Reporte final del reto

Frado García¹, Claudio González², Jorge Guijarro³, Gabriel Meléndez⁴ and Melanie Montaño⁵

¹Tecnológico de Monterrey, Campus Guadalajara

September 9, 2024

Abstract

Este estudio presenta un análisis exhaustivo del comportamiento de ventas de productos farmacéuticos para Laboratorios PiSA utilizando cadenas de Markov. El modelo desarrollado permite predecir las probabilidades diarias de activación y desactivación de productos, proporcionando una base sólida para la toma de decisiones estratégicas. Se hace una estimación de las probabilidades de transición y se discuten las propiedades necesarias para asegurar la convergencia del modelo. Además, se integra el concepto de Valor de Vida del Cliente (CLV) para ofrecer una perspectiva más completa del valor a largo plazo de la base de clientes. Los resultados obtenidos se vinculan directamente con estrategias de negocio aplicables, lo cuál permite a PiSA adoptar un modelo de negocio más ágil y basado en datos, mejorando su capacidad para responder a las dinámicas del mercado farmacéutico.

Palabras Claves: Cadenas de Markov, Análisis predictivo, Valor de Vida del Cliente (CLV), Optimización de inventario, Estados, Probabilidad de transición

1 Introducción

Laboratorios PiSA, una importante empresa farmac eutica mexicana, busca analizar y optimizar sus procesos de venta y retenci on de clientes para diversos productos de su cat alogo. El objetivo principal es utilizar cadenas de Markov para modelar y predecir el estado de activaci on o desactivación de ciertos productos a lo largo del tiempo. En este contexto, una cadena de Markov nos permitirá representar los diferentes estados en los que puede encontrarse un producto (activo o desactivado) y las probabilidades de transici on entre estos estados en diferentes intervalos de tiempo. Este enfoque es particularmente util porque:

- 1. Permite modelar la dinámica temporal de las ventas de productos.
- 2. Captura la naturaleza probabilística de las decisiones de compra de los clientes.
- 3. Facilita la predicción de tendencias futuras basadas en patrones históricos.

El problema se centra en determinar, para un producto dado, la probabilidad de que se mantenga activo o se desactive en un tiempo t, basándonos en los datos históricos de ventas proporcionados por PISA. Esto permitirá a la empresa:

- 1. Identificar productos con alto riesgo de desactivación.
- 2. Desarrollar estrategias para mantener activos los productos más rentables.
- 3. Optimizar la gestión del inventario y la producción.
- 4. Mejorar las estrategias de marketing y retención de clientes.

Al modelar este problema con cadenas de Markov, buscamos proporcionar a Laboratorios PISA una herramienta analítica potente para la toma de decisiones estratégicas en su gestión de productos y relaciones con los clientes.

2 METODOLOGÍA

En nuestro análisis para Laboratorios PiSA, empleamos un enfoque basado en cadenas de Markov para modelar el comportamiento de las ventas de productos farmacéuticos. Este método nos permite capturar la dinámica temporal de las ventas y predecir la probabilidad de que un producto se mantenga *Activo* (con ventas) o se desactive (sin ventas) en diferentes intervalos de tiempo.

2.1 Definición del modelo

Definimos nuestro espacio de estados E=0,1, donde:

- 0 representa el estado "Desactivo" (sin ventas registradas en un día específico)
- 1 representa el estado "Activo" (con ventas registradas en un día específico)

Esta simplificación nos permite modelar la situación como una cadena de Markov de tiempo discreto con dos estados, capturando la esencia del comportamiento de ventas de cada producto.

2.2 Estimación de probabilidades de transición

Partiendo del modelo de ventas anterior, es posible construir una matriz que contiene las probabilidades de transición de los estados, es decir, las probabilidades de pasar de un estado a otro.

$$\mathcal{P} = \begin{pmatrix} p_{00} & p_{01} \\ p_{10} & p_{11} \end{pmatrix}$$

Donde:

- p_{00} es la probabilidad de transición del estado 0 al estado 0.
- p_{01} es la probabilidad de transición del estado 0 al estado 1.
- p_{10} es la probabilidad de transición del estado 1 al estado 0.
- p_{11} es la probabilidad de transición del estado 1 al estado 1.

