

**Universidad Central Marta Abreu
Facultad de Matemática-Física y Computación
Departamento de Computación**

**Un Modelo para la Toma de Decisiones en un
Sistema Basado en Casos en condiciones de
Incertidumbre.**

**Tesis presentada en opción al grado científico de Doctor
en Ciencias Técnicas**

**Autora: MSc. Iliana Gutiérrez Martínez
Tutor: Dr. Rafael E. Bello Pérez**

**Santa Clara
2001**

Síntesis

En el Razonamiento Basado en Casos tradicional la solución de un problema se realiza a partir de los ejemplos almacenados en la memoria de casos a través de la implementación de una función de distancia o de semejanza dependiente del dominio [Ric92], [Ric95]. Este enfoque tiene la desventaja de que las soluciones son imprecisas cuando los datos almacenados en la base de casos tienen cierto nivel de incertidumbre. Por otra parte la organización de la base de casos en una estructura que asegure un acceso y recuperación eficientes constituye una de las problemáticas actuales de los Sistemas Basados en Casos.

En el presente trabajo se expone un nuevo enfoque para resolver el problema de tomar una decisión en un Sistema Basado en Casos en condiciones de incertidumbre, haciendo uso de la teoría probabilista combinada con la teoría de los conjuntos rugosos. El enfoque propuesto permite la determinación de la certidumbre de los valores almacenados en la base de casos, así como su consideración durante los procesos de recuperación y adaptación. Los algoritmos desarrollados para el cálculo de la certidumbre, acceso y recuperación de los casos están basados en el uso de una estructura de representación que garantiza un uso eficiente de la memoria de casos. Dichos algoritmos fueron implementados en un Sistema Computacional el cual ha sido usado exitosamente en la solución de tareas de diagnóstico.

Contenido

INTRODUCCIÓN	1
 CAPÍTULO 1 PROBLEMÁTICAS ACTUALES RELACIONADAS CON EL MANEJO DE LA INCERTIDUMBRE EN LOS SISTEMAS EXPERTOS	 11
1.1. Análisis del lugar de la Incertidumbre en los Sistemas Expertos	11
1.2. Técnicas para el manejo de la Incertidumbre	12
1.3. Sistemas Basados en Casos	14
1.3.1. Partes de un Sistema Basado en Casos	15
1.3.2. Ventajas y Desventajas de los CBS sobre otras tecnologías	16
1.3.3. Problemáticas Actuales de los Sistemas Basados en Casos	17
1.3.4. Algunas soluciones propuestas a las problemáticas actuales de los Sistemas Basados en Casos	20
 CAPÍTULO 2 MODELO PARA LA DETERMINACIÓN Y MANEJO DE LA INCERTIDUMBRE EN UN SISTEMA BASADO EN CASOS	 26
2.1. Formalización de un Sistema Basado en Casos que no considera la presencia de Incertidumbre	26
2.1.1. Componentes	26
2.1.2. Incertidumbre en el Modelo Basado en Casos presentado	32
2.2. Fundamentos para el desarrollo del modelo	33
2.2.1. Árboles de Decisión	34
2.2.2. Teoría de los Conjuntos Rugosos aplicada a un Sistema Basado en Casos	38
2.3. Formalización de un Sistema Basado en Casos que considera la presencia de Incertidumbre	40
2.3.1. Representación de la Base de Casos	40
2.3.2. Recuperación en Condiciones de Incertidumbre	55
2.3.3. Determinación de la Decisión	58

CAPÍTULO 3 IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO DESARROLLADO. UN EJEMPLO DE APLICACIÓN	69
3.1. Requerimientos técnicos	69
3.2. Facilidades para el Usuario	69
3.3. Aplicación a la Toma de Decisiones en un problema real de diagnóstico	70
3.3.1. Carcterísticas de la Base de Casos	70
3.3.2. Representación de la Base de Casos y Cálculo de la Certidumbre	71
3.3.3. Efectividad del Modelo propuesto	72
CONCLUSIONES	77
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	79
ANEXOS	94

Introducción

1. Actualidad del problema

Resolver un problema conduce a un proceso de identificación y selección de la acción adecuada para su solución. A este proceso se le denomina Toma de Decisiones, donde una decisión es la elección de una entre diversas alternativas.

En la actualidad la toma de decisiones objetivamente fundamentada, se ha convertido en una tarea fundamental en la dirección de diferentes procesos, con énfasis en la empresarial, sin embargo, las decisiones no son sólo tareas relativas a la dirección. Cualquier hombre ha tomado todo tipo de decisiones a lo largo de su vida [Abe85]. Un problema típico de toma de decisiones es el problema del diagnóstico [Bor88], [Coh88], [Alt91], [Kun99].

La base del proceso de toma de decisiones es la información que se tiene del dominio de aplicación. A más y mejor información, mayor calidad en la definición del problema, en las propuestas de solución, en el análisis de variantes y en la selección de la acción más conveniente. Particularmente, la información y las características disponibles del dominio, permiten clasificar los problemas de toma de decisiones en dos grandes ramas: problemas de decisión estructurados y no estructurados. En los primeros están los problemas con suficiente estructura como para permitir la evaluación de alternativas por medio de modelos y comúnmente son resueltos usando métodos cuantitativos, sólo representan un pequeño subconjunto de los procesos de decisión. En los segundos se ubican los problemas carentes de esa formulación y que frecuentemente es necesario recalcularlos a través de un proceso iterativo de búsqueda. Es precisamente en esta segunda clase de problemas de toma de decisiones, donde las técnicas de Inteligencia Artificial

(IA) son aplicables. En [Sil94] se argumenta cómo para ayudar al proceso de toma de decisiones se requiere de conocimientos y heurísticas, no sólo ambientes de construcción de modelos flexibles y matemáticos.

Según [Dub98], los problemas de decisión se formalizan de la siguiente manera: Las preferencias de un agente por ciertos estados del mundo están incorporadas en una función de utilidad, la cual expresa qué tan deseable es un estado. Las utilidades se combinan con el resultado de las probabilidades de las acciones para dar una utilidad esperada de cada una de éstas. De esta forma se define la utilidad esperada de un estado dada una evidencia como:

$$UE(A|E) = \sum_i P(\text{Resultado}_i(A)|E, \text{Hacer}(A)) U(\text{Resultado}_i(A)) \quad (1)$$

donde

$U(S)$: Utilidad del estado S de acuerdo con el agente que está tomando las decisiones.

$\text{Resultado}_i(A)$: Resultado i de una acción no determinista A .

$P(\text{Resultado}_i(A)|E, \text{Hacer}(A))$: Es la probabilidad de obtener el *Resultado* i cuando se realiza la acción A condicionada por la evidencia E que tiene el agente sobre el mundo y por la ejecución de la acción A en el estado actual ($\text{Hacer}(A)$).

Estas ideas conducen al Principio de Máxima Utilidad Esperada (MUE) que plantea lo siguiente: “El agente debe elegir aquellas acciones que permitan obtener el máximo de la utilidad esperada”.

Entre las técnicas de IA empleadas en la solución de problemas de toma de decisiones están los Sistemas Basados en Reglas [Sil94], las Redes Neuronales Artificiales [Bar94], Sistemas de Inferencia Borrosos [Shi88], [Coh88], [Ara92], [Zad94], [Bou95] y los Sistemas Basados en Casos [Kol92], [Mar94], [Aam96]. La aplicabilidad del Razonamiento Basado en Casos en la toma de decisiones

se ha analizado por diferentes autores, entre ellos [Kol91], [Sla91], [Bal94], [Bre95], [Gil95], [Ait96], [Alm97], [Gil97], [Dub98].

Además de métodos para elegir la decisión a tomar es necesario considerar otro aspecto de mucha importancia en la toma de decisiones: el problema de la certidumbre de la información [Sta73], [Sha90], [Mat96], [Bon97]. Según el economista británico Shackle: "...en un mundo predestinado, la decisión pudiera ser ilusoria, en un mundo de conocimiento perfecto, inútil, en un mundo sin orden natural, ineficaz". Nuestra actividad intuitiva de la vida implica que la toma de decisiones no es ilusoria, ni inútil, ni ineficaz ya que la toma de decisiones en este sentido excluye tanto el conocimiento perfecto como la anarquía, y por tanto tiene que ser definida en los límites de la incertidumbre [Kli95].

En el Razonamiento Basado en Casos tradicional [Sta86], [Moo90], [Aha90] los algoritmos usados para resolver nuevos problemas basan sus predicciones en los ejemplos almacenados en la memoria. Estos ejemplos llamados casos son almacenados en la fase de aprendizaje de estos sistemas. Entre los algoritmos más comúnmente usados para la recuperación de los casos se encuentran: K-nearest neighbor [Cos93], [Fri94], Kernel regression [Tom99], Locally weighted regression [Atk95] entre otros. En estos algoritmos una función de distancia o de semejanza es usada para encontrar los casos más semejantes al nuevo problema en la fase de recuperación. Por último los casos recuperados son utilizados en la fase de adaptación para dar solución al nuevo problema.

En este enfoque las soluciones son imprecisas cuando los datos tienen asociado determinado nivel de incertidumbre ya que los mismos trabajan sólo con los valores de las variables que describen los casos sin considerar el valor de incertidumbre que pueden tener dichos valores.

2. Motivación

El desarrollo de técnicas para considerar la incertidumbre en el proceso de toma de decisiones es una de las tareas fundamentales de muchos investigadores en el campo de la Inteligencia Artificial. En particular en los Sistemas Basados en Conocimiento, como Sistemas para la Toma de Decisiones, el uso de estas técnicas es de especial consideración.

Hasta el presente las técnicas para el manejo de la incertidumbre han sido ampliamente usadas en los Sistemas Basados en Reglas y Sistemas Basados en Probabilidades, sin embargo en los Sistemas Basados en Casos la problemática de la incertidumbre ha sido poco abordada dada la relativa novedad de estos sistemas.

Un problema adicional de un Sistema con Razonamiento Basado en Casos es encontrar una forma de representación de los casos que permita flexibilidad en la representación y eficiencia en la recuperación. La flexibilidad está relacionada con la capacidad del sistema de representar y manipular conocimiento incierto. Hasta el presente en las formas de representación de casos desarrolladas, a mayor flexibilidad en la representación, menor eficiencia en la recuperación.

Estas cuestiones conducen a la necesidad de crear un modelo que a la vez que permita representar y manipular conocimiento incierto aumente la eficiencia en los procesos de recuperación y adaptación.

3. Objetivo

El objetivo general de este trabajo es desarrollar un modelo que a la vez que garantice la asignación de un nivel de certidumbre a los datos almacenados en una base de casos para aumentar la fiabilidad en el proceso de toma de decisiones, logre una representación de la memoria de casos que permita una recuperación eficiente.

Para lograr este objetivo se plantean los siguientes objetivos específicos:

1. Determinar una estructura de organización de los casos que a la vez que permita el cálculo de la certidumbre de los valores presentes en una base, permita una recuperación eficiente de los mismos.
2. Desarrollar una nueva función de semejanza para el módulo de recuperación en la cual estén involucrados, no sólo los valores de los rasgos, sino también su certidumbre.
3. Proponer un criterio para tomar una decisión en el proceso de adaptación teniendo en consideración la certidumbre de las soluciones de los casos recuperados.
4. Mostrar la aplicación práctica del modelo propuesto.

4. Novedad Científica

La novedad científica del presente trabajo se resume en los puntos siguientes:

1. El modelo propuesto se fundamenta en una estructura de organización de la base, que se desarrolla a partir de consideraciones teóricas relacionadas con los Áboles de Decisión como una forma de organización de la base y con la Teoría de los Conjuntos Rugosos (Rough Sets) como una forma de representar el conocimiento incierto. Esta combinación a la vez que ofrece una mayor flexibilidad en la representación del conocimiento, permite una mayor eficiencia en el proceso de recuperación.
2. Se desarrolló una nueva función de semejanza que considera los valores de los rasgos y su certidumbre, combinando de esta forma, las fortalezas de las funciones de semejanza tradicionales y de las métricas de similaridad probabilistas.
3. Se planteó un nuevo criterio para determinar la máxima utilidad esperada de un caso en el proceso de adaptación.

5. Valor Práctico

En el modelo propuesto en el presente trabajo, se propone una vía para el cálculo de la certidumbre de los valores de los rasgos, ocasionada por la incompletez, imprecisión o ignorancia de los mismos y se propone una nueva función de semejanza que combina ambas magnitudes. Al mismo tiempo para el cálculo de la certidumbre y uso de la función de semejanza propuesta, se propone una representación eficiente de los casos, lo cual da solución a una de las problemáticas actuales de los Sistemas Basados en Casos. El modelo tiene su base en la teoría probabilista y hace uso de la teoría de los conjuntos rugosos. Basado en los algoritmos desarrollados se creó un Sistema Computacional que ha sido aplicado exitosamente en tareas de diagnóstico.

6. Publicaciones y participación en eventos científicos en relación con el tema de la tesis

Publicaciones

Gutiérrez I., R. Bello “La problemática de la Incertidumbre en los Sistemas Basados en Casos”. Revista Facultad de Ingeniería. Universidad de Antioquia. No 16, Junio de 1998.

Gutiérrez, I., R. Bello, A. Díaz de Villegas, A. Tellería “Una métrica de Similaridad Probabilista para el Módulo de Recuperación de un Sistema Basado en Casos” Memorias del VII Congreso de Nuevas Tecnologías y Aplicaciones Informáticas. La Habana, 2000.

Gutiérrez, I., R. Bello, A. Díaz de Villegas, A. Tellería “Una nueva función de semejanza para el módulo de recuperación de un Sistema Basado en Casos”. Memorias del Evento Científico Internacional COMPUMAT, Manzanillo, 2000.

Gutiérrez I., R. Bello “Determinación y Manejo de la Incertidumbre en los Sistemas Basados en Casos” Proceedings. International Join Conference 7th Iberoamerican Conference on Artificial Intelligence, 15th Brazilian Conference on Artificial Intelligence Iberamia-SBIA 2000.

Gutiérrez I., R. Bello, A. Tellería “Un Modelo Probabilista para la Determinación de la Certidumbre en un Sistema Basado en Casos”. Proceedings. International Conference on System Engineering, Communications and Information Technology, ICSECIT 2001, Punta Arenas, Chile

Gutiérrez I., R. Bello, A. Tellería “Un Sistemas Basado en Casos para la Toma de Decisiones en Condiciones de Incertidumbre” Revista Investigación de Operaciones (Aceptado para publicar).

Gutiérrez I., R. Bello, A. Tellería “Un Modelo Probabilista para la Toma de Decisiones en un Sistema Basado en Casos” Revista Computación y Sistemas (Enviado a publicar).

Gutiérrez I., R. Bello “Uso de la Teoría de los Conjuntos Rugosos para la Representación de una Base de Casos con Incertidumbre” Revista Divulgaciones Matemáticas (Enviado a publicar).

Gutiérrez I., R. Bello “Making Decision in Case-Based Systems using Probabilities and Rough Sets” Revista Knowledge Based Systems (Enviado a publicar).

Eventos Científicos

1. Cuarto Evento Científico Metodológico de Matemática y Computación COMAT'95, Universidad de Matanzas, Cuba, 1995.
2. Ier Taller Internacional de Inteligencia Artificial aplicada a la Salud, la Enseñanza y la Ingeniería IASEI'96, Matanzas, 1996.
3. Evento Internacional COMPUMAT '97, Cienfuegos, 1997.
4. Segundo Evento Científico Metodológico de Matemática y Computación COMAT'99, Universidad de Matanzas, Cuba, 1999.

5. VII Congreso de Nuevas Tecnologías y Aplicaciones Informáticas. La Habana, 2000.
6. Evento Provincial de Pedagogía 2001. Instituto Superior Félix Varela de Villa Clara, Octubre del 2000.
7. Evento Científico Internacional COMPUMAT, Manzanillo, 2000.
8. International Join Conference 7th Iberoamerican Conference on Artificial Intelligence, 15th Brazilian Conference on Artificial Intelligence Iberamia-SBIA 2000, Atibaia, Sao Paulo, 2000.
9. XIII Forum Provincial de Ciencia y Técnica, Villa Clara, Diciembre, 2000.
10. International Conference on System Engineering, Communications and Information Technology, ICSECIT 2001, Punta Arenas, Chile, 2001.

7. Estructura del trabajo

En el capítulo 1 se analizan las problemáticas actuales relacionadas con el manejo de la incertidumbre en los Sistemas Expertos haciendo énfasis especial en las problemáticas que se presentan en los Sistemas Basados en Casos.

En el capítulo 2 se presenta un modelo que permite determinar la incertidumbre presente en una base de casos, así como su manejo en el módulo de recuperación y adaptación, haciendo un uso eficiente de la memoria de casos.

En el capítulo 3 se muestra el uso del modelo desarrollado en el proceso de toma de decisiones en una tarea de diagnóstico.

Capítulo 1

Problemáticas Actuales relacionadas con el Manejo de la Incertidumbre en los Sistemas Expertos

1.1. Análisis del lugar de la Incertidumbre en los Sistemas Expertos

Los Sistemas Basados en Conocimiento (KBS) y en particular los Sistemas Expertos (ES) han sido usados para resolver los llamados problemas abiertos del mundo real [Aam96]. A los problemas abiertos se asocia comúnmente una teoría denominada teoría de dominios débiles o teoría de dominios intratables. Una teoría de dominios débiles es aplicable donde el conocimiento que existe no es suficientemente poderoso para describir completamente los fenómenos del dominio. Este conocimiento incompleto puede conducir al desarrollo de soluciones incorrectas.

En los Sistemas Basados en Conocimiento que consideran la existencia de conocimiento incompleto y de forma más general la existencia de conocimiento con incertidumbre, el enfoque de trabajo usual ha sido realizar el proceso de razonamiento sin considerar la incertidumbre existente y paralelamente realizar un proceso de cálculo de la incertidumbre asociada a la conclusión. En este proceso la combinación de incertidumbres provenientes de diversas fuentes se hace necesaria al menos en dos niveles. En el primero se deriva una conclusión utilizando una pieza del conocimiento almacenada en la base y es necesario combinar los diferentes valores de las incertidumbres asociadas con las hipótesis en las que se basa esa pieza de conocimiento y la incertidumbre de la propia pieza de conocimiento para determinar la incertidumbre de la conclusión alcanzada. En el segundo nivel es necesario combinar diversas conclusiones (cada una con su propia incertidumbre) para alcanzar la respuesta. A este proceso se le denomina propagación de la incertidumbre desde los datos a la respuesta.

Muchas han sido las teorías desarrolladas para el manejo de la incertidumbre dentro de los Sistemas Basados en Conocimiento. Algunas de ellas pueden ser usadas independientemente ya que no sólo permiten el cálculo de la certidumbre sino también son capaces de realizar el proceso de inferencia de la solución.

A continuación se hace referencia a algunas de estas técnicas.

1.2. Técnicas para el manejo de la Incertidumbre

Teoría Bayesiana

La teoría Bayesiana es la más desarrollada y mejor entendida teoría de la incertidumbre. El modelo de probabilidad bayesiano ha sido usado en diferentes Sistemas Expertos como PROSPECTOR [Dud79], [Gas79], HUGIN [And89].

En principio el enfoque Bayesiano puede ser aplicado a cualquier problema que involucre incertidumbre. En la práctica resulta difícil hacer las múltiples asignaciones de probabilidades que son necesarias para determinar un modelo completo y para chequear que esas asignaciones sean coherentes y determinen un único modelo de probabilidad [Spi93].

Factores de Certeza

La teoría de los factores de certeza se desarrolla para eliminar las dificultades de la teoría bayesiana. Esta teoría fue implementada por vez primera en el sistema experto MYCIN [Sho73], [Sho76], [Ada76] usado para el diagnóstico físico de infecciones bacterianas en la sangre. En la colección Rule-Based Expert Systems [Buc84] se presenta un panorama completo de MYCIN y sus descendientes. En [Mah94] se presentan dos métodos para refinar esta teoría, a través del uso de una red neuronal.

Redes Bayesianas

Otro enfoque alternativo a las dificultades de la teoría bayesiana, fueron las redes bayesianas [Pea88], [Coo92], [Spi93], [Hec93]. La idea principal de esta teoría consiste en que para describir el mundo real no es necesario utilizar una tabla de probabilidades enorme en la que se listen las probabilidades de todas las combinaciones concebibles de sucesos. La mayoría de los sucesos son condicionalmente independientes de los demás, por lo que no deben considerarse sus interacciones. En lugar de esto, se puede usar una representación más local donde se describan grupos de sucesos que interactúen. En [Bre95] se presenta un sistema de diagnóstico médico que hace uso de este formalismo para representar el conocimiento y hacer inferencia sobre él usando algoritmos de propagación en redes.

Teoría de Dempster y Shafer

La teoría de Dempster y Shafer surge con los trabajos de Arthur Dempster [Dem68] en los que se propone la generalización de la probabilidad a valores de intervalos y una regla de combinación para utilizarlos. El trabajo realizado posteriormente por Glenn Shafer [Sha76], [Sha82] dio lugar a la teoría de Dempster-Shafer, considerada como útil método para abordar el tema de la incertidumbre. En [Liu92], se presenta una nueva variante de esta teoría que permite trabajar con conocimiento heurístico. En [Ber93] se presenta una mejora de la regla de Dempster en la cual las evidencias son representadas en un grafo acíclico dirigido, que hace que se reduzca la complejidad computacional del modelo original.

Teoría de los Conjuntos Difusos

La teoría de los conjunto difusos fue propuesta por Lotfi Zadeh [Zah65], [Zad83] como respuesta a la dificultad experimentada en proporcionar entradas exactas a los sistemas inteligentes. El texto de Zimmermann [Zim91] constituye una completa introducción a la teoría de los conjuntos difusos. El objetivo del empleo

de la teoría de la posibilidad [Zah78] fue el del manejo de la incertidumbre en los sistemas difusos y tiene mucho en común con la probabilidad. Dubois y Prade [Dub94] presentan un completo panorama de las relaciones que existen entre la teoría de la posibilidad y la teoría de la probabilidad. En [Jac94] se presenta un Razonador Basado en Casos (CAREFULL) que hace uso de esta teoría.

Teoría de los Conjuntos Rugosos

Otra teoría desarrollada en los años 80 y que ha sido de mucha aceptación en la actualidad es la teoría de los conjuntos rugosos de Zdzislaw Pawlak [Paw91], [Paw95], [Paw96]. La misma constituye una nueva herramienta matemática para manejar la vaguedad y la incertidumbre. Este enfoque ha tenido mucha aceptación en el campo de la Inteligencia Artificial (IA), especialmente en las áreas de aprendizaje automatizado, adquisición de conocimiento, análisis de decisión, sistemas expertos, razonamiento inductivo y reconocimiento de patrones. En [Dub90] se amplía esta teoría para trabajar con conceptos difusos. En [Chu00] y [Gut01a] se presentan nuevos modelos para el manejo de la incertidumbre basados en esta teoría.

Las cuatro primeras técnicas son consideradas dentro de la teoría probabilista. Esta teoría refleja la naturaleza estocástica de la adopción de medidas, mientras la teoría de los conjuntos difusos capta la subjetividad de comportamiento humano, y la teoría de los conjuntos rugosos modela el conocimiento inconsistente sobre el mundo externo.

La teoría de la probabilidad combinada con la teoría de los conjuntos rugosos constituyen la base del enfoque planteado en el presente trabajo para resolver la problemática de la incertidumbre en los Sistemas Basados en Casos.

1.3. Sistemas Basados en Casos

Los Sistemas con Razonamiento Basado en Casos (CBS) son una de las tecnologías actuales para construir Sistemas Basados en el Conocimiento para la toma de decisiones. En ellos los nuevos problemas se resuelven considerando la solución dada a problemas similares resueltos en el pasado [Aam94], [Jac97], [Kar97].

1.3.1. Partes de un Sistema Basado en Casos

Las partes fundamentales de un CBS son la base de conocimiento o base de casos, el procedimiento de recuperación de casos y el procedimiento de adaptación de las soluciones.

La base de casos contiene las experiencias (casos) a partir de los cuales el sistema hace sus inferencias. Esta base puede ser generada por entrevistas a expertos humanos o por un procedimiento automático o semiautomático que construye los casos desde datos existentes registrados por ejemplo, en una base de datos.

La tarea del proceso de recuperación, dado un nuevo problema, está en identificar los casos de la base que son más similares a la situación actual. Este proceso involucra como primer paso la evaluación de la situación, esto es, interpretar y comprender el problema de forma tal que se tenga en consideración los aspectos más importantes a representar. El resultado del procedimiento de evaluación de la situación es un conjunto de índices, que en ocasiones reciben el nombre de rasgos predictores y objetivos.

Básicamente, la recuperación de un caso se basa en la comparación entre los índices correspondientes a los rasgos predictores del problema y los que se usaron para describir los casos de la base a de casos.

Después de la selección, las soluciones contenidas en los casos más similares pueden usarse directamente como solución al nuevo problema, pero comúnmente necesitan ser modificadas. Este paso es llevado a cabo por el proceso de adaptación.

La Figura 1 muestra cómo se realiza este proceso.

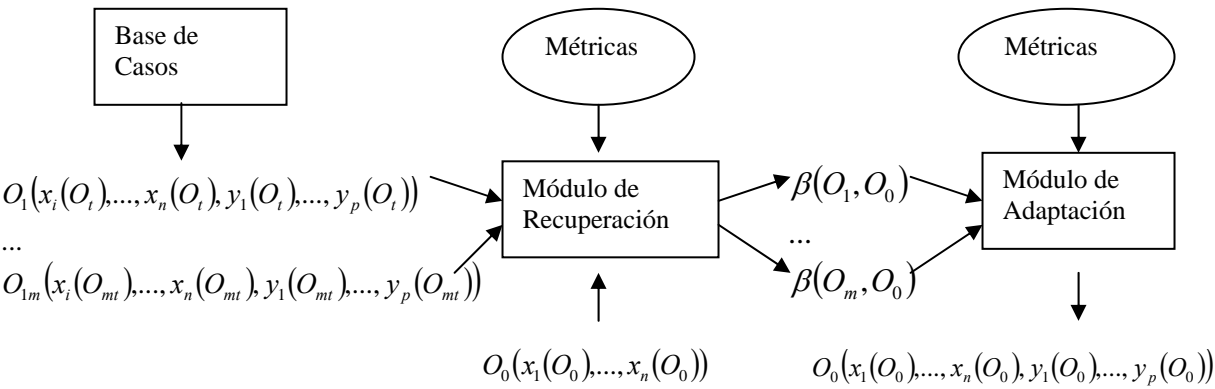


Figura1. Esquema funcional de un Sistema Basado en Casos

1.3.2. Ventajas y Desventajas de los CBS sobre otras tecnologías

Ventajas

1. Adquisición de conocimiento: Los Sistemas Basados en Casos razonan desde episodios específicos, lo cual evita el problema de descomponer el conocimiento del dominio y generalizarlo en reglas. Adicionalmente, los especialistas del dominio frecuentemente se resisten más a conformar un conjunto de reglas del dominio que a contar las historias de los casos ellos han encontrado.
2. Flexibilidad en la representación del conocimiento: El Razonamiento Basado en Casos puede explotar múltiples tipos de conocimiento. El conocimiento reflejado en un Sistema Basado en Casos se concentra no sólo en la representación de los casos, sino también en la forma de su organización, la estrategia de recuperación y la estrategia de adaptación. Esto da al diseñador del sistema mayor flexibilidad para escoger la mejor alternativa para representar el conocimiento requerido.
3. Mantenimiento del conocimiento: El Razonamiento Basado en Casos proporciona un beneficio importante para el mantenimiento del conocimiento: un usuario puede ser capaz de agregar nuevos casos a la base de casos sin la intervención experta.

4. Aumento de la eficiencia al resolver un problema: El reuso de las soluciones previas al resolver un problema, aumenta la eficiencia del Razonamiento Basado en Casos. El hecho de que se almacenen los casos que resultaron un fracaso permite advertir sobre problemas potenciales a evitar.
5. Aumento de la calidad de las soluciones: Las soluciones sugeridas por casos en dominios no entendidos completamente son más precisas que aquellas que surgieron por cadenas de reglas generalizadas. Esto es porque los casos reflejan qué sucede realmente.
6. La aceptación por parte del usuario: Las soluciones derivadas a partir del Razonamiento Basado en Casos están fundamentadas en casos reales lo cual justifica al usuario sobre las decisiones del sistema.

Desventajas

1. Resulta difícil encontrar una estructura apropiada para describir el contenido de un caso y decidir cómo la memoria de caso debe ser organizada e indexada para un almacenamiento, recuperación y reuso efectivos y eficientes.
2. Cuando el modelo de conocimiento general del dominio es incompleto, incierto, etc., resulta difícil también la integración del mismo a la estructura de la base de casos.

Sobre estas desventajas versan las problemáticas actuales de los Sistemas Basados en Casos.

1.3.3. Problemáticas Actuales de los Sistemas Basados en Casos

Un razonador basado en casos es dependiente de la estructura y el contenido de la base de conocimientos. Es por eso que una de las problemáticas fundamentales de los sistemas con Razonamiento Basado en Casos es encontrar un modelo de organización e indexación de la memoria de casos que

permita flexibilidad en la representación y eficiencia en la recuperación. Los conceptos de flexibilidad en la representación y eficiencia en la recuperación están usualmente relacionados a los conceptos de expresividad, accesibilidad, contexto y transparencia.

Expresividad

La expresividad es relativa a cómo el contenido del conocimiento (hechos, hipótesis, heurísticas, incertidumbre etc.) puede ser representado y no a cómo pudiera ser codificado en algún lenguaje de representación [Aam91].

La expresividad está además relacionada con la capacidad del sistema de representar y manipular conocimiento incierto. En los Sistemas Basados en Casos la incertidumbre está presente en casi todos los componentes del conocimiento: en los rasgos usados para describir los casos (vocabulario), en las relaciones entre casos y sus rasgos, en la forma de evaluar la semejanza, y en la manera que la biblioteca de casos se organiza y se accede, etc. [Dut91], [Rus91]. En tales sistemas la incertidumbre se puede originar desde diversas fuentes [Zad73], [Che92], [DeL00].

Fuentes de Incertidumbre en los Sistemas Basados en Casos

1. Información no cuantificable: la edad de un paciente por ejemplo, puede fácilmente determinarse mientras el juicio de un médico acerca del estado de un paciente no es fácilmente cuantificable.
2. Información incompleta: La base de casos como regla no contiene todas las ocurrencias de todos los casos diferentes. Por ejemplo con 50 rasgos predictores binarios, el número de todos los casos diferentes que se pudieran presentar es 1,125,899,907,962,624. En muchas aplicaciones médicas, el número de rasgos es mayor todavía y dichos rasgos no son binarios. Por tanto no es posible procesar todos los casos potenciales, sólo se procesa un subconjunto del conjunto de casos reales. Por otra parte en algunos casos reales no todos los rasgos que están disponibles son finalmente puestos en

la base de casos. Tal situación puede ocurrir cuando los valores de esos rasgos son recolectados a partir de bases de datos.

3. Información omitida: los datos pueden ser demasiado costosos o difíciles de obtener, por ejemplo, un estudio de la familia de un paciente con colesterol alto. Otras veces pruebas relevantes son tan peligrosas que son ignoradas completamente o hechas esporádicamente. En general, los valores de los rasgos se omiten debido a que no son recordados o quizás borrados o porque el experto fue capaz de resolver el problema sin conocer los valores de dichos rasgos. Sin embargo, en muchos de tales casos puede ser posible conseguir una aproximación útil de esos datos.
4. Información imprecisa: Generalmente este tipo de información aparece cuando su valor es tomado a partir de un equipo de medición o por el criterio de varios expertos que no se ponen de acuerdo. Otro caso de información imprecisa es el relacionado con la falta de precisión de valores difusos. Por último otra causa frecuente de imprecisión es la discretización de valores numéricos es decir la partición del dominio original de los atributos numéricos en subintervalos y la asignación de valores simbólicos o difusos a estos subintervalos. La discretización ha sido discutida en [Cat91], [Chr92], [Zig98].
5. Ignorancia parcial: hechos parcialmente conocidos sobre un fenómeno, por ejemplo, el promedio del número de cigarrillos por día de un paciente durante 20 años.

Accesibilidad

La accesibilidad es definida como el problema de localizar aquellos casos en la base que son más relevantes al problema actual [Sch82], [Ham89], [Kol96]. La misma está muy relacionada con el problema de la indización de los casos de la base. El problema de la indización ha sido reconocido como uno de los puntos más importantes del Razonamiento Basado en Casos. La selección de un buen

índice es tan difícil como la formulación de una buena regla en un Sistema Basado en Reglas.

Contexto

La noción de contexto ha sido usada en IA para imponer la estructura modular de una representación [Che92], [Bro93], [Tak94]. En general, un contexto puede ser usado para distinguir o enfatizar ciertos rasgos o combinaciones de ellos en una descripción. En el Razonamiento Basado en Casos el contexto debe ser tenido en cuenta para determinar la relevancia de los casos almacenados y aumentar la eficiencia del proceso de recuperación. La noción de contexto puede ser usada para reemplazar el método tradicional de indexamiento.

Transparencia

La noción de transparencia está basada en dos aspectos fundamentales: Primero cuando el sistema se está diseñando el ingeniero del conocimiento y el experto del dominio tienen que tener una idea clara de qué tipos de conocimientos pueden ser representados y cómo el sistema manipula este conocimiento para derivar nueva información. Segundo cuando el sistema se está explotando por usuarios más o menos experimentados estos necesitan conocer cómo representar el conocimiento, cuál es su expresividad, sus posibilidades y limitaciones.

1.3.4. Algunas soluciones propuestas a las problemáticas actuales de los Sistemas Basados en Casos

Hasta el presente para resolver el problema de organizar una base de casos un enfoque usual ha sido almacenar los casos en una base de datos secuencial y analizarlos todos para resolver el nuevo problema. Este tipo de organización hace lento el proceso de recuperación [Kol93].

Un método más sofisticado consiste en particionar los casos en clusters y organizarlos jerárquicamente. Esta jerarquía permite una búsqueda más

eficiente ya que se sigue por un determinado camino en dependencia de los valores de los rasgos del nuevo problema. Diferentes jerarquías han sido propuestas en diferentes modelos. Un enfoque es el uso de árboles de decisión en los cuales las hojas contienen todos los casos y los nodos intermedios contienen particiones de la base original. Sistemas tales como ReMind [Alt95] ofrecen un algoritmo que puede ser usado para evitar examinar todos los casos. Este tipo de enfoque es particularmente útil cuando las bases de casos son grandes. Sin embargo, cuando los casos no están disponibles y el dominio no está bien definido este enfoque es más difícil de aplicar. Otro enfoque está en usar una jerarquía abstracta donde cada nodo es una abstracción de los casos representados por sus hijos. Estas jerarquías se conocen como redes de discriminación donde los nodos representan regiones de superposición de casos. Diferentes sistemas, tales como MEDIATOR y CASEY [Kol93] usan este tipo de representación. Sin embargo, estos sistemas requieren mucho más memoria para almacenar la red y los procedimientos para agregar nuevos casos son muy caros ya que la jerarquía de abstracción necesita ser reestructurada cada vez que un nuevo caso es incorporado [Kol93]. Por último, otro enfoque consiste en el uso de una red bayesiana, que como se explicó anteriormente sólo considera los sucesos que interactúan directamente. Trabajos que utilizan esta forma de representación para Sistemas con Razonamiento Basado en Casos pueden encontrarse en [Tir96b], [Bre95], [Cha95].

