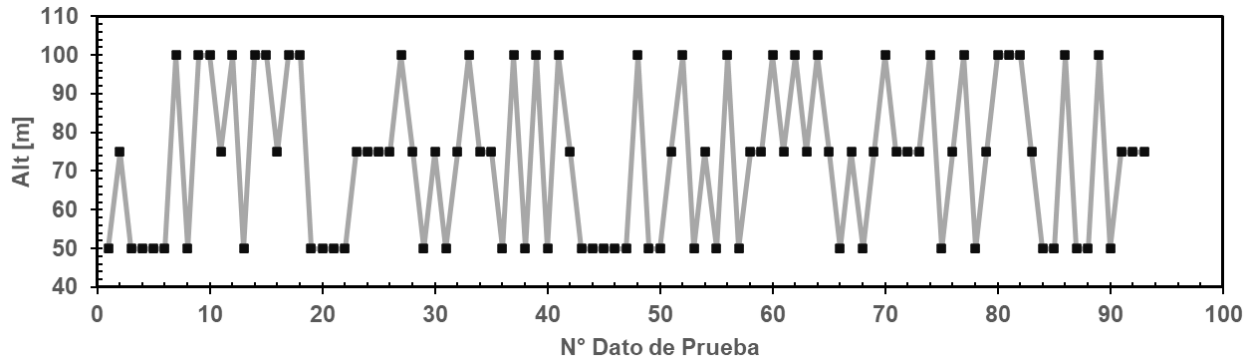


Figura D.27 Datos de prueba de altura del estrato para estimar la respuesta sísmica.

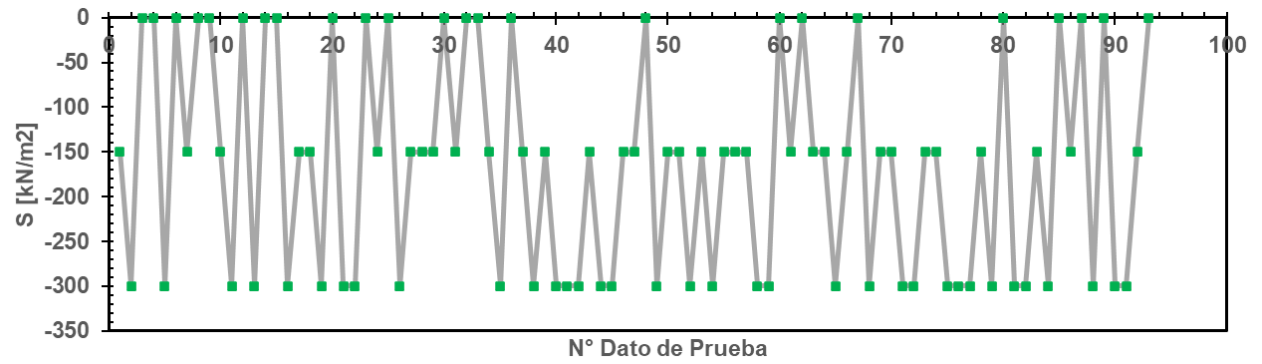


Figura D.28 Datos de prueba de sobrecarga superficial para estimar la respuesta sísmica.

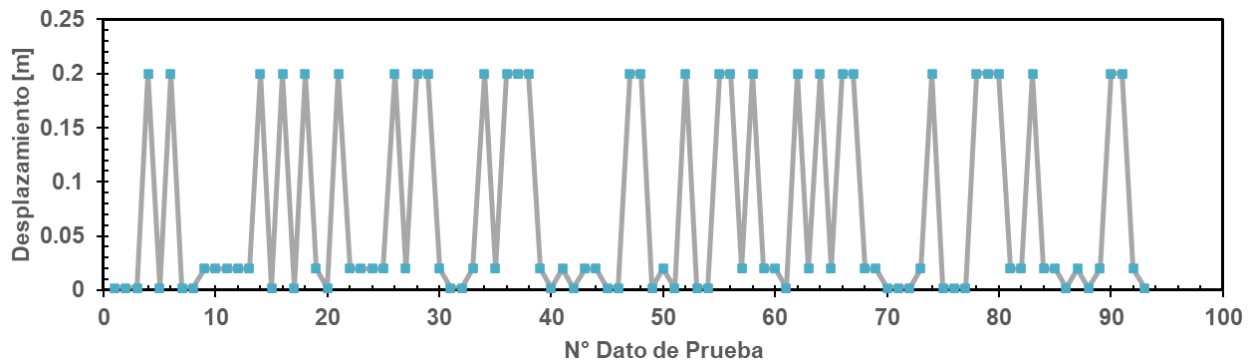


Figura D.29 Datos de prueba de desplazamiento cinemático en el contorno para estimar la respuesta sísmica.

