

#### Universidad de San Carlos de Guatemala

## Facultad de Ingeniería

# Escuela de Ingeniería en Ciencias y Sistemas

"DESARROLLO DEL LABORATORIO PRÁCTICO DE LOS CURSOS
"INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 1 Y 2", DE LA MAESTRÍA EN TECNOLOGÍA
DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN, EN SUSTITUCIÓN DE LA
CONTRAPARTE DE DOCENTES PROCEDENTES DE LA INDIA"

## Melvin Ronaldo Díaz Marroquín

Asesorado por el Ing. Jorge Armín Mazariegos

Guatemala, noviembre de 2009.

# UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA FACULTAD DE INGENIERÍA



"DESARROLLO DEL LABORATORIO PRÁCTICO DE LOS CURSOS
"INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 1 Y 2", DE LA MAESTRÍA EN TECNOLOGÍA
DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN, EN SUSTITUCIÓN DE LA
CONTRAPARTE DE DOCENTES PROCEDENTES DE LA INDIA"

TRABAJO DE GRADUACIÓN

PRESENTADO A JUNTA DIRECTIVA

DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA

POR

MELVIN RONALDO DÍAZ MARROQUÍN

ASESORADO POR EL ING. JORGE ARMÍN MAZARIEGOS

AL CONFERÍRSELE EL TÍTULO DE

INGENIERO EN CIENCIAS Y SISTEMAS

GUATEMALA, NOVIEMBRE DE 2009.

# UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA FACULTAD DE INGENIERÍA



#### **NÓMINA DE JUNTA DIRECTIVA**

DECANO Ing. Murphy Olympo Paiz Recinos

VOCAL I Inga. Glenda Patricia García Soria

VOCAL II Inga. Alba Maritza Guerrero de López

VOCAL III Ing. Miguel Ángel Dávila Calderón

VOCAL IV Br. José Milton De León Bran

SECRETARIA Ingo Marcia Ivánno Váliz Vargas

VOCAL V

SECRETARIA Inga. Marcia Ivónne Véliz Vargas

## TRIBUNAL QUE PRACTICÓ EL EXAMEN GENERAL PRIVADO

Br. Isaac Sultán Mejía

DECANO Ing. Sydney Alexander Samuel Milson

EXAMINADOR/A Inga. Claudia Liceth Rojas Morales

EXAMINADOR/A Ing. César Augusto Fernández Cáceres EXAMINADOR/A Ing. Manuel Fernando López Fernández

SECRETARIO/A Ing. Pedro Antonio Aguilar Polanco

#### **HONORABLE TRIBUNAL EXAMINADOR**

Cumpliendo con los preceptos que establece la ley de la Universidad de San Carlos de Guatemala, presento a su consideración mi trabajo de Ejercicio Práctico Supervisado (EPS) titulado:

DESARROLLO DEL LABORATORIO PRÁCTICO DE LOS CURSOS "INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 1 Y 2", DE LA MAESTRÍA EN TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN, EN SUSTITUCIÓN DE LA CONTRAPARTE DE DOCENTES PROCEDENTES DE LA INDIA,

tema que me fuera asignado por la Dirección de la Escuela de Ingeniería en Ciencias y Sistemas, con fecha de agosto 2008.

Melvin Ronaldo Díaz Marroquín

Guatemala, 26 de junio de 2009.

Ingeniera Norma Ileana Sarmiento Zeceña de Serrano Directora de la Unidad de EPS Facultad de Ingeniería

Respetable Ingeniera Sarmiento de Serrano:

Por este medio hago de su conocimiento que he revisado el trabajo de graduación del estudiante MELVIN RONALDO DIAZ MARROQUIN, titulado "DESARROLLO DEL LABORATORIO PRÁCTICO DE LOS CURSOS "INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 1 Y 2", DE LA MAESTRÍA EN TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN, EN SUSTITUCIÓN DE LA CONTRAPARTE DE DOCENTES PROCEDENTES DE LA INDIA", y a mi criterio el mismo cumple con los objetivos propuestos para su desarrollo, según el protocolo.

Sin otro particular, me suscribo de usted.

Atentamente,

Jorge Armín Mazariegos Ingeniero en Ciencias y Sistemas

Colegiado No 5547

Asesor Revisor de Trabajo de Graduación

E S C U E L A D E C 7 Œ. N C 1 A S Y S

T

E M A

S

UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA



FACULTAD DE INGENIERÌA ESCUELA DE CIENCIAS Y SISTEMAS TEL: 24767644

El Director de la Escuela de Ingeniería en Ciencias y Sistemas de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de San Carlos de Guatemala, luego de conocer el dictamen del asesor con el visto bueno del revisor y del Licenciado en Letras, de trabajo de graduación titulado "DESARROLLO DEL LABORATORIO PRÁCTICO DE LOS CURSOS "INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 1 Y 2", DE LA MAESTRÍA EN TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN, EN SUSTITUCIÓN DE LA CONTRAPARTE DE DOCENTES PROCEDENTES DE LA INDIA", presentado por el estudiante MELVIN RONALDO DÍAZ MARROQUÍN, aprueba el presente trabajo y solicita la autorización del mismo.

"ID Y ENSEÑAD A TODOS"

DAD DE SAN CARLOS DE

DIRECCION DE MINGENIERIA EN CIENCIAS

Ing Marlon Antonio Pèrez Th

Director, Escuela de Ingeniería en Ciencias y Sistemas

Guatemala, 10 de noviembre 2009

## Universidad de San Carlos de Guatemala Facultad de Ingeniería



Guatemala, 04 de septiembre de 2009. REF.EPS.DOC.1298.09.09.

Inga. Norma Ileana Sarmiento Zeceña de Serrano Directora Unidad de EPS Facultad de Ingeniería Presente

Estimada Ingeniera Sarmiento Zeceña.

Por este medio atentamente le informo que como Supervisora de la Práctica del Ejercicio Profesional Supervisado, (E.P.S) del estudiante universitario de la Carrera de Ingeniería en Ciencias y Sistemas, Melvin Ronaldo Díaz Marroquín Carné No. 199312197 procedí a revisar el informe final, cuyo título es "DESARROLLO DEL LABORATORIO PRÁCTICO DE LOS CURSOS "INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 1 Y 2" DE LA MAESTRÍA EN TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN, EN SUSTITUCIÓN DE LA CONTRAPARTE DE DOCENTES PROCEDENTES DE LA INDIA".

En tal virtud, LO DOY POR APROBADO, solicitándole darle el trámite respectivo.

Sin otro particular, me es grato suscribirme.

Atentamente,

"Id y Enseñad a Todos"

Inga. Floriza Felipa Avila Pesquera de Medinitta

Supervisora de EPS

Área de Ingeniería en Ciencias y Sistemas

FFAPdM/RA

Universidad de San Carlos de Gualemala
SUPERVISOR (A) DE EPS
Unidad de Prácticas de Ingeniería y EPS

Facultad de Ingeniería

### Universidad de San Carlos de Guatemala Facultad de Ingeniería



Guatemala, 04 de septiembre de 2009. REF.EPS.D.548.09.09.

Ing. Marlon Antonio Pérez Turck Director Escuela de Ingeniería Ciencias y Sistemas Facultad de Ingeniería Presente

Estimado Ingeniero Perez Turck.

Por este medio atentamente le envío el informe final correspondiente a la práctica del Ejercicio Profesional Supervisado, (E.P.S) titulado "DESARROLLO DEL LABORATORIO PRÁCTICO DE LOS CURSOS "INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 1 Y 2" DE LA MAESTRÍA EN TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN. EN SUSTITUCIÓN DE LA CONTRAPARTE DE DOCENTES PROCEDENTES DE LA INDIA", que fue desarrollado por el estudiante universitario Melvin Ronaldo Díaz Marroquín Carné No. 199312197 quien fue debidamente asesorado por el Ing. Jorge Armin Mazariegos y supervisado por la Inga. Floriza Felipa Ávila Pesquera de Medinilla

Por lo que habiendo cumplido con los objetivos y requisitos de ley del referido trabajo y existiendo la aprobación del mismo por parte del Asesor y de la Supervisora de EPS, en mi calidad de Directora apruebo su contenido solicitándole darle el trámite respectivo.

Sin otro particular, me es grato suscribirme.

Atentamente,

"Id y Enseñad a Todos"

Inga. Norma l

Facultad de Ingeniería

ácticas de Ingeniería y EPS

Serrano

NISZ/ra

Unidad de P



Universidad San Carlos de Guatemala Facultad de Ingeniería Escuela de Ingeniería en Ciencias y Sistemas

Guatemala, 14 de Octubre de 2009

Ingeniero
Marlon Antonio Pérez Turk
Director de la Escuela de Ingeniería
En Ciencias y Sistemas

Respetable Ingeniero Pérez:

Por este medio hago de su conocimiento que he revisado el trabajo de graduación del estudiante MELVIN RONALDO DIAZ MARROQUIN, titulado: "DESARROLLO DEL LABORATORIO PRACTICO DE LOS CURSOS INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 1 y 2, DE LA MAESTRIA EN TECNOLOGIA DE LA INFORMACION Y LA COMUNICACIÓN, EN SUSTITUCION DE LA CONTRAPARTE DE DOCENTES PROCEDENTES DE LA INDIA", y a mi criterio el mismo cumple con los objetivos propuestos para su desarrollo, según el protocolo.

Al agradecer su atención a la presente, aprovecho la oportunidad para suscribirme.