Dichas probabilidades pueden ser calculadas con la frecuencia con la que aparece cada combinación de estado, por ejemplo:

$$p_{00} = \frac{\# \text{ de observaciones del estado } 00}{\# \text{ de observaciones del estado } 00 + \# \text{ de observaciones del estado } 01}$$

$$p_{01} = \frac{\# \text{ de observaciones del estado } 01}{\# \text{ de observaciones del estado } 01 + \# \text{ de observaciones del estado } 01}$$

2.3 Propiedades para asegurar la convergencia de la cadena

Para garantizar la convergencia de nuestro modelo y asegurar de la validez de nuestras predicciones a largo plazo, es crucial que nuestro modelo cumpla con las siguientes propiedades:

- 1. **Aperiodicidad:** La cadena es aperiódica, lo que implica que no existe un patrón fijo de ciclos que pudiera impedir la convergencia. En nuestro modelo, la posibilidad de permanecer en el mismo estado (p00 y p11 no son cero) asegura la aperiodicidad.
- 2. **Irreducibilidad:** Nuestra cadena es irreducible, ya que es posible alcanzar cualquier estado desde cualquier otro estado en un número finito de pasos. Con solo dos estados que pueden transicionar entre sí, así como permanecer en el mismo estado, la irreducibilidad es fácilmente visualizable y comprobable.
- 3. **Matriz de Transición Estocástica:** Aseguramos que nuestra matriz de transición P sea estocástica, lo que significa que las probabilidades de transición en cada fila suman 1. Matemáticamente: p00 + p01 = 1 y p10 + p11 = 1
- 4. **Ergodicidad:** Nuestra cadena es ergódica, lo que significa que es posible alcanzar cualquier estado desde cualquier otro estado en un número finito de pasos. Esto es inherente a nuestro modelo de dos estados, donde siempre existe una probabilidad no nula de transición entre estados *Activo y Desactivo*.

El cumplimiento de estas propiedades garantiza que nuestra cadena de Markov convergerá a una distribución estacionaria que refleja el comportamiento a largo plazo de las ventas de cada producto. Esta distribución estacionaria nos proporciona información valiosa sobre la probabilidad de que un producto se mantenga *Activo* o *Desactivo* en el largo plazo, permitiendo a PiSA tomar decisiones estratégicas informadas sobre su cartera de productos.

2.3.1 Consideraciones adicionales

Es importante notar que para productos nuevos o con historial limitado de ventas, nuestro análisis puede no ser tan exhaustivo debido a la cantidad limitada de transacciones. En estos casos, recomendamos un seguimiento más cercano y una reevaluación frecuente a medida que se acumulen más datos.

Además, nuestro modelo asume que las condiciones del mercado y las estrategias de venta permanecen relativamente constantes. Cambios significativos en estos factores podrían requerir una recalibración del modelo para mantener su precisión predictiva.

2.4 Manejo de valores negativos

A partir del tipo de transacción generada, un registro puede ser *positivo*, si se trata de la compra de un material, o *negativo* si hablamos de su devolución (en valor monetario).

Dado que en un mismo día pueden registrarse múltiples transacciones para un mismo producto, se sumaron todas las transacciones semanales para obtener un balance de ventas total.

Además, como las devoluciones deberían ser eventos excepcionales, se verificó que ni el cliente ni el producto involucrado presenten un patrón repetitivo de transacciones que indiquen devoluciones continuas. Para ello se utilizó la siguiente lógica:

• Caso 1: Si el balance de ventas de una fecha es negativo, pero en la fecha siguiente es positivo, se marca que el producto/cliente estuvo *Activo* en ambas fechas, dado que la devolución se considera un evento extraordinario *Figura 1*.

