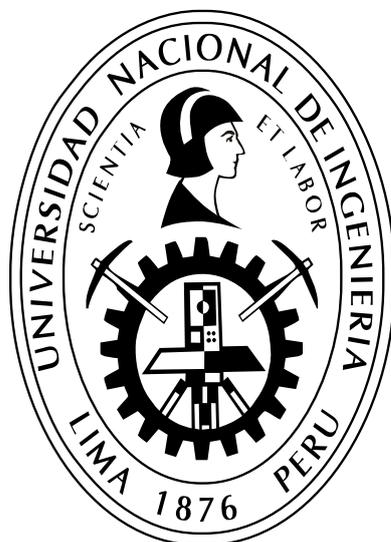


**UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA  
FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL**



**TESIS**

**“ESTIMACIÓN DE LA VULNERABILIDAD SÍSMICA  
MULTIESCENARIOS DE VIVIENDAS DE ALBAÑILERÍA  
CONFINADA NO INGENIERIL UTILIZANDO MACHINE  
LEARNING”**

**PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO CIVIL**

**ELABORADO POR:**

**LUIS ENRRIQUE BALDEÓN CONTRERAS**

**ASESOR:**

**Dr. MIGUEL AUGUSTO DÍAZ FIGUEROA**

**LIMA – PERÚ**

**2023**

© 2023, Universidad Nacional de Ingeniería. Todos los derechos reservados.

“El autor autoriza a la UNI a reproducir la Tesis en su totalidad o en parte, con fines estrictamente académicos.”

Baldeon Contreras, Luis Enrique

[luis.baldeon.c@uni.pe](mailto:luis.baldeon.c@uni.pe)

Teléfono: 931241978

**DEDICATORIA**

A Dios y a mi familia,  
especialmente a mi madre por nunca dejar de confiar en mí.

## **AGRADECIMIENTOS**

Este trabajo es un hito dentro de mi vida personal y profesional, ya que representa el final de una etapa, que recuerdo con nostalgia, y el inicio de otra que miro con ilusión. Sin embargo, este trabajo no se hubiera podido concluir si no hubiera tenido el respaldo y apoyo de diversas personas e instituciones que pasaré a mencionar a continuación:

- A mi “Alma Mater”, la Universidad Nacional de Ingeniería y a la Facultad de Ingeniería Civil por brindarme una formación académica de calidad y la oportunidad de ser un profesional.
- Al Centro Peruano Japonés de Investigaciones Sísmicas y Mitigación de Desastres (CISMID) por brindarme la oportunidad de conocer el campo de la investigación y realizar la tesis.
- A mi asesor el Dr. Miguel Diaz por su valiosa orientación durante la investigación y sus consejos que hicieron posible la realización de la presente investigación.
- Al Br. Ítalo Inocente quien siempre se dio el tiempo de guiarme en la elaboración de la tesis y estuvo dispuesto a revolver las dudas que me surgían durante la investigación.
- Al Br. Luis Fernando y Br. Michael Amancio por resolver muchas de las dudas que tenía.
- A la Br. Stephany Taboada Ramírez, quien me alentó a culminar la investigación.

## ÍNDICE

|                                                       |           |
|-------------------------------------------------------|-----------|
| <b>RESUMEN.....</b>                                   | <b>5</b>  |
| <b>ABSTRACT.....</b>                                  | <b>6</b>  |
| <b>PRÓLOGO.....</b>                                   | <b>7</b>  |
| <b>LISTA DE TABLAS .....</b>                          | <b>8</b>  |
| <b>LISTA DE FIGURAS .....</b>                         | <b>9</b>  |
| <b>LISTA DE SÍMBOLOS Y SIGLAS.....</b>                | <b>14</b> |
| <b>CAPÍTULO I : INTRODUCCIÓN .....</b>                | <b>17</b> |
| 1.1 GENERALIDADES.....                                | 17        |
| 1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN .....   | 18        |
| 1.3 PROBLEMÁTICA DEL ESTUDIO.....                     | 19        |
| 1.3.1 Problema principal.....                         | 19        |
| 1.3.2 Problemas particulares.....                     | 19        |
| 1.4 OBJETIVOS DEL ESTUDIO .....                       | 20        |
| 1.4.1 Objetivo General .....                          | 20        |
| 1.4.2 Objetivos Específicos .....                     | 20        |
| 1.5 HIPÓTESIS DEL ESTUDIO .....                       | 20        |
| 1.5.1 Hipótesis General.....                          | 20        |
| 1.5.2 Hipótesis Específicos .....                     | 21        |
| 1.6 METODOLOGÍA .....                                 | 21        |
| <b>CAPÍTULO II : MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL .....</b> | <b>23</b> |
| 2.1 ANÁLISIS DINÁMICO INELÁSTICO .....                | 23        |
| 2.2 MODELO HISTERÉTICO.....                           | 23        |
| 2.3 REGISTROS SÍSMICOS.....                           | 24        |
| 2.3.1 Registro sísmico Huaraz 1970.....               | 25        |
| 2.3.2 Registro sísmico Iquique 2005 .....             | 26        |
| 2.3.3 Registro sísmico Lima 1966 .....                | 26        |
| 2.3.4 Registro sísmico Lima 1974 Nov. ....            | 27        |
| 2.3.5 Registro sísmico Lima 1974 Oct.....             | 27        |
| 2.3.6 Registro sísmico Pisco 2007 .....               | 28        |
| 2.3.7 Registro sísmico Tacna 2010 .....               | 28        |

|                                                                  |                                                                                      |           |
|------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2.4                                                              | ÍNDICE DE DAÑO.....                                                                  | 29        |
| 2.5                                                              | VULNERABILIDAD .....                                                                 | 31        |
| 2.6                                                              | ALGORITMO DE MACHINE LEARNING APLICADO.....                                          | 32        |
| 2.6.1                                                            | Árboles de decisión ( <i>Decision Tree</i> ).....                                    | 32        |
| 2.6.2                                                            | <i>Bagging</i> .....                                                                 | 32        |
| 2.6.3                                                            | Bosques aleatorios ( <i>Random Forest</i> ).....                                     | 32        |
| <b>CAPÍTULO III : ELABORACIÓN DE BASE DE DATOS SINTÉTICA ...</b> |                                                                                      | <b>34</b> |
| 3.1                                                              | PARAMETRIZACIÓN DEL MODELO NUMÉRICO .....                                            | 34        |
| 3.1.1                                                            | Zona de estudio .....                                                                | 34        |
| 3.1.2                                                            | Características de las viviendas ubicadas en la zona de estudio.....                 | 34        |
| 3.1.3                                                            | Tipologías de estructuras .....                                                      | 36        |
| 3.1.4                                                            | Modelo numérico.....                                                                 | 37        |
| 3.2                                                              | PROCEDIMIENTO DEL ANÁLISIS INELÁSTICO .....                                          | 38        |
| 3.2.1                                                            | Información para el análisis en el programa MDOF .....                               | 39        |
| 3.2.2                                                            | Casos de análisis .....                                                              | 40        |
| 3.3                                                              | RESULTADOS DE LOS ANÁLISIS DINÁMICO INELÁSTICO .....                                 | 41        |
| 3.4                                                              | ÍNDICE DE DAÑO.....                                                                  | 44        |
| 3.5                                                              | DESARROLLO DE BASE DE DATOS SINTÉTICA.....                                           | 45        |
| <b>CAPÍTULO IV : CURVAS DE VULNERABILIDAD .....</b>              |                                                                                      | <b>47</b> |
| 4.1                                                              | CURVAS DE VULNERABILIDAD CONSIDERANDO EL ÍNDICE DE DAÑO PROMEDIO DE LA VIVIENDA..... | 47        |
| 4.1.1                                                            | Curvas de vulnerabilidad de BD 1 .....                                               | 48        |
| 4.1.2                                                            | Curvas de vulnerabilidad de la BD 9 .....                                            | 49        |
| 4.1.3                                                            | Curvas de vulnerabilidad de la BD 13.....                                            | 49        |
| 4.1.4                                                            | Curvas de vulnerabilidad de la BD 15.....                                            | 50        |
| 4.2                                                              | CURVAS DE VULNERABILIDAD CONSIDERANDO EL ÍNDICE DE DAÑO MÁXIMO DE LA VIVIENDA.....   | 50        |
| 4.2.1                                                            | Curvas de vulnerabilidad de la BD 1 .....                                            | 52        |
| 4.2.2                                                            | Curvas de vulnerabilidad de la BD 9 .....                                            | 52        |
| 4.2.3                                                            | Curvas de vulnerabilidad de la BD 13.....                                            | 53        |
| 4.2.4                                                            | Curvas de vulnerabilidad de la BD 15.....                                            | 53        |

|                                                                                  |           |
|----------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>CAPÍTULO V : ENTRENAMIENTO DEL MODELO DE MACHINE LEARNING .....</b>           | <b>55</b> |
| 5.1 DESCRIPCIÓN Y CONFIGURACIÓN DEL MODELO.....                                  | 55        |
| 5.1.1 Número de árboles de decisión.....                                         | 56        |
| 5.1.2 Número máximo de variables en cada división.....                           | 57        |
| 5.1.3 Base de datos para validación visual.....                                  | 57        |
| 5.2 BASE DE DATOS PARA EL ENTRENAMIENTO DEL MODELO.....                          | 57        |
| 5.2.1 Parámetros de la base de datos.....                                        | 57        |
| 5.2.2 Exploración de la base de datos.....                                       | 58        |
| 5.3 MODELOS DESARROLLADOS.....                                                   | 60        |
| 5.4 INFLUENCIA DE LOS PARÁMETROS EN LOS MODELOS.....                             | 61        |
| 5.4.1 Índice de daño promedio.....                                               | 61        |
| 5.4.2 Índice de daño máximo.....                                                 | 66        |
| 5.5 VALIDACIÓN DE LOS MODELOS DE BOSQUES ALEATORIOS.....                         | 71        |
| <b>CAPÍTULO VI : ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....</b>                     | <b>78</b> |
| 6.1 GENERACIÓN DE CURVAS DE VULNERABILIDAD PARA EL ÍNDICE DE DAÑO PROMEDIO ..... | 78        |
| 6.1.1 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 1 .....                                  | 79        |
| 6.1.2 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 9 .....                                  | 79        |
| 6.1.3 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 13 .....                                 | 80        |
| 6.1.4 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 15 .....                                 | 80        |
| 6.2 GENERACIÓN DE CURVAS DE VULNERABILIDAD PARA EL ÍNDICE DE DAÑO MÁXIMO .....   | 81        |
| 6.2.1 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 1 .....                                  | 82        |
| 6.2.2 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 9 .....                                  | 82        |
| 6.2.3 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 13 .....                                 | 83        |
| 6.2.4 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 15 .....                                 | 83        |
| 6.3 VARIACIÓN DEL IDP E IDM.....                                                 | 85        |
| <b>CONCLUSIONES.....</b>                                                         | <b>91</b> |
| <b>RECOMENDACIONES.....</b>                                                      | <b>93</b> |
| <b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>                                          | <b>94</b> |
| <b>ANEXOS.....</b>                                                               | <b>98</b> |

---

|          |                                                       |     |
|----------|-------------------------------------------------------|-----|
| ANEXO A. | CURVAS DE VULNERABILIDAD .....                        | 98  |
| ANEXO B. | INFLUENCIA PARÁMETROS EN MODELOS.....                 | 112 |
| ANEXO C. | COMPARACIÓN ENTRE MODELOS.....                        | 122 |
| ANEXO D. | SUBESTIMACIÓN Y SOBRESTIMACIÓN DE RESULTADOS<br>..... | 147 |

## RESUMEN

El objetivo de la presente investigación es estimar la vulnerabilidad sísmica de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana utilizando modelos de bosques aleatorios. El modelo de bosques aleatorios es un algoritmo de *Machine Learning*. Para esto en primer lugar se generó una base de datos sintética con los datos de índice de daño promedio e índice de daño máximo de las estructuras, estos valores se calcularon en base a los resultados obtenidos de los análisis dinámicos inelásticos de modelos numéricos simplificados. Los modelos numéricos se elaboraron en base a las 14 tipologías de viviendas típicas consideradas ubicadas en la zona del área de Lima Metropolitana, 5 densidades de muros (1.6/1000, 2.3/1000, 2.8/1000, 3.5/1000, 4/1000) e hipótesis simplificadoras.

Con la base de datos sintética se generaron las curvas de vulnerabilidad que relacionan la intensidad del evento sísmico representado por el (PGA) y el nivel de daño en las estructuras. El nivel de daño se representó mediante el IDP (índice de daño promedio) y el IDM (índice de daño máximo). En cuanto a los modelos de bosques aleatorios, en primer lugar, se configuraron los parámetros de cantidad de árboles de decisión que construirá el modelo de bosques aleatorios para tomar una decisión y el número máximo de características que tomará el modelo para dividir un nodo. Luego se entrenaron los modelos de bosques aleatorios con la subbase de datos destinada para el entrenamiento considerando las siguientes características: tipología de la estructura, densidad de muros, peso de la estructura, periodo predominante del suelo, intensidad del espectro, aceleración pico del terreno (PGA) y número de niveles. Finalmente, se evaluaron los modelos a través de su puntuación.

En el capítulo final se comparó visualmente las curvas de vulnerabilidad generadas a partir de la base de datos sintética y las generadas con los modelos de bosques aleatorios evaluados con la subbase de datos destinada a la validación de estos. Luego de la comparación se llega a la conclusión de que los modelos de bosques aleatorios son válidos y pueden estimar la vulnerabilidad de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana a partir de determinadas características consideradas al entrenar los modelos.

## ABSTRACT

The objective of this research is to estimate the seismic vulnerability of a non-engineered confined masonry house located in the Lima Metropolitan area using random forest models. The random forest model is a machine learning algorithm. First, a synthetic database was generated with the average damage index and maximum damage index of the structures. These values were calculated based on the results obtained from the inelastic dynamic analyses of simplified numerical models. The numerical models were developed based on the 14 typical housing typologies considered located in the Lima Metropolitan area, 5 wall densities (1.6/1000, 2.3/1000, 2.8/1000, 3.5/1000, 4/1000), and simplifying assumptions.

With the synthetic database, vulnerability curves were generated that relate the intensity of the seismic event represented by (PGA) and the level of damage to the structures. The damage level was represented by IDP (average damage index) and IDM (maximum damage index). As for the random forest models, first, the parameters of the number of decision trees that will build the random forest model to decide and the maximum number of features that will take the model to divide a node were configured. Then, random forest models were trained with the sub-database intended for training considering the following characteristics: typology of structure, wall density, weight of structure, predominant period of soil, intensity of spectrum, peak ground acceleration (PGA), and number of levels. Finally, models were evaluated through their score.

In the final chapter, vulnerability curves generated from synthetic databases were visually compared with those generated with random forest models evaluated with sub-databases intended for validation. After comparison, it was concluded that random forest models are valid and can estimate the vulnerability of a non-engineered confined masonry house located in Lima Metropolitan area based on certain characteristics considered when training models.

## PRÓLOGO

En esta tesis, Luis Baldeón ha realizado un análisis multiescenarios considerando modelos numéricos que corresponden a tipologías de viviendas de albañilería confinada no ingenieriles ubicadas en el área de Lima Metropolitana con la finalidad de generar una base de datos sintética que posteriormente servirá para evaluar la vulnerabilidad de dichas viviendas.

Los modelos numéricos son sistemas simplificados de varios grados de libertad. Para la definición de las características dinámicas de los grados de libertad, se basó en formulaciones matemáticas obtenidas a partir de información experimental desarrollada por el CISMID.

Con la respuesta sísmica de los modelos numéricos, se calculó el índice de daño promedio y el índice de daño máximo de las estructuras. Estos valores de índice de daño, juntamente con otros parámetros, constituyeron la base de datos sintética que se empleó para construir las curvas de vulnerabilidad y para entrenar y validar los modelos de bosques aleatorios. Para el procesamiento de la información y la implementación de los modelos de bosques aleatorios, el autor ha programado diversos códigos en Python considerando la programación orientada a objetos y la programación en paralelo.

En este trabajo se realizó la validación del modelo de bosques aleatorios mediante la puntuación obtenida y mediante la comparación visual de las curvas de vulnerabilidad obtenidas con la base de datos y los modelos de bosques aleatorios.

Considero que el trabajo desarrollado por Luis Baldeón es útil y brinda conclusiones importantes respecto a la vulnerabilidad sísmica de las viviendas ubicadas en la zona de estudio. Estas pueden ser aprovechadas por la comunidad científica y profesionales. Además, se podría extrapolar para futuras investigaciones con zonas de estudio diferentes a la considerada en el presente trabajo.

Dr. Miguel Augusto Díaz Figueroa

Asesor de tesis

### LISTA DE TABLAS

|              |                                                                                            |    |
|--------------|--------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabla N° 2.1 | Registros sísmicos utilizados en la investigación .....                                    | 25 |
| Tabla N° 2.2 | Valores de distorsión $\delta_i$ para definir el nivel de daño .....                       | 30 |
| Tabla N° 3.1 | Tipología de viviendas de albañilería. Adaptado de (M Diaz, Zavala, & Flores, 2020) .....  | 36 |
| Tabla N° 3.2 | Parámetros histeréticos para el modelo Tetralineal (Flores Terreros, 2019) .....           | 38 |
| Tabla N° 3.3 | Respuestas máximas de la estructura SS y DM = 1.6%.....                                    | 44 |
| Tabla N° 4.1 | Comparación de IDP para determinado valor de PGA .....                                     | 50 |
| Tabla N° 4.2 | Comparación de IDM para determinado valor de PGA.....                                      | 54 |
| Tabla N° 5.1 | Distribución de datos para el entrenamiento y validación de modelos .....                  | 60 |
| Tabla N° 5.2 | Influencia de parámetros en los modelos respecto al IDP .....                              | 66 |
| Tabla N° 5.3 | Influencia de parámetros en los modelos de bosques aleatorios relacionados con el IDM..... | 71 |
| Tabla N° 5.4 | Puntuación del modelo respecto al IDP e IDM .....                                          | 73 |
| Tabla N° 6.1 | Error de la CV de los modelos respecto a la CV de las bases de datos .....                 | 84 |
| Tabla N° 6.2 | Porcentajes de datos que se subestiman con respecto al IDP .                               | 89 |
| Tabla N° 6.3 | Porcentajes de datos que se subestiman con respecto al IDM.                                | 90 |

## LISTA DE FIGURAS

|                |                                                                                                   |    |
|----------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura N° 2.1  | Modelo de cortante de varios grados de libertad .....                                             | 23 |
| Figura N° 2.2  | Modelo tetralineal. Adaptado de (Saito, 2008).....                                                | 24 |
| Figura N° 2.3  | Registro sísmico Huaraz 1970.....                                                                 | 25 |
| Figura N° 2.4  | Registro sísmico Iquique 2005 .....                                                               | 26 |
| Figura N° 2.5  | Registro sísmico Lima 1966 .....                                                                  | 26 |
| Figura N° 2.6  | Registro sísmico Lima 1974 Nov.....                                                               | 27 |
| Figura N° 2.7  | Registro sísmico Lima 1974 Oct.....                                                               | 27 |
| Figura N° 2.8  | Registro sísmico Pisco 2007 .....                                                                 | 28 |
| Figura N° 2.9  | Registro sísmico Tacna 2010 .....                                                                 | 28 |
| Figura N° 2.10 | Espectros de respuesta normalizados.....                                                          | 29 |
| Figura N° 2.11 | Comportamiento de muros de albañilería frente a fuerzas laterales. Adaptado de CISMID (2020)..... | 30 |
| Figura N° 2.12 | Curva de vulnerabilidad.....                                                                      | 31 |
| Figura N° 2.13 | Modelo bosques aleatorios.....                                                                    | 33 |
| Figura N° 3.1  | Tipo de material. Adaptado de (Diaz, 2019) .....                                                  | 35 |
| Figura N° 3.2  | Cantidad de niveles. Adaptado de (Diaz, 2019).....                                                | 35 |
| Figura N° 3.3  | Tipo de uso. Adaptado de (Miguel Diaz, 2019).....                                                 | 35 |
| Figura N° 3.4  | Distribución de elementos estructurales en planta.....                                            | 37 |
| Figura N° 3.5  | Características de la estructura. Adaptado de (Miguel Diaz, 2021) .....                           | 40 |
| Figura N° 3.6  | Curvas de Cortante - Distorsión del Nivel 1 .....                                                 | 42 |
| Figura N° 3.7  | Curvas de Cortante - Distorsión del Nivel 2 .....                                                 | 42 |
| Figura N° 3.8  | Desplazamiento relativo en el tiempo del Nivel 1 .....                                            | 43 |
| Figura N° 3.9  | Desplazamiento relativo en el tiempo del Nivel 2 .....                                            | 43 |
| Figura N° 3.10 | Aceleración absoluta en el tiempo del Nivel 1 .....                                               | 43 |
| Figura N° 3.11 | Aceleración absoluta en el tiempo del Nivel 2 .....                                               | 44 |

|                |                                                                                                   |    |
|----------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura N° 3.12 | Distribución de las bases de datos .....                                                          | 46 |
| Figura N° 4.1  | Curva de vulnerabilidad con valores promedio de índice de daño para las bases de datos 1-14 ..... | 47 |
| Figura N° 4.2  | Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 1 .....                    | 48 |
| Figura N° 4.3  | Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 9 .....                    | 49 |
| Figura N° 4.4  | Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 13 .....                   | 49 |
| Figura N° 4.5  | Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 15 .....                   | 50 |
| Figura N° 4.6  | Curva de vulnerabilidad con valores máximos de índice de daño para las bases de datos 1-14 .....  | 51 |
| Figura N° 4.7  | Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 1 .....                    | 52 |
| Figura N° 4.8  | Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 9 .....                    | 52 |
| Figura N° 4.9  | Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 13 .....                   | 53 |
| Figura N° 4.10 | Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 15 .....                   | 53 |
| Figura N° 5.1  | Puntuación de 9 modelos que calculan el IDP.....                                                  | 56 |
| Figura N° 5.2  | Porcentajes de Datos con IDM e IDP menores a 5 según la tipología .....                           | 59 |
| Figura N° 5.3  | Porcentajes de Datos con IDM e IDP menores a 5 según la DM .....                                  | 60 |
| Figura N° 5.4  | Esquema de BD y M-BD .....                                                                        | 61 |
| Figura N° 5.5  | Influencia de los parámetros en el Modelo 1 en relación con el IDP .....                          | 62 |

|                |                                                                           |    |
|----------------|---------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura N° 5.6  | Influencia de los parámetros en el Modelo 9 en relación con el IDP .....  | 62 |
| Figura N° 5.7  | Influencia de los parámetros en el Modelo 13 en relación con el IDP ..... | 62 |
| Figura N° 5.8  | Influencia de los parámetros en el Modelo 15 en relación con el IDP ..... | 63 |
| Figura N° 5.9  | Influencia en los modelos (IDP) del parámetro tipología.....              | 63 |
| Figura N° 5.10 | Influencia en los modelos (IDP) del parámetro DM.....                     | 64 |
| Figura N° 5.11 | Influencia en los modelos (IDP) del parámetro W.....                      | 64 |
| Figura N° 5.12 | Influencia en los modelos (IDP) del parámetro Ts .....                    | 64 |
| Figura N° 5.13 | Influencia en los modelos (IDP) del parámetro SI.....                     | 65 |
| Figura N° 5.14 | Influencia en los modelos (IDP) del parámetro PGA.....                    | 65 |
| Figura N° 5.15 | Influencia en los modelos (IDP) del parámetro N .....                     | 65 |
| Figura N° 5.16 | Influencia de los parámetros en el Modelo 1 en relación con el IDM .....  | 67 |
| Figura N° 5.17 | Influencia de los parámetros en el Modelo 9 en relación con el IDM .....  | 67 |
| Figura N° 5.18 | Influencia de los parámetros en el Modelo 13 en relación con el IDM ..... | 67 |
| Figura N° 5.19 | Influencia de los parámetros en el Modelo 15 en relación con el IDM ..... | 68 |
| Figura N° 5.20 | Influencia en los modelos (IDM) del parámetro tipología .....             | 68 |
| Figura N° 5.21 | Influencia en los modelos (IDM) del parámetro DM.....                     | 69 |
| Figura N° 5.22 | Influencia en los modelos (IDM) del parámetro W .....                     | 69 |
| Figura N° 5.23 | Influencia en los modelos (IDM) del parámetro Ts .....                    | 69 |
| Figura N° 5.24 | Influencia en los modelos (IDM) del parámetro SI .....                    | 70 |
| Figura N° 5.25 | Influencia en los modelos (IDM) del parámetro PGA.....                    | 70 |
| Figura N° 5.26 | Influencia en los modelos (IDM) del parámetro N.....                      | 70 |
| Figura N° 5.27 | Puntuación del modelo respecto al IDP e IDM .....                         | 74 |

|                |                                                                                                 |    |
|----------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura N° 5.28 | Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 1 y las SN con respecto al IDP .....   | 74 |
| Figura N° 5.29 | Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 9 y las SN con respecto al IDP .....   | 75 |
| Figura N° 5.30 | Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 13 y las SN con respecto al IDP.....   | 75 |
| Figura N° 5.31 | Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 15 y las SN con respecto al IDP.....   | 75 |
| Figura N° 5.32 | Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 1 y las SN con respecto al IDM .....   | 76 |
| Figura N° 5.33 | Relación entre los resultados obtenidos de entrenar el M-BD 9 y las SN con respecto al IDM..... | 76 |
| Figura N° 5.34 | Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 13 y las SN con respecto al IDM.....   | 77 |
| Figura N° 5.35 | Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 15 y las SN con respecto al IDM.....   | 77 |
| Figura N° 6.1  | Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 1 .....                             | 79 |
| Figura N° 6.2  | Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 9 .....                             | 79 |
| Figura N° 6.3  | Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 13.....                             | 80 |
| Figura N° 6.4  | Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 15.....                             | 80 |
| Figura N° 6.5  | Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 1 .....                             | 82 |
| Figura N° 6.6  | Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 9 .....                             | 82 |
| Figura N° 6.7  | Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 13.....                             | 83 |

|                |                                                                                                                                 |    |
|----------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura N° 6.8  | Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD<br>15.....                                                          | 83 |
| Figura N° 6.9  | Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD<br>4.....                                                         | 86 |
| Figura N° 6.10 | Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD<br>4.....                                                         | 86 |
| Figura N° 6.11 | Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor<br>de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 4 .... | 86 |
| Figura N° 6.12 | Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor<br>de IDM respecto los valores de DM para la base de datos 4 .... | 87 |
| Figura N° 6.13 | Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD<br>14.....                                                        | 87 |
| Figura N° 6.14 | Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD<br>14.....                                                        | 88 |
| Figura N° 6.15 | Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor<br>de IDP respecto los valores de DM para la BD 14.....           | 88 |
| Figura N° 6.16 | Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor<br>de IDM respecto los valores de DM para la BD 14 .....          | 88 |

## LISTA DE SÍMBOLOS Y SIGLAS

### SÍMBOLOS

|                |   |                                                                          |
|----------------|---|--------------------------------------------------------------------------|
| $b_0$          | : | Parámetro que controla la degradación de la rigidez                      |
| $b_1$          | : | Parámetro que controla el ablandamiento y el endurecimiento del material |
| $b_2$          | : | Parámetro que controla la degradación de la resistencia                  |
| $\delta_c$     | : | Distorsión de agrietamiento                                              |
| $\delta_i$     | : | Límite a partir del cual el índice de daño será mayor a $i$              |
| $\delta_{max}$ | : | Distorsión de resistencia máxima                                         |
| $\delta_u$     | : | Distorsión última                                                        |
| $\delta_y$     | : | Distorsión de fluencia                                                   |
| $K_d$          | : | Rigidez de descarga                                                      |
| $K_s$          | : | Rigidez de ablandamiento                                                 |
| $K_y$          | : | Rigidez de fluencia                                                      |
| $\mu$          | : | Factor de ductilidad                                                     |
| $Q_{max}$      | : | Fuerza de restauración en la amplitud máxima positiva del desplazamiento |
| $Q_{min}$      | : | Fuerza de restauración en la amplitud máxima negativa del desplazamiento |
| $T_s$          | : | Periodo predominante del terreno                                         |

## **SIGLAS**

|        |                                                                                     |
|--------|-------------------------------------------------------------------------------------|
| BA     | : Bosques aleatorios                                                                |
| BD 1   | : Base de datos 1                                                                   |
| CISMID | : Centro Peruano Japonés de Investigaciones Sísmicas y Mitigación de Desastres      |
| CV     | : Curva de vulnerabilidad                                                           |
| DM     | : Densidad de muros                                                                 |
| DT     | : Desviación típica                                                                 |
| E020   | : RNE Norma E.020 "Cargas"                                                          |
| GDL    | : Grados de libertad                                                                |
| GPM1   | : Grupo de curvas de vulnerabilidad con respecto al IDM con vulnerabilidad media    |
| GPM2   | : Grupo de curvas de vulnerabilidad con respecto al IDM con vulnerabilidad alta     |
| GPM3   | : Grupo de curvas de vulnerabilidad con respecto al IDM con vulnerabilidad muy alta |
| GPP1   | : Grupo de curvas de vulnerabilidad con respecto al IDP con vulnerabilidad media    |
| GPP2   | : Grupo de curvas de vulnerabilidad con respecto al IDP con vulnerabilidad alta     |
| GPP3   | : Grupo de curvas de vulnerabilidad con respecto al IDP con vulnerabilidad muy alta |
| IDM    | : Índice de daño máximo                                                             |
| IDP    | : Índice de daño promedio                                                           |
| IGP    | : Instituto Geofísico del Perú                                                      |
| LID    | : Limite de índice de daño.                                                         |
| M      | : Modelo de bosques aleatorios                                                      |
| M-BD 1 | : Modelo entrenado con la base de datos 1                                           |
| PGA    | : Aceleración pico del terreno                                                      |

|         |   |                                                                       |
|---------|---|-----------------------------------------------------------------------|
| REDACIS | : | Red Nacional de Acelerógrafos del CISMID-FIC UNI                      |
| RNE     | : | Reglamento Nacional de Edificaciones                                  |
| SENCICO | : | Servicio Nacional de Capacitación para la Industria y la Construcción |
| SI      | : | Espectro de intensidad                                                |
| SN      | : | Simulaciones numéricas                                                |
| TIP     | : | Tipología de estructura                                               |
| W       | : | Peso de la estructura                                                 |

## CAPÍTULO I : INTRODUCCIÓN

### 1.1 GENERALIDADES

En el año 2009 se presentó la investigación titulada *Estimación de las funciones de vulnerabilidad sísmica en edificaciones de tierra*. En esta investigación se propone una metodología que permite determinar el daño producido en estructuras de adobe ante demanda sísmica mediante las Funciones de vulnerabilidad. Para ello fueron analizadas 53 viviendas existentes de la ciudad de Bucaramanga en el país de Colombia y se tomaron en cuenta 12 características propias de las estructuras para realizar el análisis de daño. (Maldonado Rondón & Chio Cho, 2009)

En el año 2019 se publicó la investigación *Development of Fragility Function for Typologies of Confined Masonry Dwelling in Metropolitan Lima and Callao Cities*. En esta investigación se evaluó la vulnerabilidad sísmica de estructuras de albañilería confinada mediante las curvas de Fragilidad. En la investigación se consideraron tipología de estructuras con una distribución en planta típica de viviendas ubicadas el Lima Metropolitana y Callao además se emplearon límites de daño para determinar el nivel de vulnerabilidad. (Flores Terreros, 2019)

En el año 2019 se presentó la investigación titulada *Development of Analytical Models for Confined Masonry Walls Based on Experimental Results in Lima City*. En esta investigación se desarrollaron modelos analíticos que definen el comportamiento inelástico de muros de albañilería confinada. Estos modelos analíticos se desarrollaron en base a los datos experimentales pertenecientes al Centro Peruano Japonés de Investigaciones Sísmicas y Mitigación de Desastres - Facultad de Ingeniería Civil – UNI (CISMID). De acuerdo con la tipología de unidades de albañilería (ladrillo industrial, sólido y tubular) se desarrollaron 3 modelos. En la investigación se concluyó que las formulaciones desarrolladas son válidas para muros confinados y para muros confinados no ingenieriles (Miguel Diaz, Zavala, Flores, & Cardenas, 2019)

En el año 2019 se presentó la investigación titulada *Damage Limit States for Confined Masonry Walls Based on Experimental Test*. En esta investigación se evaluó las características (fisuras) que presentan los muros de albañilería confinada para niveles de distorsión como 1/1600 1/800 1/400 1/200 1/100 1/65. Estos muros formaban parte de una estructura a escala real ensayada en el Centro

Peruano Japonés de Investigaciones Sísmicas y Mitigación de Desastres - Facultad de Ingeniería Civil – UNI (CISMID). Como resultado de la investigación se establecieron límites de estados de daño tal como fisuración, fluencia, seguridad de vida, prevención del colapso y colapso. (Zavala Toledo, 2019)

En el año 2015 se publicó la investigación que lleva por título *Scenario Source Models and Strong Ground Motion for Future Mega earthquakes: Application to Lima, Central Perú*. En la investigación se determinó que en Lima podrían presentarse espectros de respuesta de pseudo aceleraciones con valores, en promedio, por encima de  $1.5g$  para periodos de  $0.3 s$ . Dicho periodo es cercano al periodo que podrían tener las viviendas de albañilería confinada no ingenieriles. (Pulido et al., 2015)

En el año 2020 se presentó la investigación titulada *Earthquake Damage Prediction Using Random Forest and Gradient Boosting Classifier*. En esta investigación se analizó un modelo de *Machine Learning* para determinar el daño en las estructuras que fueron afectadas por el sismo de Nepal en el año 2015. Como resultado de la investigación se tuvo que la puntuación para el modelo de bosques aleatorios de clasificación fue de 72.95% .(Pandurang Adi, Bettadapura Adishesha, Vaidyanathan Bharadwaj, & Narayan, 2020)

## 1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

Debido a la gran informalidad que existe en Lima Metropolitana y Callao las viviendas de albañilería confinada no ingenieriles representan 83% de total de viviendas en las zonas urbanas de Lima Metropolitana y Callao. Estas viviendas no ingenieriles carecen de elementos de confinamiento para los muros de albañilería, otras viviendas si tienen elementos de confinamiento para los muros, pero utilizan ladrillos con huecos horizontales. Estos ladrillos cuentan con una baja resistencia para las fuerzas de gravedad y las fuerzas laterales. (Zavala Toledo, 2019)

Considerando la capacidad que tienen un muro ingenieril diseñado siguiendo los lineamientos establecidos por la normativa (Ministerio de Vivienda Construcción y Saneamiento, 2006b) y los muros elaborados con ladrillos tubulares; se concluyó que los muros elaborados con ladrillos tubulares tienen menor capacidad en comparación con el muro ingenieril. Además, los muros elaborados con ladrillos

tubulares soportan menores valores de distorsión, es decir, tienen valores bajos de ductilidad. (Zavala, Lavado, Taira, Cardenas, & Diaz, 2014)

El Perú es un país altamente sísmico por su ubicación dentro del “cinturón de fuego”. Además, estudios realizados indican que existe un gran peligro sísmico debido a su cercanía a la costa peruana y al silencio sísmico que se vive actualmente. Según esta investigación en Lima podrían presentarse espectros de respuesta de pseudo aceleraciones con valores, en promedio, por encima de 1.5g para periodos de 0.3 s. (Pulido et al., 2015).

Según Agüero (2008) durante el terremoto de Pisco las viviendas de albañilería sin confinamiento que se evaluaron presentaron distintos niveles de daño; un 25% de las viviendas evaluadas no han sufrido daño, el 50% presentaron daño leve y un 25% presentaron un nivel de daño nivel 3+ que indica daño severo en la estructura. (Agüero et al., 2008)

De acuerdo con Lautour (2007) para estimar el daño de un grupo de estructuras se pueden realizar análisis inelásticos de las estructuras, aunque este procedimiento consume un tiempo considerable. Otra alternativa para estimar el daño de un grupo de estructuras es revisar curvas de vulnerabilidad desarrolladas para determinados escenarios y para determinado grupo de estructuras; sin embargo, estas curvas están desarrolladas para un tipo en particular de estructuras. (De Lautour & Omenzetter, 2007)

En base a estas premisas tenemos que es importante desarrollar un modelo que nos permita determinar el nivel de daño de un grupo de estructuras ante un evento sísmico de manera efectiva y rápida, a fin de conocer la condición de las estructuras y poder tomar decisiones ante un posible evento sísmico.

### 1.3 PROBLEMÁTICA DEL ESTUDIO

#### 1.3.1 Problema principal

¿Cuál es la vulnerabilidad sísmica de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana según un modelo *Machine Learning*?

#### 1.3.2 Problemas particulares

- ¿Se puede elaborar una base de datos sintética a partir de los resultados obtenidos al realizar el análisis dinámico inelástico del modelo

matemático paramétrico que representen las principales características estructurales de las viviendas de albañilería confinada del área de Lima Metropolitana?

- ¿Cuáles son las curvas de vulnerabilidad sísmica de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana según la base de datos obtenida de los análisis dinámicos inelásticos?
- ¿Existen modelos de *Machine Learning* que estimen la vulnerabilidad sísmica de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana?

## 1.4 OBJETIVOS DEL ESTUDIO

### 1.4.1 Objetivo General

Estimar la vulnerabilidad sísmica de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana utilizando *Machine Learning*.

### 1.4.2 Objetivos Específicos

- Elaborar una base de datos sintética a partir de los resultados del análisis dinámico inelástico de los modelos matemáticos paramétricos que representen las principales características estructurales de las viviendas de albañilería confinada no ingenieriles del área de Lima Metropolitana.
- Construir las curvas de vulnerabilidad sísmica de las viviendas de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana con una base de datos obtenida de los análisis dinámicos inelásticos.
- Entrenar y validar un modelo de *Machine Learning* que estime la vulnerabilidad sísmica de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana.

## 1.5 HIPÓTESIS DEL ESTUDIO

### 1.5.1 Hipótesis General

Se puede estimar la vulnerabilidad sísmica de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana mediante *Machine Learning*.

### 1.5.2 Hipótesis Específicos

- Se puede elaborar una base de datos sintética a partir del análisis dinámico inelástico de los modelos matemático paramétrico que representen las principales características estructurales de las viviendas de albañilería confinada no ingenieriles del área de Lima Metropolitana.
- Se puede construir las curvas de vulnerabilidad sísmica de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana con una base de datos obtenida de los análisis dinámicos inelásticos.
- El modelo de *Machine Learning* que estima la vulnerabilidad sísmica de una vivienda de albañilería confinada no ingenieril ubicada en el área de Lima Metropolitana es válido.

## 1.6 METODOLOGÍA

Las variables independientes que se manejaron en la investigación son la demanda y el tipo de estructura, ambas variables independientes son de naturaleza cuantitativa. Mientras que la variable dependiente es la vulnerabilidad que tiene las estructuras y se cuantifica a través del índice de daño.

La población de estudio son las viviendas de albañilería confinada no ingenieriles ubicadas en el área de Lima Metropolitana. A partir de esta población se definen tipologías típicas de viviendas de albañilería confinada no ingenieriles.

La investigación se organizará en tres etapas principalmente:

- Elaboración de base de datos sintética basada en datos experimentales  
Se elaborarán modelos numéricos simplificados con características inelásticas que representen el comportamiento dinámico de las diferentes tipologías de estructuras. Estos modelos matemáticos simplificados permitirán realizar múltiples simulaciones considerando diferentes niveles de demanda, así como diferentes registros sísmicos. Con los resultados obtenidos de las simulaciones respecto a los índices de daño promedio e índice de daño máximo se generará la base de datos sintética que se empleará para construir las curvas de vulnerabilidad y para el entrenamiento del modelo de *Machine Learning*.

- Construcción de curvas de vulnerabilidad  
En esta segunda etapa se construirán las curvas de vulnerabilidad que relacionarán la intensidad de los eventos sísmicos, a través del nivel de aceleración máxima (PGA), con el índice medio y máximo de daño. Para ello se utilizará la base de datos que se generará a partir de los múltiples análisis dinámicos inelásticos.
- Entrenar y validar el modelo de *Machine Learning*  
Se entrenarán los modelos de *Machine Learning* con el 75% de la base de datos que contienen los índices de daño promedio y máximo. Estos índices serán calculados a partir de las distorsiones presentadas por las estructuras luego del análisis dinámico inelástico de los modelos paramétricos planteados en la primera etapa. A continuación, se validarán los modelos de *Machine Learning* con el 25% restante de la base de datos con el indicador de puntuación. Además se compararán visualmente la curvas de vulnerabilidad obtenidas en el paso anterior y las que se obtendrán con los modelos de *Machine Learning*.

## CAPÍTULO II : MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL

### 2.1 ANÁLISIS DINÁMICO INELÁSTICO

El modelo numérico es un modelo simplificado de varios grados de libertad. Este modelo considera que las deformaciones de entrepiso se pueden calcular con la rigidez de entrepiso y las cortantes de los mismos.

Los modelos simplificados, tal como se muestra en la Figura N° 2.1, consisten en masas concentradas, resortes y amortiguadores; que trabajarán a cortante. (Díaz, Mendoza, & Esteva, 1994)

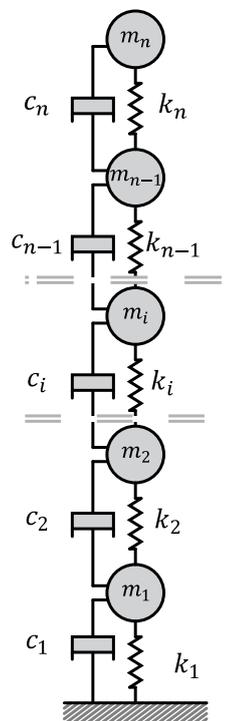


Figura N° 2.1 Modelo de cortante de varios grados de libertad

### 2.2 MODELO HISTERÉTICO

En la investigación se usó el modelo tetralineal, este modelo histerético fue desarrollado por T. Saito, y se desarrolló con la finalidad de evitar la inestabilidad del modelo cuando presentaba pendientes negativas. (Saito, 2008)

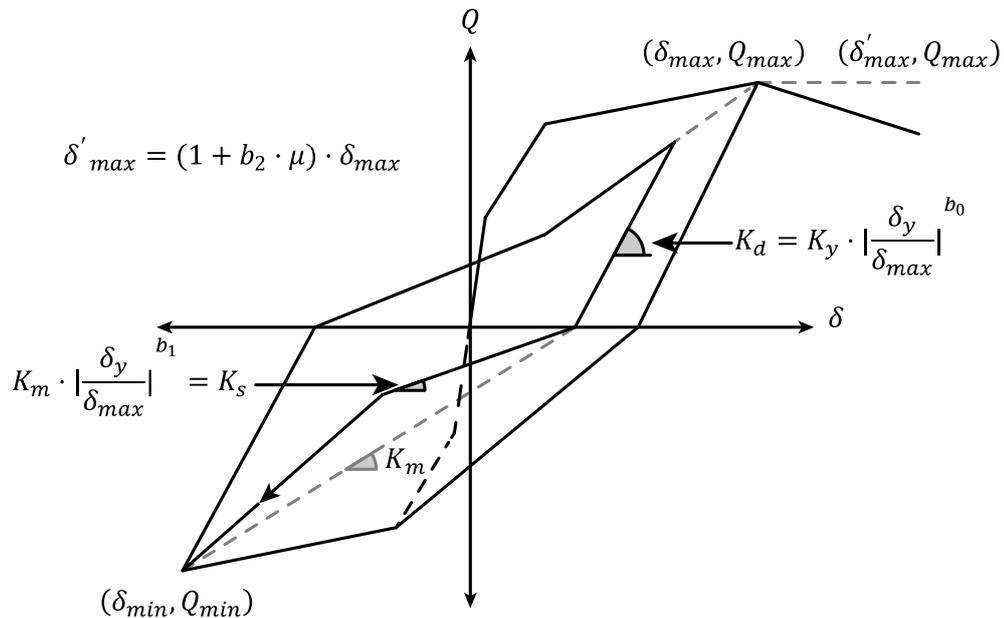


Figura N° 2.2 Modelo tetralineal. Adaptado de (Saito, 2008)

Donde:

- $b_0$  : Parámetro que controla la degradación de la rigidez
- $b_1$  : Parámetro que controla el ablandamiento y el endurecimiento del material
- $b_2$  : Parámetro que controla la degradación de la resistencia
- $\mu$  : Factor de ductilidad
- $K_d$  : Rigidez de descarga
- $K_y$  : Rigidez de fluencia
- $K_s$  : Rigidez de ablandamiento
- $Q_{min}$  : Fuerza de restauración en la amplitud máxima negativa del desplazamiento
- $Q_{max}$  : Fuerza de restauración en la amplitud máxima positiva del desplazamiento

### 2.3 REGISTROS SÍSMICOS

Se consideraron 7 registros sísmicos que se muestran en la Tabla N° 2.1 para realizar las múltiples simulaciones numéricas. Estos registros fueron corregidos

por línea base y pasa banda para eliminar frecuencias que no pertenecen al registro sísmico.

Tabla N° 2.1 Registros sísmicos utilizados en la investigación

| Sismo          | Estación | PGA ( $\frac{cm}{s^2}$ ) |         | Mw     |
|----------------|----------|--------------------------|---------|--------|
|                |          | EW                       | NS      |        |
| Huaraz 1970    | PRQ      | -104.38                  | -97.14  | 7.9    |
| Iquique 2005   | TAC002   | 118.44                   | 102.48  | 7.8    |
| Lima 1966      | PRQ      | -182.16                  | -269.23 | Ms 7.6 |
| Lima 1974 Nov. | PRQ      | 46.27                    | -69.83  | -      |
| Lima 1974 Oct. | PRQ      | -191.52                  | 178.61  | 7.5    |
| Pisco 2007     | LIM-001  | -70.22                   | -41.62  | 7.9    |
| Tacna 2010     | TAC001   | -118.76                  | -182.02 | 6.4    |

### 2.3.1 Registro sísmico Huaraz 1970

Este sismo ocurrió el 31 de mayo de 1970 y fue registrado por la estación “PQR” que está ubicada en Cercado de Lima. Además, pertenece a la red acelerográfica del IGP. La estación se ubica sobre un suelo rígido.

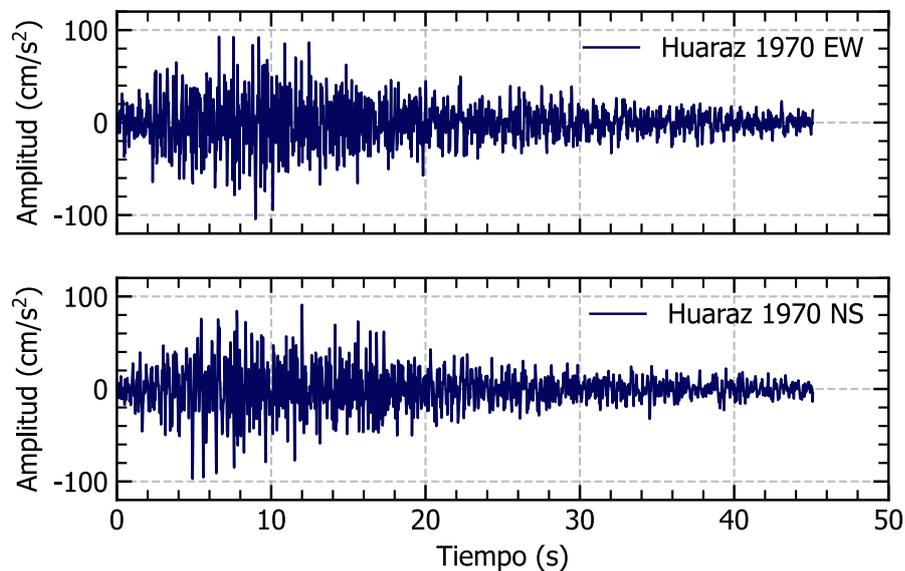


Figura N° 2.3 Registro sísmico Huaraz 1970

### 2.3.2 Registro sísmico Iquique 2005

Este sismo ocurrió el 13 de junio del 2005 y fue registrado por la estación “TAC002” que está ubicada en Tacna. Además, pertenece a la red acelerográfica del CISMID. La estación se ubica sobre un suelo intermedio.

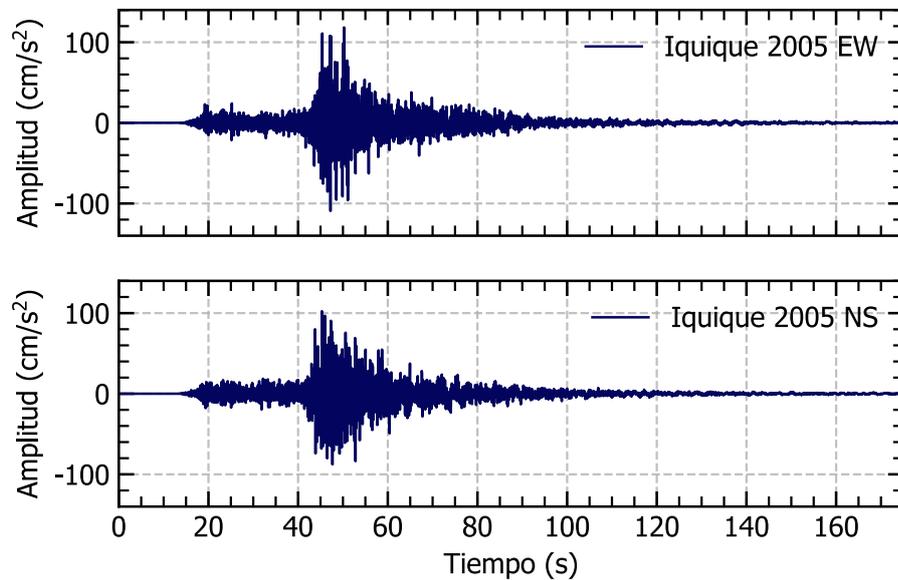


Figura N° 2.4 Registro sísmico Iquique 2005

### 2.3.3 Registro sísmico Lima 1966

Este sismo ocurrió el 17 de octubre de 1970 y fue registrado por la estación “PQR” que está ubicada en Cercado de Lima. Además, pertenece a la red acelerográfica del IGP. La estación se ubica sobre un suelo rígido.

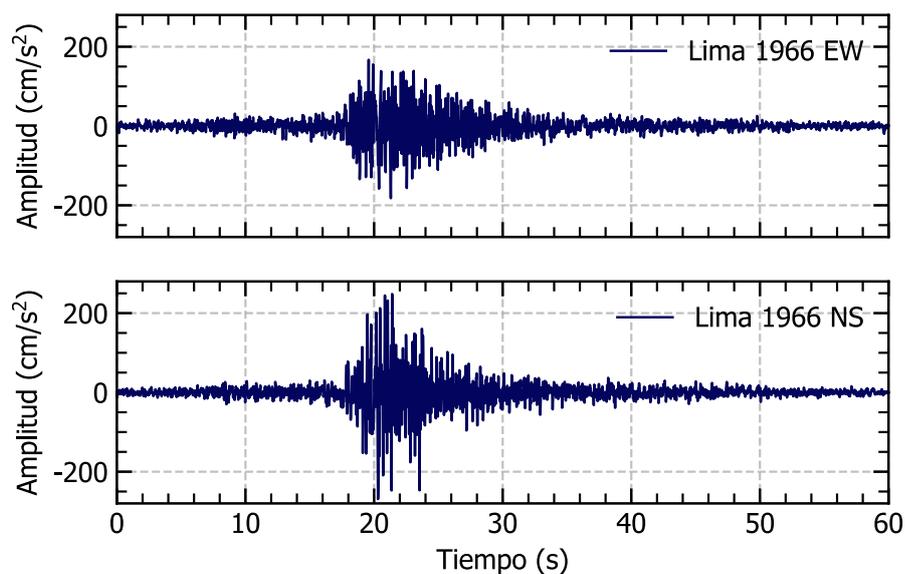


Figura N° 2.5 Registro sísmico Lima 1966

### 2.3.4 Registro sísmico Lima 1974 Nov.

Este sismo ocurrió el 09 de noviembre de 1974 y fue registrado por la estación “PQR” que está ubicada en Cercado de Lima. Además, pertenece a la red acelerográfica del IGP. La estación se ubica sobre un suelo rígido.

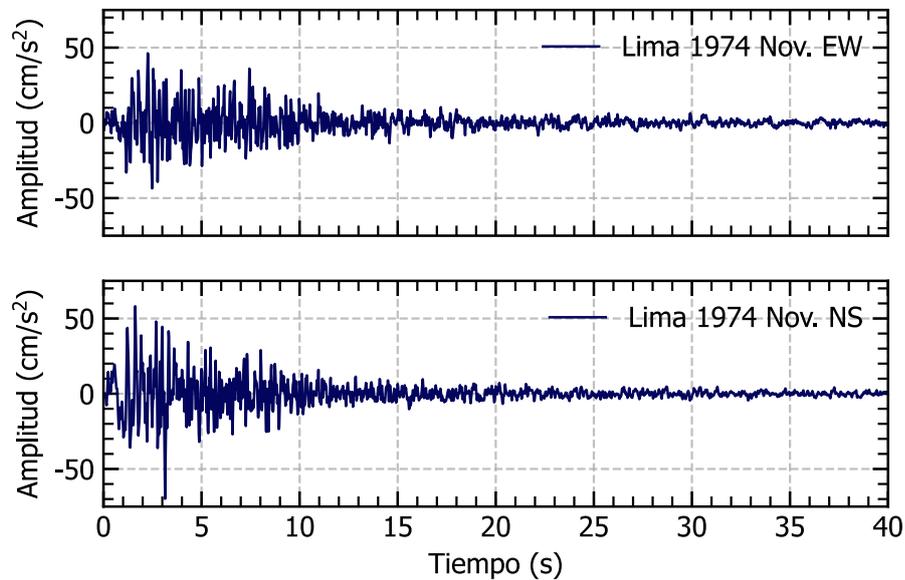


Figura N° 2.6 Registro sísmico Lima 1974 Nov.

### 2.3.5 Registro sísmico Lima 1974 Oct.

Este sismo ocurrió el 03 de octubre de 1974 y fue registrado por la estación “PQR” que está ubicada en Cercado de Lima. Además pertenece a la red acelerográfica del IGP. La estación se ubica sobre un suelo rígido.

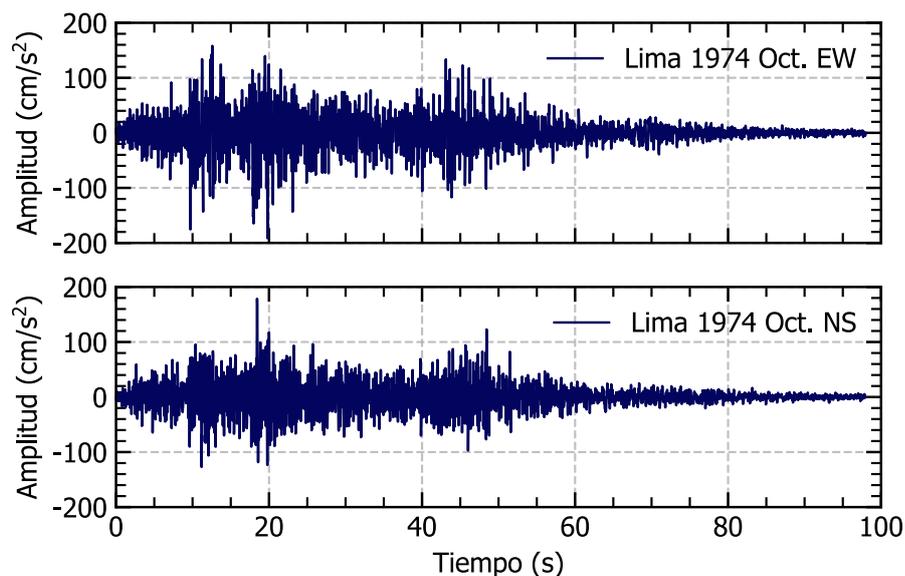


Figura N° 2.7 Registro sísmico Lima 1974 Oct.

### 2.3.6 Registro sísmico Pisco 2007

Este sismo ocurrió el 15 de agosto de 1974 y fue registrado por la estación “LIM-001” que está ubicada en el Rímac. Además pertenece a la red acelerográfica del CISMID. La estación se ubica sobre un suelo rígido.

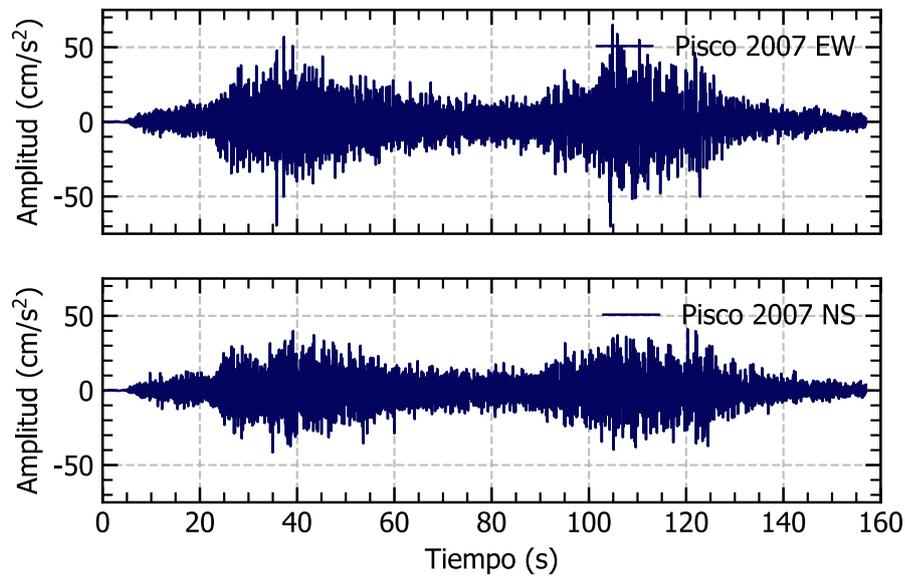


Figura N° 2.8 Registro sísmico Pisco 2007

### 2.3.7 Registro sísmico Tacna 2010

Este sismo ocurrió el 05 de mayo del 2010 y fue registrado por la estación “TAC001” que está ubicada en Tacna. Además, pertenece a la red acelerográfica del CISMID. La estación se ubica sobre un suelo rígido.

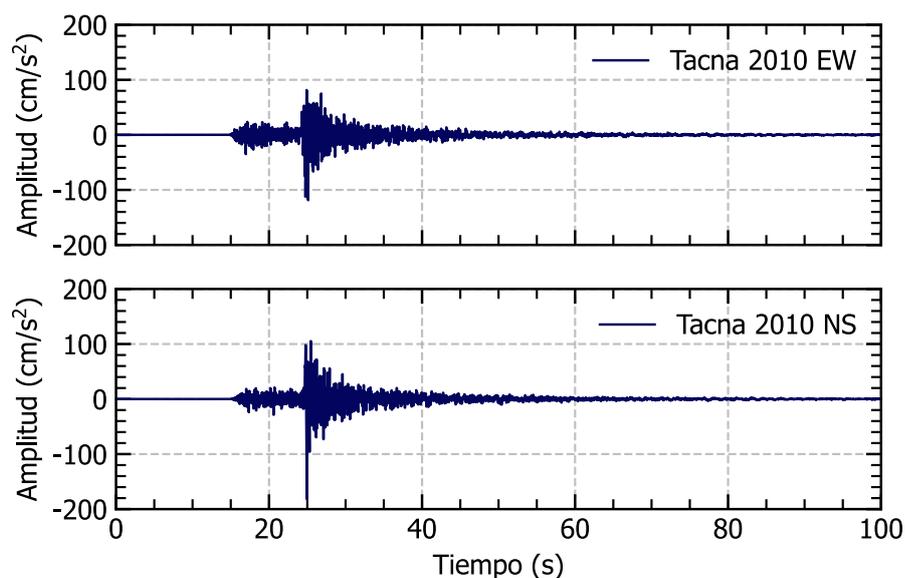


Figura N° 2.9 Registro sísmico Tacna 2010

A continuación, en la Figura N° 2.10 se presentan los espectros de respuesta normalizados de los registros considerados para el análisis.

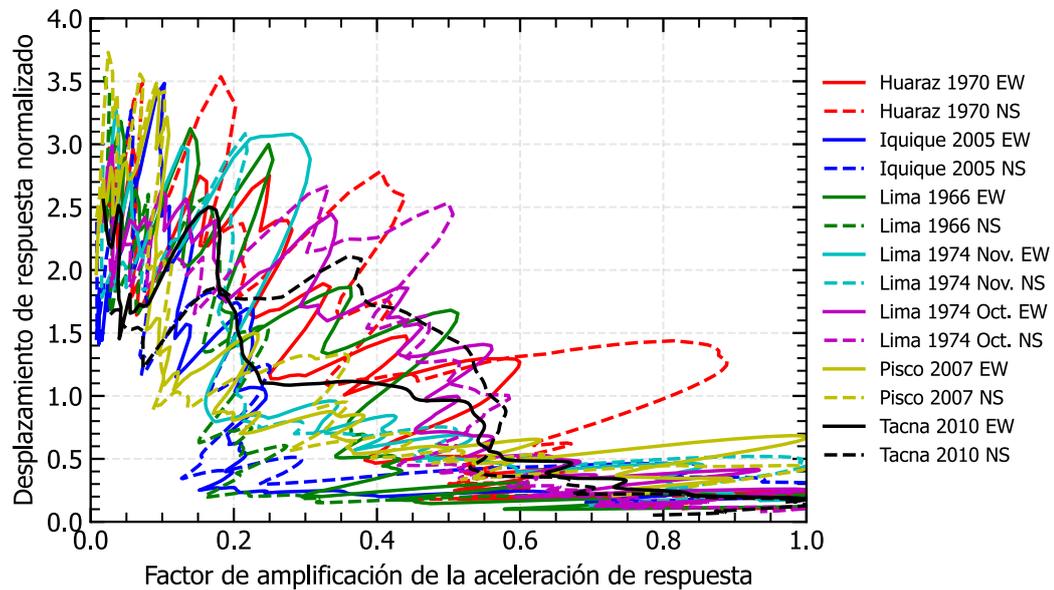


Figura N° 2.10 Espectros de respuesta normalizados

## 2.4 ÍNDICE DE DAÑO

El índice de daño  $I_d$  es un valor adimensional que indica las condiciones en las que se encuentra la estructura. Este índice de daño se calcula a partir de las distorsiones obtenidas en cada nivel de la estructura. A partir de los índices de daño calculados en cada nivel se puede determinar un valor máximo de índice de daño o un valor promedio. Para estructuras de albañilería se calcula considerando las distorsiones límite que definen el comportamiento de los muros de albañilería, considerando el modelo Tetralineal, frente a fuerzas laterales de cada entrepiso tal como se muestra en la Figura N° 2.11. CISMID (2020)

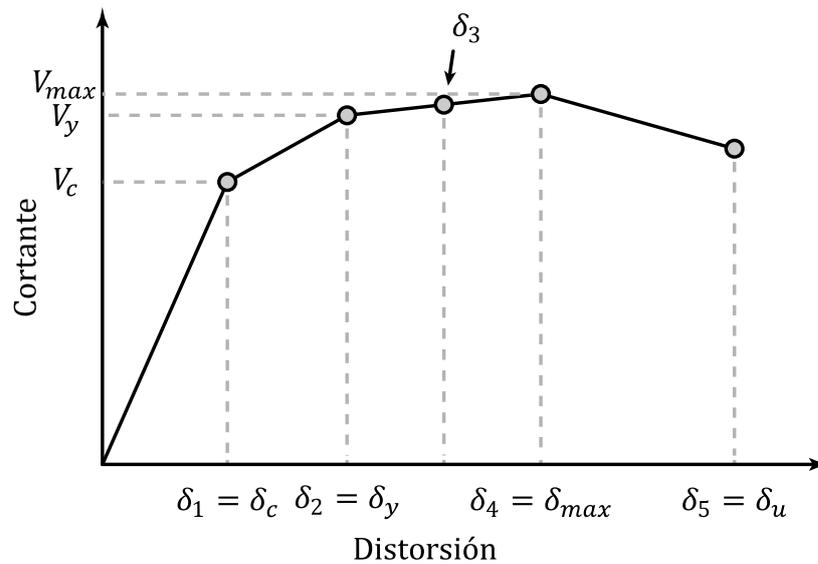


Figura N° 2.11 Comportamiento de muros de albañilería frente a fuerzas laterales.  
 Adaptado de CISMID (2020)

Donde:

$\delta_c$  : Distorsión de agrietamiento

$\delta_y$  : Distorsión de fluencia

$\delta_{max}$  : Distorsión de resistencia máxima

$\delta_u$  : Distorsión última

$\delta_i$  : Límite a partir del cual el índice de daño será mayor a  $i$

Para calcular el índice de daño de la estructura se tiene que definir los valores de  $\delta_i$  de acuerdo con la Tabla N° 2.2 dependiendo del material del entrepiso.

Tabla N° 2.2 Valores de distorsión  $\delta_i$  para definir el nivel de daño

|         | $\delta_1 (x10^{-3})$ | $\delta_2 (x10^{-3})$ | $\delta_3 (x10^{-3})$ | $\delta_4 (x10^{-3})$ | $\delta_5 (x10^{-3})$ |
|---------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| Sólido  | 0.4                   | 1.3                   | 2.8                   | 3.5                   | 8                     |
| Tubular | 0.4                   | 0.6                   | 1.0                   | 1.9                   | 3.7                   |

Y se remplazan en la ecuación (2.1):

$$I_d = \left\{ \begin{array}{ll} \frac{\delta}{\delta_1}, & \delta < \delta_1 \\ i + \frac{\delta - \delta_i}{\delta_{i+1} - \delta_i}, & \delta_i < \delta < \delta_{i+1}; \quad i = 1, 2, 3, 4 \\ 5, & \delta_5 < \delta \end{array} \right\} \quad (2.1)$$

## 2.5 VULNERABILIDAD

Se define vulnerabilidad como la predisposición que tiene un agente de sufrir alguna afectación frente a una amenaza específica. El agente puede estar representado por un sector de la población, un grupo de estructuras o cualquier elemento. La vulnerabilidad relaciona los agentes afectados y una amenaza específica tal como se muestran en la Figura N° 2.12. Esta se expresa a través de una Función de vulnerabilidad (ERN-CAPRA, 2009). Esta función define la distribución de probabilidad del daño en función de la intensidad de la amenaza que se esté considerando. Se define mediante curvas que relacionan el valor esperado del daño y la desviación estándar del daño con la intensidad sísmica.(ERN-CAPRA, 2009)

Existen diversas técnicas para evaluar las funciones de vulnerabilidad tales como:

- Observación del comportamiento del agente ante una amenaza.
- Ensayos experimentales del comportamiento del agente ante una amenaza.
- Estudios analíticos del comportamiento del agente ante una amenaza.

