ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS

ANÁLISIS CLÚSTER PARA SERIES DE TIEMPO ESTACIONALES Y MODELIZACIÓN DE CAUDALES DE RÍOS DEL BRASIL.

TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO MATEMÁTICO

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

CRISTIAN DAVID PACHACAMA SIMBAÑA
cristian.pachacama01@epn.edu.ec

Directora: UQUILLAS ANDRADE ADRIANA, PH.D.
adriana.uquillas@epn.edu.ec

QUITO, FEBRERO 2021

DECLARACIÓN

Yo, CRISTIAN DAVID PACHACAMA SIMBAÑA, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración cedo mis derechos de propiedad intelectual, correspondientes a este trabajo, a la Escuela Politécnica Nacional, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Cristian David Pachacama Simbaña

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por CRISTIAN DAVID PACHACAMA SIMBAÑA, bajo mi supervisión.

Uquillas Andrade Adriana, Ph.D.
Directora del Proyecto

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, ya que su cariño y apoyo me llevaron a donde ahora estoy. A mis grandes amigos Lissette, Edison, Andrea, Madelin y Tatiana por tan memorables momentos.

A mi tutora Adriana por ser una guía y apoyarme desde el primer momento a alcanzar esta meta, gracias por depositar su confianza en mi. A los profesores Erwin Jimenez, Luis Horna, y de manera especial a Juan Carlos Trujillo quienes hicieron nacer en mi la pasión por la Matemática, pasión que espero inspirar a más generaciones de estudiantes.

Finalmente, a grandes matemáticos de la historia como George Cantor, Simeón Poisson , Abraham Wald, y Karl Pearson, cuyo trabajo me inspiró a profundizar en el conocimiento de esta bella ciencia.

DEDICATORIA

A mis padres Magdalena y Lucio, por su incondicional amor, sus sabios consejos y su paciencia, siempre lo tendré presente. A Isabel por su apoyo incondicional, y por aparecer en el momento exacto en mi vida para llenarla de felicidad. A Miguel, Rubi, Pablo y Luis por brindarme su sincera amistad.

Índice general

Resumen XV

Abstract XVI

Notaciones 1

1. Introducción 2

1.1. Descripción de los Datos 6

2. Marco Teórico 9

2.1. Series de Tiempo 9

2.2. Descomposición STL - Loess 11

2.2.1. Loess-Regresión Local 12

2.2.2. Bucle Interno 14

2.2.3. Bucle externo 15

2.2.4. Elección de Parámetros 16

2.3. Tratamiento de Valores perdidos 17

2.4. Análisis de Conglomerados (Clúster) 20

2.4.1. Métricas y Funciones de Disimilitud 20

2.4.2. Métricas para Series de Tiempo 21

2.4.3. Escalonamiento Multidimensional (MDS) 23

2.4.4. Algoritmos de Agrupamiento 25

2.4.5. Validación 29

2.5. Modelamiento de Series de Tiempo 30

2.5.1. Metodología Box y Jenkins 30
2.5.2. Función de transferencia 32
2.5.3. Modelo SARIMAX 34

3. Metodología **39**
3.1. Aplicación del Análisis Clúster 40
3.1.1. Representación de D 41
3.1.2. Elección del Algoritmo de Agrupamiento 41
3.1.3. Elección de número de clústers 43
3.1.4. Características de Clústers formados 43
3.2. Modelamiento de Series de tiempo 47
3.2.1. Modelo SARIMA del Clúster 49
3.2.2. Modelo SARIMAX del Clúster 59

4. Aplicación Web **89**
4.1. Módulo: Clustering 89
4.2. Módulo: SARIMAX 90

5. Resultados **94**

6. Conclusiones y Recomendaciones **98**

A. Aplicación Web **100**
A.1. Paquetes (global.R) 101
A.2. Interfaz de Usuario (ui.R) 103
A.3. Ejecución de Tareas (server.R) 116

B. Análisis Clúster **119**
B.1. Matriz de Distancias 119

C. Modelamiento de Series Temporales **148**
C.1. Modelo SARIMA del clúster 148
C.1.1. Modelo del clúster 1 148

C.1.2. Modelo del clúster 2 150
C.1.3. Modelo del clúster 3 155
C.1.4. Modelo del clúster 4 155
C.2. Modelo SARIMAX del clúster 166
C.2.1. Modelo del clúster 1 166
C.2.2. Modelo del clúster 2 169
C.2.3. Modelo del clúster 3 173
C.2.4. Modelo del clúster 4 179
Referencias 185

Bibliografía **188**

Índice de figuras

1.1. Estaciones de Medición de Caudales 7
1.2. Estaciones de Medición de Variables Climáticas 8

2.1. Descomposición STL-Loess de Serie 18
2.2. Serie Corregida 20

3.1. MDS - Representación en R^2 de D 41
3.2. Clústers generados con PAM 42
3.3. Clústers generados con CLARA 42
3.4. Número Óptimo de Clusters 43
3.5. Representación de Clústers en $\mathbb{R}^2$ 44
3.6. Representación Geográfica de Clústers 45
3.7. Acercamiento a Clúster (representación Geográfica) 45
3.8. Series de Tiempo del Clúster 1 46
3.9. Series de Tiempo del Clúster 2 46
3.10. Series de Tiempo del Clúster 3 47
3.11. Series de Tiempo del Clúster 4 47
3.12. Serie de Tiempo Climática 49
3.13. Serie de Tiempo Climática Corregida 49
3.14. Caudal - Clúster 1 50
3.15. Función de Autocorrelación Caudal - Clúster 1 51
3.16. D(Caudal,12) - Clúster 1 52
3.17. Función de Autocorrelación D(Caudal,12) - Clúster 1 52
3.18. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(5,0,0)(0,1,0) . . . 54

3.19. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(4,0,0)(0,1,0) . . . 55
3.20. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(4,0,0)(1,1,0) . . . 57
3.21. Caudal - Estación Machadinho 59
3.22. Series Climáticas - Estación Campos Novos 60
3.23. Autocorrelación - Caudal 61
3.24. Autocorrelación Precipitación 62
3.25. Autocorrelación Temperatura Máxima 63
3.26. Autocorrelación Temperatura Mínima 63
3.27. Autocorrelación Humedad Relativa 64
3.28. Series Blanqueadas 65
3.29. Corrleaciones Cruzadas - Variables Exógenas 66
3.30. Corrleaciones Cruzadas - Caudal vs. Variables Exógenas 67
3.31. Residuos SARMA(1,0)(2,1) - Precipitación 69
3.32. Residuos SARMA(4,0)(0,2) - Temperatura Máxima 71
3.33. Residuos SARMA(2,2)(2,1) - Temperatura Mínima 72
3.34. Residuos SARMA(2,0)(3,0) - Humedad Relativa 74
3.35. Coeficientes v_j estimados - Precipitación 76
3.36. Coeficientes v_j estimados - Temperatura Máxima 77
3.37. Coeficientes v_j estimados - Temperatura Mínima 78
3.38. Coeficientes v_j estimados - Humedad Relativa 79
3.39. Autocorrelación n_t 80
3.40. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) ARMA(1,0) 81
3.41. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ 87
3.42. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ 88

4.1. Módulo Clustering 90
4.2. Módulo SARIMAX 91
4.3. Módulo SARIMAX 91
4.4. Módulo SARIMAX 92
4.5. Módulo SARIMAX 92

4.6. Módulo SARIMAX 93
4.7. Módulo SARIMAX 93

5.1. Predicción de Modelos SARIMA y SARIMAX 97

A.1. Estructura de la Aplicación Web 100

C.1. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(4,0,0)(1,1,0) . . . 150
C.2. Predicción SARIMA de Caudales del clúster 1 152
C.3. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(4,0,3)(1,1,0) . . . 153
C.4. Predicción SARIMA de Caudales del clúster 2 159
C.5. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(2,0,1)(1,1,0) . . . 160
C.6. Predicción SARIMA de Caudales del clúster 3 161
C.7. Predicción SARIMA de Caudales del clúster 3 162
C.8. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(3,0,2)(1,1,0) . . . 163
C.9. Predicción de Caudales del clúster 4 165
C.10. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ 167
C.11. Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 1 170
C.12. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ 171
C.13. Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 2 174
C.14. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ 175
C.15. Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 3 180
C.16. Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 3 181
C.17. Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX$(0,0,3)(1,1,1)_{12}$ 182
C.18. Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 4 184

Índice de tablas

3.1. Modelo SARIMA$(5,0,0)(0,1,0)_{12}$ 53
3.2. Modelo SARIMA(4,0,0)(0,1,0)$_{12}$ 55
3.3. Modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$ 56
3.4. Modelo SARMA(1,0)(2,1) - Precipitación 69
3.5. Modelo SARMA(4,0)(0,2) - Temperatura Máxima 70
3.6. Modelo SARMA(2,2)(2,1) - Temperatura Mínima 72
3.7. Modelo SARMA(2,0)(3,0) - Humedad Relativa 73
3.8. Modelo ARMA(1,0) - Perturbación 81
3.9. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)$ 83
3.10. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)$ 84
3.11. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)$ 85

5.1. Modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$ - Clúster 1 95
5.2. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ - Clúster 1 96

B.1. Matriz de Distancias 120
B.2. Matriz de Distancias 121
B.3. Matriz de Distancias 122
B.4. Matriz de Distancias 123
B.5. Matriz de Distancias 124
B.6. Matriz de Distancias 125
B.7. Matriz de Distancias 126
B.8. Matriz de Distancias 127
B.9. Matriz de Distancias 128

B.10. Matriz de Distancias 129
B.11. Matriz de Distancias 130
B.12. Matriz de Distancias 131
B.13. Matriz de Distancias 132
B.14. Matriz de Distancias 133
B.15. Matriz de Distancias 134
B.16. Matriz de Distancias 135
B.17. Matriz de Distancias 136
B.18. Matriz de Distancias 137
B.19. Matriz de Distancias 138
B.20. Matriz de Distancias 139
B.21. Matriz de Distancias 140
B.22. Matriz de Distancias 141
B.23. Matriz de Distancias 142
B.24. Matriz de Distancias 143
B.25. Matriz de Distancias 144
B.26. Matriz de Distancias 145
B.27. Matriz de Distancias 146
B.28. Nombre de Estaciones (Caudales) 147

C.1. Modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$ 148
C.2. Modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$ - clúster 1 149
C.3. Modelo SARIMA$(4,0,3)(1,1,0)_{12}$ 151
C.4. Modelo SARIMA$(4,0,3)(1,1,0)_{12}$ - clúster 2 154
C.5. Modelo SARIMA$(2,0,1)(1,1,0)_{12}$ 155
C.6. Modelo SARIMA$(2,0,1)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3 156
C.7. Modelo SARIMA$(2,0,1)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3 157
C.8. Modelo SARIMA$(2,0,1)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3 158
C.9. Modelo SARIMA$(3,0,2)(1,1,0)_{12}$ 158
C.10. Modelo SARIMA$(3,0,2)(1,1,0)_{12}$ - clúster 4 164

C.11. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ 166
C.12. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ - clúster 1 168
C.13. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ 169
C.14. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ - clúster 2 172
C.15. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ 173
C.16. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3 176
C.17. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3 177
C.18. Modelo SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3 178
C.19. Modelo SARIMAX$(0,0,3)(1,1,1)_{12}$ 179
C.20. Modelo SARIMAX$(0,0,3)(1,1,1)_{12}$ - clúster 4 183

Resumen

En el presente trabajo se aborda la aplicación del Análisis Clúster para Series de Tiempo orientado al modelamiento de caudales de los principales ríos de Brasil, que se midieron en 179 estaciones repartidas en los mismos, esto a partir de variables climáticas y la combinación de técnicas de modelamiento como SARIMA, SARIMAX y Análisis de Conglomerados (*Clúster*).

Específicamente lo que se hace es crear un número pequeño de clústers (de 2 a 4 clústers) a partir de las 179 estaciones, donde cada grupo contendrá a estaciones en la que sus caudales posean un comportamiento temporal lo más similar posible, luego para cada uno de estos clústers, se proponen dos modelos, el primero es un modelo SARIMA construido para la media funcional de las series de cada clúster, y el segundo, un modelo SARIMAX construido para la serie de tiempo más centralmente ubicada (*medoide*) dentro de cada clúster y considerando como variables exógenas a series climáticas medidas en la estación geográficamente más cercana.

Mostraremos después las ventajas y la eficiencia de modelar una enorme cantidad de series de tiempo con el uso de estas técnicas, esto debido a que el modelo que explica cada clúster puede ser extendido (usando los mismos retardos y variables explicativas) a cada una de las series de tiempo que lo componen. Realizamos estudios comparativos entre ambos modelos, obteniendo resultados cercanos en cuanto a criterios de información y poder predictivo. A pesar de ello el modelo SARIMAX muestra una ventaja en todos los criterios, con lo que mostramos que es posible reducir el problema de modelar 179 series de tiempo, a modelar las series de tiempo de unos cuantos clústers.

Palabras clave: Análisis Clúster para Series de Tiempo, STL-Loess, SARIMAX.

Abstract

This paper deals with the application of the Cluster Analysis for Time Series oriented to the modeling of stream flows of the main rivers of Brazil, which were measured in 179 stations distributed in them, this from climatic variables and the combination of techniques of modeling as SARIMA, SARIMAX and Cluster Analysis.

Specifically, what is done is to create a small number of clusters (from 2 to 4 clusters) from the 179 stations, where each group will contain stations in which their flows have a temporal behavior similar possible, then for each of these clusters, two models are proposed, the first is a SARIMA model built for the functional mean of the series of each cluster, and the second, a SARIMAX model built for the time series most centrally located *(medoid)* inside each cluster and considering as exogenous variables climatic series measured in the nearest geographical station.

We will show later the advantages and the efficiency of modeling a huge amount of time series with the use of these techniques, this because the model that explains each cluster can be extended (using the same delays and explanatory variables) to each one of the time series that compose it. We carry out comparative studies between both models, obtaining close results in terms of information criteria and predictive power. Despite this, the SARIMAX model shows an advantage in all the criteria, thus we show that it is possible to reduce the problem of modeling 179 time series, to modeling the time series of a few clusters.

Keywords: Cluster Analysis for Time Series, STL-Loess, SARIMAX.

Notaciones

$\mathbb{R}$	Conjunto de número reales.
$\mathbb{C}$	Conjunto de número complejos.
$\mathbb{N}$	Conjunto de número naturales.
$\mathbb{Z}$	Conjunto de número enteros.
$\mathbb{R}^k$	Conjunto de vectores reales de dimensión k.
$\mathbb{C}^k$	Conjunto de vectores complejos de dimensión k.
$M_{m\times n}$	Conjunto de Matrices Reales de m filas y n columnas.
$\mathbb{1}_A$	Función Indicatriz del conjunto A
$\langle .,. \rangle$	Producto escalar cotidiano sobre $\mathbb{R}^k$
$\|\|.\|\|$	Norma cotidiana sobre $\mathbb{R}^k$
$[.]_{impar}$	Función entero impar.
$v.a.$	Variable aleatoria.
$i.i.d$	Representa: independientes e idénticamente distribuidas.
$E(.)$	Esperanza matemática de una variable aleatoria.
$V(.)$	Varianza de una variable aleatoria.
$Cov(.,.)$	Covarianza de dos variables aleatorias.
$N(\mu, \sigma^2)$	Distribución Normal con media μ y varianza σ^2.
$r.b.$	Varianza de una variable aleatoria.

Capítulo 1

Introducción

Brasil tiene uno de los sistemas hidrológicos más complejos, diversos y extensos del mundo. A diferencia de la gran mayoría de los países desarrollados, Brasil tiene en los ríos su principal fuente de generación de electricidad, ocupando el tercer lugar dentro de los más grandes productores hidroeléctricos del mundo. Debido a la importancia del sector hidroeléctrico, buscar formas de facilitar y mejorar el modelamiento de datos asociados a este sector es un problema prioritario. Problema provocado por la dificultad que supone lidiar con la enorme cantidad de datos (accesibles desde la web de instituciones como ANA, ONS, NOAA, CPTEC, etc.) asociados a mediciones de Caudales de los ríos que componen este sistema, que cuenta con alrededor de 179 estaciones de medición repartidas en todo Brasil. Dichos datos se presentan en forma de Series de Tiempo que posee tres características que dificultan su análisis, la primera es que estas series de tiempo poseen observaciones mensuales de los caudales en un periodo de tiempo de alrededor de 17 años, es decir, son series relativamente extensas. La segunda característica es que estas series de tiempo son estacionales, característica que es vital considerar antes de proponer un modelo para estas. Finalmente, las series de tiempo asociadas a variables climáticas, mismas que se incorporarán al modelo que explique el comportamiento de los caudales, son series con valores perdidos, por lo que es necesario encontrar un método adecuado de imputación de estos valores, previo a incorporarlas a cualquier modelo.

Hay que destacar que el modelamiento de caudales juega un rol trascendental en la creación de políticas que adopta el sector energético de Brasil, que como se mencionó anteriormente está alimentado en su mayoría por el sector hidroeléctrico en donde el análisis que aquí se plantea permitiría profundizar en la planificación de las operaciones de plantas hidroeléctricas que depende directamente del comporta-

miento temporal de los ríos que las alimentan, esta planificación podría evitar por ejemplo eventos de déficit energético provocados por una deficiencia estructural de la disponibilidad de energía, que a la larga tiene impacto económico y social mayor que los cortes de energía.

En ese contexto, se vuelve plausible la posibilidad de disminuir la dimensión del problema del modelamiento de todas estas series a través de la identificación de grupos o zonas representativas (no necesariamente geográficas) que resuman el comportamiento temporal que poseen los caudales de los ríos. Esto en términos de modelamiento se traduce en pasar del problema de modelar el nivel de caudal en cada una de las 179 estaciones, al problema de modelar únicamente una serie por cada grupo.

Ya que el problema se basa en identificar grupos de ríos cuyos caudales se comportan de manera similar en el tiempo, se propone la utilización del Análisis Clúster, que es una técnica de aprendizaje no supervisada que tiene como objetivo dividir un conjunto de objetos en grupos homogéneos (clústers). La partición se realiza de tal manera que los objetos en el mismo clúster son más similares entre sí que los objetos en diferentes grupos según un criterio definido.

En muchas aplicaciones reales, el análisis de clúster debe realizarse con datos asociados a series de tiempo. De hecho, los problemas de agrupamiento de series de tiempo surgen de manera natural en una amplia variedad de campos, incluyendo economía, finanzas, medicina, ecología, estudios ambientales, ingeniería y muchos otros. Con frecuencia, la agrupación de series de tiempo desempeña un papel central en el problema estudiado. Estos argumentos motivan el creciente interés en la literatura sobre la agrupación de series de tiempo, especialmente en las últimas dos décadas, donde se ha proporcionado una gran cantidad de contribuciones sobre este tema. En Liao (2005) se puede encontrar un excelente estudio sobre la agrupación de series de tiempo, aunque posteriormente se han realizado nuevas contribuciones significativas. Particularmente importante en la última década ha sido la explosión de documentos sobre el tema, provenientes tanto de comunidades de minería de datos como de reconocimiento de patrones. Fu (2011) proporciona una visión general completa y exhaustiva de las últimas orientaciones de minería de datos de series de tiempo, incluida una gama de problemas clave como representación, indexación y segmentación de series de tiempo, medidas de disimilitud, procedimientos de agrupamiento y herramientas de visualización.

Una pregunta crucial en el Análisis Clúster es establecer lo que se quiere decir

con objetos "similares", es decir, determinar una medida de similitud (o disimilitud) adecuada entre dos objetos. En el contexto específico de los datos asociados a series de tiempo, el concepto de disimilitud es particularmente complejo debido al carácter dinámico de las series de tiempo. Las diferencias generalmente consideradas en la agrupación convencional no podrían funcionar adecuadamente con los datos dependientes del tiempo porque ignoran la relación de interdependencia entre los valores. De esta manera, diferentes enfoques para definir una función de disimilitud entre series de tiempo han sido propuestos en la literatura, pero esta investigación se centrará en aquellas medidas asociadas a la autocorrelación (simple, e inversa), correlación cruzada y periodograma de las series propuestos en Struzik y Siebes (1999), Galeano y Peña (2000), Caiado, Crato, y Peña (2006), Chouakria y Nagabhushan (2007) . Estos enfoques basados en características tienen como objetivo representar la estructura dinámica de cada serie mediante un vector de características de menor dimensión, lo que permite una reducción de dimensionalidad (las series temporales son esencialmente datos de alta dimensionalidad) y un ahorro significativo en el tiempo de cálculo, además de que ayudan a alcanzar el objetivo central por el que se utilizará el Análisis Clúster que es el de la modelización de series de tiempo.

Una vez que se determina adecuadamente la medida de disimilitud, se obtiene una matriz de disimilitud inicial (que contiene la disimilitud entre todas las parejas de series), y luego se usa un algoritmo de agrupamiento adecuado para formar los clústers (grupos) con las series. De hecho, la mayoría de los enfoques de agrupamiento de series de tiempo revisados por Liao (2005) son variaciones de algoritmos de particionamiento, por ejemplo: K-Means, K-Medoids, PAM desarrollado por Kaufman y Rousseeuw (1986), o de Clúster jerárquico, que sirven en una gama de disimilitudes específicamente diseñadas para tratar con series de tiempo y algunas de sus características. En particular se analizará el algoritmo de particionamiento CLARA desarrollado por Kaufman y Rousseeuw (1990) con el principal objetivo de analizar grandes conjuntos de datos.

Una etapa adicional dentro del análisis clúster consiste en determinar la cantidad de clústers que es más apropiada para los datos. Idealmente, los clústers resultantes no solo deberían tener buenas propiedades estadísticas (compactas, bien separadas, conectadas y estables), sino también resultados relevantes. Se han propuesto una variedad de medidas y métodos para validar los resultados de un análisis clúster y determinar tanto el número de clústers, así como identificar qué algoritmo de agrupamiento ofrece el mejor rendimiento, algunas de estas ellas pueden encontrarse en

Fraley y Raftery (1998), Duda, Hart, Stork, y cols. (2001), Kerr y Churchill (2001), Salvador y Chan (2004). Esta validación puede basarse únicamente en las propiedades internas de los datos o en alguna referencia externa.

Pues bien, en este punto se tiene un indicador temporal (serie de tiempo) por clúster, que resume el comportamiento del caudal de los ríos en las estaciones que lo componen, a partir de este, se desea obtener un modelo para el clúster, para ello se propone modelar este indicador usando la metodología Box, Jenkins, y Reinsel (1970) que se conoce por su rigurosidad para la identificación, estimación y diagnóstico de modelos dinámicos para analizar series temporales, que además es una de las metodologías más usadas hasta la actualidad. En este caso particular se propone el uso de modelos SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) que son una extensión de los modelos ARIMA desarrollados ampliamente en Box, Jenkins, Reinsel, y Ljung (2015), que además de ajustar el componente cíclico de la serie, pueden modelar su componente estacional propio de una serie de tiempo asociada al caudal de un río, cuyo comportamiento depende evidentemente de condiciones climáticas. Cabe mencionar que estos modelos se caracterizan por ser fáciles de estimar e interpretar ya que no requieren de otras variables ni de estructuras complejas.

Otro modelo para el clúster, es intuitivamente aquel modelo de la serie de tiempo más centralmente localizada en el clúster, es decir, la serie que sea más "cercana o próxima" (en términos de la métrica determinada anteriormente) a todas las series del clúster. Considerando además el hecho de que poseemos información respecto del clima a nivel local, medido en estaciones cercanas a donde se midió el flujo, se propone usar los modelos SARIMAX (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with exogenous variables), que son una extensión de los modelos SARIMA antes mencionados, que cuentan con la ventaja de incluir variables exógenas que podrían mejorar el poder explicativo y predictivo del modelo. Por lo que se usan como variables exógenas de este modelo a las variables de clima de la estación más cercana (geográficamente). Novales (1993) posee una metodología detallada para esta clase de modelos, enfocándose en la estimación de la función de transferencia (asociada a las variables exógenas).

Luego, obtenidos un modelo SARIMA y SARIMAX por clúster, se propone reciclar la información de estos modelos para usarla en el modelamiento de todas las series de caudales (179 en todo Brasil). Como se verá en la sección 2.4.2, para la formación de los clústers que contienen estás series se considera una métrica que permita comparar las funciones de autocorrelación de dichas series, estás funcio-

nes son uno de las principales herramientas en la especificación de un modelo en retardos (aunque no en escala) como lo son los modelo SARIMA y SARIMAX. Partiendo de esto, se propone modelar las 179 series de tiempo usando ambos modelos, SARIMA y SARIMAX, fijando a priori los parámetros p, d, q, P, D, Q, s (no necesariamente tomando los mismos coeficientes estimados para los polinomios AR y MA) hallados en la etapa anterior. Para el caso del modelo SARIMAX se consideran como variables exógenas a las series de tiempo asociadas a datos de clima tomados en la estación geográficamente más cercana, y se mantienen las funciones de transferencia del modelo del clúster.

Finalmente, se comparan los modelos SARIMA y SARIMAX, de cada una de las 179 series, a fin de evaluar cuál de los dos produce mejores resultados en términos generales, considerando criterios como la cantidad de información (AIC, BIC, Hannan-Quinn), y el poder predictivo (MAPE, RMSE).

1.1. Descripción de los Datos

Para está investigación, se recopilaron datos de dos fuentes primarias:

1. Primero, datos correspondientes a Caudales, de frecuencia mensual, disponibles desde enero de 1930 a diciembre de 2015. Estás series fueron obtenidas de la página web del Operador Nacional do Sistema Eléctrico (ONS) mismas que corresponden a series de tiempo de 179 estaciones georreferenciadas. El link de descarga de esta base de datos es:

   `http://www.ons.org.br/download/operacao/hidrologia/Vaz%C3%B5es_Di%C3%A1rias_1931_2015.xls`

   Se muestra en la figura 1.1 la disposición de las estaciones de medición de caudales.

Figura 1.1: Estaciones de Medición de Caudales

2. Por otro lado, se tienen variables relacionadas al Clima, de frecuencia mensual, disponibles desde enero de 2000, hasta enero de 2017. Obtenidas del Instituto Nacional de Meteorología (INMET). Se cuenta con observaciones de 4 variables siguientes en 265 estaciones georreferenciadas.

   - Precipitación
   - Temperatura Máxima
   - Temperatura Mínima
   - Humedad Relativa Media

   El link de descarga de estos datos es:

   `http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep`

   Se muestra en la figura 1.2 la disposición de las estaciones de medición de variables climáticas.

Figura 1.2: Estaciones de Medición de Variables Climáticas

Observación. Para el modelamiento de las series de caudales se considera el periodo enero de 2000 a diciembre de 2015, ya que en este periodo se poseen datos tanto de caudales como de condiciones climáticas, mismas que se incluirán en un modelo SARIMAX como variables regresoras.

Cabe mencionar además que existen otras fuentes de datos, como Climate Explorer, en donde se puede encontrar información mensual (inclusive diaria) de índices globales de clima. Sin embargo, estas variables al no estar georreferenciadas, no se las incluye en el modelo planteado en capítulos posteriores.

Capítulo 2

Marco Teórico

En el presente capítulo, se definen las nociones y conceptos teóricos necesarios para comprender la metodología utilizada en la construcción de los modelos que proponemos para analizar los caudales de los ríos. Se empieza describiendo algunas estructuras de datos y sus respectivos objetos matemáticos asociados. Luego se muestra una propuesta para la limpieza de datos asociados a series de tiempo basada en una técnica de descomposición conocida como STL-Loess. Luego se muestran definiciones que permitirán llevar acabo de manera adecuada el Análisis Clúster, es decir, la elección de la función de disimilitud y algoritmos de agrupamiento. Al final se muestra la metodología Box y Jenkins que se utilizará en la identificación y estimación de los modelos SARIMA y SARIMAX.

2.1. Series de Tiempo

Para el análisis de una variedad de fenómenos económicos o físicos se dispone, en general, de una cierta cantidad de observaciones, tomadas en momentos equidistantes. A una serie de observaciones de este tipo se le llama serie cronológica o temporal (Capa Santos, 2016). A continuación se detallan algunas definiciones y propiedades que permitirán formalizar estas nociones y profundizar en el análisis de este tipo de fenómenos.

DEFINICIÓN 2.1. *Un proceso estocástico es una colección de variables aleatorias* $(Y_t, t \in T)$ *parametrizada por un conjunto* T *llamado espacio de tiempos, en donde las variables toman valores en un conjunto* S *llamado espacio de estados.*

Usualmente se considera $T = \mathbb{R}$ o algún subconjunto de este, como $\mathbb{N}$ o $\mathbb{Z}$. De

igual manera $S = \mathbb{R}$, aunque puede ser $\mathbb{C}$, $\mathbb{R}^k$ o inclusive $\mathbb{C}^k$.

DEFINICIÓN 2.2. *Una serie de tiempo es un proceso estocástico con espacio de tiempos $\mathbb{Z}$ y espacio de estados $\mathbb{R}$.*

DEFINICIÓN 2.3. *Un proceso $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$ se dice fuertemente estacionario si:*

$$\textit{Distribución}(Y_{t_1+l}, Y_{t_2+l}, ..., Y_{t_k+l}) = \textit{Distribución}(Y_{t_1}, Y_{t_2}, ..., Y_{t_k})$$

para $k = 1, 2, ...$ y $t_1, t_2, ..., t_k \in \mathbb{Z}$

DEFINICIÓN 2.4. *Un proceso real $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$ se dice de segundo orden si*

$$E(Y_t^2) < \infty$$

para todo $t \in \mathbb{Z}$.

DEFINICIÓN 2.5. *Un proceso $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$ de segundo orden se dice estacionario si:*

1. $E(Y_t) = c$
2. $Cov(Y_{s+l}, Y_{t+l}) = Cov(Y_s, Y_t)$ *para todo* $s, t, l \in \mathbb{Z}$

DEFINICIÓN 2.6. *Dado un proceso estacionario $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$, se define la función de autocovarianza de este proceso, como sigue:*

$$\gamma(k) := Cov(Y_t, Y_{t-k})$$

Para todo $k, t \in \mathbb{Z}$

Se puede demostrar que la función de autocovarianza cumple las siguientes propiedades:

- $V(Y_t) = \gamma(0)$
- $\gamma(k) = \gamma(-k)$
- $|\gamma(k)| \leq \gamma(0)$

DEFINICIÓN 2.7. *La función de autocorrelación de un proceso estacionario $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$, se define por:*

$$\rho(k) := \frac{\gamma(k)}{\gamma(0)}$$

DEFINICIÓN 2.8. *La función de correlación cruzada de orden k entre los procesos estacionarios $(X_t, t \in \mathbb{Z})$ y $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$, se define como:*

$$\rho_{xy}(k) := \frac{\gamma_{xy}(k)}{\sqrt{\gamma_x(0)\gamma_y(0)}}$$

Donde $\gamma_{xy}(k) := Cov(X_t, Y_{t-k})$, y no depende de t.

DEFINICIÓN 2.9. *Sea $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$ un proceso real de segundo orden, se conoce como ruido blanco (débil) si cumple las siguientes condiciones:*

$E(Y_t) = 0$

$V(Y_t) = \sigma^2 \geq 0$

$Cov(Y_t, Y_s) = 0,$ *para* $s \neq t, \forall t, s \in \mathbb{Z}$

DEFINICIÓN 2.10. *Llamaremos operador de retardo B (Backward), a aquel operador que asocia a un proceso $(X_t, t \in \mathbb{Z})$ el proceso $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$ donde:*

$$Y_t = BX_t = X_{t-1}$$

Se puede demostrar que este operador es lineal e invertible, y su inverso $B^{-1} = F$ (Forward), también conocido como operador de avance, se define por:

$$FX_t = X_{t+1}$$

Además, para todo $n \in \mathbb{N}$ se satisface:

$$B^n X_t = X_{t-n}$$

$$F^n X_t = X_{t+n}$$

2.2. Descomposición STL - Loess

STL es un procedimiento desarrollado por Cleveland, Cleveland, McRae, y Terpenning (1990), que permite descomponer una serie de tiempo en sus componentes estacional, tendencia y Residuo. STL tiene un diseño simple que consiste en una secuencia de aplicaciones del Loess Smoother; la simplicidad permite el análisis de las propiedades del procedimiento y permite un cálculo rápido, incluso para series de tiempo muy largas y con marcadas tendencias, así como estacionalidad. Otras ca-

racterísticas de STL son la capacidad de fijar el nivel de "suavizado" estacional (es decir, que tan suave es la curva asociada) y de tendencias que varían, de manera casi continua, desde una cantidad muy pequeña de suavizado hasta una cantidad muy grande; estimaciones robustas de la tendencia y los componentes estacionales que no están distorsionados por un comportamiento aberrante en los datos; especificación del período de componente estacional a cualquier múltiplo entero del intervalo de muestreo de tiempo mayor que uno; y la capacidad de descomponer series de tiempo con valores perdidos.

Definiciones

2.2.1. Loess-Regresión Local

Sean x_i y y_i (para $i = 1, 2, ..., n$) observaciones de una variable independiente y dependiente respectivamente. La curva de regresión "Loess", $\hat{g}(x)$, es un suavizado de y dado x que puede calcularse para cualquier valor de dominio de la variable independiente. Así Loess está definida sobre cualquier valor no solamente sobre x_i. Como se verá más adelante, esta es una importante característica que permitirá lidiar con los valores perdidos y eliminar el componente estacional de manera sencilla. En realidad Loess puede ser usada para suavizar y en función de cualquier número de variables independientes, pero para STL, solo es necesario considerar una variable independiente.

Primero se calcula $\hat{g}(x)$ de la siguiente manera. Se escoge un entero positivo q. Supongamos $q \leq n$. Los q valores de x_i que son más cercanos a x se seleccionan, cada uno está dado por el *Peso del Vecindario* basado en su distancia desde x. Sea $\lambda_q(x)$ la distancia del *q-ésimo* x_i más lejano de x. Sea W la función de peso tricúbica definida por:

$$W(u) = \begin{cases} (1-u^3)^3 & \text{para } 0 \leq u < 1 \\ 0 & \text{para } u \geq 1 \end{cases}$$

El peso del vecindario para cualquier x_i es

$$v_i(x) = W\left(\frac{|x_i - x|}{\lambda_q(x)}\right)$$

Así un x_i cercano a x tiene el peso más grande; los pesos decrecen a medida que x_i se aleja de x, mientras que se aproxima a cero en el *q-ésimo* punto más lejano. El próximo paso es ajustar un polinomio de grado d a los datos con peso $v_i(x)$ en

(x_i, y_i). El valor del polinomio ajustado localmente evaluado en x es $\hat{g}(x)$. En este caso solo se analiza el caso en que $d = 1$ y 2, es decir, ajustando localmente un polinomio lineal o cuadrático.

Ahora suponiendo que $q > n$. $\lambda_n(x)$ es la distancia de x al x_i más lejano. Para $q > n$ se define $\lambda_q(x)$ por

$$\lambda_q(x) = \lambda_n(x)\frac{q}{n}$$

Luego de manera análoga a lo anterior, se definen los pesos de los vecindarios usando este valor de $\lambda_q(x)$.

Para usar Loess, d y q deben ser previamente elegidos. Las elecciones en el contexto de STL se discutirán a detalle más adelante. A medida que q crece, $\hat{g}(x)$ se hace más suave. Cuando q tiende a infinito, $v_i(x)$ tiende a 1 y $\hat{g}(x)$ tiende al polinomio de mínimos cuadrados ordinarios de grado d.

Suponiendo que cada observación (x_i, y_i) tiene un peso ρ_i que expresa la confianza de la observación relativa a las otras. Por ejemplo, si y_i tiene varianza $\sigma^2 k_i$ donde k_i es conocido, luego ρ_i puede ser $1/k$. Así, se pueden incorporar estos pesos en el suvizamiento Loess en forma sencilla usando $\rho_i v_i(x)$ como los pesos en el ajuste de mínimos cuadrados. Esto provee un mecanismo mediante el cual se puede construir robustez en STL.

El diseño general.

STL consiste de dos procedimientos recursivos: un bucle interno anidado dentro de un bucle externo. En cada uno de los pasos del bucle interno, las componentes de tendencia y estacionalidad son actualizadas una vez; cada recorrido completo del bucle interno consiste de $n_{(i)}$ iteraciones. Cada paso del bucle externo consiste del bucle interno seguido por el cálculo de pesos de robustez; estos pesos son usados en la siguiente corrida del bucle interno para reducir la influencia del comportamiento transitorio y aberrante en las componentes de tendencia y estacionalidad. Un paso inicial del bucle externo se realiza con todos los pesos de robustez iguales a 1, y luego $n_{(0)}$ pasos del bucle externo se llevan a cabo. Las elecciones de $n_{(i)}$ y $n_{(0)}$ se discutirán más adelante.

Suponiendo que el número de observaciones en cada periodo, o ciclo, de la componente estacional es $n_{(p)}$. Por ejemplo, si la serie es mensual con un año de periodicidad, entonces $n_{(p)} = 12$. Es necesario poder referirnos a la subserie de valores en cada posición del ciclo estacional. Por ejemplo, para una serie mensual con

$n_{(p)} = 12$, la primera subserie contiene los valores de Enero, la segunda tiene los valores de Febrero, y así sucesivamente. Se referirán a cada una de estas $n_{(p)}$ subseries como *subserie-ciclo*.

2.2.2. Bucle Interno

Cada paso del bucle interno consiste de un suavizado estacional que actualiza la componente estacional, seguida por suavizado de tendencia que actualiza la componente de tendencia. Suponiendo $S_v^{(k)}$ y $T_v^{(k)}$ para $v = 1, 2, ..., N$ son las componentes estacional y de tendencia al final del *k-ésimo* paso; estas dos componentes se definen para todos los tiempos $v = 1, 2, ..., N$, inclusive donde Y_v es un valor perdido. Las actualizaciones del $(k+1)$ paso, $S_v^{(k+1)}$ y $T_v^{(k+1)}$, son calculadas de la siguiente manera:

Paso 1.

Quitar Tendencia.- Se calcula la serie $Y_v - T_v^{(k)}$ que no tiene tendencia . Si Y_v tiene un valor perdido en un punto particular del tiempo, entonces la serie sin tendencia tiene también un valor perdido en esa posición.

Paso 2.

Suavizar Subseries Ciclo.- Cada subserie-ciclo de la serie sin tendencia es suavizado mediante Loess considerando $q = n_{(s)}$ y $d = 1$. Los valores suavizados se calculan en todas las posiciones de tiempo de las subseries-ciclo, incluyendo aquellos con valores perdidos, y en las posiciones justo antes de la primera posición de la subserie y justo después del último. Por ejemplo, suponga que la serie es mensual, $n_{(p)} = 12$. La colección de los valores suavizados para todas las subseries-ciclo son series estacionales provisionales, $C_v^{(k+1)}$, consiste de $N + 2n_{(p)}$ valores que van desde $v = -n_{(p)} + 1$ hasta $N + n_{(p)}$.

Paso 3.

Paso-bajo Filtro de Suavizado de Subseries Ciclo.- Un filtro paso-bajo es aplicado a $C_v^{(k+1)}$. El filtro consiste de una media móvil de longitud $n_{(p)}$, seguido por otra media móvil de longitud $n_{(p)}$, seguida de una media móvil de longitud 3, seguida de un suavizado Loess con $d = 1$ y $q = n_{(l)}$. La salida. $L_v^{(k+1)}$, está definida en las

posiciones $v = 1$ hasta N porque las tres medias móviles no pueden extenderse hasta el final. El suavizado estacional 2.2.2 fue extendido $n_{(p)}$ posiciones en cada final en anticipación de esta pérdida.

Paso 4.

Quitar tendencia de las Subseries Ciclo suavizadas.- El componente estacional desde el $(k+1)$ *-ésimo* bucle es $S_v^{(k+1)} = C_v^{(k+1)} - L_v^{(k+1)}$ para $v = 1, 2, ..., N$. Se resta $L_v^{(k+1)}$ para evitar que perturbaciones de baja frecuencia entre en la componente estacional.

Paso 5.

Desestacionalización.- Se calcula la serie desestacionalizada $Y_v - S_v^{(k+1)}$. Si Y_v es un dato perdido en una posición particular de tiempo, entonces también lo será en la serie desestacionalizada.

Paso 6.

Suavizado en Tendencia.- La serie desestacionalizada es suavizada mediante Loess con los parámetros $q = n_{(t)}$ y $d = 1$. Los valores suavizados se calculan para todas las posiciones de tiempo $(v = 1, 2, ..., N)$, inclusive donde existen valores perdidos. La componente de tendencia del $(k+1)$ *-ésimo* bucle, $R_v^{(k+1)}$ para $v = 1, 2, ..., N$, es el conjunto de valores suavizados.

Así la porción suavizada estacional del bucle interno corresponde a los pasos 2,3,y 4, mientras que la porción de suavizado en tendencia corresponde al Paso 6

Para llevar a cabo el Paso 1 en el paso inicial a través del bucle interno es necesario definir valores iniciales, $T_v^{(0)}$, para la componente de tendencia. Usando $T_v^{(0)} = 0$ funciona bastante bien. La tendencia se vuelve parte de la Subserie-Ciclo suavizada, $C_v^{(1)}$, pero se elimina en gran medida durante el Paso 4.

2.2.3. Bucle externo

Se supone que se ha realizado una ejecución inicial del bucle interno para obtener estimaciones, T_v y S_v, de la componentes de tendencia y estacionalidad. Luego el residuo es

$$R_v = Y_v - T_v - S_v$$

(Nótese que el residuo, a diferencia de T_v y S_v, no está definido donde Y_v tiene valores perdidos.) Se define un peso a cada posición de tiempo en la que Y_v es observado. Estos *pesos de robustez* reflejan lo extremo que es R_v. Un valor atípico en los datos que resultan en un $|R_v|$ muy grande tendrá un peso pequeño o próximo a cero. Sea

$$h = 6 \text{ mediana}(|R_v|)$$

Luego los pesos de robustez en el tiempo v son:

$$\rho_v = B\left(\frac{|R_v|}{h}\right)$$

Donde B es la función bicuadrática de pesos:

$$B(u) = \begin{cases} (1-u^2)^2 & \text{para } 0 \leq u < 1 \\ 0 & \text{para } u \geq 1 \end{cases}$$

Ahora el bucle interno se repite, pero en las series suavizadas de los Paso 2 y Paso 6, el peso del vecindario para el valor en el tiempo v se multiplica por el peso de robustez, ρ_v. Esto es solo un uso de los pesos de confiabilidad discutidos en la Loess. Estas iteraciones de robustez del bucle externo se llevan a cabo un total de $n_{(0)}$ veces. Cada vez que se ingresa al bucle interno después de la pasada inicial no se fija $T_v^{(0)}$ como se hizo en la pasada inicial, sino se usa el componente de tendencia del Paso 6 del bucle interno anterior.

2.2.4. Elección de Parámetros

Como se nota en la sección anterior, STL necesita de la especificación de los 6 parámetros siguientes:

- $n_{(p)}$ = Número de observaciones en cada ciclo de la componente estacional,
- $n_{(i)}$ = Número de iteraciones a través del bucle interno,
- $n_{(o)}$ = Número de iteraciones robustas del bucle externo,
- $n_{(l)}$ = Parámetro de suavizado para el filtro del paso inferior,
- $n_{(t)}$ = Parámetro de suavizado para la componente de tendencia,

- $n_{(s)}$ = Parámetro de suavizado para la componente estacional.

El parámetro $n_{(p)}$ indica la periodicidad de la serie, por ejemplo para datos diarios de con periodicidad anual se toma $n_{(p)} = 365$, mientras que si los datos son mensuales como en nuestro caso se tomará $n_{(p)} = 12$. Para escoger los demás parámetros Cleveland y cols. (1990) recomiendan elegirlos de la siguiente manera:

1. $n_{(l)} = [n_{(p)}]_{impar}$, es decir, el menor entero impar mayor que $n_{(p)}$.
2. $n_{(s)}$, debe ser un impar mayor o igual que 7.
3. $n_{(t)} = [1{,}5n_{(p)}/(1 - 1{,}5/n_{(s)})]_{impar}$
4. Si no es necesario que las iteraciones sean robustas usar $n_{(i)} = 2$ y $n_{(o)} = 0$. Pero si se desea robustez se debe tomar $n_{(i)} = 1$, y $n_{(o)} = 5$, aunque para asegurar la convergencia del método se puede tomar $n_{(o)} = 10$.

2.3. Tratamiento de Valores perdidos

El tratamiento de valores perdidos en una base de datos es un procedimiento fundamental en cualquier estudio estadístico, debido a que puede provocar en cierta medida un impacto sobre los resultados obtenidos del estudio.

En esta sección se ilustra una propuesta para el tratamiento de valores perdidos en series de tiempo estacionales. Para ello se considera una serie de tiempo $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$, de la que se conocen las observaciones

$$y_1, y_2, ..., y_{j-1}, y_j, y_k, y_{k+1}, ..., y_n$$

donde $1 < j < k < n$, es decir, no se conocen los valores de y_t para $t = j+1, j+2, ..., k-1$. Se considera este caso, en el que existe un periodo, compuesto de instantes consecutivos, en el que no se conoce el valor de y_t, pero se ve que a partir de este es posible extender el método para tratar a series de tiempo con varios periodos o inclusive instantes no consecutivos de tiempo.

Como se ve en la sección anterior, la descomposición STL-Loess permite descomponer aditivamente una serie de tiempo en sus componentes de tendencia y estacionalidad inclusive en aquellos valores de t para los que no se conoce y_t. Entonces se aplica la descomposición STL-Loess a Y_t, así se obtiene su tendencia T_t y estacionalidad S_t en todo instante de tiempo $t = 1, 2, ..., n$. Además, se obtiene un

residuo U_t en aquellos instantes de tiempo t en los cuales se conoce Y_t, es decir para $t = 1, 2, ..., j, k, ..., n$.

$$Y_t = T_t + S_t + R_t \tag{2.1}$$

Se ilustra lo antes mencionado en la figura 2.1, que corresponde a la descomposición STL-Loess de una serie de datos mensuales de precipitación (lluvias) medidos en cierta zona de Brasil, está serie tiene estacionalidad anual (12 meses); nótese que es necesario fijar los parámetros de la descomposición adecuadamente ya que están asociados al número de retardos considerados al estimar tanto la componente estacional como la tendencia. El gráfico muestra en la primera fila la serie climática, en segundo lugar muestra su componente estacional, en tercera fila se encuentra su componente de tendencia, y finalmente el residuo. Como se puede notar las componentes de tendencia y estacionalidad están definidas en todo el dominio de tiempo.

Figura 2.1: Descomposición STL-Loess de Serie

Es decir, bastaría conocer los valores de R_t en todo instante t e inmediatamente se conocería los valores de Y_t de inmediato a partir de la ecuación (2.1).

Así, se propone simular los valores perdidos de R_t. Una forma simple de simular dichos valores, es usando la función de distribución empírica de los Residuos, y el

método simulación de la "Transformada Inversa". Esto debido a que los residuos tienden a comportarse como un proceso estacionario, razón por la cual su distribución es invariante en el tiempo (conservando su media y varianza constantes), suponiendo que se especificaron bien los parámetros de la descomposición STL.

Pues bien, se propone el siguiente algoritmo de simulación de valores perdidos de Y_t.

Algoritmo

1. Primero se calcula la descomposición STL de Y_t. Así se obtiene:

   - T_t, y S_t para $t = 1, 2, ..., n$
   - R_t para $t = 1, 2, ..., j-1, j, k, k+1, ..., n$

2. Luego se calcula la función de distribución empírica $\hat{F}_0(u)$ de los residuos conocidos R_t.

$$\hat{F}_0(u) := \frac{1}{n} \sum_{i \in J} \mathbb{1}_{(R_i \leq u)}$$

   Donde $J = \{1, 2, ..., j-1, j, k, k+1, ..., n\}$

3. Usando el método de la Transformada Inversa (Ross, 2006). Para t desde $j+1$ hasta $k-1$ (instantes en los que se tiene valores perdidos), hacer lo siguiente:

   - Simular $u \sim U[0, 1]$
   - Calcular
$$r = \hat{F}_0^{-1}(u) := inf\{t \in \mathbb{R} : u \leq \hat{F}_0(t)\}$$
   - Definir $R_t := r$
   - Calcular $Y_t := T_t + S_t + R_t$

Volviendo al ejemplo antes mostrado 2.1, luego de aplicar el algoritmo de simulación de valores perdidos se obtiene la serie completa Y_t como se puede observar en la figura 2.2.

Figura 2.2: Serie Corregida

2.4. Análisis de Conglomerados (Clúster)

El análisis de Conglomerados o Clúster es una rama de métodos que tienen el objetivo de agrupar un conjunto de objetos de tal manera que los objetos de cada grupo sean los más "similares" posible, mientras que objetos de distintos grupos sean "distintos". Una etapa fundamental de este análisis corresponde a la especificación de una medida de similitud (o disimilitud) que permita cuantificar que tan similares o distintos son los objetos analizados.

2.4.1. Métricas y Funciones de Disimilitud

Desde un punto de vista general el término proximidad indica el concepto de cercanía en espacio, tiempo o cualquier otro contexto. Desde un punto de vista matemático, ese término hace referencia al concepto de disimilitud o similitud entre dos elementos. Sea O un conjunto finito o infinito de elementos (individuos, estímulos, sujetos u objetos sobre los que se quiere definir una proximidad).

Dados $O_i, O_j \in O$ y δ es una función real de $O \times O \to \mathbb{R}$, con $\delta_{ij} := \delta(O_i, O_j)$. Se dirá que δ es una disimilitud o función de disimilitud si verifica las siguientes

condiciones:

- $\delta_{ij} = \delta_{ji}, \forall i, j$
- $\delta_{ii} \leq \delta_{ij}, \forall i, j$
- $\delta_{ii} = c, \forall i$

La primera condición podría eliminarse, aunque resulta necesaria si se desea comparar con una distancia. No obstante, esa condición suele violarse cuando la disimilitud proviene de juicios emitidos por sujetos, ya que éstos no siempre califican igual al par (O_i, O_j) que al par (O_j, O_i). Las condiciones segunda y tercera suelen establecerse igualmente para $\delta_o = 0$, aunque también es conocido que cuando a un individuo le son presentados dos objetos idénticos, éste tiende a asignarles algún valor de disimilitud no nulo y generalmente positivo, y además no siempre se define $c \geq 0$ ya que, si por ejemplo las disimilitud provienen de una transformación, éstas podrían ser negativas.

Existen diferentes medidas para el cálculo de disimilitud entre un par de variables o individuos. Si se considera una matriz de datos $X = (x_{tj})_{n \times p}$, obtenida de n objetos sobre p vatiables, algunos ejemplos de medidas son:

- *Distancia euclídea ponderada*

$$\delta_{ts} = \left(\sum_{j=1}^{p} w_i (x_{tj} - x_{sj}) \right)^{1/2}$$

- *Métrica de Minkowski*

$$\delta_{ts} = \left(\sum_{j=1}^{p} |x_{tj} - x_{sj}|^{\lambda} \right)^{1/\lambda}, \ \lambda \geq 1$$

- *Separación angular*

$$\delta_{ts} = 1 - \frac{\sum_{j=1}^{p} x_{tj} x_{sj}}{(\sum_j x_{tj}^2 \sum_j x_{sj}^2)^{1/2}}$$

2.4.2. Métricas para Series de Tiempo

El problema de medir similitudes o diferencias entre datos asociados a series de tiempo ha sido estudiado ampliamente por autores como Johnson y Wichern (2004),

además de Galeano y Peña (2000) propusieron comparar las funciones de autocorrelación de las series, Diggle y Fisher (1991) con enfoques no paramétricos comparó el espectro de las series, Piccolo (1990) dió una métrica basada en modelos ARIMA, Diggle y Al Wasel (1997) desarrolló métodos basados en análisis espectral, y Maharaj (2000) comparó dos series estacionarias basándose en sus parámetros autoregresivos . A continuación se detallan dos de las métricas que se utilizan en nuestro análisis.

- Galeano y Peña (2000) propone una métrica que se basa en la estimación de la función de autocorrelación de las series. Sean $(X_t, t \in \mathbb{Z})$, $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$ dos series de tiempo, y $\hat{\rho}_x$, $\hat{\rho}_y$ sus vectores de coeficientes de autocorrelación estimados hasta el retardo k (que se supondrá, es el mayor retardo significativo). Así, se define la distancia como sigue:

  $$d_{ACF}(X_t, Y_t) = \sqrt{(\hat{\rho}_x - \hat{\rho}_y)'\Omega(\hat{\rho}_x - \hat{\rho}_y)}$$

  Donde Ω es una matriz de pesos, simétrica y semidefinida positiva (usualmente $\Omega = I_k$), que se puede utilizar para dar ponderaciones a los coeficientes que decrecen según el retardo. Esta métrica está relacionada con el enfoque paramétrico, ya que los parámetros de la aproximación autorregresiva de las series se calculan a partir de los coeficientes de autocorrelación de las mismas.

- Corduas y Piccolo (2008) definen a partir de trabajos previos como Piccolo (1990), una métrica para series de tiempo que se pueden representar como un proceso de media cero invertible $ARIMA(p, d, q)$. Es decir:

  $$\varphi_p(B)\Delta^d X_t = \theta_q(B)\varepsilon_t$$

  Al ser invertibles las series pueden escribirse en su forma Autoregresiva AR(∞) mediante el operador en retardos

  $$\pi_x(B) = \frac{\theta_q(B)}{\varphi_p(B)} = 1 - \sum_{j=1}^{\infty} \pi_{xj} B^j$$

  bajo esas condiciones, se define la métrica siguiente:

  $$d_{PIC}(X_t, Y_t) = \sqrt{\sum_{j=1}^{\infty} (\pi_{xj} - \pi_{yj})^2}$$

Que es la distancia euclídea entre los coeficientes de las representaciones $AR(\infty)$ de las dos series. Esta distancia d_{PIC} es una medida bien definida debido a la convergencia absoluta de las series $\pi_x(B)$ y $\pi_y(B)$ de los procesos que pertenecen a una clase admisible ARIMA, y satisface las propiedades de una métrica. Además, tiene una interpretación interesante en términos de la función de pronóstico de un proceso lineal, que simplemente está determinado por los valores pasados de la serie y los coeficientes de $\pi(B)$. Por lo tanto, la distancia entre dos procesos ARIMA, con órdenes dadas, es cero si, con el mismo conjunto de valores iniciales, los modelos correspondientes producen los mismos pronósticos. Cabe mencionar que la distancia d_{PIC} no toma en cuenta la varianza del ruido blanco asociado, esta se considera únicamente un factor de escala que depende de la unidad de medida y que no afecta a la estructura temporal del proceso. Además, hallar la distancia supone conocer a priori la representación ARIMA de las series.

2.4.3. Escalonamiento Multidimensional (MDS)

El escalamiento multidimensional, conocido como MDS por sus siglas en inglés, engloba un conjunto de técnicas multivariantes desarrolladas en el ámbito del comportamiento, que persiguen el estudio de la estructura subyacente de un conjunto de objetos, es decir, que pretende representar un conjunto de objetos en un espacio de baja dimensionalidad. La palabra objeto es muy genérica y se refiere, en realidad, a cualquier entidad que se desee comparar, en este caso particular se considera a una series de tiempo. Los modelos y métodos de construcción de escalas multidimensionales fueron desarrollados en la mitad del siglo XX, entre los que cabe citar los trabajos de Stevens (1946), Coombs (1950), Torgerson (1958), Kruskal (1964), y Guttman (1968), que constituyen los antecedentes de los modelos y métodos más modernos de escalamiento multidimensional que pueden considerarse como generalizaciones de los primeros.

En términos generales, el Escalamiento Multidimensional permite representar en un espacio geométrico las proximidades entre pares de objetos a través de distancias (o disimilitudes) en función de un determinado número de dimensiones. Así, el MDS cumple su objetivo en dos etapas. En primer lugar, determina las dimensiones subyacentes más relevantes (normalmente entre 2 y 4). En segundo lugar, construye una representación geométrica de los datos a través de las distancias entre los mismos en las dimensiones relevantes. De esta forma, el MDS asume un paralelismo

entre el concepto psicológico de similitud y el concepto geométrico de distancia.

A continuación se muestra el plantemiento de esta técnica en un contexto general, no se profundiza en ella ya que se usará unicamente para representar sobre un plano bidimensional a las series de tiempo asociadas a estaciones de medición de caudales, a partir de su matriz de disimilitudes. Se puede encontrar esta técnica, sus variantes y extensiones detalladas en trabajos como los de Borg y Groenen (2003) y Cox y Cox (2000).

Modelo General MDS

De modo general, se puede decir que el MDS toma como entrada una matriz de proximidades $\mathcal{D} \in M_{n\times n}$ (disimilitudes entre objetos), donde n es el número de objetos. Cada elemento δ_{ij} de $\mathcal{D}$ representa la disimilitud entre un objeto O_i y el objeto O_j.

$$\mathcal{D} = \begin{pmatrix} \delta_{11} & \delta_{12} & \cdots & \delta_{1n} \\ \delta_{21} & \delta_{22} & \cdots & \delta_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \delta_{n1} & \delta_{n2} & \cdots & \delta_{nn} \end{pmatrix}$$

A partir de esta matriz de proximidades, el MDS proporciona como resultado una matriz $X \in M_{n\times m}$, representación m-dimensional de los n objetos. Cada valor X_{ik} representa la coordenada k del objeto i, para $i = 1, 2, ..., n$.

$$X = \begin{pmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1m} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nm} \end{pmatrix}$$

La matriz X se busca de tal manera que su matriz de distancias $D(X) = (d_{ij})_{n\times n}$, considerando la métrica euclidea sobre $\mathbb{R}^m$, se aproxime lo más posible a la matriz de proximidades $\mathcal{D}$.

$$d_{ij} := \left[\sum_{k=1}^{m} (X_{ik} - X_{jk})^2 \right]^{1/2} \text{, para } i, j = 1, 2, ..., m$$

Existen distintos enfoques desde los cuales se puede hallar X, uno de ellos con-

siste de hallar valores y vectores propios de una matriz asociada a $D(X)$. Se resume el método para hallar X en el siguiente algoritmo:

1. Calcular la matriz $A = (a_{ij})_{n\times n}$, donde $a_{ij} = -\frac{1}{2}\delta_{ij}^2$

2. Calcular la matriz $B = (b_{ij})_{n\times n}$, donde:

$$b_{ij} = a_{ij} - a_{i*} - a_{*j} + a_{**}$$

$$a_{i*} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij}$$

$$a_{*j} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} a_{ij}$$

$$a_{**} = \frac{1}{n^2}\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n} a_{ij}$$

3. Hallar los valores propios de B, $\lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_{n-1}$ y sus respectivos vectores propios $v_1, v_2, \ldots, v_{n-1}$ normalizados de tal manera que $v_k' v_k = \lambda_k$ para $k = 1, \ldots, n-1$. Si B no es semidefinida positiva (posee algún valor propio negativo), se puede ignorar los valores negativos e ir al siguiente paso, o bien, definir adecuadamente una constante c, reemplazar los valores de la matriz de proximidades por $\delta_{ij}' := \delta_{ij} + c(1 - \delta_{ij})$ de tal manera que esta nueva matriz sea semidefinida positiva y volver al paso 1.

4. Elegir el número de dimensiones m en las que se desea representar los objetos. Para ello puede considerar, como criterio de elección, el porcentaje que aportan las m mayores valores propios.

5. Las coordenadas de el objeto O_i vienen dadas por $X_i = (v_{1i}, v_{2i}, \ldots, v_{mi})$ para $i = 1, \ldots, n$, y v_{ki} es la coordenada i-ésima del k-ésimo vector propio.

2.4.4. Algoritmos de Agrupamiento

Una vez que se determina la medida de disimilitud, se obtiene una matriz de disimilitud inicial (que contiene la disimilitud entre parejas de series), y luego se usa un algoritmo de agrupamiento convencional para formar los clústers (grupos) con las series. De hecho, la mayoría de los enfoques de agrupamiento de series de tiempo desarrollados por autores como Liao (2005) son variaciones de procedimientos generales como por ejemplo: K-Means, K-Medoids, PAM, CLARA Kaufman y

Rousseeuw (1986) o de Clúster jerárquico, que utilizan una gama de disimilitudes específicamente diseñadas para tratar con series de tiempo y algunas de sus características. A continuación se detallan dos de los algoritmos que se usarán en nuestro análisis.

Particionamiento alrededor de Medoides (PAM)

El algoritmo PAM propuesto por Rousseeuw y Kaufman (1990), tiene por objetivo hallar k grupos (clústers) a partir de n de objetos , esto mediante la identificación de objetos representativos que están lo más centralmente localizados dentro de cada grupo, estos objetos se conocen como "medoides". El algoritmo consiste de dos fases, en una primera fase, se obtiene un agrupamiento inicial mediante la selección sucesiva de objetos representativos hasta que se hayan encontrado k objetos. El primer objeto es aquel para el cual la suma de las diferencias con todos los demás objetos es lo más pequeña posible. Este objeto es el más centralmente ubicado en el conjunto de objetos. Posteriormente, en cada paso se selecciona otro objeto, este objeto es aquel que disminuye la función objetivo tanto como sea posible.

Algoritmo

1. Seleccionar k objetos arbitrariamente
2. Calcular $T(i,h)$ para todos los pares de objetos, tales que O_i está seleccionado y O_h no. Para el cálculo de $T(i,h)$ se considera lo siguiente:

   a) Supóngase que O_j pertenece al grupo representado por el medoide O_i. Luego suponiendo que O_j es más parecido a O_k que O_h. Así, si se reemplaza O_i por O_h como medoide del grupo, entonces O_j pertenecería al grupo representado por O_k. Por lo tanto el costo de intercambio de medoides respecto de O_j es :

   $$C_j(i,h) = d(O_j, O_k) - d(O_j, O_i)$$

   Nótese que $C_j(i,h) \geq 0$

   b) Supóngase que O_j pertenece al grupo representado por el medoide O_i. Pero esta vez O_j es menos parecido a O_k que O_h. Así, el costo de reemplazar O_i por O_h viene dado por:

$$C_j(i,h) = d(O_j, O_h) - d(O_j, O_i)$$

En este caso $C_j(i,h)$ puede ser positivo o negativo.

c) Supóngase que O_j pertenece a un grupo distinto al representado por el medoide O_i . Sea O_k el medoide de ese grupo. Luego suponiendo que O_j es más similar a O_k que a O_h, entonces:

$$C_j(i,h) = 0$$

d) Supóngase que O_j pertenece al grupo representado por el medoide O_i. Entonces reeplazar O_i con O_h provocaría que O_j pase del grupo representado por O_h al grupo representado por O_k. Así, el costo viene dado por:

$$C_j(i,h) = d(O_j, O_h) - d(O_j, O_k)$$

Nótese que $C_j(i,h) < 0$

e) Finalmente el costo total de reemplazar O_i por O_h está dado por:

$$T(i,h) = \sum_i C_j(i,h)$$

3. Seleccionar el par O_i, O_h que minimice $T(i,h)$. Si el mínimo $T(i,h)$ es negativo, reemplazar O_i con O_h y vuelva al paso 2.

4. Caso contrario, para cada objeto no seleccionado, hallar el medoide más parecido.

Observación. Resultados experimentales obtenidos en Rousseeuw y Kaufman (1990) muestran que PAM funciona adecuadamente con conjuntos de datos pequeños (100 objetos), pero no es eficiente para grandes conjuntos de datos, lo que se puede evidenciar al analizar la complejidad del algoritmo PAM, donde se puede observar que cada iteración del algoritmo tiene un orden de complejidad de $O(k(n-k)^2)$.

CLARA

CLARA (Clustering Large Aplications) es un método desarrollado por Rousseeuw y Kaufman con la finalidad de agrupar un gran número de objetos. El algoritmo CLARA consiste básicamente en aplicar PAM sobre una muestra aleatoria de objetos, en lugar de aplicarlo directamente a todos los objetos. Este algoritmo está motivado partiendo del supuesto de que los medoides de una muestra de objetos tomada aleatoriamente, aproximaría a los medoides de todos los objetos. Para mejorar esta aproximación CLARA toma L muestras y devuelve la mejor agrupación. En este caso, la calidad de agrupamiento se mide como la distancia promedio entre todos los objetos y sus medoides (no solo los de la muestra).

Algoritmo

1. Realizar L veces lo siguiente:
2. Tomar una muestra aleatoria de m de los n objetos, y ejecutar el algoritmo PAM para hallar los k medoides de esta muestra.
3. Para cada objeto O_j en la data completa (no solo en la muestra), determinar cuál de los k medoides es el más similar a O_j.
4. Calcular la disimilitud promedio del grupo obtenido en el paso anterior. Si este valor es menor al mínimo anterior, se actualiza el valor mínimo y se guarda los k medoides del paso 2 como los mejores medoides obtenidos hasta el momento.

Corridas experimentales realizadas en Rousseeuw y Kaufman (1990) muestran que tomar $L = 5$ muestras de tamaño $m = 40 + 2k$ da buenos resultados.

Observación. Se puede corroborar que el orden de complejidad del algoritmo CLARA es $O(k(40+k)^2 + k(n-k))$, esto explica porque CLARA es más eficiente que PAM para valores grandes de n.

Nota. La implementación en el lenguaje de programación R, tanto del algoritmo PAM como CLARA, se encuentran en el paquete *cluster* desarrollado por Maechler, Rousseeuw, Struyf, Hubert, y Hornik (2019). Mientras que los gráficos asociados al análisis clúster con estos dos algoritmos se encuentran en el paquete *factoextra* desarrollado por Kassambara y Mundt (2017)

2.4.5. Validación

Una etapa adicional dentro del análisis clúster consiste en determinar la cantidad de clústers que es más apropiada para los datos. Idealmente, los clústers resultantes no solo deberían tener buenas propiedades estadísticas (compactas, bien separadas, conectadas y estables), sino también resultados relevantes. Se han propuesto una variedad de medidas y métodos para validar los resultados de un análisis clúster y determinar tanto el número de clústers, así como identificar qué algoritmo de agrupamiento ofrece el mejor rendimiento, algunas de estas ellas pueden encontrarse en Fraley y Raftery (1998), Duda y cols. (2001), Salvador y Chan salvador2004determining, y Kerr y Churchill (2001).

A continuación, se muestra un estadístico llamado GAP, desarrollado por Tibshirani, Walther, y Hastie (2001), mismo que considera la dispersión en y entre clústers, que por su versatilidad y fácil estimación puede usarse en la elección del número de clústers para cualquier algoritmo de agrupamiento.

Estadístico GAP

Supóngase que a partir de n objetos se crean k clústers $C_1, \ldots, C_k$, cada clúster C_r posee n_r objetos, y se define:

$$D_r = \sum_{O_i, O_j \in C_r} \delta_{ij}$$

La suma de las distancias dos a dos de todos los objetos del clúster r. Luego, considerando:

$$W_k = \sum_{r=1}^{k} \frac{1}{2n_r} D_r$$

Así W_k es la suma de cuadrados dentro del clúster, alrededor de los centro del Clúster. Luego, se estandariza $log(W_k)$ comparándolo con su esperanza bajo una distribución nula de referencia de los datos.

$$\text{Gap}_n(k) = E_n^*(log(W_k)) - log(W_k)$$

Donde E_n^* denota la esperanza bajo un tamaño de muestra n de la distribución de referencia. El valor estimado $\hat{k}$ será aquel valor que maximice $\text{Gap}_n(k)$.

2.5. Modelamiento de Series de Tiempo

El análisis de los datos experimentales asociados a series temporales conduce a nuevos problemas en el modelamiento estadístico y la inferencia. La evidente correlación existente entre observaciones adyacentes en el tiempo puede restringir severamente la aplicabilidad de muchos de los métodos estadísticos convencionales, que dependen de la suposición de que las observaciones son independientes e idénticamente distribuidas (Shumway y Stoffer, 2017). En esta sección se ofrece un enfoque sistemático que permitirá resolver desde la matemática y estadística los problemas antes descritos, con el objetivo de modelar series de tiempo, en particular las asociadas a caudales, que pueden presentar peculiaridades como la estacionalidad, que dificultan su análisis.

2.5.1. Metodología Box y Jenkins

Llamada así en honor a sus creadores Box y cols., es hasta la actualidad la metodología más utilizada para identificar, estimar, verificar y predecir a partir de un modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average).

DEFINICIÓN 2.11. *Un proceso $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$ de segundo orden se llama $ARIMA(p, d, q)$ si puede representarse mediante la ecuación:*

$$\phi(B)\Delta^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \tag{2.2}$$

Donde, $\phi(z)$ y $\theta(z)$ son polinomios de grado p y q respectivamente, y que tienen raíces fuera del círculo unitario complejo.

En ese caso se dirá también que $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$ responde a un modelo $ARIMA(p, d, q)$. Nótese además que en la ecuación 2.2 se pueden identificar las siguientes componentes:

- B es el operador de retardos,
- $\phi(B)$ es el polinomio AR (Autoregresivo) de orden p,
- $\theta(B)$ es el polinomio MA (Media Móvil) de orden q,
- $\Delta^d := (1 - B)^d$ es el operador de diferenciación de orden d,
- (ε_t) es un ruido blanco de varianza σ^2.

A partir de trabajos como los de Chatfield; Capa Santos, se resume la metodología Box y Jenkins, para el modelamiento de esta clase de procesos, en las siguientes etapas:

1. *Identificación a Priori.* Consiste de examinar los datos para ver que miembro (o miembros) de la clase de procesos ARIMA(p,d,q) es el más adecuado, esto a partir de las observaciones de la serie de tiempo con las que se cuentan. Es decir, en esta etapa se buscan los posibles valores para la tripleta (p,d,q), en general, no se obtiene una sola tripleta de valores, cabe mencionar que en esta etapa juegan un rol fundamental las funciones de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial, pues permiten determinar posibles valores de la tripleta.

2. *Estimación.* En este punto se estiman los parámetros de los modelos escogidos, es decir, se estiman los coeficientes de los polinomios asociados a la parte autoregresiva (polinomios de orden p) y los de las parte media móvil (polinomios de orden q) del proceso.

3. *Validación.* Consiste de verificar las hipótesis realizadas en los modelos estimados en las dos etapas previas. Es decir, realizar pruebas estadísticas para la significancia de los coeficientes estimados, además, analizar los residuos y verificar que se comporta como ruido blanco. Cabe mencionar que luego de esta etapa se podrían rechazar varios modelos, e inclusive todos, en tal caso es necesario plantearse más modelos (nótese que basta elegir una tripleta p, d, q adecuadamente) hasta encontrar al menos uno que pase esta etapa.

4. *Identificación a Posteriori.* En esta etapa se elige el "mejor"modelo, para ello se consideran dos criterios principalmente, el primero es considerar el modelo de mayor poder predictivo, el otro es tomar el de mayor cantidad de "información".

5. *Predicción.* Una vez escogido el mejor modelo se procede a realizar la predicción de los valores de la serie para un tiempo futuro (posterior) al periodo de tiempo considerado en la estimación del modelo.

Nota. Recuerde que las series que se pretenden modelar en este estudio son series asociadas a caudales de ríos, que se conoce tienen un comportamiento estacional, es decir, los datos de caudal correspondientes a un mismo mes de diferentes años tienen tendencia a situarse de manera similar respecto a la media anual. Esto hace

pensar en incluir en el modelo ARIMA retardos que son múltiplos de 12, sin embargo, su cálculo se convertiría en una tarea muy pesada y sujeta a varios errores. Para evitar este aumento drástico de parámetros, Box y cols. propusieron una extensión de los modelos ARIMA que consideren la componente estacional de la serie, conocidos como modelos SARIMA.

DEFINICIÓN 2.12. *Se dirá que un proceso (Y_t) de segundo orden, responde a un modelo SARIMA$(p,d,q)(P,D,Q)_s$ si puede representarse mediante la ecuación:*

$$\phi(B)\Delta^d\Phi(B^s)\Delta_s^D Y_t = \theta(B)\Theta(B^s)\varepsilon_t \tag{2.3}$$

Donde, $\phi(z)$, $\theta(z)$, $\Phi(z)$ y $\Theta(z)$ son polinomios con raíces fuera del círculo unitario complejo.

Cabe mencionar que se puede usar la metodología Box y Jenkins también en los procesos SARIMA, considerando que en las etapas de identificación es necesario escoger en lugar tripletas, arreglos de 7 parámetros (p,d,q,s,P,D,Q). Los 4 parámetros extras corresponden a los órdenes de los polinomios asociados a la parte estacional del modelo:

- Φ es un polinomio de grado P,
- Θ es un polinomio de grado Q,
- $\Delta_s^D := (1-B^s)^D$ es el operador de diferenciación estacional de orden D,y s es el periodo de la estacionalidad. Por ejemplo, $s = 12$ para datos mensuales de estacionalidad anual.

2.5.2. Función de transferencia

Un modelo que relacione una serie temporal (Y_t) (conocida como *output*) con otra serie (o series) (X_t) (conocida como *input*)a modo de variable explicativa (exógena), se conoce como *función de transferencia*. Es decir, si se puede escribir Y_t de la forma:

$$Y_t = f(X_t)$$

Por ejemplo, el caso más sencillo puede ser, considerar a la regresión simple, es decir:

$$Y_t = c + v_0 X_t + N_t$$

Sin embargo, una relación de este tipo podría ocasionar una serie de problemas como:

- Acción de la serie Y_t (output) sobre las series input, en lugar de que las series input afecten a la serie output.
- Se omitido los términos retardos de la variable (o variables) inputs.
- Residuos autocorrelacionados.
- Patrones de autocorrelación comunes compartidos por Y_t y X_t que pueden producir *correlación espuria*.

Pues bien, relaciones como las antes planteadas conllevan a una serie de problemas, pero con unas adecuaciones pueden sobrellevarse, como se muestra a continuación:

$$\begin{aligned} Y_t &= v(B)X_t \\ &= (v_0 + v_1 B + v_2 B^2 + \dots)B^b X_t + N_t \\ &= \frac{\omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_n B^n}{1 - \delta_1 - \dots - \delta_m B^m} B^b X_t + N_t \\ &= \frac{\omega(B)}{\delta(B)} B^b X_t + N_t \end{aligned} \tag{2.4}$$

Esta corresponde a la representación genérica del modelo de función de transferencia con un input. Donde, (Y_t) y (X_t) se suponen estacionarios, (N_t) se conoce como *perturbación*, y $v(B)$ como *función de respuesta al impulso*, ya que sus coeficientes describen el efecto sobre el output (Y_t) que provocaría un impulso en el input (X_t) . Este tipo de relación posee varias ventajas, como son:

- Permite una representación *parsimoniosa*, es decir, con un número reducido de coeficientes.
- Posee una estrategia sencilla para la especificación del modelo dinámico, que captura adecuadamente la relación input sobre output.