Atentamente,

Ing. Carlos Affredo Azurdia
Coordinador de Privados

y Revisión de Trabajos de Graduación

Universidad de San Carlos de Guatemala



Ref. DTG.505.09

El Decano de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de San Carlos de Guatemala, luego de conocer la aprobación por parte del Director de la Escuela de Ingeniería en Ciencias y Sistemas, al trabajo de graduación titulado: DESARROLLO DEL LABORATORIO PRÁCTICO DE LOS CURSOS "INTELIGENCIA DE NEGOCIOS 1 Y 2", DE LA MAESTRÍA EN TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y LA COMUNICACIÓN, EN SUSTITUCIÓN DE LA CONTRAPARTE DE DOCENTES DE LA INDIA", presentado por el estudiante universitario Melvin Ronaldo Díaz Marroquín, autoriza la impresión del mismo.

**IMPRÍMASE** 

Ing. Murphy Olympo Paiz

DECANO

nos DECANO

Guatemala, noviembre de 2009

/cc

c.c. archivo.

#### **ACTO QUE DEDICO A:**

DIOS EL PADRE Por su infinito amor hacia mí, enviando a su

Hijo a dar su vida por mí.

JESUCRISTO Mi salvador y mi redentor.

EL ESPÍRITU SANTO Mi guía y mi consuelo, quien siempre está a

mi lado.

MIS PADRES Jorge Luis Díaz Hernández y Miriam

Consuelo Marroquín Villeda, por su amor

incondicional.

FAMILIA DIAZ VILLAGRAN Mi querido hermano Aldo, la querida cuñis

Amapola y mis sobrinos, Kathy, Kimberly y

Aldo Javier.

#### **AGRADECIMIENTOS A:**

DIOS Por su ayuda y bendiciones para alcanzar

este punto tan importante para mi vida.

MIS PADRES Por todo el esfuerzo y dedicación en

formarme y convertirme en la persona que

soy.

FAMILIA DIAZ VILLAGRAN Por su apoyo y muestras de cariño en todo

momento, y ser ese refugio cuando lo he

necesitado.

MIS AMIGOS Erick y Julio, por toda su amistad y apoyo

en todo momento.

MIS HERMANOS Alex, Geremías, por estar conmigo,

sabiendo siempre qué decirme para cada

situación.

COINSA Y COMPAÑEROS Por la oportunidad que me ha dado de

desarrollarme profesionalmente y crear

grandes lazos de amistad y camaradería

con todos los que allí laboramos.

MI ASESOR Por toda la confianza y apoyo desinteresado

que me brindó, para poder concluir con esta

etapa.

# ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES	III
GLOSARIO	VII
RESUMEN	IX
OBJETIVOS	XI
INTRODUCCIÓN	XIII
DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO	XV
1. CONCEPTOS DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS	1
1.1. Datos, información y conocimiento	1
1.2. OLTP versus OLAP	2
1.3. Datawarehouse y datamart	4
1.4. Proceso de ETL	5
1.5. Persistencia MOLAP, ROLAP, HOLAP	6
1.6. Datamining	7
1.7. Por qué BI?	7
2. HERRAMIENTAS DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS	11
2.1. Microsoft ® SQL Server ® Analysis Services ®	11
2.2. Microsoft ® SQL Server ® Integration Services ®	12
2.3. Modelo Andamio	13

2.4. Tipificación de los ETL	14
DATAMINING	19
3.1. Descubrir el conocimiento (KDD)	19
3.2. Técnicas para descubrir el conocimiento	19
3.3. Minería de datos	21
3.4. Algoritmos de minería de datos	22
3.5. Proceso de minería de datos	23
3.6.¿Por qué minería de datos?	24
3.7. Datamining en la base de datos	<b>2</b> 5
3.8. Oracle ® Data Mining (ODM)	25
3.9. Funciones soportadas por ODM®	26
3.10. Ejemplos de aplicaciones de ODM	28
RESULTADOS	31
ONCLUSIONES	33
ECOMENDACIONES	35
BLIOGRAFÍA	
PÉNDICE - MATERIAL ELABORADOR PARA LABORATORIOS	39
	3.1. Descubrir el conocimiento (KDD) 3.2. Técnicas para descubrir el conocimiento

# ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

# **FIGURAS**

1. Portada sesión 1, curso 1	39
2. Agenda sesión 1, curso 1	39
3. Instalación de SQL Server (R) 2005	40
4. Continuación instalación de SQL Server	40
5. Continuación de instalación	41
6. Repaso de Conceptos BI	41
7. Datos e información	42
8. Conocimiento	42
9. Pirámide de conocimiento	43
10. OLTP	43
11. OLAP	44
12. Datawarehouse y datamart	44
13. Características de datawarehouse	45
14. Portada sesión 2, curso 1	45
15. Agenda sesión 2, curso 1	46
16. ETL	46
17. Proceso de ETL	47
18. MOLAP, ROLAP y HOLAP	47
19. Datamining	48
20. Proceso de datamining	48

21.	¿Por qué BI?	49
22.	Continuación ¿Por qué BI?	49
23.	Bibliografía sesiones 1 y 2	50
24.	Portada sesión 3, curso 1	50
25.	Agenda sesión 3, curso 1	51
26.	Componentes de SSAS	51
27.	Continuación de componentes de SSAS	52
28.	Continuación de componentes de SSAS	52
29.	Usos típicos de SSIS	53
30.	Ejemplos de tipos de ETL	53
31.	ETL de extracción	54
32.	ETL de inicialización	54
33.	ETL de preparación	55
34.	ETL de carga	55
35.	ETL de procesamiento	56
36.	Portada sesión 1 y 2, del curso 2	56
37.	Agenda sesiones 1 y 2, curso 2	57
38.	Repaso datos, información y conocimiento	57
39.	Descubrir el conocimiento	58
40.	Técnicas de KDD	58
41.	Continuación técnicas de KDD	59
42.	Minería de datos	59
43.	División de la minería de datos	60
44.	Aplicaciones de minería de datos	60
45.	Técnicas de minería de datos	61
46.	Algoritmos de minería de datos	61
47	Proceso de minería de datos	62

48.	Extensiones de minería de datos	.62
49.	Por qué usar minería de datos	.63
50.	Portada sesión 3, curso 2	.63
51.	Agenda sesión 3, curso 2	.64
52.	Proceso de datamining	.64
53.	Continuación proceso de datamining	.65
54.	Datamining en BDD	.65
55.	Oracle (R) Datamining	.66
56.	Funciones de ODM	.66
57.	Continuación de funciones de ODM	.67
58.	Funciones soportadas por ODM	.67
59.	Continuación de funciones soportadas por ODM	.68
60.	Continuación de funciones soportadas por ODM	.68
61.	Portada sesión 4, curso 2	.69
62.	Agenda sesión 4, curso 2	.69
63.	Ejemplo 1 de ODM	.70
64.	Ejemplo 2 de ODM	.70
65.	Ejemplo 3 de ODM	.71
66.	Ejemplo 4 de ODM	.71
67.	Aplicación de ejemplos de ODM	.72
68.	Componentes de ODM	.72

# **TABLAS**

I - Resultados Laboratorio Inteligencia de Negocios 1	31
II - Resultado Laboratorio Inteligencia de Negocios 2	32

## **GLOSARIO**

Commit Palabra reservada en las bases de datos, utilizada para

comprometer o grabar una transacción.

**DMX** Acrónimo en inglés para expresiones de minería de datos

(DataMining eXpressions).

**DM** Acrónimo en inglés para minería de datos (*DataMining*).

Red bayesiana "Una red bayesiana, o red de creencia, es un modelo

probabilístico multi-variable que relaciona un conjunto de

variables aleatorias mediante un grafo dirigido que indica

explícitamente influencia causal".1

MDX Acrónimo en inglés para expresiones multidimensionales

(Multi Dimensional eXpressions).

VII

-

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> http://es.wikipedia.org/wiki/Red\_bayesiana consultado en diciembre 2008

**Rollback** Pala

Palabra reservada en las bases de datos, utilizada para deshacer o reversar una transacción, y que los datos no se vean afectados.

SGBD

Sistema de Gestión de Base de Datos.

SQL

Acrónimo en inglés para Lenguaje estructurado de consulta (*Structured Query Language*).

#### RESUMEN

El presente trabajo se compone de una recolección de conceptos y definiciones relacionadas con la Inteligencia de Negocios, preparados para impartir el laboratorio de los cursos de Inteligencia de Negocios 1 y 2 de la Maestría en Tecnología de la Información y la Comunicación, de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de San Carlos de Guatemala. Dicho trabajo se realizó con los estudiantes de la segunda promoción de dicha maestría.

Capítulo 1 – Inteligencia de Negocios, acá se describen los conceptos de lo que es la Inteligencia de Negocios, se repasa el concepto de la evolución de datos a información y luego a conocimiento, además se revisan algunas aplicaciones de la Inteligencia de Negocios, y se enumera una lista de razones, de por qué las empresas deben invertir en la Inteligencia de Negocios.

Capítulo 2 – Herramientas de Inteligencia de Negocios, en este capítulo se revisan los componentes de la arquitectura de una solución de Inteligencia de Negocios, tanto herramientas tecnológicas, como los componentes de Microsoft ® SQL Server ®, como conceptuales, como el modelo Andamio y las tipificaciones de los ETL.

Capítulo 3 – Datamining, en este capítulo se estudia el concepto de la minería de datos, se define el proceso de la minería de datos, donde se hace énfasis que la mayor parte del trabajo se consume en el procesamiento de los datos, y se enumeran algunas de las técnicas más usadas en la minería de datos. Adicionalmente se evalúa la herramienta ODM de Oracle ® y sus aplicaciones a la minería de datos.

