



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NAYARIT**

Unidad Académica de Economía

MAESTRIA EN NEGOCIOS Y ESTUDIOS ECONOMICOS

**Las preferencias del cliente modelizadas a través  
del análisis multicriterio**

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS EN  
NEGOCIOS Y ESTUDIOS ECONÓMICOS

PRESENTA

ING. GRISELDA MEDINA DÍAZ

ASESOR

DR. EDUARDO MEZA RAMOS

TEPIC, NAYARIT, JULIO DE 2008

## **AGRADECIMIENTOS**

- A Dios por permitirme culminar esta etapa de mi vida.
- A mi esposo Ricardo por su amor, apoyo y comprensión.
- A mis hijos Ricardo y Fernando que son mi inspiración para superarme día a día.
- A mis padres, que han sido un ejemplo a seguir, por su amor, comprensión, paciencia.
- A mis hermanos; Gerardo, Yolanda, Leticia, Irma y Edgar por su cariño y apoyo.
- A mi amiga Irma por su apoyo en la realización de este trabajo y por su amistad incondicional.
- A mis amigos; por su amistad incondicional.
- A mi asesor por su apoyo y paciencia.

**A TODOS MUCHAS GRACIAS**

**GRISELDA MEDINA DIAZ**

# ÍNDICE

	Pág
CAPITULO I .....	1
Introducción .....	1
CAPITULO II .....	5
TEORÍA DE ROUGH SETS (TRS) .....	5
2.1 Análisis multicriterio .....	6
2.2 Categorías del análisis multicriterio .....	6
2.3 Herramientas informáticas del análisis multicriterio .....	14
CAPITULO III .....	31
APLICACIÓN DE LA TEORIA DE ROUGH SETS .....	31
3.1 Clasificación de los productos de la muestra $E_1$ por orden de Preferencia .....	34
3.2 Obtención de las reglas de preferencia y $n_g$ preferencia .....	35
3.3 Aplicación de las reglas del experto al conjunto de la población .....	41

CAPITULO IV .....	46
RESULTADOS Y CONCLUSIONES .....	46
4.1 Resultados .....	46
4.2 Conclusiones .....	48
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	53

# CAPITULO I

## INTRODUCCIÓN

En la actualidad las empresas se enfrentan a una competencia más dinámica, más intensa, sus límites ya no están definidos como antes, los terrenos competitivos que alguna vez fueron estables hoy están en constante evolución. Los cambios tecnológicos, la globalización, la desregularización, las crecientes exigencias de los consumidores y los canales de distribución le están facilitando la entrada a competidores inesperados.

Esta situación lleva implícito dos factores: por una parte puede representar una oportunidad para las empresas de incursionar en nuevos mercados; y por la otra, se convierte en una amenaza ya que puede dejar fuera del mercado a muchas de ellas. Las empresas pequeñas pueden ser iguales o más competitivas que las grandes empresas. Muchas empresas iniciaron como pequeñas empresas sin otra base que la visión empresarial de sus fundadores, pero con la finalidad de brindar un producto o servicio que satisfaga las necesidades del cliente.

Actualmente los clientes exigen más y más características específicas en los productos que correspondan a sus necesidades. Las preferencias del cliente

cambian con tal rapidez, que obliga a las empresas a adaptar de manera continua, sus sistemas de producción en función de las exigencias del mercado. Contar con información sobre los clientes, sus características, necesidades y preferencias será la clave del éxito para las empresas del futuro. Ya que las relaciones con los clientes no se deben valorar como una suma de transacciones, sino como un vínculo que une empresa-cliente, en el cual es imprescindible obtener información precisa, fidedigna y adecuada, así como de mantener una comunicación bidireccional, frecuente, continua e interactiva para fortalecer y estrechar la relación, con el objetivo de hacerla perdurar en el tiempo.

Por lo tanto, las empresas tienen la necesidad de proponer productos innovantes con un alto nivel de calidad en plazos lo más cortos posibles, especialmente para los productos agroalimentarios.

En el Plan Estatal de Desarrollo Nayarit 2005-2011 considera que uno de los principales problemas por los que atraviesa nuestro Estado es la crisis agropecuaria, por ello, considera en sus objetivos, fomentar la competitividad de las empresas nayaritas mediante la transformación de los productos pecuarios, acuícolas, forestales-silvícolas con enfoque de sustentabilidad.

En el Estado aproximadamente el 94% de sus empresas son micro empresas, como es el caso de una pequeña agroindustria que se dedica a la elaboración

del queso y cuyo objetivo principal es brindarle al cliente un producto que cubra lo mejor posible sus necesidades en cuanto a los siguientes criterios: homogeneidad, apariencia de humedad, textura para fundir y cantidad de sal.

Por esta razón, la empresa se enfrenta a muchos y variados problemas, lo que la obliga a aprovechar de mejor manera sus:

- a) *Herramientas de producción.*
- b) *Conocimiento sobre las preferencias del mercado.*

Para satisfacer las necesidades del cliente, es de suma importancia tomar en cuenta la experiencia y el conocimiento del operador al momento de la toma de decisiones. Por lo tanto, la empresa siempre se mantiene en la búsqueda de metodologías que tomen en cuenta la ventaja del conocimiento de los operadores y de las preferencias del cliente. La solución podría estar en la utilización de modelos y herramientas que son resultado del análisis y la optimización multicriterio. El objetivo principal de estos modelos es que toman en cuenta y simulan las preferencias multidimensionales del cliente a partir de productos existentes en relación a un óptimo. Por lo que, se trata de utilizar esta ventaja científica para ayudar al operador a complementar sus conocimientos al momento de la toma de decisiones.

El problema de investigación se propone a partir de la situación que presentan las empresas al enfrentar las diferencias que tienen sus clientes al elegir un

producto, una opción para darle solución a esta situación podría ser la utilización de herramientas multicriterio, en especial la de Rough Sets, que ayuda al decidor a una mejor toma de desición, considerando los atributos que pide el cliente en el producto, ya que no solamente pide uno, sino que son varios y esta herramienta multicriterio permite identificar las mejores opciones que se puedan acercar al producto óptimo que demanda el cliente.

En el capítulo II trata la parte introductoria de lo que es el análisis multicriterio, su clasificación y las herramientas informáticas que se utilizan, posteriormente se explica de manera específica la Teoría de Rough Sets.

En el capítulo III se desarrolla la aplicación de la Teoría Rough Sets a un caso en particular de una micro industria que se dedica a la elaboración de quesos, abordando los criterios demandados por sus clientes anteriormente mencionados.

En el capítulo IV se presentan los resultados y las conclusiones a las que se llegaron con la aplicación del análisis multicriterio y en particular con la Teoría de Rough Sets.

## CAPITULO II

### TEORÍA DE ROUGH SETS (TRS)

Es conveniente tomar en cuenta aspectos multi – objetivos, así como las preferencias del decidor del proceso correspondiente a los deseos del cliente.

Los responsables industriales desean cada vez mas obtener un producto conforme a las diferentes características impuestas por el cliente, en un plazo cada vez mas corto. El nuevo producto o aquellos que corresponden a un mercado, no son elegidos únicamente sobre un solo criterio, sino por muchos, y en gran parte con contradicciones (rentabilidad, calidad, productividad, propiedades de uso del producto). Qué si bien no son puntos óptimos, si son ***zonas óptimas***. (Ramírez, 2008)

Por lo tanto, esto nos lleva a no limitar la investigación en la producción de productos con un solo criterio, sino tomar en cuenta un conjunto de criterios. La innovación, la concepción o la fabricación de los productos multicriterio (toman en cuenta muchos puntos simultáneos a la vez).

## **2.1 Análisis multicriterio**

El análisis multicriterio es un método que permite orientar la toma de decisiones a partir de varios criterios comunes. Este método se destina esencialmente a la comprensión y a la resolución de problemas de decisión. Se utiliza para emitir un juicio comparativo entre proyectos o medidas heterogéneas. (Roy, 1993)

Según Maystre (1999) el objetivo del análisis multicriterio es alcanzar una solución mediante la simplificación del problema, respetando en todo momento las preferencias de los actores. Para poder guiar un análisis multicriterio, es necesario disponer de un conjunto de acciones o alternativas competitivas. Para cada una de estas acciones, a través del análisis se elaborará:

- a) una familia de criterios que permita formar juicio sobre estas acciones;
- b) una tabla de valoración de las acciones por criterio;
- c) una agregación de los resultados para realizar una clasificación por orden de preferencia.

Una de las ventajas del análisis multicriterio es que puede utilizarse a partir de datos tanto objetivos como subjetivos.

## **2.2 Categorías del análisis multicriterio**

El análisis multicriterio puede llevarse a cabo según múltiples métodos, que pueden agruparse en dos categorías distintas:

### a) Agregación total, llamada "Teoría de la Utilidad Multiatributo"

La agregación total, llamada también método del "criterio único", de principio elimina incomparabilidad, este es un enfoque de origen americano, consiste en agregar diferentes puntos de vista en una función única que se va a optimizar. El principio es el siguiente: todo decidor trata de maximizar una función, llamada función de utilidad (U) que agrega todos los puntos de vista a tomar en cuenta. Se trata de estimar esta función haciendo preguntas con juicio al decidor. Este enfoque proscribe soluciones ex – aequo. Los métodos como la media o el producto ponderado, AHP, las comparaciones por pares,... son comúnmente utilizados.

### Método OWA (Ordered Weighted Avering) y ecuaciones difusas

De los métodos relevantes de la lógica difusa se desarrollo igualmente como la media ponderada ordenada. OWA propuesta por R. R Yager. Solo el orden de los pesos es retenido y no como afecta el peso de a los criterios. Estos operadores toman en cuenta las cuantificaciones lingüísticas para proponer un conjunto de mejores compromisos del decidor. Su expresión matemática es:

$$\sum_i w_i = 1 ; w_i \in [0,1] \text{ donde } f(a_1, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j.$$

donde  $b_j$  es el  $J^{\text{amo}}$  elemento mas importante de  $\{a_1, \dots, a_n\}$

Lo más importante en el método OWA es que los pesos no están asociados directamente a un criterio particular. El principal interés es de poder expresar

estos cuantificadores lingüísticos o vagos, como: "al menos algunos criterios deben ser satisfechos".

### **Integrales difusas**

Estas integrales difusas<sup>1</sup> fueron desarrolladas por Choquet y Sugeno (Grabisch, 1996) en el mismo orden de ideas que los operadores OWA. Estas expresan una "media" de las entradas, calculadas de manera no aditiva. Además, las integrales difusas tienen por objetivo tomar en cuenta a la vez las mejoras de cada criterio pero también las mejoras de combinación entre los criterios. La integral de Choquet esta definida por:

$$C\mu(a_1, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n (a_j - a_{j-1}) \mu(\{x_j, \dots, x_n\})$$

Concluyendo, los métodos por comparación por pares aportan su contribución en la ayuda a la decisión. Comparando de dos en dos las acciones después de tener que estimar su relación de importancia entre ellas. La media aritmética de cada acción es calculada según las líneas y columnas. Una versión que toma en cuenta la imprecisión y la incertidumbre que existe es el método de Monte Carlo. El método TCMC se apoya sobre una familia de métodos conocidos, en los dominios científicos de la ayuda a la decisión y la gestión de proyectos, sobre el nombre de "comparación por pares". Estos métodos tienen que ser mejorados para abatir al TCMC que da un cuadro claro al grupo para tomar rápidamente una decisión en todo que le permita *detectar sus incoherencias de juicio y le de pista para abatir una visión clara del problema*.

---

<sup>1</sup> Las integrales difusas expresan una "media" de las entradas calculadas de manera aditiva.