- Se cuenta con instrumentos para corroborar que se utilizan inputs y outputs que poseen características análogas de estacionariedad, por lo que los residuos del modelo son estacionarios.

Existe una variedad de alternativas para las funciones de transferencia, otras opciones como considerar una relación no lineal entre el output y el input, o considerar procesos a tiempo continuo, entre otras. Varias de ellas se detallan en (Box y cols., 2015, Capitulo 5), mientras que las distintas variantes , por ejemplo considerando que el input y output no son estacionarios, se analizan a detalle en (Pankratz, 1991).

2.5.3. Modelo SARIMAX

El modelo SARIMAX (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with exogenous variables), es una extensión del modelo SARIMA, que además de considerar la parte estacional de las series de tiempo, integra variables exógenas para aumentar su capacidad explicativa y predictiva.

DEFINICIÓN 2.13. *Un proceso $(Y_t, t \in \mathbb{Z})$ de segundo orden, responde a un modelo SARIMAX$(p,d,q)(P,D,Q)_s(b,m,n)$, si puede representarse mediante la ecuación:*

$$Y_t = v(B)X_t + N_t \tag{2.5}$$

$$\Delta_s^D \Delta^d N_t := \frac{\theta(B)\Theta(B^s)}{\phi(B)\Phi(B^s)}\varepsilon_t$$

Donde, $\phi(z)$, $\theta(z)$, $\Phi(z)$ y $\Theta(z)$ son polinomios con raíces fuera del círculo unitario complejo. Además se tiene:

$$v(B) := \frac{\omega(B)}{\delta(B)}B^b$$

Donde $\omega(z)$ es un polinomio de grado n, $\delta(z)$ un polinomio de grado m.

Y además:

- X_t es la variable exógena (regresora),
- $v(B)$ es la función de respuesta al impulso, asociada a X_t
- El coeficiente b se conoce como *tiempo muerto*.

Metodología Box y Jenkins para el modelo SARIMAX

Para la identificación del modelo SARIMAX se hace una extensión de la metodología Box y Jenkins para modelos ARIMA antes expuesta, añadiendo una etapa dedicada a la identificación de la función de transferencia, la aplicación y ejemplos de esta metodología se encuentra detallada en Novales (1993). Se resume el proceso en las siguientes etapas:

1. Filtrar tanto (Y_t) como (X_t), para $k = 1, 2, ..., K$ para que todas sean estacionarias. Es decir, identificar los parámetros de diferenciación d y D, luego calcular las series:

$$y_t = \Delta^d \Delta_s^D Y_t$$
$$x_t = \Delta^{d'} \Delta_s^{D'} X_t$$

   Este proceso se conoce como *preblanqueo*. La ventaja de este proceso es que ahora se puede plantear la relación entre procesos estacionarios siguiente:

$$y_t = v(B)x_t + n_t \tag{2.6}$$

2. Como x_t es estacionario, hallar un modelo SARMA adecuado para esta serie, es decir:

$$\frac{\phi_x(B)\Phi_x(B)}{\theta_x(B)\Theta_x(B)} x_t = \alpha_t$$

   Donde α_t es un r.b. de varianza σ_α^2

3. Aplicar el modelo hallado en el anterior paso a y_t, es decir:

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)\Phi_x(B)}{\theta_x(B)\Theta_x(B)} y_t$$

   Nótese que de la relación anterior, es posible que β_t no sea un r.b. Luego, es claro que:

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)\Phi_x(B)}{\theta_x(B)\Theta_x(B)} v(B)x_t + \frac{\phi_x(B)\Phi_x(B)}{\theta_x(B)\Theta_x(B)} n_t$$

$$\Longrightarrow \beta_t = v(B)\alpha_t + \varepsilon_t \tag{2.7}$$

Si se multiplica a esta última relación α_{t-j}, suponiendo que ε_t es un ruido blanco, y sacando la esperanza a ambos lados, se obtiene:

$$\gamma_{\alpha\beta}(j) = v_j \sigma_\alpha^2$$

$$\Longrightarrow v_j = \rho_{\alpha\beta}(j)\frac{\sigma_\beta}{\sigma_\alpha}$$

Donde v_j son los coeficientes de $v(B)$ como se ve en 2.4. Es decir, existe una relación directa entre v_j y la función de correlación cruzada de las series α_t y β_t, por lo que se puede tener una aproximación, no muy buena, pero que permitirá conocer los órdenes de los polinomios $\delta(B)$ y $\omega(B)$ que componen $v(B)$. Para ello, hay que considerar lo siguiente:

$$(1 - \delta_1 B - \ldots, -\delta_m B^m)(v_0 + v_1 B + v_2 B^2 \ldots) = (\omega_0 - \omega_1 B - \ldots, -\omega_n^{Bn})B^b$$

$$\begin{aligned}
v_j &= 0 && \text{para } j < b \\
v_j &= \delta_1 v_{j-1} +_2 v_{j-2} + \cdots + \delta_m v_{j-m} + \omega_0 && \text{para } j = b \\
v_j &= \delta_1 v_{j-1} +_2 v_{j-2} + \cdots + \delta_m v_{j-m} - \omega_{j-b} && \text{para } b < j \leq b+n \\
v_j &= \delta_1 v_{j-1} +_2 v_{j-2} + \cdots + \delta_m v_{j-m} && \text{para } j > b+n
\end{aligned} \tag{2.8}$$

De las ecuaciones anteriores se concluye lo siguiente:

a) Los b primeros coeficientes de $v(B)$ son nulos y corresponden al tiempo muerto.

b) Los coeficientes desde v_b hasta v_{b+n} no siguen ningun patrón en particular.

c) Los coeficientes de v_{b+n+1} en adelante siguen una ecuación en diferencias de órden m, con m valores iniciales v_j para $b+n \leq j \leq b+n-m+1$

4. Identificada la función de transferencia, es necesario encontrar la estructura SARMA que falta identificar del modelo SARIMAX, para ello se consideran

dos factores. El primero de ellos, es considerar que para llegar a la relación 2.7, partiendo del supuesto de que:

$$\frac{\phi_x(B)\Phi_x(B)}{\theta_x(B)\Theta_x(B)}n_t = \varepsilon_t \tag{2.9}$$

Que como se ve, tiene relación directa con N_t debido a la ecuación 2.5. Por lo tanto, en la identificación de la estructura SARMA se debe considerar la estructura ya hallada en el paso 2, es decir, incluir en el modelo final, las partes autoregresivas y medias móviles (inclusive estacionales) de 2.9.

Por otra parte, un segundo factor a considerar es que la perturbación es desconocida a priori, por lo que se debe plantear un modelo para la perturbación aproximada n_t^*, que se define como:

$$n_t^* = y_t - v^*(B)x_t$$

Donde:

$$v^*(B) := \frac{\phi_x(B)\Phi_x(B)}{\theta_x(B)\Theta_x(B)}$$

Por lo tanto la relación anterior se reescribe como:

$$n_t^* = y_t - \alpha_t$$

Es decir, se calcula n_t^*, y luego se busca un modelo SARMA, para esta serie, es decir, con polinomios estacionales, pero sin diferencias.

Luego la estructura para el modelo final consistirá de las estructuras SARMA de n_t^* como la hallada en el paso 3, es decir, los polinomios de retardos de la ecuación 2.9.

5. Identificados tanto la función de transferencia asociada a x_t, como el modelo SARMA de n_t, el siguiente paso es validar el modelo y de ser necesario corregirlo. Para que el modelo sea aceptado, los residuos ε_t deberían comportarse como un ruido blanco, es decir, su función de autocorrelación debe ser estadísticamente nula. De igual manera la función de correlación cruzada entre ε_t y α_t (o equivalentemente con x_t), no debe ser significativamente distinta de cero. Para lo cual, hay que considerar que los intervalos de confianza para la correlación cruzada en general vienen dados por:

$$IC(\rho_{\varepsilon\alpha}(j)) \approx \pm 1{,}96\sqrt{\frac{1+\sum_{h=1}^{k}\hat{\rho}_\varepsilon(h)\hat{\rho}_\alpha(h)}{T-j}}$$

Donde T es el número de observaciones con las que se estimaron las funciones de autocorrelación.

De igual manera las correcciones se realizan en función de lo observado en las funciones de autocorrelación de los residuos, esto para corregir la estructura SARMA del modelo. Por otro lado, para corregir la función de respuesta al impulso $v(B)$ se analiza la correlación cruzada entre los residuos ε_t y los x_t, que se puede probar, mide la discrepancia entre el modelo real versus el modelo planteado.

Observación. Un caso más general del modelo SARIMAX antes expuesto, es considerar más de una variable exógena, autores como Pankratz (1991) abordan ampliamente el problema de identificación de esta clase de modelos, que resulta análoga a la metodología aquí expuesta. También desarrolla un análisis detallado de las funciones de respuesta al impulso, los patrones que siguen los coeficientes v_j gráficamente, según el orden de los polinomios que los componen.

Capítulo 3

Metodología

En este capítulo se describe a detalle la metodología utilizada en la construcción de los modelos que aquí se han propuesto para analizar los caudales de los ríos correspondientes a las 179 estaciones de medición. Se resumen las etapas de este análisis a continuación:

1. Realizar Análisis de Conglomerados (Clúster).

    a) Elegir la Métrica (disimilitud). Se consideran dos métricas, y se escoge la más adecuada.

    b) Elegir algoritmo de agrupamiento. En nuestro caso el algoritmo CLARA, basado en el algoritmo PAM.

    c) Elegir el número de clústers.

2. Obtener un modelo que represente el comportamiento de cada clúster.

    a) Una opción consiste en agregar la información de las series de tiempo que componen el clúster considerando la media funcinal, considerando las series como trayectorias de un mismo proceso, esta nueva serie resume el comportamiento de todos los miembros del clúster. Hecho esto, se modela la media funcional que representa el clúster mediante un modelo SARIMA. Así, se obtiene un modelo por cada clúster.

    b) La segunda opción consiste de identificar a la serie de tiempo más *central* del clúster, es decir, se halla la serie más cercana, en términos de la métrica elegida, a todas las series del clúster. Identificada esta serie, se

procede a modelarla mediante un modelo SARIMAX, que incluye variables exógenas, para ello se consideran las series temporales asociadas a datos de clima (precipitación, temperatura máxima y mínima y humedad relativa) de la estación de medición más cercana. Por lo tanto de este paso se obtiene también un modelo por clúster.

c) Ahora se puede comparar este par de modelos y optar por aquel que produzca mejores resultados en, términos generales, considerando criterios como la cantidad de Información, y el poder predictivo.

3. Una vez elegido el modelo para cada clúster, se procede a modelar cada una de las 179 series de caudales. Para ello, se recicla información del modelo del clúster. Por ejemplo, si el modelo de un clúster es SARIMA (p_0, d_0, q_0) $(P_0, D_0, Q_0)_{s0}$, entonces, para modelar una serie perteneciente a dicho clúster, se hace precisamente mediante un modelo SARIMA fijando los mismos parámetros $p_0, d_0, q_0, P_0, D_0, Q_0, s_0$, y posteriormente estimando los coeficientes de los polinomios en retardos asociados a este modelo.

Es decir, al aplicar esta metodología es necesario analizar una serie de tiempo por cada clúster, en lugar de analizar 179. A continuación se muestran los resultados obtenidos en cada etapa.

Nota.- Toda esta metodología se automatizó, mediante la creación de una aplicación web, disponible al público, basada completamente en el lenguaje de programación R (versión 3.5). Puede ver a detalle el desarrollo del código para esta investigación en el apéndice 4. Todos los resultados mostrados a partir de este punto se pueden obtener en dicha aplicación.

3.1. Aplicación del Análisis Clúster

Pues bien, como ya se mencionó en el capítulo anterior, se tienen varias métricas definidas para series de tiempo, de las que se consideran particularmente dos, (d_{ACF} y d_{PIC}) relacionadas directamente al modelamiento en retardos de las series de tiempo, sin embargo como ya se comentó d_{PIC} tiene la desventaja de que es necesario conocer a priori la estructura ARIMA de las series para poder calcularla, por

esa razón se eligió la métrica d_{ACF}, que únicamente se basa en los coeficientes de autocorrelación estimados, los que son sencillos de calcular. A partir de está métrica, se calcula la matriz de distancias D, tabla B.1.

3.1.1. Representación de D

A partir de la matriz, y usando la técnica de Escalonamiento Multidimensional (MDS), se obtiene una representación en 2 dimensiones de cada serie de tiempo (asociada a una estación de medición de caudales). Es decir, se obtienen 179 puntos en $\mathbb{R}^2$ cuya matriz de distancias es lo más parecida posible a D, se muestra dicha representación en la figura 3.1.1

Figura 3.1: MDS - Representación en R^2 de D

3.1.2. Elección del Algoritmo de Agrupamiento

A partir de la matriz de distancias D, y aplicando el tanto el algoritmo de agrupamiento CLARA como PAM, por ejemplo para formar $K = 3$ grupos, se obtienen agrupaciones parecidas, tal como se puede ver en la figura 3.2 , 3.3. Las ligeras semejanzas en los grupos formados obedece a que el algoritmo CLARA, usa el algoritmo

PAM pero con remuestreo. Sin embargo, la diferencia radica en la velocidad de ejecución de ambos algoritmos, como ya lo se mencionaron en el capítulo anterior, el algoritmo CLARA es mucho más eficiente en la formación de grupos (considerando el tiempo de ejecución).

Figura 3.2: Clústers generados con PAM

Figura 3.3: Clústers generados con CLARA

3.1.3. Elección de número de clústers

En esta sección, se hace uso del estadístico GAP, antes descrito, que permitirá hallar el número más adecuado de grupos, que hay que formar. Se resumen los resultados de este estadístico, para distintos número de clústers formados con el algoritmo CLARA, en la figura 3.4.

Figura 3.4: Número Óptimo de Clusters

Como se puede observar, el número óptimo de clústers en los que se debe agrupar las series de tiempo es $K = 4$.

3.1.4. Características de Clústers formados

Elegido el número de clústers adecuado, se ejecuta el algoritmo CLARA con $K = 4$ número de clústers, y se obtienen los distintos grupos a los que corresponde cada serie. A continuación, se analizarán distintas representaciones de los clústers.

1. *Representación en* $\mathbb{R}^2$. Como se puede apreciar en la figura 3.5, las envolventes convexas de los puntos de cada clúster forman grupos bien definidos de puntos (estaciones), que a pesar de estar bastante cercanos, ninguno de ellos se sobrepone a los otros.

Figura 3.5: Representación de Clústers en $\mathbb{R}^2$

2. *Representación geográfica.* Como se puede apreciar en la figura 3.6, se observa que a diferencia de la representación de las estaciones en $\mathbb{R}^2$, no se tienen regiones bien definidas, hay clústers que poseen estaciones (de otros clústers) dentro de la región que delimitan sus elementos, por lo que parecerían mezclarse. Cabe la pena destacar que, viendo con mayor detalle, las serie de un mismo clúster tienden a disponerse sobre la ribera de un mismo río, como se ve por ejemplo en la figura 3.7, esto se explicaría por la elección de la métrica con la que se construyeron los clústers, ya que considera la estructura temporal del caudal (medido en las estaciones) y deja de lado la escala. Así si en dos estaciones los caudales crecen (o decrecen) en espacios de tiempo parecidos, y si considerar a que escala, entonces su distancia d_{ACF} será pequeña.

Figura 3.6: Representación Geográfica de Clústers

Figura 3.7: Acercamiento a Clúster (representación Geográfica)

3. *Gráfico de las Series de Tiempo.* Como se puede observar en la figura 3.8, y como era de esperarse, las series de tiempo del Clúser 1, tiene un comportamiento parecido en todo el periodo considerado, variando solo en escala. Lo propio

sucede en el Clúster 2 y 4, como se pude observar en las figuras 3.9, 3.11. Mientras que el Clúster 3 se observan series que parecen tener un comportamiento temporal menos parecido que el visto en los otros clústers, aunque tras una observación más minuciosa se observa que en realidad las series son parecidas considerando unos retardos.

Figura 3.8: Series de Tiempo del Clúster 1

Figura 3.9: Series de Tiempo del Clúster 2

Figura 3.10: Series de Tiempo del Clúster 3

Figura 3.11: Series de Tiempo del Clúster 4

3.2. Modelamiento de Series de tiempo

En esta sección, se plantearán dos modelos para cada clúster. Por una parte, se plantea un modelo SARIMA aplicado a un representate del clúster, una primera idea era considerar la como serie representativa a la primera componente principal obtenida del ACP funcional del clúster, si embargo como se pudo constatar en la sección

anterior, dicha serie no recoge el comportamiento estacional de los caudales, por esta razón se optó por elegir a la media funcional de las series (vistas como trayectorias de un mismo proceso estocástico), que como se vio tiene un comportamiento bastante similar, aunque suavizado, al de todas las series del clúster.

El segundo modelo que se plantea es un modelo SARIMAX aplicado a la serie *medoide* del clúster, es decir, aquella serie más centralmente ubicada (en términos de la métrica d_{ACF}), estas series se obtienen durante la ejecución del algoritmo de agrupamiento CLARA (y también PAM). Considerando en este caso como variables regresoras a las series climáticas, de la estación geográficamente más cercana a la estación de medición de caudales.

A continuación, se muestra un paso previo, la limpieza de los datos que se poseen, necesaria para un correcto modelamiento de series temporales.

Limpieza de Datos de Clima Un punto importante previo al modelamiento, es la limpieza de los datos. En este caso se cuenta con una alta presencia de valores perdidos especialmente en las series asociadas a variables Climáticas. Por lo que se decidió retirar todas aquellas series que contengan más del 10 % de valores perdidos. Mientras que para las restantes, se aplica el algoritmo de limpieza a los valores perdidos de las series climáticas (2.3).

Pues bien, aplicando el algoritmo de de limpieza a las 4 variables climáticas (Precipitación, temperatura máxima, temperatura mínima, y humedad relativa), se obtuvieron valores simulados que concuerdan con los valores conocidos, considerando que las series, luego de este proceso de limpieza, no alteraron su estructura general, tal como se puede ver en la figura 3.13.

Figura 3.12: Serie de Tiempo Climática

Figura 3.13: Serie de Tiempo Climática Corregida

3.2.1. Modelo SARIMA del Clúster

Como se mencionó anteriormente, se modelará una serie representante del clúster, en este caso la media funcional de las series de caudales que lo componen (ver figura 3.14), para ello se sigue la metodología Box y Jenkins, por lo que se analizará en primer lugar la función de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial de la serie, como se puede ver en la figura 3.15, se tienen picos fuera de las bandas de confianza, que se repiten periódicamente (cada 12 retardos).

Figura 3.14: Caudal - Clúster 1

Figura 3.15: Función de Autocorrelación Caudal - Clúster 1

Es evidente que esta serie no es estacionaria, y que es necesaria una diferenciación de tipo estacional (ver figura 3.16). Después de diferencial estacionalmente, se tiene una función de autocorrelación que no decrece rápidamente y que en varios retardos se encuentra fuera de las bandas de confianza (ver figura 3.17). Aunque se puede aplicar el test de Dickey Fuller para ver si es necesaria una diferenciación (no estacional) adicional.

```
##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  vazd1
## Dickey-Fuller = -3.8929, Lag order = 5, p-value = 0.01643
## alternative hypothesis: stationary
```

Figura 3.16: D(Caudal,12) - Clúster 1

Figura 3.17: Función de Autocorrelación D(Caudal,12) - Clúster 1

Como se puede ver en 3.2.1, el test de Dickey Fuller arroja un P-valor $= 0{,}016 < 0{,}05$, por lo que se concluye que el proceso ya es estacionario. Pues bien, en este punto se conocen los parámetros $d = 0$ y $D = 1$ del modelo SARIMA, resta identificar los órdenes p, P, q y Q de los polinomios Autoregresivos y Medias Móviles. Para ello, nótese que la función de autocorrelación parcial posee picos fuera de las ban-

Tabla 3.1: Modelo SARIMA$(5,0,0)(0,1,0)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	2.6400	0.0839	31.4736	0.0000	***
ar2	-2.6453	0.2363	-11.1939	0.0000	***
ar3	1.2955	0.3064	4.2280	0.0000	***
ar4	-0.3321	0.2367	-1.4028	0.1607	
ar5	0.0215	0.0846	0.2548	0.7989	

Resumen:
sigma^2 = 12.49, loglikelihood = -402.23, AIC = 816.45, BIC =834.43, Hannan-Quinn =824.72

das hasta el retardo 5, por lo que la parte autoregresiva del modelo podría incluir 5 retardos, por lo tanto, se empieza planteando un modelo SARIMA$(5,0,0)(0,1,0)_{12}$.

Como se puede ver en la tabla 3.1, los coeficientes asociados a los dos mayores retardos del polinomio AR son no significativos, por lo que es posible que sea necesario quitarlos del modelo. Por otra parte analizando los residuos del modelo, se puede observar por una parte que la función de Autocorrelación se encuentra dentro de las bandas de confianza, excepto en el retardo 12, por otro lado analizando los P-valores del Test Portmanteau (ver figura 3.18), en la versión de Ljung-Box, se observa que estos son menores a 0.05 a partir del retardo 7, por lo que se concluye que los residuos son significativos. Por lo tanto, no se rechaza la independencia de los residuos de este modelo, así que es necesario modificarlo.

Figura 3.18: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(5,0,0)(0,1,0)

Considerando ahora un orden menor del polinomio autoregresivo, debido a que los coeficiente asociados a los mayores retardos resultaron no ser significativos. Tras probar con el modelo SARIMA$(4,0,0)(0,1,0)_{12}$, se puede ver que todos sus coeficientes son significativos (3.2).

En cuanto a los residuos de este modelo se puede ver en la figura 3.19 que la función de autocorrelación tiene un pico fuera de las bandas únicamente en el retardo 12, por lo que es posible que sea necesario incorporar un retardo del polinomio media móvil (MA) o autoregresivo (AR) estacional. Además, se puede observar que los p-valores del estadístico de Ljung-Box aun son menores que 0.05 después del séptimo retardo.

Tabla 3.2: Modelo SARIMA(4,0,0)(0,1,0)$_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	2.6340	0.0805	32.709	0e+00	***
ar2	-2.6185	0.2117	-12.367	0e+00	***
ar3	1.2392	0.2124	5.835	0e+00	***
ar4	-0.2754	0.0814	-3.383	7e-04	***

Resumen:
sigma^2 = 12.49, loglikelihood = -402.26, AIC = 814.52, BIC =829.5, Hannan-Quinn =821.41

Figura 3.19: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(4,0,0)(0,1,0)

Pues bien, agregando ahora al modelo el primer retardo del polinomio autore-

Tabla 3.3: Modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	2.6590	0.0806	32.970	0.0000	***
ar2	-2.6100	0.2147	-12.155	0.0000	***
ar3	1.1814	0.2148	5.499	0.0000	***
ar4	-0.2390	0.0810	-2.950	0.0032	**
sar1	-0.7377	0.0534	-13.813	0.0000	***

Resumen:
sigma^2 = 6.07, loglikelihood = -353.63, AIC = 719.26, BIC =737.24, Hannan-Quinn =727.53

gresivo estacional, con lo que se plantearía un modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$. Tal como se puede ver en la tabla 3.3, se obtiene un modelo con todos los coeficientes significativos, y con residuos independientes, tal como se puede ver en la figura 3.20.

Figura 3.20: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(4,0,0)(1,1,0)

Tras analizar estos estos tres modelos, y considerando los criterios de información como los dados por los estadísticos AIC, BIC, y Hannan Quinn, se elige como mejor modelo al SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$, ya que minimiza todos estos criterios, obteniendo $AIC = 719{,}2606$, $BIC = 737{,}2439$, Hannan Quinn$= 727{,}5325$. Además posee residuos que se comportan como ruido blanco, según las pruebas, de varianza menor. Finalmente se puede representar este modelo mediante la siguiente ecuación:

$$(1 - 2{,}659B + 2{,}610B^2 - 1{,}181B^3 + 0{,}239B^4)(1 + 0{,}738B^{12})\Delta_{12}Y_t = \varepsilon_t \tag{3.1}$$

Observación. Los modelos hallados para cada uno de los cuatro clúster, siguiendo el mismo método descrito en esta sección, se encuentra en el apéndice C.1. Así mismo puede encontrar los coeficientes estimados, significancia de los mismos, y estadísticos de la bondad de ajuste, de los modelos de cada uno de las series asociadas a las estaciones que componen cada clúster. Se comentará más adelante, los resultados obtenidos en términos generales comparándolos con los modelos obtenidos usando los modelos SARIMAX que se presentan a continuación.

3.2.2. Modelo SARIMAX del Clúster

En esta sección se buscará un segundo modelo que represente el Caudal para el clúster 1, para ello se considerará la serie *medoide* del clúster, se halla una por cada clúster durante la ejecución del algoritmo CLARA, y se usará como representante del comportamiento del caudal de este clúster. Se aplicará un modelo SARIMAX usando como variables regresoras a la Precipitación, Temperatura Máxima, Temperatura Mínima, y Humedad Relativa medidas en la estación más cercana (geográficamente) a donde se midió el caudal asociado al medoide (ver figuras 1.1, 1.2.

En este caso, el medoide correspondiente al clúster 1 es el de la estación MACHADINHO (217) (ver figura 3.21), mientras que la estación de clima más cercana, asociada a esta, es CAMPOS NOVOS(83887) (ver figura 3.22). Siguiendo la metodología propuesta por Box y Jenkins, cuya aplicación se encuentra a detalle en Novales (1993), se obtiene lo siguiente.

Figura 3.21: Caudal - Estación Machadinho

Figura 3.22: Series Climáticas - Estación Campos Novos

Preblanqueo de Series

En primer lugar se necesita *preblanquear* las series, tanto la serie de caudal, como las cuatro series asociadas a clima. Para ello se puede analizar sus funciones de autocorrelación y realizar el test de Dickey Fuller, a fin de identificar si es necesario diferenciar las series.

- Para preblanquear la serie de caudales del la estación MACHADINHO (217) se analiza la función de autocorrelación (ver figura 3.23), que si bien es cierto presenta picos de periodicidad 12, estos no se encuentran fuera de las bandas de confianza, es decir, existe la posibilidad de que el proceso sea estacionario, para corroborarlo se puede ejecutar el test de Dickey Fuller (ver 3.2.2), donde se obtiene un P-valor= 0,01, es decir, se rechaza la existencia de raíces unitarias a favor de la hipótesis alternativa de que la serie es estacionaria, por lo tanto no es necesario diferenciar esta serie.

Figura 3.23: Autocorrelación - Caudal

```
##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  VazTrain
## Dickey-Fuller = -5.2, Lag order = 5, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

- De igual manera para el caso de la serie asociada a Precipitación, se observa una función de autocorrelación dentro de las bandas de confianza (ver figura

3.24), con picos fuera de las bandas en los retardos 15 y 30, por lo que da cierto indicio de que esta serie es estacionaria, lo que puede corroborar aplicando el test de Dickey Fuller (3.2.2), en el que se obtiene un P-valor= 0,01, es decir, la serie asociada a Precipitación es también estacionaria.

Figura 3.24: Autocorrelación Precipitación

```
##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  Xtrain[, 1]
## Dickey-Fuller = -4.7, Lag order = 5, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

- Para el caso de la serie asociada a Temperatura Máxima y Mínima, se observa un comportamiento similar de sus funciones de autocorrelación (ver figura 3.25, 3.26), ambas con picos periódicos fuera de las bandas de confianza, lo que podría indicar la necesidad de diferenciar estas series estacionalmente.

Figura 3.25: Autocorrelación Temperatura Máxima

Figura 3.26: Autocorrelación Temperatura Mínima

- Finalmente, analizando la serie asociada a Humedad Relativa (ver figura 3.27), se observa que la función de autocorrelación presenta picos relativamente pequeños periódicos cada 12 retardos, que apenas salen de las bandas, por lo que es posible que la serie sea estacionaria, para corroborarlo se realiza el test de

Dickey Fuller, donde se obtiene un P-valor= 0,01, es decir, se concluye que la serie es estacionaria, y por lo tanto no es necesario diferenciar esta serie.

```
##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  Xtrain[, 4]
## Dickey-Fuller = -5.8, Lag order = 5, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

Figura 3.27: Autocorrelación Humedad Relativa

Como se puede observar en la figura 3.28, se ha obtenido series estacionarias mediante el proceso de preblanqueo de las series tanto de caudales como climáticas. Por lo que se puede pasar al siguiente paso de la metodología Box y Jenkins para el modelo SARIMAX.

Figura 3.28: Series Blanqueadas

Figura 3.29: Corrleaciones Cruzadas - Variables Exógenas

Figura 3.30: Corrleaciones Cruzadas - Caudal vs. Variables Exógenas

Identificación de Funciones de Respuesta al Impulso

Siguiendo la metodología de identificación de este modelo, se pasa a la etapa de identificación de las funciones de respuesta al impulso asociadas a las variables climáticas. Considerando lo siguiente:

- $v^{(1)}(B)$: Función de respuesta al impulso asociada a la Precipitación $x_t^{(1)}$.
- $v^{(2)}(B)$: Función de respuesta al impulso asociada a la Temperatura Máxima $x_t^{(2)}$.
- $v^{(3)}(B)$: Función de respuesta al impulso asociada a la Temperatura Mínima $x_t^{(3)}$.
- $v^{(4)}(B)$: Función de respuesta al impulso asociada a la Humedad Relativa $x_t^{(4)}$.

Como se mostró en el capítulo anterior, esta etapa consiste de hallar modelos SARMA para cada variable exógena, es decir al final de esta etapa se obtienen modelos del tipo:

$$\frac{\phi_x^{(k)}(B)\Phi_x^{(k)}(B)}{\theta_x^{(k)}(B)\Theta_x^{(k)}(B)}x_t^{(k)} = \alpha_t^{(k)}$$

donde $\alpha_t^{(k)}$ es un r.b. de varianza σ_k^2, para $k = 1, 2, 3, 4$.

A continuación se muestran los 4 modelos SARMA obtenidos, sus coeficientes, significancia, bondad de ajuste y validación de residuos.

1. Siguiendo la metodología Box y Jenkins clásica, se obtuvo, para la variable Precipitación, un modelo SARMA con parámetros $p = 1$, $P = 2$, $q = 0$ y $Q = 1$. Se muestran los coeficientes de este modelo y su significancia en la tabla 3.4, se muestra además, en la figura 3.31, el análisis de los residuos, donde de acuerdo a los P-valores del estadístico de Ljung-Box (Portmanteau), se concluye sigue que los residuos del modelo se comportan como un r.b.

Tabla 3.4: Modelo SARMA(1,0)(2,1) - Precipitación

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.1740	0.0808	2.153	0.0313	*
sar1	0.7661	0.1173	6.529	0.0000	***
sma1	-1.0276	0.1352	-7.601	0.0000	***
sma2	0.4029	0.1039	3.879	0.0001	***
intercept	170.3718	10.9360	15.579	0.0000	***

Resumen:
sigma^2 = 6957.57, loglikelihood = -864.64, AIC = 1741.28, BIC =1759.26, Hannan-Quinn =1749.55

Figura 3.31: Residuos SARMA(1,0)(2,1) - Precipitación

Tabla 3.5: Modelo SARMA(4,0)(0,2) - Temperatura Máxima

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.3445	0.0737	4.673	0.0000	***
ar4	-0.3300	0.0708	-4.657	0.0000	***
sma1	-0.9512	0.1103	-8.620	0.0000	***
sma2	0.1802	0.1092	1.651	0.0988	.

Resumen:
sigma^2 = 2.75, loglikelihood = -292, AIC = 594.01, BIC =608.99, Hannan-Quinn =600.9

2. De igual manera, para la variable Temperatura Máxima se obtuvo un modelo SARMA con parámetros $p = 4$, $P = 0$, $q = 0$ y $Q = 2$. Se muestran los coeficientes de este modelo y su significancia en la tabla 3.5, se muestra además, en la figura 3.32, el análisis de los residuos, donde de acuerdo a los P-valores del estadístico de Ljung-Box (Portmanteau), se concluye sigue que los residuos del modelo se comportan como un r.b.

Figura 3.32: Residuos SARMA(4,0)(0,2) - Temperatura Máxima

3. Para la variable Temperatura Mínima se obtuvo un modelo SARMA con parámetros $p = 2$, $P = 2$, $q = 2$ y $Q = 1$. Se muestran los coeficientes de este modelo y su significancia en la tabla 3.6, se muestra además, en la figura 3.33, el análisis de los residuos, donde de acuerdo a los P-valores del estadístico de Ljung-Box (Portmanteau), se concluye sigue que los residuos del modelo se comportan como un r.b.

Tabla 3.6: Modelo SARMA(2,2)(2,1) - Temperatura Mínima

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	1.4773	0.1401	10.5418	0.0000	***
ar2	-0.8168	0.1221	-6.6882	0.0000	***
ma1	-1.1716	0.1778	-6.5899	0.0000	***
ma2	0.4973	0.1810	2.7470	0.0060	**
sar2	-0.1144	0.1217	-0.9397	0.3474	
sma1	-0.7657	0.0909	-8.4195	0.0000	***

Resumen:
sigma^2 = 3.02, loglikelihood = -298.25, AIC = 610.49, BIC =631.47, Hannan-Quinn =620.14

Figura 3.33: Residuos SARMA(2,2)(2,1) - Temperatura Mínima

Tabla 3.7: Modelo SARMA(2,0)(3,0) - Humedad Relativa

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.2121	0.0799	2.655	0.0079	**
ar2	0.2238	0.0801	2.796	0.0052	**
sar1	-0.7224	0.0856	-8.443	0.0000	***
sar2	-0.4171	0.0986	-4.230	0.0000	***
sar3	-0.1639	0.0926	-1.769	0.0769	.

Resumen:
sigma^2 = 22.99, loglikelihood = -443.05, AIC = 898.1, BIC =916.08, Hannan-Quinn =906.37

4. Finalmente para la variable Humedad Relativa se obtuvo un modelo SARMA con parámetros $p = 2$, $P = 3$, $q = 0$ y $Q = 0$. Se muestran los coeficientes de este modelo y su significancia en la tabla 3.7, se muestra además, en la figura 3.34, el análisis de los residuos, donde de acuerdo a los P-valores del estadístico de Ljung-Box (Portmanteau), se concluye sigue que los residuos del modelo se comportan como un r.b.

Figura 3.34: Residuos SARMA(2,0)(3,0) - Humedad Relativa

Ahora se puede pasar al paso 3 de la metodología 2.5.3, que consiste de identificar los órdenes de los polinomios $\delta^{(k)}(B)$, $\omega^{(k)}(B)$ que componen las funciones de respuesta al impulso $v^{(k)}(B)$ asociadas a $x_t^{(k)}$. Para ello un primer paso consiste de estimar los coeficientes $v_j^{(k)}$ de las funciones de respuesta al impulso, esto a partir de los valores de la función de correlación cruzada entre $\alpha_t^{(k)}$, hallada en el paso anterior, y $\beta^{(k)}$ que resulta de aplicar el modelo SARMA de la k-ésima variable, pero a la serie y_t, es decir:

$$\beta^{(k)} = \frac{\phi_x^{(k)}(B)\Phi_x^{(k)}(B)}{\theta_x^{(k)}(B)\Theta_x^{(k)}(B)} y_t$$

Los coeficientes estimados de $v_j^{(k)}$ vienen dados por:

$$\hat{v}_j^{(k)} = \hat{\rho}_{\alpha\beta}(j)\frac{\hat{\sigma}_{\beta^{(k)}}}{\hat{\sigma}_\alpha}$$

Se muestran a continuación, los coeficientes estimados de $v_j^{(k)}$ para cada una de las 4 variables climáticas

1. Para la variable Precipitación $x_t^{(1)}$, se obtienen los valores estimados de $v_j^{(1)}$ para $j = -36, \ldots, 0, \ldots, 36$, se representan en la figura 3.35. Se puede observar en la figura 3.35 que los coeficientes estimados siguen un comportamiento sinusoidal, conducta usual de sucesiones que son solución de ecuaciones en diferencias de segundo grado, por lo tanto se considera $m = 2$, retardos del polinomio $\delta^{(1)}(B)$. Como los primeros valores de $v_j^{(1)}$ no son próximos a cero, se toma $b = 0$. Cabe recalcar que la función de correlación cruzada tiene un pico en $j = -8$, es decir, la máxima correlación se da entre y_t y $x_{t+8}^{(1)}$, por lo que podría ser necesario considerar $n = 8$ retardos del polinomio $\omega^{(1)}(B)$.

Figura 3.35: Coeficientes v_j estimados - Precipitación

2. Para la variable Temperatura Máxima $x_t^{(2)}$, se observa que los coeficientes $\hat{v}_j^{(2)}$ se encuentran dentro de las bandas de confianza, y no siguen un patron en específico (figura 3.36). Así, consideramos $m = 0$, mientras que como todos los coeficientes $\hat{v}_j^{(2)}$ se encuentran dentro de las bandas de confianza, entonces se toman $b = 0$, y $n = 0$. Es decir, se ingresa esta variable sin retardos, como si se tratara de una regresión múltiple.

Figura 3.36: Coeficientes v_j estimados - Temperatura Máxima

3. Para la variable Temperatura Mínima $x_t^{(3)}$, se observa que los coeficientes $\hat{v}_j^{(3)}$, de manera similar a la Temperatura Mínima, se encuentran dentro de las bandas de confianza a excepción de los retardos $j = 4$ y $j = -20$, aunque es descartado por el principio de parsimonia (ya que hace que el modelo tenga demasiados coeficientes a estimar y se vuelva más complejo), por lo que se toma $n = 4$. Además no siguien un patrón claro (figura 3.37), por lo tanto se toman $m = 0$, $b = 0$.

Figura 3.37: Coeficientes v_j estimados - Temperatura Mínima

4. Para la variable Humedad Relativa $x_t^{(4)}$, se observa que los coeficientes $\hat{v}_j^{(4)}$ se encuentran dentro de las bandas de confianza y no siguen un patrón en particular se toman $b = 0$ y $m = 0$, a excepción de los retardos $j = 3$ y $j = -7$ (figura 3.38). Así, posibles valores a considerar son $n = 3$ y $n = 7$, pero por el principio de parsimonia, solo se considera $n = 3$.

Figura 3.38: Coeficientes v_j estimados - Humedad Relativa

Identificadas las funciones de respuesta al impulso, para cada una de las variables, considerando únicamente las variables que no se encuentren correlacionadas, se continua con el paso 4 de la metodología, en este punto se debe identificar la estructura SARMA que compone el modelo SARIMAX, para ello, se consideran dos factores, el primero es que las funciones de respuesta al impulso $v^{(k)}(B)$ tienen como término común al polinomio estacional autoregresivo (SAR) de grado 2, por lo que se incluye este en el modelo final. Otro factor a analizar es la perturbación n_t, para identificar si es necesario incluir más coeficientes tanto en la parte autoregresiva como media móvil del modelo final.

Para ello se procede a modelar n_t precisamente mediante un modelo SARMA.

Para este caso, la perturbación viene dada por:

$$n_t^* = y_t - \alpha_t^{(1)} - \alpha_t^{(2)} - \alpha_t^{(3)} - \alpha_t^{(4)}$$

Observando la figura 3.39 se ve que la función de autocorrelación y autocorrleación parcial de n_t^* tienen picos fuera de las bandas de confianza en los retardos 1 y 10, en el resto de retardos muestra un comportamiento con picos periódicos, pero dentro de las bandas de confianza, por lo que podría ser necesario incluir polinomios estacionales en el modelo final.

Figura 3.39: Autocorrelación n_t

Tras analizar la función de autocorrelación de n_t^*, se propone el modelo ARMA$(1,0)$. Como se muestra en la tabla 3.8, todos los coeficientes son significativos, mientras que analizando los residuos del modelo (ver figura 3.40), se observa que todos los P-valores del estadístico Ljung-Box son mayores que 0.05, por lo tanto los residuos se comportan como un ruido blanco.

Tabla 3.8: Modelo ARMA(1,0) - Perturbación

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.534	0.0691	7.730	0	***
intercept	794.235	86.9489	9.134	0	***

Resumen:
sigma^2 = 246784.96, loglikelihood = -1128.97, AIC = 2263.95, BIC =2272.94, Hannan-Quinn =2268.09

Figura 3.40: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) ARMA(1,0)

Estimación del modelo

A partir de las anteriores etapas, se identifica un modelo inicial del tipo SARIMAX $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ con 4 variables exógenas, y con funciones de respuesta al impulso con órdenes (b_k, m_k, n_k) como se muestran a continuación:

- Precipitación $v^{(1)}$: $b_1 = 0$, $m_1 = 2$, $n_1 = 8$
- Temperatura Máxima $v^{(2)}$: $b_2 = 0$, $m_2 = 0$, $n_2 = 0$
- Temperatura Mínima $v^{(3)}$: $b_3 = 0$, $m_3 = 0$, $n_3 = 4$
- Humedad Relativa $v^{(4)}$: $b_4 = 0$, $m_4 = 0$, $n_4 = 3$

Estimando los coeficientes de este modelo se obtienen los resultados de la tabla 3.9.

Observación. Como se ve en la tabla 3.9 tiene varios de lo coeficientes no significativos, para varios de ellos no es posible estimar numéricamente sus errores estándar, por lo que es necesario, por una parte, quitar aquellas componentes menos significativas. En esta etapa se hace notoria la necesidad de eliminar variables del modelo, para ello se considera el criterio de quitar aquellas variables exógenas que se encuentren correlacionadas entre si y que no tengan una alta correlación con la variable *output* (Caudal). Para ello se observaron las funciones de correlación cruzada representadas en las figuras 3.29 y 3.30 respectivamente.

Quitando la variable Temperatura Máxima y posteriormente Mínima, ya que tampoco tenía coeficientes asociados significativos, se llega al modelo SARIMAX $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$, con 3 variables exógenas, cuyas funciones de respuesta al impulso tienen órdenes (b_k, m_k, n_k) como se muestran a continuación:

- Precipitación $v^{(1)}$: $b_1 = 0$, $m_1 = 0$, $n_1 = 8$
- Humedad Relativa $v^{(4)}$: $b_4 = 0$, $m_4 = 0$, $n_4 = 3$

Estimando los coeficientes de este modelo se obtienen los resultados de la tabla 3.10. Como se puede observar, para este modelo se obtiene que todos los coeficientes son significativos.

Sin embargo, al analizar sus residuos (ver figura 3.41), se ve que los P-valores del estadístico de Ljung-Box son menores a 0.05, por lo tanto se considera que la autocorrelación de los residuos es significativa, y se rechaza su independencia.

Tabla 3.9: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.5313	0.0769	6.9068	0.0000	***
sar1	-0.5047	0.1022	-4.9375	0.0000	***
sar2	0.0073	0.1103	0.0664	0.9470	
Precipitacion-AR1	0.0014	0.0995	0.0139	0.9889	
Precipitacion-AR2	0.0004	NaN	NaN	NaN	NA
Precipitacion-AR3	-0.0015	NaN	NaN	NaN	NA
Precipitacion-AR4	0.0004	0.2781	0.0013	0.9990	
Precipitacion-AR5	0.0039	0.1381	0.0279	0.9777	
Precipitacion-AR6	0.0075	NaN	NaN	NaN	NA
Precipitacion-AR7	-0.0108	NaN	NaN	NaN	NA
Precipitacion-AR8	-0.0197	NaN	NaN	NaN	NA
Precipitacion-MA0	-0.0759	0.6072	-0.1251	0.9005	
Precipitacion-MA1	-0.2714	0.1537	-1.7652	0.0775	.
Precipitacion-MA2	-0.2411	NaN	NaN	NaN	NA
TemperaturaMax-MA0	-2.6956	17.2030	-0.1567	0.8755	
TemperaturaMin-AR1	0.1600	NaN	NaN	NaN	NA
TemperaturaMin-AR2	1.2014	0.0717	16.7484	0.0000	***
TemperaturaMin-AR3	-0.4237	0.1022	-4.1453	0.0000	***
TemperaturaMin-AR4	-0.5483	0.0225	-24.3311	0.0000	***
TemperaturaMin-MA0	-7.9281	NaN	NaN	NaN	NA
HumedadRelativa-AR1	-0.4741	0.1337	-3.5447	0.0004	***
HumedadRelativa-AR2	0.5896	0.3065	1.9236	0.0544	.
HumedadRelativa-AR3	0.6813	0.0604	11.2786	0.0000	***
HumedadRelativa-MA0	-4.7599	4.9517	-0.9613	0.3364	

Resumen:
sigma^2 = 313747.19, loglikelihood = -1040.07, AIC = 2130.15, BIC =2205.08, Hannan-Quinn =2164.61

Tabla 3.10: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.4786	0.0765	6.260	0e+00	***
sar1	-0.6467	0.0894	-7.235	0e+00	***
sar2	-0.3157	0.0898	-3.515	4e-04	***
Precipitacion-AR1	-0.3706	0.0728	-5.090	0e+00	***
Precipitacion-AR2	-0.4814	0.0641	-7.513	0e+00	***
Precipitacion-AR3	-0.4302	0.0738	-5.832	0e+00	***
Precipitacion-AR4	-0.4701	0.0800	-5.873	0e+00	***
Precipitacion-AR5	-0.4877	0.0736	-6.625	0e+00	***
Precipitacion-AR6	-0.3947	0.0790	-4.998	0e+00	***
Precipitacion-AR7	-0.4521	0.0776	-5.824	0e+00	***
Precipitacion-AR8	-0.8195	0.0973	-8.423	0e+00	***
Precipitacion-MA0	1.1374	0.3457	3.291	1e-03	***
HumedadRelativa-AR1	0.7383	0.0825	8.951	0e+00	***
HumedadRelativa-AR2	0.7195	0.1122	6.415	0e+00	***
HumedadRelativa-AR3	-0.8279	0.0864	-9.581	0e+00	***
HumedadRelativa-MA0	-11.6721	3.3004	-3.537	4e-04	***

Resumen:
sigma^2 = 216121.53, loglikelihood = -1031.31, AIC = 2096.62, BIC =2147.57, Hannan-Quinn =2120.05

Tabla 3.11: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.5542	0.0746	7.428	0.0000	***
sar1	-0.7186	0.0860	-8.360	0.0000	***
sar2	-0.3867	0.0843	-4.585	0.0000	***
Precipitacion-AR1	-1.7641	0.0529	-33.338	0.0000	***
Precipitacion-AR2	-0.9481	0.0494	-19.174	0.0000	***
Precipitacion-MA0	0.1475	0.0882	1.673	0.0943	.
HumedadRelativa-AR2	0.7495	0.2187	3.428	0.0006	***
HumedadRelativa-MA0	-7.3258	4.3291	-1.692	0.0906	.

Resumen:
sigma^2 = 254742.56, loglikelihood = -1043.44, AIC = 2104.89, BIC =2131.86, Hannan-Quinn =2117.29

Tras probar varias combinaciones de parámetros y con la ayuda de las funciones de aucorrelación, se puede corregir las partes SARMA del modelo,y de las funciones de correlación cruzada entre los residuos y x_t^k para corregir las funciones de respuesta al impulso, se llega al modelo SARIMAX $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$, cuyas funciones de respuesta al impulso tienen órdenes (b_k, m_k, n_k) como se muestran a continuación:

- Precipitación $v^{(1)}$: $b_1 = 0$, $m_1 = 0$, $n_1 = 2$
- Humedad Relativa $v^{(4)}$: $b_4 = 0$, $m_4 = 0$, $n_4 = 2$

Estimando los coeficientes de este modelo se obtienen los resultados de la tabla 3.11. Como se puede observar, para este modelo se tienen todos los coeficientes significativos.

Y tras analizar los residuos asociados a este modelo (ver figura 3.42), se tiene que los P-valores del estadístico de Ljung-Box son mayores que 0.05, por lo que se puede aceptar que sus residuos son independientes. Así, este es el modelo que representará el Clúster 1. Se puede representar este modelo mediante la siguiente ecuación:

$$\Delta_{12} Y_t = \frac{0{,}148}{1 + 1{,}764B + 0{,}948B^2} \Delta_{12} X_t^{(1)} + \frac{-7{,}326}{1 - 0{,}749B^2} \Delta_{12} X_t^{(4)} + \frac{1}{(1 - 0{,}554B)(1 + 0{,}719B^{12} + 0{,}387B^{24})} \varepsilon_t \tag{3.2}$$

En la siguiente sección se hace una breve reseña del uso de la aplicación web creada para facilitar la ejecución de la metodología ya descrita.

Mientras que en la sección (Capítulo 5) se muestran a detalle los resultados de modelar todas las series que componen el clúster 1, partiendo de un modelo con los mismos parámetros (aunque no los mismos coeficientes), así mismo se muestran las predicciones e intervalos de confianza obtenidas de los modelos SARIMA y SARIMAX correspondientes.

Figura 3.41: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$

Figura 3.42: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$

Capítulo 4

Aplicación Web

A continuación, se muestra una guía de uso de la aplicación web que implementa la metodología antes descrita.

4.1. Módulo: Clustering

En este módulo el usuario puede realizar una serie de variantes del análisis clúster expuesto en este documento. Incorporta 10 métricas distintas como:

1. Autocorrelación
2. Correlación de Pearson
3. Correlación Temporal
4. Métrica Euclidea
5. Métrica de Fourier
6. Métrica Infinito
7. Métrica Manhatan
8. Métrica Minkwoski
9. Autocorrelación Parcial
10. Periodograma

Así mismo es posible usar 3 diferentes algoritmos de agrupamiento:

1. K-Medias
2. PAM - CLARA
3. Clúster Jerárquico

Como se ilustra en la figura (4.1), una vez definidos estos dos parámetros y el número de clústers que se desean construir, y dando clic en el botón `Clusterizar`, la aplicación web crea los clústers, además una sugerencia del número óptimo de clústers que se deben construir, también se muestran las estaciones georeferenciadas en un mapa, opcionalmente su representación MDS en $\mathbb{R}^2$, así mismo se genera una tabla con las estaciones y a que clúster corresponden, si se seleccionan estaciones de esta lista, la aplicación muestra gráficos de las series de tiempo de Caudales asociados a estas estaciones.

Figura 4.1: Módulo Clustering

4.2. Módulo: SARIMAX

Este módulo se compone de dos secciones, la primera (ver 4.3) busca definir las componentes SARIMA del modelo asociado al Caudal de una estación (de un clúster predefinido), en nuestro caso, la estación *medoide* o central del clúster, aunque se puede elegir cualquiera. En la segunda parte se trata de elegir las variables regresoras asociadas a estaciones de medición climatologica (ver 4.4). Elegidas estas dos componentes, la aplicación estima el modelo asociado y muestra una serie de estadísticos de validación del modelo, análisis de residuos, predicciones del modelo (para la serie modelada), y una tabla con todos los modelos estimados para los caudales del clúster (ver 4.6).

Figura 4.2: Módulo SARIMAX

Figura 4.3: Módulo SARIMAX

Figura 4.4: Módulo SARIMAX

Tesis | Introducción | Clustering | ACP Funcional | SARIMAX

Variables Regresoras

En la siguiente tabla se muestran las series climáticas asociadas a las estaciones de medición más cercanas a las estaciones donde se midieron los Flujos que componen el Clúster. Además, podemos encontrar la gráfica de dichas series, así como un mapa donde podemos observar las estaciones de medición de Flujos y sus correspondientes estaciones de medición de Clima.

Nota: Es posible que sea necesario desestacionalizar las series de clima, antes de ser usadas en el modelo.

☐ Desestacionalizar Series de Clima.

Puede incluir en el modelo además, variables como la serie de Fujos representante del Clúster, así como las series que representan a las variables Climáticas: Precipitación, Temperatura Máxima, Temperatura Mínima, y Humedad (halladas a partir de ACP Funcional).

☐ Flujo del Clúster

☐ Precipitación del Clúster

☐ Temperatura Máxima del Clúster

☐ Temperatura Mínima del Clúster

☐ Humedad del Clúster

Variables Regresoras | Gráfico | Data

Show 7 entries Search:

	Estacion_Clima	Latitud	Longitud	Estacion_Vazoe
	All	All	All	All
1	BENTO GONCALVES(83941)	-29.15	-51.51	CASTRO ALVES (98)
2	BENTO GONCALVES(83941)	-29.15	-51.51	14 DE JULHO (284)
3	CAMPOS NOVOS(83887)	-27.38	-51.2	GARIBALDI (89)
4	CAMPOS NOVOS(83887)	-27.38	-51.2	BARRA GRANDE (215)
5	CAMPOS NOVOS(83887)	-27.38	-51.2	CAMPOS NOVOS (216)
6	CAMPOS NOVOS(83887)	-27.38	-51.2	MACHADINHO (217)
7	CHAPECO(83883)	-27.11	-52.61	SEGREDO (76)

Figura 4.5: Módulo SARIMAX

Tesis | Introducción | Clustering | ACP Funcional | SARIMAX

Resultados

Modelamiento Estación: 14 DE JULHO (284)

Coeficientes | Residuos | Predicción

En esta sección presentamos un resumen general del modelo estimado a partir de los parámetros antes fijados.

```
[1] "************   Variable VAZOE  ***************"
[1] "14 DE JULHO (284)"
[1] "************   Vazoe Seleccionado  ***********"
      Fecha 14 DE JULHO (284)
1 2000-01-01                 83
2 2000-02-01                150
3 2000-03-01                257
4 2000-04-01                121
5 2000-05-01                149
6 2000-06-01                233
[1] "**********   Estaciones CLIMA   *********"
[1] "BENTO GONCALVES(83941)"
[1] " "
[1] " "
[1] "*******************   MODELO SARIMAX   ********************"
Series: VazTrain
Regression with ARIMA(6,0,2)(1,1,0)[12] errors

Coefficients:
         ar1      ar2      ar3     ar4    ar5     ar6     ma1    ma2     sar1
      0.2544  -0.2848  -0.0236  0.1285  0.089  -5e-04  0.0470  0.402  -0.5449
s.e.     NaN      NaN      NaN     NaN    NaN     NaN  0.0256  0.014      NaN
      BENTO GONCALVES(83941)_PrecipitacaoTotal
                                       -0.0572
s.e.                                    0.2390
      BENTO GONCALVES(83941)_TempMaximaMedia
                                     -17.7114
s.e.                                  21.0532
      BENTO GONCALVES(83941)_TempMinimaMedia
                                      20.8523
s.e.                                  21.5485
      BENTO GONCALVES(83941)_UmidadeRelativaMedia
                                         -2.7603
s.e.                                      6.4798
```

Figura 4.6: Módulo SARIMAX

Figura 4.7: Módulo SARIMAX

Capítulo 5

Resultados

En el presente capítulo se analizan los modelos SARIMA (ver 3.1) y SARIMAX (ver 3.2) estimados para cada una de las series de tiempo asociadas a Caudales medidos en las estaciones que componen el clúster 1.

Para el caso del modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$, se resumen en la tabla 5.1, los coeficientes estimados, su significancia, varianza de los residuos, y estadísticos como AIC,BIC, de cada una de las 41 series que componen el clúster 1. Como se puede observar los coeficientes asociados al retardo 1 de los polinomios autoregresivo y autoregresivo estacional, son significativos en las 41 estaciones, mientras que los coeficientes asociados a los retardos 2 y 3 del polinomio autoregresivo son significativos en únicamente cinco estaciones. En cambio el coeficiente asociado al retardo 4 del polinomio autoregresivo es no significativo en todos los casos.

En cuanto al modelo SARIMAX $(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ con funciones de respuesta al impulso con órdenes:

- Precipitación $v^{(1)}$: $b_1 = 0$, $m_1 = 0$, $n_1 = 2$
- Humedad Relativa $v^{(4)}$: $b_4 = 0$, $m_4 = 0$, $n_4 = 2$

Observando el resumen de los resultados de este modelo en la tabla 5.2, se ve que todos los coeficientes asociados a la estructura SARIMA del modelo son significativos en todas las series de tiempo del clúster. En la mayoría de series, los retardos 1 y 2 del polinomio autoregresivo asociado a la variable exógena Precipitación, son significativos, seguidos por el retardo 2 del polinomio autoregresivo asociado a la variable Humedad Relativa. Los coeficientes asociados a los polinomios media móvil de las dos variables exógenas, son no significativos en su mayoría.

Tabla 5.1: Modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$ - Clúster 1

Estación-Caudal	ar1	ar2	ar3	ar4	sar1	sigma^2	Log-Verosim	AIC	BIC
LAJES/P.PASSOS/FONTES NOVA (202)	0.399 ***	0.087	0.057	0.021	-0.384 ***	1.155e+01	-360.5	733.0	750.4
14 DE JULHO (284)	0.36 ***	0.067	-0.082	0.125	-0.569 ***	6.655e+04	-950.6	1913.2	1930.7
CASTRO ALVES (98)	0.315 ***	0.092	-0.094	0.131	-0.573 ***	2.125e+04	-873.0	1758.0	1775.5
BAIXO IGUAÇU (81)	0.586 ***	-0.173 .	0.027	-0.044	-0.424 ***	1.367e+06	-1155.1	2322.1	2339.6
BARRA GRANDE (215)	0.423 ***	0.03	-0.049	0.099	-0.538 ***	5.915e+04	-942.3	1896.6	1914.1
CAMPOS NOVOS (216)	0.551 ***	-0.101	0.029	0.05	-0.524 ***	7.836e+04	-961.4	1934.7	1952.2
DESVIO JORDÃO ARTIFICIAL (70)	0.226 **	-0.133	0.091	-0.076	-0.503 ***	4.526e+03	-767.2	1546.3	1563.8
GARIBALDI (89)	0.551 ***	-0.103	0.032	0.05	-0.526 ***	6.388e+04	-947.5	1907.0	1924.5
MACHADINHO (217)	0.592 ***	-0.122	0.031	0.072	-0.531 ***	3.140e+05	-1055.8	2123.7	2141.2
PEDREIRA (109)	0.229 **	0.08	0.252 **	0.064	-0.532 ***	7.163e+01	-485.6	983.2	1000.7
PIMENTAL ARTIFICIAL (302)	0.295 ***	-0.225 *	0.098	-0.05	-0.511 ***	2.369e+06	-1193.0	2397.9	2415.4
SÃO ROQUE (88)	0.539 ***	-0.102	0.051	0.046	-0.531 ***	4.350e+04	-921.4	1854.8	1872.3
TRAIÇÃO (104)	0.29 ***	0.066	0.236 **	0.065	-0.524 ***	1.955e+02	-553.8	1119.6	1137.1
SEGREDO Y DESVIO ARTIFICIAL (75)	0.641 ***	-0.166	-0.009	-0.025	-0.421 ***	3.925e+05	-1070.2	2152.4	2169.9
ITÁ (92)	0.54 ***	-0.096	0.047	0.059	-0.534 ***	6.723e+05	-1107.6	2227.2	2244.7
MONJOLINHO (220)	0.467 ***	-0.014	0.123	-0.009	-0.516 ***	5.723e+03	-783.3	1578.7	1596.2
PASSO FUNDO (93)	0.529 ***	-0.04	0.096	-0.011	-0.508 ***	1.593e+03	-696.4	1404.7	1422.2
QUEBRA QUEIXO (286)	0.47 ***	-0.029	-0.028	0.03	-0.454 ***	4.057e+03	-759.4	1530.8	1548.3
SALTO OSORIO (78)	0.61 ***	-0.177 .	0.016	-0.04	-0.415 ***	6.763e+05	-1107.2	2226.3	2243.8
SALTO SANTIAGO (77)	0.615 ***	-0.181 .	0.019	-0.042	-0.417 ***	6.109e+05	-1100.3	2212.5	2230.0
SEGREDO (76)	0.626 ***	-0.167	-0.006	-0.023	-0.422 ***	3.412e+05	-1060.7	2133.4	2150.8
JACUÍ (112)	0.536 ***	0.083	-0.045	0.107	-0.504 ***	2.097e+04	-871.6	1755.3	1772.7
PASSO REAL (111)	0.536 ***	0.083	-0.045	0.108	-0.505 ***	2.055e+04	-870.2	1752.5	1770.0
PEDRA DO CAVALO (254)	0.293 ***	-0.114	-0.092	0.129	-0.701 ***	8.109e+03	-809.2	1630.4	1647.8
ALTO TIETÊ (160)	0.385 ***	0.036	0.282 **	0.02	-0.598 ***	1.026e+01	-354.2	720.3	737.8
FOZ DO CHAPECÓ (94)	0.535 ***	-0.064	0.036	0.053	-0.541 ***	1.023e+06	-1136.2	2284.5	2302.0
SALTO CAXIAS (222)	0.586 ***	-0.173 .	0.027	-0.044	-0.424 ***	1.171e+06	-1144.5	2301.0	2318.5
FOZ DO AREIA (74)	0.614 ***	-0.137	-0.028	-0.018	-0.43 ***	2.532e+05	-1040.5	2092.9	2110.4
DESVIO JORDAO (73)	0.548 ***	-0.143	0.057	-0.086	-0.445 ***	1.102e+04	-827.4	1666.8	1684.2
FUNDÃO (72)	0.51 ***	-0.102	0.037	-0.091	-0.44 ***	8.156e+03	-806.9	1625.7	1643.2
MAUÁ (57)	0.583 ***	-0.105	0.069	-0.083	-0.5 ***	3.649e+04	-909.2	1830.5	1847.9
MONTE CLARO (97)	0.353 ***	0.072	-0.083	0.124	-0.566 ***	6.189e+04	-945.6	1903.3	1920.8
DONA FRANCISCA (114)	0.443 ***	0.218 *	-0.078	0.067	-0.512 ***	5.928e+04	-942.3	1896.7	1914.2
ITAUBA (113)	0.486 ***	0.156 .	-0.067	0.098	-0.508 ***	3.651e+04	-909.3	1830.7	1848.2
PASSO SÃO JOÃO (103)	0.523 ***	0.129	-0.022	0.048	-0.483 ***	4.345e+04	-921.0	1854.0	1871.5
SÃO JOSÉ (102)	0.52 ***	0.129	-0.022	0.049	-0.484 ***	4.053e+04	-916.3	1844.5	1862.0
SANTA CLARA MG (283)	0.453 ***	-0.096	0.113	-0.002	-0.465 ***	4.825e+03	-771.3	1554.6	1572.1
SANTA CLARA PR (71)	0.5 ***	-0.089	0.031	-0.092	-0.441 ***	7.481e+03	-801.0	1614.0	1631.5
BILLINGS (118)	0.229 **	0.08	0.252 **	0.064	-0.532 ***	7.163e+01	-485.6	983.2	1000.7
BILLINGS+PEDRAS (119)	0.24 **	0.078	0.244 **	0.063	-0.536 ***	1.093e+02	-514.4	1040.7	1058.2
PEDRAS (116)	0.281 **	0.068	0.21 *	0.058	-0.549 ***	4.100e+00	-291.1	594.3	611.8

Tabla 5.2: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ - Clúster 1

Estación-Caudal	ar1	sar1	sar2	Precipitacion-AR1	Precipitacion-AR2	Precipitacion-MA0	HumedadRelativa-AR2	HumedadRelativa-MA0	$sigma^2$	Log-Verosim	AIC	BIC
LAJES/P.PASSOS/FONTES NOVA (202)	0.393 ***	-0.523 ***	-0.293 **	0.382	0.399	0.011 *	0.141	-0.115	1.059e+01	-355.7	729.4	756.3
14 DE JULHO (284)	0.368 ***	-0.82 ***	-0.439 ***	1.65 ***	-0.876 ***	-0.198 **	-0.167	10.392 *	4.884e+04	-932.1	1882.2	1909.2
CASTRO ALVES (98)	0.459 ***	-0.858 ***	-0.461 ***	0.078	-0.883 ***	0.202 **	-0.914 ***	1.626	1.556e+04	-854.9	1727.7	1754.7
BAIXO IGUAÇU (81)	0.501 ***	-0.694 ***	-0.524 ***	0.737	-0.73 ***	-0.538	0.651 ***	-7.434	1.023e+06	-1139.4	2296.7	2323.7
BARRA GRANDE (215)	0.443 ***	-0.806 ***	-0.454 ***	0.805	-0.969 ***	-0.118	0.653 **	-2.018	4.144e+04	-921.0	1860.1	1887.1
CAMPOS NOVOS (216)	0.486 ***	-0.718 ***	-0.372 ***	-0.844 ***	-0.948 ***	0.258 .	0.62 **	-3.549	6.371e+04	-949.0	1916.1	1943.1
DESVIO JORDÃO ARTIFICIAL (70)	0.213 *	-0.645 ***	-0.352 ***	-0.336	0.465	-0.073 .	-0.53 **	1.805 .	3.864e+03	-757.8	1533.6	1560.5
GARIBALDI (89)	0.483 ***	-0.718 ***	-0.369 ***	-0.84 ***	-0.946 ***	0.23 *	0.632 ***	-3.19	5.206e+04	-935.3	1888.6	1915.5
MACHADINHO (217)	0.518 ***	-0.755 ***	-0.406 ***	0.882 ***	-0.904 ***	-0.595 **	0.687 ***	-4.045	2.411e+05	-1040.1	2098.1	2125.1
PEDREIRA (109)	0.322 ***	-0.65 ***	-0.329 ***	-0.385	0.553 .	-0.012 *	0.352	0.172	6.656e+01	-481.5	981.0	1008.0
PIMENTAL ARTIFICIAL (302)	0.386 ***	-0.862 ***	-0.308 **	1.037	-0.169	0.56	0.266 .	-21.902	2.180e+06	-1190.1	2398.2	2425.2
SÃO ROQUE (88)	0.471 ***	-0.726 ***	-0.379 ***	-0.836 ***	-0.939 ***	0.197 *	0.633 ***	-2.826	3.500e+04	-908.4	1834.8	1861.8
TRAIÇÃO (104)	0.412 ***	-0.647 ***	-0.294 ***	-0.383	0.56 .	-0.016 *	-0.338	0.347	1.852e+02	-550.9	1119.9	1146.9
SEGREDO Y DESVIO ARTIFICIAL (75)	0.547 ***	-0.654 ***	-0.478 ***	0.192	-0.839 ***	0.701 .	-0.909	0.078	3.052e+05	-1056.3	2130.7	2157.6
ITÁ (92)	0.523 ***	-0.745 ***	-0.431 ***	-1.456 ***	-0.936 ***	0.138	-0.748 ***	16.543 *	5.273e+05	-1093.4	2204.8	2231.8
MONJOLINHO (220)	0.55 ***	-0.736 ***	-0.455 ***	0.186 **	-0.873 ***	0.084 *	0.545 .	-0.94	4.214e+03	-765.2	1548.5	1575.5
PASSO FUNDO (93)	0.58 ***	-0.685 ***	-0.411 ***	-1.252 ***	-0.886 ***	0.013	-0.724 ***	0.516	1.258e+03	-682.4	1382.7	1409.7
QUEBRA QUEIXO (286)	0.475 ***	-0.641 ***	-0.445 ***	0.115	-0.907 ***	0.066 .	-0.612	0.226	3.097e+03	-743.7	1505.3	1532.3
SALTO OSORIO (78)	0.515 ***	-0.651 ***	-0.508 ***	0.528	-0.442 *	0.719	-0.675 *	10.371	5.412e+05	-1095.6	2209.3	2236.3
SALTO SANTIAGO (77)	0.518 ***	-0.65 ***	-0.475 ***	0.208	-0.841 ***	0.858 .	-0.844	0.742	4.738e+05	-1086.2	2190.3	2217.3
SEGREDO (76)	0.536 ***	-0.653 ***	-0.467 ***	0.197	-0.838 ***	0.643 .	-0.808	0.691	2.689e+05	-1047.6	2113.2	2140.1
JACUÍ (112)	0.61 ***	-0.738 ***	-0.494 ***	1.703 ***	-0.905 ***	-0.085 *	-0.754 ***	2.325 *	1.382e+04	-846.5	1711.1	1738.0
PASSO REAL (111)	0.611 ***	-0.738 ***	-0.493 ***	1.702 ***	-0.905 ***	-0.085 *	-0.753 ***	2.298 *	1.354e+04	-845.2	1708.3	1735.3
PEDRA DO CAVALO (254)	0.221 *	-0.831 ***	-0.228 *	0.472 ***	-0.46 ***	0.544 ***	-0.243	-0.533	6.178e+03	-790.9	1599.7	1626.7
ALTO TIETÊ (160)	0.441 ***	-0.736 ***	-0.316 ***	0.095	-0.079	0.007 *	0.255	0.206 *	8.810e+00	-344.6	707.1	734.1
FOZ DO CHAPECÓ (94)	0.549 ***	-0.768 ***	-0.424 ***	0.09	0.133	-0.263	0.751 ***	-3.08	8.488e+05	-1125.9	2269.8	2296.8
SALTO CAXIAS (222)	0.499 ***	-0.688 ***	-0.532 ***	-0.342 ***	-0.889 ***	-1.097 *	0.503 *	-13.236	8.203e+05	-1124.5	2266.9	2293.9
FOZ DO AREIA (74)	0.488 ***	-0.666 ***	-0.439 ***	0.083	0.739 ***	0.613 .	0.464 *	-16.179 .	1.974e+05	-1026.3	2070.5	2097.5
DESVIO JORDAO (73)	0.436 ***	-0.685 ***	-0.526 ***	-1.086	-0.135	0.023	0.271	-4.832 *	7.909e+03	-808.7	1635.3	1662.3
FUNDÃO (72)	0.415 ***	-0.684 ***	-0.526 ***	-1.152	-0.191	0.018	0.281 .	-4.058 *	5.855e+03	-788.2	1594.4	1621.4
MAUÁ (57)	0.571 ***	-0.698 ***	-0.434 ***	-1.274 ***	-0.961 ***	0.057	-0.916 ***	2.158	2.820e+04	-894.1	1806.2	1833.2
MONTE CLARO (97)	0.458 ***	-0.825 ***	-0.475 ***	-0.021	-0.913 ***	0.307	-0.855 ***	3.848	4.709e+04	-930.1	1878.2	1905.2
DONA FRANCISCA (114)	0.594 ***	-0.747 ***	-0.517 ***	0.202 *	-0.807 ***	0.383 **	0.363	-2.89	4.192e+04	-922.4	1862.7	1889.7
ITAUBA (113)	0.641 ***	-0.717 ***	-0.544 ***	0.39 ***	-0.963 ***	0.157 *	-0.901 ***	2.882 *	2.386e+04	-884.3	1786.7	1813.7
PASSO SÃO JOÃO (103)	0.557 ***	-0.713 ***	-0.529 ***	1.694 ***	-0.901 ***	-0.168 *	-0.796 ***	2.458	2.712e+04	-892.7	1803.4	1830.4
SÃO JOSÉ (102)	0.556 ***	-0.715 ***	-0.532 ***	1.695 ***	-0.902 ***	-0.161 *	-0.796 ***	2.337	2.519e+04	-887.8	1793.5	1820.5
SANTA CLARA MG (283)	0.317 ***	-0.614 ***	-0.323 ***	0.693 ***	-0.027	0.388 ***	0.516 ***	-1.531	2.930e+03	-738.6	1495.3	1522.3
SANTA CLARA PR (71)	0.445 ***	-0.641 ***	-0.519 ***	0.48 ***	-1.072 ***	0.001	0.302 .	-3.758 .	5.326e+03	-781.5	1581.0	1608.0
BILLINGS (118)	0.164 .	-0.787 ***	-0.374 ***	0.33 **	0.226 *	0.057 ***	-0.312	0.268 .	3.993e+01	-447.9	913.8	940.8
BILLINGS+PEDRAS (119)	0.173 *	-0.783 ***	-0.365 ***	0.339 **	0.219 *	0.07 ***	-0.299	0.342 *	6.047e+01	-476.1	970.1	997.1
PEDRAS (116)	0.248 *	-0.766 ***	-0.338 ***	0.223	0.141	0.014 ***	-0.327	0.042	2.310e+00	-253.8	525.5	552.5

Finalmente, analizando los estadísticos AIC, BIC, y $\hat{\sigma}^2$ de los dos modelo, se observa, en cada una de las estaciones, que estos criterios se minimizan al usar el modelo SARIMAX para modelar los caudales, así mismo, al analizar el logaritmo de la verosimilitud se ve que este se maximiza precisamente en el modelo SARIMAX, por esta razón, se elige este último como el modelo que representará el clúster y a partir del cual se puede realizar pronósticos. Esto ocurre en los 4 clústers, tal como se puede corroborar en los apéndices C.1 y C.2, en donde se puede observar una clara ventaja al usar los modelos SARIMAX en el modelamiento de caudales. Por ejemplo, para la serie de tiempo asociada a la estación *14 DE JULHO (284)* considerando el modelo SARIMA, se obtiene un $AIC = 1913{,}2$, un $BIC = 1930{,}7$, $\hat{\sigma} = 6655$ y el Log-Verosimilitud $= -950{,}6$, mientras que para el modelo SARIMAX se obtiene un $AIC = 1882{,}2$, un $BIC = 1909{,}2$, $\hat{\sigma} = 4884$ y el Log-Verosimilitud $= -932{,}1$, es decir, el modelo SARIMAX es mejor en todos los criterios. Así mismo, si se analizan las predicciones producidas por los dos modelos (ver 5.1), se ve que si bien los dos tienen predicciones (en azul) próximas a los valores reales de la serie (en rojo), el modelo SARIMAX produce predicciones más acertadas.

Figura 5.1: Predicción de Modelos SARIMA y SARIMAX

Capítulo 6

Conclusiones y Recomendaciones

En conclusión el uso de la metodología aquí planteada permite utilizar una variante del Análisis Clúster para modelar las 179 series de tiempo de caudales (asociadas a estaciones de medición en todo Brasil), a partir del modelamiento de 4 series de tiempo correspondientes a las *medoides* de cada clúster, reduciendo así significativamente el tiempo de modelamiento que hubiera tomado hacerlo directamente.

Además se pudieron probar satisfactoriamente una variedad de algoritmos de clusterización así como distintas métricas (funciones de disimilitud) y elegir uno en base a su efectividad al momento de agrupar series de tiempo estacionales.

En cuanto al modelamiento basado en la metodología Box y Jenkins se observó que si bien la correcta implementación del modelamiento SARIMAX supone un análisis más extenso, al considerar muchos más factores en su identificación, que el necesario para llevar a cabo el modelamiento SARIMA aquí propuesto, los modelos SARIMAX ofrecen mejores resultados, en términos de estadísticos de validación, criterios de información y también en predicción (en casi todos los casos).

Otro aporte importante del uso de modelos SARIMAX es que permitió identificar y medir la incidencia de factores climáticos a nivel local que interaccionan y afectan el comportamiento temporal de los caudales, factores como la precipitación, la humedad relativa y temperatura. Conocido el comportamiento temporal de los caudales, a partir de las predicciones arrojadas por los modelos planteados, que podrían hacerse con una alta precisión para un horizonte de tiempo considerablemente grande (de varios años al futuro), dicho de otra manera, se puede calcular anticipadamente la oferta energética generada por el sector hidroeléctrico del país, que a la postre permitiría establecer una planificación del uso de energía hidroeléctrica y también de energías alternativas (eólica, nuclear, solar) para cubrir la demanda

interna y externa del país, ya que Brasil exporta energía eléctrica a países como Argentina.

Finalmente, la implementación y automatización de la metodología aquí propuesta que dieron paso a rutinas generales ejemplificadas en la Aplicación web creada para este estudio, dan muestra de la fácil reproducibilidad de esta metodología en una variedad de contextos distintos a los aquí abordados y abren la puerta a una variedad de análisis de datos de origen geográfico y temporal. Así mismo, cabe la posibilidad de extender este estudio a una escala mucho mayor ya sea considerando series de mayor frecuencia, o mayor cantidad de series, teniendo en cuenta algunas barreras en cuanto a la eficiencia de los algoritmos utilizados versus los recursos de hardware disponibles. A modo de ejemplo, en pruebas preliminares al desarrollo de este estudio, se consideraron series de frecuencia diaria, donde se encontraron cuellos de botella principalmente en el cálculo de la matriz de distancias (o disimilitudes) de la primera etapa, donde el tiempo de cálculo llegó a tomar un par de horas, en contraste con los tres minutos que tomó este proceso para series mensuales. Hay que notar que el tiempo de cálculo depende tanto del número de series de tiempo así como del número de observaciones que posee cada una, así, el tiempo de cálculo de la matriz crece al menos cuadráticamente cuando crecen estos dos factores. Por lo tanto, si el objetivo es escalar está metodología a un contexto por ejemplo de Big Data, es necesario considerar, por una parte, la necesidad de implementar algoritmos aún más eficientes que los expuestos aquí, por ejemplo, paralelizando el cálculo de la matriz de distancias, y también de la distancia per se, otra mejora posible es la de usar el algoritmo de agrupamiento CLARANS que es una extensión más eficiente del algoritmo CLARA. Por otro lado, hay que considerar el uso de otros recursos de hardware necesarios para dicha implementación, es decir, vía Computación distribuida o vía Computación de alto rendimiento (*High performance Computing*, *HPC*).

Apéndice A

Aplicación Web

A continuación, mostramos la implementación en código R de la Aplicación Web desarrollada con el paquete *Shiny*, (RStudio, Inc, 2013), que contiene el análisis completo de las series de tiempo de flujos de rios de Brasil. Este aplicacion esta compuesta principalmente por tres archivos: *global* , *ui* y *server*, tal como puede ver en el mapa de archivos de la aplicación en la figura A.1.

Figura A.1: Estructura de la Aplicación Web

Nota. La aplicación Web con el análisis completo, se encuentra disponible para su uso en la siguiente dirección: https://cristianpachacama.shinyapps.io/TesisBorrrador/.

Además puede encontrar el código fuente de la misma en el repositorio de GitHub: https://github.com/CristianPachacama/AppTesis/

A.1. Paquetes (global.R)

Este archivo contiene la declaración de los paquetes extras, que contienen tods las funciones que se usaran en la aplicación web, y que son necesarios para su correcto funcionamiento.