Estos enfoques trabajan bien en algunos las situaciones, pero tienen problemas en otras. En particular, para dominios débiles, donde:

- (i) las categorías o los conceptos son difíciles definir a través de rasgos
- (ii) las categorías pueden ser no disjuntas
- (iii) los datos no son estructurados
- (iv) todos los datos no existen por adelantado

existe incertidumbre en cómo las categorías son representados por casos,

tienen limitaciones ya que ellos requieren todos los rasgos y los ejemplos de antemano y no manejan explícitamente la incertidumbre. Un método alternativo, que es quizás más aplicable a dominios débiles, consiste en almacenar sólo casos prototipos [Smi81]. Los modelos basados en ejemplares no necesariamente requieren todos los rasgos o todos los casos por adelantado. Sin embargo buscar un criterio para determinar qué es un buen ejemplar no resulta una tarea trivial. En [Rod98] se propone un modelo basado en ejemplares que supera a los modelos planteados en [Tir96a], [Tir96b], sin embargo en todos estos enfoques las métricas de similaridad probabilistas propuestas para llevar a cabo el proceso de recuperación no trabajan con los valores de los rasgos sino con su distribución de probabilidad y sólo se resuelve el problema de la incertidumbre ocasionada por la incompletez y omisión de los valores de los rasgos sin considerar otros tipos de incertidumbre que están presentes en estos sistemas.

Como una vía para resolver los problemas antes mencionados en el presente trabajo se propone un nuevo modelo que representa la base de casos mediante una estructura de árbol de decisión el cual se construye a partir de las relaciones entre los rasgos y de los conceptos fundamentales de la teoría de los conjuntos rugosos. La estructura propuesta permite trabajar con rasgos multivaluados y valores omitidos. Esta estructura facilita además, el cálculo de la certidumbre asociada a los valores de los casos y el acceso a los mismos. Por otra parte se define una nueva función de semejanza que combina las fortalezas de las métricas tradicionales y las métricas probabilísticas actuales al trabaja con los valores de los casos y sus certidumbres.

Por tanto el modelo planteado a la vez que permite flexibilidad en la representación aumenta la eficiencia en el proceso de recuperación.

Capítulo 2

Modelo para la Determinación y Manejo de la Incertidumbre en un Sistema Basado en Casos

Para comprender la esencia de nuestro modelo se muestra la formalización de un modelo de un Sistema Basado en Casos que no considera la presencia de incertidumbre.

2.1. Formalización de un Sistema Basado en Casos que no considera la presencia de Incertidumbre

2.1.1. Componentes

Caso

Un caso se describe en función de los valores que toman los rasgos predictores y los objetivos.

Para simplificar se asume que cada caso es representado a partir de dos conjuntos de cardinalidad finita: $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ y $Y = \{y_1, \dots, y_p\}$, donde X es el conjunto de rasgos predictores y Y es el conjunto de rasgos objetivos (decisiones). Se considera además que cada rasgo x_i es una variable aleatoria univaluada o multivaluada con valores discretos (nominales u ordinales), en el conjunto finito $M_i = \{x_{i1}, \dots, x_{i\eta_i}\}$ y cada y_j es también es una variable aleatoria univaluada o multivaluada con valores discretos (nominales u ordinales) en el conjunto finito $N_j = \{y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{j\theta_j}\}$. De esta forma un caso O_t que tenga n rasgos predictores y p rasgos objetivos se describe de la siguiente manera:

$$O_t(x_1(O_t), \dots, x_i(O_t), \dots, x_n(O_t), y_1(O_t), \dots, y_j(O_t), \dots, y_p(O_t)) \quad (2)$$

$x_i(O_t)$: valor o conjunto de valores del rasgo predictor $i=1, n$ para el caso O_t

$y_j(O_t)$: valor o conjunto de valores del rasgo objetivo $j=1, p$ para el caso O_t

Si x_i es un rasgo univaluado, $x_i(O_i)$ es un valor, en caso contrario $x_i(O_i)$ es un conjunto de valores.

Base de Casos

La base de casos está formada por un conjunto de casos y puede ser representada a través de una tabla de decisión, en la cual, las columnas son etiquetadas por variables que representan los atributos que se dividen en rasgos predictores y rasgos objetivos (decisiones) y las filas representan los casos. Al conjunto de todos los casos se le denomina universo y se denota por U .

La Tabla 1 muestra un ejemplo de una base de casos. Aquí el conjunto universo $U = \{O_1,...,O_m\}$ y el conjunto de atributos $A = \{x_1,...,x_n,y_1,...,y_p\}$.

Caso	x_1	...	x_n	y_1	...	y_p
O_1	$x_1(O_1)$...	$x_n(O_1)$	$y_1(O_1)$...	$y_p(O_1)$
...	
O_m	$x_1(O_m)$...	$x_n(O_m)$	$y_1(O_m)$...	$y_p(O_m)$

Tabla 1. Tabla de decisión que representa una base de casos.

Módulo de Recuperación

Para determinar la similitud entre dos casos se han desarrollado varias técnicas. La más sencilla consiste en contar el número de características similares entre ambos. El problema de esta técnica es que la importancia de las características varía de un contexto a otro. Otra técnica consiste en utilizar un conjunto de heurísticas que permitan determinar cuáles características tienen mayor relevancia (peso) y formular una función de semejanza o distancia que involucre la similitud o diferencia entre cada uno de los rasgos teniendo en cuenta el peso de los mismos. Este procedimiento es de tipo recursivo y generalmente lo que se hace es determinar las medidas de similitud o distancia entre cada uno de los rasgos para luego integrarlas en una sola. Existen numerosos trabajos al respecto en la literatura [Sne73], [Tve78], [Var93], [Che92], [Che95], [Wet95].

Muchos de estos enfoques siguen el procedimiento general que se describe a continuación en el Algoritmo 1:

Algoritmo 1: Recuperación

Entrada: O_t, O_0 (casos descrito en términos de diferentes rasgos)

Salida : agg-score (Medida de similitud o de distancia entre O_t y O_o)

Procedure Aggregate_Match_Score (entrada: O_t, O_0): (salida: agg-score)

Sum_score \leftarrow 0; aggregate_score \leftarrow 0

Para cada rasgo x_i de O_t

Buscar el rasgo correspondiente x_i in O_0

Calcular una medida de similitud o distancia $\delta_i(O_t, O_0)$

Tomar en consideración el peso del rasgo p_i a través de una función $h(p_i, \delta_i)$

sum_score \leftarrow sum_score + h

agregate_score \leftarrow f(sum_score)

agg_score \leftarrow aggregate_score

return

Este algoritmo contiene tres procedimientos denotados por δ_i, h, f que realizan lo siguiente:

Para un rasgo x_i , δ_i establece la similaridad o distancia entre dos valores

$x_i(O_t)$ y $x_i(O_o)$ de ese rasgo.

Ejemplos de funciones δ_i para determinar la similitud entre rasgos:

Para Rasgos Numéricos univaluados:

$$\delta_i(O_t, O_0) = 1 - \frac{|x_i(O_t) - x_i(O_o)|}{|x_i(O_t) + x_i(O_o)|} \quad (3)$$

$$\delta_i(O_t, O_0) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i(O) = x_i(O_t) \\ 0 & \text{e.o.c} \end{cases} \quad (4)$$

$$\delta_i(O_t, O_0) = \begin{cases} 1 & \text{si } |x_i(O) - x_i(O_t)| < \varepsilon \\ 0 & \text{e.o.c} \end{cases} \quad (5)$$

Para Rasgos Nominales univaluados:

$$\delta_i(O_t, O_0) = 1 - \sum_{j=1}^{\theta} |P(x_i(O_t)|y_1 = y_{ij}) - P(x_i(O_0)|y_1 = y_{ij})| \quad (6)$$

$$P(x_i(O_t)|y_1 = y_{ij}) = \begin{cases} \frac{N_{i.x_i(O_t).j}}{N_{ix_i(O_t)}} & \text{si } x_i(O_t) \text{ se encuentra en la base} \\ 0 & \text{e.o.c} \end{cases} \quad (7)$$

donde :

θ : Es la cardinalidad del conjunto de valores que toma el rasgo objetivo y_1 .

$N_{ix_i(O_t).j}$: Es el número de casos que toman el valor $x_i(O_t)$ para el rasgo predictor x_i y el valor y_{1j} para el rasgo objetivo y_1 .

$N_{ix_i(O_t)}$: Es el número total de casos que toman el valor $x_i(O_t)$ para el rasgo predictor x_i .

♦ Para Rasgos Numéricos y Nominales Multivaluados

$$\delta_i(O_t, O_0) = \frac{|x_i(O_t) \cap x_i(O_0)|}{|x_i(O_t) \cup x_i(O_0)|} \quad (8)$$

Ejemplos de funciones δ_i para determinar la distancia entre rasgos:

♦ Para Rasgos Numéricos univaluados:

$$\delta_i(O_t, O_0) = \frac{|x_i(O_t) - x_i(O_0)|}{|x_i(O_t) + x_i(O_0)|} \quad (9)$$

$$\delta_i(O, O_t) = \begin{cases} 0 & \text{si } x_i(O) = x_i(O_t) \\ 1 & \text{e.o.c} \end{cases} \quad (10)$$

$$\delta_i(O_t, O_0) = \begin{cases} 0 & \text{si } |x_i(O) - x_i(O_t)| < \varepsilon \\ 1 & \text{e.o.c} \end{cases} \quad (11)$$

♦ Para Rasgos Nominales univaluados:

$$\delta_i(O_t, O_0) = \sum_{j=1}^{\theta} \left| P(x_i(O_t) | y_1 = y_{ij}) - P(x_i(O_0) | y_1 = y_{ij}) \right| \quad (12)$$

♦ Para Rasgos Numéricos y Nominales Multivaluados

$$\delta_i(O_t, O_0) = \frac{|x_i(O_t) \cap x_i(O_0)|}{|x_i(O_t) \cup x_i(O_0)|} \quad (13)$$

etc.

El valor hallado se pondera con el peso a través de la función h .

$$h = p_i \cdot \delta_i \quad (14)$$

Finalmente f es una función de semejanza o de distancia usada para combinar

los valores ponderados de similitud o de distancia entre rasgos.

Ejemplos de estas funciones:

El algoritmo del Vecino más Cercano (nearest-neighbor algorithm) combina las semejanzas parciales δ_i a través de la siguiente función:

$$\beta(O_t, O_0) = \frac{\sum_{i=1}^n p_i \cdot \delta_i(O_0, O_t)}{\sum_{i=1}^n p_i} \quad (15)$$

donde n es el número de rasgos.

Esta función es la que se usa en nuestro modelo.

La distancia de Minkowski combina distancias parciales δ_i a través de la siguiente función:

$$d(O_t, O_0) = \left(\sum_{i=1}^n \delta_i(O_0, O_t)^w \right)^{\frac{1}{w}} \quad (16)$$

Si $w = 2$ se denomina distancia Euclideana.

Otros enfoques [My193], [Tir96a], [Tir96b], [Kon97], [Gut00a] introducen métricas de similaridad probabilista basadas en las probabilidades bayesianas para determinar la similaridad entre los casos.

Desde el punto de vista de la teoría de la Toma de Decisiones, la medida de semejanza nos brinda la utilidad del caso en la solución del nuevo problema.

Módulo de Adaptación

En este módulo pueden usarse cualquiera de los métodos siguientes [Kol93]:

1. Métodos de sustitución (sustituyen los valores de la nueva situación por valores de los problemas resueltos). Entre ellos podemos citar:
 - ♦ Reinstanciación: Se instancia la solución vieja en el nuevo problema.
 - ♦ Ajuste de parámetros: Usa heurísticas para ajustar los parámetros numéricos de la solución vieja (comúnmente basándose en las diferencias entre las viejas y la nueva situación).
 - ♦ Búsqueda Local: Busca estructuras de conocimiento auxiliares para reemplazar los valores en la nueva situación.
 - ♦ Memoria de preguntas y búsqueda especializada: Parecido a la búsqueda local, excepto que la búsqueda puede involucrar también la biblioteca de casos y puede ser orientada por heurísticas de propósito especial.
 - ♦ Sustitución Basada en Casos: Usa otros casos para sugerir una sustitución.
2. Métodos de transformación (transforman una solución vieja en una que trabaja en nueva situación):
 - ♦ Transformaciones con sentido común: Usan heurísticas con sentido común para reemplazar, borrar, o agregar componentes a una solución vieja.
 - ♦ Reparación orientada a modelos: Usa modelos causales del dominio para transformar la vieja solución.
3. Adaptación de propósito especial: Usa conocimiento del dominio para llevar a cabo adaptaciones que pueden cambiar la estructura total de la vieja solución.
4. Reemplazo Derivacional: Use los métodos y procesos empleado para derivar la vieja solución con el objetivo de generar una solución para el nuevo problema.

En [Han95] se proponen otros tipos de adaptación.

2.1.2. Incertidumbre en el Modelo Basado en Casos presentado

Hasta el momento la certidumbre de la solución dada en el proceso de adaptación ha estado relacionada con el valor de la función de semejanza entre el problema a resolver y los casos recuperados a partir de los cuales se obtuvo la solución del mismo. Sin embargo como se puede apreciar en este modelo la descripción de un caso está dada en función de un conjunto de variables las cuales toman diferentes valores, luego no es posible tener en consideración todos los casos potenciales, sino un subconjunto del conjunto de casos reales, esto provoca incertidumbre ocasionada por datos incompletos. Además, los valores presentes en la base pueden obtenerse a partir de diferentes fuentes: exacta, a partir del criterio de varios expertos y medidos con instrumentos de medición o incluso en muchos casos dichos valores pueden estar omitidos, lo cual ocasiona incertidumbre por información imprecisa y omitida. Otros tipos de incertidumbres también están presentes como la ocasionada por información no cuantificable e ignorancia parcial pero sólo se considerarán las primeras.

Por otra parte, el hecho de que exista incertidumbre en los casos hace posible que se presenten situaciones como las que se describen a continuación [Gut98]:

- ♦ Supongamos que estamos trabajando con tres rasgos predictores: *CONTRACCIÓN MUSCULAR*, *DOLOR DE CABEZA* Y *TEMPERATURA* y que por algún método dado, se ha determinado que el rasgo *DOLOR DE CABEZA* es el rasgo más importante y por tanto el que mayor peso tiene. Sin embargo los valores que ha tomado ese rasgo tienen muy bajo nivel de certidumbre, surge entonces la siguiente interrogante ¿es correcto asignar un peso grande a un rasgo del cual estamos tan inseguros?.
- ♦ Considérese el rasgo *TEMPERATURA* con los valores {*NORMAL*, *ALTA*}, tener en cuenta la incertidumbre, significa que el rasgo *TEMPERATURA* toma un valor en el caso almacenado y otro en la descripción del problema a

resolver, pero sobre la certeza de ambos valores existen ciertas dudas. Por ejemplo: $TEMPERATURA = NORMAL (0.9)$ en el caso y $TEMPERATURA = ALTA (0.6)$ en la descripción del problema. La situación anterior nos obliga a pensar en dos aspectos. El primero es que ahora la función de comparación tendrá como argumentos valores sobre los que existen dudas y por lo tanto el valor de la función de comparación entre estos valores dadas las certidumbres 0.9 y 0.6 no tiene que ser igual que en el caso en que ambos valores de certidumbres sean 1. Considerar el valor de la certidumbre en los valores dados a los rasgos nos obliga a redefinir las funciones de comparación de rasgos definidas originalmente. De aquí surge la siguiente interrogante: ¿cómo construir funciones de comparación de rasgos considerando incertidumbre en los valores dados a estos?.

- ◆ Por último, supongamos los casos recuperados son O_4 y O_8 y que ambos tienen el mismo nivel de semejanza. Sin embargo el valor del rasgo objetivo es diferente para ambos (situación de conflicto inconsistencia). ¿Por qué caso adaptar?.

Estas situaciones nos motivan a redefinir el modelo planteado anteriormente de forma tal que se considere la presencia de incertidumbre.

2.2. Fundamentos para el desarrollo del Modelo

Como se planteó en el capítulo anterior las problemáticas actuales del Razonamiento Basado en Casos están relacionadas fundamentalmente con el modelo de organización de los casos y con el manejo de la incertidumbre. En el epígrafe anterior analizamos algunas situaciones especiales que conducen a la presencia de incertidumbre en un Sistema Basado en Casos tradicional. En [Gut00b] se presenta un modelo probabilista que resuelve estas situaciones, pero trabaja la memoria de casos en forma secuencial lo cual provoca que el acceso a los mismos sea lento. A continuación se describe una vía alternativa

que combina una representación eficiente de los casos con el proceso de determinación y manipulación de la incertidumbre de sus valores.

El modelo que se propone se fundamenta en una estructura de organización de la base, que se desarrolla a partir de consideraciones teóricas relacionadas con los Árboles de Decisión como una forma de organización de la base de casos y con la Teoría de los Conjuntos Rugosos como una forma de representar el conocimiento incierto. Esta combinación resulta novedosa y permite aumentar al mismo tiempo la flexibilidad en la representación y la eficiencia en la recuperación.

A continuación se presentan algunas cuestiones relacionadas con los Árboles de Decisión y con la Teoría de los Conjuntos Rugosos.

2.2.1. Árboles de Decisión

Los árboles de decisión han sido utilizados extensivamente en el área del Machine Learning (Aprendizaje Automatizado) para dar solución a tareas de clasificación [Bre84], [Qui86], [Qui93]. En muchos sistemas con Razonamiento Basado en Casos las técnicas de recuperación implementadas están basadas en estas estructuras.

De forma general en un árbol de decisión, los nodos contienen los rasgos, mientras las ramas son etiquetadas por los posibles valores de éstos. Las hojas contienen las decisiones que se generan tomando en consideración los casos almacenados.

Por ejemplo, considere la siguiente base de casos representada en la Tabla 2.

	x_1	x_2	x_3	y_1
Caso	Contracción Muscular	Dolor de Cabeza	Temperatura	Dengue
O_1	No	No	Normal	No
O_2	Si	No	Alta	No
O_3	Si	No	Normal	No
O_4	Si	Si	Alta	Si
O_5	No	Si	Normal	No
O_6	No	Si	Alta	Si
O_7	No	No	Normal	No

O ₈	Si	Si	Alta	No
O ₉	Si	No	Alta	Si
O ₁₀	No	No	Normal	Si

Tabla 2. Base de Casos

El árbol de decisión asociado tendrá la siguiente estructura:

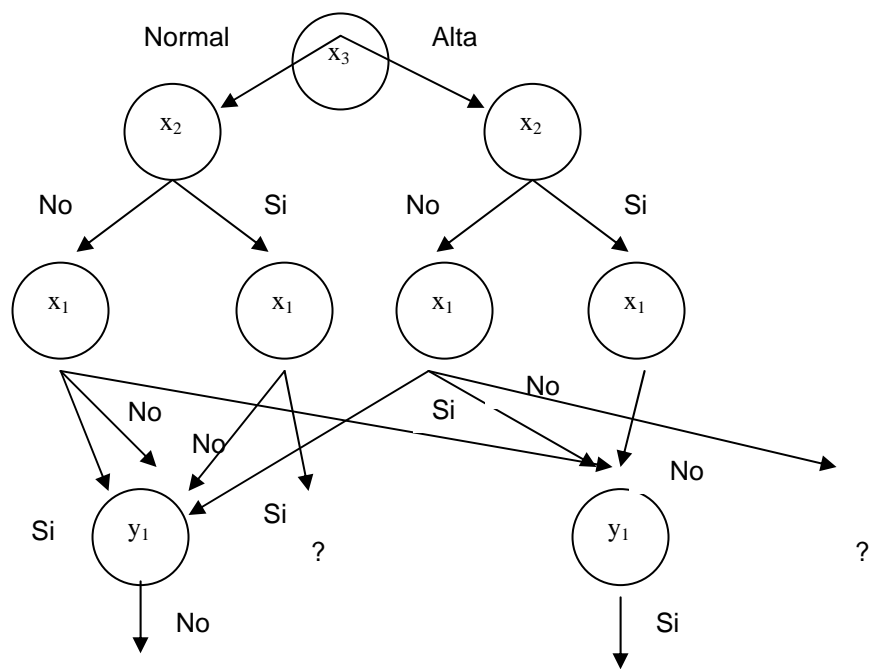


Figura 2. Árbol de Decisión asociado a la base de casos de la Tabla 2.

En la estructura de representación anterior existen algunas cuestiones a considerar:

1. ¿Cuántos y cuáles rasgos de la base van a ser representados?
Este primer problema está muy relacionado con el problema de la simplificación de los árboles de decisión.

La simplificación de árboles hace que éstos sean mejores comprendidos por los usuarios y más fáciles para acceder por el sistema.

Muchos algoritmos de simplificación de árboles con diferentes enfoques han sido propuestos en la literatura. Para manejar esta diversidad, estos enfoque se clasifican en cinco categorías: en la primera categoría están los algoritmos que controlan el tamaño del árbol mediante un procedimiento de pre-poda (por ej. imponiendo criterios de parada triviales en la expansión del árbol) o de post-poda (por ej. eliminado subárboles después que el árbol ha sido

generado). Las técnicas de la segunda categoría modifican el espacio de estado, combinando y subdividiendo los rasgos o los casos de acuerdo a los datos existentes. Los algoritmos de la tercera categoría modifican los algoritmos de búsqueda usando funciones de evaluación alternativas. Los de la cuarta restringen la base de datos eliminando casos o rasgos bajo determinadas consideraciones en el proceso de búsqueda. Finalmente los métodos de la quinta categoría simplifican los árboles de decisión transformándolos en otras estructuras de datos tales como grafos de decisión o reglas.

En forma general, los métodos que simplifican los árboles de decisión mejoran la comprensión y el acceso pero en ocasiones conspiran contra la exactitud.

2. ¿Qué nivel de jerarquía tendrán dichos rasgos en el árbol?.

Resolver esta interrogante significa considerar que no todos los rasgos tienen la misma importancia o peso y que esta importancia puede ser dependiente del contexto. Para dar solución a este problema se han desarrollado algoritmos que permiten eliminar los rasgos irrelevantes [Paw96]. Los rasgos irrelevantes son aquellos que tienen el mismo valor para todos los casos o son únicos para cada caso. Se han desarrollado además técnicas que permiten determinar la relevancia (peso) de los rasgos y a partir de esta relevancia establecer su jerarquía en el árbol. La más sencilla consiste en fijar el peso de los rasgos a priori para un dominio determinado pero esta es la menos general. Las más usadas son las llamadas técnicas basadas en explicación que identifican los rasgos relevantes usando aprendizaje basado en instancias o razonamiento introspectivo [Lea95]. Las técnicas basadas en explicación son usadas para valorar las soluciones de un caso con respecto a los rasgos que se tuvieron en consideración cuando el caso fue originalmente resuelto. De esta forma los rasgos que resultaron relevantes

formaran los rasgos primarios (más pesados), aquellos que provocaron inconsistencias se consideran rasgos irrelevantes y no se consideran, mientras el resto se marcan como rasgos secundarios y sus pesos quedan sujetos a refinamiento usando técnicas inductivas basadas en similaridad [Bar88]. El enfoque introspectivo aplicado al los Sistemas Basados en Casos consiste en proveerlos de un mecanismo con la capacidad de refinar los criterios de indexamiento a partir de recuperaciones deficientes de casos poco adaptables al nuevo problema. Existen diferentes técnicas basadas en esta observación: las heurísticas de preferencia [Kol88], el análisis dimensional [Ris88], el uso de funciones de evaluación pesadas que cambian dinámicamente [Sta87], o el uso de conocimiento específico del dominio para influir en los juicios de similaridad [Cai91], [Sur94]. Otro enfoque es el uso de métricas capaces de asignar una medida de relevancia en cada comparación [Ben93].

3. ¿Cómo proceder cuando un nuevo problema conduce a un camino sin solución?.

Este tercer aspecto es provocado cuando el emparejamiento del nuevo problema y los casos de la base no es perfecto debido a que, por una parte los valores de los rasgos del nuevo problema y los casos previos almacenados en la base no son exactamente iguales y por otra existen valores omitidos en algunos de los rasgos. Un enfoque usual para resolver este problema es definir una métrica de similitud o distancia. En el epígrafe 2.1.1. se mostraron algunos ejemplos, sin embargo el problema de encontrar una métrica apropiada no es un problema trivial, por lo que ha sido estudiado por muchos investigadores [Ben93], [Bor93], [Rou93].

Hasta el presente, por lo general todas las métricas desarrolladas asumen que los casos son representados mediante colecciones de pares atributo-valor. Sin embargo en dominios más complejos son necesarias otras

estructuras de representación y por tanto otras métricas como por ejemplo: medidas de similitud gráficas como las usadas en reconocimiento de patrones. Estas medidas ya han sido consideradas en numerosos sistemas que usan Razonamiento Basado en Casos [Bun93], [Poo93].

4. ¿Cómo proceder cuando un nuevo caso conduce a un camino que tiene varias soluciones (situación de conflicto o inconsistencia)?.

Esta situación es provocada por el hecho de que existen casos con iguales valores en los rasgos predictores y valores diferentes en los rasgos objetivos. Esto se denomina situación de conflicto o inconsistencia. Una de las teorías más novedosas para resolver este tipo de problemas es precisamente la Teoría de los Conjuntos Rugosos.

2.2.2. Teoría de los Conjuntos Rugosos aplicada a un Sistema Basado en Casos

Definiciones Preliminares

Relación de Indiscernibilidad: Una relación binaria I definida sobre un conjunto finito, no vacío de objetos (para nuestros propósitos, casos) U llamado universo se denomina relación de indiscernibilidad si cumple las siguientes propiedades:

1. I es reflexiva $O_t IO_t$ para todo $O_t \in U$
2. I es simétrica, $O_t IO_k \Rightarrow O_k IO_t$ para todo $O_t, O_k \in U$
3. I es transitiva $O_t IO_k \wedge O_k IO_s \Rightarrow O_t IO_s$

La *clase de equivalencia* de un objeto O_t definida por la relación de indiscernibilidad I , será el conjunto de casos O_k que está relacionado con O_t a través de I o sea:

$$I(O_t) = [O_t]_I = \{O_k \in U : O_t IO_k\} \quad (17)$$

Si $O_t IO_k$ entonces O_t y O_k se dicen *indiscernibles* con respecto a I (I -indiscernibles).

Los conjuntos que son indiscernibles se denominan *conjuntos elementales*.

Cualquier unión finita de conjuntos elementales es llamada *conjunto definible*.

Por analogía con los atributos, se definen conjuntos elementales asociados con la decisión a los subconjuntos del conjunto de todos los ejemplos que tienen el mismo valor de decisión. Tales subconjuntos son llamados *conceptos*.

Se considerará el caso en que existe una sola decisión y_1 la cual toma valores en el conjunto $M = \{y_{11}, \dots, y_{1\theta}\}$. Denotamos los conjuntos conceptos asociados por $Y_{11}, \dots, Y_{1\theta}$ donde:

$$Y_{1q} = \{O_t \in U : y_1(O_t) = y_{1q}\}, \quad q = 1, \theta \quad (18)$$

Cuando dos ejemplos pertenecen a un mismo conjunto elemental y a diferentes conjuntos conceptos existe inconsistencia. Una forma de resolver este problema consiste en determinar la certidumbre de que el ejemplo pertenezca a cada conjunto concepto asociado.

Determinación de la Certidumbre asociada a un conjunto concepto

La certidumbre de que un objeto O_t pertenezca a un conjunto concepto Y_{1q} se determina a través de una función de pertenencia definida empleando la relación

I de la siguiente manera:

$$\mu_{Y_{1q}}(O_t) = \frac{|Y_{1q} \cap I(O_t)|}{|I(O_t)|} \quad (19)$$

Esta función se denomina función de pertenencia rugosa y cuantifica el grado de solapamiento relativo entre el conjunto Y_{1q} y la clase de equivalencia a la cual pertenece O_t .

La función de pertenencia rugosa puede ser interpretada como una frecuencia estimada por la probabilidad condicional de que O_t pertenezca a Y_{1q} dado el conocimiento de O_t con respecto a los atributos de I , $\Pr(y_1(O_t) = y_{1q} | I)$. Esta

función, por tanto puede ser usada para determinar la certidumbre de los valores de los rasgos objetivos.

Esta teoría tiene las siguientes desventajas:

No establece una jerarquía entre los valores de los atributos para considerar la relación de indiscernibilidad.

Determina la certidumbre asociada a la decisión, sin considerar la incertidumbre que puede estar presente en los valores de los rasgos.

Resuelve el problema de la incertidumbre ocasionada por la inconsistencia sin considerar otras fuentes de incertidumbre que pudieran estar presentes en los datos.

El siguiente modelo utiliza las bondades de las teorías anteriores y elimina las desventajas planteadas.

2.3. Formalización de un Sistema Basado en Casos que considera la presencia de Incertidumbre

2.3.1. Representación de la Base de Casos

Se propone lograr una representación jerárquica de la base de casos usando la estructura de un árbol de decisión.

Para determinar qué rasgos van a ser representados se usa el enfoque basado en el control del tamaño a través de la pre-poda, el cual fue explicado en el epígrafe 2.2.1. Como criterio de parada se propone usar el grado de relación entre las variables.

2.3.1.1. Determinación del grado de Relación entre dos variables

La relación entre dos variables x_i y x_j puede ser representada por un número real perteneciente al intervalo $[0,1]$ y se denotará por $\mathfrak{R}(x_i, x_j)$.

Para determinar esta relación se proponen tres métodos: Criterios de Expertos, Estadístico y Rugoso.

Criterios de Expertos

Es el método más simple. El experto es quien determina a partir de su experiencia cómo es la relación entre las variables predictoras y objetivos y entre las propias variables predictoras o sea el criterio de relación entre las variables se determina empíricamente.

Método Estadístico

En este método la relación entre las variables se determina a partir de los niveles asociación entre las mismas. Para establecer este nivel de asociación se usa el estadístico V de Cramer basado en el Test Chi-Cuadrado [Val92] . Este método fue usado por [Qui86] como criterio de parada en el algoritmo ID3.

Se limita al caso en que exista sólo un rasgo objetivo (decisión). Sea éste y_1 , el cual toma valores en conjunto: $\{y_{11},...,y_{1q},...,y_{1\theta}\}$.

Como se considera que el valor de la variable puede ser desconocido a cada rasgo x_i se le añade un nuevo valor, denominado valor genérico y que se denota por *Unknown*. Este valor estará representado por la variable $x_{i\eta_i+1}$.

Para simplificar se analiza sólo cómo se calcula el nivel de asociación entre las variables predictoras y la variable objetivo ya que de la misma forma se calcula el nivel de asociación entre las propias variables predictoras.

El procedimiento es el siguiente: para cada variable predictora x_i se determina la tabla de contingencia que la relaciona con la variable objetivo y_1 de la siguiente forma:

$x_i \backslash y_1$	y_{11}	y_{1q}	$y_{1\theta}$	
x_{i1}	O_{11}	O_{1q}	$O_{1\theta}$	$\sum_{j=1}^{\theta} O_{1j}$
....
x_{ip}	O_{p1}	O_{pq}		$O_{p\theta}$	$\sum_{j=1}^{\theta} O_{pj}$
...
$x_{i\eta_i}$	$O_{\eta_i 1}$	$O_{\eta_i q}$	$O_{\eta_i \theta}$	$\sum_{j=1}^{\theta} O_{\eta_i j}$

$x_{i\eta_i+1}$	O_{η_i+11}	O_{η_i+1q}	$O_{\eta_i+1\theta}$	$\sum_{j=1}^{\theta} O_{\eta_i+1j}$
	$\sum_{i=1}^{\eta_i+1} O_{i1}$	$\sum_{i=1}^{\eta_i+1} O_{iq}$		$\sum_{i=1}^{\eta_i+1} O_{i\theta}$	n

Tabla 3. Tabla de contingencia que relaciona las variables x_i y y_1 .

Donde:

$O_{pq}(x_i, y_1)$ es el número de casos que toman simultáneamente los valores x_{ip}

y y_{1q} , $p = 1, \eta_i + 1$, $q = 1, \theta$

$$n = \sum_{i=1}^{\eta_i+1} \sum_{j=1}^{\theta} O_{ij} \tag{20}$$

Los valores $O_{pq}(x_i, y_1)$ que se muestran en la Tabla 3, constituyen las frecuencias observadas. Sin embargo, de acuerdo a las reglas de probabilidad estas frecuencias debían ser:

$$E_{pq}(x_i, y_1) = \frac{\sum_{i=1}^{\eta_i+1} O_{iq}(x_i, y_1) \cdot \sum_{j=1}^{\theta} O_{pj}(x_i, y_1)}{n} \tag{21}$$

que son las llamadas frecuencias esperadas o teóricas.

Estas frecuencias esperadas deben ser comparadas con las frecuencias

observadas $O_{pq}(x_i, y_1)$ que se muestran en la Tabla 3.

Las diferencias $O_{pq}(x_i, y_1) - E_{pq}(x_i, y_1)$ se llaman residuales, se elevan al cuadrado para evitar la compensación de diferencias positivas y negativas y se dividen por las frecuencias esperadas $E_{pq}(x_i, y_1)$ para establecer magnitudes relativas. Resulta el estadístico:

$$\chi^2(x_i, y_1) = \sum_{p=1}^{\eta_i} \sum_{q=1}^{\theta} \frac{(O_{pq}(x_i, y_1) - E_{pq}(x_i, y_1))^2}{E_{pq}(x_i, y_1)} \tag{22}$$

Si la hipótesis fundamental de independencia es cierta, este estadístico tiene distribución aproximadamente igual a la Chi-cuadrado, con grados de libertad

determinado por el producto (C-1)x(R-1), donde C y R son el número de filas y columnas de la Tabla 3.

La prueba Chi-cuadrado tiene realmente muchas limitaciones y los principales detractores llegan incluso a decir que el único caso en que él puede ser aplicado con fiabilidad, es el caso de las tablas 2x2. Una de las principales limitaciones es que suministra muy poca información sobre la forma y sobre la estrechez de la asociación entre las variables. Por ello junto con el Chi-cuadrado o en su lugar se utilizan otros estadísticos o pruebas que hablan de la forma o fortaleza del enlace como es el caso del estadístico conocido como V de Crammer, que es el que se utilizará para determinar el grado de asociación entre las variables.

$$V(x_i, y_1) = \sqrt{\frac{\chi^2(x_i, y_1)}{n \cdot (k - 1)}} \tag{23}$$

donde $k = \min(\text{no de filas}, \text{no de columnas})$

Cuanto mayor sea el valor de $V(x_i, y_1)$, mayor será el grado de asociación.

De esta forma la relación entre los rasgos predictores y a la decisión se determina por el grado de asociación.

$$\Re(x_i, y_1) = V(x_i, y_1) \tag{24}$$

La asociación entre las propias variables predictoras se determina de la misma manera analizada anteriormente.

Método Rugoso

En este método la relación entre las variables se determina a partir de la relación de dependencia entre las mismas.