**b) Agregación parcial, llamado método de "sobre clasificación ".**

Este método acepta la incomparabilidad, es de origen francés, este enfoque tiene por objetivo comparar las acciones o alternativas a fin de construir y de explotar una relación de sobre clasificación que representan las preferencias del decidor a partir de la información que él dispone. Las herramientas más conocidas son ELECTRE I, II, III, IV... y PROMETHEE I y II.

El objetivo de los métodos ELECTRE es de comparar dos a dos las acciones según los diferentes criterios. Un peso  $p_k$  y uno o muchos umbrales (indiferencia, veto, preferencia) son atribuidos a cada criterio según el método ELECTRE. Una clasificación de las acciones se obtiene a partir del calculo de los indices de concordancia y discordancia. El método PROMETHEE completa el método ELECTRE III comparando dos a dos las acciones a fin de calcular la diferencia entre una acción que sobre clasifica a la otra y a la inversa, conocido como balance de flujos "entradas y salidas".

La noción de pesos de los criterios y del umbral (preferencia fuerte, débil o estricta, indiferencia o de veto) es ampliamente tomada en cuenta según las herramientas utilizadas. Un equipo de investigadores canadienses (Zaras et al, 2001) desarrollaron el método de balance de flujos inspirados en el método PROMETHEE tomando en cuenta los índices de concordancia y de discordancia del método ELECTRE III.

## ELECTRE I

El objetivo de este método es de obtener un subconjunto N, tan pequeño como sea posible, tal que toda acción que no este en N este sobre clasificada por al menos una acción de N (Roy, 1989). Un peso  $p_k$  es atribuido a cada criterio k y asociado a cada pareja de acciones (a,b), el índice de concordancia C (a,b). Este índice varía de 0 a 1, midiendo los argumentos a favor de la afirmación "a sobre clasifica b" (aSb). Entre los criterios a favor de b, se puede tener preferencia de b sobre a por lo cual se pone en duda la afirmación precedente. Un índice de discordancia esta comprendido entre 0 y 1. Para que a sobre clasifique a b (aSb), el índice de concordancia debe ser superior a un umbral ( $C^A$ ) y el índice de discordancia debe ser inferior a ( $D^A$ )

*Índice de concordancia*

$$C(a,b) = \frac{\sum_{k=1}^n p_k \cdot I_k(a) \geq I_k(b)}{\sum_{k=1}^n p_k}$$

*Índice de discordancia*

$$D(a,b) = \begin{cases} 0 \\ \frac{\max (f_k(b) - f_k(a))}{\max (f_k(d) - f_k(c))} \end{cases}$$

Una gráfica de sobre clasificación puede entonces permitir visualizar las relaciones entre cada uno de los datos para retirar eventualmente una mejor acción o un grupo de mejores acciones.

## ELECTRE II

El principio general es el mismo que ELECTRE I, pero el objetivo es guardar las acciones de la mejor a la menos buena. La concordancia y la discordancia son definidas tomando en cuenta dos relaciones de sobre clasificación a partir de dos umbrales de concordancia fija,  $c_1$  y  $c_2$  y un umbral de discordancia  $d_1$ . La discordancia puede también dar lugar a dos niveles de severidad  $d_1$  y  $d_2$ . Un pre orden es establecido a partir de los conjuntos de las acciones según su sobre clasificación fuertemente o débilmente.

$$\begin{array}{l} \text{Sobre clasificación fuerte } S^F : a S^F b \text{ si} \\ \text{Sobre clasificación débil } S^f : a S^f b \text{ si} \end{array} \left\{ \begin{array}{l} C(a,b) \geq c_1 \\ \sum_{k/fk(a) > fk(b)} p_k > \sum_{k/fk(a) < fk(b)} p_k \\ D(a,b) \leq d \end{array} \right. \left\{ \begin{array}{l} C(a,b) \geq c_2 \\ \sum_{k/fk(a) > fk(b)} p_k > \sum_{k/fk(a) < fk(b)} p_k \\ D(a,b) \leq d \end{array} \right.$$

## ELECTRE III

El método ELECTRE introdujo la noción de las teorías de subconjuntos difusos (Kaufman, 1973). No se trata de buscar solamente dos clases sobre clasificación fuerte y débil, pero considerando toda una familia que va de totalmente fuerte (identificado por 1) al totalmente débil (identificado por 0) pasando por todos los matices que permiten la escala continua entre esos dos

extremos. Un paso está asociado a cada criterio y los umbrales de indiferencia  $q_k$  y de preferencia  $p_k$  para cada criterio  $k$ , son explícitamente tomados en cuenta en la construcción de un modelo de preferencias.

Entre estos dos umbrales, el intervalo traduce una indecisión del decidor. Dos índices son obtenidos, de concordancia  $C_k(a,b)$  y el de discordancia  $D_k(a,b)$  y un grado de sobre clasificación  $S(a,b)$ . La definición de la discordancia necesita la introducción para cada criterio, de un umbral de veto  $v_k$  tal que refusa toda sobre clasificación de  $a$  sobre  $b$  si  $\Delta_k(a, b) > v_k$ .

$$S(a,b) = \begin{cases} C(a,b) & \text{si } D_k(a,b) \leq C(a,b) \forall k \\ C(a,b) \prod_{k \in J(a,b)} (1 - D_k(a,b) / 1 - C(a,b)) & \end{cases}$$

#### ELECTRE IV

El hecho de utilizar los pesos es seguido muy subjetivo y expresa una voluntad política o una importancia relativa entre los criterios. La elección de los pesos, así como el análisis que se deriva, fueron objeto de numerosas investigaciones. Pero, en el objetivo de simplificar la resolución de ciertos problemas complejos, este método no toma más en cuenta los pesos. Los umbrales de indiferencia, de preferencia y de veto son definidos por cada criterio como se mencionó anteriormente. Una comparación por pares de acciones es efectuada:

Si  $|\Delta_k(a,b)| \leq q_k$  las dos acciones son indiferentes.

Si  $q_k \leq |\Delta_k(a,b)| < p_k$  hay una preferencia débil.

Si  $|\Delta_k(a,b)| > p_k$  hay una preferencia estricta en favor de la mejor acción mejor.

## PROMETHEE

Una nueva familia de métodos ha sido desarrollada para construir una relación de sobre clasificación intentando basarse sobre conceptos y parámetros que tienen una interpretación física fácilmente comprensible para el decidor (Brans, 1985). El método PROMETHEE se basa en la definición de un grado de sobre clasificación:

$$\pi(a,b) = (\sum p_k \cdot F_k(a,b)) / \sum p_k$$

Donde  $F_k(a,b)$ , llamada función de preferencia, está comprendido entre 0 y 1 es más elevado que  $f_k(a) - f_k(b)$ .  $F_k$  puede tener diferentes formas siguiendo las preferencias del decidor y con más o menos parámetros. Algunas formas usuales son utilizadas. El grado de sobre clasificación es parecido al índice de concordancia de ELECTRE III y que no tiene la noción de discordancia.

Dos preórdenes totales son preestablecidas:

$$\text{« flujo saliente » } \phi^+(a) = \sum \pi(a,b) \text{ et « flujo entrante », } \phi^-(a) = \sum \pi(b,a)$$

Un orden total único y entonces obtenido por un "balance de flujo" un ordenamiento de las acciones en orden decreciente  $\phi(a)$ :

$$\phi(a) = \phi^*(a) - \phi^-(a)$$

Esto viene a hacer la diferencia entre la razón de (a) sobre clasificando a todas las otras acciones y la razón (a) es sobre clasificada sobre las otras acciones.

### **2.3 Herramientas informáticas del análisis multicriterio**

La ayuda multicriterio a la decisión no aporta únicamente una familia de herramientas o de técnicas de agregación de preferencias dadas sobre un conjunto dado. La elección de o de los expertos, la recopilación de las informaciones o conocimientos en relación con las soluciones a evaluar de una manera multicriterio, la modelización de la preferencias del experto, la proposición de las alternativas de los mejores compromisos y la evaluación de las soluciones propuestas son etapas indispensables y delicadas. Los programas informáticos diversos y variados son comercializados hoy en día como Descriptor de Adexys, TCMC de Mk Tools, PROMCALC (PROMETHEE CALCULATIONS) y DECISION LAB 2000 para el método PROMETHEE, desarrollado por el Centro de Estadísticas e Investigación, EXPERT CHOICE, comercializado por Decision Support Software, basado en el método AHP (Analytic Hierarchy Process), DECISION PAD por Apian Software, MICROQUALIFLEX, ...

La ingeniería decisional es una ciencia que permite proveer una ayuda antes de la toma de una decisión. Al momento de la puesta en marcha de un proceso, el industrial seguido se enfrenta a un problema de decisión multicriterio. Por ejemplo, busca optimizar la calidad de su producto conservando una producción elevada. Los diferentes objetivos a alcanzar son contradictorios. Es por esto, a partir de modelos de preferencias definidos por un decidor, los métodos de agregación multicriterio son desarrollados para proponer la elección de mejor compromiso entre todas las soluciones potenciales. Entre los métodos conocidos, se puede citar el principio de Pareto. Los métodos de agregación total o parcial o el método de Rough Sets. En el marco de este trabajo de investigación que consiste en tomar en cuenta las ventajas de las preferencias del mercado o del cliente sobre los productos fabricados con el objetivo de optimizar el pilotaje de los procesos a partir de las elecciones multicriterio sobre las variables de operación, se ha elegido utilizar el método de Rough Sets.

El método de Rough Sets desarrollado por Z. Pawlak (1982), basado sobre los conjuntos "aproximativos" son igualmente utilizados en el marco del análisis multicriterio. Su principio consiste en extraer una muestra de acciones o de alternativas y clasificarlas por un experto (Greco, 1999). Esta clasificación constituye "una medida" de las preferencias que después se convertirán en reglas de preferencia y de no-preferencias de manera de código binario. Este perfil decisional es entonces aplicado al conjunto de las acciones de la

población a fin de definir las zonas de preferencias gracias a un cálculo de un resultado. Así el decidor puede hacer su elección final y definir lo que es preferible hacer. Se eligió el método de Rough Sets por su simplicidad de utilización pero también por la no obligación de conocer los valores de los pesos según cada criterio. En resumen, se buscan los productos preferidos en relación a un óptimo producido con la finalidad de conocer los valores de las variables de operación. Es decir, pasar del espacio de los criterios al espacio de las variables, figura 1

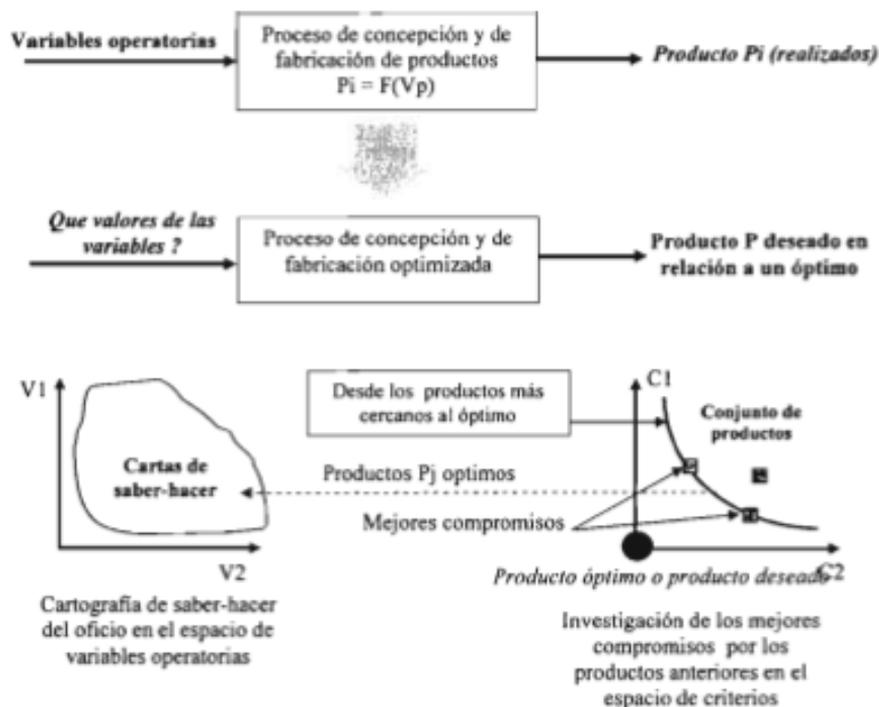


Figure 1: Del espacio de criterios a la concepción de cartas de saber-hacer del oficio  
 Fuente : Elaboración propia, basado en Ramirez, Irma (2008)

Anteriormente, se presentaron las diferentes categorías de análisis multicriterio, de agregación total o parcial y los principios de utilización. Entre esos métodos se eligió el método de Rough Sets en razón de su facilidad y su simplicidad de utilización. Además, no necesita ningún conocimiento sobre el peso y umbrales de cada criterio ya que su principio consiste a partir de una clasificación de una muestra de productos por orden de preferencias por el experto de obtener las reglas de preferencia y no – preferencia. Esta clasificación de la muestra se hace según un producto óptimo del mercado o del cliente. El conocimiento del experto esta dentro de esta clasificación.