Capítulo 4 – Material de Laboratorio, este capítulo contiene la impresión de todas las presentaciones utilizadas en el curso, para transmitir los conceptos y conocimientos a los estudiantes.

Al final del informe, se presentan los resultados obtenidos por los estudiantes en los laboratorios de ambos cursos, atendidos por el presente EPS, así como las conclusiones y recomendaciones

# **OBJETIVOS**

#### GENERAL

Recopilar una serie de definiciones relacionadas con la Inteligencia de Negocios, para que sirva de apoyo al laboratorio de los cursos Inteligencia de Negocios 1 y 2 de la Maestría en Tecnología de la Información y la Comunicación, de la Facultad de Ingeniería, de la Universidad de San Carlos de Guatemala.

### • ESPECÍFICOS:

- 1. Impartir el laboratorio de los cursos Inteligencia de Negocios 1 y 2, en el cuarto trimestre del 2008 y primer trimestre del 2009, respectivamente.
- Preparar material para futuras referencias para el laboratorio de éstos cursos.
- 3. Guiar a los estudiantes en la aplicación práctica de los conceptos aprendidos en el laboratorio de los cursos.

- 4. Evaluar el grado de conocimiento alcanzado por los estudiantes, y reportarlo al catedrático titular.
- 5. Transferir la experiencia adquirida a los estudiantes, para que ellos puedan poner en práctica de forma más inmediata sus conocimientos relacionados con Inteligencia de Negocios.

## **INTRODUCCIÓN**

La Inteligencia de Negocios es un tema que recientemente ha tomado importancia en el mundo empresarial, ya que las empresas se han dado cuenta que la información es poder, y quien tenga la información correcta en el momento oportuno (conocimiento), es quien puede actuar acertadamente para sacar ventaja competitiva reaccionando rápidamente para adaptarse a los cambios en las tendencias.

Por esta razón, este tema ocupa dos cursos del pensum de estudios de la Maestría en Tecnología de la Información y la Comunicación, de la Facultad de Ingeniería, de la Universidad de San Carlos de Guatemala. El presente trabajo comprende una recolección de los principales conceptos relacionados con la Inteligencia de Negocios, así como el resumen de las presentaciones utilizadas en el laboratorio de los dos cursos, impartidos en la promoción 2008-2009 de dicha maestría.

En el laboratorio de estos dos cursos, se revisaron los principales conceptos relacionados con la Inteligencia de Negocios, y los estudiantes tuvieron la oportunidad de aplicar dichos conceptos utilizando dos de las principales herramientas existentes para realizar sus modelos, como son los productos de las empresas de software Microsoft<sup>®</sup> y Oracle<sup>®</sup>.

## **DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO**

El presente proyecto de Ejercicio Profesional Supervisado (EPS) consistió en recolectar información, elaborar presentaciones, realizar ejemplos, orientar y apoyar a los estudiantes en la elaboración de sus proyectos así como la calificación de los mismos.

En el curso Inteligencia de Negocios 1 se tuvo una reunión por semana con los estudiantes de la maestría, en las cuales se estudiaron los temas de repaso de conceptos de Inteligencia de Negocios, se instaló la herramienta Microsoft<sup>®</sup> SQL Server<sup>®</sup> Analysis Services (MSAS) versión 2005, se repasaron los conceptos de cubos, se les proporcionó una base de datos de ejemplo, y los estudiantes elaboraron un proyecto de Inteligencia de Negocios, de acuerdo al giro de negocio de los datos proporcionados.

En el curso Inteligencia de Negocios 2 se tuvo una reunión cada dos semanas, y en él se estudiaron los conceptos de descubrir el conocimiento, la minería de datos (*datamining*), las técnicas y algoritmos de la minería de datos, se instaló la herramienta Oracle<sup>®</sup> 10 g Enterprise Edition, con la opción de Oracle Data Mining, y la herramienta ODMiner, en esta ocasión los estudiantes fueron los encargados de obtener una base de datos, y sobre esta base de datos aplicar un proyecto de minería de datos, y dar sus conclusiones al respecto.

Para ambos cursos, la metodología utilizada fue, previo a las sesiones, investigación y elaboración de presentaciones y/o ejemplos, y durante la sesión la presentación participativa con los estudiantes, así como la realización de los ejemplos con ellos, adicional de las tareas de investigación que los estudiantes elaboraron.

### 1. CONCEPTOS DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS

# 1.1. Datos, información y conocimiento

Se puede definir la Inteligencia de Negocios (BI por sus siglas en inglés - *Business Intelligence*-) como el proceso de convertir los datos en información, y posteriormente la información en conocimiento.

- **1.1.1. Datos**: son los elementos mínimos de información que por sí mismos son irrelevantes para la toma de decisiones. Ejemplo:
  - 23,423.
  - Juan Pérez.
  - La Estrella.
- **1.1.2. Información**: son datos procesados y que tienen significado, es decir que son datos que tienen un contexto y una utilidad. Ejemplo:

Ventas del mes: 23,423 unidades.

Vendedor: Juan Pérez.

Marca: La Estrella.

- 1.1.3. Conocimiento: es la mezcla de la información y la experiencia (saber por qué y cómo) que se utiliza para adquirir nueva información, que a la vez ayuda a tomar decisiones acertadas, ejemplo:
  - Ventas del mes 23,423, 15% más alto que el mes anterior.
  - El vendedor Juan Pérez atiende a clientes mayoristas.
  - La Estrella marca a la que se le incrementó 50% de fondos en publicidad, respecto del mes anterior.

### 1.2. OLTP versus OLAP

- **1.2.1. OLTP** (*OnLine Transaction Processing*): el procesamiento de transacciones en línea, se caracteriza por:
  - El acceso a los datos está optimizado para tareas frecuentes de lectura y escritura. Por medio de transacciones que se actualizan por medio del *commit* o el *rollback*.
  - Los datos se estructuran según el nivel de la aplicación.

- Los formatos de los datos pueden variar entre un departamento y otro, debido a que tienen fuentes distintas.
- La historia de los datos normalmente se limita a los datos actuales o recientes.
- **1.2.2. OLAP** (*OnLine Analytical Processing*): el procesamiento de análisis en línea se caracteriza por:
  - Las bases de datos son especializadas para operaciones de lectura. La mayoría de operaciones que se realizan son las consultas, las inserciones, actualizaciones o eliminaciones son muy raras.
  - Los datos están estructurados de acuerdo a las áreas de negocio, pero los datos se encuentra en un formato uniforme e integrado a lo largo de toda la organización.
  - La historia de datos es a largo plazo, que puede ser de dos a cinco años, dependiendo del giro y la dinámica del negocio.

 Los datos que alimentan las bases de datos OLAP por lo general proceden de los sistemas operacionales existentes, por medio de procesos de extracción, transformación y carga (ETL).

# 1.3. Datawarehouse y datamart

- 1.3.1. Datawarehouse, su traducción literal es "bodega de datos", y este término se utiliza definir a una base de datos corporativa, que integra y unifica la información de una o más fuentes de datos distintas, lo cual permite realizar análisis desde una gran variedad de perspectivas o puntos de vista y con grandes velocidades de respuesta.
- 1.3.2. Datamart, por lo generar se identifica con datamart a una sección de un datawarehouse, especializado en un área de negocios específica, por ejemplo el datamart financiero, el datamart de ventas, el datamart de producción, pueden ser los componentes del datawarehouse corporativo de una empresa.

#### 1.3.3. Características:

 Integrado: sin importar de dónde provengan los datos, en estas bases de datos se consolidan y se integran todos los datos de las distintas fuentes de la información, lo que los convierte en sistemas "centralizadores" de la información.

- Temático: se puede definir el datawarehouse como el sistema que contiene todos los temas de la empresa, y el datamart es el que contiene un "tema" específico o área de la empresa.
- Histórico: en estos sistemas se tiene la capacidad de manejar grandes volúmenes de datos, lo que permite tener mucho tiempo de historia almacenada, lo cual permite realizar análisis de comportamientos y tendencias.
- No volátil: una vez que la información es cargada en el datawarehouse ya no se elimina ni se modifica, ya que los sistemas están optimizados para almacenar la información por mucho tiempo.

#### 1.4. Proceso de ETL

Es el proceso por medio del cual la información es trasladada desde su fuente original al datawarehouse y contiene procesos de extracción, transformación y carga (ETL - Extraction, Transformation and Loading) por medio de los cuales los datos de un sistema OLTP son trasladados a un sistema OLAP, con el fin de transformar los datos en conocimiento.

- **1.4.1. Extracción:** procesos encargados de obtener la información de las distintas fuentes, las cuales pueden ser tanto internas como externas.
- **1.4.2. Transformación:** es el proceso por medio del cual se limpia, depura, filtra, homogeniza y agrupa la información de las distintas fuentes.
- **1.4.3. Carga:** consiste en la organización y actualización de los nuevos datos ya transformados y los metadatos en la base de datos.

## 1.5. Persistencia MOLAP, ROLAP, HOLAP

Dentro de un *datawarehouse*, la información se puede almacenar de cualquiera de estar formas:

- 1.5.1. MOLAP OLAP Multidimensional, calcula agregaciones y estructuras en motores multidimensionales, tiene las combinaciones pre-calculadas, requiere mucho espacio.
- 1.5.2. ROLAP OLAP Relacional, se basa en un motor de base de datos relacional, y realiza los cálculos de las agregaciones en el momento que se solicitan.

1.5.3. HOLAP – OLAP Híbrido, una combinación entre los dos esquemas anteriores, en el cual las estructuras se almacenan con la técnica de MOLAP y las agregaciones por medio de ROLAP.