Para determinar la dependencia entre atributos la teoría de los conjuntos rugosos establece lo siguiente:

A cada subconjunto $Y_{1q}, q = 1, \theta$ del universo U se le asignan dos conjuntos

$I_*(Y_{1q}), I^*(Y_{1q})$ llamados aproximaciones inferior y superior de Y_{1q} respectivamente.

$$I_*(Y_{1q}) = \{O_t \in U : I(O_t) \subseteq Y_{1q}\} \quad (25)$$

$$I^*(Y_{1q}) = \{O_t \in U : I(O_t) \cap Y_{1q} \neq \Phi\} \quad (26)$$

Estas aproximaciones pueden ser vistas como las funciones de creencia y plausibilidad planteadas en la teoría de Demspter-Shafer para el manejo de la incertidumbre [Sha76].

A partir de las aproximaciones inferiores se define entonces la región I -positiva de una variable de la siguiente manera:

Región I -Positiva

Definición: Sean $y_{11}, \dots, y_{1\theta}$ son los posibles valores de y_1 entonces al conjunto $I_*(Y_{11}) \cup \dots \cup I_*(Y_{1\theta})$ se le denomina región I -Positiva de la variable y_1 y se denota por $Pos_I(y_1)$.

El número $\frac{|Pos_I(y_1)|}{|U|}$ mide la cercanía entre los elementos de la partición definida por la variable y_1 y los elementos de la partición definida por los atributos de I .

La definición de Región I -Positiva permite definir la dependencia entre atributos de la siguiente manera:

Dependencia de un Grado

La dependencia puede ser definida de la forma siguiente:

Sean D y C dos atributos de A . Se dice que D depende de C en un grado k ($0 \leq k \leq 1$) y se denota por $C \Rightarrow_k D$ si:

$$k = \gamma(C, D) = \frac{|Pos_I(D)|}{|U|} \quad (27)$$

donde $I = C$

Si $k = 1$ se dice que D depende totalmente de C y si $k < 1$ se dice que D depende parcialmente o en grado k de C .

El coeficiente k se denomina grado de dependencia entre las variables.

Para nuestros propósitos este coeficiente puede calcularse para determinar el grado de dependencia las variables predictoras y la variable objetivo y entre las propias variables predictoras.

La relación entre dos variables x_i y x_j queda entonces determinada por:

$$\mathfrak{R}(x_i, x_j) = \gamma(x_i, x_j) \quad (28)$$

Una vez determinada la relación entre las variables por uno de los métodos anteriores se procede a crear los árboles de decisión.

2.3.1.2. Algoritmo para la Construcción de Árboles de Decisión

Consideraciones Preliminares

Sea K el conjunto de rasgos predictores x_i tales que $\mathfrak{R}(x_i, y_1) \geq \alpha$

$$K = \{x_i : \mathfrak{R}(x_i, y_1) \geq \alpha\} \quad (29)$$

El valor de α lo define el experto.

Estos rasgos son los que están más asociados al rasgo objetivo (decisión), por tanto son los que se tendrán en consideración para la construcción del árbol.

Luego:

$$K^c = X \setminus K = \{x_i : \mathfrak{R}(x_i, y_1) < \alpha\} \quad (30)$$

Para resolver el problema de asignar un valor de certidumbre a los valores de los rasgos predictores, se extiende la noción de conjunto concepto de la teoría de los conjuntos rugosos a los rasgos predictores de la siguiente manera:

Los conjuntos conceptos asociados a un rasgo predictor x_i el cual toma valores en el conjunto Ω son los conjuntos elementales correspondientes a la relación de indiscernibilidad $I = \{x_i\}$. Estos conjuntos se denotan por: X_{ip} , $p=1, \eta_i$ y se definen:

$$X_{ip} = \{O_t : x_i(O_t) = x_{ip}\} \quad (31)$$

Si no se conoce el valor de una variable predictora para un determinado caso o sea el valor de esa variable es *Unknown*, cuando se forman los conjuntos

elementales se asume que dicha variable toma todos los posibles valores del rasgo para ese caso y por tanto el caso estará presente cada uno de los conjuntos elementales. En estos casos el rasgo pasa a ser multivaluado.

Para representar la base de casos, se construye un árbol por cada conjunto concepto asociado a la decisión, luego el número total de árboles será igual a la cardinalidad (θ) del conjunto de valores que toma el rasgo objetivo y_1 .

Se denotan a los conjuntos conceptos asociados a la decisión por $Y_{1j}, j = 1, \theta$ donde:

$$Y_{1j} = \{O_t : y_1(O_t) = y_{1j}\} \quad (32)$$

Algoritmo 2: Construcción de los árboles de decisión

AD1: Situar en la raíz de cada árbol cada uno de los conjuntos conceptos asociados a la decisión.

AD2: $K' = K$

AD3: Elegir en el conjunto K' el rasgo predictor que tenga mayor grado de dependencia con el rasgo objetivo (decisión).

AD4: En cada árbol, determinar los conjuntos que se forman al interceptar el conjunto concepto asociado a la decisión que se encuentra en raíz y cada uno de los conjuntos conceptos correspondientes al rasgo seleccionado. (Esta intersección nos da el numerador de la fórmula (19), considerando la relación de indiscernibilidad de formada por el rasgo predictor más dependiente).

AD5: Expandir la raíz de cada árbol por los correspondientes conjuntos determinados.

AD6: Eliminar el rasgo seleccionado de K'

AD6: Dentro del conjunto K' elegir el rasgo predictor cuyo grado de dependencia con el rasgo predictor que se encuentra en las hojas, sea mayor. Si no existen rasgos dependientes terminar.

AD7: Expandir cada hoja del árbol por los conjuntos formados por la intersección del conjunto que se encuentra en dicha hoja y cada uno de los conjuntos

conceptos asociados al nuevo rasgo seleccionado (Esta intersección nos da el numerador de la fórmula (19), considerando la relación de indiscernibilidad de formada por los rasgos predictores que han aparecido hasta ese nivel). Ir a AD6. Como resultado de aplicar este algoritmo nos queda la base de casos representada a través de un conjunto de árboles. En estos árboles cada rama conduce a un nodo donde se encuentra el conjunto formado por la intersección del conjunto concepto que se encuentra en la raíz con uno de los conjuntos elementales correspondientes a la relación de indiscernibilidad formada por los rasgos que han aparecido hasta el nivel donde se encuentra dicho nodo. Este nodo se denota por I_{lb}^q donde q indica que es un nodo del árbol en cuya raíz esta el conjunto concepto Y_{1q} , l es el nivel del árbol donde se encuentra y b es la rama (Para los nodos que aparecen en los niveles intermedios, se considera que b es la primera rama en la que aparece). En particular el conjunto concepto Y_{1q} que se encuentra en la raíz se denota como I_{01}^q .

La cantidad de niveles del árbol es $l_n = K \lfloor K' \rfloor + 1$. La cantidad de nodos en cada nivel es $b_l = b_{l-1} \cdot \eta_l$ donde η_l es la cardinalidad del rasgo que aparece en el nivel l .

La unión de los conjuntos que se encuentran en cada nivel constituye el conjunto de todos los casos que se encuentran en la raíz. La intersección puede no ser vacía, debido al hecho de que los rasgos pueden ser multivaluados por lo que un mismo caso puede pertenecer a varios conjuntos elementales relativos a una misma relación de indiscernibilidad.

Como resultado los casos quedan organizados en una estructura jerárquica donde en cada nivel existe una relación de indiscernibilidad formada por los rasgos predictores que han aparecido hasta ese nivel. Sobre esa estructura se basa la determinación de la certidumbre.

2.3.1.3. Determinación de la Certidumbre

Ideas preliminares

Una vez representada la base de casos a través de un árbol de decisión, procedemos a calcular la certidumbre asociada a los valores de los rasgos predictores y objetivos [Gut01b]. Esta certidumbre se calcula a partir de dos magnitudes. La primera de ellas tiene en cuenta la información almacenada en la base de casos y representa la probabilidad de que un rasgo tome un valor dado de su dominio para un determinado caso, conociéndose las relaciones con otros valores asociados al caso y el valor de la decisión tomada en el mismo. Esta magnitud pudiera ser considerada una medida de la incertidumbre ocasionada por la información incompleta y de hecho ha sido manejada así en numerosos Sistemas Probabilísticos. Sin embargo, a nuestro criterio esta medida por sí sola no constituye una medida de certidumbre en los Sistemas Basados en Casos pues en los mismos no sólo se manejan las reglas sino también las excepciones y para estos casos por la forma en que se determina el valor de la probabilidad, la certidumbre de algunos valores sería muy baja y sin embargo en la vida real estos valores podrían ser excepcionales pero ciertos. Es por eso que usamos una segunda magnitud la cual representa la probabilidad del valor condicionada por la fuente de obtención (exacta, criterios de expertos e instrumentos de medición, no existe). Esta magnitud está relacionada con la incertidumbre proveniente de la información imprecisa u omitida (ignorancia) y puede variar de uno a otro caso para un mismo valor ya que en todos los casos los valores de los rasgos no tienen por qué ser obtenidos de la misma forma. Ambas magnitudes se denominan *Primera* y *Segunda Probabilidad* respectivamente (para abreviar P_1 y P_2).

La probabilidad P_1 se calcula tomando en consideración los árboles de decisión que se construyen como se describió en el epígrafe anterior. Esta primera probabilidad varía cuando se incorporan nuevos casos a la base, ya que varían

las frecuencias de los valores que aparecen, de ahí la importancia de usar una estructura de organización eficiente para el cálculo de la misma.

La probabilidad P_2 se calcula independientemente del árbol de decisión y no varía al incorporar nuevos casos a la base ya que como se dijo esta probabilidad depende de la fuente a partir de la cual se obtienen los valores. Por eso, no resulta importante asociar a ella una estructura particular de organización de la base.

Una vez calculadas ambas probabilidades para calcular la certidumbre total se combinan éstas usando una co-t-norma g .

La certidumbre asociada al valor del rasgo predictor x_i se calcula a través de la función:

$$\xi_i : U \rightarrow [0,1]$$

La certidumbre asociada al valor del rasgo objetivo y_1 se calcula a través de la función:

$$\eta_1 : U \rightarrow [0,1]$$

Para el nuevo caso la certidumbre se calcula teniendo en consideración sólo la segunda probabilidad P_2 ya que no conocemos el valor de la decisión.

Precisamente el valor de la decisión es lo que se pretende hallar.

2.3.1.3.1. Algoritmo para el cálculo de la Primera Probabilidad

El cálculo de la primera probabilidad para cada uno de los valores de los rasgos predictores y objetivos se realiza tomando en consideración si los rasgos aparecen o no representados en el árbol de decisión. Si el rasgo predictor no está representado en el árbol, la primera probabilidad asociada a un valor de dicho rasgo se realiza tomando en consideración la frecuencia con que ese valor aparece. Para los rasgos predictores que aparecen en el árbol, así como para la decisión, la primera probabilidad se calcula a partir de los conjuntos elementales que se encuentran representados. Estas ideas se implementan en el siguiente algoritmo:

Algoritmo 3: Cálculo de la Primera Probabilidad

PP1: Probabilidad asociada a los valores de los rasgos predictores que no aparecen en el árbol de decisión.

Si el rasgo $x_i \in K^c \cup K'$

$\forall O_t \in U$

$$P_1\left(x_i(O_t) = x_{ip}\right) = \frac{|X_{ip}|}{n} \quad (33)$$

PP2: Probabilidad asociada a los valores de los rasgos predictores que aparecen en el árbol de decisión.

Si el rasgo $x_i \in K|K'$

Para $q = 1, \theta$

Para $l = 1, l_n$

Para $b = 1, b_l$

$$\forall O_t \in I_{lb}^q$$

Si el rasgo x_i aparece en el nivel l y $x_i(O_t) = x_{ip}$

$$P_1\left(x_i(O_t) = x_{ip}\right) = \frac{|I_{lb}^q|}{\left| I^q \begin{matrix} l-1 \\ \left[\frac{b}{\eta_i} \right] \end{matrix} \right|} \quad (34)$$

PP3: Probabilidad asociada a los valores de la decisión.

Para $l = l_n$

Para $b = 1, b_l$

Para $q = 1, \theta$

$$\forall O_t \in I_{lb}^q$$

$$P_1(y_1(O_t) = y_{1q}) = \frac{|I_{lb}^q|}{\left| \bigcup_{j=1}^{\theta} I_{lb}^j \right|} \quad (35)$$

PP4: Si x_i es un rasgo predictor univaluado y tomó el valor x_{ip} en el caso O_t entonces

$$P_1(x_i(O_t)) = P_1(x_i(O_t) = x_{ip}) \quad (36)$$

PP5: Si x_i es un rasgo predictor multivaluado que tomó los valores x_{ij} en el caso O_t entonces:

$$P_1(x_i(O_t)) = \prod_{x_{ij} \in x_i(O_t)} P_1(x_i(O_t) = x_{ij}) \quad (37)$$

PP6: Si y_1 es un rasgo objetivo univaluado y tomó el valor y_{iq} en el caso O_t entonces:

$$P_1(y_1(O_t)) = P_1(y_1(O_t) = y_{iq}) \cdot \prod_{x_i \in K^c \cup K'} P_1(x_i(O_t)) \quad (38)$$

PP7: Si y_1 es un rasgo objetivo multivaluado y tomó los valores y_{1j} en el caso O_t entonces:

$$P_1(O_t) = \prod_{y_{1j} \in y_1(O_t)} P_1(y_1(O_t) = y_{1j}) \cdot \prod_{x_i \in K^c \cup K'} P_1(x_i(O_t)) \quad (39)$$

2.3.1.3.2. Algoritmo para el cálculo de la Segunda Probabilidad

El cálculo de la segunda probabilidad es independiente de la estructura de organización de los casos ya que no se basa en las relaciones entre los rasgos predictores, sino en la fuente de obtención de los valores, como se explicó anteriormente.

Algoritmo 4: Cálculo de la segunda probabilidad

SP1: Para todo x_i

Para todo O_t hacer

i) Si el valor x_{ij} de la variable x_i en el caso O_t es tomado de una fuente exacta:

$$P_2(x_i(O_t) = x_{ij}) = 1 \quad (40)$$

ii) Si el valor x_{ij} de la variable $x_i(O_t)$ es tomado a partir del criterio de varios expertos entonces:

$$P_2(x_i(O_t) = x_{ij}) = \frac{\sum_{r=1}^n c_r \cdot a_r(x_{ij})}{\sum_{r=1}^n c_r} \quad (41)$$

donde:

a_1, a_2, \dots, a_n , Expertos que están asignando el valor del rasgo x_i del caso O_t .

$a_r(x_{ik})$ denota la respuesta del experto r sobre ese valor.

$$a_r(x_{ik}) = \begin{cases} 1 & \text{cuando el valor se afirma} \\ 0 & \text{cuando el valor se niega} \end{cases} \quad (42)$$

c_r : grado de competitividad del experto.

iii) Si el valor x_{ij} de la variable $x_i(O_t)$ es tomado a partir de un instrumento de medición y por tanto es un valor continuo, se discretiza de la siguiente forma [Ran00]:

Sea

$$s = \theta \text{ o } s = 5 \quad (43)$$

$$w_{x_i} = \frac{\max_{x_i} - \min_{x_i}}{s} \quad (44)$$

donde

\max_{x_i} y \min_{x_i} son los valores máximo y mínimo que toma el atributo x_i en el conjunto de casos. El valor discretizado $v(x_{ij})$ de un valor continuo x_{ij} de un atributo x_i es un entero de 1 a s y está dado por:

$$v(x_{ij}) = \begin{cases} s & \text{si } x_{ij} \geq \max_{x_i} \\ 1 & \text{si } x_{ij} \leq \min_{x_i} \\ \lfloor (x_{ij} - \min_{x_i}) / w_{x_i} \rfloor + 1 & \text{e.o.c.} \end{cases} \quad (45)$$

$$P_2(x_i = x_{ij}) = \left(P(x_i = v(x_{ij}) | y_1) + \left(\frac{x_{ij} - \text{mid}_{x_i v(x_{ij})}}{\text{mid}_{x_i v(x_{ij})+1} - \text{mid}_{x_i v(x_{ij})}} \right) \cdot (P(x_i = v(x_i) + 1 | y_1) - P(x_i = v(x_i) | y_1)) \right) \cdot P(I) \quad (46)$$

donde :

$\text{mid}_{x_i v(x_{ij})}$ y $\text{mid}_{x_i v(x_{ij})+1}$ son los puntos medios de dos intervalos consecutivos

tales que $\text{mid}_{x_i v(x_{ij})} \leq x_{ij} \leq \text{mid}_{x_i v(x_{ij})+1}$

$P(I)$: Certidumbre asociada al instrumento de medición determinada según [Fig94].

Si este último valor no se conoce se considera igual a 1.

iv) Si el valor de la variable x_i en el caso O_t es *Unknown* o no se conoce la fuente a partir de la cual se obtuvo el valor:

$$P_2(x_i(O_t)) = 0 \quad (47)$$

SP2: Si x_i es un rasgo univaluado y tomó el valor x_{ip} en el caso O_t

$$P_2(x_i(O_t)) = P_2(x_i(O_t) = x_{ip}) \quad (48)$$

SP3: Si x_i es un rasgo multivaluado y tomó los valores x_{ij} en el caso O_t

$$P_2(x_i(O_t)) = \prod_{x_{ij} \in x_i(O_t)} P_2(x_i(O_t) = x_{ij}) \quad (49)$$

SP4: Para todo O_t hacer

$$P_2(y_1(O_t)) = \frac{\sum_{i=1}^n P_2(x_i(O_t))}{n} \quad (50)$$

Para el nuevo problema también se calcula el valor de la segunda probabilidad asociada a sus rasgos predictores siguiendo los pasos SP1-SP3 del algoritmo anterior.

2.3.1.3.3. Algoritmo para el Cálculo de la Certidumbre Total

Por último calculamos la certidumbre total de cada valor del rasgo predictor x_i y del rasgo objetivo y_1 a través del siguiente algoritmo:

Algoritmo 5: Cálculo de la Certidumbre Total

CT1: Cálculo de la Certidumbre Total para los Rasgos Predictores

Para $i = 1, n$

Para $t = 1, m$

Si $P_2(x_i(O_t)) \neq 0$ entonces:

$$\xi_i(O_t) = g(P_1(x_i(O_t)), P_2(x_i(O_t))) \quad (51)$$

Sino $\xi_i(O_t) = 0$

CT2: Cálculo de la Certidumbre Total para el rasgo objetivos.

Para $t = 1, m$

$$v_1(O_t) = g(P_1(y_1(O_t)), P_2(y_1(O_t))) \quad (52)$$

CT3: Cálculo de la Certidumbre Total para el Problema.

Para $i = 1, n$

$$\zeta_i(O_0) = P_2(x_i(O_0)) \quad (53)$$

La función g que aparece en el algoritmo puede ser cualquiera de las funciones de combinación que han sido utilizadas en la literatura para propagar incertidumbre y que se conocen como co-t normas arquimedeanas por ejemplo:

$$g(x, y) = x + y - xy \quad (54)$$

$$g(x, y) = \frac{x + y}{1 + xy} \quad (55)$$

entre otras.

Estas funciones de combinación cumplen las siguientes propiedades:

Sí $0 < x, y < 1$ entonces $0 < g(x, y) < 1$

$$g(x, y) = g(y, x)$$

$$g(x, g(y, z)) = g(g(x, y), z)$$

$$g(x, 0) = x$$

$$\text{Si } x \leq y \text{ entonces } g(x, z) \leq g(y, z)$$

$$g(x, 1) = 1$$

Esta última propiedad resulta importante ya que garantiza la seguridad absoluta cuando cualquiera de las dos probabilidades asignadas sea 1. Con ello se resuelve el problema planteado anteriormente con relación a valores excepcionales y ciertos ya que en estos casos la primera probabilidad resultará muy baja pero la segunda resultará ser 1, luego el valor de la certidumbre total resultará también ser igual a 1.

2.3.2. Recuperación en Condiciones de Incertidumbre

Una vez calculada la certidumbre de todos los valores para los rasgos predictores y objetivos y la certidumbre de los valores del nuevo caso, se procede a realizar los procesos de razonamiento (recuperación y adaptación).

El procedimiento de recuperación consta de dos etapas: acceso y recuperación.

2.3.2.1. Algoritmo para el Acceso a los Casos más Relevantes

En la etapa de acceso se seleccionan los casos potenciales para el proceso de recuperación, haciendo uso de la estructura jerárquica de representación de los casos. Esta estructura nos permitirá reducir el número de casos a tener en cuenta en el proceso de recuperación pues sólo se considerarán aquellos casos que para los rasgos que están en el árbol tengan valores similares a los del problema planteado. Esto no significa que vayamos a considerar todos los rasgos predictores que están en el árbol pues si todos son considerados pudieran no tenerse en consideración casos que difieran en pocos rasgos significativos. Por eso hay que definir hasta que nivel del árbol vamos a

considerar. Esto se conoce en la literatura como uso de una heurística de preferencia basada en características sobresalientes [Kol89].

Algoritmo 6: Acceso a los casos más relevantes

Entrada: Problema a resolver: O_0

Nivel a considerar: level

$X_{ik}, i = 1, n, k = 1, \eta_i$ Conjuntos conceptos asociados a los valores de los rasgos.

Salida: Conjunto de casos potenciales para la recuperación: P

ACR1: $P = U$

ACR2: Para $l=1$, level:

i) Seleccionar el rasgo que se encuentra en el nivel l de cualquiera de los árboles. Sea este x_i

ii) Si x_i es un rasgo univaluado y $x_i(O_0) = x_{ip}$

$$P = P \cap \left(\bigcup_{k: \delta_i(x_{ip}, x_{ik}) > 0} X_{ik} \right) \quad (56)$$

iii) Si x_i es un rasgo multivaluado y $x_{ij} \in x_i(O_l)$:

$$P = P \cap \left(\bigcup_{\substack{k: \delta_i(x_{ij}, x_{ik}) > 0 \\ x_{ij} \in x_i(O_l)_i}} X_{ik} \right) \quad (57)$$

De esta forma en el conjunto P nos quedan los casos potenciales para la etapa de recuperación en la cual se determina la semejanza entre ellos y el nuevo problema. Note que los casos potenciales cambian de un problema a otro.

2.3.2.2. Algoritmo para la Recuperación de los Casos más Semejantes

En este algoritmo la función de semejanza del Vecino más Cercano se transforma en una nueva función de semejanza que permite el manejo de la incertidumbre.

Dicha función compara la descripción del nuevo problema O_0 con las descripciones de los casos potenciales obtenidos en la etapa anterior, que se encuentran en el conjunto P . En estas comparaciones se toman en consideración todos los rasgos que inicialmente aparecen en la base, ya que aunque no todos están relacionados (no todos aparecen en el árbol), si fueron seleccionados al inicio, es porque en alguna medida intervienen en la solución, aunque de forma menos significativa. Este hecho lo tenemos en cuenta al modificar (en caso de que estén previamente establecidos) o definir (en caso de que no lo estén), los pesos de los rasgos. Por otra parte, ahora los valores a comparar estarán acompañados de un nivel de certidumbre lo cual debe ser tenido en cuenta en la función de comparación. De esta forma la nueva función de semejanza que se define lleva implícita una transformación de los pesos iniciales y de la función de comparación de la función de semejanza tradicional usada en el algoritmo del Vecino más Cercano .

Algoritmo 7 : Recuperación en condiciones de incertidumbre

Entrada: P , O_0 nc (número de casos más semejantes a recuperar)

Salida: S Conjunto de casos más semejantes

R1: Para todo $O_t \in P$ determinar

$$\beta(O_0, O_t) = \frac{\sum_{i=1}^n p_i' \cdot \delta_i'(O_0, O_t)}{\sum_{i=1}^n p_i'} \quad (58)$$

donde:

n : Número de rasgos predictores

$\delta_i'(O_0, O_t)$: Función de comparación $\delta_i(O_0, O_t)$ transformada según:

$$\delta_i'(O_0, O_t) = \begin{cases} 0 & \text{si } x_i(O_0) \vee x_i(O_t) = Unknown \\ \delta_i(O_0, O_t)(1 - |\xi_i(O_0) - \xi_i(O_t)|) & e.o.c \end{cases} \quad (59)$$

p'_i : Peso p_i transformado por la relación entre el rasgo predictor x_i y la decisión y_1 calculada según criterios de expertos o usando (24) o (28) y la certidumbre del rasgo calculada según (58).

$$p'_i = \frac{p_i + \Re(x_i, y_1) + m_i}{3} \quad (60)$$

m_i : Es la certidumbre a nivel de rasgo

$$m_i = \frac{\sum_{t=1}^m \xi_i(O_t)}{m} \quad (61)$$

R2: Agrupar los nc casos más semejantes en el conjunto S .

Puede notarse que si para el problema o para el caso con que estamos comparando, la certidumbre del valor del rasgo que se está considerando está por debajo de un umbral predeterminado o uno de los valores está omitido, el valor de la comparación se hace igual a cero.

Este algoritmo se hace una modificación a los pesos y a las funciones de comparación de la función de semejanza correspondiente al algoritmo del vecino más cercano (15). Sin embargo estas modificaciones son válidas para cualquier otra función de semejanza donde intervengan estas magnitudes.

La nueva función de semejanza cumple las siguientes propiedades:

I1: $0 \leq \beta(O_0, O_t) \leq 1$ (Condición de Acotamiento)

I2: $\beta(O_t, O_t) = 1$ (Reflexividad)

I3: $\beta(O_0, O_t) = \beta(O_t, O_0)$ (Condición de Simetría)

I4: $\forall i \ (x_i(O_t) = x_i(O_0)) \wedge (\xi_i(O_t) = \xi_i(O_0)) \Leftrightarrow \beta(O_0, O_t) = 1$ (Condición de máxima semejanza).

I5: $\forall i [(x_i(O_0) = Unknown) \vee (x_i(O_t) = Unknown)] \Rightarrow \beta(O_0, O_t) = 0$ (Condición de Mínima Semejanza).

2.3.3. Determinación de la Decisión

Una vez seleccionados los casos más semejantes es posible que estos propongan decisiones diferentes por lo que se hace necesario determinar cuál de ellas debe tomarse. Se propone un criterio para determinar el caso óptimo de los casos recuperados y a partir de él tomar la decisión adecuada. Este criterio de optimalidad se da a través de una función que combina el valor de la semejanza entre el nuevo problema y el caso (el cual nos da la utilidad del caso) y la certidumbre de la solución de dicho caso. Desde el punto de vista de la teoría de la Toma de Decisiones el resultado de esta función pudiera ser vista como la utilidad esperada del caso, la cual permite al agente establecer sus preferencias sobre un caso para tomar una decisión.

$$\mu(\beta(O_0, O_t), \eta_j(O_t)) \quad (62)$$

Algoritmo 8: Determinación de la Decisión

A1: Para todo $O_t \in S$ determinar:

$$\mu(O_t) = \alpha \cdot \beta(O_0, O_t) + (1 - \alpha) \cdot \eta_1(O_t) \quad (63)$$

donde α es un parámetro que se selecciona según el criterio del experto. A

medida que α tiende a 1 significa que se le está dando mayor importancia a la semejanza que a la certidumbre de la solución.

A2: Seleccionar el caso O_t con mayor valor $\mu(O_t)$ y hacer la adaptación por dicho caso.

La forma más sencilla de realizar la adaptación usando el método de reinstanciación que como se explicó anteriormente consiste asignar la solución del caso recuperado al nuevo problema. En nuestro caso el criterio de optimalidad nos da, según el principio de máxima utilidad esperada una buena justificación para tomar esa decisión. Una vez realizada la adaptación si se decide incorporar el problema resuelto a la base es necesario reorganizar la misma y calcular nuevamente la primera probabilidad para todos los valores y

luego la certidumbre de los mismos teniendo en consideración que el cálculo de la segunda probabilidad permanece inalterable.

En el próximo capítulo se muestran los resultados de la implementación del modelo para un problema real de diagnóstico.

Capítulo 3

Implementación del Modelo Desarrollado. Un Ejemplo de Aplicación

El modelo desarrollado se implementó a través del sistema computacional URS V.2.0 (Uncertainty Reasoning System). A continuación se presentan sus características fundamentales y los resultados obtenidos al aplicarlo a un problema toma de decisiones en una tarea de diagnóstico.

3.1. Requerimientos técnicos

- ♦ Computadora Personal Pentium a 100 MHz con 32 MB de memoria RAM y Sistema Operativo Windows 95/98/ME o WindowsNT/2000. Teóricamente debe funcionar con los requerimientos mínimos de Windows 95 (procesador 80486, 16 MB RAM), pero se recomiendan 32 MB RAM como mínimo dado que el consumo de memoria del programa llega hasta los 8.5 MB con bases de casos pequeñas.
- ♦ 1,5 MB de espacio libre en disco duro.
- ♦ Deben estar instalados los objetos ADO y OLEDB de Microsoft. La instalación de estos objetos se encuentra en MS Access 97 o 2000 de la suite ofimática MS Office 97 o 2000 y en varios programas de desarrollo de aplicaciones como Visual Basic, Visual C++ o Borland Delphi. Puede obtenerse además en la siguiente URL: <http://www.microsoft.com/downloads> donde se encuentra siempre la última versión.

3.2. Facilidades para el Usuario

El sistema consta de un solo fichero ejecutable: urs.exe y no necesita de otros archivos secundarios para su ejecución. Las bases de casos son almacenadas

en ficheros de tipo “Base de Datos Access” de extensión mdb, lo que permite que pueda ser visualizado en MS Access o importado en MS Excel, aunque la edición y visualización pueden realizarse completamente con el sistema si se cumplen todos los requerimientos técnicos. En una versión futura se incluirá la posibilidad de tener la base de casos en cualquier sistema que permita exportar sus bases a través del ODBC (Open Data Base Connectivity) de la máquina.

Permite importar la tabla de estadísticas de los casos de un fichero Access (*.mdb) previamente creado con Access o exportado desde SPSS.

3.3. Aplicación a la Toma de Decisiones en un problema real de diagnóstico

El modelo descrito ha sido implementado y evaluado en un conjunto de datos: heart-disease (Anexo 1) disponible en las bases de datos de la Universidad de California Irvine[Mer96], y utilizado para diagnosticar la presencia de enfermedades coronarias.

3.3.1. Características de la Base de Casos

La Tabla 4 resume las características fundamentales de la base de casos.

Base de Datos	No. de Casos	No. de rasgos predictores	No. de rasgos objetivos	No. de rasgos Continuos	Rasgos	Valores Omitidos
Heart Disease	303	13	1		Si	No

Tabla 4. Características de la base de casos

Los rasgos considerados por los expertos y sus posibles valores son mostrados en la Tabla 5.

RASGOS	VARIABLES	VALORES POSIBLES
Age: Edad en años	x ₁	1: 29-55 2: 56-76 3: ≥ 77
Sex: Sexo	x ₂	male fem
Cp: Tipo de Dolor	x ₃	angina, abnang notang asympt
Trestbps: Presión Sanguínea (en mm Hg)	x ₄	1: [94,146] 2:]146,200[

		3: 200 [94-200]
Chol: Colesterol (en mg/dl)	x ₅	1:[126,344] 2:]344,564[3: 564 [126-564]
Fbs: Glicemia > 120 mg/dl	x ₆	True False
Restecg: Resultados del Electrocardiograma	x ₇	Norm Abn Hyper
Thalach: Máxima frecuencia	x ₈	1:[71,136] 2:]137,202[3: 202 [71-202]
Exang: Angina inducida	x ₉	True False
Oldpeak: Depresión inducida	x ₁₀	1: [0,2.1] 2:]2.1,4.4[3: 4.4 [0,4.4]
Slope: Inclinação del pico St del ECG	x ₁₁	Up Fla Down
Ca: Número de muestras coloreadas por fluoroscopia	x ₁₂	0-3
thal:	x ₁₃	Norm Fixed Rever
Class: Decisión	y ₁	Buff Sick

Tabla 5. Rasgos predictores y objetivos (decisiones).

3.3.2. Representación de la Base de Casos y Cálculo de la Certidumbre

Para la representación de la base de casos y cálculo de la certidumbre de los valores de los datos según el modelo propuesto en el capítulo anterior se determina el grado de relación entre la variable objetivo y_1 y la restantes variables predictoras y los grados de relación entre las propias variable predictoras usando el Método Estadístico con un umbral $\alpha = 0.1$. Los resultados obtenidos de las relaciones entre las variables al aplicar las fórmulas (21), (22) y (23) se muestran en las Tablas 6, 7, 8 y 9.

y₁

x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	x ₈	x ₉	x ₁₀	x ₁₁	x ₁₂	x ₁₃
0.192	0.198	0.367	0.080	0.037	0.019	0.128	0.242	0.308	0.238	0.279	0.341	0.378

Tabla 6. Grado de relación entre la variable objetivo y_1 y cada una de las variables predictoras

x₁₃

X ₁	X ₂	X ₃	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂
0.126	0.274	0.215	0.061	0.127	0.236	0.148	0.199	0.158

Tabla 7. Grado de relación entre la variable predictora x₁₃ y la variables predictoras más relacionadas con y₁

X ₂						
X ₁	X ₃	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂
0.051	0.106	0.042	0.100	0.070	0.032	0.102

Tabla 8. Grado de relación entre la variable predictora x₂ y la variables predictoras más relacionadas con x₁₃

A partir de esta información se representa la base de casos en una estructura de árbol de decisión utilizando el Algoritmo 2. Esta representación, así como la información contenida en cada nodo del árbol aparecen en los Axexos 2 y 3.

Para el cálculo de la segunda probabilidad se consideraron las siguientes fuentes de obtención de los datos (Tabla 9).

RASGOS	FUENTE DE OBTENCIÓN
Age	Exacta
Sex	Exacta
Cp	Desconocida
Trestbps	Instrumento de Medición
Chol	Instrumento de Medición
Fbs	Desconocida
Restecg	Desconocida
Thalach	Instrumento de Medición
Exang	Desconocida
Oldpeak	Instrumento de Medición
Slope	Desconocida
Ca	Desconocida
thal:	Desconocida

Tabla 9. Fuente de obtención de los datos

Los resultados de aplicar los Algoritmos 3-5 para el cálculo de la primera y segunda probabilidad y de la certidumbre total asociadas a cada uno de los valores de los rasgos son mostrados en los Anexo 4,5 y 6.

3.3.3. Efectividad del Modelo propuesto

Para analizar la efectividad del proceso de toma de decisiones (adaptación), utilizaremos el método de Cross-Validación. En general este método consiste en dividir la base de casos en n conjuntos de igual tamaño y efectuar el algoritmo de aprendizaje n veces, en cada una de las cuales el conjunto de entrenamiento (muestra de aprendizaje) son todos, excepto uno de los n subconjuntos donde es evaluado (muestra de control). Los resultados de las n corridas son promediados para estimar la eficiencia del algoritmo.

En nuestro caso, primeramente se desarrolla una recuperación a través de la función de semejanza tradicional del algoritmo del vecino más cercano que aparece en la fórmula (15), usando como criterio de adaptación, la solución del caso más semejante. Luego se desarrollan los procesos de recuperación y adaptación utilizando los algoritmos propuestos en nuestro modelo (Algoritmo 7 y Algoritmo 8 respectivamente). Para identificar estos dos procesos se denomina al primero NNB T (Modelo del Vecino más Cercano Tradicional) y al segundo NNB N (Nuevo Modelo del Vecino más Cercano).