El método de Rough Sets es un nuevo concepto matemático que se puede traducir por conjuntos "vagos o imprecisos". Este enfoque fue introducido a los inicios de los años 80's y puede ser considerado como original a la vista de otros métodos de ayuda a la decisión (Pawlak, 1982). El objetivo es tratar la información vaga e imperfecta, inherente a las situaciones de la decisión, para hacer una clasificación. Al inicio, las diferencias pueden ser percibidas entre los diversos objetos para formar clases de objetos no teniendo diferencias fundamentales.

Esta discernibilidad dentro de las clases permite construir un conocimiento del sistema. Por ultimo, el concepto de Rough Sets fue utilizado para tratar problemas de decisión multicriterio (Pawlak y Slowinski, 1994). Un modelo de preferencias es también construido a partir de las leyes deducidas de sub -

conjuntos significativos en términos objetivos. En resumen los Rough Sets toman en cuenta dos aspectos: **la indescernibilidad y los conocimientos aproximativos.**

EL punto de partida de la teoría de Rough Sets es la definición de una relación indiscernible. A causa de falta de información, esta relación muestra el hecho que no somos capaces de discernir ciertos objetos a partir de la información disponible. Esto implica la utilización de muchos objetos más que de uno solo para hacer comparaciones.

Un *sistema de información* (IS) puede ser definido de la manera siguiente, IS = (U, A), con:

U como el conjunto definido de los objetos,  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$  y A el conjunto de los atributos (características o variables). Cada atributo implica diferentes valores (a), llamados el dominio del atributo,  $f_a: U \rightarrow V_a$ .

Ejemplo 1: (Tomado del artículo "Rough Sets Theory "de B. Walczak)

U	a <sub>1</sub>	a <sub>2</sub>	a <sub>3</sub>
x <sub>1</sub>	2	1	3
x <sub>2</sub>	3	2	1
x <sub>3</sub>	2	1	3
x <sub>4</sub>	2	2	3
x <sub>5</sub>	1	1	4
x <sub>6</sub>	1	1	2
x <sub>7</sub>	3	2	1
x <sub>8</sub>	1	1	4
x <sub>9</sub>	2	1	3
x <sub>10</sub>	3	2	1

$$IS = (10,3); V1 = \{1, 2,3\}, V2 = \{1,2\}, V3 = \{1, 2, 3,4\}$$

**Relación de indiscernibilidad.** Dos objetos son indiscernibles en A, si  $b(x_i) = b(x_j)$ . El nuevo conjunto B indiscernible (Ind (B)) esta definido,  $B \subset A$ . Para cada elemento x<sub>i</sub> de U, la clase de equivalencia x<sub>i</sub> en relación con Ind(B) esta representada por  $[x_i]_{Ind(B)}$ . Para el ejemplo 1, aqui abajo: x<sub>1</sub>, x<sub>3</sub> y x<sub>9</sub> son identicas para todo a<sub>i</sub>. A partir del ejemplo siguiente, U/A es :

U/A	a <sub>1</sub>	a <sub>2</sub>	a <sub>3</sub>
{x <sub>1</sub> , x <sub>3</sub> , x <sub>9</sub> }	2	1	3
{x <sub>2</sub> , x <sub>7</sub> , x <sub>10</sub> }	3	2	1
{x <sub>4</sub> }	2	2	3
{x <sub>5</sub> , x <sub>8</sub> }	1	1	4
{x <sub>6</sub> }	1	1	2

Si no se toma en cuenta el atributo  $a_3$ , el nuevo conjunto indiscernible  $U/B$  es :

$U/B$	$a_1$	$a_2$
$\{x_1, x_3, x_9\}$	2	1
$\{x_2, x_7, x_{10}\}$	3	2
$\{x_4\}$	2	2
$\{x_5, x_6, x_8\}$	1	1

Entonces, el atributo  $a_2$  es considerado como indiscernible, si no es considerado como superfluo.

*Aproximaciones bajas y altas.* El enfoque de Rough sets se basa en dos conceptos llamados aproximaciones altas y bajas.

- La aproximación baja corresponde al conjunto de los objetos indiscernibles a ciertos

$$BX_{\cdot} = \{x_i \in U \mid [x_i]_{\text{Ind}(B)} \subset X\}$$

- La aproximación alta corresponde al conjunto de los objetos posibles,

$$BX^* = \{x_i \in U \mid [x_i]_{\text{Ind}(B)} \cap X \neq \emptyset\}$$

Un nuevo conjunto  $BN X = BX^* - BX_{\cdot}$  es enseguida definido, conocido como región limitada de  $BX$ . Si la región limitada corresponde a la intersección entre esas dos aproximaciones alta y baja es un conjunto vacío, i.e.  $BN = \emptyset$ , el conjunto será preciso. Si por el contrario, la región limitada no es vacía, i.e.  $BN$

$\neq \emptyset$ , el conjunto será llamado vago o impreciso (ROUGH). Para ilustrar esquemáticamente estos conceptos de aproximación, se propone un trazo gráfico según la figura 2 propuesta por Walczak y Massart. Un conjunto X se simboliza por un ovalo. La aproximación baja representada por los cuadros en el interior del ovalo, agregando cuadros grises para representar la aproximación alta. Los rectángulos grises solo representan la región limitada, o frontera del conjunto X.

Un índice de precisión de la aproximación esta definido como sigue:

$$\alpha_{(B)} = \frac{|BX^{\bullet}|}{|BX^{\circ}|}, \text{ con } 0 \leq \alpha_{(X)} \leq 1$$

Donde  $|X|$  es el cardinal del conjunto X.

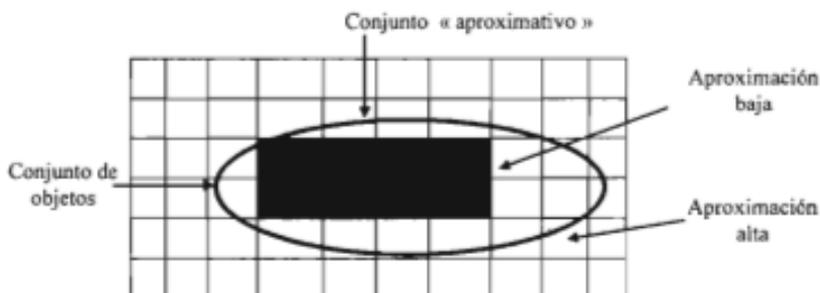


Figure 2. Representación gráfica de las aproximaciones alta y baja de un conjunto X

Fuente: Elaboración propia basado en Ramirez, Irma (2008 )

Dependencia e independencia de los atributos. Para controlar si los atributos son dependientes o no, se verifica si su supresión disminuye el número de conjuntos elementales al nivel de la matriz de los objetos.

Si  $Ind(A) = Ind(A - a_i)$  entonces el atributo es superfluo, sino es indispensable en A. Se dice que el conjunto B es independiente (ortogonal) si todos los atributos son indispensables. El sub – conjunto B' de B es el conjunto reducido de B si B' es independiente y  $I(B') = I(B)$ . El núcleo de B es el conjunto de todos los conjuntos indispensables de los atributos de B. Los conceptos de reducción (reducto) y de base son fundamentales en la teoría de Rough Sets.

$$\text{Núcleo}(B) = \bigcap \text{Red}(B)$$

En el ejemplo 1, U/A, la supresión del atributo  $a_1$  no cambia el número de conjuntos elementales. Lo cual no pasa con el atributo  $a_2$  y  $a_3$ . Otra manera de buscar los atributos indispensables y establecer la matriz de reducción a partir de la matriz U/A y de comparar los conjuntos elementales dos a dos. La matriz de discernibilidad es:

	$\{X_1, X_3, X_9\}$	$\{X_2, X_7, X_{10}\}$	$\{X_4\}$	$\{X_5, X_8\}$	$\{X_6\}$
$\{X_1, X_3, X_9\}$					
$\{X_2, X_7, X_{10}\}$	$a_1, a_2, a_3$				
$\{X_4\}$	$a_2$	$a_1, a_3$			
$\{X_5, X_8\}$	$a_1, a_3$	$a_1, a_2, a_3$	$a_1, a_2, a_3$		
$\{X_6\}$	$a_1, a_3$	$a_1, a_2, a_3$	$a_1, a_2, a_3$	$a_3$	

Para conocer los atributos indispensables, se trata de calcular la función de discernibilidad que tiene la forma siguiente utilizando la disyunción y conjunción:

$$f(A) = (a_1 \vee a_2 \vee a_3) \wedge a_2 \wedge (a_1 \vee a_2) \wedge (a_1 \vee a_3) \wedge (a_1 \vee a_3) \wedge (a_1 \vee a_2 \vee a_3) \wedge (a_1 \vee a_2 \vee a_3) \wedge (a_1 \vee a_2 \vee a_3) \wedge a_3$$

Donde:  $f(A) = a_2 \wedge a_3$

**Tabla de decisión.** Supóngase que los atributos  $a_1$ ,  $a_2$  y  $a_3$  son las condiciones de los sistemas de información y D, un atributo de decisión. IS se convierte en una tabla de decisión. Tomando el ejemplo 1 y agregando el atributo D, aplica el principio del atributo superfluo. Calculando la función de discernibilidad se obtiene:

$$f(A) = (a_1 \wedge a_2) \vee (a_2 \vee a_3)$$

Reteniendo únicamente la tabla de decisión comprendiendo los atributos  $a_1$  y  $a_2$ .

U	a <sub>1</sub>	a <sub>2</sub>	D
x <sub>1</sub>	2	1	1
x <sub>2</sub>	3	2	2
x <sub>3</sub>	2	1	1
x <sub>4</sub>	2	2	2
x <sub>5</sub>	1	1	3
x <sub>6</sub>	1	1	3
x <sub>7</sub>	3	2	2
x <sub>8</sub>	1	1	3
x <sub>9</sub>	2	1	1
x <sub>10</sub>	3	2	2

Aplicando la matriz de discernibilidad y después la reducción de los conjuntos {x<sub>1</sub>, x<sub>3</sub>, x<sub>9</sub>} {x<sub>2</sub>, x<sub>7</sub>, x<sub>10</sub>} {x<sub>4</sub>} {x<sub>5</sub>, x<sub>6</sub>, x<sub>8</sub>}.