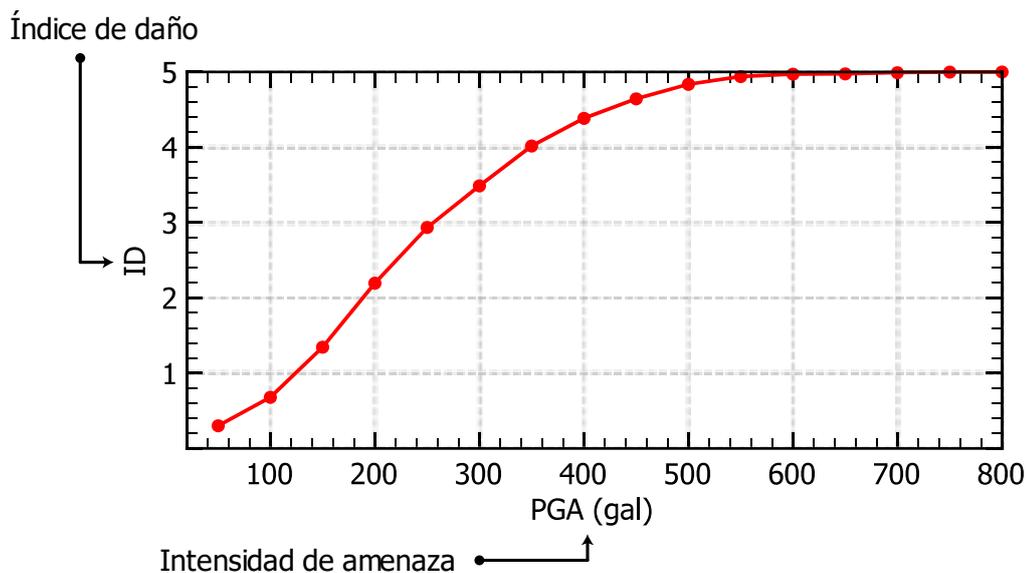


Figura N° 2.12 Curva de vulnerabilidad

## 2.6 ALGORITMO DE MACHINE LEARNING APLICADO

### 2.6.1 Árboles de decisión (*Decision Tree*)

Árbol de decisión es un modelo simple de aprendizaje supervisado, es decir que conocemos el valor del atributo objetivo. Este consiste en un conjunto de nodos y hojas distribuidos de tal manera que se asemeja a la estructura de un árbol. En los nodos del modelo se tienen condicionales (por ejemplo, se podría establecer,  $DM > 0.028$ ) que dividen los datos y forman subgrupos homogéneos de información. Estos modelos tienen gran interpretabilidad. (Wu, Feng, Naehrig, & Lauter, 2016)

Una de las desventajas de los árboles de decisión es que el modelo se ajusta muy bien a las observaciones o casos que se usan para el entrenamiento. Esto se traduce en un sobre ajuste, y aunque existen estrategias tales como la parada temprana o el proceso de podado para evitar esto (Abarca, 2021) el modelo de bosques aleatorios surge como respuesta a la necesidad de evitar el sobre ajuste. El sobre ajuste que no solo se presenta en este modelo sino también en otros algoritmos de *Machine Learning*.

### 2.6.2 *Bagging*

El *Bagging* es un procedimiento mediante el cual se selecciona aleatoriamente los subconjuntos de datos con los que se entrenarán independientemente los árboles de decisión dentro del modelo de bosques aleatorios. Este procedimiento resulta muy conveniente para el modelo debido a que reduce la varianza dentro de cada Árbol de decisión y en consecuencia reduce el error.(Guo & Hao, 2021)

### 2.6.3 Bosques aleatorios (*Random Forest*)

Los modelos bosques aleatorios consisten en agrupar determinada cantidad de Árboles de decisión que serán entrenados con subgrupos de datos seleccionados aleatoriamente (Wu et al., 2016). Una vez entrenado se puede evaluar el modelo cuyo resultado final será igual al resultado más popular entre los árboles de decisión tal como se muestra en la Figura N° 2.13. (Breiman, 2001). Los bosques aleatorios se conocen como una forma de aprendizaje conjunto ya que combina modelos de árboles de decisión para generar un modelo más robusto. (Abarca, 2021)

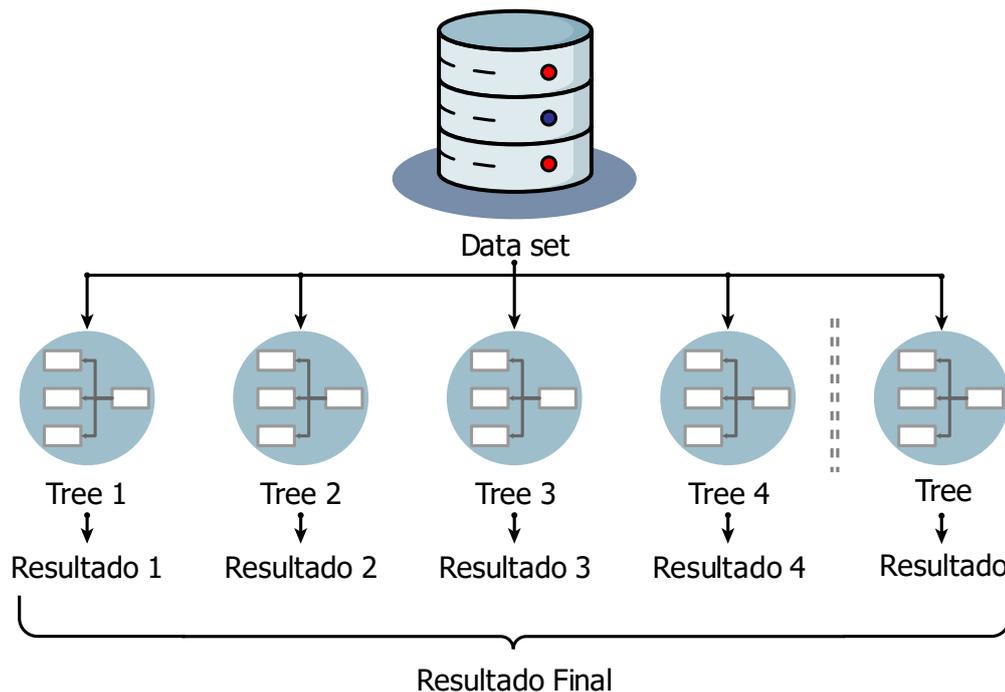


Figura N° 2.13 Modelo bosques aleatorios

### 2.6.3.1 Ventajas y desventajas del modelo

Las ventajas y desventajas del modelo de acuerdo con (Abarca, 2021) son las siguientes:

Ventajas:

- Son válidos para problemas de regresión y clasificación.
- Son modelos simples que no necesitan mucho preprocesamiento o limpieza en comparación con otros métodos.
- Son muy útiles para en la exploración de datos, ya que permiten observar cuales son los parámetros más importantes.
- Tienen buena escalabilidad, puede aplicarse a conjuntos de datos con un elevado número de observaciones.

Desventajas:

- Al combinar múltiples árboles, se pierde la interpretabilidad que tienen los modelos basados en un solo árbol.
- El modelo realiza mejores tareas de clasificación que tareas de regresión.
- No son capaces de extrapolar fuera del rango de los predictores observado en los datos de entrenamiento.

## CAPÍTULO III : ELABORACIÓN DE BASE DE DATOS SINTÉTICA

En el presente capítulo se definen la zona de estudio, y las tipologías de estructuras que se considerarán en la investigación. Las tipologías se obtuvieron a partir de las principales características de las estructuras ubicadas en la zona de estudio. Luego se muestran las características e hipótesis asumidas respecto a los modelos numéricos. Además, se presentan los resultados del análisis dinámico inelástico de una estructura con una tipología del tipo “SS” y con una  $DM = 0.016$ . Con las distorsiones de cada nivel se calcula su IDP e IDM; estos valores conformarán una base de datos que se utilizarán para entrenar los modelos de *Machine Learning*. El objetivo del presente capítulo es mostrar las principales características de las estructuras que se analizaron, el procedimiento para calcular el IDM e IDP, y realizar la elaboración de la base de datos sintética.

### 3.1 PARAMETRIZACIÓN DEL MODELO NUMÉRICO

#### 3.1.1 Zona de estudio

La zona de estudio es Lima. Lima es la capital de Perú y está ubicada en su costa central. Alberga el 29.7% de la población del Perú en sus 50 distritos, 43 de los distritos pertenecen a la provincia de Lima y 7 pertenecen a la provincia constitucional del Callao. (Flores, Diaz, & Zavala, 2020)

#### 3.1.2 Características de las viviendas ubicadas en la zona de estudio

De acuerdo con las investigaciones desarrolladas desde el 2010 por el Centro Peruano Japonés de Investigaciones Sísmicas y Mitigación de Desastres (CISMID), la albañilería es el principal material empleado para la construcción de viviendas en Lima Metropolitana y Callao. Este material representa el 82.93% del total tal como se muestra en Figura N° 3.1. De acuerdo con la Figura N° 3.2 la mayor cantidad de estructuras tienen entre 1-3 niveles. Finalmente se tiene que el principal uso de las estructuras que se evaluaron se utiliza como vivienda y representa un 78.8% del total según la Figura N° 3.3.

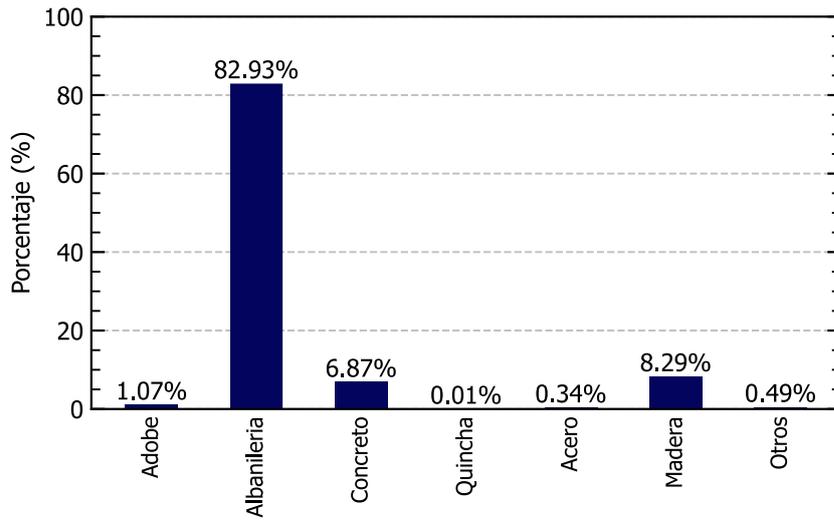


Figura N° 3.1 Tipo de material. Adaptado de (Diaz, 2019)

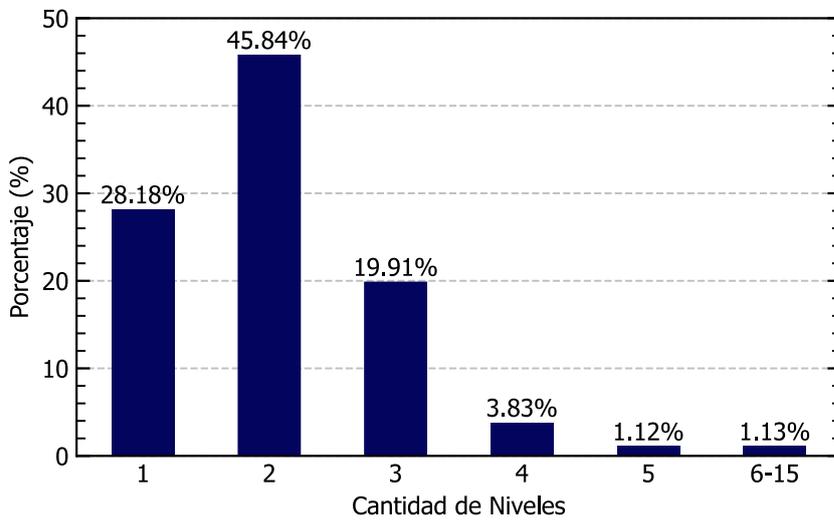


Figura N° 3.2 Cantidad de niveles. Adaptado de (Diaz, 2019)

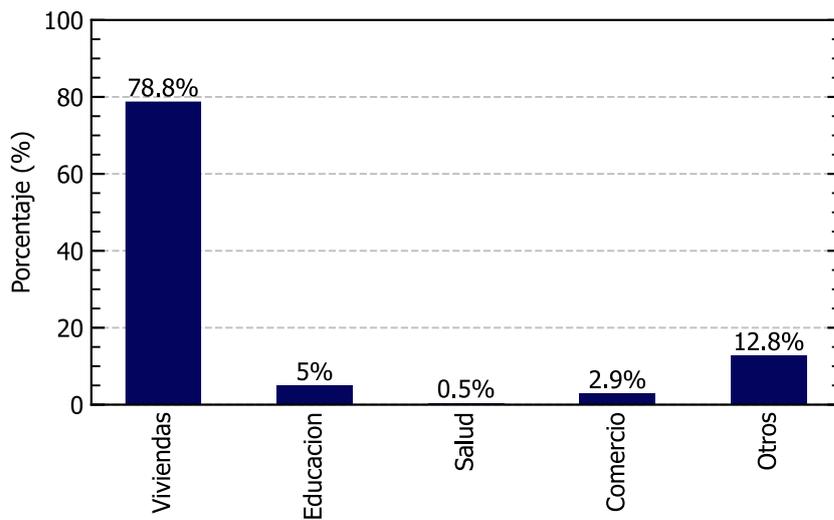


Figura N° 3.3 Tipo de uso. Adaptado de (Miguel Diaz, 2019)

### 3.1.3 Tipologías de estructuras

En base a los datos mostrados en Figura N° 3.1, Figura N° 3.2 y Figura N° 3.3, las tipologías que se analizaron tuvieron como material la albañilería, tuvieron entre 1 y 5 niveles además fueron viviendas. La geometría de las viviendas en la zona de estudio es generalmente rectangular, el área de las viviendas está entre los  $90 m^2$  y  $120 m^2$  aproximadamente. En general el 83% de las viviendas ubicadas en el área de estudio utilizan la albañilería como material. Sin embargo, estas viviendas son consideradas informales debido a que utilizan dos tipos de unidades que no están permitidas para el uso en muros estructurales según la normativa E.070 de Albañilería. Las unidades no permitidas son: ladrillos sólidos artesanales (S) y ladrillos tubulares (T) (Flores et al., 2020)

Tabla N° 3.1 Tipología de viviendas de albañilería. Adaptado de (M Diaz, Zavala, & Flores, 2020)

|    | Tipología   | # niveles | Material | DM (%) |     |     |     |     |
|----|-------------|-----------|----------|--------|-----|-----|-----|-----|
|    |             |           |          | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 1  | 001ML1      | 1         | S        | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 2  | 001ML2      | 1         | T        | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 3  | 002M2L1     | 2         | SS       | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 4  | 002M2L2     | 2         | TT       | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 5  | 002ML1.L2   | 2         | ST       | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 6  | 003M2L1.L2  | 3         | SST      | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 7  | 003M3L2     | 3         | TTT      | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 8  | 003ML1.2L2  | 3         | STT      | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 9  | 004M2L1.2L2 | 4         | SSTT     | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 10 | 004M4L2     | 4         | TTTT     | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 11 | 004ML1.3L2  | 4         | STTT     | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 12 | 005M2L1.3L2 | 5         | SSTTT    | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 13 | 005M5L2     | 5         | TTTTT    | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |
| 14 | 005ML1.4L2  | 5         | STTTT    | 1.6    | 2.3 | 2.8 | 3.4 | 4.0 |

Se consideró que cada tipología mostrada en la Tabla N° 3.1 tiene 5 valores de densidad de muros haciendo un total de 70 estructuras. Estas 70 estructuras se analizaron mediante modelos simplificados de varios grados de libertad. La distribución en planta de los elementos estructurales se muestra en la Figura N° 3.4, esta representa la distribución típica observada en viviendas ubicadas en el área de estudio.

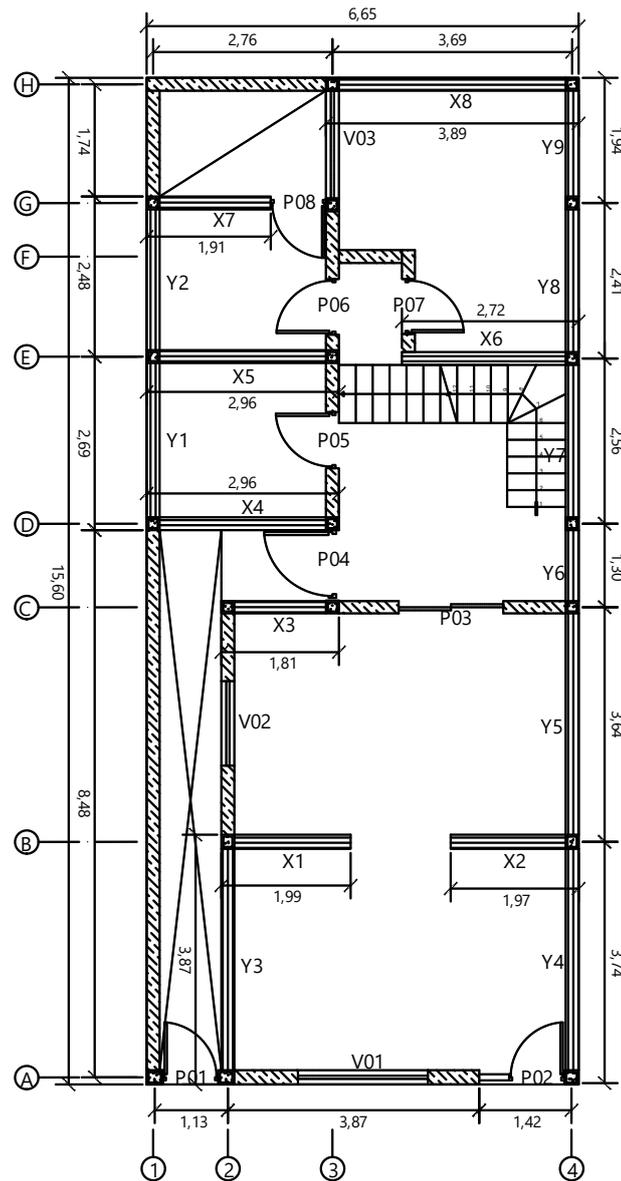


Figura N° 3.4 Distribución de elementos estructurales en planta.

### 3.1.4 Modelo numérico

Los modelos numéricos son modelos simplificado de varios grados de libertad que contienen la información sobre las estructuras. Se realizaron 70 modelos numéricos correspondientes a las 70 estructuras consideradas. (Lopez, 2023)

#### 3.1.4.1 Consideraciones generales

Para generar el modelo numérico se consideró que:

- a) La distancia entre el centro de masas y el centro de rigidez es nula, es decir, la estructura no presenta excentricidad y por ende es regular en planta.

- b) Los muros de albañilería tienen un comportamiento inelástico.
- c) La sobrecarga de las viviendas fue de  $200 \frac{kgf}{m^2}$  de acuerdo con la E.020 (Ministerio de Vivienda Construcción y Saneamiento, 2006a)
- d) El peso sísmico de la estructura se determinó en base al área total de la estructura, la densidad de muros, y la sobrecarga de las viviendas.

La consideración a) implica que los muros de un mismo entresuelo se deforman en la misma medida, en consecuencia, se puede sumar las curvas de capacidad de todos los muros directamente y generar una curva de capacidad para todo el nivel.

#### 3.1.4.1 Comportamiento de los muros

Los muros de albañilería tuvieron un comportamiento inelástico de acuerdo con el modelo analítico desarrollado en (Miguel Diaz et al., 2019).

Los parámetros que permitieron definir el comportamiento histerético de los muros de albañilería para el modelo Tetralineal se muestran en Tabla N° 3.2.

Tabla N° 3.2 Parámetros histeréticos para el modelo Tetralineal (Flores Terreros, 2019)

| Parámetros | S    | T     |
|------------|------|-------|
| $b_o$      | 0.5  | 0.43  |
| $b_1$      | 0.35 | 0.048 |
| $b_2$      | 0    | 0     |

Donde:

$b_o$  : Parámetro que controla la degradación de la rigidez.

$b_1$  : Parámetro que controla el ablandamiento y el endurecimiento del material.

$b_2$  : Parámetro que controla la degradación de la resistencia.

### 3.2 PROCEDIMIENTO DEL ANÁLISIS INELÁSTICO

Para realizar el análisis dinámico inelástico de los modelos paramétricos se empleó el programa MDOF. Este programa nos permite analizar modelos de cortante de varios grados de libertad.

El programa MDOF es multiplataforma, y permite calcular la respuesta inelástica de un conjunto de sistemas de múltiples grados de libertad (modelos de corte de estructuras). Estos sistemas pueden ser sometido a un conjunto de registro de

aceleración en la base con múltiples niveles de amplificación y un método de balance energético en la solución de la ecuación dinámica del movimiento.

Adicionalmente dentro del código del programa MDOF se implementó OpenMP que permite realizar los cálculos con diversas intensidades de los registros en paralelo para una cantidad considerable de sitios y escenarios. Con esto se logra reducir el tiempo de procesamiento de programa.

Los análisis se ejecutaron en el servidor perteneciente al Centro Peruano Japonés de Investigaciones Sísmicas y Mitigación de Desastres (CISMID) mediante una conexión remota.

### 3.2.1 Información para el análisis en el programa MDOF

Para realizar el análisis se necesitó la información sobre las características inelásticas de las 70 estructuras consideradas para el análisis. A continuación, se muestran las características necesarias para el análisis con el programa MDOF.

- Número de pisos
- Tipo de matriz de amortiguamiento
- Porcentaje de amortiguamiento, se estableció que el porcentaje de amortiguamiento es igual a 5% para todas las estructuras
- Peso sísmico de la estructura (peso por cada nivel)
- Tipo de histéresis para cada nivel, se estableció para todos los niveles el modelo Tetra Lineal
- Parámetros histeréticos, se establecieron de acuerdo con la Tabla N° 3.2.
- Parámetros de la curva de capacidad, calculados para cada estructura en base los modelos analíticos desarrolladas en (Miguel Diaz et al., 2019).

A continuación, se muestra la Figura N° 3.5 que indica la información sobre las estructuras que se debe brindar al programa MDOF para poder realizar el análisis dinámico inelástico.

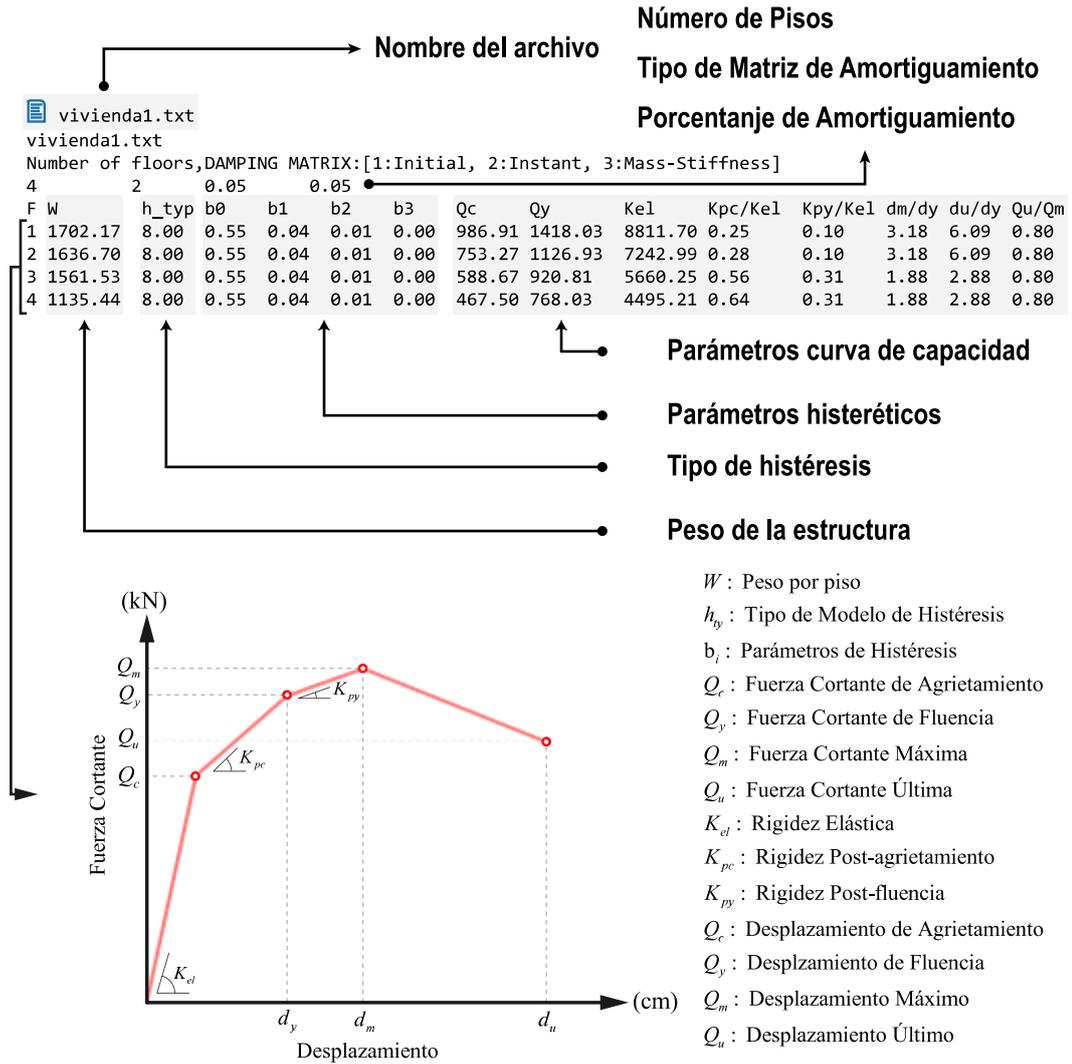


Figura N° 3.5 Características de la estructura. Adaptado de (Miguel Diaz, 2021)

Además, se requiere archivos que contengan la información de la relación de registros sísmicos que se analizarán, así como las aceleraciones del terreno en el tiempo de los registros sísmicos.

### 3.2.2 Casos de análisis

De acuerdo con la investigación (Pulido et al., 2015), considerando los 108 escenarios de ruptura de fallas y los efectos de sitio, en Lima Metropolitana y Callao se espera que se alcancen valores de PGA iguales a 700 gals que podrían incrementar a 1000 gals si consideramos la desviación típica por encima de la media. En la presente investigación se consideró el  $PGA = 1000$  gals multiplicado por el factor 1.5; es decir, se considerará un PGA máximo de 1500 gals, esto se hace con la finalidad de que las curvas de vulnerabilidad de todas las tipologías puedan alcanzar valores iguales a 5 respecto al IDP e IDM.

Se realizaron múltiples simulaciones numéricas considerando la siguiente información:

- Se analizaron 70 estructuras.
- Se consideraron 14 registros sísmicos que corresponden a las direcciones (E-W y N-S) de los 7 registros sísmicos analizados.
- Cada uno de los registros sísmicos fue multiplicado por factores de amplificación que permitieron tener valores de PGA entre 25gals y 1500gals.

### 3.3 RESULTADOS DE LOS ANÁLISIS DINÁMICO INELÁSTICO

A continuación, se presentarán las respuestas sísmicas obtenidas al realizar el análisis dinámico inelástico de la estructura con la tipología SS y con una  $DM = 0.016$ . El registro sísmico considerado fue el de Huaraz 1970 en la dirección Este – Oeste. El registro tuvo un PGA de 304 gals.

En la Figura N° 3.6 se muestra la curva de Cortante – Distorsión del primer nivel de la estructura considerada. Se alcanza un valor máximo de distorsión igual a 7.25. En la Figura N° 3.7 se muestran la curva de Cortante – Distorsión del segundo nivel. Se alcanza un valor máximo de distorsión igual a 1.84. Además, se muestran los límites de índice de daño LID. LID 1 representa el límite a partir del cual el ID será mayor a 1, LID 2 representa el límite a partir del cual el ID será mayor a 2, LID 3 representa el límite a partir del cual el ID será mayor a 3, LID 4 representa el límite a partir del cual el ID será mayor a 4, LID 5 representa el límite a partir del cual el ID será mayor a 5. En el caso del primer nivel el ID está entre LID 4 y LID 5 y en el caso del segundo nivel el ID está entre LID 2 y LID 3. En el apartado de ÍNDICE DE DAÑO se calcularon los valores de ID de manera precisa.

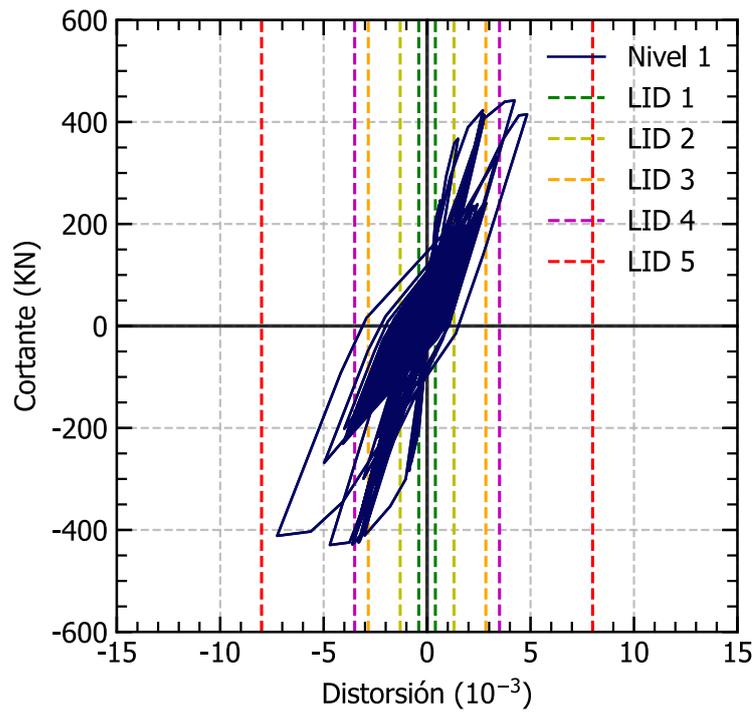


Figura N° 3.6 Curvas de Cortante - Distorsión del Nivel 1

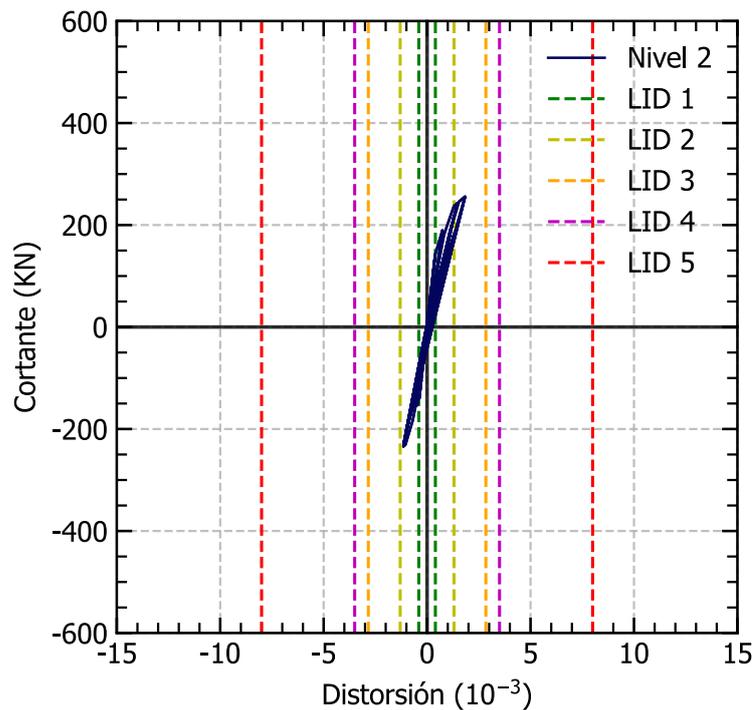


Figura N° 3.7 Curvas de Cortante - Distorsión del Nivel 2

En la Figura N° 3.8 se muestra el desplazamiento del primer nivel en el tiempo. Se tiene que el valor máximo de desplazamiento relativo de este primer nivel es igual a 2.03 cm. De manera similar se muestra la Figura N° 3.9 se muestra el desplazamiento relativo del segundo nivel cuyo valor máximo es 0.51 cm

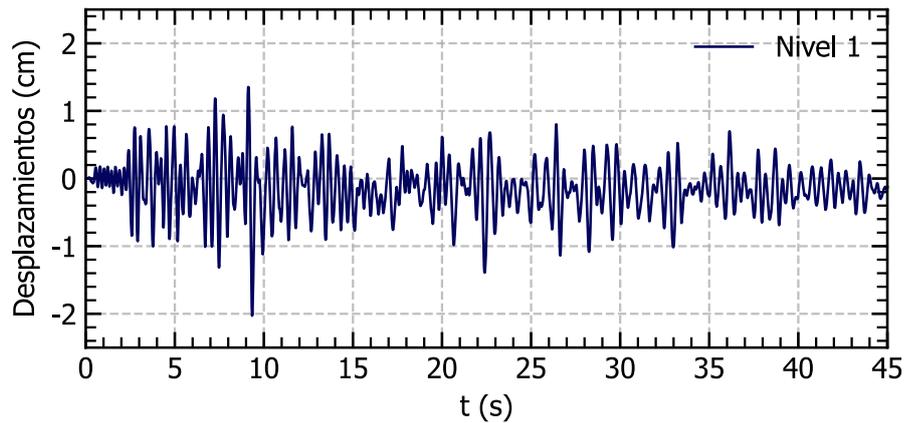


Figura N° 3.8 Desplazamiento relativo en el tiempo del Nivel 1

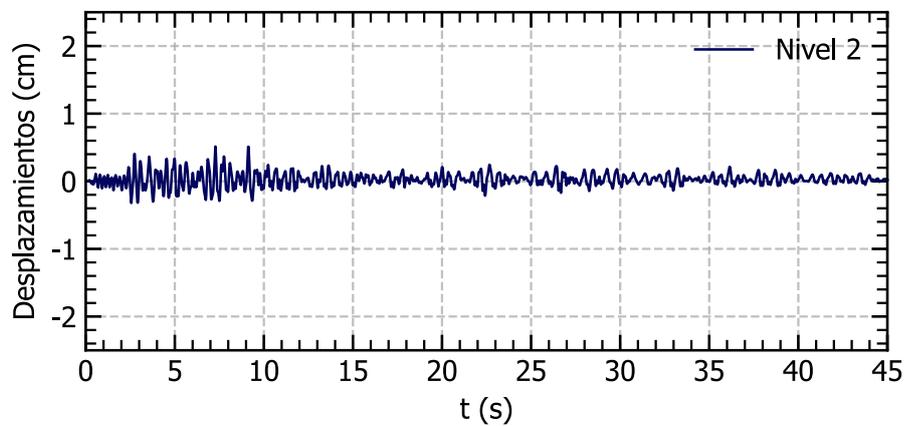


Figura N° 3.9 Desplazamiento relativo en el tiempo del Nivel 2

En la Figura N° 3.10 se muestran las aceleraciones absolutas en el tiempo del primer nivel de la estructura, su valor máximo fue igual 341.88 gals. En la Figura N° 3.11 se muestran las aceleraciones absolutas del segundo nivel de la estructura, su valor máximo igual a 341.93 gals

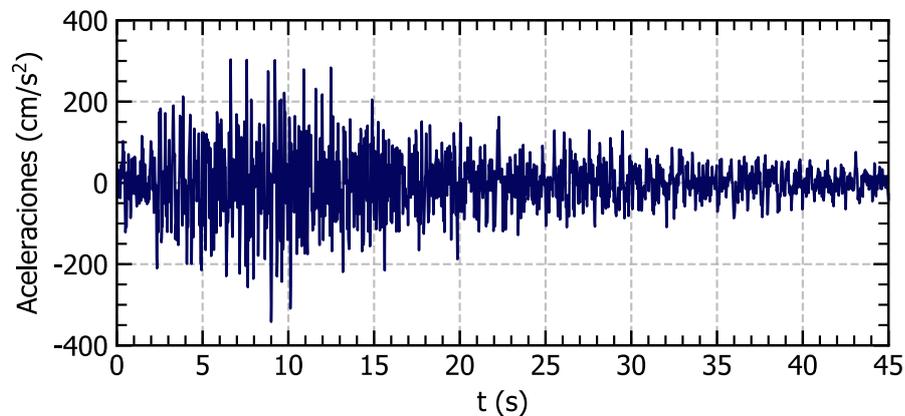


Figura N° 3.10 Aceleración absoluta en el tiempo del Nivel 1

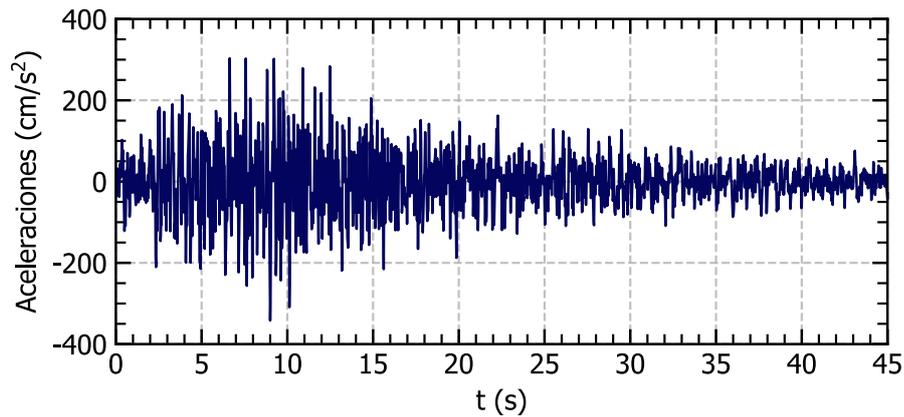


Figura N° 3.11 Aceleración absoluta en el tiempo del Nivel 2

De acuerdo con los resultados mostrados en la Tabla N° 3.3 el primer nivel de la estructura es el que sufre un mayor daño ya que presenta una mayor distorsión. Por otro lado, en el segundo nivel se dan los valores más altos de aceleraciones absoluta.

Tabla N° 3.3 Respuestas máximas de la estructura SS y DM = 1.6%

| Nivel | Distorsión | Desplazamiento relativo | Aceleración absoluta |
|-------|------------|-------------------------|----------------------|
| 1     | 7.25/1000  | 2.03 cm                 | 341.88 gals          |
| 2     | 1.84/1000  | 0.51 cm                 | 341.93 gals          |

### 3.4 ÍNDICE DE DAÑO

A continuación, se calculará el índice de daño de los 2 niveles de la estructura de tipología SS y DM = 0.016 bajo las mismas condiciones planteadas en 3.3; es decir, analizada con el registro del sismo de Huaraz de 1970 en la dirección de Este – Oeste para un PGA de 304 gals

A continuación, se muestran los pasos para calcular el IDP y el IDM.

1. Para calcular el valor del índice de daño en primer lugar se determinan los valores de  $\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4$  y  $\delta_5$  para todos los niveles de la estructura de acuerdo la Tabla N° 2.2. Debido a que los dos niveles son del mismo material los valores calculados son válidos para ambos niveles.

$$\delta_1 = 0.4/1000$$

$$\delta_2 = 1.3/1000$$

$$\delta_3 = 2.84/1000$$

$$\delta_4 = 3.5/1000$$

$$\delta_5 = 8/1000$$

2. Reemplazamos los valores obtenidos en el paso 1 en la ecuación (2.1).

Para el nivel 1:

$$\delta_4 < \delta = 7.25 /1000 < \delta_5$$

$$ID = 4 + \frac{7.25 /1000 - 3.5/1000}{8/1000 - 3.5/1000} = 4.83$$

Para el nivel 2:

$$\delta_2 < \delta = 1.14/1000 < \delta_3$$

$$ID = 2 + \frac{1.84 /1000 - 1.3/1000}{2.84/1000 - 1.3/1000} = 2.35$$

3. Finalmente determinamos los valores de IDP e IDM.

$$IDP = \frac{4.83 + 2.35}{2} = 3.59$$

$$IDM = \max (4.83, 2.35) = 4.83$$

Los valores calculados coinciden con los resultados mostrados en la Figura N° 3.6 y en la Figura N° 3.7. De la misma manera se realizó este procedimiento para determinar el IDP e IDM de las simulaciones numéricas restantes.

### 3.5 DESARROLLO DE BASE DE DATOS SINTÉTICA

Con los datos generados sobre el IDP y el IDM de las estructuras analizadas junto a características de las estructuras, que servirán para entrenar los modelos de *Machine Learning*, se desarrolló la base de datos sintética que denominaremos "base de datos total" o "base de datos 15". Esta base de datos se dividió en 14 bases de datos dependiendo de la tipología que consideraba tal como se muestra en la Figura N° 3.12. Esta base de datos se utilizará para construir las curvas de vulnerabilidad que posteriormente ayudarán a validar los resultados obtenidos por los modelos de *Machine Learning*.

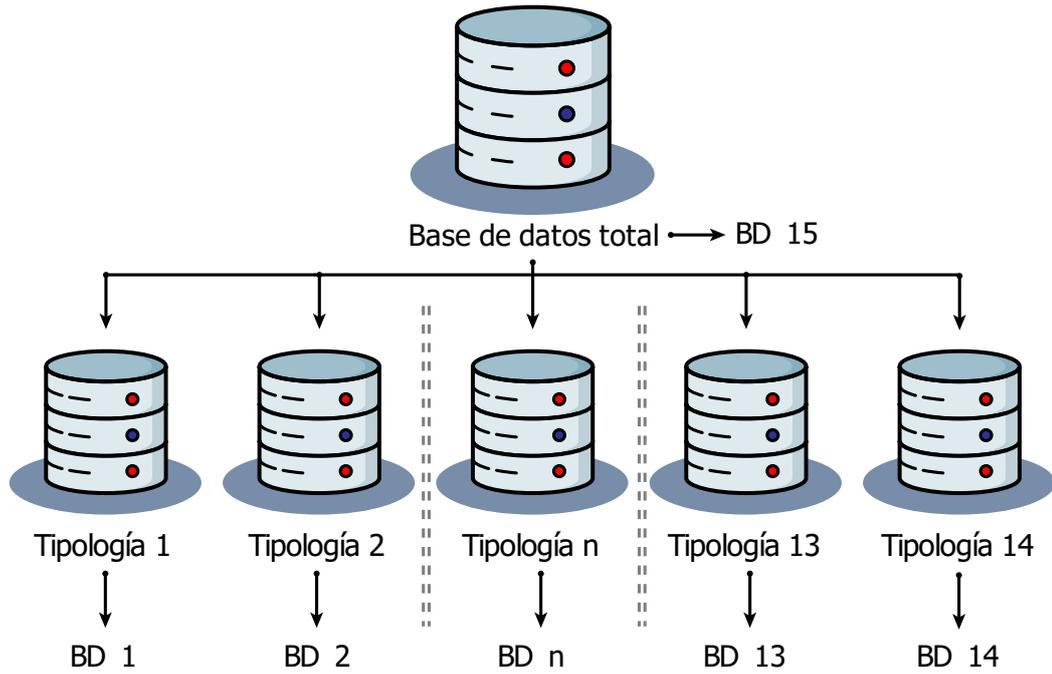


Figura N° 3.12 Distribución de las bases de datos

## CAPÍTULO IV : CURVAS DE VULNERABILIDAD

En este capítulo se presentan las curvas de vulnerabilidad que relacionan la intensidad del evento sísmico; representado por el (PGA); y el nivel de daño en la estructura. Este nivel daño se representó mediante el IDP (índice de daño promedio) y el IDM (índice de daño máximo). Como resultado se obtuvieron en total 30 curvas de vulnerabilidad. Para la construcción de las curvas de vulnerabilidad se usaron las bases de datos generadas con las simulaciones numéricas detalladas en CAPITULO III. El objetivo de este capítulo es mostrar la vulnerabilidad respecto al IDP e IDM de las tipologías consideradas en la investigación. Posteriormente las curvas obtenidas se compararán con las curvas de vulnerabilidad obtenidas con los modelos de *Machine Learning*.

### 4.1 CURVAS DE VULNERABILIDAD CONSIDERANDO EL ÍNDICE DE DAÑO PROMEDIO DE LA VIVIENDA

En la Figura N° 4.1 se presentan las curvas de vulnerabilidad de los 14 primeros modelos respecto al IDP con el objetivo de comparar la forma de cada curva de vulnerabilidad.

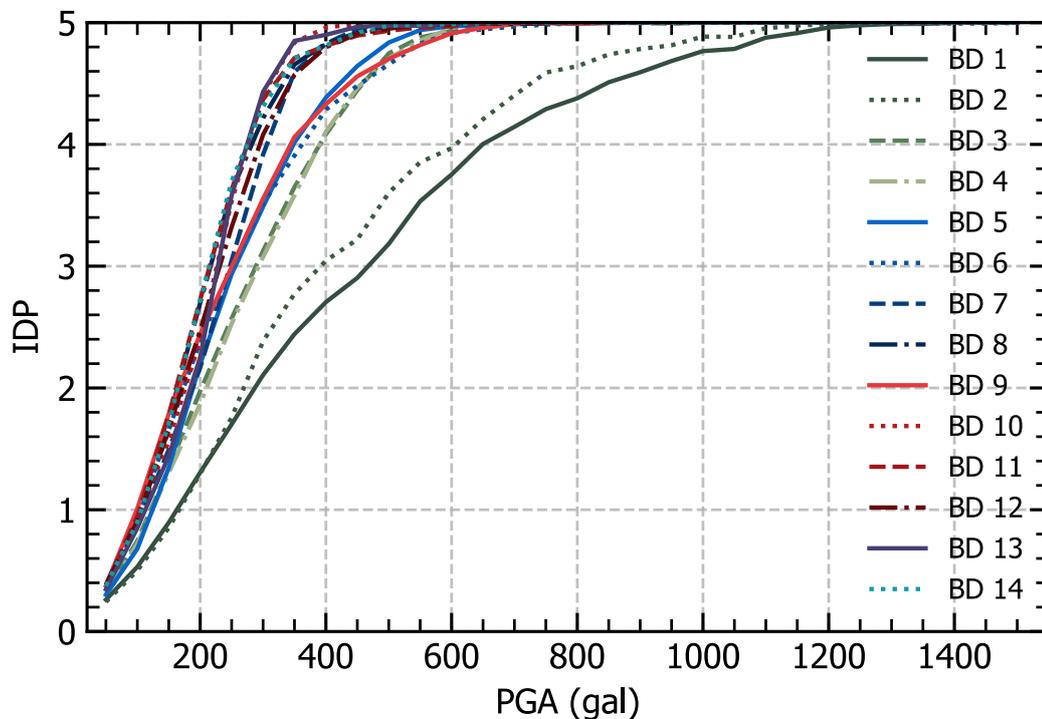


Figura N° 4.1 Curva de vulnerabilidad con valores promedio de índice de daño para las bases de datos 1-14

En la Figura N° 4.1 las curvas de vulnerabilidad respecto al IDP se pueden agrupar en GPP1, GPP2 y GPP3. Estos presentan una vulnerabilidad media, alta y muy alta respectivamente. El GPP1 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases de datos BD 1 y BD 2 (S y T). Estas bases de datos contienen tipologías de 1 nivel. El GPP2 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases de datos BD 3, BD 4, BD 5, BD 6 y BD 9 (SS, TT, ST, SST y SSTT). Estas bases de datos contienen tipologías de 2 niveles o tipologías de 3 niveles cuyos 2 primeros niveles son de ladrillos sólidos artesanales. Finalmente, el tercer grupo GPP3 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases de datos BD 7, BD 8, BD 10, BD 11, BD 12, BD 13 y BD 14. Estas bases de datos están conformadas por tipologías TTT, STT, TTTT, STTT, SSTTT, TTTTT, STTTT; las cuales tienen entre 3 y 5 niveles.

A continuación, se muestran las curvas de vulnerabilidad de las BD 1, 9, 13 que son representativas de los GPP1, GPP2, GPP3 y BD 15 que contiene a todas las tipologías.

#### 4.1.1 Curvas de vulnerabilidad de BD 1

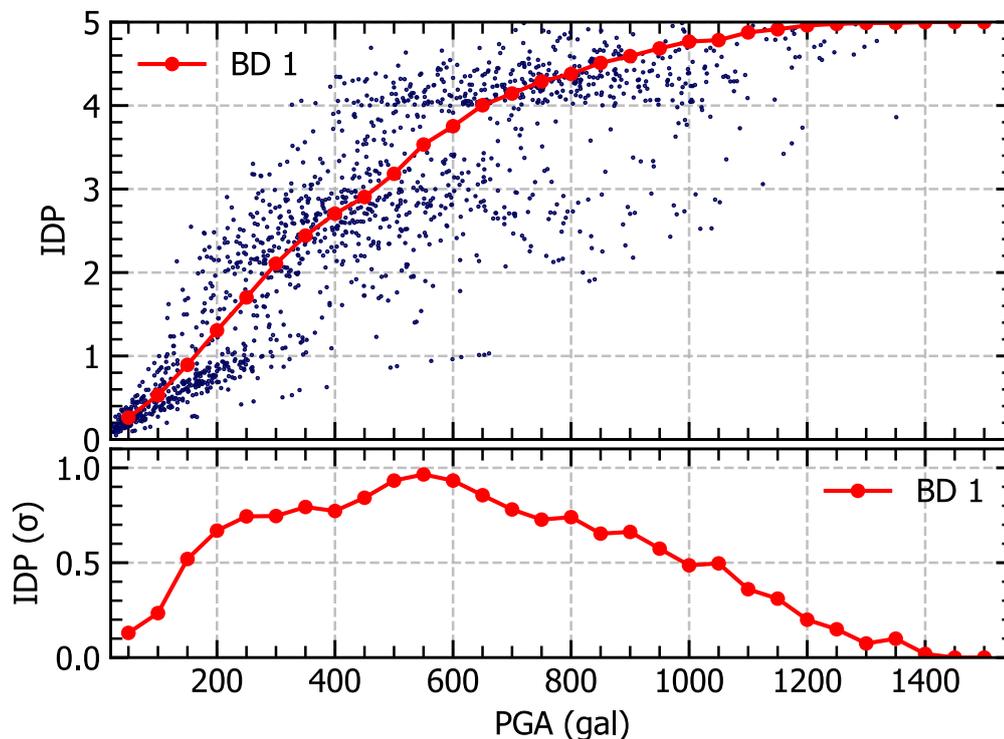


Figura N° 4.2 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 1

#### 4.1.2 Curvas de vulnerabilidad de la BD 9

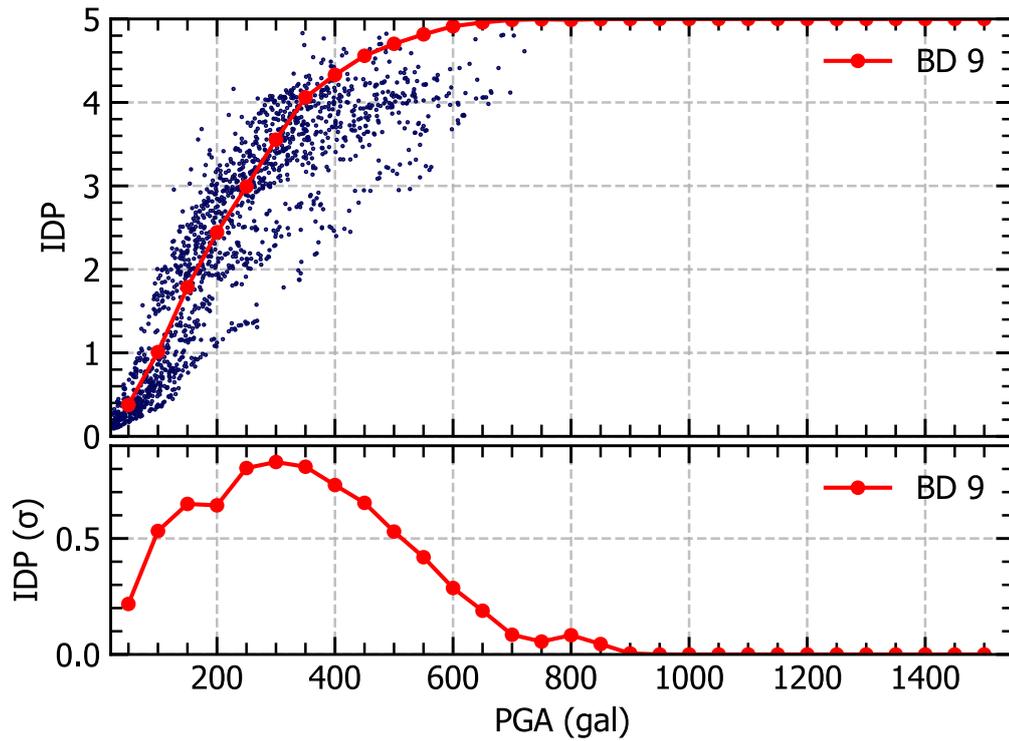


Figura N° 4.3 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 9

#### 4.1.3 Curvas de vulnerabilidad de la BD 13

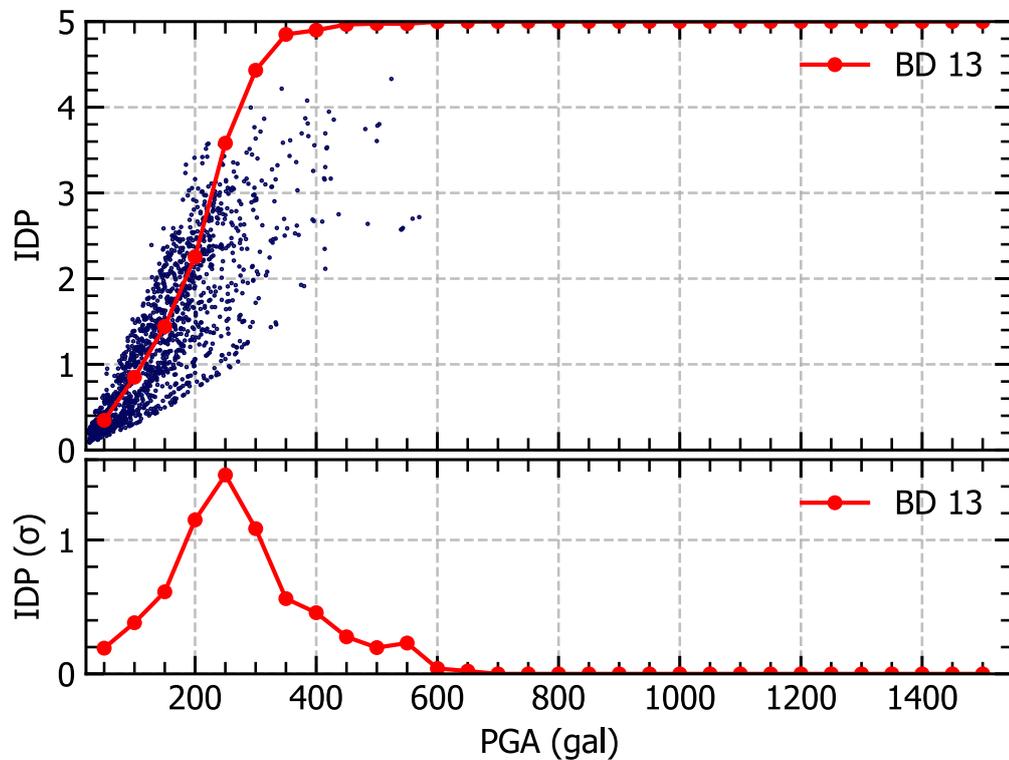


Figura N° 4.4 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 13

4.1.4 Curvas de vulnerabilidad de la BD 15

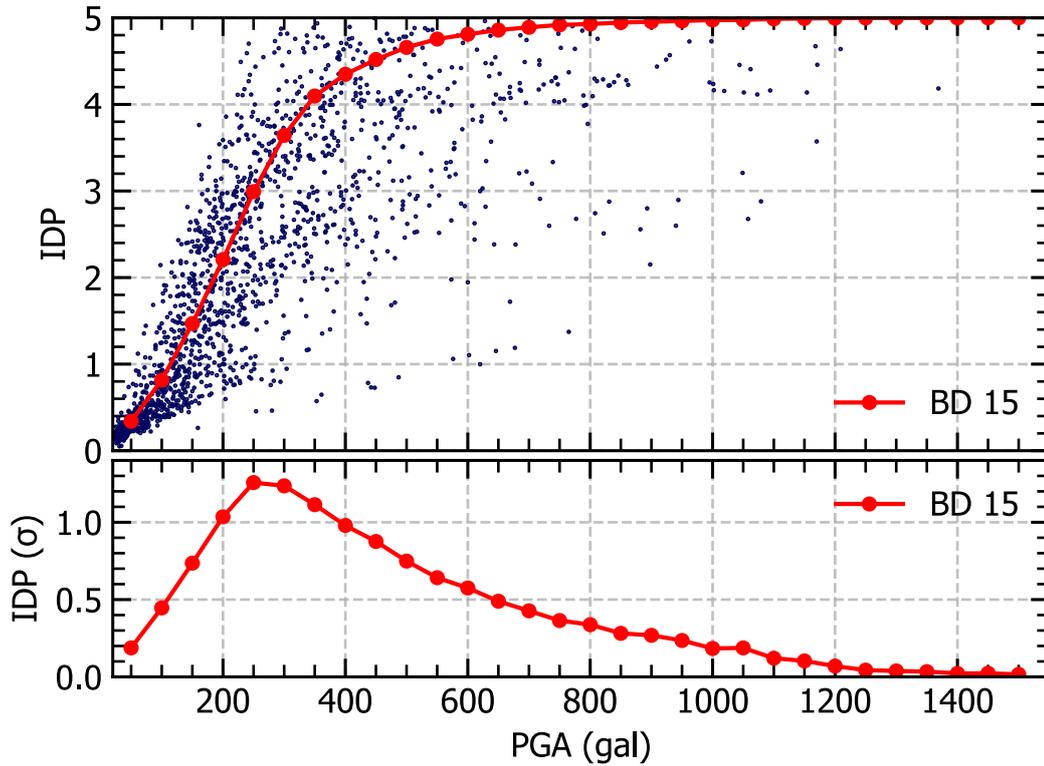


Figura N° 4.5 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 15

En la Tabla N° 4.1 se presentan los valores de IDP de las bases de datos para un PGA igual a 100, 200 y 400 gals, la BD 1 la que presenta los valores más bajos para cada PGA con respecto a las BD 9 y 13, mientras la BD 9 y 13 presentan resultados similares para los valores de PGA 100 y 200.

Tabla N° 4.1 Comparación de IDP para determinado valor de PGA

| PGA (gals) | IDP BD 1 | IDP BD 9 | IDP BD 13 |
|------------|----------|----------|-----------|
| 100        | 0.5      | 1        | 0.9       |
| 200        | 1.3      | 2.4      | 2.2       |
| 400        | 2.7      | 4.4      | 5         |

**4.2 CURVAS DE VULNERABILIDAD CONSIDERANDO EL ÍNDICE DE DAÑO MÁXIMO DE LA VIVIENDA**

En la Figura N° 4.6 se presentan las curvas de vulnerabilidad de las 14 primeros modelos para comparar la forma de cada curva de vulnerabilidad.

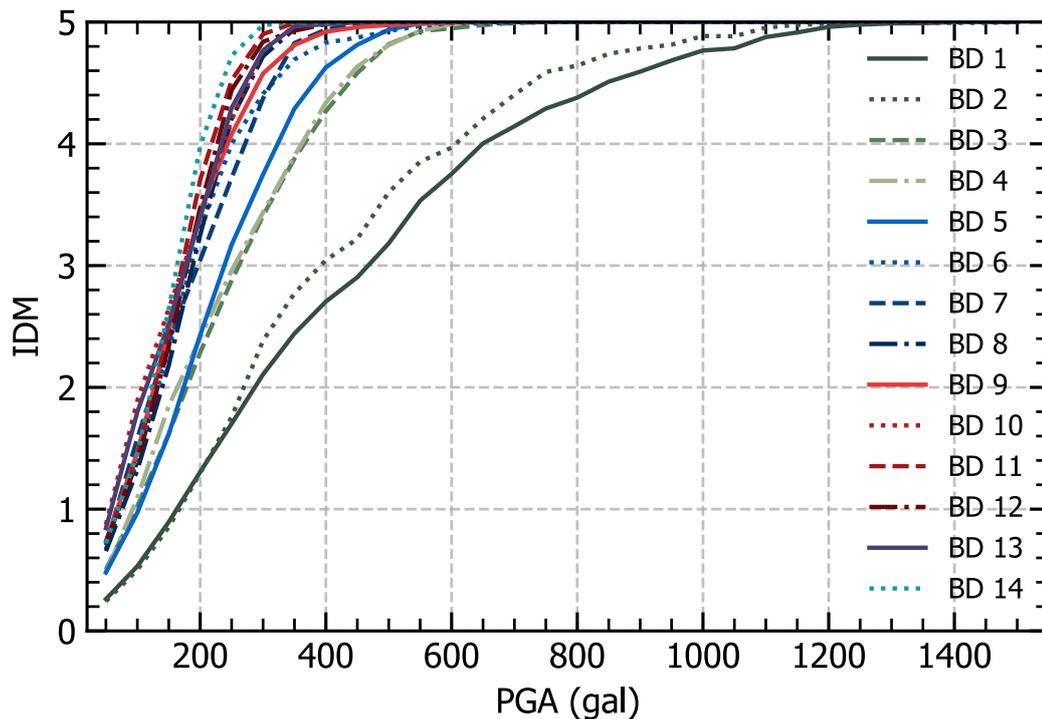


Figura N° 4.6 Curva de vulnerabilidad con valores máximos de índice de daño para las bases de datos 1-14

Al igual que en la Figura N° 4.1, en la Figura N° 4.6 las curvas de vulnerabilidad respecto al IDM se pueden agrupar en GPM1, GPM2 y GPM3 que presentan una vulnerabilidad media, alta y muy alta respectivamente. El GPM 1 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenada con las bases de datos BD 1 y BD 2 (S, T). Estas bases de datos contienen tipologías de 1 nivel. El GPM 2 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases de datos BD 3, BD 4, y BD 5 (SS, TT, ST). Estas bases de datos contienen tipologías de solo 2 niveles. Finalmente, el GPM 3 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases de datos BD 6, BD 7, BD 8, BD 9, BD 10, BD 11, BD 12, BD 13 y BD 14 (SST, TTT, STT, SSTT, TTTT, STTT, SSTTT, TTTTT, STTTT). Estas bases de datos contienen tipologías con una cantidad de niveles entre 3 y 5.

A continuación, se muestran las curvas de vulnerabilidad de las BD 1, 9, 13 que son representativas de los GPM1, GPM2, GPM3 y BD 15 que contiene a todas las tipologías.

#### 4.2.1 Curvas de vulnerabilidad de la BD 1

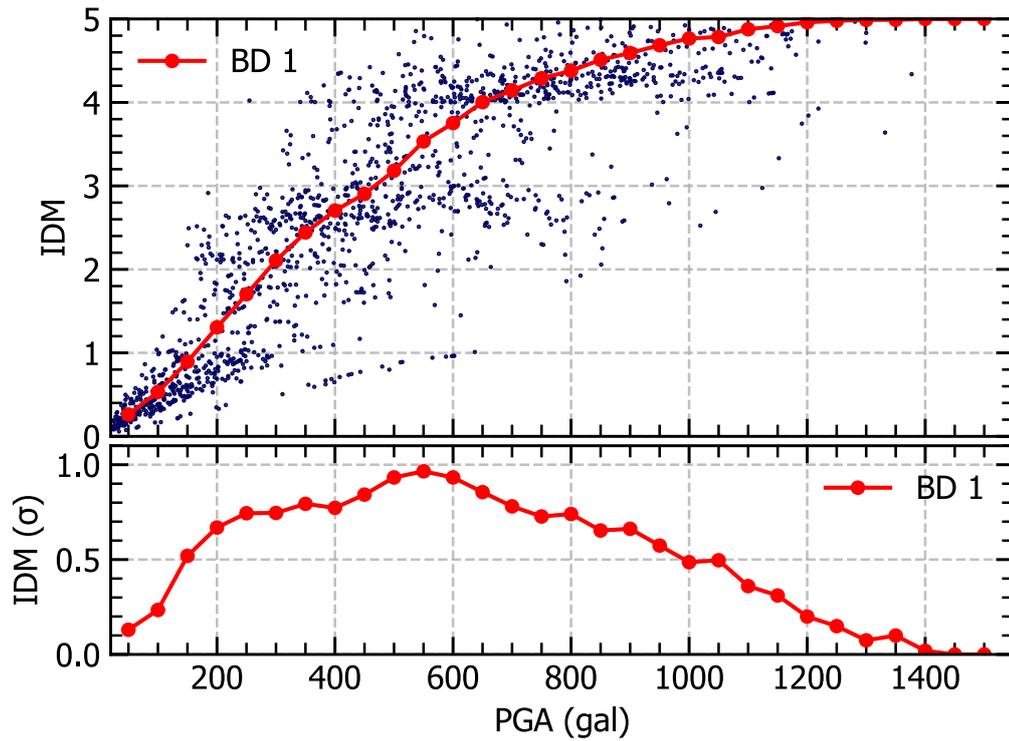


Figura N° 4.7 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 1

#### 4.2.2 Curvas de vulnerabilidad de la BD 9

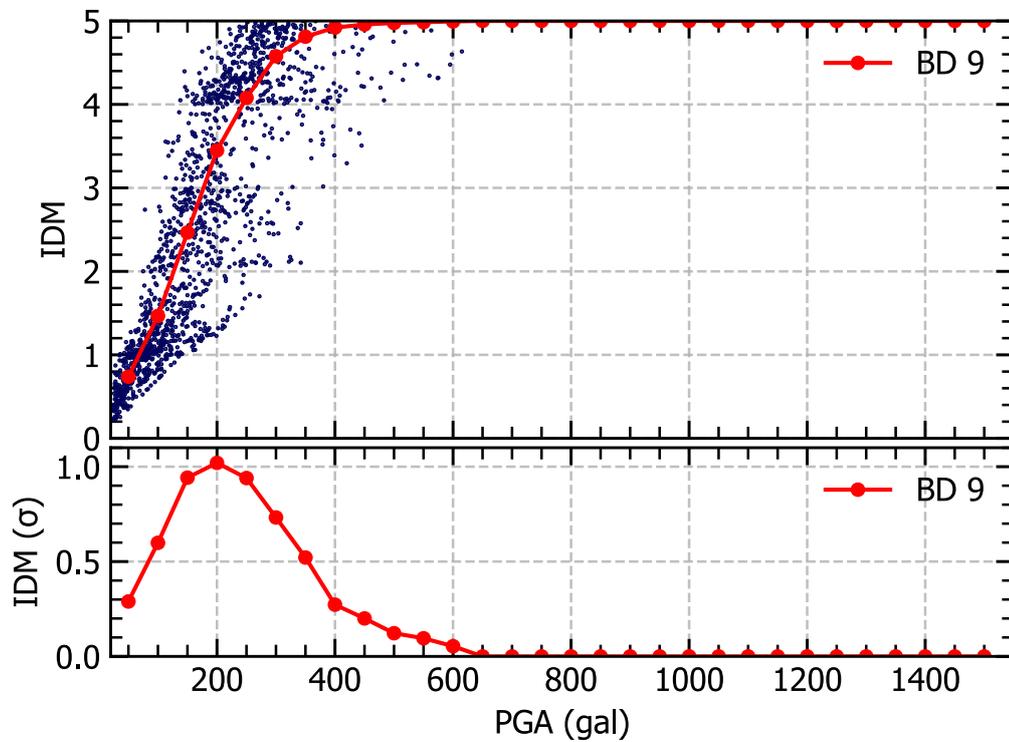


Figura N° 4.8 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 9

#### 4.2.3 Curvas de vulnerabilidad de la BD 13

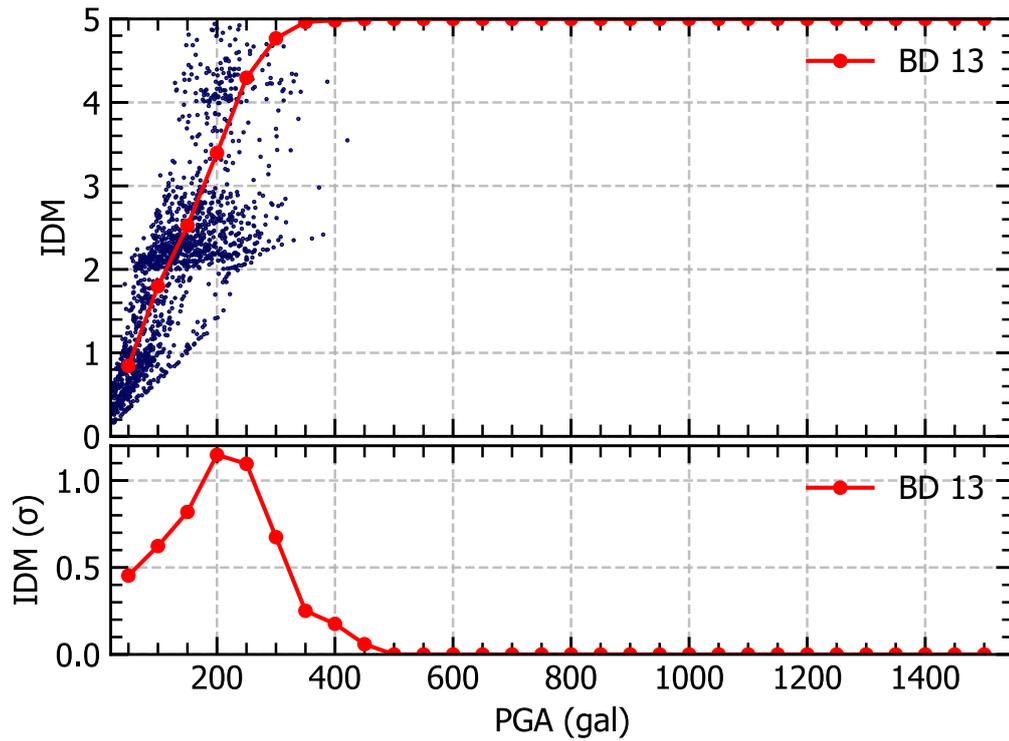


Figura N° 4.9 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 13

#### 4.2.4 Curvas de vulnerabilidad de la BD 15

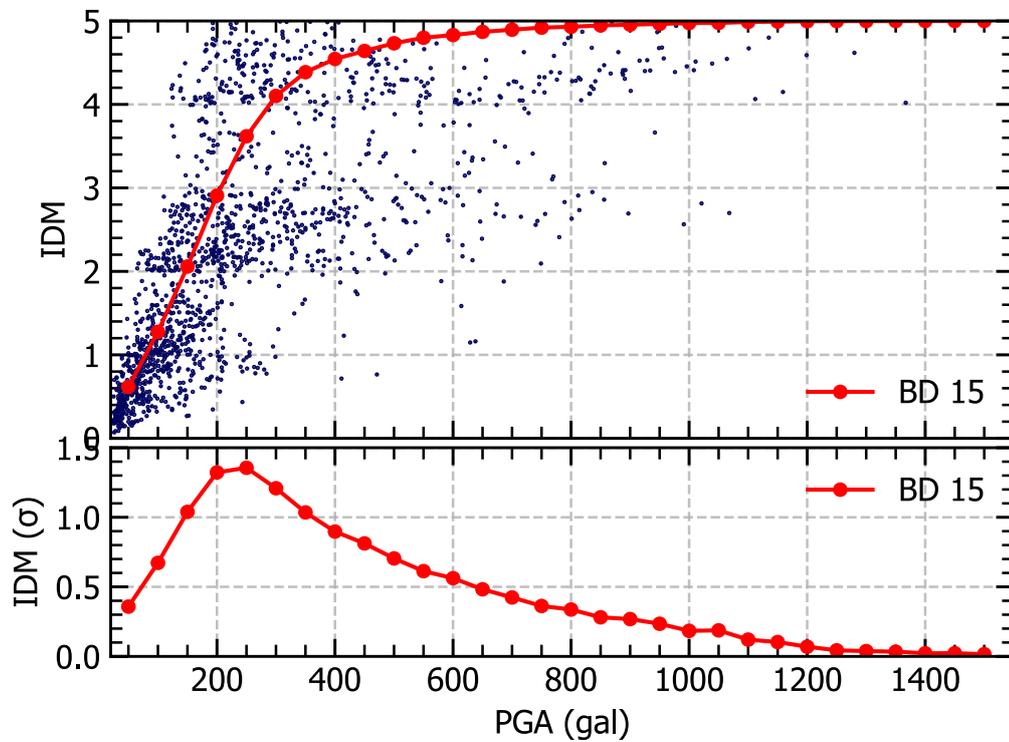


Figura N° 4.10 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD

15

En la Tabla N° 4.2 se presentan los valores de IDM de las bases de datos para un PGA igual a 100, 200 y 400 gals, la BD 1 la que presenta los valores más bajos para cada PGA con respecto a las BD 9 y 13, mientras la BD 9 y 13 presentan resultados similares para los valores de PGA 100 y 200.