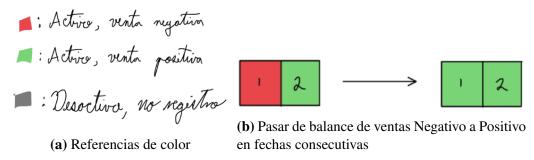


Figure 1. Manejo de ventas negativas: Caso 1

• Caso 2: Si el balance de ventas es negativo en dos fechas consecutivas, ambas fechas se descartarán del registro, y por lo tanto, se considerarán como *Desactivas*, ya que esto indicaría una situación que requiere atención especial *Figura 2*.



Figure 2. Manejo de ventas negativas: Caso 2

2.5 Creación del Algoritmo

Para obtener la cantidad y el tipo de transiciones entre los estados de *Activo* y *Desactivo* se creó un algoritmo de busqueda lineal, en el cual se recorrió cada registro de la base datos proporcionada por el socio formador. Además, se realizaron ajustes menores en el algoritmo para analizar las ventas tanto por material como por cliente, de manera independiente.

2.5.1 Ventas por Id_material

Se considera que la periodicidad para el modelado y estimación de las probabilidades de Activación/Desactivación son en semanas.

El algoritmo comienza dividiendo y asignando estados para cada registro de los elementos en la categoría *id_material* en la base de datos. A continuación, se calcula la diferencia en días entre un registro de venta y el que le procede (los materiales con un único registro de venta se descartaron,

ya que no permiten un análisis adecuado). Con esta diferencia, se pueden formular cuatro posibles escenarios de estados y fechas dentro de este rango, como se ilustra en la *Figura 3*. A partir de estos escenarios, se construye una tabla de contingencia para todos los materiales.

1. **Caso 1 - Diferencia de 1 dia:** Cuando la diferencia de los estados es de 1, se registra que el estado pasa de *Activo* (1) a *Activo* (1), este es el primer caso.

	1	0
1	1	
0		

2. **Caso 2 - Diferencia de 2 dias:** Cuando la diferencia de los estados es de 2, se registra que el estado pasa de *Activo* (1) a *Desactivo* (0), y luego de *Desactivo* (0) a *Activo* (1).

	1	0		
1		1		
0	1			

3. Caso 3 - Diferencia de 3 dias: Cuando la diferencia de los estados es de 3, se registra que el estado pasa de *Activo* (1) a *Desactivo* (0), luego de *Desactivo* (0) a *Desactivo* (0), para pasar por último de *Desactivo* (0) a *Activo* (1). Además, para este caso, cuando el numero de días es mayor a 3, la cantidad de registros del tipo 0-0 (permanecer en el estado *Desactivo* en dos días consecutivos) que se agrega a la tabla es igual a:

de registros
$$0-0 = 1 \cdot (\text{Days Difference} - 2)$$
 (1)

que se puede ver representado en los siguientes casos:

	1	0
1		1
0	1	1

4. Caso 4 y 5 - Diferencia de > 3 dias: Se utiliza el mismo principio que en el caso 3, sin embargo, como ahora la diferencia de días es mayor, el número de registros que se sumen a 0-0 será mayor.

	1	0			1	0
1		1	>	1		1
0	1	2		0	1	3

2.5.2 Ventas por Id_cliente

Para el análisis de las ventas por cliente se consideró el balance de ventas mensual, para ello se sumaron las transacciones pertenecientes a un mismo periodo Año-Mes. Se aplicó el mismo algoritmo que en el análisis anterior.

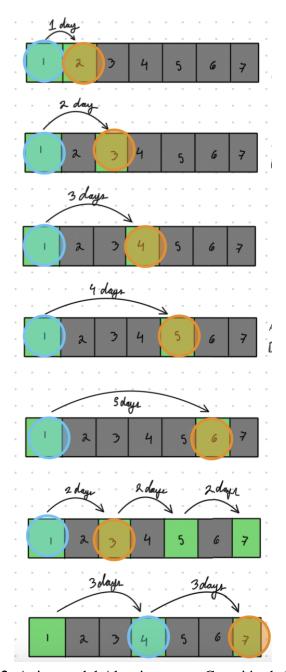


Figure 3. Axiomas del Algoritmo para Creación de Estados

2.6 Tiempo de Recurrencia

El Tiempo de Recurrencia es un estimado que mide en unidades del periodo correspondiente, cuando estara en un estado Activo dicho producto o cliente. Esto puede resultar util cuando queremos visualizar en promedio cuanto tiempo tardaria un producto en realizar su siguiente venta, asi como un cliente su siguiente compra. Para calcular el tiempo de recurrencia se utilizo la siguiente formula:

$$\mathbf{TR} = \frac{1}{\text{prob. Est. Activo}}$$

2.7 Valor de vida de un cliente

En el contexto de nuestro análisis para Laboratorios PiSA, la medición del valor de vida del cliente (Customer Lifetime Value, CLV) emerge como un componente crucial para la toma de decisiones estratégicas. El CLV representa el valor total que un cliente aporta a la empresa durante toda su relación comercial, proporcionando una métrica fundamental para la optimización de recursos y la planificación a largo plazo.

2.7.1 Definición y cálculo del CLV

Nuestro modelo de CLV se basa en varios factores clave identificados en el análisis de datos:

- 1. **Frecuencia de compra:** Refleja la regularidad con la que un cliente adquiere productos de PiSA.
- 2. Valor de las transacciones: Representa el monto monetario de cada compra realizada por el cliente.
- 3. **Probabilidad de retención:** Estimada a través de nuestro modelo de cadenas de Markov.

La fórmula general para el cálculo del CLV que proponemos es:

CLV =
$$\mu_{cliente}$$
 × Prob. Est Activo = $\frac{\mu_{cliente}}{\mathbf{TR}_{cliente}}$

3 RESULTADOS OBTENIDOS

3.1 Matrices de transición y probabilidades estacionarias

Después de obtener las matrices de confusión para cada material, se obtuvieron las probabilidades de transición para cada material/cliente; de pasar de *Desactivo* a *Desactivo*, p_{00} , de *Desactivo* a *Activo*, p_{01} , de *Activo* a *Desactivo*, p_{10} , y de quedarse en el estado *Activo* durante periodos consecutivos, p_{11} ; como se observa en la *Figura 12*.

```
id_material = 601, 1128
   A   D
A[981, 146]
D[146, 41]
Proba de AA: 0.8705
Proba de AD: 0.1295
Proba de DA: 0.7807
Proba de DD: 0.2193
```

Figure 4. Tabla de Contingencia y Probabilidades de Transición para material con id 601

Posteriormente, se calculó el estado estacionario para todos los materiales/clientes (en el caso de que se alcanzara). Para ello se utilizó un ciclo en el que en cada iteración se elevó la matriz de transición a una potencia N (cada vez mayor), hasta que se llegó a la convergencia, que se determinaba al comprobar que los renglones de esta fueran iguales.

Un ejemplo del comportamiento de un medicamento y de un cliente antes de alcanzar el estado estacionario se presenta en la *Figura 5*.

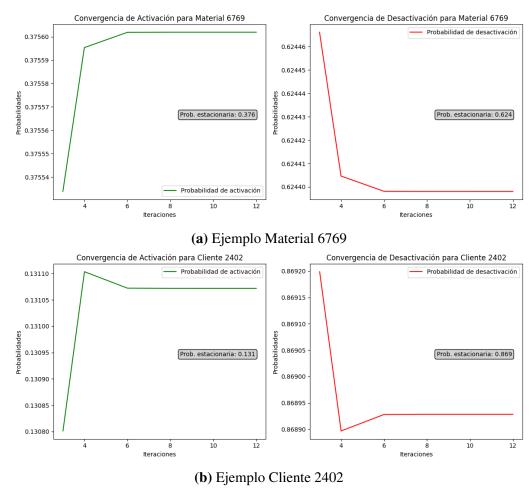


Figure 5. Ejemplos del recorrido para alcanzar la probabilidad estacionaria

3.2 Distribución de las Probabilidades Estacionarias

Es evidente que ambas distribuciones son imágenes reflejadas una de la otra, lo cual se debe a que las probabilidades de estar en los estados de *Activo* y *Desactivo* son complementarias.