	{x <sub>1</sub> , x <sub>3</sub> , x <sub>9</sub> }	{x <sub>2</sub> , x <sub>7</sub> , x <sub>10</sub> }	{x <sub>4</sub> }	{x <sub>5</sub> , x <sub>6</sub> , x <sub>8</sub> }
{x <sub>1</sub> , x <sub>3</sub> , x <sub>9</sub> }		a <sub>1</sub> , a <sub>2</sub>	a <sub>2</sub>	a <sub>1</sub>
{x <sub>2</sub> , x <sub>7</sub> , x <sub>10</sub> }	a <sub>1</sub> , a <sub>2</sub>		a <sub>1</sub>	a <sub>1</sub> , a <sub>2</sub>
{x <sub>4</sub> }	A <sub>2</sub>	A <sub>1</sub>		a <sub>1</sub> , a <sub>2</sub>
{x <sub>5</sub> , x <sub>6</sub> , x <sub>8</sub> }	A <sub>1</sub>	a <sub>1</sub> , a <sub>2</sub>	a <sub>1</sub> , a <sub>2</sub>	

F1(D) = a<sub>1</sub>, a<sub>2</sub>, F2(D) = a<sub>1</sub>, F2(D) = a<sub>1</sub>, a<sub>2</sub> et F3(D) = a<sub>1</sub>

Las reglas de decisión son entonces:

	$A_1$	$a_2$	$d$
F1(D)	2	1	1
F2(D)	3	*	2
F2(D)	2	2	2
F3(D)	1	*	3

En resumen, la teoría de Rough Sets, introducida al inicio de los 80's, puede ser utilizada en el marco de la ayuda a la decisión. Esta teoría ha sido recientemente utilizada para tratar los problemas de decisión multicriterio (Paw, 1994). Basada sobre la teoría de los conjuntos "aproximativos o vagos", los Rough Sets es un concepto que consiste en tratar la información vaga o imprecisa inherente a las situaciones de decisión, para retener una clasificación. Al inicio, las diferencias pueden ser percibidas entre diversos objetos para formar clases de objetos no tendiendo diferencias fundamentales: es el principio de indiscernibilidad.

El método de Rough Sets ha evolucionado gracias a diferentes autores (Hap, 1998) (Greco, 2001, 2002) introduciendo las reglas de *preferencias* y *no – preferencia*. Su principio consiste en extraer una muestra de acciones o alternativas y hacer una clasificación por un experto en orden de preferencias. Esta clasificación constituye una "medida" de las preferencias del experto que se van a convertir en reglas de preferencia y no – preferencia, sobre forma de

código binario. Este perfil decisional es entonces aplicado al conjunto de acciones de la población a fin de definir las zonas de preferencia gracias al cálculo de un resultado.

## 2.5 Tabla de decisión y reglas de preferencia

Un modelo de preferencias es construido a partir de leyes deductivas de un sub conjunto de acciones o productos significativos en términos objetivos. Una tabla de decisión es elaborada por un número de restricciones  $n_r$  de soluciones potenciales, elegidas en la zona de Pareto (si existe). Esta tabla esta representada en la tabla 1, implica tres elementos: cada par de acciones entre la muestra restringida elegida, un valor de la función  $u_k(a_i, a_j)$  para cada par  $(a_i, a_j)$  y cada criterio  $k$ , y un indicador de preferencia o de no – preferencia de  $a_i$  en relación a  $a_j$ .

	<i>Paire</i>	$F_1$	$f_2$	.....	$f_n$	I
$H_P$	$(a_i, a_j)$	$U_1(a_i, a_j)$	$u_2(a_i, a_j)$	.....	$u_n(a_i, a_j)$	P
$H_N$	$(a_j, a_i)$	$U_1(a_j, a_i)$	$u_2(a_j, a_i)$	.....	$u_n(a_j, a_i)$	N

Tabla 1. Presentación general de una tabla de decisión

Una clasificación preliminar es efectuada para la muestra de acciones  $a_j$ . los valores de las funciones  $u_k$  son calculados a partir de las relaciones de dominancia, considerando que los criterios son a *minimizar* (Greco, 1999).

$$u_k(a_i, a_j) = \begin{cases} 1 & \text{si } f_k(a_i) < f_k(a_j) \\ 0 & \text{si no} \end{cases}$$

Además, el indicador I de preferencia o de no – preferencia toma el valor P si  $a_i$  es preferida a  $a_j$ , y N en el caso contrario. La construcción de la tabla de decisión supone que el decidor es capaz de expresar sus preferencias clasificando un pequeño número de puntos. A partir de esta, la relación de indiscernibilidad del conjunto H de los pares de acciones elegidos es definido por:

$$I(H) = \{(a_i, a_j), i \in [1 \dots nr], j \in [1 \dots nr] \text{ et } i \neq j \mid u_k(x) = u_k(y) \forall k \in H \text{ et } y \in H\}$$

De cara a los elementos de  $H_P$  que pueden tener las mismas características que una elemento de  $H_N$  en vista de sus valores de funciones de dominancia, dos sub-conjuntos son definidos, las aproximaciones alta  $Q^*$  y baja  $Q_*$  del conjunto  $H_P$ .

$$Q^*(H_P) = \{(a_i, a_j) \in H \mid I(H) \cap H_P \neq \emptyset\}$$

$$Q_*(H_P) = \{(a_i, a_j) \in H \mid I(H) \subseteq H_P\}$$

La aproximación alta de  $H_P$  contiene todos los pares de acciones  $(a_i, a_j)$  de  $H_P$  o de  $H_N$  dado que las relaciones de dominancia están dadas en  $H_P$ . La aproximación baja de  $H_P$  contiene todos los pares de acciones  $(a_i, a_j)$  de  $H_P$

teniendo las relaciones de dominancia que no se encuentran en  $H_N$ . Las aproximaciones altas y bajas del conjunto  $H_N$  se determinan de manera similar.

Las relaciones de dominancia para cada par de acciones (*i. e.* tabla 1) forman entonces el conjunto de reglas de decisión.

**SI** (comparación de las funciones entre  $a_i$  y  $a_j$ ) **ENTONCES** indicador

Entre ellas, solo las reglas deterministas son retenidas, es decir, aquellas que entrañen un indicador de preferencia y no preferencia. Una misma regla puede entrañar y la otra conclusión es excluida. Las reglas deterministas son extraídas, representadas por las leyes de decisión. Ejemplo de reglas::

Ley no.1 (101), si  $f_1(a_i) \leq f_1(a_j)$ ,  $f_2(a_i) < f_2(a_j)$  et  $f_1(a_i) < f_1(a_j)$  entonces  $a_i > a_j$

Ley no.2 (100), si  $f_1(a_i) > f_1(a_j)$ ,  $f_2(a_i) \geq f_2(a_j)$  et  $f_1(a_i) \geq f_1(a_j)$  entonces  $a_i N > a_j$

Las relaciones de preferencia y de no preferencia son respectivamente anotadas  $>$  y  $N >$ .

Las reglas determinísticas son enseguida aplicadas al conjunto de los  $m$  puntos de la zona de Pareto (si existe, sino al conjunto de puntos). Todos los puntos son comparados dos a dos. Siguiendo la verificación de una regla determinística o no, las funciones de preferencia local  $S_i^*$  et  $S_i^-$  son calculadas para cada par  $(b_i, b_j)$ , respectivamente para comparar  $b_i$  y  $b_j$ .

Si  $(b_i, b_j)$  no verifica la regla determinista :

Entonces  $S_i^-(b_i) = 0$

Sino  $S_j^+(b_i) = 2Q - I$  y  $S_i^-(b_i) = I - 2Q$  donde  $\begin{cases} Q = I & \text{si } b_i > b_j \\ Q = 0 & \text{si } b_i < b_j \end{cases}$

Para un balance de las funciones de preferencia local, una función de preferencia global S es definida para cada punto o productos. Esta expresión puede aparentar un balance descrito precedentemente [THI 03]. Cada acción es enseguida clasificada siguiendo los valores de su función de preferencia global decreciente.

$$S(b_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m S_j^+(b_i) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m S_j^-(b_i)$$

--

### CAPITULO III

#### APLICACIÓN DE LA TEORÍA DE ROUGH SETS (TRS)

Como se mencionó en el capítulo anterior las características, necesidades y preferencias de los clientes son variadas y diferentes, y se puede ilustrar con una encuesta aplicada con n=140 personas referente a que les gusta más de las botanas que se venden en la tienda de la esquina, donde el orden de preferencia está dado de acuerdo a la característica que más personas la prefirieron. El resultado fue el siguiente:

<b>Orden de preferencia</b>	<b>Característica</b>
1	Sabor
2	Variedad
3	Tamaño de las frituras
4	Presentación del empaque
5	Olor
6	Precio
7	Tamaño del producto

Tabla 2 Preferencias de los clientes

Fuente: Investigación propia

Como se puede observar, son variadas las necesidades del cliente y las empresas tratan de satisfacerlas para que el producto sea de su preferencia.

A fin de ilustrar la teoría de Rough Sets, se propone aplicar en el caso de una micro industria agroalimentaria dedicada a la elaboración de quesos.

Se sabe que para pilotear un proceso de concepción de un producto, el operador aporta su experiencia al nivel del número de variables de entrada (conocimiento del operador) a fin de obtener un producto deseado. Esto último es obtenido según los valores de las variables de salida del sistema y es generalmente caracterizado por un conjunto de criterios (conocimiento del experto o del mercado). Es al nivel de los criterios que se hará esta aplicación en esta investigación. Suponga un sistema de fabricación de productos, figura 3.

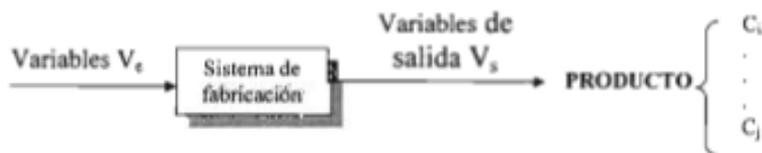


Figura 3: Representación de un sistema de fabricación  
Fuente : Elaboración propia, basado en Ramirez, Irma (2008)

Ciertos autores proponen una metodología resultado de la teoría de Rough Sets, durante estos últimos años (Salonen,1999) (Martínez, 2001) (Greco, 2001). El planteamiento que se utilizara para la aplicación de la teoría de Rough Sets es el siguiente:

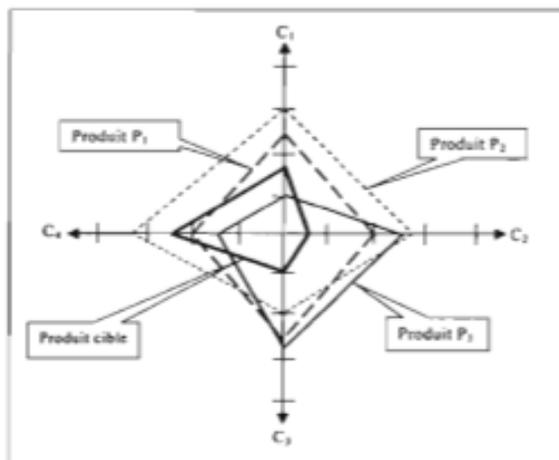
Durante tres meses de producción. Se evaluaron 45 productos ( $P_1$  a  $P_{45}$ ), a partir de cuatro criterios. Los criterios  $C_1$ ,  $C_2$ ,  $C_3$ ,  $C_4$  correspondientes respectivamente al índice de homogeneidad (H), índice de apariencia de humedad (AH), textura para fundir (TF) (suavidad al tacto), e índice de cantidad de sal (GS). Con la ayuda del mercado, se propone un producto "óptimo" ( $P_{\text{optimo}} = P_{C_1}, P_{C_2}, P_{C_3}, \text{ y } P_{C_4}$ ). Después, se extrajo una muestra ( $E_1$ ) de 5 productos, siendo los mas representativos entre los 45 productos.