Para aplicar el proceso de Cross Validación usando NNB T y NNB N se considera $n=6$. En ambos casos se utiliza para el acceso la estructura de representación de la base obtenida y el Algoritmo 6 planteado en nuestro modelo.

Los resultados en detalle de cada corrida son mostrados en los Anexos 7 y 8 y se resumen en la siguiente figura:

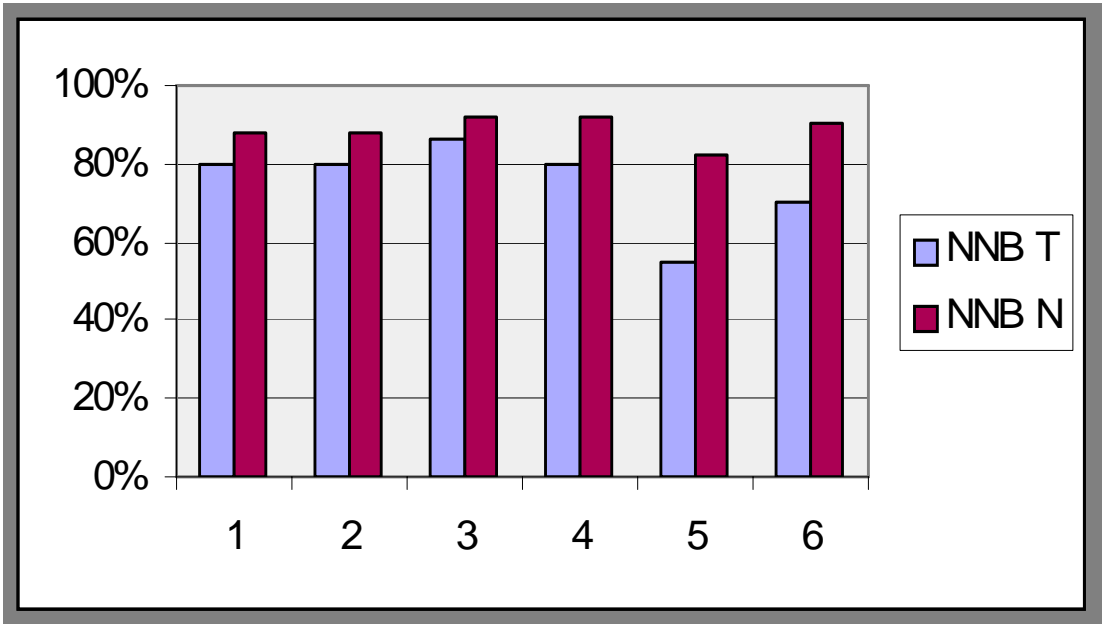


Figura 3. Por ciento de casos bien clasificados por NNB T y NNB N usando el proceso de Cross Validación para n=6

Por último, a partir de estos resultados se determina la eficiencia de ambos métodos y se comparan con la eficiencia de otros algoritmos que han sido usados con esta misma base de datos como son el NTGrowth y el C4 [Aha88] , el CDF y el CADENZA [Det89] y el CLASSIT [Gen89]. Los resultados se muestran en la siguiente figura:

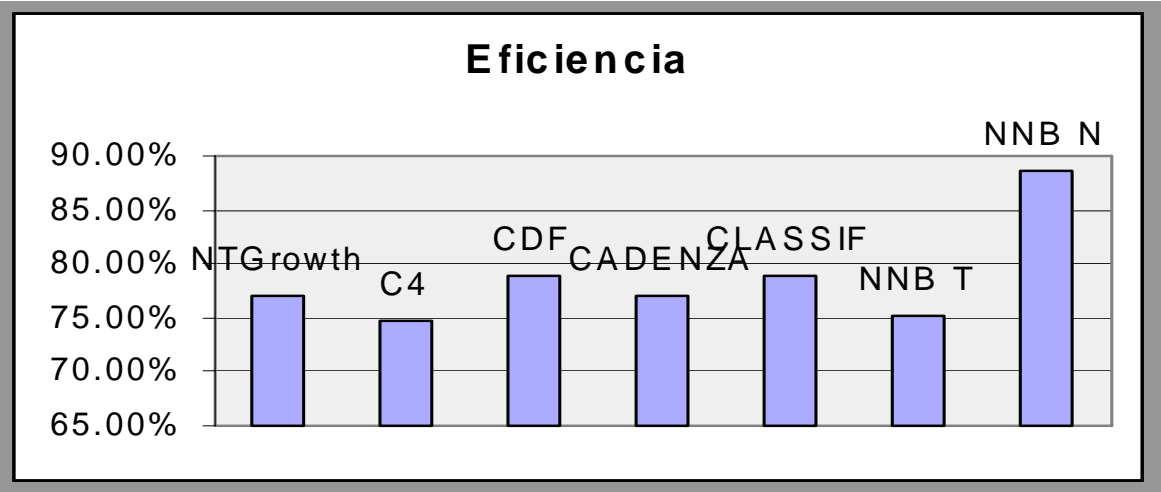


Figura 4: Por ciento de casos bien clasificados por diferentes algoritmos y el NNB N.

Como puede apreciarse considerar la certidumbre presente en los valores de los datos aumenta significativamente la eficiencia en el proceso de toma de decisiones.

El modelo planteado puede ser adaptado a cualquier proceso de toma de decisiones basada en casos ya que las soluciones propuestas pueden ser generalizadas siguiendo los siguientes pasos:

1. Calcular el grado de realción entre las variables. En este el modelo se proponen tres métodos: Criterios de Expertos, Método Estadístico y Método Rugoso, sin embargo otros métodos pudieran también ser aplicados.
2. A partir de la relación entre las variables, construir el Árbol de Decisión utilizando el Algoritmo 2 .
3. Calcular la primera probabilidad asociada a cada uno de los valores de los rasgos utilizando el Algoritmo 3. Esta probabilidad está basada en las relaciones de dependencia entre las variables, luego modela la incertidumbre ocasionada por la incompletez de los datos. Para su cálculo se utiliza la estructura de representación de la base de casos obtenida en el paso anterior.
4. Calcular la segunda probabilidad asociada a cada uno de los valores de los rasgos utilizando el Algoritmo 4. Esta probabilidad depende de la fuente de obtención de dichos valores, luego modela la incertidumbre ocasionada por la imprecisión e ignorancia.
5. Calcular la Certidumbre Total asociada a los valores, usando el Algoritmo 5.
6. Efectuar el proceso de Recuperación de Casos Semejantes al nuevo problema usando los Algoritmos 6 y 7. En este proceso pueden usarse otras funciones de semejanza que involucren pesos y/o funciones de comparación entre rasgos ya que estos son los que se modifican.
7. Determinar la decisión (solución del problema) usando el Algoritmo 8.

Conclusiones y Recomendaciones

En el presente trabajo se ha abordado la problemática de la toma de decisiones con manejo de la incertidumbre en un Sistema Basado en Casos desde la perspectiva de la teoría probabilista y la teoría los conjuntos rugosos. Se obtuvieron los siguientes resultados:

1. Una estructura de organización de la base, desarrollada a partir de consideraciones teóricas relacionadas con los Áboles de Decisión y de la Teoría de los Conjuntos Rugosos que además de permitir una recuperación eficiente, permite el cálculo de probabilidades necesarias para la determinación de la certidumbre de los valores de los rasgos predictores y objetivos ocasionada por la incompletez de los datos.
2. Un algoritmo para determinar certidumbre a partir de las imprecisiones ocasionadas por la fuente de obtención de los datos.
3. Un algoritmo para el acceso a los casos que reduce significativamente el proceso de recuperación.
4. Una función de semejanza que incorpora los valores de los rasgos y su certidumbre a través de transformaciones a los pesos y a las funciones de comparación.
5. Un criterio para definir la máxima utilidad esperada de un caso en el proceso de tomar una decisión

Los algoritmos propuestos fueron implementados en un Sistema Computacional el cual ha sido aplicado exitosamente en la toma de decisiones en tareas de diagnóstico.

Los resultados obtenidos de ninguna forma agotan el desarrollo ulterior de esta temática. Estos al igual que los resultados de cualquier desarrollo teórico constituyen las bases para nuevas líneas de investigación. A continuación enumeramos algunos temas que pudieran ser fuentes de trabajos futuros:

1. Desarrollar el modelo para el caso en que existan múltiples rasgos objetivos (decisiones).
2. Investigar en otras formas de representación de bases de casos que permitan una implementación más eficiente de los algoritmos desarrollados para la determinación y manejo de la incertidumbre.
3. Incluir otras fuentes de incertidumbre que pudieran estar presentes en una base de casos, en particular la incertidumbre proveniente del uso de conceptos difusos.
4. Validar el sistema en otras aplicaciones para comprobar en la práctica su flexibilidad y generalidad y ampliar su área de aplicación.

Referencias Bibliográficas

- [Aam91] Aamodt, A., "A Knowledge-Intensive Approach to Problem Solving and Sustained Learning", PhD dissertation, University of Trondheim, Norwegian Institute of Technology, 1991.
- [Aam94] Aamodt, A., & Plaza, E. Case-based reasoning: Foundational issues, methodological variations, and system approaches. *AI Communications*, 7 (1), pp39-59, 1994.
- [Aam96] Aamodt, A. and E. Plaza, CBR: foundational issues, methodological variations and systems approach, *AI Communications*, Vol. 7, no 1, 1996.
- [Abe85] Abelson, R.A. and Levi, A. 1985. Decision-making and decision theory. In *The Handbook of Social Psychology*.
- [Ada76] Adams, J.B. A probability model of medical reasoning and the MYCIN model. *Mathematical Biosciences*, Vol. 32, pp. 177-186, 1976.
- [Aha88] Aha, D.W., Dennis Kibler. Instance-based prediction of heart-disease presence with the Cleveland database. <http://www.ics.uci.edu/~mlearn/>
- [Aha90] Aha, D. A Study of Instance-Based Algorithms for Supervised Learning Task: Mathematical Empirical, a Psychological Observation. Ph.D. Thesis, University of California, 1990.
- [Ait96] Aithoff, K.D. (1996) Inreca-A seamless integration of induction and CBR for decision support tasks. Center for learning systems and applications, Dept of Computer Science, University of Kaiserslautern, Germany.
- [Alm97] Almoayel, A., A Multi-level indexing scheme for retrieving cases of multiple points of view. Mathematics and Computer Science Dept, Kuwait University, Kuwait, 1997.
- [Alt91] Althoff, K. D. & Weiss, S. "Case-Based Knowledge Acquisition, Learning And Problem Solving For Diagnostic Real World Task" - University of Kaiserslautern, Federal Republic of Germany, 1991.

- [Alt95] Althoff, K.D. Evaluating Case-Based Reasoning Systems. In: Proc. Workshop on Case Based Reasoning: A New Force In Advanced Systems Development, pp. 48-61, published by Unicom Seminars Ltd, Brunel Science Park, Cleveland Road, Uxbridge, Middlesex UB8 3P, UK, 1995.
- [And89] Andersen, S. K., Olesen, K. G., Jensen, F.V., and Jensen, F. HUGIN- a shell for building Bayesian belief universes for expert systems, In proceedings of the Eleventh International Joint Conference of Artificial Intelligence (IJCAI-89) volume 2, pp. 1080-1085. Detroit, Michigan, Morgan Kaufmann, 1989.
- [Ara92] Arabshahi, P., Choi, J.J., Marks, R.J., Caudel, T.P. Fuzzy Control of Backpropagation. In First IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp 967-972, San Diego, CA, 1992.
- [Atk95] Atkeson, C., Moore, A., and Schaal, S. Locally weighted learning, 1995.
- [Bal94] Baldwin, J.F. and Riblirio R. Fuzzy reasoning by call for decision support systems. Int. Journal of uncertainty, fuzziness and knowledge-based systems, vol. 2, no 1, pp. 11-24, 1994.
- [Bar94] Barr, D.S. y G. Mani. Using neural nets to manage investments, AI Expert, 1994.
- [Bar88] Barletta R., Mark W. Explanation-based indexing of cases. Proceedings AAAI-88, Cambridge, 1988
- [Ben93] Bento C., Costa E. A similarity metric for retrieval of cases imperfectly described and explained. In (Richter, Wess, Althoff, Maurer, eds.) Proceedings First European Workshop on Case-Based Reasoning. Vol. 1, 8-13, 1993.
- [Ber93] Bergsten, U., J. Schubert, "Dempster's rule for evidence ordered in a complete directed acyclic graph", Int. J. Approx. Reasoning Vol. 9, No. 1, pp. 37-73, 1993.

- [Bon97] Bonissone, P. P. Soft Computing: the Convergence of Emerging Reasoning Technologies. *Journal of Soft Computing*, Vol 1, pp. 6-18, 1997.
- [Bor88] Bortolan, G. y R. Degani, Linguistic approximation of fuzzy certainty factors in computerized electrocardiography, In *Fuzzy computing*, MM Gupta and T. Yama Kawa (EAS), Elsevier Science Publisher, 1988.
- [Bor93] Borner K. Structural similarity as guidance in case-based design. In (Richter, Wess, Althoff, Maurer, eds.) *Proceedings First European Workshop on Case-Based Reasoning*. Vol. 1, 14-19. 1993.
- [Bou95] Bouchon-Meunier, B., Yager, R., Zadeh, L. *Fuzzy Logic and Soft Computing*. World Scientific, Singapore, 1995.
- [Bre84] Breiman, L., J.H. Friedman, R.A. Losen, C.J Stone *Classification and regresión trees*. Belmont, CA: Wadsworth International Group, 1984.
- [Bre95] Breese, J. S., & Heckerman, D. Decision-theoretic case-based reasoning. *Proceedings of the Fifth International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics* pp. 56—63, 1995.
- [Bro93] Brown, M., *A Memory Model for Case Retrieval by Activation Passing*, PhD Dissertation, Department of Computer Science, University of Manchester, Manchester, UK, 1993.
- [Buc84] Buchannan, B.G. and Shortliffe, E. H. *Rule Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*. Addison- Wesley, Reading, Massachusetts, 1984.
- [Bun93] Bunke H., Messmer B.T. Similarity measures for structured representations. In (Richter, Wess, Althoff, Maurer, eds.) *Proceedings First European Workshop on Case-Based Reasoning*. Vol. 1, 26-31, 1993.
- [Cai91] Cain T., Pazzani M.J., Silverstein G. Using domain knowledge to influence similarity judgment. *Proceedings Case-Based Reasoning Workshop*, Washington. 191-202, 1991.

- [Cat91] Catlett, J. On changing continuous attributes into ordered discrete attributes. Proc. of the Machine Learning- EWSL-91. European Working Session on Learning, pp. 164-178, 1991.
- [Cha95] Chang, L., P. Harrison. A case-based reasoning testbed for experiments in adaptive memory retrieval and indexing. In D.H. Aha and A. Ram, editors, Proc. of the AAAI fall Symposium on Adaptation of Knowledge for Reuse, Menlo Park: AAAI Press., 1995.
- [Che92] Chen-92, S-J., Hwang C-L., Fuzzy Multiple Attribute Decision Making, Methods and Applications, Springer Verlag, 1992.
- [Che95] Chen, S-M., "Measures of Similarity between Vague Sets", in Fuzzy Sets and Systems, vol. 74, 2, pp. 217-223, 1995.
- [Chr92] Christiansen, A. D. Learning to predict in uncertain continuous task. Proc. Of the 9th In Workshop on Machine Learning, pp. 72-81, 1992.
- [Chu00] Churn-Jung Liau. An Overview of Rough Set Semantics for Modal and Quantifier Logic. Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems Vol. 8, No. 1, pp. 93-118, 2000.
- [Coh88] Cohen, M. and D.L.Hudson, The use of fuzzy variables in medical decision making. In Fuzzy Computing, Ed. MM Gupta y T. Yamakawa, Elsevier Science Publishers, 1988.
- [Coo92] Cooper, G., Herskovits, E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data. Machine Learning, 9:309-347, 1992.
- [Cos93] Cost, S., & Salzberg, S. A weighted nearest neighbor algorithm for learning with symbolic features. Machine Learning, 10, pp. 57-78, 1993.
- [DeL00] DeLaurentis D. and Marvris D "Uncertainty Modeling and Management in Multidisciplinary Analysis and Synthesis," the 38th AIAA Aerospace Sciences Meeting, January 10-13, Reno Hilton, Reno, NV, 2000.
- [Dem68] Dempster, A. P. A generalization of Bayesian inference. Journal of the Royal Statistical Society, 30 (Series B), pp. 205-247, 1968.

- [Det89] Detrano,R., Janosi,A., Steinbrunn,W., Pfisterer,M., Schmid,J., Sandhu,S., Guppy,K., Lee,S., Froelicher,V. In International application of a new probability algorithm for the diagnosis of coronary artery disease.} American Journal of Cardiology (64}, pp 304—310, 1989
- [Dub90] Dubois, D., H. Prade. Rough fuzzy sets and fuzzy rough sets. International Journal of General Systems 17, 191-209, 1990.
- [Dub94] Dubois D. and Prade, H. A survey of belief revision and updating rules in various uncertainty models. International Journal of Intelligent Systems, 9(1), pp. 61-100, 1994.
- [Dub98] Dubois, D., L. Godo, H. Prade, and A. Zapico. Making decision in a qualitative setting: from decision under uncertainty to case-based decision. In A. G. Cohn, L. Schubert, and S. C. Shapiro, editors, KR'98: Principles of Knowledge Representation and Reasoning, pages 594--605. Morgan Kaufmann, San Francisco, California, 1998.
- [Dud79] Duda, R., Gaschnig, J., and Hart, P. Model design in the Prospector consultant system for mineral exploitation. In Michie, D., editor, Expert Systems in the Microelectronic Age, pp. 153-167. Edinburgh University Press, Edinburgh, Scotland, 1979.
- [Dut91] Dutta, S., P.P. Bonissone, "Integrating Case-Based and Rule-Based Reasoning: the Possibilistic Connection", in Uncertainty in Artificial Intelligence 6, pp281-298, P.P. Bonissone, M. Henrion, L.N. Kanal, J.F. Lemmer (editors), North-Holland, 1991.
- [Fig94] Figueroa, J.M., Guía BIP/ISO para la expresión de la incertidumbre en las mediciones. Centro Nacional de Metrología. México, (1994).
- [Fri94] Friedman, J. H. Flexible metric nearest neighbor classification. Technical Report 113, Stanford University Statistics Department, 1994.
- [Gas79] Gaschnig, J., and Hart, P. Model design in the Prospector consultant system for mineral exploitation. In Michie, D., editor, Expert Systems in the

- Microelectronic Age, pp. 153-167. Edinburgh University Press, Edinburgh, Scotland, 1979.
- [Gen89] Gennari, J.H., Langley, J., Fisher, D. Models of incremental concept formation. In *Artificial Intelligence*, 40 pp.11-61, 1989.
- [Gil95] Gilboa, I., D. Schmeidler. Case-based decision theory. *Quarterly Journal of Economics*, 110(4):605--639, 1995.
- [Gil97] Gilboa, I., D. Schmeidler. Act similarity in case-based decision theory. *Economic Theory*, 9:47--61, 1997.
- [Gut98] Gutiérrez, I. La problemática de la incertidumbre en los Sistemas Basados en Casos. *Revista de Ingeniería de La Universidad de Antioquia*, 1998.
- [Gut00a] Gutiérrez, I., R. Bello, A. Díaz de Villegas, A. Tellería "Una métrica de Similaridad Probabilista para el Módulo de Recuperación de un Sistema Basado en Casos" *Memorias del VII Congreso de Nuevas Tecnologías y Aplicaciones Informáticas*. La Habana, 2000.
- [Gut00b] Gutiérrez I, R. Bello "Determinación y Manejo de la Incertidumbre en los Sistemas Basados en Casos" *Proceedings, International Joint Conference 7th Iberoamerican Conference on Artificial Intelligence, 15th Brazilian Conference on Artificial Intelligence Iberamia-SBIA 2000*.
- [Gut01a] Gutiérrez I., R. Bello "Uso de la Teoría de los Conjuntos Rugosos para la Representación de una Base de Casos con Incertidumbre" *Revista Divulgaciones Matemáticas* (enviado para publicar).
- [Gut01b] Gutiérrez I., R. Bello, A. Tellería "Un Modelo Probabilista para la Determinación de la Certidumbre en un Sistema Basado en Casos". *Proceedings. International Conference on System Engineering, Communications and Information Technology, ICSECIT 2001, Punta Arenas, Chile*
- [Ham89] Hammond, K.J., *Case-Based Planning: Viewing Planning as a Memory Task*, Academic Press, Inc., Harcourt Brace Jovanovic, Publishers, 1989.

- [Han95] K. Hanney, M.T. Keane and P. Cunningham. What kind of adaptation do CBR systems need? A review of current practices. In *Adaptation of Knowledge for Reuse, Proc. AAAI Fall Symposium*, 1995.
- [Hec93] D. Heckerman. Causal independence for knowledge acquisition and inference. In *Proceedings of the 9th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 122-127. Morgan Kaufmann, 1993.
- [Jac94] Jacyznski, M., B. Trousse. Fuzzy Logic for the Retrieval Step of a Case-Based Reasoner. In M. Keane, J.P. Haton, M. Manago, editors, *EWCBR-94 : Second European Workshop on Case-Based Reasoning*, pages 313-321, Chantilly, France, November 1994.
- [Jac97] Jacyznski, M. A framework for the management of past experiences with timeextended situations. In *Proceedings of CIKM'97, Las Vegas*, 1997.
- [Kar97] Karacapilidis, N.I., Trousse, B., Papadias, D.: Using Case-Based Reasoning for Argumentation with Multiple Viewpoints. In D. Leake & En. Plaza (eds.) *Case-Based Reasoning: Research and Development, Proceedings of the 2nd Intern. Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR'97)*, LNAI 1266, Springer-Verlag, Berlin, pp. 541-552, 1997.
- [Kli95] Klir, G.J. Principles of uncertainty: What are they? Why do we need them?. *Fuzzy sets and systems* 74, pp. 15-31, 1995.
- [Kol88] Kolodner J. Retrieving events from a case memory: A parallel implementation. In Kolodner (ed.): *Case-Based Reasoning. Proceedings from a Workshop, Clearwater Beach, Florida*, Morgan-Kauffman Publisher, 1988.
- [Kol89] Kolodner, J.L. Judging which is the best case for a case based reasoner. In *Proceedings of Case Based Reasoning Workshop*, 1989.
- [Kol91] Kolodner, J.L, Improving human decision-making through case-based decision aiding, *AI Magazine*, vol 12, No 2, S2-68, 1991.
- [Kol92] Kolodner, J.L. An Introduction to Case-Based Reasoning, *Artificial Intelligence Review* 6, pp. 3-34, 1992.

- [Kol93] Kolodner, J.L., Case-Based Reasoning, Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, CA, 1993.
- [Kol96] Kolodner, J.L., "Making the Implicit Explicit: Clarifying the Principles of Case-Based Reasoning", in Case-Based Reasoning: Experiences, Lessons, & Future Directions, (editor) D.B. Leake, MIT Press, MA, 1996.
- [Kon97] Kontkanen, P., P. Myllymaki, T. Silander, and H. Tirri. A Bayesian approach for retrieving relevant cases. In P. Smith, editor, Artificial Intelligence Applications (Proceedings of the EXPERSYS-97 Conference), pp. 67-72, Sunderland, UK, October 1997.
- [Kun99] Kuncher, K. and F. Steimann, Fuzzy diagnosis, Artificial Intelligence in Medicine 16, pp 121-128, 1999.
- [Liu92] Liu, W., Hughes, J.G., McTear, M.F. Representing Heuristic Knowledge in D-S Theory", Proceedings of the Eighth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, Stanford University, July 17-19, pp. 182-190, 1992.
- [Mah94] Mahoney, J., & Mooney, R. Comparing methods for refining certainty-factor rulebases, 1994.
- [Mar94] Mariel, F, Watson. CBR: A categorized bibliography, The Knowledge Engineering Review, vol 9, no3, 1994.
- [Mat96] Mathur, K. and D. Solow, Operation research: basics concepts in decision analysis, Prentice Hall, 1996.
- [Mer96] Merz, C. J., P.M. Murphy. UCI Repository of Machine Learning Databases. Irvine, CA: University of California Irvine, Department of Information and Computer Science. Internet: <http://www.ics.uci.edu/~mlearn/MLRepository.html>
- [Myl93] Myllymaki. P., H. Tirri. Massively parallel case-based reasoning with probabilistic similarity metrics. In K-D. Althoff, K. Richter, and S. Wess, editors, Proceedings of the First European Workshop on Case-Based Reasoning, pages 48--53, Kaiserslautern, November 1993.

- [Moo90] Moore A. Acquisition of dynamic control knowledge for a robotic manipulator. In Seventh International Machine Learning Workshop. Morgan Kaufmann, 1990
- [Paw91] Pawlak, Z. Rough sets: theoretical aspects or reasoning about data. Kluwer, Boston, 1991.
- [Paw95] Pawlak, Z. Vagueness and uncertainty: a rough set perspective. Computational Intelligence, Vol 11, No 2, 1995.
- [Paw96] Pawlak, Z. Rough Sets: Present State and Perspectives. In: Proceedings of the Sixth International Conference "Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU '96)" [1], pages 1137-1146, 1996.
- [Pea88] Pearl, J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems. Palo Alto: Morgan Kaufmann, 1988.
- [Poo93] Poole J. Similarity in legal case-based reasoning as degree of matching between conceptual graphs: Work in progress. In (Richter, Wess, Althoff, Maurer, eds.) Proceedings First European Workshop on Case-Based Reasoning. Vol. 1, 54-58, 1993.
- [Qui86] Quinlan, J. R Induction of decision tree. Machine Learning, 1, pp 81-106, 1986.
- [Qui93] Quinlan, J.R. C4.5: Programs for machine learning. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1993
- [Ric92] Richter, M. M. Classification and Learning of Similarity Measures. In Proc. der 16. Jahrestagung der Gesellschaft fur Klassifikation e.V. Springer Verlag, 1992.
- [Ric95] Ricci, F. and P. Avesani. Learning a local similarity metric for case-based reasoning. In Proceedings of the First International Conference on Case-Based Reasoning, pages 301--312, Berlin, Springer Verlag, October 1995.
- [Ris88] Rissland E.L., Ashley K.D. Credit assignment and the problem of competing factors in case-based reasoning. In Kolodner (ed.): Case-

- Based Reasoning. Proceedings from a Workshop, Clearwater Beach, Florida, Morgan-Kauffman Publisher, 1988..
- [Rod98] Rodríguez, Andrés. PEBM: A probabilistic Exemplar Based Model. PhD dissertation, Salford University, Salford, M5 4WT, 1998.
- [Rou93] Rougegrez S. A similarity-assessment algorithm based on comparisons between events. In (Richter, Wess, Althoff, Maurer, eds.) Proceedings First European Workshop on Case-Based Reasoning. Vol. 1, 59-64, 1993.
- [Rus91] Ruspini, E.H., "Possibility as Similarity: The Semantics of Fuzzy Logic", in Uncertainty in Artificial Intelligence 6, pp271-280, P.P. Bonissone, M. Henrion, L.N. Kanal, J.F. Lemmer (editors), North-Holland, 1991.
- [Sch82] Schank, R.C., Dynamic Memory: A Theory of Learning in Computers and People, Cambridge University Press, 1982.
- [Sha76] Shafer, G. A Mathematical Theory of Evidence. Princeton University Press, Princeton. New Jersey, 1976.
- [Sha82] Shafer, G. Belief functions and parametric models. J. Royal Statistical Society, Series B, Vol 44, pp 322-352, 1982.
- [Sha90] Shafer, G. and Pearl, J. Readings in Uncertain Reasoning. Morgan Kaufmann, San Mateo, California, 1990.
- [Shi88] Shi-quan, C. Fuzzy equivalence and multiobjective decision-making. In Fuzzy Computing, Ed. MM Gupta y T. Yamakawa, Elsevier Science Publishers, 1988.
- [Sho73] Shortliffe, E.H., Axline, S.G., Buchanan B.G., Merigan, T.C. y Cohen, S. N. An Artificial intelligence program to advise physicians regarding antimicrobial therapy. Compute. Biomed. Res., Vol. 6, 544, 1973.
- [Sho76] Shortliffe, E.H. Computer-Based Medical Consultations: MYCIN. Elsevier/North-Holland, Amsterdam, London, New York, 1976.
- [Sil94] Unifying expert systems and the decision sciences. Operation S. research, vol 42, No3, may-june, 1994.

- [Sla91] Slade, S.B. Case-based reasoning for financial decision making. In Proceedings of the First International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street, New York, NY. IEEE Computer Society, 1991.
- [Smi81] Smith, E.E., Douglas L. Medin, *Categories and Concepts*, Harvard University Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 1981.
- [Sne73] Sneath, P., R. Sokal, Numerical Taxonomy, W.H. Freeman & Company, San Francisco, 1973.
- [Spi93] Spiegelhalter, D., David, A., Lauritzen, S., and Cowell, R. Bayesian analysis in expert systems. *Statistical Science*, 8:219—282, 1993.
- [Sta73] Stael, C., A tutorial in decision analysis. Third research conference on subjective probability, utility and decision-making. 7-9 sept 1973.
- [Sta86] Stanfill, C. and Waltz, D. Toward memory based reasoning. *Communications of ACM*, 29 (12), 1986.
- [Sta87] Stanfill C. Memory-based reasoning applied to english pronunciation. Proceedings AAAI-87, Seattle.
- [Sur94] Surma J. Enhancing similarity measures with domain specific knowledge. Proceedings Second European Workshop on Case-Based Reasoning. 365-372, 1994.
- [Ran00] Randall, Wilson, D., Tony R. Martínez. An integrates instance-based learning algorithm. *Computational Intelligence*, Vol 16 Number 1, pp. 1-28, 2000
- [Tak94] Takagi, T., "Context Sensitive Knowledge Processing Based on Conceptual Fuzzy Sets", in *Fuzzy Sets Neural Networks and Soft Computing*, pp331-344, R.R Yager, L.A. Zadeh (editors), Van Nonstrand Reinhold, NY, 1994.
- [Tir96a] Tirri, H., P. Kontkanen, P. Myllymäki. Probabilistic Instance-Based Learning. *Machine Learning: Proceedings of the thirteenth International Conference*, edited by Saitta. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA, 1996.

- [Tir96b] Tirri, H., P. Kontkanen, P. Myllymäki. A Bayesian Framework for Case-Base. In *Advances in Case-Based Reasoning (Proceeding Workshop)* edited by Smith and B. Faltings. Lecture Notes. Volume 1168, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 1996.
- [Tom99] Tommi S. Jaakkola and David Haussler. Probabilistic kernel regression models. In *Proceedings of the 1999 Conference on AI and Statistics*. Morgan Kaufmann, 1999.
- [Tve78] Tversky, A., I. Gati, "Studies of Similarity", in *Cognition and categorization*, pp79-98, E.Rosch, B.B. Lloyd (editors), Hillsdale, Erlbaum, NJ, 1978.
- [Val92] Valiveti, R.S., Oommen, B.I., On using the Chi-Squared metric for determining stochastic dependence. *Pattern Recognition*. Vol 5, No 11, pp 1389-1400, 1992.
- [Var93] Vargas, J.E., J.R. Bourne, "Scale-Guided Object Matching for Case-Based Reasoning", in *Intelligent and Robotic Systems*, vol. 7: pp15-29, Kluwer Academic Publishers, 1993.
- [Wet95] D. Wettschereck and D.W. Aha. Weighting Features. In *Proc. 1 st International Conference on Case-Based Reasoning*. Lisboa, Portugal. Springer-Verlag 1995.
- [Zad73] Zadeh, L.A. Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, pp 28-44, 1973.
- [Zad83] Zadeh, L.A. The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in Expert Systems, Vol. 11, pp 199-227, 1983.
- [Zah65] Zadeh L. A. Fuzzy sets. *Information and control*. 8, pp. 338-353, 1965.
- [Zad78] Zadeh, L.A. Fuzzy sets as a basis for the theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, 1, pp. 3-28, 1978.

- [Zad94] Fuzzy Logic and Soft Computing: Issues, Contentions Perspectives. In IIZUKA'94: 3rd International Conference on Fuzzy Logic, Neural Nets and Soft Computing, pp 1-2, Iizuka, Japan, 1994.
- [Zim91] Zimmermann. H. J. Fuzzy Set Theory and its Applications. Kluwer. Dordrecht. The Netherlands, second revised edition, 1991.
- [Zig98] Zighed D.A, Rabaséda, S. and Rakotomalala, R. FUSINTER: A Method for Discretization of Continuous Attributes, International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems (IJUFKS), Volume 6, Number 3 pp. 307, June 1998.