Tabla N° 4.2 Comparación de IDM para determinado valor de PGA

| PGA (gals) | IDM BD 1 | IDM BD 9 | IDM BD 13 |
|------------|----------|----------|-----------|
| 100        | 0.5      | 1.5      | 1.8       |
| 200        | 1.3      | 3.5      | 3.5       |
| 400        | 2.8      | 5        | 5         |

## CAPÍTULO V : ENTRENAMIENTO DEL MODELO DE MACHINE LEARNING

En el presente capítulo se describe el modelo de bosques aleatorios. Además, se muestran las configuraciones realizadas en los modelos tales como la cantidad de árboles de decisión considerados y el procedimiento que subdivide los conjuntos de datos para el entrenamiento. Por otro lado, se muestran los parámetros relacionados a las características de las estructuras y registros sísmicos. Así mismo se muestran la influencia de estos parámetros sobre los modelos. Finalmente se presentan los resultados de puntuación de los modelos.

El objetivo de este capítulo es presentar las principales características de los modelos de *Machine Learning* empleados para determinar el IDP e IDM y su validación mediante su puntuación.

### 5.1 DESCRIPCIÓN Y CONFIGURACIÓN DEL MODELO

Se empleó el modelo de bosques aleatorios debido a que ha tenido mucho éxito en diversos campos, tanto en la clasificación como en la regresión de resultados. Esto es debido a que combina aleatoriamente árboles de decisión y el resultado que brinda está basado en el promedio de estos. Este modelo se puede aplicar a problemas de gran escala. (Biau & Scornet, 2016)

Adicionalmente el modelo de bosques aleatorios presenta buenos resultados en la identificación de daños. Emplea un menor tiempo de análisis en comparación con algoritmos de *Deep Learning*, es decir, puede llegar a ser más eficiente. (Chencho, Li, Hao, Wang, & Li, 2021)

Además, una de las propiedades de los modelos de bosques aleatorios es que no se sobre ajustan tal como ocurre en otros modelos de *Machine Learning*. Esto implica que mientras más árboles de decisión se consideren se logrará reducir en mayor medida el error. (Guo & Hao, 2021)

De acuerdo con (Abarca, 2021) el modelo de bosques aleatorios es un modelo universal que podría utilizarse cuando no se tienen claro qué modelo es válido para determinada base de datos.

De acuerdo con (Rodríguez-Galiano, Ghimire, Rogan, Chica-Olmo, & Rigol-Sanchez, 2012) para generar un modelo de bosques aleatorios se necesita configurar 2 parámetros; el número de árboles de decisión y el número máximo de variables en cada división.

### 5.1.1 Número de árboles de decisión

Se consideraron 100 árboles de decisión dentro del modelo de bosques aleatorios. Esto es debido a que para este número de árboles de decisión la puntuación se mantuvo con pequeñas variaciones tal como se muestra en la Figura N° 5.1. Además se definió que cada árbol crece de forma independiente hasta el tamaño máximo en función de una muestra de arranque del conjunto de datos de entrenamiento sin ninguna poda (Breiman, 2001)

Al entrenar los modelos de bosques aleatorios se tiene que en ocasiones el incremento de la cantidad de árboles de decisión solo ocasiona el incremento del coste computaciones. (Oshiro, Perez, & Baranauskas, 2012). Es por ello por lo que se realizó el análisis de la cantidad necesaria de árboles para entrenar los modelos en la presente investigación.

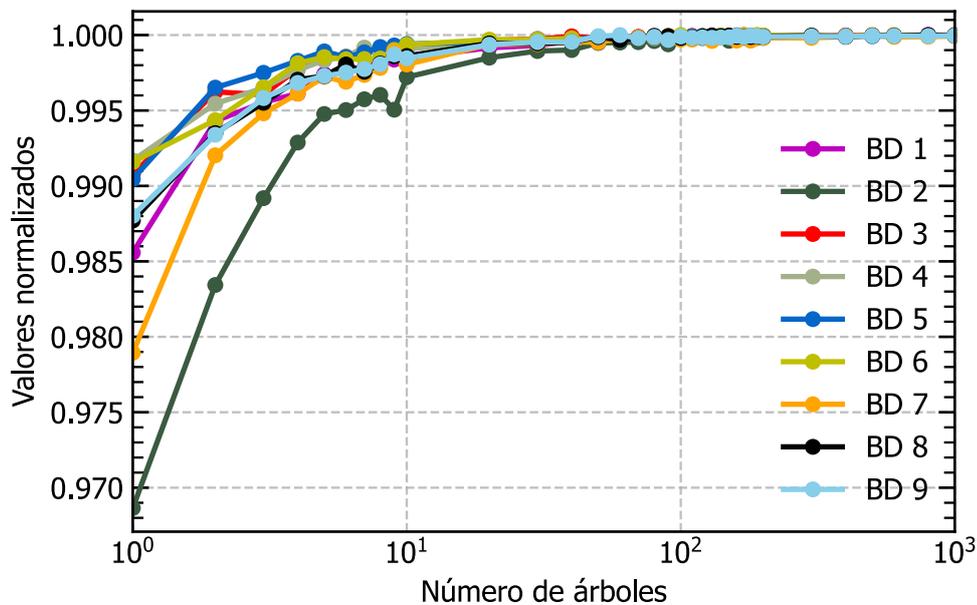


Figura N° 5.1 Puntuación de 9 modelos que calculan el IDP

En la Figura N° 5.1 se muestra la variación de los valores normalizados de puntuación conforme se aumenta la cantidad de árboles de decisión. En el eje x se muestra la cantidad de árboles de decisión utilizados para entrenar los modelos (1 – 1000 árboles de decisión) respecto a cada base de datos. Por otro lado, el eje “Y” se muestran los resultados normalizados con respecto al valor máximo que se alcanza para cada base de datos. En la figura se muestran los resultados de las bases de datos BD 1-BD 9, entrenados para calcular el IDP; sin embargo, el resultado es similar para el resto de las bases de datos.

### 5.1.2 Número máximo de variables en cada división

De acuerdo con (Hastie, Friedman, & Tibshirani, 2001), el número de variables que debe tomarse en cada división es la tercera parte del número total de variables. Esto con la finalidad de reducir la varianza de los resultados y evitar un sobreajuste, en la presente investigación sería igual a 2.

Por otra parte, el modelo de bosques aleatorios determina internamente, mediante el procedimiento del *Bagging*, la cantidad de datos para el entrenamiento y la validación. Estas cantidades tienen una relación de 2 a 1. Los datos que se usan para la validación son conocidos como los valores que quedan fuera de la bolsa, también conocidos como OOB (*out of bag*) (Rodríguez-Galiano et al., 2012). Según (Breiman, 1996, 2001) la estimación basada en OOB es tan precisa como la estimación basada en el subconjunto prueba. Sin embargo, en la investigación se considerará un porcentaje de la correspondiente base de datos para el entrenamiento y otro para la validación, con la finalidad de validar visualmente las curvas de vulnerabilidad obtenidas a partir de los modelos.

### 5.1.3 Base de datos para validación visual

El total de los datos que le corresponde a cada uno de los 15 modelos se dividió aleatoriamente en relación de 3 a 1; el 75% de la base de datos se utilizó para entrenar el modelo y el 25% se utilizó para la validación del modelo.

## 5.2 BASE DE DATOS PARA EL ENTRENAMIENTO DEL MODELO

### 5.2.1 Parámetros de la base de datos

Los modelos de bosques aleatorios fueron entrenados para calcular el IDP y el IDM. Estos parámetros representan el estado en el que se encuentra la estructura luego de un sismo. Se consideraron diversos escenarios que a su vez consideran diferentes niveles máximos de aceleración (PGA).

Los parámetros que se utilizaron para entrenar el modelo fueron:

- Tipología de la estructura: en total son 14 tipologías que se muestran en la Tabla N° 3.1.
- Densidad de muros (DM): Es la relación entre el área en planta que ocupan los muros de albañilería y el área total de la estructura. Para la presente investigación se consideró 5 valores: 1.6%, 2.3%, 2.8%, 3.4% y 4%.

- Peso de la estructura (W): Se determinó el peso de las estructuras a partir de los modelos paramétricos empleados para realizar las simulaciones numéricas.
- $T_s$  : Periodo predominante del suelo calculado a partir del registro de aceleraciones en la superficie según el método de Nakamura (Nakamura, 2008)
- Intensidad del espectro (SI): SI es definido como el promedio del espectro de respuesta de velocidad de un sistema de un grado de libertad (GDL) con un periodo de vibración entre  $T_1 = 0.1$  s y  $T_2 = 2.5$  s y un porcentaje de amortiguamiento crítico del 20%. (De Lautour & Omenzetter, 2007), los valores del espectro de respuesta de velocidad se calculan a partir del espectro de respuesta de desplazamiento obtenidos al realizar la integral de Duhamels. Estudios indican que este parámetro tiene buena relación con el daño. (Katayama et al, 1988)

$$SI = \frac{1}{T_2 - T_1} \int_{T_1}^{T_2} S_V dT \quad (5.1)$$

- PGA: Máximo valor de aceleración del registro del evento sísmico.
- Número de pisos: la cantidad de niveles depende de la tipología analizada. Los valores están entre los valores 1 y 5.

Los parámetros determinados fueron:

- IDP: Se determinó en base a las distorsiones que se presentaron en todos los niveles.
- IDM: Se determinó en base a las distorsiones que se presentaron en todos los niveles.

### 5.2.2 Exploración de la base de datos

La base de datos presenta valores entre 0 y 5 respecto al IDP. Cuando el índice de daño excedía el valor de 5 en alguno de los niveles se asignó el valor de 5 directamente. Esto para evitar escenarios en los cuales se tenga un IDP menor a 5 aun cuando uno de los entrepisos halla colapsado.

A continuación, en la Figura N° 5.2, se presentan los porcentajes de datos con respecto a cada tipología de estructuras que presentan valores menores a 5 respecto al IDP e IDM. Respecto a los porcentajes de datos presentados se

observó que la tipología “S” presenta la mayor cantidad de datos (55.9%). Esto quiere decir que el 55.9% de las simulaciones numéricas las estructuras con la tipología “S” obtienen IDP e IDM menores a 5. Entonces la tipología “S” es la más resistente en comparación con el resto de las tipologías. Por otra parte, la tipología “STTTT” fue la que presentó la menor cantidad de datos (12%). Esto indica que está en el grupo de las menos resistentes o más vulnerables

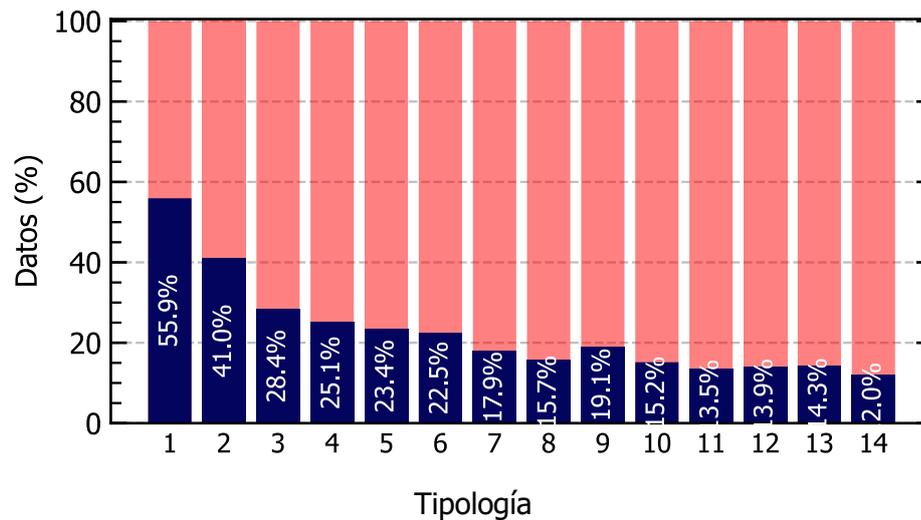


Figura N° 5.2 Porcentajes de Datos con IDM e IDP menores a 5 según la tipología

De manera similar a lo explicado en el párrafo anterior, en la Figura N° 5.3 se tuvo que las estructuras con una mayor densidad de muros presentan una mayor cantidad de casos en los que el IDP e IDM es menor a 5. Esto indicaría que las estructuras con una mayor DM son más resistentes. Por otra parte, la densidad de muros presenta 5 valores entre los que existe una mayor o menor diferencia de valores. De acuerdo con los porcentajes de datos que presentan las 5 densidades de muros, se puede diferenciar 3 grupos que están conformados por un porcentaje de datos similar. El grupo 1 está conformado por la DM = 1.6% con un porcentaje de datos igual a 17.6%. El grupo 2 está conformado por las DM = 2.3% y DM = 2.8% cuya diferencia de porcentajes es igual a 0.6% y su promedio igual a 21.6%. Finalmente, el grupo 3 está conformado por las DM = 3.4% y DM = 4% cuya diferencia de porcentajes es 0.8% y su promedio es 26.4%.

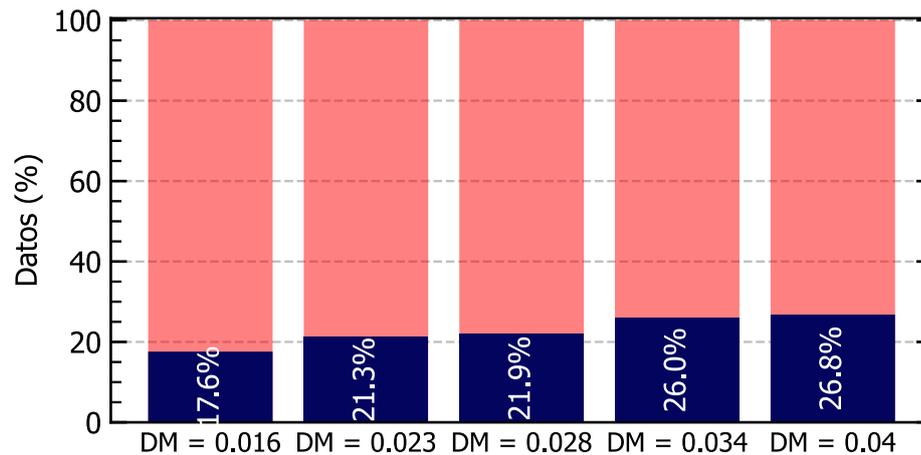


Figura N° 5.3 Porcentajes de Datos con IDM e IDP menores a 5 según la DM

La base de datos total consta de 1470000 (100%) de datos obtenidos de las simulaciones numéricas. En 333827 casos se presentan valores menores a 5 respecto al IDM e IDP, esta cantidad representan en 22.71% de la base de datos total.

### 5.3 MODELOS DESARROLLADOS

Los modelos de bosques aleatorios se entrenarán con el 75% de su correspondiente base de datos y se validarán con el 25% de los datos restante. En el caso de las bases de datos BD 1-14 se entrenarán con 78750 datos, y se validarán con 26250 datos; mientras que los modelos correspondientes a la base de datos BD 15 se entrenarán con 1102500 datos y se validarán con 367500 tal como se muestra en la Tabla N° 5.1.

Tabla N° 5.1 Distribución de datos para el entrenamiento y validación de modelos

|         | Cantidad de datos | Entrenamiento (75%) | Validación (25%) |
|---------|-------------------|---------------------|------------------|
| BD 1-14 | 105000            | 78750               | 26250            |
| BD 15   | 1470000           | 1102500             | 367500           |

Se desarrollarán 30 modelos de bosques aleatorios, 15 modelos determinarán el IDP y 15 el IDM. De los 15 modelos, los primeros 14 utilizarán su correspondiente BD (cada tipología) y el último corresponden a la BD 15 que contienen a todas las tipologías. Esto se representa en la Figura N° 5.4.

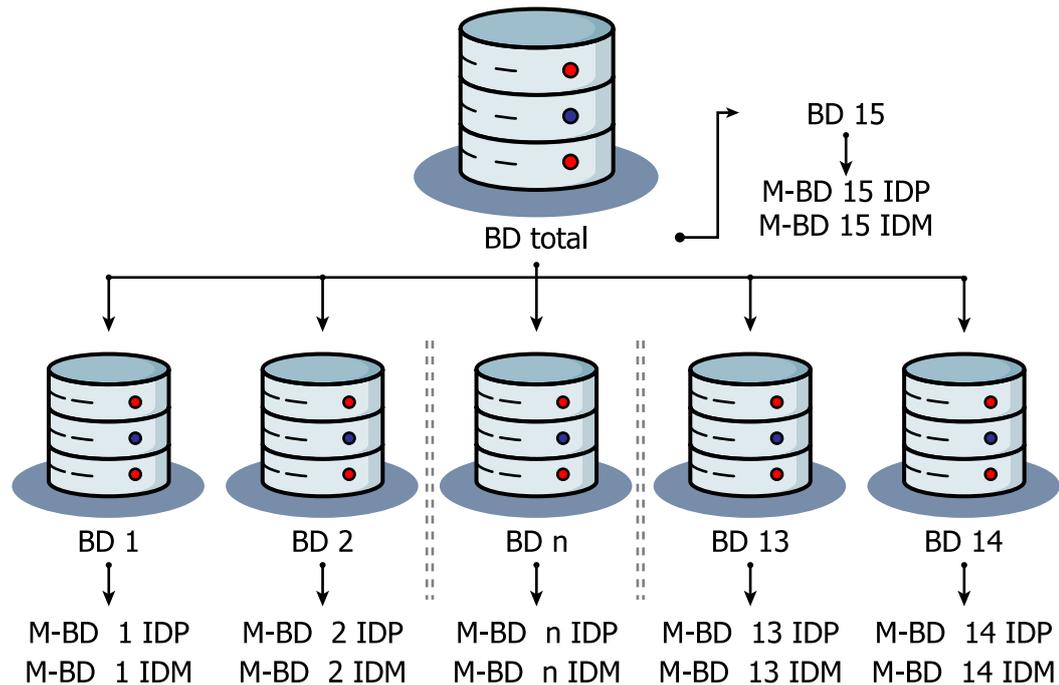


Figura N° 5.4 Esquema de BD y M-BD

## 5.4 INFLUENCIA DE LOS PARÁMETROS EN LOS MODELOS

### 5.4.1 Índice de daño promedio

Respecto a los modelos de calcular el índice de daño promedio. Se analizó la influencia en el modelo que tuvo cada uno de los 7 parámetros. Para los modelos entrenados con bases de datos que consideren una sola tipología no se muestran los valores de la influencia de “TIP” y “N”. Esto es debido a que estos tienen una influencia igual a 0%. En Figura N° 5.5, Figura N° 5.6 y Figura N° 5.7 se muestran los resultados de los modelos entrenados con las bases de datos correspondientes de las tipologías representativas de los GPP1, GPP2 y GPP3.

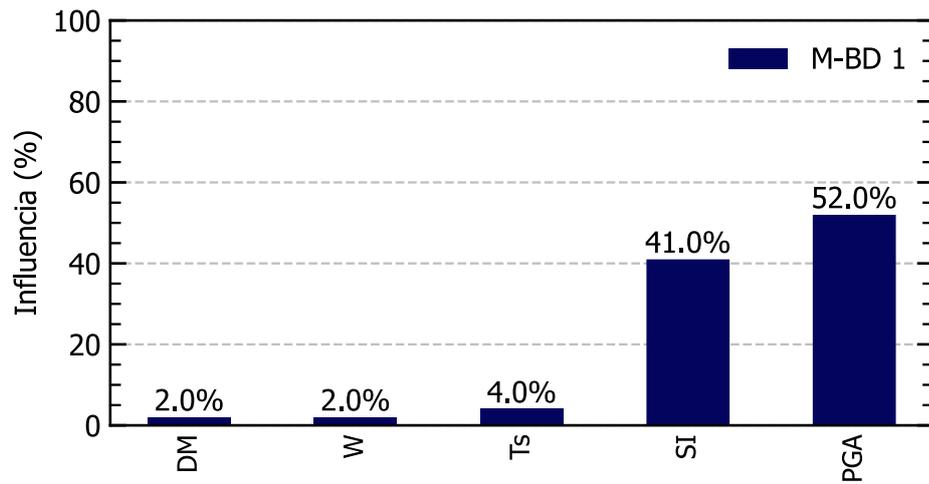


Figura N° 5.5 Influencia de los parámetros en el Modelo 1 en relación con el IDP

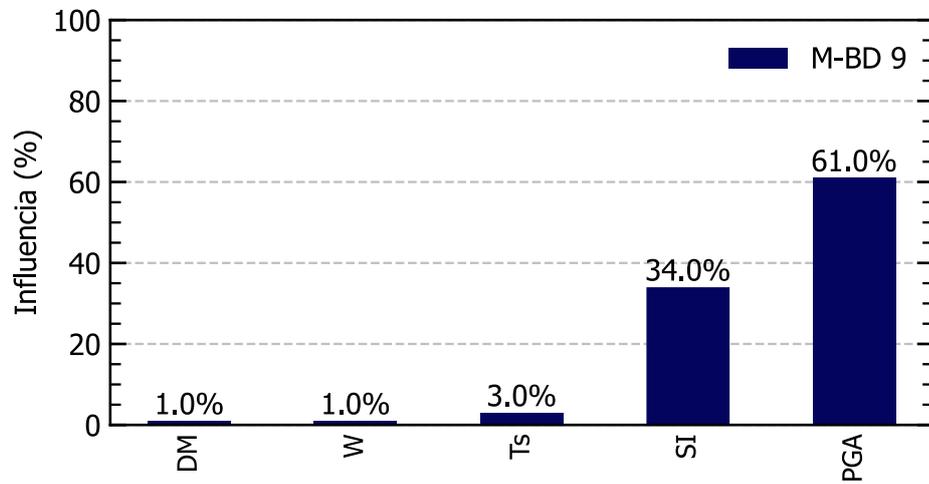


Figura N° 5.6 Influencia de los parámetros en el Modelo 9 en relación con el IDP

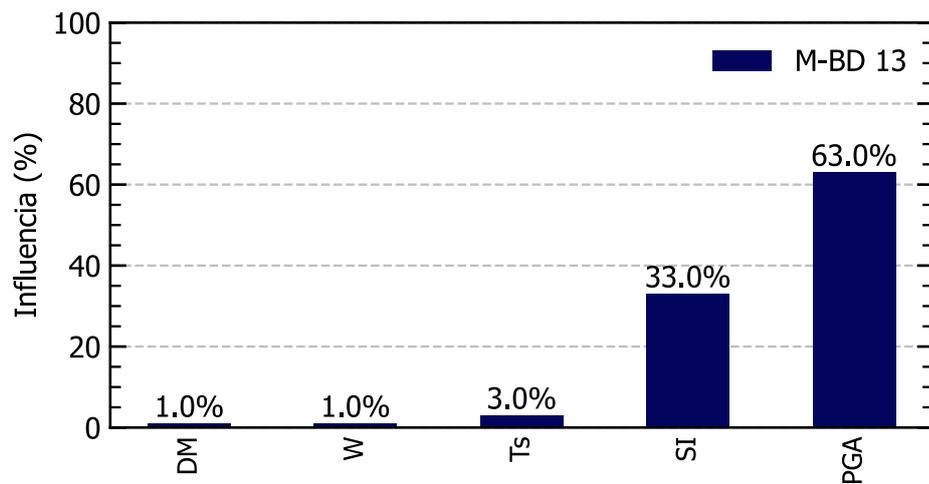


Figura N° 5.7 Influencia de los parámetros en el Modelo 13 en relación con el IDP

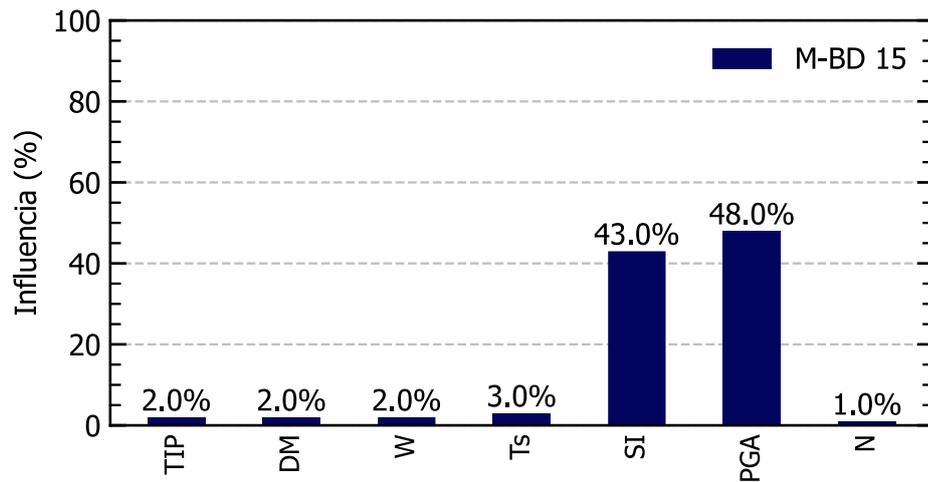


Figura N° 5.8 Influencia de los parámetros en el Modelo 15 en relación con el IDP

A continuación, se muestran las gráficas que muestran la influencia de los parámetros en cada uno de los modelos de bosques aleatorios. Además, se presenta el valor medio de influencia.

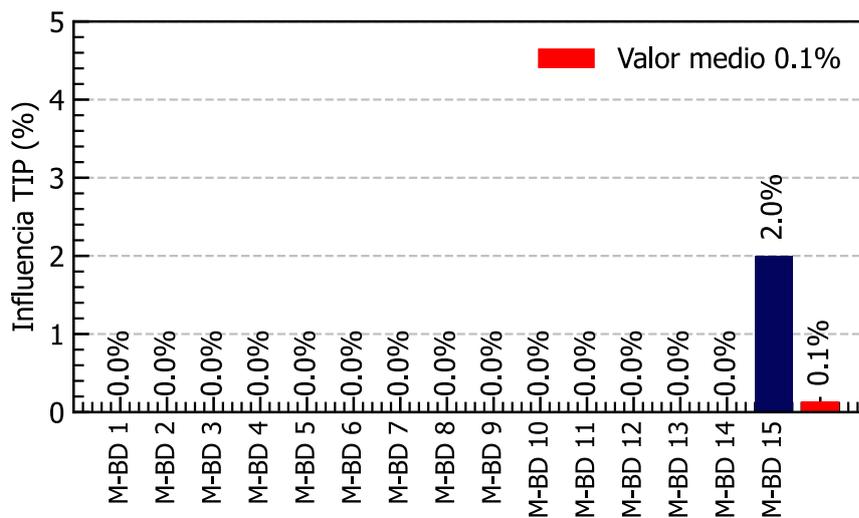


Figura N° 5.9 Influencia en los modelos (IDP) del parámetro tipología

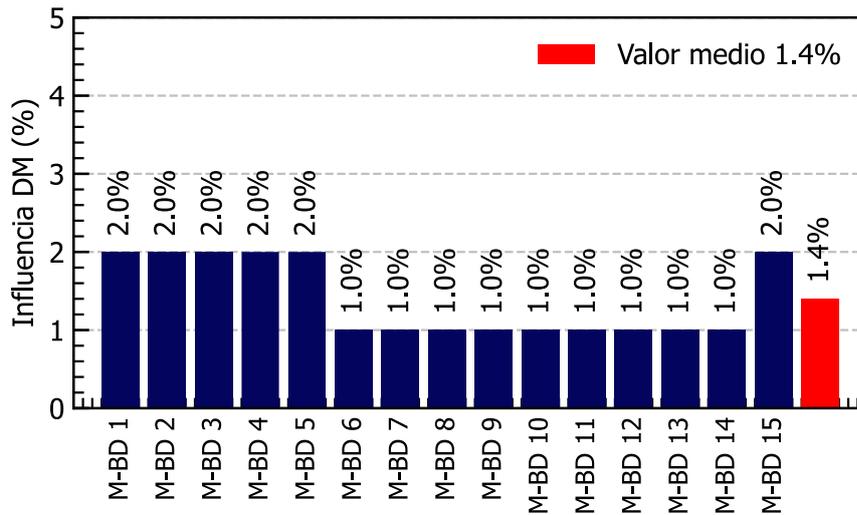


Figura N° 5.10 Influencia en los modelos (IDP) del parámetro DM

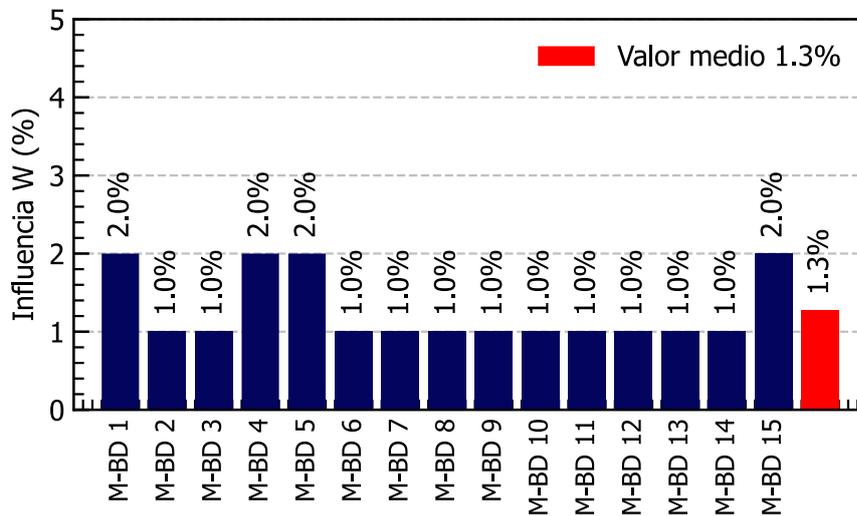


Figura N° 5.11 Influencia en los modelos (IDP) del parámetro W

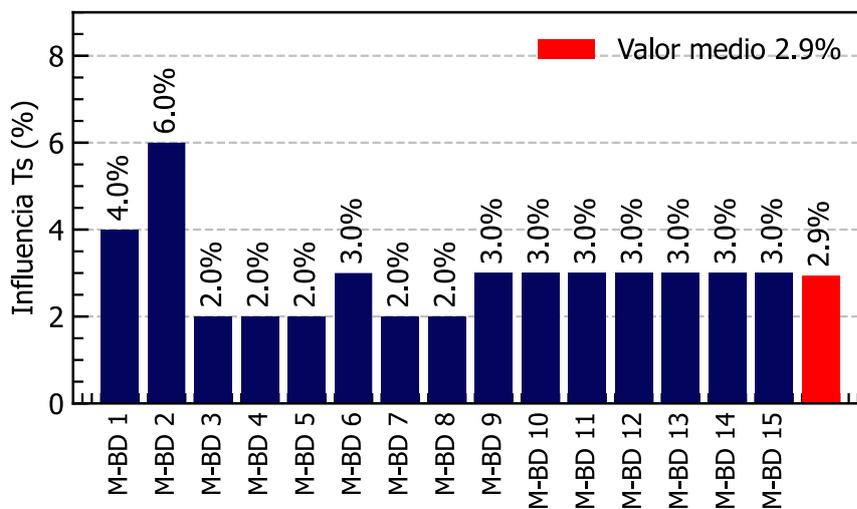


Figura N° 5.12 Influencia en los modelos (IDP) del parámetro Ts

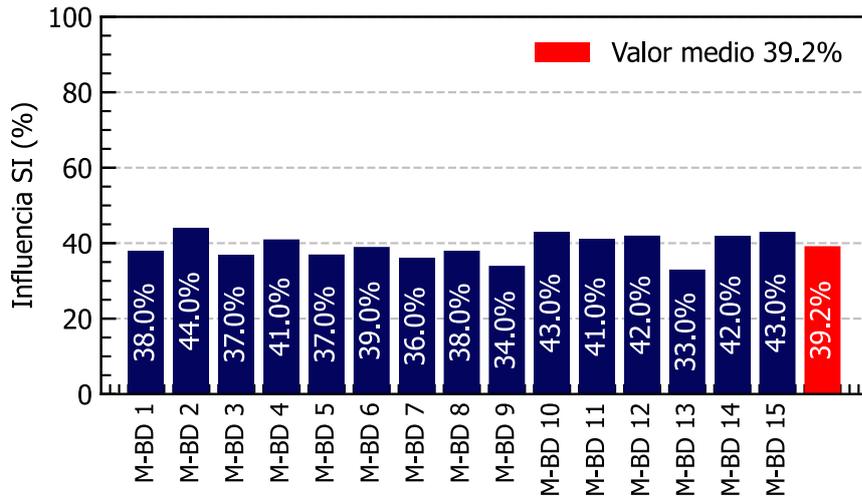


Figura N° 5.13 Influencia en los modelos (IDP) del parámetro SI

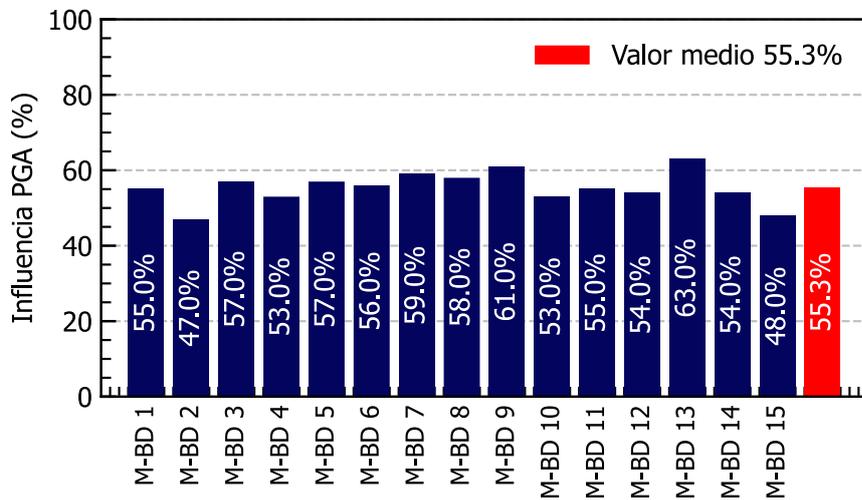


Figura N° 5.14 Influencia en los modelos (IDP) del parámetro PGA

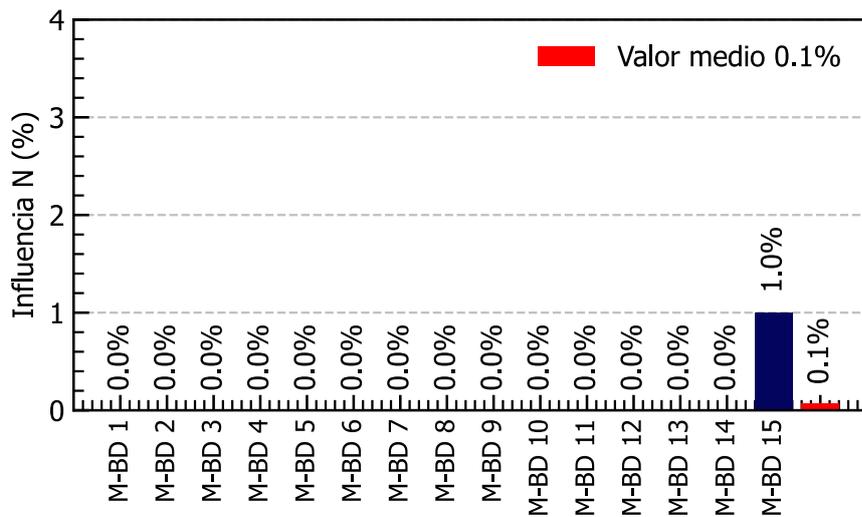


Figura N° 5.15 Influencia en los modelos (IDP) del parámetro N

En la Tabla N° 5.2 se muestran un resumen de los valores obtenidos respecto a la influencia de los parámetros en cada uno de los modelos. En primer lugar, se tiene que el PGA tiene los valores más altos de influencia sobre los modelos entrenados, 55.67% en promedio. Luego se tiene a la intensidad del espectro (SI), en promedio 38.87%. Los valores de influencia promedio de la tipología y el número de niveles no son apropiados. Esto es debido a que en los primeros 14 modelos no tienen influencia por ser valores únicos. Los valores más representativos sobre la influencia que tienen en el modelo son 2% para la tipología y 1% para el número de niveles. Estos resultados se presentan para el modelo 15 que considera la base de datos total.

Tabla N° 5.2 Influencia de parámetros en los modelos respecto al IDP

| Modelo  | TIP(%) | DM(%) | W(%) | Ts(%) | SI(%) | PGA(%) | N(%) |
|---------|--------|-------|------|-------|-------|--------|------|
| M-BD 1  | -      | 2.00  | 2.00 | 4.00  | 44.00 | 49.00  | -    |
| M-BD 2  | -      | 2.00  | 1.00 | 6.00  | 35.00 | 56.00  | -    |
| M-BD 3  | -      | 2.00  | 2.00 | 2.00  | 40.00 | 54.00  | -    |
| M-BD 4  | -      | 2.00  | 2.00 | 2.00  | 40.00 | 54.00  | -    |
| M-BD 5  | -      | 2.00  | 2.00 | 2.00  | 41.00 | 53.00  | -    |
| M-BD 6  | -      | 1.00  | 1.00 | 3.00  | 34.00 | 61.00  | -    |
| M-BD 7  | -      | 2.00  | 1.00 | 2.00  | 42.00 | 54.00  | -    |
| M-BD 8  | -      | 1.00  | 1.00 | 2.00  | 31.00 | 65.00  | -    |
| M-BD 9  | -      | 1.00  | 1.00 | 3.00  | 39.00 | 57.00  | -    |
| M-BD 10 | -      | 1.00  | 1.00 | 2.00  | 34.00 | 63.00  | -    |
| M-BD 11 | -      | 1.00  | 1.00 | 3.00  | 42.00 | 53.00  | -    |
| M-BD 12 | -      | 1.00  | 1.00 | 3.00  | 43.00 | 53.00  | -    |
| M-BD 13 | -      | 1.00  | 1.00 | 3.00  | 40.00 | 55.00  | -    |
| M-BD 14 | -      | 1.00  | 1.00 | 3.00  | 42.00 | 54.00  | -    |
| M-BD 15 | 2.00   | 2.00  | 2.00 | 2.00  | 36.00 | 54.00  | 1.00 |
|         | -      | 1.47  | 1.33 | 2.80  | 38.87 | 55.67  | -    |

#### 5.4.2 Índice de daño máximo

Respecto a los modelos se calculan el índice de daño máximo. Se analizó la influencia en el modelo que tuvo cada uno de los 7 parámetros. Para los modelos entrenados con bases de datos que consideren una sola tipología no se muestran los valores de la influencia de "TIP" y "N" ya que estos tienen una influencia igual a 0%. En Figura N° 5.16, Figura N° 5.17 y Figura N° 5.18 se muestran los

resultados de los modelos entrenados con las bases de datos correspondientes de las tipologías representativas de los GPM1, GPM2 y GPM3.

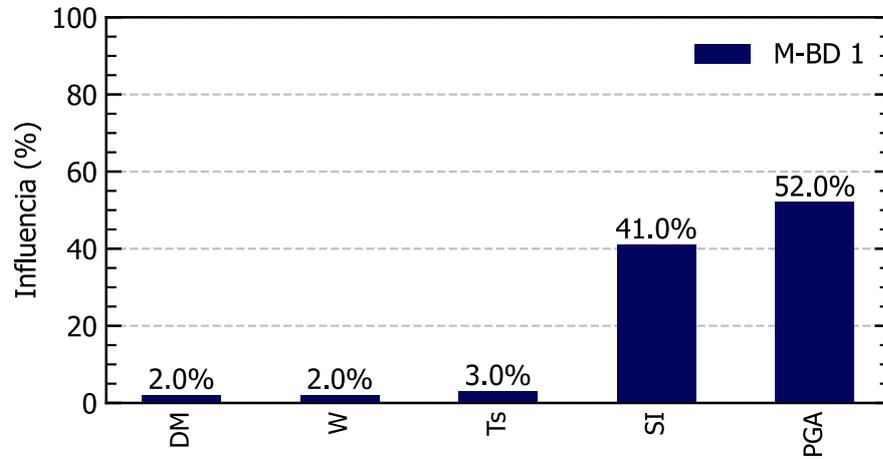


Figura N° 5.16 Influencia de los parámetros en el Modelo 1 en relación con el IDM

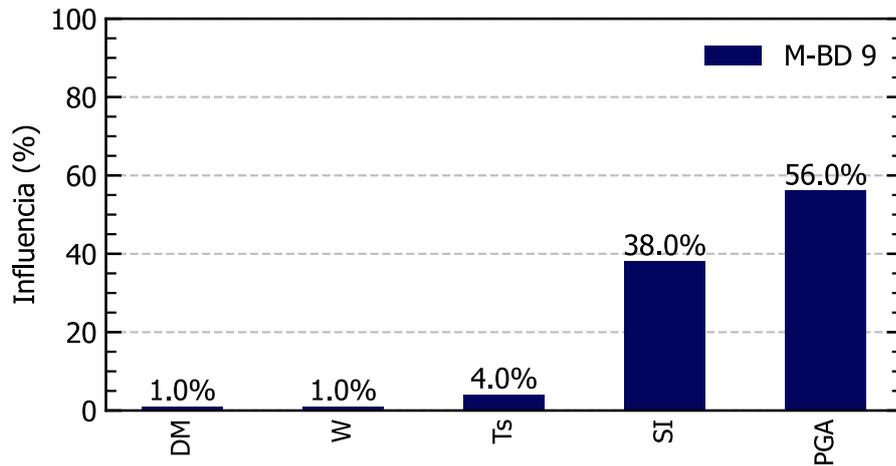


Figura N° 5.17 Influencia de los parámetros en el Modelo 9 en relación con el IDM

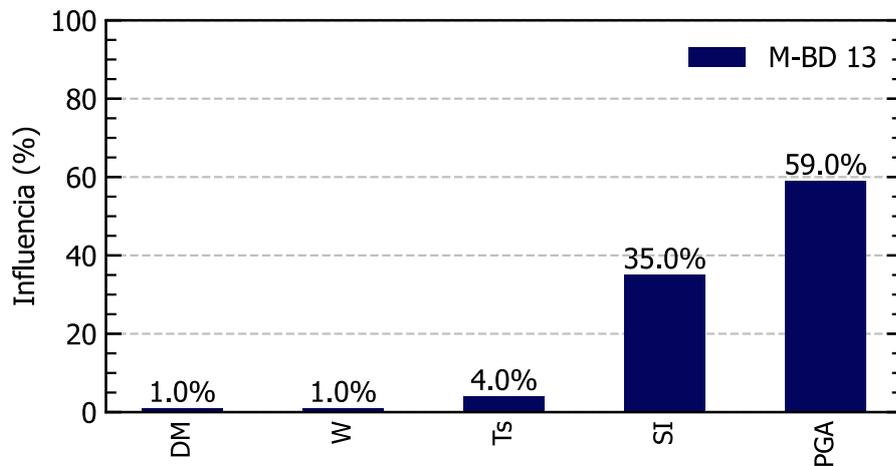


Figura N° 5.18 Influencia de los parámetros en el Modelo 13 en relación con el IDM

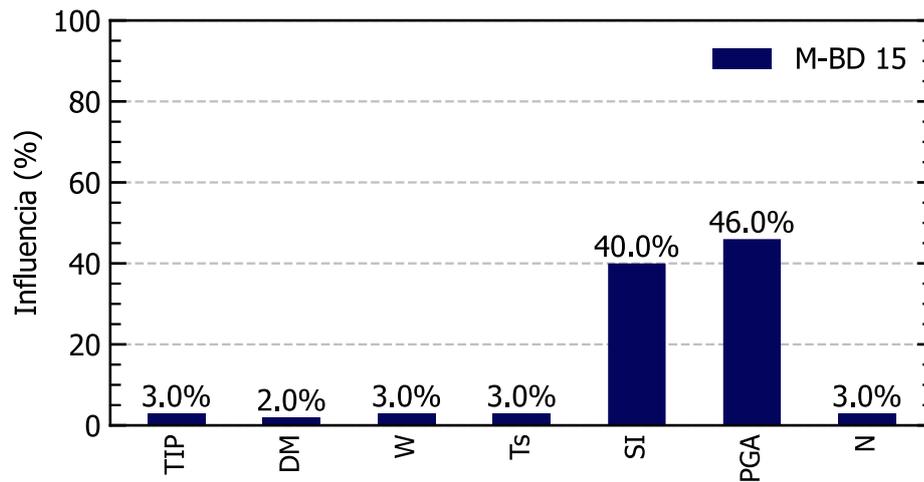


Figura N° 5.19 Influencia de los parámetros en el Modelo 15 en relación con el IDM

A continuación, se presentan las gráficas que muestran la influencia de los parámetros en cada uno de los modelos de bosques aleatorios. Además, se presenta el valor medio de influencia.

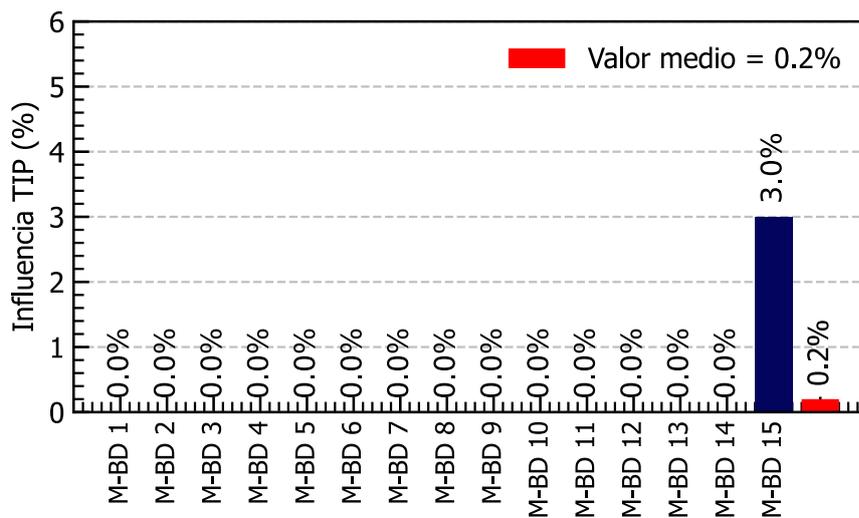


Figura N° 5.20 Influencia en los modelos (IDM) del parámetro tipología

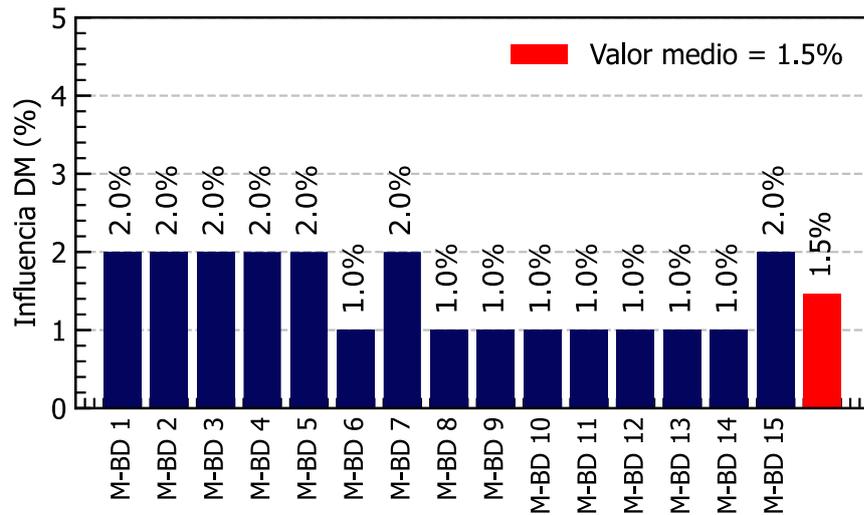


Figura N° 5.21 Influencia en los modelos (IDM) del parámetro DM

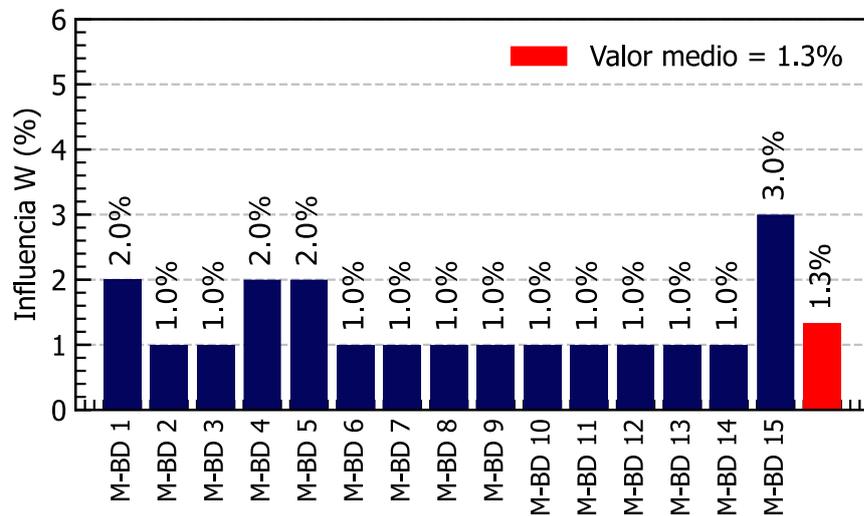


Figura N° 5.22 Influencia en los modelos (IDM) del parámetro W

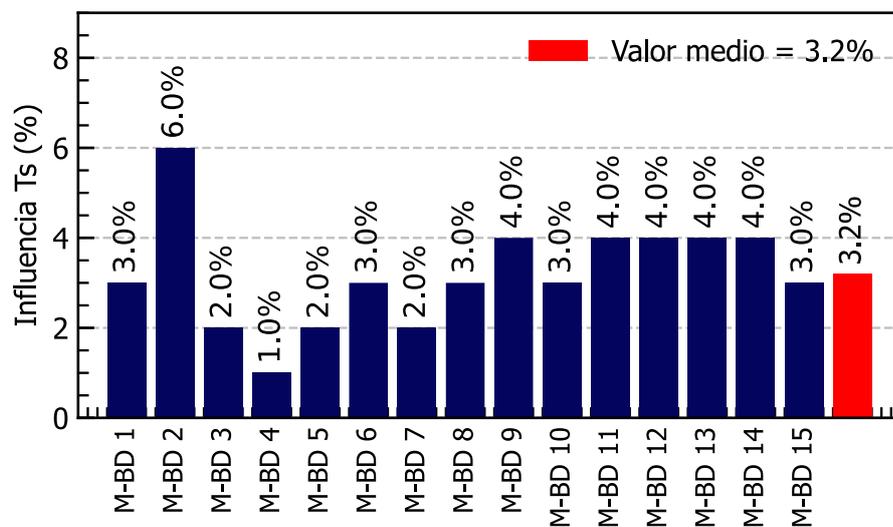


Figura N° 5.23 Influencia en los modelos (IDM) del parámetro Ts

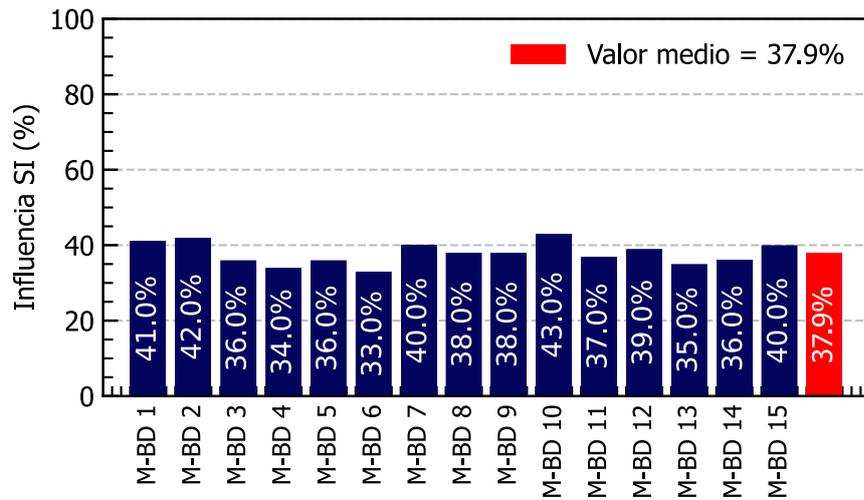


Figura N° 5.24 Influencia en los modelos (IDM) del parámetro SI

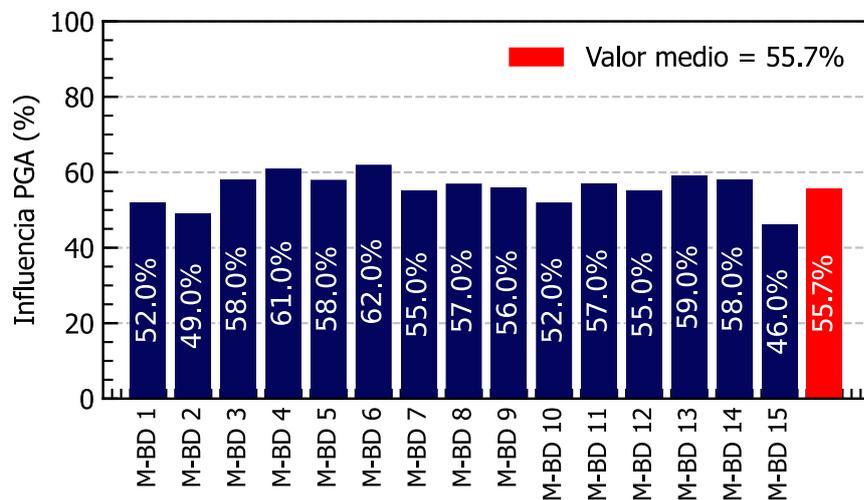


Figura N° 5.25 Influencia en los modelos (IDM) del parámetro PGA

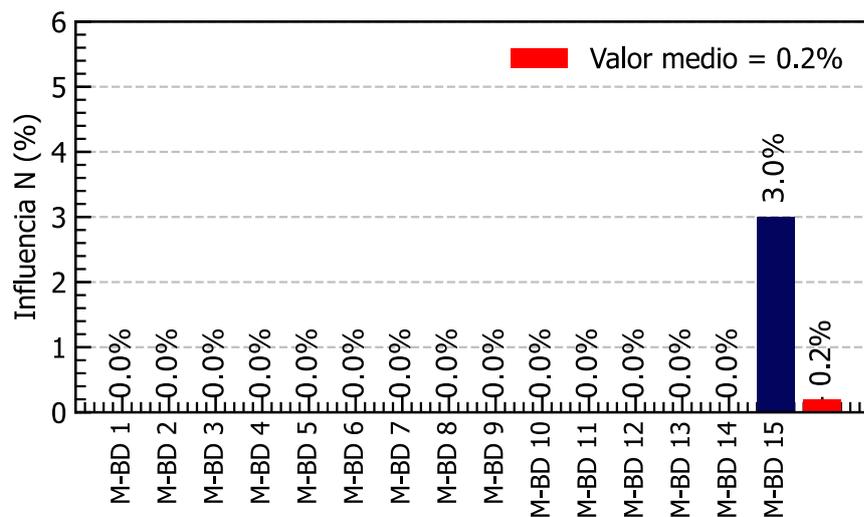


Figura N° 5.26 Influencia en los modelos (IDM) del parámetro N

En la Tabla N° 5.3 se muestran un resumen de los valores obtenidos respecto a la influencia de los parámetros en cada uno de los modelos. En primer lugar, se tiene que el PGA tiene los valores más altos de influencia sobre los modelos entrenados, 56.47% en promedio. Luego se tiene a la intensidad del espectro (SI), en promedio 37%. Los valores de influencia promedio de la tipología y el número de niveles no son apropiados. Esto es debido a que en los primeros 14 modelos no tienen influencia por ser valores únicos. Los valores más representativos sobre la influencia que tienen en el modelo son 3% para la tipología y 2% para el número de niveles. Esto resultados se presentan para el modelo 15 que considera la base de datos total.

Tabla N° 5.3 Influencia de parámetros en los modelos de bosques aleatorios relacionados con el IDM

| Modelo  | TIP(%) | DM(%) | W(%) | Ts(%) | SI(%) | PGA(%) | N(%) |
|---------|--------|-------|------|-------|-------|--------|------|
| M-BD 1  | -      | 2.00  | 2.00 | 4.00  | 41.00 | 51.00  | -    |
| M-BD 2  | -      | 2.00  | 1.00 | 6.00  | 40.00 | 51.00  | -    |
| M-BD 3  | -      | 2.00  | 1.00 | 2.00  | 34.00 | 60.00  | -    |
| M-BD 4  | -      | 2.00  | 2.00 | 1.00  | 35.00 | 60.00  | -    |
| M-BD 5  | -      | 2.00  | 2.00 | 2.00  | 37.00 | 57.00  | -    |
| M-BD 6  | -      | 1.00  | 1.00 | 3.00  | 36.00 | 59.00  | -    |
| M-BD 7  | -      | 2.00  | 1.00 | 2.00  | 32.00 | 63.00  | -    |
| M-BD 8  | -      | 1.00  | 1.00 | 3.00  | 34.00 | 62.00  | -    |
| M-BD 9  | -      | 1.00  | 1.00 | 4.00  | 37.00 | 57.00  | -    |
| M-BD 10 | -      | 1.00  | 1.00 | 3.00  | 37.00 | 57.00  | -    |
| M-BD 11 | -      | 1.00  | 1.00 | 4.00  | 44.00 | 51.00  | -    |
| M-BD 12 | -      | 1.00  | 1.00 | 4.00  | 37.00 | 57.00  | -    |
| M-BD 13 | -      | 1.00  | 1.00 | 5.00  | 36.00 | 57.00  | -    |
| M-BD 14 | -      | 1.00  | 1.00 | 4.00  | 38.00 | 56.00  | -    |
| M-BD 15 | 3.00   | 2.00  | 4.00 | 3.00  | 37.00 | 49.00  | 2.00 |
|         | -      | 1.47  | 1.40 | 3.33  | 37.00 | 56.47  | -    |

## 5.5 VALIDACIÓN DE LOS MODELOS DE BOSQUES ALEATORIOS

Según (Breiman, 1996, 2001) la estimación de la puntuación del modelo basada en OOB (*out of bag*) es tan precisa como la estimación basada en el subconjunto prueba. Sin embargo, en la investigación, se consideró que el 75% de la base de

datos será empleada para el entrenamiento y el 25% para la validación. Esto se hace con la finalidad de validar visualmente las curvas de vulnerabilidad posteriormente.

A continuación, en la Tabla N° 5.4 se muestran las puntuaciones obtenidas con el OOB score y la data destinada a la validación (25% de la base de datos correspondiente "*Data test*"). Se observa que los valores de puntuación son similares para los modelos que calculan el IDP e IDM. El error máximo es de 0.373% correspondiente al M-BD 12 que calcula IDM. Debido a esto de ahora en adelante se trabajará solo con las puntuaciones del "*Data test*"

Al entrenar los modelos de bosques aleatorios respecto al IDP e IDM, el promedio de puntuación de los "*Data test*" para los modelos relacionados con el IDP es 98.056% y el máximo valor igual a 99.246%. Estos valores corresponden al M-BD 5 (ST). Mientras que, para los modelos relacionados con el IDM, el promedio de puntuación es 98.363% y el máximo es igual a 99.089%. Estos valores corresponden al M-BD.5 (ST). De los resultados se concluye que los modelos que determinan el IDM en promedio tienen mayor puntuación con respecto a los modelos que determinan el IDP.

Tabla N° 5.4 Puntuación del modelo respecto al IDP e IDM

| M-BD | Puntuación (%) |               |           |         |               |           |
|------|----------------|---------------|-----------|---------|---------------|-----------|
|      | OOB IDP        | Data test IDP | Error IDP | OOB IDM | Data test IDM | Error IDM |
| 1    | 98.610         | 98.677        | 0.068     | 98.611  | 98.679        | 0.069     |
| 2    | 96.397         | 96.400        | 0.003     | 96.418  | 96.392        | 0.027     |
| 3    | 99.088         | 99.109        | 0.021     | 98.954  | 98.960        | 0.007     |
| 4    | 98.939         | 98.860        | 0.080     | 99.054  | 98.981        | 0.073     |
| 5    | 99.152         | 99.246        | 0.094     | 98.924  | 99.089        | 0.167     |
| 6    | 99.044         | 98.887        | 0.158     | 99.018  | 98.949        | 0.070     |
| 7    | 98.168         | 97.995        | 0.176     | 98.652  | 98.510        | 0.144     |
| 8    | 98.461         | 98.459        | 0.001     | 98.710  | 98.748        | 0.039     |
| 9    | 98.255         | 98.382        | 0.128     | 98.510  | 98.583        | 0.074     |
| 10   | 97.717         | 97.528        | 0.193     | 98.305  | 98.215        | 0.092     |
| 11   | 97.859         | 98.021        | 0.166     | 98.311  | 98.491        | 0.184     |
| 12   | 97.183         | 97.493        | 0.319     | 97.847  | 98.212        | 0.373     |
| 13   | 96.705         | 96.715        | 0.010     | 97.863  | 97.567        | 0.303     |
| 14   | 96.957         | 96.944        | 0.013     | 97.695  | 97.660        | 0.036     |
| 15   | 98.125         | 98.120        | 0.005     | 98.418  | 98.406        | 0.012     |
|      | 98.044         | 98.056        | 0.012     | 98.353  | 98.363        | 0.010     |

En la Figura N° 5.27 se observa que los modelos que calculan el IDP e IDM, M-BD 3, M-BD 4, M-BD 5 y M-BD 6 presentan los valores más altos de puntuación. Estos modelos fueron entrenados con las bases de datos que corresponden a las tipologías 3, 4, 5 y 6 (SS, TT, ST, SST). Las puntuaciones más bajas corresponden a los modelos M-BD 2, M-BD 13 y M-BD 14, que fueron entrenadas con la base de datos que corresponde a la tipología 2, 13 y 14 (T, TTTTT, STTTT). Además, se puede observar que los modelos que calculan el IDM tienen una puntuación mayor que los modelos que calculan el IDP. Esto se da en todos los casos a partir de la BD 6. A partir de la BD 6 las tipologías cuentan con 3, 4 y 5 niveles.

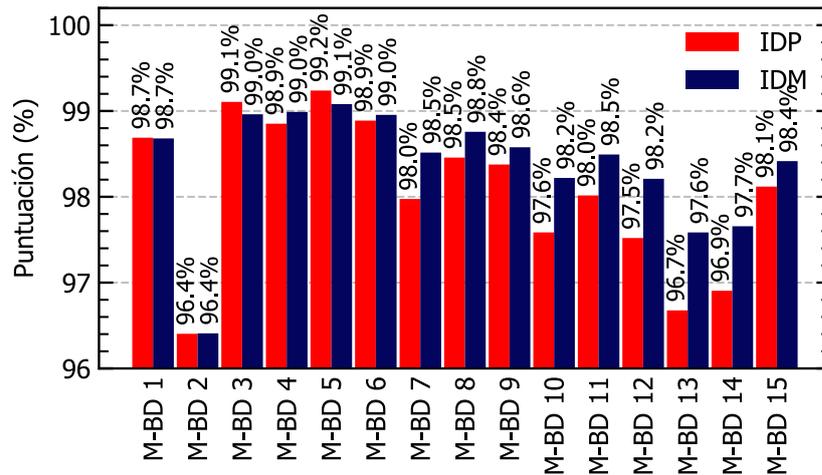


Figura N° 5.27 Puntuación del modelo respecto al IDP e IDM

A continuación, en las figuras Figura N° 5.28, Figura N° 5.29 y Figura N° 5.30, se hace la comparación de los resultados obtenidos mediante las simulaciones numéricas y los obtenidos con el modelo de bosques aleatorios respecto al valor de IDP. Estas figuras corresponden a los modelos M-BD 1, M-BD 9, M-BD 13 que son representativos de los grupos GPP1, GPP2 y GPP3. En la parte (a) de las figuras, mientras los resultados se mantengan cerca a la identidad, indicaría que lo que se obtiene de las simulaciones numéricas e igual a lo que lo obtienen con los modelos. Por otro lado, la parte (b) muestra en que magnitud se está sobreestimando, valores superiores a 1 o subestimando, valores menores a 1, los resultados.