La guía que se utilizo fue la siguiente:

- a) Obtención de las reglas de preferencia y no – preferencia a partir de la comparación de productos de la muestra dos a dos en relación al óptimo y según el orden de preferencia de los productos.
- b) Aplicación de las reglas de preferencia y de no – preferencia al conjunto de productos.
- c) Clasificación de los productos y representación grafica de los resultados.
- d) Planteamiento utilizado

### 3.1 Clasificación de los productos de la muestra E<sub>1</sub>, por orden de preferencia.

La clasificación se hizo según el punto de vista del experto. A fin de ayudar al experto en la clasificación de los productos, se utilizó la gráfica de "radar", sobre la cual se posicionó el conjunto de productos y el producto óptimo. Sin embargo, la elección de los puntos, el número y su clasificación se puede hacer de manera arbitraria. Otros métodos existentes están en vía de desarrollo, como aquella de identificación paramétrica.



**Figura 4 : Posicionamiento de cada producto de la muestra**

Fuente : Elaboración propia , basado en Ramirez, Irma (2008)

### 3.2 Obtención de las reglas de preferencia y no – preferencia

Cada criterio  $C_1 = 1, \dots, 4$  de cada producto de la muestra son evaluados sobre una escala de 1 a 7. Los criterios “óptimos” representan las funciones objetivas a alcanzar.

Ejemplo de comparación de varios productos:

Orden de preferencias ↓

Producto	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>
P <sub>1</sub>	3,5	3	3,5	3
P <sub>2</sub>	4	3,7	3	4,2
P <sub>3</sub>	2	3,6	3,6	2,6
P <sub>4</sub>	4,7	3,1	3,7	4,5
P <sub>5</sub>	5,3	3,2	5,6	4,6
P <sub>óptimo</sub>	2,7	1,3	2	3,3

Una vez construida la clasificación de la muestra, la tabla de decisión es construida y presentada en las tablas 3 y 4. La tabla de decisión esta cortada en dos partes: una de preferencias  $H_p$  y otra de no preferencias  $H_N$

### Obtención de las reglas de preferencia ( $R_P$ )

Comparación por pares	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	
$P_1-P_2$	1	1	0	1	P
$P_1-P_3$	0	1	1	1	P
$P_1-P_4$	1	0	0	1	P
$P_1-P_5$	1	0	1	1	P
$P_2-P_3$	0	0	1	0	P
$P_2-P_4$	1	0	1	1	P
$P_2-P_5$	1	0	1	1	P
$P_3-P_4$	1	0	0	1	P
$P_3-P_5$	1	0	1	1	P
$P_4-P_5$	1	0	1	1	P

Para cada criterio  $C_i$ , se comparan las distancias de cada producto con el óptimo. Para el criterio  $C_1$ . Se tiene:

$|X_1 - X_{\text{óptimo}}| < |X_2 - X_{\text{óptimo}}|$  entonces 1 (ya que el orden es respetado), sino 0.

Para el conjunto de los cuatro criterios se obtuvieron las reglas de preferencia y de no – preferencia, RP o RNP =  $\psi_{1 \times 4} \{0 \rightarrow 1\}$ . Por ejemplo en la siguiente tabla la regla de no preferencia  $R_{P_2 P_1} \rightarrow 0 0 1 0$

### Obtención de reglas de no preferencia ( $R_{NP}$ )

Diferencia de productos	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$
P2-P1	0	0	1	0
P3-P1	1	0	0	0
P4-P1	0	1	1	0
P5-P1	0	1	0	0
P3-P2	1	1	0	1
P4-P2	0	1	0	0
P5-P2	0	1	0	0
P4-P3	0	1	1	0
P5-P3	0	1	0	0
P5-P4	0	1	0	0

Estas tablas permiten definir la relación de indistinguibilidad del conjunto de pares de productos de la muestra elegida. Esta tabla comprende el conjunto de reglas de preferencia y no – preferencia.

$$I(H) = \left\{ \begin{array}{l} \{(P1,P2), (P3,P2)\}, \\ \{(P1,P3)\}, \\ \{(P1,P4),(P3,P4)\}, \\ \{(P1,P5),(P2,P4),(P2,P5),(P3,P5),(P4,P5)\}, \\ \{(P2,P3),(P2,P1)\}, \\ \{(P3,P1)\}, \\ \{(P4,P1),(P4,P3)\}, \\ \{(P5,P1),(P4,P2),(P5,P2),(P5,P3),(P5,P4)\}, \end{array} \right\}$$

Los pares de productos que generan las mismas reglas sobre los tres criterios teniendo reglas de preferencia son retenidos. Se pueden deducir las aproximaciones altas y bajas del conjunto  $H_p$ :

$$Q^*(H_p) \left\{ \begin{array}{l} \{(P1,P2),(P3,P2)\}, \\ \{(P1,P3)\}, \\ \{(P1,P4),(P3,P4)\}, \\ \{(P1,P5),(P2,P4),(P2,P5),(P3,P5),(P4,P5)\}, \\ \{(P2,P3),(P2,P1)\}. \end{array} \right\}$$

$$Q_*(H_p) \left\{ \begin{array}{l} \{(P1,P3)\}, \\ \{(P1,P4),(P3,P4)\}, \\ \{(P1,P5),(P2,P4),(P2,P5),(P3,P5),(P4,P5)\} \end{array} \right\}$$

Se puede remarcar que el conjunto  $H_p$  puede ser defendido como impreciso. El coeficiente de precisión y aproximación del conjunto  $A$  es calculado a partir de la expresión:

$$\alpha(H_p) = \frac{|Q_*(H_p)|}{|Q^*(H_p)|}, \text{ sea: } \mu_B(H_p) = 8/12 = 0.66$$

Donde  $|X|$  es el cardinal del conjunto  $X$ . La precisión esta generalmente comprendida en 0 y 1, lo que se da en este caso. El conjunto  $H_p$  es preciso si  $\alpha(H_p) = 1$ .

La calidad de la aproximación, desarrollada por Zaras (1999), del conjunto H esta entonces deducido a partir de la expresión :

$$\gamma(H) = \frac{|Q \bullet (H_P) \cup Q^*(H_N)|}{|H|}, \text{ sea : } \gamma_B(H) = 16/20 = 0.8$$

Corresponde a la relación del número de elementos de las aproximaciones  $H_P$  y  $H_N$  sobre el número de elementos H. Esos diferentes resultados muestran que el conjunto H con sus reglas de preferencia son imprecisas (« rough ») y que la decisión no puede ser perfectamente cerca

Las reglas son extraídas de la muestra y son representadas sobre forma binaria (0 o 1 para cada criterio). A partir de la tabla de decisión, la siguiente tabla recapitula las reglas de preferencia y no – preferencia: regla P (preferencia) o regla NP (no – preferencia). El conjunto de reglas es obtenido eliminando las reglas dobles o contradictorias (misma regla para las preferencias y no – preferencias).

Ocho reglas de preferencia y de no – preferencia se obtuvieron. En este estudio, el numero máximo de reglas (N) es  $2^4 = 16$  (4 criterios). El número mínimo de productos (P) de la muestra es 5. Sea un acuerdo de  $5(5-1) = 20$ , superior a 16 reglas. El agregar un umbral permite corregir las incertidumbres al momento de la comparación de los productos dos a dos. El valor del umbral

puede ser arbitrario según el juicio del experto u obtener los valores matemáticamente según los valores de los criterios.

#### Reglas de preferencia y no preferencia

Regla P	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>
R <sub>P,1</sub>	0	1	1	1
R <sub>P,2</sub>	1	0	0	1
R <sub>P,3</sub>	1	0	1	1
R <sub>P,4</sub>	1	1	1	1

Regla NP	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>
R <sub>NP,1</sub>	1	0	0	0
R <sub>NP,2</sub>	0	1	1	0
R <sub>NP,3</sub>	0	1	0	0
R <sub>NP,4</sub>	0	0	0	0

El desarrollo de esas ocho reglas deterministas esta descrito por las leyes de decisión siguientes:

Ley N°1 (0111) : Si  $|X_i - X_{\text{optimo}}| < |X_j - X_{\text{optimo}}|$  entonces  $X_i \leftarrow X_j$

Ley N°2 (1001) : Si  $|X_i - X_{\text{optimo}}| < |X_j - X_{\text{optimo}}|$  entonces  $X_i \leftarrow X_j$

Ley N°3 (1011) : Si  $|X_i - X_{\text{optimo}}| < |X_j - X_{\text{optimo}}|$  entonces  $X_i \leftarrow X_j$

Ley N°4 (1111) : Si  $|X_i - X_{\text{optimo}}| < |X_j - X_{\text{optimo}}|$  entonces  $X_i \leftarrow X_j$

Ley N°5 (1000) : Si  $|X_j - X_{\text{optimo}}| > |X_i - X_{\text{optimo}}|$  entonces  $X_i, NP \leftarrow X_j$

Ley N°6 (0110) : Si  $|X_j - X_{\text{optimo}}| > |X_i - X_{\text{optimo}}|$  entonces  $X_i, NP \leftarrow X_j$

Ley N°7 (0100) : Si  $|X_j - X_{\text{optimo}}| > |X_i - X_{\text{optimo}}|$  entonces  $X_i, NP \leftarrow X_j$

Ley N°8 (0000) : Si  $|X_j - X_{\text{optimo}}| > |X_i - X_{\text{optimo}}|$  entonces  $X_i, NP \leftarrow X_j$

### 3.3. Aplicación de las reglas del experto al conjunto de la población.

Esta etapa consiste en aplicar las reglas deterministas al conjunto de puntos o productos. Todos los puntos de la población son ahora comparados dos a dos. Si el resultado "binario" obtenido corresponde a una regla de preferencia entonces se agrega (+1) al producto preferido y (-1) al producto no preferido, ídem para las reglas de no – preferencia. Una proposición de clasificación de los productos por orden de preferencia se muestra en la siguiente tabla. El balance es efectuado sobre el conjunto de comparaciones para obtener la función de preferencia global para cada solución. Aquí, se presentan los productos mas preferidos de acuerdo a las reglas de preferencia sobre todos los productos.

Obtención de preferencias de los productos

Producto (muestra), No	Número de preferencia
613	37
733	29
1813	24
1193	23
1323	17
703	16
963	14
2484	11
1583	11
1873	8

Conociendo los productos preferidos, es posible conocer los valores de las variables del proceso de fabricación de los productos. De esta forma, después de haber obtenido la clasificación de los productos a partir de las reglas de decisión, se puede determinar las cartas de saber. – hacer con la intención de ayudar al operador durante su toma de decisión. En esta carta, se puede constatar que las mejores variables son concentradas en la misma región.

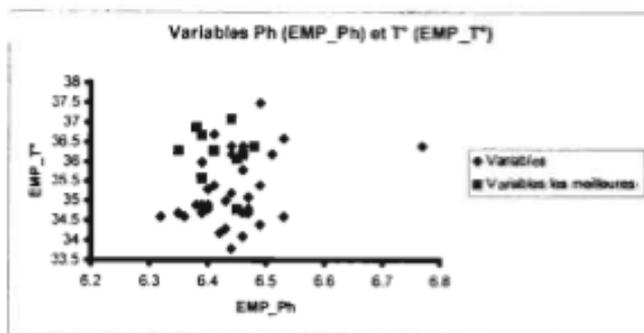


Figure 5 : Carta de saber-hacer al nivel de las mejores variables  
Fuente : Elaboración propia

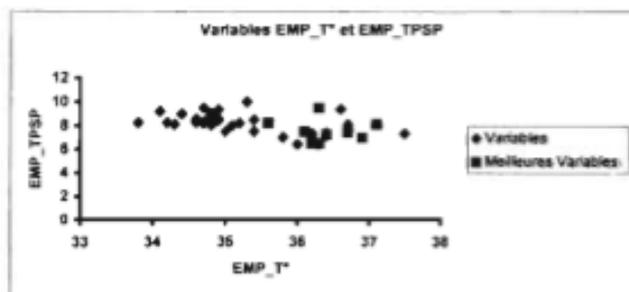


Figure 6 : Carta de saber-hacer al nivel de mejores variables  
Fuente : Elaboración propia

Para terminar, se aplico el planteamiento a cuatro muestras diferentes.