2.3.2. Anexos

Anexo 1 Base de Casos

Caso	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	y1
1	2	male	asympt	1	1	true	hyp	2	false	2	down	0	fix	buff
2	2	male	asympt	2	1	false	hyp	1	true	1	flat	3	norm	sick
3	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	2	flat	2	rev	sick
4	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	2	down	0	norm	buff
5	1	fem	abnang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
6	2	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
7	2	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	false	2	down	2	norm	sick
8	2	fem	asympt	1	2	false	norm	2	true	2	up	0	norm	buff
9	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	1	rev	sick
10	1	male	asympt	1	1	true	hyp	2	true	2	down	0	rev	sick
11	2	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	fix	buff
12	2	fem	abnang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	buff
13	2	male	notang	1	1	true	hyp	2	true	1	flat	1	fix	sick
14	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	rev	buff
15	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
16	2	male	angina	1	1	false	hyp	2	true	1	flat	0	norm	buff
17	2	fem	angina	2	1	true	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
18	2	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	sick
19	2	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	2	up	2	rev	sick
20	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	2	flat	2	rev	sick
21	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	norm	buff
22	2	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
23	2	fem	angina	2	1	false	norm	1	false	2	down	0	norm	buff
24	1	male	asympt	2	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
25	1	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	1	flat	0	rev	sick
26	2	fem	angina	1	1	false	norm	2	false	1	up	2	norm	buff
27	2	male	asympt	1	1	true	norm	2	true	1	up	2	rev	sick
28	2	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	sick
29	2	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	rev	buff
30	1	male	notang	1	1	false	norm	2	true	1	up	0	norm	buff
31	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
32	1	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	2	flat	0	rev	sick
33	2	male	asympt	2	1	false	hyp	1	true	1	flat	1	fix	sick
34	1	male	asympt	1	2	false	norm	1	true	1	flat	1	rev	sick
35	2	male	notang	2	1	true	norm	2	true	1	flat	0	norm	buff
36	2	fem	asympt	2	1	false	hyp	1	false	1	flat	3	rev	sick
37	1	male	angina	1	1	false	norm	2	true	1	up	0	rev	buff
38	2	fem	abnang	2	1	false	norm	2	false	1	up	2	norm	buff
39	2	male	notang	2	1	true	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
40	2	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	sick
41	2	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	2	flat	1	rev	sick
42	1	male	notang	1	1	false	norm	1	false	1	up	0	norm	buff
43	1	male	asympt	2	1	false	hyp	1	false	2	flat	0	rev	sick
44	2	fem	notang	1	2	true	hyp	2	false	1	up	1	norm	buff
45	1	male	notang	1	1	true	hyp	2	false	1	down	0	norm	buff
46	1	fem	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	1	norm	buff
47	2	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	rev	buff
48	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	1	norm	sick
49	1	male	abnang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff

50	2	male	asympt	1	1	false	norm	2	true	1	up	1	rev	sick
51	1	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	2	flat	1	rev	sick
52	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	1	rev	sick
53	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	rev	sick
54	1	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	down	1	norm	buff
55	1	male	angina	1	1	false	hyp	1	true	1	up	1	norm	buff
56	1	fem	asympt	1	1	false	norm	2	true	1	flat	0	rev	sick
57	1	fem	notang	1	1	false	hyp	2	true	1	down	0	norm	buff
58	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	2	flat	3	rev	sick
59	1	fem	notang	1	1	true	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
60	1	male	asympt	1	1	false	norm	1	false	1	flat	1	rev	sick
61	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	2	flat	2	rev	sick
62	2	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	2	flat	0	norm	sick
63	1	male	notang	2	1	false	hyp	2	false	1	up	0	rev	buff
64	2	male	asympt	2	1	false	hyp	2	true	2	down	0	rev	sick
65	1	male	notang	2	1	false	norm	2	false	2	flat	0	norm	sick
66	2	fem	notang	2	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
67	2	male	asympt	1	1	true	norm	2	false	1	flat	2	rev	sick
68	2	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	2	rev	sick
69	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	2	fix	sick
70	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	1	norm	sick
71	2	fem	notang	2	2	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
72	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	2	flat	1	rev	sick
73	1	fem	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	1	norm	buff
74	1	male	abnang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	buff
75	2	male	asympt	2	1	false	hyp	1	true	1	up	0	rev	sick
76	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	2	flat	0	norm	buff
77	1	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	buff
78	1	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
79	2	male	notang	2	1	true	hyp	2	true	1	flat	0	rev	sick
80	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
81	1	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
82	1	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
83	1	fem	notang	1	1	false	hyp	1	false	1	up	0	norm	buff
84	1	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
85	1	fem	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
86	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	buff
87	2	fem	asympt	2	1	false	hyp	2	false	3	down	3	rev	sick
88	2	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	3	rev	buff
89	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	norm	buff
90	2	fem	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
91	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	true	1	up	1	rev	sick
92	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	1	flat	1	rev	sick
93	2	fem	asympt	2	1	false	hyp	2	false	2	flat	2	rev	sick
94	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	1	norm	buff
95	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
96	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
97	2	male	asympt	1	1	false	norm	2	true	2	flat	1	rev	sick
98	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	rev	sick
99	2	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	true	1	flat	0	rev	sick
100	2	male	asympt	1	1	true	hyp	2	true	1	flat	1	norm	sick
101	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	fix	buff
102	1	fem	asympt	1	1	true	hyp	1	true	2	flat	0	rev	sick

103	2	fem	asympt	1	1	false	norm	1	false	1	flat	1	rev	sick
104	1	male	asympt	1	1	false	norm	1	false	1	flat	0	fix	buff
105	2	male	notang	1	1	true	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
106	1	fem	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
107	2	male	asympt	1	1	true	hyp	1	true	1	up	3	rev	sick
108	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	false	2	flat	1	rev	sick
109	1	male	asympt	1	1	true	hyp	2	true	1	up	2	rev	sick
110	2	fem	asympt	2	2	false	hyp	2	false	2	flat	3	rev	sick
111	1	male	notang	1	1	false	norm	2	true	1	flat	0	norm	buff
112	1	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	3	down	0	rev	sick
113	1	male	abnang	1	1	false	hyp	3	false	1	up	0	norm	buff
114	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	1	up	0	norm	buff
115	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	norm	buff
116	1	fem	abnang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	buff
117	2	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	2	down	0	rev	sick
118	2	male	abnang	1	1	false	hyp	1	false	1	flat	1	rev	sick
119	1	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	0	rev	sick
120	1	male	notang	1	1	true	hyp	2	false	2	flat	0	norm	buff
121	2	male	abnang	1	1	false	norm	2	true	1	up	0	norm	buff
122	2	male	angina	2	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	rev	sick
123	1	male	abnang	1	1	true	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
124	2	male	notang	1	1	false	norm	1	true	1	flat	0	rev	sick
125	2	male	notang	1	1	false	hyp	2	true	1	flat	0	rev	buff
126	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	sick
127	2	male	asympt	2	1	true	hyp	2	false	1	flat	3	rev	sick
128	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
129	1	male	abnang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
130	2	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	1	norm	buff
131	1	male	angina	2	1	true	norm	2	false	1	flat	0	rev	buff
132	1	fem	asympt	1	1	false	hyp	1	false	1	flat	0	norm	buff
133	2	male	notang	1	3	false	hyp	2	false	1	flat	0	rev	buff
134	1	male	asympt	2	1	false	hyp	2	true	1	flat	1	rev	sick
135	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	2	down	1	norm	sick
136	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	false	2	flat	3	norm	sick
137	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	true	1	up	0	rev	sick
138	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	2	rev	sick
139	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	2	rev	sick
140	1	fem	abnang	1	1	true	hyp	2	true	1	up	1	norm	buff
141	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	1	up	0	rev	sick
142	1	fem	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	norm	buff
143	2	male	notang	2	1	false	norm	1	true	2	flat	1	rev	sick
144	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	1	norm	buff
145	1	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	1	up	0	rev	buff
146	2	fem	asympt	2	1	false	norm	2	true	1	flat	0	norm	sick
147	2	fem	asympt	1	2	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	buff
148	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	false	1	flat	2	fix	sick
149	2	male	asympt	2	1	false	norm	1	true	1	flat	1	rev	sick
150	1	male	asympt	1	1	true	norm	2	false	1	up	3	rev	buff
151	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	1	flat	1	fix	sick
152	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	1	norm	buff
153	1	male	notang	1	1	true	hyp	2	false	1	up	3	norm	buff
154	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	rev	sick
155	2	fem	asympt	1	2	false	hyp	2	true	1	flat	2	rev	sick

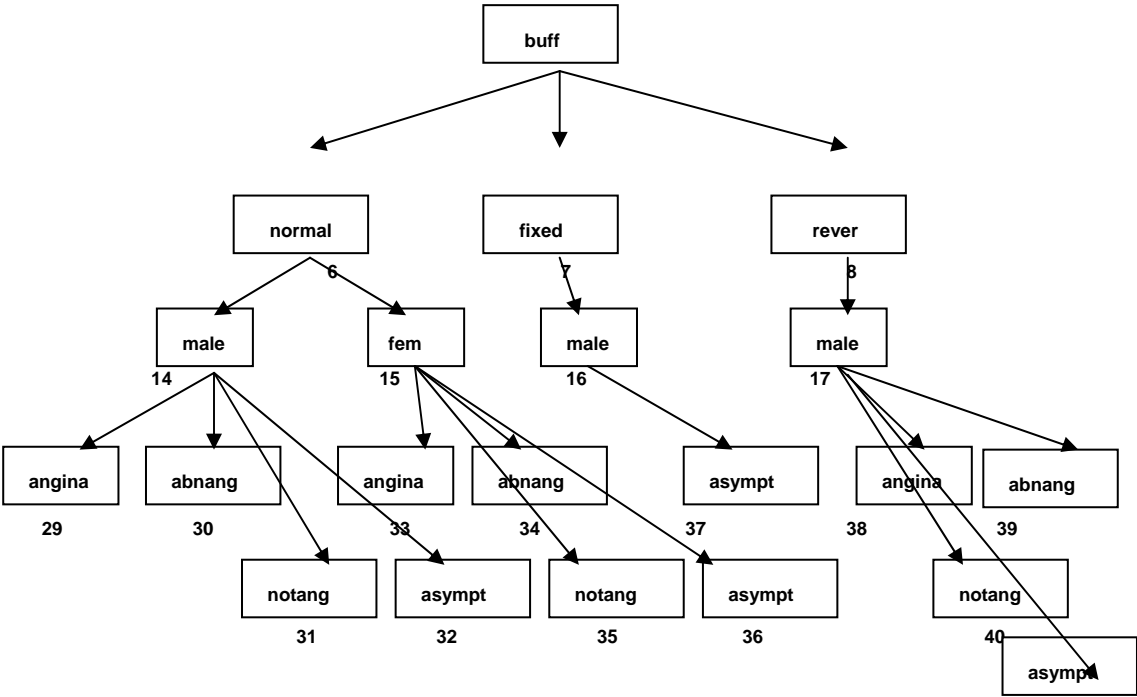
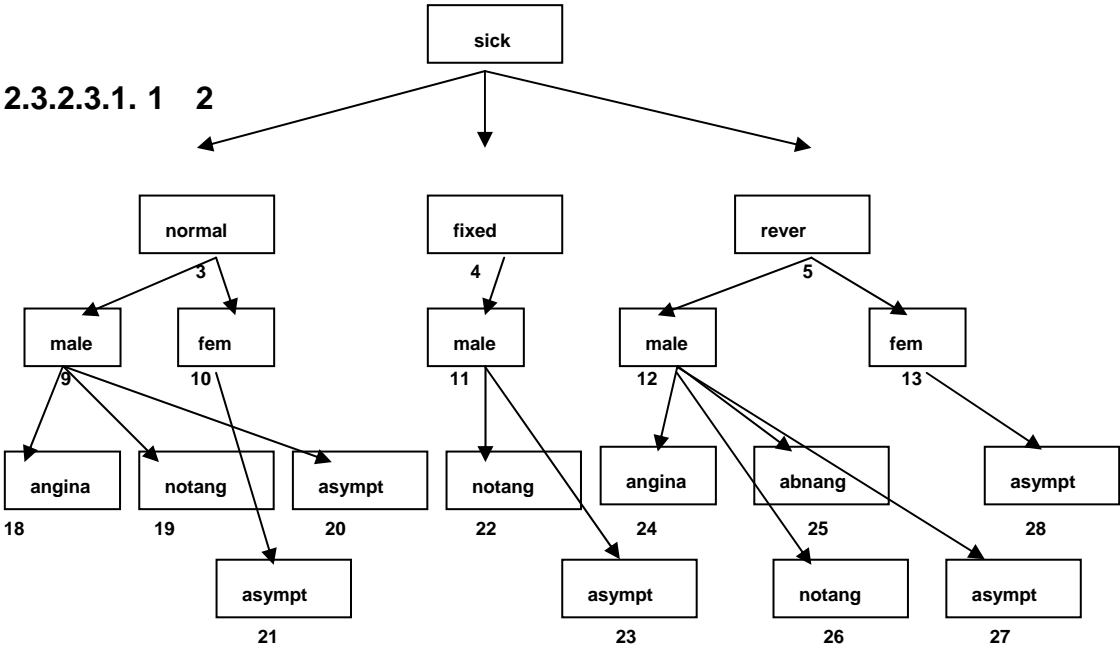
156	1	male	angina	2	1	false	hyp	2	false	1	up	2	norm	buff
157	2	male	angina	2	1	false	hyp	2	false	2	down	0	rev	buff
158	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
159	2	fem	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	2	norm	buff
160	1	male	notang	1	1	true	norm	2	false	1	down	0	rev	buff
161	2	male	notang	2	1	false	norm	1	true	1	flat	3	fix	sick
162	1	male	abnang	2	1	false	hyp	2	false	1	up	1	rev	sick
163	2	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	3	rev	sick
164	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
165	1	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	2	flat	3	rev	sick
166	1	male	asympt	1	1	true	hyp	2	true	1	flat	3	rev	sick
167	2	fem	asympt	1	1	true	norm	1	false	1	flat	3	norm	sick
168	2	fem	notang	1	1	false	hyp	1	false	1	flat	0	norm	buff
169	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	1	flat	2	norm	sick
170	2	male	angina	2	1	true	hyp	1	false	1	flat	1	norm	buff
171	1	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	true	1	flat	0	norm	buff
172	1	fem	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
173	2	male	angina	2	1	false	hyp	1	false	1	up	0	norm	sick
174	1	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
175	2	fem	asympt	2	1	false	norm	2	true	1	up	0	norm	buff
176	2	male	notang	2	1	true	norm	2	false	1	up	1	rev	buff
177	2	male	notang	1	1	false	norm	1	false	1	up	0	rev	buff
178	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	rev	buff
179	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	1	flat	3	rev	sick
180	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	2	flat	2	rev	sick
181	1	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	1	flat	0	rev	sick
182	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
183	2	fem	asympt	2	1	false	norm	2	true	1	flat	0	norm	sick
184	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
185	1	male	angina	1	1	false	norm	2	true	2	flat	0	rev	sick
186	1	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	buff
187	2	fem	asympt	2	1	true	norm	2	true	1	flat	2	rev	sick
188	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	1	norm	sick
189	2	male	angina	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	rev	buff
190	1	fem	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
191	1	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	true	1	flat	0	norm	buff
192	2	fem	asympt	1	1	false	norm	1	false	1	flat	2	norm	buff
193	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
194	1	fem	notang	1	1	false	hyp	2	true	1	up	0	norm	buff
195	1	fem	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
196	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
197	1	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	2	rev	sick
198	2	fem	asympt	1	1	false	norm	2	true	1	flat	2	norm	sick
199	1	male	asympt	1	1	true	norm	2	true	1	flat	0	rev	sick
200	1	fem	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
201	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
202	2	fem	notang	2	1	false	norm	2	false	1	up	1	norm	buff
203	1	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	1	flat	1	norm	sick
204	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	1	up	1	norm	sick
205	1	fem	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	buff
206	1	fem	asympt	2	1	false	abn	1	true	2	flat	0	norm	sick
207	1	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	2	flat	2	norm	sick
208	2	male	asympt	1	1	true	hyp	1	true	1	down	0	rev	sick

209	1	male	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	rev	sick
210	1	fem	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	norm	buff
211	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
212	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
213	1	fem	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
214	1	fem	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
215	2	male	angina	1	1	false	norm	2	false	2	flat	2	norm	sick
216	2	fem	notang	1	1	true	norm	1	false	1	up	0	norm	buff
217	2	male	asympt	1	1	false	norm	1	false	1	flat	0	norm	sick
218	2	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	1	rev	sick
219	1	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	1	flat	1	norm	sick
220	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	2	rev	sick
221	2	male	abnang	1	1	true	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
222	2	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	0	fix	buff
223	2	male	asympt	1	1	false	norm	1	false	1	flat	1	rev	sick
224	2	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	1	rev	buff
225	1	fem	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
226	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	norm	buff
227	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	norm	buff
228	2	fem	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	2	norm	buff
229	2	fem	notang	1	1	false	abn	1	false	1	flat	0	norm	buff
230	2	male	abnang	2	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
231	2	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	rev	sick
232	2	male	notang	1	1	true	norm	1	false	1	flat	1	fix	sick
233	1	male	asympt	2	1	false	norm	2	false	1	up	0	rev	sick
234	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
235	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	1	up	1	rev	sick
236	2	male	asympt	2	1	false	hyp	2	false	2	up	0	fix	buff
237	1	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	2	rev	sick
238	2	fem	asympt	1	1	false	norm	1	false	1	flat	0	norm	buff
239	2	male	angina	1	1	false	norm	2	false	1	up	2	norm	sick
240	2	male	angina	2	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	rev	buff
241	2	fem	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	1	norm	buff
242	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	norm	buff
243	2	male	notang	2	1	false	hyp	2	false	1	up	1	norm	sick
244	2	fem	asympt	1	1	false	norm	1	false	1	flat	0	norm	buff
245	2	male	asympt	1	1	false	norm	2	true	2	flat	1	rev	sick
246	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
247	1	fem	asympt	1	1	false	abn	1	true	1	flat	1	rev	sick
248	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
249	2	male	asympt	2	1	false	norm	2	false	1	up	1	rev	sick
250	2	male	asympt	1	1	false	abn	2	false	3	down	3	fix	sick
251	2	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	3	rev	buff
252	1	fem	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
253	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	true	2	down	0	fix	sick
254	2	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	2	up	2	rev	sick
255	2	fem	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	0	norm	sick
256	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
257	2	male	asympt	2	1	true	hyp	1	false	1	flat	2	fix	sick
258	2	fem	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	0	rev	sick
259	1	male	angina	1	1	false	norm	1	false	1	flat	0	rev	sick
260	2	male	asympt	1	1	true	norm	2	false	2	flat	2	rev	sick
261	2	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	1	rev	sick

262	2	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	1	norm	sick
263	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	1	norm	buff
264	2	male	asympt	2	1	true	hyp	2	true	2	flat	2	fix	sick
265	2	male	abnang	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	rev	buff
266	2	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	down	0	norm	buff
267	2	male	notang	2	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	rev	sick
268	1	male	notang	2	1	true	norm	2	false	1	up	0	rev	buff
269	2	male	notang	2	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
270	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	down	0	rev	sick
271	1	male	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
272	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
273	1	male	angina	1	1	false	hyp	2	false	1	up	0	norm	buff
274	2	fem	asympt	1	1	false	hyp	2	false	1	up	1	norm	buff
275	2	fem	notang	1	1	true	hyp	1	false	1	up	1	norm	buff
276	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	3	rev	sick
277	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	rev	buff
278	2	male	asympt	1	1	false	norm	2	true	1	up	1	rev	sick
279	2	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	1	rev	sick
280	2	male	angina	1	1	true	hyp	2	false	1	flat	1	norm	sick
281	1	fem	abnang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	norm	buff
282	2	fem	asympt	3	1	true	hyp	1	true	2	down	2	rev	sick
283	1	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	2	flat	1	rev	sick
284	1	male	abnang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
285	2	fem	asympt	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
286	1	male	notang	1	1	false	hyp	2	false	1	flat	0	rev	buff
287	1	male	notang	1	1	false	norm	2	true	1	up	1	rev	buff
288	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	1	norm	buff
289	2	fem	asympt	1	1	true	hyp	2	false	1	up	2	norm	sick
290	2	fem	angina	2	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
291	1	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	0	norm	buff
292	2	male	asympt	1	1	false	hyp	1	true	2	flat	1	norm	sick
293	1	male	asympt	1	1	false	norm	1	true	1	flat	0	fix	sick
294	2	male	notang	1	1	false	norm	2	false	1	up	1	rev	buff
295	1	male	abnang	1	1	true	norm	2	false	1	up	0	rev	buff
296	3	male	asympt	1	1	false	hyp	2	true	1	up	3	norm	sick
297	1	fem	notang	1	1	false	norm	2	false	1	flat	0	norm	buff
298	2	fem	asympt	1	1	false	hyp	1	false	1	flat	0	norm	buff
299	1	male	notang	1	1	true	norm	2	false	1	up	2	norm	buff
300	2	male	asympt	1	1	false	norm	2	true	1	up	0	rev	buff
301	1	male	notang	1	1	false	hyp	1	false	1	up	3	norm	sick
302	2	fem	abnang	1	1	false	hyp	1	true	1	up	1	norm	buff
303	1	fem	notang	2	1	false	norm	2	false	1	up	1	norm	buff

Anexo 2. Árboles de Decisión

2.3.2.3.1. 1 2



Anexo 3. Contenido de cada Nodo

N1	N 2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17	N18	N19	N20	N21	N22	N23	N24	N25	N26	N27	N28	N29	N30	N31	N32	N33	N34	N35	N36	N37	N38
2	1	2	13	3	4	1	14	2	7	13	3	36	4	5	1	14	173	18	2	7	13	33	122	118	19	3	36	16	6	4	24	17	5	21	8	1	3
3	4	7	33	9	5	11	29	18	40	33	9	56	6	8	11	29	215	28	48	40	161	69	185	162	41	9	56	55	15	30	31	23	12	22	77	11	13
7	5	18	69	10	6	101	37	28	146	69	10	87	15	12	101	37	239	62	70	146	232	148	259	231	52	10	87	156	49	35	76	26	38	44	84	101	15
9	6	28	148	19	8	104	47	48	167	148	19	93	16	17	104	47	280	65	100	167		151		270	79	20	93	170	74	39	86	290	46	57	106	104	18
10	8	40	151	20	12	222	63	62	183	151	20	99	24	21	222	63		126	135	183		250			124	25	99	273	80	42	95		116	59	132	222	24
13	11	48	161	25	15	236	88	65	198	161	25	102	30	22	236	88		243	136	198		253			143	27	102		94	45	96		140	66	147	236	
18	12	62	232	27	16		125	70	206	232	27	103	31	23		125		301	169	206		257			163	32	110		113	54	114		142	71	171		
19	14	65	250	32	17		131	100	255	250	32	110	35	26		131			188	255		264			267	34	155		121	78	193		159	73	174		
20	15	70	253	34	21		133	126	262	253	34	155	39	38		133			203	262		293			276	43	187		123	81	201		172	83	175		
25	16	100	257	36	22		145	135	289	257	41	187	42	44		145			204	289					279	50	247		129	82	226		190	85	191		
27	17	126	264	41	23		150	136		264	43	247	45	46		150			207							51	258		182	105	271		200	89	192		
28	21	135	293	43	24		157	169		293	50	258	49	57		157			217							53	282		211	111			210	90	214		
32	22	136		50	26		160	173			51	282	54	59		160			219							58			212	120			213	115	228		
33	23	146		51	30		176	188			52		55	66		176			292							60			221	128			252	130	238		
34	24	167		52	31		177	203			53		74	71		177			296							61			230	144			281	168	244		
36	26	169		53	35		178	204			58		76	73		178										64			248	152		302	184	274			
40	29	173		56	38		189	207			60		78	77		189										67			256	153			194	285			
41	30	183		58	39		224	215			61		80	83		224										68			266	158			195	298			
43	31	188		60	42		240	217			64		81	84		240										72			284	164			196				
48	35	198		61	44		251	219			67		82	85		251										75				186			202				
50	37	203		64	45		265	239			68		86	89		265										91				234			205				
51	38	204		67	46		268	243			72		94	90		268										92				246			216				
52	39	206		68	49		277	280			75		95	106		277										97				263			225				
53	42	207		72	54		286	292			79		96	115		286										98				269			227				
56	44	215		75	55		287	296			91		105	116		287										107				291			229				
58	45	217		79	57		294	301			92		111	130		294										108				299			241				
60	46	219		87	59		295				97		113	132		295										109							242				
61	47	239		91	66		300				98		114	140		300										112							272				
62	49	243		92	71						107		120	142												117							275				
64	54	255		93	73						108		121	147												119							288				
65	55	262		97	74						109		123	159												127							297				
67	57	280		98	76						112		128	168												134							303				
68	59	289		99	77						117		129	171												137											
69	63	292			78						118		144	172												138											
70	66	296		103	80						119		152	174												139											
72	71	301		107	81						122		153	175												141											
75	73			108	82						124		156	184												149											
79	74			109	83						127		158	190												154											
87	76			110	84						134		164	191												165											
91	77			112	85						137		170	192												166											
92	78			117	86						138		182	194												179											
93	80			118	89						139		186	195												180											
97	81			119	90						141		193	196												181											
98	82			122	94						143		201	200												197											
99	83			124	95						149		211	202												199											
100	84			127	96						154		212	205												208											
102	85			134	105						162		221	210												209											
103	86			137	106						163		226	213												218											
107	88			138	111						165		230	214												220											
108	89			139	113						166		234	216												223											
109	90			141	114						179		246	225												233											
110	94			143	115						180		248	227												235											
112	95			149	116						181		256	228												237											

117	96	154	120	185	263	229	245
118	101	155	121	197	266	238	249
119	104	162	123	199	269	241	254
122	105	163	128	208	271	242	260
124	106	165	129	209	273	244	261
126	111	166	130	218	284	252	278
127	113	179	132	220	291	272	283
134	114	180	140	223	299	274	
135	115	181	142	231		275	
136	116	185	144	233		281	
137	120	187	147	235		285	
138	121	197	152	237		288	
139	123	199	153	245		290	
141	125	208	156	249		297	
143	128	209	158	254		298	
146	129	218	159	259		302	
148	130	220	164	260		303	
149	131	223	168	261			
151	132	231	170	267			
154	133	233	171	270			
155	140	235	172	276			
161	142	237	174	278			
162	144	245	175	279			
163	145	247	182	283			
165	147	249	184				
166	150	254	186				
167	152	258	190				
169	153	259	191				
173	156	260	192				
179	157	261	193				
180	158	267	194				
181	159	270	195				
183	160	276	196				
185	164	278	200				
187	168	279	201				
188	170	282	202				
197	171	283	205				
198	172		210				
199	174		211				
203	175		212				
204	176		213				
206	177		214				
207	178		216				
208	182		221				
209	184		225				
215	186		226				
217	189		227				
218	190		228				
219	191		229				
220	192		230				
223	193		234				
231	194		238				
232	195		241				
233	196		242				
235	200		244				
237	201		246				
239	202		248				
243	205		252				

245	210	256
247	211	263
249	212	266
250	213	269
253	214	271
254	216	272
255	221	273
257	222	274
258	224	275
259	225	281
260	226	284
261	227	285
262	228	288
264	229	290
267	230	291
270	234	297
276	236	298
278	238	299
279	240	302
280	241	303
282	242	
283	244	
289	246	
292	248	
293	251	
296	252	
301	256	
	263	
	265	
	266	
	268	
	269	
	271	
	272	
	273	
	274	
	275	
	277	
	281	
	284	
	285	
	286	
	287	
	288	
	290	
	291	
	294	
	295	
	297	
	298	
	299	
	300	
	302	
	303	

Anexo 4. Primera Probabilidad Asociadas a los Valores de los Rasgos

Caso	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	y1
1	0.4950	1.0000	1.0000	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.0693	0.5808	0.0363	0.4000
2	0.4950	0.7222	0.5769	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.0726	0.2608	0.5769
3	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
4	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.1518	0.0693	0.5808	0.7939	0.7878
5	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
6	0.4950	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
7	0.4950	0.2777	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.0693	0.0066	0.2608	0.3571
8	0.4950	0.5343	0.2571	0.8250	0.0231	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.1518	0.4684	0.5808	0.7939	0.6428
9	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
10	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.3267	0.1518	0.0693	0.5808	0.6521	0.8955
11	0.4950	1.0000	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.0363	0.4000
12	0.4950	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
13	0.4950	1.0000	0.2500	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.0869	1.0000
14	0.5016	1.0000	0.1785	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.5555
15	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
16	0.4950	0.4656	0.0819	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.5555
17	0.4950	0.5343	0.0571	0.1716	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
18	0.4950	0.7222	0.2692	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.2608	0.2121
19	0.4950	0.8555	0.1298	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.4684	0.0066	0.6521	0.4761
20	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
21	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
22	0.4950	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
23	0.4950	0.5343	0.0571	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.1518	0.0693	0.5808	0.7939	1.0000
24	0.5016	0.4656	0.1803	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.4230
25	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.8955
26	0.4950	0.5343	0.0571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.7939	1.0000
27	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.0066	0.6521	0.8955
28	0.4950	0.7222	0.2692	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.2608	0.2121
29	0.4950	1.0000	0.2500	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.1696	0.1044
30	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
31	0.5016	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.4230
32	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.5808	0.6521	0.8955
33	0.4950	1.0000	0.7500	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.0869	0.6000
34	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.0231	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
35	0.4950	0.4656	0.4262	0.1716	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.7878
36	0.4950	0.1444	1.0000	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.0726	0.6521	1.0000
37	0.5016	1.0000	0.1785	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.6250
38	0.4950	0.5343	0.2285	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.7939	1.0000
39	0.4950	0.4656	0.4262	0.1716	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
40	0.4950	0.2777	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.2608	0.3571
41	0.4950	0.8555	0.1298	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.4620	0.2211	0.6521	0.4761
42	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
43	0.5016	0.8555	0.7792	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.1518	0.4620	0.5808	0.6521	0.8955
44	0.4950	0.5343	0.4571	0.8250	0.0231	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
45	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.0693	0.5808	0.7939	0.7878
46	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
47	0.4950	1.0000	0.2500	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.1044
48	0.5016	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.2608	0.5769
49	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
50	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.8955
51	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
52	0.5016	0.8555	0.1298	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.4761
53	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.8955

54	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.0693	0.2211	0.7939	0.7878
55	0.5016	0.4656	0.0819	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	0.5555
56	0.5016	0.1444	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	1.0000
57	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.0693	0.5808	0.7939	1.0000
58	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.0726	0.6521	0.8955
59	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
60	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
61	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.1518	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
62	0.4950	0.7222	0.2692	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.4620	0.5808	0.2608	0.2121
63	0.5016	1.0000	0.3928	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.5238
64	0.4950	0.8555	0.7792	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.1518	0.0693	0.5808	0.6521	0.8955
65	0.5016	0.7222	0.2692	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.1518	0.4620	0.5808	0.2608	0.2121
66	0.4950	0.5343	0.4571	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
67	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
68	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
69	0.4950	1.0000	0.7500	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.0869	0.6000
70	0.5016	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.2608	0.5769
71	0.4950	0.5343	0.4571	0.1716	0.0231	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
72	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.1518	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
73	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
74	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
75	0.4950	0.8555	0.7792	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.8955
76	0.5016	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.1518	0.4620	0.5808	0.7939	0.4230
77	0.5016	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.6428
78	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
79	0.4950	0.8555	0.1298	0.1716	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.4761
80	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
81	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
82	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
83	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
84	0.5016	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.6428
85	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
86	0.4950	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.4230
87	0.4950	0.1444	1.0000	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.0099	0.0693	0.0726	0.6521	1.0000
88	0.4950	1.0000	0.3928	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.0726	0.1696	0.5238
89	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
90	0.4950	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
91	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.8955
92	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
93	0.4950	0.1444	1.0000	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.4620	0.0066	0.6521	1.0000
94	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
95	0.5016	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.4230
96	0.5016	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.4230
97	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.1518	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
98	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.8955
99	0.4950	0.1444	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	1.0000
100	0.4950	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.2608	0.5769
101	0.5016	1.0000	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.0363	0.4000
102	0.5016	0.1444	1.0000	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.5808	0.6521	1.0000
103	0.4950	0.1444	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	1.0000
104	0.5016	1.0000	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.0363	0.4000
105	0.4950	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
106	0.5016	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.6428
107	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4684	0.0726	0.6521	0.8955
108	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.1518	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
109	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.0066	0.6521	0.8955
110	0.4950	0.1444	1.0000	0.1716	0.0231	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.4620	0.0726	0.6521	1.0000
111	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.7878

112	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.0099	0.0693	0.5808	0.6521	0.8955
113	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.0033	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
114	0.5016	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.4230
115	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
116	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
117	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.1518	0.0693	0.5808	0.6521	0.8955
118	0.4950	0.8555	0.0517	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.4444
119	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.8955
120	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.4620	0.5808	0.7939	0.7878
121	0.4950	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
122	0.4950	0.8555	0.0389	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.3750
123	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
124	0.4950	0.8555	0.1298	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.4761
125	0.4950	1.0000	0.3928	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.1696	0.5238
126	0.5016	0.7222	0.2692	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.2608	0.2121
127	0.4950	0.8555	0.7792	0.1716	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.0726	0.6521	0.8955
128	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
129	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
130	0.4950	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
131	0.5016	1.0000	0.1785	0.1716	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.1696	0.6250
132	0.5016	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.6428
133	0.4950	1.0000	0.3928	0.8250	0.0033	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.1696	0.5238
134	0.5016	0.7792	0.7792	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
135	0.4950	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.0693	0.2211	0.2608	0.5769
136	0.4950	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.1518	0.4620	0.0726	0.2608	0.5769
137	0.5016	0.7792	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.8955
138	0.4950	0.7792	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.6521	0.8955
139	0.4950	0.7792	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
140	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
141	0.5016	0.7792	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.8955
142	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
143	0.4950	0.8555	0.1298	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.2211	0.6521	0.4761
144	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	0.7878
145	0.5016	1.0000	0.2500	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.1044
146	0.4950	0.2777	1.0000	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.2608	0.3571
147	0.4950	0.5343	0.2571	0.8250	0.0231	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.6428
148	0.4950	1.0000	0.7500	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.0066	0.0869	0.6000
149	0.4950	0.7792	0.7792	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
150	0.5016	1.0000	0.2500	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0726	0.1696	0.1044
151	0.4950	1.0000	0.7500	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.0869	0.6000
152	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	0.7878
153	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0726	0.7939	0.7878
154	0.5016	0.7792	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.8955
155	0.4950	0.1444	1.0000	0.8250	0.0231	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.0066	0.6521	1.0000
156	0.5016	0.4656	0.0819	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.7939	0.5555
157	0.4950	1.0000	0.1785	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.0693	0.5808	0.1696	0.6250
158	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
159	0.4950	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.7939	1.0000
160	0.5016	1.0000	0.3928	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.0693	0.5808	0.1696	0.5238
161	0.4950	1.0000	0.2500	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.0726	0.0869	1.0000
162	0.5016	0.8555	0.0517	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.4444
163	0.4950	0.8555	0.1298	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.0726	0.6521	0.4761
164	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
165	0.5016	0.7792	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.0726	0.6521	0.8955
166	0.5016	0.7792	0.7792	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.0726	0.6521	0.8955
167	0.4950	0.2777	1.0000	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.0726	0.2608	0.3571
168	0.4950	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
169	0.4950	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.0066	0.2608	0.5769

170	0.4950	0.4656	0.0819	0.1716	0.9735	0.1485	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.7939	0.5555
171	0.5016	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.6428
172	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
173	0.4950	0.7222	0.1538	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.2608	0.4444
174	0.5016	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.6428
175	0.4950	0.5343	0.2571	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.6428
176	0.4950	1.0000	0.3928	0.1716	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.1696	0.5238
177	0.4950	1.0000	0.3928	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.5238
178	0.5016	1.0000	0.2500	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.1044
179	0.5016	0.7792	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.0726	0.6521	0.8955
180	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
181	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.8955
182	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
183	0.4950	0.2777	1.0000	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.2608	0.3571
184	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
185	0.5016	0.8555	0.0389	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.1518	0.4620	0.5808	0.6521	0.3750
186	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.7878
187	0.4950	0.1444	1.0000	0.1716	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.0066	0.6521	1.0000
188	0.5016	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.2608	0.5769
189	0.4950	1.0000	0.1785	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.1696	0.6250
190	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
191	0.5016	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.6428
192	0.4950	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.0066	0.7939	0.6428
193	0.4950	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.4230
194	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
195	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
196	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
197	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
198	0.4950	0.2777	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.0066	0.2608	0.3571
199	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.8955
200	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
201	0.5016	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.4230
202	0.4950	0.5343	0.4571	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
203	0.5016	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.2608	0.5769
204	0.4950	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.2608	0.5769
205	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
206	0.5016	0.2777	1.0000	0.1716	0.9735	0.8514	0.0132	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.5808	0.2608	0.3571
207	0.5016	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.0066	0.2608	0.5769
208	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.0693	0.5808	0.6521	0.8955
209	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.8955
210	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
211	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
212	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
213	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
214	0.5016	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.6428
215	0.4950	0.7222	0.1538	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.1518	0.4620	0.0066	0.2608	0.4444
216	0.4950	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
217	0.4950	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.2608	0.5769
218	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.8955
219	0.5016	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.2608	0.5769
220	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.6521	0.8955
221	0.4950	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
222	0.4950	1.0000	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.0363	0.4000
223	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
224	0.4950	1.0000	0.2500	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.1696	0.1044
225	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
226	0.5016	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.4230
227	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000