```
#!!!
```

```r
pkgTest("ks")
pkgTest("fpca")
pkgTest("fdapace")

# Paquetes Necesarios ===============
library(shiny)
library(shinythemes)
library(shinydashboard)
#Graficos
library(ggplot2)
library(dygraphs)
library(TSstudio)
#Mapas
library(leaflet)
library(htmltools)
library(rgdal)
#Tablas
library(readr)
library(DT)
library(dplyr)
library(reshape2)
#Estadisticos
library(lmtest)
#Series de Tiempo
library(TSdist)
library(xts)
library(TSA)
library(forecast)
# STL - Loess
library(stlplus)
#MDS y Cluster
library(smacof)
library(cluster)
#ACP Funcional
library(ks)
library(fpca)
library(fdapace)

#» Carga de Datos
load('Data/Actual/InterfazMes.RData')
load('Data/Actual/DataVazoes.RData')
load("Data/Actual/VazoesCode.RData")
clima_dat=clima_dat2
```

```
particion = 0.20 #Particion Entrenamiento
set.seed(2)
# Matiz de Distancias
source(file ="Code/SARIMAX/Extras/DistanciasAVazoes.R",local = TRUE)
```

A.2. Interfaz de Usuario (ui.R)

La interfaz de usuario está compuesta por todos los elementos visuales desde donde el usuario de la aplicación puede interactuar con la misma, en este caso está destinada a que el usuario fije los parámetros que posteriormente son usados como insumos para la ejecución de los análisis (en el "sever"), finalmente muestra a los usuarios los resultados del análisis realizado.

```
# ================================================================
# !!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!    USER INTERFACE    !!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!
# ================================================================

navbarPage(
  id = 'tesis' ,
  title = "Tesis",
  header = tags$h2(" - ", tags$head(
    tags$link(rel = 'shortcut icon',
              href = 'epn.ico',
              type = 'image/x-icon')
  )),
  position = "fixed-top",
  #theme=shinytheme('flatly'),#theme = 'estilo.css',
  footer = fluidRow(
    column(
      12,
      img(src = 'epn_logo.png', width = '30px', align = 'center'),
      tags$b('Proyecto: '),
      ' "Extreme low Levels of setreamflow in Hydropower Plants".' ,
      '-',
      tags$a('Departamento de Matemática - EPN (2018)',
             href = 'http://www.epn.edu.ec'),
      tags$b('  ||  '),
      tags$b('Desarrollado por: '),
      tags$a('Cristian Pachacama', href =
               'http://www.linkedin.com/in/cristian-david-pachacama')
    )
```

```
),

#INTRODUCCION E INFORMACION DEL PROYECTO ---------------------------
tabPanel(
  'Introducción',
  icon = icon('home'),

  fluidRow(
    sidebarPanel(
      img(src = 'epn_logo2.png', width = '90%', align = 'center'),
      fluidRow(' '),
      hr(),
      fluidRow(
        column(3, tags$b('Proyecto Titulación:')),
        column(1),
        column(
          8,
          'Análisis Clúster para series de tiempo estacionales
          y modelización de caudales de ríos del Brasil.'
        )
        ),
      hr(),
      fluidRow(column(3, tags$b('Proyecto Semilla:')), column(1),
               column(8, 'PIS-16-14')),
      hr(),
      fluidRow(
        column(3, tags$b('Linea de Investigación:')),
        column(1),
        column(8, 'Modelos Econométricos')
      ),
      hr(),
      fluidRow(column(3, tags$b('Departamento:')), column(1),
               column(8, 'Matemática')),
      hr(),
      fluidRow(
        column(3, tags$b('Directora:')),
        column(1),
        column(8, 'PhD. Adriana Uquillas')
      ),
      hr(),
      fluidRow(column(3, tags$b('Autor:')), column(1),
               column(8, 'Cristian Pachacama'))
```

```
    ),

  mainPanel(
    h3(
      'Análisis Clúster para series de tiempo estacionales
      y modelización de caudales de ríos del Brasil.'
    ),
    hr(),
    h4('Resume:'),
    fluidRow(' '),
    p(
      'This paper deals with the application of the
      Cluster Analysis for Time Series
      oriented to the modeling of flows of the main
      rivers of Brazil, which were measured
      in 150 stations distributed in them, this from
      climatic variables and the combination
      of techniques of modeling as Principal
      Functional Components Analysis (FPCA),
      SARIMAX and STL-Loess.'
    ),
    p(
      'Specifically what is done is to create a
      small number of clusters (from 2 to 4 clusters)
      from the 150 stations (where the flows were
      measured), where each group will
      contain stations in which their flows have
      a temporary behavior similar possible,
      then for each of these clusters, through the
      use of ACPF, we will find a single time
      series that summarizes the behavior of the
      flows of the cluster. Finally, the time series
      of each cluster is modeled from climatic
      variables, using them as explanatory
      variables in the SARIMAX modeling framework.'
    ),
    p(
      'We will show later the advantages and the
      efficiency of modeling a huge amount
      of time series with the use of these techniques,
      this because the model that explains
      each cluster can be extended (using the
      same delays and explanatory variables) to
```

```
        each of the time series that compose it.
        We perform comparative studies between
        an individual model (SARIMAX) for a specific
        flow and the model of the cluster
        to which it belongs, obtaining similar results
        in terms of predictability. Where an
        Average Quadratic Error (RMSE) of 0.3 % and
        an AIC of 652,21 was obtained for
        the individual model, while for the cluster
        model an RMSE of 0.4 % was obtained,
        and an AIC of 762,32'
      ),
      p(
        'Thus we show that we managed to move from
        the problem of modeling 150 time
        series, to modeling the time series of a few clusters.'
      ),
      br(),
      p(
        tags$b('Keywords:'),
        tags$i(
          "Time Series Cluster Analysis,
          STL-Loess decomposition, Functional
          Principal Component Analysis"
        )
        )

        )

      ),
  hr()



      ),

# ANALISIS CLUSTER DE SERIES VAZOES ============================
tabPanel(
  'Clusters',

  fluidRow(
    # Panel Lateral  -----------
    sidebarPanel(
      h4('Cluster de Series de Tiempo'),
```

```
        p(
          'Primero selecciona una de las Métricas
          definidas para series de tiempo.'
        ),
        selectInput(
          'vaz_clus_metric',
          label = 'Selecciona Métrica',
          selected = 'D_acf',
          list(
            'Correlación Cruzada' = 'D_ccor',
            'Autocorrelación' = 'D_acf',
            'Correlación de Pearson' = 'D_cor',
            'Correlación Temporal' = 'D_cort',
            'Métrica Euclidea' = 'D_euc',
            'Métrica de Fourier' = 'D_fourier',
            'Métrica Infinito' = 'D_ifnrm',
            'Métrica Manhatan' = 'D_manh',
            'Métrica de Minkwoski' = 'D_mink',
            'Autocorrelación Parcial' = 'D_pacf',
            'Periodograma' = 'D_per'
          )
        ),
        p('Luego elige un método de clusterización
          (agrupamiento).'),
        selectInput(
          'vaz_clus_metod',
          label = 'Selecciona Método',
          selected = 'clara',
          list(
            'K-Medias' = 'kmedias',
            'K-Medoid (CLARA)' = 'clara',
            'Cluster Gerárquico' = 'gerarquico'
          )
        ),
        p('Finalmente elige el número de clusters
          que quieres que se formen.'),
        sliderInput(
          'vaz_clus_k',
          label = 'Número de Clusters',
          min = 2,
          max = 8,
          value = 4
        ),
```

```
      actionButton(
        'vaz_clus_boton',
        label = 'Clusterizar',
        icon = icon('braille')
      ),
      hr(),
      h4('Gráfico de Series'),
      p(
        'Para graficar una o varias series,
        primero clusteriza las estaciones, luego
        seleccione los nombres de las estaciones
        correspondientes en la Tabla que
        se encuentra en la parte inferior derecha'
      ),
      hr(),
      #Link a pestaña ACP Funcional
      p(
        'Si desea puede seguir con el Análisis
        de Componentes Principales Funcional
        de las Series de Flujos en la pestaña',
        actionLink(inputId = "pestania_acpf", label = "ACP Funcional")
      )
      ),
    # Panel Principal -----------
    mainPanel(
      h3('Mapa de Estaciones Clusterizadas: Vazoes '),
      hr(),
      leafletOutput("mapa_cluster", width = "100%", height = "450px"),
      hr(),
      h4('Tabla de Estaciones por Cluster'),
      fluidRow(
        dataTableOutput(outputId = "tabla_cluster"),
        #, width = "50%")),
        hr(),
        h4("Grafico de las Series"),
        dygraphOutput('vaz_clu_grf')
      )
    ),
    hr()
      ),

  # Analisis Comp. Princip Funcional  =================
  tabPanel(
```

```
    "ACP Funcional",

    h3(align = "center", "Análisis de Componentes Principales Funcional"),

    p(
      'Primero realice el Análisis Clúster en la pestaña anterior (',
      actionLink(inputId = "pestania_cluster2", label = "Clusters"),
      ') fijando adecuadamente los parámetros. Luego, selecciona
      que Clúster deseas analizar usando ACP Funcional.'
    ),
    # Número de Clúster a Analizar
    selectInput(
      'n_clus_acpf2',
      label = 'Selecciona Clúster',
      selected = "1",
      choices = 1:4
    ),

    p(
      "En el siguiente gráfico se muestran las
      series de Flujos que componene el clúster,
      así como una listado de las mismas."
    ),
    #Grafico de Series Vazoes por Cluster
    tabsetPanel(
      #Tabla Vazoes por Cluster
      tabPanel("Listado", br(),
               dataTableOutput(outputId = "tab_vaz_clus2")),
      #Grafico de Vazoes del Cluster
      tabPanel(
        "Gráfico",
        br(),
        br(),
        dygraphOutput(
          outputId = "graf_vaz_clus2",
          width = "98%",
          height = "300px"
        )

      )
    ),
    br(),
```

```
    #Resultados ACPF
    h4("Resultados del ACP Funcional"),
    p(
      "A continuación, se muestra un conjunto
      de gráficos resultado de haber relizado el
      ACP Funcional de las series de Flujos del
      Cluster. Es decir, la función media del
      proceso, las funciones propias, y el
      porcentaje que aporta cada componente a la
      variabilidad del proceso."
    ),
    #Grafico ACOF
    tabsetPanel(
      tabPanel("Gráfico Resumen",

               plotOutput(outputId = "graf_acpf1")),
      tabPanel("Gráficos de Presición",

               plotOutput(outputId = "graf_acpf2")),
      tabPanel("BoxPlot Funcional",

               plotOutput(outputId = "graf_acpf3"))
    )

    ),

  # MODELAMIENTO SARIMAX   ============================
  tabPanel(
    "SARIMAX",
    h3(align = "center", "Modelamiento SARIMAX"),
    p(
      "En esta sección modelaremos una serie de
      tiempo asociada a Flujos, usando como
      variables regresoras a variables Climáticas y
      las componentes principales del Clúster obtenidas
      a partir del ACP Funcional)."
  ),


  withMathJax(),
  p(
    "Se plantea un modelo \\(SARIMAX(p,d,q,P,D,Q) \\),
    que tiene la siguiente forma:"
```

```
  ),
  p(
    align = "center",
    "\\( \\varphi_p(L)\\Psi_P(L^s) \\bigtriangledown _s^D V_t =
    \\sum_{k=1}^{w}\\beta_k C_{kt} + \\phi_q(L) \\Phi_Q(L^s)e_t \\)"
  ),

  #Especificaciones
  p(
    "Donde \\(V_t\\) es el caudal estimado del clúster en el
    tiempo \\(t\\), \\(C_{kt}\\) son las variables de Clima
    de la estación \\(k\\) en el tiempo \\(t\\)."
  ),


  p(
    "Para ello primero seleccione el Clúster
    que desea analizar. Recuerde haber realizado
    primero el Análisis respectivo en la primera pestaña (",
    actionLink(inputId = "pestania_cluster3", label = "Clusters"),
    ').'
    ),
  #Seleccionar Numero de Cluster
  selectInput(
    'n_clus_acpf3',
    label = 'Selecciona Clúster',
    selected = "1",
    choices = 1:4
  ),
  p(
    "A continuación, seleccione la estación
    correspondiente a la serie de tiempo de
    Flujos que desea modelar."
  ),
  #Seleccionar Estacion Vazoe
  selectInput(
    'nomb_est_vaz3',
    label = 'Selecciona Estación',
    selected = "1",
    choices = 1:4
  ),
  #Grafico Estacion Seleccionada
  dygraphOutput(outputId = "graf_vaz_estacion", width = "98%"),
```

```
p(
  "Luego, elije las variables regresoras del
  modelo, en este caso contamos con variables Climáticas."
),
br(),
# Variables Climáticas
h4("Variables Regresoras"),
p(
  "En la siguiente tabla se muestran las
  series climáticas asociadas a las estaciones
  de medición más cercanas a las estaciones
  donde se midieron los Flujos que componen
  el Clúster. Además, podemos encontrar
  la gráfica de dichas series, así como un mapa
  donde podemos observar las estaciones de
  medición de Flujos y sus correspondientes
  estaciones de medición de Clima."
),
p(
  tags$b("Nota:"),
  "Es posible que sea necesario
  desestacionalizar las series de clima,
  antes de ser usadas en el modelo."
),
checkboxInput("ruidoClimaBox",
              label = "Desestacionalizar Series de Clima.",
              value = FALSE),
p(
  "Puede incluir en el modelo además, variables
  como la serie de Fujos representante
  del Clúster, así como las series que
  representan a las variables Climáticas:
  Precipitación, Temperatura Máxima,
  Temperatura Mínima, y Humedad (halladas a partir
  de ACP Funcional)."
),
# Eleccion Variables Extras
checkboxInput("flujoBox",
              label = "Flujo del Clúster",
              value = FALSE),
checkboxInput("precipBox",
              label = "Precipitación del Clúster",
              value = FALSE),
```

```
checkboxInput("tempMaxBox",
              label = "Temperatura Máxima del Clúster",
              value = FALSE),
checkboxInput("tempMinBox",
              label = "Temperatura Mínima del Clúster",
              value = FALSE),
checkboxInput("humedBox",
              label = "Humedad del Clúster",
              value = FALSE),

#Pestañas
tabsetPanel(
  tabPanel(
    "Variables Regresoras",
    br(),
    #Tabla Variables Clima del Clúster
    dataTableOutput(outputId = "tab_clim_clus3")
  ),
  tabPanel(
    "Gráfico",
    br(),
    p(
      "Primero selecciona las variables de
      la tabla anterior para que sean graficadas."
    ),
    #Grafico de las Series Climaticas
    dygraphOutput(
      outputId = "graf_clim_clus3",
      width = "98%",
      height = "400px"
    )

    ),
  tabPanel("Mapa",
           #Mapa de estaciones de Clima
           leafletOutput(outputId = "map_clim_clus3"))

),
br(),
p(
  "Nota: Si no selecciona ninguna
  de las variables de la tabla anterior, por
  defecto se consideran todas las variable climáticas."
```

```
  ),
  br(),

  #Parámetros del Modelo
  h4("Selección del Parámetros"),
  p(
    "A continuación puede elegir los parámetros
    \\( (p,d,q,P,D,Q)\\) del modelo (asociados
    a los retardos y diferencias)."
  ),

  fluidRow(
    column(
      4,
      selectInput(
        inputId = "par_p",
        label = "p",
        choices = 0:12,
        selected = 6
      ),
      selectInput(
        inputId = "par_P",
        label = "P",
        choices = 0:12,
        selected = 1
      )
    ),
    column(
      4,
      selectInput(
        inputId = "par_d",
        label = "d",
        choices = 0:3,
        selected = 0
      ),
      selectInput(
        inputId = "par_D",
        label = "D",
        choices = 0:3,
        selected = 1
      )
    ),
    column(
```

```
      4,
      selectInput(
        inputId = "par_q",
        label = "q",
        choices = 0:8,
        selected = 4
      ),
      selectInput(
        inputId = "par_Q",
        label = "Q",
        choices = 0:8,
        selected = 0
      )
    )

  ),
  br(),
  p(
    align = "center",
    actionButton(
      inputId = "boton_modelo",
      label = "Ejecutar Análisis",
      icon = icon("cog", lib = "glyphicon")
    )
  ),

  hr(),
  h3("Resultados", align = "center"),
  h4(textOutput(outputId = "estacion_modelada")),

  tabsetPanel(
    #Coeficientes Estimados
    tabPanel(
      "Coeficientes",
      br(),
      p(
        "En esta sección presentamos un
        resumen general del modelo estimado
        a partir de los parámetros antes fijados."
      ),
      verbatimTextOutput("coeficientes")
      ),
    #Residuos
```

```
      tabPanel(
        "Residuos",
        br(),
        p(
          "A continuación podemos ver el gráfico
          de los residuos, su distribución, así como
          la función de autocorrelación de los mismos."
        ),
        plotOutput("resid_graf")
        ),
      #Prediccion
      tabPanel("Predicción")




      ),

    br()


      )

    )
    )
```

A.3. Ejecución de Tareas (server.R)

En el "server"se ejecutan todas las funciones y calculos que hacen parte del análisis, para posteriormente mostrar los resultados del mismo en la interfáz de usuario. A continuación, mostramos una versión resumida del archivo "server", cada una de las rutinas (alojadas en subdirectorios) aquí incluidas se pueden encontrar en: https://github.com/CristianPachacama/AppTesis/Code.

```
# ================================================================
# !!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!     SERVER      !!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!
# ================================================================
function(input, output,session) {

  #Analisis Cluster  ------------------------------
  # source("Code/Clusters/MapaEstaciones.R",local = TRUE)
  source("Code/Clusters/Analisis.R",local = TRUE)
```

```
source("Code/Clusters/Mapa.R",local = TRUE)
source("Code/Clusters/Tabla.R",local = TRUE)
source("Code/Clusters/Grafico.R",local = TRUE)
#Link a panel Modelamiento
observeEvent(input$pestania_acpf, {
  updateNavbarPage(session, "tesis", "ACP Funcional")
})


# Analisis Componentes Principales --------------
observe({
  updateSelectInput(session,inputId = "n_clus_acpf2",
                    choices = 1:as.numeric(input$vaz_clus_k) )
})
source("Code/ACP Funcional/1_TablaVaz.R",local = TRUE)
source("Code/ACP Funcional/1_GraficoVaz.R",local = TRUE)
source("Code/ACP Funcional/2_ACP Funcional.R",local = TRUE)
source("Code/ACP Funcional/2_ACPF Graficos.R",local = TRUE)
observeEvent(input$pestania_cluster2, {
  updateNavbarPage(session, "tesis", "Clusters")
})



# Modelamiento SARIMAX  -------------------------
observe({
  updateSelectInput(session,inputId = "n_clus_acpf3",
                    choices = 1:as.numeric(input$vaz_clus_k) )
})
source("Code/SARIMAX/0_Datos Clima.R",local = TRUE)
source("Code/SARIMAX/1_Lista Vazoes.R",local = TRUE)
source("Code/SARIMAX/1_Grafico Vazoe.R",local = TRUE)

source("Code/ACP Funcional/Clima/ACP Clima.R",local = TRUE)
source("Code/SARIMAX/2_Datos Reactivos.R",local = TRUE)
source("Code/SARIMAX/2_Tabla Regresoras.R",local = TRUE)
source("Code/SARIMAX/2_Grafico Regresoras.R",local = TRUE)

source("Code/SARIMAX/Extras/TrainTest.R",local = TRUE)
source("Code/SARIMAX/3_Modelo.R",local = TRUE)
source("Code/SARIMAX/3_Resultados.R",local = TRUE)
observeEvent(input$pestania_cluster3, {
  updateNavbarPage(session, "tesis", "Clusters")
```