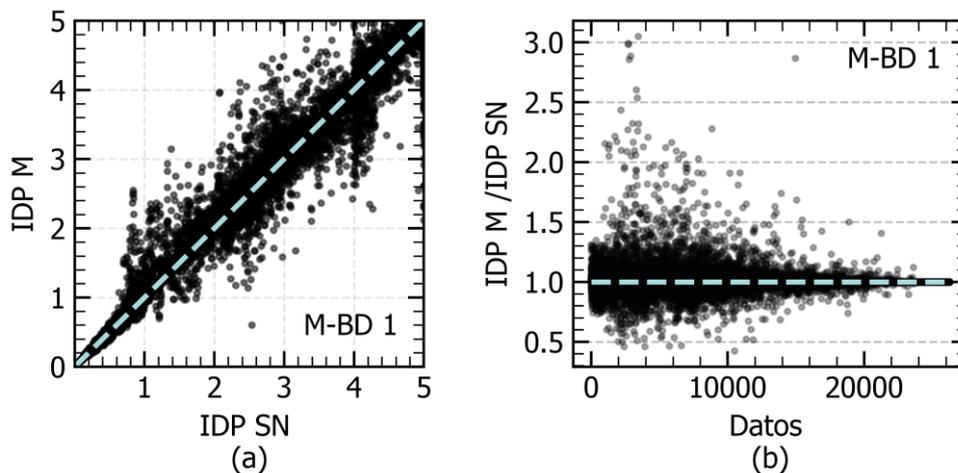


Figura N° 5.28 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 1 y las SN con respecto al IDP

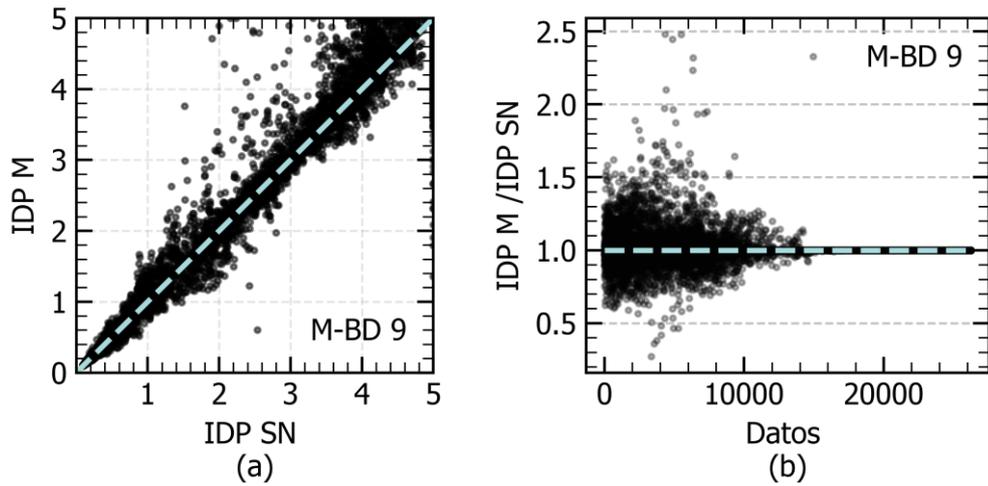


Figura N° 5.29 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 9 y las SN con respecto al IDP

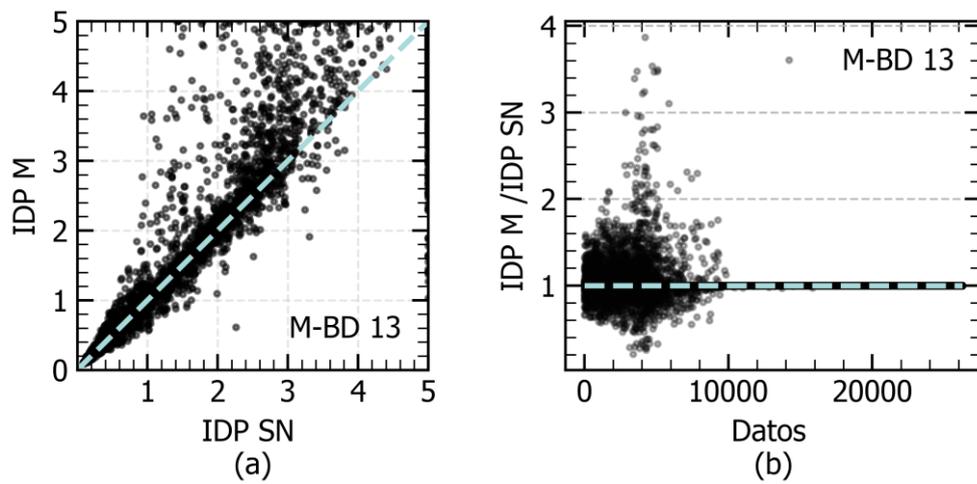


Figura N° 5.30 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 13 y las SN con respecto al IDP

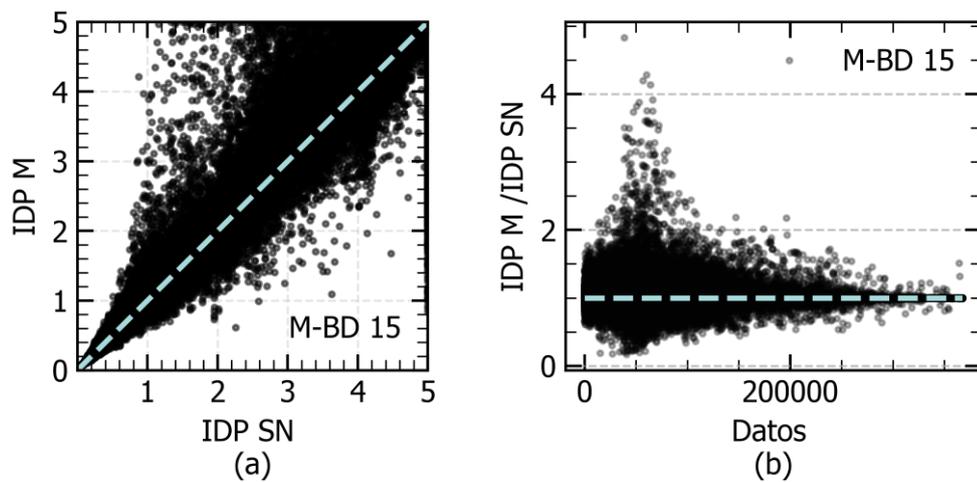


Figura N° 5.31 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 15 y las SN con respecto al IDP

A continuación, en las figuras Figura N° 5.32, Figura N° 5.33 y Figura N° 5.34, se hace la comparación de los resultados obtenidos mediante las simulaciones y los obtenidos con el modelo de bosques aleatorios respecto al valor de IDM. Estas figuras corresponden a los modelos M-BD 1, M-BD 9, M-BD 13 que son representativos de los grupos GPM1, GPM2 y GPM3.

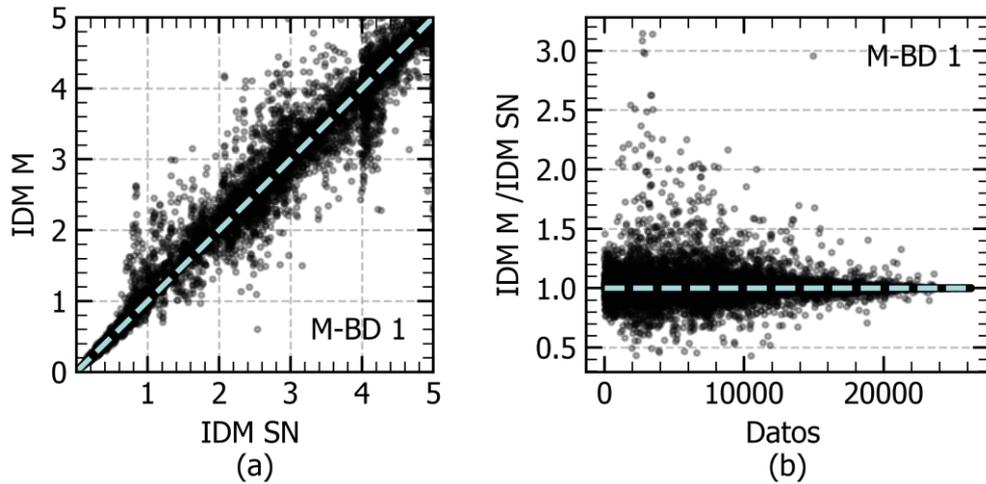


Figura N° 5.32 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 1 y las SN con respecto al IDM

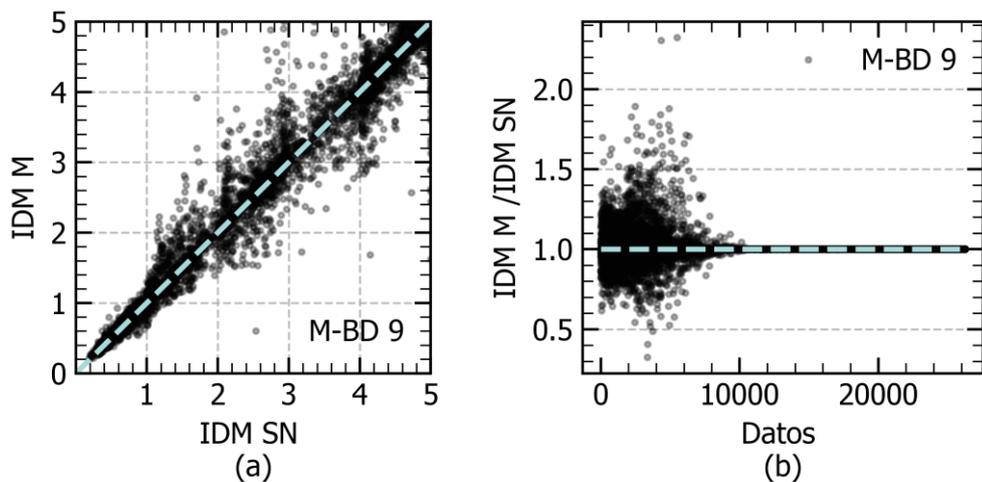


Figura N° 5.33 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar el M-BD 9 y las SN con respecto al IDM

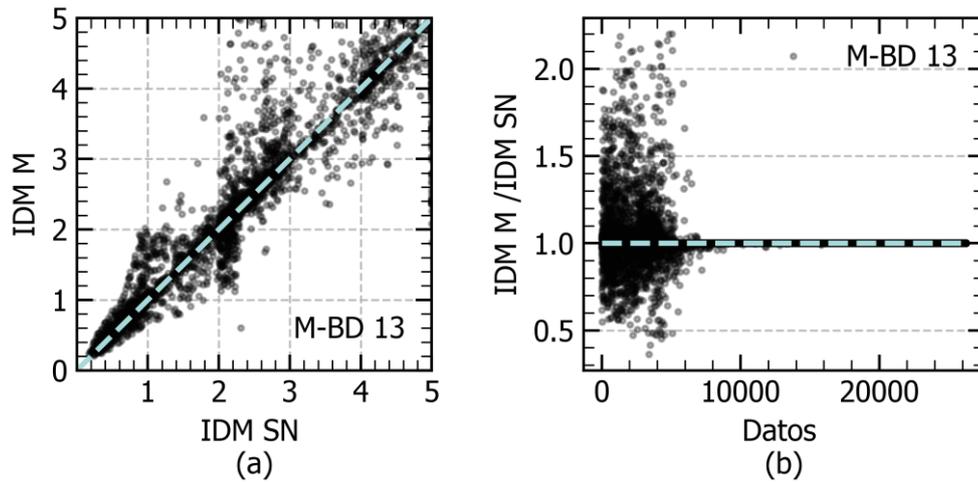


Figura N° 5.34 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 13 y las SN con respecto al IDM

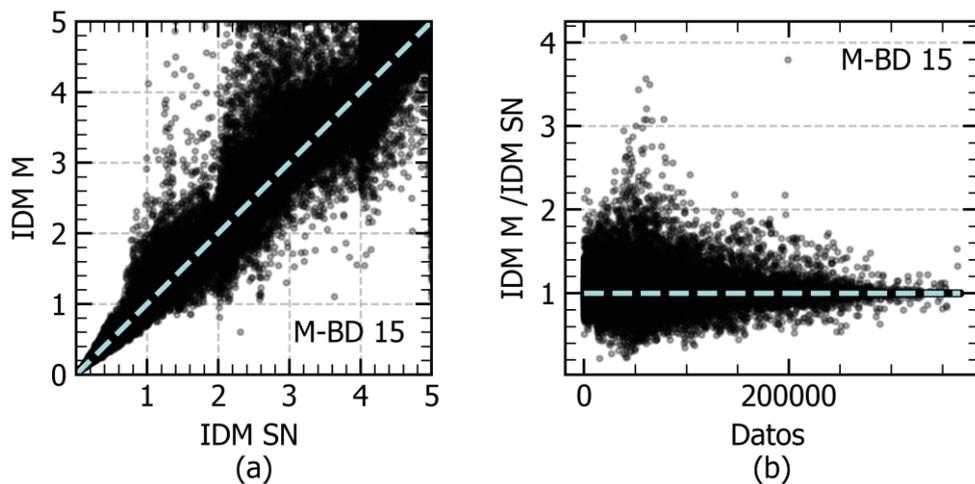


Figura N° 5.35 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 15 y las SN con respecto al IDM

A partir de los resultados mostrados en la parte (a) de las figuras se observa que entre los valores 4 y 5, tanto para los modelos que calculan el IDP e IDM, los resultados presentan mayor dispersión. Esto se relaciona a la inestabilidad del modelo numérico para simulaciones correspondientes a estos niveles de distorsión. Por otro lado, en la parte (b) de las figuras mostradas se observa que algunos valores obtenidos con los modelos entrenados presentan una sobreestimación de hasta 4 veces respecto a los valores obtenidos de las simulaciones numéricas o una subestimación de hasta 0.5 veces aproximadamente.

## **CAPÍTULO VI : ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS**

En el capítulo de análisis de resultados se compararán visualmente las curvas de vulnerabilidad obtenidas en el capítulo IV y las curvas que se obtuvieron con la ayuda de los modelos de bosques aleatorios desarrollados en el capítulo V. Las curvas obtenidas de los modelos consideraron el 25% de la base de datos que se destinó para la evaluación de la puntuación de los modelos. En las gráficas de comparación de curvas de vulnerabilidad se agregaron 2 curvas de color gris. Estas resultan de sumar y restar los valores de la desviación típica a la curva de vulnerabilidad obtenida a partir de los modelos bosques aleatorios. Además, se mostrarán los valores que se subestiman y sobreestiman al usar las curvas de vulnerabilidad. El objetivo del presente capítulo es validar los modelos entrenados visualmente a través de la curva de vulnerabilidad.

### **6.1 GENERACIÓN DE CURVAS DE VULNERABILIDAD PARA EL ÍNDICE DE DAÑO PROMEDIO**

A continuación, en las gráficas mostradas se comparan las curvas de vulnerabilidad halladas respecto al IDP. Estas están calculadas a partir de los modelos M-BD 1, M-BD 9 y M-BD 13, estos corresponden a las bases de datos BD 1, BD 9, BD 13. Se consideraron estos modelos debido a que son representativas de los grupos GPP1, GPP2 y GPP3 tratados en el CAPITULO IV. Además, se muestran los resultados para el modelo M-BD 15 y BD 15. En las mismas gráficas se presenta la comparación entre las desviaciones típicas de los datos con los que se construyeron las dos curvas de vulnerabilidad mencionadas. Finalmente se muestra su correspondiente error respecto a las curvas de vulnerabilidad.

6.1.1 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 1

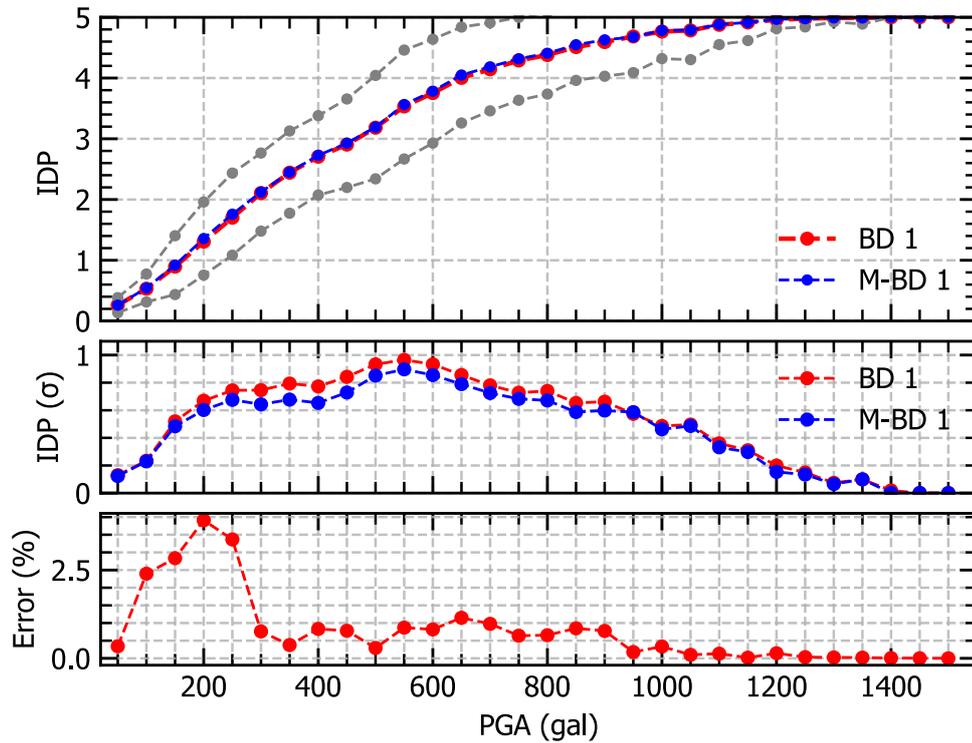


Figura N° 6.1 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 1

6.1.2 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 9

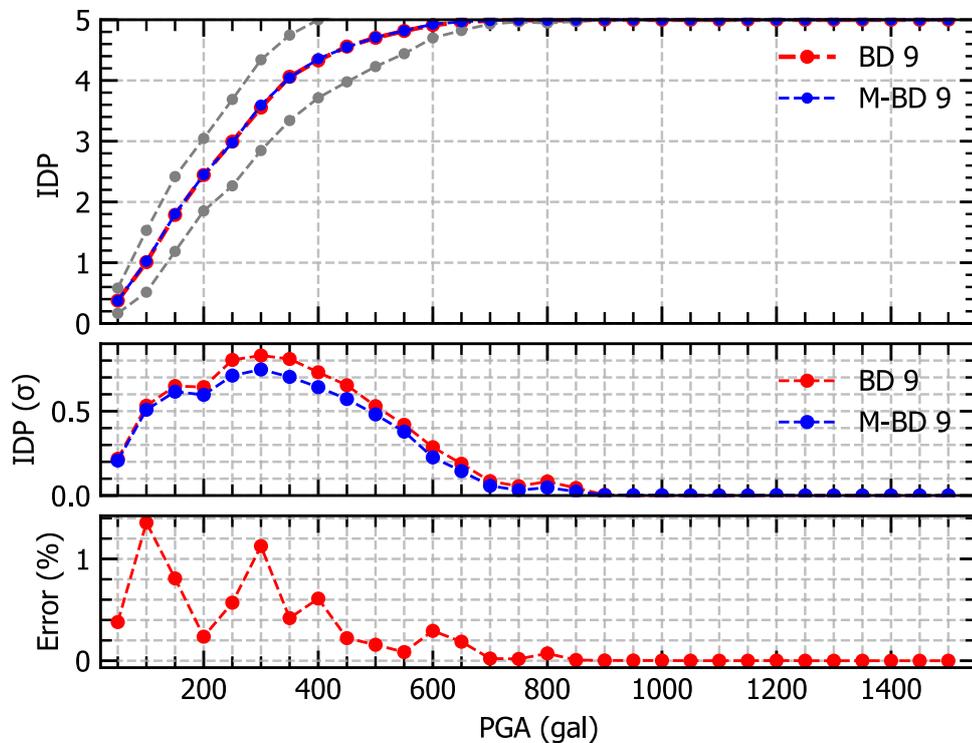


Figura N° 6.2 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 9

6.1.3 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 13

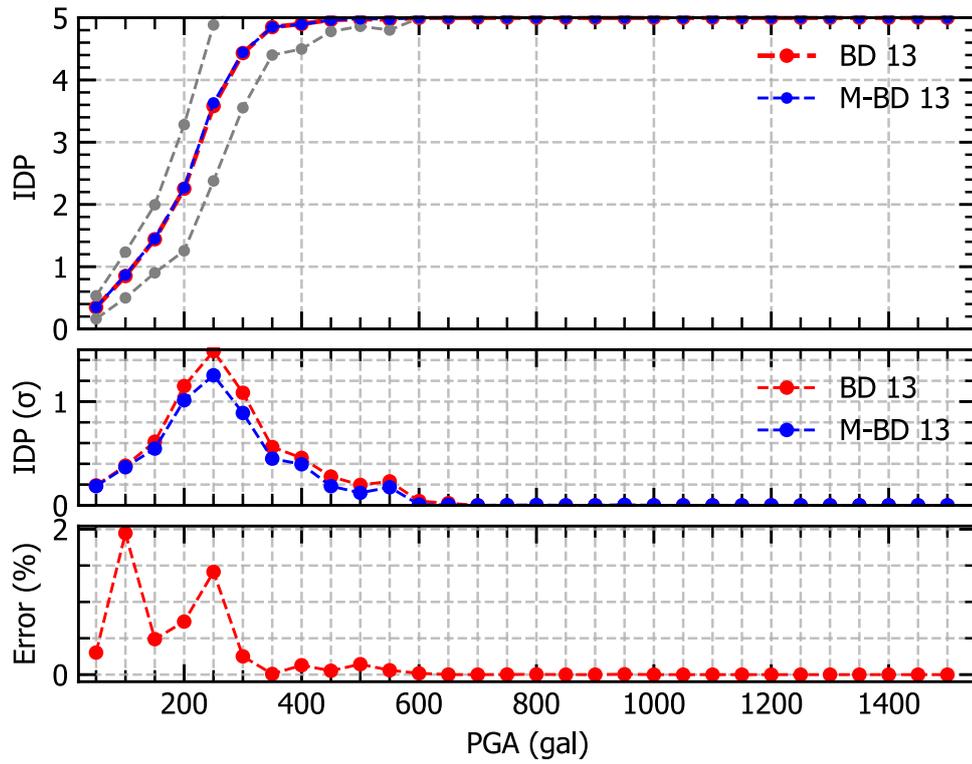


Figura N° 6.3 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 13

6.1.4 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 15

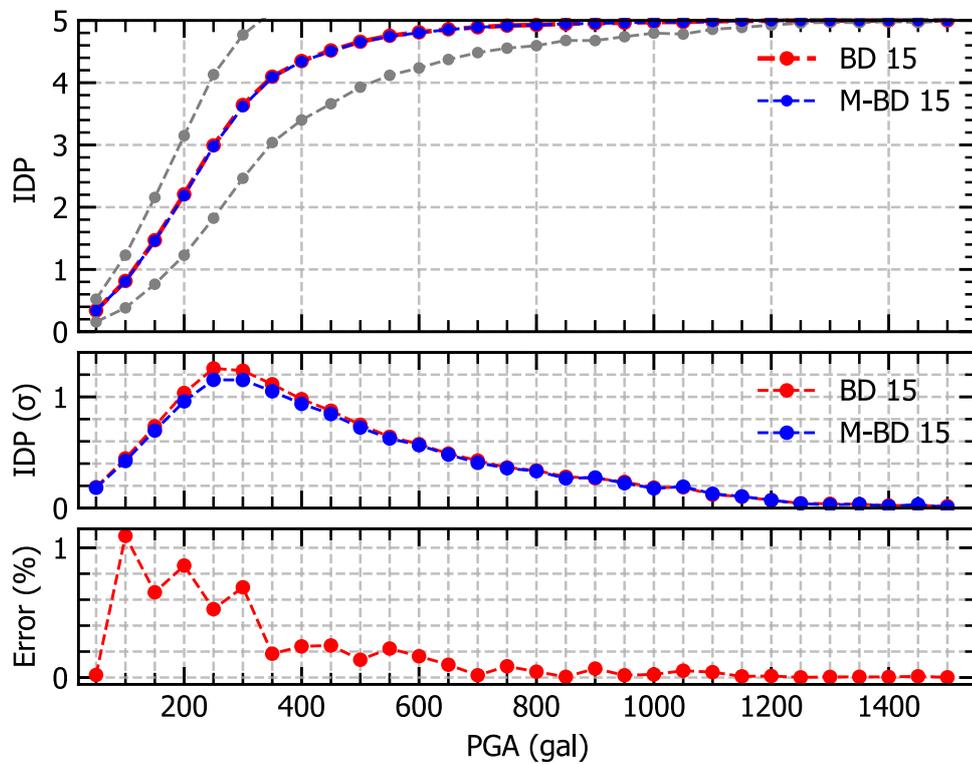


Figura N° 6.4 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 15

En las figuras Figura N° 6.1, Figura N° 6.2, Figura N° 6.3 y Figura N° 6.4 se tiene que las curvas de vulnerabilidad calculadas con los dos métodos se superponen. Estas presentan un error máximo de 4.02%, 1.50%, 1.93% y 1.09% respectivamente. Así mismo se observa que las desviaciones típicas calculadas para la base de datos BD 1, BD 9, BD 13 y BD 15 y las calculadas para los modelos M-BD 1, M-BD 9, M-BD 13 y M-BD 15 son similares. Esto indica los modelos entrenados en el capítulo V son válidos y pueden reproducir sus respectivas curvas de vulnerabilidad respecto al IDP satisfactoriamente.

## **6.2 GENERACIÓN DE CURVAS DE VULNERABILIDAD PARA EL ÍNDICE DE DAÑO MÁXIMO**

A continuación, en las gráficas mostradas se comparan las curvas de vulnerabilidad halladas respecto al IDM. Estas están calculadas a partir de los modelos M-BD 1, M-BD 9 y M-BD 13, estos corresponden a las bases de datos BD 1, BD 9, BD 13. Se consideraron estos modelos debido a que son representativas de los grupos GPM1, GPM2 y GPM3 tratados en el CAPITULO IV. Además, se muestran los resultados para el modelo M-BD 15 y BD 15. En las mismas gráficas se presenta la comparación entre las desviaciones típicas de los datos con los que se construyeron las dos curvas de vulnerabilidad mencionadas. Finalmente se muestra su correspondiente error respecto a las curvas de vulnerabilidad.

6.2.1 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 1

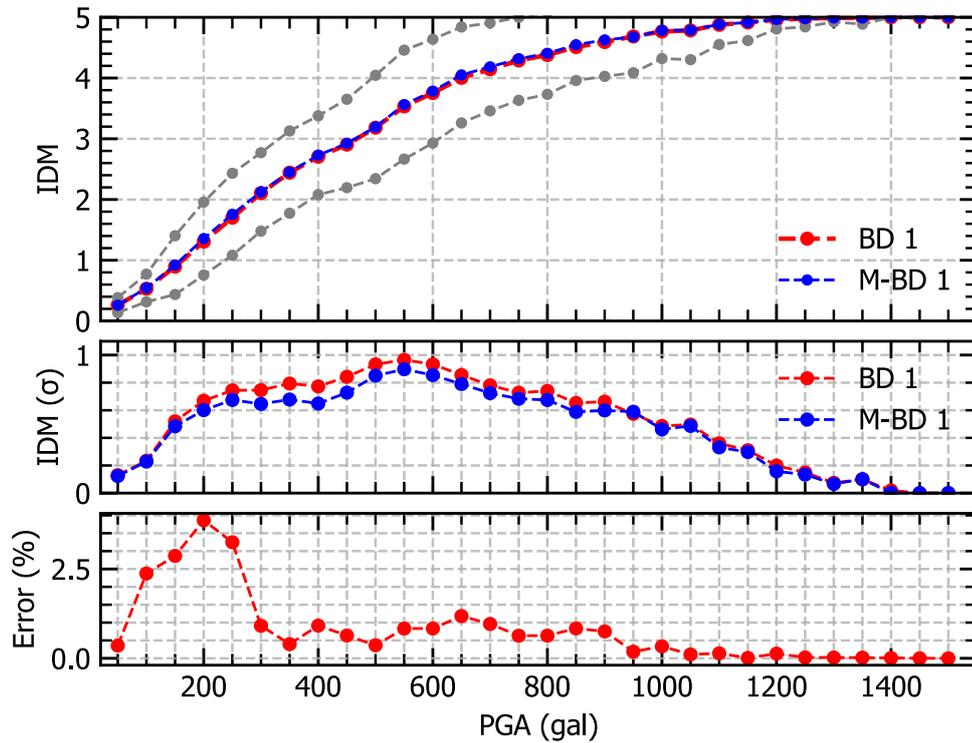


Figura N° 6.5 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 1

6.2.2 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 9

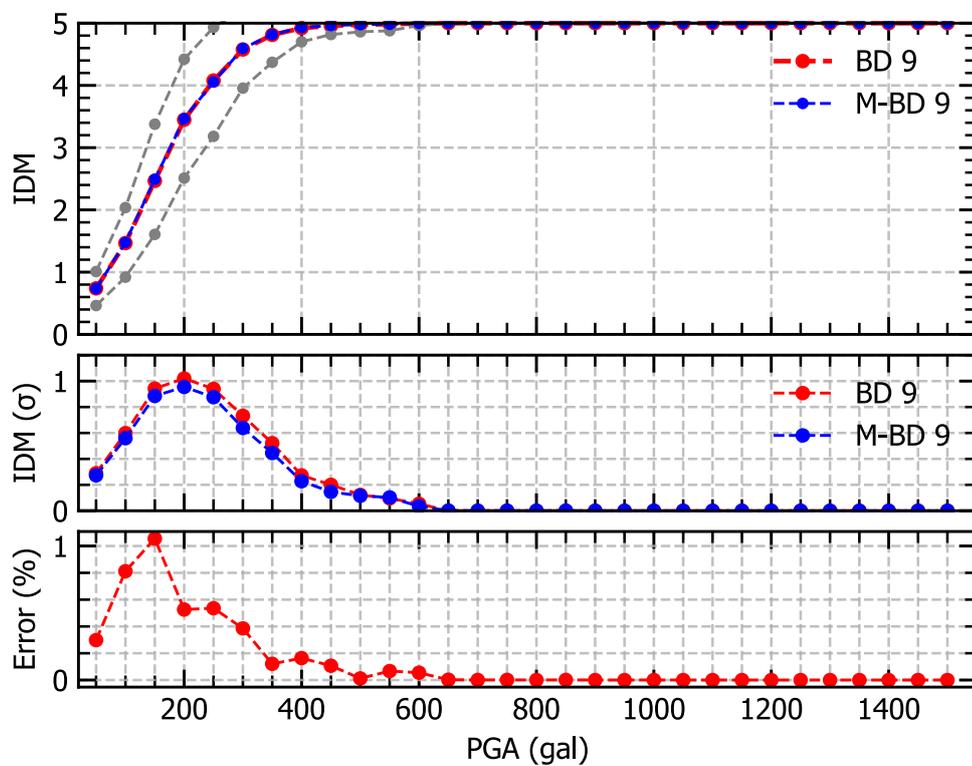


Figura N° 6.6 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 9

6.2.3 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 13

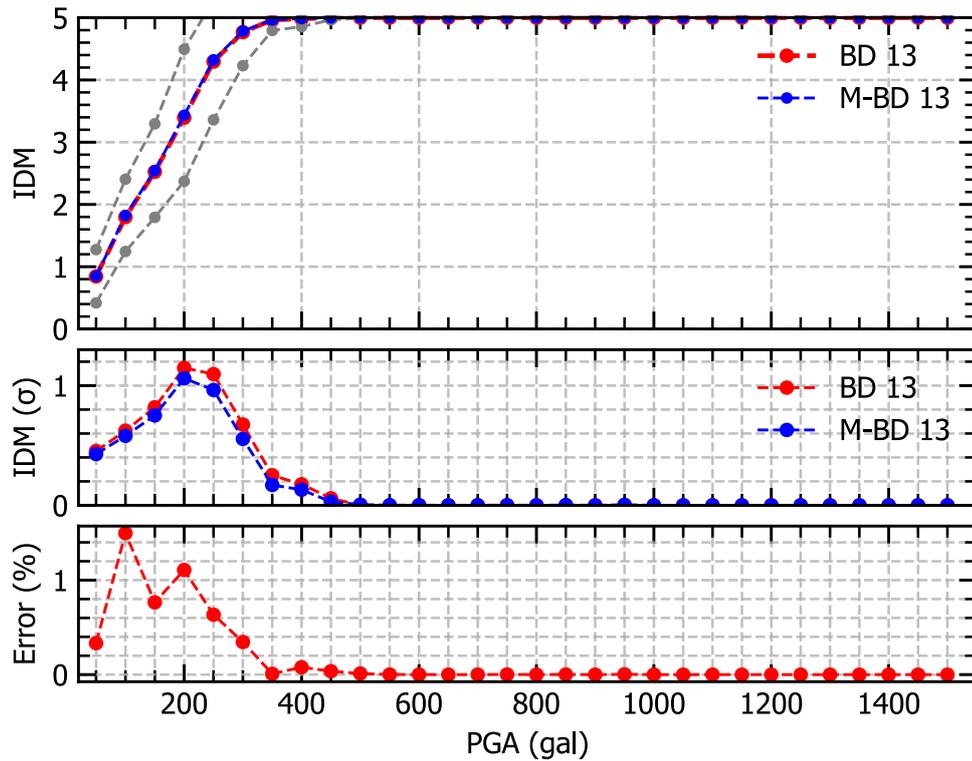


Figura N° 6.7 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 13

6.2.4 Curvas de vulnerabilidad del M-BD 15

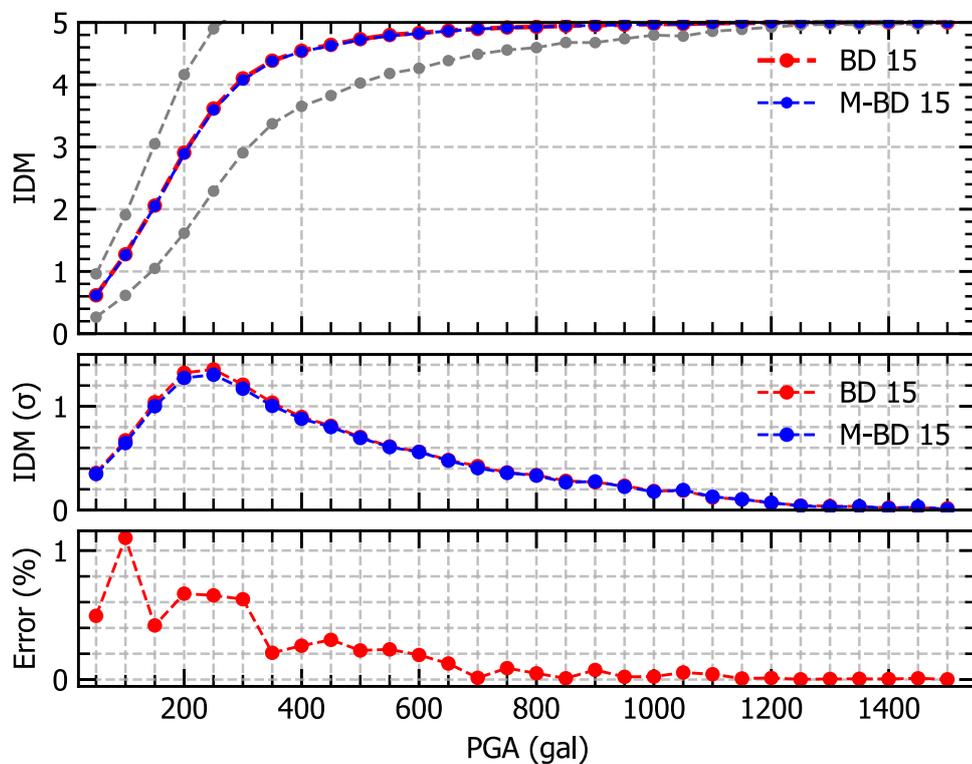


Figura N° 6.8 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 15

En las figuras Figura N° 6.5, Figura N° 6.6, Figura N° 6.7 y Figura N° 6.8 se tiene que las curvas de vulnerabilidad calculadas con los dos métodos se superponen. Estas presentan un error máximo de 4.04%, 1.03%, 1.51% y 1.09% respectivamente. Así mismo se observa que las desviaciones típicas calculadas para la base de datos BD 1, BD 9, BD 13 y BD 15 y las calculadas para los modelos M-BD 1, M-BD 9, M-BD 13 y M-BD 15 son similares. Eso indica los modelos entrenados en el capítulo V son válidos y pueden reproducir sus respectivas curvas de vulnerabilidad respecto al IDP satisfactoriamente.

En la Tabla N° 6.1 se presentan los errores máximos de cada modelo entrenados. El modelo M-BD 1 respecto al IDP presenta el error más alto (4.02%). Mientras el modelo M-BD 5 (0.82%) respecto al IDM presenta el error más bajo. En promedio los modelos que calculan el IDM presentan un menor error (1.76%) que los modelos que calculan el IDP (2.02%).

Tabla N° 6.1 Error de la CV de los modelos respecto a la CV de las bases de datos

|         | Error (%) |      |
|---------|-----------|------|
|         | IDP       | IDM  |
| M-BD 1  | 4.02      | 4.04 |
| M-BD 2  | 3.06      | 3.05 |
| M-BD 3  | 1.54      | 1.22 |
| M-BD 4  | 1.21      | 1.07 |
| M-BD 5  | 0.96      | 0.82 |
| M-BD 6  | 3.32      | 2.60 |
| M-BD 7  | 2.00      | 1.86 |
| M-BD 8  | 0.93      | 0.91 |
| M-BD 9  | 1.50      | 1.03 |
| M-BD 10 | 2.23      | 1.86 |
| M-BD 11 | 2.56      | 2.31 |
| M-BD 12 | 2.08      | 1.56 |
| M-BD 13 | 1.93      | 1.51 |
| M-BD 14 | 1.87      | 1.43 |
| M-BD 15 | 1.09      | 1.09 |
|         | 2.02      | 1.76 |

En el capítulo anterior se presentaron los puntajes (en promedio 98.209%) de los modelos; sin embargo, los puntajes no indicaban si los modelos lograban

reproducir las curvas de vulnerabilidad obtenidas a partir de la base de datos sintética. Es por ello por lo que se realizó la comparación de las curvas de vulnerabilidad obtenidas y en base a los resultados se llega a la conclusión de que los modelos de bosques aleatorios reproducen las curvas de vulnerabilidad satisfactoriamente.

### 6.3 VARIACIÓN DEL IDP E IDM

Las curvas de vulnerabilidad mostradas en el CAPÍTULO IV son generadas a partir de las bases de datos que contienen información de cada tipología de estructura. Sin embargo, durante la construcción de las curvas de vulnerabilidad con dichas bases de datos no se considera la influencia que tiene la densidad de muros de las estructuras consideradas.

A continuación, se muestra los resultados obtenidos para las bases de datos BD 4 y BD 14, los cuales fueron seleccionados por presentar un mayor contraste. En la Figura N° 6.9 y Figura N° 6.10 que presentan los valores de IDP e IDM respectivamente de la BD 4 (TT) con su respectiva curva de vulnerabilidad; de color rojo se muestran los datos que corresponden a las estructuras con una DM = 1.6% y de color azul se muestran los datos que corresponden a las estructuras con una DM = 4%. Al evaluar los valores de IDP e IDM de estructuras con DM = 0.016 con la curva de vulnerabilidad, los valores presentan una subestimación en el 98.9% de los casos en cuanto al IDP tal como se muestran en la Figura N° 6.11 y en el 99.5% de los casos en cuanto al IDM tal como se muestra en la Figura N° 6.12. Por el contrario, al evaluar los valores de IDP e IDM de estructuras con DM = 4% con la curva de vulnerabilidad, los valores presentan una sobreestimación en el 64.5% de los casos en cuanto al IDP tal como se muestran en la Figura N° 6.15 y en el 64.5% de los casos en cuanto al IDM tal como se muestra en la Figura N° 6.16.

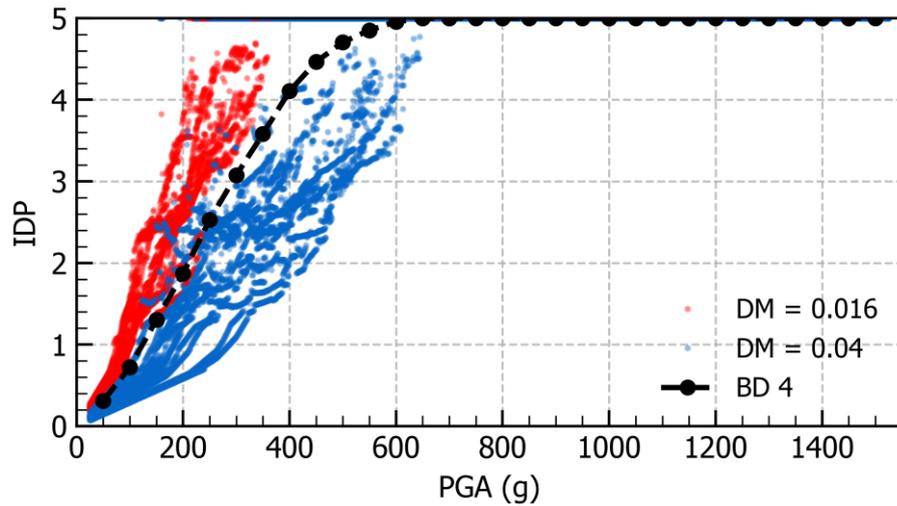


Figura N° 6.9 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 4

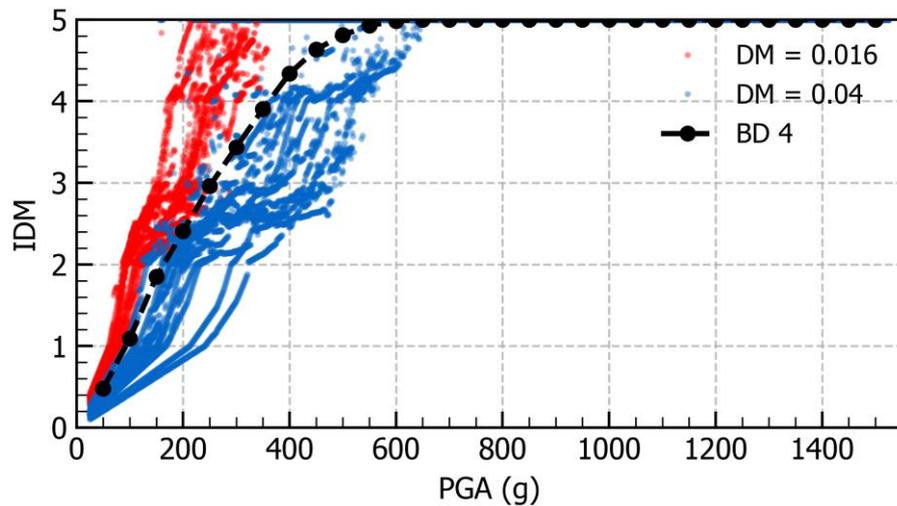


Figura N° 6.10 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 4

En la Figura N° 6.11 y la Figura N° 6.12 se presentan los porcentajes de datos que se subestiman y sobreestiman, tal como se evidenció en las figuras

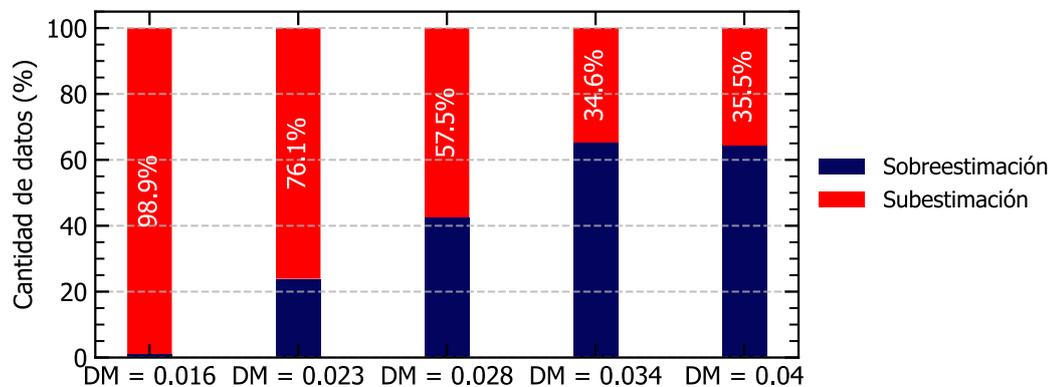


Figura N° 6.11 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 4

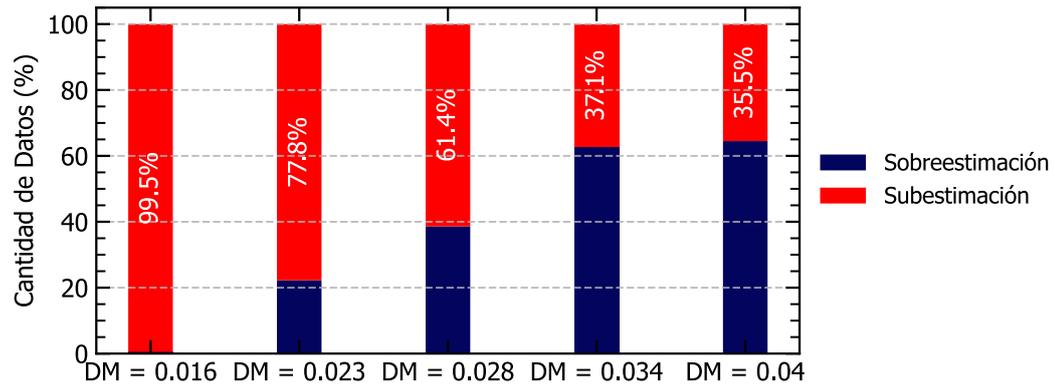


Figura N° 6.12 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDM respecto los valores de DM para la base de datos 4

Por otro lado, en la Figura N° 6.13 y la Figura N° 6.14 se presentan los resultados tal como se hizo con la base de datos 1 pero con los datos de la base de datos 14 (tipología “STTTT”). En este caso se tiene que la subestimación y sobreestimación no es tan diferenciada en comparación con la que se presentó en la base de datos 1. Esto también se puede evidenciar en los porcentajes de datos mostrados en la Figura N° 6.15 y la Figura N° 6.16.

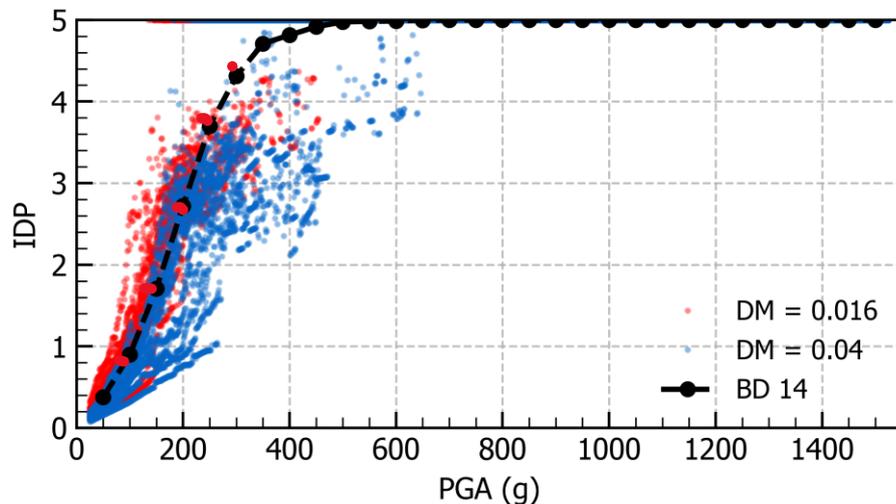


Figura N° 6.13 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 14

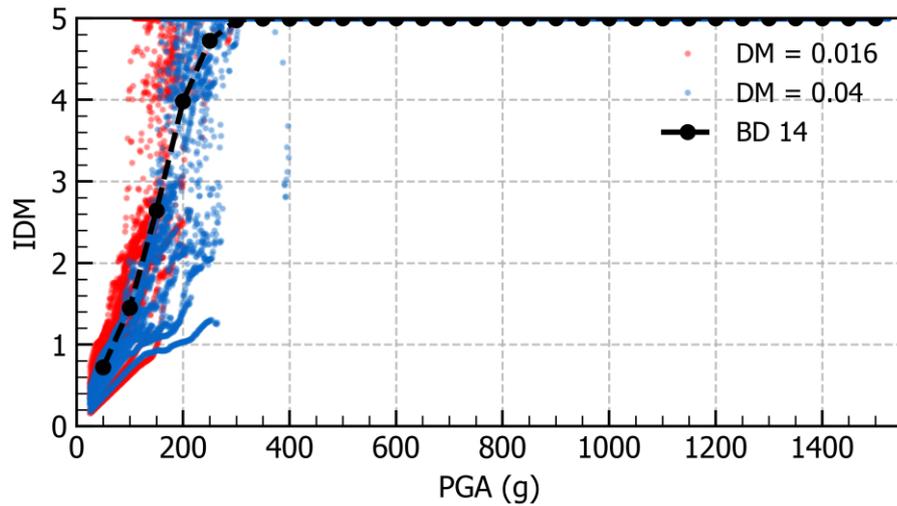


Figura N° 6.14 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 14

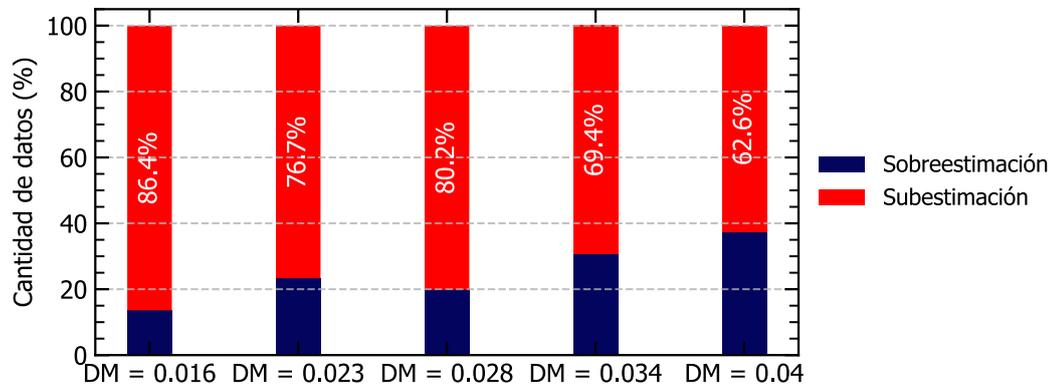


Figura N° 6.15 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la BD 14

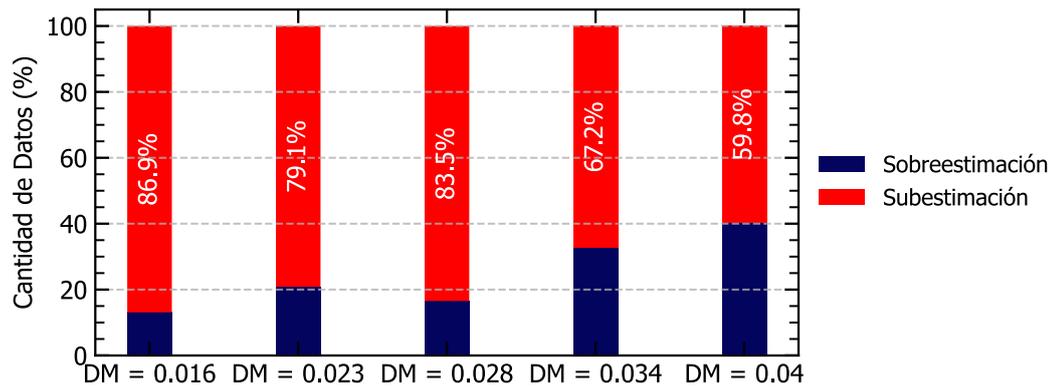


Figura N° 6.16 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDM respecto los valores de DM para la BD 14

En la Tabla N° 6.2 y la Tabla N° 6.3 se muestran los porcentajes de datos que se subestiman para cada DM con respecto a los valores IDP e IDM. Los porcentajes más altos corresponden a la DM = 0.016 mientras que los valores más bajos corresponden a la DM = 0.040. Estos resultados evidencian una problemática respecto al método tradicional que evalúa la vulnerabilidad mediante Curvas de vulnerabilidad. Los modelos bosques aleatorios entrenados y validados obtienen resultados precisos respecto a los IDP e IDM. Esto evita la subestimación y sobreestimación de los resultados, además complementan al método tradicional.

Tabla N° 6.2 Porcentajes de datos que se subestiman con respecto al IDP

|       | DM    |       |       |       |       |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|       | 0.016 | 0.023 | 0.028 | 0.034 | 0.04  |
| BD 1  | 93.4% | 77.5% | 63.9% | 47.1% | 41.0% |
| BD 2  | 88.1% | 71.2% | 71.4% | 60.2% | 60.1% |
| BD 3  | 95.4% | 82.2% | 73.0% | 56.7% | 52.3% |
| BD 4  | 98.9% | 76.1% | 57.5% | 34.6% | 35.5% |
| BD 5  | 95.2% | 81.1% | 70.4% | 51.5% | 44.9% |
| BD 6  | 88.5% | 83.8% | 77.5% | 63.9% | 57.9% |
| BD 7  | 94.0% | 80.4% | 75.6% | 53.9% | 47.4% |
| BD 8  | 91.8% | 82.7% | 76.9% | 56.1% | 53.6% |
| BD 9  | 86.2% | 79.1% | 77.6% | 57.3% | 61.6% |
| BD 10 | 83.6% | 79.0% | 78.1% | 66.5% | 61.0% |
| BD 11 | 86.5% | 82.9% | 76.7% | 64.2% | 60.0% |
| BD 12 | 88.5% | 79.4% | 83.8% | 66.2% | 68.2% |
| BD 13 | 83.4% | 82.0% | 86.7% | 69.1% | 66.7% |
| BD 14 | 86.4% | 76.7% | 80.2% | 69.4% | 62.6% |
| BD 15 | 91.9% | 85.4% | 83.4% | 75.0% | 73.4% |

Tabla N° 6.3 Porcentajes de datos que se subestiman con respecto al IDM

|       | DM    |       |       |       |       |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|       | 93.4% | 77.5% | 63.9% | 47.1% | 41.0% |
| BD 1  | 88.1% | 71.2% | 71.4% | 60.2% | 60.1% |
| BD 2  | 92.4% | 80.7% | 71.2% | 55.1% | 50.1% |
| BD 3  | 99.5% | 77.8% | 61.4% | 37.1% | 35.5% |
| BD 4  | 98.0% | 82.0% | 69.2% | 49.9% | 44.5% |
| BD 5  | 92.2% | 85.1% | 78.7% | 62.8% | 57.1% |
| BD 6  | 91.1% | 79.1% | 68.6% | 40.6% | 30.2% |
| BD 7  | 88.4% | 81.8% | 76.5% | 60.4% | 57.6% |
| BD 8  | 87.0% | 84.2% | 81.5% | 66.5% | 58.6% |
| BD 9  | 86.1% | 80.5% | 79.6% | 60.7% | 51.5% |
| BD 10 | 85.0% | 78.8% | 74.7% | 53.3% | 44.4% |
| BD 11 | 83.1% | 75.4% | 80.5% | 61.0% | 58.1% |
| BD 12 | 85.0% | 78.2% | 82.0% | 65.1% | 59.0% |
| BD 13 | 86.9% | 79.1% | 83.5% | 67.2% | 59.8% |
| BD 14 | 92.1% | 87.1% | 85.4% | 79.2% | 77.5% |
| BD 15 | 93.4% | 77.5% | 63.9% | 47.1% | 41.0% |

## CONCLUSIONES

1. Se ha generado una base de datos sintética que consiste en respuestas de viviendas típicas frente a múltiples escenarios sísmicos. Esta base de datos sintética fue generada a partir de una base de datos desarrollada en una investigación predecesora. Las características estructurales fueron calibradas de viviendas de albañilería confinada típicas en Lima Metropolitana. En esta tesis se han desarrollado 105,000 simulaciones por tipología haciendo un total de 1'470,000 simulaciones.
2. Del análisis de la base de datos sintética generada se tiene que la tipología "S" presenta la mayor cantidad de datos con valores de (índice de daño promedio) IDP e (índice de daño máximo) IDM menores a 5 en la base de datos total 55.9%. Por otro lado, la tipología "STTTT" fue la que presentó la menor cantidad de datos 12%. Esto indica que son las tipologías más y menos resistentes respectivamente. Además, la cantidad de datos con valores de IDP e IDM menores a 5 aumenta conforme aumenta la DM (independientemente de la tipología); por ende, esto indica que las estructura con una mayor DM son más resistentes.
3. Las curvas de vulnerabilidad respecto al IDP se pueden agrupar en GPP1, GPP2 y GPP3 que presentan una vulnerabilidad media, alta y muy alta respectivamente. El GPP1 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases de datos BD 1 (S) y BD 2 (T) que contiene tipologías de 1 nivel. El GPP2 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases de datos BD 3 (SS), BD 4 (TT), BD 5 (ST), BD 6 (SST) y BD 9 (SSTT). Este grupo contienen tipologías de 2 niveles o tipologías de 3 niveles cuyos 2 primeros niveles son de ladrillos sólidos artesanales. Finalmente, el tercer grupo GPP3 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases de datos BD 7 (TTT), BD 8 (STT), BD 10 (TTTT), BD 11 (STTT), BD 12 (SSTTT), BD 13 (TTTTT) y BD 14 (STTTT). Estas contienen tipologías que tienen entre 3 y 5 niveles. Por otro lado, las curvas de vulnerabilidad respecto al IDM se pueden agrupar en GPM1, GPM2 y GPM3 que presentan una vulnerabilidad media, alta y muy alta respectivamente. El GPM 1 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenada con las bases de datos BD 1 (S) y BD 2 (T) que contienen tipologías de 1 nivel. El GPM 2 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases

de datos BD 3 (SS), BD 4 (TT), y BD 5 (ST) que contienen tipologías de solo 2 niveles. Finalmente, el GPM 3 está conformado por las curvas de vulnerabilidad entrenadas con las bases de datos BD 6 (SST), BD 7 (TTT), BD 8 (STT), BD 9 (SSTT), BD 10 (TTTT), BD 11 (STTT), BD 12 (SSTTT), BD 13 (TTTTT) y BD 14 (STTTT). Este grupo contiene tipologías con una cantidad de niveles entre 3 y 5.

4. Los modelos numéricos analizados son inestables en el rango de valores de IDP e IDM 4 – 5; por ello, en el rango 4-5 se presenta una mayor dispersión de los resultados obtenidos al comparar los valores calculados con los modelos y las simulaciones numéricas. Por otro lado, se observa que algunos valores obtenidos con los modelos entrenados presentan una sobreestimación de hasta 5 veces el valor obtenido de las simulaciones numéricas, y una subestimación de hasta 0.5 veces aproximadamente.
5. En los modelos de bosques aleatorios que calculan el IDP e IDM, el PGA tiene los valores más altos de influencia sobre los modelos entrenados, 55.67% en promedio para el IDP y 56.47% en promedio para el IDM. Luego las puntuaciones de los modelos que calculan el IDP (98.056%) son menores en promedio que la puntuación de los modelos que calculan el IDM (98.363%). Adicionalmente se tiene que los modelos M-BD 3 (SS), M-BD 4 (TT), M-BD 5 (ST) y M-BD 6 (SST) presentan los valores más altos de puntuación mientras que las puntuaciones más bajas les corresponden a los modelos M-BD 2 (T), M-BD 13 (TTTTT) y M-BD 14 (STTTT). Estos resultados son válidos para los modelos que calculan el IDP e IDM. Finalmente, los modelos que calculan el IDM tienen una puntuación mayor frente a los modelos que calculan el IDP para los modelos que corresponden a las bases de datos BD 6 (SST) - BD 14 (STTTT).
6. Se validaron los modelos de bosques aleatorios. Las CV obtenidas a partir modelos entrenados presentan una media de los errores máximos igual a 1.89% respecto las curvas de vulnerabilidad obtenidas a partir de toda la base de datos sintética. Las CV de los modelos fueron construidas con el 25% de la base datos sintética seleccionada pseudo-aleatoriamente,

## RECOMENDACIONES

1. En la investigación se utilizó el algoritmo de bosques aleatorios para determinar los resultados de IDP e IDM. Se recomienda entrenar otros algoritmos de Machine Learning para obtener los resultados.
2. En la presente tesis se trabajó con modelos numéricos simplificados. Se recomienda considerar modelos numéricos con una mayor cantidad de parámetros que consideren la irregularidad en planta de la estructura.
3. Para realizar las simulaciones numéricas se utilizaron los registros de 7 eventos sísmicos. Se recomienda incluir más eventos para ampliar la base de datos sintética además de considerar la variabilidad de la categoría.
4. Así mismo, en la investigación solo se consideró el modelo histerético tetralineal. Entonces se recomienda considerar más modelos histeréticos que sean calibrados con resultados experimentales.
5. A fin de ampliar la base de datos se podrían considerar una mayor cantidad de estructuras con una distribución en planta de los elementos estructurales diferente a la vista en la investigación.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abarca, R. M. (2021). Machine Learning for Beginners Algorithms, Decision Tree Random Forest Introduction. en *Nuevos sistemas de comunicación e información*.
- Agüero, C., Tavera, H., Fernández, E., Huaco, P., Talavera, C., & Arredondo, L. (2008). Intensidades macrosísmicas en las áreas urbanas de las ciudades de Pisco, Ica y Chincha debidas al sismo del 15 de agosto de 2007. *Dirección de Sismología, IGP.*, 77.
- Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *TEST*, 25(2), 197–227. DOI:10.1007/s11749-016-0481-7
- Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machine Learning*, 24(2), 123–140.
- Breiman, L. (2001). Random Forest. *Machine Learning*, Vol. 45, pp. 5--32. DOI:10.1023/A:1010933404324
- Chencho, Li, J., Hao, H., Wang, R., & Li, L. (2021). Development and application of random forest technique for element level structural damage quantification. *Structural Control and Health Monitoring*, 28(3), 1–19. DOI:10.1002/stc.2678
- CISMID (2020). Propuesta de índice de daños para muros de albañilería confinada no ingenieril. Programa Presupuestal 0068 – Reducción de la vulnerabilidad y atención de emergencias por desastres. Lima-Perú.
- De Lautour, O. R., & Omenzetter, P. (2007). Estimating seismic induced damage in buildings. *Proceedings of the New Zealand Society of Earthquake Engineering Annual Conference 2007*, 1–8.
- Diaz, M, Zavala, C., & Flores, E. (2020). *Structural assessment of confined masonry retrofitting under multi-seismic scenarios in Metropolitan Lima area*. (October). Recuperado de <http://www.cismid.uni.edu.pe/wp-content/uploads/2021/10/3b-0076.pdf>
- Diaz, Miguel. (2019). *“Report on statistical analysis and target study Area in Lima Metropolitan and Callao”*. Project FONDECYT-CISMID-FIC-UNI Development a digital tool for feasibility of confined masonry dwelling retrofitting in multi seismic scenarios based on assessment of vulnerability and risk.
- Diaz, Miguel. (2021). *Multi Degree of Freedom Analysis Software Using Hysteretic*

*Model.*(Versión 1.0) [Programa de análisis no lineal de modelos simplificados].

Díaz, Miguel, Zavala, C., Flores, E., & Cardenas, L. (2019). Development of analytical models for confined masonry walls based on experimental results in Lima city. *TECNIA*, 29(2). DOI:10.21754/tecnica.v29i2.711

Díaz, O., Mendoza, E., & Esteva, L. (1994). Respuesta Sísmica Inelástica de Modelos de Edificios. *Revista de Ingeniería Sísmica*, (46), 1. DOI:10.18867/ris.46.278

ERN-CAPRA, A. L. (2009). Vulnerabilidad de edificaciones e infraestructura. *INFORME TÉCNICO ERN-CAPRA-T1-5*, 48p.

Flores, E., Díaz, M., & Zavala, C. (2020). Probabilistic Seismic Risk Assessment Using Fragility Function for Dwelling in Metropolitan Lima Area. *17th World Conference on Earthquake Engineering*.

Flores Terreros, E. N. (2019). Development of Fragility Function for Typologies of Confined Masonry Dwelling in Metropolitan Lima and Callao Cities. *TECNIA*, 29(2). DOI:10.21754/tecnica.v29i2.717

Guo, X., & Hao, P. (2021). Using a Random Forest Model to Predict the Location of Potential Damage on Asphalt Pavement. *Applied Sciences*, 11(21), 10396. DOI:10.3390/app112110396

Hastie, T., Friedman, J., & Tibshirani, R. (2001). *The Elements of Statistical Learning*. New York, NY: Springer New York. Recuperado de <https://link.springer.com/book/10.1007/978-0-387-21606-5>

Katayama, T., Sato, N. & Saito, K. (1998). Si-sensor for the identificación of destructive earthquake ground motion. *Proc. 9th World Conference on Earthquake*, Tokyo.

Lopez, L. (2023). *Análisis de la eficacia del reforzamiento de viviendas de albañilería confinada usando malla de acero y mortero en Lima Metropolitana*. [Tesis de grado no publicada]. Universidad Nacional de Ingeniería.

Maldonado Rondón, E., & Chio Cho, G. (2009). Estimación de las funciones de vulnerabilidad sísmica en edificaciones en tierra. *Ingeniería y Desarrollo*, (25), 180–199.