228	0.4950	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.7939	0.6428
229	0.4950	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.0132	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
230	0.4950	0.4656	0.3114	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
231	0.4950	0.8555	0.0517	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.4444
232	0.4950	1.0000	0.2500	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.0869	1.0000
233	0.5016	0.8555	0.7792	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.8955
234	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
235	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.8955
236	0.4950	1.0000	1.0000	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.1518	0.4684	0.5808	0.0363	0.4000
237	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
238	0.4950	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.6428
239	0.4950	0.7222	0.1538	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.2608	0.4444
240	0.4950	1.0000	0.1785	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.1696	0.6250
241	0.4950	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.7939	1.0000
242	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
243	0.4950	0.7222	0.2692	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.2608	0.2121
244	0.4950	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.6428
245	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.1518	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
246	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
247	0.5016	0.1444	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.0132	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	1.0000
248	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
249	0.4950	0.8555	0.7792	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.8955
250	0.4950	1.0000	0.7500	0.8250	0.9735	0.8514	0.0132	0.7392	0.6732	0.0099	0.0693	0.0726	0.0869	0.6000
251	0.4950	1.0000	0.1785	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.0726	0.1696	0.5555
252	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
253	0.5016	1.0000	0.7500	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.1518	0.0693	0.5808	0.0869	0.6000
254	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.1518	0.4684	0.0066	0.6521	0.8955
255	0.4950	0.2777	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.2608	0.3571
256	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
257	0.4950	1.0000	0.7500	0.1716	0.9735	0.1485	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.0066	0.0869	0.6000
258	0.4950	0.1444	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	1.0000
259	0.5016	0.8555	0.0389	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.3750
260	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.1518	0.4620	0.0066	0.6521	0.8955
261	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
262	0.4950	0.2777	1.0000	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.2608	0.3571
263	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	0.7878
264	0.4950	1.0000	0.7500	0.1716	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.3267	0.1518	0.4620	0.0066	0.0869	0.6000
265	0.4950	1.0000	0.1785	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.5555
266	0.4950	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.0693	0.5808	0.7939	1.0000
267	0.4950	0.8555	0.1298	0.1716	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.6521	0.4761
268	0.5016	1.0000	0.3928	0.1716	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.5238
269	0.4950	0.4656	0.4262	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
270	0.5016	0.8555	0.0517	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.0693	0.5808	0.6521	0.4444
271	0.5016	0.4656	0.1803	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.4230
272	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
273	0.5016	0.4656	0.0819	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.5555
274	0.4950	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	0.6428
275	0.4950	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
276	0.5016	0.8555	0.1298	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.0726	0.6521	0.4761
277	0.5016	1.0000	0.1785	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.5555
278	0.4950	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.8955
279	0.4950	0.8555	0.1298	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.6521	0.4761
280	0.4950	0.7222	0.1538	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.2608	0.4444
281	0.5016	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
282	0.4950	0.1444	1.0000	0.0033	0.9735	0.1485	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.0693	0.0066	0.6521	1.0000
283	0.5016	0.8555	0.7792	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.2211	0.6521	0.8955
284	0.5016	0.4656	0.3114	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
285	0.4950	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.6428

286	0.5016	1.0000	0.3928	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.1696	0.5238
287	0.5016	1.0000	0.3928	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.1696	0.5238
288	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.2211	0.7939	1.0000
289	0.4950	0.2777	1.0000	0.8250	0.9735	0.1485	0.4851	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.2608	0.3571
290	0.4950	0.5343	0.0571	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
291	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7878
292	0.4950	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.1518	0.4620	0.2211	0.2608	0.5769
293	0.5016	1.0000	0.7500	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.2574	0.3267	0.8382	0.4620	0.5808	0.0869	0.6000
294	0.4950	1.0000	0.3928	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.1696	0.5238
295	0.5016	1.0000	0.1785	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.5555
296	0.0033	0.7222	0.5769	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.0726	0.2608	0.5769
297	0.5016	0.5343	0.4571	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	1.0000
298	0.4950	0.5343	0.2571	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4620	0.5808	0.7939	0.6428
299	0.5016	0.4656	0.4262	0.8250	0.9735	0.1485	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.7939	0.7878
300	0.4950	1.0000	0.2500	0.8250	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.1044
301	0.5016	0.7222	0.2692	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.6732	0.8382	0.4684	0.0726	0.2608	0.2121
302	0.4950	0.5343	0.2285	0.8250	0.9735	0.8514	0.4851	0.2574	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
303	0.5016	0.5343	0.4571	0.1716	0.9735	0.8514	0.5116	0.7392	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000

Anexo 5. Segunda Probabilidad Asociadas a los Valores de los Rasgos

Caso	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	y1
1	0.3333	1.0000	0.0000	0.9623	0.4886	0.0000	0.0000	0.2061	0.0000	0.0455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2335
2	0.5238	1.0000	0.0000	0.2453	0.7306	0.0000	0.0000	0.5649	0.0000	0.6818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2882
3	0.5238	1.0000	0.0000	0.4906	0.4703	0.0000	0.0000	0.8855	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2732
4	0.0952	1.0000	0.0000	0.6792	0.5662	0.0000	0.0000	0.7710	0.0000	0.5909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2848
5	0.2857	1.0000	0.0000	0.6792	0.3562	0.0000	0.0000	0.5420	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2692
6	0.0000	1.0000	0.0000	0.4906	0.5023	0.0000	0.0000	0.6336	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2300
7	0.2857	1.0000	0.0000	0.8679	0.6484	0.0000	0.0000	0.3588	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2921
8	0.0476	1.0000	0.0000	0.4906	0.0411	0.0000	0.0000	0.4046	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.1736
9	0.3333	1.0000	0.0000	0.6792	0.5845	0.0000	0.0000	0.1603	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2611
10	0.8571	1.0000	0.0000	0.8679	0.3516	0.0000	0.0000	0.2824	0.0000	0.4091	0.0000	0.0000	0.0000	0.2899
11	0.3333	1.0000	0.0000	0.8679	0.3014	0.0000	0.0000	0.1756	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2200
12	0.0000	1.0000	0.0000	0.8679	0.7671	0.0000	0.0000	0.2519	0.0000	0.5909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2675
13	0.0000	1.0000	0.0000	0.6792	0.5936	0.0000	0.0000	0.0840	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2023
14	0.4285	1.0000	0.0000	0.4906	0.6256	0.0000	0.0000	0.5573	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2386
15	0.6666	1.0000	0.0000	0.6792	0.6393	0.0000	0.0000	0.5267	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2911
16	0.3809	1.0000	0.0000	0.3019	0.3881	0.0000	0.0000	0.1145	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2310
17	0.0952	1.0000	0.0000	0.0566	0.7169	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2087
18	0.0952	1.0000	0.0000	0.4906	0.7215	0.0000	0.0000	0.3588	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2680
19	0.0952	1.0000	0.0000	0.7170	0.4475	0.0000	0.0000	0.5573	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2517
20	0.1904	1.0000	0.0000	0.6792	0.3653	0.0000	0.0000	0.9313	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2505
21	0.7142	1.0000	0.0000	0.4906	0.4247	0.0000	0.0000	0.3282	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2835
22	0.0952	1.0000	0.0000	0.4906	0.9772	0.0000	0.0000	0.5420	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2388
23	0.4761	1.0000	0.0000	0.0566	0.4566	0.0000	0.0000	0.6565	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2175
24	0.3809	1.0000	0.0000	0.0566	0.5525	0.0000	0.0000	0.5267	0.0000	0.6818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2460
25	0.2380	1.0000	0.0000	0.3019	0.1872	0.0000	0.0000	0.6565	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.2533
26	0.6190	1.0000	0.0000	0.8679	0.5160	0.0000	0.0000	0.2214	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.3110
27	0.1904	1.0000	0.0000	0.4340	0.4749	0.0000	0.0000	0.3588	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2380
28	0.3809	1.0000	0.0000	0.8679	0.9543	0.0000	0.0000	0.3282	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2716
29	0.1428	1.0000	0.0000	0.7736	0.4932	0.0000	0.0000	0.3740	0.0000	0.2273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2316
30	0.4285	1.0000	0.0000	0.6792	0.4886	0.0000	0.0000	0.6489	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2636
31	0.3333	1.0000	0.0000	0.8679	0.4566	0.0000	0.0000	0.6336	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2532
32	0.3809	1.0000	0.0000	0.4906	0.2329	0.0000	0.0000	0.7481	0.0000	0.1364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2299
33	0.0476	1.0000	0.0000	0.0566	0.6849	0.0000	0.0000	0.6260	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2068
34	0.9524	1.0000	0.0000	0.7170	0.0365	0.0000	0.0000	0.9313	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.3217
35	0.2381	1.0000	0.0000	0.0566	0.5342	0.0000	0.0000	0.0076	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.1762
36	0.4286	1.0000	0.0000	0.0566	0.4521	0.0000	0.0000	0.6565	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2345
37	0.2381	1.0000	0.0000	0.8679	0.3333	0.0000	0.0000	0.6336	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2853
38	0.7143	1.0000	0.0000	0.2453	0.8037	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2565
39	0.1429	1.0000	0.0000	0.0566	0.3927	0.0000	0.0000	0.3130	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2025
40	0.2381	1.0000	0.0000	0.6792	0.9315	0.0000	0.0000	0.4962	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2573
41	0.0952	1.0000	0.0000	0.3396	0.4749	0.0000	0.0000	0.4351	0.0000	0.1364	0.0000	0.0000	0.0000	0.1909
42	0.7619	1.0000	0.0000	0.3019	0.2237	0.0000	0.0000	0.7939	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2580
43	0.7143	1.0000	0.0000	0.0566	0.5342	0.0000	0.0000	0.8702	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2582
44	0.4286	1.0000	0.0000	0.8679	0.3288	0.0000	0.0000	0.3130	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2540
45	0.8571	1.0000	0.0000	0.6792	0.3242	0.0000	0.0000	0.2366	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2802
46	0.2857	1.0000	0.0000	0.2075	0.3288	0.0000	0.0000	0.4809	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1771
47	0.4286	1.0000	0.0000	0.4906	0.2329	0.0000	0.0000	0.0534	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.1836
48	0.4286	1.0000	0.0000	0.3396	0.7489	0.0000	0.0000	0.2519	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2130
49	0.4286	1.0000	0.0000	0.6792	0.4247	0.0000	0.0000	0.7863	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2553
50	0.1905	1.0000	0.0000	0.6792	0.5799	0.0000	0.0000	0.1145	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2462
51	0.9048	1.0000	0.0000	0.5660	0.6393	0.0000	0.0000	0.5802	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2839
52	0.7143	1.0000	0.0000	0.8679	0.4886	0.0000	0.0000	0.4046	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2883
53	0.2857	1.0000	0.0000	0.3019	0.2100	0.0000	0.0000	0.3282	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1635

54	0.9048	1.0000	0.0000	0.5849	0.6712	0.0000	0.0000	0.2366	0.0000	0.2273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2788
55	0.7619	1.0000	0.0000	0.5849	0.3973	0.0000	0.0000	0.8244	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.3235
56	0.7619	1.0000	0.0000	0.6792	0.8174	0.0000	0.0000	0.0840	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2991
57	0.5238	1.0000	0.0000	0.9057	0.2329	0.0000	0.0000	0.3588	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2814
58	0.0952	1.0000	0.0000	0.6415	0.4110	0.0000	0.0000	0.9160	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2357
59	0.9048	1.0000	0.0000	0.7736	0.8128	0.0000	0.0000	0.5115	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.3079
60	0.9048	1.0000	0.0000	0.4906	0.2831	0.0000	0.0000	0.6412	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.3043
61	0.1905	1.0000	0.0000	0.9623	0.7123	0.0000	0.0000	0.0840	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2478
62	0.1905	1.0000	0.0000	0.8679	0.2694	0.0000	0.0000	0.2824	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2288
63	0.9048	1.0000	0.0000	0.0566	0.4840	0.0000	0.0000	0.4351	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2775
64	0.1429	1.0000	0.0000	0.4340	0.9132	0.0000	0.0000	0.0534	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2376
65	0.5238	1.0000	0.0000	0.0566	0.4795	0.0000	0.0000	0.1603	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2197
66	0.4286	1.0000	0.0000	0.1509	0.6530	0.0000	0.0000	0.1756	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2132
67	0.5238	1.0000	0.0000	0.5849	0.5845	0.0000	0.0000	0.4046	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2453
68	0.2857	1.0000	0.0000	0.4906	0.6438	0.0000	0.0000	0.4275	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2820
69	0.4286	1.0000	0.0000	0.3019	0.5571	0.0000	0.0000	0.3282	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2222
70	0.4286	1.0000	0.0000	0.3019	0.3242	0.0000	0.0000	0.6183	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2056
71	0.4286	1.0000	0.0000	0.2453	0.0685	0.0000	0.0000	0.2214	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.1790
72	0.1905	1.0000	0.0000	0.5849	0.6027	0.0000	0.0000	0.0687	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2092
73	0.7619	1.0000	0.0000	0.8679	0.8311	0.0000	0.0000	0.0840	0.0000	0.6818	0.0000	0.0000	0.0000	0.3251
74	0.6190	1.0000	0.0000	0.6792	0.5434	0.0000	0.0000	0.6641	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2767
75	0.0952	1.0000	0.0000	0.0566	0.6575	0.0000	0.0000	0.6107	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2141
76	0.4762	1.0000	0.0000	0.1887	0.3744	0.0000	0.0000	0.1756	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.1983
77	0.8571	1.0000	0.0000	0.6792	0.6301	0.0000	0.0000	0.0992	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2652
78	0.1905	1.0000	0.0000	0.8679	0.8904	0.0000	0.0000	0.6947	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2803
79	0.5714	1.0000	0.0000	0.6226	0.6758	0.0000	0.0000	0.2061	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2926
80	0.8095	1.0000	0.0000	0.4906	0.9087	0.0000	0.0000	0.5420	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2955
81	0.4286	1.0000	0.0000	0.8679	0.4977	0.0000	0.0000	0.6641	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2660
82	0.5714	1.0000	0.0000	0.8302	0.5982	0.0000	0.0000	0.2977	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2537
83	0.8571	1.0000	0.0000	0.6415	0.4110	0.0000	0.0000	0.6718	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2755
84	0.8571	1.0000	0.0000	0.8302	0.4932	0.0000	0.0000	0.3588	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2723
85	0.7619	1.0000	0.0000	0.6792	0.5936	0.0000	0.0000	0.1908	0.0000	0.2273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2656
86	0.4762	1.0000	0.0000	0.4906	0.8037	0.0000	0.0000	0.2214	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2441
87	0.2857	1.0000	0.0000	0.2453	0.1735	0.0000	0.0000	0.1298	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2040
88	0.2857	1.0000	0.0000	0.6792	0.4795	0.0000	0.0000	0.1450	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2621
89	0.4286	1.0000	0.0000	0.2642	0.0685	0.0000	0.0000	0.5878	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2017
90	0.3333	1.0000	0.0000	0.7736	0.5753	0.0000	0.0000	0.5420	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2480
91	0.8095	1.0000	0.0000	0.6415	0.5890	0.0000	0.0000	0.3740	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2626
92	0.1429	1.0000	0.0000	0.3019	0.5160	0.0000	0.0000	0.0840	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.1993
93	0.1905	1.0000	0.0000	0.0566	0.6027	0.0000	0.0000	0.3130	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.1804
94	0.8095	1.0000	0.0000	0.7547	0.3425	0.0000	0.0000	0.3282	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2768
95	0.6190	1.0000	0.0000	0.5283	0.4384	0.0000	0.0000	0.7557	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2570
96	0.4762	1.0000	0.0000	0.3962	0.6119	0.0000	0.0000	0.7405	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2481
97	0.2381	1.0000	0.0000	0.4906	0.6119	0.0000	0.0000	0.0534	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2331
98	0.1905	1.0000	0.0000	0.4528	0.4247	0.0000	0.0000	0.0534	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2051
99	0.2381	1.0000	0.0000	0.9623	0.8265	0.0000	0.0000	0.1450	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2790
100	0.0000	1.0000	0.0000	0.5849	0.5616	0.0000	0.0000	0.1145	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2159
101	0.8095	1.0000	0.0000	0.4528	0.2740	0.0000	0.0000	0.8168	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2579
102	0.3810	1.0000	0.0000	0.7170	0.9817	0.0000	0.0000	0.9924	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.3412
103	0.2857	1.0000	0.0000	0.6792	0.6256	0.0000	0.0000	0.3969	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2718
104	0.2857	1.0000	0.0000	0.7736	0.3516	0.0000	0.0000	0.9313	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2571
105	0.0952	1.0000	0.0000	0.8679	0.3881	0.0000	0.0000	0.4351	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2143
106	0.0000	1.0000	0.0000	0.8302	0.2603	0.0000	0.0000	0.6947	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2632
107	0.3333	1.0000	0.0000	0.6792	0.9315	0.0000	0.0000	0.9313	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.3610
108	0.4286	1.0000	0.0000	0.7736	0.5845	0.0000	0.0000	0.8550	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.3011
109	0.6190	1.0000	0.0000	0.6792	0.5936	0.0000	0.0000	0.2061	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2383
110	0.3333	1.0000	0.0000	0.0566	0.2831	0.0000	0.0000	0.2672	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2122
111	0.7619	1.0000	0.0000	0.1132	0.4384	0.0000	0.0000	0.0992	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2276

112	0.9524	1.0000	0.0000	0.8679	0.4155	0.0000	0.0000	0.6107	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.3378
113	0.7143	1.0000	0.0000	0.6792	0.3562	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2115
114	0.7619	1.0000	0.0000	0.8679	0.6164	0.0000	0.0000	0.7557	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.3078
115	0.3810	1.0000	0.0000	0.5283	0.3973	0.0000	0.0000	0.4351	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2179
116	0.9524	1.0000	0.0000	0.7736	0.5662	0.0000	0.0000	0.3740	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.3310
117	0.6667	1.0000	0.0000	0.9623	0.2192	0.0000	0.0000	0.8244	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2965
118	0.2857	1.0000	0.0000	0.4906	0.7078	0.0000	0.0000	0.4885	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2776
119	0.0000	1.0000	0.0000	0.4906	0.3288	0.0000	0.0000	0.9008	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2652
120	0.7619	1.0000	0.0000	0.5849	0.5434	0.0000	0.0000	0.4504	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2640
121	0.1429	1.0000	0.0000	0.8679	0.4338	0.0000	0.0000	0.4198	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2203
122	0.1429	1.0000	0.0000	0.4340	0.7397	0.0000	0.0000	0.3435	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2116
123	0.8095	1.0000	0.0000	0.6415	0.3607	0.0000	0.0000	0.7252	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2721
124	0.3810	1.0000	0.0000	0.5849	0.8356	0.0000	0.0000	0.9160	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.3489
125	0.0952	1.0000	0.0000	0.2075	0.5205	0.0000	0.0000	0.2672	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.1818
126	0.5714	1.0000	0.0000	0.2642	0.5342	0.0000	0.0000	0.2366	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2005
127	0.0476	1.0000	0.0000	0.3396	0.7443	0.0000	0.0000	0.8092	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2612
128	0.2857	1.0000	0.0000	0.3396	0.5662	0.0000	0.0000	0.6489	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2185
129	0.4762	1.0000	0.0000	0.6415	0.8311	0.0000	0.0000	0.5115	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2662
130	0.1905	1.0000	0.0000	0.1509	0.8767	0.0000	0.0000	0.3588	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1982
131	0.8095	1.0000	0.0000	0.0943	0.7854	0.0000	0.0000	0.6336	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2976
132	0.3333	1.0000	0.0000	0.1509	0.6347	0.0000	0.0000	0.7786	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2439
133	0.5238	1.0000	0.0000	0.3962	0.0000	0.0000	0.0000	0.3588	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2312
134	0.9524	1.0000	0.0000	0.2453	0.7443	0.0000	0.0000	0.1298	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2643
135	0.3810	1.0000	0.0000	0.4906	0.5479	0.0000	0.0000	0.3817	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2155
136	0.6667	1.0000	0.0000	0.6792	0.8950	0.0000	0.0000	0.5802	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.3009
137	0.7619	1.0000	0.0000	0.8679	0.7900	0.0000	0.0000	0.5573	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.3619
138	0.0952	1.0000	0.0000	0.5849	0.7945	0.0000	0.0000	0.5267	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2309
139	0.1905	1.0000	0.0000	0.8679	0.7626	0.0000	0.0000	0.5115	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2983
140	0.9048	1.0000	0.0000	0.7170	0.7397	0.0000	0.0000	0.3435	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2850
141	0.0000	1.0000	0.0000	0.6038	0.7123	0.0000	0.0000	0.2977	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2011
142	0.4762	1.0000	0.0000	0.3396	0.1553	0.0000	0.0000	0.0229	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1534
143	0.6667	1.0000	0.0000	0.2453	0.6530	0.0000	0.0000	0.6260	0.0000	0.3182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2699
144	0.8095	1.0000	0.0000	0.8302	0.4429	0.0000	0.0000	0.4962	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2753
145	0.8571	1.0000	0.0000	0.9057	0.4566	0.0000	0.0000	0.6107	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2946
146	0.1429	1.0000	0.0000	0.5094	0.5616	0.0000	0.0000	0.0992	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1779
147	0.2857	1.0000	0.0000	0.8679	0.2237	0.0000	0.0000	0.3130	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2489
148	0.3810	1.0000	0.0000	0.9623	0.3927	0.0000	0.0000	0.9313	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.3520
149	0.0476	1.0000	0.0000	0.0943	0.6758	0.0000	0.0000	0.2595	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2017
150	0.8095	1.0000	0.0000	0.2642	0.4886	0.0000	0.0000	0.1603	0.0000	0.0455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2129
151	0.0000	1.0000	0.0000	0.7170	0.2648	0.0000	0.0000	0.5191	0.0000	0.9545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2658
152	0.3810	1.0000	0.0000	0.6792	0.8630	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.8636	0.0000	0.0000	0.0000	0.3212
153	0.8571	1.0000	0.0000	0.6792	0.5479	0.0000	0.0000	0.5573	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2801
154	0.6190	1.0000	0.0000	0.5660	0.6758	0.0000	0.0000	0.4504	0.0000	0.2273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2722
155	0.0000	1.0000	0.0000	0.7547	0.2922	0.0000	0.0000	0.2061	0.0000	0.8636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2397
156	0.3333	1.0000	0.0000	0.0189	0.5388	0.0000	0.0000	0.6336	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2222
157	0.1429	1.0000	0.0000	0.5849	0.6575	0.0000	0.0000	0.1298	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.2634
158	0.1429	1.0000	0.0000	0.8302	0.2237	0.0000	0.0000	0.5573	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2119
159	0.3333	1.0000	0.0000	0.8679	0.3151	0.0000	0.0000	0.6489	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2435
160	0.3333	1.0000	0.0000	0.4906	0.5205	0.0000	0.0000	0.8779	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2758
161	0.4762	1.0000	0.0000	0.2453	0.5479	0.0000	0.0000	0.7481	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2321
162	0.9048	1.0000	0.0000	0.8491	0.7169	0.0000	0.0000	0.8931	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.3357
163	0.6190	1.0000	0.0000	0.8679	0.5845	0.0000	0.0000	0.1450	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.3173
164	0.7143	1.0000	0.0000	0.6604	0.3196	0.0000	0.0000	0.4046	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2384
165	0.7619	1.0000	0.0000	0.8679	0.7854	0.0000	0.0000	0.7786	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.3925
166	0.3810	1.0000	0.0000	0.7170	0.5525	0.0000	0.0000	0.0992	0.0000	0.0455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2150
167	0.2857	1.0000	0.0000	0.8302	0.7671	0.0000	0.0000	0.5344	0.0000	0.8636	0.0000	0.0000	0.0000	0.3293
168	0.5714	1.0000	0.0000	0.4906	0.3881	0.0000	0.0000	0.6718	0.0000	0.6818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2926
169	0.5238	1.0000	0.0000	0.1132	0.7900	0.0000	0.0000	0.8244	0.0000	0.4091	0.0000	0.0000	0.0000	0.2816

170	0.6190	1.0000	0.0000	0.2453	0.4932	0.0000	0.0000	0.9160	0.0000	0.0455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2553
171	0.4762	1.0000	0.0000	0.8302	0.5023	0.0000	0.0000	0.2366	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2412
172	0.7143	1.0000	0.0000	0.4906	0.5388	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.5000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2795
173	0.1429	1.0000	0.0000	0.2453	0.6712	0.0000	0.0000	0.8244	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2218
174	0.7143	1.0000	0.0000	0.3019	0.5845	0.0000	0.0000	0.3435	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2265
175	0.3810	1.0000	0.0000	0.6226	0.9087	0.0000	0.0000	0.2672	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2446
176	0.0476	1.0000	0.0000	0.0566	0.0000	0.0000	0.0000	0.5573	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.1348
177	0.3810	1.0000	0.0000	0.8679	0.8539	0.0000	0.0000	0.9466	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.3185
178	0.3810	1.0000	0.0000	0.3019	0.3881	0.0000	0.0000	0.3740	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1881
179	0.4762	1.0000	0.0000	0.9057	0.8356	0.0000	0.0000	0.1603	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2598
180	0.0952	1.0000	0.0000	0.6415	0.6073	0.0000	0.0000	0.9008	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2776
181	0.7143	1.0000	0.0000	0.9434	0.3379	0.0000	0.0000	0.8397	0.0000	0.4091	0.0000	0.0000	0.0000	0.3265
182	0.9524	1.0000	0.0000	0.6792	0.6210	0.0000	0.0000	0.2824	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2719
183	0.2857	1.0000	0.0000	0.0566	0.5388	0.0000	0.0000	0.2672	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2142
184	0.0952	1.0000	0.0000	0.4906	0.4064	0.0000	0.0000	0.5115	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1926
185	0.1429	1.0000	0.0000	0.4906	0.4795	0.0000	0.0000	0.6947	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2719
186	0.2857	1.0000	0.0000	0.6792	0.4018	0.0000	0.0000	0.4809	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.2890
187	0.4762	1.0000	0.0000	0.5849	0.4658	0.0000	0.0000	0.4351	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2628
188	0.8095	1.0000	0.0000	0.3396	0.4749	0.0000	0.0000	0.3588	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2294
189	0.0000	1.0000	0.0000	0.4906	0.3059	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.8636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2346
190	0.5238	1.0000	0.0000	0.2075	0.3562	0.0000	0.0000	0.5420	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2023
191	0.5238	1.0000	0.0000	0.8302	0.5342	0.0000	0.0000	0.2366	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2404
192	0.3810	1.0000	0.0000	0.6792	0.8082	0.0000	0.0000	0.7786	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.3505
193	0.1429	1.0000	0.0000	0.8302	0.6621	0.0000	0.0000	0.6947	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2561
194	0.2857	1.0000	0.0000	0.3396	0.6484	0.0000	0.0000	0.5420	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2166
195	0.9048	1.0000	0.0000	0.2642	0.6438	0.0000	0.0000	0.4656	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2522
196	0.1905	1.0000	0.0000	0.0000	0.3333	0.0000	0.0000	0.6489	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1671
197	0.8571	1.0000	0.0000	0.5472	0.7123	0.0000	0.0000	0.3664	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.3379
198	0.3333	1.0000	0.0000	0.2642	0.6530	0.0000	0.0000	0.4962	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2742
199	0.8095	1.0000	0.0000	0.6415	0.3562	0.0000	0.0000	0.2977	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2738
200	0.9524	1.0000	0.0000	0.4528	0.3836	0.0000	0.0000	0.8473	0.0000	0.3182	0.0000	0.0000	0.0000	0.3042
201	0.5714	1.0000	0.0000	0.3396	0.3562	0.0000	0.0000	0.0992	0.0000	0.0455	0.0000	0.0000	0.0000	0.1855
202	0.5238	1.0000	0.0000	0.0943	0.6895	0.0000	0.0000	0.5420	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2192
203	0.9048	1.0000	0.0000	0.3019	0.3653	0.0000	0.0000	0.5649	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2413
204	0.4762	1.0000	0.0000	0.3396	0.3927	0.0000	0.0000	0.9313	0.0000	0.0455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2450
205	0.8095	1.0000	0.0000	0.7925	0.3196	0.0000	0.0000	0.4962	0.0000	0.0455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2664
206	0.9524	1.0000	0.0000	0.6226	0.9178	0.0000	0.0000	0.7023	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.3647
207	0.9048	1.0000	0.0000	0.5283	0.7306	0.0000	0.0000	0.6870	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.3312
208	0.0000	1.0000	0.0000	0.6792	0.7169	0.0000	0.0000	0.4885	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2778
209	0.5238	1.0000	0.0000	0.4906	0.5616	0.0000	0.0000	0.1145	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2349
210	0.6667	1.0000	0.0000	0.7547	0.6621	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2671
211	0.3333	1.0000	0.0000	0.4906	0.7717	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2296
212	0.2857	1.0000	0.0000	0.3019	0.4977	0.0000	0.0000	0.2519	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1798
213	0.2857	1.0000	0.0000	0.6038	0.8219	0.0000	0.0000	0.4046	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2397
214	0.6667	1.0000	0.0000	0.6792	0.6530	0.0000	0.0000	0.4046	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2618
215	0.2381	1.0000	0.0000	0.7547	0.4932	0.0000	0.0000	0.1298	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2152
216	0.1905	1.0000	0.0000	0.4906	0.2374	0.0000	0.0000	0.3817	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1769
217	0.5238	1.0000	0.0000	0.4906	0.5068	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2289
218	0.0952	1.0000	0.0000	0.1132	0.4932	0.0000	0.0000	0.2977	0.0000	0.0455	0.0000	0.0000	0.0000	0.1573
219	0.5714	1.0000	0.0000	0.3019	0.6804	0.0000	0.0000	0.7176	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2866
220	0.8095	1.0000	0.0000	0.5849	0.3927	0.0000	0.0000	0.4809	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2863
221	0.2857	1.0000	0.0000	0.6415	0.3744	0.0000	0.0000	0.0534	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1812
222	0.0476	1.0000	0.0000	0.3019	0.3425	0.0000	0.0000	0.8397	0.0000	0.6818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2472
223	0.0952	1.0000	0.0000	0.9811	0.4201	0.0000	0.0000	0.5191	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.3019
224	0.3810	1.0000	0.0000	0.6415	0.6256	0.0000	0.0000	0.5191	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2506
225	0.7619	1.0000	0.0000	0.4906	0.7717	0.0000	0.0000	0.3130	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2777
226	0.3810	1.0000	0.0000	0.3962	0.8082	0.0000	0.0000	0.6794	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2931
227	0.3333	1.0000	0.0000	0.4906	0.3790	0.0000	0.0000	0.5573	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2123

228	0.5238	1.0000	0.0000	0.2264	0.4429	0.0000	0.0000	0.0840	0.0000	0.1364	0.0000	0.0000	0.0000	0.1857
229	0.9524	1.0000	0.0000	0.8679	0.3242	0.0000	0.0000	0.6870	0.0000	0.5000	0.0000	0.0000	0.0000	0.3332
230	0.6667	1.0000	0.0000	0.1698	0.5434	0.0000	0.0000	0.0992	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1907
231	0.0476	1.0000	0.0000	0.5660	0.6164	0.0000	0.0000	0.0687	0.0000	0.1364	0.0000	0.0000	0.0000	0.1873
232	0.1429	1.0000	0.0000	0.6038	0.4201	0.0000	0.0000	0.9618	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2407
233	0.2381	1.0000	0.0000	0.0943	0.4429	0.0000	0.0000	0.6794	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1888
234	0.3333	1.0000	0.0000	0.6792	0.2466	0.0000	0.0000	0.2061	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1896
235	0.2381	1.0000	0.0000	0.8679	0.3699	0.0000	0.0000	0.0229	0.0000	0.8636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2586
236	0.4762	1.0000	0.0000	0.2453	0.4658	0.0000	0.0000	0.0229	0.0000	0.0455	0.0000	0.0000	0.0000	0.1735
237	0.5238	1.0000	0.0000	0.8679	0.8447	0.0000	0.0000	0.7481	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.3694
238	0.7143	1.0000	0.0000	0.3396	0.1050	0.0000	0.0000	0.8244	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2854
239	0.1429	1.0000	0.0000	0.7547	0.3562	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2313
240	0.3810	1.0000	0.0000	0.4340	0.4612	0.0000	0.0000	0.2824	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2178
241	0.4762	1.0000	0.0000	0.9811	0.6941	0.0000	0.0000	0.2366	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2606
242	0.1905	1.0000	0.0000	0.8302	0.4292	0.0000	0.0000	0.2366	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2067
243	0.0476	1.0000	0.0000	0.1321	0.4840	0.0000	0.0000	0.4198	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1603
244	0.0952	1.0000	0.0000	0.6792	0.3242	0.0000	0.0000	0.9160	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2529
245	0.0476	1.0000	0.0000	0.3019	0.9543	0.0000	0.0000	0.0992	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2128
246	0.5714	1.0000	0.0000	0.6792	0.5799	0.0000	0.0000	0.6489	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2676
247	0.9524	1.0000	0.0000	0.6415	0.3607	0.0000	0.0000	0.9008	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.3665
248	0.0000	1.0000	0.0000	0.5283	0.3014	0.0000	0.0000	0.5725	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1848
249	0.2381	1.0000	0.0000	0.0189	0.3516	0.0000	0.0000	0.3740	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1525
250	0.0952	1.0000	0.0000	0.3774	0.8767	0.0000	0.0000	0.0534	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1848
251	0.0952	1.0000	0.0000	0.5849	0.4292	0.0000	0.0000	0.1145	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.1850
252	0.9524	1.0000	0.0000	0.7170	0.9863	0.0000	0.0000	0.4504	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.3578
253	0.4286	1.0000	0.0000	0.4906	0.1963	0.0000	0.0000	0.1145	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.1925
254	0.3333	1.0000	0.0000	0.8679	0.2785	0.0000	0.0000	0.1145	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2625
255	0.3333	1.0000	0.0000	0.5660	0.3242	0.0000	0.0000	0.9924	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2474
256	0.2857	1.0000	0.0000	0.4906	0.1416	0.0000	0.0000	0.6947	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2010
257	0.1429	1.0000	0.0000	0.3208	0.2283	0.0000	0.0000	0.2901	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.1874
258	0.0476	1.0000	0.0000	0.8679	0.5251	0.0000	0.0000	0.7939	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2558
259	0.4762	1.0000	0.0000	0.3019	0.6301	0.0000	0.0000	0.9313	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2988
260	0.5714	1.0000	0.0000	0.9434	0.3059	0.0000	0.0000	0.0687	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2642
261	0.0476	1.0000	0.0000	0.6792	0.0228	0.0000	0.0000	0.6718	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.2282
262	0.0476	1.0000	0.0000	0.6792	0.5023	0.0000	0.0000	0.5725	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2155
263	0.1429	1.0000	0.0000	0.8302	0.2237	0.0000	0.0000	0.5573	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2119
264	0.0952	1.0000	0.0000	0.4340	0.4521	0.0000	0.0000	0.1450	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.1845
265	0.0000	1.0000	0.0000	0.6792	0.4338	0.0000	0.0000	0.4046	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1937
266	0.0000	1.0000	0.0000	0.4906	0.5205	0.0000	0.0000	0.4962	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1929
267	0.5238	1.0000	0.0000	0.0943	0.3927	0.0000	0.0000	0.2061	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.1985
268	0.8095	1.0000	0.0000	0.4717	0.3333	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.2273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2485
269	0.0476	1.0000	0.0000	0.0566	0.1918	0.0000	0.0000	0.5725	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.1997
270	0.6190	1.0000	0.0000	0.3019	0.4703	0.0000	0.0000	0.4809	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2559
271	0.9048	1.0000	0.0000	0.8679	0.5160	0.0000	0.0000	0.3588	0.0000	0.5455	0.0000	0.0000	0.0000	0.3225
272	0.6190	1.0000	0.0000	0.6792	0.6804	0.0000	0.0000	0.0382	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2391
273	0.9524	1.0000	0.0000	0.4528	0.2557	0.0000	0.0000	0.5725	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2487
274	0.0476	1.0000	0.0000	0.6415	0.8082	0.0000	0.0000	0.3435	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2185
275	0.7143	1.0000	0.0000	0.3019	0.6347	0.0000	0.0000	0.9008	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2732
276	0.6667	1.0000	0.0000	0.4906	0.2831	0.0000	0.0000	0.0382	0.0000	0.9091	0.0000	0.0000	0.0000	0.2606
277	0.9048	1.0000	0.0000	0.2642	0.8356	0.0000	0.0000	0.2977	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2540
278	0.1429	1.0000	0.0000	0.8679	0.2329	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2025
279	0.0476	1.0000	0.0000	0.6415	0.4703	0.0000	0.0000	0.2061	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.1959
280	0.4286	1.0000	0.0000	0.8302	0.7123	0.0000	0.0000	0.5725	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.3215
281	0.4762	1.0000	0.0000	0.6792	0.4932	0.0000	0.0000	0.5878	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2699
282	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.7397	0.0000	0.0000	0.9466	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.2696
283	0.9048	1.0000	0.0000	0.3019	0.5160	0.0000	0.0000	0.8397	0.0000	0.2727	0.0000	0.0000	0.0000	0.2950
284	0.4286	1.0000	0.0000	0.4906	0.4292	0.0000	0.0000	0.5115	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2200
285	0.2857	1.0000	0.0000	0.5660	0.3790	0.0000	0.0000	0.4046	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2027

