GabeDA - Clasificación de Features por Workflow de Datos

Estructura del Workflow

INPUT → PREPROCESS → FILTERS → ATTRIBUTES → SCORE

INPUT: CSV transaccional (trans_id, fecha, producto, glosa, costo, total, cantidad, inith, initm, customer_id, customer_name, customer_location)

PREPROCESS: Limpieza, formato de fechas, eliminación de NAs, validación de tipos de datos

FILTERS: Cálculos fila por fila (nuevas columnas derivadas)

ATTRIBUTES: Agregaciones (por cliente, producto, fecha, etc.)

SCORE: Cálculo de scores/métricas finales usando attributes

SECCIÓN A: Analítica Tradicional (Capacidades Actuales)

A1. Análisis Pareto (Regla 80/20)

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- ATTRIBUTES:
 - Agregación de ventas por producto: SUM(total) GROUP BY producto
 - Agregación de ventas por cliente: SUM(total) GROUP BY customer_id
 - o Ordenamiento descendente por total
- SCORE:
 - o Cálculo de % acumulado
 - Identificación del punto 80/20
 - Ranking de contribución

Outputs clave:

- Lista de productos Top 20% que generan 80% ingresos
- Lista de clientes Top 20% que generan 80% ingresos

A2. Alertas de Inventario

- PREPROCESS: Limpieza de datos, validación de stock
- FILTERS:
 - o Cálculo de días desde última venta: fecha MAX(fecha) per producto

- ATTRIBUTES:
 - Stock actual por producto (si se tiene campo stock, o inferido de inith/initm)
 - Promedio ventas diarias por producto: AVG(cantidad) per día per producto
 - Días sin movimiento: current_date MAX(fecha) per producto
- SCORE:
 - Días de stock restante = stock_actual / promedio_ventas_diarias
 - Flags de alerta: stock_bajo (< 7 días), sin_movimiento (> 90 días)

Outputs clave:

- Productos con < 7 días de stock
- Productos sin venta en 90+ días

A3. Salud de Inventario

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- **V** FILTERS:
 - Margen por transacción: total costo
 - Valor inventario por producto: stock_actual * costo_unitario
- ATTRIBUTES:
 - Rotación de inventario = total_ventas_periodo / promedio_inventario
 - o Días de inventario = 365 / rotación
 - Valor total inventario estancado (> 60 días sin venta)
 - % inventario lento vs total
- SCORE:
 - o Índice de salud (0-100) basado en rotación y días
 - Categorización: saludable / atención / crítico

Outputs clave:

- Monto en inventario estancado
- Rotación por producto
- Score de salud de inventario

A4. Segmentación de Clientes

- PREPROCESS: Limpieza de datos, estandarización customer_id
- ATTRIBUTES:
 - o Recency: días desde última compra por cliente
 - o Frequency: número de transacciones por cliente
 - Monetary: total gastado por cliente
 - Primera compra: MIN(fecha) per customer_id
- SCORE:
 - Segmentos RFM:

- Frecuentes: frequency > X, recency < Y
- Ocasionales: frequency mediano, recency mediana
- Dormidos: recency > 90 días, frequency > 0 histórico
- Nuevos: primera compra < 60 días

Outputs clave:

- Conteo de clientes por segmento
- Lista de clientes por categoría

A5. Velocidad de Productos

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- **V** FILTERS:
 - Extracción de día juliano: DATE_TO_DAY(fecha)
- ATTRIBUTES:
 - Días entre transacciones por producto
 - Promedio días entre ventas: AVG(días_entre_ventas) per producto
 - Frecuencia de venta: COUNT(trans_id) / días_operación per producto
- SCORE:
 - Velocidad categorizada:
 - Rápida: < 7 días entre ventas
 - Media: 7-30 díasLenta: > 30 días

Outputs clave:

- Días promedio para vender cada producto
- Categorización velocidad

A6. Pronóstico de Ventas Básico

- PREPROCESS: Limpieza, ordenamiento temporal
- **V** FILTERS:
 - Extracción de mes, año: MONTH(fecha), YEAR(fecha)
- **ATTRIBUTES**:
 - Ventas mensuales históricas: SUM(total) GROUP BY año, mes
 - o Promedio móvil (3 meses, 6 meses)
 - Tendencia lineal
- SCORE:
 - Proyección mes siguiente usando:
 - Promedio móvil
 - Tendencia lineal
 - Estacionalidad (si detectada)

Outputs clave:

- Ventas proyectadas próximo mes
- Intervalo de confianza

A7. Análisis de Tendencias Temporales

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- V FILTERS:
 - o Extracción temporal: año, mes, semana
- ATTRIBUTES:
 - Ventas por período (mes, año)
 - Comparaciones período anterior
 - Comparaciones mismo período año anterior
- SCORE:
 - % cambio mes vs mes anterior: (mes_actual mes_anterior) / mes_anterior
 - % cambio año sobre año: (mes_actual_año mes_mismo_año_anterior) /
 mes_mismo_año_anterior
 - o Dirección de tendencia: creciente/estable/decreciente

Outputs clave:

- % crecimiento mes vs mes
- % crecimiento año sobre año
- Gráfica de tendencia

SECCIÓN B: Nuevas Capacidades Analíticas (Sin IA)

B1. Análisis de Rentabilidad por Producto

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza, validación costo y total
- **V** FILTERS:
 - o Margen unitario: total costo
 - % margen: (total costo) / total * 100
- ATTRIBUTES:
 - Margen total por producto: SUM(margen) GROUP BY producto
 - % margen promedio por producto: AVG(% margen) per producto
 - Volumen de ventas por producto
- SCORE:
 - Rentabilidad = margen_total * volumen_ventas
 - Ranking por rentabilidad
 - o Categorización: alta/media/baja rentabilidad

- Productos con mayor margen absoluto
- Productos con mayor % margen
- Matriz volumen vs margen

B2. Análisis de Estacionalidad

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- V FILTERS:
 - o Componentes temporales: mes, trimestre, día_semana
 - o Flags: es_fin_semana, es_feriado
- ATTRIBUTES:
 - Ventas por mes (agregadas multi-año)
 - Ventas por día de semana
 - Ventas por trimestre
 - Índice estacional = ventas_período / promedio_general
- SCORE:
 - Coeficiente de variación estacional
 - Períodos peak vs valle
 - o Factores de estacionalidad por período

Outputs clave:

- Meses con mayor/menor venta
- Días de semana más activos
- Factores de ajuste estacional

B3. Análisis de Canastas (Market Basket)

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- **V** FILTERS:
 - Agrupación de transacciones: GROUP BY trans_id, customer_id, fecha
 - Creación de "cestas" (productos comprados juntos en misma transacción/día)
- ATTRIBUTES:
 - Frecuencia de pares de productos: COUNT(producto_A AND producto_B en misma transacción)
 - o Frecuencia individual de cada producto
- SCORE:
 - Support: freq(A,B) / total_transacciones
 - Confidence: freq(A,B) / freq(A)
 - o Lift: confidence(A→B) / support(B)
 - Reglas de asociación con lift > 1

- Pares de productos frecuentemente comprados juntos
- Reglas: "Si compra A, probablemente compre B"
- Lift scores

B4. Detección de Clientes en Riesgo de Abandonar

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- ATTRIBUTES:
 - Recencia actual por cliente: days_since_last_purchase
 - Frecuencia histórica esperada: AVG(días_entre_compras) per customer
 - o Desviación de patrón: recencia_actual frecuencia_esperada
 - Valor histórico del cliente: SUM(total) per customer
- ✓ SCORE:
 - Riesgo de churn = recencia_actual / frecuencia_esperada
 - Categorías:
 - Alto riesgo: recencia > 2x frecuencia esperada
 - Riesgo medio: recencia > 1.5x frecuencia
 - Activo: dentro del patrón normal
 - Prioridad = riesgo * valor_histórico

Outputs clave:

- Lista de clientes en riesgo alto
- Clientes priorizados por valor
- Días desde esperada compra