## 1.6. Datamining

El **datamining** (minería de datos), se refiere al proceso que puede ser automático o semiautomático, por medio del cual se buscan patrones o tendencias dentro de la información (que pueden ser grandes volúmenes de datos almacenados en una base de datos), con el fin de explicar los datos por sí mismos.

# 1.7. Por qué BI?

La principal justificación de por qué es necesario un proyecto de Inteligencia de Negocios, se puede definir como la respuesta a las siguientes preguntas:

- "Observar ¿qué está ocurriendo?"<sup>2</sup>
- "Comprender ¿por qué ocurre?"3

7

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> http://www.sinnexus.com/business\_intelligence/index.aspx consultada en Agosto 2008

³ Idem 2

- "Predecir ¿qué ocurriría si...?"4
- "Colaborar ¿qué debería hacer el equipo?"5
- "Decidir ¿qué camino se debe seguir?"6

### 1.7.1. Bl como una solución tecnológica

- Centralizar, depurar y afianzar datos
- Descubrir información no evidente para las aplicaciones actuales
- Optimizar el rendimiento de los sistemas

## 1.7.2. Bl como una ventaja competitiva

- Seguimiento real del plan estratégico
- Aprender de errores pasados
- Mejorar la competitividad

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> http://www.sinnexus.com/business\_intelligence/index.aspx consultada en Agosto 2008 <sup>5</sup> Idem 4

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup> Idem 4

Obtener el verdadero valor de las aplicaciones de gestión

### 2. HERRAMIENTAS DE INTELIGENCIA DE NEGOCIOS

## 2.1. Microsoft ® SQL Server ® Analysis Services ®

Esta herramienta es el motor de base de datos o SGBD de tipo multidimensional de Microsoft ® SQL Server ® y su propuesta para la administración de bases de datos tipo OLAP, los principales componentes de una base de datos de este tipo, de acuerdo a esta herramienta son los siguientes:

- 2.1.1. **Orígenes de datos:** establece los mecanismos de conexión hacia el origen relacional de los datos.
- 2.1.2. **Vistas de origen de datos:** describe una vista de origen de datos, un esquema relacional y consultas asociadas utilizadas para modelar uno o más orígenes de datos, en Analysis Services ®.
- 2.1.3. Cubos: describe cubos y objetos de cubo, lo que incluye medidas, grupos de medida, relaciones de uso de dimensiones, cálculos, indicadores clave de rendimiento, acciones, traducciones, particiones y perspectivas.

- 2.1.4. **Dimensiones:** describe dimensiones, tipos de dimensión, almacenamiento de dimensiones y objetos de dimensiones, incluidos atributos, relaciones de atributos, jerarquías, niveles y miembros.
- 2.1.5. **Estructuras de minería de datos:** describe estructuras de minería de datos y objetos de minería.
- 2.1.6. **Funciones:** mecanismo de seguridad para controlar el acceso a los objetos.
- 2.1.7. Ensamblados: describe un ensamblado, una colección de funciones definidas por el usuario utilizadas para ampliar los lenguajes MDX y DMX.

## 2.2. Microsoft ® SQL Server ® Integration Services ®

Para las tareas de extracción, transformación y carga (ETL), ésta la herramienta que presenta Microsoft ® para agilizar y optimizar estos procesos, las tareas comunes que nos permite realizar son:

- 2.2.1. Mezclar datos de almacenes de datos heterogéneos.
- 2.2.2. Llenar bodegas y almacenes de datos (datawarehouse y datamart)
- 2.2.3. Limpiar y normalizar datos
- 2.2.4. Generar BI en un proceso de transformación de datos.
- 2.2.5. Automatizar las funciones administrativas y la carga de datos

### 2.3. Modelo Andamio

El modelo Andamio es una base de datos genérica que se utiliza para ayudar a construir un *datawarehouse* pero que solamente sirve como un puente entre el modelo OLTP y el modelo OLAP, se puede decir que es una base de datos "relacional de paso", ya que nos permite relacionar los datos de un modelo al otro, por medio de relaciones de identificadores, y de esta forma mantener la trazabilidad entre un sistema y el otro, y de paso, ya que nos puede ayudar para realizar las tareas de conversión, depuración, consolidación y validación de los datos, para no afectar directamente el sistema OLTP, y antes de convertir los datos a un OLAP.

Su estructura es muy parecida a la estructura del sistema OLTP, con cierta información adicional, y que nos puede ayudar también, para consolidar la información de varios sistemas heterogéneos, ya que el objetivo es que sea un unificador de los datos, provenientes de distintas fuentes, y ésta base de datos será la encargada de procesar los distintos procesos de ETL.

# 2.4. Tipificación de los ETL

Los ETL son los procesos encargados de mover la información de un sistema a otro, en este caso, para mover la información desde el sistema OLTP hacia el sistema OLAP, se pueden clasificar en 5 categorías principales:

- 2.4.1. **Extracción:** obtienen la información del OLTP y la transfieren al Andamio.
  - En el modelo Andamio existe forma de relacionar el registro con el registro equivalente en el OLTP.
  - Para las tablas de tipo dimensión: el proceso se puede resumir como: Revisar existencia de registro en Andamio, si es nuevo lo transfiere, si es distinto actualiza y marca el registro, si está igual, lo deja como tal.

•	Para las tablas de hechos: obtiene datos en rango de tiempo
	según la periodicidad definida, convirtiendo los identificadores del
	sistema OLTP a los identificadores del Andamio

- 2.4.2. **Inicialización:** obtienen y cargan las tablas de dimensiones del Andamio hacia la estrella.
  - Estos procesos aplican para las tablas de dimensiones
  - Realizan procesos de consolidación ("aplanan" tablas)
  - Filtran los registros que han sido modificados.
  - Actualizan la información, proveniente del OLTP en la Estrella
  - Crean valores "Default" para posibles valores nulos.
- 2.4.3. **Preparación:** sincronizan las llaves de la Estrella hacia el Andamio y hacen las validaciones.
  - Se realizan sobre los hechos.

	Realizan pre-cálculos necesarios para la estrella, (conversiones)
	Obtienen el identificador de la estrella, para cada uno de los campos asociados, en base al id del andamio.
	Verifican la ausencia de nulos
	<ul> <li>Se realizan validaciones iniciales, cantidad de registros, suma de montos, razonabilidad de las conversiones, etc.</li> </ul>
2.4.4.	Carga: mueven la información del Andamio hacia la Estrella.
	<ul> <li>Una vez que los datos en los hechos están preparados y validados.</li> </ul>
	Traslada la información desde el Andamio hacia la Estrella.
	<ul> <li>Eliminan la información traslada del Andamio, para estar listos para la próxima carga.</li> </ul>

 Si se permite volver a cargar ciertos datos, deben ser capaces de actualizar esa información en la Estrella (más óptimo: borrar y volver a trasladar)

#### 2.4.5. **Procesamiento:** actualizan la información de los cubos.

- Son los encargados de refrescar la información, ya actualizada en la Estrella (DW) hacia los cubos.
- Refrescan las dimensiones, si hubo cambios drásticos, reconstruirlas, sino actualización incremental.
- Procesar cubos y modelos de minería de datos, puede ser incremental, refrescamiento o re-construcción.

### 3. DATAMINING

# 3.1. Descubrir el conocimiento (KDD)

El proceso de descubrir el conocimiento (KDD por sus siglas en inglés Knowledge discovery) se puede definir como la obtención de información potencialmente útil que se encuentra implícita en los datos, pero que nos es desconocida.

"El proceso de descubrir el conocimiento toma los datos tal como vienen, los transforma en información útil y entendible, procesando grandes cantidades de datos crudos, identificando los patrones significativos y relevantes y los presentan como conocimiento apropiado para satisfacer las metas del usuario."

# 3.2. Técnicas para descubrir el conocimiento

**3.2.1. Método de clasificación**: es el más usado, "agrupa los datos de acuerdo a similitudes o clases"<sup>8</sup>.

19

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup> http://exa.unne.edu.ar/depar/areas/informatica/SistemasOperativos/MineriaDatosBressan.htm

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup> Idem 7

- **3.2.2. Método probabilístico**: utilizando modelos de representación gráfica, se basa en las probabilidades e independencia de los datos, "puede usarse en sistemas de diagnóstico, planeación y sistemas de control".
- **3.2.3. Método estadístico**: "usa la regla del descubrimiento y se basa en las relaciones de los datos" 10, "usado para generalizar los modelos en los datos y construir las reglas de los modelos nombrados" 11.
- **3.2.4. Método Bayesiano**: es un modelo gráfico, usando "frecuentemente las redes Bayesianas, cuando la incertidumbre se asocia con un resultado que puede expresarse en términos de probabilidad, usado en sistemas de diagnóstico" <sup>12</sup>.

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup> http://exa.unne.edu.ar/depar/areas/informatica/SistemasOperativos/MonografiaMD.PDF consultado en enero 2009.

<sup>10</sup> Idem 9

 $<sup>^{11}\,</sup>http://exa.unne.edu.ar/depar/areas/informatica/SistemasOperativos/MineriaDatosBressan.htm Consultado en enero 2009$ 

<sup>&</sup>lt;sup>12</sup> Idem 11

### 3.3. Minería de datos

El *Datamining* o minería de datos, "es un mecanismo de explotación, consistente en la búsqueda de información valiosa en grandes volúmenes de datos. Está muy ligada a los *Datawarehouse* ya que realiza el análisis de archivos y bitácoras de transacciones, trabajando a nivel del conocimiento con el fin de descubrir patrones, relaciones, reglas, asociaciones o incluso excepciones útiles para la toma de decisiones" 13.