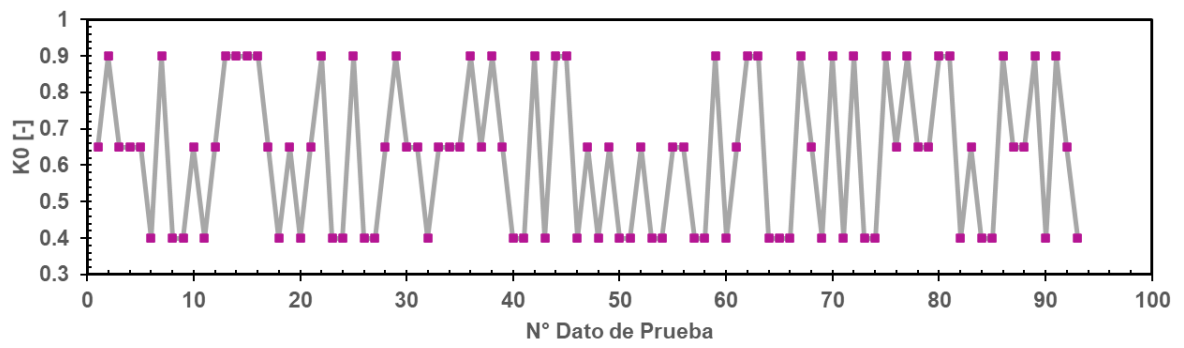


Figura D.30 Datos de prueba de coeficiente de empuje horizontal para estimar la respuesta sísmica.

ANEXO E: Registros sísmicos utilizados en modelos dinámicos

Para los modelos numéricos dinámicos se consideraron una serie de registros sísmicos del terremoto del Maule $M_w = 8.8$, ocurrido el 27 de febrero de 2010. Los registros corresponden a diferentes estaciones, tanto en suelo como en roca, y fueron seleccionados con el objetivo de estudiar el comportamiento sísmico de túneles mediante un análisis incremental dinámico.

Se presenta cada sismo en la dirección Este-Oeste (E-O) y Norte-Sur(N-S).

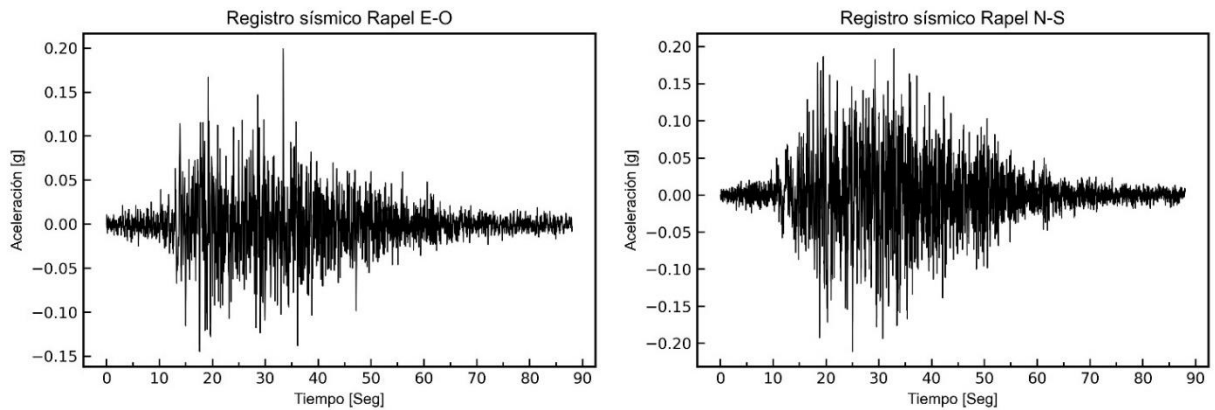


Figura E.31 Registro de aceleraciones estación Rapel.