B5. Análisis de Punto de Reorden Inteligente

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- ATTRIBUTES:
 - Velocidad de venta diaria: AVG(cantidad) per día per producto
 - Desviación estándar de ventas: STDDEV(cantidad) per producto
 - Lead time proveedor (si disponible o asumido)
 - Stock actual
 - o Stock de seguridad = Z_score * STDDEV(ventas_diarias) * SQRT(lead_time)
- SCORE:
 - o Punto de reorden = (velocidad_venta * lead_time) + stock_seguridad
 - Cantidad óptima de pedido (EOQ) si se tienen costos
 - Días hasta stockout: stock_actual / velocidad_venta

- Punto de reorden por producto
- Cuándo pedir (alerta cuando stock < punto_reorden)

• Cantidad sugerida de pedido

B6. Dashboard de Indicadores Clave (KPIs)

Nota: No es un proceso de datos per se, sino una visualización de outputs de otros análisis.

Inputs desde otros workflows:

- Ventas del mes (A7)
- Margen promedio (B1)
- Inventario crítico (A2)
- Clientes activos (A4)
- Productos top (A1)
- Tendencia de crecimiento (A7)

Presentación:

- Formato de dashboard visual
- Métricas en tiempo real
- Comparaciones período anterior
- Indicadores visuales (colores, gráficos)

B7. Comparación con Meses/Años Anteriores (Benchmarking Personal)

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- FILTERS:
 - o Componentes de fecha: año, mes, semana
- ATTRIBUTES:
 - KPIs por período:
 - Ventas totales
 - Margen promedio
 - Cantidad de transacciones
 - Ticket promedio: AVG(total) per transacción
 - Productos vendidos
 - Clientes únicos
- SCORE:
 - Variaciones período sobre período:
 - (KPI_actual KPI_anterior) / KPI_anterior
 - Variaciones año sobre año:
 - (KPI_mes_actual KPI_mismo_mes_año_anterior) /
 KPI_mismo_mes_año_anterior
 - Índices de desempeño relativo

- Tabla comparativa multi-período
- % cambios en cada métrica

SECCIÓN C: Capacidades con Inteligencia Artificial

C1. Asistente de Voz/Chat para Consultas

Workflow:

- No es parte del pipeline de datos, sino una capa de interfaz
- Consume outputs de ATTRIBUTES y SCORES de otros análisis

Arquitectura:

- INPUT: Query en lenguaje natural (español)
- NLP Processing: Interpretación de intención del usuario
- Query Translation: Convierte pregunta a consulta de datos
- Data Retrieval: Obtiene datos de attributes/scores existentes
- Response Generation: Genera respuesta en lenguaje natural

Requisitos de datos:

- Acceso a todos los attributes y scores generados
- Metadata de qué análisis están disponibles
- Contexto del negocio del cliente

Ejemplo:

- Usuario: "¿Cuáles fueron mis 5 productos más vendidos en julio?"
- Sistema:
 - Identifica: query de ranking de productos
 - Filtra: mes = julio
 - o Obtiene: output de A1 (Pareto) filtrado
 - o Responde: "Los más vendidos en julio fueron..."

C2. Explicaciones Inteligentes ("¿Por Qué Pasó Esto?")

Workflow:

• Capa de análisis **post-SCORE** que genera narrativa

Arquitectura:

Detecta cambio → Identifica causas posibles → Genera explicación

Proceso:

- 1. Detecta anomalía/cambio (ej: ventas -15%)
- 2. Analiza factores contribuyentes:
 - ATTRIBUTES correlacionados:

- Quiebres de stock (de A2)
- Días operacionales (calendarios, feriados)
- Cambios en mix de productos
- Factores externos (si disponible):
 - Competencia
 - Estacionalidad (de B2)
- 3. SCORE: Peso de cada factor
- 4. Al: Genera narrativa explicativa con recomendaciones

Inputs requeridos:

- Todos los attributes de análisis previos
- Calendario de eventos (feriados, campañas)
- Datos de contexto (competencia, clima, etc.) si disponible

C3. Alertas Predictivas

Workflow:

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- V FILTERS: Cálculos temporales
- ATTRIBUTES:
 - Series temporales por producto/cliente
 - Tendencias recientes (últimas 2-4 semanas)
 - o Desviaciones de patrón normal
- SCORE:
 - Modelos predictivos simples:
 - Proyección lineal
 - Promedio móvil exponencial
 - Detección de tendencias
 - Umbrales de alerta configurables
- Al:
 - Algoritmos de forecasting (ARIMA, Prophet)
 - o Clasificación de urgencia de alerta
 - o Generación de mensaje contextual

Tipos de alertas:

1. Alerta de Stockout:

- Predicción: días hasta stock = 0
- Trigger: < 7 días predichos

2. Alerta de Demanda:

- Detección: tendencia acelerada > 30%
- Trigger: Z-score > 2

3. Alerta de Churn:

- Score de riesgo de B4
- o Trigger: cliente de alto valor en riesgo alto

C4. Recomendaciones Automáticas de Acciones

Workflow:

• **Post-SCORE:** Motor de recomendaciones basado en reglas + Al

Arquitectura:

```
Situación detectada → Reglas de negocio → Opciones generadas → Ranking → Recomenc
```

Proceso:

- 1. Identifica problema (ej: inventario lento)
- 2. Recupera ATTRIBUTES relevantes:
 - Valor en inventario lento (de A3)
 - Productos afectados
 - Margen histórico (de B1)
 - Productos complementarios (de B3)
- 3. Aplica reglas de negocio:
 - Si margen > 40% → puede descontar 30%
 - o Si tiene complemento popular → bundle
- 4. 🗐 AI:
 - Genera múltiples estrategias
 - Evalúa impacto esperado
 - Rankea por probabilidad de éxito
- 5. Output: Lista priorizada de acciones

Ejemplo lógica:

```
if producto.dias_sin_venta > 90:
    opciones = []
    if producto.margen > 40%:
        opciones.append("Descuento 30%")
    if tiene_complemento_popular(producto):
        opciones.append(f"Bundle con {complemento}")
    if producto.costo < valor_promedio_inventario * 0.1:
        opciones.append("Liquidación")
    return AI_rank_opciones(opciones, contexto_negocio)</pre>
```

C5. Procesamiento Inteligente de Documentos (OCR + AI)

• Enhancement del INPUT stage

Arquitectura:

Foto/Scan → OCR → Extracción de campos → Validación → Estructuración → INPUT

Proceso:

- 1. INPUT: Imagen de boleta/factura
- 2. OCR Processing:
 - Detección de texto
 - Reconocimiento de caracteres
- 3. Al Field Extraction:
 - o Identifica tipo de documento (boleta, factura, inventario)
 - Extrae campos:
 - Fecha
 - Monto total
 - Items/productos
 - Proveedor/cliente
 - RUT si aplica

4. Validation:

- Formato de fecha
- Validación de RUT
- Coherencia de montos

5. Estructuración:

- Convierte a formato CSV estándar
- Mapea a schema: (trans_id, fecha, producto, glosa, costo, total, cantidad, customer_id, etc.)
- 6. OUTPUT: Row(s) para añadir al INPUT CSV

Tecnologías requeridas:

- OCR engine (Tesseract, Google Vision API, AWS Textract)
- Al model para clasificación de documentos
- NER (Named Entity Recognition) para extracción de campos
- Reglas de validación Chile-específicas (formato RUT, formato boleta)

C6. Coach de Negocios Personalizado con IA

Workflow:

Capa conversacional que consume todos los ATTRIBUTES y SCORES

Arquitectura:

Pregunta → Entendimiento de intención → Análisis multi-source → Síntesis → Recome

Componentes:

1. Conversational AI:

- o Procesa pregunta del usuario
- Mantiene contexto de conversación

2. Knowledge Retrieval:

- Accede a TODOS los attributes generados
- o Identifica qué análisis son relevantes

3. Business Logic:

- Reglas de negocio del rubro
- Best practices de retail/comercio

4. 🗐 Al Reasoning:

- o Analiza múltiples attributes simultáneamente
- o Identifica patrones y oportunidades
- Prioriza recomendaciones

5. Response Generation:

- o Genera explicación comprensible
- o Incluye datos específicos del negocio
- Sugiere acciones concretas

Ejemplo flujo:

Usuario: "¿Cómo puedo aumentar mis ventas?"