La minería de datos, utiliza técnicas estadísticas para convertirse en una minería de datos predictiva, o bien técnicas de inteligencia artificial para realizar una minería de datos para el descubrimiento del conocimiento.

Sus principales aplicaciones son:

- Aspectos climatológicos
- Medicina
- Mercadotecnia
- Inversión en casa de bolsa y banca
- Detección de fraudes y comportamientos inusuales

 $<sup>^{\</sup>rm 13}$  http://exa.unne.edu.ar/depar/areas/informatica/SistemasOperativos/MineriaDatosBressan.htm Consultado en enero 2009

- Análisis de canasta de mercado
- Determinación de niveles de audiencia
- Industria y Manufactura

# 3.4. Algoritmos de minería de datos

- 3.4.1. Supervisados o predictivos: "predicen el valor de un atributo de un conjunto de datos, conocidos otros atributos"<sup>14</sup>. Requieren la especificación de un objetivo, el cual puede tener atributos binarios (compra, no compra) o bien una lista de alternativas (color de sweater, rangos de salarios, etc.)
- 3.4.2. No supervisados o del descubrimiento del conocimiento: con estos algoritmos se "descubren patrones y tendencias en los datos actuales. El descubrimiento de esa información sirve para llevar a cabo acciones y obtener un beneficio de ellas"<sup>15</sup>. Se usan para encontrar estructuras intrínsecas, relaciones o afinidades en los datos, no tienen un objetivo específico, y pueden ser usados para encontrar agrupaciones naturales en los datos.

<sup>&</sup>lt;sup>14</sup> http://exa.unne.edu.ar/depar/areas/informatica/SistemasOperativos/MineriaDatosBressan.htm

<sup>&</sup>lt;sup>15</sup> Idem 14

### 3.5. Proceso de minería de datos

- **3.5.1. "Determinación de los objetivos**: delimitar los objetivos que el cliente desea"<sup>16</sup>.
- 3.5.2. Pre procesamiento de los datos: "se refiere a la selección, limpieza, enriquecimiento, reducción y transformación de las bases de datos" 17. En la vida real, los datos por lo general se encuentran "sucios", con datos incorrectos o ausentes, éstos se deben "limpiar" antes de utilizarlos, filtrando, normalizando, tomando muestras, transformando en varias direcciones. Cerca del 80% del esfuerzo en un proyecto de DM es invertido en la preparación de los datos, ya que éstos son la entrada para algún algoritmo de minería de datos.
- **3.5.3. Determinación del modelo**: análisis estadístico de los datos y visualización gráfica de los mismos como una primera aproximación.
- **3.5.4. Análisis de los resultados**: verificar la coherencia de los resultados obtenidos y compararlos con los resultados estadísticos y gráficos

23

<sup>&</sup>lt;sup>16</sup> http://exa.unne.edu.ar/depar/areas/informatica/SistemasOperativos/MineriaDatosBressan.htm

<sup>&</sup>lt;sup>17</sup> Idem 16

# 3.6. ¿Por qué minería de datos?

- **3.6.1.** "Contribuye a la toma de decisiones tácticas y estratégicas" <sup>18</sup>.
- **3.6.2.** "Proporciona poder de decisión a los usuarios del negocio, y es capaz de medir las acciones y resultados de la mejor forma" 19.
- **3.6.3.** Genera modelos descriptivos que permiten a las empresas explorar y "comprender los datos e identificar patrones, relaciones y dependencias que impactan en los resultados finales"<sup>20</sup>.
- **3.6.4.** "Genera modelos predictivos que permiten que relaciones no descubiertas a través del proceso del DM sean expresadas como reglas de negocio"<sup>21</sup>.

<sup>&</sup>lt;sup>18</sup> http://www.at-systems.es/soluciones/data\_mining.htm consultado en enero 2009.

<sup>&</sup>lt;sup>19</sup> http://exa.unne.edu.ar/depar/areas/informatica/SistemasOperativos/Mineria\_Datos\_(Vallejos).pdf consultado en enero 2009

<sup>&</sup>lt;sup>20</sup> http://www.monografias.com/trabajos26/data-mining/data-mining2.shtml consultado en enero 2009

<sup>&</sup>lt;sup>21</sup> http://exa.unne.edu.ar/depar/areas/informatica/SistemasOperativos/MineriaDatosBressan.htm Consultado en enero 2009

## 3.7. *Datamining* en la base de datos

Para el procesamiento de un modelo de minería de datos, éstos deben ser construidos, probados, validados, administrados e implementados en un ambiente apropiado, ya que los resultados pueden ser procesados posteriormente como parte de cálculos específicos y por lo tanto se vuelve necesario almacenarlos en una base de datos permanente, este proceso puede involucrar la transferencia de información entre servidores, repositorios de datos, aplicaciones y herramientas, conversiones de formatos, etc.

Eliminando o reduciendo estos obstáculos, se puede ejecutar el proceso de minería de datos con mayor frecuencia, utilizando datos más actualizados, reduciendo el movimiento de los datos, lo cual se traduce el tiempo total del procesamiento de la minería de datos, y si los datos no abandonan la base de datos, se mantiene la seguridad sobre los mismos.

## 3.8. Oracle ® Data Mining (ODM)

Esta herramienta, integra la minería de datos, dentro de la base de datos Oracle ®. Debido a que los algoritmos de minería de datos operan nativamente sobre las tablas o vistas relacionadas, se eliminan los procesos de ETL por medio de una herramienta especializada.

Con el ODM, las tareas de minería de datos pueden ejecutarse asíncronamente e independientes de alguna interface como parte de una base de datos normal. Y las herramientas pueden ejecutarse en línea con comandos de Java o bien con PL/SQL.

ODM automatiza la mecánica de construcción, pruebas y aplicación de modelos, de manera que los esfuerzos se enfoquen en los aspectos de negocios del problema y no de detalles estadísticos y matemáticos.

## 3.9. Funciones soportadas por ODM®

#### 3.9.1. Funciones supervisadas

- 3.9.1.1. **Clasificación**: agrupa los ítems en clases discretas y predice a qué clase pertenece un ítem.
- 3.9.1.2. **Regresión**: la aproximación y la previsión de valores continuos.
- 3.9.1.3. **Importancia del atributo**: identificar los atributos que son más importantes en la predicción de resultados.

- 3.9.1.4. **Detección de anomalías**: identificar los elementos que no cumplan las características de los datos "normales".
- 3.9.1.5. Árboles de decisión: una manera rápida y escalable de extraer información predictiva y descriptiva de una tabla de la base de datos, respecto de un objetivo especificado por el usuario; los árboles de decisión proveen reglas de fácil entendimiento.
- 3.9.1.6. Aprendizaje activo: un algoritmo mejorado de vector de máquina de soporte (una clase de detección de anomalías) que soporta grandes volúmenes de datos

#### 3.9.2. Funciones no supervisadas

- 3.9.2.1. **Agrupación (***Clustering***):** encontrar agrupaciones naturales en los datos.
- 3.9.2.2. **Asociación modelos**: análisis de "canasta de mercado".
- 3.9.2.3. **Extracción de características**: creación de nuevos atributos (características) como una combinación de los atributos.

# 3.10. Ejemplos de aplicaciones de ODM

3.10.1. Problema: un vendedor al detalle desea incrementar sus ingresos, identificando sus principales clientes potenciales, para crear incentivos para ellos. También desea una guía en su almacenamiento, determinando los productos que más frecuentemente se compran juntos.

**Solución**: un modelo de clasificación se puede construir para determinar los clientes que están "dispuestos" más de un 75% de gastar más de US\$1000 el próximo año. Un modelo de Reglas de Asociación para crear un análisis de canasta.

3.10.2. Problema: una agencia gubernamental desea métodos más rápidos y confiables para identificación de posibles actividades fraudulentas para futuras investigaciones.

**Solución**: crear modelos de clasificación, *Clustering* y modelos de detección de anormalidades para marcar los casos "sospechosos".

3.10.3. Problema: un investigador bioquímico desea trabajar con miles de atributos asociados con una investigación de la efectividad de una droga. **Solución**: una función de importancia de atributos para reducir el número de factores a un subconjunto manejable de atributos.

3.10.4. Problema: una compañía hipotecaria desea incrementar los ingresos, reduciendo el tiempo requerido para la aprobación de los préstamos.

**Solución**: un modelo de regresión puede predecir el mejor valor para una casa, eliminando la necesidad de una inspección en sitio.

### 4. RESULTADOS

En el curso Inteligencia de Negocios 1, al inicio se contaba con la presencia de seis estudiantes, al final solamente terminaron tres estudiantes, los cuales obtuvieron los resultados mostrados a continuación. En la tabla I se indica además cómo estaba compuesta la ponderación de las nota del laboratorio.

Tabla I - Resultados Laboratorio Inteligencia de Negocios 1

	Asistencia	Tareas	Fase 1	Fase 2	Fase 3	Fase 4	Nota Final
	(10%)	(5%)	(15%)	(15%)	(15%)	(40%)	(100%)
Estudiante 1	10	4	10	15	13	38	90
Estudiante 2	10	3	13	5	10	30	71
Estudiante 3	9	2	14	13	13	35	86
Promedio	9.7	3.0	12.3	11.0	12.0	34.3	82.3

En el curso Inteligencia de Negocios 2, los estudiantes que participaron fueron los mismos tres que concluyeron el curso anterior, la modalidad consistió en una clase bi-semanal, siempre tomándose en cuenta la asistencia, tareas de laboratorio y el desarrollo de un proyecto de curso, y los resultados así como la ponderación obtenida en los mismos, se detalla en la tabla II.