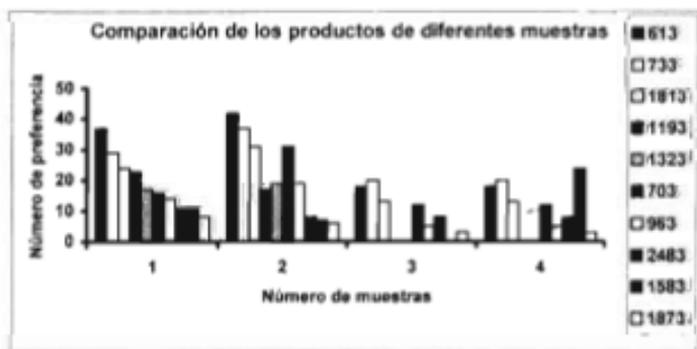
Obtención de diferentes muestras

		C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>
E <sub>2</sub>	Optimo	2,7	1,33	2	3,33
	Productos				
	592	3	2,5	3	4,5
	1853	2	3	2	2
	2922	2,25	2,75	2,5	5,25
	2663	2,75	5,25	2,75	5,25
	162	3,67	2,33	3,33	7
E <sub>3</sub>	Optimo	2,7	1,33	2	3,33
	Productos				
	3422	3,25	2,5	3,5	4,5
	2343	3	2,75	3,75	4
	2573	3,17	2,17	3,67	5
	1583	3,5	2,75	4,25	4,25
	1293	3	4,5	4	5
E <sub>4</sub>	Optimo	2,7	1,33	2	3,33
	Productos				
	2922	2,25	2,75	2,5	5,25
	1793	2	3	3	5
	1813	5	3	3,5	3,5
	3112	4,25	2,5	4,25	5
	2663	2,75	5,25	2,75	5,25

### Obtención de preferencias para los productos

Muestra	2	Muestra	3	Muestra	4
Producto	Preferencia	Producto	Preferencia	Producto	Preferencia
613	37	613	42	733	20
733	29	733	37	613	18
1813	24	1813	31	3162	15
1193	23	703	31	1813	13
1323	17	1323	19	703	12
703	16	963	19	2553	10
963	14	2553	18	2483	8
2483	11	3162	17	3062	6
1583	11	1193	17	2563	6
1873	8	2483	8	3492	5
2343	7	1583	7	963	5
1853	6	3492	6	1873	3
813	4	1873	6	873	3
3492	2	2563	5	3472	2
3162	2	2343	5	3262	2

Gráfica de los resultados de las comparaciones de las diferentes muestras



## CAPITULO IV

### RESULTADOS Y CONCLUSIONES

#### 4.1 Resultados

Los resultados obtenidos fueron los siguientes:

➤ *A partir de lo que el cliente pide se pueden tomar decisiones oportunas.*

Una empresa puede estar orientada hacia el mercado únicamente si comprende a la perfección sus mercados y a las personas que deciden si hay que comprar o no sus productos o servicios, o sea, el cliente. Esta Teoría de Rough Sets permite a la empresa tomar en cuenta de una manera más directa los gustos o preferencias del cliente y obtener así información valiosa que el decidor puede considerar al momento de la toma de decisiones, y que tendría como resultado la optimización de sus recursos.

➤ *Permite identificar las mejores variables de trabajo.*

Al obtener los resultados de la metodología de Rough Sets, el decidor se da cuenta de los criterios o atributos del producto que más se acercaron al producto óptimo, esto le permite indagar en el proceso de producción para identificar bajo que condiciones el operador trabajo y así obtener las mejores variables y plasmarlas en cartas de saber-hacer, permitiendo al decidor

capitalizar el conocimiento, y por ende mejorar y optimizar sus procesos de producción.

➤ *Es un método sencillo de aplicar y por lo tanto se pueden obtener los resultados rápidamente.*

La teoría de Rough Sets no requiere que los datos cumplan ningún tipo de requisito. Incluso, es posible analizar pequeños sistemas de información o que los sistemas a los que nos enfrentamos tengan grandes diferencias en cuanto al número de objetos que hay en cada clase.

No se efectúa ninguna corrección a los datos originales por lo que se mantienen durante todo el análisis. Un valor atípico aparece hasta el final y se le crea una regla para el solo

➤ *Se aprovecha el conocimiento del operador encargado del proceso.*

## 4.2 Conclusiones

Hoy en día, las empresas se enfrentan a problemas de decisión que tienen que ver con dos o más criterios (como en el caso de las preferencias de los clientes que se abordan en este trabajo), los cuales están en conflicto entre sí en el momento en que el decidor busca identificar la mejor alternativa.

Esto hace que para alcanzar la meta de la alternativa prioritaria sea necesario un trueque entre los criterios.

Existen numerosas herramientas de apoyo para la toma de decisiones en administración, sin embargo algunas de estas asumen la existencia de una función objetivo única y, otras presentan métodos que permiten considerar problemas de decisión con múltiples objetivos y con información cuantitativa y cualitativa.

Una herramienta utilizada para este tipo de situaciones es el análisis multicriterio, como se comentó anteriormente se utiliza para emitir un juicio comparativo entre proyectos o medidas heterogéneas, donde se encuentra la solución mediante la simplificación del problema, respetando en todo momento las preferencias de los actores.

Un amplio número de métodos multicriterio han sido desarrollados y aplicados para diferentes propósitos y en diferentes contextos. La Teoría de Rough Sets

es una técnica multicriterio sencilla y fácil de aplicar. Este enfoque permite descubrir dependencias entre atributos en la tabla de información y reducir el conjunto de los mismos eliminando aquéllos que no son esenciales para caracterizar el conocimiento. De la tabla de información reducida pueden derivarse reglas de decisión en forma de sentencias lógicas (si <condiciones> entonces <decisión>).

El desarrollo matemático de esta teoría se orienta también a descubrir dependencia entre los tributos, que es de vital importancia para el análisis del conocimiento, así como para la determinación de información redundante, en aras de poder identificar aquellos atributos más relevantes y de mayor capacidad descriptiva para definir la aproximación al conjunto y reducir el número.

En el contexto de la inteligencia Artificial, la teoría de Rough Sets conforma un esquema formal de reglas deterministas procedentes de una representación del conocimiento en forma de tabla de decisión, dando lugar a la configuración de un nuevo paradigma de representación simbólica del conocimiento con derivación inductiva de reglas: aprendizaje inductivo. Desde su aparición, tanto prácticos como teóricos se han mostrados interesados en la aplicación de esta metodología en diversos campos, lo que ha contribuido a fomentar su desarrollo y aplicación en la última década.

Las áreas en que más éxito está teniendo es su aplicación en el descubrimiento del conocimiento en la etapa de análisis de datos, si bien, hoy por hoy, la teoría de Rough Sets, en cuanto a su aplicación, se encuentra todavía en fase de experimentación.

En el ámbito de la predicción de insolvencia, lo mismo que con otras áreas del conocimiento, la aplicación de la teoría es todavía incipiente, por no decir muy escasa. El análisis comparativo de algunas investigaciones evidencia el potencial de esta técnica como herramienta de diseño de modelos, mostrándose como una alternativa fiable a las técnicas más eficientes del análisis multicriterio.

En este trabajo se dieron a conocer los lineamientos básicos de esta relativamente nueva teoría. Las principales ventajas que se encontraron con respecto a otras teorías, son:

- Dada una tabla de información, la TRS permite la reducción de los atributos, sin pérdida de la calidad de la información.
- Más allá de la determinación de los atributos, no es necesaria información adicional, lo que conlleva a no tener influencias humanas en los resultados, ya que no se realizan estimaciones por parte de especialistas.

- Esta teoría es particularmente útil en el tratamiento de datos ambiguos, principalmente cuando los métodos tradicionales –como los estadísticos– no ofrecen resultados satisfactorios.
- Implementaciones prácticas son fáciles, debido a la simplicidad de su teoría.

Cabe señalar, que se han realizados investigaciones, en donde, un problema de decisión resuelto por la teoría de Rough Sets, es aplicado y comparado por diferentes herramientas multicriterio como el ANOVA, SCORING, See5, AHP, PROMETHEE, entre otras y los resultados obtenidos son muy similares, es decir, no existe una gran diferencia en sus entre ellos.

Se considera de suma importancia la difusión de la misma, ya que ha sido y continúa siendo utilizada en diversas aplicaciones prácticas, sobre todo en temas como: análisis de decisión, sistemas expertos, sistemas de apoyo a la decisión, reconocimiento de patrones, etc.

Además, esta teoría es una buena opción para ser utilizada por las empresas nayaritas, ya que les permite identificar de una manera sencilla y rápida las variables claves de sus procesos permitiendo así aprovechar mejor sus recursos de producción.

Para las micro industrias agroalimentarias, esta herramienta les da la oportunidad de identificar aquellos criterios o atributos del producto que son preferidos por el cliente (o algunos criterios claves de cualquier proceso de la empresa), obteniendo como beneficio la optimización de sus recursos.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. AL – SHEMERI T., AL – KLOUB B., PEARMAN A., Model choice in multicriteria decisions aid. Theory and Methodology. European Journal Operational Research, N° 97, pp. 550-560, 1997.
2. ANDLER D., Introduction aux sciences cognitives, Gallimard Folio, Essais, 1992.
3. ASSADI H., Construction d'ontologies à partir de textes techniques. Applications aux systèmes documentaires. Thèse de Doctorat en informatique, Université Pierre et Marie Curie, Paris, 19 octobre 1998.
4. AUSSENAC N., KRIVINE J.L. et SALLANTIN J., Editorial : l'acquisition des connaissances pour les systèmes à base de connaissances. Revue d'intelligence artificielle, 6, numéro spécial sur l'acquisition des connaissances, pp. 7-18, 1992.
5. AZAPAGIC A., CLIFT R., Life cycle assessment and multiobjective optimisation.. Journal of Cleaner Production, N° 7, pp.135-143, 1999.
6. AZIBI R., VANDERPOOTEN D., Aggregation of dispersed consequences for construction criteria: The evaluation of flood risk reduction strategies. European Journal of Operational Research, N° 144, pp.397-411, 2003.
7. BARTHES J.P., Capitalisation des connaissances et intelligence artificielle, journées Franco Finlandaises de Tampere, 9-10 juin 1997.
8. BIENAYME M., L'économie des innovations technologiques, Que sais-je ?, 1994.
9. BISSDORFF R., Cognitive support methods for multi – criteria expert decision making. European Journal Operational Research. N° 119, pp. 379-387, 1999.
10. BONNER B., BAUMANN M., DALAL R., The effects of member expertise on group decision – making and performance. Organizational Behavior and Human Decisions Processes, N° 88, pp. 719-736, 2002.
11. BOUCHER X., Propositions méthodologies pour la gestion de Filières-Métiers dans un contexte d'Ingénierie Concourante, Thèse de 3<sup>ème</sup> cycle, Faculté des Sciences et techniques de Saint Jérôme, 1999.