Coach AI:

- 1. Analiza ventas actuales (A7)
- 2. Identifica clientes dormidos (B4) \rightarrow 8 clientes, \$500k/mes histórico
- 3. Detecta quiebres de stock (A2) → Producto A con alta demanda
- 4. Analiza días de venta (B2) → Viernes +40% vs otros días
- 5. Sintetiza: 3 oportunidades priorizadas
- 6. Genera respuesta personalizada con números del negocio

C7. Detección de Anomalías Automática

- PREPROCESS: Limpieza de datos
- V FILTERS: Cálculos temporales, ventanas móviles
- **ATTRIBUTES**:
 - o Series temporales de métricas clave:
 - Ventas diarias por producto

- Gastos operacionales
- Ticket promedio
- Tráfico de clientes
- o Estadísticas de normalidad:
 - Media móvil (7 días, 30 días)
 - Desviación estándar
 - Percentiles (P5, P95)
- SCORE:
 - o Z-score para cada métrica: (valor_actual media) / std_dev
 - o Detección de outliers: |Z-score| > 2
 - o Tipo de anomalía: spike positivo/negativo, cambio de tendencia
- 🔄 AI:
 - Algoritmos de detección:
 - Isolation Forest
 - Autoencoders para patrones complejos
 - LSTM para series temporales
 - Clasificación de severidad
 - o Contextualización (es anomalía real o evento esperado)

Tipos de anomalías detectables:

- 1. Anomalía de volumen: Producto vende 0 vs 5-8 diario normal
- 2. **Anomalía de gasto:** Gastos +40% sin razón aparente
- 3. Anomalía de patrón: Cambio de día peak de viernes a sábado
- 4. Anomalía de distribución: Mix de productos muy diferente

Output:

- Alerta con:
 - o Qué métrica
 - Valor esperado vs observado
 - Severidad (crítico/moderado/información)
 - Sugerencia de investigación

C8. Pronósticos Inteligentes Multi-Factor

- PREPROCESS: Limpieza, imputación de valores faltantes
- **V** FILTERS:
 - Features temporales: mes, día_semana, semana_año, es_feriado
 - Features de lag: ventas_7d_atras, ventas_30d_atras
 - o Features de tendencia: crecimiento_reciente
- ATTRIBUTES:
 - o Agregaciones temporales multinivel
 - Factores estacionales (de B2)
 - Eventos calendarios (feriados, campañas)
 - Variables exógenas si disponible (clima, competencia)

- ✓ SCORE ML Models:
 - Modelo 1 Simple: Promedio móvil ponderado + estacionalidad
 - o Modelo 2 Estadístico: ARIMA o Prophet
 - Modelo 3 ML:
 - XGBoost o LightGBM con features multi-factor
 - Features: lag values, día semana, mes, tendencia, estacionalidad, eventos
 - Ensemble: Combina predicciones de múltiples modelos

Feature Engineering para ML:

```
features = {
    'temporal': ['mes', 'dia_semana', 'semana_año', 'trimestre'],
    'lags': ['ventas_lag_7', 'ventas_lag_14', 'ventas_lag_30'],
    'rolling': ['ventas_rolling_7d', 'ventas_rolling_30d'],
    'trends': ['tendencia_7d', 'tendencia_30d'],
    'seasonality': ['factor_estacional_mes', 'factor_dia_semana'],
    'events': ['es_feriado', 'dias_hasta_feriado', 'es_mes_campaña'],
    'external': ['competencia_nueva', 'clima_categoria'] # si disponible
}
```

Output avanzado:

- Pronóstico puntual (valor esperado)
- Intervalos de confianza (P10, P90)
- Descomposición: tendencia + estacionalidad + residual
- Factores de influencia (feature importance)
- Recomendaciones operativas basadas en forecast