```
  })
  #Subtitutlo Resultados
  output$estacion_modelada = renderText({
    paste("Modelamiento Estación:",input$nomb_est_vaz3)
  })
}
```

Apéndice B

Análisis Clúster

B.1. Matriz de Distancias

Mostramos a continuación la matriz de distancias D, asociada a las distancias d_{ACF} medidas entre las series de tiempo de Caudales, donde cada serie fue medida en una estación distinta. El nombre de cada estación se encuentra en la tabla B.28.

Tabla B.1: Matriz de Distancias

d	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	V13	V14	V15	V16	V17	V18	V19	V20
V1	0.000	0.820	0.946	1.756	1.706	2.359	2.613	1.892	1.552	2.725	2.523	1.987	3.665	1.971	0.063	2.746	1.746	1.691	3.188	0.589
V2	0.820	0.000	0.427	0.997	0.950	1.591	1.849	1.142	0.806	1.954	1.749	1.217	2.895	1.210	0.791	1.980	0.987	0.935	2.423	0.336
V3	0.946	0.427	0.000	0.883	0.832	1.500	1.748	1.050	0.798	1.874	1.675	1.156	2.828	1.133	0.916	1.886	0.872	0.814	2.341	0.619
V4	1.756	0.997	0.883	0.000	0.055	0.641	0.894	0.338	0.436	1.010	0.812	0.374	1.968	0.357	1.729	1.032	0.021	0.071	1.493	1.280
V5	1.706	0.950	0.832	0.055	0.000	0.695	0.947	0.373	0.422	1.064	0.865	0.420	2.022	0.402	1.679	1.086	0.053	0.025	1.547	1.231
V6	2.359	1.591	1.500	0.641	0.695	0.000	0.266	0.509	0.913	0.393	0.215	0.407	1.347	0.418	2.332	0.437	0.649	0.709	0.864	1.881
V7	2.613	1.849	1.748	0.894	0.947	0.266	0.000	0.744	1.165	0.203	0.201	0.651	1.111	0.660	2.587	0.252	0.902	0.961	0.618	2.141
V8	1.892	1.142	1.050	0.338	0.373	0.509	0.744	0.000	0.594	0.881	0.688	0.176	1.823	0.121	1.865	0.905	0.335	0.374	1.323	1.444
V9	1.552	0.806	0.798	0.436	0.422	0.913	1.165	0.594	0.000	1.250	1.066	0.610	2.160	0.606	1.530	1.261	0.426	0.413	1.711	1.066
V10	2.725	1.954	1.874	1.010	1.064	0.393	0.203	0.881	1.250	0.000	0.222	0.772	0.980	0.786	2.699	0.223	1.020	1.080	0.527	2.241
V11	2.523	1.749	1.675	0.812	0.865	0.215	0.201	0.688	1.066	0.222	0.000	0.574	1.190	0.593	2.497	0.338	0.822	0.881	0.732	2.036
V12	1.987	1.217	1.156	0.374	0.420	0.407	0.651	0.176	0.610	0.772	0.574	0.000	1.710	0.092	1.960	0.797	0.376	0.426	1.222	1.514
V13	3.665	2.895	2.828	1.968	2.022	1.347	1.111	1.823	2.160	0.980	1.190	1.710	0.000	1.729	3.642	0.959	1.976	2.037	0.535	3.179
V14	1.971	1.210	1.133	0.357	0.402	0.418	0.660	0.121	0.606	0.786	0.593	0.092	1.729	0.000	1.944	0.809	0.358	0.407	1.235	1.508
V15	0.063	0.791	0.916	1.729	1.679	2.332	2.587	1.865	1.530	2.699	2.497	1.960	3.642	1.944	0.000	2.722	1.718	1.663	3.163	0.566
V16	2.746	1.980	1.886	1.032	1.086	0.437	0.252	0.905	1.261	0.223	0.338	0.797	0.959	0.809	2.722	0.000	1.040	1.099	0.510	2.268
V17	1.746	0.987	0.872	0.021	0.053	0.649	0.902	0.335	0.426	1.020	0.822	0.376	1.976	0.358	1.718	1.040	0.000	0.061	1.501	1.270
V18	1.691	0.935	0.814	0.071	0.025	0.709	0.961	0.374	0.413	1.080	0.881	0.426	2.037	0.407	1.663	1.099	0.061	0.000	1.560	1.217
V19	3.188	2.423	2.341	1.493	1.547	0.864	0.618	1.323	1.711	0.527	0.732	1.222	0.535	1.235	3.163	0.510	1.501	1.560	0.000	2.715
V20	0.589	0.336	0.619	1.280	1.231	1.881	2.141	1.444	1.066	2.241	2.036	1.514	3.179	1.508	0.566	2.268	1.270	1.217	2.715	0.000
V21	2.558	1.790	1.713	0.860	0.914	0.254	0.173	0.707	1.099	0.203	0.174	0.603	1.134	0.612	2.532	0.283	0.869	0.928	0.652	2.082
V22	3.486	2.707	2.646	1.780	1.834	1.161	0.934	1.642	1.991	0.812	0.999	1.521	0.323	1.547	3.461	0.795	1.789	1.849	0.453	2.988
V23	1.756	0.977	0.994	0.383	0.400	0.694	0.945	0.403	0.369	1.026	0.834	0.378	1.944	0.390	1.731	1.065	0.380	0.402	1.487	1.259
V24	1.758	0.980	0.995	0.383	0.400	0.691	0.943	0.401	0.371	1.024	0.831	0.376	1.942	0.388	1.732	1.063	0.380	0.402	1.485	1.261
V25	2.963	2.198	2.124	1.283	1.337	0.659	0.437	1.106	1.491	0.367	0.546	1.003	0.738	1.019	2.938	0.349	1.290	1.350	0.244	2.492
V26	3.689	2.920	2.845	1.988	2.042	1.369	1.130	1.844	2.181	1.006	1.218	1.734	0.116	1.750	3.665	0.969	1.996	2.056	0.547	3.205
V27	2.741	1.974	1.893	1.039	1.093	0.410	0.193	0.879	1.273	0.144	0.290	0.775	0.952	0.787	2.716	0.190	1.047	1.107	0.464	2.265
V28	2.421	1.654	1.561	0.706	0.760	0.073	0.204	0.565	0.971	0.337	0.186	0.466	1.283	0.476	2.395	0.379	0.714	0.773	0.798	1.946
V29	3.185	2.421	2.338	1.490	1.544	0.861	0.615	1.319	1.708	0.525	0.729	1.219	0.539	1.232	3.160	0.508	1.498	1.558	0.005	2.712
V30	2.387	1.619	1.529	0.673	0.727	0.068	0.240	0.534	0.947	0.364	0.184	0.433	1.322	0.447	2.361	0.420	0.682	0.741	0.840	1.911
V31	0.363	0.513	0.699	1.455	1.405	2.061	2.319	1.609	1.246	2.427	2.223	1.691	3.366	1.680	0.343	2.448	1.445	1.390	2.895	0.260
V32	2.502	1.732	1.667	0.831	0.885	0.254	0.247	0.642	1.057	0.336	0.261	0.533	1.197	0.549	2.476	0.346	0.837	0.896	0.709	2.026
V33	2.023	1.257	1.177	0.344	0.393	0.358	0.606	0.242	0.611	0.713	0.518	0.170	1.673	0.155	1.997	0.751	0.351	0.405	1.190	1.549
V34	0.838	0.468	0.204	1.043	0.993	1.646	1.890	1.180	0.949	2.024	1.828	1.295	2.972	1.271	0.806	2.034	1.030	0.975	2.477	0.612
V35	0.834	0.454	0.193	1.037	0.988	1.642	1.887	1.177	0.940	2.020	1.823	1.291	2.969	1.267	0.802	2.031	1.025	0.969	2.475	0.600
V36	2.565	1.804	1.706	0.857	0.910	0.250	0.118	0.703	1.120	0.216	0.190	0.616	1.152	0.617	2.539	0.291	0.866	0.924	0.660	2.097
V37	2.568	1.807	1.709	0.859	0.912	0.254	0.120	0.707	1.123	0.213	0.190	0.621	1.150	0.622	2.542	0.291	0.868	0.926	0.659	2.100
V38	0.401	0.690	0.671	1.533	1.482	2.141	2.389	1.666	1.382	2.515	2.316	1.777	3.464	1.754	0.370	2.530	1.522	1.465	2.972	0.588
V39	0.733	0.120	0.445	1.086	1.039	1.678	1.936	1.220	0.907	2.045	1.840	1.302	2.988	1.293	0.702	2.072	1.075	1.023	2.511	0.297
V40	0.760	0.369	0.201	1.058	1.007	1.672	1.923	1.212	0.930	2.048	1.847	1.316	2.998	1.295	0.729	2.061	1.046	0.989	2.512	0.489
V41	3.689	2.920	2.845	1.988	2.042	1.369	1.130	1.844	2.181	1.006	1.218	1.734	0.116	1.750	3.665	0.969	1.996	2.056	0.547	3.205
V42	3.556	2.787	2.712	1.859	1.913	1.231	0.987	1.695	2.068	0.884	1.089	1.589	0.231	1.607	3.531	0.854	1.866	1.926	0.391	3.077
V43	2.619	1.857	1.774	0.932	0.985	0.320	0.170	0.756	1.165	0.226	0.263	0.661	1.078	0.668	2.593	0.256	0.939	0.998	0.580	2.151
V44	2.679	1.916	1.836	0.993	1.047	0.379	0.203	0.816	1.221	0.229	0.310	0.719	1.018	0.727	2.654	0.228	1.000	1.059	0.519	2.210
V45	2.677	1.914	1.833	0.992	1.046	0.379	0.205	0.813	1.220	0.238	0.316	0.717	1.021	0.725	2.652	0.232	0.998	1.058	0.521	2.208
V46	2.309	1.556	1.425	0.585	0.635	0.222	0.372	0.507	0.886	0.504	0.346	0.436	1.443	0.436	2.282	0.509	0.593	0.648	0.967	1.844
V47	3.744	2.969	2.901	2.036	2.091	1.413	1.175	1.892	2.248	1.057	1.254	1.777	0.231	1.800	3.720	1.032	2.045	2.105	0.624	3.252
V48	0.144	0.840	0.988	1.788	1.738	2.392	2.648	1.929	1.583	2.754	2.551	2.020	3.698	2.005	0.144	2.780	1.778	1.723	3.224	0.599
V49	0.430	0.889	1.112	1.846	1.798	2.440	2.700	1.995	1.625	2.793	2.589	2.071	3.728	2.062	0.421	2.829	1.837	1.784	3.267	0.634
V50	0.842	0.371	0.424	1.023	0.972	1.634	1.886	1.210	0.850	1.982	1.783	1.292	2.935	1.272	0.817	2.012	1.015	0.960	2.468	0.463
V51	2.016	1.302	1.182	0.602	0.631	0.624	0.792	0.368	0.819	0.961	0.813	0.440	1.815	0.419	1.987	0.949	0.594	0.626	1.305	1.609
V52	1.998	1.355	1.208	0.830	0.846	0.906	1.043	0.622	1.018	1.222	1.089	0.723	2.022	0.697	1.968	1.201	0.820	0.836	1.510	1.653
V53	2.537	1.768	1.691	0.836	0.890	0.218	0.155	0.682	1.078	0.223	0.153	0.572	1.154	0.587	2.511	0.284	0.844	0.904	0.671	2.058
V54	0.693	0.508	0.417	1.220	1.170	1.834	2.079	1.380	1.064	2.203	2.010	1.486	3.146	1.462	0.667	2.210	1.209	1.152	2.659	0.529
V55	2.721	2.149	1.985	1.588	1.613	1.394	1.373	1.330	1.796	1.531	1.504	1.395	2.018	1.371	2.692	1.499	1.582	1.608	1.564	2.439
V56	2.522	1.756	1.657	0.803	0.857	0.179	0.101	0.656	1.080	0.259	0.161	0.564	1.201	0.573	2.495	0.320	0.812	0.870	0.711	2.049
V57	2.955	2.183	2.119	1.261	1.315	0.638	0.423	1.104	1.475	0.316	0.500	0.991	0.731	1.008	2.931	0.310	1.269	1.329	0.282	2.471
V58	2.357	1.589	1.498	0.639	0.693	0.002	0.267	0.508	0.912	0.394	0.216	0.405	1.348	0.417	2.331	0.438	0.648	0.707	0.865	1.879
V59	3.690	2.922	2.846	1.989	2.043	1.370	1.131	1.845	2.182	1.007	1.219	1.735	0.116	1.751	3.667	0.971	1.997	2.057	0.547	3.206
V60	0.129	0.821	0.975	1.762	1.713	2.366	2.623	1.910	1.545	2.727	2.525	1.997	3.666	1.983	0.159	2.751	1.753	1.698	3.197	0.562

Tabla B.2: Matriz de Distancias

	d	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	V13	V14	V15	V16	V17	V18	V19	V20
61	V61	0.535	0.337	0.541	1.262	1.212	1.870	2.128	1.424	1.053	2.233	2.031	1.504	3.174	1.493	0.513	2.255	1.252	1.197	2.704	0.173
62	V62	3.188	2.424	2.341	1.493	1.547	0.864	0.618	1.322	1.712	0.528	0.732	1.222	0.536	1.235	3.163	0.511	1.501	1.561	0.005	2.715
63	V63	0.200	0.838	1.003	1.787	1.737	2.390	2.647	1.932	1.578	2.749	2.545	2.019	3.692	2.006	0.201	2.777	1.777	1.723	3.222	0.587
64	V64	2.518	1.748	1.658	0.802	0.856	0.177	0.125	0.656	1.068	0.258	0.149	0.553	1.194	0.570	2.491	0.310	0.810	0.870	0.710	2.040
65	V65	2.505	1.733	1.653	0.785	0.839	0.192	0.201	0.677	1.025	0.236	0.108	0.561	1.191	0.577	2.480	0.300	0.795	0.854	0.733	2.018
66	V66	2.480	1.717	1.613	0.766	0.819	0.153	0.144	0.610	1.048	0.312	0.197	0.524	1.247	0.531	2.453	0.361	0.774	0.832	0.751	2.011
67	V67	0.346	0.540	0.725	1.482	1.432	2.088	2.346	1.637	1.272	2.453	2.250	1.718	3.393	1.707	0.326	2.475	1.472	1.417	2.922	0.278
68	V68	0.522	0.501	0.492	1.324	1.274	1.929	2.180	1.464	1.155	2.299	2.099	1.566	3.249	1.546	0.494	2.317	1.313	1.258	2.763	0.469
69	V69	2.733	1.983	1.867	1.055	1.107	0.473	0.277	0.866	1.303	0.368	0.451	0.795	1.038	0.796	2.707	0.319	1.060	1.117	0.520	2.284
70	V70	1.432	0.670	0.605	0.371	0.333	0.956	1.211	0.526	0.370	1.324	1.125	0.607	2.276	0.586	1.404	1.350	0.360	0.319	1.794	0.966
71	V71	1.989	1.220	1.158	0.376	0.421	0.404	0.649	0.179	0.610	0.769	0.571	0.004	1.708	0.093	1.963	0.794	0.377	0.428	1.220	1.516
72	V72	1.778	1.024	0.896	0.078	0.109	0.616	0.864	0.287	0.477	0.992	0.795	0.346	1.949	0.320	1.750	1.011	0.075	0.113	1.465	1.313
73	V73	1.735	0.984	0.850	0.081	0.083	0.663	0.911	0.317	0.464	1.038	0.841	0.385	1.997	0.359	1.707	1.058	0.073	0.081	1.513	1.272
74	V74	2.533	1.768	1.667	0.814	0.868	0.189	0.089	0.666	1.091	0.252	0.165	0.575	1.191	0.584	2.506	0.313	0.823	0.881	0.700	2.060
75	V75	2.691	1.922	1.839	0.978	1.031	0.359	0.170	0.843	1.221	0.043	0.194	0.737	1.015	0.750	2.665	0.229	0.987	1.047	0.552	2.210
76	V76	2.935	2.171	2.078	1.230	1.284	0.597	0.344	1.060	1.474	0.300	0.479	0.963	0.793	0.976	2.909	0.298	1.238	1.297	0.283	2.464
77	V77	2.896	2.131	2.036	1.187	1.241	0.555	0.300	1.020	1.437	0.272	0.442	0.925	0.835	0.937	2.870	0.272	1.195	1.254	0.328	2.425
78	V78	1.749	0.979	0.959	0.356	0.373	0.667	0.916	0.270	0.511	1.026	0.823	0.301	1.959	0.308	1.721	1.061	0.352	0.372	1.481	1.280
79	V79	0.526	0.345	0.570	1.282	1.233	1.889	2.148	1.445	1.070	2.252	2.049	1.523	3.192	1.513	0.504	2.274	1.273	1.218	2.724	0.140
80	V80	2.174	1.506	1.333	0.802	0.830	0.725	0.818	0.572	1.039	0.999	0.894	0.652	1.793	0.619	2.145	0.978	0.797	0.826	1.273	1.809
81	V81	2.171	1.503	1.330	0.802	0.830	0.728	0.822	0.572	1.039	1.003	0.898	0.653	1.797	0.620	2.142	0.982	0.796	0.826	1.277	1.807
82	V82	2.687	1.918	1.835	0.973	1.027	0.354	0.168	0.839	1.217	0.046	0.191	0.733	1.019	0.746	2.661	0.229	0.983	1.042	0.556	2.206
83	V83	2.616	1.864	1.769	0.958	1.011	0.383	0.257	0.740	1.206	0.381	0.393	0.669	1.137	0.670	2.590	0.369	0.963	1.020	0.619	2.163
84	V84	1.537	0.774	0.759	0.412	0.397	0.870	1.121	0.422	0.480	1.237	1.029	0.491	2.178	0.490	1.509	1.269	0.402	0.387	1.696	1.078
85	V85	0.821	0.357	0.394	1.027	0.976	1.643	1.895	1.213	0.861	1.994	1.796	1.299	2.949	1.278	0.797	2.022	1.019	0.963	2.479	0.449
86	V86	2.596	1.881	1.744	1.044	1.088	0.628	0.562	0.789	1.324	0.719	0.696	0.788	1.387	0.773	2.566	0.714	1.046	1.093	0.872	2.190
87	V87	2.731	1.964	1.883	1.029	1.083	0.400	0.184	0.868	1.264	0.146	0.284	0.765	0.964	0.777	2.706	0.192	1.037	1.097	0.474	2.255
88	V88	2.387	1.619	1.529	0.673	0.727	0.068	0.240	0.534	0.947	0.364	0.184	0.433	1.322	0.447	2.361	0.420	0.682	0.741	0.840	1.911
89	V89	0.843	0.368	0.405	1.014	0.963	1.631	1.883	1.207	0.849	1.981	1.782	1.290	2.935	1.269	0.819	2.008	1.006	0.950	2.467	0.462
90	V90	2.525	1.760	1.660	0.806	0.860	0.182	0.097	0.659	1.083	0.257	0.162	0.567	1.198	0.576	2.498	0.318	0.815	0.874	0.708	2.052
91	V91	2.102	1.366	1.221	0.459	0.501	0.392	0.578	0.302	0.780	0.730	0.569	0.342	1.670	0.293	2.074	0.755	0.463	0.509	1.161	1.666
92	V92	2.425	1.803	1.619	1.168	1.193	1.029	1.049	0.932	1.414	1.222	1.162	1.011	1.880	0.977	2.394	1.196	1.163	1.189	1.379	2.104
93	V93	3.993	3.228	3.147	2.292	2.347	1.667	1.418	2.135	2.499	1.303	1.517	2.034	0.380	2.047	3.969	1.280	2.301	2.361	0.818	3.517
94	V94	2.890	2.127	2.029	1.188	1.241	0.558	0.306	1.010	1.440	0.307	0.460	0.919	0.857	0.931	2.863	0.299	1.195	1.254	0.344	2.422
95	V95	2.887	2.124	2.026	1.185	1.238	0.555	0.303	1.007	1.437	0.306	0.457	0.916	0.860	0.928	2.860	0.298	1.192	1.251	0.347	2.419
96	V96	2.660	1.889	1.825	0.976	1.030	0.366	0.229	0.804	1.200	0.241	0.287	0.694	1.034	0.709	2.635	0.255	0.983	1.043	0.552	2.180
97	V97	2.609	1.843	1.775	0.921	0.973	0.357	0.276	0.795	1.130	0.198	0.245	0.692	1.088	0.698	2.585	0.314	0.930	0.989	0.638	2.129
98	V98	1.688	0.925	0.913	0.339	0.341	0.745	0.993	0.414	0.392	1.070	0.876	0.443	2.020	0.424	1.662	1.126	0.341	0.345	1.555	1.206
99	V99	0.832	0.448	0.188	1.034	0.985	1.640	1.885	1.175	0.936	2.018	1.821	1.288	2.967	1.264	0.800	2.028	1.022	0.966	2.473	0.594
100	V100	0.497	0.369	0.586	1.312	1.263	1.918	2.177	1.471	1.103	2.283	2.079	1.550	3.223	1.540	0.473	2.304	1.302	1.247	2.753	0.143
101	V101	3.021	2.241	2.184	1.323	1.378	0.704	0.497	1.170	1.544	0.401	0.556	1.051	0.706	1.076	2.995	0.403	1.332	1.392	0.329	2.527
102	V102	2.564	1.802	1.695	0.846	0.899	0.228	0.064	0.692	1.126	0.255	0.210	0.608	1.169	0.612	2.537	0.299	0.855	0.913	0.671	2.096
103	V103	1.888	1.139	1.046	0.339	0.373	0.516	0.750	0.009	0.594	0.887	0.695	0.183	1.829	0.127	1.860	0.910	0.336	0.374	1.328	1.441
104	V104	2.515	1.750	1.650	0.796	0.850	0.172	0.108	0.650	1.073	0.264	0.160	0.558	1.207	0.567	2.488	0.324	0.805	0.864	0.718	2.042
105	V105	0.168	0.868	0.971	1.793	1.743	2.402	2.657	1.939	1.588	2.768	2.567	2.033	3.708	2.017	0.189	2.785	1.782	1.727	3.233	0.640
106	V106	2.562	1.801	1.703	0.855	0.907	0.247	0.118	0.699	1.118	0.220	0.191	0.612	1.155	0.614	2.536	0.293	0.863	0.921	0.661	2.094
107	V107	0.656	0.292	0.418	1.143	1.093	1.754	2.009	1.304	0.943	2.121	1.920	1.390	3.061	1.374	0.631	2.134	1.132	1.077	2.586	0.298
108	V108	0.821	0.005	0.426	0.996	0.949	1.590	1.848	1.141	0.805	1.953	1.748	1.216	2.894	1.209	0.792	1.979	0.986	0.934	2.422	0.336
109	V109	2.620	1.868	1.774	0.963	1.015	0.386	0.257	0.745	1.210	0.378	0.393	0.673	1.132	0.674	2.594	0.366	0.967	1.025	0.614	2.168
110	V110	1.719	0.947	0.932	0.357	0.370	0.698	0.948	0.300	0.492	1.058	0.853	0.331	1.990	0.340	1.691	1.091	0.352	0.367	1.515	1.247
111	V111	2.340	1.579	1.490	0.637	0.690	0.152	0.322	0.533	0.885	0.410	0.246	0.425	1.354	0.442	2.316	0.445	0.645	0.704	0.890	1.867
112	V112	1.750	1.007	0.860	0.143	0.148	0.657	0.899	0.296	0.513	1.035	0.839	0.384	1.993	0.353	1.721	1.055	0.138	0.146	1.503	1.298
113	V113	1.713	0.974	0.821	0.157	0.147	0.698	0.940	0.325	0.507	1.075	0.879	0.419	2.034	0.388	1.684	1.096	0.151	0.141	1.543	1.264
114	V114	2.556	1.794	1.697	0.851	0.904	0.239	0.113	0.688	1.113	0.233	0.198	0.601	1.160	0.604	2.529	0.296	0.859	0.917	0.662	2.088
115	V115	0.756	0.368	0.205	1.061	1.010	1.675	1.926	1.215	0.932	2.051	1.850	1.319	3.001	1.298	0.725	2.064	1.049	0.992	2.515	0.486
116	V116	2.137	1.374	1.279	0.427	0.478	0.281	0.513	0.373	0.693	0.607	0.421	0.302	1.572	0.292	2.111	0.653	0.436	0.493	1.099	1.661
117	V117	0.761	0.259	0.432	1.052	1.002	1.662	1.919	1.229	0.850	2.020	1.819	1.306	2.962	1.291	0.739	2.040	1.042	0.988	2.496	0.323
118	V118	0.845	0.368	0.405	1.012	0.961	1.629	1.881	1.205	0.847	1.979	1.781	1.288	2.933	1.268	0.821	2.006	1.005	0.949	2.465	0.463
119	V119	0.564	0.410	0.514	1.271	1.220	1.884	2.137	1.426	1.100	2.250	2.048	1.520	3.200	1.500	0.538	2.271	1.261	1.205	2.718	0.332
120	V120	2.620	1.868	1.774	0.963	1.015	0.386	0.257	0.745	1.210	0.378	0.393	0.673	1.132	0.674	2.594	0.366	0.967	1.025	0.614	2.168

Tabla B.3: Matriz de Distancias

	d	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	V13	V14	V15	V16	V17	V18	V19	V20
121	V121	0.630	0.418	0.727	1.334	1.288	1.917	2.176	1.485	1.111	2.266	2.063	1.548	3.197	1.543	0.611	2.301	1.325	1.275	2.741	0.267
122	V122	1.729	0.952	0.972	0.389	0.402	0.720	0.972	0.415	0.362	1.053	0.860	0.399	1.972	0.409	1.703	1.093	0.385	0.403	1.515	1.233
123	V123	1.756	0.977	0.994	0.383	0.400	0.694	0.945	0.403	0.369	1.026	0.834	0.378	1.944	0.390	1.731	1.065	0.380	0.402	1.487	1.259
124	V124	2.449	1.679	1.616	0.780	0.834	0.224	0.273	0.592	1.010	0.370	0.264	0.483	1.249	0.498	2.424	0.388	0.786	0.845	0.761	1.973
125	V125	2.244	1.489	1.377	0.543	0.592	0.224	0.409	0.427	0.842	0.521	0.352	0.373	1.487	0.361	2.217	0.581	0.552	0.606	1.001	1.781
126	V126	2.279	1.533	1.538	0.902	0.928	0.844	0.979	0.893	1.101	1.039	0.873	0.795	1.790	0.851	2.250	1.070	0.908	0.939	1.420	1.774
127	V127	0.943	0.424	0.005	0.885	0.834	1.502	1.750	1.053	0.799	1.877	1.678	1.158	2.831	1.136	0.912	1.889	0.874	0.817	2.344	0.615
128	V128	3.079	2.990	2.789	3.006	2.997	3.155	3.222	2.857	3.124	3.398	3.312	2.991	3.995	2.953	3.055	3.374	2.995	2.982	3.531	3.150
129	V129	2.554	1.790	1.688	0.837	0.890	0.213	0.068	0.684	1.113	0.241	0.179	0.596	1.172	0.603	2.527	0.302	0.845	0.904	0.678	2.083
130	V130	1.931	1.166	1.101	0.330	0.374	0.450	0.698	0.159	0.539	0.813	0.619	0.098	1.754	0.088	1.905	0.836	0.330	0.379	1.268	1.462
131	V131	2.816	2.063	1.951	1.131	1.184	0.528	0.299	0.937	1.394	0.378	0.481	0.865	0.977	0.869	2.789	0.358	1.137	1.195	0.457	2.362
132	V132	2.813	2.060	1.948	1.129	1.181	0.526	0.298	0.935	1.391	0.379	0.480	0.862	0.980	0.867	2.786	0.358	1.135	1.192	0.460	2.360
133	V133	1.781	1.032	0.895	0.130	0.152	0.616	0.861	0.264	0.511	0.996	0.800	0.343	1.954	0.314	1.753	1.016	0.127	0.152	1.464	1.325
134	V134	1.743	0.997	0.856	0.133	0.138	0.658	0.902	0.291	0.502	1.037	0.840	0.377	1.995	0.348	1.715	1.057	0.127	0.135	1.506	1.289
135	V135	0.304	0.586	0.717	1.519	1.469	2.125	2.379	1.657	1.333	2.494	2.291	1.752	3.440	1.736	0.267	2.516	1.508	1.453	2.956	0.398
136	V136	1.870	1.174	1.029	0.526	0.542	0.707	0.894	0.339	0.739	1.044	0.889	0.473	1.949	0.414	1.841	1.059	0.520	0.536	1.433	1.482
137	V137	2.184	1.417	1.337	0.513	0.565	0.228	0.453	0.313	0.790	0.591	0.402	0.221	1.529	0.234	2.157	0.622	0.519	0.575	1.032	1.713
138	V138	2.575	1.810	1.715	0.889	0.942	0.313	0.217	0.695	1.166	0.366	0.321	0.614	1.187	0.625	2.547	0.371	0.895	0.953	0.683	2.111
139	V139	1.864	1.104	1.052	0.344	0.376	0.548	0.788	0.188	0.529	0.900	0.709	0.207	1.837	0.170	1.838	0.928	0.344	0.380	1.347	1.397
140	V140	0.377	0.700	0.687	1.550	1.499	2.160	2.409	1.688	1.393	2.533	2.334	1.797	3.482	1.774	0.348	2.548	1.539	1.482	2.992	0.582
141	V141	3.097	2.339	2.249	1.418	1.472	0.794	0.552	1.225	1.643	0.508	0.691	1.138	0.677	1.147	3.071	0.485	1.425	1.484	0.170	2.636
142	V142	3.371	2.596	2.525	1.665	1.719	1.038	0.801	1.510	1.888	0.701	0.890	1.397	0.398	1.419	3.346	0.674	1.673	1.733	0.299	2.884
143	V143	0.058	0.785	0.916	1.724	1.675	2.327	2.583	1.861	1.522	2.694	2.491	1.955	3.635	1.940	0.026	2.716	1.714	1.659	3.158	0.556
144	V144	1.934	1.169	1.104	0.331	0.375	0.447	0.696	0.163	0.540	0.810	0.616	0.098	1.751	0.089	1.908	0.833	0.331	0.380	1.266	1.464
145	V145	0.039	0.810	0.940	1.749	1.699	2.352	2.607	1.886	1.546	2.718	2.515	1.980	3.659	1.964	0.050	2.740	1.739	1.684	3.182	0.581
146	V146	0.289	0.738	0.871	1.671	1.622	2.267	2.521	1.795	1.487	2.642	2.437	1.889	3.581	1.877	0.266	2.661	1.660	1.606	3.096	0.536
147	V147	0.038	0.814	0.943	1.753	1.703	2.356	2.611	1.890	1.550	2.722	2.519	1.985	3.664	1.968	0.051	2.744	1.742	1.687	3.186	0.584
148	V148	3.098	2.340	2.251	1.419	1.473	0.795	0.553	1.227	1.643	0.508	0.691	1.139	0.675	1.148	3.072	0.485	1.426	1.485	0.167	2.637
149	V149	3.939	3.163	3.096	2.231	2.285	1.608	1.369	2.089	2.439	1.248	1.447	1.973	0.348	1.996	3.915	1.226	2.239	2.299	0.812	3.445
150	V150	2.140	1.375	1.287	0.430	0.481	0.292	0.523	0.395	0.694	0.607	0.418	0.316	1.571	0.310	2.114	0.656	0.441	0.497	1.105	1.659
151	V151	0.981	0.328	0.298	0.826	0.778	1.423	1.677	0.971	0.703	1.787	1.583	1.063	2.743	1.046	0.952	1.815	0.816	0.763	2.265	0.575
152	V152	0.204	0.839	1.004	1.787	1.737	2.390	2.647	1.933	1.577	2.749	2.545	2.020	3.691	2.006	0.206	2.777	1.778	1.723	3.222	0.587
153	V153	2.091	1.331	1.290	0.485	0.528	0.413	0.631	0.448	0.656	0.673	0.493	0.361	1.614	0.360	2.068	0.742	0.495	0.544	1.166	1.605
154	V154	3.993	3.228	3.147	2.293	2.347	1.667	1.418	2.135	2.499	1.303	1.517	2.034	0.380	2.047	3.969	1.281	2.301	2.361	0.818	3.517
155	V155	2.958	2.192	2.119	1.269	1.323	0.675	0.483	1.138	1.451	0.358	0.545	1.023	0.725	1.038	2.934	0.288	1.276	1.336	0.351	2.476
156	V156	0.562	0.411	0.516	1.273	1.222	1.886	2.139	1.428	1.102	2.252	2.050	1.522	3.202	1.502	0.536	2.273	1.263	1.207	2.720	0.331
157	V157	3.671	2.902	2.826	1.971	2.026	1.343	1.097	1.809	2.182	0.993	1.199	1.703	0.203	1.721	3.647	0.963	1.979	2.039	0.500	3.192
158	V158	0.304	0.605	0.785	1.549	1.499	2.154	2.413	1.704	1.335	2.519	2.315	1.785	3.458	1.775	0.288	2.541	1.538	1.484	2.989	0.332
159	V159	2.561	1.791	1.725	0.885	0.939	0.290	0.224	0.700	1.111	0.297	0.263	0.592	1.138	0.607	2.535	0.305	0.891	0.951	0.649	2.085
160	V160	2.799	2.037	1.947	1.105	1.159	0.479	0.245	0.927	1.341	0.240	0.385	0.832	0.915	0.842	2.773	0.235	1.112	1.171	0.401	2.331
161	V161	0.028	0.815	0.951	1.756	1.706	2.359	2.614	1.893	1.550	2.724	2.522	1.986	3.665	1.971	0.065	2.746	1.746	1.691	3.188	0.580
162	V162	2.500	1.730	1.666	0.829	0.883	0.254	0.249	0.641	1.055	0.337	0.260	0.531	1.200	0.546	2.474	0.348	0.835	0.894	0.712	2.024
163	V163	2.570	1.802	1.728	0.873	0.927	0.265	0.175	0.722	1.106	0.192	0.173	0.612	1.116	0.625	2.545	0.265	0.882	0.941	0.639	2.092
164	V164	3.220	2.461	2.370	1.519	1.573	0.909	0.672	1.379	1.730	0.547	0.768	1.281	0.510	1.289	3.196	0.541	1.528	1.587	0.230	2.748
165	V165	3.566	2.797	2.722	1.868	1.923	1.241	0.997	1.705	2.078	0.894	1.099	1.599	0.228	1.616	3.541	0.863	1.876	1.936	0.400	3.087
166	V166	2.599	1.847	1.752	0.940	0.993	0.366	0.248	0.723	1.189	0.377	0.380	0.652	1.151	0.653	2.573	0.371	0.945	1.002	0.633	2.147
167	V167	2.355	1.613	1.514	0.750	0.799	0.347	0.415	0.497	1.001	0.571	0.474	0.465	1.414	0.451	2.328	0.579	0.753	0.805	0.897	1.918
168	V168	2.237	1.482	1.371	0.542	0.592	0.215	0.405	0.404	0.831	0.524	0.355	0.346	1.487	0.334	2.210	0.575	0.550	0.605	0.995	1.776
169	V169	2.618	1.845	1.769	0.900	0.954	0.296	0.191	0.789	1.134	0.132	0.139	0.672	1.079	0.690	2.593	0.237	0.910	0.969	0.633	2.129
170	V170	0.407	0.704	0.681	1.544	1.493	2.150	2.398	1.675	1.395	2.525	2.326	1.786	3.473	1.763	0.377	2.539	1.532	1.476	2.981	0.605
171	V171	3.671	2.902	2.826	1.971	2.026	1.343	1.097	1.809	2.182	0.993	1.199	1.704	0.203	1.721	3.647	0.963	1.979	2.039	0.501	3.192
172	V172	2.061	1.302	1.255	0.455	0.497	0.415	0.640	0.403	0.636	0.694	0.511	0.329	1.641	0.321	2.037	0.761	0.464	0.512	1.185	1.579
173	V173	1.724	0.945	0.929	0.298	0.313	0.686	0.942	0.351	0.346	1.036	0.840	0.354	1.969	0.355	1.698	1.069	0.294	0.313	1.502	1.234
174	V174	1.766	1.022	0.877	0.147	0.159	0.639	0.881	0.281	0.519	1.017	0.822	0.369	1.975	0.338	1.737	1.038	0.144	0.158	1.484	1.315
175	V175	1.730	0.990	0.840	0.156	0.154	0.678	0.920	0.308	0.511	1.056	0.860	0.401	2.015	0.370	1.701	1.077	0.151	0.149	1.523	1.281
176	V176	2.389	1.618	1.548	0.701	0.754	0.134	0.266	0.532	0.947	0.371	0.202	0.417	1.308	0.435	2.363	0.424	0.708	0.767	0.822	1.909
177	V177	3.472	2.700	2.626	1.765	1.819	1.137	0.894	1.612	1.980	0.782	0.985	1.501	0.261	1.520	3.448	0.754	1.773	1.833	0.333	2.987
178	V178	2.542	1.777	1.676	0.824	0.877	0.199	0.080	0.674	1.100	0.246	0.169	0.584	1.183	0.592	2.515	0.307	0.832	0.891	0.691	2.070
179	V179	2.620	1.868	1.774	0.962	1.015	0.386	0.257	0.745	1.209	0.379	0.394	0.673	1.132	0.674	2.594	0.366	0.967	1.024	0.614	2.168

Tabla B.4: Matriz de Distancias

d	V21	V22	V23	V24	V25	V26	V27	V28	V29	V30	V31	V32	V33	V34	V35	V36	V37	V38	V39	V40
V1	2.558	3.486	1.756	1.758	2.963	3.689	2.741	2.421	3.185	2.387	0.363	2.502	2.023	0.838	0.834	2.565	2.568	0.401	0.733	0.760
V2	1.790	2.707	0.977	0.980	2.198	2.920	1.974	1.654	2.421	1.619	0.513	1.732	1.257	0.468	0.454	1.804	1.807	0.690	0.120	0.369
V3	1.713	2.646	0.994	0.995	2.124	2.845	1.893	1.561	2.338	1.529	0.699	1.667	1.177	0.204	0.193	1.706	1.709	0.671	0.445	0.201
V4	0.860	1.780	0.383	0.383	1.283	1.988	1.039	0.706	1.490	0.673	1.455	0.831	0.344	1.043	1.037	0.857	0.859	1.533	1.086	1.058
V5	0.914	1.834	0.400	0.400	1.337	2.042	1.093	0.760	1.544	0.727	1.405	0.885	0.393	0.993	0.988	0.910	0.912	1.482	1.039	1.007
V6	0.254	1.161	0.694	0.691	0.659	1.369	0.410	0.073	0.861	0.068	2.061	0.254	0.358	1.646	1.642	0.250	0.254	2.141	1.678	1.672
V7	0.173	0.934	0.945	0.943	0.437	1.130	0.193	0.204	0.615	0.240	2.319	0.247	0.606	1.890	1.887	0.118	0.120	2.389	1.936	1.923
V8	0.707	1.642	0.403	0.401	1.106	1.844	0.879	0.565	1.319	0.534	1.609	0.642	0.242	1.180	1.177	0.703	0.707	1.666	1.220	1.212
V9	1.099	1.991	0.369	0.371	1.491	2.181	1.273	0.971	1.708	0.947	1.246	1.057	0.611	0.949	0.940	1.120	1.123	1.382	0.907	0.930
V10	0.203	0.812	1.026	1.024	0.367	1.006	0.144	0.337	0.525	0.364	2.427	0.336	0.713	2.024	2.020	0.216	0.213	2.515	2.045	2.048
V11	0.174	0.999	0.834	0.831	0.546	1.218	0.290	0.186	0.729	0.184	2.223	0.261	0.518	1.828	1.823	0.190	0.190	2.316	1.840	1.847
V12	0.603	1.521	0.378	0.376	1.003	1.734	0.775	0.466	1.219	0.433	1.691	0.533	0.170	1.295	1.291	0.616	0.621	1.777	1.302	1.316
V13	1.134	0.323	1.944	1.942	0.738	0.116	0.952	1.283	0.539	1.322	3.366	1.197	1.673	2.972	2.969	1.152	1.150	3.464	2.988	2.998
V14	0.612	1.547	0.390	0.388	1.019	1.750	0.787	0.476	1.232	0.447	1.680	0.549	0.155	1.271	1.267	0.617	0.622	1.754	1.293	1.295
V15	2.532	3.461	1.731	1.732	2.938	3.665	2.716	2.395	3.160	2.361	0.343	2.476	1.997	0.806	0.802	2.539	2.542	0.370	0.702	0.729
V16	0.283	0.795	1.065	1.063	0.349	0.969	0.190	0.379	0.508	0.420	2.448	0.346	0.751	2.034	2.031	0.291	0.291	2.530	2.072	2.061
V17	0.869	1.789	0.380	0.380	1.290	1.996	1.047	0.714	1.498	0.682	1.445	0.837	0.351	1.030	1.025	0.866	0.868	1.522	1.075	1.046
V18	0.928	1.849	0.402	0.402	1.350	2.056	1.107	0.773	1.558	0.741	1.390	0.896	0.405	0.975	0.969	0.924	0.926	1.465	1.023	0.989
V19	0.652	0.453	1.487	1.485	0.244	0.547	0.464	0.798	0.005	0.840	2.895	0.709	1.190	2.477	2.475	0.660	0.659	2.972	2.511	2.512
V20	2.082	2.988	1.259	1.261	2.492	3.205	2.265	1.946	2.712	1.911	0.260	2.026	1.549	0.612	0.600	2.097	2.100	0.588	0.297	0.489
V21	0.000	0.975	0.868	0.865	0.452	1.157	0.197	0.201	0.650	0.232	2.263	0.185	0.551	1.857	1.854	0.114	0.117	2.345	1.880	1.883
V22	0.975	0.000	1.765	1.763	0.617	0.374	0.794	1.103	0.456	1.136	3.180	1.022	1.494	2.794	2.790	0.994	0.993	3.287	2.799	2.816
V23	0.868	1.765	0.000	0.006	1.265	1.973	1.046	0.751	1.484	0.723	1.451	0.812	0.419	1.138	1.131	0.901	0.905	1.582	1.073	1.130
V24	0.865	1.763	0.006	0.000	1.263	1.971	1.044	0.749	1.482	0.721	1.453	0.810	0.417	1.140	1.132	0.899	0.902	1.583	1.075	1.131
V25	0.452	0.617	1.265	1.263	0.000	0.759	0.278	0.594	0.241	0.637	2.670	0.493	0.979	2.258	2.256	0.473	0.475	2.751	2.286	2.291
V26	1.157	0.374	1.973	1.971	0.759	0.000	0.973	1.305	0.551	1.346	3.390	1.221	1.694	2.988	2.985	1.171	1.169	3.482	3.013	3.016
V27	0.197	0.794	1.046	1.044	0.278	0.973	0.000	0.347	0.461	0.386	2.446	0.281	0.734	2.036	2.032	0.217	0.218	2.528	2.063	2.065
V28	0.201	1.103	0.751	0.749	0.594	1.305	0.347	0.000	0.795	0.077	2.125	0.219	0.420	1.705	1.702	0.192	0.197	2.201	1.742	1.734
V29	0.650	0.456	1.484	1.482	0.241	0.551	0.461	0.795	0.000	0.837	2.892	0.706	1.188	2.474	2.472	0.657	0.656	2.969	2.508	2.509
V30	0.232	1.136	0.723	0.721	0.637	1.346	0.386	0.077	0.837	0.000	2.090	0.251	0.385	1.675	1.671	0.222	0.226	2.169	1.707	1.702
V31	2.263	3.180	1.451	1.453	2.670	3.390	2.446	2.125	2.892	2.090	0.000	2.206	1.727	0.635	0.626	2.274	2.277	0.428	0.440	0.530
V32	0.185	1.022	0.812	0.810	0.493	1.221	0.281	0.219	0.706	0.251	2.206	0.000	0.526	1.805	1.801	0.236	0.243	2.291	1.818	1.832
V33	0.551	1.494	0.419	0.417	0.979	1.694	0.734	0.420	1.188	0.385	1.727	0.526	0.000	1.326	1.322	0.555	0.558	1.810	1.346	1.345
V34	1.857	2.794	1.138	1.140	2.258	2.988	2.036	1.705	2.474	1.675	0.635	1.805	1.326	0.000	0.017	1.849	1.852	0.524	0.440	0.148
V35	1.854	2.790	1.131	1.132	2.256	2.985	2.032	1.702	2.472	1.671	0.626	1.801	1.322	0.017	0.000	1.846	1.849	0.523	0.428	0.133
V36	0.114	0.994	0.901	0.899	0.473	1.171	0.217	0.192	0.657	0.222	2.274	0.236	0.555	1.849	1.846	0.000	0.010	2.343	1.891	1.881
V37	0.117	0.993	0.905	0.902	0.475	1.169	0.218	0.197	0.656	0.226	2.277	0.243	0.558	1.852	1.849	0.010	0.000	2.346	1.894	1.884
V38	2.345	3.287	1.582	1.583	2.751	3.482	2.528	2.201	2.969	2.169	0.428	2.291	1.810	0.524	0.523	2.343	2.346	0.000	0.603	0.486
V39	1.880	2.799	1.073	1.075	2.286	3.013	2.063	1.742	2.508	1.707	0.440	1.818	1.346	0.440	0.428	1.891	1.894	0.603	0.000	0.344
V40	1.883	2.816	1.130	1.131	2.291	3.016	2.065	1.734	2.509	1.702	0.530	1.832	1.345	0.148	0.133	1.881	1.884	0.486	0.344	0.000
V41	1.157	0.374	1.973	1.971	0.759	0.000	0.973	1.305	0.551	1.346	3.390	1.221	1.694	2.988	2.985	1.171	1.169	3.482	3.013	3.017
V42	1.022	0.315	1.845	1.842	0.603	0.242	0.834	1.166	0.394	1.207	3.259	1.070	1.561	2.848	2.846	1.034	1.033	3.344	2.875	2.882
V43	0.122	0.929	0.940	0.937	0.374	1.098	0.144	0.259	0.577	0.299	2.327	0.186	0.624	1.912	1.909	0.147	0.152	2.402	1.943	1.943
V44	0.176	0.871	0.994	0.992	0.315	1.037	0.110	0.317	0.516	0.361	2.387	0.218	0.688	1.973	1.970	0.205	0.209	2.464	2.003	2.005
V45	0.182	0.875	0.993	0.991	0.315	1.040	0.119	0.317	0.518	0.361	2.385	0.216	0.687	1.969	1.967	0.209	0.213	2.461	2.001	2.002
V46	0.404	1.256	0.733	0.731	0.780	1.456	0.536	0.251	0.965	0.232	2.016	0.425	0.357	1.576	1.573	0.358	0.359	2.078	1.642	1.607
V47	1.217	0.283	2.026	2.024	0.827	0.258	1.030	1.352	0.627	1.388	3.441	1.267	1.747	3.046	3.042	1.229	1.228	3.541	3.060	3.072
V48	2.590	3.516	1.781	1.783	3.000	3.722	2.775	2.455	3.221	2.420	0.401	2.535	2.055	0.893	0.888	2.598	2.601	0.461	0.757	0.805
V49	2.632	3.543	1.804	1.807	3.042	3.757	2.819	2.503	3.265	2.467	0.524	2.579	2.106	1.043	1.035	2.650	2.653	0.683	0.821	0.939
V50	1.827	2.761	1.064	1.066	2.254	2.956	2.015	1.697	2.465	1.662	0.586	1.796	1.292	0.509	0.496	1.831	1.832	0.696	0.414	0.413
V51	0.788	1.649	0.652	0.651	1.089	1.831	0.919	0.653	1.301	0.646	1.750	0.691	0.531	1.271	1.272	0.776	0.783	1.763	1.363	1.332
V52	1.055	1.866	0.898	0.897	1.308	2.034	1.166	0.929	1.506	0.925	1.763	0.956	0.814	1.253	1.257	1.032	1.039	1.725	1.394	1.339
V53	0.073	0.981	0.847	0.845	0.468	1.177	0.211	0.167	0.669	0.195	2.240	0.155	0.530	1.835	1.832	0.131	0.137	2.325	1.857	1.861
V54	2.036	2.977	1.296	1.297	2.440	3.159	2.217	1.893	2.656	1.863	0.513	1.990	1.505	0.314	0.313	2.032	2.035	0.428	0.468	0.301
V55	1.422	1.934	1.640	1.639	1.451	2.013	1.436	1.378	1.560	1.393	2.525	1.345	1.461	2.002	2.009	1.379	1.385	2.434	2.175	2.107
V56	0.173	1.020	0.857	0.855	0.520	1.222	0.272	0.122	0.708	0.147	2.227	0.233	0.517	1.800	1.797	0.124	0.128	2.298	1.843	1.832
V57	0.425	0.579	1.244	1.241	0.166	0.757	0.249	0.578	0.280	0.618	2.656	0.474	0.958	2.261	2.257	0.458	0.458	2.750	2.273	2.287
V58	0.255	1.162	0.692	0.690	0.661	1.370	0.412	0.075	0.862	0.069	2.059	0.255	0.357	1.645	1.641	0.251	0.255	2.140	1.677	1.671
V59	1.158	0.375	1.975	1.973	0.760	0.002	0.974	1.306	0.551	1.347	3.391	1.222	1.695	2.989	2.986	1.172	1.170	3.483	3.015	3.018
V60	2.564	3.486	1.754	1.756	2.973	3.691	2.748	2.429	3.194	2.395	0.354	2.511	2.029	0.889	0.883	2.574	2.577	0.486	0.744	0.795

Tabla B.5: Matriz de Distancias

	d	V21	V22	V23	V24	V25	V26	V27	V28	V29	V30	V31	V32	V33	V34	V35	V36	V37	V38	V39	V40
61	V61	2.070	2.991	1.264	1.266	2.480	3.197	2.254	1.934	2.701	1.900	0.214	2.017	1.534	0.512	0.501	2.081	2.084	0.489	0.289	0.397
62	V62	0.653	0.454	1.488	1.485	0.244	0.548	0.464	0.798	0.005	0.840	2.895	0.709	1.191	2.477	2.474	0.660	0.659	2.972	2.511	2.512
63	V63	2.586	3.509	1.774	1.776	2.998	3.718	2.772	2.453	3.219	2.418	0.407	2.534	2.052	0.921	0.914	2.597	2.600	0.511	0.761	0.824
64	V64	0.167	1.007	0.843	0.840	0.511	1.216	0.268	0.122	0.707	0.141	2.221	0.213	0.515	1.802	1.799	0.154	0.159	2.299	1.836	1.831
65	V65	0.163	1.011	0.813	0.811	0.541	1.215	0.288	0.159	0.731	0.181	2.204	0.248	0.497	1.806	1.801	0.188	0.188	2.296	1.825	1.826
66	V66	0.201	1.067	0.825	0.823	0.556	1.267	0.314	0.103	0.748	0.124	2.187	0.234	0.483	1.754	1.752	0.152	0.157	2.254	1.802	1.788
67	V67	2.290	3.206	1.477	1.479	2.698	3.417	2.473	2.152	2.919	2.117	0.030	2.233	1.754	0.659	0.650	2.301	2.304	0.433	0.466	0.555
68	V68	2.135	3.070	1.365	1.367	2.542	3.268	2.317	1.991	2.760	1.958	0.393	2.084	1.597	0.395	0.389	2.133	2.136	0.296	0.434	0.326
69	V69	0.340	0.910	1.097	1.094	0.348	1.042	0.271	0.409	0.517	0.454	2.450	0.366	0.769	1.994	1.993	0.303	0.307	2.495	2.065	2.040
70	V70	1.158	2.095	0.422	0.423	1.575	2.297	1.343	1.020	1.791	0.987	1.136	1.110	0.628	0.751	0.744	1.165	1.168	1.214	0.757	0.753
71	V71	0.600	1.518	0.379	0.377	1.001	1.731	0.772	0.463	1.217	0.430	1.694	0.531	0.169	1.298	1.294	0.613	0.618	1.779	1.304	1.319
72	V72	0.837	1.764	0.407	0.406	1.255	1.968	1.014	0.679	1.463	0.647	1.482	0.803	0.324	1.047	1.043	0.828	0.831	1.545	1.109	1.072
73	V73	0.884	1.811	0.419	0.419	1.302	2.015	1.061	0.726	1.510	0.694	1.440	0.850	0.366	1.003	0.999	0.874	0.877	1.500	1.068	1.028
74	V74	0.170	1.010	0.868	0.866	0.511	1.211	0.262	0.132	0.697	0.158	2.238	0.234	0.528	1.811	1.808	0.118	0.121	2.309	1.854	1.843
75	V75	0.170	0.848	0.997	0.995	0.384	1.040	0.141	0.301	0.550	0.329	2.394	0.309	0.679	1.988	1.984	0.176	0.173	2.479	2.012	2.013
76	V76	0.407	0.641	1.246	1.244	0.171	0.809	0.219	0.532	0.280	0.571	2.642	0.463	0.932	2.216	2.213	0.399	0.399	2.714	2.257	2.251
77	V77	0.374	0.676	1.211	1.208	0.199	0.851	0.192	0.490	0.325	0.529	2.602	0.432	0.893	2.174	2.171	0.361	0.361	2.673	2.217	2.210
78	V78	0.859	1.766	0.286	0.285	1.256	1.989	1.036	0.726	1.478	0.692	1.458	0.786	0.390	1.093	1.088	0.878	0.882	1.552	1.061	1.101
79	V79	2.090	3.007	1.278	1.280	2.500	3.215	2.274	1.954	2.721	1.919	0.196	2.036	1.554	0.546	0.535	2.102	2.105	0.504	0.299	0.426
80	V80	0.843	1.655	0.906	0.904	1.084	1.798	0.942	0.734	1.269	0.736	1.929	0.775	0.700	1.407	1.410	0.802	0.808	1.897	1.558	1.488
81	V81	0.847	1.659	0.906	0.904	1.088	1.802	0.946	0.738	1.273	0.740	1.926	0.778	0.701	1.403	1.407	0.806	0.812	1.894	1.556	1.486
82	V82	0.167	0.852	0.993	0.991	0.387	1.044	0.143	0.297	0.554	0.324	2.390	0.306	0.675	1.984	1.980	0.173	0.170	2.475	2.008	2.009
83	V83	0.278	0.989	0.974	0.972	0.420	1.153	0.277	0.330	0.615	0.369	2.331	0.237	0.662	1.894	1.892	0.265	0.272	2.387	1.943	1.936
84	V84	1.070	1.983	0.381	0.382	1.471	2.206	1.249	0.931	1.693	0.894	1.250	1.001	0.567	0.889	0.883	1.083	1.087	1.339	0.850	0.893
85	V85	1.838	2.774	1.077	1.078	2.264	2.969	2.026	1.706	2.476	1.671	0.562	1.805	1.301	0.470	0.458	1.841	1.843	0.663	0.392	0.376
86	V86	0.624	1.252	1.107	1.105	0.722	1.394	0.639	0.599	0.868	0.617	2.335	0.572	0.810	1.841	1.843	0.569	0.575	2.335	1.944	1.908
87	V87	0.188	0.806	1.037	1.035	0.286	0.984	0.013	0.337	0.471	0.376	2.436	0.272	0.724	2.024	2.021	0.206	0.207	2.517	2.053	2.054
88	V88	0.232	1.136	0.723	0.721	0.637	1.346	0.386	0.077	0.837	0.000	2.090	0.251	0.385	1.675	1.671	0.222	0.226	2.169	1.707	1.702
89	V89	1.826	2.759	1.068	1.069	2.253	2.954	2.013	1.695	2.464	1.659	0.581	1.794	1.289	0.489	0.477	1.828	1.830	0.688	0.409	0.396
90	V90	0.172	1.017	0.861	0.858	0.517	1.218	0.269	0.125	0.705	0.150	2.231	0.234	0.520	1.803	1.800	0.122	0.126	2.301	1.846	1.835
91	V91	0.570	1.507	0.614	0.612	0.963	1.682	0.731	0.432	1.158	0.412	1.824	0.550	0.293	1.352	1.351	0.531	0.534	1.852	1.443	1.399
92	V92	1.091	1.770	1.264	1.262	1.231	1.878	1.147	1.022	1.375	1.031	2.207	1.028	1.058	1.663	1.669	1.041	1.046	2.128	1.842	1.762
93	V93	1.452	0.646	2.283	2.280	1.042	0.351	1.267	1.601	0.821	1.642	3.699	1.515	1.996	3.284	3.282	1.457	1.455	3.780	3.319	3.319
94	V94	0.387	0.701	1.212	1.209	0.210	0.872	0.216	0.493	0.340	0.532	2.598	0.429	0.894	2.163	2.161	0.369	0.371	2.663	2.211	2.202
95	V95	0.385	0.704	1.209	1.207	0.211	0.876	0.214	0.490	0.343	0.530	2.595	0.427	0.891	2.160	2.158	0.367	0.368	2.660	2.208	2.199
96	V96	0.184	0.867	0.960	0.958	0.345	1.058	0.151	0.313	0.549	0.354	2.362	0.175	0.671	1.964	1.960	0.241	0.246	2.452	1.977	1.991
97	V97	0.162	0.953	0.914	0.911	0.459	1.113	0.242	0.312	0.637	0.342	2.313	0.312	0.617	1.923	1.919	0.216	0.214	2.405	1.937	1.944
98	V98	0.912	1.850	0.280	0.280	1.341	2.047	1.103	0.804	1.552	0.769	1.394	0.888	0.414	1.065	1.058	0.929	0.932	1.504	1.018	1.059
99	V99	1.852	2.788	1.127	1.128	2.254	2.983	2.030	1.700	2.470	1.669	0.622	1.799	1.319	0.026	0.009	1.844	1.847	0.524	0.422	0.125
100	V100	2.120	3.036	1.308	1.310	2.529	3.246	2.303	1.983	2.750	1.948	0.159	2.064	1.584	0.550	0.539	2.131	2.135	0.480	0.311	0.434
101	V101	0.526	0.490	1.301	1.299	0.275	0.742	0.360	0.649	0.328	0.683	2.717	0.550	1.031	2.328	2.324	0.557	0.558	2.818	2.331	2.350
102	V102	0.184	0.994	0.908	0.906	0.486	1.186	0.245	0.169	0.668	0.204	2.271	0.244	0.561	1.836	1.833	0.111	0.114	2.336	1.887	1.871
103	V103	0.713	1.649	0.406	0.404	1.112	1.850	0.885	0.571	1.325	0.541	1.605	0.648	0.249	1.175	1.172	0.708	0.713	1.661	1.216	1.207
104	V104	0.175	1.025	0.851	0.848	0.526	1.228	0.278	0.116	0.715	0.140	2.220	0.233	0.511	1.794	1.791	0.128	0.132	2.292	1.836	1.825
105	V105	2.601	3.530	1.803	1.805	3.010	3.730	2.785	2.464	3.230	2.431	0.426	2.547	2.065	0.865	0.860	2.608	2.611	0.404	0.786	0.785
106	V106	0.113	0.997	0.898	0.896	0.474	1.173	0.218	0.189	0.659	0.219	2.271	0.232	0.552	1.846	1.843	0.006	0.015	2.340	1.888	1.878
107	V107	1.955	2.881	1.162	1.164	2.364	3.081	2.138	1.817	2.583	1.785	0.369	1.901	1.419	0.402	0.391	1.963	1.966	0.517	0.268	0.296
108	V108	1.789	2.706	0.976	0.979	2.197	2.919	1.973	1.653	2.420	1.618	0.514	1.731	1.256	0.469	0.455	1.803	1.806	0.691	0.121	0.370
109	V109	0.278	0.984	0.978	0.976	0.415	1.147	0.273	0.332	0.610	0.371	2.336	0.238	0.666	1.899	1.897	0.265	0.272	2.392	1.948	1.941
110	V110	0.892	1.795	0.283	0.282	1.289	2.020	1.069	0.757	1.511	0.723	1.427	0.819	0.418	1.067	1.061	0.912	0.916	1.525	1.030	1.073
111	V111	0.285	1.176	0.691	0.689	0.685	1.377	0.441	0.168	0.887	0.154	2.045	0.315	0.358	1.641	1.637	0.289	0.292	2.132	1.669	1.663
112	V112	0.878	1.809	0.455	0.454	1.293	2.011	1.054	0.718	1.500	0.686	1.461	0.844	0.371	1.005	1.002	0.863	0.866	1.507	1.086	1.038
113	V113	0.919	1.849	0.468	0.468	1.334	2.052	1.095	0.759	1.540	0.727	1.425	0.885	0.408	0.966	0.963	0.903	0.906	1.468	1.052	1.000
114	V114	0.114	1.000	0.892	0.889	0.470	1.178	0.218	0.180	0.659	0.212	2.264	0.213	0.548	1.838	1.836	0.035	0.045	2.333	1.880	1.871
115	V115	1.886	2.819	1.132	1.134	2.294	3.020	2.068	1.737	2.512	1.705	0.526	1.834	1.348	0.151	0.136	1.884	1.887	0.484	0.342	0.004
116	V116	0.467	1.399	0.521	0.518	0.896	1.592	0.647	0.336	1.097	0.307	1.841	0.478	0.171	1.434	1.429	0.462	0.463	1.921	1.466	1.453
117	V117	1.859	2.782	1.067	1.069	2.276	2.984	2.044	1.726	2.494	1.693	0.465	1.813	1.324	0.486	0.472	1.869	1.872	0.652	0.293	0.372
118	V118	1.824	2.757	1.066	1.068	2.251	2.953	2.012	1.693	2.462	1.657	0.582	1.793	1.287	0.490	0.478	1.827	1.829	0.690	0.410	0.397
119	V119	2.084	3.020	1.302	1.304	2.500	3.220	2.269	1.948	2.715	1.914	0.342	2.034	1.546	0.458	0.450	2.087	2.090	0.423	0.351	0.372
120	V120	0.278	0.984	0.978	0.976	0.415	1.147	0.273	0.332	0.610	0.371	2.336	0.238	0.666	1.899	1.897	0.265	0.272	2.392	1.948	1.941

Tabla B.6: Matriz de Distancias

	d	V21	V22	V23	V24	V25	V26	V27	V28	V29	V30	V31	V32	V33	V34	V35	V36	V37	V38	V39	V40
121	V121	2.106	3.009	1.281	1.283	2.516	3.226	2.292	1.981	2.738	1.946	0.373	2.051	1.582	0.731	0.718	2.127	2.130	0.674	0.395	0.605
122	V122	0.894	1.793	0.041	0.039	1.293	2.002	1.073	0.778	1.512	0.749	1.425	0.838	0.440	1.116	1.109	0.926	0.930	1.556	1.047	1.106
123	V123	0.868	1.765	0.000	0.006	1.265	1.973	1.046	0.751	1.484	0.723	1.451	0.812	0.419	1.138	1.131	0.901	0.905	1.582	1.073	1.130
124	V124	0.201	1.073	0.762	0.760	0.545	1.273	0.326	0.202	0.758	0.227	2.153	0.063	0.476	1.754	1.750	0.251	0.259	2.239	1.765	1.780
125	V125	0.377	1.321	0.645	0.643	0.803	1.506	0.552	0.257	0.998	0.223	1.955	0.416	0.273	1.523	1.520	0.348	0.350	2.016	1.575	1.554
126	V126	0.991	1.513	0.896	0.896	1.251	1.835	1.078	0.885	1.418	0.850	1.970	0.921	0.852	1.687	1.679	1.017	1.019	2.120	1.614	1.673
127	V127	1.716	2.648	0.995	0.997	2.127	2.847	1.896	1.564	2.341	1.532	0.695	1.670	1.180	0.203	0.192	1.709	1.712	0.668	0.442	0.198
128	V128	3.258	3.908	3.104	3.103	3.400	3.985	3.328	3.165	3.526	3.162	3.089	3.183	3.059	2.668	2.683	3.208	3.213	2.800	2.939	2.802
129	V129	0.167	0.995	0.891	0.888	0.491	1.192	0.244	0.155	0.675	0.184	2.260	0.236	0.549	1.831	1.828	0.103	0.107	2.329	1.876	1.864
130	V130	0.642	1.574	0.331	0.329	1.049	1.776	0.820	0.509	1.265	0.480	1.637	0.584	0.158	1.243	1.238	0.655	0.659	1.722	1.253	1.262
131	V131	0.394	0.834	1.171	1.169	0.312	0.986	0.279	0.464	0.453	0.504	2.530	0.414	0.846	2.077	2.075	0.355	0.358	2.579	2.143	2.123
132	V132	0.393	0.837	1.169	1.166	0.315	0.990	0.279	0.462	0.456	0.503	2.527	0.412	0.844	2.074	2.073	0.354	0.357	2.576	2.140	2.120
133	V133	0.839	1.768	0.431	0.430	1.254	1.972	1.014	0.678	1.461	0.646	1.490	0.802	0.333	1.041	1.038	0.826	0.829	1.542	1.113	1.072
134	V134	0.880	1.809	0.441	0.440	1.295	2.013	1.056	0.720	1.503	0.687	1.452	0.843	0.370	1.002	0.998	0.867	0.870	1.502	1.077	1.033
135	V135	2.326	3.257	1.526	1.528	2.732	3.462	2.510	2.188	2.953	2.154	0.222	2.268	1.789	0.611	0.606	2.332	2.335	0.300	0.496	0.534
136	V136	0.862	1.803	0.619	0.618	1.226	1.962	1.023	0.745	1.429	0.729	1.614	0.810	0.496	1.124	1.125	0.842	0.846	1.606	1.237	1.186
137	V137	0.425	1.340	0.556	0.554	0.819	1.551	0.588	0.280	1.029	0.249	1.891	0.363	0.234	1.473	1.470	0.425	0.431	1.964	1.499	1.503
138	V138	0.276	1.005	0.925	0.923	0.487	1.207	0.308	0.267	0.680	0.294	2.285	0.227	0.611	1.846	1.844	0.250	0.257	2.344	1.891	1.885
139	V139	0.724	1.659	0.319	0.316	1.132	1.858	0.903	0.607	1.344	0.579	1.571	0.660	0.246	1.189	1.184	0.738	0.741	1.657	1.188	1.206
140	V140	2.364	3.306	1.597	1.599	2.772	3.500	2.547	2.221	2.989	2.189	0.417	2.311	1.828	0.549	0.548	2.362	2.365	0.054	0.615	0.504
141	V141	0.595	0.594	1.414	1.412	0.203	0.686	0.416	0.727	0.166	0.771	2.809	0.631	1.117	2.377	2.376	0.593	0.594	2.873	2.423	2.418
142	V142	0.847	0.215	1.660	1.658	0.466	0.428	0.660	0.978	0.301	1.015	3.069	0.886	1.373	2.666	2.663	0.859	0.858	3.162	2.684	2.695
143	V143	2.527	3.455	1.724	1.726	2.933	3.659	2.711	2.390	3.155	2.356	0.334	2.471	1.992	0.810	0.805	2.534	2.538	0.383	0.698	0.729
144	V144	0.639	1.571	0.330	0.329	1.046	1.773	0.817	0.506	1.263	0.477	1.639	0.581	0.156	1.246	1.241	0.653	0.657	1.725	1.255	1.265
145	V145	2.551	3.479	1.748	1.750	2.958	3.683	2.735	2.415	3.179	2.380	0.360	2.495	2.016	0.834	0.829	2.558	2.561	0.396	0.725	0.754
146	V146	2.473	3.392	1.671	1.673	2.871	3.604	2.653	2.330	3.093	2.295	0.334	2.406	1.939	0.746	0.743	2.479	2.483	0.382	0.636	0.685
147	V147	2.555	3.484	1.753	1.755	2.962	3.687	2.739	2.419	3.183	2.385	0.363	2.500	2.020	0.836	0.832	2.562	2.565	0.397	0.728	0.757
148	V148	0.595	0.591	1.415	1.413	0.202	0.684	0.416	0.728	0.163	0.772	2.810	0.632	1.117	2.379	2.377	0.594	0.594	2.875	2.424	2.420
149	V149	1.411	0.465	2.216	2.214	1.018	0.361	1.225	1.547	0.815	1.582	3.635	1.464	1.943	3.241	3.238	1.424	1.422	3.737	3.254	3.267
150	V150	0.472	1.395	0.517	0.515	0.904	1.593	0.652	0.348	1.103	0.318	1.842	0.486	0.184	1.445	1.440	0.471	0.472	1.928	1.468	1.460
151	V151	1.626	2.559	0.861	0.862	2.045	2.766	1.812	1.485	2.262	1.449	0.714	1.580	1.090	0.423	0.411	1.629	1.632	0.777	0.386	0.366
152	V152	2.586	3.508	1.774	1.776	2.998	3.717	2.772	2.453	3.219	2.418	0.408	2.534	2.052	0.923	0.916	2.597	2.600	0.515	0.762	0.826
153	V153	0.535	1.447	0.462	0.460	0.965	1.641	0.718	0.463	1.164	0.433	1.793	0.548	0.252	1.450	1.443	0.563	0.564	1.908	1.427	1.451
154	V154	1.452	0.646	2.283	2.280	1.042	0.351	1.267	1.601	0.821	1.642	3.699	1.515	1.996	3.284	3.282	1.457	1.455	3.780	3.319	3.319
155	V155	0.471	0.613	1.253	1.251	0.268	0.739	0.324	0.615	0.351	0.658	2.659	0.542	0.977	2.267	2.263	0.506	0.505	2.755	2.287	2.289
156	V156	2.086	3.022	1.304	1.306	2.502	3.222	2.271	1.950	2.718	1.916	0.340	2.036	1.548	0.459	0.451	2.089	2.092	0.422	0.351	0.373
157	V157	1.135	0.353	1.960	1.957	0.717	0.202	0.947	1.278	0.503	1.319	3.374	1.184	1.674	2.962	2.960	1.145	1.143	3.459	2.991	2.996
158	V158	2.357	3.271	1.542	1.544	2.765	3.483	2.540	2.219	2.986	2.184	0.107	2.300	1.821	0.718	0.709	2.368	2.371	0.448	0.531	0.613
159	V159	0.169	0.966	0.868	0.866	0.435	1.161	0.228	0.245	0.646	0.282	2.265	0.062	0.579	1.862	1.859	0.222	0.229	2.350	1.878	1.890
160	V160	0.282	0.771	1.116	1.113	0.219	0.930	0.116	0.413	0.398	0.455	2.507	0.335	0.801	2.082	2.080	0.280	0.282	2.577	2.123	2.118
161	V161	2.557	3.484	1.753	1.755	2.963	3.688	2.741	2.421	3.185	2.387	0.356	2.501	2.023	0.845	0.840	2.565	2.569	0.412	0.729	0.764
162	V162	0.186	1.024	0.810	0.808	0.497	1.223	0.284	0.221	0.709	0.251	2.204	0.013	0.523	1.804	1.800	0.237	0.244	2.289	1.816	1.830
163	V163	0.041	0.954	0.874	0.872	0.440	1.140	0.183	0.213	0.636	0.244	2.274	0.179	0.564	1.873	1.870	0.136	0.139	2.361	1.892	1.898
164	V164	0.690	0.503	1.524	1.521	0.361	0.519	0.523	0.843	0.233	0.884	2.928	0.786	1.225	2.513	2.510	0.695	0.692	3.005	2.553	2.544
165	V165	1.032	0.319	1.855	1.853	0.613	0.237	0.843	1.176	0.403	1.217	3.269	1.079	1.571	2.858	2.855	1.043	1.042	3.354	2.886	2.891
166	V166	0.268	1.002	0.959	0.956	0.433	1.167	0.279	0.313	0.629	0.351	2.315	0.228	0.644	1.877	1.875	0.252	0.260	2.371	1.927	1.919
167	V167	0.400	1.262	0.774	0.772	0.687	1.431	0.511	0.337	0.893	0.351	2.078	0.322	0.483	1.629	1.628	0.385	0.393	2.120	1.687	1.676
168	V168	0.372	1.320	0.632	0.630	0.795	1.505	0.546	0.250	0.992	0.217	1.949	0.395	0.258	1.516	1.513	0.346	0.348	2.009	1.567	1.547
169	V169	0.169	0.899	0.918	0.916	0.453	1.105	0.212	0.249	0.631	0.276	2.317	0.284	0.612	1.922	1.917	0.201	0.199	2.412	1.937	1.942
170	V170	2.355	3.297	1.593	1.595	2.760	3.491	2.537	2.211	2.978	2.179	0.444	2.300	1.820	0.530	0.531	2.352	2.355	0.022	0.616	0.498
171	V171	1.136	0.353	1.960	1.958	0.717	0.203	0.947	1.278	0.504	1.319	3.374	1.184	1.675	2.962	2.960	1.145	1.144	3.459	2.991	2.996
172	V172	0.548	1.475	0.437	0.434	0.981	1.668	0.734	0.467	1.183	0.437	1.764	0.553	0.220	1.412	1.406	0.571	0.572	1.873	1.396	1.417
173	V173	0.873	1.789	0.104	0.104	1.280	1.995	1.055	0.747	1.499	0.717	1.421	0.820	0.388	1.076	1.069	0.898	0.901	1.533	1.039	1.074
174	V174	0.860	1.791	0.451	0.451	1.274	1.993	1.035	0.700	1.481	0.668	1.477	0.827	0.356	1.021	1.018	0.845	0.848	1.524	1.102	1.055
175	V175	0.899	1.830	0.462	0.462	1.313	2.032	1.075	0.739	1.520	0.707	1.442	0.865	0.391	0.984	0.981	0.883	0.886	1.486	1.068	1.018
176	V176	0.217	1.122	0.707	0.705	0.614	1.332	0.370	0.140	0.819	0.132	2.091	0.183	0.389	1.692	1.688	0.241	0.247	2.180	1.706	1.716
177	V177	0.934	0.200	1.757	1.755	0.541	0.282	0.745	1.074	0.336	1.113	3.172	0.986	1.470	2.768	2.765	0.945	0.943	3.263	2.791	2.797
178	V178	0.168	1.003	0.878	0.875	0.502	1.203	0.254	0.141	0.688	0.168	2.248	0.235	0.537	1.819	1.816	0.112	0.115	2.318	1.864	1.852
179	V179	0.278	0.985	0.978	0.976	0.416	1.148	0.274	0.332	0.611	0.371	2.335	0.238	0.666	1.898	1.897	0.265	0.272	2.392	1.948	1.940

Tabla B.7: Matriz de Distancias

d	V41	V42	V43	V44	V45	V46	V47	V48	V49	V50	V51	V52	V53	V54	V55	V56	V57	V58	V59	V60
V1	3.689	3.556	2.619	2.679	2.677	2.309	3.744	0.144	0.430	0.842	2.016	1.998	2.537	0.693	2.721	2.522	2.955	2.357	3.690	0.129
V2	2.920	2.787	1.857	1.916	1.914	1.556	2.969	0.840	0.889	0.371	1.302	1.355	1.768	0.508	2.149	1.756	2.183	1.589	2.922	0.821
V3	2.845	2.712	1.774	1.836	1.833	1.425	2.901	0.988	1.112	0.424	1.182	1.208	1.691	0.417	1.985	1.657	2.119	1.498	2.846	0.975
V4	1.988	1.859	0.932	0.993	0.992	0.585	2.036	1.788	1.846	1.023	0.602	0.830	0.836	1.220	1.588	0.803	1.261	0.639	1.989	1.762
V5	2.042	1.913	0.985	1.047	1.046	0.635	2.091	1.738	1.798	0.972	0.631	0.846	0.890	1.170	1.613	0.857	1.315	0.693	2.043	1.713
V6	1.369	1.231	0.320	0.379	0.379	0.222	1.413	2.392	2.440	1.634	0.624	0.906	0.218	1.834	1.394	0.179	0.638	0.002	1.370	2.366
V7	1.130	0.987	0.170	0.203	0.205	0.372	1.175	2.648	2.700	1.886	0.792	1.043	0.155	2.079	1.373	0.101	0.423	0.267	1.131	2.623
V8	1.844	1.695	0.756	0.816	0.813	0.507	1.892	1.929	1.995	1.210	0.368	0.622	0.682	1.380	1.330	0.656	1.104	0.508	1.845	1.910
V9	2.181	2.068	1.165	1.221	1.220	0.886	2.248	1.583	1.625	0.850	0.819	1.018	1.078	1.064	1.796	1.080	1.475	0.912	2.182	1.545
V10	1.006	0.884	0.226	0.229	0.238	0.504	1.057	2.754	2.793	1.982	0.961	1.222	0.223	2.203	1.531	0.259	0.316	0.394	1.007	2.727
V11	1.218	1.089	0.263	0.310	0.316	0.346	1.254	2.551	2.589	1.783	0.813	1.089	0.153	2.010	1.504	0.161	0.500	0.216	1.219	2.525
V12	1.734	1.589	0.661	0.719	0.717	0.436	1.777	2.020	2.071	1.292	0.440	0.723	0.572	1.486	1.395	0.564	0.991	0.405	1.735	1.997
V13	0.116	0.231	1.078	1.018	1.021	1.443	0.231	3.698	3.728	2.935	1.815	2.022	1.154	3.146	2.018	1.201	0.731	1.348	0.116	3.666
V14	1.750	1.607	0.668	0.727	0.725	0.436	1.800	2.005	2.062	1.272	0.419	0.697	0.587	1.462	1.371	0.573	1.008	0.417	1.751	1.983
V15	3.665	3.531	2.593	2.654	2.652	2.282	3.720	0.144	0.421	0.817	1.987	1.968	2.511	0.667	2.692	2.495	2.931	2.331	3.667	0.159
V16	0.969	0.854	0.256	0.228	0.232	0.509	1.032	2.780	2.829	2.012	0.949	1.201	0.284	2.210	1.499	0.320	0.310	0.438	0.971	2.751
V17	1.996	1.866	0.939	1.000	0.998	0.593	2.045	1.778	1.837	1.015	0.594	0.820	0.844	1.209	1.582	0.812	1.269	0.648	1.997	1.753
V18	2.056	1.926	0.998	1.059	1.058	0.648	2.105	1.723	1.784	0.960	0.626	0.836	0.904	1.152	1.608	0.870	1.329	0.707	2.057	1.698
V19	0.547	0.391	0.580	0.519	0.521	0.967	0.624	3.224	3.267	2.468	1.305	1.510	0.671	2.659	1.564	0.711	0.282	0.865	0.547	3.197
V20	3.205	3.077	2.151	2.210	2.208	1.844	3.252	0.599	0.634	0.463	1.609	1.653	2.058	0.529	2.439	2.049	2.471	1.879	3.206	0.562
V21	1.157	1.022	0.122	0.176	0.182	0.404	1.217	2.590	2.632	1.827	0.788	1.055	0.073	2.036	1.422	0.173	0.425	0.255	1.158	2.564
V22	0.374	0.315	0.929	0.871	0.875	1.256	0.283	3.516	3.543	2.761	1.649	1.866	0.981	2.977	1.934	1.020	0.579	1.162	0.375	3.486
V23	1.973	1.845	0.940	0.994	0.993	0.733	2.026	1.781	1.804	1.064	0.652	0.898	0.847	1.296	1.640	0.857	1.244	0.692	1.975	1.754
V24	1.971	1.842	0.937	0.992	0.991	0.731	2.024	1.783	1.807	1.066	0.651	0.897	0.845	1.297	1.639	0.855	1.241	0.690	1.973	1.756
V25	0.759	0.603	0.374	0.315	0.315	0.780	0.827	3.000	3.042	2.254	1.089	1.308	0.468	2.440	1.451	0.520	0.166	0.661	0.760	2.973
V26	0.000	0.242	1.098	1.037	1.040	1.456	0.258	3.722	3.757	2.956	1.831	2.034	1.177	3.159	2.013	1.222	0.757	1.370	0.002	3.691
V27	0.973	0.834	0.144	0.110	0.119	0.536	1.030	2.775	2.819	2.015	0.919	1.166	0.211	2.217	1.436	0.272	0.249	0.412	0.974	2.748
V28	1.305	1.166	0.259	0.317	0.317	0.251	1.352	2.455	2.503	1.697	0.653	0.929	0.167	1.893	1.378	0.122	0.578	0.075	1.306	2.429
V29	0.551	0.394	0.577	0.516	0.518	0.965	0.627	3.221	3.265	2.465	1.301	1.506	0.669	2.656	1.560	0.708	0.280	0.862	0.551	3.194
V30	1.346	1.207	0.299	0.361	0.361	0.232	1.388	2.420	2.467	1.662	0.646	0.925	0.195	1.863	1.393	0.147	0.618	0.069	1.347	2.395
V31	3.390	3.259	2.327	2.387	2.385	2.016	3.441	0.401	0.524	0.586	1.750	1.763	2.240	0.513	2.525	2.227	2.656	2.059	3.391	0.354
V32	1.221	1.070	0.186	0.218	0.216	0.425	1.267	2.535	2.579	1.796	0.691	0.956	0.155	1.990	1.345	0.233	0.474	0.255	1.222	2.511
V33	1.694	1.561	0.624	0.688	0.687	0.357	1.747	2.055	2.106	1.292	0.531	0.814	0.530	1.505	1.461	0.517	0.958	0.357	1.695	2.029
V34	2.988	2.848	1.912	1.973	1.969	1.576	3.046	0.893	1.043	0.509	1.271	1.253	1.835	0.314	2.002	1.800	2.261	1.645	2.989	0.889
V35	2.985	2.846	1.909	1.970	1.967	1.573	3.042	0.888	1.035	0.496	1.272	1.257	1.832	0.313	2.009	1.797	2.257	1.641	2.986	0.883
V36	1.171	1.034	0.147	0.205	0.209	0.358	1.229	2.598	2.650	1.831	0.776	1.032	0.131	2.032	1.379	0.124	0.458	0.251	1.172	2.574
V37	1.169	1.033	0.152	0.209	0.213	0.359	1.228	2.601	2.653	1.832	0.783	1.039	0.137	2.035	1.385	0.128	0.458	0.255	1.170	2.577
V38	3.482	3.344	2.402	2.464	2.461	2.078	3.541	0.461	0.683	0.696	1.763	1.725	2.325	0.428	2.434	2.298	2.750	2.140	3.483	0.486
V39	3.013	2.875	1.943	2.003	2.001	1.642	3.060	0.757	0.821	0.414	1.363	1.394	1.857	0.468	2.175	1.843	2.273	1.677	3.015	0.744
V40	3.017	2.882	1.943	2.005	2.002	1.607	3.072	0.805	0.939	0.413	1.332	1.339	1.861	0.301	2.107	1.832	2.287	1.671	3.018	0.795
V41	0.000	0.242	1.098	1.037	1.040	1.456	0.258	3.722	3.757	2.956	1.831	2.034	1.177	3.159	2.013	1.222	0.757	1.370	0.002	3.691
V42	0.242	0.000	0.952	0.890	0.891	1.329	0.293	3.591	3.629	2.838	1.658	1.849	1.038	3.028	1.812	1.080	0.616	1.232	0.241	3.563
V43	1.098	0.952	0.000	0.074	0.076	0.459	1.161	2.654	2.703	1.901	0.792	1.041	0.140	2.093	1.352	0.210	0.370	0.321	1.099	2.628
V44	1.037	0.890	0.074	0.000	0.014	0.516	1.101	2.715	2.763	1.963	0.839	1.082	0.192	2.153	1.363	0.262	0.310	0.381	1.038	2.689
V45	1.040	0.891	0.076	0.014	0.000	0.516	1.104	2.712	2.761	1.963	0.831	1.073	0.195	2.151	1.352	0.264	0.315	0.381	1.041	2.687
V46	1.456	1.329	0.459	0.516	0.516	0.000	1.502	2.344	2.408	1.571	0.645	0.911	0.374	1.763	1.423	0.299	0.764	0.221	1.457	2.318
V47	0.258	0.293	1.161	1.101	1.104	1.502	0.000	3.776	3.806	3.019	1.879	2.079	1.227	3.227	2.062	1.265	0.809	1.414	0.258	3.746
V48	3.722	3.591	2.654	2.715	2.712	2.344	3.776	0.000	0.319	0.854	2.064	2.054	2.569	0.750	2.785	2.556	2.988	2.391	3.724	0.142
V49	3.757	3.629	2.703	2.763	2.761	2.408	3.806	0.319	0.000	0.937	2.144	2.157	2.613	0.913	2.904	2.606	3.025	2.439	3.758	0.366
V50	2.956	2.838	1.901	1.963	1.963	1.571	3.019	0.854	0.937	0.000	1.415	1.488	1.812	0.463	2.262	1.795	2.233	1.633	2.957	0.829
V51	1.831	1.658	0.792	0.839	0.831	0.645	1.879	2.064	2.144	1.415	0.000	0.304	0.762	1.485	1.024	0.724	1.124	0.624	1.832	2.051
V52	2.034	1.849	1.041	1.082	1.073	0.911	2.079	2.054	2.157	1.488	0.304	0.000	1.031	1.476	0.839	0.986	1.359	0.907	2.035	2.051