12. BRANS J.P., The space of freedom of the decision maker. Modelling the human brain. *European Journal Operational Research*, N° 92, pp. 593-602, 1996.
13. BRANS J.P., Ethics and decision. *European Journal Operational Research*, N° 136, pp. 340-352, 2002.
14. BRUGHA C. M., The structure of qualitative decision – making. Theory and methodology. *European Journal Operational Research*, N°104, pp. 46-62. 1998.
15. BRUNNER N., STARKL M., Decision aid systems for evaluating sustainability: a critical survey. *Environmental Impact Assessment Review*, N° 24, pp. 441-469, 2004.
16. CHOO E. U., SCHONER B., WEDLY C. W., Interpretation of criteria weights in multicriteria decision making. *Computes and Industrial Engineering*, N° 37, pp.37:527-541, 1999.
17. CLERMONT P., Apport de réactivité dans le cycle de développement du produit formalisation d'une démarche, Thèse de doctorat, 1998.
18. CLÍMACO J., A critical reflection on optimal decision. *European Journal Operational Research*, N° 153, pp. 506-516, 2004.
19. COLLETTE Y., SIARRY P., Optimisation multiobjectif. Editions Eyrolles. 2002.
20. CORBEL J.C., Méthodologie de retour d'expérience : démarche MEREX de Renault, connaissances et savoir-faire en entreprise, Hermès, 1997.
21. CORNER J. L., BUCHANAN J. T., Capturing decisions maker preference: Experimental comparison of decision analysis and MCDM techniques. *Theory and Methodology. European Journal Operational Research*, N° 98, pp. 85-97,1997.
22. DELGADO M., HERRERA F., HERRERA – VIEDMA E., MARTINEZ L., Combining numerical and linguistic information in group decision making. *Journal of Information Sciences*, N° 107, pp. 177-194, 1998.
23. DESCHAMPS J.P., Les maîtrises de l'innovation totale, Les Editions d'Organisation, 1997.
24. DESOUZA K., EVARISTO R., Global knowledge management strategies. *European Management Journal*, N°21, pp. 62-67, 2003.
25. DE TERSSAC G., « Savoirs, compétences et travail » rapport du Laas, juin 1996.
26. DURAND D., La systématique. Presses universitaires de France. 1999.

27. DRUCKER P., Au delà du capitalisme, la métamorphose de cette fin de siècle, Dunod, Paris 1993, Edition originale « Post-capitalism society », Butterworth-Heinemann Ltd., Oxford, Great Britain.
28. ESCRIBANO R., GARCIA C., Dificultades de la puesta en práctica de los métodos de decisión multicriterio discretos. Toma de decisiones con criterios multiples. Ed. ASEPUMA. 2002.
29. ERMINE. J.L., CHAILLOT M., BIGEON P., CHARRETON B., MALAVIEILLE D., Méthode pour la gestion des connaissances. Article paru dans « ingénierie des systèmes d'information ». AFCETHERmès. 1996.
30. ERMINE J.L., Les systèmes de connaissances, collection HERMES 1996
31. ERMINE. J.L., Capitaliser et partager les connaissances avec la méthode MASK. Ingénierie et capitalisation des connaissances. Paris. Hermès Science Publications. pp.67, 2001.
32. EVERAERE C., Validation socio-économique d'une approche modulaire combinatoire et non hiérarchique des systèmes intégrés de production. Sciences de gestion, Institut de socio-économique des entreprises et des organisations, pp. 57-59, N°17, avril 1994, PUG N°4.
33. FABRICINO V., Changing the role of manufacturing through Concurrent Engineering, Production and Inventory Control Society, Conference Proceedings, 1992
34. FENSEL D., DECKER S., ERDMANN M. et STUDER R., Ontobroker : or how to enable intelligent access to the WWW. In B. Gaines et M. Musen (éd.), Proc. Of the 11 th Banff Workshop on knowledge acquisition, modelling and management (KAW'98), 18-23 avril 1998.
35. FIGUEIRA J., ROY B., Determining the weights of criteria in the ELECTRE type methods with a revised Simons's procedure. Decision aiding. European Journal Operational Research, N°139, pp. 317-326, 2002.
36. FUCHS B., LIBERJ., MILLE A. et NAPOLI A., Vers une théorie unifiée de l'adaptation en raisonnement à partir d'études de cas. Actes des journées ingénierie des connaissances (IC'99), Palaiseau, juin 1999, pp. 199-207.
37. GAL T., HANNE T., Consequences of dropping nonessential objectives for the application of MCDM methods. European Journal Operational Research, N°119, pp. 373-378, 1999.

38. GARROT O., Contribution à la modélisation de la conception des systèmes mécaniques, mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches, discipline mécanique. Soutenue le 21 décembre 1997.
39. GENELOT D., L'évolution du concept de connaissance modifie le pilotage des projets, point de vue, la Valeur N° 76, 2001.
40. GIARD V., MIDLER C., Pilotage de projet et entreprise, diversités et convergences, Economica, 1993.
41. GLODAS P., Artificialisme et rationalisation cognitive, Presses Universitaires de Lyon, 1994.
42. GOMEZ-PEREZ A., Ontological Engineering, tutorial of ECAI'98, Budapest, Hongrie, août 1998.
43. GOUMAS M., LYGEROU. V., An extension of the PROMETHEE method for decision making in fuzzy environment: Ranking of alternative energy exploitation projects. Theory and Methodology. European Journal Operational Research, N° 123, pp.606-613, 2000.
44. GRECO S., MATARAZZO B., SLOWINSKI R., Rough approximation of a preference relation by dominance relations. Theory and methodology. European Journal Operational Research, N° 117, pp. 63-83, 1999.
45. GRECO S., MATARAZZO B., SLOWINSKI R., Rough Sets Theory for Multicriteria Decision Analysis. European Journal Operational Research, N° 129, pp.1-47, 2001.
46. GRECO S., MATARAZZO B., SLOWINSKI R., Rough set methodology for sorting problems in presence of multiple attributes and criteria. European Journal Operational Research, N° 138, pp. 247-259, 2002.
47. GRUNDSTEIN M., Ingénierie et capitalisation des connaissances, Informatique et Systèmes d'Information, Collection HERMES, 2001.
48. GUIDAT C., TARAVEL B., DUCHAMP R., Au-delà de l'amélioration de la performance, la création de la valeur : le défi des sciences de l'innovation, Futuribles 2000.
49. HAQUE B.U., BELECHEANU R.A. BARSON R.J., PAWAR K.S., Towards the application of case reasoning to decision-making in concurrent product development (concurrent engineering), School of Mechanical, Manufacturing Engineering and Management, University of Nottingham, Nottingham, NG7 2RD, UK, pp. 101-112, 2000.

50. HARANI Y., Une approche multi-modèles pour la capitalisation des connaissances dans le domaine de la conception, Thèse de doctorat, de l'INPG, Nov. 1997.
51. HEINRICHS J.H., LIM J., Integrating web – based data mining tools with business models for knowledge management. *Decision Support Systems*, N° 35, pp.103-112, 2003.
52. HILLIER F., LIEBERMAN G., *Introducción a la investigación de operaciones*. Ed. Mc Graw Hill, 1996.
53. HOFFMAN R., SHADBOLT N., BURTON A., KLEIN G., Eliciting knowledge from experts: a methodological analysis. *Organizational Behavior and Human Decisions Processes*, N° 62, pp.129-158, 1995.
54. HORI K., An ontology of strategic knowledge: key concepts and applications. *Knowledge – Based Systems*, N° 13, pp. 369-374, 2000.
55. HUANG CH., TSENG T., *Expert Systems with Applications*, N° 26, pp.369-385, 2004.
56. JACKSON A G., LECLAIR S R., OHMER M C., ZIARKO W., AL-KAMHWY H., Roughs sets applied to materials data. *Acta mater*, N° 44, pp. 4475-4484, 1996.
57. JAGOU P., *Concurrent Engineering : la maîtrise des coûts, des délais et de la qualité*, Collection Systèmes d'information, HERMES, 1993.
58. JOHANNESSEN J A., OLAISEN J., OLSEN B., Mismanagement of tacit knowledge: the importance of tacit knowledge, the danger of information technology, and what to do about it. *International Journal of Information Management*, N°21, pp. 3-20, 2001.
59. JOHANNESSEN J A., OLSEN B., Knowledge management and sustainable competitive advantages: the impact of dynamic contextual training. *International Journal of Information Management*, N°23, pp. 277-289, 2003.
60. JOHNSON-LAIRD, *Mental Models*, Cambridge University Press, Cambridge, 1983.
61. KANE A., ARGOTE L., LEVINE J., Knowledge transfer between groups via personnel rotation : Effects of social identity and knowledge quality. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 2004.
62. KASANEN E., WALLENIUS H., WLENIUS J., ZIONT S., A study of high – level managerial decision processes, with implications for MCDM research. *Theory and methodology. European Journal Operational Research*, N°120, pp.496-510, 2000.

63. KIM S., Les rôles des professionnels de la connaissance dans la gestion de la connaissance. International Federation of Library Associations and Institutions. 1999.
64. KOLODNER J., Case-based reasoning, San Mateo, CA : Morgan Kaufmann, 1993
65. KOSKINEN. K.U., Tacit knowledge as a promoter of project success. European Journal of Purchasing & Supply Management. N°6, pp. 41-47, 2000.
66. KOSKINEN K.U., PIHLANTO P., VANHARANTA H., Tacit knowledge acquisition and sharing in a project work context. International Journal of Project Management, N°21, pp. 81-290, 2003.
67. KRABUANRAT K., PHELPS R., Heuristic and rationality in strategic decision making: an exploratory study. Journal of Business Research, N°41, pp.83-93, 1998.
68. KUSIAK A., WANG J., Dependency analysis in constraint negotiation, proceedings of the IEEE Transaction on systems, Man and Cybernetics, Vol. 25, N°9, pp. 1301-1313, 1995.
69. LAGRÈZE E., SISKOS Y., Preference disaggregation: 20 years of MCDA experience. European Journal Operational Research, N°130, pp. 233-247, 2001.
70. LARICHEV O., Ranking multicriteria alternatives: the method ZAPROS III. Theory and Methodology. European Journal Operational Research, N°131, pp. 550-558, 2001.
71. LARICHEV O.I., OLSON H. M., Numerical vs Cardinal measurements in multiattribute decision making: how exact is enough? Organizational Behaviour and Human Decision Processes, N° 64, pp. 9-21, 1995.
72. LARICHEV O. I, MOSHKOVICH H, M., ZAPROS – LM- a method and system for ordering multiattribute alternatives. Theory and Methodology. European Journal Operational Research, N° 82, pp.503-521, 1995.
73. LARICHEV O., ASANOV A., NARYZHNY Y., Effectiveness evaluation of expert classification methods. European Journal Operational Research, N° 138, pp. 260-273, 2002.
74. LEWKOWICZ M., ZACKLAD M., A guide through the construction of a groupware for efficient knowledge management, dans: R. Dieng., A. Giboin, L. Karsenty et G. de Michelis (dir.), Designing cooperative Systems, Amsterdam IOS Press, 2000.