Ejemplo output:

```
Pronóstico Noviembre 2025:
- Ventas esperadas: $4.2M (rango: $3.9M - $4.5M)
- Basado en:
 * Histórico nov 2023-2024: +$50k cada año
 * Tendencia actual: +12% últimos 3 meses
 * Black Friday semana 4: +30% impacto esperado
 * Factor estacional noviembre: 1.15x
- Drivers principales:
 1. Estacionalidad (40% de predicción)
 2. Tendencia de crecimiento (30%)
 3. Evento Black Friday (20%)
 4. Día de semana (10%)
- Recomendaciones:
 * Productos A,B,C: aumentar stock 40%
 * Producto D: mantener normal
 * Staff: considerar +2 personas semana 4
- Riesgos:
```

- * Competencia nueva (monitorear primeras 2 semanas)
- * Incertidumbre: ±\$300k (7%)

RESUMEN: Arquitectura de Datos Completa

Pipeline Core (Todos los Features)

```
CSV Input

↓

[PREPROCESS] → Datos limpios y validados

↓

[FILTERS] → Datos + columnas derivadas (margins, dates, etc.)

↓

[ATTRIBUTES] → Agregaciones por entidad (cliente, producto, período)

↓

[SCORES] → Métricas finales, rankings, clasificaciones

↓

[OUTPUTS] → Reportes, dashboards, alertas
```

Capas AI (Enhancements)

Input Enhancement:

• C5: OCR/Document Processing → mejora INPUT

Analysis Enhancement:

- C3: Predictive Alerts → mejora SCORE con ML forecasting
- C7: Anomaly Detection → mejora SCORE con ML detection
- C8: Multi-factor Forecasting → mejora SCORE con ML avanzado

Interpretation Enhancement:

- C2: Intelligent Explanations → post-SCORE narrativa
- C4: Automated Recommendations → post-SCORE acción

Interface Enhancement:

- C1: Conversational Interface → consume ATTRIBUTES/SCORES
- C6: Business Coach → consume todo, razonamiento avanzado

Priorización de Implementación

Fase 1: Foundation (Sin Al)

Implementar: A1-A7, B1, B7

Pipeline básico: Input → Preprocess → Filters → Attributes → Score

Analytics fundamentales

Fase 2: Advanced Analytics (Sin AI)

Implementar: B2-B6

Requires más feature engineering

Análisis más sofisticados

Fase 3: Al Layer - Quick Wins

Implementar: C2 (Explanations), C5 (OCR)

• C2 usa LLM sobre datos existentes (rápido)

• C5 resuelve pain point crítico de input

Fase 4: Al Layer - Predictive

Implementar: C3 (Alerts), C7 (Anomalies)

Modelos ML simples primero

• Mejora operativa significativa

Fase 5: Al Layer - Advanced

Implementar: C8 (Advanced Forecasting), C4 (Recommendations)

ML más complejo

Requiere datos históricos suficientes (6+ meses)

Fase 6: Al Interface

Implementar: C1 (Chat), C6 (Coach)

- Capa conversacional sobre todo lo anterior
- Mayor impacto UX

Dependencias de Datos

Campos CSV actuales:

- trans_id, fecha, producto, glosa, costo, total, cantidad
- customer_id, customer_name, customer_location
- Inith, initm (horarios?)

Campos adicionales útiles:

- **stock_actual**: para A2, A3, B5 (crítico)
- **ategoria_producto**: mejora B3, análisis categorial
- proveedor: para análisis de proveedores
- costo_fijo_producto: para B1 mejorado
- lead_time_proveedor: para B5 más preciso

• es_feriado, eventos: para C8 forecasting

Fuentes externas opcionales:

- Calendario de feriados Chile
- 💭 Datos de clima (si aplica al negocio)
- **i** Indicadores económicos (IPC, tipo cambio)
- 📗 Datos de competencia (si disponible)

Este documento debe actualizarse a medida que:

- 1. Se implementen nuevos features
- 2. Se descubran nuevas dependencies
- 3. Se refine el data pipeline
- 4. Se agreguen nuevos campos al CSV