V53	1.177	1.038	0.140	0.192	0.195	0.374	1.227	2.569	2.613	1.812	0.762	1.031	0.000	2.018	1.414	0.143	0.440	0.219	1.178	2.543
V54	3.159	3.028	2.093	2.153	2.151	1.763	3.227	0.750	0.913	0.463	1.485	1.476	2.018	0.000	2.213	1.990	2.439	1.832	3.161	0.737
V55	2.013	1.812	1.352	1.363	1.352	1.423	2.062	2.785	2.904	2.262	1.024	0.839	1.414	2.213	0.000	1.370	1.551	1.395	2.013	2.790
V56	1.222	1.080	0.210	0.262	0.264	0.299	1.265	2.556	2.606	1.795	0.724	0.986	0.143	1.990	1.370	0.000	0.507	0.180	1.223	2.532
V57	0.757	0.616	0.370	0.310	0.315	0.764	0.809	2.988	3.025	2.233	1.124	1.359	0.440	2.439	1.551	0.507	0.000	0.639	0.758	2.960
V58	1.370	1.232	0.321	0.381	0.381	0.221	1.414	2.391	2.439	1.633	0.624	0.907	0.219	1.832	1.395	0.180	0.639	0.000	1.371	2.365
V59	0.002	0.241	1.099	1.038	1.041	1.457	0.258	3.724	3.758	2.957	1.832	2.035	1.178	3.161	2.013	1.223	0.758	1.371	0.000	3.692
V60	3.691	3.563	2.628	2.689	2.687	2.318	3.746	0.142	0.366	0.829	2.051	2.051	2.543	0.737	2.790	2.532	2.960	2.365	3.692	0.000

Tabla B.8: Matriz de Distancias

	d	V41	V42	V43	V44	V45	V46	V47	V48	V49	V50	V51	V52	V53	V54	V55	V56	V57	V58	V59	V60
61	V61	3.197	3.068	2.136	2.196	2.194	1.824	3.252	0.570	0.669	0.409	1.575	1.606	2.048	0.406	2.382	2.036	2.465	1.868	3.199	0.528
62	V62	0.548	0.391	0.580	0.520	0.522	0.967	0.625	3.224	3.268	2.468	1.304	1.508	0.672	2.659	1.561	0.711	0.283	0.865	0.549	3.197
63	V63	3.718	3.588	2.653	2.714	2.712	2.343	3.770	0.077	0.275	0.846	2.077	2.078	2.566	0.780	2.817	2.554	2.984	2.389	3.719	0.147
64	V64	1.216	1.074	0.209	0.259	0.260	0.310	1.256	2.551	2.598	1.794	0.725	0.991	0.124	1.991	1.387	0.064	0.496	0.178	1.217	2.526
65	V65	1.215	1.093	0.249	0.294	0.299	0.315	1.264	2.535	2.576	1.763	0.795	1.076	0.143	1.982	1.505	0.166	0.499	0.192	1.216	2.507
66	V66	1.267	1.121	0.234	0.290	0.289	0.275	1.311	2.515	2.568	1.758	0.671	0.932	0.171	1.946	1.331	0.056	0.550	0.155	1.268	2.492
67	V67	3.417	3.286	2.355	2.414	2.412	2.043	3.467	0.382	0.505	0.609	1.777	1.789	2.267	0.534	2.550	2.254	2.683	2.086	3.418	0.333
68	V68	3.268	3.136	2.195	2.257	2.254	1.865	3.328	0.571	0.742	0.495	1.587	1.579	2.115	0.344	2.315	2.089	2.539	1.928	3.269	0.564
69	V69	1.042	0.885	0.253	0.239	0.231	0.550	1.114	2.773	2.835	2.028	0.821	1.027	0.348	2.185	1.216	0.341	0.418	0.475	1.043	2.751
70	V70	2.297	2.163	1.225	1.285	1.284	0.925	2.352	1.463	1.520	0.729	0.737	0.884	1.139	0.922	1.684	1.120	1.561	0.955	2.298	1.442
71	V71	1.731	1.587	0.659	0.717	0.715	0.433	1.774	2.022	2.073	1.295	0.442	0.725	0.569	1.488	1.396	0.562	0.988	0.403	1.732	2.000
72	V72	1.968	1.833	0.902	0.964	0.962	0.557	2.017	1.813	1.878	1.055	0.535	0.760	0.813	1.233	1.512	0.774	1.240	0.614	1.969	1.790
73	V73	2.015	1.881	0.949	1.011	1.009	0.600	2.065	1.770	1.836	1.012	0.560	0.771	0.860	1.189	1.532	0.820	1.287	0.661	2.016	1.747
74	V74	1.211	1.069	0.203	0.254	0.256	0.307	1.255	2.567	2.617	1.806	0.732	0.991	0.143	2.001	1.368	0.013	0.498	0.191	1.212	2.543
75	V75	1.040	0.914	0.198	0.212	0.221	0.471	1.091	2.722	2.762	1.950	0.924	1.184	0.190	2.168	1.501	0.223	0.341	0.360	1.041	2.695
76	V76	0.809	0.652	0.332	0.281	0.282	0.702	0.858	2.971	3.019	2.216	1.053	1.271	0.416	2.404	1.421	0.438	0.196	0.599	0.810	2.946
77	V77	0.851	0.695	0.301	0.255	0.256	0.657	0.897	2.932	2.981	2.177	1.016	1.236	0.381	2.363	1.407	0.394	0.218	0.557	0.852	2.907
78	V78	1.989	1.842	0.922	0.979	0.977	0.690	2.025	1.777	1.819	1.091	0.522	0.746	0.833	1.292	1.503	0.825	1.243	0.665	1.991	1.759
79	V79	3.216	3.087	2.156	2.216	2.214	1.845	3.268	0.553	0.640	0.426	1.601	1.635	2.068	0.444	2.414	2.056	2.483	1.888	3.217	0.512
80	V80	1.798	1.623	0.821	0.863	0.854	0.714	1.860	2.229	2.333	1.583	0.311	0.322	0.826	1.620	0.803	0.771	1.144	0.726	1.799	2.219
81	V81	1.802	1.627	0.825	0.867	0.858	0.717	1.864	2.226	2.331	1.580	0.311	0.320	0.830	1.617	0.803	0.775	1.148	0.729	1.803	2.216
82	V82	1.044	0.919	0.197	0.212	0.221	0.467	1.095	2.717	2.758	1.945	0.921	1.181	0.187	2.163	1.500	0.219	0.345	0.355	1.045	2.691
83	V83	1.153	0.983	0.190	0.198	0.188	0.511	1.207	2.655	2.714	1.925	0.704	0.922	0.274	2.086	1.180	0.288	0.454	0.385	1.153	2.634
84	V84	2.206	2.060	1.133	1.192	1.189	0.865	2.243	1.566	1.615	0.903	0.631	0.788	1.044	1.092	1.583	1.029	1.461	0.868	2.207	1.551
85	V85	2.969	2.849	1.910	1.973	1.972	1.578	3.031	0.838	0.931	0.057	1.410	1.474	1.822	0.420	2.249	1.804	2.245	1.642	2.970	0.814
86	V86	1.394	1.203	0.561	0.578	0.569	0.684	1.438	2.641	2.721	1.952	0.628	0.730	0.618	2.055	0.831	0.565	0.794	0.630	1.394	2.631
87	V87	0.984	0.844	0.133	0.101	0.110	0.527	1.042	2.765	2.809	2.005	0.907	1.155	0.202	2.206	1.427	0.262	0.260	0.402	0.986	2.738
88	V88	1.346	1.207	0.299	0.361	0.361	0.232	1.388	2.420	2.467	1.662	0.646	0.925	0.195	1.863	1.393	0.147	0.618	0.069	1.347	2.395
89	V89	2.954	2.836	1.899	1.961	1.960	1.565	3.017	0.859	0.948	0.061	1.408	1.477	1.810	0.439	2.255	1.792	2.231	1.630	2.956	0.833
90	V90	1.218	1.076	0.208	0.260	0.261	0.301	1.262	2.559	2.610	1.798	0.726	0.987	0.143	1.993	1.369	0.004	0.504	0.183	1.220	2.535
91	V91	1.682	1.538	0.612	0.675	0.672	0.354	1.744	2.141	2.215	1.386	0.424	0.668	0.558	1.546	1.247	0.499	0.968	0.392	1.684	2.123
92	V92	1.878	1.689	1.045	1.071	1.061	1.033	1.938	2.482	2.594	1.885	0.656	0.521	1.085	1.878	0.468	1.027	1.312	1.030	1.878	2.484
93	V93	0.351	0.464	1.386	1.325	1.328	1.754	0.406	4.029	4.067	3.264	2.099	2.278	1.475	3.460	2.151	1.511	1.055	1.668	0.349	3.999
94	V94	0.872	0.707	0.305	0.259	0.258	0.661	0.916	2.927	2.978	2.177	0.990	1.202	0.391	2.355	1.356	0.398	0.252	0.560	0.873	2.903
95	V95	0.876	0.710	0.302	0.257	0.256	0.658	0.919	2.924	2.975	2.174	0.987	1.199	0.388	2.352	1.354	0.395	0.254	0.557	0.876	2.900
96	V96	1.058	0.908	0.139	0.116	0.119	0.524	1.106	2.694	2.735	1.947	0.839	1.091	0.181	2.145	1.404	0.275	0.306	0.367	1.059	2.668
97	V97	1.113	0.999	0.226	0.253	0.262	0.485	1.188	2.639	2.675	1.863	0.901	1.172	0.213	2.089	1.531	0.289	0.419	0.357	1.114	2.611
98	V98	2.047	1.922	0.991	1.053	1.054	0.745	2.106	1.709	1.743	0.946	0.726	0.950	0.901	1.212	1.684	0.902	1.315	0.743	2.048	1.685
99	V99	2.983	2.844	1.907	1.968	1.965	1.571	3.040	0.885	1.032	0.490	1.271	1.259	1.830	0.313	2.012	1.795	2.255	1.639	2.984	0.880
100	V100	3.246	3.117	2.185	2.245	2.243	1.874	3.298	0.526	0.620	0.464	1.620	1.647	2.097	0.448	2.423	2.085	2.513	1.917	3.248	0.487
101	V101	0.742	0.590	0.482	0.428	0.432	0.829	0.742	3.051	3.080	2.305	1.186	1.419	0.524	2.514	1.609	0.574	0.193	0.705	0.743	3.024
102	V102	1.186	1.041	0.188	0.234	0.234	0.331	1.233	2.599	2.654	1.838	0.739	0.990	0.165	2.026	1.338	0.070	0.479	0.230	1.187	2.575
103	V103	1.850	1.701	0.762	0.822	0.819	0.513	1.898	1.924	1.991	1.206	0.366	0.618	0.689	1.376	1.328	0.662	1.110	0.515	1.851	1.906
104	V104	1.228	1.086	0.214	0.268	0.269	0.294	1.271	2.549	2.599	1.788	0.720	0.982	0.144	1.984	1.371	0.008	0.513	0.174	1.229	2.525
105	V105	3.730	3.600	2.663	2.723	2.720	2.347	3.787	0.184	0.443	0.867	2.063	2.047	2.580	0.708	2.774	2.566	2.999	2.401	3.731	0.200
106	V106	1.173	1.036	0.145	0.204	0.207	0.357	1.232	2.595	2.647	1.828	0.771	1.027	0.129	2.029	1.375	0.122	0.460	0.248	1.175	2.571
107	V107	3.081	2.951	2.018	2.077	2.075	1.701	3.139	0.695	0.811	0.339	1.447	1.476	1.934	0.312	2.254	1.919	2.351	1.753	3.082	0.665
108	V108	2.919	2.786	1.856	1.915	1.913	1.555	2.968	0.841	0.889	0.370	1.302	1.356	1.767	0.509	2.149	1.755	2.182	1.588	2.921	0.821
109	V109	1.147	0.978	0.188	0.194	0.184	0.513	1.202	2.660	2.718	1.929	0.709	0.927	0.274	2.091	1.183	0.289	0.449	0.388	1.148	2.638
110	V110	2.020	1.874	0.955	1.013	1.010	0.716	2.055	1.746	1.787	1.065	0.542	0.759	0.865	1.265	1.528	0.857	1.275	0.696	2.022	1.729
111	V111	1.377	1.249	0.357	0.418	0.418	0.215	1.426	2.374	2.424	1.612	0.672	0.957	0.253	1.821	1.461	0.246	0.663	0.151	1.379	2.345
112	V112	2.011	1.872	0.939	1.002	1.000	0.593	2.060	1.787	1.858	1.038	0.519	0.721	0.855	1.200	1.477	0.809	1.283	0.656	2.012	1.766
113	V113	2.052	1.913	0.980	1.043	1.040	0.631	2.101	1.750	1.823	1.003	0.542	0.731	0.895	1.162	1.494	0.849	1.324	0.697	2.053	1.730
114	V114	1.178	1.036	0.133	0.194	0.196	0.356	1.235	2.590	2.642	1.827	0.750	1.005	0.121	2.023	1.353	0.114	0.461	0.241	1.180	2.566
115	V115	3.020	2.885	1.946	2.008	2.005	1.610	3.075	0.801	0.935	0.412	1.335	1.342	1.864	0.301	2.111	1.835	2.290	1.674	3.021	0.791
116	V116	1.592	1.470	0.547	0.612	0.613	0.262	1.651	2.168	2.220	1.386	0.611	0.897	0.453	1.606	1.493	0.426	0.873	0.279	1.594	2.141
117	V117	2.984	2.860	1.927	1.987	1.986	1.611	3.041	0.785	0.868	0.235	1.409	1.470	1.839	0.432	2.262	1.828	2.255	1.661	2.985	0.748
118	V118	2.953	2.834	1.897	1.959	1.959	1.563	3.015	0.861	0.949	0.061	1.407	1.477	1.808	0.441	2.254	1.790	2.230	1.628	2.954	0.834
119	V119	3.220	3.088	2.147	2.208	2.206	1.829	3.278	0.598	0.737	0.382	1.571	1.583	2.065	0.310	2.336	2.046	2.485	1.883	3.221	0.582
120	V120	1.147	0.978	0.188	0.194	0.184	0.513	1.202	2.660	2.718	1.929	0.709	0.927	0.274	2.091	1.183	0.289	0.449	0.388	1.148	2.638

Tabla B.9: Matriz de Distancias

	d	V41	V42	V43	V44	V45	V46	V47	V48	V49	V50	V51	V52	V53	V54	V55	V56	V57	V58	V59	V60
121	V121	3.226	3.099	2.178	2.237	2.236	1.890	3.272	0.609	0.591	0.531	1.662	1.717	2.085	0.670	2.500	2.085	2.493	1.916	3.227	0.590
122	V122	2.002	1.873	0.966	1.020	1.020	0.758	2.054	1.753	1.777	1.039	0.665	0.904	0.874	1.273	1.651	0.883	1.271	0.718	2.003	1.727
123	V123	1.973	1.845	0.940	0.994	0.993	0.733	2.026	1.781	1.804	1.064	0.652	0.898	0.847	1.296	1.640	0.857	1.244	0.692	1.975	1.754
124	V124	1.273	1.121	0.222	0.263	0.261	0.403	1.318	2.483	2.527	1.744	0.652	0.923	0.170	1.939	1.344	0.239	0.523	0.224	1.274	2.459
125	V125	1.506	1.373	0.449	0.518	0.519	0.226	1.564	2.276	2.332	1.504	0.596	0.868	0.367	1.707	1.392	0.320	0.792	0.223	1.508	2.253
126	V126	1.835	1.702	1.050	1.078	1.079	0.876	1.786	2.296	2.303	1.660	1.042	1.264	0.943	1.891	1.862	0.923	1.196	0.842	1.836	2.273
127	V127	2.847	2.715	1.777	1.839	1.836	1.428	2.903	0.984	1.108	0.421	1.186	1.211	1.694	0.415	1.988	1.659	2.122	1.501	2.849	0.972
128	V128	3.985	3.792	3.219	3.249	3.240	3.124	4.039	3.152	3.338	3.083	2.609	2.314	3.248	2.798	1.992	3.187	3.489	3.155	3.986	3.199
129	V129	1.192	1.049	0.187	0.236	0.238	0.327	1.237	2.588	2.640	1.827	0.744	0.999	0.146	2.021	1.358	0.042	0.480	0.215	1.193	2.564
130	V130	1.776	1.638	0.703	0.763	0.760	0.465	1.828	1.965	2.018	1.230	0.459	0.736	0.617	1.428	1.426	0.611	1.037	0.449	1.777	1.940
131	V131	0.986	0.813	0.300	0.274	0.267	0.619	1.037	2.856	2.917	2.116	0.882	1.076	0.395	2.273	1.216	0.376	0.382	0.529	0.987	2.834
132	V132	0.990	0.816	0.299	0.273	0.267	0.617	1.040	2.853	2.914	2.113	0.879	1.074	0.393	2.270	1.214	0.375	0.384	0.527	0.990	2.832
133	V133	1.972	1.833	0.900	0.962	0.960	0.558	2.020	1.818	1.886	1.070	0.498	0.715	0.814	1.236	1.467	0.771	1.242	0.615	1.973	1.796
134	V134	2.013	1.875	0.942	1.004	1.002	0.596	2.062	1.780	1.850	1.033	0.519	0.723	0.856	1.197	1.484	0.812	1.284	0.657	2.015	1.758
135	V135	3.462	3.326	2.387	2.447	2.445	2.077	3.516	0.348	0.518	0.638	1.779	1.767	2.305	0.482	2.501	2.287	2.725	2.123	3.463	0.352
136	V136	1.962	1.807	0.891	0.948	0.944	0.693	2.032	1.914	2.002	1.223	0.363	0.493	0.853	1.326	1.160	0.820	1.249	0.707	1.963	1.904
137	V137	1.551	1.400	0.474	0.533	0.531	0.306	1.591	2.219	2.271	1.483	0.456	0.743	0.391	1.666	1.316	0.366	0.809	0.228	1.553	2.197
138	V138	1.207	1.037	0.242	0.264	0.259	0.432	1.238	2.610	2.662	1.874	0.679	0.912	0.254	2.045	1.231	0.218	0.499	0.314	1.207	2.591
139	V139	1.858	1.719	0.784	0.841	0.840	0.568	1.913	1.897	1.951	1.164	0.495	0.747	0.705	1.369	1.446	0.704	1.115	0.546	1.859	1.874
140	V140	3.500	3.365	2.423	2.484	2.481	2.096	3.561	0.433	0.658	0.688	1.792	1.759	2.345	0.436	2.470	2.318	2.770	2.159	3.502	0.457
141	V141	0.686	0.508	0.504	0.445	0.444	0.903	0.759	3.136	3.186	2.392	1.177	1.367	0.612	2.564	1.399	0.642	0.300	0.796	0.687	3.111
142	V142	0.428	0.261	0.787	0.727	0.729	1.135	0.393	3.404	3.439	2.652	1.494	1.699	0.854	2.851	1.746	0.891	0.445	1.040	0.429	3.376
143	V143	3.659	3.526	2.589	2.649	2.647	2.278	3.714	0.136	0.412	0.812	1.986	1.970	2.506	0.670	2.697	2.491	2.925	2.326	3.660	0.142
144	V144	1.773	1.635	0.701	0.760	0.758	0.463	1.825	1.967	2.020	1.232	0.462	0.740	0.614	1.430	1.429	0.609	1.034	0.446	1.774	1.943
145	V145	3.683	3.550	2.613	2.673	2.671	2.303	3.738	0.122	0.407	0.831	2.011	1.996	2.530	0.691	2.720	2.515	2.949	2.351	3.684	0.127
146	V146	3.604	3.462	2.530	2.589	2.586	2.223	3.652	0.352	0.530	0.847	1.893	1.859	2.448	0.645	2.576	2.429	2.866	2.265	3.606	0.362
147	V147	3.687	3.555	2.617	2.677	2.675	2.307	3.743	0.122	0.407	0.832	2.016	2.000	2.534	0.692	2.724	2.520	2.953	2.355	3.689	0.127
148	V148	0.684	0.506	0.504	0.445	0.444	0.904	0.757	3.137	3.187	2.393	1.179	1.369	0.612	2.566	1.402	0.643	0.298	0.796	0.684	3.112
149	V149	0.361	0.459	1.356	1.296	1.299	1.696	0.204	3.970	3.997	3.212	2.072	2.268	1.423	3.422	2.221	1.459	1.005	1.609	0.360	3.940
150	V150	1.593	1.473	0.557	0.620	0.622	0.280	1.649	2.169	2.217	1.384	0.644	0.932	0.459	1.615	1.530	0.437	0.873	0.290	1.594	2.142
151	V151	2.766	2.637	1.695	1.757	1.755	1.371	2.820	1.004	1.083	0.370	1.155	1.219	1.606	0.572	2.006	1.584	2.033	1.422	2.767	0.991
152	V152	3.717	3.588	2.653	2.714	2.712	2.343	3.769	0.082	0.273	0.846	2.079	2.080	2.566	0.782	2.819	2.555	2.984	2.389	3.719	0.148
153	V153	1.641	1.527	0.626	0.686	0.689	0.453	1.699	2.116	2.153	1.341	0.734	1.020	0.527	1.604	1.631	0.552	0.921	0.412	1.642	2.086
154	V154	0.351	0.464	1.386	1.325	1.328	1.754	0.406	4.029	4.067	3.264	2.099	2.278	1.475	3.460	2.151	1.511	1.055	1.668	0.349	3.999
155	V155	0.739	0.652	0.431	0.379	0.384	0.770	0.834	2.990	3.029	2.224	1.175	1.421	0.490	2.433	1.642	0.558	0.226	0.676	0.740	2.959
156	V156	3.222	3.090	2.149	2.210	2.208	1.831	3.280	0.596	0.733	0.384	1.573	1.585	2.067	0.312	2.338	2.048	2.487	1.885	3.223	0.580
157	V157	0.202	0.120	1.067	1.005	1.007	1.437	0.227	3.706	3.744	2.952	1.771	1.957	1.152	3.143	1.895	1.190	0.729	1.344	0.201	3.678
158	V158	3.483	3.353	2.422	2.482	2.480	2.108	3.533	0.329	0.460	0.661	1.846	1.858	2.334	0.586	2.617	2.321	2.749	2.153	3.484	0.279
159	V159	1.161	1.010	0.147	0.166	0.164	0.455	1.209	2.594	2.639	1.853	0.739	0.998	0.147	2.047	1.354	0.234	0.414	0.291	1.162	2.570
160	V160	0.930	0.778	0.193	0.144	0.144	0.593	0.993	2.835	2.885	2.082	0.929	1.157	0.293	2.268	1.363	0.331	0.243	0.480	0.931	2.810
161	V161	3.689	3.556	2.619	2.680	2.677	2.310	3.743	0.133	0.407	0.841	2.018	2.003	2.536	0.701	2.728	2.522	2.955	2.357	3.690	0.114
162	V162	1.223	1.073	0.190	0.222	0.220	0.424	1.269	2.533	2.577	1.793	0.694	0.959	0.156	1.989	1.350	0.235	0.476	0.255	1.224	2.509
163	V163	1.140	1.007	0.126	0.169	0.176	0.415	1.198	2.602	2.644	1.840	0.806	1.074	0.066	2.052	1.441	0.184	0.406	0.265	1.141	2.576
164	V164	0.519	0.444	0.638	0.586	0.591	0.996	0.649	3.254	3.296	2.480	1.389	1.607	0.722	2.684	1.691	0.760	0.373	0.910	0.520	3.225
165	V165	0.237	0.010	0.962	0.899	0.901	1.339	0.288	3.601	3.639	2.848	1.668	1.857	1.048	3.038	1.818	1.089	0.626	1.242	0.237	3.573
166	V166	1.167	0.999	0.185	0.200	0.191	0.493	1.221	2.638	2.697	1.907	0.691	0.912	0.263	2.070	1.182	0.273	0.465	0.368	1.168	2.617
167	V167	1.431	1.262	0.381	0.427	0.420	0.452	1.487	2.395	2.460	1.683	0.443	0.675	0.388	1.827	1.084	0.372	0.718	0.348	1.432	2.378
168	V168	1.505	1.370	0.439	0.507	0.507	0.223	1.563	2.270	2.327	1.502	0.569	0.843	0.359	1.701	1.367	0.317	0.787	0.215	1.506	2.247
169	V169	1.105	0.985	0.231	0.254	0.262	0.414	1.152	2.648	2.685	1.876	0.888	1.161	0.167	2.097	1.539	0.206	0.400	0.297	1.106	2.620
170	V170	3.491	3.353	2.411	2.472	2.469	2.088	3.551	0.468	0.691	0.713	1.768	1.726	2.335	0.437	2.431	2.307	2.760	2.149	3.492	0.496
171	V171	0.203	0.120	1.067	1.005	1.007	1.437	0.227	3.707	3.744	2.952	1.771	1.958	1.152	3.143	1.895	1.190	0.729	1.344	0.201	3.678
172	V172	1.668	1.549	0.635	0.697	0.700	0.452	1.727	2.086	2.126	1.314	0.695	0.978	0.540	1.571	1.597	0.558	0.942	0.414	1.669	2.057
173	V173	1.995	1.864	0.944	1.001	1.000	0.703	2.049	1.752	1.785	1.021	0.609	0.849	0.853	1.241	1.606	0.852	1.262	0.684	1.996	1.726
174	V174	1.993	1.854	0.921	0.983	0.981	0.576	2.042	1.803	1.875	1.056	0.505	0.712	0.836	1.217	1.464	0.790	1.265	0.638	1.994	1.782
175	V175	2.032	1.893	0.960	1.022	1.020	0.613	2.082	1.768	1.840	1.021	0.526	0.720	0.876	1.180	1.479	0.829	1.304	0.677	2.033	1.747
176	V176	1.332	1.190	0.277	0.334	0.334	0.309	1.374	2.421	2.466	1.672	0.648	0.928	0.173	1.877	1.391	0.198	0.589	0.134	1.333	2.396
177	V177	0.282	0.169	0.873	0.812	0.815	1.231	0.304	3.506	3.542	2.746	1.601	1.807	0.948	2.949	1.826	0.987	0.525	1.138	0.283	3.476
178	V178	1.203	1.060	0.196	0.247	0.248	0.315	1.247	2.576	2.627	1.815	0.737	0.995	0.143	2.009	1.365	0.024	0.490	0.201	1.204	2.552
179	V179	1.148	0.978	0.189	0.195	0.185	0.513	1.203	2.659	2.718	1.929	0.709	0.927	0.274	2.091	1.182	0.289	0.450	0.388	1.149	2.638

Tabla B.10: Matriz de Distancias

d	V61	V62	V63	V64	V65	V66	V67	V68	V69	V70	V71	V72	V73	V74	V75	V76	V77	V78	V79	V80
V1	0.535	3.188	0.200	2.518	2.505	2.480	0.346	0.522	2.733	1.432	1.989	1.778	1.735	2.533	2.691	2.935	2.896	1.749	0.526	2.174
V2	0.337	2.424	0.838	1.748	1.733	1.717	0.540	0.501	1.983	0.670	1.220	1.024	0.984	1.768	1.922	2.171	2.131	0.979	0.345	1.506
V3	0.541	2.341	1.003	1.658	1.653	1.613	0.725	0.492	1.867	0.605	1.158	0.896	0.850	1.667	1.839	2.078	2.036	0.959	0.570	1.333
V4	1.262	1.493	1.787	0.802	0.785	0.766	1.482	1.324	1.055	0.371	0.376	0.078	0.081	0.814	0.978	1.230	1.187	0.356	1.282	0.802
V5	1.212	1.547	1.737	0.856	0.839	0.819	1.432	1.274	1.107	0.333	0.421	0.109	0.083	0.868	1.031	1.284	1.241	0.373	1.233	0.830
V6	1.870	0.864	2.390	0.177	0.192	0.153	2.088	1.929	0.473	0.956	0.404	0.616	0.663	0.189	0.359	0.597	0.555	0.667	1.889	0.725
V7	2.128	0.618	2.647	0.125	0.201	0.144	2.346	2.180	0.277	1.211	0.649	0.864	0.911	0.089	0.170	0.344	0.300	0.916	2.148	0.818
V8	1.424	1.322	1.932	0.656	0.677	0.610	1.637	1.464	0.866	0.526	0.179	0.287	0.317	0.666	0.843	1.060	1.020	0.270	1.445	0.572
V9	1.053	1.712	1.578	1.068	1.025	1.048	1.272	1.155	1.303	0.370	0.610	0.477	0.464	1.091	1.221	1.474	1.437	0.511	1.070	1.039
V10	2.233	0.528	2.749	0.258	0.236	0.312	2.453	2.299	0.368	1.324	0.769	0.992	1.038	0.252	0.043	0.300	0.272	1.026	2.252	0.999
V11	2.031	0.732	2.545	0.149	0.108	0.197	2.250	2.099	0.451	1.125	0.571	0.795	0.841	0.165	0.194	0.479	0.442	0.823	2.049	0.894
V12	1.504	1.222	2.019	0.553	0.561	0.524	1.718	1.566	0.795	0.607	0.004	0.346	0.385	0.575	0.737	0.963	0.925	0.301	1.523	0.652
V13	3.174	0.536	3.692	1.194	1.191	1.247	3.393	3.249	1.038	2.276	1.708	1.949	1.997	1.191	1.015	0.793	0.835	1.959	3.192	1.793
V14	1.493	1.235	2.006	0.570	0.577	0.531	1.707	1.546	0.796	0.586	0.093	0.320	0.359	0.584	0.750	0.976	0.937	0.308	1.513	0.619
V15	0.513	3.163	0.201	2.491	2.480	2.453	0.326	0.494	2.707	1.404	1.963	1.750	1.707	2.506	2.665	2.909	2.870	1.721	0.504	2.145
V16	2.255	0.511	2.777	0.310	0.300	0.361	2.475	2.317	0.319	1.350	0.794	1.011	1.058	0.313	0.229	0.298	0.272	1.061	2.274	0.978
V17	1.252	1.501	1.777	0.810	0.795	0.774	1.472	1.313	1.060	0.360	0.377	0.075	0.073	0.823	0.987	1.238	1.195	0.352	1.273	0.797
V18	1.197	1.561	1.723	0.870	0.854	0.832	1.417	1.258	1.117	0.319	0.428	0.113	0.081	0.881	1.047	1.297	1.254	0.372	1.218	0.826
V19	2.704	0.005	3.222	0.710	0.733	0.751	2.922	2.763	0.520	1.794	1.220	1.465	1.513	0.700	0.552	0.283	0.328	1.481	2.724	1.273
V20	0.173	2.715	0.587	2.040	2.018	2.011	0.278	0.469	2.284	0.966	1.516	1.313	1.272	2.060	2.210	2.464	2.425	1.280	0.140	1.809
V21	2.070	0.653	2.586	0.167	0.163	0.201	2.290	2.135	0.340	1.158	0.600	0.837	0.884	0.170	0.170	0.407	0.374	0.859	2.090	0.843
V22	2.991	0.454	3.509	1.007	1.011	1.067	3.206	3.070	0.910	2.095	1.518	1.764	1.811	1.010	0.848	0.641	0.676	1.766	3.007	1.655
V23	1.264	1.488	1.774	0.843	0.813	0.825	1.477	1.365	1.097	0.422	0.379	0.407	0.419	0.868	0.997	1.246	1.211	0.286	1.278	0.906
V24	1.266	1.485	1.776	0.840	0.811	0.823	1.479	1.367	1.094	0.423	0.377	0.406	0.419	0.866	0.995	1.244	1.208	0.285	1.280	0.904
V25	2.480	0.244	2.998	0.511	0.541	0.556	2.698	2.542	0.348	1.575	1.001	1.255	1.302	0.511	0.384	0.171	0.199	1.256	2.500	1.084
V26	3.197	0.548	3.718	1.216	1.215	1.267	3.417	3.268	1.042	2.297	1.731	1.968	2.015	1.211	1.040	0.809	0.851	1.989	3.215	1.798
V27	2.254	0.464	2.772	0.268	0.288	0.314	2.473	2.317	0.271	1.343	0.772	1.014	1.061	0.262	0.141	0.219	0.192	1.036	2.274	0.942
V28	1.934	0.798	2.453	0.122	0.159	0.103	2.152	1.991	0.409	1.020	0.463	0.679	0.726	0.132	0.301	0.532	0.490	0.726	1.954	0.734
V29	2.701	0.005	3.219	0.707	0.731	0.748	2.919	2.760	0.517	1.791	1.217	1.463	1.510	0.697	0.550	0.280	0.325	1.478	2.721	1.269
V30	1.900	0.840	2.418	0.141	0.181	0.124	2.117	1.958	0.454	0.987	0.430	0.647	0.694	0.158	0.329	0.571	0.529	0.692	1.919	0.736
V31	0.214	2.895	0.407	2.221	2.204	2.187	0.030	0.393	2.450	1.136	1.694	1.482	1.440	2.238	2.394	2.642	2.602	1.458	0.196	1.929
V32	2.017	0.709	2.534	0.213	0.248	0.234	2.233	2.084	0.366	1.110	0.531	0.803	0.850	0.234	0.309	0.463	0.432	0.786	2.036	0.775
V33	1.534	1.191	2.052	0.515	0.497	0.483	1.754	1.597	0.769	0.628	0.169	0.324	0.366	0.528	0.679	0.932	0.893	0.390	1.554	0.700
V34	0.512	2.477	0.921	1.802	1.806	1.754	0.659	0.395	1.994	0.751	1.298	1.047	1.003	1.811	1.988	2.216	2.174	1.093	0.546	1.407
V35	0.501	2.474	0.914	1.799	1.801	1.752	0.650	0.389	1.993	0.744	1.294	1.043	0.999	1.808	1.984	2.213	2.171	1.088	0.535	1.410
V36	2.081	0.660	2.597	0.154	0.188	0.152	2.301	2.133	0.303	1.165	0.613	0.828	0.874	0.118	0.176	0.399	0.361	0.878	2.102	0.802
V37	2.084	0.659	2.600	0.159	0.188	0.157	2.304	2.136	0.307	1.168	0.618	0.831	0.877	0.121	0.173	0.399	0.361	0.882	2.105	0.808
V38	0.489	2.972	0.511	2.299	2.296	2.254	0.433	0.296	2.495	1.214	1.779	1.545	1.500	2.309	2.479	2.714	2.673	1.552	0.504	1.897
V39	0.289	2.511	0.761	1.836	1.825	1.802	0.466	0.434	2.065	0.757	1.304	1.109	1.068	1.854	2.012	2.257	2.217	1.061	0.299	1.558
V40	0.397	2.512	0.824	1.831	1.826	1.788	0.555	0.326	2.040	0.753	1.319	1.072	1.028	1.843	2.013	2.251	2.210	1.101	0.426	1.488
V41	3.197	0.548	3.718	1.216	1.215	1.267	3.417	3.268	1.042	2.297	1.731	1.968	2.015	1.211	1.040	0.809	0.851	1.989	3.216	1.798
V42	3.068	0.391	3.588	1.074	1.093	1.121	3.286	3.136	0.885	2.163	1.587	1.833	1.881	1.069	0.914	0.652	0.695	1.842	3.087	1.623
V43	2.136	0.580	2.653	0.209	0.249	0.234	2.355	2.195	0.253	1.225	0.659	0.902	0.949	0.203	0.198	0.332	0.301	0.922	2.156	0.821
V44	2.196	0.520	2.714	0.259	0.294	0.290	2.414	2.257	0.239	1.285	0.717	0.964	1.011	0.254	0.212	0.281	0.255	0.979	2.216	0.863
V45	2.194	0.522	2.712	0.260	0.299	0.289	2.412	2.254	0.231	1.284	0.715	0.962	1.009	0.256	0.221	0.282	0.256	0.977	2.214	0.854
V46	1.824	0.967	2.343	0.310	0.315	0.275	2.043	1.865	0.550	0.925	0.433	0.557	0.600	0.307	0.471	0.702	0.657	0.690	1.845	0.714
V47	3.252	0.625	3.770	1.256	1.264	1.311	3.467	3.328	1.114	2.352	1.774	2.017	2.065	1.255	1.091	0.858	0.897	2.025	3.268	1.860
V48	0.570	3.224	0.077	2.551	2.535	2.515	0.382	0.571	2.773	1.463	2.022	1.813	1.770	2.567	2.722	2.971	2.932	1.777	0.553	2.229
V49	0.669	3.268	0.275	2.598	2.576	2.568	0.505	0.742	2.835	1.520	2.073	1.878	1.836	2.617	2.762	3.019	2.981	1.819	0.640	2.333
V50	0.409	2.468	0.846	1.794	1.763	1.758	0.609	0.495	2.028	0.729	1.295	1.055	1.012	1.806	1.950	2.216	2.177	1.091	0.426	1.583
V51	1.575	1.304	2.077	0.725	0.795	0.671	1.777	1.587	0.821	0.737	0.442	0.535	0.560	0.732	0.924	1.053	1.016	0.522	1.601	0.311
V52	1.606	1.508	2.078	0.991	1.076	0.932	1.789	1.579	1.027	0.884	0.725	0.760	0.771	0.991	1.184	1.271	1.236	0.746	1.635	0.322
V53	2.048	0.672	2.566	0.124	0.143	0.171	2.267	2.115	0.348	1.139	0.569	0.813	0.860	0.143	0.190	0.416	0.381	0.833	2.068	0.826
V54	0.406	2.659	0.780	1.991	1.982	1.946	0.534	0.344	2.185	0.922	1.488	1.233	1.189	2.001	2.168	2.404	2.363	1.292	0.444	1.620
V55	2.382	1.561	2.817	1.387	1.505	1.331	2.550	2.315	1.216	1.684	1.396	1.512	1.532	1.368	1.501	1.421	1.407	1.503	2.414	0.803
V56	2.036	0.711	2.554	0.064	0.166	0.056	2.254	2.089	0.341	1.120	0.562	0.774	0.820	0.013	0.223	0.438	0.394	0.825	2.056	0.771
V57	2.465	0.283	2.984	0.496	0.499	0.550	2.683	2.539	0.418	1.561	0.988	1.240	1.287	0.498	0.341	0.196	0.218	1.243	2.483	1.144
V58	1.868	0.865	2.389	0.178	0.192	0.155	2.086	1.928	0.475	0.955	0.403	0.614	0.661	0.191	0.360	0.599	0.557	0.665	1.888	0.726
V59	3.199	0.549	3.719	1.217	1.216	1.268	3.418	3.269	1.043	2.298	1.732	1.969	2.016	1.212	1.041	0.810	0.852	1.991	3.217	1.799
V60	0.528	3.197	0.147	2.526	2.507	2.492	0.333	0.564	2.751	1.442	2.000	1.790	1.747	2.543	2.695	2.946	2.907	1.759	0.512	2.219

Tabla B.11: Matriz de Distancias

	d	V61	V62	V63	V64	V65	V66	V67	V68	V69	V70	V71	V72	V73	V74	V75	V76	V77	V78	V79	V80
61	V61	0.000	2.704	0.571	2.030	2.011	1.996	0.241	0.364	2.260	0.944	1.507	1.290	1.248	2.047	2.201	2.452	2.412	1.276	0.052	1.758
62	V62	2.704	0.000	3.223	0.710	0.734	0.751	2.922	2.763	0.519	1.794	1.220	1.465	1.513	0.700	0.553	0.283	0.328	1.481	2.724	1.271
63	V63	0.571	3.223	0.000	2.549	2.530	2.515	0.387	0.597	2.777	1.464	2.022	1.814	1.771	2.565	2.717	2.970	2.932	1.775	0.550	2.249
64	V64	2.030	0.710	2.549	0.000	0.152	0.090	2.248	2.089	0.352	1.118	0.551	0.775	0.822	0.069	0.225	0.440	0.397	0.814	2.049	0.787
65	V65	2.011	0.734	2.530	0.152	0.000	0.197	2.231	2.079	0.432	1.103	0.558	0.770	0.817	0.169	0.210	0.486	0.448	0.818	2.029	0.878
66	V66	1.996	0.751	2.515	0.090	0.197	0.000	2.214	2.046	0.350	1.079	0.522	0.733	0.779	0.063	0.274	0.477	0.433	0.785	2.017	0.720
67	V67	0.241	2.922	0.387	2.248	2.231	2.214	0.000	0.409	2.477	1.163	1.721	1.510	1.467	2.265	2.421	2.669	2.629	1.485	0.222	1.957
68	V68	0.364	2.763	0.597	2.089	2.079	2.046	0.409	0.000	2.294	1.007	1.569	1.340	1.296	2.100	2.264	2.506	2.466	1.348	0.382	1.733
69	V69	2.260	0.519	2.777	0.352	0.432	0.350	2.477	2.294	0.000	1.347	0.792	1.013	1.059	0.332	0.350	0.293	0.266	1.058	2.283	0.775
70	V70	0.944	1.794	1.464	1.118	1.103	1.079	1.163	1.007	1.347	0.000	0.609	0.390	0.356	1.131	1.290	1.537	1.497	0.427	0.965	0.950
71	V71	1.507	1.220	2.022	0.551	0.558	0.522	1.721	1.569	0.792	0.609	0.000	0.347	0.387	0.572	0.735	0.961	0.922	0.304	1.525	0.653
72	V72	1.290	1.465	1.814	0.775	0.770	0.733	1.510	1.340	1.013	0.390	0.347	0.000	0.048	0.785	0.957	1.200	1.157	0.349	1.313	0.727
73	V73	1.248	1.513	1.771	0.822	0.817	0.779	1.467	1.296	1.059	0.356	0.387	0.048	0.000	0.831	1.004	1.247	1.204	0.360	1.270	0.750
74	V74	2.047	0.700	2.565	0.069	0.169	0.063	2.265	2.100	0.332	1.131	0.572	0.785	0.831	0.000	0.215	0.427	0.383	0.836	2.067	0.775
75	V75	2.201	0.553	2.717	0.225	0.210	0.274	2.421	2.264	0.350	1.290	0.735	0.957	1.004	0.215	0.000	0.314	0.282	0.994	2.220	0.960
76	V76	2.452	0.283	2.970	0.440	0.486	0.477	2.669	2.506	0.293	1.537	0.961	1.200	1.247	0.427	0.314	0.000	0.048	1.225	2.472	1.036
77	V77	2.412	0.328	2.932	0.397	0.448	0.433	2.629	2.466	0.266	1.497	0.922	1.157	1.204	0.383	0.282	0.048	0.000	1.187	2.432	1.002
78	V78	1.276	1.481	1.775	0.814	0.818	0.785	1.485	1.348	1.058	0.427	0.304	0.349	0.360	0.836	0.994	1.225	1.187	0.000	1.292	0.779
79	V79	0.052	2.724	0.550	2.049	2.029	2.017	0.222	0.382	2.283	0.965	1.525	1.313	1.270	2.067	2.220	2.472	2.432	1.292	0.000	1.789
80	V80	1.758	1.271	2.249	0.787	0.878	0.720	1.957	1.733	0.775	0.950	0.653	0.727	0.750	0.775	0.960	1.036	1.002	0.779	1.789	0.000
81	V81	1.756	1.275	2.246	0.791	0.881	0.723	1.954	1.730	0.779	0.949	0.654	0.727	0.750	0.779	0.964	1.040	1.006	0.779	1.786	0.004
82	V82	2.197	0.557	2.712	0.222	0.205	0.271	2.417	2.260	0.350	1.286	0.731	0.953	0.999	0.212	0.005	0.317	0.285	0.990	2.216	0.957
83	V83	2.144	0.618	2.658	0.296	0.388	0.283	2.359	2.190	0.212	1.235	0.667	0.916	0.962	0.282	0.353	0.373	0.344	0.923	2.166	0.702
84	V84	1.071	1.696	1.566	1.020	1.025	0.987	1.277	1.136	1.259	0.300	0.493	0.412	0.397	1.040	1.203	1.437	1.398	0.231	1.088	0.874
85	V85	0.385	2.479	0.834	1.803	1.775	1.766	0.586	0.466	2.035	0.730	1.301	1.058	1.014	1.814	1.962	2.226	2.186	1.097	0.405	1.575
86	V86	2.157	0.870	2.653	0.589	0.708	0.534	2.363	2.155	0.448	1.275	0.787	0.981	1.018	0.562	0.687	0.658	0.634	0.997	2.184	0.497
87	V87	2.244	0.474	2.762	0.259	0.282	0.303	2.463	2.307	0.265	1.333	0.762	1.003	1.050	0.252	0.140	0.226	0.198	1.026	2.264	0.930
88	V88	1.900	0.840	2.418	0.141	0.181	0.124	2.117	1.958	0.454	0.987	0.430	0.647	0.694	0.158	0.329	0.571	0.529	0.692	1.919	0.736
89	V89	0.401	2.467	0.853	1.791	1.761	1.755	0.604	0.493	2.025	0.723	1.292	1.047	1.003	1.803	1.949	2.214	2.174	1.091	0.421	1.575
90	V90	2.039	0.708	2.558	0.065	0.167	0.058	2.258	2.093	0.338	1.123	0.565	0.777	0.824	0.009	0.220	0.435	0.391	0.828	2.060	0.772
91	V91	1.634	1.161	2.146	0.521	0.552	0.451	1.851	1.652	0.682	0.722	0.342	0.401	0.438	0.507	0.689	0.896	0.854	0.537	1.659	0.492
92	V92	2.048	1.377	2.508	1.049	1.157	0.981	2.234	1.990	0.935	1.287	1.012	1.092	1.112	1.027	1.187	1.182	1.157	1.124	2.080	0.408
93	V93	3.506	0.818	4.025	1.511	1.521	1.554	3.726	3.570	1.309	2.600	2.032	2.268	2.315	1.500	1.335	1.086	1.128	2.288	3.526	2.039
94	V94	2.408	0.343	2.927	0.402	0.467	0.431	2.625	2.458	0.240	1.493	0.917	1.154	1.201	0.387	0.311	0.076	0.054	1.181	2.429	0.968
95	V95	2.405	0.346	2.924	0.400	0.465	0.428	2.622	2.455	0.238	1.490	0.914	1.151	1.198	0.384	0.310	0.079	0.055	1.178	2.426	0.965
96	V96	2.172	0.552	2.691	0.258	0.278	0.303	2.389	2.244	0.317	1.266	0.692	0.951	0.998	0.269	0.228	0.321	0.297	0.947	2.191	0.894
97	V97	2.118	0.640	2.633	0.289	0.218	0.325	2.340	2.191	0.419	1.216	0.689	0.905	0.951	0.286	0.185	0.436	0.411	0.938	2.138	0.955
98	V98	1.199	1.556	1.701	0.899	0.863	0.871	1.421	1.289	1.151	0.365	0.445	0.367	0.366	0.913	1.039	1.310	1.273	0.345	1.217	0.933
99	V99	0.496	2.473	0.911	1.797	1.799	1.750	0.646	0.387	1.991	0.740	1.291	1.041	0.996	1.806	1.982	2.211	2.170	1.084	0.529	1.411
100	V100	0.081	2.753	0.527	2.078	2.059	2.045	0.185	0.375	2.310	0.994	1.552	1.341	1.298	2.096	2.251	2.500	2.461	1.318	0.052	1.807
101	V101	2.529	0.330	3.046	0.557	0.571	0.618	2.743	2.606	0.520	1.626	1.048	1.304	1.352	0.566	0.429	0.276	0.295	1.294	2.545	1.223
102	V102	2.080	0.670	2.599	0.116	0.207	0.094	2.298	2.129	0.289	1.162	0.606	0.814	0.860	0.060	0.219	0.396	0.351	0.872	2.101	0.764
103	V103	1.420	1.328	1.928	0.663	0.684	0.616	1.633	1.459	0.871	0.524	0.185	0.287	0.317	0.672	0.850	1.065	1.026	0.271	1.442	0.570
104	V104	2.029	0.718	2.548	0.062	0.164	0.052	2.248	2.083	0.346	1.113	0.555	0.767	0.814	0.020	0.227	0.445	0.401	0.818	2.049	0.769
105	V105	0.586	3.233	0.230	2.562	2.547	2.525	0.410	0.562	2.776	1.473	2.036	1.816	1.772	2.577	2.734	2.980	2.941	1.799	0.577	2.220
106	V106	2.078	0.662	2.594	0.152	0.188	0.149	2.298	2.130	0.302	1.162	0.610	0.825	0.871	0.116	0.180	0.401	0.362	0.874	2.099	0.798
107	V107	0.189	2.586	0.705	1.914	1.896	1.878	0.396	0.363	2.135	0.825	1.392	1.167	1.125	1.930	2.088	2.333	2.293	1.174	0.222	1.625
108	V108	0.338	2.423	0.839	1.747	1.731	1.716	0.540	0.501	1.982	0.669	1.219	1.023	0.983	1.767	1.921	2.170	2.131	0.978	0.346	1.506
109	V109	2.148	0.613	2.663	0.297	0.388	0.285	2.363	2.194	0.209	1.240	0.671	0.921	0.967	0.283	0.351	0.368	0.340	0.928	2.171	0.707
110	V110	1.245	1.515	1.744	0.845	0.848	0.818	1.453	1.321	1.092	0.408	0.333	0.354	0.362	0.868	1.026	1.258	1.220	0.052	1.260	0.804
111	V111	1.852	0.890	2.370	0.233	0.211	0.236	2.072	1.917	0.514	0.957	0.422	0.619	0.665	0.256	0.379	0.634	0.594	0.676	1.872	0.773
112	V112	1.271	1.502	1.791	0.813	0.818	0.766	1.488	1.306	1.039	0.382	0.387	0.081	0.070	0.820	0.999	1.235	1.191	0.368	1.295	0.698
113	V113	1.235	1.543	1.754	0.854	0.859	0.806	1.452	1.269	1.079	0.357	0.421	0.110	0.080	0.860	1.039	1.275	1.232	0.381	1.259	0.718
114	V114	2.072	0.662	2.589	0.140	0.195	0.135	2.292	2.125	0.289	1.156	0.599	0.820	0.866	0.108	0.193	0.398	0.360	0.864	2.093	0.778
115	V115	0.393	2.515	0.820	1.834	1.829	1.791	0.551	0.323	2.043	0.756	1.321	1.075	1.031	1.846	2.016	2.254	2.213	1.104	0.423	1.492
116	V116	1.646	1.100	2.164	0.431	0.391	0.399	1.868	1.704	0.695	0.739	0.300	0.413	0.456	0.436	0.574	0.844	0.804	0.522	1.666	0.742
117	V117	0.262	2.497	0.781	1.823	1.797	1.790	0.490	0.470	2.058	0.744	1.308	1.084	1.042	1.839	1.988	2.245	2.206	1.089	0.282	1.598
118	V118	0.403	2.466	0.854	1.790	1.760	1.753	0.605	0.495	2.023	0.722	1.290	1.045	1.001	1.801	1.947	2.212	2.172	1.090	0.422	1.574
119	V119	0.240	2.719	0.613	2.045	2.029	2.004	0.362	0.312	2.264	0.950	1.523	1.293	1.249	2.057	2.216	2.463	2.423	1.304	0.266	1.734
120	V120	2.148	0.613	2.663	0.297	0.388	0.285	2.363	2.194	0.209	1.240	0.671	0.921	0.967	0.283	0.351	0.368	0.340	0.928	2.171	0.707

Tabla B.12: Matriz de Distancias

	d	V61	V62	V63	V64	V65	V66	V67	V68	V69	V70	V71	V72	V73	V74	V75	V76	V77	V78	V79	V80
121	V121	0.331	2.741	0.581	2.075	2.048	2.048	0.385	0.570	2.320	1.013	1.550	1.370	1.331	2.096	2.236	2.494	2.457	1.303	0.299	1.871
122	V122	1.237	1.515	1.747	0.870	0.840	0.851	1.451	1.341	1.123	0.403	0.400	0.414	0.423	0.894	1.024	1.274	1.238	0.287	1.251	0.918
123	V123	1.264	1.488	1.774	0.843	0.813	0.825	1.477	1.365	1.097	0.422	0.379	0.407	0.419	0.868	0.997	1.246	1.211	0.286	1.278	0.906
124	V124	1.964	0.761	2.481	0.220	0.251	0.231	2.180	2.033	0.405	1.058	0.480	0.753	0.800	0.243	0.340	0.513	0.480	0.734	1.983	0.750
125	V125	1.761	1.001	2.274	0.335	0.344	0.288	1.983	1.809	0.577	0.852	0.372	0.511	0.555	0.330	0.483	0.738	0.696	0.608	1.783	0.676
126	V126	1.813	1.420	2.283	0.894	0.899	0.916	1.992	1.914	1.180	1.100	0.794	0.917	0.940	0.931	1.027	1.201	1.168	0.816	1.815	1.258
127	V127	0.537	2.344	0.999	1.660	1.656	1.616	0.721	0.489	1.870	0.606	1.161	0.899	0.853	1.670	1.842	2.081	2.039	0.961	0.566	1.337
128	V128	3.056	3.528	3.216	3.208	3.311	3.137	3.102	2.855	3.117	2.907	2.994	2.940	2.928	3.189	3.361	3.357	3.334	2.950	3.091	2.447
129	V129	2.069	0.678	2.587	0.091	0.184	0.082	2.287	2.121	0.311	1.152	0.593	0.806	0.853	0.031	0.204	0.404	0.361	0.858	2.090	0.778
130	V130	1.449	1.268	1.964	0.604	0.599	0.573	1.664	1.510	0.837	0.551	0.099	0.306	0.343	0.622	0.779	1.013	0.975	0.282	1.468	0.668
131	V131	2.342	0.455	2.860	0.389	0.483	0.392	2.558	2.380	0.153	1.428	0.862	1.090	1.136	0.366	0.366	0.220	0.195	1.124	2.365	0.834
132	V132	2.340	0.458	2.857	0.388	0.482	0.390	2.555	2.377	0.151	1.426	0.860	1.087	1.133	0.364	0.366	0.222	0.197	1.122	2.362	0.831
133	V133	1.299	1.464	1.820	0.774	0.778	0.727	1.517	1.340	1.004	0.401	0.345	0.057	0.074	0.781	0.961	1.196	1.153	0.345	1.323	0.686
134	V134	1.262	1.505	1.783	0.815	0.819	0.768	1.479	1.301	1.044	0.372	0.379	0.073	0.059	0.822	1.001	1.238	1.194	0.353	1.286	0.705
135	V135	0.330	2.956	0.380	2.284	2.274	2.245	0.223	0.344	2.498	1.188	1.755	1.539	1.496	2.298	2.460	2.702	2.662	1.518	0.330	1.941
136	V136	1.434	1.432	1.927	0.834	0.871	0.769	1.642	1.426	0.941	0.595	0.475	0.460	0.471	0.827	1.004	1.181	1.145	0.506	1.463	0.435
137	V137	1.703	1.032	2.219	0.359	0.396	0.323	1.918	1.759	0.605	0.794	0.219	0.477	0.522	0.376	0.555	0.767	0.726	0.486	1.723	0.608
138	V138	2.097	0.682	2.612	0.219	0.334	0.207	2.312	2.142	0.282	1.180	0.612	0.850	0.896	0.215	0.336	0.417	0.379	0.862	2.117	0.714
139	V139	1.384	1.348	1.896	0.702	0.692	0.665	1.598	1.446	0.922	0.490	0.209	0.324	0.349	0.714	0.866	1.096	1.060	0.270	1.403	0.704
140	V140	0.484	2.992	0.482	2.319	2.314	2.274	0.420	0.296	2.517	1.231	1.800	1.564	1.519	2.329	2.497	2.734	2.694	1.573	0.497	1.927
141	V141	2.620	0.168	3.137	0.644	0.692	0.673	2.837	2.669	0.409	1.709	1.135	1.384	1.431	0.631	0.522	0.230	0.270	1.395	2.641	1.131
142	V142	2.880	0.299	3.400	0.882	0.901	0.934	3.096	2.951	0.744	1.977	1.395	1.642	1.690	0.881	0.732	0.487	0.524	1.648	2.898	1.484
143	V143	0.505	3.158	0.190	2.487	2.474	2.449	0.317	0.495	2.703	1.400	1.958	1.747	1.703	2.502	2.660	2.905	2.866	1.716	0.495	2.146
144	V144	1.451	1.266	1.966	0.601	0.595	0.571	1.667	1.513	0.836	0.553	0.098	0.307	0.345	0.620	0.776	1.011	0.972	0.284	1.470	0.671
145	V145	0.530	3.182	0.178	2.511	2.498	2.474	0.343	0.517	2.728	1.424	1.983	1.771	1.728	2.526	2.684	2.929	2.890	1.741	0.520	2.171
146	V146	0.503	3.096	0.401	2.424	2.421	2.386	0.320	0.488	2.637	1.345	1.891	1.688	1.645	2.440	2.608	2.840	2.800	1.654	0.495	2.055
147	V147	0.533	3.187	0.179	2.516	2.502	2.478	0.346	0.518	2.732	1.428	1.987	1.775	1.732	2.530	2.688	2.934	2.895	1.746	0.523	2.175
148	V148	2.621	0.165	3.138	0.645	0.693	0.674	2.838	2.671	0.411	1.710	1.136	1.385	1.432	0.632	0.522	0.230	0.271	1.396	2.642	1.133
149	V149	3.446	0.812	3.963	1.450	1.457	1.505	3.662	3.523	1.306	2.547	1.970	2.212	2.260	1.449	1.284	1.052	1.091	2.219	3.462	2.049
150	V150	1.646	1.106	2.164	0.440	0.389	0.414	1.869	1.711	0.715	0.743	0.314	0.423	0.466	0.447	0.575	0.852	0.812	0.526	1.665	0.783
151	V151	0.539	2.265	1.006	1.582	1.569	1.543	0.740	0.567	1.812	0.517	1.065	0.848	0.806	1.595	1.753	2.006	1.966	0.836	0.556	1.335
152	V152	0.571	3.223	0.006	2.549	2.530	2.515	0.388	0.599	2.778	1.464	2.022	1.815	1.772	2.566	2.717	2.971	2.932	1.775	0.550	2.250
153	V153	1.599	1.167	2.107	0.547	0.478	0.537	1.819	1.689	0.822	0.736	0.360	0.495	0.531	0.561	0.646	0.931	0.896	0.519	1.616	0.895
154	V154	3.506	0.818	4.025	1.511	1.521	1.554	3.726	3.570	1.309	2.600	2.031	2.268	2.315	1.500	1.335	1.086	1.128	2.288	3.526	2.039
155	V155	2.466	0.354	2.985	0.546	0.516	0.603	2.686	2.539	0.468	1.571	1.020	1.252	1.299	0.550	0.387	0.316	0.331	1.280	2.484	1.195
156	V156	0.240	2.721	0.611	2.047	2.031	2.006	0.360	0.312	2.266	0.952	1.525	1.295	1.251	2.059	2.218	2.465	2.425	1.306	0.265	1.736
157	V157	3.184	0.500	3.704	1.185	1.203	1.232	3.401	3.250	0.994	2.278	1.701	1.946	1.994	1.179	1.023	0.762	0.804	1.956	3.203	1.730
158	V158	0.309	2.989	0.332	2.315	2.296	2.281	0.081	0.446	2.546	1.231	1.788	1.577	1.534	2.332	2.487	2.736	2.697	1.551	0.285	2.026
159	V159	2.076	0.649	2.593	0.216	0.252	0.246	2.292	2.142	0.329	1.168	0.590	0.857	0.905	0.233	0.273	0.406	0.376	0.846	2.095	0.808
160	V160	2.316	0.401	2.835	0.333	0.382	0.365	2.534	2.371	0.200	1.404	0.830	1.074	1.121	0.321	0.237	0.149	0.128	1.097	2.337	0.922
161	V161	0.531	3.188	0.184	2.518	2.505	2.481	0.338	0.528	2.735	1.431	1.989	1.779	1.736	2.533	2.691	2.936	2.897	1.747	0.521	2.179
162	V162	2.015	0.712	2.531	0.216	0.247	0.236	2.231	2.082	0.371	1.108	0.529	0.802	0.849	0.236	0.310	0.466	0.435	0.785	2.034	0.778
163	V163	2.082	0.639	2.598	0.173	0.157	0.217	2.301	2.149	0.346	1.172	0.610	0.851	0.898	0.181	0.163	0.396	0.364	0.870	2.101	0.865
164	V164	2.734	0.233	3.250	0.763	0.759	0.804	2.956	2.794	0.598	1.826	1.278	1.497	1.543	0.749	0.577	0.395	0.429	1.536	2.754	1.356
165	V165	3.078	0.400	3.598	1.084	1.103	1.131	3.296	3.146	0.894	2.173	1.597	1.843	1.891	1.079	0.924	0.661	0.704	1.852	3.098	1.631
166	V166	2.128	0.632	2.642	0.283	0.376	0.266	2.342	2.173	0.219	1.218	0.650	0.898	0.944	0.268	0.348	0.383	0.353	0.907	2.150	0.692
167	V167	1.893	0.896	2.402	0.382	0.466	0.328	2.105	1.927	0.432	0.992	0.463	0.698	0.741	0.375	0.534	0.647	0.613	0.693	1.917	0.479
168	V168	1.756	0.995	2.269	0.329	0.344	0.282	1.976	1.801	0.562	0.844	0.344	0.508	0.552	0.327	0.486	0.732	0.691	0.594	1.777	0.649
169	V169	2.123	0.634	2.642	0.192	0.120	0.255	2.343	2.195	0.409	1.218	0.669	0.885	0.932	0.204	0.121	0.399	0.364	0.925	2.141	0.956
170	V170	0.506	2.981	0.521	2.308	2.306	2.262	0.449	0.308	2.503	1.225	1.789	1.555	1.510	2.318	2.489	2.722	2.682	1.562	0.522	1.900
171	V171	3.184	0.501	3.704	1.185	1.203	1.232	3.401	3.250	0.994	2.278	1.701	1.946	1.994	1.180	1.023	0.762	0.804	1.957	3.203	1.730
172	V172	1.570	1.186	2.078	0.556	0.497	0.539	1.790	1.655	0.824	0.700	0.327	0.461	0.495	0.568	0.665	0.945	0.910	0.484	1.588	0.857
173	V173	1.231	1.502	1.747	0.841	0.817	0.817	1.448	1.318	1.090	0.345	0.355	0.319	0.329	0.863	1.005	1.254	1.217	0.253	1.247	0.857
174	V174	1.287	1.484	1.807	0.795	0.801	0.747	1.504	1.323	1.020	0.396	0.371	0.080	0.080	0.801	0.981	1.216	1.172	0.363	1.311	0.683
175	V175	1.252	1.523	1.771	0.834	0.840	0.786	1.469	1.286	1.058	0.370	0.403	0.101	0.080	0.840	1.020	1.255	1.211	0.373	1.276	0.702
176	V176	1.902	0.822	2.419	0.180	0.201	0.185	2.118	1.969	0.459	0.995	0.415	0.676	0.723	0.206	0.338	0.563	0.525	0.683	1.920	0.751
177	V177	2.982	0.334	3.501	0.981	0.991	1.032	3.199	3.051	0.827	2.076	1.499	1.743	1.790	0.977	0.815	0.572	0.613	1.755	2.999	1.580
178	V178	2.057	0.691	2.575	0.077	0.174	0.071	2.275	2.109	0.324	1.140	0.581	0.794	0.840	0.012	0.209	0.417	0.374	0.845	2.077	0.777
179	V179	2.148	0.614	2.663	0.297	0.389	0.285	2.363	2.194	0.209	1.240	0.671	0.921	0.966	0.283	0.352	0.369	0.340	0.927	2.170	0.706

Tabla B.13: Matriz de Distancias

d	V81	V82	V83	V84	V85	V86	V87	V88	V89	V90	V91	V92	V93	V94	V95	V96	V97	V98	V99	V100
V1	2.171	2.687	2.616	1.537	0.821	2.596	2.731	2.387	0.843	2.525	2.102	2.425	3.993	2.890	2.887	2.660	2.609	1.688	0.832	0.497
V2	1.503	1.918	1.864	0.774	0.357	1.881	1.964	1.619	0.368	1.760	1.366	1.803	3.228	2.127	2.124	1.889	1.843	0.925	0.448	0.369
V3	1.330	1.835	1.769	0.759	0.394	1.744	1.883	1.529	0.405	1.660	1.221	1.619	3.147	2.029	2.026	1.825	1.775	0.913	0.188	0.586
V4	0.802	0.973	0.958	0.412	1.027	1.044	1.029	0.673	1.014	0.806	0.459	1.168	2.292	1.188	1.185	0.976	0.921	0.339	1.034	1.312
V5	0.830	1.027	1.011	0.397	0.976	1.088	1.083	0.727	0.963	0.860	0.501	1.193	2.347	1.241	1.238	1.030	0.973	0.341	0.985	1.263
V6	0.728	0.354	0.383	0.870	1.643	0.628	0.400	0.068	1.631	0.182	0.392	1.029	1.667	0.558	0.555	0.366	0.357	0.745	1.640	1.918
V7	0.822	0.168	0.257	1.121	1.895	0.562	0.184	0.240	1.883	0.097	0.578	1.049	1.418	0.306	0.303	0.229	0.276	0.993	1.885	2.177
V8	0.572	0.839	0.740	0.422	1.213	0.789	0.868	0.534	1.207	0.659	0.302	0.932	2.135	1.010	1.007	0.804	0.795	0.414	1.175	1.471
V9	1.039	1.217	1.206	0.480	0.861	1.324	1.264	0.947	0.849	1.083	0.780	1.414	2.499	1.440	1.437	1.200	1.130	0.392	0.936	1.103
V10	1.003	0.046	0.381	1.237	1.994	0.719	0.146	0.364	1.981	0.257	0.730	1.222	1.303	0.307	0.306	0.241	0.198	1.070	2.018	2.283
V11	0.898	0.191	0.393	1.029	1.796	0.696	0.284	0.184	1.782	0.162	0.569	1.162	1.517	0.460	0.457	0.287	0.245	0.876	1.821	2.079
V12	0.653	0.733	0.669	0.491	1.299	0.788	0.765	0.433	1.290	0.567	0.342	1.011	2.034	0.919	0.916	0.694	0.692	0.443	1.288	1.550
V13	1.797	1.019	1.137	2.178	2.949	1.387	0.964	1.322	2.935	1.198	1.670	1.880	0.380	0.857	0.860	1.034	1.088	2.020	2.967	3.223
V14	0.620	0.746	0.670	0.490	1.278	0.773	0.777	0.447	1.269	0.576	0.293	0.977	2.047	0.931	0.928	0.709	0.698	0.424	1.264	1.540
V15	2.142	2.661	2.590	1.509	0.797	2.566	2.706	2.361	0.819	2.498	2.074	2.394	3.969	2.863	2.860	2.635	2.585	1.662	0.800	0.473
V16	0.982	0.229	0.369	1.269	2.022	0.714	0.192	0.420	2.008	0.318	0.755	1.196	1.280	0.299	0.298	0.255	0.314	1.126	2.028	2.304
V17	0.796	0.983	0.963	0.402	1.019	1.046	1.037	0.682	1.006	0.815	0.463	1.163	2.301	1.195	1.192	0.983	0.930	0.341	1.022	1.302
V18	0.826	1.042	1.020	0.387	0.963	1.093	1.097	0.741	0.950	0.874	0.509	1.189	2.361	1.254	1.251	1.043	0.989	0.345	0.966	1.247
V19	1.277	0.556	0.619	1.696	2.479	0.872	0.474	0.840	2.467	0.708	1.161	1.379	0.818	0.344	0.347	0.552	0.638	1.555	2.473	2.753
V20	1.807	2.206	2.163	1.078	0.449	2.190	2.255	1.911	0.462	2.052	1.666	2.104	3.517	2.422	2.419	2.180	2.129	1.206	0.594	0.143
V21	0.847	0.167	0.278	1.070	1.838	0.624	0.188	0.232	1.826	0.172	0.570	1.091	1.452	0.387	0.385	0.184	0.162	0.912	1.852	2.120
V22	1.659	0.852	0.989	1.983	2.774	1.252	0.806	1.136	2.759	1.017	1.507	1.770	0.646	0.701	0.704	0.867	0.953	1.850	2.788	3.036
V23	0.906	0.993	0.974	0.381	1.077	1.107	1.037	0.723	1.068	0.861	0.614	1.264	2.283	1.212	1.209	0.960	0.914	0.280	1.127	1.308
V24	0.904	0.991	0.972	0.382	1.078	1.105	1.035	0.721	1.069	0.858	0.612	1.262	2.280	1.209	1.207	0.958	0.911	0.280	1.128	1.310
V25	1.088	0.387	0.420	1.471	2.264	0.722	0.286	0.637	2.253	0.517	0.963	1.231	1.042	0.210	0.211	0.345	0.459	1.341	2.254	2.529
V26	1.802	1.044	1.153	2.206	2.969	1.394	0.984	1.346	2.954	1.218	1.682	1.878	0.351	0.872	0.876	1.058	1.113	2.047	2.983	3.246
V27	0.946	0.143	0.277	1.249	2.026	0.639	0.013	0.386	2.013	0.269	0.731	1.147	1.267	0.216	0.214	0.151	0.242	1.103	2.030	2.303
V28	0.738	0.297	0.330	0.931	1.706	0.599	0.337	0.077	1.695	0.125	0.432	1.022	1.601	0.493	0.490	0.313	0.312	0.804	1.700	1.983
V29	1.273	0.554	0.615	1.693	2.476	0.868	0.471	0.837	2.464	0.705	1.158	1.375	0.821	0.340	0.343	0.549	0.637	1.552	2.470	2.750
V30	0.740	0.324	0.369	0.894	1.671	0.617	0.376	0.000	1.659	0.150	0.412	1.031	1.642	0.532	0.530	0.354	0.342	0.769	1.669	1.948
V31	1.926	2.390	2.331	1.250	0.562	2.335	2.436	2.090	0.581	2.231	1.824	2.207	3.699	2.598	2.595	2.362	2.313	1.394	0.622	0.159
V32	0.778	0.306	0.237	1.001	1.805	0.572	0.272	0.251	1.794	0.234	0.550	1.028	1.515	0.429	0.427	0.175	0.312	0.888	1.799	2.064
V33	0.701	0.675	0.662	0.567	1.301	0.810	0.724	0.385	1.289	0.520	0.293	1.058	1.996	0.894	0.891	0.671	0.617	0.414	1.319	1.584
V34	1.403	1.984	1.894	0.889	0.470	1.841	2.024	1.675	0.489	1.803	1.352	1.663	3.284	2.163	2.160	1.964	1.923	1.065	0.026	0.550
V35	1.407	1.980	1.892	0.883	0.458	1.843	2.021	1.671	0.477	1.800	1.351	1.669	3.282	2.161	2.158	1.960	1.919	1.058	0.009	0.539
V36	0.806	0.173	0.265	1.083	1.841	0.569	0.206	0.222	1.828	0.122	0.531	1.041	1.457	0.369	0.367	0.241	0.216	0.929	1.844	2.131
V37	0.812	0.170	0.272	1.087	1.843	0.575	0.207	0.226	1.830	0.126	0.534	1.046	1.455	0.371	0.368	0.246	0.214	0.932	1.847	2.135
V38	1.894	2.475	2.387	1.339	0.663	2.335	2.517	2.169	0.688	2.301	1.852	2.128	3.780	2.663	2.660	2.452	2.405	1.504	0.524	0.480
V39	1.556	2.008	1.943	0.850	0.392	1.944	2.053	1.707	0.409	1.846	1.443	1.842	3.319	2.211	2.208	1.977	1.937	1.018	0.422	0.311
V40	1.486	2.009	1.936	0.893	0.376	1.908	2.054	1.702	0.396	1.835	1.399	1.762	3.319	2.202	2.199	1.991	1.944	1.059	0.125	0.434
V41	1.802	1.044	1.153	2.206	2.969	1.394	0.984	1.346	2.954	1.218	1.682	1.878	0.351	0.872	0.876	1.058	1.113	2.047	2.983	3.246
V42	1.627	0.919	0.983	2.060	2.849	1.203	0.844	1.207	2.836	1.076	1.538	1.689	0.464	0.707	0.710	0.908	0.999	1.922	2.844	3.117
V43	0.825	0.197	0.190	1.133	1.910	0.561	0.133	0.299	1.899	0.208	0.612	1.045	1.386	0.305	0.302	0.139	0.226	0.991	1.907	2.185
V44	0.867	0.212	0.198	1.192	1.973	0.578	0.101	0.361	1.961	0.260	0.675	1.071	1.325	0.259	0.257	0.116	0.253	1.053	1.968	2.245
V45	0.858	0.221	0.188	1.189	1.972	0.569	0.110	0.361	1.960	0.261	0.672	1.061	1.328	0.258	0.256	0.119	0.262	1.054	1.965	2.243
V46	0.717	0.467	0.511	0.865	1.578	0.684	0.527	0.232	1.565	0.301	0.354	1.033	1.754	0.661	0.658	0.524	0.485	0.745	1.571	1.874
V47	1.864	1.095	1.207	2.243	3.031	1.438	1.042	1.388	3.017	1.262	1.744	1.938	0.406	0.916	0.919	1.106	1.188	2.106	3.040	3.298
V48	2.226	2.717	2.655	1.566	0.838	2.641	2.765	2.420	0.859	2.559	2.141	2.482	4.029	2.927	2.924	2.694	2.639	1.709	0.885	0.526
V49	2.331	2.758	2.714	1.615	0.931	2.721	2.809	2.467	0.948	2.610	2.215	2.594	4.067	2.978	2.975	2.735	2.675	1.743	1.032	0.620
V50	1.580	1.945	1.925	0.903	0.057	1.952	2.005	1.662	0.061	1.798	1.386	1.885	3.264	2.177	2.174	1.947	1.863	0.946	0.490	0.464
V51	0.311	0.921	0.704	0.631	1.410	0.628	0.907	0.646	1.408	0.726	0.424	0.656	2.099	0.990	0.987	0.839	0.901	0.726	1.271	1.620
V52	0.320	1.181	0.922	0.788	1.474	0.730	1.155	0.925	1.477	0.987	0.668	0.521	2.278	1.202	1.199	1.091	1.172	0.950	1.259	1.647
V53	0.830	0.187	0.274	1.044	1.822	0.618	0.202	0.195	1.810	0.143	0.558	1.085	1.475	0.391	0.388	0.181	0.213	0.901	1.830	2.097
V54	1.617	2.163	2.086	1.092	0.420	2.055	2.206	1.863	0.439	1.993	1.546	1.878	3.460	2.355	2.352	2.145	2.089	1.212	0.313	0.448
V55	0.803	1.500	1.180	1.583	2.249	0.831	1.427	1.393	2.255	1.369	1.247	0.468	2.151	1.356	1.354	1.404	1.531	1.684	2.012	2.423
V56	0.775	0.219	0.288	1.029	1.804	0.565	0.262	0.147	1.792	0.004	0.499	1.027	1.511	0.398	0.395	0.275	0.289	0.902	1.795	2.085
V57	1.148	0.345	0.454	1.461	2.245	0.794	0.260	0.618	2.231	0.504	0.968	1.312	1.055	0.252	0.254	0.306	0.419	1.315	2.255	2.513
V58	0.729	0.355	0.385	0.868	1.642	0.630	0.402	0.069	1.630	0.183	0.392	1.030	1.668	0.560	0.557	0.367	0.357	0.743	1.639	1.917
V59	1.803	1.045	1.153	2.207	2.970	1.394	0.986	1.347	2.956	1.220	1.684	1.878	0.349	0.873	0.876	1.059	1.114	2.048	2.984	3.248
V60	2.216	2.691	2.634	1.551	0.814	2.631	2.738	2.395	0.833	2.535	2.123	2.484	3.999	2.903	2.900	2.668	2.611	1.685	0.880	0.487

Tabla B.14: Matriz de Distancias

	d	V81	V82	V83	V84	V85	V86	V87	V88	V89	V90	V91	V92	V93	V94	V95	V96	V97	V98	V99	V100
61	V61	1.756	2.197	2.144	1.071	0.385	2.157	2.244	1.900	0.401	2.039	1.634	2.048	3.506	2.408	2.405	2.172	2.118	1.199	0.496	0.081
62	V62	1.275	0.557	0.618	1.696	2.479	0.870	0.474	0.840	2.467	0.708	1.161	1.377	0.818	0.343	0.346	0.552	0.640	1.556	2.473	2.753
63	V63	2.246	2.712	2.658	1.566	0.834	2.653	2.762	2.418	0.853	2.558	2.146	2.508	4.025	2.927	2.924	2.691	2.633	1.701	0.911	0.527
64	V64	0.791	0.222	0.296	1.020	1.803	0.589	0.259	0.141	1.791	0.065	0.521	1.049	1.511	0.402	0.400	0.258	0.289	0.899	1.797	2.078
65	V65	0.881	0.205	0.388	1.025	1.775	0.708	0.282	0.181	1.761	0.167	0.552	1.157	1.521	0.467	0.465	0.278	0.218	0.863	1.799	2.059
66	V66	0.723	0.271	0.283	0.987	1.766	0.534	0.303	0.124	1.755	0.058	0.451	0.981	1.554	0.431	0.428	0.303	0.325	0.871	1.750	2.045
67	V67	1.954	2.417	2.359	1.277	0.586	2.363	2.463	2.117	0.604	2.258	1.851	2.234	3.726	2.625	2.622	2.389	2.340	1.421	0.646	0.185
68	V68	1.730	2.260	2.190	1.136	0.466	2.155	2.307	1.958	0.493	2.093	1.652	1.990	3.570	2.458	2.455	2.244	2.191	1.289	0.387	0.375
69	V69	0.779	0.350	0.212	1.259	2.035	0.448	0.265	0.454	2.025	0.338	0.682	0.935	1.309	0.240	0.238	0.317	0.419	1.151	1.991	2.310
70	V70	0.949	1.286	1.235	0.300	0.730	1.275	1.333	0.987	0.723	1.123	0.722	1.287	2.600	1.493	1.490	1.266	1.216	0.365	0.740	0.994
71	V71	0.654	0.731	0.667	0.493	1.301	0.787	0.762	0.430	1.292	0.565	0.342	1.012	2.032	0.917	0.914	0.692	0.689	0.445	1.291	1.552
72	V72	0.727	0.953	0.916	0.412	1.058	0.981	1.003	0.647	1.047	0.777	0.401	1.092	2.268	1.154	1.151	0.951	0.905	0.367	1.041	1.341
73	V73	0.750	0.999	0.962	0.397	1.014	1.018	1.050	0.694	1.003	0.824	0.438	1.112	2.315	1.201	1.198	0.998	0.951	0.366	0.996	1.298
74	V74	0.779	0.212	0.282	1.040	1.814	0.562	0.252	0.158	1.803	0.009	0.507	1.027	1.500	0.387	0.384	0.269	0.286	0.913	1.806	2.096
75	V75	0.964	0.005	0.353	1.203	1.962	0.687	0.140	0.329	1.949	0.220	0.689	1.187	1.335	0.311	0.310	0.228	0.185	1.039	1.982	2.251
76	V76	1.040	0.317	0.373	1.437	2.226	0.658	0.226	0.571	2.214	0.435	0.896	1.182	1.086	0.076	0.079	0.321	0.436	1.310	2.211	2.500
77	V77	1.006	0.285	0.344	1.398	2.186	0.634	0.198	0.529	2.174	0.391	0.854	1.157	1.128	0.054	0.055	0.297	0.411	1.273	2.170	2.461
78	V78	0.779	0.990	0.923	0.231	1.097	0.997	1.026	0.692	1.091	0.828	0.537	1.124	2.288	1.181	1.178	0.947	0.938	0.345	1.084	1.318
79	V79	1.786	2.216	2.166	1.088	0.405	2.184	2.264	1.919	0.421	2.060	1.659	2.080	3.526	2.429	2.426	2.191	2.138	1.217	0.529	0.052
80	V80	0.004	0.957	0.702	0.874	1.575	0.497	0.930	0.736	1.575	0.772	0.492	0.408	2.039	0.968	0.965	0.894	0.955	0.933	1.411	1.807
81	V81	0.000	0.961	0.706	0.873	1.573	0.501	0.934	0.740	1.572	0.776	0.494	0.407	2.043	0.972	0.969	0.898	0.959	0.933	1.408	1.804
82	V82	0.961	0.000	0.353	1.199	1.957	0.687	0.141	0.324	1.944	0.217	0.686	1.185	1.339	0.314	0.313	0.228	0.183	1.035	1.978	2.246
83	V83	0.706	0.353	0.000	1.127	1.930	0.401	0.267	0.369	1.921	0.286	0.597	0.892	1.420	0.318	0.315	0.239	0.394	1.033	1.891	2.192
84	V84	0.873	1.199	1.127	0.000	0.905	1.162	1.239	0.894	0.901	1.032	0.681	1.209	2.505	1.390	1.387	1.163	1.147	0.386	0.880	1.111
85	V85	1.573	1.957	1.930	0.905	0.000	1.951	2.016	1.671	0.037	1.807	1.390	1.874	3.276	2.185	2.182	1.957	1.877	0.961	0.451	0.441
86	V86	0.501	0.687	0.401	1.162	1.951	0.000	0.629	0.617	1.947	0.564	0.623	0.550	1.609	0.589	0.587	0.621	0.741	1.146	1.843	2.205
87	V87	0.934	0.141	0.267	1.239	2.016	0.629	0.000	0.376	2.003	0.259	0.719	1.136	1.277	0.219	0.218	0.146	0.238	1.093	2.019	2.293
88	V88	0.740	0.324	0.369	0.894	1.671	0.617	0.376	0.000	1.659	0.150	0.412	1.031	1.642	0.532	0.530	0.354	0.342	0.769	1.669	1.948
89	V89	1.572	1.944	1.921	0.901	0.037	1.947	2.003	1.659	0.000	1.795	1.382	1.877	3.263	2.174	2.171	1.945	1.864	0.950	0.471	0.459
90	V90	0.776	0.217	0.286	1.032	1.807	0.564	0.259	0.150	1.795	0.000	0.501	1.027	1.508	0.395	0.392	0.273	0.288	0.906	1.798	2.088
91	V91	0.494	0.686	0.597	0.681	1.390	0.623	0.719	0.412	1.382	0.501	0.000	0.823	1.961	0.844	0.841	0.688	0.658	0.592	1.350	1.686
92	V92	0.407	1.185	0.892	1.209	1.874	0.550	1.136	1.031	1.877	1.027	0.823	0.000	2.069	1.114	1.111	1.114	1.203	1.283	1.672	2.093
93	V93	2.043	1.339	1.420	2.505	3.276	1.609	1.277	1.642	3.263	1.508	1.961	2.069	0.000	1.142	1.145	1.352	1.410	2.349	3.280	3.557
94	V94	0.972	0.314	0.318	1.390	2.185	0.589	0.219	0.532	2.174	0.395	0.844	1.114	1.142	0.000	0.003	0.304	0.438	1.276	2.160	2.457
95	V95	0.969	0.313	0.315	1.387	2.182	0.587	0.218	0.530	2.171	0.392	0.841	1.111	1.145	0.003	0.000	0.302	0.436	1.273	2.157	2.454
96	V96	0.898	0.228	0.239	1.163	1.957	0.621	0.146	0.354	1.945	0.273	0.688	1.114	1.352	0.304	0.302	0.000	0.264	1.031	1.958	2.220
97	V97	0.959	0.183	0.394	1.147	1.877	0.741	0.238	0.342	1.864	0.288	0.658	1.203	1.410	0.438	0.436	0.264	0.000	0.946	1.916	2.170
98	V98	0.933	1.035	1.033	0.386	0.961	1.146	1.093	0.769	0.950	0.906	0.592	1.283	2.349	1.276	1.273	1.031	0.946	0.000	1.055	1.250
99	V99	1.408	1.978	1.891	0.880	0.451	1.843	2.019	1.669	0.471	1.798	1.350	1.672	3.280	2.160	2.157	1.958	1.916	1.055	0.000	0.534
100	V100	1.804	2.246	2.192	1.111	0.441	2.205	2.293	1.948	0.459	2.088	1.686	2.093	3.557	2.457	2.454	2.220	2.170	1.250	0.534	0.000
101	V101	1.228	0.432	0.549	1.513	2.316	0.858	0.371	0.683	2.303	0.572	1.053	1.384	1.037	0.320	0.322	0.402	0.537	1.389	2.321	2.574
102	V102	0.768	0.216	0.249	1.075	1.846	0.529	0.235	0.204	1.835	0.066	0.519	1.003	1.471	0.352	0.349	0.262	0.297	0.950	1.832	2.129
103	V103	0.570	0.846	0.745	0.419	1.209	0.790	0.874	0.541	1.203	0.665	0.304	0.929	2.141	1.016	1.013	0.810	0.802	0.415	1.170	1.467
104	V104	0.773	0.224	0.292	1.022	1.797	0.567	0.267	0.140	1.785	0.011	0.495	1.027	1.518	0.405	0.402	0.278	0.292	0.896	1.789	2.078
105	V105	2.217	2.730	2.661	1.588	0.846	2.645	2.775	2.431	0.866	2.569	2.144	2.473	4.036	2.935	2.932	2.705	2.651	1.730	0.859	0.550
106	V106	0.801	0.177	0.261	1.079	1.838	0.566	0.207	0.219	1.826	0.120	0.528	1.037	1.460	0.370	0.367	0.240	0.219	0.927	1.841	2.129