- Ministerio de Vivienda Construcción y Saneamiento. (2006a). *Reglamento Nacional de Edificaciones, Norma Técnica Peruana E.020: Cargas*.
- Ministerio de Vivienda Construcción y Saneamiento. (2006b). Reglamento Nacional de Edificaciones, Norma Técnica Peruana E.070: Albañilería. *Sencico*. Recuperado de <https://www.sencico.gob.pe/publicaciones.php?id=230>
- Nakamura, Y. (2008). On the H/V spectrum. *The 14th World Conference on Earthquake Engineering*, 1–10.
- Oshiro, T. M., Perez, P. S., & Baranauskas, J. A. (2012). How Many Trees in a Random Forest? en *Lecture Notes in Artificial Intelligence (Subseries of Lecture Notes in Computer Science)* (Vol. 2718, pp. 154–168). DOI:10.1007/978-3-642-31537-4\_13
- Pandurang Adi, S., Bettadapura Adishesha, V., Vaidyanathan Bharadwaj, K., & Narayan, A. (2020). Earthquake Damage Prediction Using Random Forest and Gradient Boosting Classifier. *American Journal of Biological and Environmental Statistics*, 6(3), 58. DOI:10.11648/j.ajbes.20200603.14
- Pulido, N., Aguilar, Z., Tavera, H., Chlieh, M., Calderón, D., Sekiguchi, T., ... Yamazaki, F. (2015). Scenario Source Models and Strong Ground Motion for Future Mega-earthquakes: Application to Lima, Central Peru. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 105(1), 368–386. DOI:10.1785/0120140098
- Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67(1), 93–104. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002
- Saito, T. (2008). *Technical Manual V 6.4 of Structural Earthquake Response Analysis (STERA)*. Recuperado de <http://www.rc.ace.tut.ac.jp/saito/software-e.html>
- Wu, D. J., Feng, T., Naehrig, M., & Lauter, K. (2016). Privately Evaluating Decision Trees and Random Forests. *Proceedings on Privacy Enhancing Technologies*, 2016(4), 335–355. DOI:10.1515/popets-2016-0043
- Zavala, C., Lavado, L., Taira, J., Cardenas, L., & Diaz, M. (2014). Comparison of

Behaviors of Non-Engineered Masonry Tubular Block Walls and Solid Engineered Walls. *Journal of Disaster Research*, 9(6), 1021–1025. DOI:10.20965/jdr.2014.p1021

Zavala Toledo, C. (2019). Damage Limit States for Confined Masonry Walls based on Experimental Test. *TECNIA*, 29(2), 135–141. DOI:10.21754/tecnica.v29i2.715

## ANEXOS

### ANEXO A. CURVAS DE VULNERABILIDAD

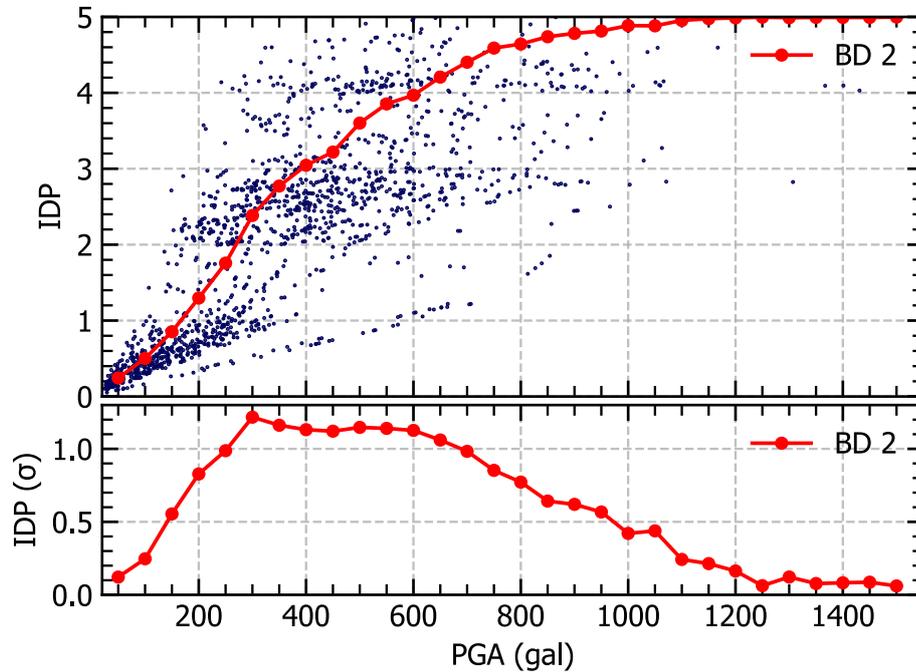


Figura N° A.1 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 2

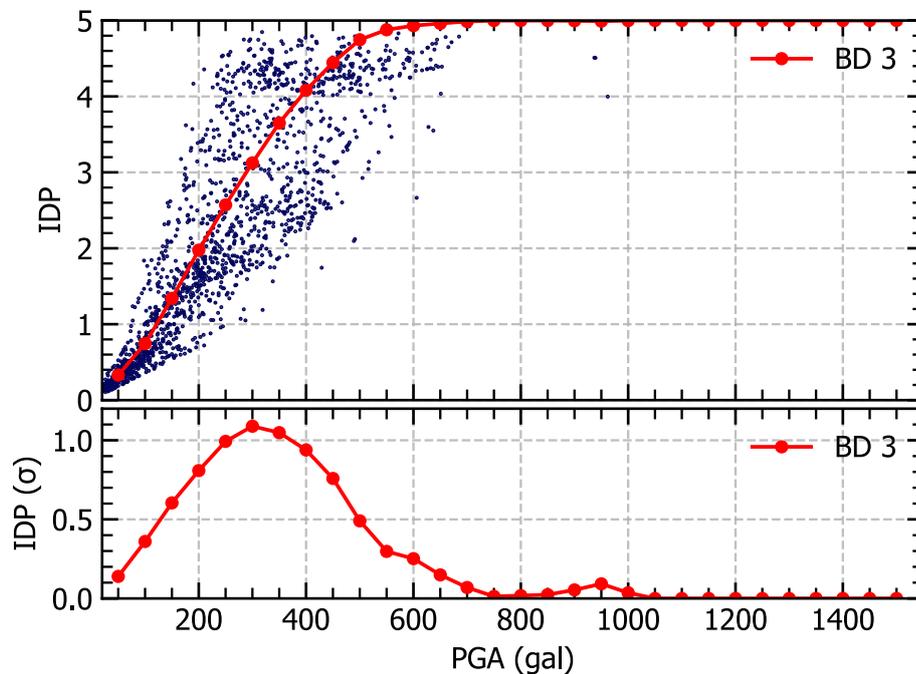


Figura N° A.2 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 3

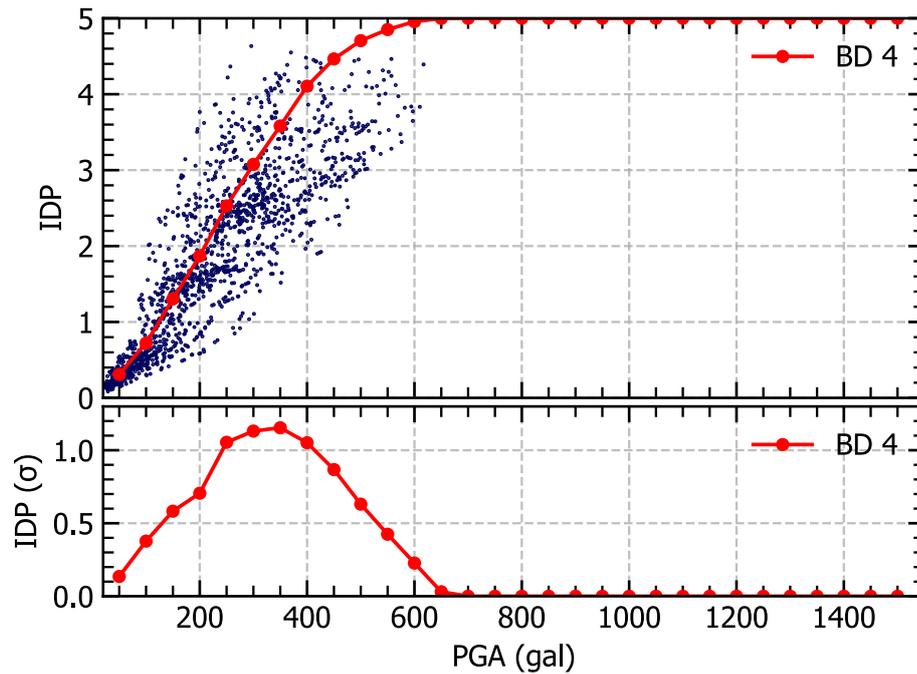


Figura N° A.3 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 4

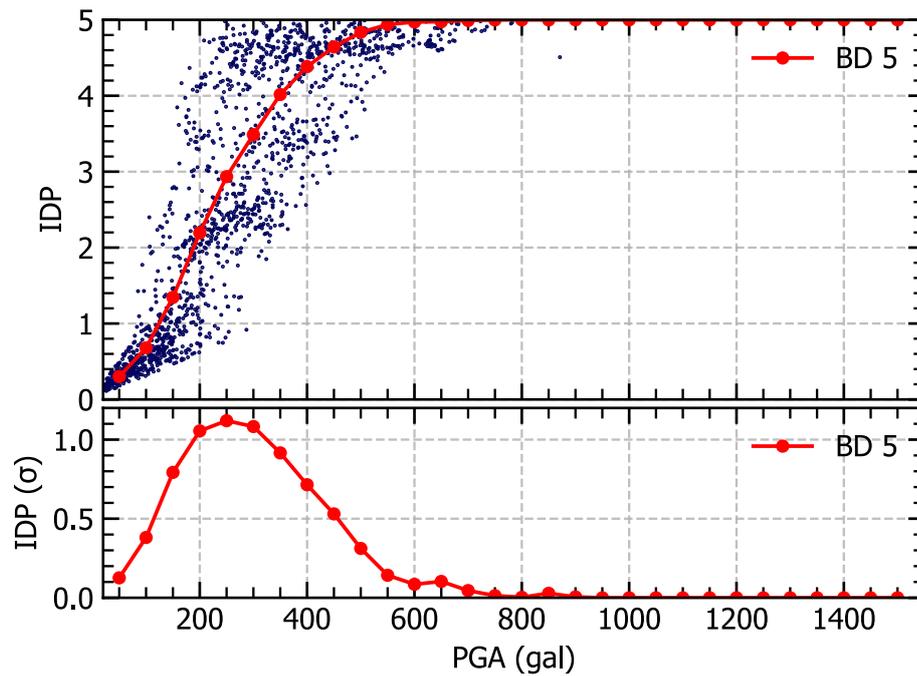


Figura N° A.4 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 5

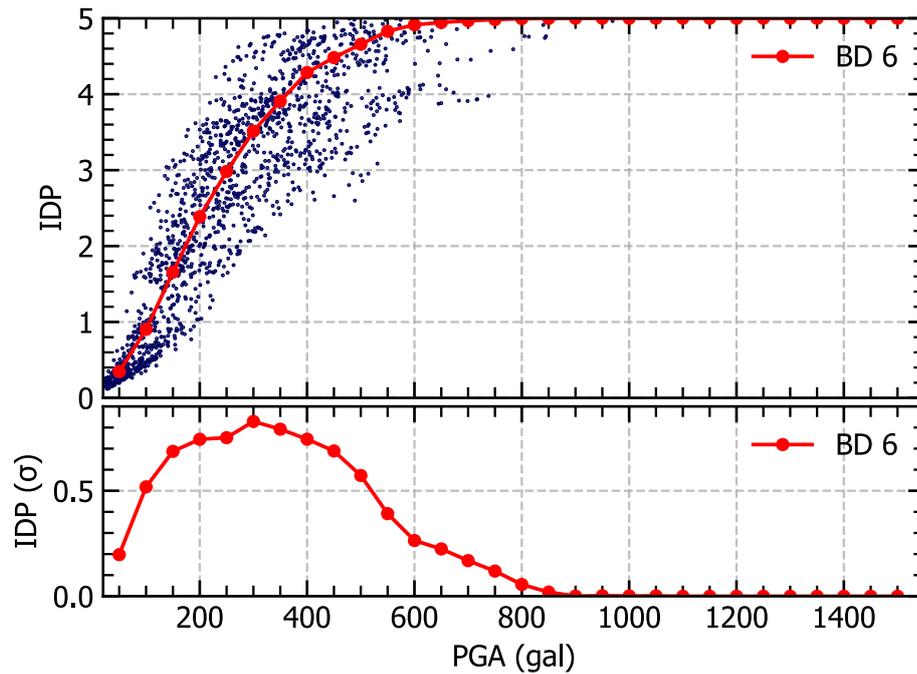


Figura N° A.5 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 6

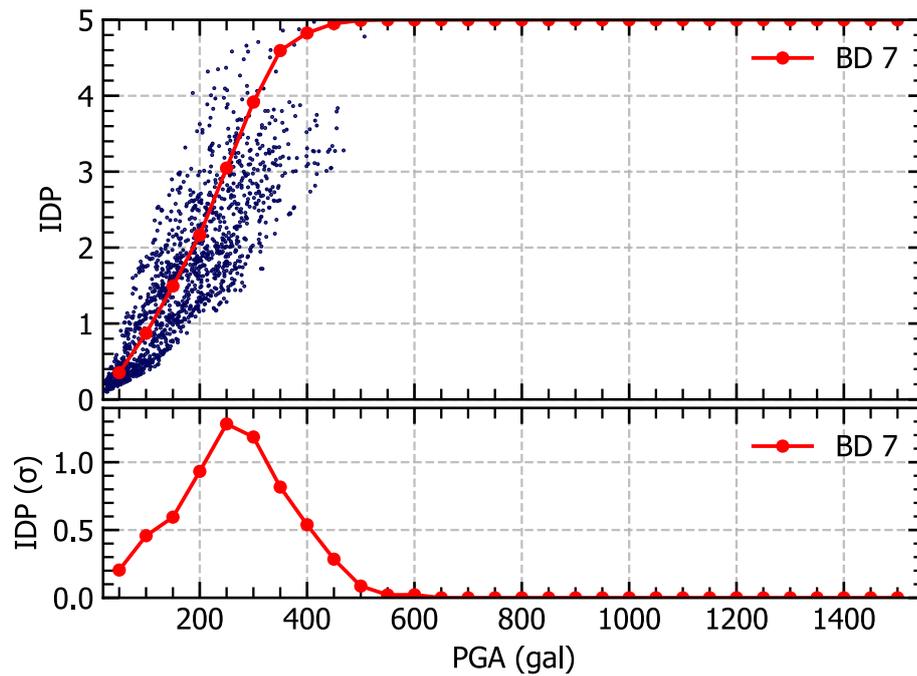


Figura A-6 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 7

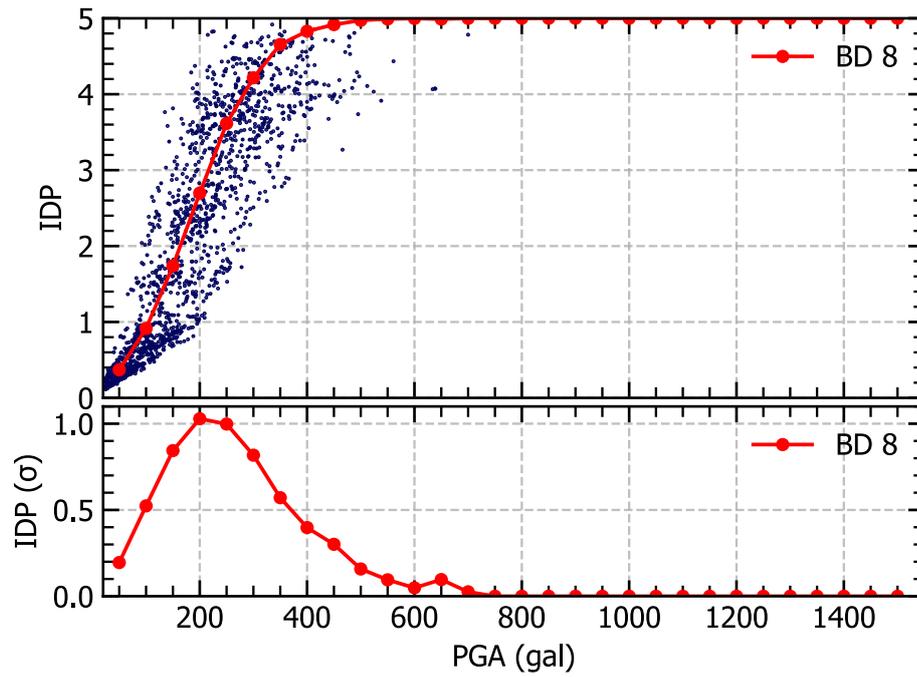


Figura N° A.6 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 8

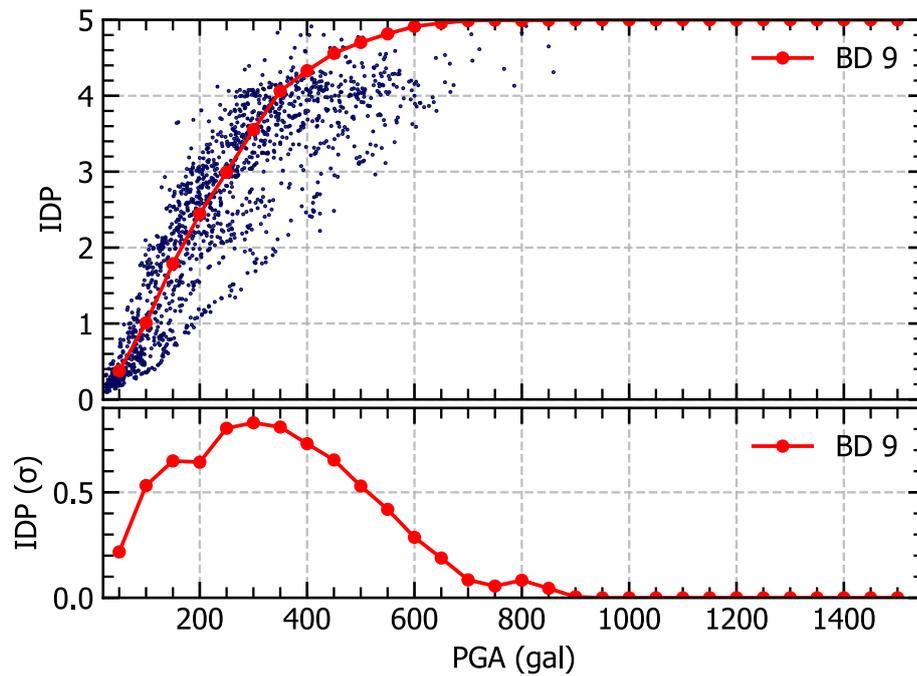


Figura N° A.7 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 9

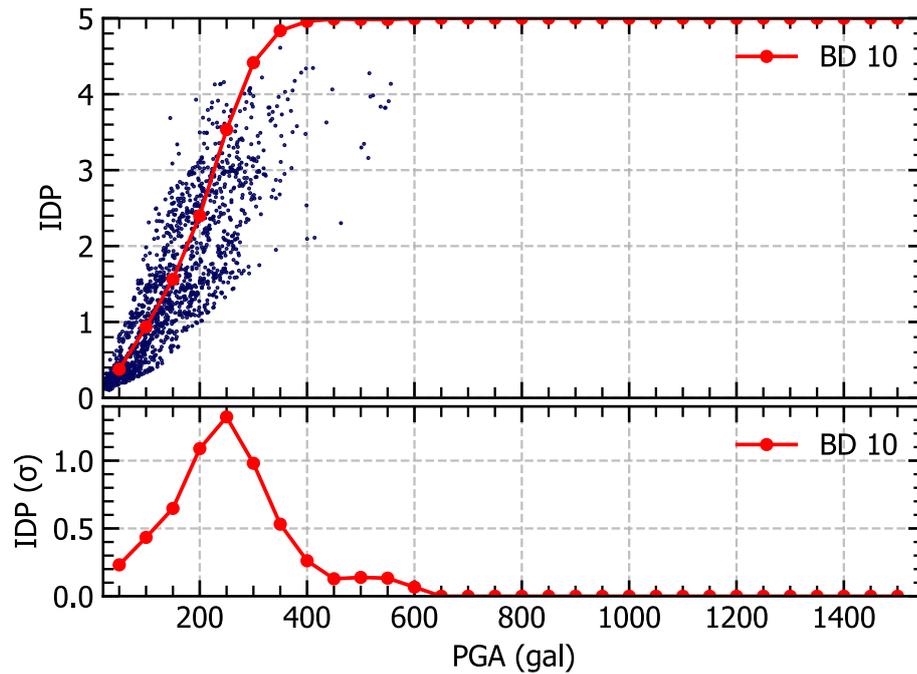


Figura N° A.8 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 10

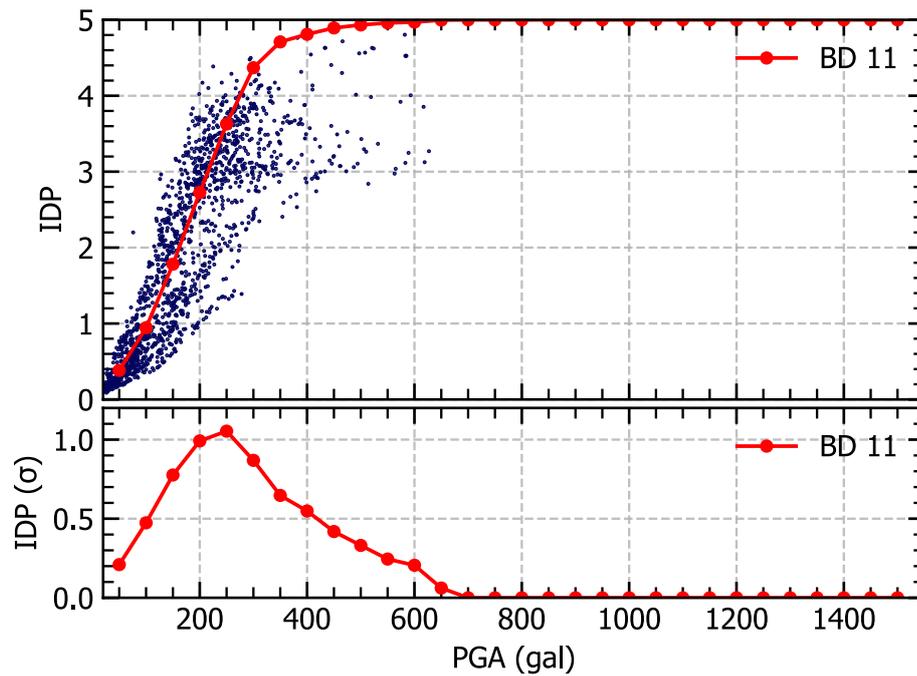


Figura N° A.9 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 11

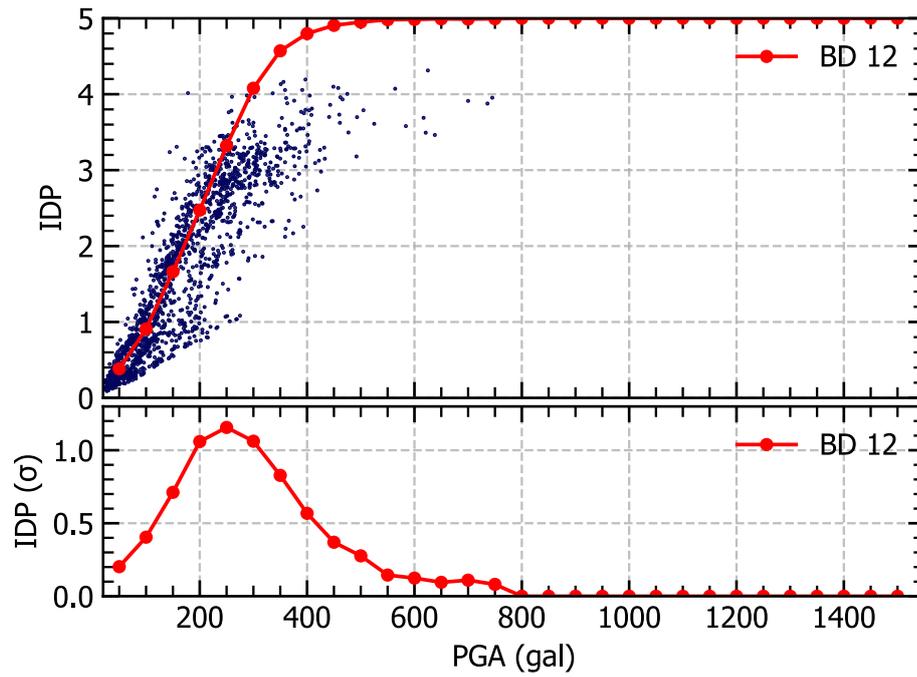


Figura N° A.10 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 12

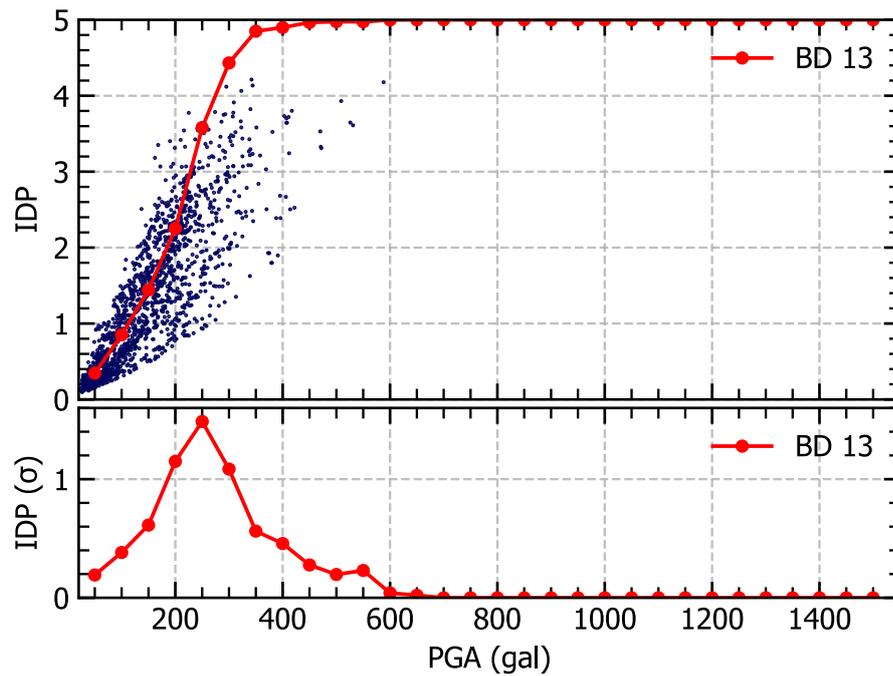


Figura N° A.11 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 13

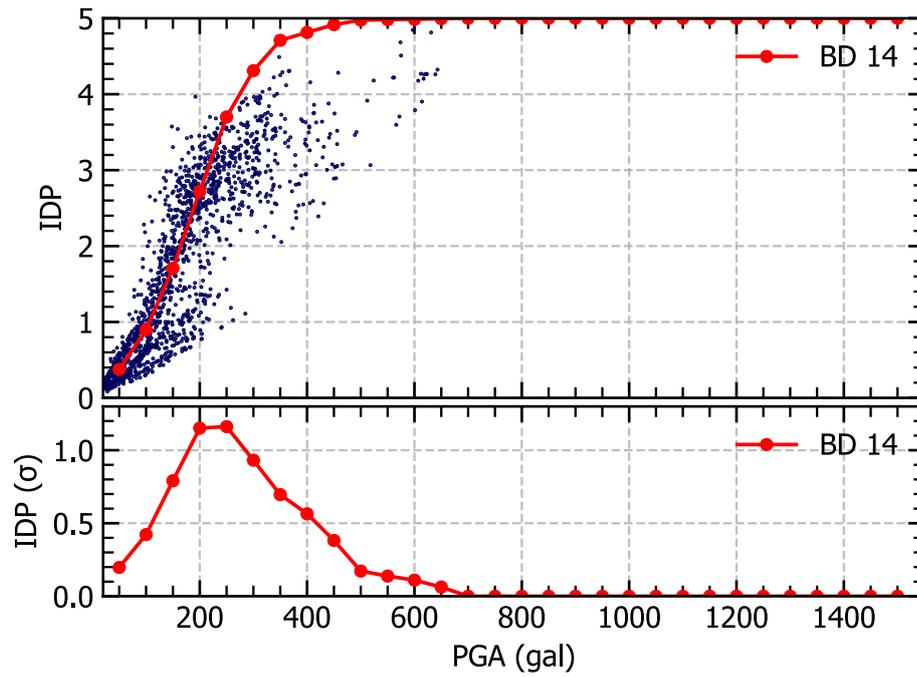


Figura N° A.12 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 14

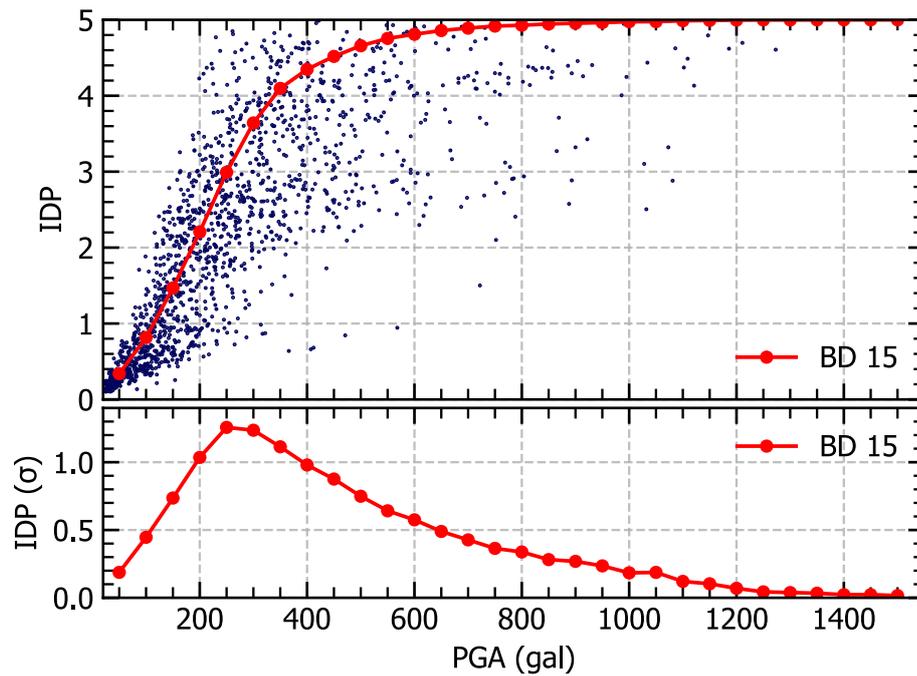


Figura N° A.13 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDP para la BD 15

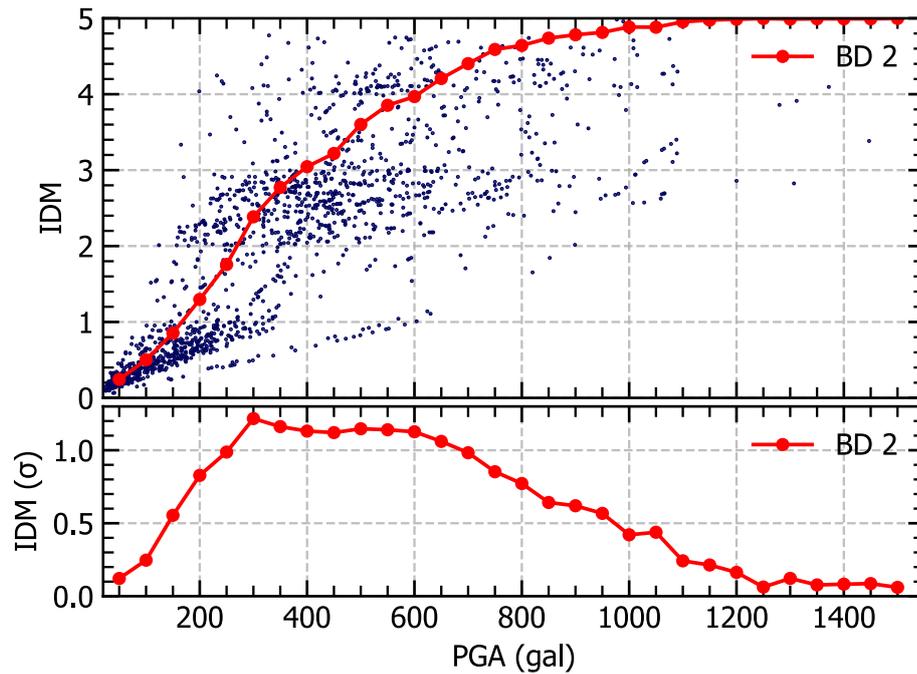


Figura N° A.14 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 2

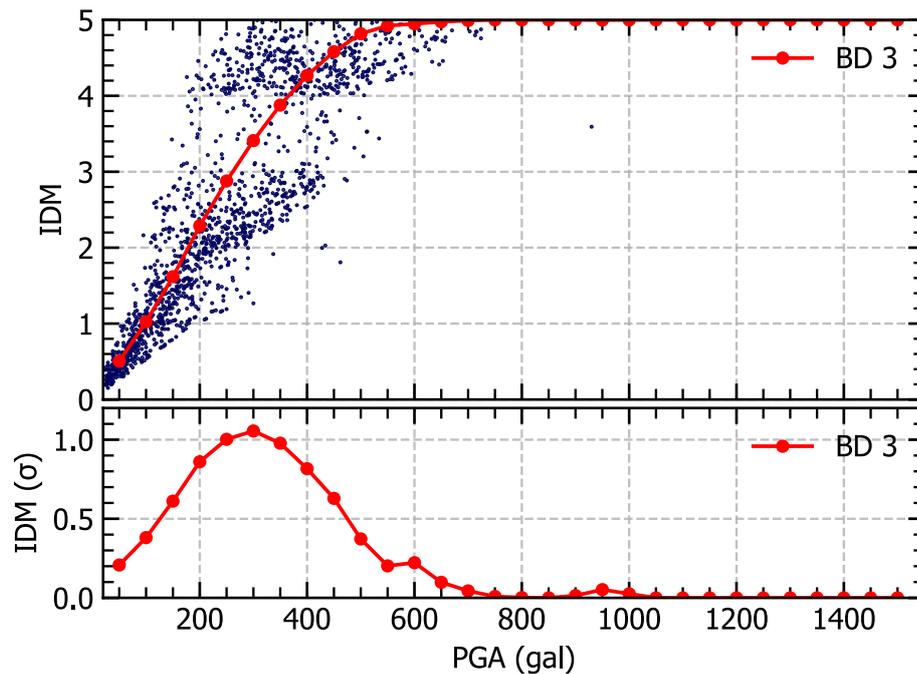


Figura N° A.15 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 3

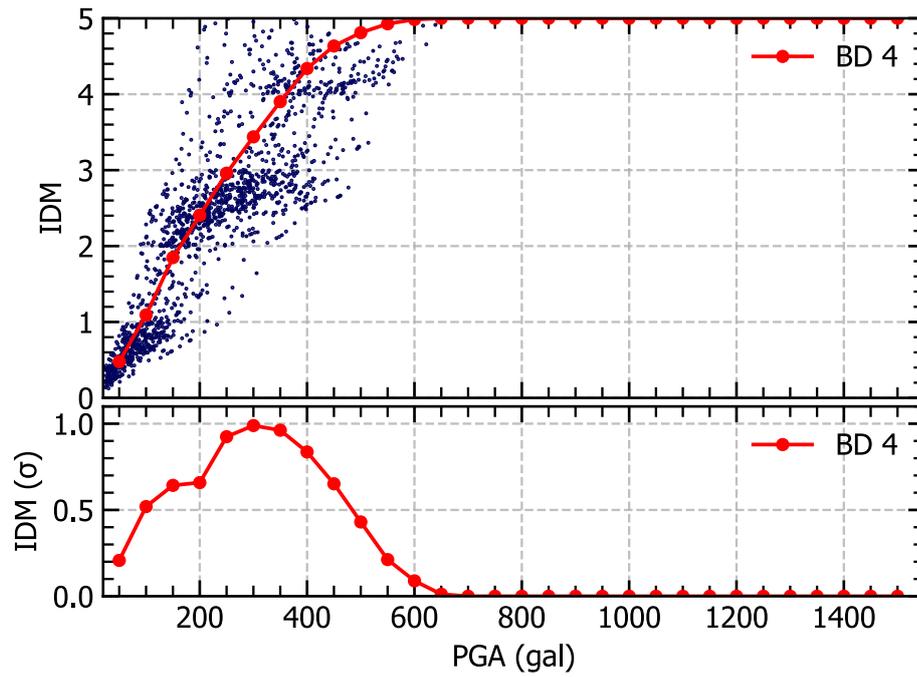


Figura N° A.16 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 4

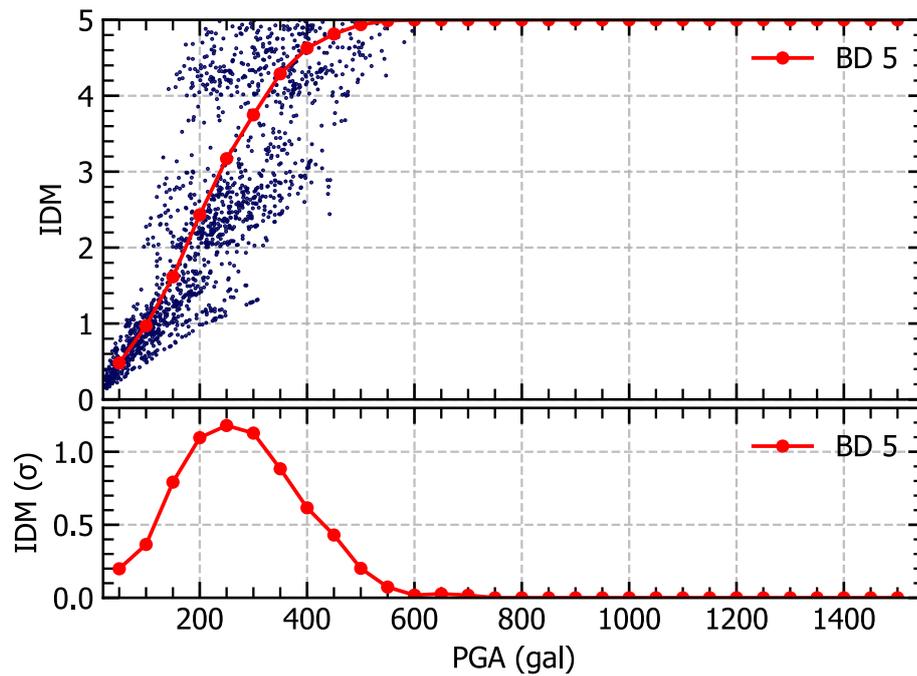


Figura N° A.17 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 5

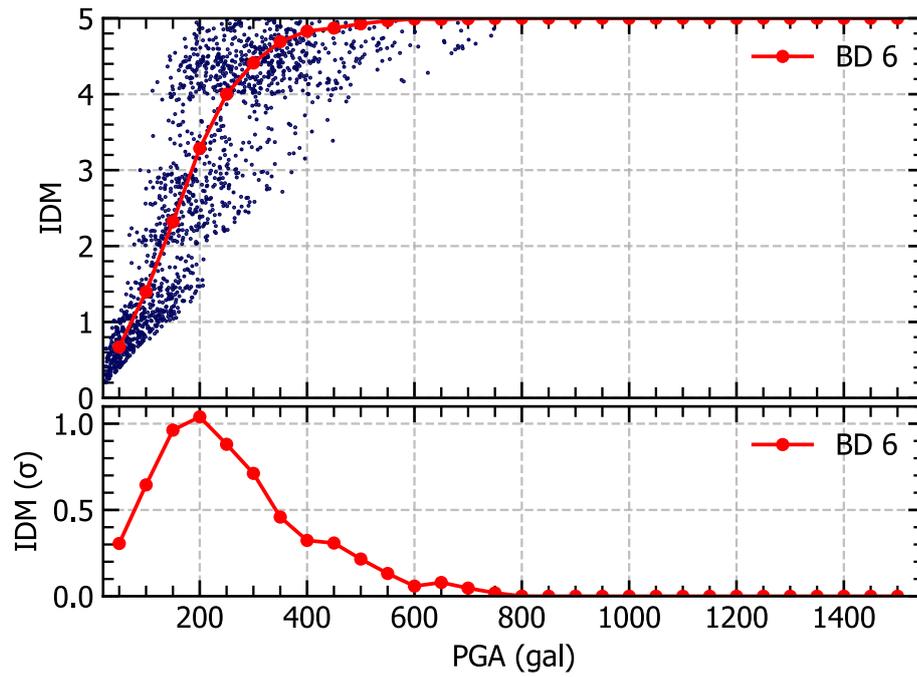


Figura N° A.18 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 6

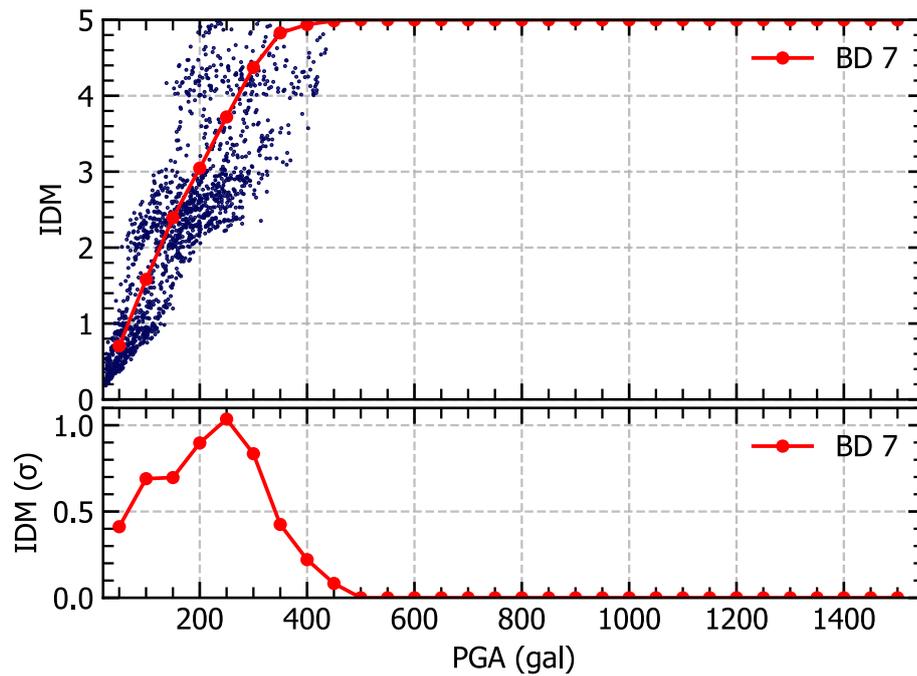


Figura N° A.19 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 7

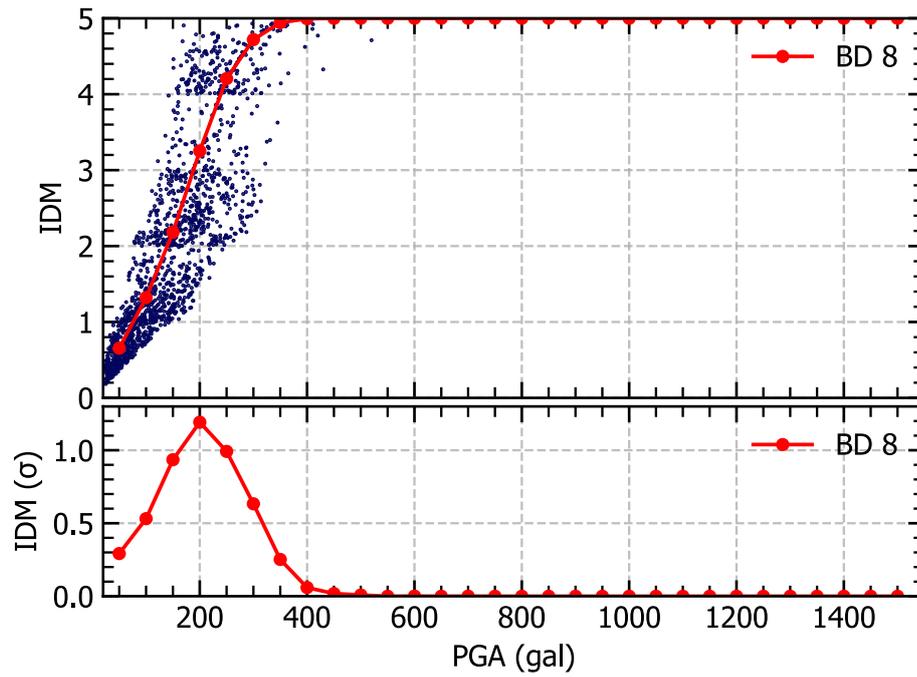


Figura N° A.20 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 8

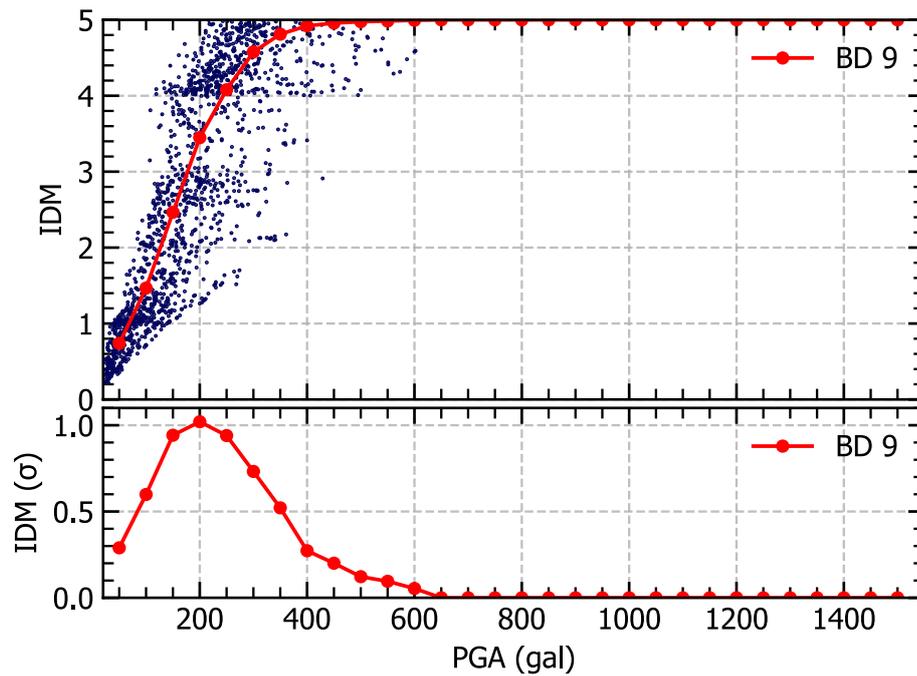


Figura N° A.21 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 9

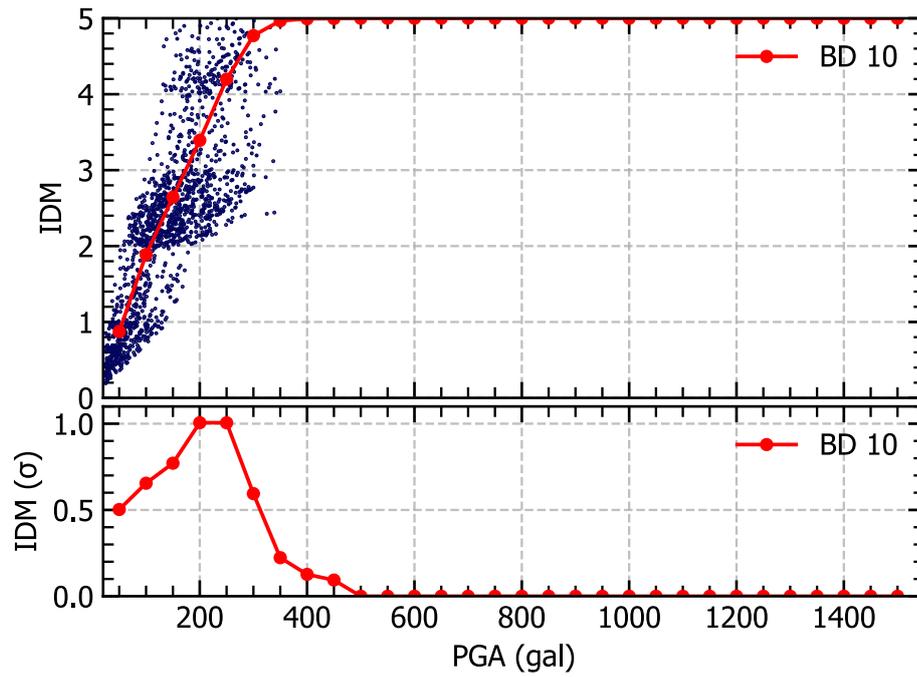


Figura N° A.22 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 10

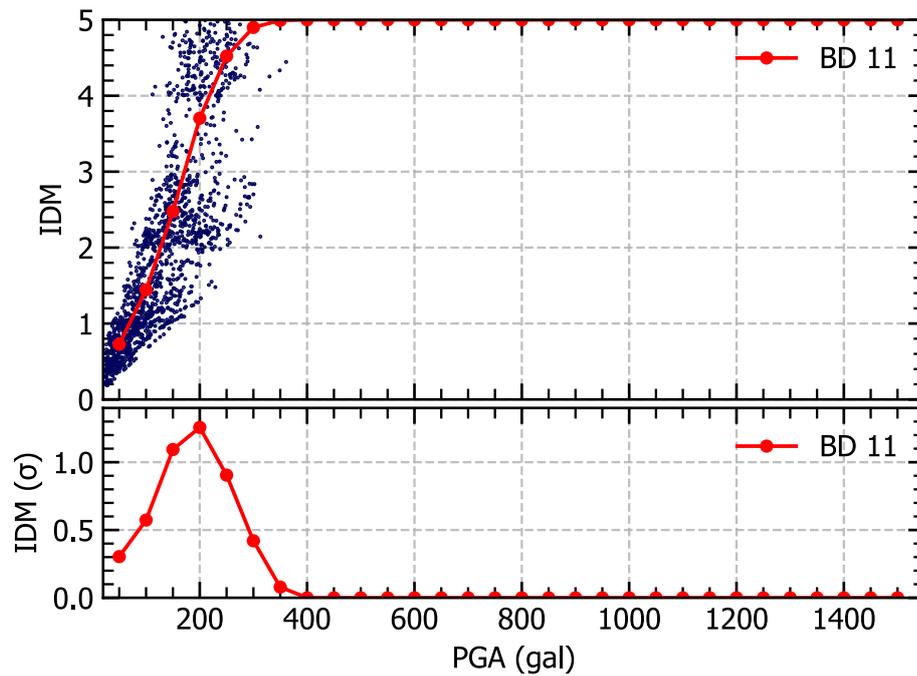


Figura N° A.23 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 11

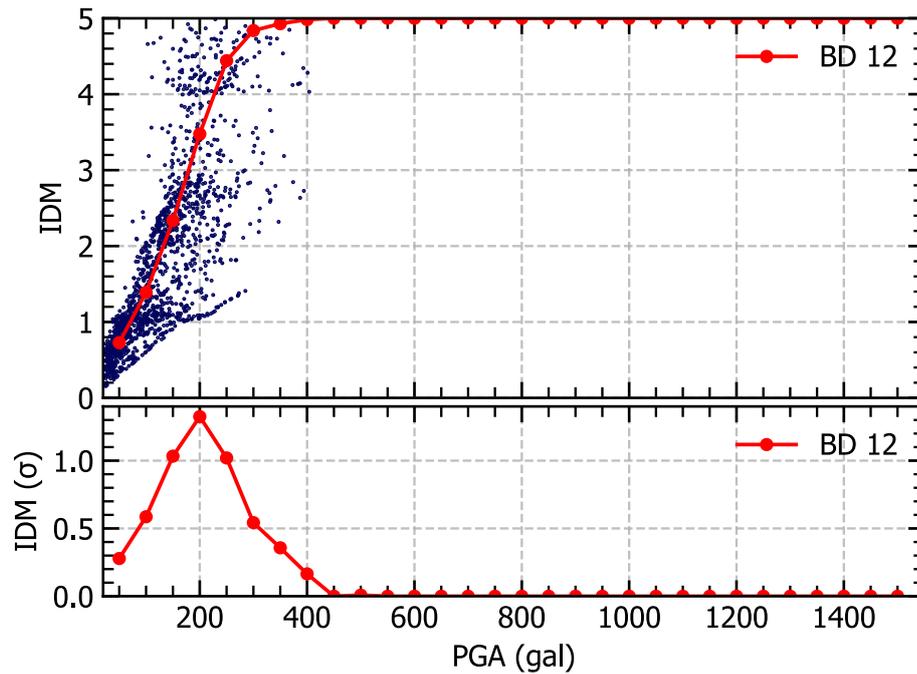


Figura N° A.24 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 12

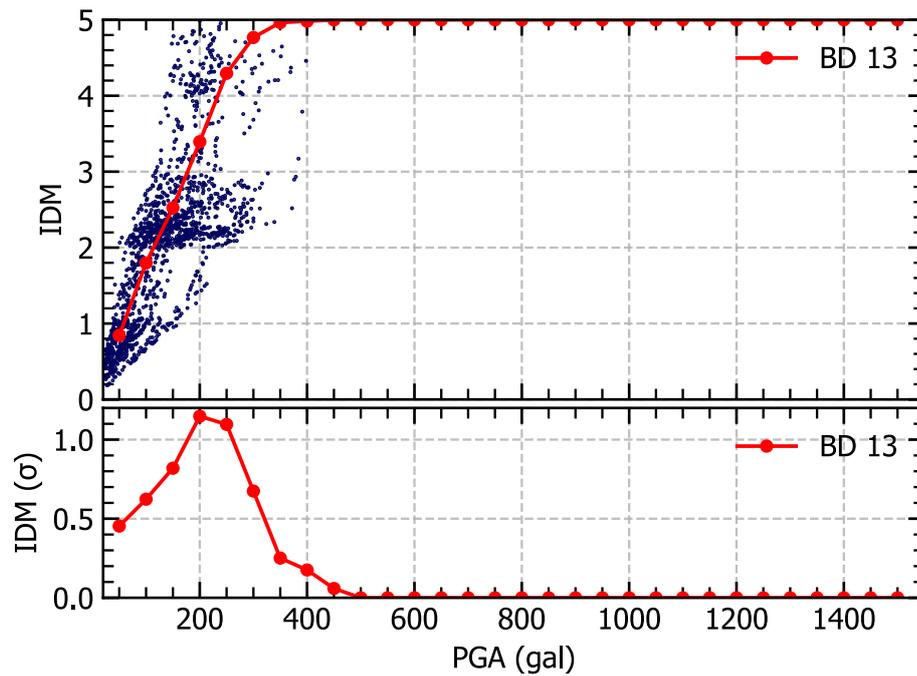


Figura N° A.25 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 13

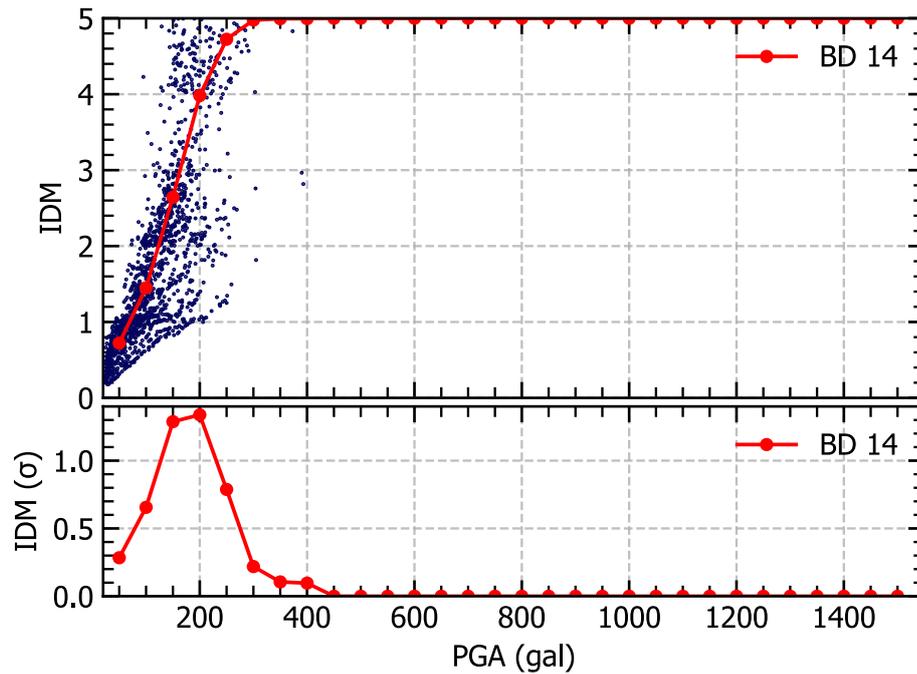


Figura N° A.26 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 14

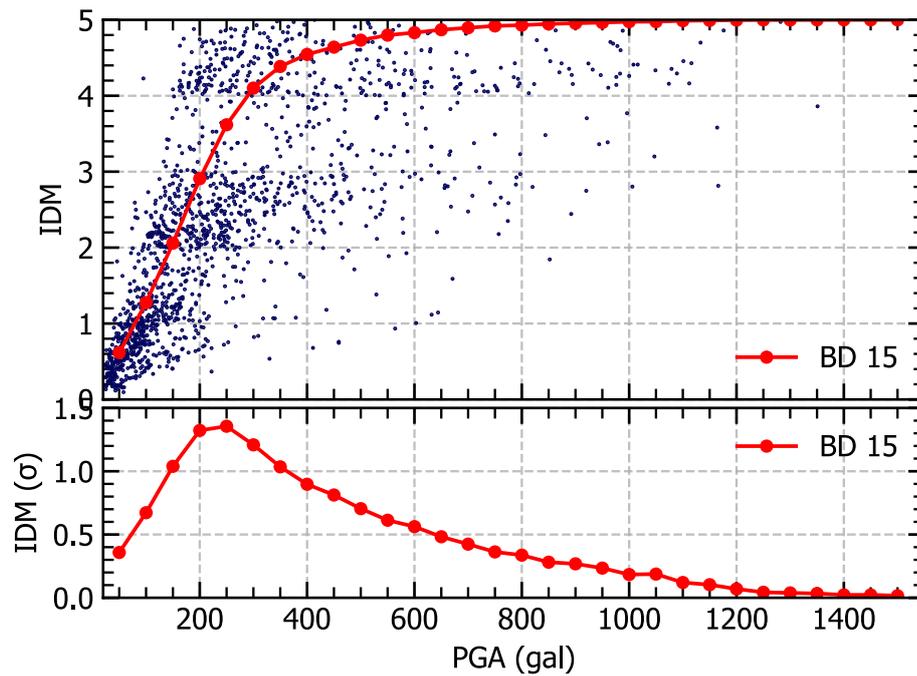


Figura N° A.27 Curva de vulnerabilidad y desviación típica respecto al IDM para la BD 15

## ANEXO B. INFLUENCIA PARÁMETROS EN MODELOS

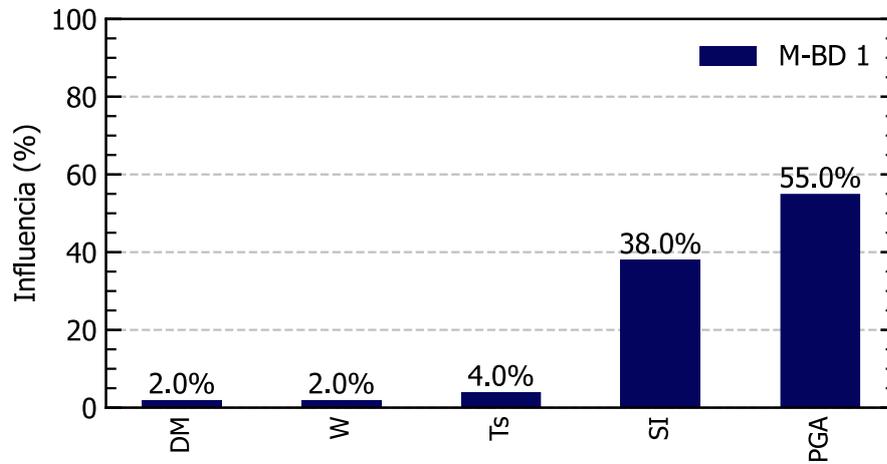


Figura N° B.1 Influencia de los parámetros en el Modelo 1 en relación con el IDP

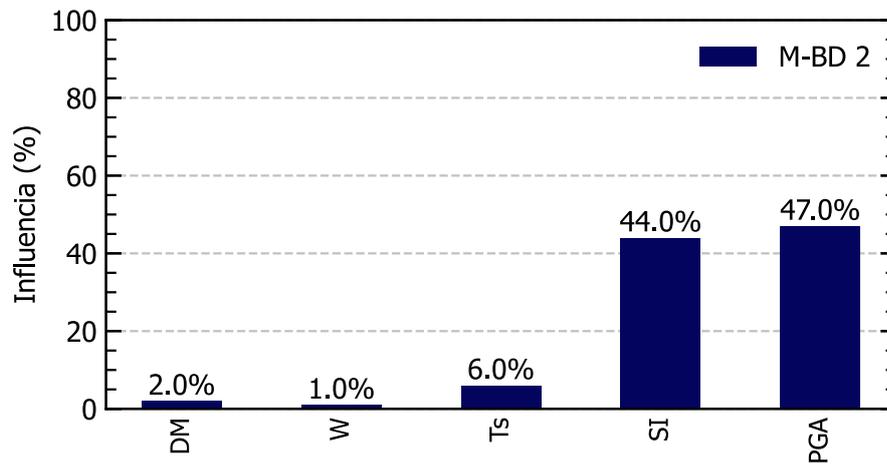


Figura B-2 Influencia de los parámetros en el Modelo 2 en relación con el IDP

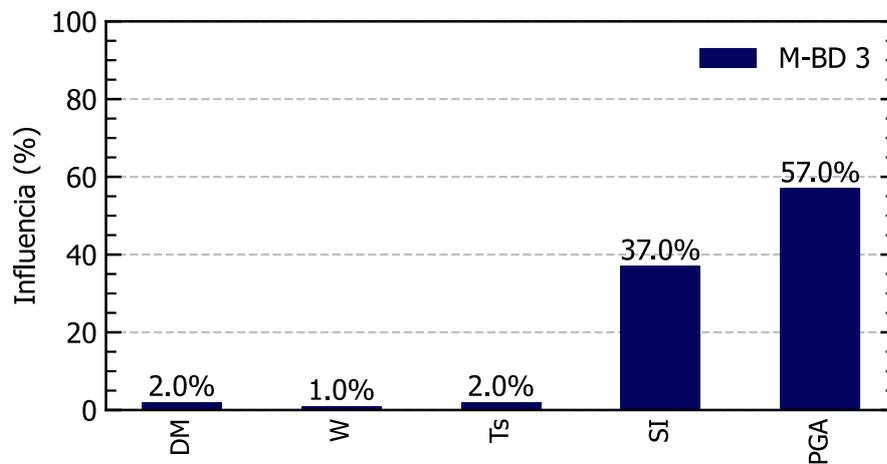


Figura B-3 Influencia de los parámetros en el Modelo 3 en relación con el IDP

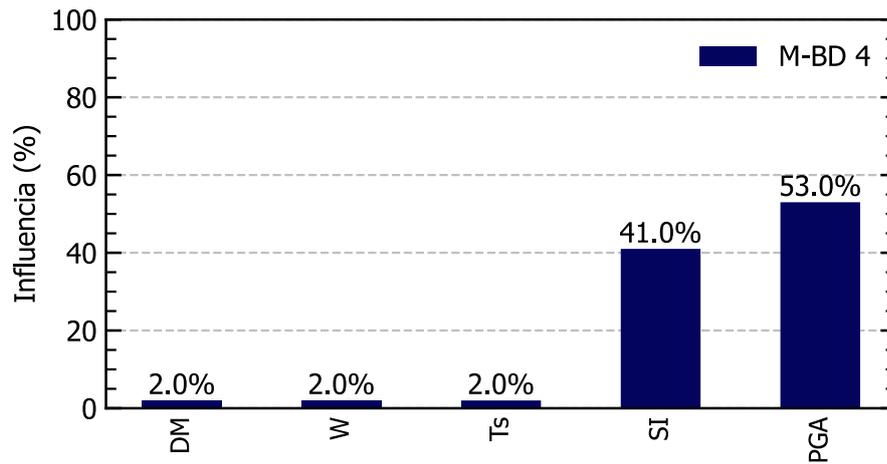


Figura N° B.2 Influencia de los parámetros en el Modelo 4 en relación con el IDP

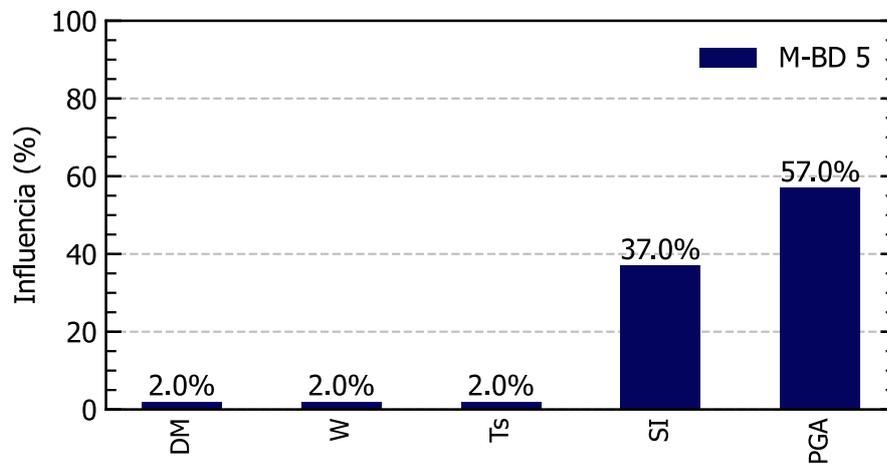


Figura N° B.3 Influencia de los parámetros en el Modelo 5 en relación con el IDP

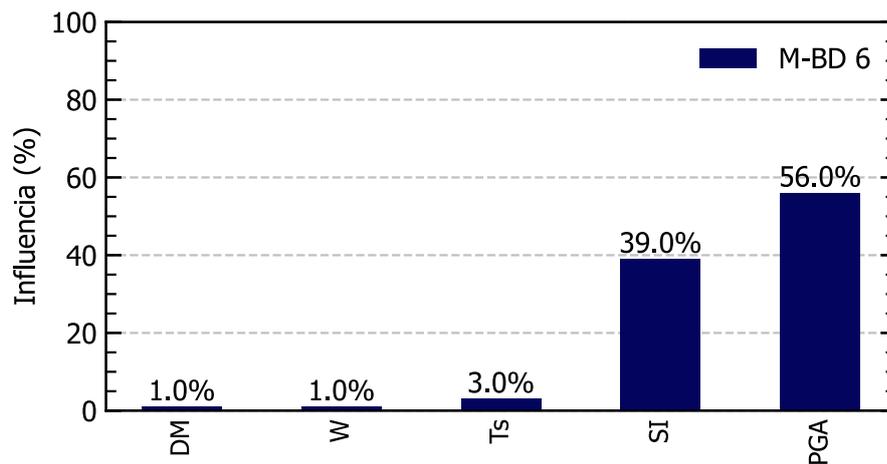


Figura N° B.4 Influencia de los parámetros en el Modelo 6 en relación con el IDP

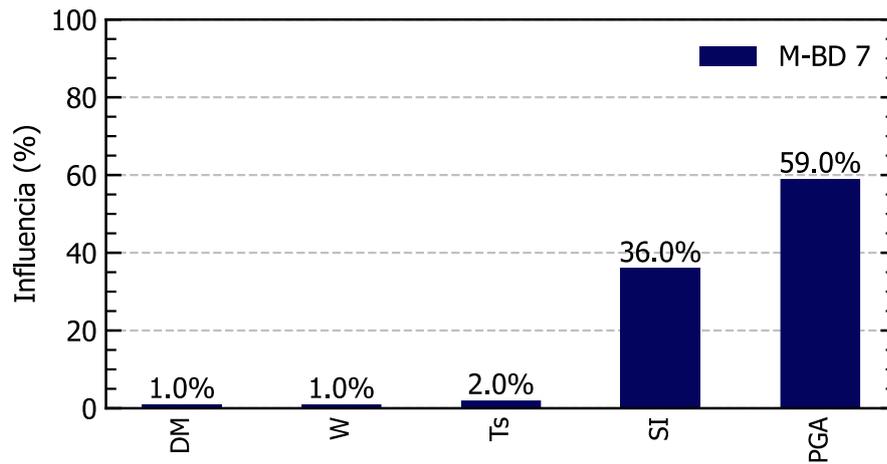


Figura N° B.5 Influencia de los parámetros en el Modelo 7 en relación con el IDP

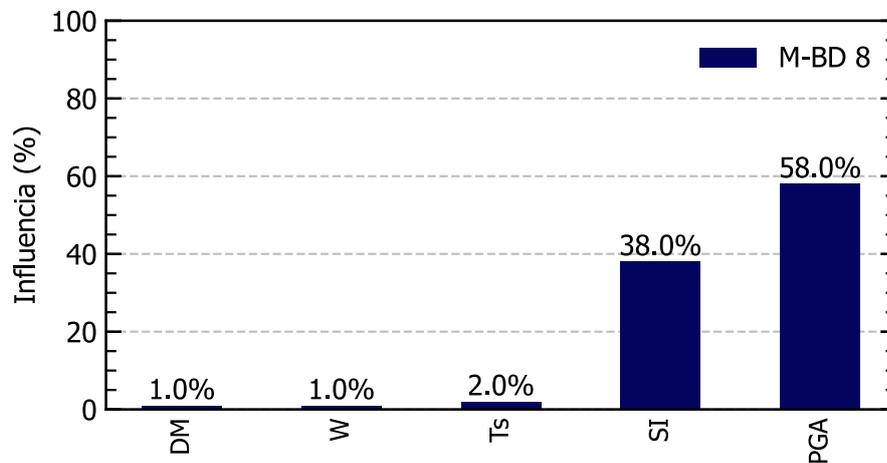


Figura N° B.6 Influencia de los parámetros en el Modelo 8 en relación con el IDP

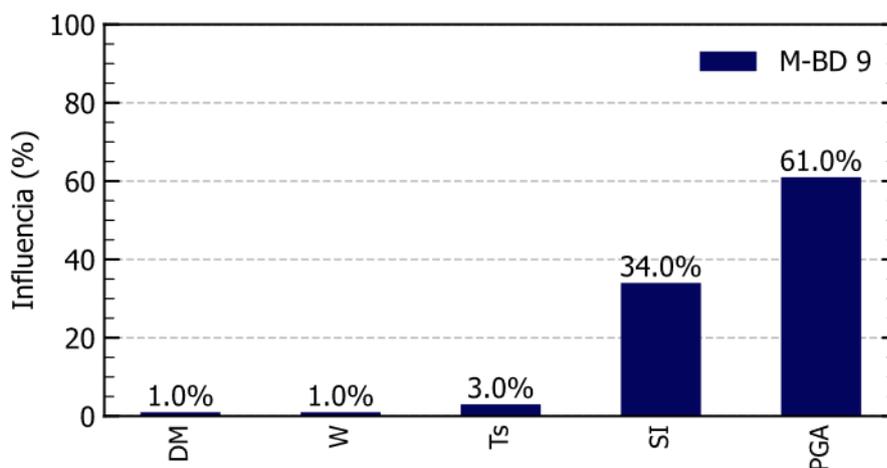


Figura N° B.7 Influencia de los parámetros en el Modelo 9 en relación con el IDP

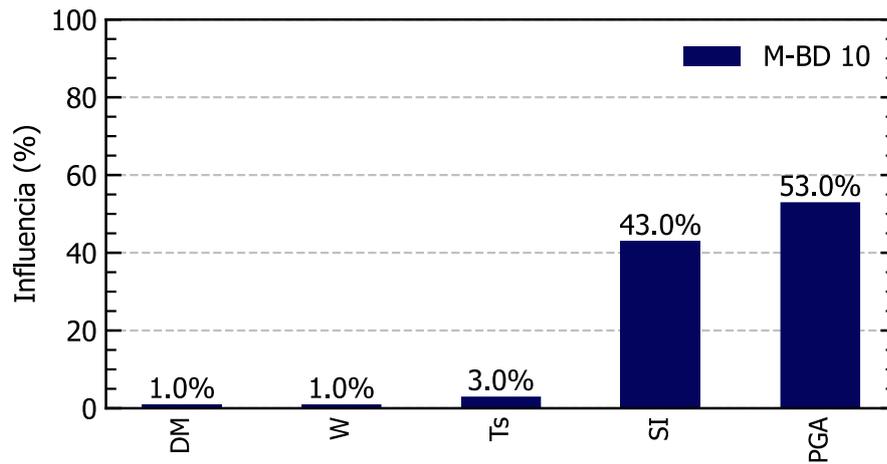


Figura N° B.8 Influencia de los parámetros en el Modelo 10 en relación con el IDP