286	0.9048	1.0000	0.0000	0.4906	0.6027	0.0000	0.0000	0.1603	0.0000	0.1818	0.0000	0.0000	0.0000	0.2569
287	0.7619	1.0000	0.0000	0.0000	0.4612	0.0000	0.0000	0.2672	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1916
288	0.4286	1.0000	0.0000	0.4528	0.5297	0.0000	0.0000	0.1908	0.0000	0.1364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2106
289	0.0952	1.0000	0.0000	0.7925	0.8813	0.0000	0.0000	0.2366	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2312
290	0.1905	1.0000	0.0000	0.0566	0.5205	0.0000	0.0000	0.5267	0.0000	0.4091	0.0000	0.0000	0.0000	0.2080
291	0.4286	1.0000	0.0000	0.4906	0.4566	0.0000	0.0000	0.4962	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2209
292	0.2381	1.0000	0.0000	0.8302	0.1826	0.0000	0.0000	0.8244	0.0000	0.6364	0.0000	0.0000	0.0000	0.2855
293	0.3333	1.0000	0.0000	0.7925	0.8630	0.0000	0.0000	0.8244	0.0000	0.8182	0.0000	0.0000	0.0000	0.3563
294	0.5714	1.0000	0.0000	0.4528	0.6895	0.0000	0.0000	0.2214	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2607
295	0.5238	1.0000	0.0000	0.1321	0.3242	0.0000	0.0000	0.2977	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1752
296	0.0000	1.0000	0.0000	0.5849	0.8128	0.0000	0.0000	0.3893	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2144
297	0.9048	1.0000	0.0000	0.3019	0.4018	0.0000	0.0000	0.3282	0.0000	0.7273	0.0000	0.0000	0.0000	0.2818
298	0.0952	1.0000	0.0000	0.1132	0.5571	0.0000	0.0000	0.7786	0.0000	0.4545	0.0000	0.0000	0.0000	0.2307
299	0.6190	1.0000	0.0000	0.5660	0.5890	0.0000	0.0000	0.5878	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2586
300	0.0476	1.0000	0.0000	0.7170	0.3699	0.0000	0.0000	0.4809	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2012
301	0.6667	1.0000	0.0000	0.4528	0.1050	0.0000	0.0000	0.8397	0.0000	0.3636	0.0000	0.0000	0.0000	0.2637
302	0.8571	1.0000	0.0000	0.4906	0.6530	0.0000	0.0000	0.7634	0.0000	0.0909	0.0000	0.0000	0.0000	0.2965
303	0.9048	1.0000	0.0000	0.2453	0.3425	0.0000	0.0000	0.4046	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2229

Anexo 6. Certidumbres Asociadas a los Valores de los Rasgos

Caso	cx1	cx2	cx3	cx4	cx5	cx6	cx7	cx8	cx9	cx10	cx11	cx12	cx13	y1
1	0.6633	1.0000	1	0.9934	0.9864	0.1485	0.4851	0.7930	0.6732	0.1904	0.0693	0.5808	0.0363	0.5401
2	0.7595	1.0000	0.5769	0.3748	0.9929	0.8514	0.4851	0.6769	0.3267	0.9485	0.462	0.0726	0.2608	0.6988
3	0.7595	1.0000	0.7792	0.9109	0.9860	0.8514	0.4851	0.9150	0.3267	0.3060	0.462	0.0066	0.6521	0.9240
4	0.5490	1.0000	0.4262	0.9439	0.9885	0.8514	0.5116	0.9403	0.6732	0.6530	0.0693	0.5808	0.7939	0.8482
5	0.6440	1.0000	0.2285	0.9439	0.9829	0.8514	0.4851	0.8806	0.6732	0.9412	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
6	0.4950	1.0000	0.3114	0.9109	0.9868	0.8514	0.5116	0.9044	0.6732	0.8970	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
7	0.6393	1.0000	1	0.9769	0.9907	0.8514	0.4851	0.8328	0.6732	0.6916	0.0693	0.0066	0.2608	0.5449
8	0.5190	1.0000	0.2571	0.9109	0.0633	0.8514	0.5116	0.8447	0.3267	0.3831	0.4684	0.5808	0.7939	0.7048
9	0.6633	1.0000	0.7792	0.9439	0.9890	0.8514	0.4851	0.7810	0.6732	0.9412	0.462	0.2211	0.6521	0.9228
10	0.9288	1.0000	0.7792	0.9769	0.9828	0.1485	0.4851	0.8128	0.3267	0.4988	0.0693	0.5808	0.6521	0.9258
11	0.6633	1.0000	1	0.9769	0.9815	0.8514	0.5116	0.7850	0.6732	0.8676	0.462	0.5808	0.0363	0.5320
12	0.4950	1.0000	0.2285	0.9769	0.9938	0.8514	0.4851	0.8049	0.6732	0.9338	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
13	0.4950	1.0000	0.25	0.9439	0.9892	0.1485	0.4851	0.7611	0.3267	0.8823	0.462	0.2211	0.0869	1.0000
14	0.7152	1.0000	0.1785	0.9109	0.9901	0.8514	0.5116	0.8845	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.6616
15	0.8338	1.0000	0.3114	0.9439	0.9904	0.8514	0.5116	0.8766	0.6732	0.8823	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
16	0.6874	1.0000	0.0819	0.8778	0.9838	0.8514	0.4851	0.7691	0.3267	0.9706	0.462	0.5808	0.7939	0.6582
17	0.5431	1.0000	0.0571	0.2185	0.9925	0.1485	0.4851	0.8407	0.6732	0.9117	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
18	0.5431	1.0000	0.2692	0.9109	0.9926	0.8514	0.4851	0.8328	0.6732	0.9706	0.462	0.5808	0.2608	0.4233
19	0.5431	1.0000	0.1298	0.9505	0.9854	0.8514	0.4851	0.8845	0.6732	0.5373	0.4684	0.0066	0.6521	0.6080
20	0.5912	1.0000	0.7792	0.9439	0.9832	0.8514	0.4851	0.9490	0.3267	0.2289	0.462	0.0066	0.6521	0.9217
21	0.8576	1.0000	0.4571	0.9109	0.9848	0.8514	0.5116	0.8248	0.6732	0.9559	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
22	0.5431	1.0000	0.4571	0.9109	0.9994	0.8514	0.5116	0.8806	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
23	0.7354	1.0000	0.0571	0.2185	0.9856	0.8514	0.5116	0.7449	0.6732	0.3060	0.0693	0.5808	0.7939	1.0000
24	0.6914	1.0000	0.1803	0.2185	0.9881	0.8514	0.5116	0.8766	0.6732	0.9485	0.4684	0.5808	0.7939	0.5649
25	0.6202	1.0000	0.7792	0.8778	0.9785	0.8514	0.4851	0.7449	0.3267	0.9853	0.462	0.5808	0.6521	0.9220
26	0.8076	1.0000	0.0571	0.9769	0.9872	0.8514	0.5116	0.7969	0.6732	0.9706	0.4684	0.0066	0.7939	1.0000
27	0.5912	1.0000	0.7792	0.9010	0.9861	0.1485	0.5116	0.8328	0.3267	0.9412	0.4684	0.0066	0.6521	0.9204
28	0.6874	1.0000	0.2692	0.9769	0.9988	0.8514	0.5116	0.8248	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.2608	0.4261
29	0.5671	1.0000	0.25	0.9604	0.9866	0.8514	0.5116	0.8367	0.6732	0.8750	0.462	0.5808	0.1696	0.3118
30	0.7152	1.0000	0.4262	0.9439	0.9864	0.8514	0.5116	0.9084	0.3267	0.8676	0.4684	0.5808	0.7939	0.8437
31	0.6677	1.0000	0.1803	0.9769	0.9856	0.8514	0.5116	0.9044	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.5691
32	0.6914	1.0000	0.7792	0.9109	0.9797	0.8514	0.4851	0.8129	0.3267	0.2675	0.462	0.5808	0.6521	0.9195
33	0.5190	1.0000	0.75	0.2185	0.9916	0.8514	0.4851	0.7223	0.3267	0.8823	0.462	0.2211	0.0869	0.6827
34	0.9763	1.0000	0.7792	0.9505	0.0588	0.8514	0.5116	0.9490	0.3267	0.9265	0.462	0.2211	0.6521	0.9291
35	0.6152	1.0000	0.4262	0.2185	0.9877	0.1485	0.5116	0.7412	0.3267	0.9117	0.462	0.5808	0.7939	0.8252
36	0.7114	1.0000	1	0.2185	0.9855	0.8514	0.4851	0.7449	0.6732	0.9117	0.462	0.0726	0.6521	1.0000
37	0.6203	1.0000	0.1785	0.9769	0.9823	0.8514	0.5116	0.9044	0.3267	0.9412	0.4684	0.5808	0.1696	0.7320
38	0.8557	1.0000	0.2285	0.3748	0.9948	0.8514	0.5116	0.8407	0.6732	0.8676	0.4684	0.0066	0.7939	1.0000
39	0.5672	1.0000	0.4262	0.2185	0.9839	0.1485	0.5116	0.8208	0.6732	0.9559	0.4684	0.5808	0.7939	0.8308
40	0.6152	1.0000	1	0.9439	0.9982	0.8514	0.4851	0.8686	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.2608	0.5225
41	0.5431	1.0000	0.1298	0.8844	0.9861	0.8514	0.4851	0.8527	0.6732	0.2675	0.462	0.2211	0.6521	0.5761
42	0.8813	1.0000	0.4262	0.8778	0.9794	0.8514	0.5116	0.8470	0.6732	0.8823	0.4684	0.5808	0.7939	0.8425
43	0.8576	1.0000	0.7792	0.2185	0.9877	0.8514	0.4851	0.9036	0.6732	0.3060	0.462	0.5808	0.6521	0.9225
44	0.7114	1.0000	0.4571	0.9769	0.3443	0.1485	0.4851	0.8208	0.6732	0.8970	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
45	0.9288	1.0000	0.4262	0.9439	0.9821	0.1485	0.4851	0.8009	0.6732	0.9265	0.0693	0.5808	0.7939	0.8473
46	0.6440	1.0000	0.2285	0.8613	0.9822	0.8514	0.5116	0.8646	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
47	0.7114	1.0000	0.25	0.9109	0.9797	0.8514	0.5116	0.7531	0.6732	0.8676	0.4684	0.5808	0.1696	0.2688
48	0.7152	1.0000	0.5769	0.8844	0.9933	0.8514	0.4851	0.8049	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.2608	0.6670
49	0.7152	1.0000	0.3114	0.9439	0.9848	0.8514	0.4851	0.9443	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
50	0.5912	1.0000	0.7792	0.9439	0.9889	0.8514	0.5116	0.7691	0.3267	0.9412	0.4684	0.2211	0.6521	0.9212
51	0.9526	1.0000	0.7792	0.9241	0.9904	0.8514	0.4851	0.6883	0.3267	0.1518	0.462	0.2211	0.6521	0.9252
52	0.8576	1.0000	0.1298	0.9769	0.9864	0.8514	0.5116	0.8447	0.6732	0.8823	0.462	0.2211	0.6521	0.6271
53	0.6440	1.0000	0.7792	0.8778	0.9791	0.8514	0.4851	0.8248	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.9126

54	0.9526	1.0000	0.4262	0.9274	0.9913	0.8514	0.4851	0.8009	0.6732	0.8750	0.0693	0.2211	0.7939	0.8470
55	0.8813	1.0000	0.0819	0.9274	0.9840	0.8514	0.4851	0.8696	0.3267	0.9412	0.4684	0.2211	0.7939	0.6993
56	0.8813	1.0000	1	0.9439	0.9952	0.8514	0.5116	0.7611	0.3267	0.9265	0.462	0.5808	0.6521	1.0000
57	0.7627	1.0000	0.4571	0.9835	0.9797	0.8514	0.4851	0.8328	0.3267	0.9412	0.0693	0.5808	0.7939	1.0000
58	0.5431	1.0000	0.7792	0.9373	0.9844	0.8514	0.4851	0.9376	0.3267	0.1518	0.462	0.0726	0.6521	0.9201
59	0.9526	1.0000	0.4571	0.9604	0.9950	0.1485	0.5116	0.8726	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
60	0.9526	1.0000	0.7792	0.9109	0.9810	0.8514	0.5116	0.7336	0.6732	0.9412	0.462	0.2211	0.6521	0.9273
61	0.5912	1.0000	0.7792	0.9934	0.9924	0.8514	0.4851	0.7611	0.3267	0.3831	0.462	0.0066	0.6521	0.9214
62	0.5912	1.0000	0.2692	0.9769	0.9806	0.8514	0.4851	0.8128	0.6732	0.4602	0.462	0.5808	0.2608	0.3924
63	0.9526	1.0000	0.3928	0.2185	0.9863	0.8514	0.4851	0.8527	0.6732	0.9559	0.4684	0.5808	0.1696	0.6559
64	0.5672	1.0000	0.7792	0.5311	0.9977	0.8514	0.4851	0.7531	0.3267	0.6145	0.0693	0.5808	0.6521	0.9203
65	0.7627	1.0000	0.2692	0.2185	0.9862	0.8514	0.5116	0.7810	0.6732	0.6916	0.462	0.5808	0.2608	0.3852
66	0.7114	1.0000	0.4571	0.2966	0.9908	0.8514	0.5116	0.7850	0.6732	0.8970	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
67	0.7595	1.0000	0.7792	0.9274	0.9890	0.1485	0.5116	0.8447	0.6732	0.8529	0.462	0.0066	0.6521	0.9211
68	0.6393	1.0000	0.7792	0.9109	0.9906	0.8514	0.5116	0.5749	0.3267	0.9706	0.462	0.0066	0.6521	0.9250
69	0.7114	1.0000	0.75	0.8778	0.9883	0.8514	0.4851	0.8248	0.6732	0.8823	0.4684	0.0066	0.0869	0.6889
70	0.7152	1.0000	0.5769	0.8778	0.9821	0.8514	0.4851	0.9005	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.2608	0.6639
71	0.7114	1.0000	0.4571	0.3748	0.0900	0.8514	0.4851	0.7969	0.6732	0.8970	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
72	0.5912	1.0000	0.7792	0.9274	0.9895	0.8514	0.4851	0.7571	0.3267	0.3831	0.462	0.2211	0.6521	0.9174
73	0.8813	1.0000	0.4571	0.9769	0.9955	0.8514	0.4851	0.7611	0.6732	0.9485	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
74	0.8101	1.0000	0.3114	0.9439	0.9879	0.8514	0.4851	0.9124	0.6732	0.8529	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
75	0.5431	1.0000	0.7792	0.2185	0.9909	0.8514	0.4851	0.7109	0.3267	0.8970	0.4684	0.5808	0.6521	0.9179
76	0.7389	1.0000	0.1803	0.8580	0.9834	0.8514	0.4851	0.7850	0.3267	0.4602	0.462	0.5808	0.7939	0.5374
77	0.9288	1.0000	0.2571	0.9439	0.9902	0.8514	0.4851	0.7651	0.6732	0.8676	0.462	0.5808	0.7939	0.7375
78	0.5965	1.0000	0.4262	0.9769	0.9971	0.8514	0.4851	0.9204	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8473
79	0.7836	1.0000	0.1298	0.6874	0.9914	0.1485	0.4851	0.7930	0.3267	0.9559	0.462	0.5808	0.6521	0.6294
80	0.9051	1.0000	0.3114	0.9109	0.9976	0.8514	0.5116	0.8806	0.6732	0.8529	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
81	0.7152	1.0000	0.4262	0.9769	0.9867	0.8514	0.4851	0.9124	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8442
82	0.7864	1.0000	0.4262	0.9703	0.9894	0.8514	0.4851	0.8168	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8416
83	0.9288	1.0000	0.4571	0.9373	0.9844	0.8514	0.4851	0.7563	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
84	0.9288	1.0000	0.2571	0.9703	0.9866	0.8514	0.4851	0.8328	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7401
85	0.8813	1.0000	0.4571	0.9439	0.9892	0.8514	0.4851	0.7890	0.6732	0.8750	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
86	0.7355	1.0000	0.1803	0.9109	0.9948	0.8514	0.4851	0.7969	0.6732	0.8676	0.462	0.5808	0.7939	0.5638
87	0.6393	1.0000	1	0.3748	0.9781	0.8514	0.4851	0.7731	0.6732	0.8200	0.0693	0.0726	0.6521	1.0000
88	0.6393	1.0000	0.3928	0.9439	0.9862	0.8514	0.5116	0.7770	0.6732	0.9706	0.462	0.0726	0.1696	0.6486
89	0.7152	1.0000	0.4571	0.8712	0.9753	0.8514	0.5116	0.8925	0.6732	0.8823	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
90	0.6633	1.0000	0.4571	0.9604	0.9887	0.8514	0.4851	0.8806	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
91	0.9051	1.0000	0.7792	0.9373	0.9891	0.8514	0.5116	0.8367	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.9229
92	0.5672	1.0000	0.7792	0.8778	0.9872	0.8514	0.4851	0.7611	0.3267	0.9265	0.462	0.2211	0.6521	0.9163
93	0.5912	1.0000	1	0.2185	0.9895	0.8514	0.4851	0.8208	0.6732	0.3060	0.462	0.0066	0.6521	1.0000
94	0.9051	1.0000	0.3114	0.9571	0.9826	0.8514	0.5116	0.8248	0.6732	0.8970	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
95	0.8101	1.0000	0.1803	0.9175	0.9851	0.8514	0.4851	0.9363	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.5713
96	0.7389	1.0000	0.1803	0.8943	0.9897	0.8514	0.4851	0.9323	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.5662
97	0.6152	1.0000	0.7792	0.9109	0.9897	0.8514	0.5116	0.7531	0.3267	0.6916	0.462	0.2211	0.6521	0.9199
98	0.5965	1.0000	0.7792	0.9042	0.9848	0.8514	0.5116	0.7531	0.6732	0.9265	0.462	0.5808	0.6521	0.9169
99	0.6152	1.0000	1	0.9934	0.9954	0.8514	0.4851	0.7770	0.3267	0.9117	0.462	0.5808	0.6521	1.0000
100	0.4950	1.0000	0.5769	0.9274	0.9884	0.1485	0.4851	0.7691	0.3267	0.9265	0.462	0.2211	0.2608	0.6682
101	0.9051	1.0000	1	0.9042	0.9808	0.8514	0.4851	0.9522	0.6732	0.8382	0.462	0.5808	0.0363	0.5547
102	0.6915	1.0000	1	0.9505	0.9995	0.1485	0.4851	0.9944	0.3267	0.4602	0.462	0.5808	0.6521	1.0000
103	0.6393	1.0000	1	0.9439	0.9901	0.8514	0.5116	0.5521	0.6732	0.9265	0.462	0.2211	0.6521	1.0000
104	0.6440	1.0000	1	0.9604	0.9828	0.8514	0.5116	0.9490	0.6732	0.8382	0.462	0.5808	0.0363	0.5543
105	0.5431	1.0000	0.4262	0.9769	0.9838	0.1485	0.4851	0.8527	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8333
106	0.5016	1.0000	0.2571	0.9703	0.9804	0.8514	0.5116	0.9204	0.6732	0.9412	0.4684	0.5808	0.7939	0.7368
107	0.6633	1.0000	0.7792	0.9439	0.9982	0.1485	0.4851	0.9490	0.3267	0.9706	0.4684	0.0726	0.6521	0.9332
108	0.7114	1.0000	0.7792	0.9604	0.9890	0.8514	0.4851	0.8923	0.6732	0.3831	0.462	0.2211	0.6521	0.9270
109	0.8101	1.0000	0.7792	0.9439	0.9892	0.1485	0.4851	0.7930	0.3267	0.8382	0.4684	0.0066	0.6521	0.9204
110	0.6633	1.0000	1	0.2185	0.2997	0.8514	0.4851	0.8089	0.6732	0.8458	0.462	0.0726	0.6521	1.0000
111	0.8813	1.0000	0.4262	0.8448	0.9851	0.8514	0.5116	0.7651	0.3267	0.9265	0.462	0.5808	0.7939	0.8361

112	0.9763	1.0000	0.7792	0.9769	0.9845	0.8514	0.5116	0.7109	0.3267	0.5500	0.0693	0.5808	0.6521	0.9308
113	0.8576	1.0000	0.3114	0.9439	0.9829	0.8514	0.4851	0.0033	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
114	0.8813	1.0000	0.1803	0.9769	0.9898	0.8514	0.4851	0.9363	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.6006
115	0.6915	1.0000	0.4571	0.9175	0.9840	0.8514	0.5116	0.8527	0.6732	0.8529	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
116	0.9763	1.0000	0.2285	0.9604	0.9885	0.8514	0.4851	0.8367	0.6732	0.9412	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
117	0.8317	1.0000	0.7792	0.9934	0.9793	0.8514	0.5116	0.8696	0.3267	0.3060	0.0693	0.5808	0.6521	0.9265
118	0.6393	1.0000	0.0517	0.9109	0.9923	0.8514	0.4851	0.6202	0.6732	0.9412	0.462	0.2211	0.6521	0.5986
119	0.5016	1.0000	0.7792	0.9109	0.9822	0.8514	0.5116	0.9263	0.3267	0.9559	0.462	0.5808	0.6521	0.9232
120	0.8813	1.0000	0.4262	0.9274	0.9879	0.1485	0.4851	0.8567	0.6732	0.2289	0.462	0.5808	0.7939	0.8438
121	0.5672	1.0000	0.3114	0.9769	0.9850	0.8514	0.5116	0.8487	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
122	0.5672	1.0000	0.0389	0.5311	0.9931	0.8514	0.4851	0.8288	0.6732	0.8529	0.462	0.5808	0.6521	0.5073
123	0.9051	1.0000	0.3114	0.9373	0.9831	0.1485	0.5116	0.9283	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
124	0.6874	1.0000	0.1298	0.9274	0.9956	0.8514	0.5116	0.9376	0.3267	0.9706	0.462	0.5808	0.6521	0.6589
125	0.5431	1.0000	0.3928	0.8613	0.9873	0.8514	0.4851	0.8089	0.3267	0.8823	0.462	0.5808	0.1696	0.6104
126	0.7864	1.0000	0.2692	0.8712	0.9877	0.8514	0.5116	0.8009	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.2608	0.3701
127	0.5190	1.0000	0.7792	0.4529	0.9932	0.1485	0.4851	0.9502	0.6732	0.9117	0.462	0.0726	0.6521	0.9228
128	0.6440	1.0000	0.4262	0.8844	0.9885	0.8514	0.5116	0.9084	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8342
129	0.7389	1.0000	0.3114	0.9373	0.9955	0.8514	0.4851	0.8726	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
130	0.5912	1.0000	0.4571	0.8514	0.9967	0.8514	0.5116	0.8328	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
131	0.9051	1.0000	0.1785	0.2497	0.9943	0.1485	0.5116	0.9044	0.6732	0.9265	0.462	0.5808	0.1696	0.7366
132	0.6677	1.0000	0.2571	0.8514	0.9903	0.8514	0.4851	0.8356	0.6732	0.8823	0.462	0.5808	0.7939	0.7299
133	0.7595	1.0000	0.3928	0.8943	0.0033	0.8514	0.4851	0.8328	0.6732	0.9559	0.462	0.5808	0.1696	0.6339
134	0.9763	1.0000	0.7792	0.3748	0.9932	0.8514	0.4851	0.7731	0.3267	0.8970	0.462	0.2211	0.6521	0.9231
135	0.6874	1.0000	0.5769	0.9109	0.9880	0.8514	0.4851	0.5409	0.3267	0.1518	0.0693	0.2211	0.2608	0.6681
136	0.8317	1.0000	0.5769	0.9439	0.9972	0.8514	0.4851	0.6883	0.6732	0.2289	0.462	0.0726	0.2608	0.7042
137	0.8813	1.0000	0.7792	0.9769	0.9944	0.8514	0.5116	0.8845	0.3267	0.9559	0.4684	0.5808	0.6521	0.9333
138	0.5431	1.0000	0.7792	0.9274	0.9946	0.8514	0.4851	0.8766	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.6521	0.9196
139	0.5912	1.0000	0.7792	0.9769	0.9937	0.8514	0.4851	0.8726	0.6732	0.9265	0.462	0.0066	0.6521	0.9267
140	0.9526	1.0000	0.2285	0.9505	0.9931	0.1485	0.4851	0.8288	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
141	0.5016	1.0000	0.7792	0.9307	0.9924	0.8514	0.4851	0.8168	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.9165
142	0.7389	1.0000	0.2285	0.8844	0.9776	0.8514	0.5116	0.7452	0.6732	0.8382	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
143	0.8317	1.0000	0.1298	0.3748	0.9908	0.8514	0.5116	0.7223	0.3267	0.4217	0.462	0.2211	0.6521	0.6175
144	0.9051	1.0000	0.4262	0.9703	0.9852	0.8514	0.5116	0.8686	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	0.8462
145	0.9288	1.0000	0.25	0.9835	0.9856	0.8514	0.4851	0.7109	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.3682
146	0.5672	1.0000	1	0.5936	0.9884	0.8514	0.5116	0.7651	0.3267	0.8382	0.462	0.5808	0.2608	0.4715
147	0.6393	1.0000	0.2571	0.9769	0.2416	0.8514	0.4851	0.8208	0.6732	0.9265	0.462	0.5808	0.7939	0.7317
148	0.6874	1.0000	0.75	0.9934	0.9839	0.8514	0.4851	0.9490	0.6732	0.9853	0.462	0.0066	0.0869	0.7408
149	0.5190	1.0000	0.7792	0.2497	0.9914	0.8514	0.5116	0.4501	0.3267	0.9265	0.462	0.2211	0.6521	0.9166
150	0.9051	1.0000	0.25	0.8712	0.9864	0.1485	0.5116	0.7810	0.6732	0.8456	0.4684	0.0726	0.1696	0.2951
151	0.4950	1.0000	0.75	0.9505	0.9805	0.8514	0.4851	0.6429	0.3267	0.9926	0.462	0.2211	0.0869	0.7063
152	0.6915	1.0000	0.4262	0.9439	0.9964	0.8514	0.5116	0.8407	0.6732	0.9779	0.4684	0.2211	0.7939	0.8560
153	0.9288	1.0000	0.4262	0.9439	0.9880	0.1485	0.4851	0.8845	0.6732	0.8382	0.4684	0.0726	0.7939	0.8472
154	0.8101	1.0000	0.7792	0.9241	0.9914	0.8514	0.4851	0.8567	0.6732	0.8750	0.462	0.5808	0.6521	0.9239
155	0.4950	1.0000	1	0.9571	0.3086	0.8514	0.4851	0.7930	0.3267	0.9779	0.462	0.0066	0.6521	1.0000
156	0.6677	1.0000	0.0819	0.1873	0.9878	0.8514	0.4851	0.9044	0.6732	0.8970	0.4684	0.0066	0.7939	0.6543
157	0.5672	1.0000	0.1785	0.6561	0.9909	0.8514	0.4851	0.7731	0.6732	0.9229	0.0693	0.5808	0.1696	0.7238
158	0.5728	1.0000	0.4262	0.9703	0.9794	0.8514	0.5116	0.8845	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8328
159	0.6633	1.0000	0.2285	0.9769	0.9819	0.8514	0.5116	0.9084	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.7939	1.0000
160	0.6677	1.0000	0.3928	0.9109	0.9873	0.1485	0.5116	0.9682	0.6732	0.8970	0.0693	0.5808	0.1696	0.6551
161	0.7355	1.0000	0.25	0.3748	0.9880	0.8514	0.5116	0.8129	0.3267	0.8382	0.462	0.0726	0.0869	1.0000
162	0.9526	1.0000	0.0517	0.8750	0.9925	0.8514	0.4851	0.9721	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.6309
163	0.8076	1.0000	0.1298	0.9769	0.9890	0.8514	0.4851	0.7770	0.6732	0.9853	0.462	0.0726	0.6521	0.6423
164	0.8576	1.0000	0.4262	0.9406	0.9820	0.8514	0.5116	0.8447	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8384
165	0.8813	1.0000	0.7792	0.9769	0.9943	0.8514	0.5116	0.8356	0.3267	0.9229	0.462	0.0726	0.6521	0.9365
166	0.6915	1.0000	0.7792	0.9505	0.9881	0.1485	0.4851	0.7651	0.3267	0.8456	0.462	0.0726	0.6521	0.9180
167	0.6393	1.0000	1	0.9703	0.9938	0.1485	0.5116	0.6542	0.6732	0.9779	0.462	0.0726	0.2608	0.5688
168	0.7836	1.0000	0.4571	0.9109	0.9838	0.8514	0.4851	0.7563	0.6732	0.9485	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
169	0.7595	1.0000	0.5769	0.8448	0.9944	0.8514	0.4851	0.8696	0.3267	0.9044	0.462	0.0066	0.2608	0.6960

170	0.8076	1.0000	0.0819	0.3748	0.9866	0.1485	0.4851	0.9376	0.6732	0.8456	0.462	0.2211	0.7939	0.6690
171	0.7389	1.0000	0.2571	0.9703	0.9868	0.8514	0.4851	0.8009	0.3267	0.8529	0.462	0.5808	0.7939	0.7290
172	0.8576	1.0000	0.2285	0.9109	0.9878	0.8514	0.5116	0.8407	0.6732	0.9191	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
173	0.5672	1.0000	0.1538	0.3748	0.9913	0.8514	0.4851	0.8696	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.2608	0.5676
174	0.8576	1.0000	0.2571	0.8778	0.9890	0.8514	0.4851	0.8288	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7237
175	0.6874	1.0000	0.2571	0.6874	0.9976	0.8514	0.5116	0.8089	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7302
176	0.5190	1.0000	0.3928	0.2185	0.9735	0.1485	0.5116	0.8845	0.6732	0.8529	0.4684	0.2211	0.1696	0.5880
177	0.6874	1.0000	0.3928	0.9769	0.9961	0.8514	0.5116	0.9603	0.6732	0.8529	0.4684	0.5808	0.1696	0.6755
178	0.6915	1.0000	0.25	0.8778	0.9838	0.8514	0.5116	0.8367	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.2729
179	0.7389	1.0000	0.7792	0.9835	0.9956	0.8514	0.4851	0.7810	0.3267	0.8382	0.462	0.0726	0.6521	0.9226
180	0.5431	1.0000	0.7792	0.9373	0.9896	0.8514	0.4851	0.9263	0.3267	0.4602	0.462	0.0066	0.6521	0.9245
181	0.8576	1.0000	0.7792	0.9901	0.9825	0.8514	0.4851	0.8810	0.3267	0.9044	0.462	0.5808	0.6521	0.9296
182	0.9763	1.0000	0.3114	0.9439	0.9900	0.8514	0.5116	0.8128	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
183	0.6393	1.0000	1	0.2185	0.9878	0.8514	0.5116	0.8089	0.3267	0.9412	0.462	0.5808	0.2608	0.4948
184	0.5490	1.0000	0.4571	0.9109	0.9843	0.8514	0.5116	0.8726	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
185	0.5728	1.0000	0.0389	0.9109	0.9862	0.8514	0.5116	0.9204	0.3267	0.7687	0.462	0.5808	0.6521	0.5449
186	0.6440	1.0000	0.4262	0.9439	0.9841	0.8514	0.4851	0.8646	0.6732	0.9853	0.462	0.5808	0.7939	0.8491
187	0.7355	1.0000	1	0.6561	0.9858	0.1485	0.5116	0.8527	0.3267	0.9117	0.462	0.0066	0.6521	1.0000
188	0.9051	1.0000	0.5769	0.8844	0.9861	0.8514	0.5116	0.8328	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.2608	0.6740
189	0.4950	1.0000	0.1785	0.9109	0.9816	0.8514	0.4851	0.8407	0.6732	0.9779	0.462	0.5808	0.1696	0.7130
190	0.7627	1.0000	0.2285	0.8613	0.9829	0.8514	0.5116	0.8806	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
191	0.7627	1.0000	0.2571	0.9703	0.9877	0.8514	0.4851	0.8009	0.3267	0.8382	0.462	0.5808	0.7939	0.7287
192	0.6874	1.0000	0.2571	0.9439	0.9949	0.8514	0.5116	0.8356	0.6732	0.9853	0.462	0.0066	0.7939	0.7680
193	0.5672	1.0000	0.1803	0.9703	0.9910	0.8514	0.4851	0.9204	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.5708
194	0.6440	1.0000	0.4571	0.8844	0.9907	0.8514	0.4851	0.8806	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
195	0.9526	1.0000	0.4571	0.8712	0.9906	0.8514	0.4851	0.8606	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
196	0.5965	1.0000	0.4571	0.8250	0.9823	0.8514	0.5116	0.9084	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
197	0.9288	1.0000	0.7792	0.9208	0.9924	0.8514	0.5116	0.5295	0.3267	0.9853	0.462	0.0066	0.6521	0.9308
198	0.6633	1.0000	1	0.8712	0.9908	0.8514	0.5116	0.8686	0.3267	0.9706	0.462	0.0066	0.2608	0.5334
199	0.9051	1.0000	0.7792	0.9373	0.9829	0.1485	0.5116	0.8168	0.3267	0.9117	0.462	0.5808	0.6521	0.9241
200	0.9763	1.0000	0.2285	0.9042	0.9837	0.8514	0.5116	0.9602	0.6732	0.8897	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
201	0.7864	1.0000	0.1803	0.8844	0.9829	0.8514	0.5116	0.7651	0.6732	0.8456	0.4684	0.5808	0.7939	0.5300
202	0.7595	1.0000	0.4571	0.2497	0.9918	0.8514	0.5116	0.8806	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
203	0.9526	1.0000	0.5769	0.8778	0.9832	0.8514	0.4851	0.6769	0.3267	0.8382	0.462	0.2211	0.2608	0.6790
204	0.7355	1.0000	0.5769	0.8844	0.9839	0.8514	0.4851	0.9490	0.3267	0.8456	0.4684	0.2211	0.2608	0.6806
205	0.9051	1.0000	0.4571	0.9637	0.9820	0.8514	0.4851	0.8686	0.6732	0.8456	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
206	0.9763	1.0000	1	0.6874	0.9978	0.8514	0.0132	0.7789	0.3267	0.6145	0.462	0.5808	0.2608	0.5916
207	0.9526	1.0000	0.5769	0.9175	0.9929	0.8514	0.4851	0.7676	0.3267	0.5373	0.462	0.0066	0.2608	0.7170
208	0.4950	1.0000	0.7792	0.9439	0.9925	0.1485	0.4851	0.6202	0.3267	0.9559	0.0693	0.5808	0.6521	0.9245
209	0.7627	1.0000	0.7792	0.9109	0.9884	0.8514	0.4851	0.7691	0.6732	0.8970	0.4684	0.5808	0.6521	0.9200
210	0.8339	1.0000	0.2285	0.9571	0.9910	0.8514	0.5116	0.8407	0.6732	0.8382	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
211	0.6677	1.0000	0.3114	0.9109	0.9940	0.8514	0.5116	0.8407	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
212	0.6440	1.0000	0.3114	0.8778	0.9867	0.8514	0.5116	0.8049	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
213	0.6440	1.0000	0.2285	0.9307	0.9953	0.8514	0.5116	0.8447	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
214	0.8339	1.0000	0.2571	0.9439	0.9908	0.8514	0.5116	0.8447	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7363
215	0.6152	1.0000	0.1538	0.9571	0.9866	0.8514	0.5116	0.7731	0.6732	0.3060	0.462	0.0066	0.2608	0.5640
216	0.5912	1.0000	0.4571	0.9109	0.9798	0.1485	0.5116	0.5409	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
217	0.7595	1.0000	0.5769	0.9109	0.9869	0.8514	0.5116	0.2574	0.6732	0.9117	0.462	0.5808	0.2608	0.6737
218	0.5431	1.0000	0.7792	0.8448	0.9866	0.8514	0.5116	0.8168	0.6732	0.8456	0.4684	0.2211	0.6521	0.9119
219	0.7864	1.0000	0.5769	0.8778	0.9915	0.8514	0.4851	0.7903	0.3267	0.9117	0.462	0.2211	0.2608	0.6982
220	0.9051	1.0000	0.7792	0.9274	0.9839	0.8514	0.5116	0.8646	0.6732	0.9117	0.4684	0.0066	0.6521	0.9254
221	0.6393	1.0000	0.3114	0.9373	0.9834	0.1485	0.4851	0.7531	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
222	0.5190	1.0000	1	0.8778	0.9826	0.8514	0.5116	0.8810	0.3267	0.9485	0.462	0.5808	0.0363	0.5483
223	0.5431	1.0000	0.7792	0.9967	0.9846	0.8514	0.5116	0.6429	0.6732	0.9853	0.462	0.2211	0.6521	0.9270
224	0.6874	1.0000	0.25	0.9373	0.9901	0.8514	0.5116	0.6429	0.3267	0.8529	0.462	0.2211	0.1696	0.3288
225	0.8813	1.0000	0.4571	0.9109	0.9940	0.8514	0.4851	0.8208	0.6732	0.8823	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
226	0.6915	1.0000	0.1803	0.8943	0.9949	0.8514	0.5116	0.9164	0.6732	0.9265	0.462	0.5808	0.7939	0.5921
227	0.6677	1.0000	0.4571	0.9109	0.9835	0.8514	0.5116	0.8845	0.6732	0.8382	0.462	0.5808	0.7939	1.0000