Tabla II - Resultado Laboratorio Inteligencia de Negocios 2

	Asistencia	Tareas	Proyecto	Nota Final	
	(15%)	(25%)	(60%)	(100%)	
Estudiante 1	13	23	50	86	
Estudiante 2	14	18	55	87	
Estudiante 3	12	15	55	82	
Promedio	13.0	18.7	53.3	85.0	

### **CONCLUSIONES**

- La aplicación práctica de los conocimientos adquiridos en el curso, por medio de un curso adicional de laboratorio, ayuda a los estudiantes a afianzar los mismos.
- A pesar de que en la actualidad existe mucha información relacionada con la Inteligencia de Negocios, es importante tener una fuente de referencia rápida y resumida.
- Cuando los estudiantes inician la aplicación práctica de los conceptos adquiridos, muchas veces es necesaria la guía de alguien que ya haya recorrido ese camino, para tener una mejor comprensión de lo que está haciendo.
- La ponderación y medición de los conocimientos adquiridos por los estudiantes ayuda a identificar la eficiencia en la transmisión del conocimiento.
- 5. El desarrollo de un proyecto de curso, ayuda a que los estudiantes puedan asimilar y aplicar de mejor manera el conocimiento adquirido en el mismo.

### RECOMENDACIONES

- Promocionar más la existencia de esta maestría, ya que tener solamente tres estudiantes en la segunda promoción es muy poco, lo cual puede provocar que se cierre tan importante postgrado.
- 2. Documentar más a los estudiantes acerca de los requisitos que se tienen para estudiar este postgrado, ya que los estudiantes que desertaron del curso, son profesionales que provienen de una carrera distinta a la Ingeniería en Ciencias y Sistemas, ya que esta maestría requiere sólidos fundamentos en tecnologías de información.
- Alentar a los estudiantes a que puedan disponer de equipo móvil, ya que para ir desarrollando sus proyectos, se les dificulta mucho estar movilizando sus bases de datos y/o equipos.
- 4. Formar una biblioteca de bases de datos extensas y completas, con información, para que los estudiantes puedan realizar sus pruebas de minería de datos, ya que en la elaboración del proyecto relacionado con ese tema, el mayor inconveniente que tuvieron los estudiantes fue el obtener una base de datos que les ayudará a cumplir los objetivos del proyecto de datamining.

5. Organizar más conferencias, en donde los estudiantes puedan conocer las opciones comerciales de aplicaciones disponibles en el mercado, adicionales a las que utilizan en sus prácticas, para que puedan tener un mayor panorama de las distintas formas en que esas herramientas aplican los conceptos.

### **BIBLIOGRAFÍA**

- 1. es.wikipedia.org/wiki/Datamart (Consultado 20-ago-2008)
- 2. es.wikipedia.org/wiki/*Datawarehouse* (Consultado 20-ago-2008)
- 3. es.wikipedia.org/wiki/ERP (Consultado 14-ago-2008)
- 4. es.wikipedia.org/wiki/ETL (Consultado 14-ago-2008)
- 5. es.wikipedia.org/wiki/OLAP (Consultado 20-ago-2008)
- 6. es.wikipedia.org/wiki/OLTP (Consultado 20-ago-2008)
- 7. Haberstroh, Robert. Oracle Data Mining Tutorial for Oracle Data Mining 10g Release 2, Oracle Data Mining 11g Release 1. Oracle USA, 2008.
- 8. Microsoft SQL Server 2005, Libros en pantalla, 2005.
- 9. msdn.microsoft.com/es-es/library/ms175609(SQL.90).aspx páginas similares (Consultado 06-sep-2008)
- 10. sinnexus.com/business\_intelligence/index.aspx páginas similares (Consultado 14-ago-2008)
- 11. Taft, Margaret; Krishnan, Ramkumar; Hornick, Mark; Muhkin, Denis; Tang, George; Thomas, Shiby; Stengard, Peter. Oracle *Datamining* Concepts, 10g Release 2 (10.2). Oracle USA, 2005.

### APÉNDICE - MATERIAL ELABORADO PARA LABORATORIOS

Figura 1 - Portada sesión 1, curso 1



Figura 2 - Agenda sesión 1, curso 1

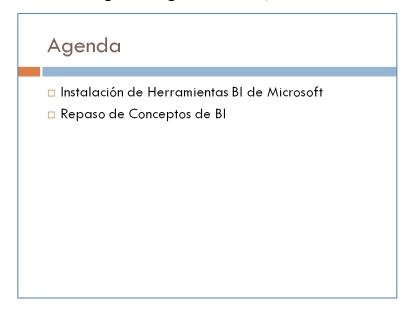




Figura 3 - Instalación de SQL Server (R) 2005





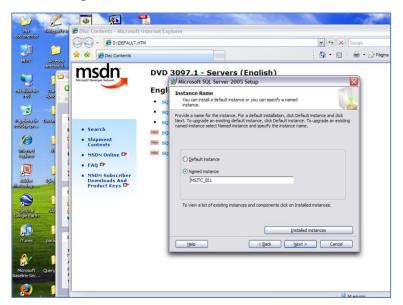


Figura 5 - Continuación de instalación ...

Figura 6 - Repaso de conceptos BI

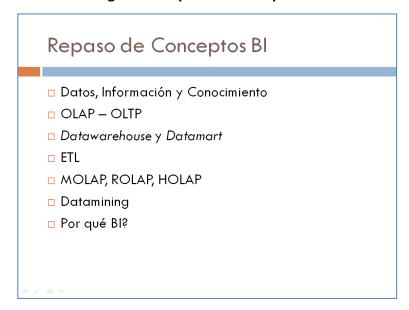


Figura 7 - Datos e información

### Datos, Información, Conocimiento

- Datos: elementos mínimos de información que por sí mismos son irrelevantes para la toma de decisiones.
   Ejemplo: 23,423, Juan Pérez, La Estrella.
- □ Información: datos procesados y que tienen significado, ejemplo: Ventas del mes: 23,423 unidades, Vendedor: Juan Perez, Marca: La Estrella.
- □ Información = Datos + Contexto (añadir valor) + Utilidad (disminuir la incertidumbre)

Figura 8 - Conocimiento

### Datos...

□ Conocimiento: El conocimiento es una mezcla de experiencia, valores, información y know-how que sirve como marco para la incorporación de nuevas experiencias e información, y es útil para la acción, ejemplo: Ventas del mes 23,423, 15% más alto que el mes anterior, Juan Pérez atiende a clientes mayoristas, La Estrella marca a la que se le incrementó 50% de fondos en publicidad, respecto del mes anterior.

Conocimiento
Información
Datos

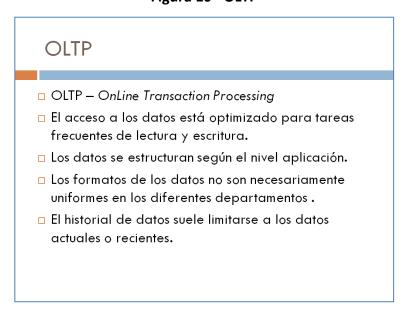
CONOCIMIENTO
INFORMACION
DATOS

BUSINESS
OPERATION

Figura 9 - Pirámide de conocimiento

Figura 10 - OLTP

22



 $<sup>^{\</sup>rm 22}$  http://www.sinnexus.com/business\_intelligence/index.aspx consultada en agosto 2008

Figura 11 - OLAP

### OLAP - OnLine Analytical Processing

- El acceso a los datos suele ser de sólo lectura. La acción más común es la consulta, con muy pocas inserciones, actualizaciones o eliminaciones.
- Los datos se estructuran según las áreas de negocio, y los formatos de los datos están integrados de manera uniforme en toda la organización.
- El historial de datos es a largo plazo, normalmente de dos a cinco años.
- □ Las bases de datos OLAP se suelen alimentar de información procedente de los sistemas operacionales existentes, mediante un proceso de extracción, transformación y carga (ETL).

Figura 12 - Datawarehouse y datamart

### Datawarehouse y Datamart

- Datawarehouse, base de datos corporativa, que integra y depura información de una o más fuentes distintas, permitiendo su análisis desde infinidad de perspectivas y con grandes velocidades de respuesta.
- Datamart, base de datos departamental, especializada en almacenar información de un área de negocios específica, generalmente es una sección de un datawarehouse.