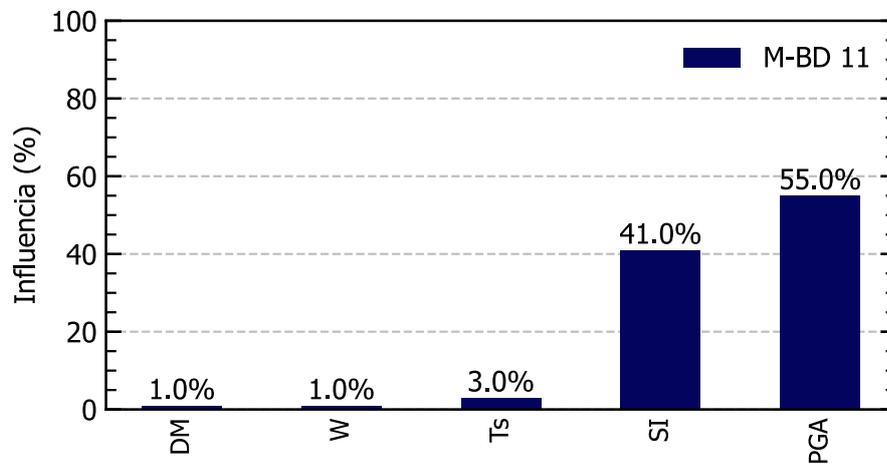


Figura N° B.9 Influencia de los parámetros en el Modelo 11 en relación con el IDP

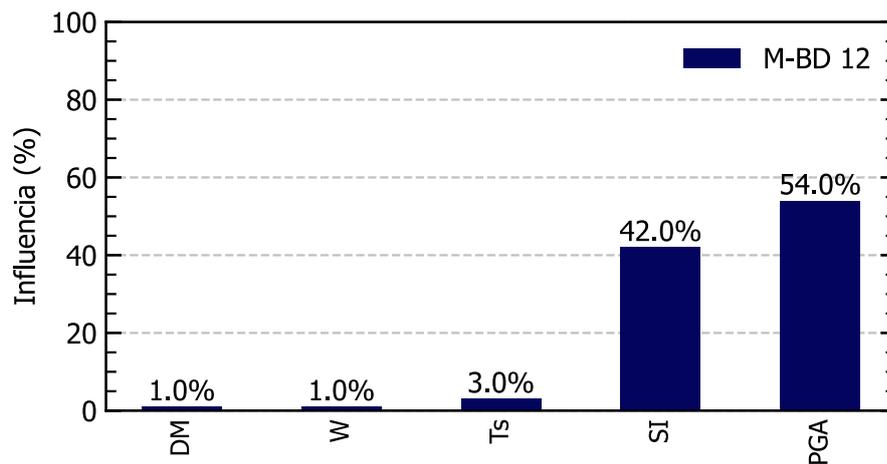


Figura N° B.10 Influencia de los parámetros en el Modelo 12 en relación con el IDP

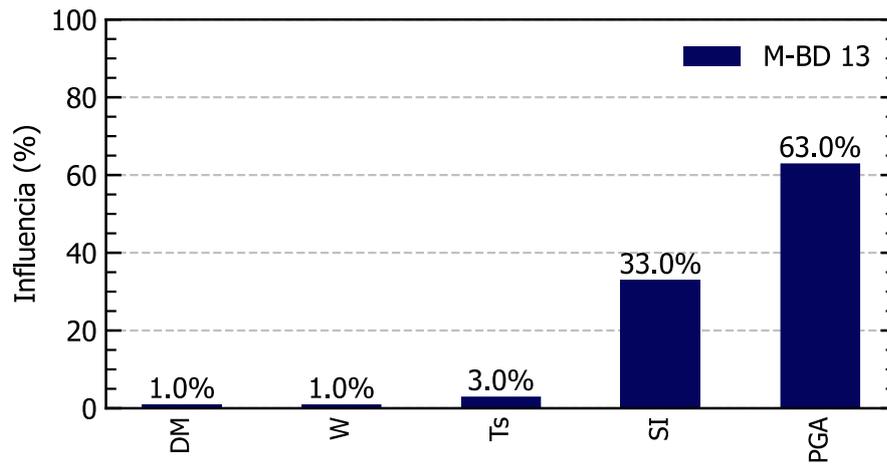


Figura N° B.11 Influencia de los parámetros en el Modelo 13 en relación con el IDP

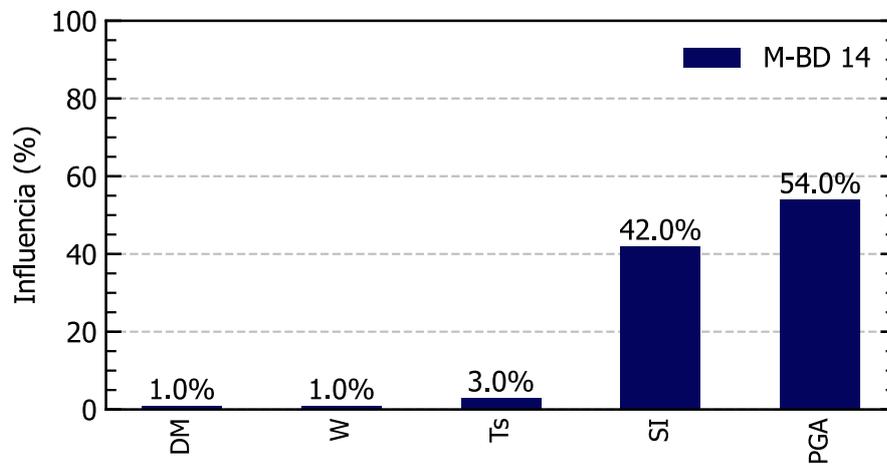


Figura N° B.12 Influencia de los parámetros en el Modelo 14 en relación con el IDP

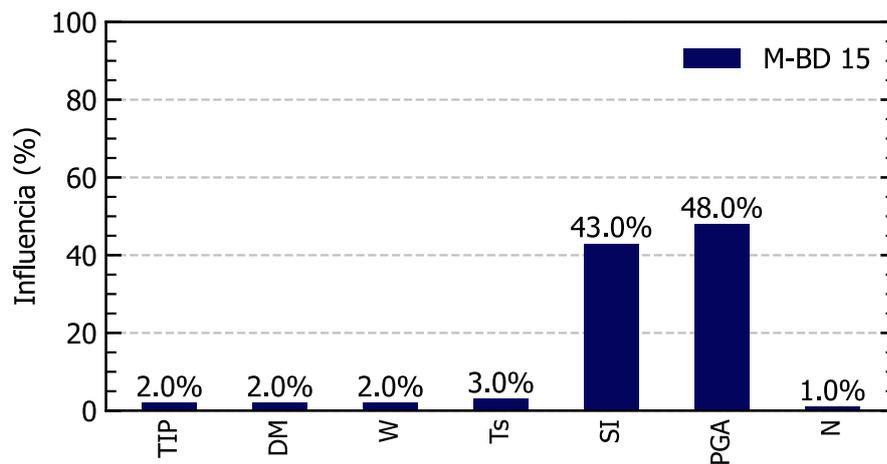


Figura N° B.13 Influencia de los parámetros en el Modelo 15 en relación con el IDP

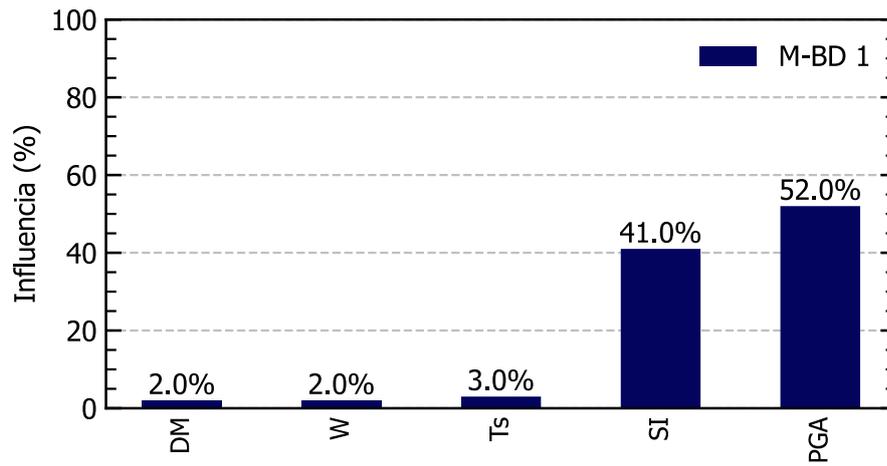


Figura N° B.14 Influencia de los parámetros en el Modelo 1 en relación con el IDM

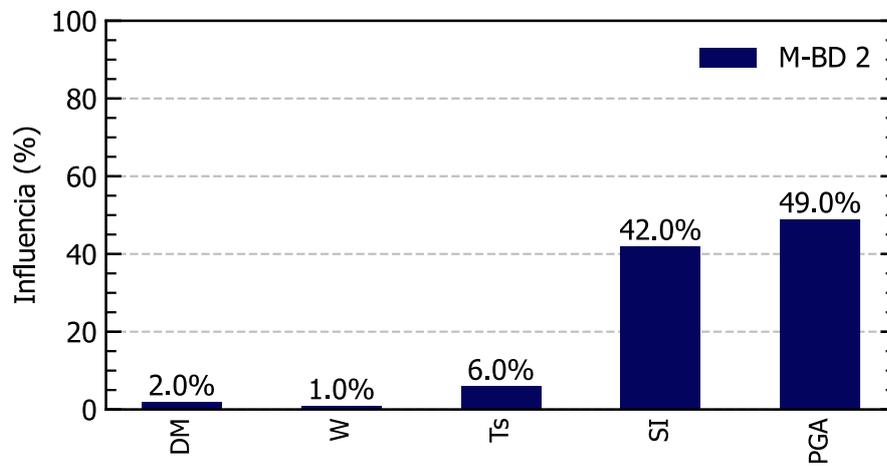


Figura N° B.15 Influencia de los parámetros en el Modelo 2 en relación con el IDM

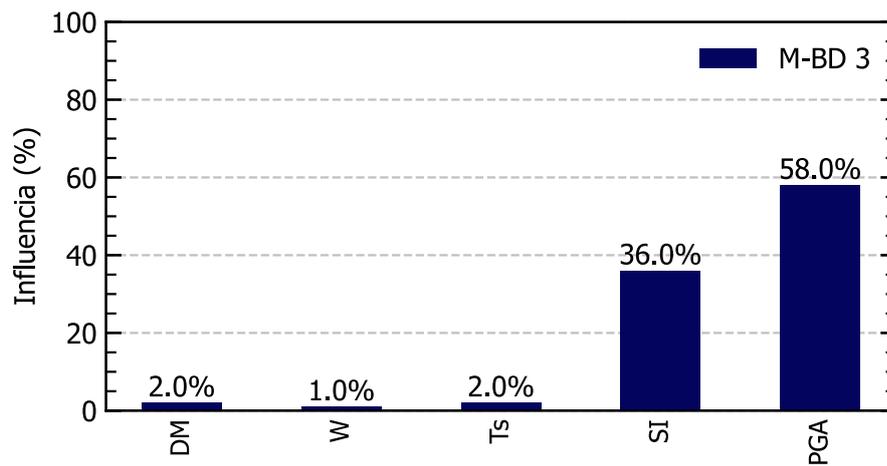


Figura N° B.16 Influencia de los parámetros en el Modelo 3 en relación con el IDM

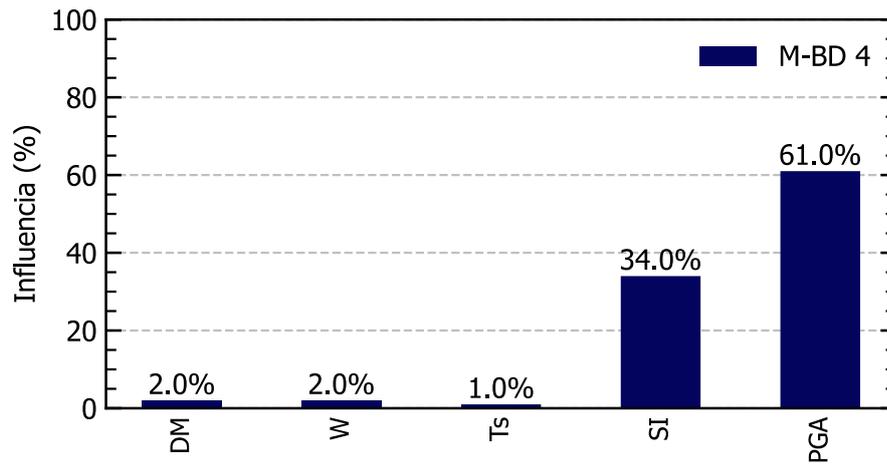


Figura N° B.17 Influencia de los parámetros en el Modelo 4 en relación con el IDM

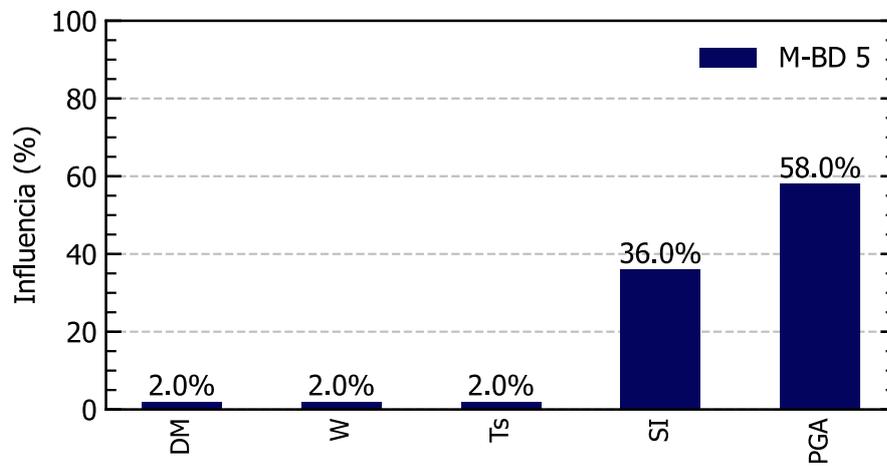


Figura N° B.18 Influencia de los parámetros en el Modelo 5 en relación con el IDM

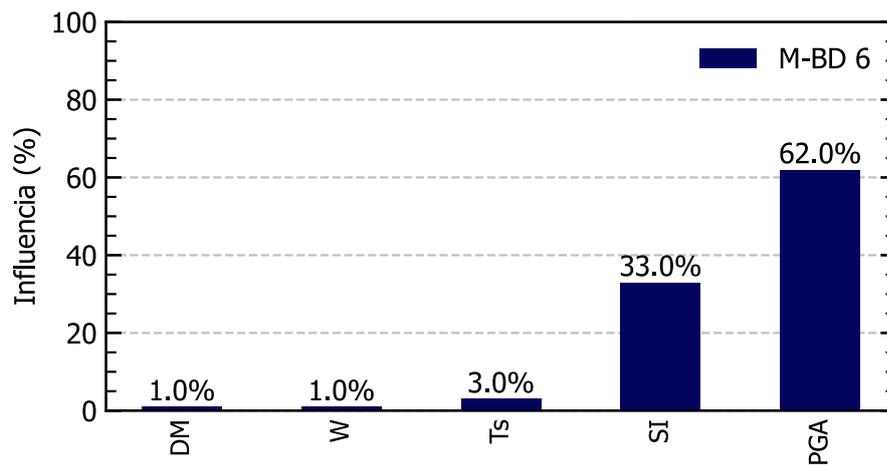


Figura N° B.19 Influencia de los parámetros en el Modelo 6 en relación con el IDM

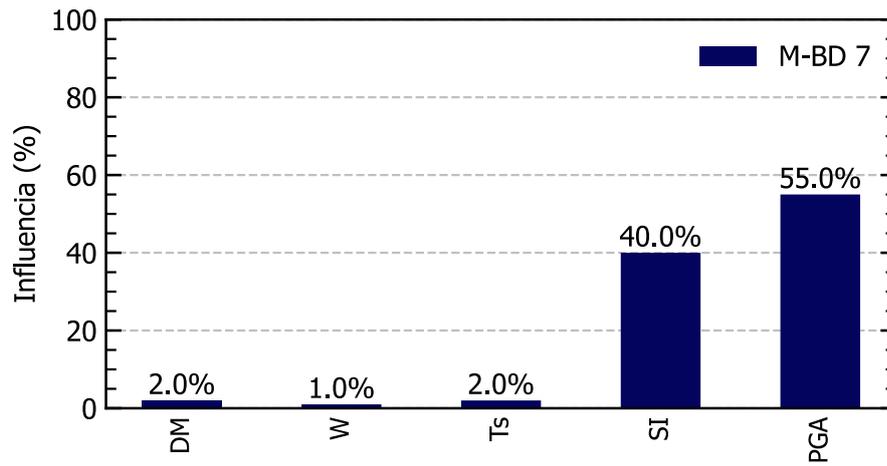


Figura N° B.20 Influencia de los parámetros en el Modelo 7 en relación con el IDM

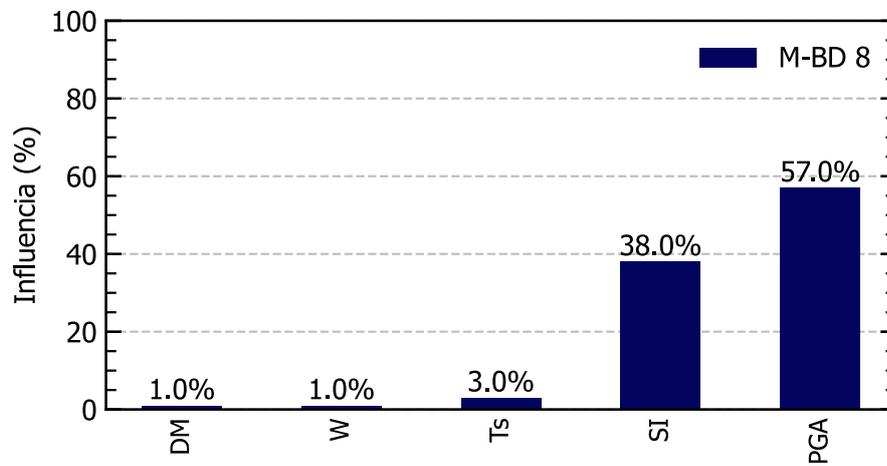


Figura N° B.21 Influencia de los parámetros en el Modelo 8 en relación con el IDM

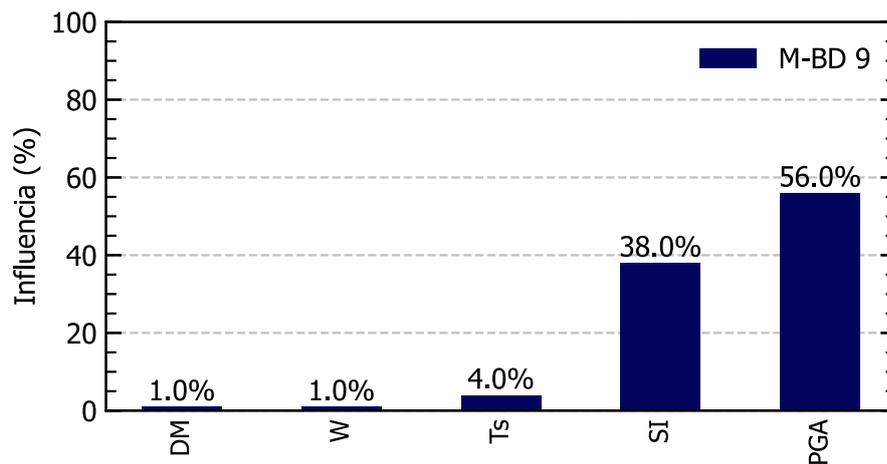


Figura N° B.22 Influencia de los parámetros en el Modelo 9 en relación con el IDM

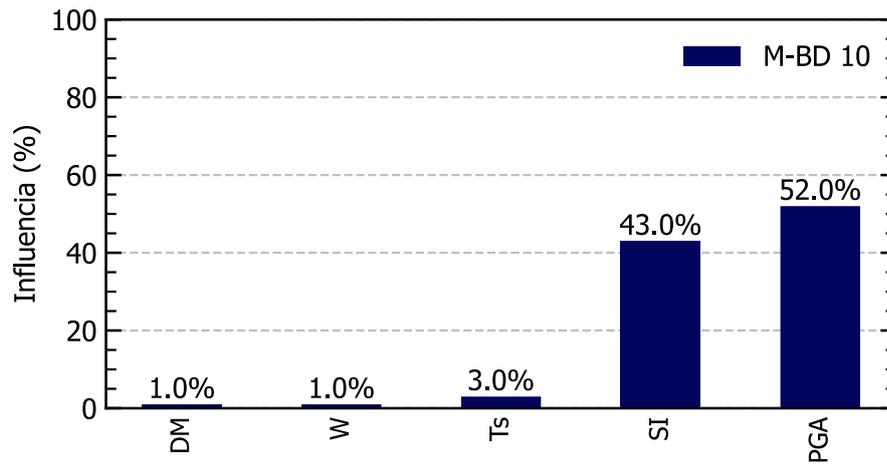


Figura N° B.23 Influencia de los parámetros en el Modelo 10 en relación con el IDM

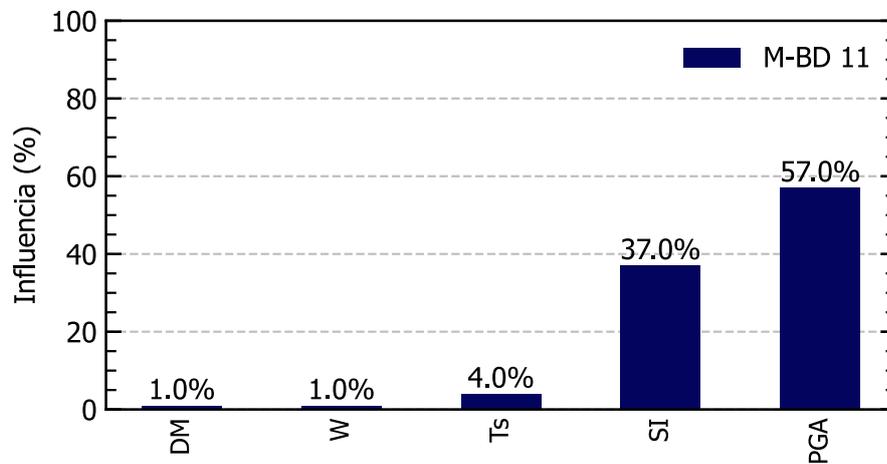


Figura N° B.24 Influencia de los parámetros en el Modelo 11 en relación con el IDM

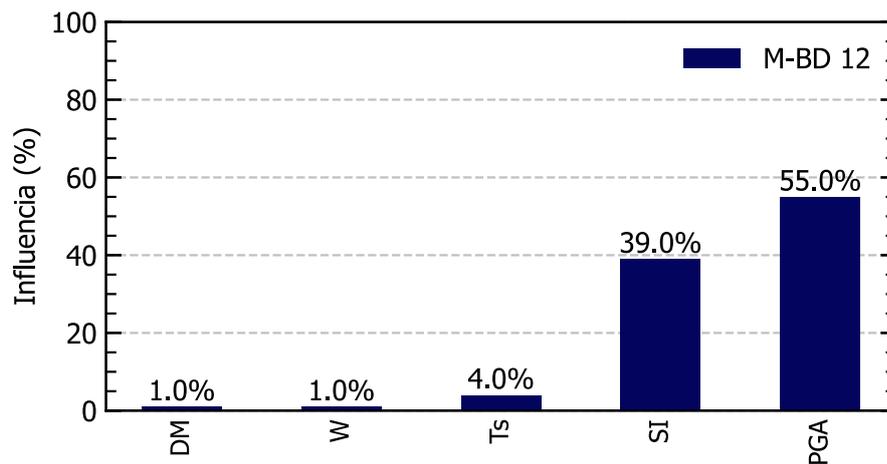


Figura N° B.25 Influencia de los parámetros en el Modelo 12 en relación con el IDM

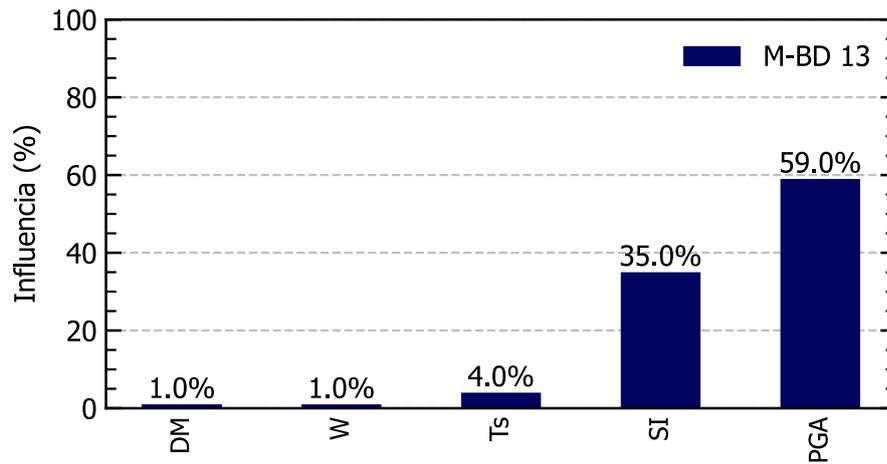


Figura N° B.26 Influencia de los parámetros en el Modelo 13 en relación con el IDM

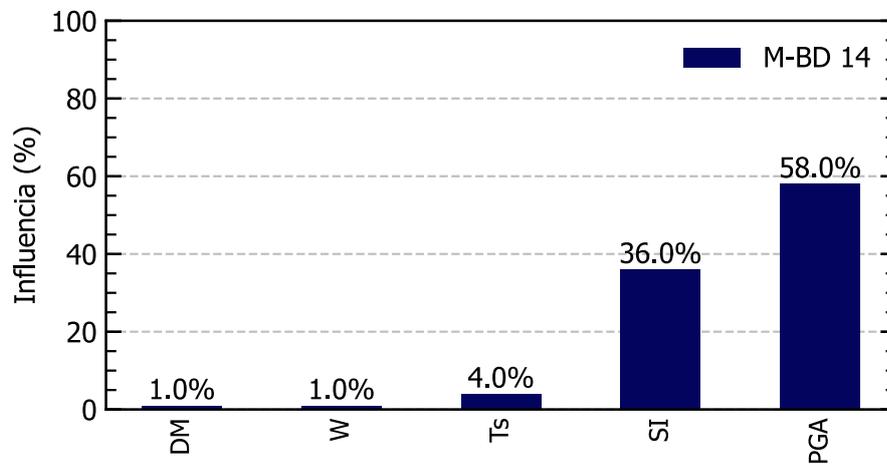


Figura N° B.27 Influencia de los parámetros en el Modelo 14 en relación con el IDM

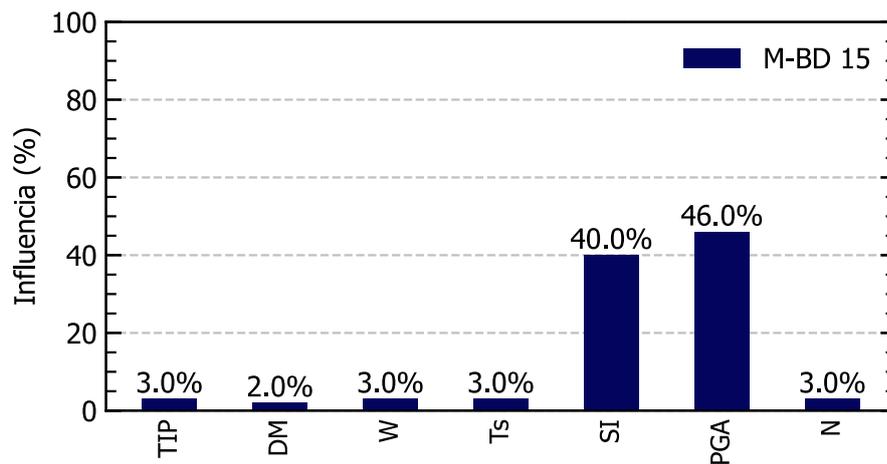


Figura N° B.28 Influencia de los parámetros en el Modelo 15 en relación con el IDP

### ANEXO C. COMPARACIÓN ENTRE MODELOS

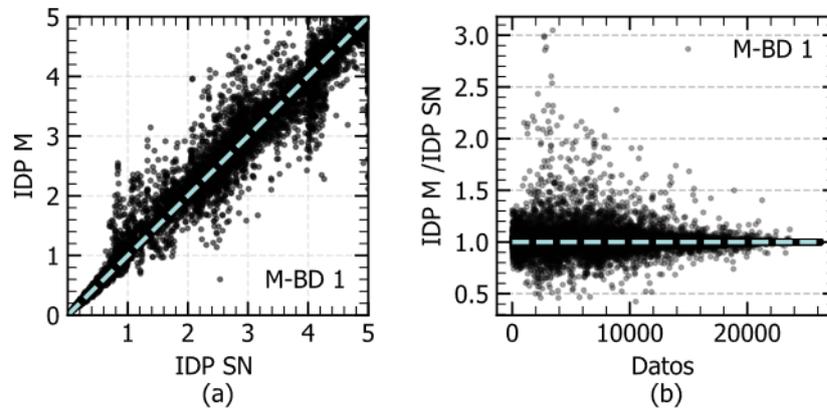


Figura N° C.1 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 1 y las SN con respecto al IDP

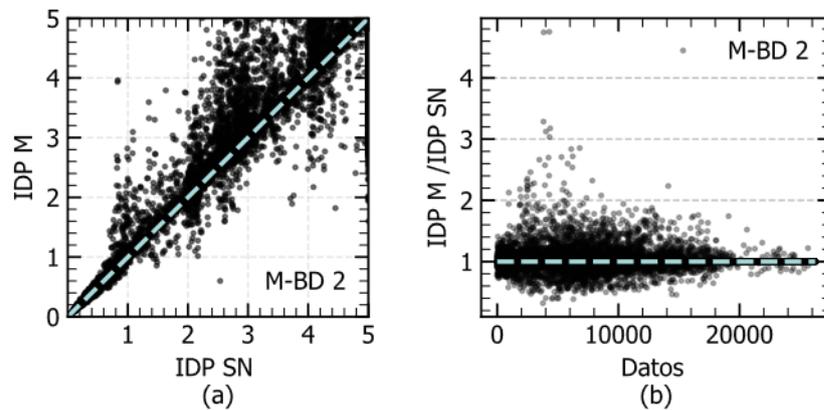


Figura N° C.2 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 2 y las SN con respecto al IDP

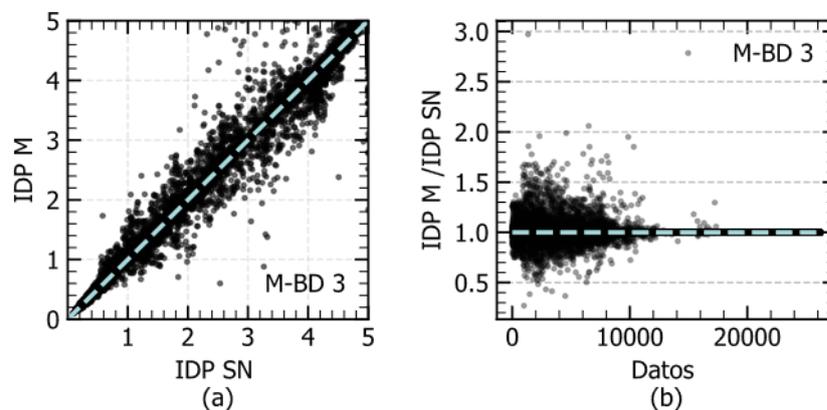


Figura N° C.3 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 3 y las SN con respecto al IDP

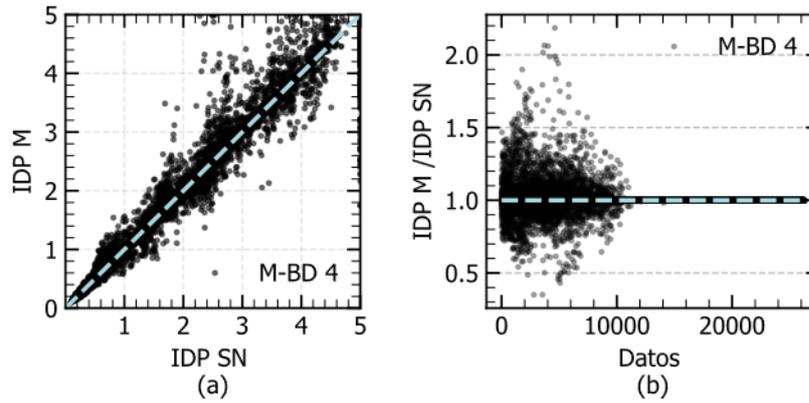


Figura N° C.4 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 4 y las SN con respecto al IDP

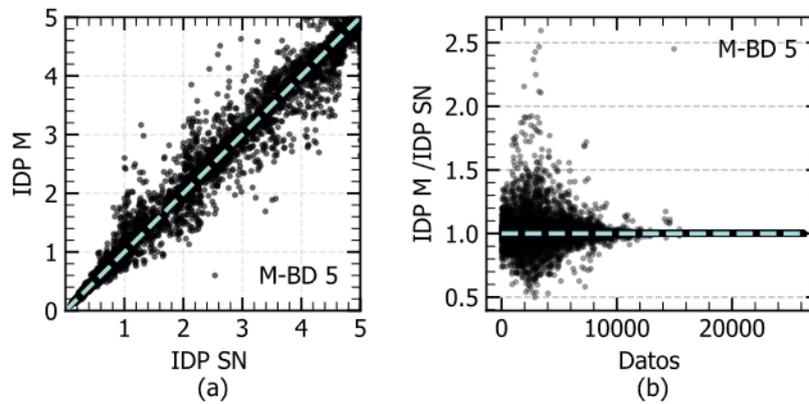


Figura N° C.5 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 5 y las SN con respecto al IDP

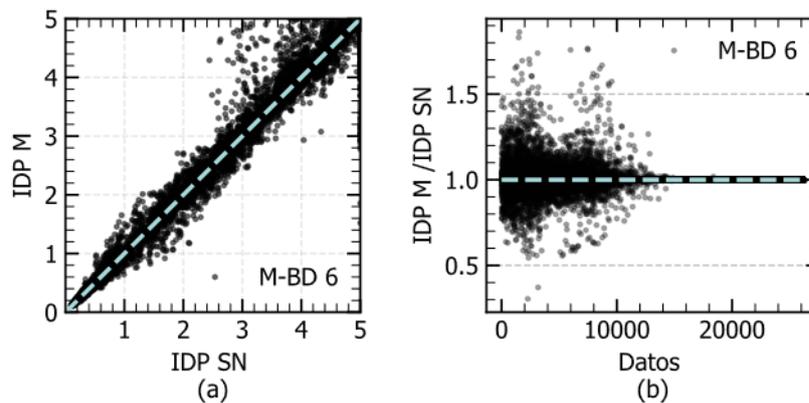


Figura N° C.6 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 6 y las SN con respecto al IDP

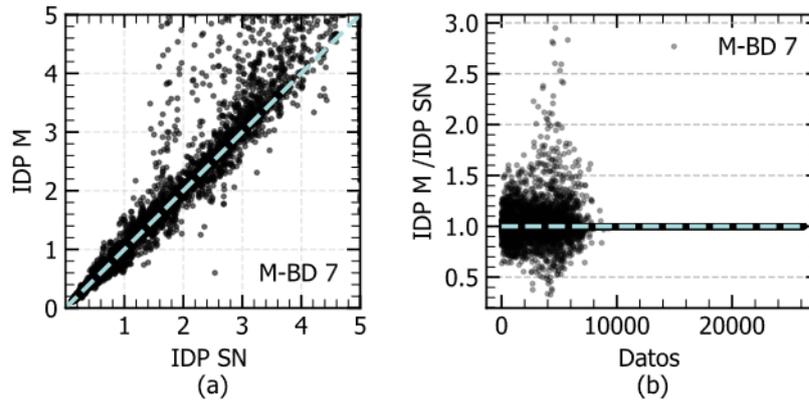


Figura N° C.7 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 7 y las SN con respecto al IDP

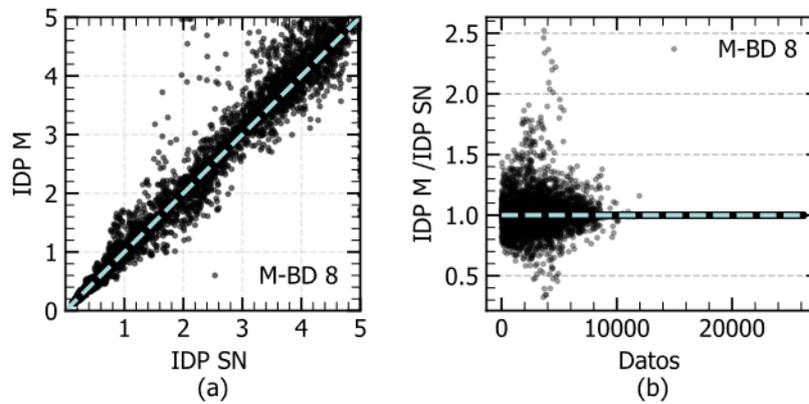


Figura N° C.8 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 8 y las SN con respecto al IDP

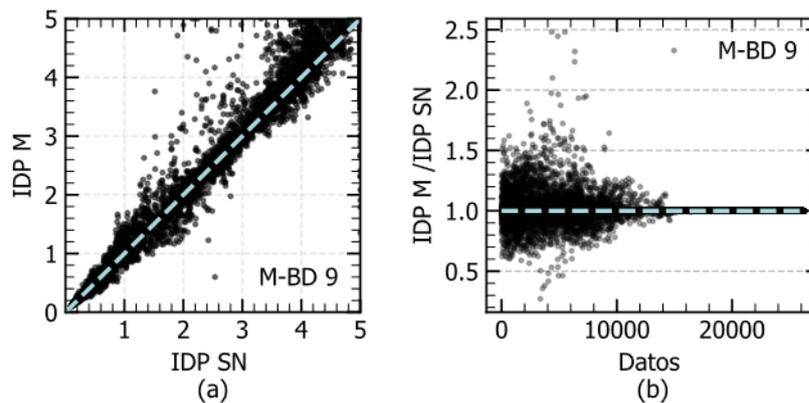


Figura N° C.9 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 9 y las SN con respecto al IDP

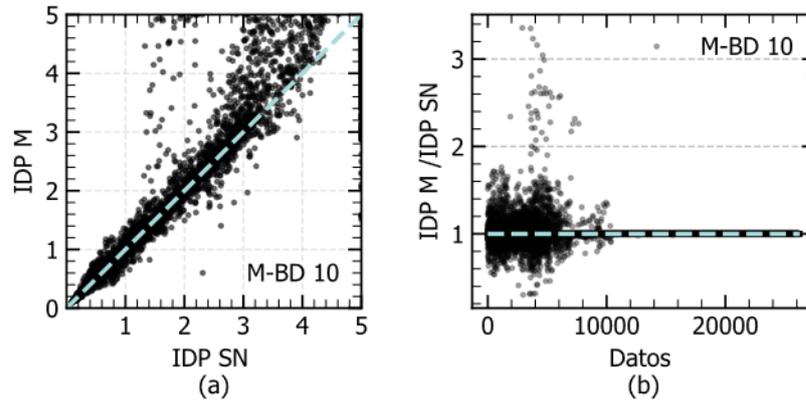


Figura N° C.10 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 10 y las SN con respecto al IDP

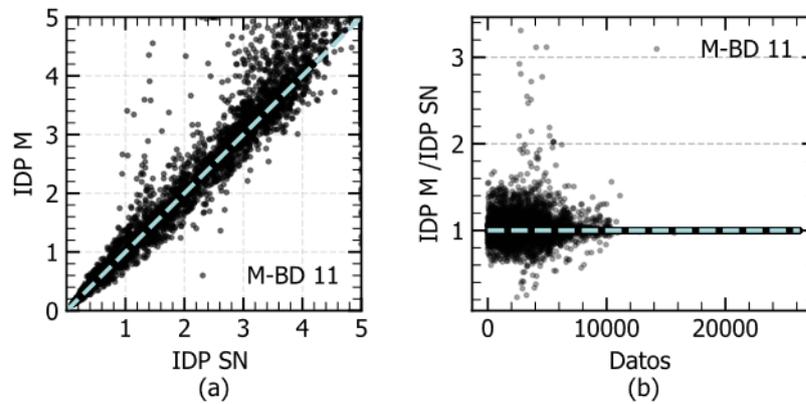


Figura N° C.11 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 11 y las SN con respecto al IDP

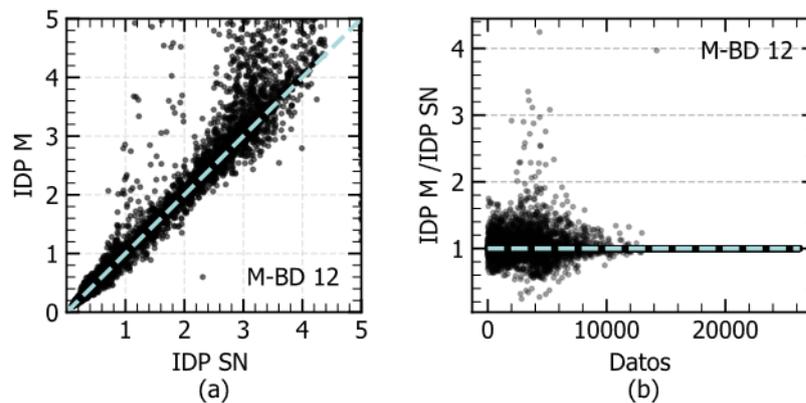


Figura N° C.12 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 12 y las SN con respecto al IDP

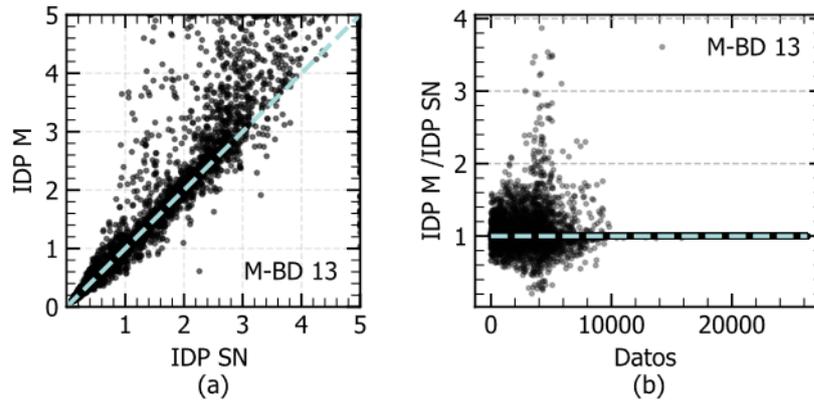


Figura N° C.13 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 13 y las SN con respecto al IDP

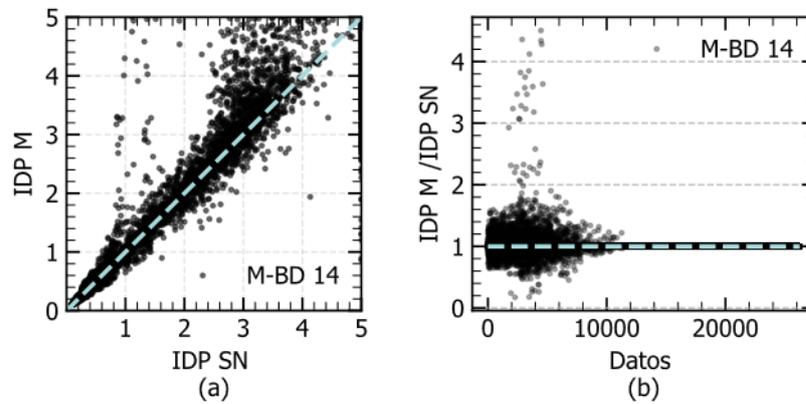


Figura N° C.14 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 14 y las SN con respecto al IDP

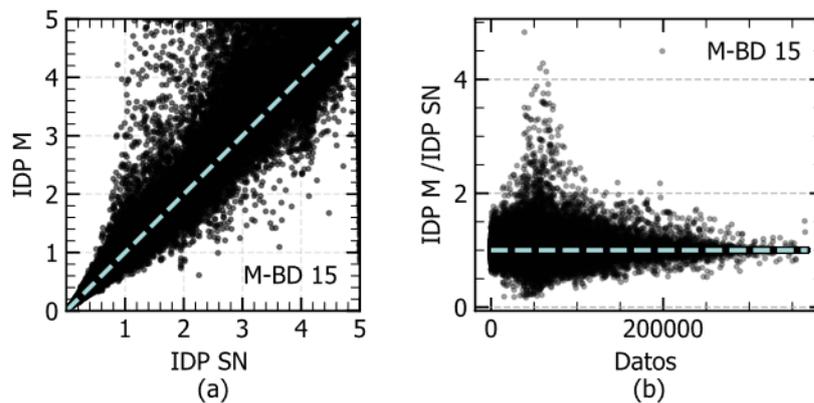


Figura N° C.15 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 15 y las SN con respecto al IDP

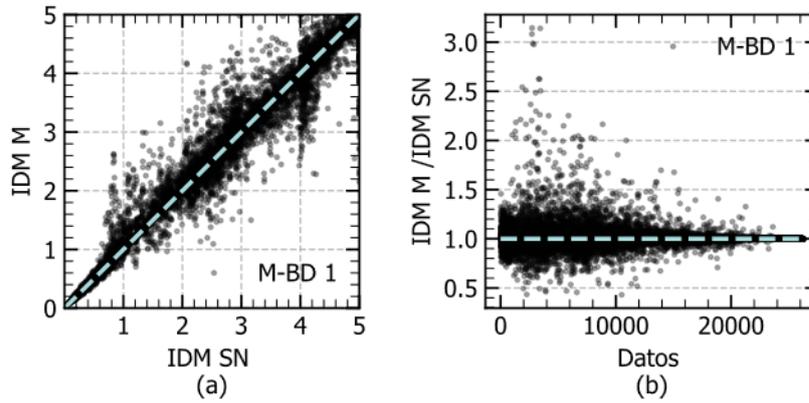


Figura N° C.16 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 1 y las SN con respecto al IDM

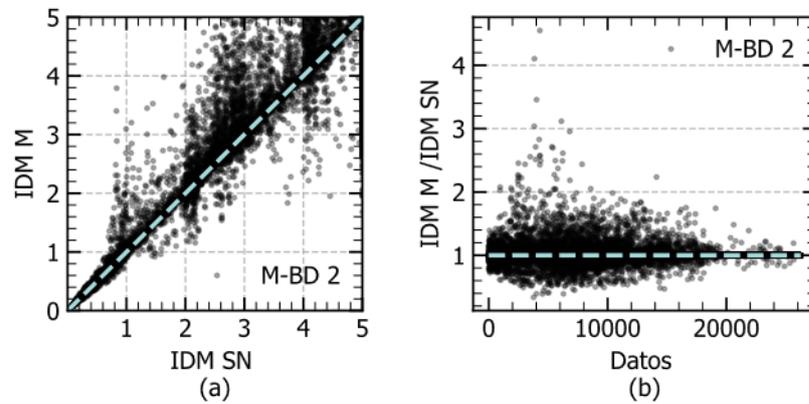


Figura N° C.17 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 2 y las SN con respecto al IDM

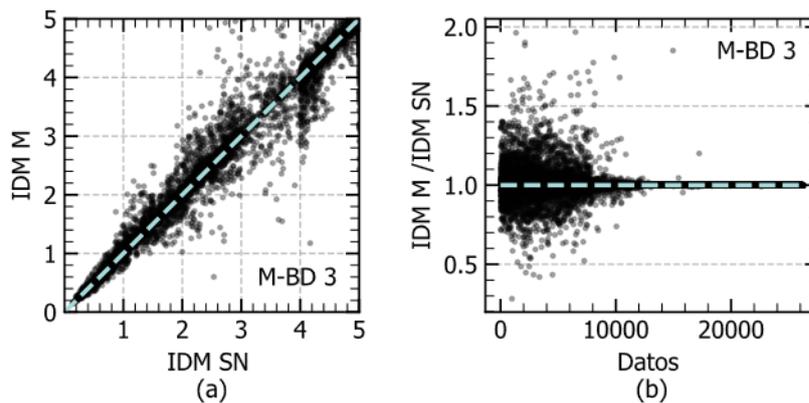


Figura N° C.18 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 3 y las SN con respecto al IDM

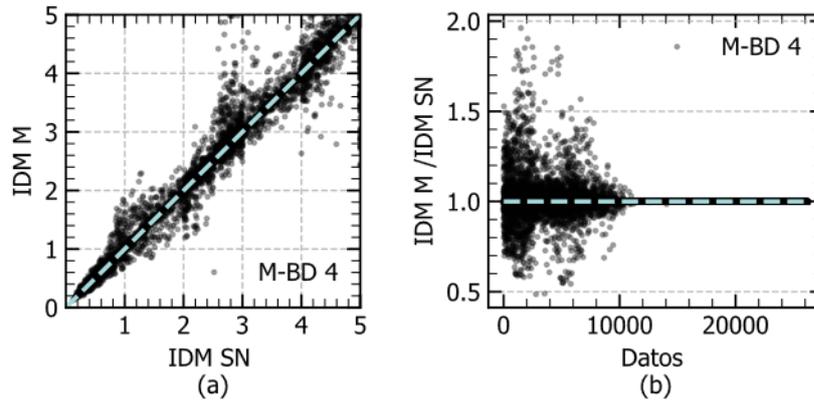


Figura N° C.19 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 4 y las SN con respecto al IDM

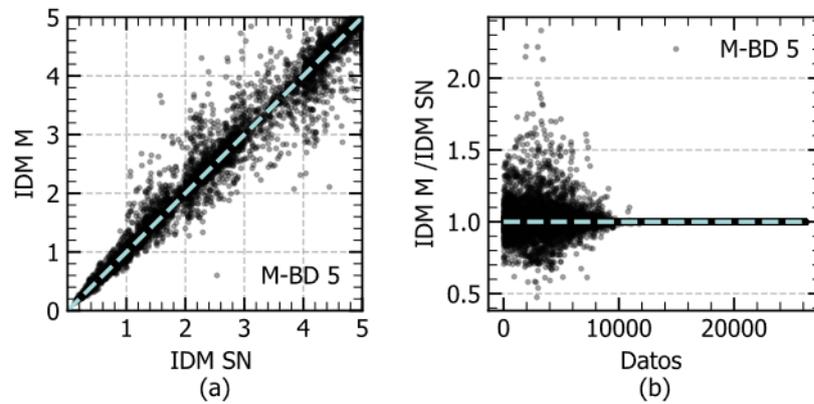


Figura N° C.20 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 5 y las SN con respecto al IDM

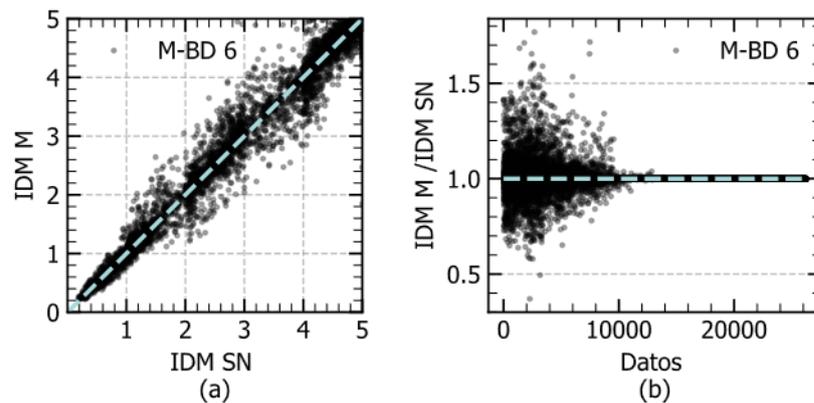


Figura N° C.21 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 6 y las SN con respecto al IDM

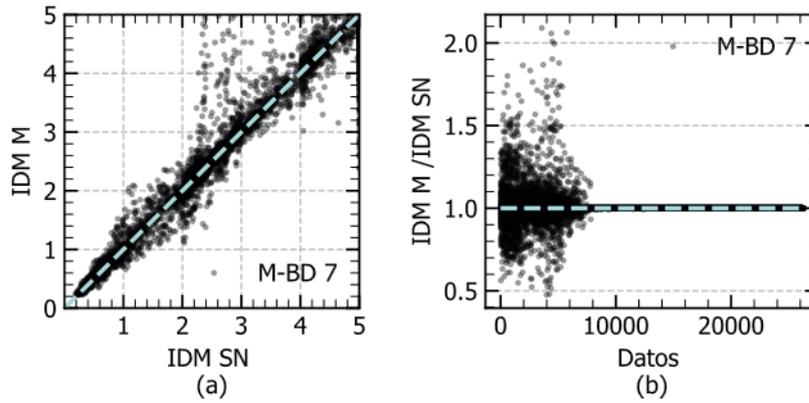


Figura N° C.22 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 7 y las SN con respecto al IDM

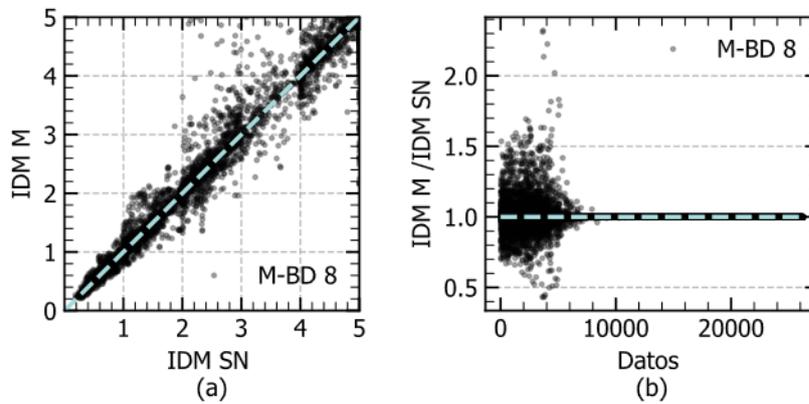


Figura N° C.23 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 8 y las SN con respecto al IDM

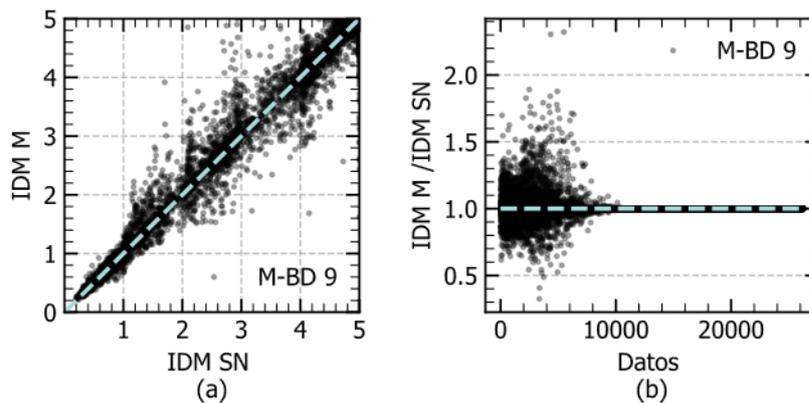


Figura N° C.24 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 9 y las SN con respecto al IDM

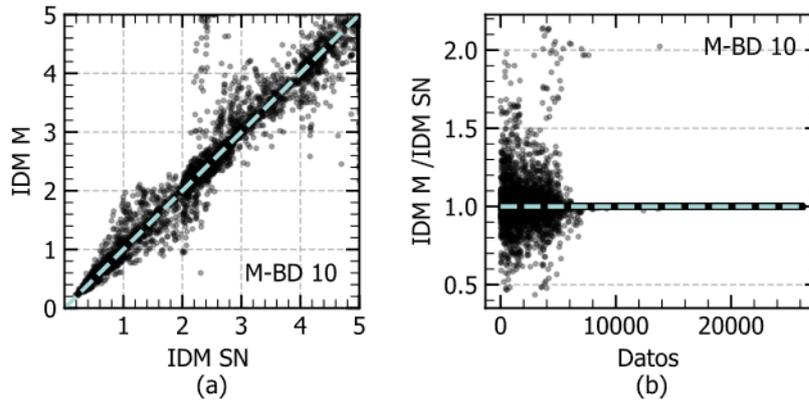


Figura N° C.25 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 10 y las SN con respecto al IDM

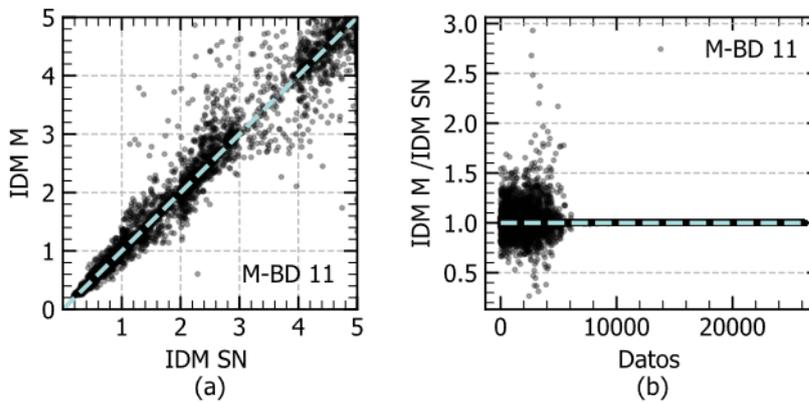


Figura N° C.26 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 11 y las SN con respecto al IDM

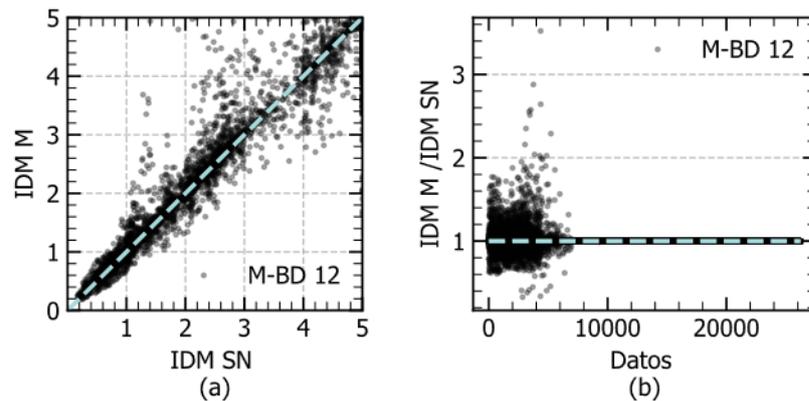


Figura N° C.27 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 12 y las SN con respecto al IDM

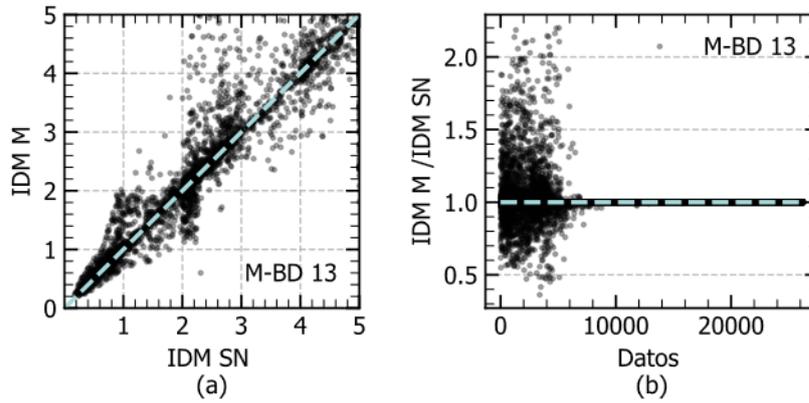


Figura N° C.28 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 13 y las SN con respecto al IDM

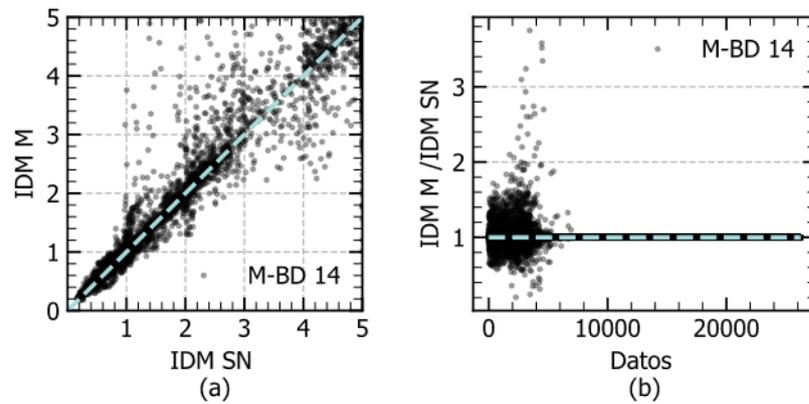


Figura N° C.29 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 14 y las SN con respecto al IDM

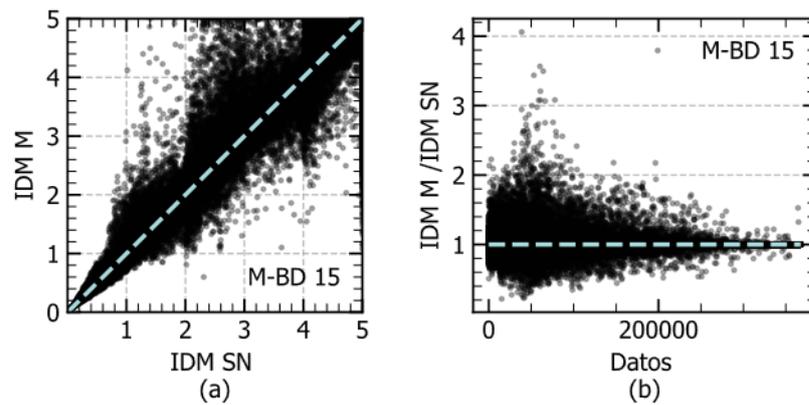


Figura N° C.30 Relación entre los resultados obtenidos de entrenar M-BD 15 y las SN con respecto al IDM