107	V107	1.622	2.083	2.022	0.971	0.307	2.030	2.127	1.785	0.324	1.922	1.507	1.913	3.389	2.289	2.286	2.057	2.006	1.096	0.385	0.243
108	V108	1.504	1.916	1.863	0.773	0.356	1.881	1.963	1.618	0.367	1.759	1.365	1.804	3.228	2.126	2.123	1.888	1.842	0.923	0.449	0.370
109	V109	0.711	0.351	0.007	1.132	1.935	0.405	0.263	0.371	1.926	0.287	0.602	0.896	1.414	0.314	0.311	0.237	0.392	1.037	1.896	2.197
110	V110	0.804	1.022	0.957	0.201	1.070	1.031	1.059	0.723	1.064	0.860	0.568	1.150	2.320	1.214	1.211	0.979	0.970	0.346	1.058	1.286
111	V111	0.776	0.375	0.447	0.874	1.622	0.705	0.432	0.154	1.609	0.249	0.434	1.094	1.681	0.602	0.600	0.412	0.361	0.732	1.634	1.902
112	V112	0.697	0.995	0.943	0.405	1.038	0.977	1.043	0.686	1.029	0.812	0.405	1.055	2.306	1.186	1.183	0.993	0.952	0.400	1.000	1.321
113	V113	0.718	1.035	0.982	0.395	1.002	1.010	1.084	0.727	0.993	0.853	0.439	1.072	2.347	1.226	1.223	1.034	0.991	0.403	0.961	1.286
114	V114	0.782	0.190	0.237	1.070	1.836	0.545	0.207	0.212	1.824	0.112	0.521	1.018	1.464	0.364	0.361	0.229	0.234	0.925	1.834	2.123
115	V115	1.489	2.012	1.939	0.896	0.375	1.912	2.057	1.705	0.395	1.838	1.402	1.766	3.322	2.205	2.202	1.994	1.947	1.061	0.128	0.430
116	V116	0.744	0.570	0.613	0.698	1.397	0.793	0.637	0.307	1.384	0.429	0.301	1.089	1.894	0.810	0.807	0.604	0.514	0.515	1.427	1.697
117	V117	1.595	1.984	1.945	0.896	0.219	1.977	2.034	1.693	0.223	1.831	1.432	1.902	3.295	2.204	2.201	1.965	1.903	0.984	0.466	0.322
118	V118	1.572	1.943	1.920	0.900	0.039	1.946	2.002	1.657	0.003	1.793	1.380	1.876	3.261	2.172	2.169	1.943	1.862	0.948	0.472	0.460
119	V119	1.731	2.211	2.149	1.097	0.350	2.138	2.258	1.914	0.374	2.049	1.619	2.000	3.523	2.418	2.415	2.190	2.135	1.215	0.446	0.269
120	V120	0.711	0.351	0.007	1.132	1.935	0.405	0.263	0.371	1.926	0.287	0.602	0.896	1.414	0.314	0.311	0.237	0.392	1.037	1.896	2.197

Tabla B.15: Matriz de Distancias

	d	V81	V82	V83	V84	V85	V86	V87	V88	V89	V90	V91	V92	V93	V94	V95	V96	V97	V98	V99	V100
121	V121	1.869	2.232	2.195	1.107	0.527	2.234	2.282	1.946	0.537	2.088	1.713	2.166	3.538	2.456	2.453	2.205	2.148	1.224	0.712	0.313
122	V122	0.918	1.020	0.999	0.367	1.052	1.127	1.064	0.749	1.043	0.887	0.630	1.275	2.310	1.239	1.236	0.987	0.939	0.271	1.105	1.281
123	V123	0.906	0.993	0.974	0.381	1.077	1.107	1.037	0.723	1.068	0.861	0.614	1.264	2.283	1.212	1.209	0.960	0.914	0.280	1.127	1.308
124	V124	0.753	0.337	0.265	0.948	1.753	0.581	0.317	0.227	1.742	0.240	0.511	1.017	1.567	0.478	0.475	0.219	0.328	0.836	1.748	2.011
125	V125	0.678	0.479	0.502	0.788	1.513	0.664	0.541	0.223	1.501	0.323	0.269	0.992	1.795	0.698	0.695	0.528	0.449	0.630	1.518	1.813
126	V126	1.259	1.025	1.085	0.940	1.668	1.237	1.074	0.850	1.656	0.925	1.003	1.540	2.132	1.173	1.171	1.010	1.070	1.013	1.675	1.836
127	V127	1.334	1.837	1.772	0.761	0.391	1.748	1.885	1.532	0.402	1.663	1.224	1.623	3.150	2.032	2.029	1.828	1.777	0.914	0.187	0.582
128	V128	2.444	3.359	3.066	2.882	3.051	2.713	3.317	3.162	3.072	3.187	2.853	2.191	4.107	3.288	3.286	3.286	3.364	3.084	2.690	3.075
129	V129	0.782	0.201	0.265	1.062	1.835	0.549	0.234	0.184	1.824	0.039	0.520	1.022	1.479	0.364	0.361	0.258	0.281	0.934	1.826	2.118
130	V130	0.669	0.775	0.717	0.459	1.237	0.836	0.809	0.480	1.228	0.615	0.347	1.036	2.079	0.971	0.968	0.742	0.717	0.380	1.236	1.496
131	V131	0.838	0.368	0.240	1.327	2.122	0.451	0.276	0.504	2.112	0.373	0.759	0.968	1.240	0.149	0.147	0.335	0.473	1.231	2.074	2.391
132	V132	0.835	0.368	0.238	1.324	2.119	0.448	0.276	0.503	2.109	0.372	0.757	0.965	1.243	0.152	0.150	0.335	0.472	1.229	2.071	2.389
133	V133	0.685	0.956	0.905	0.406	1.070	0.950	1.004	0.646	1.060	0.774	0.379	1.047	2.269	1.148	1.145	0.952	0.914	0.393	1.036	1.349
134	V134	0.704	0.997	0.946	0.391	1.033	0.983	1.045	0.687	1.023	0.815	0.413	1.064	2.310	1.189	1.186	0.993	0.954	0.392	0.996	1.312
135	V135	1.938	2.456	2.382	1.306	0.612	2.358	2.499	2.154	0.636	2.291	1.862	2.191	3.765	2.655	2.652	2.428	2.380	1.459	0.604	0.300
136	V136	0.434	1.000	0.839	0.566	1.221	0.771	1.011	0.729	1.219	0.822	0.369	0.744	2.230	1.127	1.124	0.960	0.947	0.584	1.125	1.486
137	V137	0.611	0.551	0.478	0.685	1.489	0.626	0.577	0.249	1.479	0.369	0.297	0.939	1.844	0.719	0.716	0.514	0.533	0.607	1.468	1.749
138	V138	0.718	0.335	0.197	1.068	1.881	0.430	0.299	0.294	1.871	0.217	0.552	0.916	1.480	0.359	0.356	0.269	0.413	0.988	1.842	2.144
139	V139	0.704	0.862	0.794	0.425	1.172	0.891	0.893	0.579	1.164	0.707	0.398	1.053	2.157	1.056	1.053	0.818	0.795	0.335	1.182	1.431
140	V140	1.923	2.493	2.410	1.360	0.657	2.362	2.536	2.189	0.682	2.322	1.873	2.161	3.800	2.685	2.682	2.472	2.422	1.517	0.548	0.474
141	V141	1.135	0.526	0.501	1.606	2.401	0.721	0.422	0.771	2.391	0.638	1.063	1.221	0.931	0.261	0.263	0.491	0.608	1.484	2.374	2.669
142	V142	1.488	0.736	0.827	1.865	2.663	1.071	0.671	1.015	2.649	0.888	1.365	1.585	0.694	0.541	0.544	0.728	0.840	1.739	2.661	2.927
143	V143	2.143	2.656	2.586	1.504	0.792	2.566	2.701	2.356	0.814	2.494	2.072	2.398	3.964	2.859	2.856	2.630	2.579	1.656	0.803	0.465
144	V144	0.672	0.772	0.716	0.462	1.239	0.837	0.807	0.477	1.230	0.612	0.348	1.039	2.076	0.969	0.966	0.740	0.714	0.380	1.239	1.498
145	V145	2.168	2.680	2.610	1.529	0.812	2.591	2.725	2.380	0.833	2.519	2.096	2.422	3.987	2.884	2.881	2.654	2.602	1.679	0.828	0.491
146	V146	2.052	2.603	2.516	1.439	0.818	2.479	2.642	2.295	0.842	2.433	2.009	2.295	3.907	2.791	2.788	2.568	2.536	1.625	0.742	0.451
147	V147	2.172	2.684	2.614	1.534	0.813	2.595	2.729	2.385	0.835	2.523	2.099	2.425	3.992	2.888	2.885	2.658	2.606	1.682	0.830	0.494
148	V148	1.138	0.526	0.503	1.608	2.402	0.724	0.422	0.772	2.391	0.639	1.064	1.224	0.929	0.262	0.264	0.491	0.608	1.485	2.376	2.670
149	V149	2.054	1.288	1.402	2.437	3.225	1.623	1.237	1.582	3.210	1.456	1.939	2.115	0.346	1.110	1.113	1.303	1.379	2.298	3.236	3.492
150	V150	0.785	0.571	0.632	0.704	1.396	0.823	0.643	0.318	1.382	0.440	0.335	1.126	1.896	0.821	0.818	0.607	0.512	0.509	1.437	1.697
151	V151	1.333	1.749	1.701	0.628	0.363	1.708	1.801	1.449	0.371	1.587	1.173	1.635	3.071	1.962	1.959	1.740	1.681	0.775	0.405	0.582
152	V152	2.247	2.712	2.659	1.566	0.834	2.654	2.762	2.418	0.853	2.558	2.147	2.510	4.025	2.927	2.924	2.692	2.633	1.701	0.913	0.527
153	V153	0.897	0.641	0.716	0.691	1.357	0.940	0.710	0.433	1.343	0.555	0.477	1.244	1.947	0.909	0.906	0.662	0.551	0.435	1.440	1.649
154	V154	2.043	1.339	1.420	2.505	3.276	1.609	1.277	1.642	3.263	1.508	1.961	2.069	0.002	1.142	1.145	1.352	1.410	2.349	3.280	3.557
155	V155	1.199	0.389	0.546	1.493	2.237	0.893	0.334	0.658	2.223	0.556	0.999	1.385	1.062	0.370	0.371	0.404	0.428	1.325	2.261	2.515
156	V156	1.733	2.213	2.151	1.099	0.352	2.140	2.260	1.916	0.375	2.051	1.621	2.002	3.526	2.420	2.417	2.192	2.137	1.217	0.448	0.268
157	V157	1.734	1.028	1.097	2.174	2.963	1.304	0.957	1.319	2.950	1.187	1.649	1.786	0.359	0.816	0.819	1.023	1.110	2.036	2.958	3.232
158	V158	2.023	2.483	2.427	1.343	0.640	2.432	2.530	2.184	0.658	2.325	1.920	2.303	3.793	2.692	2.689	2.457	2.407	1.486	0.706	0.250
159	V159	0.812	0.271	0.214	1.061	1.862	0.574	0.219	0.282	1.851	0.234	0.595	1.047	1.455	0.375	0.373	0.118	0.291	0.943	1.857	2.123
160	V160	0.926	0.239	0.251	1.307	2.091	0.583	0.117	0.455	2.080	0.328	0.768	1.097	1.212	0.132	0.130	0.210	0.332	1.176	2.078	2.366
161	V161	2.176	2.686	2.617	1.536	0.821	2.599	2.731	2.387	0.843	2.526	2.104	2.431	3.993	2.890	2.887	2.660	2.609	1.685	0.838	0.491
162	V162	0.782	0.307	0.243	0.999	1.802	0.577	0.275	0.251	1.791	0.235	0.550	1.031	1.518	0.433	0.431	0.179	0.313	0.886	1.798	2.062
163	V163	0.869	0.160	0.287	1.082	1.852	0.644	0.174	0.244	1.839	0.183	0.594	1.115	1.438	0.379	0.377	0.166	0.162	0.926	1.867	2.131
164	V164	1.360	0.581	0.715	1.749	2.493	0.985	0.532	0.884	2.479	0.757	1.200	1.476	0.797	0.460	0.462	0.632	0.635	1.574	2.508	2.786
165	V165	1.636	0.928	0.993	2.070	2.859	1.211	0.854	1.217	2.846	1.086	1.547	1.696	0.454	0.716	0.719	0.918	1.009	1.932	2.854	3.127
166	V166	0.696	0.348	0.023	1.111	1.913	0.399	0.269	0.351	1.903	0.272	0.579	0.888	1.435	0.329	0.326	0.241	0.386	1.015	1.874	2.176
167	V167	0.483	0.531	0.284	0.882	1.686	0.377	0.499	0.351	1.679	0.373	0.383	0.739	1.697	0.589	0.586	0.443	0.522	0.822	1.627	1.942
168	V168	0.652	0.482	0.483	0.776	1.511	0.643	0.535	0.217	1.500	0.320	0.254	0.969	1.795	0.691	0.688	0.517	0.451	0.627	1.511	1.807
169	V169	0.959	0.117	0.389	1.135	1.888	0.732	0.209	0.276	1.874	0.205	0.657	1.211	1.411	0.392	0.390	0.240	0.185	0.970	1.915	2.172
170	V170	1.897	2.485	2.395	1.348	0.679	2.339	2.526	2.179	0.706	2.311	1.860	2.128	3.789	2.672	2.669	2.461	2.415	1.516	0.532	0.497
171	V171	1.735	1.028	1.097	2.174	2.963	1.304	0.957	1.319	2.950	1.187	1.649	1.786	0.359	0.816	0.819	1.023	1.110	2.036	2.958	3.232
172	V172	0.858	0.661	0.714	0.653	1.329	0.918	0.725	0.437	1.315	0.561	0.440	1.207	1.971	0.920	0.917	0.675	0.572	0.403	1.403	1.621
173	V173	0.857	1.001	0.972	0.332	1.031	1.083	1.046	0.717	1.022	0.855	0.561	1.217	2.303	1.216	1.213	0.973	0.926	0.247	1.065	1.277
174	V174	0.683	0.977	0.924	0.411	1.056	0.959	1.024	0.668	1.046	0.793	0.388	1.043	2.288	1.167	1.164	0.975	0.934	0.401	1.016	1.337
175	V175	0.701	1.016	0.962	0.399	1.021	0.990	1.064	0.707	1.011	0.832	0.421	1.058	2.327	1.206	1.203	1.014	0.972	0.402	0.979	1.303
176	V176	0.754	0.334	0.344	0.893	1.681	0.622	0.361	0.132	1.670	0.200	0.453	1.044	1.630	0.528	0.525	0.306	0.328	0.764	1.686	1.949
177	V177	1.584	0.819	0.920	1.973	2.757	1.166	0.756	1.113	2.744	0.984	1.457	1.671	0.563	0.633	0.636	0.824	0.909	1.832	2.763	3.029
178	V178	0.781	0.206	0.276	1.049	1.823	0.558	0.244	0.168	1.812	0.020	0.513	1.026	1.491	0.377	0.375	0.264	0.284	0.922	1.815	2.105
179	V179	0.710	0.351	0.006	1.132	1.934	0.404	0.264	0.371	1.925	0.288	0.601	0.896	1.415	0.314	0.311	0.237	0.392	1.037	1.895	2.197

Tabla B.16: Matriz de Distancias

d	V101	V102	V103	V104	V105	V106	V107	V108	V109	V110	V111	V112	V113	V114	V115	V116	V117	V118	V119	V120
V1	3.021	2.564	1.888	2.515	0.168	2.562	0.656	0.821	2.620	1.719	2.340	1.750	1.713	2.556	0.756	2.137	0.761	0.845	0.564	2.620
V2	2.241	1.802	1.139	1.750	0.868	1.801	0.292	0.005	1.868	0.947	1.579	1.007	0.974	1.794	0.368	1.374	0.259	0.368	0.410	1.868
V3	2.184	1.695	1.046	1.650	0.971	1.703	0.418	0.426	1.774	0.932	1.490	0.860	0.821	1.697	0.205	1.279	0.432	0.405	0.514	1.774
V4	1.323	0.846	0.339	0.796	1.793	0.855	1.143	0.996	0.963	0.357	0.637	0.143	0.157	0.851	1.061	0.427	1.052	1.012	1.271	0.963
V5	1.378	0.899	0.373	0.850	1.743	0.907	1.093	0.949	1.015	0.370	0.690	0.148	0.147	0.904	1.010	0.478	1.002	0.961	1.220	1.015
V6	0.704	0.228	0.516	0.172	2.402	0.247	1.754	1.590	0.386	0.698	0.152	0.657	0.698	0.239	1.675	0.281	1.662	1.629	1.884	0.386
V7	0.497	0.064	0.750	0.108	2.657	0.118	2.009	1.848	0.257	0.948	0.322	0.899	0.940	0.113	1.926	0.513	1.919	1.881	2.137	0.257
V8	1.170	0.692	0.009	0.650	1.939	0.699	1.304	1.141	0.745	0.300	0.533	0.296	0.325	0.688	1.215	0.373	1.229	1.205	1.426	0.745
V9	1.544	1.126	0.594	1.073	1.588	1.118	0.943	0.805	1.210	0.492	0.885	0.513	0.507	1.113	0.932	0.693	0.850	0.847	1.100	1.210
V10	0.401	0.255	0.887	0.264	2.768	0.220	2.121	1.953	0.378	1.058	0.410	1.035	1.075	0.233	2.051	0.607	2.020	1.979	2.250	0.378
V11	0.556	0.210	0.695	0.160	2.567	0.191	1.920	1.748	0.393	0.853	0.246	0.839	0.879	0.198	1.850	0.421	1.819	1.781	2.048	0.393
V12	1.051	0.608	0.183	0.558	2.033	0.612	1.390	1.216	0.673	0.331	0.425	0.384	0.419	0.601	1.319	0.302	1.306	1.288	1.520	0.673
V13	0.706	1.169	1.829	1.207	3.708	1.155	3.061	2.894	1.132	1.990	1.354	1.993	2.034	1.160	3.001	1.572	2.962	2.933	3.200	1.132
V14	1.076	0.612	0.127	0.567	2.017	0.614	1.374	1.209	0.674	0.340	0.442	0.353	0.388	0.604	1.298	0.292	1.291	1.268	1.500	0.674
V15	2.995	2.537	1.860	2.488	0.189	2.536	0.631	0.792	2.594	1.691	2.316	1.721	1.684	2.529	0.725	2.111	0.739	0.821	0.538	2.594
V16	0.403	0.299	0.910	0.324	2.785	0.293	2.134	1.979	0.366	1.091	0.445	1.055	1.096	0.296	2.064	0.653	2.040	2.006	2.271	0.366
V17	1.332	0.855	0.336	0.805	1.782	0.863	1.132	0.986	0.967	0.352	0.645	0.138	0.151	0.859	1.049	0.436	1.042	1.005	1.261	0.967
V18	1.392	0.913	0.374	0.864	1.727	0.921	1.077	0.934	1.025	0.367	0.704	0.146	0.141	0.917	0.992	0.493	0.988	0.949	1.205	1.025
V19	0.329	0.671	1.328	0.718	3.233	0.661	2.586	2.422	0.614	1.515	0.890	1.503	1.543	0.662	2.515	1.099	2.496	2.465	2.718	0.614
V20	2.527	2.096	1.441	2.042	0.640	2.094	0.298	0.336	2.168	1.247	1.867	1.298	1.264	2.088	0.486	1.661	0.323	0.463	0.332	2.168
V21	0.526	0.184	0.713	0.175	2.601	0.113	1.955	1.789	0.278	0.892	0.285	0.878	0.919	0.114	1.886	0.467	1.859	1.824	2.084	0.278
V22	0.490	0.994	1.649	1.025	3.530	0.997	2.881	2.706	0.984	1.795	1.176	1.809	1.849	1.000	2.819	1.399	2.782	2.757	3.020	0.984
V23	1.301	0.908	0.406	0.851	1.803	0.898	1.162	0.976	0.978	0.283	0.691	0.455	0.468	0.892	1.132	0.521	1.067	1.066	1.302	0.978
V24	1.299	0.906	0.404	0.848	1.805	0.896	1.164	0.979	0.976	0.282	0.689	0.454	0.468	0.889	1.134	0.518	1.069	1.068	1.304	0.976
V25	0.275	0.486	1.112	0.526	3.010	0.474	2.364	2.197	0.415	1.289	0.685	1.293	1.334	0.470	2.294	0.896	2.276	2.251	2.500	0.415
V26	0.742	1.186	1.850	1.228	3.730	1.173	3.081	2.919	1.147	2.020	1.377	2.011	2.052	1.178	3.020	1.592	2.984	2.953	3.220	1.147
V27	0.360	0.245	0.885	0.278	2.785	0.218	2.138	1.973	0.273	1.069	0.441	1.054	1.095	0.218	2.068	0.647	2.044	2.012	2.269	0.273
V28	0.649	0.169	0.571	0.116	2.464	0.189	1.817	1.653	0.332	0.757	0.168	0.718	0.759	0.180	1.737	0.336	1.726	1.693	1.948	0.332
V29	0.328	0.668	1.325	0.715	3.230	0.659	2.583	2.420	0.610	1.511	0.887	1.500	1.540	0.659	2.512	1.097	2.494	2.462	2.715	0.610
V30	0.683	0.204	0.541	0.140	2.431	0.219	1.785	1.618	0.371	0.723	0.154	0.686	0.727	0.212	1.705	0.307	1.693	1.657	1.914	0.371
V31	2.717	2.271	1.605	2.220	0.426	2.271	0.369	0.514	2.336	1.427	2.045	1.461	1.425	2.264	0.526	1.841	0.465	0.582	0.342	2.336
V32	0.550	0.244	0.648	0.233	2.547	0.232	1.901	1.731	0.238	0.819	0.315	0.844	0.885	0.213	1.834	0.478	1.813	1.793	2.034	0.238
V33	1.031	0.561	0.249	0.511	2.065	0.552	1.419	1.256	0.666	0.418	0.358	0.371	0.408	0.548	1.348	0.171	1.324	1.287	1.546	0.666
V34	2.328	1.836	1.175	1.794	0.865	1.846	0.402	0.469	1.899	1.067	1.641	1.005	0.966	1.838	0.151	1.434	0.486	0.490	0.458	1.899
V35	2.324	1.833	1.172	1.791	0.860	1.843	0.391	0.455	1.897	1.061	1.637	1.002	0.963	1.836	0.136	1.429	0.472	0.478	0.450	1.897
V36	0.557	0.111	0.708	0.128	2.608	0.006	1.963	1.803	0.265	0.912	0.289	0.863	0.903	0.035	1.884	0.462	1.869	1.827	2.087	0.265
V37	0.558	0.114	0.713	0.132	2.611	0.015	1.966	1.806	0.272	0.916	0.292	0.866	0.906	0.045	1.887	0.463	1.872	1.829	2.090	0.272
V38	2.818	2.336	1.661	2.292	0.404	2.340	0.517	0.691	2.392	1.525	2.132	1.507	1.468	2.333	0.484	1.921	0.652	0.690	0.423	2.392
V39	2.331	1.887	1.216	1.836	0.786	1.888	0.268	0.121	1.948	1.030	1.669	1.086	1.052	1.880	0.342	1.466	0.293	0.410	0.351	1.948
V40	2.350	1.871	1.207	1.825	0.785	1.878	0.296	0.370	1.941	1.073	1.663	1.038	1.000	1.871	0.004	1.453	0.372	0.397	0.372	1.941
V41	0.742	1.186	1.850	1.228	3.730	1.173	3.081	2.919	1.147	2.020	1.377	2.011	2.052	1.178	3.020	1.592	2.984	2.953	3.220	1.147
V42	0.590	1.041	1.701	1.086	3.600	1.036	2.951	2.786	0.978	1.874	1.249	1.872	1.913	1.036	2.885	1.470	2.860	2.834	3.088	0.978
V43	0.482	0.188	0.762	0.214	2.663	0.145	2.018	1.856	0.188	0.955	0.357	0.939	0.980	0.133	1.946	0.547	1.927	1.897	2.147	0.188
V44	0.428	0.234	0.822	0.268	2.723	0.204	2.077	1.915	0.194	1.013	0.418	1.002	1.043	0.194	2.008	0.612	1.987	1.959	2.208	0.194
V45	0.432	0.234	0.819	0.269	2.720	0.207	2.075	1.913	0.184	1.010	0.418	1.000	1.040	0.196	2.005	0.613	1.986	1.959	2.206	0.184
V46	0.829	0.331	0.513	0.294	2.347	0.357	1.701	1.555	0.513	0.716	0.215	0.593	0.631	0.356	1.610	0.262	1.611	1.563	1.829	0.513
V47	0.742	1.233	1.898	1.271	3.787	1.232	3.139	2.968	1.202	2.055	1.426	2.060	2.101	1.235	3.075	1.651	3.041	3.015	3.278	1.202
V48	3.051	2.599	1.924	2.549	0.184	2.595	0.695	0.841	2.660	1.746	2.374	1.787	1.750	2.590	0.801	2.168	0.785	0.861	0.598	2.660
V49	3.080	2.654	1.991	2.599	0.443	2.647	0.811	0.889	2.718	1.787	2.424	1.858	1.823	2.642	0.935	2.220	0.868	0.949	0.737	2.718
V50	2.305	1.838	1.206	1.788	0.867	1.828	0.339	0.370	1.929	1.065	1.612	1.038	1.003	1.827	0.412	1.386	0.235	0.061	0.382	1.929
V51	1.186	0.739	0.366	0.720	2.063	0.771	1.447	1.302	0.709	0.542	0.672	0.519	0.542	0.750	1.335	0.611	1.409	1.407	1.571	0.709
V52	1.419	0.990	0.618	0.982	2.047	1.027	1.476	1.356	0.927	0.759	0.957	0.721	0.731	1.005	1.342	0.897	1.470	1.477	1.583	0.927
V53	0.524	0.165	0.689	0.144	2.580	0.129	1.934	1.767	0.274	0.865	0.253	0.855	0.895	0.121	1.864	0.453	1.839	1.808	2.065	0.274
V54	2.514	2.026	1.376	1.984	0.708	2.029	0.312	0.509	2.091	1.265	1.821	1.200	1.162	2.023	0.301	1.606	0.432	0.441	0.310	2.091
V55	1.609	1.338	1.328	1.371	2.774	1.375	2.254	2.149	1.183	1.528	1.461	1.477	1.494	1.353	2.111	1.493	2.262	2.254	2.336	1.183
V56	0.574	0.070	0.662	0.008	2.566	0.122	1.919	1.755	0.289	0.857	0.246	0.809	0.849	0.114	1.835	0.426	1.828	1.790	2.046	0.289
V57	0.193	0.479	1.110	0.513	2.999	0.460	2.351	2.182	0.449	1.275	0.663	1.283	1.324	0.461	2.290	0.873	2.255	2.230	2.485	0.449
V58	0.705	0.230	0.515	0.174	2.401	0.248	1.753	1.588	0.388	0.696	0.151	0.656	0.697	0.241	1.674	0.279	1.661	1.628	1.883	0.388
V59	0.743	1.187	1.851	1.229	3.731	1.175	3.082	2.921	1.148	2.022	1.379	2.012	2.053	1.180	3.021	1.594	2.985	2.954	3.221	1.148
V60	3.024	2.575	1.906	2.525	0.200	2.571	0.665	0.821	2.638	1.729	2.345	1.766	1.730	2.566	0.791	2.141	0.748	0.834	0.582	2.638

Tabla B.17: Matriz de Distancias

	d	V101	V102	V103	V104	V105	V106	V107	V108	V109	V110	V111	V112	V113	V114	V115	V116	V117	V118	V119	V120
61	V61	2.529	2.080	1.420	2.029	0.586	2.078	0.189	0.338	2.148	1.245	1.852	1.271	1.235	2.072	0.393	1.646	0.262	0.403	0.240	2.148
62	V62	0.330	0.670	1.328	0.718	3.233	0.662	2.586	2.423	0.613	1.515	0.890	1.502	1.543	0.662	2.515	1.100	2.497	2.466	2.719	0.613
63	V63	3.046	2.599	1.928	2.548	0.230	2.594	0.705	0.839	2.663	1.744	2.370	1.791	1.754	2.589	0.820	2.164	0.781	0.854	0.613	2.663
64	V64	0.557	0.116	0.663	0.062	2.562	0.152	1.914	1.747	0.297	0.845	0.233	0.813	0.854	0.140	1.834	0.431	1.823	1.790	2.045	0.297
65	V65	0.571	0.207	0.684	0.164	2.547	0.188	1.896	1.731	0.388	0.848	0.211	0.818	0.859	0.195	1.829	0.391	1.797	1.760	2.029	0.388
66	V66	0.618	0.094	0.616	0.052	2.525	0.149	1.878	1.716	0.285	0.818	0.236	0.766	0.806	0.135	1.791	0.399	1.790	1.753	2.004	0.285
67	V67	2.743	2.298	1.633	2.248	0.410	2.298	0.396	0.540	2.363	1.453	2.072	1.488	1.452	2.292	0.551	1.868	0.490	0.605	0.362	2.363
68	V68	2.606	2.129	1.459	2.083	0.562	2.130	0.363	0.501	2.194	1.321	1.917	1.306	1.269	2.125	0.323	1.704	0.470	0.495	0.312	2.194
69	V69	0.520	0.289	0.871	0.346	2.776	0.302	2.135	1.982	0.209	1.092	0.514	1.039	1.079	0.289	2.043	0.695	2.058	2.023	2.264	0.209
70	V70	1.626	1.162	0.524	1.113	1.473	1.162	0.825	0.669	1.240	0.408	0.957	0.382	0.357	1.156	0.756	0.739	0.744	0.722	0.950	1.240
71	V71	1.048	0.606	0.185	0.555	2.036	0.610	1.392	1.219	0.671	0.333	0.422	0.387	0.421	0.599	1.321	0.300	1.308	1.290	1.523	0.671
72	V72	1.304	0.814	0.287	0.767	1.816	0.825	1.167	1.023	0.921	0.354	0.619	0.081	0.110	0.820	1.075	0.413	1.084	1.045	1.293	0.921
73	V73	1.352	0.860	0.317	0.814	1.772	0.871	1.125	0.983	0.967	0.362	0.665	0.070	0.080	0.866	1.031	0.456	1.042	1.001	1.249	0.967
74	V74	0.566	0.060	0.672	0.020	2.577	0.116	1.930	1.767	0.283	0.868	0.256	0.820	0.860	0.108	1.846	0.436	1.839	1.801	2.057	0.283
75	V75	0.429	0.219	0.850	0.227	2.734	0.180	2.088	1.921	0.351	1.026	0.379	0.999	1.039	0.193	2.016	0.574	1.988	1.947	2.216	0.351
76	V76	0.276	0.396	1.065	0.445	2.980	0.401	2.333	2.170	0.368	1.258	0.634	1.235	1.275	0.398	2.254	0.844	2.245	2.212	2.463	0.368
77	V77	0.295	0.351	1.026	0.401	2.941	0.362	2.293	2.131	0.340	1.220	0.594	1.191	1.232	0.360	2.213	0.804	2.206	2.172	2.423	0.340
78	V78	1.294	0.872	0.271	0.818	1.799	0.874	1.174	0.978	0.928	0.052	0.676	0.368	0.381	0.864	1.104	0.522	1.089	1.090	1.304	0.928
79	V79	2.545	2.101	1.442	2.049	0.577	2.099	0.222	0.346	2.171	1.260	1.872	1.295	1.259	2.093	0.423	1.666	0.282	0.422	0.266	2.171
80	V80	1.223	0.764	0.570	0.769	2.220	0.798	1.625	1.506	0.707	0.804	0.773	0.698	0.718	0.778	1.492	0.742	1.598	1.574	1.734	0.707
81	V81	1.228	0.768	0.570	0.773	2.217	0.801	1.622	1.504	0.711	0.804	0.776	0.697	0.718	0.782	1.489	0.744	1.595	1.572	1.731	0.711
82	V82	0.432	0.216	0.846	0.224	2.730	0.177	2.083	1.916	0.351	1.022	0.375	0.995	1.035	0.190	2.012	0.570	1.984	1.943	2.211	0.351
83	V83	0.549	0.249	0.745	0.292	2.661	0.261	2.022	1.863	0.007	0.957	0.447	0.943	0.982	0.237	1.939	0.613	1.945	1.920	2.149	0.007
84	V84	1.513	1.075	0.419	1.022	1.588	1.079	0.971	0.773	1.132	0.201	0.874	0.405	0.395	1.070	0.896	0.698	0.896	0.900	1.097	1.132
85	V85	2.316	1.846	1.209	1.797	0.846	1.838	0.307	0.356	1.935	1.070	1.622	1.038	1.002	1.836	0.375	1.397	0.219	0.039	0.350	1.935
86	V86	0.858	0.529	0.790	0.567	2.645	0.566	2.030	1.881	0.405	1.031	0.705	0.977	1.010	0.545	1.912	0.793	1.977	1.946	2.138	0.405
87	V87	0.371	0.235	0.874	0.267	2.775	0.207	2.127	1.963	0.263	1.059	0.432	1.043	1.084	0.207	2.057	0.637	2.034	2.002	2.258	0.263
88	V88	0.683	0.204	0.541	0.140	2.431	0.219	1.785	1.618	0.371	0.723	0.154	0.686	0.727	0.212	1.705	0.307	1.693	1.657	1.914	0.371
89	V89	2.303	1.835	1.203	1.785	0.866	1.826	0.324	0.367	1.926	1.064	1.609	1.029	0.993	1.824	0.395	1.384	0.223	0.003	0.374	1.926
90	V90	0.572	0.066	0.665	0.011	2.569	0.120	1.922	1.759	0.287	0.860	0.249	0.812	0.853	0.112	1.838	0.429	1.831	1.793	2.049	0.287
91	V91	1.053	0.519	0.304	0.495	2.144	0.528	1.507	1.365	0.602	0.568	0.434	0.405	0.439	0.521	1.402	0.301	1.432	1.380	1.619	0.602
92	V92	1.384	1.003	0.929	1.027	2.473	1.037	1.913	1.804	0.896	1.150	1.094	1.055	1.072	1.018	1.766	1.089	1.902	1.876	2.000	0.896
93	V93	1.037	1.471	2.141	1.518	4.036	1.460	3.389	3.228	1.414	2.320	1.681	2.306	2.347	1.464	3.322	1.894	3.295	3.261	3.523	1.414
94	V94	0.320	0.352	1.016	0.405	2.935	0.370	2.289	2.126	0.314	1.214	0.602	1.186	1.226	0.364	2.205	0.810	2.204	2.172	2.418	0.314
95	V95	0.322	0.349	1.013	0.402	2.932	0.367	2.286	2.123	0.311	1.211	0.600	1.183	1.223	0.361	2.202	0.807	2.201	2.169	2.415	0.311
96	V96	0.402	0.262	0.810	0.278	2.705	0.240	2.057	1.888	0.237	0.979	0.412	0.993	1.034	0.229	1.994	0.604	1.965	1.943	2.190	0.237
97	V97	0.537	0.297	0.802	0.292	2.651	0.219	2.006	1.842	0.392	0.970	0.361	0.952	0.991	0.234	1.947	0.514	1.903	1.862	2.135	0.392
98	V98	1.389	0.950	0.415	0.896	1.730	0.927	1.096	0.923	1.037	0.346	0.732	0.400	0.403	0.925	1.061	0.515	0.984	0.948	1.215	1.037
99	V99	2.321	1.832	1.170	1.789	0.859	1.841	0.385	0.449	1.896	1.058	1.634	1.000	0.961	1.834	0.128	1.427	0.466	0.472	0.446	1.896
100	V100	2.574	2.129	1.467	2.078	0.550	2.129	0.243	0.370	2.197	1.286	1.902	1.321	1.286	2.123	0.430	1.697	0.322	0.460	0.269	2.197
101	V101	0.000	0.555	1.176	0.579	3.066	0.558	2.417	2.240	0.545	1.324	0.736	1.348	1.389	0.557	2.353	0.951	2.321	2.302	2.553	0.545
102	V102	0.555	0.000	0.698	0.076	2.608	0.109	1.961	1.801	0.250	0.905	0.295	0.846	0.887	0.098	1.874	0.471	1.872	1.833	2.086	0.250
103	V103	1.176	0.698	0.000	0.656	1.935	0.705	1.300	1.138	0.750	0.300	0.540	0.295	0.323	0.694	1.210	0.380	1.226	1.202	1.421	0.750
104	V104	0.579	0.076	0.656	0.000	2.559	0.126	1.912	1.749	0.293	0.850	0.241	0.802	0.843	0.118	1.828	0.420	1.821	1.784	2.039	0.293
105	V105	3.066	2.608	1.935	2.559	0.000	2.605	0.691	0.869	2.666	1.768	2.382	1.789	1.752	2.599	0.781	2.177	0.796	0.868	0.604	2.666
106	V106	0.558	0.109	0.705	0.126	2.605	0.000	1.960	1.800	0.261	0.908	0.287	0.860	0.900	0.030	1.881	0.460	1.866	1.825	2.084	0.261
107	V107	2.417	1.961	1.300	1.912	0.691	1.960	0.000	0.293	2.027	1.143	1.738	1.146	1.111	1.954	0.293	1.529	0.181	0.325	0.217	2.027
108	V108	2.240	1.801	1.138	1.749	0.869	1.800	0.293	0.000	1.868	0.946	1.578	1.006	0.973	1.793	0.369	1.373	0.258	0.367	0.411	1.868
109	V109	0.545	0.250	0.750	0.293	2.666	0.261	2.027	1.868	0.000	0.962	0.448	0.948	0.987	0.237	1.944	0.617	1.949	1.924	2.154	0.000
110	V110	1.324	0.905	0.300	0.850	1.768	0.908	1.143	0.946	0.962	0.000	0.703	0.374	0.384	0.898	1.075	0.549	1.059	1.062	1.276	0.962
111	V111	0.736	0.295	0.540	0.241	2.382	0.287	1.738	1.578	0.448	0.703	0.000	0.665	0.705	0.284	1.666	0.273	1.642	1.607	1.874	0.448
112	V112	1.348	0.846	0.295	0.802	1.789	0.860	1.146	1.006	0.948	0.374	0.665	0.000	0.042	0.854	1.041	0.462	1.070	1.027	1.266	0.948
113	V113	1.389	0.887	0.323	0.843	1.752	0.900	1.111	0.973	0.987	0.384	0.705	0.042	0.000	0.895	1.003	0.500	1.035	0.991	1.228	0.987
114	V114	0.557	0.098	0.694	0.118	2.599	0.030	1.954	1.793	0.237	0.898	0.284	0.854	0.895	0.000	1.874	0.461	1.862	1.823	2.079	0.237
115	V115	2.353	1.874	1.210	1.828	0.781	1.881	0.293	0.369	1.944	1.075	1.666	1.041	1.003	1.874	0.000	1.456	0.371	0.396	0.369	1.944
116	V116	0.951	0.471	0.380	0.420	2.177	0.460	1.529	1.373	0.617	0.549	0.273	0.462	0.500	0.461	1.456	0.000	1.430	1.382	1.655	0.617
117	V117	2.321	1.872	1.226	1.821	0.796	1.866	0.181	0.258	1.949	1.059	1.642	1.070	1.035	1.862	0.371	1.430	0.000	0.223	0.312	1.949
118	V118	2.302	1.833	1.202	1.784	0.868	1.825	0.325	0.367	1.924	1.062	1.607	1.027	0.991	1.823	0.396	1.382	0.223	0.000	0.376	1.924
119	V119	2.553	2.086	1.421	2.039	0.604	2.084	0.217	0.411	2.154	1.276	1.874	1.266	1.228	2.079	0.369	1.655	0.312	0.376	0.000	2.154
120	V120	0.545	0.250	0.750	0.293	2.666	0.261	2.027	1.868	0.000	0.962	0.448	0.948	0.987	0.237	1.944	0.617	1.949	1.924	2.154	0.000

Tabla B.18: Matriz de Distancias

	d	V101	V102	V103	V104	V105	V106	V107	V108	V109	V110	V111	V112	V113	V114	V115	V116	V117	V118	V119	V120
121	V121	2.549	2.133	1.482	2.078	0.667	2.124	0.439	0.418	2.199	1.270	1.898	1.360	1.328	2.119	0.601	1.696	0.425	0.538	0.474	2.199
122	V122	1.328	0.934	0.417	0.877	1.776	0.924	1.137	0.951	1.003	0.282	0.718	0.459	0.470	0.917	1.108	0.543	1.042	1.042	1.276	1.003
123	V123	1.301	0.908	0.406	0.851	1.803	0.898	1.162	0.976	0.978	0.283	0.691	0.455	0.468	0.892	1.132	0.521	1.067	1.066	1.302	0.978
124	V124	0.599	0.260	0.598	0.238	2.494	0.247	1.848	1.678	0.267	0.766	0.289	0.794	0.834	0.229	1.783	0.437	1.760	1.741	1.981	0.267
125	V125	0.875	0.361	0.433	0.315	2.284	0.346	1.644	1.488	0.505	0.639	0.232	0.542	0.580	0.346	1.557	0.194	1.550	1.500	1.765	0.505
126	V126	1.141	0.973	0.896	0.917	2.331	1.015	1.738	1.531	1.087	0.821	0.870	0.954	0.975	1.008	1.675	0.875	1.645	1.655	1.866	1.087
127	V127	2.187	1.698	1.048	1.653	0.968	1.706	0.415	0.424	1.777	0.934	1.493	0.863	0.824	1.700	0.202	1.281	0.429	0.402	0.511	1.777
128	V128	3.553	3.170	2.851	3.186	3.115	3.204	2.970	2.992	3.070	2.956	3.206	2.873	2.861	3.185	2.804	3.133	3.074	3.074	2.948	3.070
129	V129	0.553	0.038	0.690	0.050	2.598	0.102	1.951	1.789	0.266	0.891	0.279	0.841	0.881	0.093	1.867	0.457	1.861	1.822	2.077	0.266
130	V130	1.106	0.654	0.165	0.605	1.977	0.652	1.333	1.165	0.721	0.309	0.455	0.349	0.381	0.643	1.265	0.299	1.248	1.226	1.466	0.721
131	V131	0.456	0.321	0.942	0.383	2.861	0.354	2.219	2.062	0.237	1.158	0.582	1.114	1.154	0.341	2.126	0.772	2.143	2.111	2.346	0.237
132	V132	0.458	0.319	0.939	0.381	2.859	0.353	2.217	2.060	0.234	1.156	0.581	1.111	1.151	0.340	2.124	0.770	2.140	2.108	2.343	0.234
133	V133	1.306	0.809	0.264	0.764	1.821	0.823	1.176	1.031	0.910	0.353	0.625	0.047	0.086	0.817	1.075	0.426	1.098	1.059	1.298	0.910
134	V134	1.348	0.850	0.290	0.805	1.782	0.864	1.139	0.997	0.950	0.358	0.665	0.023	0.047	0.858	1.036	0.464	1.062	1.022	1.260	0.950
135	V135	2.789	2.329	1.653	2.281	0.380	2.329	0.435	0.587	2.387	1.489	2.115	1.510	1.473	2.322	0.530	1.904	0.553	0.638	0.333	2.387
136	V136	1.339	0.836	0.335	0.815	1.914	0.838	1.306	1.174	0.844	0.529	0.738	0.426	0.437	0.827	1.190	0.588	1.257	1.218	1.409	0.844
137	V137	0.869	0.406	0.319	0.360	2.231	0.421	1.585	1.416	0.482	0.518	0.290	0.509	0.548	0.407	1.506	0.266	1.502	1.477	1.711	0.482
138	V138	0.548	0.202	0.700	0.219	2.621	0.246	1.976	1.809	0.199	0.896	0.393	0.877	0.917	0.224	1.888	0.557	1.895	1.869	2.101	0.199
139	V139	1.186	0.743	0.190	0.698	1.912	0.734	1.268	1.103	0.798	0.301	0.569	0.356	0.380	0.727	1.209	0.385	1.181	1.162	1.391	0.798
140	V140	2.838	2.356	1.683	2.312	0.376	2.359	0.519	0.701	2.415	1.545	2.150	1.527	1.488	2.352	0.501	1.937	0.651	0.684	0.419	2.415
141	V141	0.367	0.595	1.230	0.649	3.143	0.594	2.500	2.339	0.496	1.429	0.832	1.415	1.456	0.589	2.421	1.035	2.417	2.389	2.630	0.496
142	V142	0.374	0.858	1.516	0.897	3.415	0.861	2.766	2.595	0.822	1.679	1.060	1.683	1.724	0.861	2.698	1.284	2.672	2.648	2.902	0.822
143	V143	2.989	2.533	1.857	2.484	0.187	2.532	0.626	0.786	2.591	1.686	2.311	1.719	1.682	2.525	0.726	2.106	0.731	0.816	0.536	2.591
144	V144	1.103	0.652	0.169	0.603	1.979	0.649	1.336	1.168	0.720	0.311	0.452	0.351	0.384	0.641	1.268	0.297	1.250	1.228	1.468	0.720
145	V145	3.014	2.558	1.882	2.509	0.167	2.555	0.651	0.811	2.615	1.711	2.335	1.743	1.706	2.549	0.750	2.130	0.753	0.835	0.557	2.615
146	V146	2.923	2.470	1.790	2.423	0.370	2.476	0.608	0.739	2.521	1.623	2.260	1.657	1.620	2.468	0.682	2.061	0.741	0.844	0.525	2.521
147	V147	3.019	2.562	1.886	2.513	0.167	2.559	0.654	0.815	2.619	1.716	2.339	1.747	1.710	2.553	0.753	2.134	0.756	0.837	0.558	2.619
148	V148	0.366	0.596	1.232	0.649	3.145	0.595	2.501	2.340	0.498	1.430	0.833	1.417	1.457	0.590	2.423	1.036	2.418	2.390	2.631	0.498
149	V149	0.935	1.427	2.095	1.465	3.982	1.427	3.333	3.162	1.397	2.249	1.621	2.255	2.296	1.430	3.270	1.844	3.235	3.208	3.472	1.397
150	V150	0.949	0.484	0.401	0.431	2.180	0.469	1.531	1.374	0.635	0.553	0.283	0.476	0.513	0.472	1.463	0.047	1.429	1.381	1.658	0.635
151	V151	2.098	1.628	0.967	1.577	1.019	1.627	0.453	0.327	1.706	0.807	1.410	0.822	0.787	1.622	0.368	1.198	0.392	0.370	0.554	1.706
152	V152	3.045	2.599	1.929	2.548	0.233	2.594	0.706	0.839	2.663	1.744	2.370	1.791	1.755	2.589	0.822	2.164	0.780	0.854	0.615	2.663
153	V153	1.002	0.601	0.454	0.547	2.133	0.562	1.494	1.330	0.718	0.542	0.381	0.553	0.584	0.565	1.454	0.243	1.381	1.341	1.622	0.718
154	V154	1.037	1.471	2.141	1.518	4.036	1.460	3.389	3.228	1.414	2.320	1.681	2.306	2.347	1.464	3.322	1.894	3.295	3.261	3.523	1.414
155	V155	0.335	0.537	1.145	0.563	2.997	0.508	2.349	2.191	0.541	1.309	0.671	1.301	1.342	0.514	2.292	0.878	2.251	2.221	2.490	0.541
156	V156	2.555	2.088	1.423	2.041	0.602	2.086	0.219	0.411	2.156	1.278	1.876	1.268	1.231	2.081	0.370	1.658	0.313	0.377	0.006	2.156
157	V157	0.696	1.151	1.815	1.197	3.715	1.147	3.067	2.901	1.091	1.988	1.361	1.985	2.026	1.148	2.999	1.581	2.975	2.948	3.204	1.091
158	V158	2.809	2.365	1.700	2.314	0.364	2.365	0.458	0.605	2.432	1.520	2.138	1.556	1.520	2.359	0.609	1.934	0.549	0.660	0.413	2.432
159	V159	0.496	0.234	0.706	0.236	2.606	0.219	1.959	1.790	0.214	0.878	0.347	0.898	0.939	0.201	1.893	0.524	1.871	1.849	2.092	0.214
160	V160	0.360	0.289	0.932	0.338	2.843	0.280	2.197	2.036	0.246	1.130	0.516	1.109	1.149	0.274	2.121	0.719	2.110	2.078	2.328	0.246
161	V161	3.020	2.565	1.889	2.516	0.175	2.562	0.656	0.816	2.621	1.718	2.341	1.751	1.714	2.556	0.761	2.137	0.758	0.844	0.564	2.621
162	V162	0.552	0.247	0.646	0.235	2.545	0.233	1.899	1.729	0.244	0.817	0.316	0.843	0.884	0.215	1.833	0.476	1.810	1.790	2.032	0.244
163	V163	0.503	0.196	0.728	0.186	2.613	0.136	1.967	1.800	0.286	0.903	0.291	0.895	0.935	0.136	1.901	0.482	1.871	1.837	2.098	0.286
164	V164	0.453	0.723	1.385	0.766	3.262	0.698	2.616	2.460	0.710	1.569	0.916	1.537	1.577	0.706	2.547	1.116	2.519	2.477	2.749	0.710
165	V165	0.600	1.051	1.710	1.096	3.610	1.045	2.961	2.796	0.987	1.884	1.259	1.882	1.923	1.046	2.894	1.479	2.870	2.844	3.098	0.987
166	V166	0.559	0.236	0.728	0.277	2.645	0.248	2.006	1.846	0.028	0.941	0.431	0.925	0.964	0.224	1.922	0.594	1.928	1.902	2.132	0.028
167	V167	0.804	0.369	0.500	0.370	2.402	0.380	1.770	1.612	0.290	0.728	0.416	0.713	0.750	0.357	1.680	0.482	1.701	1.678	1.892	0.290
168	V168	0.871	0.356	0.410	0.312	2.278	0.343	1.637	1.481	0.486	0.625	0.229	0.539	0.578	0.340	1.550	0.193	1.546	1.498	1.759	0.486
169	V169	0.470	0.227	0.795	0.208	2.661	0.203	2.010	1.843	0.388	0.955	0.309	0.933	0.973	0.213	1.945	0.505	1.909	1.872	2.143	0.388
170	V170	2.828	2.345	1.669	2.301	0.411	2.349	0.533	0.706	2.400	1.535	2.142	1.516	1.478	2.342	0.495	1.932	0.670	0.707	0.439	2.400
171	V171	0.697	1.151	1.815	1.197	3.715	1.147	3.067	2.901	1.091	1.988	1.361	1.985	2.026	1.148	2.999	1.581	2.975	2.948	3.204	1.091
172	V172	1.025	0.606	0.409	0.553	2.103	0.570	1.464	1.300	0.716	0.508	0.391	0.515	0.546	0.572	1.419	0.230	1.354	1.314	1.590	0.716
173	V173	1.322	0.900	0.353	0.845	1.769	0.895	1.122	0.944	0.977	0.250	0.687	0.364	0.376	0.888	1.076	0.495	1.030	1.020	1.259	0.977
174	V174	1.330	0.828	0.280	0.784	1.806	0.842	1.163	1.022	0.929	0.371	0.647	0.023	0.061	0.836	1.058	0.447	1.087	1.045	1.283	0.929
175	V175	1.369	0.867	0.306	0.823	1.769	0.880	1.128	0.989	0.967	0.378	0.685	0.027	0.025	0.874	1.021	0.483	1.053	1.010	1.247	0.967
176	V176	0.654	0.242	0.538	0.193	2.435	0.238	1.788	1.617	0.346	0.715	0.210	0.718	0.758	0.226	1.719	0.341	1.696	1.668	1.917	0.346
177	V177	0.488	0.952	1.618	0.993	3.516	0.947	2.866	2.699	0.915	1.787	1.156	1.784	1.825	0.951	2.800	1.374	2.771	2.742	3.002	0.915
178	V178	0.560	0.050	0.680	0.032	2.586	0.110	1.939	1.776	0.277	0.878	0.265	0.828	0.869	0.102	1.855	0.445	1.848	1.810	2.065	0.277
179	V179	0.546	0.250	0.750	0.294	2.666	0.261	2.026	1.867	0.001	0.962	0.448	0.947	0.987	0.238	1.944	0.616	1.949	1.924	2.153	0.001

Tabla B.19: Matriz de Distancias

d	V121	V122	V123	V124	V125	V126	V127	V128	V129	V130	V131	V132	V133	V134	V135	V136	V137	V138	V139	V140
V1	0.630	1.729	1.756	2.449	2.244	2.279	0.943	3.079	2.554	1.931	2.816	2.813	1.781	1.743	0.304	1.870	2.184	2.575	1.864	0.377
V2	0.418	0.952	0.977	1.679	1.489	1.533	0.424	2.990	1.790	1.166	2.063	2.060	1.032	0.997	0.586	1.174	1.417	1.810	1.104	0.700
V3	0.727	0.972	0.994	1.616	1.377	1.538	0.005	2.789	1.688	1.101	1.951	1.948	0.895	0.856	0.717	1.029	1.337	1.715	1.052	0.687
V4	1.334	0.389	0.383	0.780	0.543	0.902	0.885	3.006	0.837	0.330	1.131	1.129	0.130	0.133	1.519	0.526	0.513	0.889	0.344	1.550
V5	1.288	0.402	0.400	0.834	0.592	0.928	0.834	2.997	0.890	0.374	1.184	1.181	0.152	0.138	1.469	0.542	0.565	0.942	0.376	1.499
V6	1.917	0.720	0.694	0.224	0.224	0.844	1.502	3.155	0.213	0.450	0.528	0.526	0.616	0.658	2.125	0.707	0.228	0.313	0.548	2.160
V7	2.176	0.972	0.945	0.273	0.409	0.979	1.750	3.222	0.068	0.698	0.299	0.298	0.861	0.902	2.379	0.894	0.453	0.217	0.788	2.409
V8	1.485	0.415	0.403	0.592	0.427	0.893	1.053	2.857	0.684	0.159	0.937	0.935	0.264	0.291	1.657	0.339	0.313	0.695	0.188	1.688
V9	1.111	0.362	0.369	1.010	0.842	1.101	0.799	3.124	1.113	0.539	1.394	1.391	0.511	0.502	1.333	0.739	0.790	1.166	0.529	1.393
V10	2.266	1.053	1.026	0.370	0.521	1.039	1.877	3.398	0.241	0.813	0.378	0.379	0.996	1.037	2.494	1.044	0.591	0.366	0.900	2.533
V11	2.063	0.860	0.834	0.264	0.352	0.873	1.678	3.312	0.179	0.619	0.481	0.480	0.800	0.840	2.291	0.889	0.402	0.321	0.709	2.334
V12	1.548	0.399	0.378	0.483	0.373	0.795	1.158	2.991	0.596	0.098	0.865	0.862	0.343	0.377	1.752	0.473	0.221	0.614	0.207	1.797
V13	3.197	1.972	1.944	1.249	1.487	1.790	2.831	3.995	1.172	1.754	0.977	0.980	1.954	1.995	3.440	1.949	1.529	1.187	1.837	3.482
V14	1.543	0.409	0.390	0.498	0.361	0.851	1.136	2.953	0.603	0.088	0.869	0.867	0.314	0.348	1.736	0.414	0.234	0.625	0.170	1.774
V15	0.611	1.703	1.731	2.424	2.217	2.250	0.912	3.055	2.527	1.905	2.789	2.786	1.753	1.715	0.267	1.841	2.157	2.547	1.838	0.348
V16	2.301	1.093	1.065	0.388	0.581	1.070	1.889	3.374	0.302	0.836	0.358	0.358	1.016	1.057	2.516	1.059	0.622	0.371	0.928	2.548
V17	1.325	0.385	0.380	0.786	0.552	0.908	0.874	2.995	0.845	0.330	1.137	1.135	0.127	0.127	1.508	0.520	0.519	0.895	0.344	1.539
V18	1.275	0.403	0.402	0.845	0.606	0.939	0.817	2.982	0.904	0.379	1.195	1.192	0.152	0.135	1.453	0.536	0.575	0.953	0.380	1.482
V19	2.741	1.515	1.487	0.761	1.001	1.420	2.344	3.531	0.678	1.268	0.457	0.460	1.464	1.506	2.956	1.433	1.032	0.683	1.347	2.992
V20	0.267	1.233	1.259	1.973	1.781	1.774	0.615	3.150	2.083	1.462	2.362	2.360	1.325	1.289	0.398	1.482	1.713	2.111	1.397	0.582
V21	2.106	0.894	0.868	0.201	0.377	0.991	1.716	3.258	0.167	0.642	0.394	0.393	0.839	0.880	2.326	0.862	0.425	0.276	0.724	2.364
V22	3.009	1.793	1.765	1.073	1.321	1.513	2.648	3.908	0.995	1.574	0.834	0.837	1.768	1.809	3.257	1.803	1.340	1.005	1.659	3.306
V23	1.281	0.041	0.000	0.762	0.645	0.896	0.995	3.104	0.891	0.331	1.171	1.169	0.431	0.441	1.526	0.619	0.556	0.925	0.319	1.597
V24	1.283	0.039	0.006	0.760	0.643	0.896	0.997	3.103	0.888	0.329	1.169	1.166	0.430	0.440	1.528	0.618	0.554	0.923	0.316	1.599
V25	2.516	1.293	1.265	0.545	0.803	1.251	2.127	3.400	0.491	1.049	0.312	0.315	1.254	1.295	2.732	1.226	0.819	0.487	1.132	2.772
V26	3.226	2.002	1.973	1.273	1.506	1.835	2.847	3.985	1.192	1.776	0.986	0.990	1.972	2.013	3.462	1.962	1.551	1.207	1.858	3.500
V27	2.292	1.073	1.046	0.326	0.552	1.078	1.896	3.328	0.244	0.820	0.279	0.279	1.014	1.056	2.510	1.023	0.588	0.308	0.903	2.547
V28	1.981	0.778	0.751	0.202	0.257	0.885	1.564	3.165	0.155	0.509	0.464	0.462	0.678	0.720	2.188	0.745	0.280	0.267	0.607	2.221
V29	2.738	1.512	1.484	0.758	0.998	1.418	2.341	3.526	0.675	1.265	0.453	0.456	1.461	1.503	2.953	1.429	1.029	0.680	1.344	2.989
V30	1.946	0.749	0.723	0.227	0.223	0.850	1.532	3.162	0.184	0.480	0.504	0.503	0.646	0.687	2.154	0.729	0.249	0.294	0.579	2.189
V31	0.373	1.425	1.451	2.153	1.955	1.970	0.695	3.089	2.260	1.637	2.530	2.527	1.490	1.452	0.222	1.614	1.891	2.285	1.571	0.417
V32	2.051	0.838	0.812	0.063	0.416	0.921	1.670	3.183	0.236	0.584	0.414	0.412	0.802	0.843	2.268	0.810	0.363	0.227	0.660	2.311
V33	1.582	0.440	0.419	0.476	0.273	0.852	1.180	3.059	0.549	0.158	0.846	0.844	0.333	0.370	1.789	0.496	0.234	0.611	0.246	1.828
V34	0.731	1.116	1.138	1.754	1.523	1.687	0.203	2.668	1.831	1.243	2.077	2.074	1.041	1.002	0.611	1.124	1.473	1.846	1.189	0.549
V35	0.718	1.109	1.131	1.750	1.520	1.679	0.192	2.683	1.828	1.238	2.075	2.073	1.038	0.998	0.606	1.125	1.470	1.844	1.184	0.548
V36	2.127	0.926	0.901	0.251	0.348	1.017	1.709	3.208	0.103	0.655	0.355	0.354	0.826	0.867	2.332	0.842	0.425	0.250	0.738	2.362
V37	2.130	0.930	0.905	0.259	0.350	1.019	1.712	3.213	0.107	0.659	0.358	0.357	0.829	0.870	2.335	0.846	0.431	0.257	0.741	2.365
V38	0.674	1.556	1.582	2.239	2.016	2.120	0.668	2.800	2.329	1.722	2.579	2.576	1.542	1.502	0.300	1.606	1.964	2.344	1.657	0.054
V39	0.395	1.047	1.073	1.765	1.575	1.614	0.442	2.939	1.876	1.253	2.143	2.140	1.113	1.077	0.496	1.237	1.499	1.891	1.188	0.615
V40	0.605	1.106	1.130	1.780	1.554	1.673	0.198	2.802	1.864	1.262	2.123	2.120	1.072	1.033	0.534	1.186	1.503	1.885	1.206	0.504
V41	3.226	2.002	1.973	1.273	1.506	1.835	2.847	3.985	1.192	1.776	0.986	0.990	1.972	2.013	3.462	1.962	1.551	1.207	1.858	3.500
V42	3.099	1.873	1.845	1.121	1.373	1.702	2.715	3.792	1.049	1.638	0.813	0.816	1.833	1.875	3.326	1.807	1.400	1.037	1.719	3.365
V43	2.178	0.966	0.940	0.222	0.449	1.050	1.777	3.219	0.187	0.703	0.300	0.299	0.900	0.942	2.387	0.891	0.474	0.242	0.784	2.423
V44	2.237	1.020	0.994	0.263	0.518	1.078	1.839	3.249	0.236	0.763	0.274	0.273	0.962	1.004	2.447	0.948	0.533	0.264	0.841	2.484
V45	2.236	1.020	0.993	0.261	0.519	1.079	1.836	3.240	0.238	0.760	0.267	0.267	0.960	1.002	2.445	0.944	0.531	0.259	0.840	2.481
V46	1.890	0.758	0.733	0.403	0.226	0.876	1.428	3.124	0.327	0.465	0.619	0.617	0.558	0.596	2.077	0.693	0.306	0.432	0.568	2.096
V47	3.272	2.054	2.026	1.318	1.564	1.786	2.903	4.039	1.237	1.828	1.037	1.040	2.020	2.062	3.516	2.032	1.591	1.238	1.913	3.561
V48	0.609	1.753	1.781	2.483	2.276	2.296	0.984	3.152	2.588	1.965	2.856	2.853	1.818	1.780	0.348	1.914	2.219	2.610	1.897	0.433
V49	0.591	1.777	1.804	2.527	2.332	2.303	1.108	3.338	2.640	2.018	2.917	2.914	1.886	1.850	0.518	2.002	2.271	2.662	1.951	0.658
V50	0.531	1.039	1.064	1.744	1.504	1.660	0.421	3.083	1.827	1.230	2.116	2.113	1.070	1.033	0.638	1.223	1.483	1.874	1.164	0.688
V51	1.662	0.665	0.652	0.652	0.596	1.042	1.186	2.609	0.744	0.459	0.882	0.879	0.498	0.519	1.779	0.363	0.456	0.679	0.495	1.792
V52	1.717	0.904	0.898	0.923	0.868	1.264	1.211	2.314	0.999	0.736	1.076	1.074	0.715	0.723	1.767	0.493	0.743	0.912	0.747	1.759
V53	2.085	0.874	0.847	0.170	0.367	0.943	1.694	3.248	0.146	0.617	0.395	0.393	0.814	0.856	2.305	0.853	0.391	0.254	0.705	2.345
V54	0.670	1.273	1.296	1.939	1.707	1.891	0.415	2.798	2.021	1.428	2.273	2.270	1.236	1.197	0.482	1.326	1.666	2.045	1.369	0.436
V55	2.500	1.651	1.640	1.344	1.392	1.862	1.988	1.992	1.358	1.426	1.216	1.214	1.467	1.484	2.501	1.160	1.316	1.231	1.446	2.470
V56	2.085	0.883	0.857	0.239	0.320	0.923	1.659	3.187	0.042	0.611	0.376	0.375	0.771	0.812	2.287	0.820	0.366	0.218	0.704	2.318
V57	2.493	1.271	1.244	0.523	0.792	1.196	2.122	3.489	0.480	1.037	0.382	0.384	1.242	1.284	2.725	1.249	0.809	0.499	1.115	2.770
V58	1.916	0.718	0.692	0.224	0.223	0.842	1.501	3.155	0.215	0.449	0.529	0.527	0.615	0.657	2.123	0.707	0.228	0.314	0.546	2.159
V59	3.227	2.003	1.975	1.274	1.508	1.836	2.849	3.986	1.193	1.777	0.987	0.990	1.973	2.015	3.463	1.963	1.553	1.207	1.859	3.502
V60	0.590	1.727	1.754	2.459	2.253	2.273	0.972	3.199	2.564	1.940	2.834	2.832	1.796	1.758	0.352	1.904	2.197	2.591	1.874	0.457

Tabla B.20: Matriz de Distancias

	d	V121	V122	V123	V124	V125	V126	V127	V128	V129	V130	V131	V132	V133	V134	V135	V136	V137	V138	V139	V140
61	V61	0.331	1.237	1.264	1.964	1.761	1.813	0.537	3.056	2.069	1.449	2.342	2.340	1.299	1.262	0.330	1.434	1.703	2.097	1.384	0.484
62	V62	2.741	1.515	1.488	0.761	1.001	1.420	2.344	3.528	0.678	1.268	0.455	0.458	1.464	1.505	2.956	1.432	1.032	0.682	1.348	2.992
63	V63	0.581	1.747	1.774	2.481	2.274	2.283	0.999	3.216	2.587	1.964	2.860	2.857	1.820	1.783	0.380	1.927	2.219	2.612	1.896	0.482
64	V64	2.075	0.870	0.843	0.220	0.335	0.894	1.660	3.208	0.091	0.604	0.389	0.388	0.774	0.815	2.284	0.834	0.359	0.219	0.702	2.319
65	V65	2.048	0.840	0.813	0.251	0.344	0.899	1.656	3.311	0.184	0.599	0.483	0.482	0.778	0.819	2.274	0.871	0.396	0.334	0.692	2.314
66	V66	2.048	0.851	0.825	0.231	0.288	0.916	1.616	3.137	0.082	0.573	0.392	0.390	0.727	0.768	2.245	0.769	0.323	0.207	0.665	2.274
67	V67	0.385	1.451	1.477	2.180	1.983	1.992	0.721	3.102	2.287	1.664	2.558	2.555	1.517	1.479	0.223	1.642	1.918	2.312	1.598	0.420
68	V68	0.570	1.341	1.365	2.033	1.809	1.914	0.489	2.855	2.121	1.510	2.380	2.377	1.340	1.301	0.344	1.426	1.759	2.142	1.446	0.296
69	V69	2.320	1.123	1.097	0.405	0.577	1.180	1.870	3.117	0.311	0.837	0.153	0.151	1.004	1.044	2.498	0.941	0.605	0.282	0.922	2.517
70	V70	1.013	0.403	0.422	1.058	0.852	1.100	0.606	2.907	1.152	0.551	1.428	1.426	0.401	0.372	1.188	0.595	0.794	1.180	0.490	1.231
71	V71	1.550	0.400	0.379	0.480	0.372	0.794	1.161	2.994	0.593	0.099	0.862	0.860	0.345	0.379	1.755	0.475	0.219	0.612	0.209	1.800
72	V72	1.370	0.414	0.407	0.753	0.511	0.917	0.899	2.940	0.806	0.306	1.090	1.087	0.057	0.073	1.539	0.460	0.477	0.850	0.324	1.564
73	V73	1.331	0.423	0.419	0.800	0.555	0.940	0.853	2.928	0.853	0.343	1.136	1.133	0.074	0.059	1.496	0.471	0.522	0.896	0.349	1.519
74	V74	2.096	0.894	0.868	0.243	0.330	0.931	1.670	3.189	0.031	0.622	0.366	0.364	0.781	0.822	2.298	0.827	0.376	0.215	0.714	2.329
75	V75	2.236	1.024	0.997	0.340	0.483	1.027	1.842	3.361	0.204	0.779	0.366	0.366	0.961	1.001	2.460	1.004	0.555	0.336	0.866	2.497
76	V76	2.494	1.274	1.246	0.513	0.738	1.201	2.081	3.357	0.404	1.013	0.220	0.222	1.196	1.238	2.702	1.181	0.767	0.417	1.096	2.734
77	V77	2.457	1.238	1.211	0.480	0.696	1.168	2.039	3.334	0.361	0.975	0.195	0.197	1.153	1.194	2.662	1.145	0.726	0.379	1.060	2.694
78	V78	1.303	0.287	0.286	0.734	0.608	0.816	0.961	2.950	0.858	0.282	1.124	1.122	0.345	0.353	1.518	0.506	0.486	0.862	0.270	1.573
79	V79	0.299	1.251	1.278	1.983	1.783	1.815	0.566	3.091	2.090	1.468	2.365	2.362	1.323	1.286	0.330	1.463	1.723	2.117	1.403	0.497
80	V80	1.871	0.918	0.906	0.750	0.676	1.258	1.337	2.447	0.778	0.668	0.834	0.831	0.686	0.705	1.941	0.435	0.608	0.714	0.704	1.927
81	V81	1.869	0.918	0.906	0.753	0.678	1.259	1.334	2.444	0.782	0.669	0.838	0.835	0.685	0.704	1.938	0.434	0.611	0.718	0.704	1.923
82	V82	2.232	1.020	0.993	0.337	0.479	1.025	1.837	3.359	0.201	0.775	0.368	0.368	0.956	0.997	2.456	1.000	0.551	0.335	0.862	2.493
83	V83	2.195	0.999	0.974	0.265	0.502	1.085	1.772	3.066	0.265	0.717	0.240	0.238	0.905	0.946	2.382	0.839	0.478	0.197	0.794	2.410
84	V84	1.107	0.367	0.381	0.948	0.788	0.940	0.761	2.882	1.062	0.459	1.327	1.324	0.406	0.391	1.306	0.566	0.685	1.068	0.425	1.360
85	V85	0.527	1.052	1.077	1.753	1.513	1.668	0.391	3.051	1.835	1.237	2.122	2.119	1.070	1.033	0.612	1.221	1.489	1.881	1.172	0.657
86	V86	2.234	1.127	1.107	0.581	0.664	1.237	1.748	2.713	0.549	0.836	0.451	0.448	0.950	0.983	2.358	0.771	0.626	0.430	0.891	2.362
87	V87	2.282	1.064	1.037	0.317	0.541	1.074	1.885	3.317	0.234	0.809	0.276	0.276	1.004	1.045	2.499	1.011	0.577	0.299	0.893	2.536
88	V88	1.946	0.749	0.723	0.227	0.223	0.850	1.532	3.162	0.184	0.480	0.504	0.503	0.646	0.687	2.154	0.729	0.249	0.294	0.579	2.189
89	V89	0.537	1.043	1.068	1.742	1.501	1.656	0.402	3.072	1.824	1.228	2.112	2.109	1.060	1.023	0.636	1.219	1.479	1.871	1.164	0.682
90	V90	2.088	0.887	0.861	0.240	0.323	0.925	1.663	3.187	0.039	0.615	0.373	0.372	0.774	0.815	2.291	0.822	0.369	0.217	0.707	2.322
91	V91	1.713	0.630	0.614	0.511	0.269	1.003	1.224	2.853	0.520	0.347	0.759	0.757	0.379	0.413	1.862	0.369	0.297	0.552	0.398	1.873
92	V92	2.166	1.275	1.264	1.017	0.992	1.540	1.623	2.191	1.022	1.036	0.968	0.965	1.047	1.064	2.191	0.744	0.939	0.916	1.053	2.161
93	V93	3.538	2.310	2.283	1.567	1.795	2.132	3.150	4.107	1.479	2.079	1.240	1.243	2.269	2.310	3.765	2.230	1.844	1.480	2.157	3.800
94	V94	2.456	1.239	1.212	0.478	0.698	1.173	2.032	3.288	0.364	0.971	0.149	0.152	1.148	1.189	2.655	1.127	0.719	0.359	1.056	2.685
95	V95	2.453	1.236	1.209	0.475	0.695	1.171	2.029	3.286	0.361	0.968	0.147	0.150	1.145	1.186	2.652	1.124	0.716	0.356	1.053	2.682
96	V96	2.205	0.987	0.960	0.219	0.528	1.010	1.828	3.286	0.258	0.742	0.335	0.335	0.952	0.993	2.428	0.960	0.514	0.269	0.818	2.472
97	V97	2.148	0.939	0.914	0.328	0.449	1.070	1.777	3.364	0.281	0.717	0.473	0.472	0.914	0.954	2.380	0.947	0.533	0.413	0.795	2.422
98	V98	1.224	0.271	0.280	0.836	0.630	1.013	0.914	3.084	0.934	0.380	1.231	1.229	0.393	0.392	1.459	0.584	0.607	0.988	0.335	1.517
99	V99	0.712	1.105	1.127	1.748	1.518	1.675	0.187	2.690	1.826	1.236	2.074	2.071	1.036	0.996	0.604	1.125	1.468	1.842	1.182	0.548
100	V100	0.313	1.281	1.308	2.011	1.813	1.836	0.582	3.075	2.118	1.496	2.391	2.389	1.349	1.312	0.300	1.486	1.749	2.144	1.431	0.474
101	V101	2.549	1.328	1.301	0.599	0.875	1.141	2.187	3.553	0.553	1.106	0.456	0.458	1.306	1.348	2.789	1.339	0.869	0.548	1.186	2.838
102	V102	2.133	0.934	0.908	0.260	0.361	0.973	1.698	3.170	0.038	0.654	0.321	0.319	0.809	0.850	2.329	0.836	0.406	0.202	0.743	2.356
103	V103	1.482	0.417	0.406	0.598	0.433	0.896	1.048	2.851	0.690	0.165	0.942	0.939	0.264	0.290	1.653	0.335	0.319	0.700	0.190	1.683
104	V104	2.078	0.877	0.851	0.238	0.315	0.917	1.653	3.186	0.050	0.605	0.383	0.381	0.764	0.805	2.281	0.815	0.360	0.219	0.698	2.312
105	V105	0.667	1.776	1.803	2.494	2.284	2.331	0.968	3.115	2.598	1.977	2.861	2.859	1.821	1.782	0.380	1.914	2.231	2.621	1.912	0.376
106	V106	2.124	0.924	0.898	0.247	0.346	1.015	1.706	3.204	0.102	0.652	0.354	0.353	0.823	0.864	2.329	0.838	0.421	0.246	0.734	2.359
107	V107	0.439	1.137	1.162	1.848	1.644	1.738	0.415	2.970	1.951	1.333	2.219	2.217	1.176	1.139	0.435	1.306	1.585	1.976	1.268	0.519
108	V108	0.418	0.951	0.976	1.678	1.488	1.531	0.424	2.992	1.789	1.165	2.062	2.060	1.031	0.997	0.587	1.174	1.416	1.809	1.103	0.701
109	V109	2.199	1.003	0.978	0.267	0.505	1.087	1.777	3.070	0.266	0.721	0.237	0.234	0.910	0.950	2.387	0.844	0.482	0.199	0.798	2.415
110	V110	1.270	0.282	0.283	0.766	0.639	0.821	0.934	2.956	0.891	0.309	1.158	1.156	0.353	0.358	1.489	0.529	0.518	0.896	0.301	1.545
111	V111	1.898	0.718	0.691	0.289	0.232	0.870	1.493	3.206	0.279	0.455	0.582	0.581	0.625	0.665	2.115	0.738	0.290	0.393	0.569	2.150
112	V112	1.360	0.459	0.455	0.794	0.542	0.954	0.863	2.873	0.841	0.349	1.114	1.111	0.047	0.023	1.510	0.426	0.509	0.877	0.356	1.527
113	V113	1.328	0.470	0.468	0.834	0.580	0.975	0.824	2.861	0.881	0.381	1.154	1.151	0.086	0.047	1.473	0.437	0.548	0.917	0.380	1.488
114	V114	2.119	0.917	0.892	0.229	0.346	1.008	1.700	3.185	0.093	0.643	0.341	0.340	0.817	0.858	2.322	0.827	0.407	0.224	0.727	2.352
115	V115	0.601	1.108	1.132	1.783	1.557	1.675	0.202	2.804	1.867	1.265	2.126	2.124	1.075	1.036	0.530	1.190	1.506	1.888	1.209	0.501
116	V116	1.696	0.543	0.521	0.437	0.194	0.875	1.281	3.133	0.457	0.299	0.772	0.770	0.426	0.464	1.904	0.588	0.266	0.557	0.385	1.937
117	V117	0.425	1.042	1.067	1.760	1.550	1.645	0.429	3.074	1.861	1.248	2.143	2.140	1.098	1.062	0.553	1.257	1.502	1.895	1.181	0.651
118	V118	0.538	1.042	1.066	1.741	1.500	1.655	0.402	3.074	1.822	1.226	2.111	2.108	1.059	1.022	0.638	1.218	1.477	1.869	1.162	0.684
119	V119	0.474	1.276	1.302	1.981	1.765	1.866	0.511	2.948	2.077	1.466	2.346	2.343	1.298	1.260	0.333	1.409	1.711	2.101	1.391	0.419
120	V120	2.199	1.003	0.978	0.267	0.505	1.087	1.777	3.070	0.266	0.721	0.237	0.234	0.910	0.950	2.387	0.844	0.482	0.199	0.798	2.415

Tabla B.21: Matriz de Distancias

	d	V121	V122	V123	V124	V125	V126	V127	V128	V129	V130	V131	V132	V133	V134	V135	V136	V137	V138	V139	V140
121	V121	0.000	1.253	1.281	1.998	1.817	1.801	0.724	3.228	2.119	1.495	2.401	2.398	1.383	1.350	0.482	1.524	1.753	2.146	1.429	0.666
122	V122	1.253	0.000	0.041	0.788	0.667	0.910	0.974	3.098	0.917	0.351	1.197	1.195	0.437	0.445	1.499	0.622	0.580	0.950	0.327	1.571
123	V123	1.281	0.041	0.000	0.762	0.645	0.896	0.995	3.104	0.891	0.331	1.171	1.169	0.431	0.441	1.526	0.619	0.556	0.925	0.319	1.597
124	V124	1.998	0.788	0.762	0.000	0.378	0.901	1.619	3.162	0.249	0.533	0.455	0.453	0.752	0.793	2.216	0.767	0.314	0.248	0.610	2.260
125	V125	1.817	0.667	0.645	0.378	0.000	0.933	1.379	3.076	0.348	0.393	0.649	0.647	0.509	0.547	2.011	0.590	0.248	0.447	0.483	2.034
126	V126	1.801	0.910	0.896	0.901	0.933	0.000	1.539	3.447	0.953	0.853	1.183	1.182	0.922	0.943	2.057	1.178	0.808	0.954	0.894	2.139
127	V127	0.724	0.974	0.995	1.619	1.379	1.539	0.000	2.792	1.691	1.104	1.954	1.951	0.898	0.858	0.713	1.033	1.339	1.718	1.054	0.684
128	V128	3.228	3.098	3.104	3.162	3.076	3.447	2.792	0.000	3.187	2.991	3.141	3.139	2.892	2.880	2.963	2.601	3.012	3.087	2.964	2.838
129	V129	2.119	0.917	0.891	0.249	0.348	0.953	1.691	3.187	0.000	0.643	0.342	0.340	0.803	0.844	2.319	0.838	0.396	0.209	0.732	2.349
130	V130	1.495	0.351	0.331	0.533	0.393	0.853	1.104	2.991	0.643	0.000	0.915	0.913	0.309	0.341	1.699	0.445	0.283	0.675	0.163	1.741
131	V131	2.401	1.197	1.171	0.455	0.649	1.183	1.954	3.141	0.342	0.915	0.000	0.003	1.078	1.118	2.580	1.024	0.663	0.302	0.998	2.602
132	V132	2.398	1.195	1.169	0.453	0.647	1.182	1.951	3.139	0.340	0.913	0.003	0.000	1.076	1.116	2.577	1.021	0.660	0.300	0.996	2.599
133	V133	1.383	0.437	0.431	0.752	0.509	0.922	0.898	2.892	0.803	0.309	1.078	1.076	0.000	0.042	1.542	0.425	0.468	0.839	0.326	1.562
134	V134	1.350	0.445	0.441	0.793	0.547	0.943	0.858	2.880	0.844	0.341	1.118	1.116	0.042	0.000	1.503	0.433	0.508	0.879	0.348	1.523
135	V135	0.482	1.499	1.526	2.216	2.011	2.057	0.713	2.963	2.319	1.699	2.580	2.577	1.542	1.503	0.000	1.630	1.948	2.336	1.627	0.289
136	V136	1.524	0.622	0.619	0.767	0.590	1.178	1.033	2.601	0.838	0.445	1.024	1.021	0.425	0.433	1.630	0.000	0.547	0.826	0.421	1.630
137	V137	1.753	0.580	0.556	0.314	0.248	0.808	1.339	3.012	0.396	0.283	0.663	0.660	0.468	0.508	1.948	0.547	0.000	0.413	0.376	1.986
138	V138	2.146	0.950	0.925	0.248	0.447	0.954	1.718	3.087	0.209	0.675	0.302	0.300	0.839	0.879	2.336	0.826	0.413	0.000	0.754	2.367
139	V139	1.429	0.327	0.319	0.610	0.483	0.894	1.054	2.964	0.732	0.163	0.998	0.996	0.326	0.348	1.627	0.421	0.376	0.754	0.000	1.675
140	V140	0.666	1.571	1.597	2.260	2.034	2.139	0.684	2.838	2.349	1.741	2.602	2.599	1.562	1.523	0.289	1.630	1.986	2.367	1.675	0.000
141	V141	2.665	1.441	1.414	0.683	0.926	1.389	2.252	3.367	0.607	1.185	0.334	0.337	1.378	1.419	2.864	1.316	0.944	0.583	1.262	2.895
142	V142	2.908	1.688	1.660	0.938	1.194	1.462	2.528	3.719	0.863	1.451	0.665	0.668	1.643	1.684	3.140	1.650	1.209	0.851	1.534	3.183
143	V143	0.599	1.696	1.724	2.419	2.213	2.243	0.912	3.072	2.523	1.900	2.786	2.783	1.750	1.712	0.269	1.841	2.153	2.543	1.833	0.360
144	V144	1.497	0.350	0.330	0.530	0.391	0.851	1.107	2.996	0.640	0.005	0.914	0.911	0.312	0.343	1.701	0.449	0.282	0.673	0.164	1.744
145	V145	0.618	1.721	1.748	2.443	2.236	2.271	0.936	3.084	2.548	1.925	2.810	2.808	1.775	1.737	0.297	1.864	2.178	2.568	1.857	0.372
146	V146	0.625	1.645	1.671	2.354	2.162	2.163	0.868	2.940	2.462	1.841	2.713	2.710	1.687	1.649	0.266	1.771	2.084	2.470	1.774	0.383
147	V147	0.622	1.725	1.753	2.447	2.240	2.276	0.939	3.084	2.552	1.929	2.815	2.812	1.778	1.740	0.298	1.867	2.182	2.572	1.861	0.372
148	V148	2.666	1.442	1.415	0.683	0.927	1.389	2.254	3.370	0.608	1.186	0.336	0.339	1.379	1.420	2.865	1.318	0.945	0.585	1.263	2.897
149	V149	3.465	2.245	2.216	1.515	1.757	1.957	3.098	4.195	1.431	2.024	1.228	1.231	2.215	2.257	3.711	2.228	1.787	1.432	2.109	3.757
150	V150	1.692	0.539	0.517	0.445	0.216	0.859	1.289	3.169	0.468	0.315	0.790	0.788	0.440	0.477	1.908	0.618	0.287	0.572	0.393	1.944
151	V151	0.631	0.836	0.861	1.529	1.302	1.432	0.297	2.910	1.617	1.007	1.894	1.891	0.852	0.815	0.756	0.987	1.258	1.648	0.953	0.788
152	V152	0.580	1.746	1.774	2.481	2.275	2.283	1.000	3.220	2.588	1.964	2.860	2.858	1.821	1.783	0.383	1.928	2.219	2.612	1.897	0.486
153	V153	1.623	0.480	0.462	0.504	0.350	0.904	1.292	3.254	0.580	0.340	0.893	0.891	0.520	0.550	1.870	0.684	0.388	0.682	0.387	1.922
154	V154	3.538	2.310	2.283	1.567	1.795	2.132	3.150	4.107	1.479	2.079	1.240	1.243	2.269	2.310	3.765	2.230	1.844	1.480	2.157	3.800
155	V155	2.498	1.281	1.253	0.590	0.815	1.256	2.122	3.562	0.536	1.057	0.481	0.483	1.261	1.303	2.732	1.283	0.859	0.592	1.143	2.772
156	V156	0.472	1.278	1.304	1.983	1.767	1.868	0.513	2.950	2.079	1.468	2.348	2.345	1.300	1.262	0.331	1.412	1.713	2.103	1.392	0.418
157	V157	3.214	1.988	1.960	1.237	1.485	1.796	2.828	3.872	1.159	1.752	0.921	0.924	1.946	1.988	3.441	1.919	1.514	1.149	1.833	3.480
158	V158	0.420	1.515	1.542	2.247	2.050	2.049	0.781	3.142	2.355	1.731	2.626	2.623	1.585	1.547	0.242	1.712	1.986	2.380	1.665	0.429