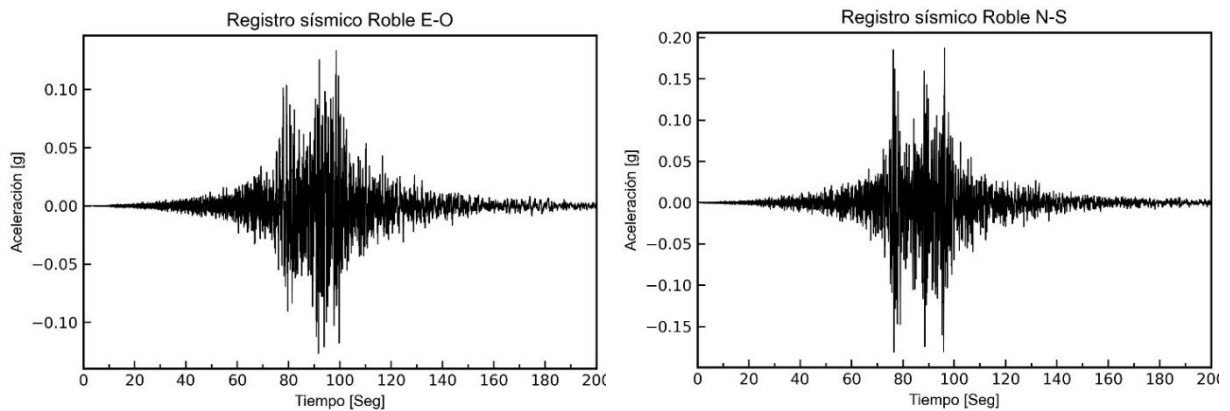


Figura E.32 Registro de aceleraciones estación Roble.

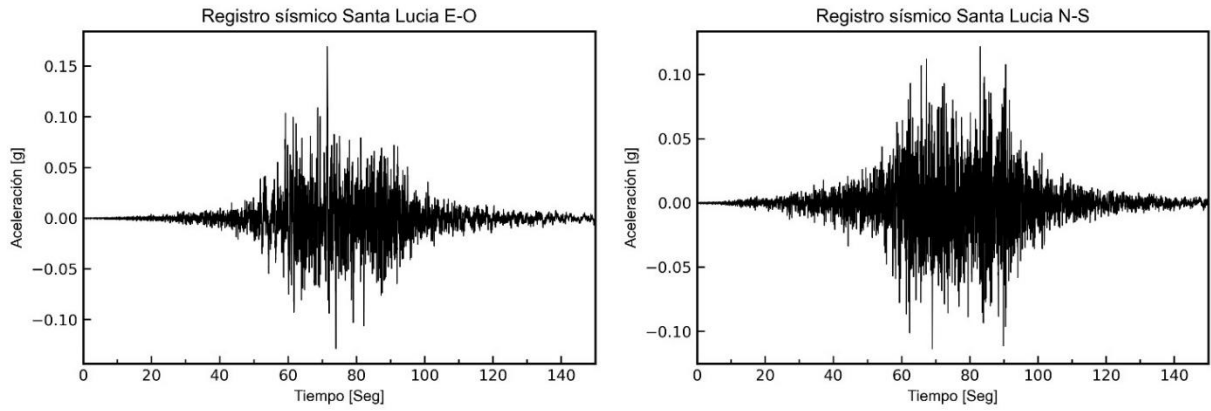


Figura E.33 Registro de aceleraciones estación Santa Lucía.