228	0.7595	1.0000	0.2571	0.8646	0.9852	0.8514	0.5116	0.7611	0.6732	0.8603	0.4684	0.0066	0.7939	0.7091
229	0.9760	1.0000	0.4571	0.9769	0.9821	0.8514	0.0132	0.7676	0.6732	0.9191	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
230	0.8317	1.0000	0.3114	0.3123	0.9879	0.8514	0.4851	0.7651	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
231	0.5190	1.0000	0.0517	0.9241	0.9898	0.8514	0.5116	0.7571	0.6732	0.8603	0.4684	0.5808	0.6521	0.5485
232	0.5672	1.0000	0.25	0.9307	0.9846	0.1485	0.5116	0.9716	0.6732	0.8382	0.462	0.2211	0.0869	1.0000
233	0.6203	1.0000	0.7792	0.2497	0.9852	0.8514	0.5116	0.9164	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.6521	0.9152
234	0.6677	1.0000	0.4262	0.9439	0.9800	0.8514	0.5116	0.7930	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8280
235	0.6152	1.0000	0.7792	0.9769	0.9833	0.8514	0.4851	0.7452	0.3267	0.9779	0.4684	0.2211	0.6521	0.9225
236	0.7355	1.0000	1	0.3748	0.9858	0.8514	0.4851	0.7452	0.6732	0.1904	0.4684	0.5808	0.0363	0.5041
237	0.7627	1.0000	0.7792	0.9769	0.9959	0.8514	0.5116	0.8129	0.3267	0.9706	0.462	0.0066	0.6521	0.9341
238	0.8557	1.0000	0.2571	0.8844	0.9763	0.8514	0.5116	0.8696	0.6732	0.9559	0.462	0.5808	0.7939	0.7447
239	0.5672	1.0000	0.1538	0.9571	0.9829	0.8514	0.5116	0.8407	0.6732	0.8970	0.4684	0.0066	0.2608	0.5729
240	0.6874	1.0000	0.1785	0.5311	0.9857	0.8514	0.4851	0.8128	0.6732	0.8823	0.462	0.5808	0.1696	0.7067
241	0.7355	1.0000	0.4571	0.9967	0.9919	0.8514	0.4851	0.8009	0.6732	0.8382	0.462	0.2211	0.7939	1.0000
242	0.5965	1.0000	0.4571	0.9703	0.9849	0.8514	0.5116	0.8009	0.6732	0.8382	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
243	0.5190	1.0000	0.2692	0.2810	0.9863	0.8514	0.4851	0.8487	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.2608	0.3384
244	0.5431	1.0000	0.2571	0.9439	0.9821	0.8514	0.5116	0.9376	0.6732	0.8823	0.462	0.5808	0.7939	0.7331
245	0.5190	1.0000	0.7792	0.8778	0.9988	0.8514	0.5116	0.7651	0.3267	0.4602	0.462	0.2211	0.6521	0.9177
246	0.7864	1.0000	0.4262	0.9439	0.9889	0.8514	0.5116	0.9084	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8446
247	0.9763	1.0000	1	0.9373	0.9831	0.8514	0.0132	0.9263	0.3267	0.9853	0.462	0.2211	0.6521	1.0000
248	0.5016	1.0000	0.3114	0.9175	0.9815	0.8514	0.5116	0.8885	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
249	0.6152	1.0000	0.7792	0.1873	0.9828	0.8514	0.5116	0.8367	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.9114
250	0.5431	1.0000	0.75	0.8910	0.9967	0.8514	0.0132	0.7531	0.6732	0.0099	0.0693	0.0726	0.0869	0.6739
251	0.5431	1.0000	0.1785	0.9274	0.9849	0.8514	0.5116	0.7691	0.6732	0.8676	0.462	0.0726	0.1696	0.6377
252	0.9763	1.0000	0.2285	0.9505	0.9996	0.8514	0.5116	0.8567	0.6732	0.9265	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
253	0.7152	1.0000	0.75	0.9109	0.9787	0.8514	0.5116	0.7691	0.3267	0.3831	0.0693	0.5808	0.0869	0.6770
254	0.6633	1.0000	0.7792	0.9769	0.9809	0.8514	0.4851	0.7691	0.3267	0.8458	0.4684	0.0066	0.6521	0.9229
255	0.6633	1.0000	1	0.9241	0.9821	0.8514	0.5116	0.9944	0.3267	0.8382	0.462	0.5808	0.2608	0.5162
256	0.6440	1.0000	0.3114	0.9109	0.9773	0.8514	0.5116	0.9204	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
257	0.5672	1.0000	0.75	0.4374	0.9795	0.1485	0.4851	0.4728	0.6732	0.9117	0.462	0.0066	0.0869	0.6750
258	0.5190	1.0000	1	0.9769	0.9874	0.8514	0.5116	0.8470	0.3267	0.8529	0.462	0.5808	0.6521	1.0000
259	0.7389	1.0000	0.0389	0.8778	0.9902	0.8514	0.5116	0.9490	0.6732	0.9265	0.462	0.5808	0.6521	0.5618
260	0.7836	1.0000	0.7792	0.9901	0.9816	0.1485	0.5116	0.7571	0.6732	0.6145	0.462	0.0066	0.6521	0.9231
261	0.5190	1.0000	0.7792	0.9439	0.9741	0.8514	0.5116	0.7563	0.3267	0.9265	0.462	0.2211	0.6521	0.9193
262	0.5190	1.0000	1	0.9439	0.9868	0.8514	0.4851	0.8885	0.6732	0.8382	0.462	0.2211	0.2608	0.4956
263	0.5728	1.0000	0.4262	0.9703	0.9794	0.8514	0.5116	0.8845	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	0.8328
264	0.5431	1.0000	0.75	0.5311	0.9855	0.1485	0.4851	0.7770	0.3267	0.3831	0.462	0.0066	0.0869	0.6738
265	0.4950	1.0000	0.1785	0.9439	0.9850	0.8514	0.4851	0.8447	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.6416
266	0.4950	1.0000	0.3114	0.9109	0.9873	0.8514	0.5116	0.8686	0.6732	0.8382	0.0693	0.5808	0.7939	1.0000
267	0.7595	1.0000	0.1298	0.2497	0.9839	0.8514	0.4851	0.7930	0.6732	0.8970	0.462	0.5808	0.6521	0.5801
268	0.9051	1.0000	0.3928	0.5624	0.9823	0.1485	0.5116	0.8407	0.6732	0.8750	0.4684	0.5808	0.1696	0.6421
269	0.5190	1.0000	0.4262	0.2185	0.9786	0.8514	0.5116	0.8885	0.6732	0.9559	0.4684	0.5808	0.7939	0.8302
270	0.8101	1.0000	0.0517	0.8778	0.9860	0.8514	0.5116	0.8646	0.6732	0.9117	0.0693	0.5808	0.6521	0.5866
271	0.9526	1.0000	0.1803	0.9769	0.9872	0.8514	0.5116	0.8328	0.6732	0.9265	0.4684	0.5808	0.7939	0.6091
272	0.8101	1.0000	0.4571	0.9439	0.9915	0.8514	0.5116	0.7492	0.6732	0.8529	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
273	0.9763	1.0000	0.0819	0.9042	0.9803	0.8514	0.4851	0.8885	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.6660
274	0.5190	1.0000	0.2571	0.9373	0.9949	0.8514	0.4851	0.8288	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	0.7208
275	0.8557	1.0000	0.4571	0.8778	0.9903	0.1485	0.4851	0.9263	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
276	0.8339	1.0000	0.1298	0.9109	0.9810	0.8514	0.5116	0.7492	0.6732	0.9853	0.462	0.0726	0.6521	0.6126
277	0.9526	1.0000	0.1785	0.8712	0.9956	0.8514	0.5116	0.8168	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.6684
278	0.5672	1.0000	0.7792	0.9769	0.9797	0.8514	0.5116	0.8407	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.6521	0.9167
279	0.5190	1.0000	0.1298	0.9373	0.9860	0.8514	0.4851	0.7930	0.6732	0.8676	0.462	0.2211	0.6521	0.5787
280	0.7114	1.0000	0.1538	0.9703	0.9924	0.1485	0.4851	0.8885	0.6732	0.9412	0.462	0.2211	0.2608	0.6230
281	0.7389	1.0000	0.2285	0.9439	0.9866	0.8514	0.4851	0.8925	0.6732	0.8823	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
282	0.4950	1.0000	1	0.0033	0.9931	0.1485	0.4851	0.9603	0.3267	0.8458	0.0693	0.0066	0.6521	1.0000
283	0.9526	1.0000	0.7792	0.8778	0.9872	0.8514	0.5116	0.8810	0.3267	0.3831	0.462	0.2211	0.6521	0.9263
284	0.7152	1.0000	0.3114	0.9109	0.9849	0.8514	0.5116	0.8726	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
285	0.6393	1.0000	0.2571	0.9241	0.9835	0.8514	0.5116	0.8447	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.7152

286	0.9526	1.0000	0.3928	0.9109	0.9895	0.8514	0.4851	0.7810	0.6732	0.8676	0.462	0.5808	0.1696	0.6461
287	0.8813	1.0000	0.3928	0.8250	0.9857	0.8514	0.5116	0.8089	0.3267	0.8382	0.4684	0.2211	0.1696	0.6150
288	0.7152	1.0000	0.4571	0.9042	0.9875	0.8514	0.5116	0.7890	0.6732	0.8603	0.462	0.2211	0.7939	1.0000
289	0.5431	1.0000	1	0.9637	0.9969	0.1485	0.4851	0.8009	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.2608	0.5057
290	0.5912	1.0000	0.0571	0.2185	0.9873	0.8514	0.5116	0.8766	0.6732	0.9044	0.4684	0.5808	0.7939	1.0000
291	0.7152	1.0000	0.4262	0.9109	0.9856	0.8514	0.5116	0.8686	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.7939	0.8347
292	0.6152	1.0000	0.5769	0.9703	0.9783	0.8514	0.4851	0.8696	0.3267	0.6916	0.462	0.2211	0.2608	0.6977
293	0.6677	1.0000	0.75	0.9637	0.9964	0.8514	0.5116	0.8696	0.3267	0.9706	0.462	0.5808	0.0869	0.7425
294	0.7836	1.0000	0.3928	0.9042	0.9918	0.8514	0.5116	0.7969	0.6732	0.9117	0.4684	0.2211	0.1696	0.6479
295	0.7627	1.0000	0.1785	0.8481	0.9821	0.1485	0.5116	0.8168	0.6732	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.6334
296	0.0033	1.0000	0.5769	0.9274	0.9950	0.8514	0.4851	0.8407	0.3267	0.8382	0.4684	0.0726	0.2608	0.6676
297	0.9526	1.0000	0.4571	0.8778	0.9841	0.8514	0.5116	0.8248	0.6732	0.9559	0.462	0.5808	0.7939	1.0000
298	0.5431	1.0000	0.2571	0.8448	0.9883	0.8514	0.4851	0.8356	0.6732	0.9117	0.462	0.5808	0.7939	0.7252
299	0.8101	1.0000	0.4262	0.9241	0.9891	0.1485	0.5116	0.8925	0.6732	0.8382	0.4684	0.0066	0.7939	0.8427
300	0.5190	1.0000	0.25	0.9505	0.9833	0.8514	0.5116	0.8646	0.3267	0.8382	0.4684	0.5808	0.1696	0.2846
301	0.8339	1.0000	0.2692	0.9042	0.9763	0.8514	0.4851	0.8810	0.6732	0.8970	0.4684	0.0726	0.2608	0.4199
302	0.9278	1.0000	0.2285	0.9109	0.9908	0.8514	0.4851	0.8243	0.3267	0.8530	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000
303	0.9526	1.0000	0.4571	0.3748	0.9826	0.8514	0.5116	0.8448	0.6732	0.8382	0.4684	0.2211	0.7939	1.0000

Anexo 7. Resultados del proceso de Cross Validación

*Casos mal clasificados

NNB T

Primera Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
1	236	0.769231	b	b
2	169	0.846154	s	s
3	180	1	s	s
4	65	0.846154	b	s*
5	85	0.923077	b	b
6	80	0.923077	b	b
7	93	0.769231	s	s
8	285	0.769231	b	b
9	92	0.923077	s	s
10	76	0.769231	s	b*
11	98	0.846154	b	s*
12	281	0.923077	b	b
13	100	0.846154	s	s
14	277	1	b	b
15	80	1	b	b
16	86	0.846154	b	b
17	290	0.846154	b	b
18	86	0.923077	s	b*
19	254	0.846154	s	s
20	180	1	s	s
21	89	1	b	b
22	90	0.923077	b	b
23	290	0.769231	b	b
24	271	0.923077	b	b
25	181	1	s	s
26	239	0.923077	b	s*
27	67	0.846154	s	s
28	291	0.923077	s	b*
29	98	0.923077	b	s*
30	291	0.923077	b	b
31	271	1	b	b
32	51	0.923077	s	s
33	151	0.923077	s	s
34	60	0.846154	s	s
35	79	0.846154	b	s*
36	93	0.769231	s	s
37	137	0.923077	b	s*
38	159	0.923077	b	b
39	269	0.923077	b	b
40	90	0.923077	s	b*
41	279	0.923077	s	s
42	291	0.923077	b	b
43	51	0.769231	s	s
44	275	0.846154	b	b
45	82	0.846154	b	b
46	94	0.923077	b	b
47	300	0.923077	b	b
48	70	1	s	s
49	129	1	b	b
50	278	1	s	s

Segunda Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
51	32	0.923077	s	s
52	276	0.923077	s	s
53	209	1	s	s
54	48	0.846154	b	s*
55	219	0.846154	b	s*
56	258	0.846154	s	s
57	194	0.923077	b	b
58	3	0.923077	s	s
59	272	0.923077	b	b
60	223	0.923077	s	s
61	3	0.923077	s	s
62	18	0.923077	s	s
63	286	0.846154	b	b
64	157	0.846154	s	b*
65	4	0.846154	s	b*
66	290	0.923077	b	b
67	260	0.923077	s	s
68	261	0.923077	s	s
69	138	0.923077	s	s
70	48	1	s	s
71	44	0.769231	b	b
72	245	0.923077	s	s
73	225	0.923077	b	b
74	49	0.923077	b	b
75	145	0.846154	s	b*
76	32	0.846154	b	s*

77	281	0.923077	b	b
78	49	0.923077	b	b
79	35	0.846154	s	b*
80	284	1	b	b
81	49	0.923077	b	b
82	49	0.923077	b	b
83	225	0.923077	b	b
84	174	1	b	b
85	225	1	b	b
86	193	0.923077	b	b
87	36	0.769231	s	s
88	276	0.923077	b	s*
89	297	1	b	b
90	40	0.923077	b	s*
91	50	0.923077	s	s
92	9	0.923077	s	s
93	110	0.846154	s	s
94	46	0.923077	b	b
95	49	0.923077	b	b
96	49	0.923077	b	b
97	245	1	s	s
98	29	0.923077	s	b*
99	258	0.846154	s	s
100	280	0.846154	s	s

Tercera Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
101	154	0.923077	b	s*
102	32	0.846154	s	s
103	223	0.923077	s	s
104	293	0.923077	b	s*
105	221	0.923077	b	b
106	214	1	b	b
107	208	0.846154	s	s
108	9	0.846154	s	s
109	27	0.846154	s	s
110	93	0.846154	s	s
111	30	0.923077	b	b
112	32	0.769231	s	s
113	49	0.923077	b	b
114	96	0.923077	b	b
115	89	1	b	b
116	281	1	b	b
117	97	0.769231	s	s
118	9	0.846154	s	s
119	293	0.923077	s	s
120	62	0.846154	b	s*
121	6	0.923077	b	b
122	240	1	s	b*
123	80	0.923077	b	b
124	68	0.846154	s	s
125	99	0.846154	b	s*
126	291	1	s	b*
127	9	0.769231	s	s
128	291	1	b	b
129	49	1	b	b
130	22	0.923077	b	b
131	268	0.846154	b	b
132	77	0.923077	b	b
133	286	0.846154	b	b
134	92	0.846154	s	s
135	292	0.923077	s	s
136	58	0.846154	s	s
137	91	0.923077	s	s
138	69	0.923077	s	s
139	9	0.923077	s	s
140	73	0.769231	b	b
141	53	0.923077	s	s
142	210	1	b	b
143	97	0.769231	s	s
144	263	1	b	b
145	25	0.923077	b	s*
146	183	1	s	s
147	86	0.846154	b	b
148	69	0.846154	s	s
149	261	0.923077	s	s
150	295	0.846154	b	b

Cuarta Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
151	33	0.923077	s	s
152	263	1	b	b
153	82	0.846154	b	b
154	98	0.923077	s	s
155	99	0.846154	s	s
156	273	0.846154	b	b
157	64	0.846154	b	s*
158	291	1	b	b
159	38	0.923077	b	b
160	45	0.846154	b	b
161	33	0.769231	s	s

162	63	0.846154	s	b*
163	88	0.923077	s	b*
164	291	1	b	b
165	283	0.923077	s	s
166	109	0.846154	s	s
167	244	0.846154	s	b*
168	298	0.923077	b	b
169	68	0.846154	s	s
170	280	0.846154	b	s*
171	77	0.923077	b	b
172	252	1	b	b
173	230	0.846154	s	b*
174	84	1	b	b
175	146	0.923077	b	s*
176	39	0.846154	b	b
177	47	0.846154	b	b
178	98	0.923077	b	s*
179	92	0.846154	s	s
180	3	1	s	s
181	25	1	s	s
182	80	1	b	b
183	146	1	s	s
184	272	1	b	b
185	37	0.846154	s	b*
186	82	0.923077	b	b
187	67	0.769231	s	s
188	94	0.923077	s	b*
189	240	0.923077	b	b
190	252	1	b	b
191	77	0.923077	b	b
192	244	0.923077	b	b
193	96	0.923077	b	b
194	85	0.923077	b	b
195	85	1	b	b
196	272	1	b	b
197	237	1	s	s
198	255	0.846154	s	s
199	98	0.846154	s	s
200	252	1	b	b

Quinta Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
201	31	1	b	b
202	66	0.923077	b	b
203	55	0.846154	s	b*
204	55	0.846154	s	b*
205	89	0.923077	b	b
206	76	0.692308	s	b*
207	76	0.846154	s	b*
208	107	0.846154	s	s
209	53	1	s	s
210	142	1	b	b
211	80	1	b	b
212	80		b	b
213	252	1	b	b
214	106	1	b	b
215	62	0.769231	s	s
216	59	0.846154	b	b
217	86	0.846154	s	b*
218	50	0.923077	s	s
219	55	0.846154	s	b*
220	178	0.923077	s	b*
221	105	0.923077	b	b
222	293	0.923077	b	s*
223	60	0.923077	s	s
224	261	1	b	s*
225	85	1	b	b
226	98	0.923077	b	s*
227	89	1	b	b
228	285	0.923077	b	b
229	168	0.923077	b	b
230	6	0.846154	b	b
231	6	0.923077	s	b*
232	13	0.769231	s	s
233	24	0.923077	s	b*
234	291	1	b	b
235	92	0.923077	s	s
236	69	0.769231	b	s*
237	197	1	s	s
238	298	0.923077	b	b
239	26	0.923077	s	b*
240	122	1	b	s*
241	262	0.923077	b	s*
242	89	1	b	b
243	269	0.846154	s	b*
244	298	0.923077	b	b
245	97	1	s	s
246	291	1	b	b
247	60	0.769231	s	s
248	80	1	b	b
249	50	0.846154	s	s
250	87	0.692308	s	s

Sexta Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
251	88	0.923077	b	b
252	213	1	b	b
253	76	0.769231	s	b*
254	61	0.923077	s	s
255	244	0.923077	s	b*
256	80	1	b	b
257	148	0.846154	s	s
258	99	0.846154	s	s
259	98	0.846154	s	s
260	67	0.923077	s	s
261	224	1	s	b*
262	241	0.923077	s	b*
263	152	1	b	b
264	61	0.769231	s	s
265	231	0.923077	b	s
266	6	0.923077	b	b
267	240	0.923077	s	b*
268	63	0.846154	b	b
269	66	0.923077	b	b
270	14	0.923077	s	b*
271	31	1	b	b
272	196	1	b	b
273	96	0.923077	b	b
274	40	0.923077	b	s*
275	44	0.846154	b	b
276	88	0.923077	s	b*
277	14	1	b	b
278	50	1	s	s
279	9	0.923077	s	s
280	170	0.846154	s	b*
281	116	1	b	b
282	3	0.692308	s	s
283	51	0.923077	s	s
284	80	1	b	b
285	40	0.923077	b	s*
286	186	0.923077	b	b
287	91	0.923077	b	s*
288	89	0.923077	b	b
289	40	0.846154	s	s
290	66	0.923077	b	b
291	246	1	b	b
292	135	0.923077	s	s
293	222	0.923077	s	b*
294	218	0.923077	b	s*
295	14	0.923077	b	b
296	114	0.846154	s	b*
297	89	1	b	b
298	244	0.923077	b	b
299	59	0.846154	b	b
300	50	0.923077	b	s

Tabla Resumen

Iteración	Casos de la Muestra de Control	Casos Mal Clasificados
1	1-50	10
2	51-100	10
3	101-150	7
4	151-200	10
5	201-250	17
6	251-303	14

NNB N

Primera Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
1	221	0.682846154	b	b
2	169	0.827823077	s	s
3	180	0.968315385	s	s
4	158	0.8373	b	b
5	213	0.910423077	b	b
6	80	0.917023077	b	b
7	93	0.734853846	s	s
8	175	0.753523077	b	b
9	139	0.906453846	s	s
10	208	0.765946154	s	s
11	104	0.842523077	b	b

12	116	0.918384615	b	b
13	232	0.758915385	s	s
14	284	0.911538462	b	b
15	80	0.988853846	b	b
16	189	0.815138462	b	b
17	290	0.838730769	b	b
18	186	0.863223077	s	b*
19	138	0.843061538	s	s
20	180	0.975761538	s	s
21	297	0.990092308	b	b
22	184	0.9213	b	b
23	290	0.758007692	b	b
24	233	0.857369231	b	s*
25	181	0.9561	s	s
26	159	0.892807692	b	b
27	109	0.831630769	s	s
28	164	0.864376923	s	b*
29	251	0.835869231	b	b
30	246	0.915146154	b	b
31	256	0.914307692	b	b
32	181	0.898746154	s	s
33	149	0.817153846	s	s
34	283	0.833507692	s	s
35	111	0.766053846	b	b
36	110	0.765530769	s	s
37	137	0.862292308	b	s*
38	159	0.899815385	b	b
39	269	0.913753846	b	b
40	90	0.875446154	s	b*
41	108	0.818246154	s	s
42	164	0.912830769	b	b
43	181	0.767092308	s	s
44	275	0.822907692	b	b
45	54	0.838384615	b	b
46	213	0.9152	b	b
47	231	0.8685	b	s*
48	70	0.991276923	s	s
49	129	0.991330769	b	b
50	278	0.981476923	s	s

Segunda Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
51	283	0.886654	s	s
52	144	0.813869	s	b*
53	9	0.9788	s	s
54	45	0.838385	b	b
55	219	0.785085	b	s*
56	258	0.837354	s	s
57	194	0.893877	b	b
58	20	0.911969	s	s
59	272	0.899954	b	b
60	223	0.905831	s	s
61	180	0.908915	s	s
62	186	0.786277	s	b*
63	209	0.783308	b	s*
64	10	0.754592	s	s
65	4	0.761231	s	b*
66	202	0.903815	b	b
67	260	0.909092	s	s
68	197	0.917554	s	s
69	138	0.896208	s	s
70	209	0.809277	s	s
71	225	0.766262	b	b
72	245	0.906446	s	s
73	25	0.9082	b	b
74	129	0.912315	b	b
75	141	0.764592	s	s
76	171	0.830123	b	b
77	205	0.909446	b	b
78	49	0.908623	b	b
79	35	0.766662	s	b*
80	15	0.988854	b	b
81	49	0.917938	b	b
82	129	0.912123	b	b
83	195	0.915685	b	b
84	195	0.911177	b	b
85	225	0.994085	b	b
86	193	0.893508	b	b
87	110	0.752608	s	s
88	251	0.905777	b	b
89	227	0.988654	b	b
90	195	0.914531	b	b
91	137	0.905062	s	s
92	9	0.9078	s	s
93	110	0.798169	s	s
94	15	0.910862	b	b
95	49	0.913108	b	b
96	49	0.916138	b	b
97	245	0.970631	s	s
98	154	0.892677	s	s
99	258	0.832346	s	s
100	13	0.840808	s	s

Tercera Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
101	74	0.831054	b	b
102	32	0.795808	s	s
103	23	0.8827	s	s
104	293	0.880538	b	s*
105	221	0.904938	b	b
106	184	0.902962	b	b
107	208	0.806346	s	s
108	9	0.841185	s	s
109	27	0.831631	s	s
110	93	0.798169	s	s
111	21	0.829992	b	b
112	165	0.751577	s	s
113	49	0.911977	b	b
114	95	0.912669	b	b
115	227	0.994046	b	b
116	81	0.9715	b	b
117	3	0.753323	s	s
118	9	0.841515	s	s
119	237	0.887008	s	s
120	45	0.836492	b	b
121	6	0.9035	b	b
122	240	0.938838	s	b*
123	80	0.915131	b	b
124	8	0.8129	s	s
125	286	0.838892	b	b
126	246	0.932962	s	b*
127	166	0.749515	s	s
128	246	0.984438	b	b
129	49	0.991331	b	b
130	22	0.910915	b	b
131	268	0.812315	b	b
132	298	0.920154	b	b
133	189	0.822231	b	b
134	2	0.8425	s	s
135	92	0.8454	s	s
136	58	0.781792	s	s
137	91	0.905062	s	s
138	220	0.838754	s	s
139	9	0.906454	s	s
140	302	0.764869	b	b
141	53	0.906415	s	s
142	210	0.978723	b	b
143	61	0.7454	s	s
144	152	0.967785	b	b
145	181	0.820854	b	s*
146	183	0.954262	s	s
147	12	0.833269	b	b
148	69	0.827154	s	s
149	261	0.898192	s	s
150	295	0.829769	b	b

Cuarta Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
151	261	0.827254	s	s
152	144	0.967785	b	b
153	45	0.832477	b	b
154	209	0.909754	s	s
155	99	0.827792	s	s
156	81	0.760354	b	b
157	64	0.773638	b	s*
158	128	0.985377	b	b
159	38	0.899815	b	b
160	45	0.805423	b	b
161	124	0.735923	s	s
162	70	0.744662	s	s
163	8	0.8489	s	b*
164	246	0.988838	b	b
165	283	0.864408	s	s
166	109	0.833723	s	s
167	103	0.755108	s	s
168	229	0.899938	b	b
169	7	0.8326	s	s
170	275	0.686885	b	b
171	57	0.833515	b	b
172	252	0.985115	b	b
173	230	0.779731	s	b*
174	225	0.914315	b	b
175	66	0.807362	b	b
176	39	0.826254	b	b
177	294	0.828308	b	b
178	14	0.914546	b	b
179	134	0.822577	s	s

180	20	0.975762	s	s
181	5	0.9561	s	s
182	80	0.985054	b	b
183	56	0.763854	s	s
184	72	0.9662	b	b
185	119	0.763446	s	s
186	74	0.896146	b	b
187	67	0.745015	s	s
188	144	0.872638	s	b*
189	240	0.898462	b	b
190	213	0.981815	b	b
191	57	0.834146	b	b
192	238	0.899246	b	b
193	95	0.917338	b	b
194	225	0.894538	b	b
195	225	0.984746	b	b
196	272	0.960338	b	b
197	237	0.959708	s	s
198	56	0.751638	s	s
199	56	0.820462	s	s
200	252	0.984423	b	b

Quinta Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
201	291	0.906823	b	b
202	303	0.909992	b	b
203	51	0.8256	s	s
204	169	0.829823	s	s
205	85	0.910785	b	b
206	255	0.674523	s	s
207	180	0.810677	s	s
208	107	0.806346	s	s
209	53	0.9788	s	s
210	142	0.978723	b	b
211	284	0.993192	b	b
212	256	0.987846	b	b
213	190	0.981815	b	b
214	106	0.957862	b	b
215	26	0.702585	s	b*
216	59	0.841177	b	b
217	86	0.768792	s	b*
218	278	0.908123	s	s
219	169	0.836731	s	s
220	137	0.834777	s	s
221	129	0.836031	b	b
222	258	0.828192	b	s*
223	103	0.8827	s	s
224	261	0.8931	b	s*
225	85	0.994085	b	b
226	98	0.8556	b	s*
227	115	0.994046	b	b
228	26	0.899346	b	b
229	168	0.899938	b	b
230	129	0.8373	b	b
231	6	0.885854	s	b*
232	13	0.758915	s	s
233	53	0.836815	s	s
234	291	0.987562	b	b
235	50	0.9136	s	s
236	64	0.693131	b	s*
237	197	0.959708	s	s
238	192	0.899246	b	b
239	26	0.845254	s	b*
240	189	0.898462	b	b
241	288	0.836085	b	b
242	115	0.983446	b	b
243	269	0.775554	s	b*
244	192	0.895223	b	b
245	97	0.970631	s	s
246	164	0.988838	b	b
247	56	0.755962	s	s
248	256	0.985762	b	b
249	278	0.841915	s	s
250	69	0.672185	s	s

Sexta Iteración

Caso	Más semejante	Semejanza	Valor Real	Valor Inferido
251	88	0.905777	b	b
252	172	0.985115	b	b
253	117	0.754662	s	s
254	61	0.879169	s	s
255	198	0.831231	s	s
256	211	0.990762	b	b
257	127	0.761031	s	s
258	56	0.837354	s	s
259	98	0.832754	s	s
260	67	0.909092	s	s
261	223	0.903108	s	s
262	241	0.854223	s	b*
263	152	0.973415	b	b
264	3	0.6871	s	s

265	129	0.832469	b	b
266	6	0.915762	b	b
267	240	0.855977	s	b*
268	131	0.812315	b	b
269	66	0.886462	b	b
270	98	0.817885	s	s
271	18	0.910169	b	s*
272	84	0.9662	b	b
273	129	0.899877	b	b
274	130	0.833546	b	b
275	44	0.822908	b	b
276	52	0.900492	s	s
277	82	0.9047	b	b
278	50	0.981477	s	s
279	9	0.904654	s	s
280	9	0.754969	s	s
281	5	0.910046	b	b
282	102	0.659531	s	s
283	51	0.886654	s	s
284	211	0.993192	b	b
285	22	0.910677	b	b
286	154	0.867446	b	s*
287	91	0.873092	b	s*
288	115	0.914492	b	b
289	138	0.743454	s	s
290	66	0.899938	b	b
291	28	0.9892	b	b
292	219	0.831923	s	s
293	119	0.897408	s	s
294	47	0.832392	b	b
295	14	0.908769	b	b
296	4	0.7645	s	s
297	115	0.966785	b	b
298	132	0.920154	b	b
299	164	0.837008	b	b
300	121	0.839062	b	b

Tabla Resumen

Iteración	Casos de la Muestra de Control	Casos Mal Clasificados
1	1-50	6
2	51-100	6
3	101-150	4
4	151-200	4
5	201-250	9
6	251-303	5