75. LIAO S., Knowledge management technologies and applications – literature review from 1995 to 2002. *Expert System with Applications*, N° 25, pp.155-164, 2003.
76. LUBIT R., Tacit knowledge and knowledge management: the key to sustainable competitive advantage. *Organizational Dynamics*, N° 29, pp. 164-178, 2001.
77. LUKE S., SPECTOR L., RAGER D. et HENDLER J., Ontology-based Web agents. *Proc. of the first Int. Conference on Autonomus Agents*, 1997, pp. 59-66.
78. MARET P., PINON J.M, Ingénierie du savoir-faire, compétences individuelles et mémoire collective, *Collection HERMES, Informatique et gestion* 1997
79. MÁRMOL A., PUERTO F., FÉRNANDEZ F., Sequential incorporation of imprecise information in multiple criteria decision processes. *European Journal Operational Research*, N° 137, pp. 123-133, 2002.
80. MATSATSINIS N., SAMARAS, A. brand choice model selection based on consumers' multicriteria preferences and experts' knowledge. *Computers & Operations Research*, N° 27, pp. 689-707, 2000.
81. MATSATSINIS N., SAMARAS A., MCDA and preference disaggregation in group decision support systems. *European Journal Operational Research*, N° 130, pp. 414-429, 2001.
82. Mc ADAM R., Knowledge creation and idea generation: a critical quality perspective. *Technnovation*, N° 24, pp. 697-705, 2004.
83. MEINADIER J.P., Intégration des systèmes et pluridisciplinarité simultanée, 1ères journées internationales ILCE'93 *Integrated Logistics and Concurrent Engineering*, Paris, 1993.
84. MIDLER C., *Gestion de projet, l'entreprise en question, pilotage de projet et entreprises, diversité et convergences*, 1993.
85. MONY C., *DFM : enjeux, tendances et état de l'art*, ADEPA, maison de la productique, 1994.
86. MORENO JIMENEZ J., *M. Toma de decisiones con criterios múltiples. Series monografias numero 1*. Ed. ASEPUMA, 2001.
87. MORERA O., A psychometric analysis of the "divide and conquer" principle in multicriteria decision making. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, N° 75, pp.187-206, 1998.

88. MOSHKOVICH H., MECHITOV A., OLSON D., Ordinal judgments in multiattribute decision analysis. *European Journal of Operational Research*, N° 137, pp.652-641, 2002.
89. MOUSSAVI M., A case-based approach to knowledge management. In Aha D.W. (éd), Proc. of the AAAI'99 Workshop on "exploring synergies of knowledge management and case-based reasoning, juillet 1999, Orlando, AAAI Press Technical Report WS-99-10.
90. MOUSSEAU V., FIGUEIRA J., DIAS L., GOMES DA SILVA C., CLÍMACO J. Resolving inconsistencies among constraints on the parameters on an MCDA model. *Decision Aiding. European Journal Operational Research*, N° 147, pp.72-93, 2003.
91. NIETO M., From R&D management to knowledge management. An overview of studies of innovation management. *Technological Forecasting & Social Change*, N° 70, pp.135-161, 2003.
92. NOH J.B., A case-based reasoning approach to cognitive map-driven tacit knowledge management, *Expert systems with applications*, pp. 249-259, 2000.
93. NONAKA I., TAKEUCHI H., *Knowledge Creating Company: how Japanese companies create the dynamics of innovation*, Oxford University press, 1995.
94. NONAKA I., REINMOELLER P., SENOO D., Management focus. The "art" of knowledge: systems to capitalize on market knowledge. *European Management Journal*, N°16 (6), pp. 673-684, 1998.
95. NUMATA J., HANE K., LEI B., IWASHITA Y., Knowledge discovery and sharing in an information system. *PICMET'97: Portland International Conference on Management and Technology*, pp.713-716, 1997.
96. O'GRADY, YOUNG R.E., Issues in Concurrent engineering systems, *Journal of Design and Manufacturing*, Vol. 1, pp27-34, 1991.
97. PACHULSKI A., GRUNSTEIN, M., ROSENTHAL-SABROUX C.: GAMETH, A methodology aimed to locate the company's crucial knowledge. *ECKM 2000*, Bled Slovénie, 26-27 octobre 2000.
98. PAGE A., Results from PDMA best practices study: the best practices of high impact new product programs, *The EEI/PDMA Conférence an Newproduct Innovation*, june 1994.
99. PALLOT M., Enabling interaction using Meta-Data within a concurrent engineering environnement, *2èmes journées internationales, ILCE'94 Integrated Logistics and Concurrent Engineering*, Montpellier, 1994.

100. PALLOT M., L'approche « Concurrent Engineering » ou concourir au développement d'un produit global, CE-NET Info, N° 2 Décembre 1998.
101. PARSEI H.R, SULLIVAN W.G., Concurrent Engineering: contemporary issues and modern design tools. Boundary row, London : Chapman and Hill, 1993.
102. PAWLAK Z., Rough classification. Int. J. Human – Computer Studies, N° 51, pp. 369-383, 1999.
103. PAWLAK Z., Rough set and intelligent data analysis. Information Sciences, N° 147, pp.1-12, 2002.
104. POHEKAR S. D., RAMACHANDRAN M., Application of multi - criteria decisions making to sustainable energy planning: a review. Renewable and Sustainable Energy Review, N°8, pp. 365-381, 2004.
105. POITOU J.P, Documentation is knowledge: an anthropological approach to corporate knowledge management. In J.P Bartigès (éd.), Proceedings of the third international symposium on the management of industrial and corporate knowledge (ISMICK'95), Compiègne, octobre 1995, pp. 91-103.
106. POLANYI M., The tacit dimension, Routledge and Kegan Paul, Londres, 1966.
107. POMEROL J., An adaptation of PRIAM to multiobjective linear programming, European Journal of Operational Research, N° 31, pp. 335-341, 1988.
108. POMEROL J., Artificial intelligence and human decision making. European Journal Operational Research, N° 99, pp. 3-25, 1997.
109. POMEROL J., BARBA ROMERO S. Choix multicritère dans l'entreprise. Hermès. 1997.
110. POMEROL J., Scenario development and practical decision making under uncertainty, N° 31, pp.197-204, 2001.
111. POMIAN J., Mémoire d'entreprise, techniques et outils de la gestion du savoir. Editions Sapiaientia, 1996.
112. PRASAD B., Concurrent Engineering Fundamentals: Integrated Product Development, Prentice Hall PTR, Vol. 2, 1997.
113. QURESHI M E., HARRISON S R., WEGENER M K., Validation of multicriteria analysis models. Agricultural Systems, N° 62, pp.105-116, 1999.

114. RAJARAN K., JAIKUMAR R., Incorporating operator – process interactions in process control: a framework and an application to glucose refining. *Int. J. Production Economics*, N° 63, pp. 19-31, 2000.
115. RAMIK J., VLACH M., Pareto- optimality of compromise decisions. *Fuzzy Sets and Systems*, N° 129, pp.119-127, 2002.
116. REGAN T., MASTER L., HAMMERSON G., Capturing expert knowledge for threatened species assessments : a case study using NatureServe conservation status ranks. *Acta Oecologica*, N° 26, pp. 95-107, 2004.
117. RAMÍREZ AGUILAR, IRMA., Modelización multicriterio de los conocimientos de oficio a partir del método de Rough Sets con aplicación a la fabricación de un producto químico, Tesis de Maestría, mimeografiada. UAN, Tepic, México. 2008
118. RICHARDS D., COMPTON P., An alternative verification and validation technique for an alternative knowledge representation and acquisition technique. *Knowledge – Based Systems*, N° 12, pp. 55-73, 1999.
119. ROCHE C., Corporate ontologies and concurrent engineering, *Journal of materials Processing technology*, pp. 187-193, 2000.
120. ROSENHEAD. J. Robustness Analysis. Groupe de Travail Européen. « Aide multicritère à la Décision », N°62, 2002.
121. ROULLAND C., Reformuler les démarches de conception des systèmes d'information, Vol 2, N°6, pp. 719-741, 1994.
122. ROY. B. Decision-aid and decision-making in readings in multiple criteria decision aid, Springer-Verlag. Heidelberg, 1990
123. RUBENSTEIN – MONTANO B., LIEBOWITZ J., BUCHWALTER J., MCCA W D., NEWMAN B., REBECK K., The knowledge management methodology team. *Decision Support Systems*, N° 31, pp. 5-16, 2001.
124. SABOURIN L., LEFEBVRE A.,RENAUD J., GOGU G., Capitalisation et formalisation de savoir – faire pour la conception de gammes d'usinage série. *Mécanique & Industries*, N° 3, pp.121-128, 2002.
125. SHANTEAU J., WEISS D., RICKEY T., POUNDS J., Performance – based assessment of expertise: How to decide if someone is an expert or not. *European Journal of Operational Research*, N° 136, pp. 253-263, 2002.
126. SISKOS Y., SPYRIDAKOS. A. Intelligent multicriteria decision support: Overview and perspectives. *European Journal Operational Research*, N° 113, pp.236-246, 1999.

127. SOHLENIUS G., Concurrent Engineering, annals of CIRP, Vol. 41, pp. 645-655, 1992.
128. STEPANIUK J., Optimisation of rough set model. Fundamenta Informaticae. N° 35, pp.1-19, 1998.
129. SYAN S.C., Sequential or Simultaneous Engineering : a choice of strategy. Transformation of science and technology into productive power, Proceedings of the 11th International Conference on Production Research, China, pp.1232-6, August 1991.
130. TARONDEAU J.C., Les effets du retard de lancement d'un produit nouveau : analyse d'un cas, Revue Française de Gestion, n° 84, juillet 1991.
131. TAY F., SHEN L., Economic and financial prediction using rough sets model. European Journal Operational Research, N° 141, pp.641-659, 2002.
132. TERSSAC G. De, Analyse du travail et qualification, pp. 295-315, in Modèles en analyse du travail, Amalberti/de Montmollin/Theureau, Pierre Mardaga Editeur, 1991.
133. THIBAUT J., TAYLOR D., YANOFSKY C., LANOUILLE R., FONTEIX C., ZARAS K., Multicriteria optimization of a high yield pulping process with rough sets. Chemical Engineering Sciences, N° 54, pp. 203-213, 2003.
134. TICHKIEWITCH S., Optimisation de structures avec contraintes technologiques, un exemple: la CAO des pièces estampées, HDR, juin 1989, Université Paris 6.
135. TOLLENAERE M., Conception de produits mécaniques, Editions Hermès, Paris, ISBN 2-86601—694-7, 1998.
136. VALLS A., TORRA V., Using classification as an aggregation tool in MCDM. Fuzzy Sets and Systems, N° 115, pp. 159-168, 2000.
137. VAN DEN MUYZENBERG L., Fast track development, European Management Journal, Vol. 8, N°2, 1990.
138. VINCKE P., L'aide multicritère à la décision. Editions de l'Université de Bruxelles. SMA. Editions Paris. 1989.
139. WEBER F., et al., User Requirements definition. CODESCO Deliverable D11, ESPRIT Project N°25455, 1998.

140. WIELINGA B., Towards an unification of knowledge modelling approaches, KADS-II Report, KADS II/T1.1/UvA RR/004/3.0, 1993.
141. WITLOX F., TINDEMANS H., The application of rough sets analysis in activity – based modelling. Opportunities and constraints. Expert Systems and Applications, N° 27, pp.585-592, 2004.
142. WOO J.H., CLAYTON J., JOHNSON E., FLORES. E., ELLIS C., Dynamic knowledge map: reusing experts' tacit knowledge in the AEC industry. Automation in Construction, N° 13, pp. 203-307, 2004..
143. YAPY., NGWENYAMA O., OSEI- BRYSON K., Leveraging knowledge representation, usage, and interpretation to help reengineer the product development life cycle: visual computing and tacit dimensions of product development. Computers in Industry, N° 51, pp. 89-110, 2003.
144. ZARAS K., Rough approximation of a preference relation by a multiattribute stochastic dominance for determinist and stochastic evaluations problems. European Journal Operational Research, N° 130, pp. 305-314, 2001.
145. ZHANG W H., Pareto optimum sensitivity analysis in multicriteria optimisation. Finite Elements in Analysis and Design, N° 39, pp.505-520, 2003.
146. ZINKHAN G., BRAUNSBERGER K., The complexity of consumers' cognitive structures and relevance to consumer behavior. Journal of Business Research, N° 57, pp. 575-582, 2004.
147. ZOUPOUNIDIS C., DOUMPOS M., A preference disaggregation decision support system for financial classification problems. European Journal Operational Research, N° 130, pp.402-413, 2001.
148. ZOUPOUNIDIS C., DOUMPOS M., Multicriteria classification and sorting methods: a literature review. European Journal Operational Research, N° 138, pp. 229-246, 2002.