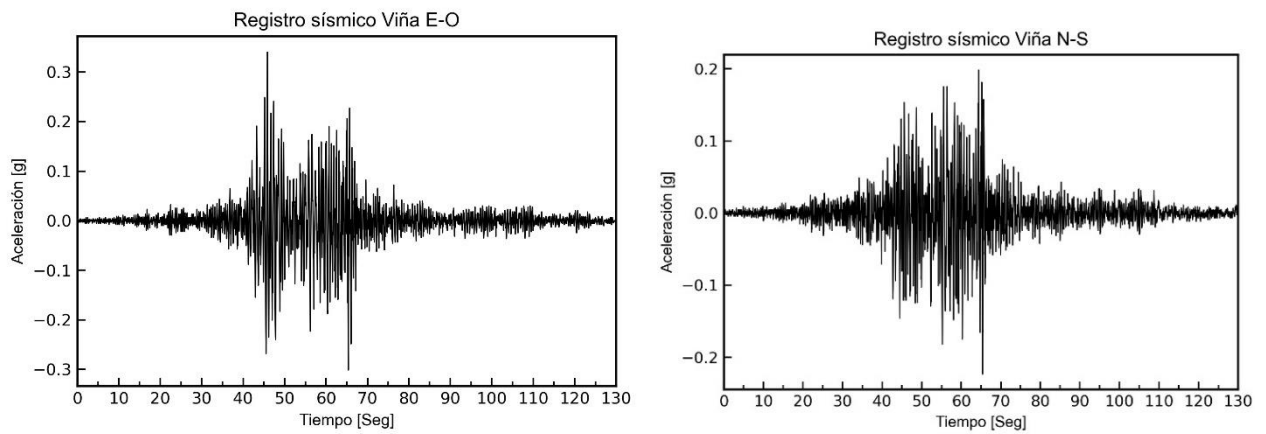


Figura E.34 Registro de aceleraciones estación Viña del Mar.

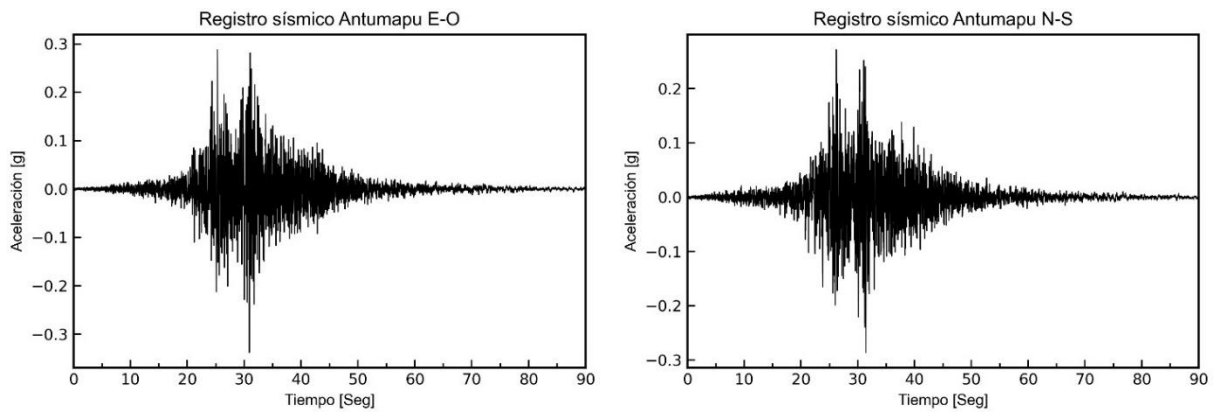


Figura E.35 Registro de aceleraciones estación Antumapu.

ANEXO F: Ecuaciones Diagrama de Interacción

La resistencia nominal de la sección de túnel se determina mediante las expresiones de la norma ACI-318, que se presentan a continuación.

$$P_n = \gamma \cdot f'_c \cdot a \cdot b + f'_s \cdot A'_s - f_s \cdot A_s \quad (\text{F.7})$$

$$M_n = \gamma \cdot f'_c \cdot a \cdot b \left(\frac{h}{2} - \frac{a}{2} \right) + A'_s \cdot f'_s \left(\frac{h}{2} - d' \right) + A_s \cdot f_s \left(d - \frac{h}{2} \right) \quad (\text{F.8})$$

Donde:

- f'_c : Resistencia a la compresión del hormigón
- f_y : Tensión de fluencia del acero
- γ : Factor de reducción (0.85)
- a : Alto de bloque de compresión de hormigón
- b : Ancho de la sección
- h : Alto de la sección
- A'_s : Sección de acero a compresión
- A_s : Sección de acero a tracción
- f'_s : Esfuerzo del acero a compresión
- f_s : Esfuerzo del acero a tracción

Del diagrama de compatibilidad de deformaciones se tienen que:

$$f'_s = E_s \cdot \epsilon_u \left(\frac{c - d'}{c} \right) \quad f'_s \leq f_y \quad (\text{F.9})$$

$$f_s = E_s \cdot \epsilon_u \left(\frac{d - c}{c} \right) \quad f_s \leq f_y \quad (\text{F.10})$$

Donde:

- ϵ_u : Deformación unitaria del hormigón
- c : Distancia al eje neutro