159	V159	2.109	0.895	0.868	0.116	0.453	0.955	1.728	3.210	0.228	0.642	0.370	0.369	0.857	0.898	2.328	0.859	0.417	0.222	0.718	2.370
160	V160	2.361	1.143	1.116	0.383	0.614	1.146	1.949	3.278	0.298	0.878	0.187	0.188	1.070	1.111	2.566	1.046	0.640	0.319	0.961	2.598
161	V161	0.619	1.726	1.753	2.449	2.244	2.275	0.947	3.093	2.555	1.931	2.817	2.815	1.782	1.744	0.303	1.873	2.184	2.575	1.863	0.389
162	V162	2.048	0.836	0.810	0.065	0.415	0.918	1.668	3.186	0.237	0.581	0.419	0.417	0.801	0.842	2.266	0.809	0.363	0.232	0.657	2.310
163	V163	2.115	0.901	0.874	0.201	0.400	0.980	1.731	3.282	0.178	0.653	0.396	0.395	0.855	0.896	2.339	0.884	0.438	0.287	0.736	2.379
164	V164	2.770	1.551	1.524	0.835	1.022	1.502	2.373	3.632	0.729	1.316	0.568	0.571	1.500	1.541	2.992	1.482	1.098	0.776	1.397	3.023
165	V165	3.109	1.883	1.855	1.131	1.383	1.711	2.725	3.797	1.058	1.648	0.822	0.825	1.843	1.885	3.336	1.816	1.410	1.047	1.729	3.375
166	V166	2.179	0.983	0.959	0.253	0.483	1.075	1.755	3.062	0.251	0.700	0.251	0.248	0.887	0.927	2.366	0.824	0.460	0.188	0.777	2.394
167	V167	1.951	0.795	0.774	0.299	0.386	1.033	1.517	2.877	0.376	0.507	0.492	0.489	0.679	0.716	2.120	0.570	0.309	0.312	0.575	2.144
168	V168	1.812	0.654	0.632	0.358	0.054	0.931	1.374	3.057	0.344	0.368	0.638	0.636	0.505	0.544	2.003	0.569	0.220	0.434	0.460	2.028
169	V169	2.156	0.945	0.918	0.305	0.443	0.950	1.772	3.378	0.207	0.712	0.439	0.439	0.893	0.934	2.388	0.975	0.500	0.348	0.804	2.429
170	V170	0.691	1.568	1.593	2.248	2.026	2.132	0.678	2.784	2.338	1.732	2.586	2.583	1.552	1.512	0.312	1.611	1.973	2.352	1.667	0.065
171	V171	3.214	1.988	1.960	1.237	1.485	1.796	2.829	3.872	1.159	1.753	0.921	0.924	1.946	1.988	3.441	1.919	1.514	1.149	1.833	3.480
172	V172	1.598	0.453	0.437	0.507	0.338	0.909	1.257	3.206	0.587	0.302	0.896	0.894	0.482	0.512	1.837	0.636	0.368	0.680	0.345	1.887
173	V173	1.263	0.107	0.104	0.769	0.621	0.904	0.931	3.046	0.885	0.300	1.168	1.165	0.343	0.351	1.489	0.554	0.539	0.919	0.278	1.549
174	V174	1.376	0.456	0.451	0.776	0.524	0.947	0.880	2.872	0.822	0.334	1.095	1.092	0.037	0.034	1.526	0.418	0.490	0.858	0.346	1.544
175	V175	1.344	0.465	0.462	0.815	0.561	0.967	0.842	2.860	0.861	0.364	1.133	1.130	0.070	0.036	1.490	0.427	0.528	0.897	0.367	1.506
176	V176	1.938	0.733	0.707	0.152	0.286	0.847	1.551	3.176	0.222	0.468	0.507	0.505	0.677	0.718	2.156	0.738	0.239	0.297	0.554	2.199
177	V177	3.010	1.785	1.757	1.038	1.285	1.583	2.629	3.802	0.957	1.551	0.755	0.758	1.745	1.786	3.242	1.742	1.314	0.961	1.631	3.283
178	V178	2.105	0.904	0.878	0.245	0.337	0.939	1.679	3.189	0.019	0.631	0.357	0.355	0.790	0.831	2.307	0.833	0.384	0.213	0.722	2.338
179	V179	2.199	1.003	0.978	0.267	0.505	1.087	1.777	3.069	0.266	0.721	0.237	0.235	0.910	0.950	2.386	0.843	0.482	0.200	0.798	2.415

Tabla B.22: Matriz de Distancias

d	V141	V142	V143	V144	V145	V146	V147	V148	V149	V150	V151	V152	V153	V154	V155	V156	V157	V158	V159	V160
V1	3.097	3.371	0.058	1.934	0.039	0.289	0.038	3.098	3.939	2.140	0.981	0.204	2.091	3.993	2.958	0.562	3.671	0.304	2.561	2.799
V2	2.339	2.596	0.785	1.169	0.810	0.738	0.814	2.340	3.163	1.375	0.328	0.839	1.331	3.228	2.192	0.411	2.902	0.605	1.791	2.037
V3	2.249	2.525	0.916	1.104	0.940	0.871	0.943	2.251	3.096	1.287	0.298	1.004	1.290	3.147	2.119	0.516	2.826	0.785	1.725	1.947
V4	1.418	1.665	1.724	0.331	1.749	1.671	1.753	1.419	2.231	0.430	0.826	1.787	0.485	2.293	1.269	1.273	1.971	1.549	0.885	1.105
V5	1.472	1.719	1.675	0.375	1.699	1.622	1.703	1.473	2.285	0.481	0.778	1.737	0.528	2.347	1.323	1.222	2.026	1.499	0.939	1.159
V6	0.794	1.038	2.327	0.447	2.352	2.267	2.356	0.795	1.608	0.292	1.423	2.390	0.413	1.667	0.675	1.886	1.343	2.154	0.290	0.479
V7	0.552	0.801	2.583	0.696	2.607	2.521	2.611	0.553	1.369	0.523	1.677	2.647	0.631	1.418	0.483	2.139	1.097	2.413	0.224	0.245
V8	1.225	1.510	1.861	0.163	1.886	1.795	1.890	1.227	2.089	0.395	0.971	1.933	0.448	2.135	1.138	1.428	1.809	1.704	0.700	0.927
V9	1.643	1.888	1.522	0.540	1.546	1.487	1.550	1.643	2.439	0.694	0.703	1.577	0.656	2.499	1.451	1.102	2.182	1.335	1.111	1.341
V10	0.508	0.701	2.694	0.810	2.718	2.642	2.722	0.508	1.248	0.607	1.787	2.749	0.673	1.303	0.358	2.252	0.993	2.519	0.297	0.240
V11	0.691	0.890	2.491	0.616	2.515	2.437	2.519	0.691	1.447	0.418	1.583	2.545	0.493	1.517	0.545	2.050	1.199	2.315	0.263	0.385
V12	1.138	1.397	1.955	0.098	1.980	1.889	1.985	1.139	1.973	0.316	1.063	2.020	0.361	2.034	1.023	1.522	1.703	1.785	0.592	0.832
V13	0.677	0.398	3.635	1.751	3.659	3.581	3.664	0.675	0.348	1.571	2.743	3.691	1.614	0.380	0.725	3.202	0.203	3.458	1.138	0.915
V14	1.147	1.419	1.940	0.089	1.964	1.877	1.968	1.148	1.996	0.310	1.046	2.006	0.360	2.047	1.038	1.502	1.721	1.775	0.607	0.842
V15	3.071	3.346	0.026	1.908	0.050	0.266	0.051	3.072	3.915	2.114	0.952	0.206	2.068	3.969	2.934	0.536	3.647	0.288	2.535	2.773
V16	0.485	0.674	2.716	0.833	2.740	2.661	2.744	0.485	1.226	0.656	1.815	2.777	0.742	1.281	0.288	2.273	0.963	2.541	0.305	0.235
V17	1.425	1.673	1.714	0.331	1.739	1.660	1.742	1.426	2.239	0.441	0.816	1.778	0.495	2.301	1.276	1.263	1.979	1.538	0.891	1.112
V18	1.484	1.733	1.659	0.380	1.684	1.606	1.687	1.485	2.299	0.497	0.763	1.723	0.544	2.361	1.336	1.207	2.039	1.484	0.951	1.171
V19	0.170	0.299	3.158	1.266	3.182	3.096	3.186	0.167	0.812	1.105	2.265	3.222	1.166	0.818	0.351	2.720	0.500	2.989	0.649	0.401
V20	2.636	2.884	0.556	1.464	0.581	0.536	0.584	2.637	3.445	1.659	0.575	0.587	1.605	3.517	2.476	0.331	3.192	0.332	2.085	2.331
V21	0.595	0.847	2.527	0.639	2.551	2.473	2.555	0.595	1.411	0.472	1.626	2.586	0.535	1.452	0.471	2.086	1.135	2.357	0.169	0.282
V22	0.594	0.215	3.455	1.571	3.479	3.392	3.484	0.591	0.465	1.395	2.559	3.508	1.447	0.646	0.613	3.022	0.353	3.271	0.966	0.771
V23	1.414	1.660	1.724	0.330	1.748	1.671	1.753	1.415	2.216	0.517	0.861	1.774	0.462	2.283	1.253	1.304	1.960	1.542	0.868	1.116
V24	1.412	1.658	1.726	0.329	1.750	1.673	1.755	1.413	2.214	0.515	0.862	1.776	0.460	2.280	1.251	1.306	1.957	1.544	0.866	1.113
V25	0.203	0.466	2.933	1.046	2.958	2.871	2.962	0.202	1.018	0.904	2.045	2.998	0.965	1.042	0.268	2.502	0.717	2.765	0.435	0.219
V26	0.686	0.428	3.659	1.773	3.683	3.604	3.687	0.684	0.361	1.593	2.766	3.717	1.641	0.351	0.739	3.222	0.202	3.483	1.161	0.930
V27	0.416	0.660	2.711	0.817	2.735	2.653	2.739	0.416	1.225	0.652	1.812	2.772	0.718	1.267	0.324	2.271	0.947	2.540	0.228	0.116
V28	0.727	0.978	2.390	0.506	2.415	2.330	2.419	0.728	1.547	0.348	1.485	2.453	0.463	1.601	0.615	1.950	1.278	2.219	0.245	0.413
V29	0.166	0.301	3.155	1.263	3.179	3.093	3.183	0.163	0.815	1.103	2.262	3.219	1.164	0.821	0.351	2.718	0.503	2.986	0.646	0.398
V30	0.771	1.015	2.356	0.477	2.380	2.295	2.385	0.772	1.582	0.318	1.449	2.418	0.433	1.642	0.658	1.916	1.319	2.184	0.282	0.455
V31	2.809	3.069	0.334	1.639	0.360	0.334	0.363	2.810	3.635	1.842	0.714	0.408	1.793	3.699	2.659	0.340	3.374	0.107	2.265	2.507
V32	0.631	0.886	2.471	0.581	2.495	2.406	2.500	0.632	1.464	0.486	1.580	2.534	0.548	1.515	0.542	2.036	1.184	2.300	0.062	0.335
V33	1.117	1.373	1.992	0.156	2.016	1.939	2.020	1.117	1.943	0.184	1.090	2.052	0.252	1.996	0.977	1.548	1.674	1.821	0.579	0.801
V34	2.377	2.666	0.810	1.246	0.834	0.746	0.836	2.379	3.241	1.445	0.423	0.923	1.450	3.284	2.267	0.459	2.962	0.718	1.862	2.082
V35	2.376	2.663	0.805	1.241	0.829	0.743	0.832	2.377	3.238	1.440	0.411	0.916	1.443	3.282	2.263	0.451	2.960	0.709	1.859	2.080
V36	0.593	0.859	2.534	0.653	2.558	2.479	2.562	0.594	1.424	0.471	1.629	2.597	0.563	1.457	0.506	2.089	1.145	2.368	0.222	0.280
V37	0.594	0.858	2.538	0.657	2.561	2.483	2.565	0.594	1.422	0.472	1.632	2.600	0.564	1.455	0.505	2.092	1.143	2.371	0.229	0.282
V38	2.873	3.162	0.383	1.725	0.396	0.382	0.397	2.875	3.737	1.928	0.777	0.515	1.908	3.780	2.755	0.422	3.459	0.448	2.350	2.577
V39	2.423	2.684	0.698	1.255	0.725	0.636	0.728	2.424	3.254	1.468	0.386	0.762	1.427	3.319	2.287	0.351	2.991	0.531	1.878	2.123
V40	2.418	2.695	0.729	1.265	0.754	0.685	0.757	2.420	3.267	1.460	0.366	0.826	1.451	3.319	2.289	0.373	2.996	0.613	1.890	2.118
V41	0.686	0.428	3.659	1.773	3.683	3.604	3.687	0.684	0.361	1.593	2.766	3.717	1.641	0.351	0.739	3.222	0.202	3.483	1.161	0.930
V42	0.508	0.261	3.526	1.635	3.550	3.462	3.555	0.506	0.459	1.473	2.637	3.588	1.527	0.464	0.652	3.090	0.120	3.353	1.010	0.778
V43	0.504	0.787	2.589	0.701	2.613	2.530	2.617	0.504	1.356	0.557	1.695	2.653	0.626	1.386	0.431	2.149	1.067	2.422	0.147	0.193
V44	0.445	0.727	2.649	0.760	2.673	2.589	2.677	0.445	1.296	0.620	1.757	2.714	0.686	1.325	0.379	2.210	1.005	2.482	0.166	0.144
V45	0.444	0.729	2.647	0.758	2.671	2.586	2.675	0.444	1.299	0.622	1.755	2.712	0.689	1.328	0.384	2.208	1.007	2.480	0.164	0.144
V46	0.903	1.135	2.278	0.463	2.303	2.223	2.307	0.904	1.696	0.280	1.371	2.343	0.453	1.754	0.770	1.831	1.437	2.108	0.455	0.593
V47	0.759	0.393	3.714	1.825	3.738	3.652	3.743	0.757	0.204	1.649	2.820	3.769	1.699	0.406	0.834	3.280	0.227	3.533	1.209	0.993
V48	3.136	3.404	0.136	1.967	0.122	0.352	0.122	3.137	3.970	2.169	1.004	0.082	2.116	4.029	2.990	0.596	3.706	0.329	2.594	2.835
V49	3.186	3.439	0.412	2.020	0.407	0.530	0.407	3.187	3.997	2.217	1.083	0.273	2.153	4.067	3.029	0.733	3.744	0.460	2.639	2.885
V50	2.392	2.652	0.812	1.232	0.831	0.847	0.832	2.393	3.212	1.384	0.370	0.846	1.341	3.264	2.224	0.384	2.952	0.661	1.853	2.082
V51	1.177	1.494	1.986	0.462	2.011	1.893	2.016	1.179	2.072	0.644	1.155	2.079	0.734	2.099	1.175	1.573	1.771	1.846	0.739	0.929
V52	1.367	1.699	1.970	0.740	1.996	1.859	2.000	1.369	2.268	0.932	1.219	2.080	1.020	2.278	1.421	1.585	1.957	1.858	0.998	1.157
V53	0.612	0.854	2.506	0.614	2.530	2.448	2.534	0.612	1.423	0.459	1.606	2.566	0.527	1.475	0.490	2.067	1.152	2.334	0.147	0.293
V54	2.564	2.851	0.670	1.430	0.691	0.645	0.692	2.566	3.422	1.615	0.572	0.782	1.604	3.460	2.433	0.312	3.143	0.586	2.047	2.268
V55	1.399	1.746	2.697	1.429	2.720	2.576	2.724	1.402	2.221	1.530	2.006	2.819	1.631	2.151	1.642	2.338	1.895	2.617	1.354	1.363
V56	0.642	0.891	2.491	0.609	2.515	2.429	2.520	0.643	1.459	0.437	1.584	2.555	0.552	1.511	0.558	2.048	1.190	2.321	0.234	0.331
V57	0.300	0.445	2.925	1.034	2.949	2.866	2.953	0.298	1.005	0.873	2.033	2.984	0.921	1.055	0.226	2.487	0.729	2.749	0.414	0.243
V58	0.796	1.040	2.326	0.446	2.351	2.265	2.355	0.796	1.609	0.290	1.422	2.389	0.412	1.668	0.676	1.885	1.344	2.153	0.291	0.480
V59	0.687	0.429	3.660	1.774	3.684	3.606	3.689	0.684	0.360	1.594	2.767	3.719	1.642	0.349	0.740	3.223	0.201	3.484	1.162	0.931
V60	3.111	3.376	0.142	1.943	0.127	0.362	0.127	3.112	3.940	2.142	0.991	0.148	2.086	3.999	2.959	0.580	3.678	0.279	2.570	2.810

Tabla B.23: Matriz de Distancias

	d	V141	V142	V143	V144	V145	V146	V147	V148	V149	V150	V151	V152	V153	V154	V155	V156	V157	V158	V159	V160
61	V61	2.620	2.880	0.505	1.451	0.530	0.503	0.533	2.621	3.446	1.646	0.539	0.571	1.599	3.506	2.466	0.240	3.184	0.309	2.076	2.316
62	V62	0.168	0.299	3.158	1.266	3.182	3.096	3.187	0.165	0.812	1.106	2.265	3.223	1.167	0.818	0.354	2.721	0.500	2.989	0.649	0.401
63	V63	3.137	3.400	0.190	1.966	0.178	0.401	0.179	3.138	3.963	2.164	1.006	0.006	2.107	4.025	2.985	0.611	3.704	0.332	2.593	2.835
64	V64	0.644	0.882	2.487	0.601	2.511	2.424	2.516	0.645	1.450	0.440	1.582	2.549	0.547	1.511	0.546	2.047	1.185	2.315	0.216	0.333
65	V65	0.692	0.901	2.474	0.595	2.498	2.421	2.502	0.693	1.457	0.389	1.569	2.530	0.478	1.521	0.516	2.031	1.203	2.296	0.252	0.382
66	V66	0.673	0.934	2.449	0.571	2.474	2.386	2.478	0.674	1.505	0.414	1.543	2.515	0.537	1.554	0.603	2.006	1.232	2.281	0.246	0.365
67	V67	2.837	3.096	0.317	1.667	0.343	0.320	0.346	2.838	3.662	1.869	0.740	0.388	1.819	3.726	2.686	0.360	3.401	0.081	2.292	2.534
68	V68	2.669	2.951	0.495	1.513	0.517	0.488	0.518	2.671	3.523	1.711	0.567	0.599	1.689	3.570	2.539	0.312	3.250	0.446	2.142	2.371
69	V69	0.409	0.744	2.703	0.836	2.728	2.637	2.732	0.411	1.306	0.715	1.812	2.778	0.822	1.309	0.468	2.266	0.994	2.546	0.329	0.200
70	V70	1.709	1.977	1.400	0.553	1.424	1.345	1.428	1.710	2.547	0.743	0.517	1.464	0.736	2.600	1.571	0.952	2.278	1.231	1.168	1.404
71	V71	1.135	1.395	1.958	0.098	1.983	1.891	1.987	1.136	1.970	0.314	1.065	2.022	0.360	2.031	1.020	1.525	1.701	1.788	0.590	0.830
72	V72	1.384	1.642	1.747	0.307	1.771	1.688	1.775	1.385	2.212	0.423	0.848	1.815	0.495	2.268	1.252	1.295	1.946	1.577	0.857	1.074
73	V73	1.431	1.690	1.703	0.345	1.728	1.645	1.732	1.432	2.260	0.466	0.806	1.772	0.531	2.315	1.299	1.251	1.994	1.534	0.905	1.121
74	V74	0.631	0.881	2.502	0.620	2.526	2.440	2.530	0.632	1.449	0.447	1.595	2.566	0.561	1.500	0.550	2.059	1.179	2.332	0.233	0.321
75	V75	0.522	0.732	2.660	0.776	2.684	2.608	2.688	0.522	1.284	0.575	1.753	2.717	0.646	1.335	0.387	2.218	1.023	2.487	0.273	0.237
76	V76	0.230	0.487	2.905	1.011	2.929	2.840	2.934	0.230	1.052	0.852	2.006	2.971	0.931	1.086	0.316	2.465	0.762	2.736	0.406	0.149
77	V77	0.270	0.524	2.866	0.972	2.890	2.800	2.895	0.271	1.091	0.812	1.966	2.932	0.896	1.128	0.331	2.425	0.804	2.697	0.376	0.128
78	V78	1.395	1.648	1.716	0.284	1.741	1.654	1.746	1.396	2.219	0.526	0.836	1.775	0.519	2.288	1.280	1.306	1.956	1.551	0.846	1.097
79	V79	2.641	2.898	0.495	1.470	0.520	0.495	0.523	2.642	3.462	1.665	0.556	0.550	1.616	3.526	2.484	0.265	3.203	0.285	2.095	2.337
80	V80	1.131	1.484	2.146	0.671	2.171	2.055	2.175	1.133	2.049	0.783	1.335	2.250	0.895	2.039	1.195	1.736	1.730	2.026	0.808	0.922
81	V81	1.135	1.488	2.143	0.672	2.168	2.052	2.172	1.138	2.054	0.785	1.333	2.247	0.897	2.043	1.199	1.733	1.734	2.023	0.812	0.926
82	V82	0.526	0.736	2.656	0.772	2.680	2.603	2.684	0.526	1.288	0.571	1.749	2.712	0.641	1.339	0.389	2.213	1.028	2.483	0.271	0.239
83	V83	0.501	0.827	2.586	0.716	2.610	2.516	2.614	0.503	1.402	0.632	1.701	2.659	0.716	1.420	0.546	2.151	1.097	2.427	0.214	0.251
84	V84	1.606	1.865	1.504	0.462	1.529	1.439	1.534	1.608	2.437	0.704	0.628	1.566	0.691	2.505	1.493	1.099	2.174	1.343	1.061	1.307
85	V85	2.401	2.663	0.792	1.239	0.812	0.818	0.813	2.402	3.225	1.396	0.363	0.834	1.357	3.276	2.237	0.352	2.963	0.640	1.862	2.091
86	V86	0.721	1.071	2.566	0.837	2.591	2.479	2.595	0.724	1.623	0.823	1.708	2.654	0.940	1.609	0.893	2.140	1.304	2.432	0.574	0.583
87	V87	0.422	0.671	2.701	0.807	2.725	2.642	2.729	0.422	1.237	0.643	1.801	2.762	0.710	1.277	0.334	2.260	0.957	2.530	0.219	0.117
88	V88	0.771	1.015	2.356	0.477	2.380	2.295	2.385	0.772	1.582	0.318	1.449	2.418	0.433	1.642	0.658	1.916	1.319	2.184	0.282	0.455
89	V89	2.391	2.649	0.814	1.230	0.833	0.842	0.835	2.391	3.210	1.382	0.371	0.853	1.343	3.263	2.223	0.375	2.950	0.658	1.851	2.080
90	V90	0.638	0.888	2.494	0.612	2.519	2.433	2.523	0.639	1.456	0.440	1.587	2.558	0.555	1.508	0.556	2.051	1.187	2.325	0.234	0.328
91	V91	1.063	1.365	2.072	0.348	2.096	2.009	2.099	1.064	1.939	0.335	1.173	2.147	0.477	1.961	0.999	1.621	1.649	1.920	0.595	0.768
92	V92	1.221	1.585	2.398	1.039	2.422	2.295	2.425	1.224	2.115	1.126	1.635	2.510	1.244	2.069	1.385	2.002	1.786	2.303	1.047	1.097
93	V93	0.931	0.694	3.964	2.076	3.987	3.907	3.992	0.929	0.346	1.896	3.071	4.025	1.947	0.002	1.062	3.526	0.359	3.793	1.455	1.212
94	V94	0.261	0.541	2.859	0.969	2.884	2.791	2.888	0.262	1.110	0.821	1.962	2.927	0.909	1.142	0.370	2.420	0.816	2.692	0.375	0.132
95	V95	0.263	0.544	2.856	0.966	2.881	2.788	2.885	0.264	1.113	0.818	1.959	2.924	0.906	1.145	0.371	2.417	0.819	2.689	0.373	0.130
96	V96	0.491	0.728	2.630	0.740	2.654	2.568	2.658	0.491	1.303	0.607	1.740	2.692	0.662	1.352	0.404	2.192	1.023	2.457	0.118	0.210
97	V97	0.608	0.840	2.579	0.714	2.602	2.536	2.606	0.608	1.379	0.512	1.681	2.633	0.551	1.410	0.428	2.137	1.110	2.407	0.291	0.332
98	V98	1.484	1.739	1.656	0.380	1.679	1.625	1.682	1.485	2.298	0.509	0.775	1.701	0.435	2.349	1.325	1.217	2.036	1.486	0.943	1.176
99	V99	2.374	2.661	0.803	1.239	0.828	0.742	0.830	2.376	3.236	1.437	0.405	0.913	1.440	3.280	2.261	0.448	2.958	0.706	1.857	2.078
100	V100	2.669	2.927	0.465	1.498	0.491	0.451	0.494	2.670	3.492	1.697	0.582	0.527	1.649	3.557	2.515	0.268	3.232	0.250	2.123	2.366
101	V101	0.367	0.374	2.989	1.103	3.014	2.923	3.019	0.366	0.935	0.949	2.098	3.045	1.002	1.037	0.335	2.555	0.696	2.809	0.496	0.360
102	V102	0.595	0.858	2.533	0.652	2.558	2.470	2.562	0.596	1.427	0.484	1.628	2.599	0.601	1.471	0.537	2.088	1.151	2.365	0.234	0.289
103	V103	1.230	1.516	1.857	0.169	1.882	1.790	1.886	1.232	2.095	0.401	0.967	1.929	0.454	2.141	1.145	1.423	1.815	1.700	0.706	0.932
104	V104	0.649	0.897	2.484	0.603	2.509	2.423	2.513	0.649	1.465	0.431	1.577	2.548	0.547	1.518	0.563	2.041	1.197	2.314	0.236	0.338
105	V105	3.143	3.415	0.187	1.979	0.167	0.370	0.167	3.145	3.982	2.180	1.019	0.233	2.133	4.036	2.997	0.602	3.715	0.364	2.606	2.843
106	V106	0.594	0.861	2.532	0.649	2.555	2.476	2.559	0.595	1.427	0.469	1.627	2.594	0.562	1.460	0.508	2.086	1.147	2.365	0.219	0.280
107	V107	2.500	2.766	0.626	1.336	0.651	0.608	0.654	2.501	3.333	1.531	0.453	0.706	1.494	3.389	2.349	0.219	3.067	0.458	1.959	2.197
108	V108	2.339	2.595	0.786	1.168	0.811	0.739	0.815	2.340	3.162	1.374	0.327	0.839	1.330	3.228	2.191	0.411	2.901	0.605	1.790	2.036
109	V109	0.496	0.822	2.591	0.720	2.615	2.521	2.619	0.498	1.397	0.635	1.706	2.663	0.718	1.414	0.541	2.156	1.091	2.432	0.214	0.246
110	V110	1.429	1.679	1.686	0.311	1.711	1.623	1.716	1.430	2.249	0.553	0.807	1.744	0.542	2.320	1.309	1.278	1.988	1.520	0.878	1.130
111	V111	0.832	1.060	2.311	0.452	2.335	2.260	2.339	0.833	1.621	0.283	1.410	2.370	0.381	1.681	0.671	1.876	1.361	2.138	0.347	0.516
112	V112	1.415	1.683	1.719	0.351	1.743	1.657	1.747	1.417	2.255	0.476	0.822	1.791	0.553	2.306	1.301	1.268	1.985	1.556	0.898	1.109
113	V113	1.456	1.724	1.682	0.384	1.706	1.620	1.710	1.457	2.296	0.513	0.787	1.755	0.584	2.347	1.342	1.231	2.026	1.520	0.939	1.149
114	V114	0.589	0.861	2.525	0.641	2.549	2.468	2.553	0.590	1.430	0.472	1.622	2.589	0.565	1.464	0.514	2.081	1.148	2.359	0.201	0.274
115	V115	2.421	2.698	0.726	1.268	0.750	0.682	0.753	2.423	3.270	1.463	0.368	0.822	1.454	3.322	2.292	0.370	2.999	0.609	1.893	2.121
116	V116	1.035	1.284	2.106	0.297	2.130	2.061	2.134	1.036	1.844	0.047	1.198	2.164	0.243	1.894	0.878	1.658	1.581	1.934	0.524	0.719
117	V117	2.417	2.672	0.731	1.250	0.753	0.741	0.756	2.418	3.235	1.429	0.392	0.780	1.381	3.295	2.251	0.313	2.975	0.549	1.871	2.110
118	V118	2.389	2.648	0.816	1.228	0.835	0.844	0.837	2.390	3.208	1.381	0.370	0.854	1.341	3.261	2.221	0.377	2.948	0.660	1.849	2.078
119	V119	2.630	2.902	0.536	1.468	0.557	0.525	0.558	2.631	3.472	1.658	0.554	0.615	1.622	3.523	2.490	0.006	3.204	0.413	2.092	2.328
120	V120	0.496	0.822	2.591	0.720	2.615	2.521	2.619	0.498	1.397	0.635	1.706	2.663	0.718	1.414	0.541	2.156	1.091	2.432	0.214	0.246

Tabla B.24: Matriz de Distancias

	d	V141	V142	V143	V144	V145	V146	V147	V148	V149	V150	V151	V152	V153	V154	V155	V156	V157	V158	V159	V160
121	V121	2.665	2.908	0.599	1.497	0.618	0.625	0.622	2.666	3.465	1.692	0.631	0.580	1.623	3.538	2.498	0.472	3.214	0.420	2.109	2.361
122	V122	1.441	1.688	1.696	0.350	1.721	1.645	1.725	1.442	2.245	0.539	0.836	1.746	0.480	2.310	1.281	1.278	1.988	1.515	0.895	1.143
123	V123	1.414	1.660	1.724	0.330	1.748	1.671	1.753	1.415	2.216	0.517	0.861	1.774	0.462	2.283	1.253	1.304	1.960	1.542	0.868	1.116
124	V124	0.683	0.938	2.419	0.530	2.443	2.354	2.447	0.683	1.515	0.445	1.529	2.481	0.504	1.567	0.590	1.983	1.237	2.247	0.116	0.383
125	V125	0.926	1.194	2.213	0.391	2.236	2.162	2.240	0.927	1.757	0.216	1.302	2.275	0.350	1.795	0.815	1.767	1.485	2.050	0.453	0.614
126	V126	1.389	1.462	2.243	0.851	2.271	2.163	2.276	1.389	1.957	0.859	1.432	2.283	0.904	2.132	1.256	1.868	1.796	2.049	0.955	1.146
127	V127	2.252	2.528	0.912	1.107	0.936	0.868	0.939	2.254	3.098	1.289	0.297	1.000	1.292	3.150	2.122	0.513	2.828	0.781	1.728	1.949
128	V128	3.367	3.719	3.072	2.996	3.084	2.940	3.084	3.370	4.195	3.169	2.910	3.220	3.254	4.107	3.562	2.950	3.872	3.142	3.210	3.278
129	V129	0.607	0.863	2.523	0.640	2.548	2.462	2.552	0.608	1.431	0.468	1.617	2.588	0.580	1.479	0.536	2.079	1.159	2.355	0.228	0.298
130	V130	1.185	1.451	1.900	0.005	1.925	1.841	1.929	1.186	2.024	0.315	1.007	1.964	0.340	2.079	1.057	1.468	1.752	1.731	0.642	0.878
131	V131	0.334	0.665	2.786	0.914	2.810	2.713	2.815	0.336	1.228	0.790	1.894	2.860	0.893	1.240	0.481	2.348	0.921	2.626	0.370	0.187
132	V132	0.337	0.668	2.783	0.911	2.808	2.710	2.812	0.339	1.231	0.788	1.891	2.858	0.891	1.243	0.483	2.345	0.924	2.623	0.369	0.188
133	V133	1.378	1.643	1.750	0.312	1.775	1.687	1.778	1.379	2.215	0.440	0.852	1.821	0.520	2.269	1.261	1.300	1.946	1.585	0.857	1.070
134	V134	1.419	1.684	1.712	0.343	1.737	1.649	1.740	1.420	2.257	0.477	0.815	1.783	0.550	2.310	1.303	1.262	1.988	1.547	0.898	1.111
135	V135	2.864	3.140	0.269	1.701	0.297	0.266	0.298	2.865	3.711	1.908	0.756	0.383	1.870	3.765	2.732	0.331	3.441	0.242	2.328	2.566
136	V136	1.316	1.650	1.841	0.449	1.864	1.771	1.867	1.318	2.228	0.618	0.987	1.928	0.684	2.230	1.283	1.412	1.919	1.712	0.859	1.046
137	V137	0.944	1.209	2.153	0.282	2.178	2.084	2.182	0.945	1.787	0.287	1.258	2.219	0.388	1.844	0.859	1.713	1.514	1.986	0.417	0.640
138	V138	0.583	0.851	2.543	0.673	2.568	2.470	2.572	0.585	1.432	0.572	1.648	2.612	0.682	1.480	0.592	2.103	1.149	2.380	0.222	0.319
139	V139	1.262	1.534	1.833	0.164	1.857	1.774	1.861	1.263	2.109	0.393	0.953	1.897	0.387	2.157	1.143	1.392	1.833	1.665	0.718	0.961
140	V140	2.895	3.183	0.360	1.744	0.372	0.383	0.372	2.897	3.757	1.944	0.788	0.486	1.922	3.800	2.772	0.418	3.480	0.429	2.370	2.598
141	V141	0.000	0.420	3.067	1.183	3.091	3.000	3.096	0.004	0.943	1.046	2.179	3.137	1.116	0.931	0.397	2.632	0.617	2.905	0.574	0.324
142	V142	0.420	0.000	3.340	1.449	3.365	3.274	3.369	0.418	0.592	1.284	2.448	3.399	1.343	0.694	0.519	2.904	0.347	3.162	0.828	0.620
143	V143	3.067	3.340	0.000	1.903	0.043	0.274	0.046	3.068	3.908	2.109	0.948	0.194	2.061	3.964	2.928	0.534	3.641	0.276	2.530	2.768
144	V144	1.183	1.449	1.903	0.000	1.927	1.843	1.931	1.184	2.021	0.312	1.010	1.967	0.336	2.076	1.054	1.470	1.750	1.733	0.639	0.876
145	V145	3.091	3.365	0.043	1.927	0.000	0.296	0.010	3.093	3.933	2.133	0.971	0.182	2.084	3.987	2.952	0.555	3.666	0.301	2.555	2.793
146	V146	3.000	3.274	0.274	1.843	0.296	0.000	0.297	3.001	3.847	2.066	0.919	0.405	2.028	3.907	2.879	0.524	3.578	0.305	2.466	2.705
147	V147	3.096	3.369	0.046	1.931	0.010	0.297	0.000	3.097	3.938	2.137	0.974	0.183	2.088	3.992	2.956	0.556	3.670	0.304	2.559	2.797
148	V148	0.004	0.418	3.068	1.184	3.093	3.001	3.097	0.000	0.941	1.047	2.180	3.138	1.116	0.929	0.396	2.633	0.615	2.906	0.575	0.325
149	V149	0.943	0.592	3.908	2.021	3.933	3.847	3.938	0.941	0.000	1.842	3.014	3.963	1.891	0.346	1.020	3.474	0.364	3.727	1.405	1.188
150	V150	1.046	1.284	2.109	0.312	2.133	2.066	2.137	1.047	1.842	0.000	1.201	2.164	0.222	1.896	0.878	1.660	1.584	1.935	0.530	0.730
151	V151	2.179	2.448	0.948	1.010	0.971	0.919	0.974	2.180	3.014	1.201	0.000	1.006	1.176	3.071	2.037	0.556	2.751	0.801	1.639	1.872
152	V152	3.137	3.399	0.194	1.967	0.182	0.405	0.183	3.138	3.963	2.164	1.006	0.000	2.106	4.025	2.985	0.613	3.704	0.333	2.593	2.835
153	V153	1.116	1.343	2.061	0.336	2.084	2.028	2.088	1.116	1.891	0.222	1.176	2.106	0.000	1.947	0.926	1.624	1.639	1.883	0.593	0.804
154	V154	0.931	0.694	3.964	2.076	3.987	3.907	3.992	0.929	0.346	1.896	3.071	4.025	1.947	0.000	1.062	3.526	0.359	3.793	1.455	1.212
155	V155	0.397	0.519	2.928	1.054	2.952	2.879	2.956	0.396	1.020	0.878	2.037	2.985	0.926	1.062	0.000	2.492	0.760	2.751	0.490	0.332
156	V156	2.632	2.904	0.534	1.470	0.555	0.524	0.556	2.633	3.474	1.660	0.556	0.613	1.624	3.526	2.492	0.000	3.206	0.411	2.094	2.330
157	V157	0.617	0.347	3.641	1.750	3.666	3.578	3.670	0.615	0.364	1.584	2.751	3.704	1.639	0.359	0.760	3.206	0.000	3.468	1.124	0.891
158	V158	2.905	3.162	0.276	1.733	0.301	0.305	0.304	2.906	3.727	1.935	0.801	0.333	1.883	3.793	2.751	0.411	3.468	0.000	2.359	2.602
159	V159	0.574	0.828	2.530	0.639	2.555	2.466	2.559	0.575	1.405	0.530	1.639	2.593	0.593	1.455	0.490	2.094	1.124	2.359	0.000	0.279
160	V160	0.324	0.620	2.768	0.876	2.793	2.705	2.797	0.325	1.188	0.730	1.872	2.835	0.804	1.212	0.332	2.330	0.891	2.602	0.279	0.000
161	V161	3.098	3.370	0.056	1.933	0.036	0.289	0.035	3.099	3.938	2.140	0.981	0.189	2.090	3.993	2.957	0.562	3.671	0.295	2.561	2.799
162	V162	0.635	0.889	2.469	0.579	2.494	2.404	2.498	0.636	1.466	0.483	1.578	2.532	0.545	1.518	0.544	2.034	1.187	2.298	0.066	0.338
163	V163	0.587	0.829	2.540	0.650	2.564	2.485	2.568	0.587	1.393	0.485	1.640	2.598	0.544	1.438	0.450	2.100	1.120	2.368	0.159	0.273
164	V164	0.344	0.410	3.191	1.314	3.214	3.143	3.218	0.342	0.821	1.119	2.292	3.250	1.177	0.797	0.340	2.752	0.539	3.023	0.729	0.488
165	V165	0.517	0.270	3.536	1.645	3.560	3.472	3.565	0.515	0.451	1.483	2.647	3.598	1.537	0.454	0.661	3.100	0.111	3.363	1.020	0.788
166	V166	0.517	0.840	2.570	0.699	2.594	2.500	2.598	0.518	1.417	0.613	1.684	2.642	0.699	1.435	0.554	2.134	1.112	2.411	0.209	0.259
167	V167	0.775	1.103	2.325	0.507	2.349	2.252	2.353	0.777	1.682	0.511	1.449	2.402	0.601	1.697	0.788	1.895	1.376	2.175	0.355	0.517
168	V168	0.917	1.192	2.206	0.366	2.230	2.153	2.234	0.918	1.758	0.220	1.296	2.269	0.352	1.795	0.809	1.761	1.482	2.043	0.436	0.604
169	V169	0.608	0.793	2.587	0.709	2.611	2.535	2.616	0.608	1.344	0.501	1.683	2.642	0.575	1.411	0.423	2.145	1.095	2.409	0.263	0.316
170	V170	2.881	3.171	0.390	1.735	0.403	0.385	0.403	2.882	3.747	1.939	0.790	0.524	1.920	3.789	2.765	0.438	3.468	0.463	2.359	2.586
171	V171	0.617	0.347	3.641	1.750	3.666	3.578	3.670	0.615	0.363	1.584	2.751	3.704	1.639	0.359	0.761	3.206	0.001	3.468	1.124	0.891
172	V172	1.128	1.366	2.030	0.299	2.053	1.995	2.057	1.129	1.920	0.215	1.143	2.078	0.053	1.971	0.951	1.592	1.662	1.855	0.600	0.816
173	V173	1.425	1.678	1.692	0.301	1.717	1.638	1.721	1.426	2.241	0.495	0.812	1.747	0.469	2.303	1.271	1.261	1.979	1.513	0.878	1.122
174	V174	1.396	1.665	1.735	0.337	1.760	1.672	1.763	1.397	2.237	0.462	0.839	1.807	0.541	2.288	1.284	1.285	1.966	1.572	0.880	1.090
175	V175	1.435	1.704	1.699	0.367	1.724	1.636	1.727	1.436	2.277	0.497	0.805	1.772	0.570	2.327	1.323	1.249	2.006	1.537	0.919	1.129
176	V176	0.752	0.998	2.358	0.465	2.383	2.296	2.387	0.753	1.570	0.349	1.461	2.419	0.420	1.630	0.642	1.919	1.303	2.185	0.224	0.439
177	V177	0.474	0.166	3.442	1.548	3.466	3.381	3.471	0.472	0.494	1.374	2.546	3.501	1.429	0.563	0.560	3.004	0.241	3.265	0.926	0.703
178	V178	0.621	0.873	2.511	0.629	2.535	2.449	2.539	0.622	1.441	0.456	1.604	2.575	0.569	1.491	0.544	2.067	1.171	2.342	0.231	0.311
179	V179	0.497	0.822	2.590	0.720	2.614	2.520	2.619	0.498	1.398	0.635	1.705	2.663	0.718	1.415	0.541	2.155	1.092	2.431	0.214	0.246

Tabla B.25: Matriz de Distancias

d	V161	V162	V163	V164	V165	V166	V167	V168	V169	V170	V171	V172	V173	V174	V175	V176	V177	V178	V179
V1	0.028	2.500	2.570	3.220	3.566	2.599	2.355	2.237	2.618	0.407	3.671	2.061	1.724	1.766	1.730	2.389	3.472	2.542	2.620
V2	0.815	1.730	1.802	2.461	2.797	1.847	1.613	1.482	1.845	0.704	2.902	1.302	0.945	1.022	0.990	1.618	2.700	1.777	1.868
V3	0.951	1.666	1.728	2.370	2.722	1.752	1.514	1.371	1.769	0.681	2.826	1.255	0.929	0.877	0.840	1.548	2.626	1.676	1.774
V4	1.756	0.829	0.873	1.519	1.868	0.940	0.750	0.542	0.900	1.544	1.971	0.455	0.298	0.147	0.156	0.701	1.765	0.824	0.962
V5	1.706	0.883	0.927	1.573	1.923	0.993	0.799	0.592	0.954	1.493	2.026	0.497	0.313	0.159	0.154	0.754	1.819	0.877	1.015
V6	2.359	0.254	0.265	0.909	1.241	0.366	0.347	0.215	0.296	2.150	1.343	0.415	0.686	0.639	0.678	0.134	1.137	0.199	0.386
V7	2.614	0.249	0.175	0.672	0.997	0.248	0.415	0.405	0.191	2.398	1.097	0.640	0.942	0.881	0.920	0.266	0.894	0.080	0.257
V8	1.893	0.641	0.722	1.379	1.705	0.723	0.497	0.404	0.789	1.675	1.809	0.403	0.351	0.281	0.308	0.532	1.612	0.674	0.745
V9	1.550	1.055	1.106	1.730	2.078	1.189	1.001	0.831	1.134	1.395	2.182	0.636	0.346	0.519	0.511	0.947	1.980	1.100	1.209
V10	2.724	0.337	0.192	0.547	0.894	0.377	0.571	0.524	0.132	2.525	0.993	0.694	1.036	1.017	1.056	0.371	0.782	0.246	0.379
V11	2.522	0.260	0.173	0.768	1.099	0.380	0.474	0.355	0.139	2.326	1.199	0.511	0.840	0.822	0.860	0.202	0.985	0.169	0.394
V12	1.986	0.531	0.612	1.281	1.599	0.652	0.465	0.346	0.672	1.786	1.704	0.329	0.354	0.369	0.401	0.417	1.501	0.584	0.673
V13	3.665	1.200	1.116	0.510	0.228	1.151	1.414	1.487	1.079	3.473	0.203	1.641	1.969	1.975	2.015	1.308	0.261	1.183	1.132
V14	1.971	0.546	0.625	1.289	1.616	0.653	0.451	0.334	0.690	1.763	1.721	0.321	0.355	0.338	0.370	0.435	1.520	0.592	0.674
V15	0.065	2.474	2.545	3.196	3.541	2.573	2.328	2.210	2.593	0.377	3.647	2.037	1.698	1.737	1.701	2.363	3.448	2.515	2.594
V16	2.746	0.348	0.265	0.541	0.863	0.371	0.579	0.575	0.237	2.539	0.963	0.761	1.069	1.038	1.077	0.424	0.754	0.307	0.366
V17	1.746	0.835	0.882	1.528	1.876	0.945	0.753	0.550	0.910	1.532	1.979	0.464	0.294	0.144	0.151	0.708	1.773	0.832	0.967
V18	1.691	0.894	0.941	1.587	1.936	1.002	0.805	0.605	0.969	1.476	2.039	0.512	0.313	0.158	0.149	0.767	1.833	0.891	1.024
V19	3.188	0.712	0.639	0.230	0.400	0.633	0.897	0.995	0.633	2.981	0.501	1.185	1.502	1.484	1.523	0.822	0.333	0.691	0.614
V20	0.580	2.024	2.092	2.748	3.087	2.147	1.918	1.776	2.129	0.605	3.192	1.579	1.234	1.315	1.281	1.909	2.987	2.070	2.168
V21	2.557	0.186	0.041	0.690	1.032	0.268	0.400	0.372	0.169	2.355	1.136	0.548	0.873	0.860	0.899	0.217	0.934	0.168	0.278
V22	3.484	1.024	0.954	0.503	0.319	1.002	1.262	1.320	0.899	3.297	0.353	1.475	1.789	1.791	1.830	1.122	0.200	1.003	0.985
V23	1.753	0.810	0.874	1.524	1.855	0.959	0.774	0.632	0.918	1.593	1.960	0.437	0.104	0.451	0.462	0.707	1.757	0.878	0.978
V24	1.755	0.808	0.872	1.521	1.853	0.956	0.772	0.630	0.916	1.595	1.958	0.434	0.104	0.451	0.462	0.705	1.755	0.875	0.976
V25	2.963	0.497	0.440	0.361	0.613	0.433	0.687	0.795	0.453	2.760	0.717	0.981	1.280	1.274	1.313	0.614	0.541	0.502	0.416
V26	3.688	1.223	1.140	0.519	0.237	1.167	1.431	1.505	1.105	3.491	0.203	1.668	1.995	1.993	2.032	1.332	0.282	1.203	1.148
V27	2.741	0.284	0.183	0.523	0.843	0.279	0.511	0.546	0.212	2.537	0.947	0.734	1.055	1.035	1.075	0.370	0.745	0.254	0.274
V28	2.421	0.221	0.213	0.843	1.176	0.313	0.337	0.250	0.249	2.211	1.278	0.467	0.747	0.700	0.739	0.140	1.074	0.141	0.332
V29	3.185	0.709	0.636	0.233	0.403	0.629	0.893	0.992	0.631	2.978	0.504	1.183	1.499	1.481	1.520	0.819	0.336	0.688	0.611
V30	2.387	0.251	0.244	0.884	1.217	0.351	0.351	0.217	0.276	2.179	1.319	0.437	0.717	0.668	0.707	0.132	1.113	0.168	0.371
V31	0.356	2.204	2.274	2.928	3.269	2.315	2.078	1.949	2.317	0.444	3.374	1.764	1.421	1.477	1.442	2.091	3.172	2.248	2.335
V32	2.501	0.013	0.179	0.786	1.079	0.228	0.322	0.395	0.284	2.300	1.184	0.553	0.820	0.827	0.865	0.183	0.986	0.235	0.238
V33	2.023	0.523	0.564	1.225	1.571	0.644	0.483	0.258	0.612	1.820	1.675	0.220	0.388	0.356	0.391	0.389	1.470	0.537	0.666
V34	0.845	1.804	1.873	2.513	2.858	1.877	1.629	1.516	1.922	0.530	2.962	1.412	1.076	1.021	0.984	1.692	2.768	1.819	1.898
V35	0.840	1.800	1.870	2.510	2.855	1.875	1.628	1.513	1.917	0.531	2.960	1.406	1.069	1.018	0.981	1.688	2.765	1.816	1.897
V36	2.565	0.237	0.136	0.695	1.043	0.252	0.385	0.346	0.201	2.352	1.145	0.571	0.898	0.845	0.883	0.241	0.945	0.112	0.265
V37	2.569	0.244	0.139	0.692	1.042	0.260	0.393	0.348	0.199	2.355	1.144	0.572	0.901	0.848	0.886	0.247	0.943	0.115	0.272
V38	0.412	2.289	2.361	3.005	3.354	2.371	2.120	2.009	2.412	0.022	3.459	1.873	1.533	1.524	1.486	2.180	3.263	2.318	2.392
V39	0.729	1.816	1.892	2.553	2.886	1.927	1.687	1.567	1.937	0.616	2.991	1.396	1.039	1.102	1.068	1.706	2.791	1.864	1.948
V40	0.764	1.830	1.898	2.544	2.891	1.919	1.676	1.547	1.942	0.498	2.996	1.417	1.074	1.055	1.018	1.716	2.797	1.852	1.940
V41	3.689	1.223	1.140	0.519	0.237	1.167	1.431	1.505	1.105	3.491	0.203	1.668	1.995	1.993	2.032	1.332	0.282	1.203	1.148
V42	3.556	1.073	1.007	0.444	0.010	0.999	1.262	1.370	0.985	3.353	0.120	1.549	1.864	1.854	1.893	1.190	0.169	1.060	0.978
V43	2.619	0.190	0.126	0.638	0.962	0.185	0.381	0.439	0.231	2.411	1.067	0.635	0.944	0.921	0.960	0.277	0.873	0.196	0.189
V44	2.680	0.222	0.169	0.586	0.899	0.200	0.427	0.507	0.254	2.472	1.005	0.697	1.001	0.983	1.022	0.334	0.812	0.247	0.195
V45	2.677	0.220	0.176	0.591	0.901	0.191	0.420	0.507	0.262	2.469	1.007	0.700	1.000	0.981	1.020	0.334	0.815	0.248	0.185
V46	2.310	0.424	0.415	0.996	1.339	0.493	0.452	0.223	0.414	2.088	1.437	0.452	0.703	0.576	0.613	0.309	1.231	0.315	0.513
V47	3.743	1.269	1.198	0.649	0.288	1.221	1.487	1.563	1.152	3.551	0.227	1.727	2.049	2.042	2.082	1.374	0.304	1.247	1.203
V48	0.133	2.533	2.602	3.254	3.601	2.638	2.395	2.270	2.648	0.468	3.707	2.086	1.752	1.803	1.768	2.421	3.506	2.576	2.659
V49	0.407	2.577	2.644	3.296	3.639	2.697	2.460	2.327	2.685	0.691	3.744	2.126	1.785	1.875	1.840	2.466	3.542	2.627	2.718
V50	0.841	1.793	1.840	2.480	2.848	1.907	1.683	1.502	1.876	0.713	2.952	1.314	1.021	1.056	1.021	1.672	2.746	1.815	1.929
V51	2.018	0.694	0.806	1.389	1.668	0.691	0.443	0.569	0.888	1.768	1.771	0.695	0.609	0.505	0.526	0.648	1.601	0.737	0.709
V52	2.003	0.959	1.074	1.607	1.857	0.912	0.675	0.843	1.161	1.726	1.958	0.978	0.849	0.712	0.720	0.928	1.807	0.995	0.927
V53	2.536	0.156	0.066	0.722	1.048	0.263	0.388	0.359	0.167	2.335	1.152	0.540	0.853	0.836	0.876	0.173	0.948	0.143	0.274
V54	0.701	1.989	2.052	2.684	3.038	2.070	1.827	1.701	2.097	0.437	3.143	1.571	1.241	1.217	1.180	1.877	2.949	2.009	2.091
V55	2.728	1.350	1.441	1.691	1.818	1.182	1.084	1.367	1.539	2.431	1.895	1.597	1.606	1.464	1.479	1.391	1.826	1.365	1.182
V56	2.522	0.235	0.184	0.760	1.089	0.273	0.372	0.317	0.206	2.307	1.190	0.558	0.852	0.790	0.829	0.198	0.987	0.024	0.289
V57	2.955	0.476	0.406	0.373	0.626	0.465	0.718	0.787	0.400	2.760	0.729	0.942	1.262	1.265	1.304	0.589	0.525	0.490	0.450
V58	2.357	0.255	0.265	0.910	1.242	0.368	0.348	0.215	0.297	2.149	1.344	0.414	0.684	0.638	0.677	0.134	1.138	0.201	0.388
V59	3.690	1.224	1.141	0.520	0.237	1.168	1.432	1.506	1.106	3.492	0.201	1.669	1.996	1.994	2.033	1.333	0.283	1.204	1.149
V60	0.114	2.509	2.576	3.225	3.573	2.617	2.378	2.247	2.620	0.496	3.678	2.057	1.726	1.782	1.747	2.396	3.476	2.552	2.638

Tabla B.26: Matriz de Distancias

	d	V161	V162	V163	V164	V165	V166	V167	V168	V169	V170	V171	V172	V173	V174	V175	V176	V177	V178	V179
61	V61	0.531	2.015	2.082	2.734	3.078	2.128	1.893	1.756	2.123	0.506	3.184	1.570	1.231	1.287	1.252	1.902	2.982	2.057	2.148
62	V62	3.188	0.712	0.639	0.233	0.400	0.632	0.896	0.995	0.634	2.981	0.501	1.186	1.502	1.484	1.523	0.822	0.334	0.691	0.614
63	V63	0.184	2.531	2.598	3.250	3.598	2.642	2.402	2.269	2.642	0.521	3.704	2.078	1.747	1.807	1.771	2.419	3.501	2.575	2.663
64	V64	2.518	0.216	0.173	0.763	1.084	0.283	0.382	0.329	0.192	2.308	1.185	0.556	0.841	0.795	0.834	0.180	0.981	0.077	0.297
65	V65	2.505	0.247	0.157	0.759	1.103	0.376	0.466	0.344	0.120	2.306	1.203	0.497	0.817	0.801	0.840	0.201	0.991	0.174	0.389
66	V66	2.481	0.236	0.217	0.804	1.131	0.266	0.328	0.282	0.255	2.262	1.232	0.539	0.817	0.747	0.786	0.185	1.032	0.071	0.285
67	V67	0.338	2.231	2.301	2.956	3.296	2.342	2.105	1.976	2.343	0.449	3.401	1.790	1.448	1.504	1.469	2.118	3.199	2.275	2.363
68	V68	0.528	2.082	2.149	2.794	3.146	2.173	1.927	1.801	2.195	0.308	3.250	1.655	1.318	1.323	1.286	1.969	3.051	2.109	2.194
69	V69	2.735	0.371	0.346	0.598	0.894	0.219	0.432	0.562	0.409	2.503	0.994	0.824	1.090	1.020	1.058	0.459	0.827	0.324	0.209
70	V70	1.431	1.108	1.172	1.826	2.173	1.218	0.992	0.844	1.218	1.225	2.278	0.700	0.345	0.396	0.370	0.995	2.076	1.140	1.240
71	V71	1.989	0.529	0.610	1.278	1.597	0.650	0.463	0.344	0.669	1.789	1.701	0.327	0.355	0.371	0.403	0.415	1.499	0.581	0.671
72	V72	1.779	0.802	0.851	1.497	1.843	0.898	0.698	0.508	0.885	1.555	1.946	0.461	0.319	0.080	0.101	0.676	1.743	0.794	0.921
73	V73	1.736	0.849	0.898	1.543	1.891	0.944	0.741	0.552	0.932	1.510	1.994	0.495	0.329	0.080	0.080	0.723	1.790	0.840	0.966
74	V74	2.533	0.236	0.181	0.749	1.079	0.268	0.375	0.327	0.204	2.318	1.180	0.568	0.863	0.801	0.840	0.206	0.977	0.012	0.283
75	V75	2.691	0.310	0.163	0.577	0.924	0.348	0.534	0.486	0.121	2.489	1.023	0.665	1.005	0.981	1.020	0.338	0.815	0.209	0.352
76	V76	2.936	0.466	0.396	0.395	0.661	0.383	0.647	0.732	0.399	2.722	0.762	0.945	1.254	1.216	1.255	0.563	0.572	0.417	0.369
77	V77	2.897	0.435	0.364	0.429	0.704	0.353	0.613	0.691	0.364	2.682	0.804	0.910	1.217	1.172	1.211	0.525	0.613	0.374	0.340
78	V78	1.747	0.785	0.870	1.536	1.852	0.907	0.693	0.594	0.925	1.562	1.957	0.484	0.253	0.363	0.373	0.683	1.755	0.845	0.927
79	V79	0.521	2.034	2.101	2.754	3.098	2.150	1.917	1.777	2.141	0.522	3.203	1.588	1.247	1.311	1.276	1.920	2.999	2.077	2.170
80	V80	2.179	0.778	0.865	1.356	1.631	0.692	0.479	0.649	0.956	1.900	1.730	0.857	0.857	0.683	0.702	0.751	1.580	0.777	0.706
81	V81	2.176	0.782	0.869	1.360	1.636	0.696	0.483	0.652	0.959	1.897	1.735	0.858	0.857	0.683	0.701	0.754	1.584	0.781	0.710
82	V82	2.686	0.307	0.160	0.581	0.928	0.348	0.531	0.482	0.117	2.485	1.028	0.661	1.001	0.977	1.016	0.334	0.819	0.206	0.351
83	V83	2.617	0.243	0.287	0.715	0.993	0.023	0.284	0.483	0.389	2.395	1.097	0.714	0.972	0.924	0.962	0.344	0.920	0.276	0.006
84	V84	1.536	0.999	1.082	1.749	2.070	1.111	0.882	0.776	1.135	1.348	2.174	0.653	0.332	0.411	0.399	0.893	1.973	1.049	1.132
85	V85	0.821	1.802	1.852	2.493	2.859	1.913	1.686	1.511	1.888	0.679	2.963	1.329	1.031	1.056	1.021	1.681	2.757	1.823	1.934
86	V86	2.599	0.577	0.644	0.985	1.211	0.399	0.377	0.643	0.732	2.339	1.304	0.918	1.083	0.959	0.990	0.622	1.166	0.558	0.404
87	V87	2.731	0.275	0.174	0.532	0.854	0.269	0.499	0.535	0.209	2.526	0.957	0.725	1.046	1.024	1.064	0.361	0.756	0.244	0.264
88	V88	2.387	0.251	0.244	0.884	1.217	0.351	0.351	0.217	0.276	2.179	1.319	0.437	0.717	0.668	0.707	0.132	1.113	0.168	0.371
89	V89	0.843	1.791	1.839	2.479	2.846	1.903	1.679	1.500	1.874	0.706	2.950	1.315	1.022	1.046	1.011	1.670	2.744	1.812	1.925
90	V90	2.526	0.235	0.183	0.757	1.086	0.272	0.373	0.320	0.205	2.311	1.187	0.561	0.855	0.793	0.832	0.200	0.984	0.020	0.288
91	V91	2.104	0.550	0.594	1.200	1.547	0.579	0.383	0.254	0.657	1.860	1.649	0.440	0.561	0.388	0.421	0.453	1.457	0.513	0.601
92	V92	2.431	1.031	1.115	1.476	1.696	0.888	0.739	0.969	1.211	2.128	1.786	1.207	1.217	1.043	1.058	1.044	1.671	1.026	0.896
93	V93	3.993	1.518	1.438	0.797	0.454	1.435	1.697	1.795	1.411	3.789	0.359	1.971	2.303	2.288	2.327	1.630	0.563	1.491	1.415
94	V94	2.890	0.433	0.379	0.460	0.716	0.329	0.589	0.691	0.392	2.672	0.816	0.920	1.216	1.167	1.206	0.528	0.633	0.377	0.314
95	V95	2.887	0.431	0.377	0.462	0.719	0.326	0.586	0.688	0.390	2.669	0.819	0.917	1.213	1.164	1.203	0.525	0.636	0.375	0.311
96	V96	2.660	0.179	0.166	0.632	0.918	0.241	0.443	0.517	0.240	2.461	1.023	0.675	0.973	0.975	1.014	0.306	0.824	0.264	0.237
97	V97	2.609	0.313	0.162	0.635	1.009	0.386	0.522	0.451	0.185	2.415	1.110	0.572	0.926	0.934	0.972	0.328	0.909	0.284	0.392
98	V98	1.685	0.886	0.926	1.574	1.932	1.015	0.822	0.627	0.970	1.516	2.036	0.403	0.247	0.401	0.402	0.764	1.832	0.922	1.037
99	V99	0.838	1.798	1.867	2.508	2.854	1.874	1.627	1.511	1.915	0.532	2.958	1.403	1.065	1.016	0.979	1.686	2.763	1.815	1.895
100	V100	0.491	2.062	2.131	2.786	3.127	2.176	1.942	1.807	2.172	0.497	3.232	1.621	1.277	1.337	1.303	1.949	3.029	2.105	2.197
101	V101	3.020	0.552	0.503	0.453	0.600	0.559	0.804	0.871	0.470	2.828	0.697	1.025	1.322	1.330	1.369	0.654	0.488	0.560	0.546
102	V102	2.565	0.247	0.196	0.723	1.051	0.236	0.369	0.356	0.227	2.345	1.151	0.606	0.900	0.828	0.867	0.242	0.952	0.050	0.250
103	V103	1.889	0.646	0.728	1.385	1.710	0.728	0.500	0.410	0.795	1.669	1.815	0.409	0.353	0.280	0.306	0.538	1.618	0.680	0.750
104	V104	2.516	0.235	0.186	0.766	1.096	0.277	0.370	0.312	0.208	2.301	1.197	0.553	0.845	0.784	0.823	0.193	0.993	0.032	0.294
105	V105	0.175	2.545	2.613	3.262	3.610	2.645	2.402	2.278	2.661	0.411	3.715	2.103	1.769	1.806	1.769	2.435	3.516	2.586	2.666
106	V106	2.562	0.233	0.136	0.698	1.045	0.248	0.380	0.343	0.203	2.349	1.147	0.570	0.895	0.842	0.880	0.238	0.947	0.110	0.261
107	V107	0.656	1.899	1.967	2.616	2.961	2.006	1.770	1.637	2.010	0.533	3.067	1.464	1.122	1.163	1.128	1.788	2.866	1.939	2.026
108	V108	0.816	1.729	1.800	2.460	2.796	1.846	1.612	1.481	1.843	0.706	2.901	1.300	0.944	1.022	0.989	1.617	2.699	1.776	1.867
109	V109	2.621	0.244	0.286	0.710	0.987	0.028	0.290	0.486	0.388	2.400	1.091	0.716	0.977	0.929	0.967	0.346	0.915	0.277	0.001
110	V110	1.718	0.817	0.903	1.569	1.884	0.941	0.728	0.625	0.955	1.535	1.988	0.508	0.250	0.371	0.378	0.715	1.787	0.878	0.962
111	V111	2.341	0.316	0.291	0.916	1.259	0.431	0.416	0.229	0.309	2.142	1.361	0.391	0.687	0.647	0.685	0.210	1.156	0.265	0.448
112	V112	1.751	0.843	0.895	1.537	1.882	0.925	0.713	0.539	0.933	1.516	1.985	0.515	0.364	0.023	0.027	0.718	1.784	0.828	0.947
113	V113	1.714	0.884	0.935	1.577	1.923	0.964	0.750	0.578	0.973	1.478	2.026	0.546	0.376	0.061	0.025	0.758	1.825	0.869	0.987
114	V114	2.556	0.215	0.136	0.706	1.046	0.224	0.357	0.340	0.213	2.342	1.148	0.572	0.888	0.836	0.874	0.226	0.951	0.102	0.238
115	V115	0.761	1.833	1.901	2.547	2.894	1.922	1.680	1.550	1.945	0.495	2.999	1.419	1.076	1.058	1.021	1.719	2.800	1.855	1.944
116	V116	2.137	0.476	0.482	1.116	1.479	0.594	0.482	0.193	0.505	1.932	1.581	0.230	0.495	0.447	0.483	0.341	1.374	0.445	0.616
117	V117	0.758	1.810	1.871	2.519	2.870	1.928	1.701	1.546	1.909	0.670	2.975	1.354	1.030	1.087	1.053	1.696	2.771	1.848	1.949
118	V118	0.844	1.790	1.837	2.477	2.844	1.902	1.678	1.498	1.872	0.707	2.948	1.314	1.020	1.045	1.010	1.668	2.742	1.810	1.924
119	V119	0.564	2.032	2.098	2.749	3.098	2.132	1.892	1.759	2.143	0.439	3.204	1.590	1.259	1.283	1.247	1.917	3.002	2.065	2.153
120	V120	2.621	0.244	0.286	0.710	0.987	0.028	0.290	0.486	0.388	2.400	1.091	0.716	0.977	0.929	0.967	0.346	0.915	0.277	0.001

Tabla B.27: Matriz de Distancias

	d	V161	V162	V163	V164	V165	V166	V167	V168	V169	V170	V171	V172	V173	V174	V175	V176	V177	V178	V179
121	V121	0.619	2.048	2.115	2.770	3.109	2.179	1.951	1.812	2.156	0.691	3.214	1.598	1.263	1.376	1.344	1.938	3.010	2.105	2.199
122	V122	1.726	0.836	0.901	1.551	1.883	0.983	0.795	0.654	0.945	1.568	1.988	0.453	0.107	0.456	0.465	0.733	1.785	0.904	1.003
123	V123	1.753	0.810	0.874	1.524	1.855	0.959	0.774	0.632	0.918	1.593	1.960	0.437	0.104	0.451	0.462	0.707	1.757	0.878	0.978
124	V124	2.449	0.065	0.201	0.835	1.131	0.253	0.299	0.358	0.305	2.248	1.237	0.507	0.769	0.776	0.815	0.152	1.038	0.245	0.267
125	V125	2.244	0.415	0.400	1.022	1.383	0.483	0.386	0.054	0.443	2.026	1.485	0.338	0.621	0.524	0.561	0.286	1.285	0.337	0.505
126	V126	2.275	0.918	0.980	1.502	1.711	1.075	1.033	0.931	0.950	2.132	1.796	0.909	0.904	0.947	0.967	0.847	1.583	0.939	1.087
127	V127	0.947	1.668	1.731	2.373	2.725	1.755	1.517	1.374	1.772	0.678	2.829	1.257	0.931	0.880	0.842	1.551	2.629	1.679	1.777
128	V128	3.093	3.186	3.282	3.632	3.797	3.062	2.877	3.057	3.378	2.784	3.872	3.206	3.046	2.872	2.860	3.176	3.802	3.189	3.069
129	V129	2.555	0.237	0.178	0.729	1.058	0.251	0.376	0.344	0.207	2.338	1.159	0.587	0.885	0.822	0.861	0.222	0.957	0.019	0.266
130	V130	1.931	0.581	0.653	1.316	1.648	0.700	0.507	0.368	0.712	1.732	1.753	0.302	0.300	0.334	0.364	0.468	1.551	0.631	0.721
131	V131	2.817	0.419	0.396	0.568	0.822	0.251	0.492	0.638	0.439	2.586	0.921	0.896	1.168	1.095	1.133	0.507	0.755	0.357	0.237
132	V132	2.815	0.417	0.395	0.571	0.825	0.248	0.489	0.636	0.439	2.583	0.924	0.894	1.165	1.092	1.130	0.505	0.758	0.355	0.235
133	V133	1.782	0.801	0.855	1.500	1.843	0.887	0.679	0.505	0.893	1.552	1.946	0.482	0.343	0.037	0.070	0.677	1.745	0.790	0.910
134	V134	1.744	0.842	0.896	1.541	1.885	0.927	0.716	0.544	0.934	1.512	1.988	0.512	0.351	0.034	0.036	0.718	1.786	0.831	0.950
135	V135	0.303	2.266	2.339	2.992	3.336	2.366	2.120	2.003	2.388	0.312	3.441	1.837	1.489	1.526	1.490	2.156	3.242	2.307	2.386
136	V136	1.873	0.809	0.884	1.482	1.816	0.824	0.570	0.569	0.975	1.611	1.919	0.636	0.554	0.418	0.427	0.738	1.742	0.833	0.843
137	V137	2.184	0.363	0.438	1.098	1.410	0.460	0.309	0.220	0.500	1.973	1.514	0.368	0.539	0.490	0.528	0.239	1.314	0.384	0.482
138	V138	2.575	0.232	0.287	0.776	1.047	0.188	0.312	0.434	0.348	2.352	1.149	0.680	0.919	0.858	0.897	0.297	0.961	0.213	0.200
139	V139	1.863	0.657	0.736	1.397	1.729	0.777	0.575	0.460	0.804	1.667	1.833	0.345	0.278	0.346	0.367	0.554	1.631	0.722	0.798
140	V140	0.389	2.310	2.379	3.023	3.375	2.394	2.144	2.028	2.429	0.065	3.480	1.887	1.549	1.544	1.506	2.199	3.283	2.338	2.415
141	V141	3.098	0.635	0.587	0.344	0.517	0.517	0.775	0.917	0.608	2.881	0.617	1.128	1.425	1.396	1.435	0.752	0.474	0.621	0.497
142	V142	3.370	0.889	0.829	0.410	0.270	0.840	1.103	1.192	0.793	3.171	0.347	1.366	1.678	1.665	1.704	0.998	0.166	0.873	0.822
143	V143	0.056	2.469	2.540	3.191	3.536	2.570	2.325	2.206	2.587	0.390	3.641	2.030	1.692	1.735	1.699	2.358	3.442	2.511	2.590
144	V144	1.933	0.579	0.650	1.314	1.645	0.699	0.507	0.366	0.709	1.735	1.750	0.299	0.301	0.337	0.367	0.465	1.548	0.629	0.720
145	V145	0.036	2.494	2.564	3.214	3.560	2.594	2.349	2.230	2.611	0.403	3.666	2.053	1.717	1.760	1.724	2.383	3.466	2.535	2.614
146	V146	0.289	2.404	2.485	3.143	3.472	2.500	2.252	2.153	2.535	0.385	3.578	1.995	1.638	1.672	1.636	2.296	3.381	2.449	2.520
147	V147	0.035	2.498	2.568	3.218	3.565	2.598	2.353	2.234	2.616	0.403	3.670	2.057	1.721	1.763	1.727	2.387	3.471	2.539	2.619
148	V148	3.099	0.636	0.587	0.342	0.515	0.518	0.777	0.918	0.608	2.882	0.615	1.129	1.426	1.397	1.436	0.753	0.472	0.622	0.498
149	V149	3.938	1.466	1.393	0.821	0.451	1.417	1.682	1.758	1.344	3.747	0.363	1.920	2.241	2.237	2.277	1.570	0.494	1.441	1.398
150	V150	2.140	0.483	0.485	1.119	1.483	0.613	0.511	0.220	0.501	1.939	1.584	0.215	0.495	0.462	0.497	0.349	1.374	0.456	0.635
151	V151	0.981	1.578	1.640	2.292	2.647	1.684	1.449	1.296	1.683	0.790	2.751	1.143	0.812	0.839	0.805	1.461	2.546	1.604	1.705
152	V152	0.189	2.532	2.598	3.250	3.598	2.642	2.402	2.269	2.642	0.524	3.704	2.078	1.747	1.807	1.772	2.419	3.501	2.575	2.663
153	V153	2.090	0.545	0.544	1.177	1.537	0.699	0.601	0.352	0.575	1.920	1.639	0.053	0.469	0.541	0.570	0.420	1.429	0.569	0.718
154	V154	3.993	1.518	1.438	0.797	0.454	1.435	1.697	1.795	1.411	3.789	0.359	1.971	2.303	2.288	2.327	1.630	0.563	1.491	1.415
155	V155	2.957	0.544	0.450	0.340	0.661	0.554	0.788	0.809	0.423	2.765	0.761	0.951	1.271	1.284	1.323	0.642	0.560	0.544	0.541
156	V156	0.562	2.034	2.100	2.752	3.100	2.134	1.895	1.761	2.145	0.438	3.206	1.592	1.261	1.285	1.249	1.919	3.004	2.067	2.155
157	V157	3.671	1.187	1.120	0.539	0.111	1.112	1.376	1.482	1.095	3.468	0.001	1.662	1.979	1.966	2.006	1.303	0.241	1.171	1.092
158	V158	0.295	2.298	2.368	3.023	3.363	2.411	2.175	2.043	2.409	0.463	3.468	1.855	1.513	1.572	1.537	2.185	3.265	2.342	2.431
159	V159	2.561	0.066	0.159	0.729	1.020	0.209	0.355	0.436	0.263	2.359	1.124	0.600	0.878	0.880	0.919	0.224	0.926	0.231	0.214
160	V160	2.799	0.338	0.273	0.488	0.788	0.259	0.517	0.604	0.316	2.586	0.891	0.816	1.122	1.090	1.129	0.439	0.703	0.311	0.246
161	V161	0.000	2.500	2.570	3.221	3.566	2.601	2.356	2.237	2.618	0.419	3.671	2.059	1.722	1.767	1.731	2.389	3.472	2.542	2.621
162	V162	2.500	0.000	0.180	0.789	1.083	0.234	0.326	0.394	0.285	2.299	1.187	0.550	0.818	0.825	0.864	0.181	0.988	0.237	0.245
163	V163	2.570	0.180	0.000	0.679	1.017	0.279	0.421	0.393	0.154	2.370	1.120	0.559	0.883	0.877	0.916	0.220	0.916	0.180	0.286
164	V164	3.221	0.789	0.679	0.000	0.452	0.726	0.978	1.023	0.655	3.015	0.539	1.200	1.537	1.519	1.558	0.884	0.383	0.741	0.710
165	V165	3.566	1.083	1.017	0.452	0.000	1.008	1.271	1.380	0.995	3.363	0.111	1.559	1.874	1.863	1.903	1.199	0.175	1.070	0.988
166	V166	2.601	0.234	0.279	0.726	1.008	0.000	0.269	0.464	0.382	2.378	1.112	0.696	0.956	0.906	0.944	0.328	0.935	0.262	0.028
167	V167	2.356	0.326	0.421	0.978	1.271	0.269	0.000	0.357	0.530	2.127	1.376	0.580	0.759	0.695	0.730	0.335	1.201	0.376	0.289
168	V168	2.237	0.394	0.393	1.023	1.380	0.464	0.357	0.000	0.447	2.018	1.482	0.337	0.608	0.521	0.558	0.266	1.283	0.334	0.486
169	V169	2.618	0.285	0.154	0.655	0.995	0.382	0.530	0.447	0.000	2.422	1.095	0.597	0.927	0.915	0.954	0.287	0.882	0.203	0.389
170	V170	0.419	2.299	2.370	3.015	3.363	2.378	2.127	2.018	2.422	0.000	3.468	1.884	1.544	1.533	1.495	2.189	3.273	2.327	2.399
171	V171	3.671	1.187	1.120	0.539	0.111	1.112	1.376	1.482	1.095	3.468	0.000	1.662	1.980	1.967	2.006	1.303	0.241	1.171	1.092
172	V172	2.059	0.550	0.559	1.200	1.559	0.696	0.580	0.337	0.597	1.884	1.662	0.000	0.438	0.503	0.532	0.424	1.454	0.576	0.716
173	V173	1.722	0.818	0.883	1.537	1.874	0.956	0.759	0.608	0.927	1.544	1.980	0.438	0.000	0.363	0.371	0.710	1.776	0.872	0.976
174	V174	1.767	0.825	0.877	1.519	1.863	0.906	0.695	0.521	0.915	1.533	1.967	0.503	0.363	0.000	0.040	0.700	1.766	0.810	0.928
175	V175	1.731	0.864	0.916	1.558	1.903	0.944	0.730	0.558	0.954	1.495	2.006	0.532	0.371	0.040	0.000	0.738	1.805	0.849	0.966
176	V176	2.389	0.181	0.220	0.884	1.199	0.328	0.335	0.266	0.287	2.189	1.303	0.424	0.710	0.700	0.738	0.000	1.098	0.212	0.346
177	V177	3.472	0.988	0.916	0.383	0.175	0.935	1.201	1.283	0.882	3.273	0.241	1.454	1.776	1.766	1.805	1.098	0.000	0.968	0.916
178	V178	2.542	0.237	0.180	0.741	1.070	0.262	0.376	0.334	0.203	2.327	1.171	0.576	0.872	0.810	0.849	0.212	0.968	0.000	0.277
179	V179	2.621	0.245	0.286	0.710	0.988	0.028	0.289	0.486	0.389	2.399	1.092	0.716	0.976	0.928	0.966	0.346	0.916	0.277	0.000

Tabla B.28: Nombre de Estaciones (Caudales)

V	Estación	V.	Estación.	.V.	.Estación.
V1	[SEGREDO + DESVIO] ARTIFICIAL (75)	V61	FOZ DO CHAPECÓ (94)	V121	PEDRA DO CAVALO (254)
V2	14 DE JULHO (284)	V62	FOZ DO RIO CLARO (261)	V122	PEDRAS (116)
V3	A.A. LAYDNER (47)	V63	FUNDÃO (72)	V123	PEDREIRA (109)
V4	A.S. LIMA (238)	V64	FUNIL-GRANDE (211)	V124	PEIXE ANGICAL (257)
V5	A.S. LIMA ARTIFICIAL (38)	V65	FUNIL (123)	V125	PICADA (197)
V6	A.S.OLIVEIRA (16)	V66	FURNAS (6)	V126	PIMENTAL ARTIFICIAL (302)
V7	ÁGUA VERMELHA (18)	V67	GARIBALDI (89)	V127	PIRAJU (48)
V8	AIMORÉS (148)	V68	GOVERNADOR PARIGOT DE SOUZA (115)	V128	PONTE DE PEDRA (281)
V9	ALTO TIETÊ (160)	V69	GUAPORÉ (296)	V129	PORTO COLÔMBIA (12)
V10	ANTA (129)	V70	GUARAPIRANGA (117)	V130	PORTO ESTRELA (263)
V11	ANTA ARTIFICIAL (127)	V71	GUILMAN-AMORIM (262)	V131	PORTO PRIMAVERA (246)
V12	ANTÔNIO DIAS + SÁ CARVALHO (183)	V72	IBITINGA (239)	V132	PORTO PRIMAVERA ARTIFICIAL (46)
V13	B MONTE PRINCIPAL (292)	V73	IBITINGA ARTIFICIAL (39)	V133	PROMISSÃO (240)
V14	BAGUARI (141)	V74	IGARAPAVA (10)	V134	PROMISSÃO ARTIFICIAL (40)
V15	BAIXO IGUAÇU (81)	V75	ILHA DOS POMBOS (130)	V135	QUEBRA QUEIXO (286)
V16	BALBINA (269)	V76	ILHA SOLTEIRA (34)	V136	QUEIMADO (158)
V17	BARRA BONITA (237)	V77	ILHA SOLTEIRA EQUIVALENTE ARTIFICIAL (44)	V137	RETIRO BAIXO (155)
V18	BARRA BONITA ARTIFICIAL (37)	V78	IRAPÉ (255)	V138	RONDON 2 (145)
V19	BARRA DOS COQUEIROS (248)	V79	ITÁ (92)	V139	ROSAL (196)
V20	BARRA GRANDE (215)	V80	ITAIPU (266)	V140	ROSANA (63)
V21	BATALHA (22)	V81	ITAIPU ARTIFICIAL (66)	V141	SALTO (294)
V22	BELO MONTE (288)	V82	ITAOCARA (199)	V142	SALTO APIACÁS (225)
V23	BILLINGS (118)	V83	ITAPARICA (172)	V143	SALTO CAXIAS (222)
V24	BILLINGS+PEDRAS (119)	V84	ITAPEBI (188)	V144	SALTO GRANDE (134)
V25	BOA ESPERANÇA (190)	V85	ITAUBA (113)	V145	SALTO OSORIO (78)
V26	CACHOEIRA CALDEIRÃO (204)	V86	ITIQUIRA I e II (259)	V146	SALTO PILÃO (101)
V27	CACHOEIRA DOURADA (32)	V87	ITUMBIARA (31)	V147	SALTO SANTIAGO (77)
V28	CACONDE (14)	V88	ITUTINGA (2)	V148	SALTO VERDINHO (241)
V29	CAÇU (247)	V89	JACUÍ (112)	V149	SAMUEL (279)
V30	CAMARGOS (1)	V90	JAGUARA (9)	V150	SANTA BRANCA (122)
V31	CAMPOS NOVOS (216)	V91	JAGUARI (120)	V151	SANTA CLARA MG (283)
V32	CANA BRAVA (191)	V92	JAURU (295)	V152	SANTA CLARA PR (71)
V33	CANDONGA (149)	V93	JIRAU (285)	V153	SANTANA (203)
V34	CANOAS I (52)	V94	JUPIÁ (245)	V154	SANTO ANTONIO (287)
V35	CANOAS II (51)	V95	JUPIÁ ARTIFICIAL (45)	V155	SANTO ANTÔNIO DO JARI (290)
V36	CAPIM BRANCO I (207)	V96	LAJEADO (273)	V156	SÃO JOSÉ (102)
V37	CAPIM BRANCO II (28)	V97	LAJES ARTIFICIAL (132)	V157	SÃO MANOEL (230)
V38	CAPIVARA (61)	V98	LAJES/P.PASSOS/FONTES NOVA (202)	V158	SÃO ROQUE (88)
V39	CASTRO ALVES (98)	V99	LUCAS NOGUEIRA GARCEZ (50)	V159	SÃO SALVADOR (253)
V40	CHAVANTES (49)	V100	MACHADINHO (217)	V160	SÃO SIMÃO (33)
V41	COARACY NUNES (280)	V101	MANSO (278)	V161	SEGREDO (76)
V42	COLIDER (228)	V102	MARIMBONDO (17)	V162	SERRA DA MESA (270)
V43	CORUMBÁ I (209)	V103	MASCARENHAS (144)	V163	SERRA DO FACÃO (251)
V44	CORUMBÁ III (23)	V104	MASCARENHAS DE MORAES (7)	V164	SIMPLÍCIO ARTIFICIAL (126)
V45	CORUMBÁ IV (205)	V105	MAUÁ (57)	V165	SINOP (227)
V46	CURUÁ-UNA (277)	V106	MIRANDA (206)	V166	SOBRADINHO (169)
V47	DARDANELOS (291)	V107	MONJOLINHO (220)	V167	SOBRADINHO INCREMENTAL (168)
V48	DESVIO JORDAO (73)	V108	MONTE CLARO (97)	V168	SOBRAGI (198)
V49	DESVIO JORDÃO ARTIFICIAL (70)	V109	MOXOTÓ (173)	V169	STA CECILIA (125)
V50	DONA FRANCISCA (114)	V110	MURTA (258)	V170	TAQUARUÇU (62)
V51	EDGARD DE SOUZA COM TRIBUTÁRIOS (161)	V111	NILO PEÇANHA (131)	V171	TELES PIRES (229)
V52	EDGARD DE SOUZA MENOS TRIBUTÁRIOS (164)	V112	NOVA AVANHANDAVA (242)	V172	TOCOS (201)
V53	EMBORCAÇÃO (24)	V113	NOVA AVANHANDAVA ARTIFICIAL (42)	V173	TRAIÇÃO (104)
V54	ERNESTINA (110)	V114	NOVA PONTE (25)	V174	TRÊS IRMÃOS (243)
V55	ESPORA (99)	V115	OURINHOS (249)	V175	TRÊS IRMÃOS ARTIFICIAL (43)
V56	ESTREITO (8)	V116	PARAIBUNA (121)	V176	TRÊS MARIAS (156)
V57	ESTREITO TOCANTINS (271)	V117	PASSO FUNDO (93)	V177	TUCURUI (275)
V58	EUCLIDES DA CUNHA (15)	V118	PASSO REAL (111)	V178	VOLTA GRANDE (11)
V59	FERREIRA GOMES (297)	V119	PASSO SÃO JOÃO (103)	V179	XINGÓ (178)
V60	FOZ DO AREIA (74)	V120	PAULO AFONSO (175)	V180	-

Apéndice C

Modelamiento de Series Temporales

C.1. Modelo SARIMA del clúster

C.1.1. Modelo del clúster 1

El modelo SARIMA que representa al clúster 1, sus coeficientes y residuos se resumen en la tabla C.1.

Mientras que los coeficientes estimados del modelo, para cada una de las series del clúster se muestran en la tabla C.2 .

Luego, en el gráfico C.2, vemos varias de las predicciones de caudales del clúster 1.

Tabla C.1: Modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	2.6590	0.0806	32.970	0.0000	***
ar2	-2.6100	0.2147	-12.155	0.0000	***
ar3	1.1814	0.2148	5.499	0.0000	***
ar4	-0.2390	0.0810	-2.950	0.0032	**
sar1	-0.7377	0.0534	-13.813	0.0000	***

Resumen:
sigma^2 = 6.07, loglikelihood = -353.63, AIC = 719.26, BIC =737.24, Hannan-Quinn =727.53

Tabla C.2: Modelo SARIMA$(4,0,0)(1,1,0)_{12}$ - clúster 1

Estación-Caudal	ar1	ar2	ar3	ar4	sar1	sigma^2	Log-Verosim	AIC	BIC
LAJES/P.PASSOS/FONTES NOVA (202)	0.399 ***	0.087	0.057	0.021	-0.384 ***	1.155e+01	-360.5	733.0	750.4
14 DE JULHO (284)	0.36 ***	0.067	-0.082	0.125	-0.569 ***	6.655e+04	-950.6	1913.2	1930.7
CASTRO ALVES (98)	0.315 ***	0.092	-0.094	0.131	-0.573 ***	2.125e+04	-873.0	1758.0	1775.5