Figura 13 - Características de datawarehouse

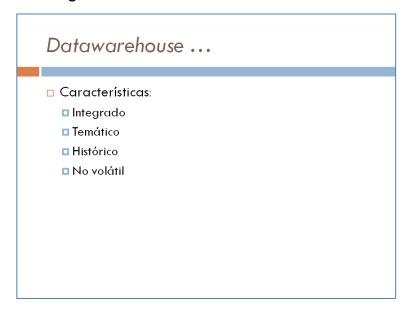


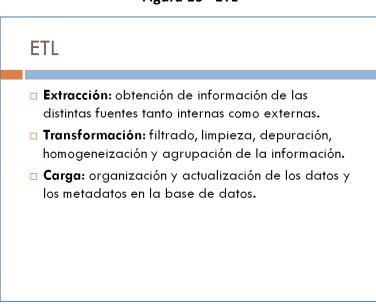
Figura 14 - Portada sesión 2, curso 1



Figura 15 - Agenda sesión 2, curso 1

# Agenda Repaso de Conceptos de BI Visión general de un cubo

Figura 16 - ETL



DEMS

Detamart do Vertas

Datamart Financiero

Conjunto de Datamarts que conforman

Outamart de Receives Humanos

Figura - 17 Proceso de ETL

Figura 18 - MOLAP, ROLAP y HOLAP

### MOLAP, ROLAP, HOLAP

un Datawarehouse Corporativo

- MOLAP OLAP Multidimensional, calcula agregaciones y estructuras en motores multidimensionales, tiene las combinaciones precalculadas, requiere mucho espacio.
- ROLAP OLAP Relacional, se basa en un motor de base de datos relacional, y realiza los cálculos de las agregaciones en el momento que se solicitan.
- HOLAP OLAP Híbrido, una combinación entre los dos esquemas anteriores

 $<sup>^{\</sup>rm 23}$  http://www.sinnexus.com/business\_intelligence/index.aspx consultada en agosto 2008

Figura 19 - Datamining

### Datamining

□ El datamining (minería de datos), es el conjunto de técnicas y tecnologías que permiten explorar grandes bases de datos, de manera automática o semiautomática, con el objetivo de encontrar patrones repetitivos, tendencias o reglas que expliquen el comportamiento de los datos en un determinado contexto

Figura 20 - Proceso de datamining

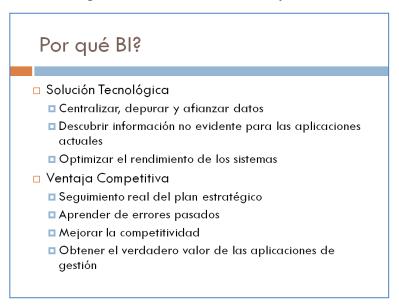
### Datamining

- □ Determinación de los objetivos.
- □ Pre-procesamiento de los datos.
- □ Determinación del modelo
- □ Análisis de resultados

Figura 21 - ¿Por qué BI?



Figura 22 - Continuación ¿Por qué BI?



 $<sup>^{24}\</sup> http://www.sinnexus.com/business_intelligence/index.aspx consultada en agosto 2008$ 

Figura 23 - Bibliografía sesiones 1 y 2



Figura 24 - Portada sesión 3, curso 1



Figura 25 - Agenda sesión 3, curso 1

### Agenda

- □ Componentes de Analysis Services
- □ Usos típicos de Integration Services
- □ Ejemplos de tipos de ETL

Figura 26 - Componentes de SSAS

### Componentes de SSAS

- □ **Orígenes de Datos:** Establece los mecanismos de conexión hacia el origen relacional de los datos.
- □ **Vistas de Origen de Datos:** Describe una vista de origen de datos, un esquema relacional y consultas asociadas utilizadas para modelar uno o más orígenes de datos, en Analysis Services.
- Cubos: Describe cubos y objetos de cubo, lo que incluye medidas, grupos de medida, relaciones de uso de dimensiones, cálculos, indicadores clave de rendimiento, acciones, traducciones, particiones y perspectivas.

Figura 27 - Continuación de componentes de SSAS

### Componentes ...

- Dimensiones: Describe dimensiones, tipos de dimensión, almacenamiento de dimensiones y objetos de dimensiones, incluidos atributos, relaciones de atributos, jerarquías, niveles y miembros.
- Estructuras de minería de datos: Describe estructuras de minería de datos y objetos de minería.
- □ **Funciones:** Mecanismo de seguridad para controlar el acceso a los objetos.

Figura 28 - Continuación de componentes de SSAS

### Componentes ...

 Ensamblados: Describe un ensamblado, una colección de funciones definidas por el usuario utilizadas para ampliar los lenguajes MDX y DMX.

Figura 29 - Usos típicos de SSIS

### Usos típicos de SSIS

- Mezclar datos de almacenes de datos heterogéneos.
- Llenar almacenamientos de datos y puestos de datos (datawarehouse y datamart)
- □ Limpiar y normalizar datos
- Generar Bl en un proceso de transformación de datos.
- Automatizar las funciones administrativas y la carga de datos

Figura 30 - Ejemplos de tipos de ETL

### Ejemplos de Tipos de ETL

- Extracción: Obtienen la información del OLTP y la transfieren al Andamio.
- Inicialización: Obtienen y cargan las tablas de dimensiones del Andamio hacia la estrella.
- □ **Preparación:** Sincronizan las llaves de la Estrella hacia el Andamio y hace las validaciones.
- □ **Traslado:** Mueve la información del Andamio hacia la Estrella.
- Procesamiento: Actualizan la información de los cubos.

Figura 31 - ETL de extracción

### ETL - Extracción

- □ En Andamio existe forma de relacionar el registro con el registro equivalente en el OLTP.
- □ Dimensiones: Revisa existencia de registro en Andamio, si es nuevo lo transfiere, si es distinto actualiza y marca el registro, si está igual, lo deja como tal.
- □ Hechos: Obtiene datos en rango de tiempo según la periodicidad definida, convirtiendo los id's del OLTP de una vez a los id's del Andamio.

Figura 32 - ETL de inicialización

### ETL - Inicialización

- □ Aplican a las tablas de dimensiones
- Realizan procesos de consolidación ("aplanan" tablas)
- □ Filtran los registros que han sido modificados.
- Actualizan la información, proveniente del OLTP en la Estrella
- □ Crean valores "Default" para posibles valores nulos.

Figura 33 - ETL de preparación

### ETL - Preparación

- □ Se realizan sobre los hechos.
- Realizan pre-cálculos necesarios para la estrella, (conversiones)
- Obtienen el id de la estrella, para cada uno de los campos asociados, en base al id del andamio.
- □ Verifican la ausencia de nulos
- Se realizan validaciones iniciales, cantidad de registros, suma de montos, razonabilidad de las conversiones, etc.

2 m A

Figura 34 - ETL de carga

### ETL - Carga

- Una vez que los datos en los hechos están preparados y validados.
- □ Trasladan la información desde el Andamio hacia la Estrella.
- Eliminan la información traslada del Andamio, para estar listos para la próxima carga.
- Si se permite volver a cargar ciertos datos, deben ser capaces de actualizar esa información en la Estrella (más óptimo: borrar y volver a trasladar)

2 B B

Figura 35 - ETL de procesamiento

### ETL - Procesamiento

- □ Son los encargados de refrescar la información, ya actualizada en la Estrella (DW) hacia los cubos.
- Refrescan las dimensiones, si hubo cambios drásticos, re-construirlas, sino actualización incremental.
- Procesar cubos y modelos de minería de datos, puede ser incremental, refrescamiento o recostrucción.

Figura 36 - Portada sesión 1 y 2, del curso 2

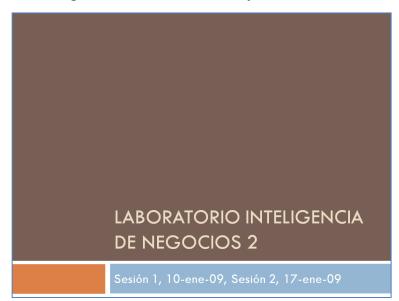


Figura 37 - Agenda sesiones 1 y 2, curso 2

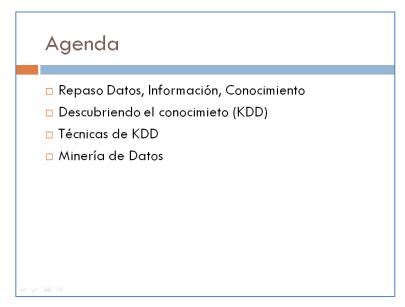


Figura 38 - Repaso datos, información y conocimiento



<sup>&</sup>lt;sup>25</sup> http://www.sinnexus.com/business\_intelligence/index.aspx consultada en agosto 2008

Figura 39 - Descubrir el conocimiento

### Descubrir el Conocimiento (KDD)

- Se define como "la extracción no trivial de información implícita, desconocida y potencialmente útil de los datos".
- El proceso de KDD toma los resultados tal como vienen los datos, los transforma en información útil y entendible
- Procesando grandes cantidades de datos crudos, identifican los patrones significativos y relevantes y los presentan como conocimiento apropiado para satisfacer las metas del usuario

Figura 40 - Técnicas de KDD

### Técnicas de KDD

- □ Método de Clasificación
  - Es el más usado, agrupa los datos de acuerdo a similitudes o clases.
- □ Método Probabilístico
  - Utilizando modelos de representación gráfica, se basa en las probabilidades e independencia de los datos, puede usarse en sistemas de diagnóstico, planeación y sistemas de control

Figura 41 - Continuación técnicas de KDD

### **Técnicas**

- Método Estadístico
  - □ Usa la regla del descubrimiento y se basa en las relaciones de los datos, usado para generalizar los modelos en los datos y construir las reglas de los modelos nombrados.
- □ Método Bayesiano
  - Es un modelo gráfico, usado frecuentemente las redes de Bayesian cuando la incertidumbre se asocia con un resultado que puede expresarse en términos de probabilidad, usado en sistemas de diagnóstico.

Figura 42 - Minería de datos

### Minería de Datos

- □ Es un mecanismo de explotación, consistente en la búsqueda de información valiosa en grandes volúmenes de datos.
- Otra definición: es el análisis de archivos y bitácoras de transacciones, trabaja a nivel del conocimiento con el fin de descubrir patrones, relaciones, reglas, asociaciones o incluso excepciones útiles para la toma de decisiones.
- □ La MD está muy ligada a los Data Warehouse

/ B &

Figura 43 - División de la minería de datos



Figura 44 - Aplicaciones de minería de datos



Figura 45 - Técnicas de minería de datos

### Técnicas de Minería de Datos Análisis preliminar de datos usando herramientas de consulta. Técnicas de visualización Redes neuronales artificiales Reglas de asociación Algoritmos genéticos Redes Bayesianos Arboles de decisión

Figura 46 - Algoritmos de minería de datos

# Algoritmos de Minería de Datos Supervisados o predictivos Predicen el valor de un atributo de un conjunto de datos, conocidos otros atributos. No supervisados o del descubrimiento del conocimiento Con estos algoritmos se descubren patrones y tendencias en los datos actuales. El descubrimiento de esa información sirve para llevar a cabo acciones y obtener un beneficio de ellas.