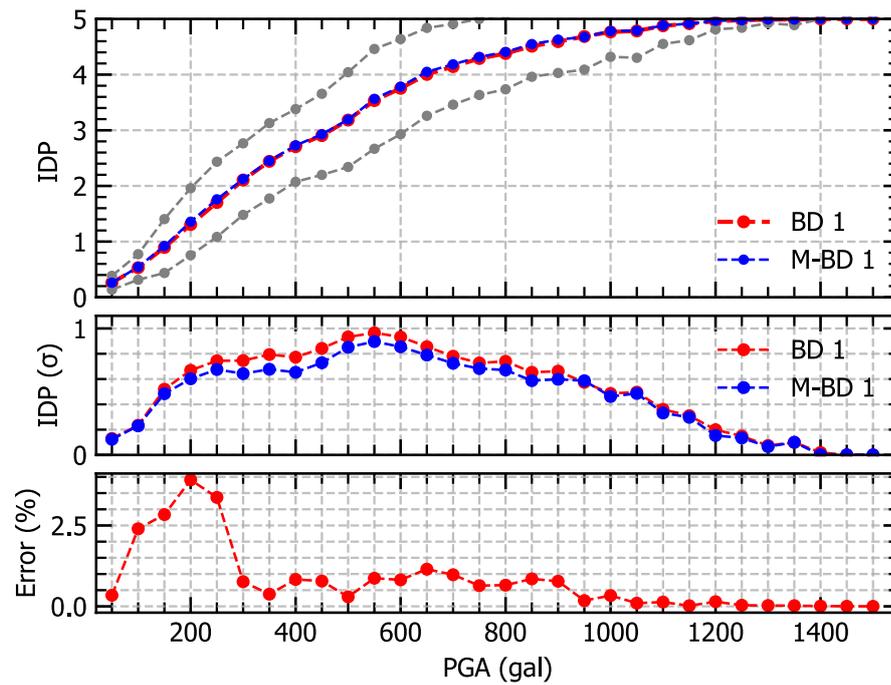


Figura N° C.31 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 1

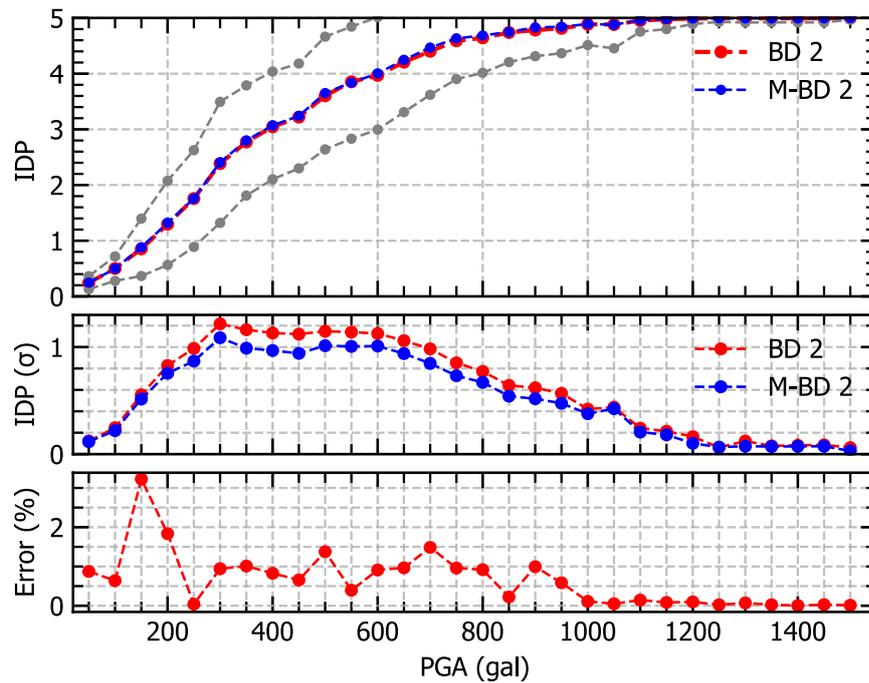


Figura N° C.32 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 2

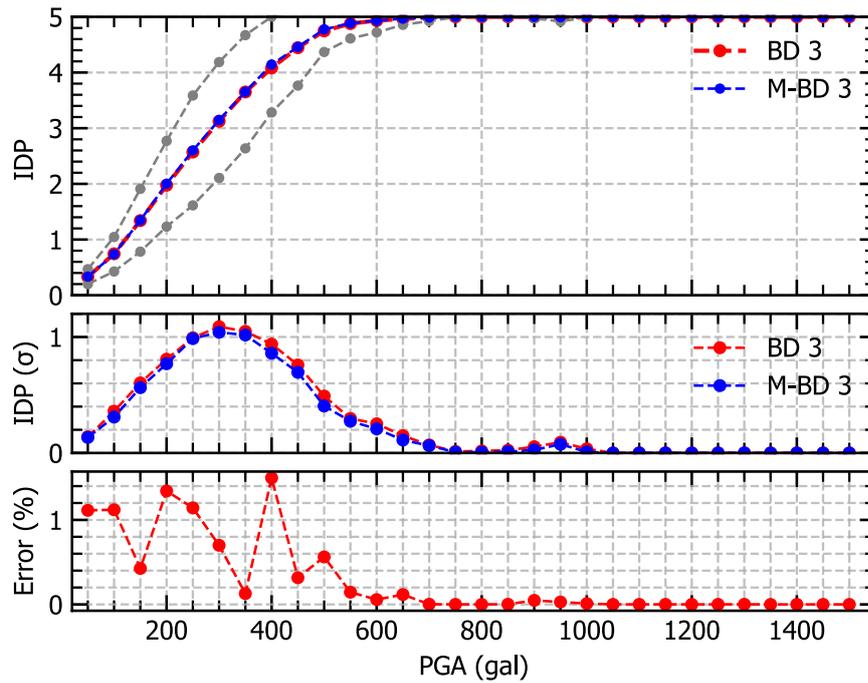


Figura N° C.33 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 3

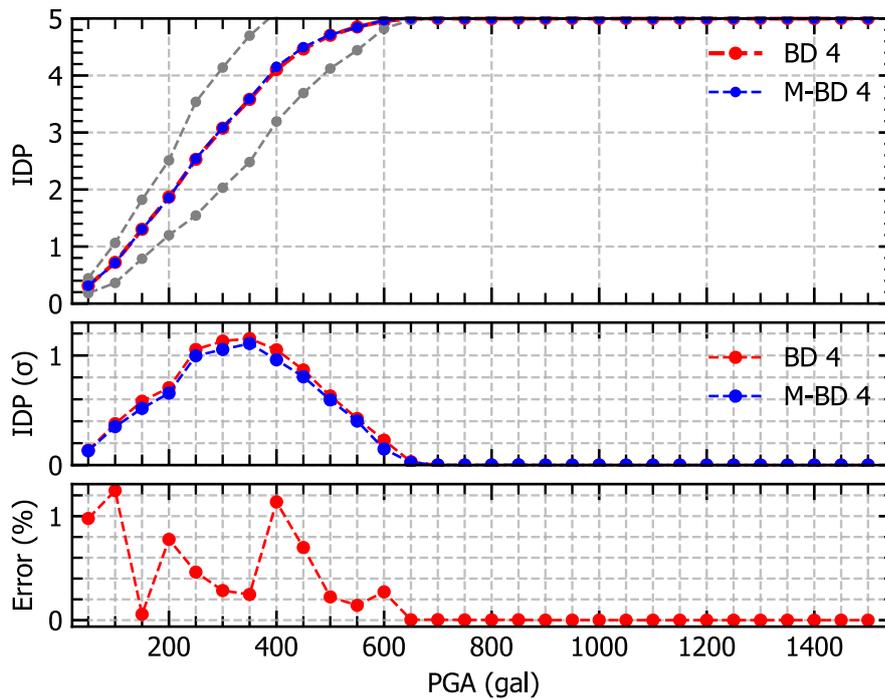


Figura N° C.34 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 4

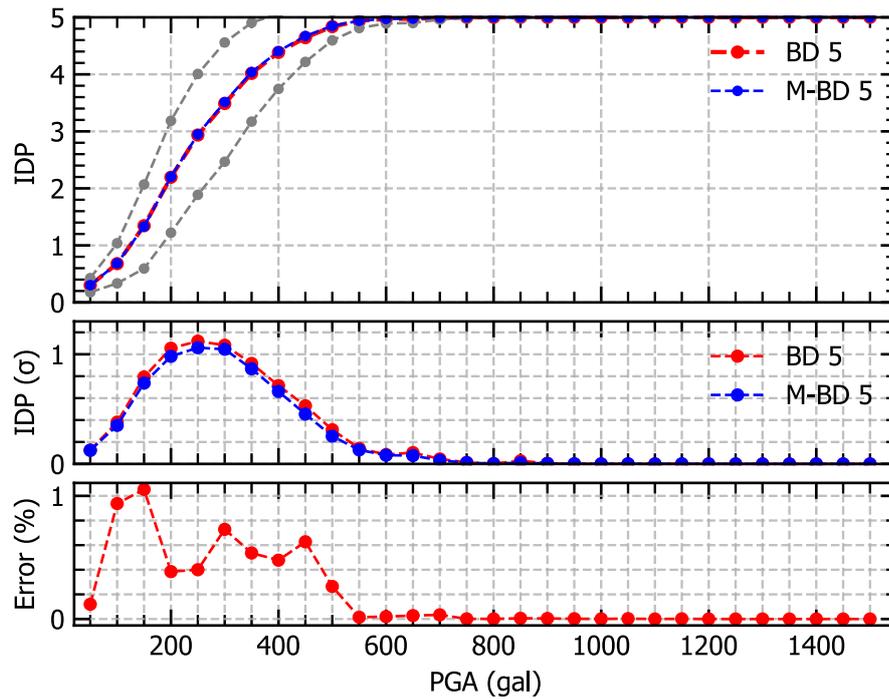


Figura N° C.35 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 5

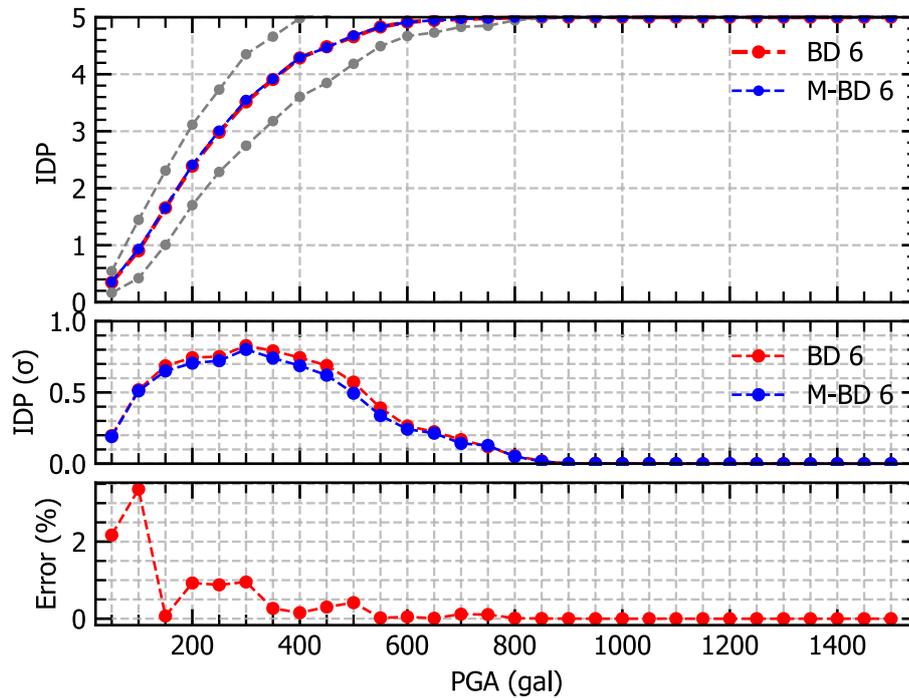


Figura N° C.36 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 6

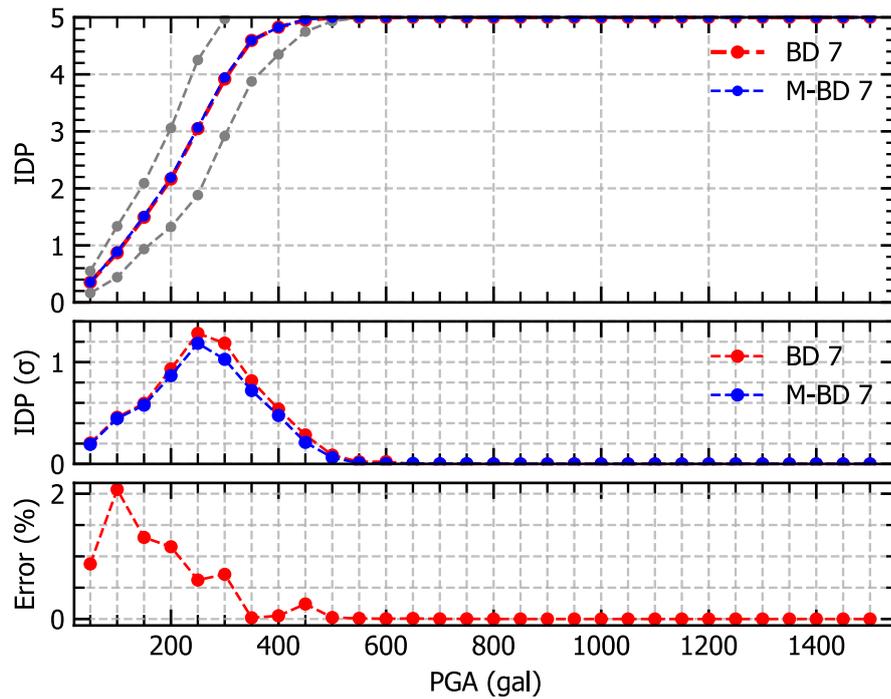


Figura N° C.37 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 7

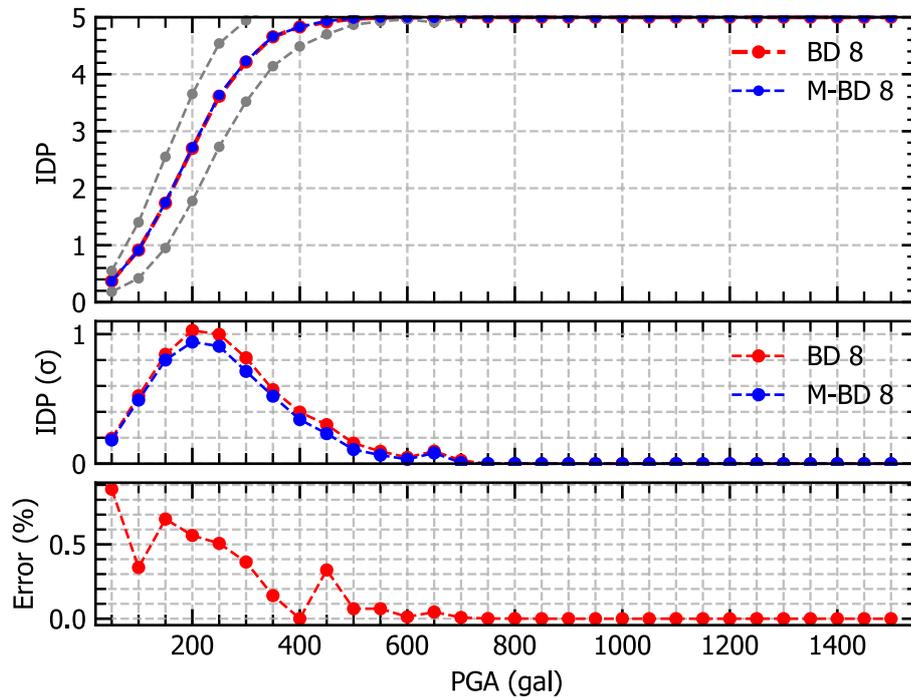


Figura N° C.38 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 8

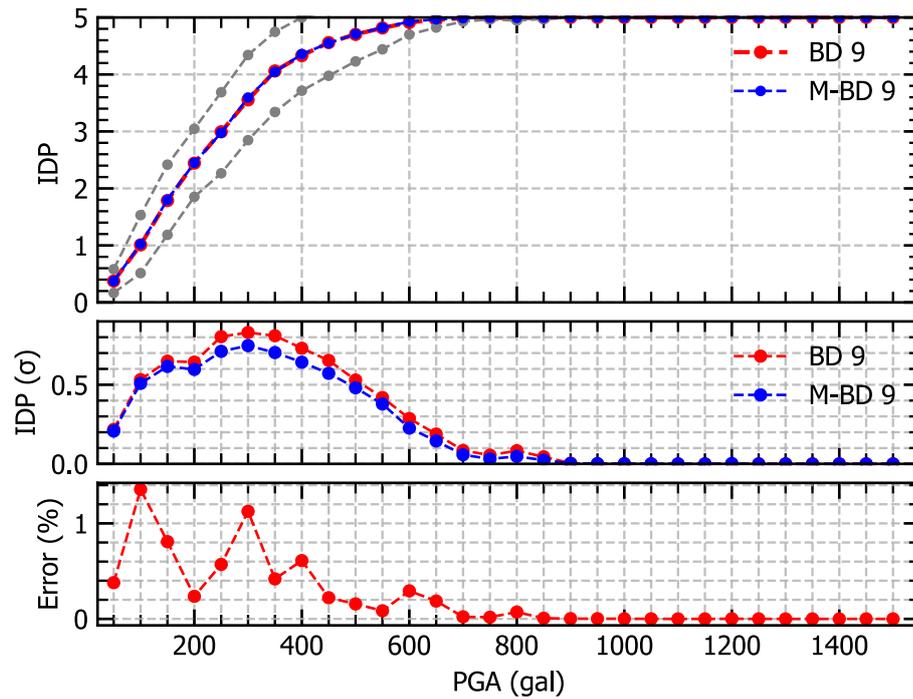


Figura N° C.39 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 9

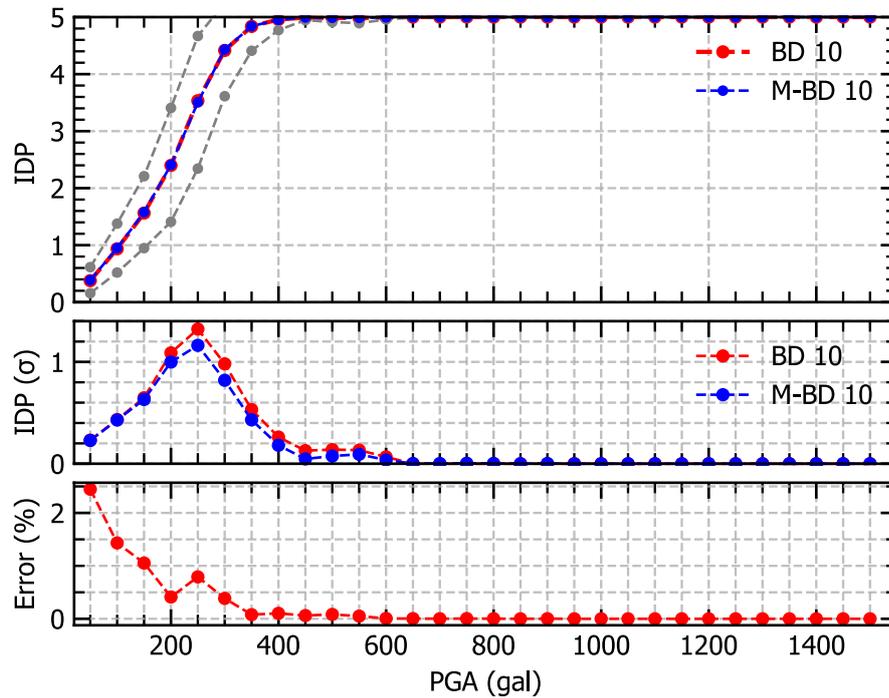


Figura N° C.40 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 10

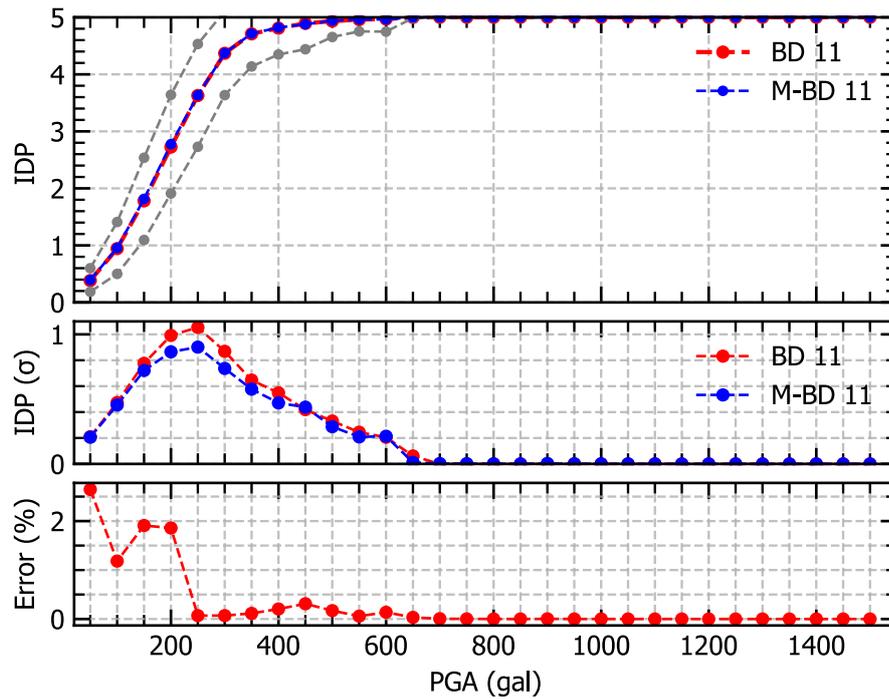


Figura N° C.41 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 11

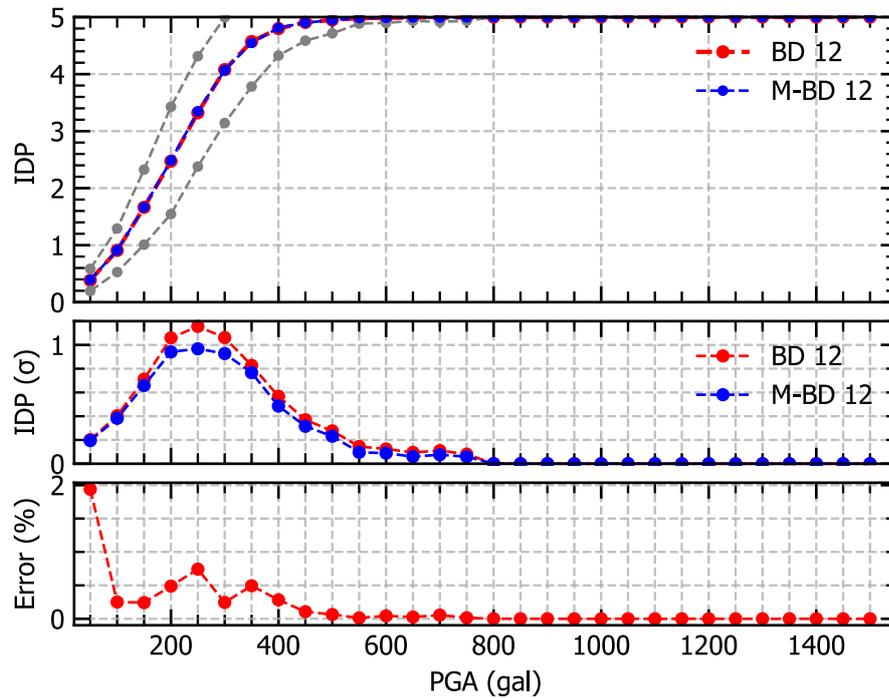


Figura N° C.42 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 12

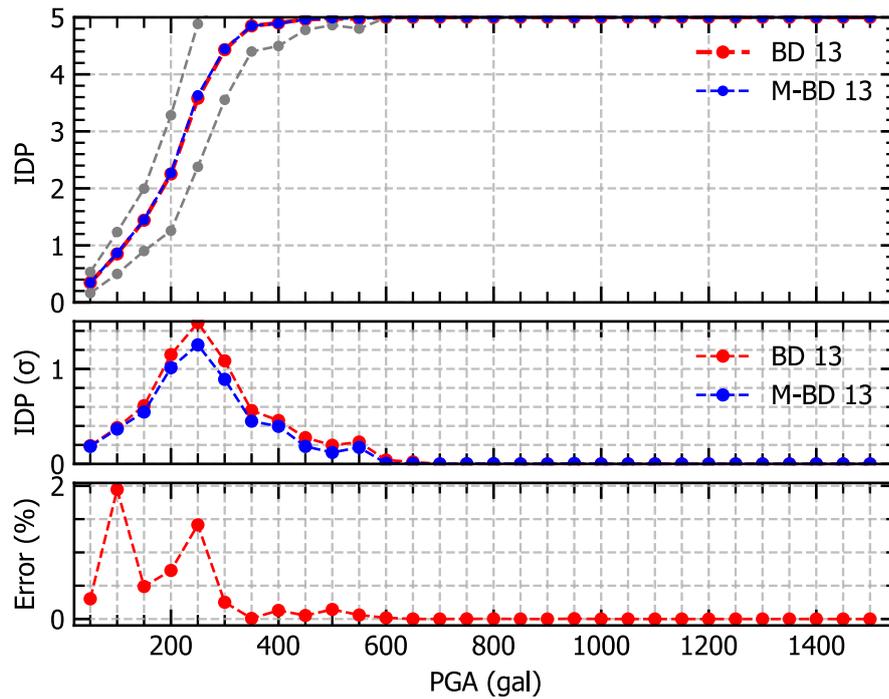


Figura N° C.43 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 13

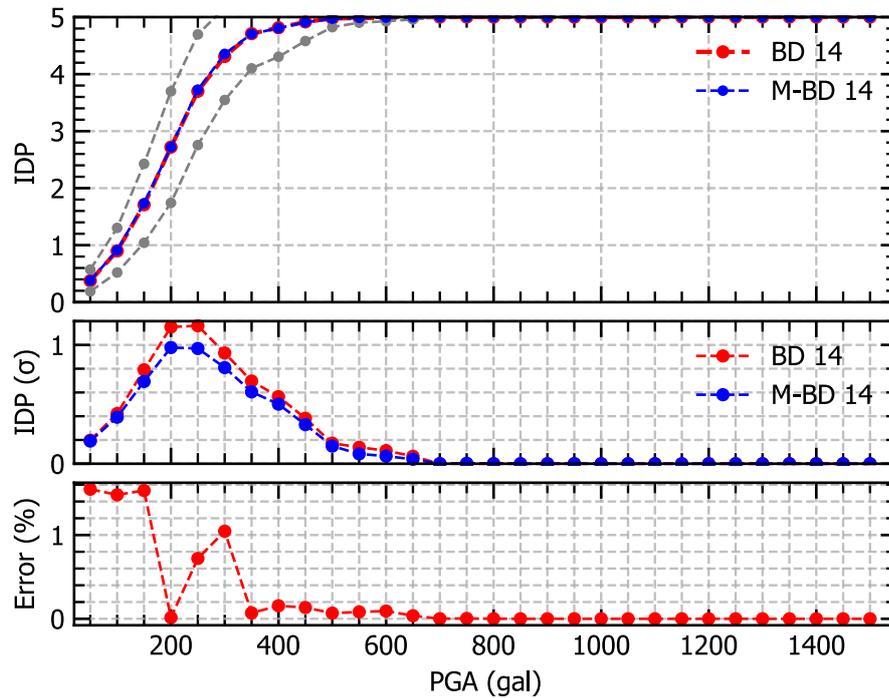


Figura N° C.44 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 14

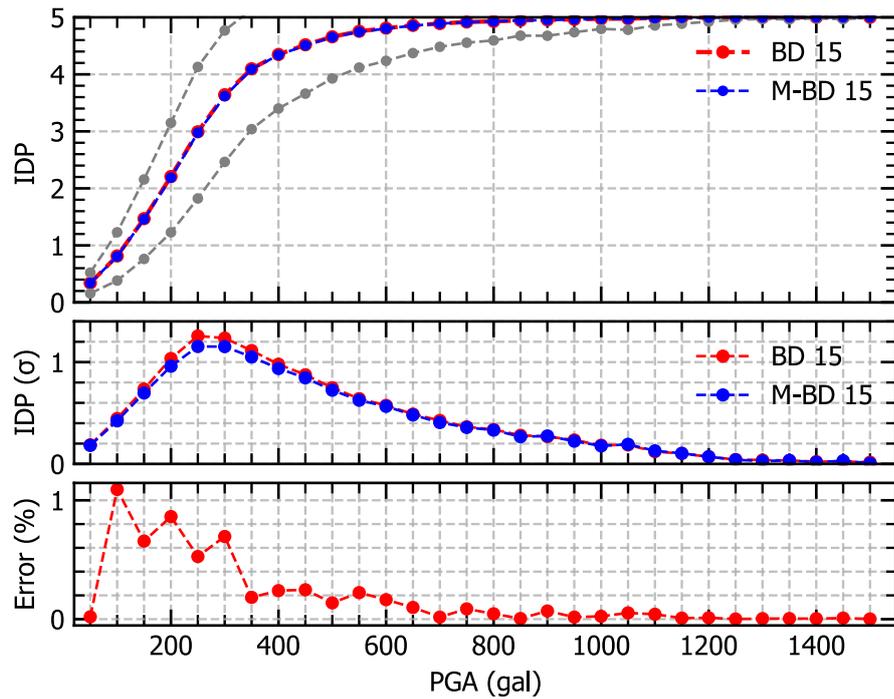


Figura N° C.45 Comparación de las CV y DT con respecto al IDP para el M-BD 15

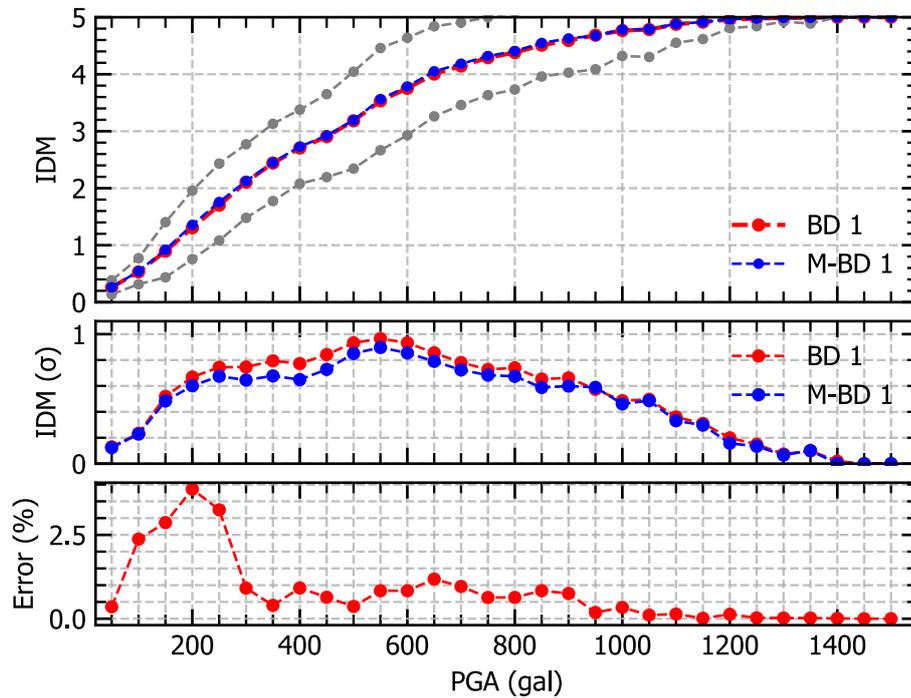


Figura N° C.46 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 1

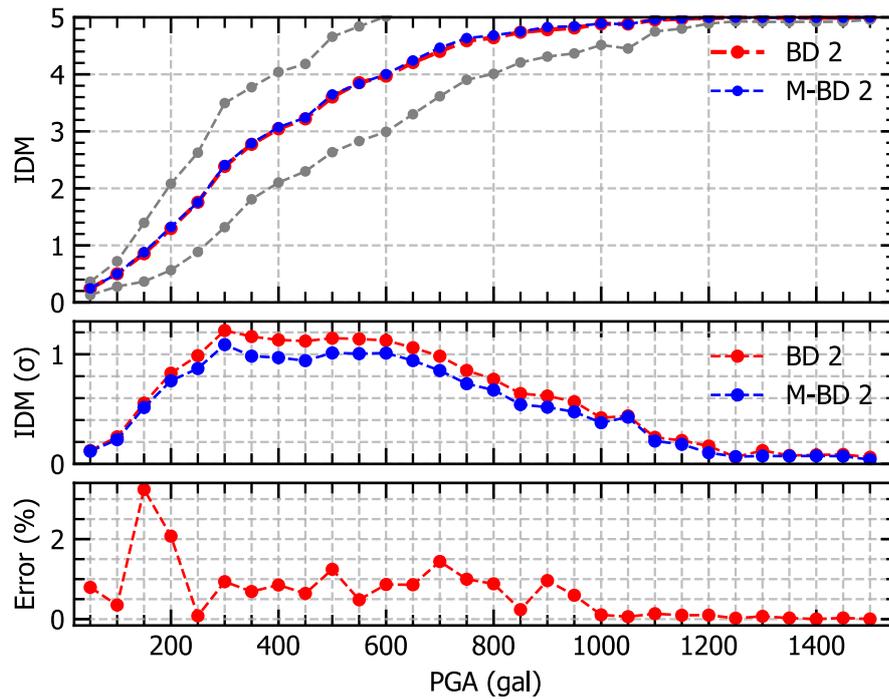


Figura N° C.47 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 2

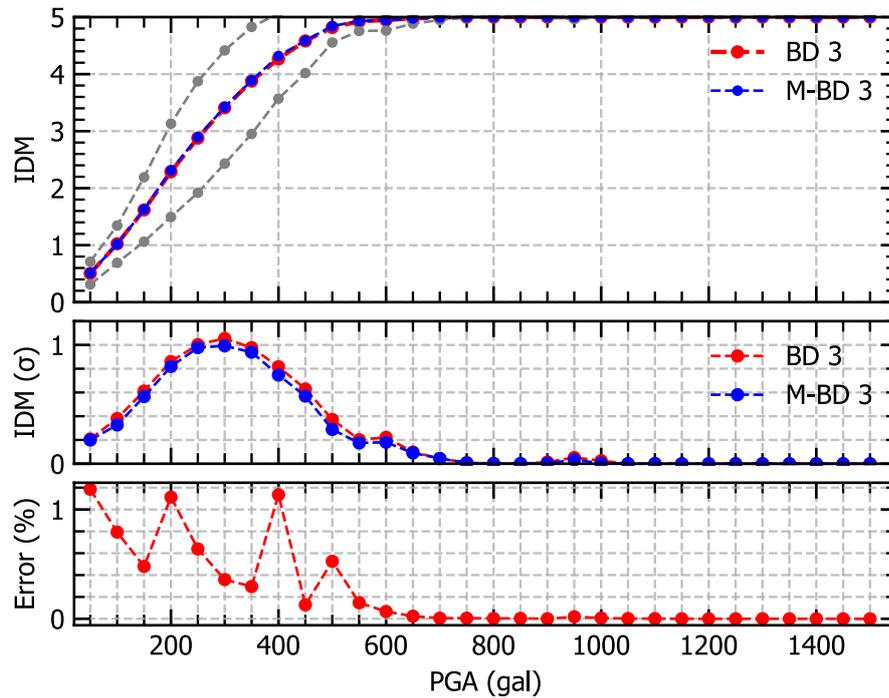


Figura N° C.48 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 3

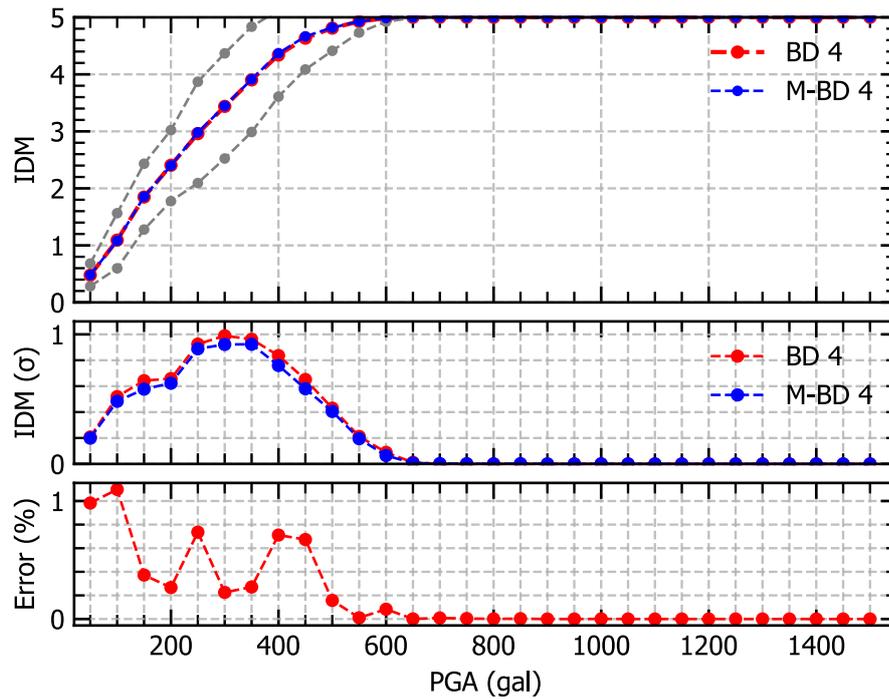


Figura N° C.49 Comparación de las CV y DT con respecto al IDDM para el M-BD 4

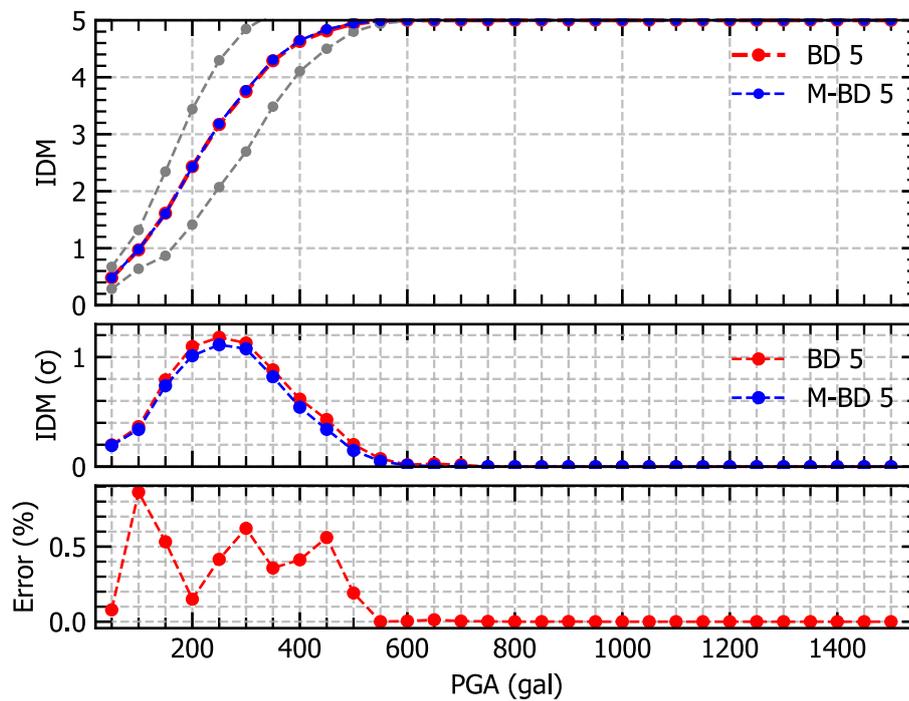


Figura N° C.50 Comparación de las CV y DT con respecto al IDDM para el M-BD 5

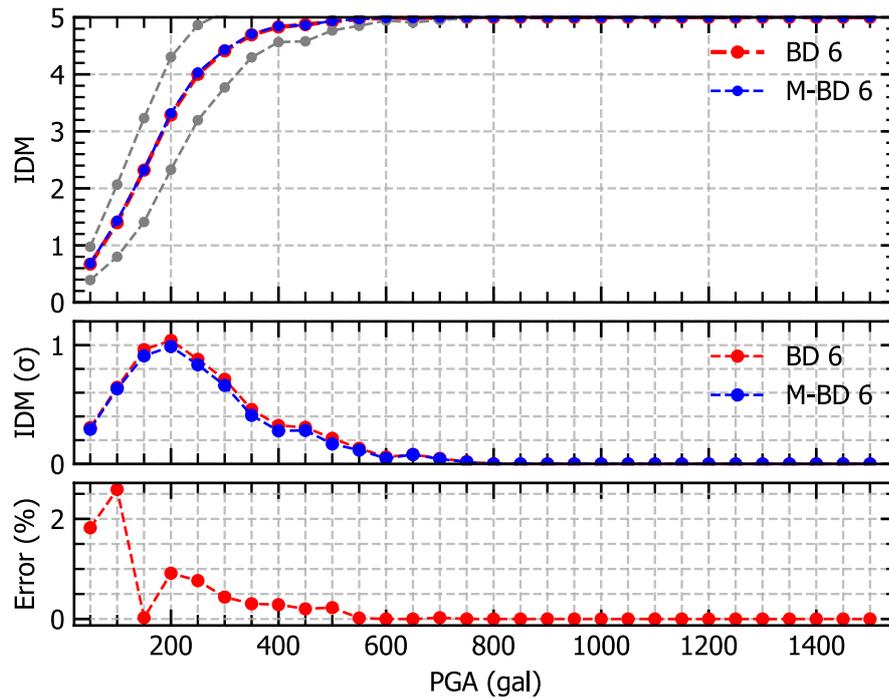


Figura N° C.51 Comparación de las CV y DT con respecto al IDDM para el M-BD 6

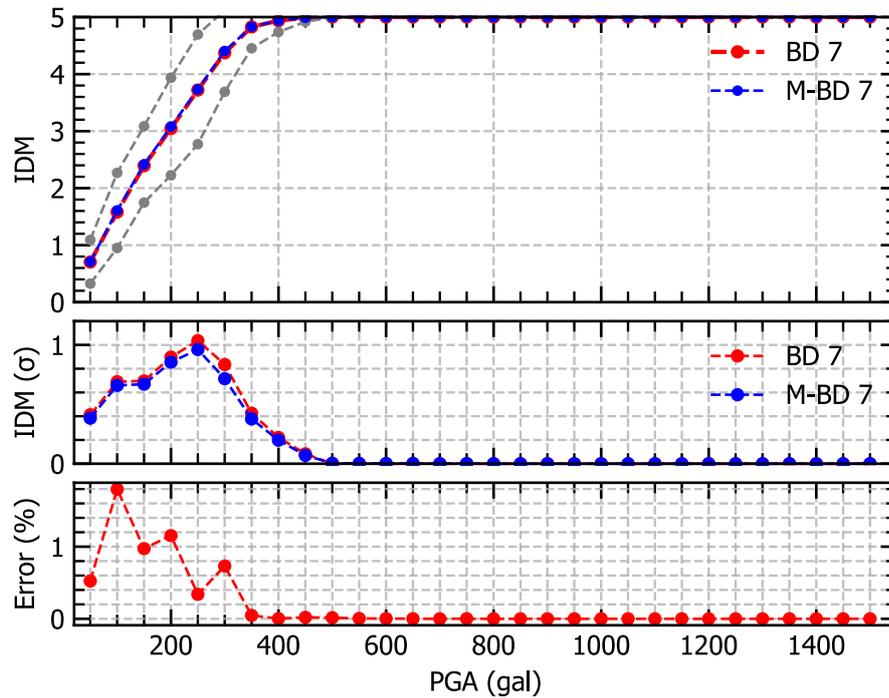


Figura N° C.52 Comparación de las CV y DT con respecto al IDDM para el M-BD 7

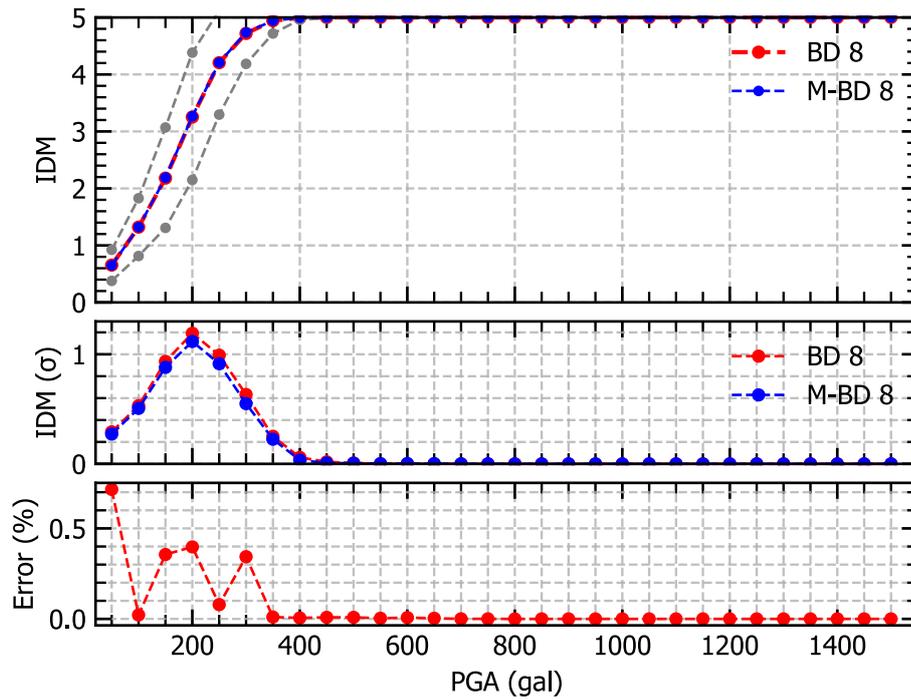


Figura N° C.53 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 8

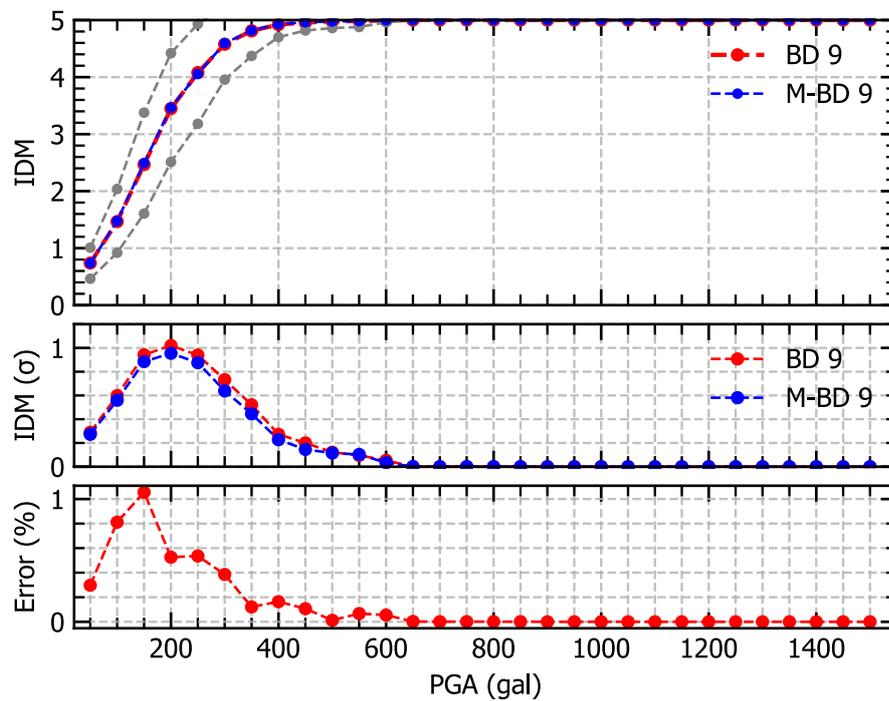


Figura N° C.54 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 9

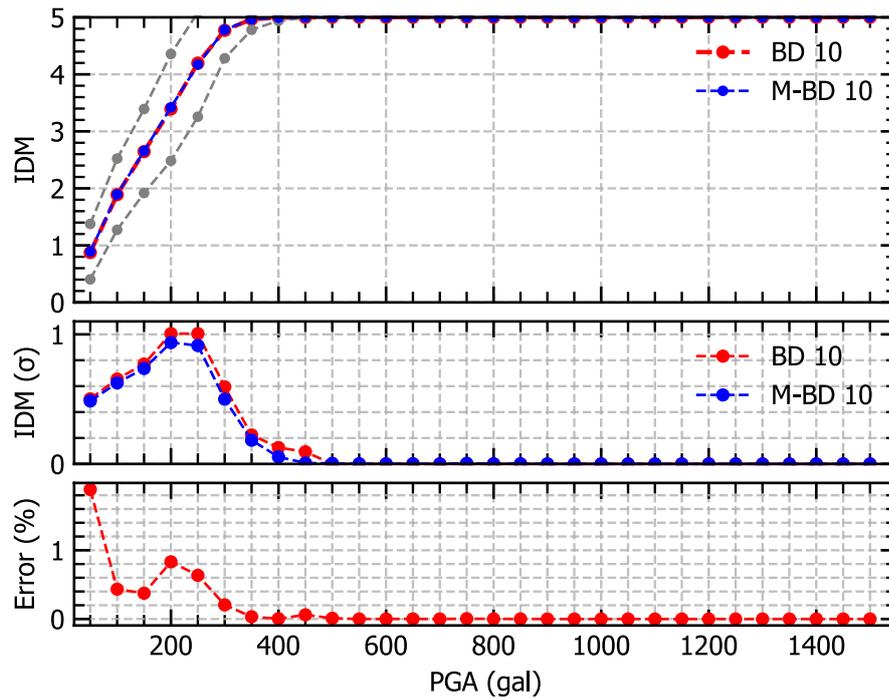


Figura N° C.55 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 10

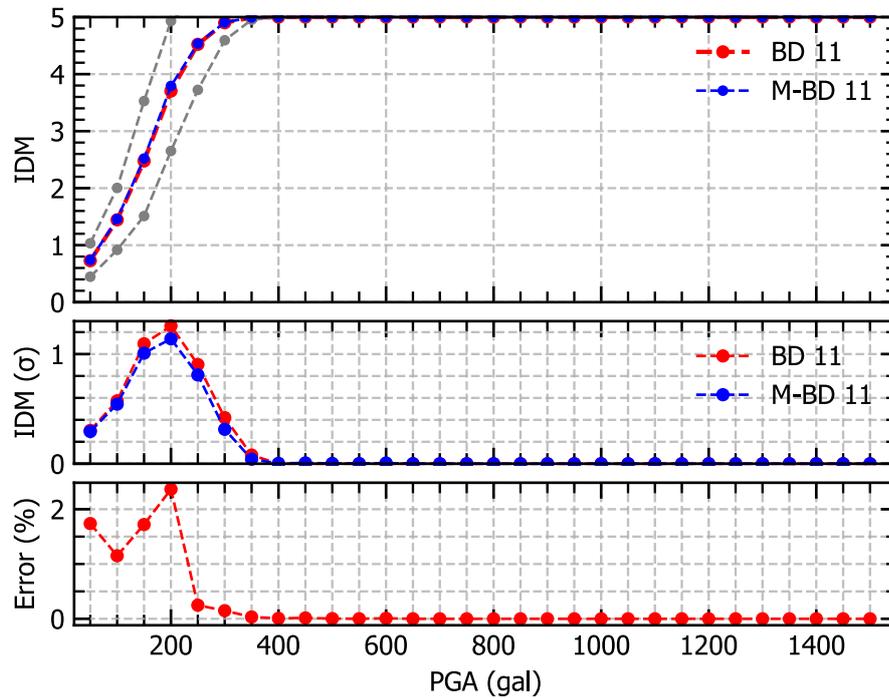


Figura N° C.56 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 11

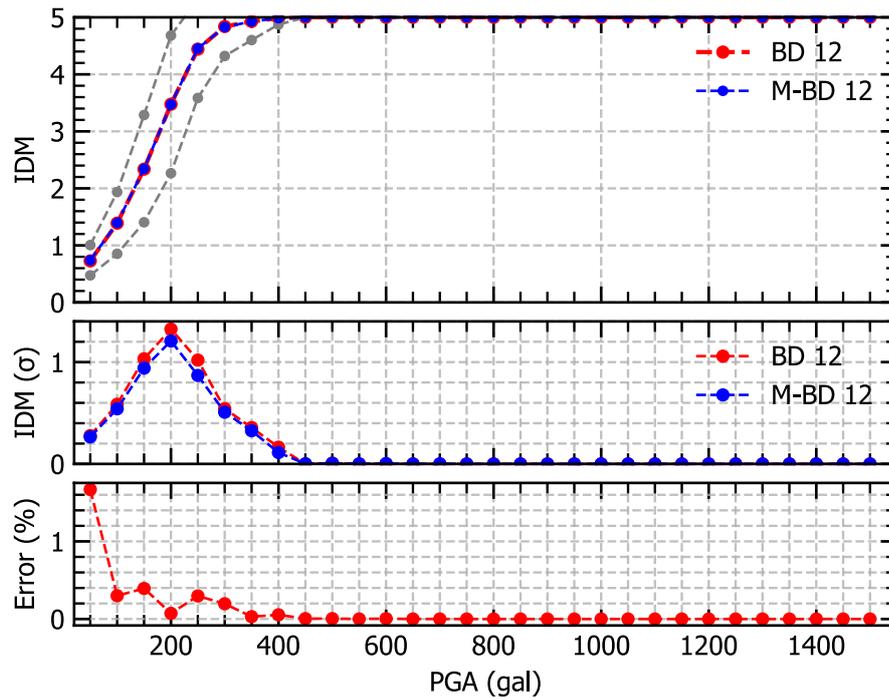


Figura N° C.57 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 12

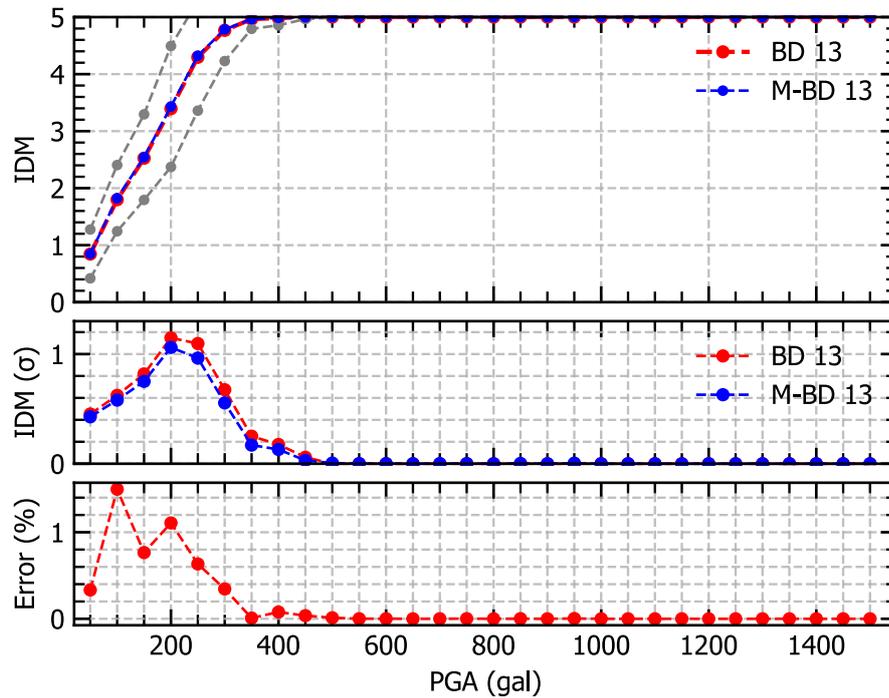


Figura N° C.58 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 13

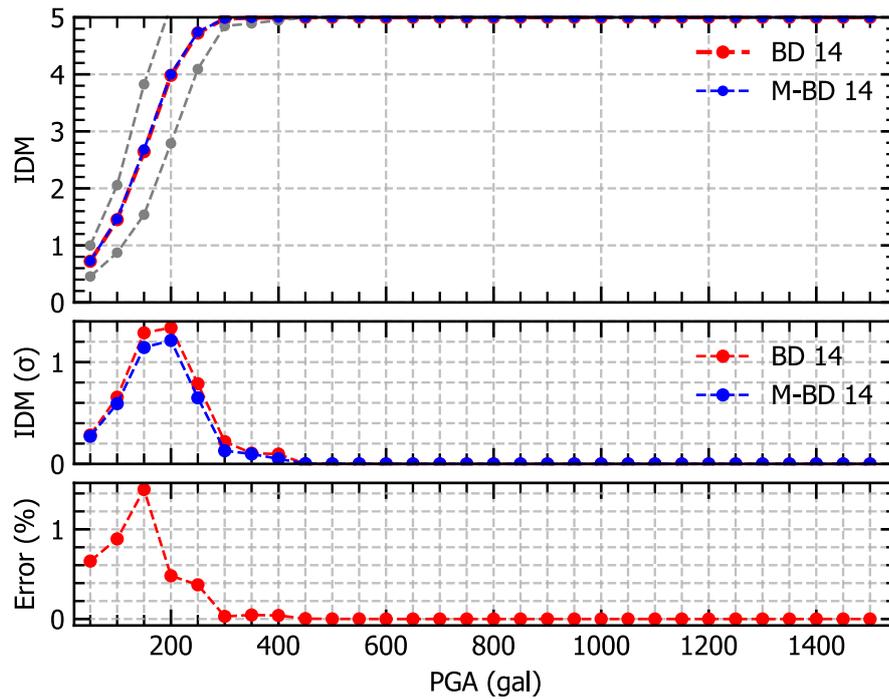


Figura N° C.59 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 14

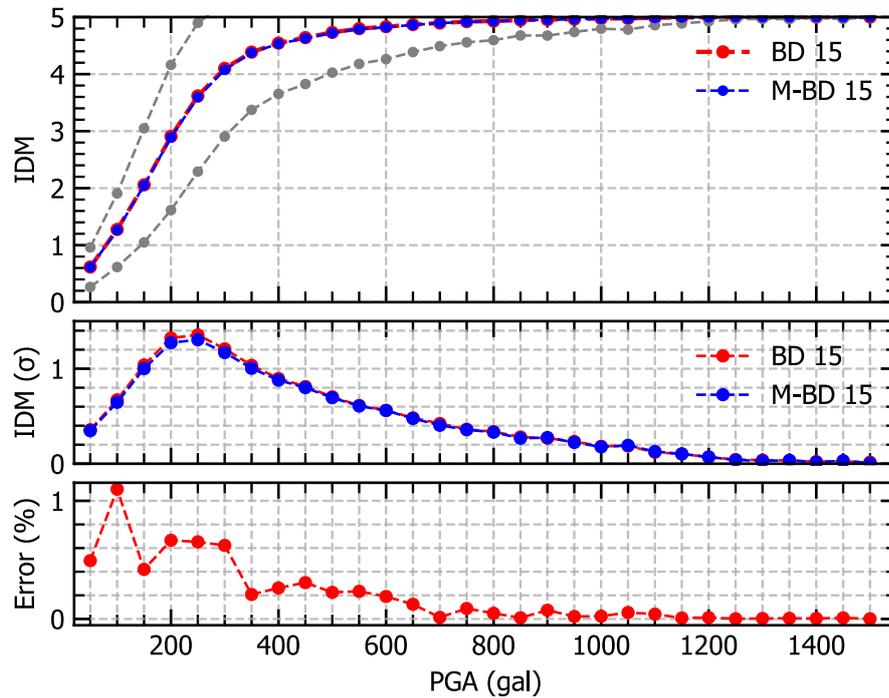


Figura N° C.60 Comparación de las CV y DT con respecto al IDM para el M-BD 15

### ANEXO D. SUBESTIMACIÓN Y SOBRESTIMACIÓN DE RESULTADOS

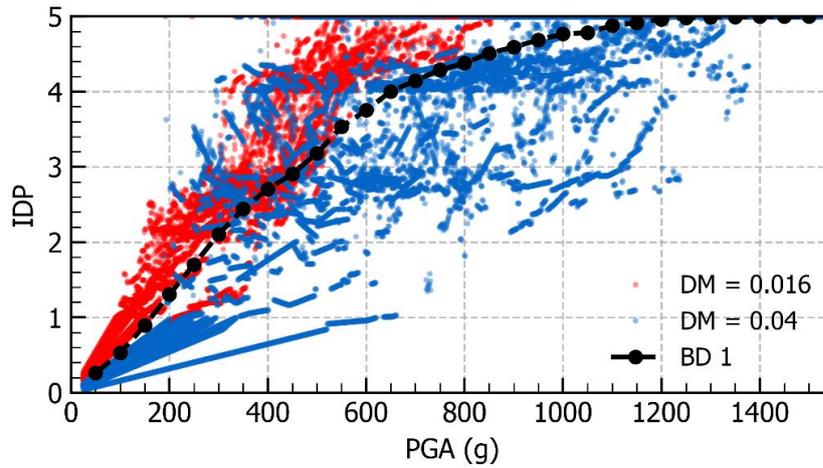


Figura N° D.1 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 1

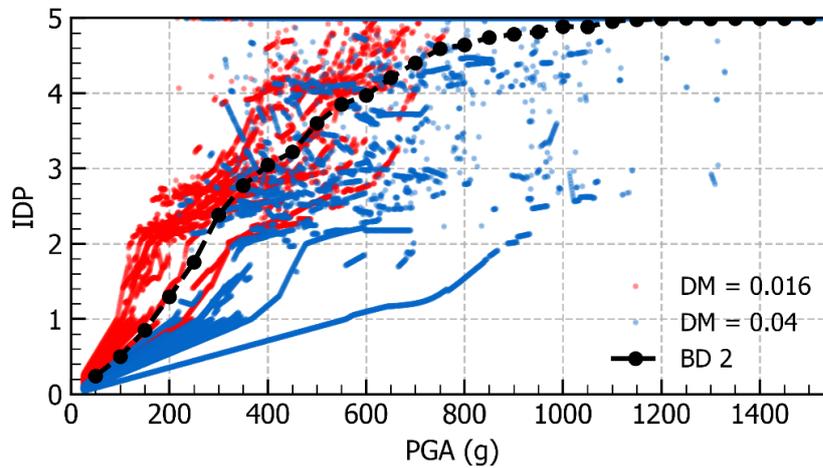


Figura N° D.2 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 2

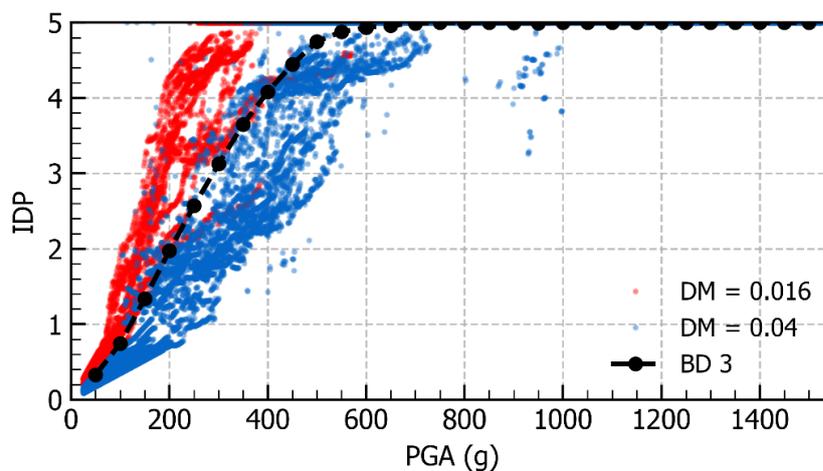


Figura N° D.3 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 3

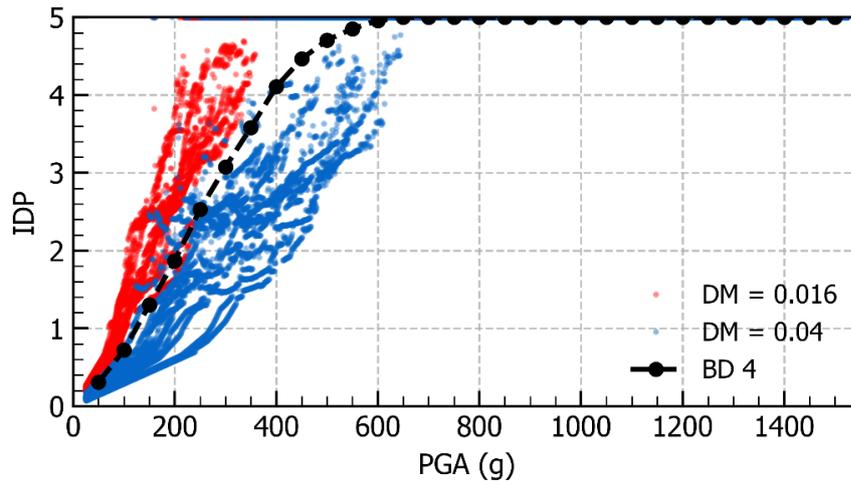


Figura N° D.4 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 4

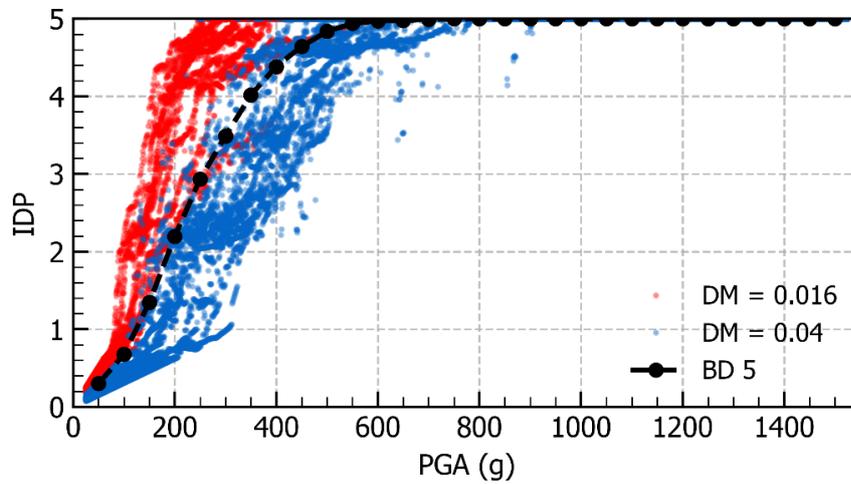


Figura N° D.5 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 5

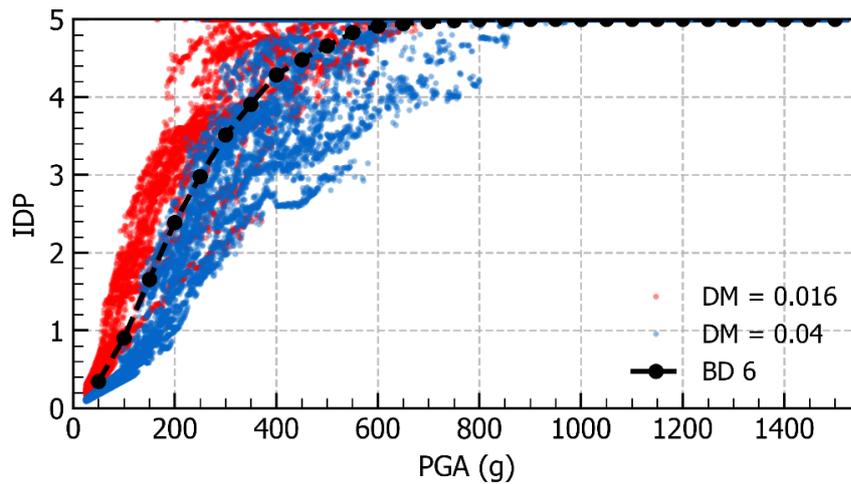


Figura N° D.6 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 6

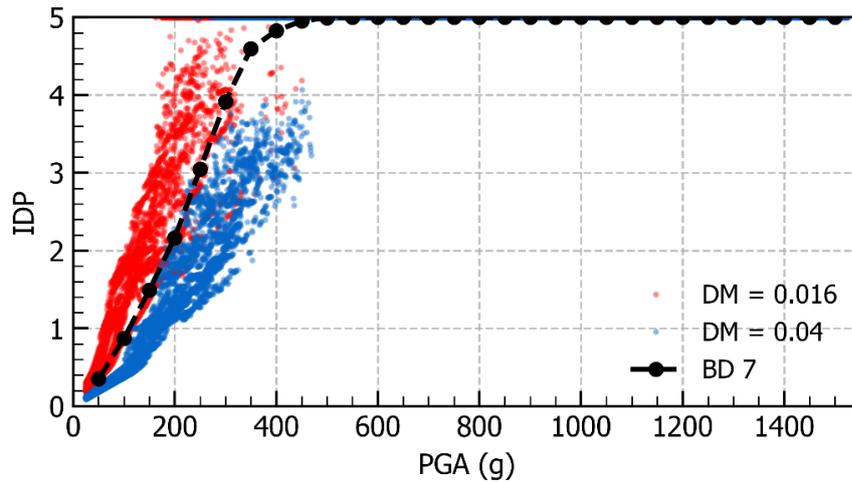


Figura N° D.7 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 7

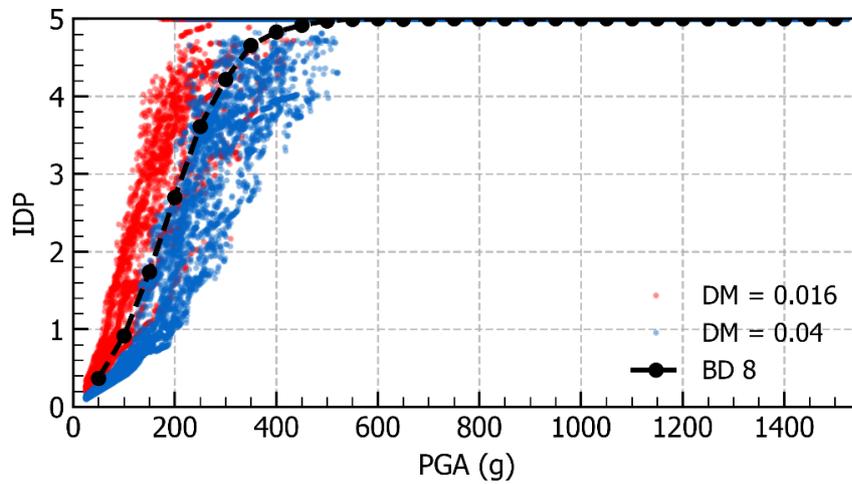


Figura N° D.8 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 8

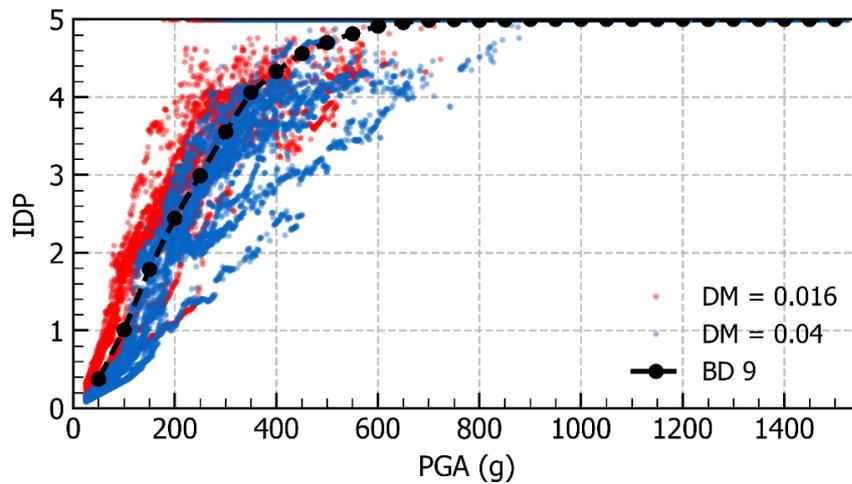


Figura N° D.9 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 9

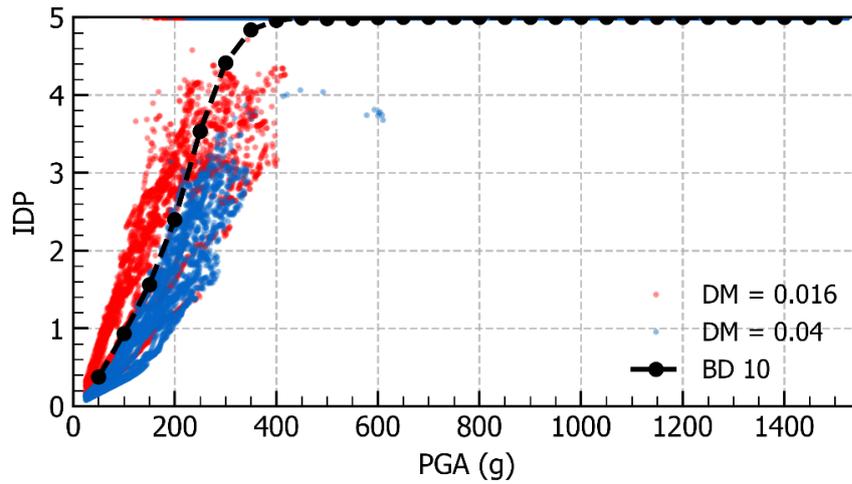


Figura N° D.10 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 10

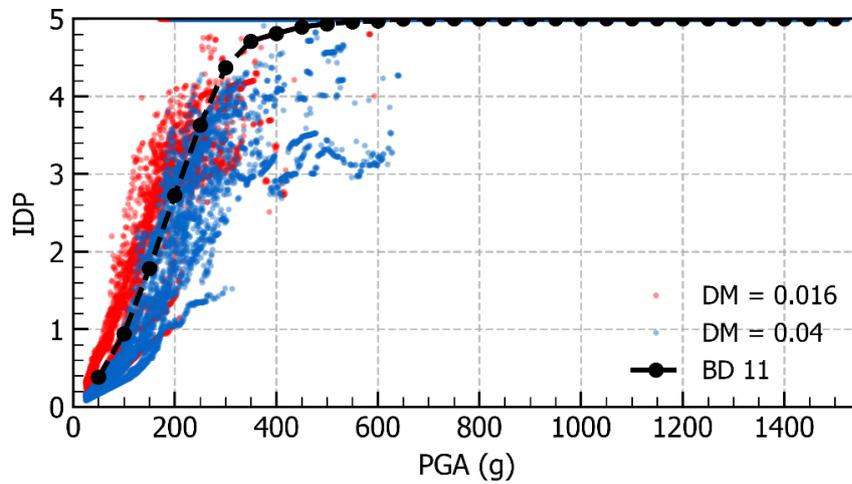


Figura N° D.11 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 11

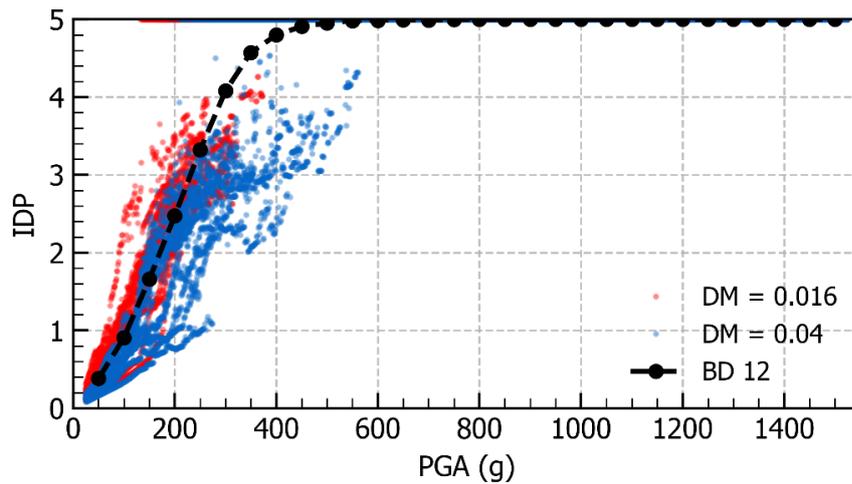


Figura N° D.12 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 1

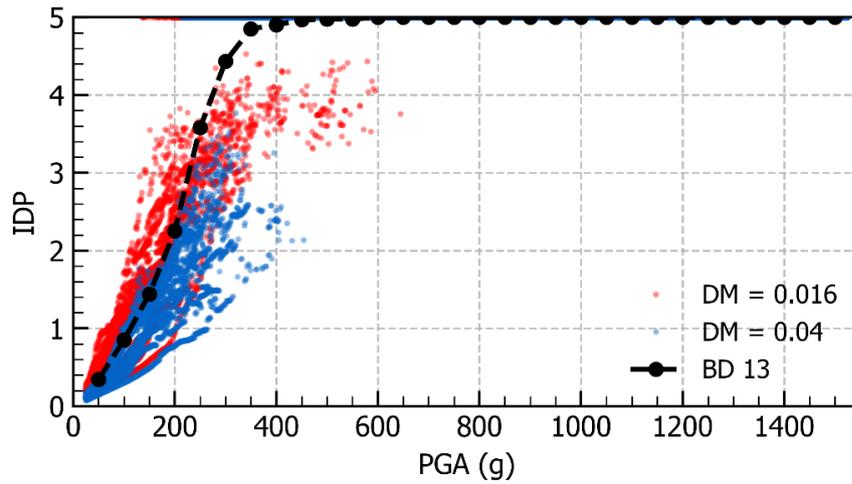


Figura N° D.13 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 13

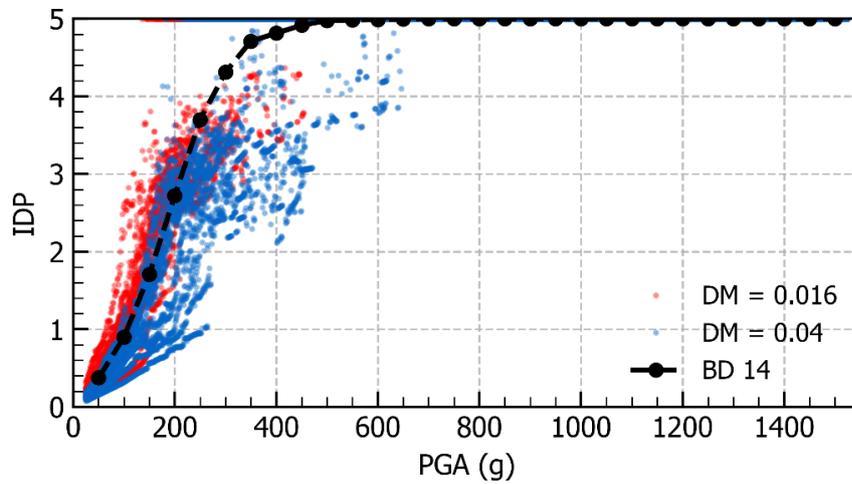


Figura N° D.14 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 14

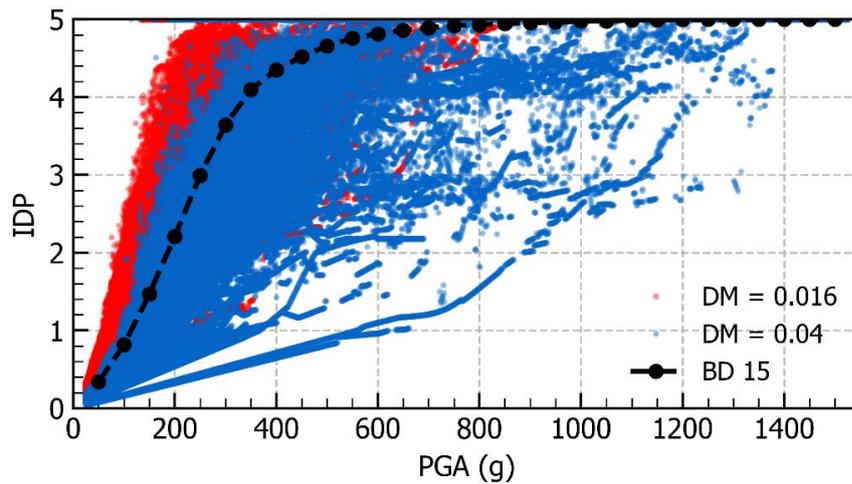


Figura N° D.15 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDP para BD 15