BAIXO IGUAÇU (81)	0.586 ***	-0.173 .	0.027	-0.044	-0.424 ***	1.367e+06	-1155.1	2322.1	2339.6
BARRA GRANDE (215)	0.423 ***	0.03	-0.049	0.099	-0.538 ***	5.915e+04	-942.3	1896.6	1914.1
CAMPOS NOVOS (216)	0.551 ***	-0.101	0.029	0.05	-0.524 ***	7.836e+04	-961.4	1934.7	1952.2
DESVIO JORDÃO ARTIFICIAL (70)	0.226 **	-0.133	0.091	-0.076	-0.503 ***	4.526e+03	-767.2	1546.3	1563.8
GARIBALDI (89)	0.551 ***	-0.103	0.032	0.05	-0.526 ***	6.388e+04	-947.5	1907.0	1924.5
MACHADINHO (217)	0.592 ***	-0.122	0.031	0.072	-0.531 ***	3.140e+05	-1055.8	2123.7	2141.2
PEDREIRA (109)	0.229 **	0.08	0.252 **	0.064	-0.532 ***	7.163e+01	-485.6	983.2	1000.7
PIMENTAL ARTIFICIAL (302)	0.295 ***	-0.225 *	0.098	-0.05	-0.511 ***	2.369e+06	-1193.0	2397.9	2415.4
SÃO ROQUE (88)	0.539 ***	-0.102	0.051	0.046	-0.531 ***	4.350e+04	-921.4	1854.8	1872.3
TRAIÇÃO (104)	0.29 ***	0.066	0.236 **	0.065	-0.524 ***	1.955e+02	-553.8	1119.6	1137.1
SEGREDO Y DESVIO ARTIFICIAL (75)	0.641 ***	-0.166	-0.009	-0.025	-0.421 ***	3.925e+05	-1070.2	2152.4	2169.9
ITÁ (92)	0.54 ***	-0.096	0.047	0.059	-0.534 ***	6.723e+05	-1107.6	2227.2	2244.7
MONJOLINHO (220)	0.467 ***	-0.014	0.123	-0.009	-0.516 ***	5.723e+03	-783.3	1578.7	1596.2
PASSO FUNDO (93)	0.529 ***	-0.04	0.096	-0.011	-0.508 ***	1.593e+03	-696.4	1404.7	1422.2
QUEBRA QUEIXO (286)	0.47 ***	-0.029	-0.028	0.03	-0.454 ***	4.057e+03	-759.4	1530.8	1548.3
SALTO OSORIO (78)	0.61 ***	-0.177 .	0.016	-0.04	-0.415 ***	6.763e+05	-1107.2	2226.3	2243.8
SALTO SANTIAGO (77)	0.615 ***	-0.181 .	0.019	-0.042	-0.417 ***	6.109e+05	-1100.3	2212.5	2230.0
SEGREDO (76)	0.626 ***	-0.167	-0.006	-0.023	-0.422 ***	3.412e+05	-1060.7	2133.4	2150.8
JACUÍ (112)	0.536 ***	0.083	-0.045	0.107	-0.504 ***	2.097e+04	-871.6	1755.3	1772.7
PASSO REAL (111)	0.536 ***	0.083	-0.045	0.108	-0.505 ***	2.055e+04	-870.2	1752.5	1770.0
PEDRA DO CAVALO (254)	0.293 ***	-0.114	-0.092	0.129	-0.701 ***	8.109e+03	-809.2	1630.4	1647.8
ALTO TIETÊ (160)	0.385 ***	0.036	0.282 **	0.02	-0.598 ***	1.026e+01	-354.2	720.3	737.8
FOZ DO CHAPECÓ (94)	0.535 ***	-0.064	0.036	0.053	-0.541 ***	1.023e+06	-1136.2	2284.5	2302.0
SALTO CAXIAS (222)	0.586 ***	-0.173 .	0.027	-0.044	-0.424 ***	1.171e+06	-1144.5	2301.0	2318.5
FOZ DO AREIA (74)	0.614 ***	-0.137	-0.028	-0.018	-0.43 ***	2.532e+05	-1040.5	2092.9	2110.4
DESVIO JORDAO (73)	0.548 ***	-0.143	0.057	-0.086	-0.445 ***	1.102e+04	-827.4	1666.8	1684.2
FUNDÃO (72)	0.51 ***	-0.102	0.037	-0.091	-0.44 ***	8.156e+03	-806.9	1625.7	1643.2
MAUÁ (57)	0.583 ***	-0.105	0.069	-0.083	-0.5 ***	3.649e+04	-909.2	1830.5	1847.9
MONTE CLARO (97)	0.353 ***	0.072	-0.083	0.124	-0.566 ***	6.189e+04	-945.6	1903.3	1920.8
DONA FRANCISCA (114)	0.443 ***	0.218 *	-0.078	0.067	-0.512 ***	5.928e+04	-942.3	1896.7	1914.2
ITAUBA (113)	0.486 ***	0.156 .	-0.067	0.098	-0.508 ***	3.651e+04	-909.3	1830.7	1848.2
PASSO SÃO JOÃO (103)	0.523 ***	0.129	-0.022	0.048	-0.483 ***	4.345e+04	-921.0	1854.0	1871.5
SÃO JOSÉ (102)	0.52 ***	0.129	-0.022	0.049	-0.484 ***	4.053e+04	-916.3	1844.5	1862.0
SANTA CLARA MG (283)	0.453 ***	-0.096	0.113	-0.002	-0.465 ***	4.825e+03	-771.3	1554.6	1572.1
SANTA CLARA PR (71)	0.5 ***	-0.089	0.031	-0.092	-0.441 ***	7.481e+03	-801.0	1614.0	1631.5
BILLINGS (118)	0.229 **	0.08	0.252 **	0.064	-0.532 ***	7.163e+01	-485.6	983.2	1000.7
BILLINGS+PEDRAS (119)	0.24 **	0.078	0.244 **	0.063	-0.536 ***	1.093e+02	-514.4	1040.7	1058.2
PEDRAS (116)	0.281 **	0.068	0.21 *	0.058	-0.549 ***	4.100e+00	-291.1	594.3	611.8

Figura C.1: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(4,0,0)(1,1,0)

C.1.2. Modelo del clúster 2

El modelo SARIMA que representa al clúster 2, sus coeficientes y residuos se resumen en la tabla C.3.

Además, los coeficientes estimados del modelo, para cada una de las series del clúster se muestran en la tabla C.4.

Tabla C.3: Modelo SARIMA$(4,0,3)(1,1,0)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	1.7863	0.0893	20.000	0	***
ar2	-1.4941	0.1760	-8.487	0	***
ar3	1.4852	0.1374	10.805	0	***
ar4	-0.7983	0.0608	-13.124	0	***
ma1	0.5822	0.1097	5.308	0	***
ma2	1.0567	0.0573	18.440	0	***
ma3	0.4581	0.0975	4.697	0	***
sar1	-0.7961	0.0507	-15.708	0	***

Resumen:
sigma^2 = 1.32, loglikelihood = -219.24, AIC = 456.48, BIC =482.42, Hannan-Quinn =468.45

Figura C.2: Predicción SARIMA de Caudales del clúster 1

Figura C.3: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(4,0,3)(1,1,0)

Tabla C.4: Modelo SARIMA$(4,0,3)(1,1,0)_{12}$ - clúster 2

Estación-Caudal	ar1	ar2	ar3	ar4	ma1	ma2	ma3	sar1	$sigma^2$	Log-Verosim	AIC	BIC
A.A. LAYDNER (47)	-0.124	-0.148	0.71 ***	0.082	0.649 **	0.726 ***	-0.291	-0.513 ***	9997.34	-727.1	1472.2	1497.3
CHAVANTES (49)	-0.172	0.693 **	0.171	-0.078	0.582	-0.245	-0.005	-0.523 ***	24969.14	-780.1	1578.3	1603.3
LUCAS NOGUEIRA GARCEZ (50)	-0.289	-0.157	0.706 ***	0.134	0.706 ***	0.755 ***	-0.255	-0.522 ***	35468.68	-802.8	1623.6	1648.7
OURINHOS (249)	-1.307 ***	0.349	0.896 ***	0.184	1.757 ***	0.59	-0.201	-0.503 ***	24450.20	-779.8	1577.6	1602.7
PIRAJU (48)	-0.132	-0.151	0.711 ***	0.085	0.648 **	0.726 ***	-0.292	-0.513 ***	10477.58	-729.9	1477.8	1502.8
GOVERNADOR PARIGOT DE SOUZA (115)	-0.404 ***	-0.204 *	-0.262 **	0.253 *	0.933 ***	0.933 ***	1 ***	-0.472 ***	51.66	-413.3	844.7	869.8
SALTO PILÃO (101)	1.145 ***	-1.026 ***	1.278 ***	-0.42 ***	-0.675 ***	0.675 ***	-1 ***	-0.559 ***	10084.43	-727.7	1473.5	1498.5
ROSANA (63)	-0.337	-0.119	0.699 ***	0.037	0.841 *	0.781 *	-0.209	-0.527 ***	275471.66	-926.0	1870.0	1895.0
CANOAS I (52)	-0.307	-0.159	0.703 ***	0.134	0.728 **	0.771 ***	-0.237	-0.521 ***	39838.53	-809.8	1637.6	1662.7
CANOAS II (51)	-0.296	-0.158	0.705 ***	0.135	0.714 ***	0.761 ***	-0.248	-0.522 ***	36843.77	-805.1	1628.2	1653.3
ERNESTINA (110)	-0.137	-0.22	0.543 ***	0.023	0.614 *	0.611 *	-0.388	-0.478 ***	991.68	-588.8	1195.5	1220.6
CAPIVARA (61)	-0.292	-0.089	0.711	0.001	0.8 ***	0.734 ***	-0.251 *	-0.533	233410.14	-916.1	1850.2	1875.3
TAQUARUÇU (62)	-0.342	-0.112	0.697 ***	0.042	0.85 *	0.793 *	-0.198	-0.527 ***	247820.48	-919.7	1857.5	1882.5

Tabla C.5: Modelo SARIMA$(2,0,1)(1,1,0)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	1.8978	0.0361	52.541	0	NA
ar2	-0.9150	0.0359	-25.493	0	***
ma1	0.4377	0.0798	5.486	0	***
sar1	-0.7571	0.0548	-13.803	0	***

Resumen:
sigma^2 = 6.43, loglikelihood = -303.18, AIC = 616.36, BIC =630.5, Hannan-Quinn =622.89

Luego, en el gráfico C.4, vemos varias de las predicciones de caudales del clúster 2.

C.1.3. Modelo del clúster 3

El modelo SARIMA que representa al clúster 3, sus coeficientes y residuos se resumen en la tabla C.5.

Además, los coeficientes estimados del modelo, para cada una de las series del clúster se muestran en la tabla C.6.

Luego, en el gráfico C.6, vemos varias de las predicciones de caudales del clúster 3.

C.1.4. Modelo del clúster 4

El modelo SARIMA que representa al clúster 4, sus coeficientes y residuos se resumen en la tabla C.9.

Mientras que los coeficientes estimados del modelo, para cada una de las series del clúster se muestran en la tabla C.10.

Tabla C.6: Modelo SARIMA$(2,0,1)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3

Estación-Caudal	ar1	ar2	ma1	sar1	sigma^2	Log-Verosim	AIC	BIC
XINGÓ (178)	0.381	-0.105	0.339	-0.501 ***	8.379e+05	-932.9	1875.8	1889.5
AIMORÉS (148)	-0.252	0.244 .	0.789 ***	-0.422 ***	1.816e+05	-845.9	1701.8	1715.4
MASCARENHAS (144)	-0.249	0.241 .	0.785 ***	-0.417 ***	2.519e+05	-864.4	1738.7	1752.3
BARRA BONITA (237)	0.655 .	0.044	-0.328	-0.48 ***	3.377e+04	-751.2	1512.3	1526.0
BARRA BONITA ARTIFICIAL (37)	0.594	0.068	-0.284	-0.474 ***	2.991e+04	-744.3	1498.5	1512.2
LAJES ARTIFICIAL (132)	-0.472 ***	0.417 ***	1 ***	-0.497 ***	3.876e+01	-369.9	749.7	763.4
STA CECILIA (125)	-0.281	0.154	0.646 .	-0.365 ***	1.166e+04	-690.3	1390.7	1404.3
PORTO ESTRELA (263)	-0.61 ***	0.294 **	1 ***	-0.492 ***	9.098e+03	-678.1	1366.3	1379.9
SALTO GRANDE (134)	-0.612 ***	0.295 **	1 ***	-0.495 ***	8.371e+03	-673.4	1356.9	1370.5
GUAPORÉ (296)	1.272 ***	-0.353 *	-0.736 ***	-0.403 ***	5.880e+00	-261.7	533.4	547.0
CACONDE (14)	0.62	-0.06	-0.324	-0.511 ***	4.800e+02	-511.0	1032.0	1045.7
CACHOEIRA DOURADA (32)	0.267	0.125	0.231	-0.502 ***	5.212e+05	-906.0	1822.0	1835.6
BAGUARI (141)	-0.306	0.336 .	0.832 **	-0.442 ***	7.513e+04	-796.2	1602.3	1616.0
GUILMAN-AMORIM (262)	0.105	0.136	0.313	-0.405 ***	1.311e+03	-567.1	1144.2	1157.8
IRAPÉ (255)	0.116	0.044	0.324	-0.485 ***	1.287e+04	-696.7	1403.4	1417.0
ESTREITO TOCANTINS (271)	0.333	-0.193	0.277	-0.419 ***	3.538e+06	-1013.7	2037.4	2051.0
ANTÔNIO DIAS + SÁ CARVALHO (183)	-0.261	0.277	0.693	-0.41 ***	1.590e+03	-578.0	1166.1	1179.7
B MONTE PRINCIPAL (292)	0.47 *	-0.022	0.528 *	-0.529 ***	3.328e+06	-1011.3	2032.7	2046.3
BELO MONTE (288)	0.459 **	-0.118	0.458 **	-0.571 ***	6.819e+06	-1052.2	2114.4	2128.0
CAPIM BRANCO I (207)	-0.464 ***	0.477 ***	0.906 ***	-0.56 ***	1.480e+04	-705.2	1420.5	1434.1
CAPIM BRANCO II (28)	-0.481 ***	0.463 ***	0.905 ***	-0.557 ***	1.604e+04	-709.7	1429.4	1443.1
COLIDER (228)	0.784 *	-0.056	-0.536	-0.393 ***	1.158e+05	-820.2	1650.3	1664.0
EMBORCAÇÃO (24)	-0.427 *	0.479 ***	0.906 ***	-0.506 ***	7.700e+04	-797.9	1605.8	1619.5
ITAOCARA (199)	1.139 ***	-0.212 .	-0.826 ***	-0.436 ***	4.885e+04	-771.6	1553.2	1566.9
MIRANDA (206)	-0.454 ***	0.485 ***	0.904 ***	-0.562 ***	1.430e+04	-703.3	1416.6	1430.2
MURTA (258)	0.091	0.049	0.385	-0.479 ***	1.646e+04	-710.6	1431.2	1444.8
NILO PEÇANHA (131)	0.006	0.438 *	0.568 .	-0.461 ***	2.397e+02	-471.6	953.2	966.9
SALTO APIACÁS (225)	-0.012	-0.01	0.609 ***	-0.455 ***	8.056e+03	-670.1	1350.3	1363.9
SÃO MANOEL (230)	-0.022	-0.055	0.627 ***	-0.467 ***	4.100e+05	-892.3	1794.6	1808.2
SERRA DO FACÃO (251)	1.139	-0.28	-0.666	-0.526 ***	8.853e+03	-675.9	1361.8	1375.5
SIMPLÍCIO ARTIFICIAL (126)	-0.025	0.52	0.69	-0.384 ***	1.697e+03	-581.8	1173.6	1187.2
SINOP (227)	0.778 *	-0.054	-0.531	-0.392 ***	9.700e+04	-810.1	1630.3	1643.9
IBITINGA (239)	0.678 .	0.035	-0.344	-0.485 ***	5.448e+04	-778.2	1566.5	1580.1
IBITINGA ARTIFICIAL (39)	0.64 .	0.05	-0.32	-0.482 ***	4.991e+04	-773.3	1556.5	1570.2
PROMISSÃO (240)	0.709 .	0.009	-0.347	-0.524 ***	7.977e+04	-800.1	1610.2	1623.8
PROMISSÃO ARTIFICIAL (40)	0.678	0.022	-0.327	-0.522 ***	7.481e+04	-796.5	1602.9	1616.5
ANTA (129)	1.133 ***	-0.201	-0.839 ***	-0.446 ***	3.838e+04	-758.0	1526.1	1539.7
ANTA ARTIFICIAL (127)	1.113 ***	-0.166	-0.877 ***	-0.443 ***	3.391e+04	-751.0	1512.0	1525.7
ILHA DOS POMBOS (130)	1.135 ***	-0.208 .	-0.827 ***	-0.443 ***	4.435e+04	-766.2	1542.4	1556.1
BALBINA (269)	0.202	0.346	0.493	-0.476 ***	6.163e+04	-785.3	1580.7	1594.3

Tabla C.7: Modelo SARIMA$(2,0,1)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3

	Estación-Caudal	ar1	ar2	ma1	sar1	sigma^2	Log-Verosim	AIC	BIC
41	MANSO (278)	0.764 *	-0.038	-0.574	-0.538 ***	8638.6	-674.5	1359.1	1372.7
42	BOA ESPERANÇA (190)	0.252	-0.244 .	0.05	-0.607 ***	34055.2	-752.8	1515.6	1529.3
43	ESTREITO (8)	0.325	0.098	-0.08	-0.621 ***	158181.5	-839.7	1689.4	1703.1
44	JAGUARA (9)	0.332	0.093	-0.081	-0.619 ***	160102.7	-840.4	1690.7	1704.4
45	MASCARENHAS DE MORAES (7)	0.321	0.105	-0.084	-0.624 ***	152788.7	-837.8	1685.6	1699.2
46	MARIMBONDO (17)	1.253 ***	-0.356 ***	-0.866 ***	-0.558 ***	426755.6	-895.2	1800.3	1814.0
47	PORTO COLÔMBIA (12)	0.409	0.052	-0.092	-0.604 ***	228735.2	-860.4	1730.7	1744.4
48	ITAPEBI (188)	0.034	-0.025	0.41	-0.501 ***	65967.8	-789.2	1588.3	1602.0
49	CORUMBÁ I (209)	0.278	0.051	0.362	-0.485 ***	54828.1	-778.7	1567.4	1581.0
50	ROSAL (196)	-0.266	0.191	0.719 .	-0.538 ***	712.5	-533.6	1077.3	1090.9
51	SÃO SIMÃO (33)	0.25	0.122	0.232	-0.481 ***	1093199.7	-947.7	1905.3	1919.0
52	ITUMBIARA (31)	0.289	0.113	0.216	-0.504 ***	486811.0	-902.1	1814.3	1827.9
53	PORTO PRIMAVERA (246)	-0.319	0.348	0.774	-0.549 ***	5621101.8	-1040.7	2091.5	2105.1
54	PORTO PRIMAVERA ARTIFICIAL (46)	-0.316	0.346	0.771	-0.55 ***	5592962.5	-1040.5	2090.9	2104.6
55	PICADA (197)	0.6	0.084	-0.256	-0.517 ***	179.6	-455.6	921.3	934.9
56	SOBRAGI (198)	0.781 .	0.025	-0.44	-0.468 ***	594.3	-522.9	1055.7	1069.4
57	JIRAU (285)	0.715	-0.026	0.129	-0.561 ***	6280047.3	-1047.4	2104.8	2118.5
58	RONDON 2 (145)	0.291	0.084	0.194	-0.526 ***	195.7	-460.5	931.0	944.7
59	SAMUEL (279)	-0.107	0.35 .	0.538	-0.604 ***	14959.1	-706.3	1422.7	1436.3
60	SANTO ANTONIO (287)	0.743	-0.046	0.098	-0.561 ***	6491385.2	-1049.3	2108.6	2122.2
61	CAMARGOS (1)	0.018	0.205	0.29	-0.513 ***	2198.4	-597.0	1204.1	1217.7
62	FUNIL (123)	1.087 ***	-0.19	-0.785 ***	-0.399 ***	7324.9	-664.2	1338.4	1352.1
63	FUNIL-GRANDE (211)	1.018 **	-0.134	-0.734 *	-0.62 ***	9559.8	-681.1	1372.2	1385.8
64	ITUTINGA (2)	0.018	0.205	0.29	-0.513 ***	2198.4	-597.0	1204.1	1217.7
65	CACHOEIRA CALDEIRÃO (204)	-0.046	0.007	0.548 *	-0.409 ***	83760.4	-802.1	1614.1	1627.8
66	COARACY NUNES (280)	-0.047	0.007	0.549 *	-0.409 ***	84227.9	-802.4	1614.8	1628.4
67	FERREIRA GOMES (297)	-0.048	0.008	0.551 *	-0.409 ***	85634.4	-803.3	1616.6	1630.3
68	TELES PIRES (229)	-0.022	-0.055	0.627 ***	-0.467 ***	402554.7	-891.2	1792.5	1806.1
69	LAJEADO (273)	0.241	-0.209	0.165	-0.465 ***	1866871.9	-977.8	1965.5	1979.2
70	BATALHA (22)	0.19	0.078	0.201	-0.39 ***	4605.4	-638.0	1286.0	1299.6
71	FOZ DO RIO CLARO (261)	-0.06	0.156	0.397	-0.551 ***	4071.1	-632.2	1274.4	1288.0
72	ILHA SOLTEIRA (34)	1.282 ***	-0.398 ***	-0.837 ***	-0.529 ***	3659168.7	-1016.3	2042.7	2056.3
73	ILHA SOLTEIRA EQUIVALENTE ARTIFICIAL (44)	-0.465 .	0.409 **	0.877 ***	-0.549 ***	4523775.9	-1028.4	2066.8	2080.4
74	JUPIÁ (245)	-0.442	0.399 *	0.856 *	-0.543 ***	4934954.7	-1033.3	2076.5	2090.2
75	JUPIÁ ARTIFICIAL (45)	-0.438	0.397 *	0.853 *	-0.543 ***	4910588.2	-1033.0	2076.0	2089.6
76	SALTO (294)	0.74	-0.099	-0.268	-0.489 ***	1747.7	-584.0	1177.9	1191.5
77	SALTO VERDINHO (241)	0.375	0.085	0.082	-0.477 ***	2101.3	-594.3	1198.5	1212.2
78	TRÊS IRMÃOS (243)	0.716 .	-0.013	-0.333	-0.528 ***	98164.7	-811.9	1633.7	1647.3
79	TRÊS IRMÃOS ARTIFICIAL (43)	0.692	-0.004	-0.319	-0.525 ***	93177.5	-808.9	1627.8	1641.4
80	ITAPARICA (172)	0.381	-0.102	0.339	-0.501 ***	839462.6	-933.0	1876.0	1889.7

Tabla C.8: Modelo SARIMA$(2,0,1)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3

	Estación-Caudal	ar1	ar2	ma1	sar1	sigma^2	Log-Verosim	AIC	BIC
81	MOXOTÓ (173)	0.381	-0.105	0.339	-0.501 ***	8.379e+05	-932.9	1875.8	1889.5
82	PAULO AFONSO (175)	0.381	-0.105	0.339	-0.501 ***	8.379e+05	-932.9	1875.8	1889.5
83	CANA BRAVA (191)	0.421	-0.127	-0.031	-0.472 ***	1.906e+05	-848.9	1707.7	1721.4
84	PEIXE ANGICAL (257)	0.253	-0.169	0.15	-0.468 ***	8.407e+05	-932.7	1875.4	1889.0
85	SÃO SALVADOR (253)	0.4	-0.144	-0.008	-0.464 ***	2.364e+05	-861.0	1731.9	1745.6
86	SERRA DA MESA (270)	0.527	-0.133	-0.149	-0.482 ***	1.505e+05	-835.6	1681.1	1694.8
87	SOBRADINHO (169)	0.297	-0.041	0.46 *	-0.474 ***	7.594e+05	-927.2	1864.4	1878.0
88	SOBRADINHO INCREMENTAL (168)	0.274	-0.029	0.307	-0.384 ***	4.135e+05	-892.1	1794.3	1807.9
89	TRÊS MARIAS (156)	1.333 ***	-0.447 ***	-0.865 ***	-0.486 ***	1.686e+05	-842.2	1694.3	1708.0
90	RETIRO BAIXO (155)	0.95	-0.255	-0.442	-0.5 ***	5.533e+03	-649.1	1308.3	1321.9
91	SANTO ANTÔNIO DO JARI (290)	-0.059	0.643 .	0.851 *	-0.539 ***	1.255e+05	-826.1	1662.3	1675.9
92	TOCOS (201)	-0.34 **	0.335 **	0.914 ***	-0.53 ***	4.041e+01	-371.7	753.5	767.1
93	BARRA DOS COQUEIROS (248)	-0.046	0.155	0.393	-0.554 ***	3.443e+03	-622.7	1255.5	1269.1
94	CAÇU (247)	0.027	0.129	0.323	-0.557 ***	3.147e+03	-617.7	1245.4	1259.0
95	CORUMBÁ III (23)	0.151	0.187	0.555	-0.524 ***	4.242e+03	-634.5	1278.9	1292.6
96	CORUMBÁ IV (205)	0.043	0.307	0.712 *	-0.535 ***	2.294e+03	-599.9	1209.8	1223.4
97	A.S. LIMA (238)	0.659 .	0.045	-0.332	-0.48 ***	4.020e+04	-761.0	1532.0	1545.7
98	A.S. LIMA ARTIFICIAL (38)	0.608	0.065	-0.298	-0.475 ***	3.610e+04	-754.9	1519.8	1533.4
99	SANTANA (203)	-0.414 ***	0.34 **	0.942 ***	-0.514 ***	9.070e+01	-417.3	844.6	858.3
100	DARDANELOS (291)	0.023	0.051	0.513 .	-0.492 ***	1.267e+04	-695.9	1401.8	1415.4
101	CURUÁ-UNA (277)	1.757 ***	-0.803 ***	-0.903 ***	-0.477 ***	6.152e+03	-655.8	1321.7	1335.3
102	GUARAPIRANGA (117)	0.939 ***	-0.047	-0.619 ***	-0.565 ***	3.145e+01	-357.6	725.2	738.8
103	FURNAS (6)	0.318	0.122	-0.107	-0.632 ***	1.314e+05	-829.4	1668.7	1682.3
104	A.S.OLIVEIRA (16)	0.667	-0.045	-0.365	-0.546 ***	1.233e+03	-564.6	1139.3	1152.9
105	EUCLIDES DA CUNHA (15)	0.662	-0.043	-0.361	-0.546 ***	1.201e+03	-563.2	1136.3	1150.0
106	PARAIBUNA (121)	-0.197	0.209	0.717 ***	-0.458 ***	7.037e+02	-532.3	1074.7	1088.3
107	SANTA BRANCA (122)	-0.188	0.171	0.658 **	-0.436 ***	9.380e+02	-548.4	1106.8	1120.4
108	TUCURUI (275)	0.442	-0.215	0.241	-0.579 ***	1.492e+07	-1096.3	2202.7	2216.3
109	JAGUARI (120)	0.973 ***	-0.085	-0.731 ***	-0.48 ***	1.077e+02	-426.3	862.6	876.2
110	IGARAPAVA (10)	0.351	0.081	-0.087	-0.615 ***	1.666e+05	-842.6	1695.1	1708.8
111	NOVA PONTE (25)	0.335	0.072	0.15	-0.536 ***	1.198e+04	-693.1	1396.2	1409.8
112	VOLTA GRANDE (11)	0.388	0.063	-0.104	-0.61 ***	1.830e+05	-847.8	1705.7	1719.3
113	CANDONGA (149)	0.925 .	-0.165	-0.477	-0.523 ***	3.519e+03	-623.8	1257.5	1271.2
114	ÁGUA VERMELHA (18)	1.246 ***	-0.354 **	-0.847 ***	-0.553 ***	5.180e+05	-906.1	1822.1	1835.8
115	NOVA AVANHANDAVA (242)	0.729 .	-0.005	-0.357	-0.531 ***	9.111e+04	-807.7	1625.3	1639.0
116	NOVA AVANHANDAVA ARTIFICIAL (42)	0.7	0.006	-0.339	-0.529 ***	8.604e+04	-804.4	1618.8	1632.5

Tabla C.9: Modelo SARIMA$(3,0,2)(1,1,0)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.9291	0.0411	22.614	0e+00	***
ar2	0.9363	0.0492	19.015	0e+00	***
ar3	-0.8932	0.0376	-23.766	0e+00	***
ma1	1.3079	0.0844	15.497	0e+00	***
ma2	0.3079	0.0822	3.746	2e-04	***
sar1	-0.7479	0.0480	-15.568	0e+00	***

Resumen:
sigma^2 = 5.26, loglikelihood = -367.35, AIC = 748.71, BIC =770.19, Hannan-Quinn =758.57

Figura C.4: Predicción SARIMA de Caudales del clúster 2

Figura C.5: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(2,0,1)(1,1,0)

Figura C.6: Predicción SARIMA de Caudales del clúster 3

Figura C.7: Predicción SARIMA de Caudales del clúster 3

Figura C.8: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMA(3,0,2)(1,1,0)

Tabla C.10: Modelo SARIMA$(3,0,2)(1,1,0)_{12}$ - clúster 4

Estación-Caudal	ar1	ar2	ar3	ma1	ma2	sar1	sigma^2	Log-Verosim	AIC	BIC
JAURU (295)	1.347 ***	-1.15 ***	0.406 ***	-0.959 ***	1 ***	-0.417 ***	2.310e+01	-443.9	901.7	922.6
EDGARD DE SOUZA COM TRIBUTÁRIOS (161)	1.408	-0.697 ***	0.115	-1.103	0.489 **	-0.468 ***	2.464e+03	-784.2	1582.4	1603.4
EDGARD DE SOUZA MENOS TRIBUTÁRIOS (164)	-0.407	0.614 *	0.098	0.766	-0.234	-0.423 ***	1.386e+03	-742.5	1499.1	1520.0
ITAIPU (266)	-0.491	0.447 *	0.133	1.118 .	0.118	-0.529 ***	8.781e+06	-1387.5	2789.1	2810.0
ITAIPU ARTIFICIAL (66)	-0.495	0.446 *	0.134	1.121 .	0.121	-0.53 ***	8.736e+06	-1387.2	2788.3	2809.2
ESPORA (99)	0.221 **	-0.84 ***	0.433 ***	0.167 ***	1 ***	-0.591 ***	2.823e+02	-628.3	1270.7	1291.6
ITIQUIRA I e II (259)	-0.618 ***	-0.086	0.343 **	0.965 ***	0.711 *	-0.529 ***	3.423e+02	-639.9	1293.8	1314.8
PONTE DE PEDRA (281)	2.308 ***	-1.643 ***	0.328 **	-1.871 ***	0.881 ***	-0.482 ***	6.912e+01	-522.3	1058.7	1079.6
QUEIMADO (158)	0.948	-0.259	0.124	-0.406	-0.024	-0.419 ***	3.435e+02	-639.1	1292.2	1313.2

Luego, en el gráfico C.9, vemos varias de las predicciones de caudales del clúster 4.

Figura C.9: Predicción de Caudales del clúster 4

Tabla C.11: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.5542	0.0746	7.428	0.0000	***
sar1	-0.7186	0.0860	-8.360	0.0000	***
sar2	-0.3867	0.0843	-4.585	0.0000	***
Precipitacion-AR1	-1.7641	0.0529	-33.338	0.0000	***
Precipitacion-AR2	-0.9481	0.0494	-19.174	0.0000	***
Precipitacion-MA0	0.1475	0.0882	1.673	0.0943	.
HumedadRelativa-AR2	0.7495	0.2187	3.428	0.0006	***
HumedadRelativa-MA0	-7.3258	4.3291	-1.692	0.0906	.

Resumen:
sigma^2 = 254742.56, loglikelihood = -1043.44, AIC = 2104.89, BIC =2131.86, Hannan-Quinn =2117.29

C.2. Modelo SARIMAX del clúster

C.2.1. Modelo del clúster 1

El modelo SARIMAX que representa al clúster 1, sus coeficientes y residuos se resumen en la tabla C.11.

Además, los coeficientes estimados del modelo, para cada una de las series del clúster se muestran en la tabla C.12.

Figura C.10: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$

Tabla C.12: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ - clúster 1

Estación-Caudal	ar1	sar1	sar2	Precipitacion-AR1	Precipitacion-AR2	Precipitacion-MA0	HumedadRelativa-AR2	HumedadRelativa-MA0	$sigma^2$	Log-Verosim	AIC	BIC	Estacion-Clima
LAJES/P.PASSOS/FONTES NOVA (202)	0.393 ***	-0.523 ***	-0.293 **	0.382	0.399	0.011 *	0.141	-0.115	1.059e+01	-355.7	729.4	756.3	AVELAR P DO ALFERES(83049)
14 DE JULHO (284)	0.368 ***	-0.82 ***	-0.439 ***	1.65 ***	-0.876 ***	-0.198 **	-0.167	10.392 *	4.884e+04	-932.1	1882.2	1909.2	BENTO GONCALVES(83941)
CASTRO ALVES (98)	0.459 ***	-0.858 ***	-0.461 ***	0.078	-0.883 ***	0.202 **	-0.914 ***	1.626	1.556e+04	-854.9	1727.7	1754.7	BENTO GONCALVES(83941)
BAIXO IGUAÇU (81)	0.501 ***	-0.694 ***	-0.524 ***	0.737	-0.73 ***	-0.538	0.651 ***	-7.434	1.023e+06	-1139.4	2296.7	2323.7	CAMPOS NOVOS(83887)
BARRA GRANDE (215)	0.443 ***	-0.806 ***	-0.454 ***	0.805	-0.969 ***	-0.118	0.653 **	-2.018	4.144e+04	-921.0	1860.1	1887.1	CAMPOS NOVOS(83887)
CAMPOS NOVOS (216)	0.486 ***	-0.718 ***	-0.372 ***	-0.844 ***	-0.948 ***	0.258 .	0.62 **	-3.549	6.371e+04	-949.0	1916.1	1943.1	CAMPOS NOVOS(83887)
DESVIO JORDÃO ARTIFICIAL (70)	0.213 *	-0.645 ***	-0.352 ***	-0.336	0.465	-0.073 .	-0.53 **	1.805 .	3.864e+03	-757.8	1533.6	1560.5	CAMPOS NOVOS(83887)
GARIBALDI (89)	0.483 ***	-0.718 ***	-0.369 ***	-0.84 ***	-0.946 ***	0.23 *	0.632 ***	-3.19	5.206e+04	-935.3	1888.6	1915.5	CAMPOS NOVOS(83887)
MACHADINHO (217)	0.518 ***	-0.755 ***	-0.406 ***	0.882 ***	-0.904 ***	-0.595 **	0.687 ***	-4.045	2.411e+05	-1040.1	2098.1	2125.1	CAMPOS NOVOS(83887)
PEDREIRA (109)	0.322 ***	-0.65 ***	-0.329 ***	-0.385	0.553 .	-0.012 *	0.352	0.172	6.656e+01	-481.5	981.0	1008.0	CAMPOS NOVOS(83887)
PIMENTAL ARTIFICIAL (302)	0.386 ***	-0.862 ***	-0.308 **	1.037	-0.169	0.56	0.266 .	-21.902	2.180e+06	-1190.1	2398.2	2425.2	CAMPOS NOVOS(83887)
SÃO ROQUE (88)	0.471 ***	-0.726 ***	-0.379 ***	-0.836 ***	-0.939 ***	0.197 *	0.633 ***	-2.826	3.500e+04	-908.4	1834.8	1861.8	CAMPOS NOVOS(83887)
TRAIÇÃO (104)	0.412 ***	-0.647 ***	-0.294 ***	-0.383	0.56 .	-0.016 *	-0.338	0.347	1.852e+02	-550.9	1119.9	1146.9	CAMPOS NOVOS(83887)
SEGREDO Y DESVIO ARTIFICIAL (75)	0.547 ***	-0.654 ***	-0.478 ***	0.192	-0.839 ***	0.701 .	-0.909	0.078	3.052e+05	-1056.3	2130.7	2157.6	CHAPECO(83883)
ITÁ (92)	0.523 ***	-0.745 ***	-0.431 ***	-1.456 ***	-0.936 ***	0.138	-0.748 ***	16.543 *	5.273e+05	-1093.4	2204.8	2231.8	CHAPECO(83883)
MONJOLINHO (220)	0.55 ***	-0.736 ***	-0.455 ***	0.186 **	-0.873 ***	0.084 *	0.545 .	-0.94	4.214e+03	-765.2	1548.5	1575.5	CHAPECO(83883)
PASSO FUNDO (93)	0.58 ***	-0.685 ***	-0.411 ***	-1.252 ***	-0.886 ***	0.013	-0.724 ***	0.516	1.258e+03	-682.4	1382.7	1409.7	CHAPECO(83883)
QUEBRA QUEIXO (286)	0.475 ***	-0.641 ***	-0.445 ***	0.115	-0.907 ***	0.066 .	-0.612	0.226	3.097e+03	-743.7	1505.3	1532.3	CHAPECO(83883)
SALTO OSORIO (78)	0.515 ***	-0.651 ***	-0.508 ***	0.528	-0.442 *	0.719	-0.675 *	10.371	5.412e+05	-1095.6	2209.3	2236.3	CHAPECO(83883)
SALTO SANTIAGO (77)	0.518 ***	-0.65 ***	-0.475 ***	0.208	-0.841 ***	0.858 .	-0.844	0.742	4.738e+05	-1086.2	2190.3	2217.3	CHAPECO(83883)
SEGREDO (76)	0.536 ***	-0.653 ***	-0.467 ***	0.197	-0.838 ***	0.643 .	-0.808	0.691	2.689e+05	-1047.6	2113.2	2140.1	CHAPECO(83883)
JACUÍ (112)	0.61 ***	-0.738 ***	-0.494 ***	1.703 ***	-0.905 ***	-0.085 *	-0.754 ***	2.325 *	1.382e+04	-846.5	1711.1	1738.0	CRUZ ALTA(83912)
PASSO REAL (111)	0.611 ***	-0.738 ***	-0.493 ***	1.702 ***	-0.905 ***	-0.085 *	-0.753 ***	2.298 *	1.354e+04	-845.2	1708.3	1735.3	CRUZ ALTA(83912)
PEDRA DO CAVALO (254)	0.221 *	-0.831 ***	-0.228 *	0.472 ***	-0.46 ***	0.544 ***	-0.243	-0.533	6.178e+03	-790.9	1599.7	1626.7	CRUZ DAS ALMAS(83222)
ALTO TIETÊ (160)	0.441 ***	-0.736 ***	-0.316 ***	0.095	-0.079	0.007 *	0.255	0.206 *	8.810e+00	-344.6	707.1	734.1	GUARULHOS(83075)
FOZ DO CHAPECÓ (94)	0.549 ***	-0.768 ***	-0.424 ***	0.09	0.133	-0.263	0.751 ***	-3.08	8.488e+05	-1125.9	2269.8	2296.8	IRAI(83881)
SALTO CAXIAS (222)	0.499 ***	-0.688 ***	-0.532 ***	-0.342 ***	-0.889 ***	-1.097 *	0.503 *	-13.236	8.203e+05	-1124.5	2266.9	2293.9	IRAI(83881)
FOZ DO AREIA (74)	0.488 ***	-0.666 ***	-0.439 ***	0.083	0.739 ***	0.613 .	0.464 *	-16.179 .	1.974e+05	-1026.3	2070.5	2097.5	IRATI(83836)
DESVIO JORDAO (73)	0.436 ***	-0.685 ***	-0.526 ***	-1.086	-0.135	0.023	0.271	-4.832 *	7.909e+03	-808.7	1635.3	1662.3	IVAI(83811)
FUNDÃO (72)	0.415 ***	-0.684 ***	-0.526 ***	-1.152	-0.191	0.018	0.281 .	-4.058 *	5.855e+03	-788.2	1594.4	1621.4	IVAI(83811)
MAUÁ (57)	0.571 ***	-0.698 ***	-0.434 ***	-1.274 ***	-0.961 ***	0.057	-0.916 ***	2.158	2.820e+04	-894.1	1806.2	1833.2	LONDRINA(83766)
MONTE CLARO (97)	0.458 ***	-0.825 ***	-0.475 ***	-0.021	-0.913 ***	0.307	-0.855 ***	3.848	4.709e+04	-930.1	1878.2	1905.2	PORTO ALEGRE(83967)
DONA FRANCISCA (114)	0.594 ***	-0.747 ***	-0.517 ***	0.202 *	-0.807 ***	0.383 **	0.363	-2.89	4.192e+04	-922.4	1862.7	1889.7	SANTA MARIA(83936)
ITAUBA (113)	0.641 ***	-0.717 ***	-0.544 ***	0.39 ***	-0.963 ***	0.157 *	-0.901 ***	2.882 *	2.386e+04	-884.3	1786.7	1813.7	SANTA MARIA(83936)
PASSO SÃO JOÃO (103)	0.557 ***	-0.713 ***	-0.529 ***	1.694 ***	-0.901 ***	-0.168 *	-0.796 ***	2.458	2.712e+04	-892.7	1803.4	1830.4	SAO LUIZ GONZAGA(83907)
SÃO JOSÉ (102)	0.556 ***	-0.715 ***	-0.532 ***	1.695 ***	-0.902 ***	-0.161 *	-0.796 ***	2.337	2.519e+04	-887.8	1793.5	1820.5	SAO LUIZ GONZAGA(83907)
SANTA CLARA MG (283)	0.317 ***	-0.614 ***	-0.323 ***	0.693 ***	-0.027	0.388 ***	0.516 ***	-1.531	2.930e+03	-738.6	1495.3	1522.3	SAO MATEUS(83550)
SANTA CLARA PR (71)	0.445 ***	-0.641 ***	-0.519 ***	0.48 ***	-1.072 ***	0.001	0.302 .	-3.758 .	5.326e+03	-781.5	1581.0	1608.0	SAO MATEUS(83550)
BILLINGS (118)	0.164 .	-0.787 ***	-0.374 ***	0.33 **	0.226 *	0.057 ***	-0.312	0.268 .	3.993e+01	-447.9	913.8	940.8	SAO PAULO MIR de SANTANA(83781)
BILLINGS+PEDRAS (119)	0.173 *	-0.783 ***	-0.365 ***	0.339 **	0.219 *	0.07 ***	-0.299	0.342 *	6.047e+01	-476.1	970.1	997.1	SAO PAULO MIR de SANTANA(83781)
PEDRAS (116)	0.248 *	-0.766 ***	-0.338 ***	0.223	0.141	0.014 ***	-0.327	0.042	2.310e+00	-253.8	525.5	552.5	SAO PAULO MIR de SANTANA(83781)

Tabla C.13: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.5443	0.0774	7.0311	0.0000	***
sar1	-0.7539	0.0839	-8.9811	0.0000	***
sar2	-0.5459	0.0811	-6.7272	0.0000	***
HumedadRelativa-AR2	-0.8291	0.0248	-33.3981	0.0000	***
HumedadRelativa-AR3	-0.4682	0.0216	-21.6379	0.0000	***
HumedadRelativa-MA0	0.0479	0.0683	0.7023	0.4825	

Resumen:
sigma^2 = 749.68, loglikelihood = -573.5, AIC = 1161, BIC =1181.18, Hannan-Quinn =1170.31

Luego, en el gráfico C.11, vemos varias de las predicciones de caudales del clúster 1.

C.2.2. Modelo del clúster 2

El modelo SARIMAX que representa al clúster 2, sus coeficientes y residuos se resumen en la tabla C.13

Además, los coeficientes estimados del modelo, para cada una de las series del clúster se muestran en la tabla C.14.

Figura C.11: Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 1

Figura C.12: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$

Tabla C.14: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(2,1,0)_{12}$ - clúster 2

Estación-Caudal	ar1	sar1	sar2	HumedadRelativa-AR2	HumedadRelativa-AR3	HumedadRelativa-MA0	$sigma^2$	Log-Verosim	AIC	BIC	Estacion-Clima
A.A. LAYDNER (47)	0.63 ***	-0.802 ***	-0.476 ***	0.516 *	0.134	1.065	8724.10	-720.1	1454.3	1474.5	AVARE(83773)
CHAVANTES (49)	0.586 ***	-0.716 ***	-0.376 ***	-0.522 ***	-0.671 ***	0.877 .	21383.86	-772.4	1558.9	1579.0	AVARE(83773)
LUCAS NOGUEIRA GARCEZ (50)	0.573 ***	-0.754 ***	-0.384 ***	-0.524 ***	-0.676 ***	0.925	31936.26	-796.8	1607.6	1627.8	AVARE(83773)
OURINHOS (249)	0.583 ***	-0.718 ***	-0.386 ***	-0.522 ***	-0.674 ***	0.871 .	21819.39	-773.7	1561.5	1581.6	AVARE(83773)
PIRAJU (48)	0.622 ***	-0.798 ***	-0.471 ***	0.51 *	0.137	1.09	9200.27	-723.2	1460.5	1480.7	AVARE(83773)
GOVERNADOR PARIGOT DE SOUZA (115)	0.609 ***	-0.705 ***	-0.461 ***	0.07	0.337	0.169	53.51	-413.8	841.5	861.7	CURITIBA(83842)
SALTO PILÃO (101)	0.413 ***	-0.706 ***	-0.339 ***	-0.04 .	-0.97	-2.962 *	9472.92	-723.2	1460.3	1480.5	INDAIAL(83872)
ROSANA (63)	0.645 ***	-0.812 ***	-0.495 ***	-0.123	0.234	24.228 ***	212404.63	-912.0	1838.0	1858.2	IVINHEMA(83704)
CANOAS I (52)	0.515 ***	-0.808 ***	-0.456 ***	0.12	0.362 .	3.973	35738.11	-804.5	1622.9	1643.1	LONDRINA(83766)
CANOAS II (51)	0.513 ***	-0.814 ***	-0.458 ***	0.122	0.359 .	3.954	32985.79	-799.7	1613.4	1633.6	LONDRINA(83766)
ERNESTINA (110)	0.544 ***	-0.754 ***	-0.546 ***	-0.829 ***	-0.468 ***	0.048	749.68	-573.5	1161.0	1181.2	PASSO FUNDO(83914)
CAPIVARA (61)	0.631 ***	-0.829 ***	-0.512 ***	0.149	-0.847 ***	5.585 ***	185380.42	-904.1	1822.3	1842.4	PRESIDENTE PRUDENTE(83716)
TAQUARUÇU (62)	0.668 ***	-0.843 ***	-0.558 ***	0.135	-0.857 ***	5.674 ***	195989.41	-908.3	1830.5	1850.7	PRESIDENTE PRUDENTE(83716)

Tabla C.15: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ar1	0.3825	0.0901	4.245	0e+00	***
sar1	-0.4462	0.0854	-5.223	0e+00	***
Precipitacion-AR1	0.5568	0.0683	8.149	0e+00	***
Precipitacion-MA0	0.8921	0.0826	10.802	0e+00	***
TemperaturaMax-MA0	-21.7483	5.8790	-3.699	2e-04	***

Resumen:
sigma^2 = 5286.65, loglikelihood = -646.12, AIC = 1304.24, BIC =1321.21, Hannan-Quinn =1312.08

Luego, en el gráfico C.13, vemos varias de las predicciones de caudales del clúster 2.

C.2.3. Modelo del clúster 3

El modelo SARIMAX que representa al clúster 3, sus coeficientes y residuos se resumen en la tabla C.15.

Además, los coeficientes estimados del modelo, para cada una de las series del clúster se muestran en la tabla C.16.

Figura C.13: Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 2

Figura C.14: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$

Tabla C.16: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3

Estación-Caudal	ar1	sar1	Precipitacion-AR1	Precipitacion-MA0	TemperaturaMax-MA0	$sigma^2$	Log-Verosim	AIC	BIC	Estacion-Clima
XINGÓ (178)	0.527 ***	-0.518 ***	0.44 *	-2.418 .	-73.485	8.839e+05	-936.0	1884.0	1900.9	AGUA BRANCA(82989)
AIMORÉS (148)	0.29 **	-0.407 ***	0.693 ***	2.188 ***	-51.335 .	1.208e+05	-822.6	1657.2	1674.2	AIMORES(83595)
MASCARENHAS (144)	0.286 **	-0.413 ***	0.687 ***	2.669 ***	-56.517 .	1.650e+05	-840.3	1692.5	1709.5	AIMORES(83595)
BARRA BONITA (237)	0.45 ***	-0.506 ***	-0.259	0.31 .	13.786	3.316e+04	-750.3	1512.7	1529.6	AVARE(83773)
BARRA BONITA ARTIFICIAL (37)	0.432 ***	-0.506 ***	-0.291	0.297 *	14.118 .	2.919e+04	-743.1	1498.2	1515.2	AVARE(83773)
LAJES ARTIFICIAL (132)	0.418 ***	-0.498 ***	0.896 ***	0.01	0.029	3.879e+01	-368.8	749.7	766.6	AVELAR P DO ALFERES(83049)
STA CECILIA (125)	0.329 ***	-0.367 ***	0.938 ***	0.088	11.364 .	1.105e+04	-687.3	1386.5	1403.5	AVELAR P DO ALFERES(83049)
PORTO ESTRELA (263)	0.577 ***	-0.545 ***	-0.557 ***	-0.43 ***	-8.793	5.625e+03	-650.5	1313.1	1330.0	C DO MATO DENTRO(83589)
SALTO GRANDE (134)	0.573 ***	-0.55 ***	-0.559 ***	-0.409 ***	-8.263	5.209e+03	-646.2	1304.5	1321.4	C DO MATO DENTRO(83589)
GUAPORÉ (296)	0.651 ***	-0.38 ***	-0.312 *	-0.009 ***	-0.101	5.160e+00	-254.3	520.6	537.6	CACERES(83405)
CACONDE (14)	0.243 *	-0.412 ***	0.657 ***	0.117 ***	-0.876	3.391e+02	-490.7	993.4	1010.3	CATALAO(83526)
CACHOEIRA DOURADA (32)	0.458 ***	-0.405 ***	0.655 ***	4.381 ***	-39.139	3.122e+05	-876.3	1764.7	1781.6	CAPINOPOLIS(83514)
BAGUARI (141)	0.59 ***	-0.443 ***	-0.338 ***	-1.167 ***	-7.444	6.147e+04	-784.9	1581.7	1598.7	CARATINGA(83592)
GUILMAN-AMORIM (262)	0.51 ***	-0.387 ***	-0.325 **	-0.138 ***	-0.302	1.125e+03	-558.4	1128.8	1145.8	CARATINGA(83592)
IRAPÉ (255)	0.027	-0.462 ***	0.554 ***	0.816 ***	-11.789 *	5.365e+03	-647.0	1306.0	1322.9	CARBONITA(83485)
ESTREITO TOCANTINS (271)	0.308 **	-0.195 *	0.589 ***	12.239 ***	84.7	2.344e+06	-989.3	1990.7	2007.6	CAROLINA(82765)
ANTÔNIO DIAS + SÁ CARVALHO (183)	0.549 ***	-0.218 *	0.237	0.171 ***	-7.129 **	1.057e+03	-554.2	1120.5	1137.4	CATALAO(83526)
B MONTE PRINCIPAL (292)	0.712 ***	-0.563 ***	0.694 .	0.911	131.491	3.843e+06	-1019.6	2051.2	2068.2	CATALAO(83526)
BELO MONTE (288)	0.632 ***	-0.476 ***	0.686 **	2.17	143.833	8.065e+06	-1060.7	2133.3	2150.3	CATALAO(83526)
CAPIM BRANCO I (207)	0.369 ***	-0.438 ***	0.549 ***	0.911 ***	-21.939 ***	5.441e+03	-647.7	1307.4	1324.3	CATALAO(83526)
CAPIM BRANCO II (28)	0.347 ***	-0.424 ***	0.531 ***	0.955 ***	-22.557 ***	5.839e+03	-651.6	1315.2	1332.1	CATALAO(83526)
COLIDER (228)	0.103	-0.552 ***	0.751 ***	1.541 ***	-31.545	8.074e+04	-800.9	1613.8	1630.8	CATALAO(83526)
EMBORCAÇÃO (24)	0.589 ***	-0.241 *	0.606 ***	2.028 ***	-38.456 **	3.110e+04	-745.4	1502.8	1519.8	CATALAO(83526)
ITAOCARA (199)	0.348 ***	-0.318 ***	0.532 *	0.719 **	-23.905	4.265e+04	-763.4	1538.8	1555.7	CATALAO(83526)
MIRANDA (206)	0.383 ***	-0.446 ***	0.557 ***	0.892 ***	-21.748 ***	5.287e+03	-646.1	1304.2	1321.2	CATALAO(83526)
MURTA (258)	0.271 **	-0.48 ***	0.709 ***	0.52 ***	-22.276 *	1.231e+04	-694.1	1400.2	1417.1	CATALAO(83526)
NILO PEÇANHA (131)	0.661 ***	-0.428 ***	-0.334	-0.02	-5.502 ***	1.918e+02	-458.8	929.6	946.6	CATALAO(83526)
SALTO APIACÁS (225)	0.378 ***	-0.565 ***	0.705 ***	0.37 ***	-4.149	7.438e+03	-666.4	1344.8	1361.7	CATALAO(83526)
SÃO MANOEL (230)	0.303 **	-0.562 ***	0.76 ***	2.978 ***	-9.151	3.707e+05	-887.2	1786.3	1803.3	CATALAO(83526)
SERRA DO FACÃO (251)	0.538 ***	-0.368 ***	0.624 ***	0.666 ***	-13.914 **	3.851e+03	-627.9	1267.7	1284.7	CATALAO(83526)
SIMPLÍCIO ARTIFICIAL (126)	0.702 ***	-0.364 ***	-0.336	-0.057	-10.821 ***	1.491e+03	-574.4	1160.8	1177.7	CATALAO(83526)
SINOP (227)	0.103	-0.552 ***	0.751 ***	1.411 ***	-28.907	6.763e+04	-790.9	1593.8	1610.8	CATALAO(83526)
IBITINGA (239)	0.453 ***	-0.435 ***	0.636 ***	1.357 ***	-15.068	4.358e+04	-765.3	1542.5	1559.5	CATANDUVA(83676)
IBITINGA ARTIFICIAL (39)	0.435 ***	-0.437 ***	0.627 ***	1.305 ***	-13.879	3.983e+04	-760.2	1532.4	1549.3	CATANDUVA(83676)
PROMISSÃO (240)	0.489 ***	-0.477 ***	0.609 ***	1.77 ***	-21.591	6.114e+04	-784.7	1581.4	1598.4	CATANDUVA(83676)
PROMISSÃO ARTIFICIAL (40)	0.475 ***	-0.479 ***	0.599 ***	1.721 ***	-20.368	5.729e+04	-781.0	1574.1	1591.0	CATANDUVA(83676)
ANTA (129)	0.33 ***	-0.415 ***	0.14	-0.21	-4.012	3.886e+04	-758.6	1529.2	1546.2	CORDEIRO(83718)
ANTA ARTIFICIAL (127)	0.265 **	-0.414 ***	0.127	-0.226	-3.261	3.427e+04	-751.5	1515.0	1531.9	CORDEIRO(83718)
ILHA DOS POMBOS (130)	0.348 ***	-0.41 ***	0.144	-0.24	-4.476	4.489e+04	-766.7	1545.5	1562.4	CORDEIRO(83718)
BALBINA (269)	0.684 ***	-0.42 ***	-0.826 ***	0.362 .	25.43 *	5.780e+04	-781.3	1574.7	1591.6	CORUMBA(83552)

Tabla C.17: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3

	Estación-Caudal	ar1	sar1	Precipitacion-AR1	Precipitacion-MA0	TemperaturaMax-MA0	sigma^2	Log-Verosim	AIC	BIC	Estacion-Clima
41	MANSO (278)	0.234 *	-0.529 ***	-0.888 ***	-0.114 .	-15.728 *	8128.8	-671.0	1354.0	1371.0	CUIABA(83361)
42	BOA ESPERANÇA (190)	0.189 .	-0.6 ***	0.857 ***	0.21	74.205 ***	30971.0	-747.3	1506.6	1523.5	FLORIANO(82678)
43	ESTREITO (8)	0.155	-0.615 ***	0.569 ***	1.689 ***	-66.152 *	114614.8	-821.4	1654.8	1671.8	FRANCA(83630)
44	JAGUARA (9)	0.154	-0.616 ***	0.576 ***	1.686 ***	-66.358 *	116093.9	-822.1	1656.2	1673.2	FRANCA(83630)
45	MASCARENHAS DE MORAES (7)	0.157	-0.615 ***	0.555 ***	1.667 ***	-65.219 *	111273.7	-819.7	1651.4	1668.4	FRANCA(83630)
46	MARIMBONDO (17)	0.314 ***	-0.527 ***	0.871 ***	1.022 *	-93.469 **	359728.7	-885.2	1782.3	1799.3	FRUTAL(83574)
47	PORTO COLÔMBIA (12)	0.296 **	-0.551 ***	0.833 ***	0.768 .	-70.885 **	195863.0	-851.0	1714.0	1731.0	FRUTAL(83574)
48	ITAPEBI (188)	0.118	-0.553 ***	0.53 ***	1.821 ***	11.278	45591.8	-768.6	1549.3	1566.2	GUARATINGA(83446)
49	CORUMBÁ I (209)	0.549 ***	-0.459 ***	0.591 ***	1.686 ***	-13.377	27113.4	-738.7	1489.4	1506.3	IPAMERI(83522)
50	ROSAL (196)	0.543 ***	-0.497 ***	-0.694 ***	0.071 ***	3.819 **	609.3	-524.5	1061.0	1078.0	ITAPERUNA(83695)
51	SÃO SIMÃO (33)	0.481 ***	-0.491 ***	0.556 .	-0.714	-44.354	1087762.8	-947.5	1906.9	1923.9	ITUIUTABA(83521)
52	ITUMBIARA (31)	0.402 ***	-0.473 ***	0.693 ***	4.244 ***	-73.083 .	269352.6	-868.4	1748.8	1765.8	ITUMBIARA(83523)
53	PORTO PRIMAVERA (246)	0.443 ***	-0.572 ***	0.905 ***	2.634	-323.89 ***	4869071.5	-1032.8	2077.7	2094.7	IVINHEMA(83704)
54	PORTO PRIMAVERA ARTIFICIAL (46)	0.444 ***	-0.572 ***	0.905 ***	2.619	-321.782 ***	4849114.6	-1032.6	2077.2	2094.2	IVINHEMA(83704)
55	PICADA (197)	0.66 ***	-0.488 ***	-0.547 ***	-0.051 ***	0.091	114.0	-429.9	871.7	888.7	JUIZ DE FORA(83692)
56	SOBRAGI (198)	0.683 ***	-0.411 ***	-0.573 ***	-0.09 ***	-0.058	380.1	-497.4	1006.8	1023.8	JUIZ DE FORA(83692)
57	JIRAU (285)	0.757 ***	-0.56 ***	0.761 *	1.317	-320.557	6243498.4	-1047.1	2106.1	2123.1	LABREA(82723)
58	RONDON 2 (145)	0.472 ***	-0.568 ***	-0.57 *	-0.022 *	2.231 .	177.8	-455.5	923.0	940.0	LABREA(82723)
59	SAMUEL (279)	0.577 ***	-0.627 ***	-0.763 ***	-0.141 .	-23.97 .	14026.1	-703.0	1418.1	1435.0	LABREA(82723)
60	SANTO ANTONIO (287)	0.757 ***	-0.561 ***	0.758 *	1.35	-322.391	6451490.3	-1048.9	2109.8	2126.8	LABREA(82723)
61	CAMARGOS (1)	0.446 ***	-0.247 *	0.464 ***	0.334 ***	0.195	1375.5	-569.1	1150.3	1167.2	LAVRAS(83687)
62	FUNIL (123)	0.347 ***	-0.3 ***	0.32	0.307 **	-0.619	6648.9	-658.3	1328.6	1345.6	LAVRAS(83687)
63	FUNIL-GRANDE (211)	0.395 ***	-0.406 ***	0.449 ***	0.812 ***	-2.359	4930.2	-641.9	1295.9	1312.8	LAVRAS(83687)
64	ITUTINGA (2)	0.446 ***	-0.247 *	0.464 ***	0.334 ***	0.195	1375.5	-569.1	1150.3	1167.2	LAVRAS(83687)
65	CACHOEIRA CALDEIRÃO (204)	0.374 ***	-0.401 ***	0.53 .	0.223	-92.413 .	83188.7	-801.5	1615.1	1632.1	MACAPA(82098)
66	COARACY NUNES (280)	0.374 ***	-0.401 ***	0.53 .	0.224	-92.528 .	83667.9	-801.9	1615.7	1632.7	MACAPA(82098)
67	FERREIRA GOMES (297)	0.374 ***	-0.4 ***	0.53 .	0.226	-93.356 .	85066.0	-802.8	1617.6	1634.6	MACAPA(82098)
68	TELES PIRES (229)	0.296 **	-0.495 ***	0.776 ***	2.348 ***	-169.474 *	339580.5	-881.6	1775.2	1792.2	MATUPA(83214)
69	LAJEADO (273)	0.243 **	-0.378 ***	0.681 ***	3.597 **	-348.673 **	1528209.5	-965.8	1943.7	1960.6	PALMAS(83033)
70	BATALHA (22)	0.361 ***	-0.431 ***	0.559 ***	0.431 ***	-2.409	2123.4	-594.5	1201.0	1217.9	PARACATU(83479)
71	FOZ DO RIO CLARO (261)	0.324 ***	-0.562 ***	0.838 ***	0.051	1.946	3971.4	-630.9	1273.8	1290.7	PARANAIBA(83565)
72	ILHA SOLTEIRA (34)	0.351 ***	-0.569 ***	0.914 ***	2.136 *	149.052	3352226.6	-1011.7	2035.4	2052.3	PARANAIBA(83565)
73	ILHA SOLTEIRA EQUIVALENTE ARTIFICIAL (44)	0.344 ***	-0.578 ***	0.907 ***	2.509 *	199.512	4123320.3	-1023.5	2058.9	2075.9	PARANAIBA(83565)
74	JUPIÁ (245)	0.348 ***	-0.575 ***	0.903 ***	2.59 *	204.083	4504196.3	-1028.4	2068.8	2085.8	PARANAIBA(83565)
75	JUPIÁ ARTIFICIAL (45)	0.345 ***	-0.573 ***	0.905 ***	2.555 *	215.814 .	4483541.7	-1028.1	2068.3	2085.2	PARANAIBA(83565)
76	SALTO (294)	0.48 ***	-0.527 ***	-0.03	0.04	4.1 .	1690.2	-582.4	1176.7	1193.7	PARANAIBA(83565)
77	SALTO VERDINHO (241)	0.472 ***	-0.516 ***	-0.024	0.048	4.392	2033.4	-592.7	1197.4	1214.4	PARANAIBA(83565)
78	TRÊS IRMÃOS (243)	0.413 ***	-0.552 ***	0.838 ***	0.321 .	45.561 *	92494.7	-808.7	1629.4	1646.3	PARANAIBA(83565)
79	TRÊS IRMÃOS ARTIFICIAL (43)	0.397 ***	-0.551 ***	0.839 ***	0.313 .	43.912 *	87745.7	-805.7	1623.4	1640.4	PARANAIBA(83565)
80	ITAPARICA (172)	0.588 ***	-0.553 ***	-0.369	-1.672	-310.107 ***	772832.6	-928.8	1869.5	1886.5	PAULO AFONSO(82986)

Tabla C.18: Modelo SARIMAX$(1,0,0)(1,1,0)_{12}$ - clúster 3

	Estación-Caudal	ar1	sar1	Precipitacion-AR1	Precipitacion-MA0	TemperaturaMax-MA0	sigma^2	Log-Verosim	AIC	BIC	Estacion-Clima
81	MOXOTÓ (173)	0.588 ***	-0.553 ***	-0.364	-1.729	-311.934 ***	7.706e+05	-928.6	1869.2	1886.2	PAULO AFONSO(82986)
82	PAULO AFONSO (175)	0.588 ***	-0.553 ***	-0.364	-1.729	-311.934 ***	7.706e+05	-928.6	1869.2	1886.2	PAULO AFONSO(82986)
83	CANA BRAVA (191)	0.316 ***	-0.498 ***	0.462 **	1.662 ***	-142.931 ***	1.227e+05	-824.1	1660.3	1677.2	PEIXE(83228)
84	PEIXE ANGICAL (257)	0.28 **	-0.486 ***	0.486 **	3.671 ***	-253.06 **	6.002e+05	-913.7	1839.5	1856.4	PEIXE(83228)
85	SÃO SALVADOR (253)	0.307 ***	-0.486 ***	0.452 **	1.854 ***	-156.155 ***	1.554e+05	-837.4	1686.8	1703.7	PEIXE(83228)
86	SERRA DA MESA (270)	0.322 ***	-0.512 ***	0.446 *	1.443 ***	-131.151 ***	9.528e+04	-810.0	1631.9	1648.9	PEIXE(83228)
87	SOBRADINHO (169)	0.503 ***	-0.557 ***	0.944 ***	1.694 .	-273.668 ***	6.753e+05	-921.1	1854.2	1871.2	PETROLINA(82983)
88	SOBRADINHO INCREMENTAL (168)	0.562 ***	-0.498 ***	-0.446 **	-3.163 ***	-301.115 ***	2.907e+05	-873.0	1758.0	1775.0	PETROLINA(82983)
89	TRÊS MARIAS (156)	0.434 ***	-0.516 ***	0.554 ***	1.495 ***	-75.633 **	1.094e+05	-817.9	1647.7	1664.7	PIRAPORA(83483)
90	RETIRO BAIXO (155)	0.603 ***	-0.48 ***	-0.555 ***	-0.253 ***	3.308	4.561e+03	-638.2	1288.3	1305.3	POMPEU(83570)
91	SANTO ANTÔNIO DO JARI (290)	0.792 ***	-0.559 ***	-0.775 ***	0.147	125.225 **	1.177e+05	-822.7	1657.5	1674.4	PORTO DE MOZ(82184)
92	TOCOS (201)	0.509 ***	-0.511 ***	0.23	-0.015 .	-0.053	4.091e+01	-372.0	756.0	773.0	RESENDE(83738)
93	BARRA DOS COQUEIROS (248)	0.476 ***	-0.449 ***	0.419 **	0.335 ***	-6.936	2.532e+03	-604.6	1221.2	1238.2	RIO VERDE(83470)
94	CAÇU (247)	0.48 ***	-0.452 ***	0.415 **	0.323 ***	-6.589	2.307e+03	-599.4	1210.7	1227.7	RIO VERDE(83470)
95	CORUMBÁ III (23)	0.559 ***	-0.537 ***	0.725 ***	0.398 ***	-5.098	2.925e+03	-613.5	1239.0	1256.0	RONCADOR(83373)
96	CORUMBÁ IV (205)	0.626 ***	-0.552 ***	0.701 ***	0.325 ***	-1.287	1.573e+03	-578.6	1169.3	1186.2	RONCADOR(83373)
97	A.S. LIMA (238)	0.255 **	-0.381 ***	0.595 ***	1.158 ***	-8.307	2.921e+04	-742.3	1496.5	1513.5	SAO CARLOS(83726)
98	A.S. LIMA ARTIFICIAL (38)	0.23 *	-0.374 ***	0.589 ***	1.094 ***	-7.692	2.610e+04	-735.9	1483.7	1500.7	SAO CARLOS(83726)
99	SANTANA (203)	0.468 ***	-0.468 ***	-0.158	0.025 *	-1.117 *	8.368e+01	-412.1	836.1	853.1	SAO CARLOS(83726)
100	DARDANELOS (291)	0.497 ***	-0.509 ***	-0.302	-0.185 .	-21.697 *	1.234e+04	-694.5	1401.0	1418.0	SAO JOSE DO RIO CLARO(83267)
101	CURUÁ-UNA (277)	0.833 ***	-0.506 ***	-0.056	0.108 .	-1.901	6.058e+03	-654.7	1321.4	1338.4	SAO LUIZ GONZAGA(83907)
102	GUARAPIRANGA (117)	0.46 ***	-0.589 ***	0.445 ***	0.036 ***	-0.102	2.386e+01	-342.2	696.5	713.5	SAO PAULO MIR de SANTANA(83781)
103	FURNAS (6)	0.252 **	-0.617 ***	-0.682 *	-0.142	-0.923	1.336e+05	-830.1	1672.2	1689.2	SAO S DO PARAISO(83631)
104	A.S.OLIVEIRA (16)	0.212 *	-0.407 ***	0.528 ***	0.173 ***	-5.144 **	7.984e+02	-539.0	1090.0	1107.0	SAO SIMAO(83669)
105	EUCLIDES DA CUNHA (15)	0.215 *	-0.409 ***	0.524 ***	0.171 ***	-5.086 **	7.795e+02	-537.7	1087.3	1104.3	SAO SIMAO(83669)
106	PARAIBUNA (121)	0.481 ***	-0.446 ***	-0.712 ***	0.034	-0.271	6.990e+02	-531.9	1075.7	1092.7	TAUBATE(83784)
107	SANTA BRANCA (122)	0.422 ***	-0.444 ***	0.322	-0.009	-1.607	9.456e+02	-548.9	1109.8	1126.7	TAUBATE(83784)
108	TUCURUI (275)	0.532 ***	-0.531 ***	0.838 ***	7.445 **	-1470.128 **	1.408e+07	-1092.5	2197.0	2214.0	TUCURUI(82361)
109	JAGUARI (120)	0.304 ***	-0.459 ***	-0.12	0.024 *	4.378 *	1.057e+02	-425.1	862.3	879.3	TURIACU(82198)
110	IGARAPAVA (10)	0.385 ***	-0.677 ***	-0.271	1.643 ***	-57.581 *	1.220e+05	-825.8	1663.6	1680.6	UBERABA(83577)
111	NOVA PONTE (25)	0.563 ***	-0.557 ***	0.224	0.588 ***	-13.354 *	7.532e+03	-667.1	1346.3	1363.2	UBERABA(83577)
112	VOLTA GRANDE (11)	0.388 ***	-0.67 ***	-0.177	1.769 ***	-58.021 *	1.349e+05	-831.4	1674.8	1691.8	UBERABA(83577)
113	CANDONGA (149)	0.639 ***	-0.516 ***	-0.568 ***	-0.262 ***	-3.262	2.494e+03	-604.4	1220.7	1237.7	VICOSA(83642)
114	ÁGUA VERMELHA (18)	0.204 *	-0.582 ***	0.674 ***	3.9 ***	-22.616	3.445e+05	-883.2	1778.4	1795.4	VOTUPORANGA(83623)
115	NOVA AVANHANDAVA (242)	0.466 ***	-0.329 **	0.52 **	1.791 ***	7.779	7.310e+04	-793.9	1599.9	1616.8	VOTUPORANGA(83623)
116	NOVA AVANHANDAVA ARTIFICIAL (42)	0.448 ***	-0.335 **	0.509 **	1.754 ***	9.585	6.851e+04	-790.3	1592.6	1609.5	VOTUPORANGA(83623)

Tabla C.19: Modelo SARIMAX$(0,0,3)(1,1,1)_{12}$

Coef	Estimate	Std.Error	z-value	Pr(>|z|)	Signif
ma1	0.6583	0.0828	7.947	0.0000	***
ma2	0.3129	0.1027	3.047	0.0023	**
ma3	0.3163	0.0824	3.840	0.0001	***
sar1	-0.2480	0.1012	-2.451	0.0142	*
sma1	-0.7681	0.0964	-7.965	0.0000	***
HumedadRelativa-MA0	-120.5211	46.0339	-2.618	0.0088	**

Resumen:
sigma^2 = 6396695.62, loglikelihood = -1368.65, AIC = 2751.3, BIC =2772.79, Hannan-Quinn =2761.16

Luego, en el gráfico C.15, vemos varias de las predicciones de caudales del clúster 3.

C.2.4. Modelo del clúster 4

El modelo SARIMAX que representa al clúster 4, sus coeficientes y residuos se resumen en la tabla C.19.

Además, los coeficientes estimados del modelo, para cada una de las series del clúster se muestran en la tabla C.20

Figura C.15: Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 3

Figura C.16: Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 3

Figura C.17: Residuos - Test Portmanteau (Ljung-Box) SARIMAX$(0,0,3)(1,1,1)_{12}$

Tabla C.20: Modelo SARIMAX$(0,0,3)(1,1,1)_{12}$ - clúster 4

Estación-Caudal	ma1	ma2	ma3	sar1	sma1	HumedadRelativa-MA0	$sigma^2$	Log-Verosim	AIC	BIC	Estacion-Clima
JAURU (295)	0.335 ***	0.203 **	0.282 **	0.154	-0.815 ***	-0.067	2.328e+01	-445.2	904.4	925.9	CACERES(83405)
EDGARD DE SOUZA COM TRIBUTÁRIOS (161)	0.363 ***	0.217 **	0.103	0.115	-0.939 ***	-0.135	1.873e+03	-772.8	1559.6	1581.1	IRAI(83881)
EDGARD DE SOUZA MENOS TRIBUTÁRIOS (164)	0.385 ***	0.25 **	0.085	0.139	-1 ***	-0.452	9.852e+02	-729.3	1472.6	1494.0	IRAI(83881)
ITAIPU (266)	0.658 ***	0.312 **	0.316 ***	-0.247 *	-0.768 ***	-120.197 **	6.436e+06	-1369.1	2752.2	2773.7	IRAI(83881)
ITAIPU ARTIFICIAL (66)	0.658 ***	0.313 **	0.316 ***	-0.248 *	-0.768 ***	-120.521 **	6.397e+06	-1368.7	2751.3	2772.8	IRAI(83881)
ESPORA (99)	0.44 ***	0.253 **	0.12	-0.266 *	-0.667 ***	0.995 ***	2.281e+02	-613.7	1241.5	1262.9	JATAI(83464)
ITIQUIRA I e II (259)	0.37 ***	0.345 ***	0.022	-0.118	-1 ***	0.239	2.084e+02	-618.0	1250.0	1271.5	RONDONOPOLIS(83410)
PONTE DE PEDRA (281)	0.615 ***	0.423 ***	0.187 *	-0.087	-0.805 ***	0.152	5.416e+01	-509.4	1032.7	1054.2	RONDONOPOLIS(83410)
QUEIMADO (158)	0.601 ***	0.329 ***	0.191 *	0.078	-1 ***	1.114 ***	1.837e+02	-606.6	1227.2	1248.7	UNAI(83428)

Luego, en el gráfico C.18, vemos varias de las predicciones de caudales del clúster 4.

Figura C.18: Predicción SARIMAX de Caudales del clúster 4

Referencias

Anderson, T. W. (2003). *An introduction to multivariate statistical analysis* (3.ª ed.). Wiley series in probability and mathematical statistics.

Borg, I., y Groenen, P. (2003). Modern multidimensional scaling: Theory and applications. *Journal of Educational Measurement*, *40*(3), 277–280.

Bosq, D. (2012). *Linear processes in function spaces: theory and applications* (Vol. 149). Springer Science & Business Media.

Box, G. E., Jenkins, G. M., y Reinsel, G. (1970). Time series analysis: forecasting and control holden-day san francisco. *BoxTime Series Analysis: Forecasting and Control Holden Day1970*.

Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., y Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.

Caiado, J., Crato, N., y Peña, D. (2006). A periodogram-based metric for time series classification. *Computational Statistics & Data Analysis*, *50*(10), 2668–2684.

Capa Santos, H. (2016). *Series temporales: la ciencia y el arte de la modelación y los pronósticos*. Escuela Politécnica Nacional.

Cardot, H., Ferraty, F., y Sarda, P. (1999). Functional linear model. *Statistics & Probability Letters*, *45*(1), 11–22.

Cardot, H., Ferraty, F., y Sarda, P. (2003). Spline estimators for the functional linear model. *Statistica Sinica*, 571–591.

Chatfield, C. (1996). *The analysis of time series: an introduction* (5.ª ed.). Chapman and Hall/CRC. Descargado de `http://gen.lib.rus.ec/book/index.php?md5=6544B01C91B53D8C283389551CCA53D2`

Chouakria, A. D., y Nagabhushan, P. N. (2007). Adaptive dissimilarity index for measuring time series proximity. *Advances in Data Analysis and Classification*, *1*(1), 5–21.

Cleveland, R. B., Cleveland, W. S., McRae, J. E., y Terpenning, I. (1990). Stl: A seasonal-trend decomposition. *Journal of Official Statistics*, *6*(1), 3–73.

Coombs, C. H. (1950). Psychological scaling without a unit of measurement. *Psychological review*, *57*(3), 145.

Corduas, M., y Piccolo, D. (2008). Time series clustering and classification by the autoregressive metric. *Computational statistics & data analysis*, *52*(4), 1860–1872.

Cox, T. F., y Cox, M. A. (2000). *Multidimensional scaling*. Chapman and hall/CRC.

Dauxois, J., Pousse, A., y Romain, Y. (1982). Asymptotic theory for the principal component analysis of a vector random function: some applications to statis-

tical inference. *Journal of multivariate analysis*, *12*(1), 136–154.

Diggle, P. J., y Al Wasel, I. (1997). Spectral analysis of replicated biomedical time series. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, *46*(1), 31–71.

Diggle, P. J., y Fisher, N. I. (1991). Nonparametric comparison of cumulative periodograms. *Applied Statistics*, 423–434.

Duda, R. O., Hart, P. E., Stork, D. G., y cols. (2001). Pattern classification. *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, *1*, 335–339.

Fraley, C., y Raftery, A. E. (1998). How many clusters? which clustering method? answers via model-based cluster analysis. *The computer journal*, *41*(8), 578–588.

Fu, T.-c. (2011). A review on time series data mining. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *24*(1), 164–181.

Galeano, P., y Peña, D. P. (2000). Multivariate analysis in vector time series. *Resenhas do Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo*, *4*(4), 383–403.

Guttman, L. (1968). A general nonmetric technique for finding the smallest coordinate space for a configuration of points. *Psychometrika*, *33*(4), 469–506.

Hall, P., Horowitz, J. L., y cols. (2007). Methodology and convergence rates for functional linear regression. *The Annals of Statistics*, *35*(1), 70–91.

Hall, P., y Hosseini-Nasab, M. (2006). On properties of functional principal components analysis. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, *68*(1), 109–126.

Hall, P., y Hosseini-Nasab, M. (2009). Theory for high-order bounds in functional principal components analysis. En *Mathematical proceedings of the cambridge philosophical society* (Vol. 146, pp. 225–256).

Hotelling, H. (1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of educational psychology*, *24*(6), 417.

Johnson, R. A., y Wichern, D. W. (2004). Multivariate analysis. *Encyclopedia of Statistical Sciences*, *8*.

Jolliffe, I. (2011). *Principal component analysis*. Springer.

Kassambara, A., y Mundt, F. (2017). factoextra: Extract and visualize the results of multivariate data analyses [Manual de software informático]. (R package version 1.0.5)

Kaufman, L., y Rousseeuw, P. J. (1986). Clustering large data sets. En *Pattern recognition in practice, volume ii* (pp. 425–437). Elsevier.

Kaufman, L., y Rousseeuw, P. J. (1990). *Finding groups in data: An introduction to cluster analysis*. John Wiley & Sons Inc.

Kerr, M. K., y Churchill, G. A. (2001). Bootstrapping cluster analysis: assessing the reliability of conclusions from microarray experiments. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *98*(16), 8961–8965.

Kruskal, J. B. (1964). Multidimensional scaling by optimizing goodness of fit to a nonmetric hypothesis. *Psychometrika*, *29*(1), 1–27.

Liao, T. W. (2005). Clustering of time series data survey. *Pattern recognition*, *38*(11), 1857–1874.

Maechler, M., Rousseeuw, P., Struyf, A., Hubert, M., y Hornik, K. (2019). cluster: Cluster analysis basics and extensions [Manual de software informático]. (R package version 2.0.9 — For new features, see the 'Changelog' file (in the package source))

Maharaj, E. A. (2000). Cluster of time series. *Journal of Classification*, *17*(2), 297–314.

Novales, A. (1993). *Econometria. segunda edición, editorial mcgraw–hill.* INTERAMERICANA DE ESPAÑA, SA.

Pankratz, A. (1991). *Forecasting with dynamic regression models* (Vol. 935). John Wiley & Sons.

Pearson, K. (1901). Liii. on lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, *2*(11), 559–572.

Piccolo, D. (1990). A distance measure for classifying arima models. *Journal of Time Series Analysis*, *11*(2), 153–164.

Ramsey, J. O., y Silverman, B. W. (1997). *Functional data analysis*. Springer.

Rao, C. R. (1958). Some statistical methods for comparison of growth curves. *Biometrics*, *14*(1), 1–17.

Ross, S. (2006). Simulation.

Rousseeuw, P. J., y Kaufman, L. (1990). Finding groups in data. *Series in Probability & Mathematical Statistics 1990-34 (1)*, 111–112.

RStudio, Inc. (2013). Easy web applications in r. [Manual de software informático]. (URL: `http://www.rstudio.com/shiny/`)

Salvador, S., y Chan, P. (2004). Determining the number of clusters/segments in hierarchical clustering/segmentation algorithms. En *Tools with artificial intelligence, 2004. ictai 2004. 16th ieee international conference on* (pp. 576–584).

Shumway, R. H., y Stoffer, D. S. (2017). *Time series analysis and its applications: with r examples*. Springer.

Stevens, S. S. (1946). On the theory of scales of measurement science. *New series*, *103*(2684).

Struzik, Z. R., y Siebes, A. (1999). The haar wavelet transform in the time series similarity paradigm. En *European conference on principles of data mining and knowledge discovery* (pp. 12–22).

Tibshirani, R., Walther, G., y Hastie, T. (2001). Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, *63*(2), 411–423.

Torgerson, W. S. (1958). Theory and methods of scaling.

Tucker, L. R. (1958). Determination of parameters of a functional relation by factor analysis. *Psychometrika*, *23*(1), 19–23.