Figura 47 - Proceso de minería de datos

### Proceso de la Minería de Datos

- □ Determinación de los objetivos
  - □ Delimitar los objetivos que el cliente desea.
- □ Pre procesamiento de los datos
  - Se refiere a la selección, limpieza, enriquecimiento, reducción y transformación de las bases de datos
- □ Determinación del modelo
  - Análisis estadístico de los datos y visualización gráfica de los mismos como una primera aproximación
- □ Análisis de los resultados
  - Verificar la coherencia de los resultados obtenidos y compararlos con los resultados estadísticos y gráficos

Figura 48 - Extensiones de minería de datos

### Extensiones de Minería de Datos

- Web Mining
  - Consiste en aplicar técnicas de minería de datos a documentos y servicios de la web, procesando los logs para producir información significativa.
- Text Mining
  - Se refiere a examinar una colección de documentos y descubrir información no contenida en ningún documento individual de la colección.
  - Dado que el 80% de la información de una empresa se almacena en forma de documentos, existen técnicas que apoyan el TM

 $\dot{\varphi} \nearrow \equiv \dot{\varphi}$ 

Figura 49 - Por qué usar minería de datos

### Por qué usar Minería de Datos?

- Contribuye a la toma de decisiones tácticas y estratégicas.
- Proporciona poder de decisión a los usuarios del negocio, y es capaz de medir las acciones y resultados de la mejor forma.
- Genera modelos descriptivos: permite a empresas, explorar y comprender los datos e identificar patrones, relaciones y dependencias que impactan en los resultados finales.
- Genera modelos predictivos: permite que relaciones no descubiertas través del proceso del DM sean expresadas como reglas de negocio.

/ = 中

Figura 50 - Portada sesión 3, curso 2



Figura 51 - Agenda sesión 3, curso 2



Figura 52 - Proceso de datamining

### Proceso de Data Mining

- □ En la vida real, los datos por lo general se encuentran "sucios", con datos incorrectos o ausentes.
- Se deben "limpiar" antes de utilizarlos, filtrando, normalizando, tomando muestras, transformando en varias direcciones.
- □ Cerca del 80% del esfuerzo en un proyecto de DM es invertido en la preparación de los datos.
- Estos datos son la entrada para algún algoritmo de DM

Figura 53 - Continuación proceso de datamining

### Proceso de Data Mining...

- Los modelos son construidos, probados, validados, administrados e implementados en un ambiente apropiado.
- □ Los resultados del DM pueden ser post-procesados como parte de cálculos específicos y por lo tanto almacenados en una base de datos permanente.
- Puede involucrar la transferencia entre servidores, repositorios de datos, aplicaciones y herramientas, conversiones de formatos, etc.

/ = +

Figura 54 - Datamining en BDD

### Data Mining en BDD

- □ Eliminando o reduciendo estos obstáculos, se puede ejecutar el DM con mayor frecuencia.
- □ Se pueden utilizar datos más actualizados
- □ Se reduce el movimiento de datos, con lo que se reduce el tiempo total del procesamiento del DM.
- Si los datos no abandonan la base de datos, se mantiene la seguridad sobre los datos.

2 B D

Figura 55 - Oracle (R) Datamining

### Oracle Data Mining

- ODM Integra la minería de datos, dentro de la base de datos Oracle.
- □ Los algoritmos de DM operan nativamente sobre tablas relacionales o vistas, lo que elimina ETL para una herramienta especializada.
- □ Las tareas de DM pueden ejecutarse asíncronamente e independientes de alguna interface como parte de una bdd normal.
- □ Las herramientas de ODM pueden ejecutarse en línea con interfaces en Java, o bien con PL/SQL

Figura 56 - Funciones de ODM

### Funciones de ODM

- □ Supervisadas (Directas)
  - Usadas para predecir un valor
  - Requieren la especificación de un objetivo, el cual puede tener atributos binarios (compra, no compra) o bien una lista de alternativas (color de sweater, rangos de salarios, etc)
  - Naive Bayes para clasificaciones es un algoritmo para minería supervisada

Figura 57 - Continuación de funciones de ODM

## Funciones de ODM No Supervisadas (Indirectas) Usadas para encontrar estructuras intrínsecas, relaciones o afinidades en los datos. No usan un objetivo. Los algoritmos de "Clustering", pueden ser usados para encontrar las agrupaciones naturales en los datos. También se pueden clasificar como Predictivos o Descriptivos Predictivos: Clasificación y Regresión Descriptivos: Conjunto de características de los datos

Figura 58 - Funciones soportadas por ODM

# Funciones Soportadas por ODM Supervisadas Clasificación: Agrupa los ítems en clases discretas y predice a qué clase pertenece un ítem. Regresión: La aproximación y la previsión de valores continuos Importancia del atributo: Identificar los atributos que son más importantes en la predicción de resultados Detección de anomalías: Identificar los elementos que no cumplan las características de los datos "normales" (outliers)

Figura 59 – Continuación de funciones soportadas por ODM

## Funciones Soportadas por ODM Supervisadas (Incorporadas en versión 10g R2) Árboles de Decisión: Una manera rápida y escalable de extraer información predictiva y descriptiva de una tabla de la base de datos, respecto de un objetivo especificado por el usuario; Los árboles de decisión proveen reglas de fácil entendimiento. Aprendizaje Activo: una mejora al algoritmo de Vector de máquina de soporte (una clase de detección de anomalías) que soporta grandes volúmenes de datos

Figura 60 - Continuación de funciones soportadas por ODM

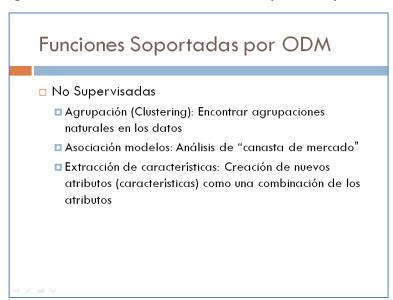


Figura 61 - Portada sesión 4, curso 2

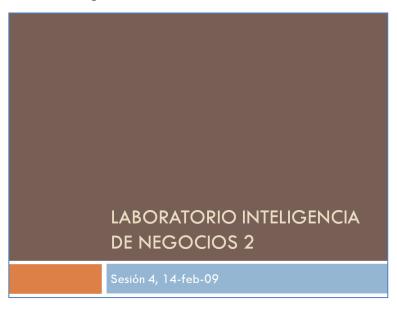


Figura 62 - Agenda sesión 4, curso 2

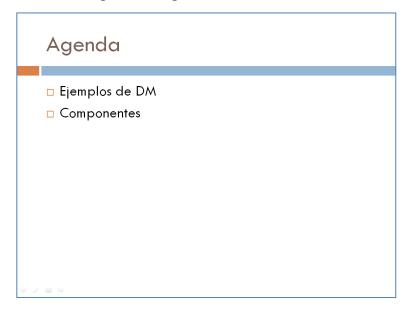


Figura 63 - Ejemplo 1 de ODM

### Ejemplos de DM

- Problema: Un vendedor al detalle desea incrementar sus ingresos, identificando sus principales clientes potenciales, para crear incentivos para ellos. También desea una guía en su almacenamiento, determinando los productos que más frecuentemente se compran juntos.
- □ Solución: Un modelo de Clasificación se puede construir para determinar los clientes que están "dispuestos" más de un 75% de gastar más de \$1000 el próximo año. Un modelo de Reglas de Asociación para crear un análisis de canasta.

Figura 64 - Ejemplo 2 de ODM

### Ejemplos...

- Problema: Una agencia gubernamental desea métodos más rápidos y confiables para identificación de posibles actividades fraudulentas para futuras investigaciones.
- Solución: Crear modelos de Clasificación, Clustering y modelos de detección de Anormalidades para marcar los casos "sospechosos"

Figura 65 - Ejemplo 3 de ODM

### Ejemplos...

- Problema: Un investigador bioquímico desea trabajar con miles de atributos asociados con una investigación de la efectividad de una droga.
- Solución: Una función de Importancia de atributos para reducir el número de factores a un subconjunto manejable de atributos.

2 m A

Figura 66 - Ejemplo 4 de ODM

### **Ejemplos**

- □ Problema: Una compañía hipotecaria desea incrementar los ingresos, reduciendo el tiempo requerido para la aprobación de los prestamos.
- Solución: Un modelo de Regresión puede predecir el mejor valor para una casa, eliminando la necesidad de una inspección en sitio.

7 = 6

Figura 67 - Aplicación de ejemplos de ODM

### Ejemplos...

- □ Si tienen un caso similar a estos, Oracle Data Mining puede ayudarles a encontrar la solución.
- □ Si se intenta resolver estos problemas con ODM, se puede estar seguro que el conocimiento del negocio y su conocimiento de los datos de las áreas de negocios, son los factores más importantes del proceso.
- ODM automatiza la mecánica de construcción, pruebas y aplicación de modelos, de manera que nos ocupemos de los aspectos de negocios del problema y no de detalles estadísticos y matemáticos

Figura 68 - Componentes de ODM

### Componentes

- □ ODM es accesible desde tres distintas interfaces, cada una diseñada para un tipo de usuario distinto.
- Oracle Data Mining Predictive Analytics (PA), es un paquete que contiene dos programas –Predecir y Explicar- cada uno requiriendo solamente la data de entrada