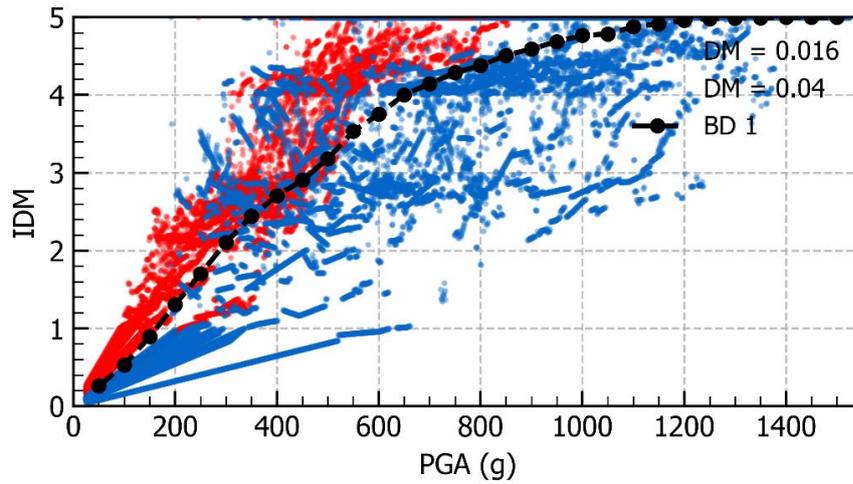


Figura N° D.16 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 1

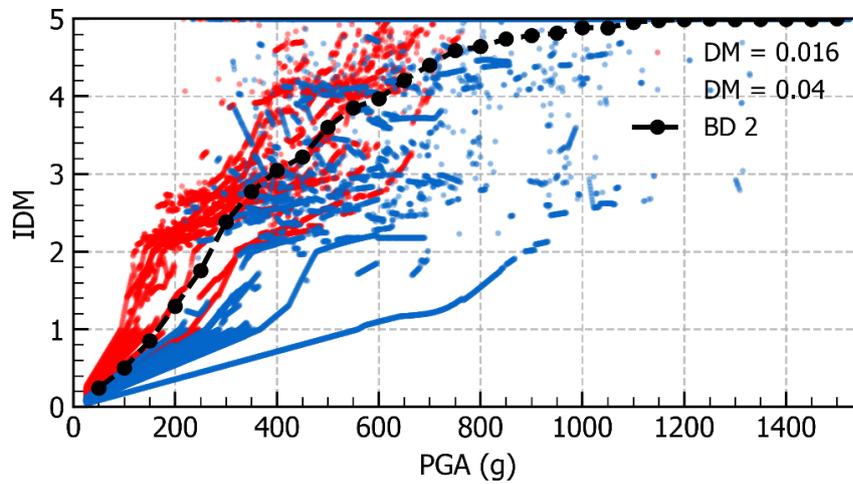


Figura N° D.17 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 2

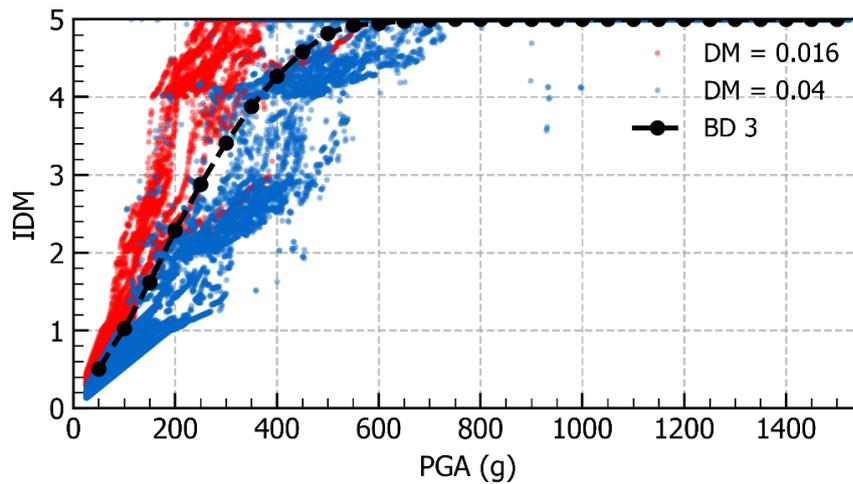


Figura N° D.18 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 3

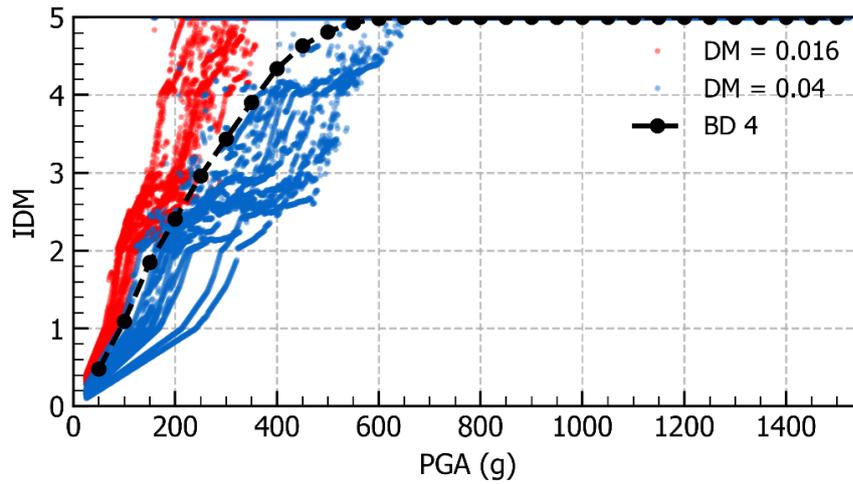


Figura N° D.19 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 4

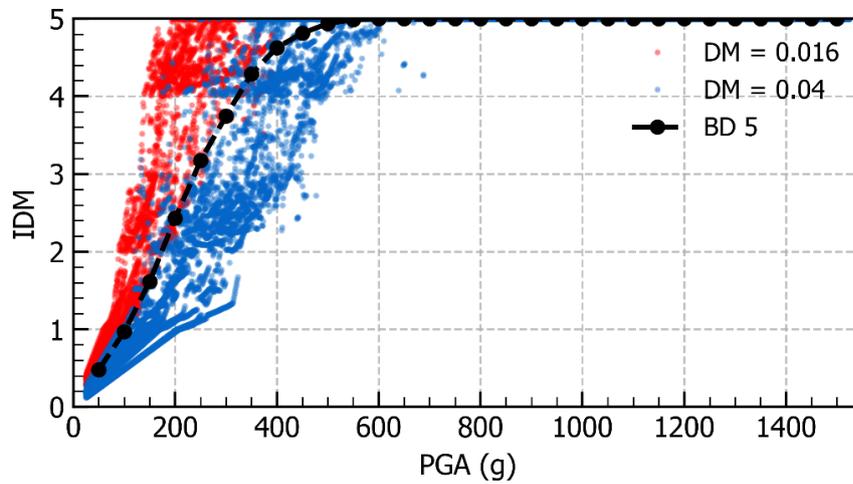


Figura N° D.20 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 5

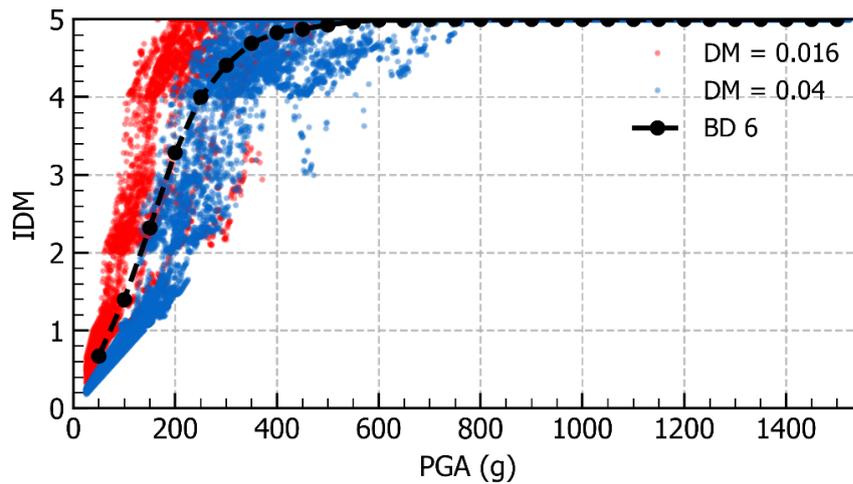


Figura N° D.21 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 6

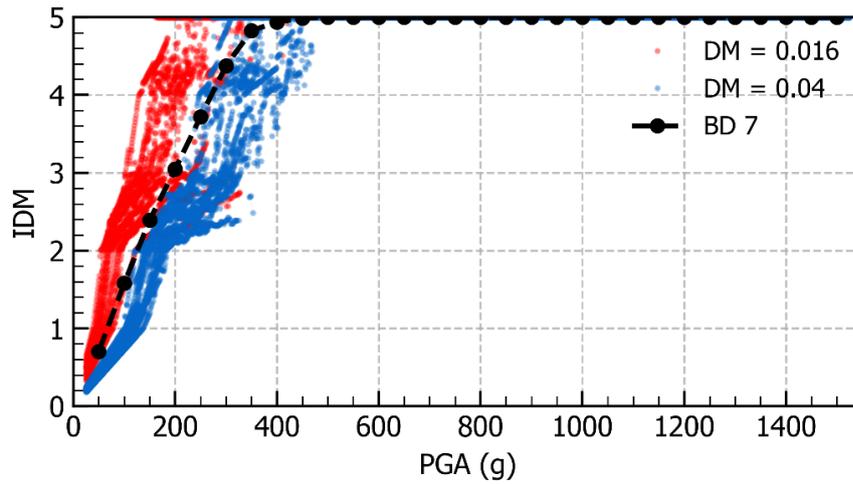


Figura N° D.22 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 7

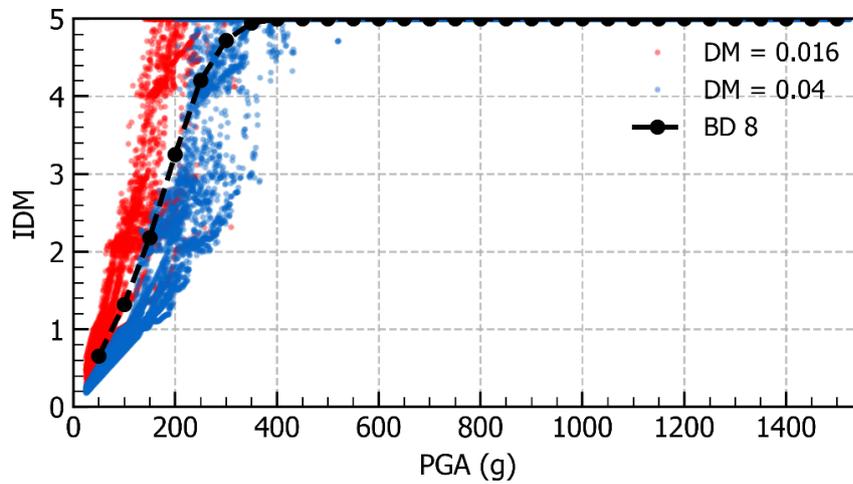


Figura N° D.23 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 8

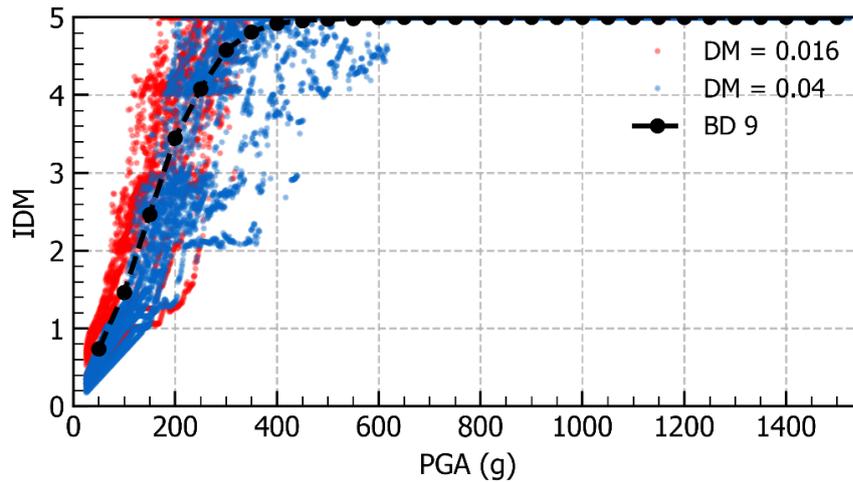


Figura N° D.24 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 9

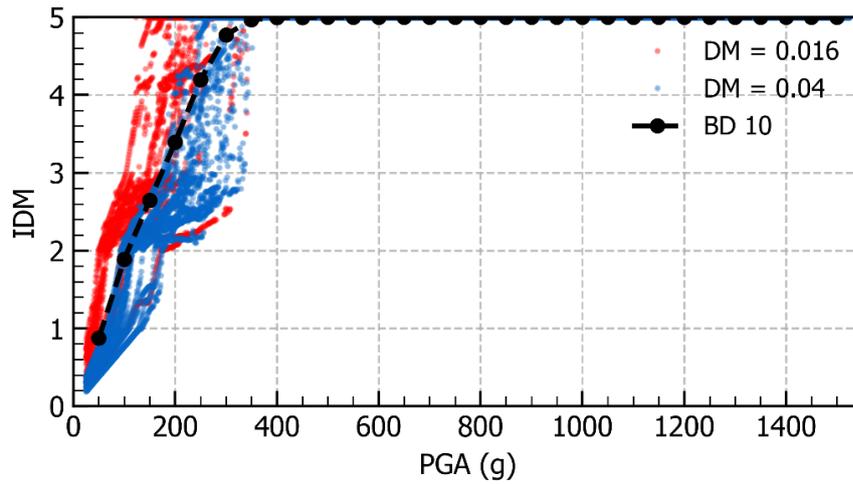


Figura N° D.25 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 10

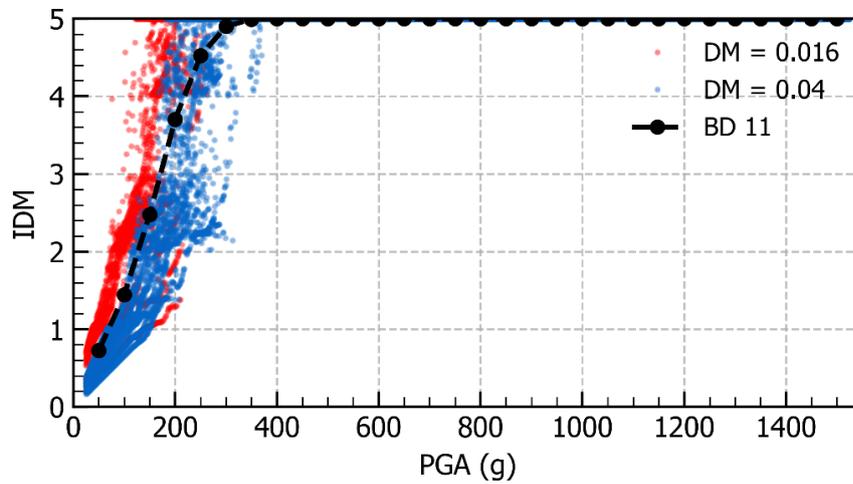


Figura N° D.26 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 11

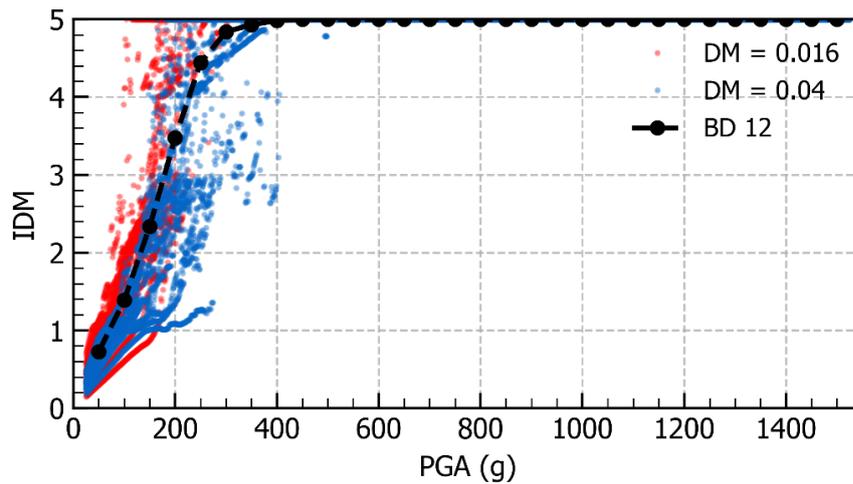


Figura N° D.27 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 12

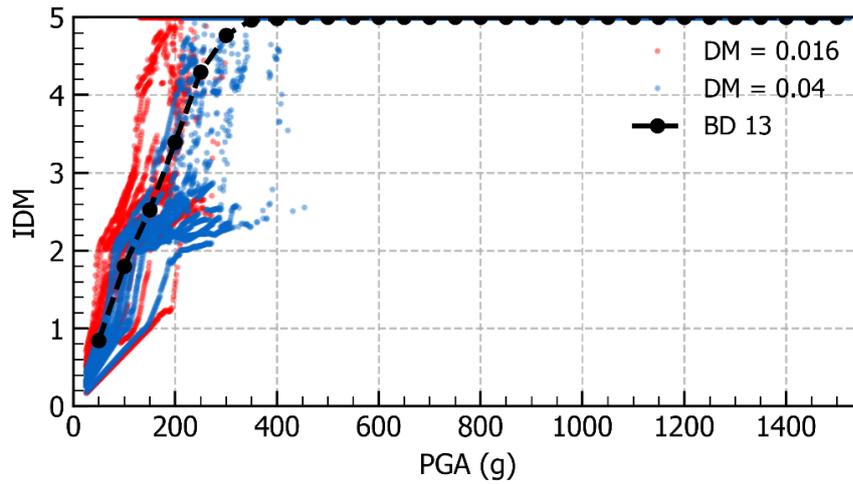


Figura N° D.28 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 13

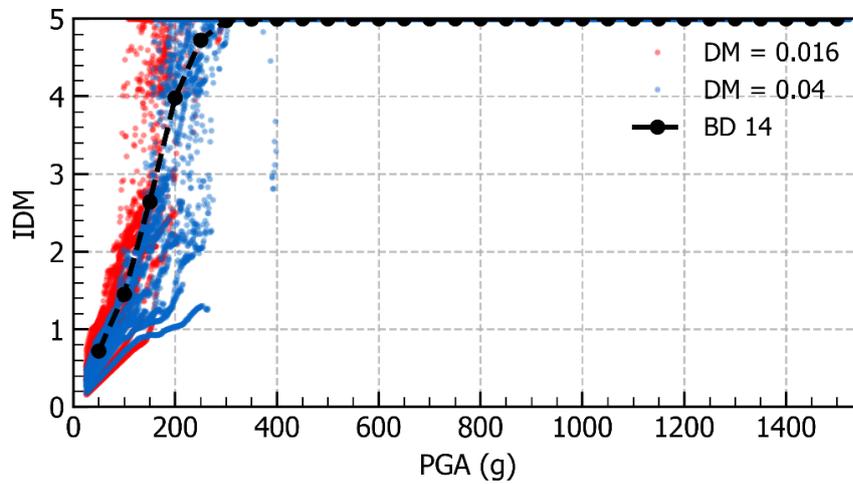


Figura N° D.29 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 14

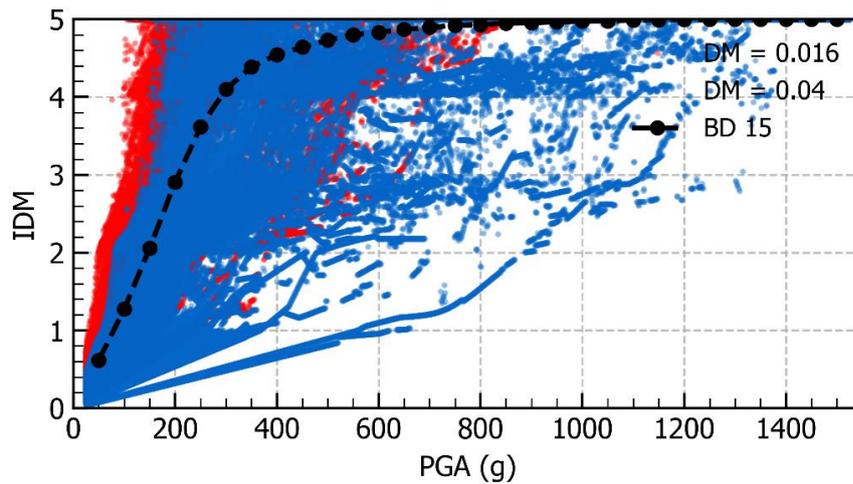


Figura N° D.30 Subestimación y sobreestimación de los valores de IDM para BD 15

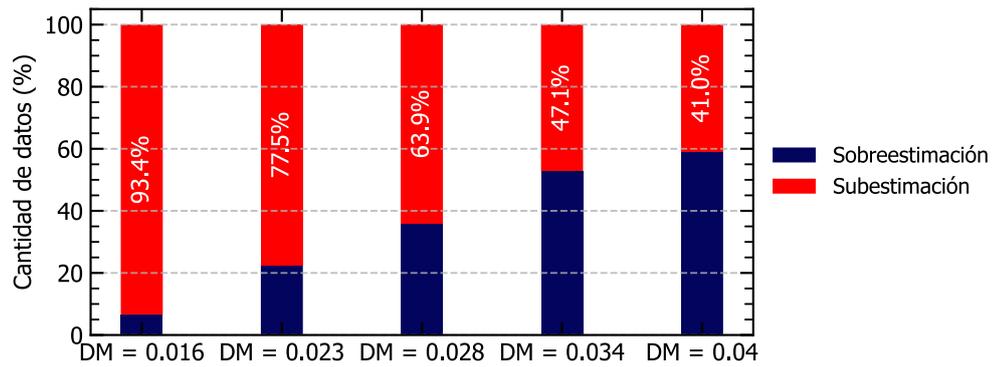


Figura N° D.31 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 1

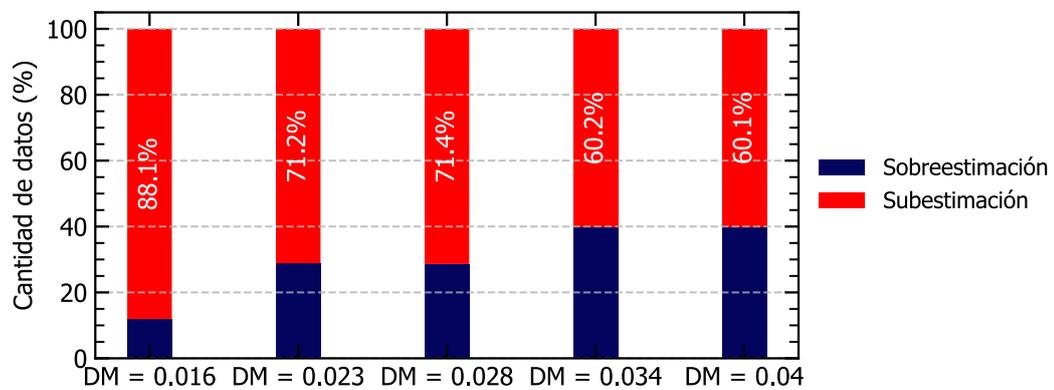


Figura N° D.32 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 2

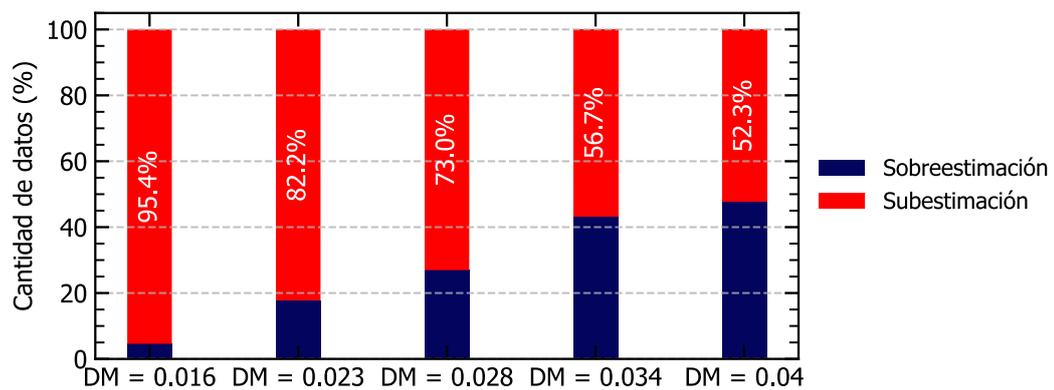


Figura N° D.33 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 3

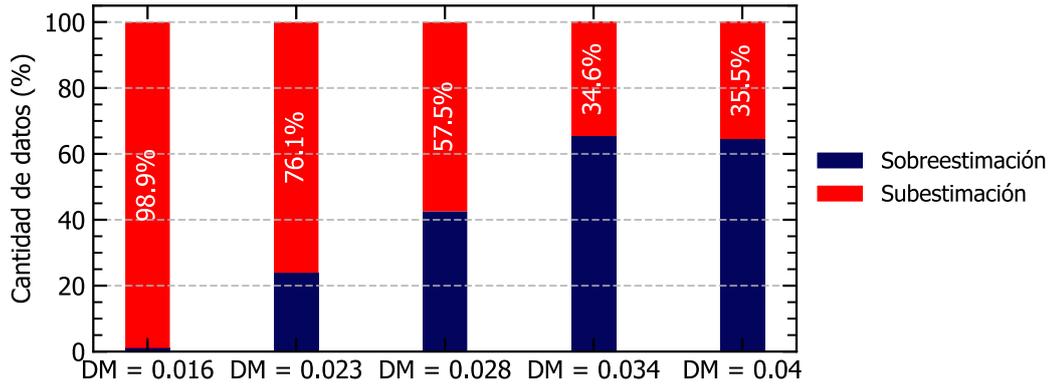


Figura N° D.34 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 4

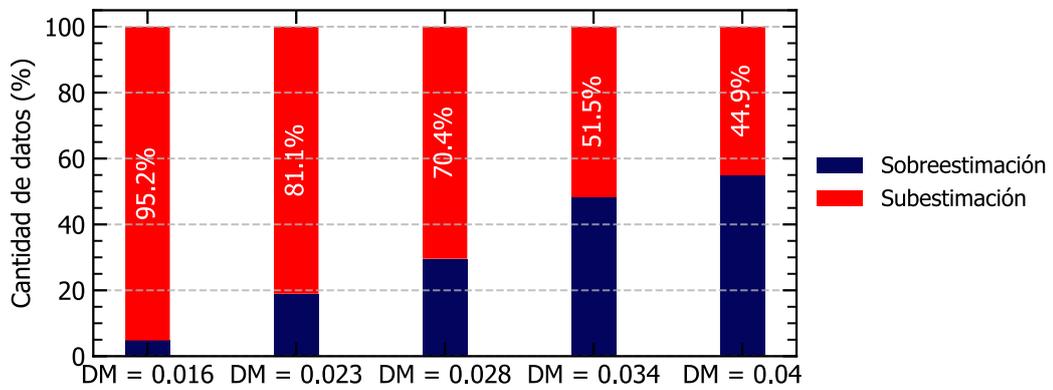


Figura N° D.35 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 5

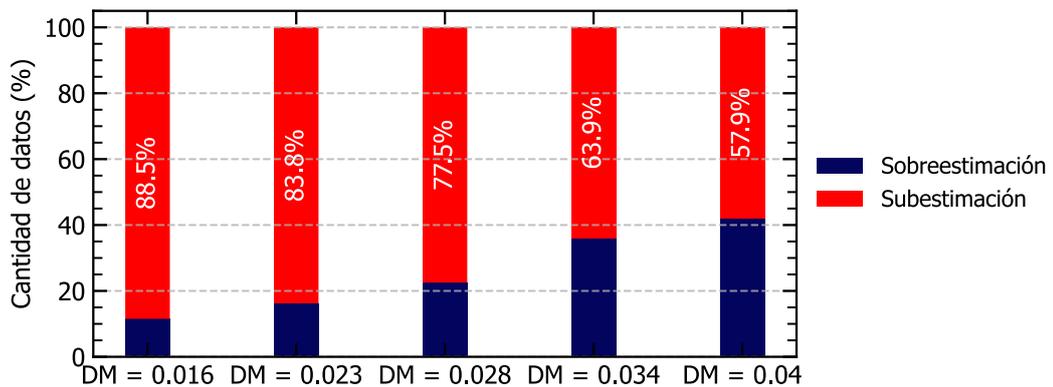


Figura N° D.36 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 6

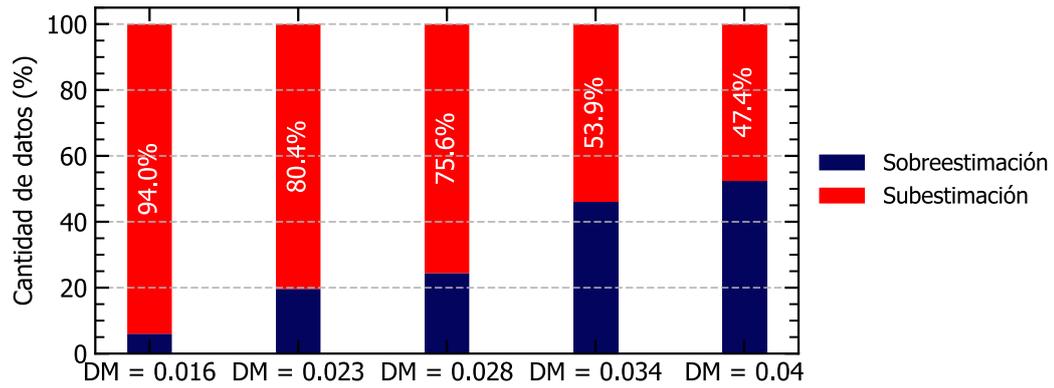


Figura N° D.37 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 7

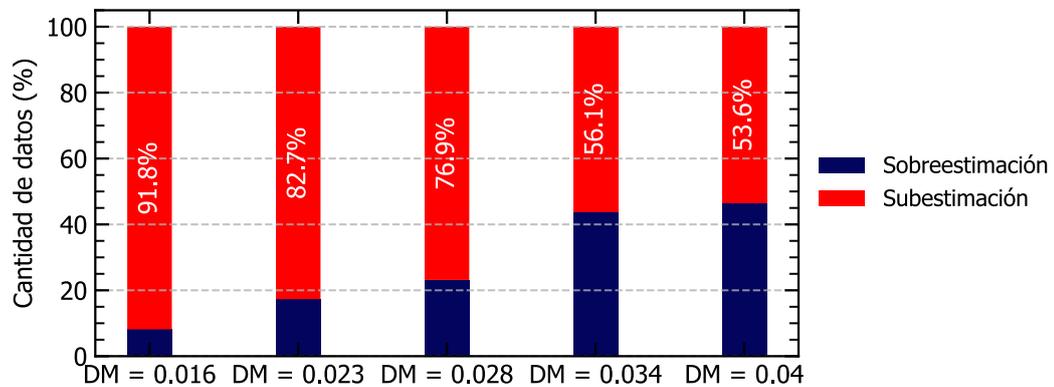


Figura N° D.38 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 8

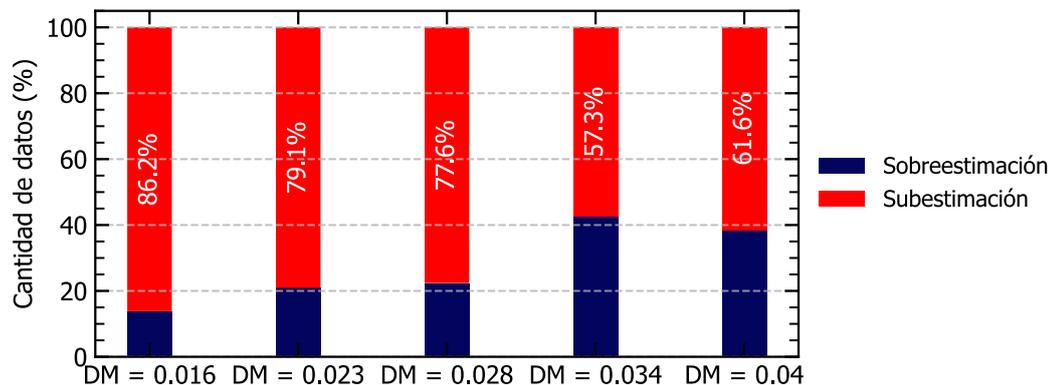


Figura N° D.39 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 9

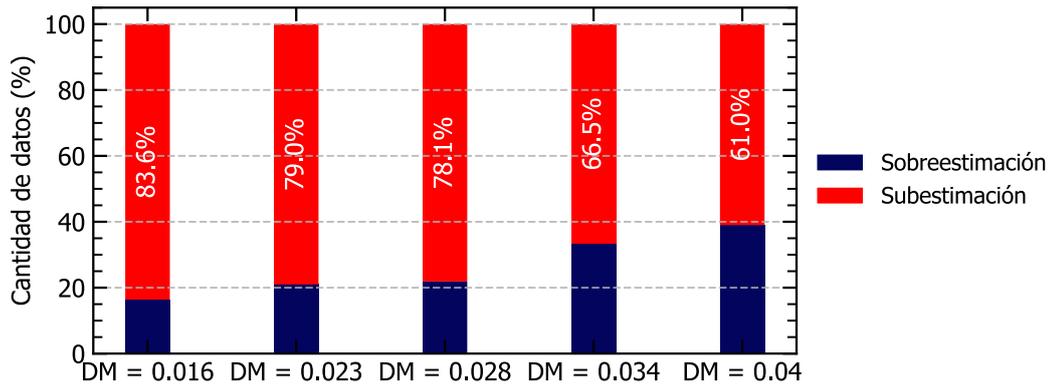


Figura N° D.40 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 10

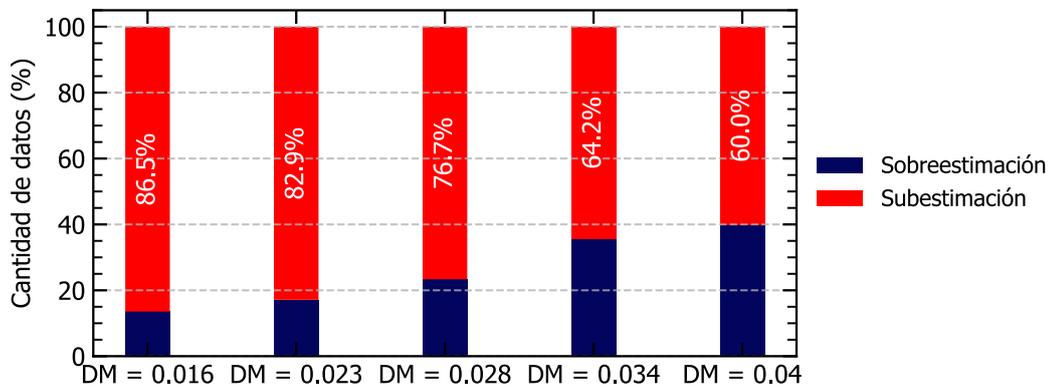


Figura N° D.41 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 11

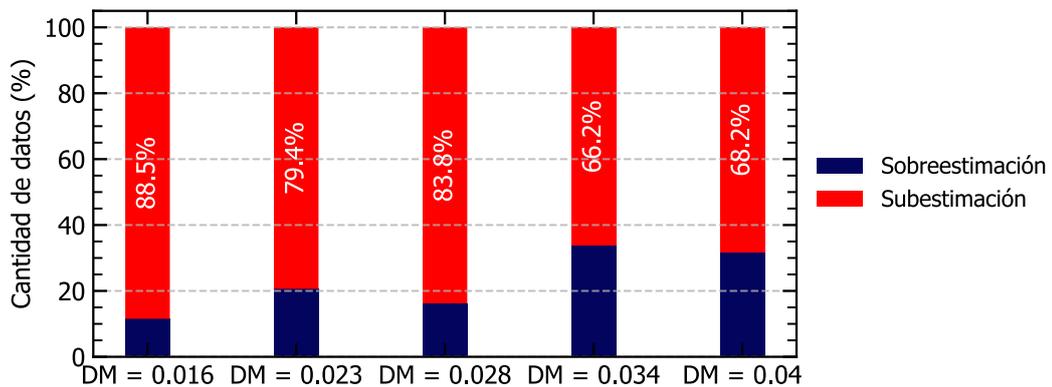


Figura N° D.42 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 12

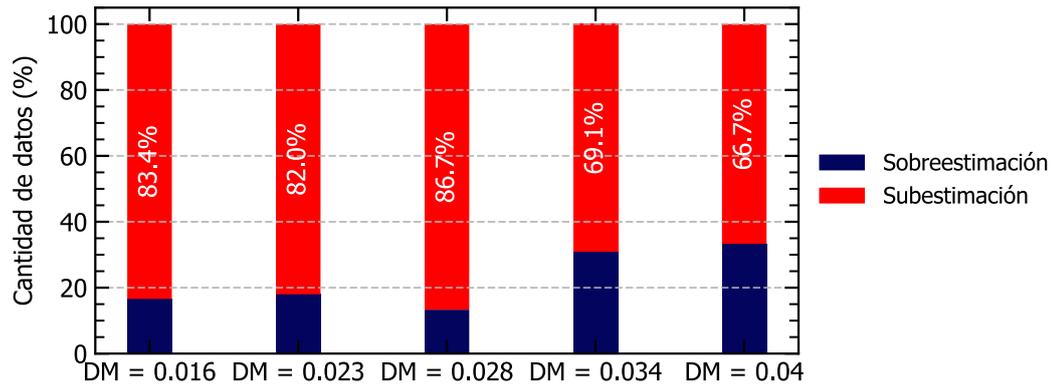


Figura N° D.43 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 13

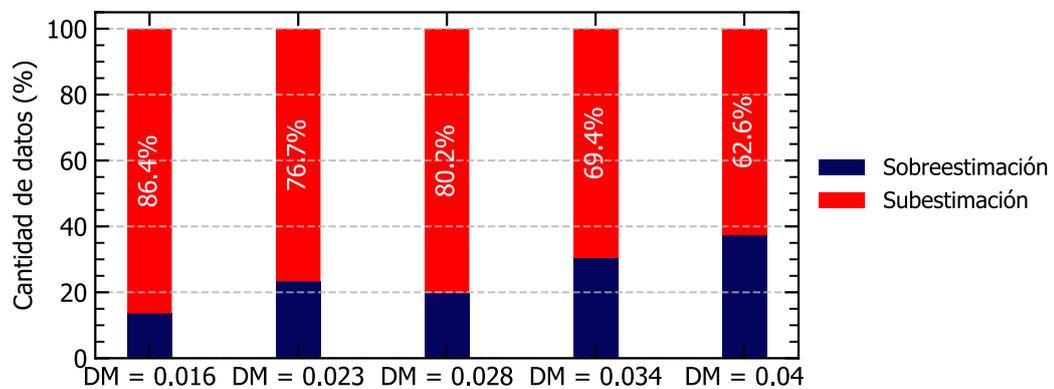


Figura N° D.44 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 14

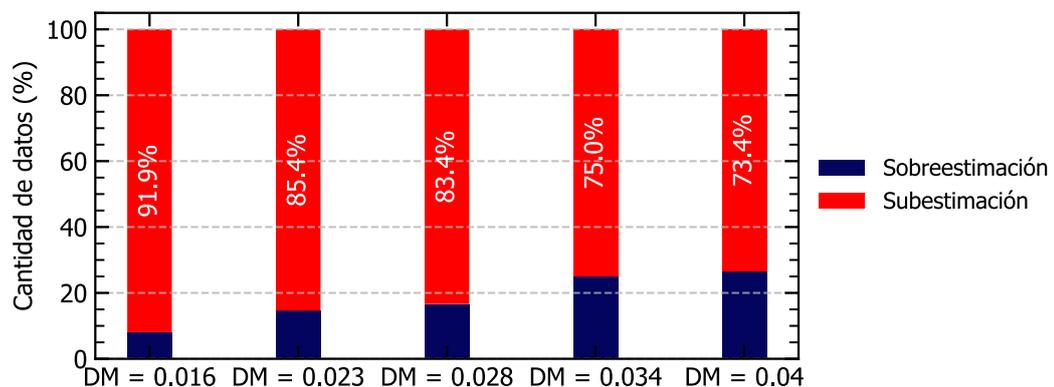


Figura N° D.45 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 15

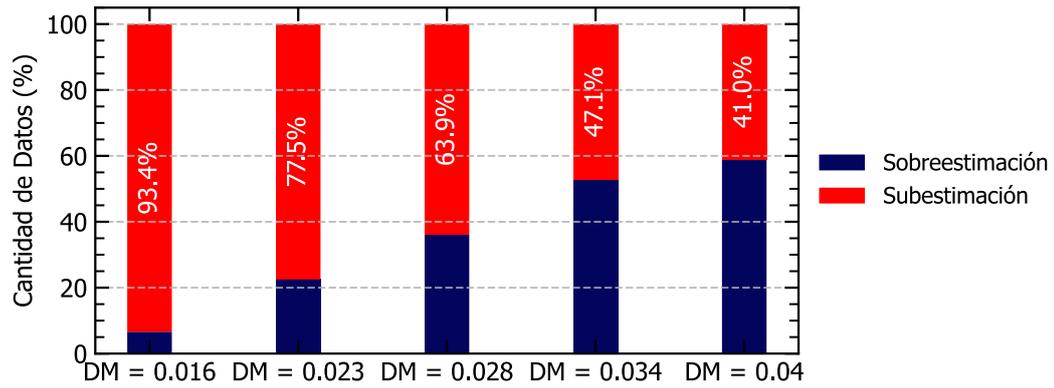


Figura N° D.46 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 1

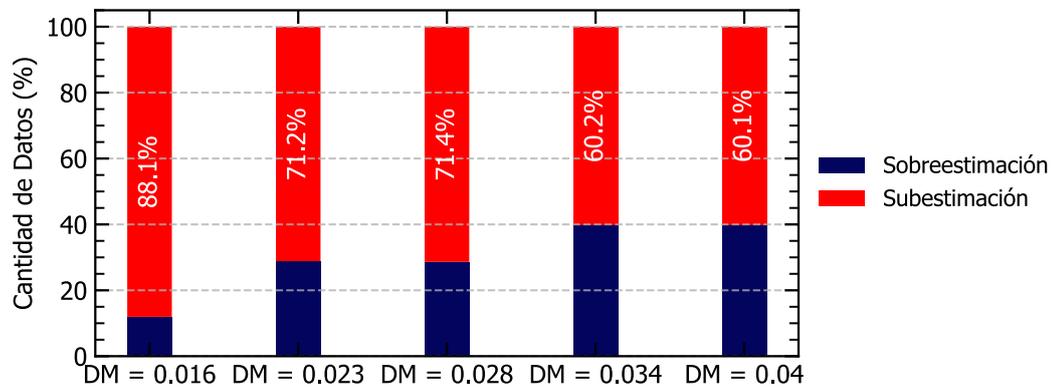


Figura N° D.47 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 2

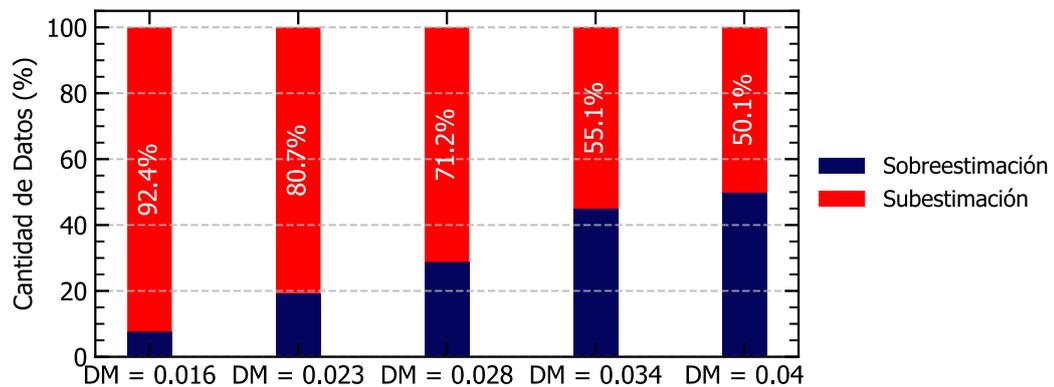


Figura N° D.48 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 3

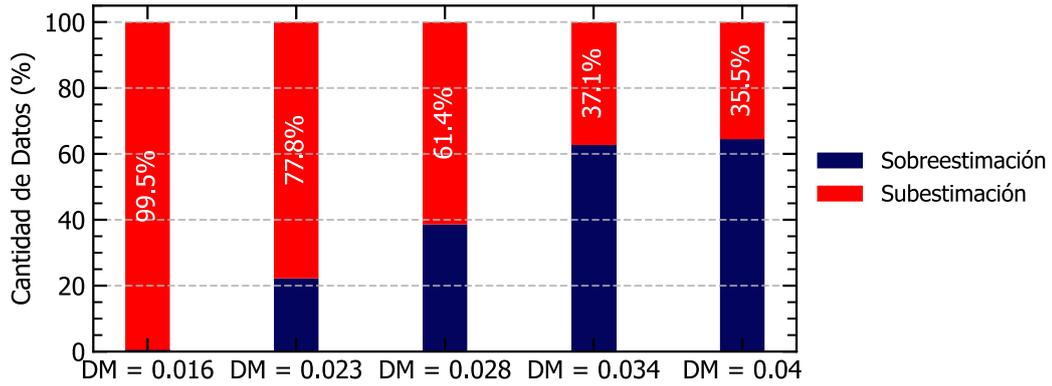


Figura N° D.49 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 4

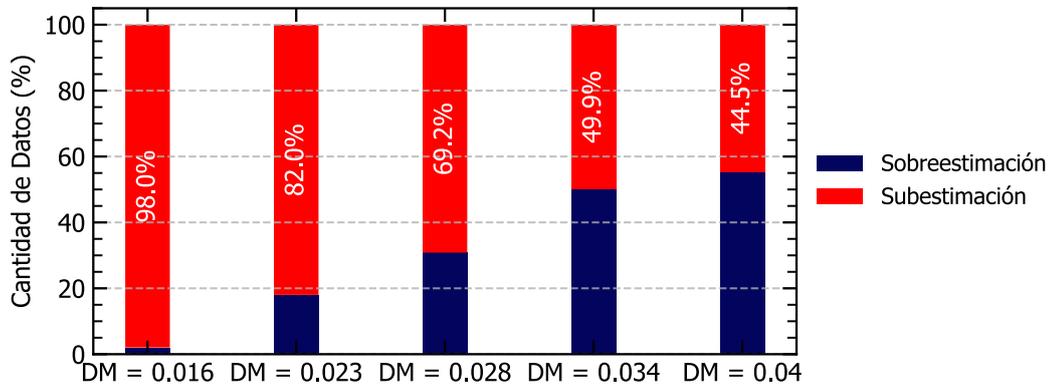


Figura N° D.50 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 5

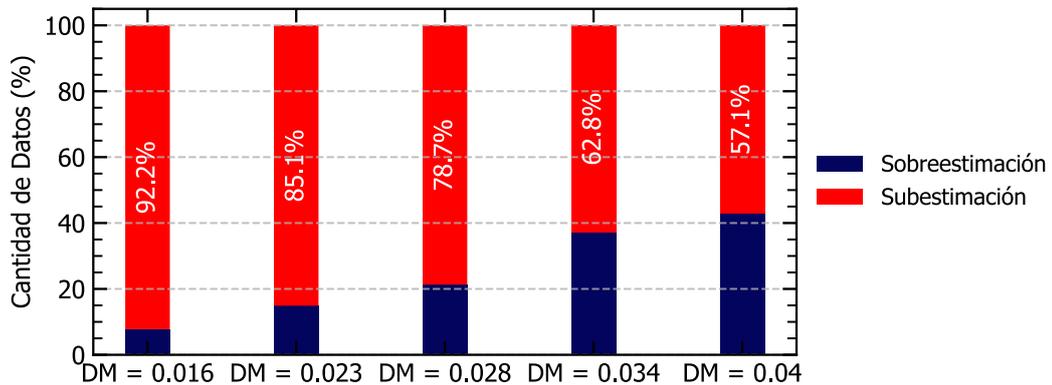


Figura N° D.51 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 6

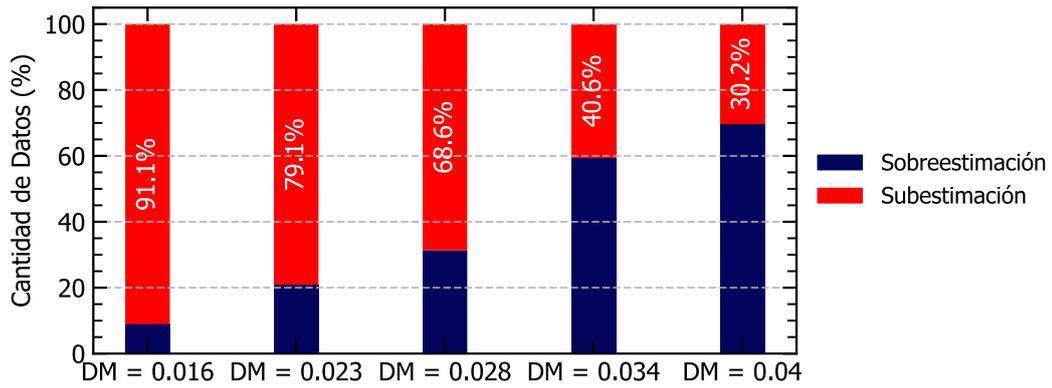


Figura N° D.52 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 7

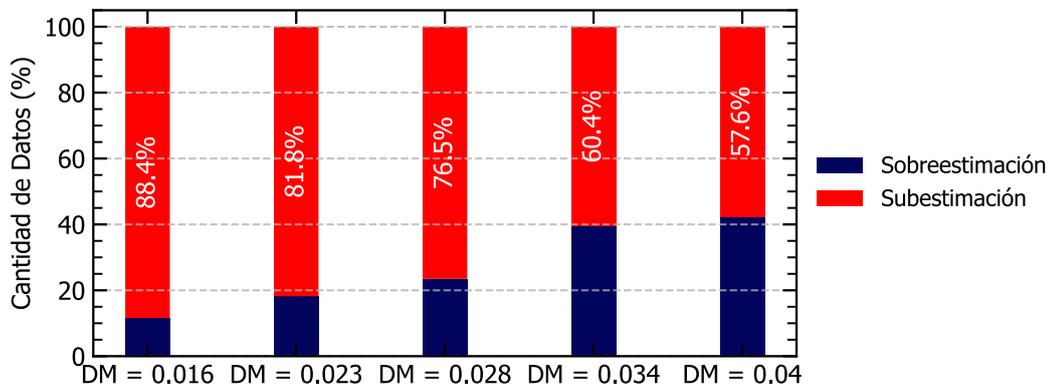


Figura N° D.53 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 8

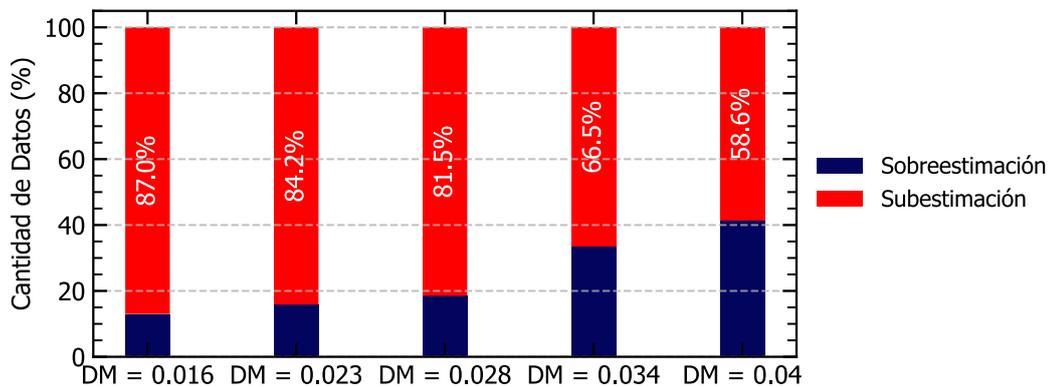


Figura N° D.54 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 9

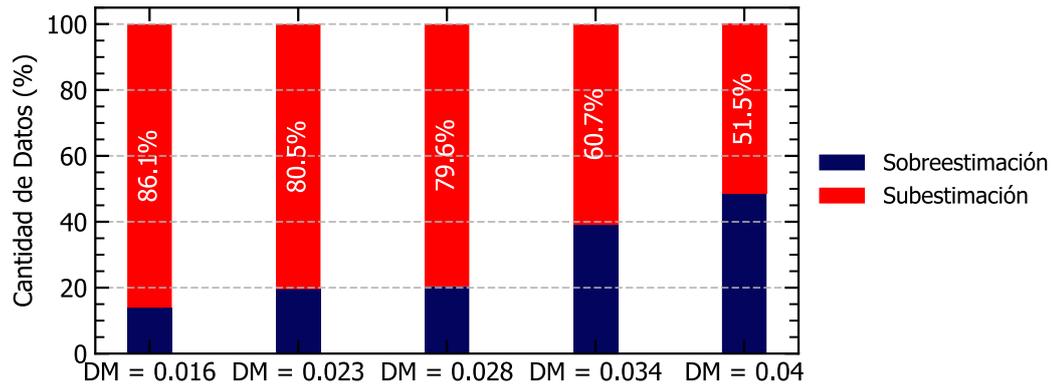


Figura N° D.55 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 10

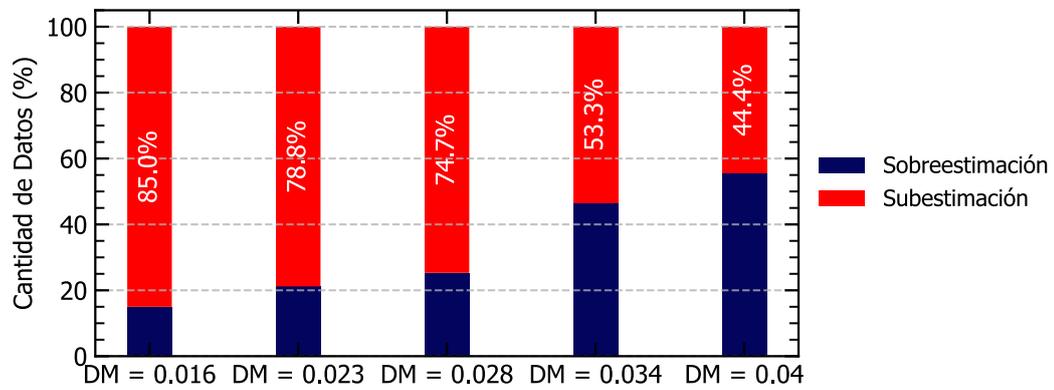


Figura N° D.56 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 11

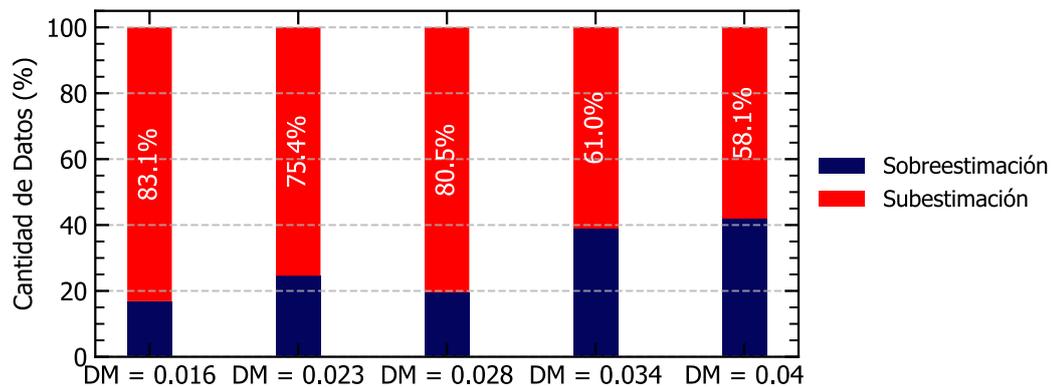


Figura N° D.57 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 12

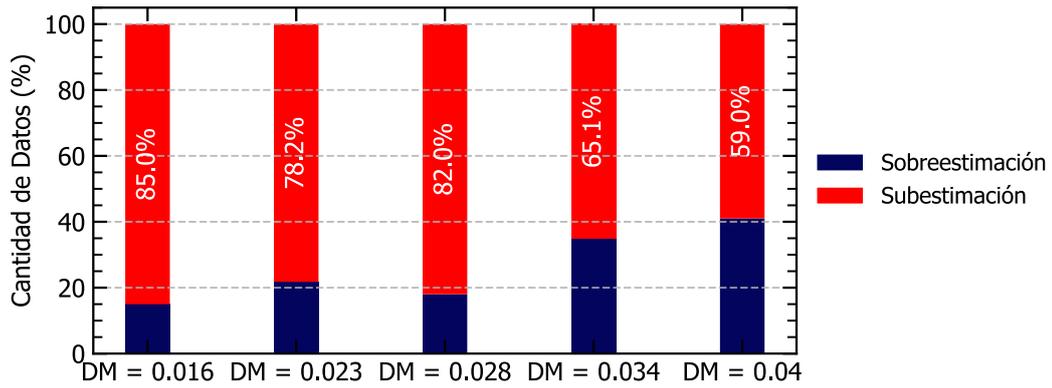


Figura N° D.58 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 13

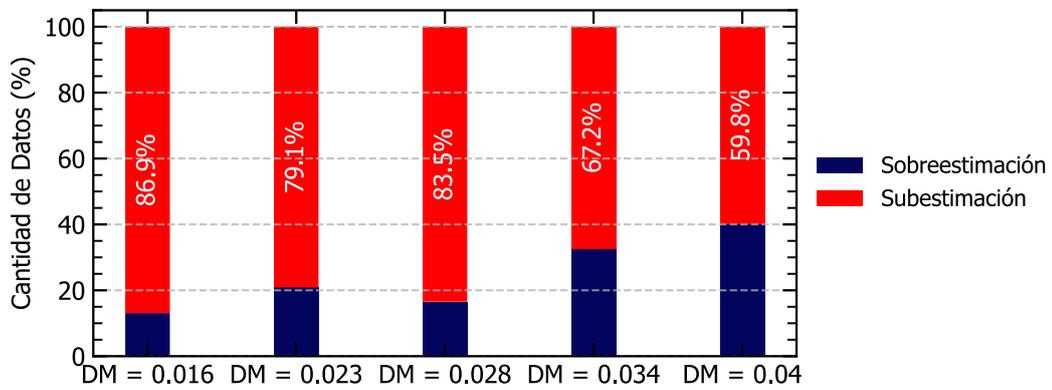


Figura N° D.59 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 14

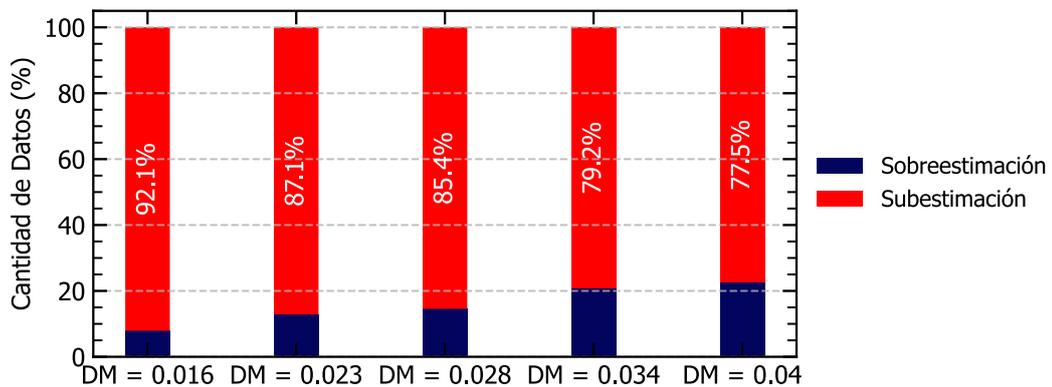


Figura N° D.60 Porcentaje de datos que se subestiman y sobreestiman el valor de IDP respecto los valores de DM para la base de datos 15