En la *Figura 6a* se observa la distribución de las probabilidades para cada material de estar en los estados de *Activo* o *Desactivo*. Se puede apreciar que, en general, pasa que la probabilidad de que un material esté en el estado *Activo* es baja en comparación con la probabilidad de estar en el estado *Desactivo*. La mayoría de los productos tienen una baja probabilidad de venta (cerca de 0.2), lo que podría sugerir que muchos materiales no son tan populares. Sin embargo, también hay un grupo de productos con una probabilidad media de venta (entre 0.2 y 0.6), lo que indica que algunos materiales tienen una mayor demanda.

Asimismo, gracias a la *Figura 6b* se sabe que la densidad de las probabilidades estacionarias para el estado *Activo* es más alta entre los valores 0 y 0.2, lo que sugiere que la mayoría de los clientes tienen probabilidades bajas de activación. La probabilidad de desactivación es alta para la mayoría de los clientes en este estado, lo que sugiere que aquellos que no están comprando, tienen pocas probabilidades de volver a estar activos sin intervención.

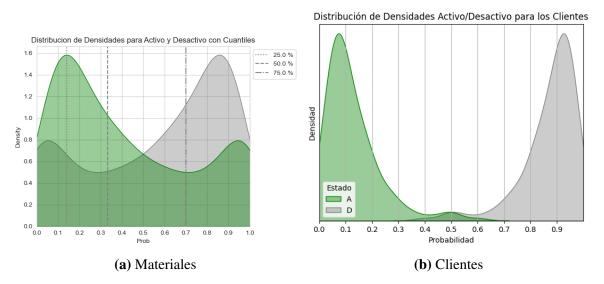


Figure 6. Distribuciones de Probabilidades Estacionarias

Basándonos en la información presentada, podemos extraer las siguientes conclusiones e insights adicionales:

Clientes:

- La mayoría de los clientes tienen probabilidades bajas de activación (entre 0 y 0.2).
- Esto sugiere que una gran parte de la base de clientes tiende a permanecer inactiva sin intervención.
- Se identifica una oportunidad clara para implementar estrategias de reactivación de clientes.

Materiales (Productos):

- La distribución de probabilidades para los materiales muestra dos grupos principales:
- Un grupo mayoritario con probabilidades de venta bajas (cerca de 0.2).

- Un grupo menor con probabilidades de venta medias (alrededor de 0.6).
- Esta distribución indica que mientras muchos productos tienen baja demanda, existe un conjunto de productos "estrella" con mayor popularidad.

3.3 Tiempo medio de recurrencia

Los gráficos de la *Figura* 7 muestran la distribución de los tiempos medios de recurrencia para ambos casos. El enfoque que sugerimos darle a esta información es con el uso de los valores atípicos del gráfico; esto pues se ennumeran los casos *Figura* 8 (para clientes y para materiales) cuyos valores de tiempo promedio antes de la siguiente venta reflejan un estado de riesgo.

Por ejemplo, los valores que están más cercanos al rango de lo normal se pueden considerar como casos de interés, para los cuáles pensar en estrategias personalizadas con el afán de que sus tiempos medios de recurrencia se reduzcan hasta pertenecer al rango normal. Mientras que para los valores más alejados se les sugeriría no tomarlos como casos de importancia.

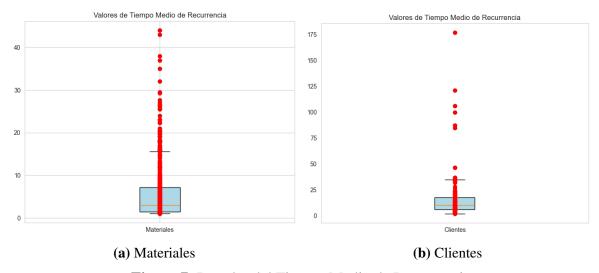


Figure 7. Boxplot del Tiempo Medio de Recurrencia

El análisis de los valores atípico)los cuales son mostrados en la figura 8), en los tiempos medios de recurrencia proporciona información valiosa para la toma de decisiones.

Casos de interés cercanos al rango normal:

- Para estos clientes o materiales, se recomienda desarrollar estrategias personalizadas para reducir sus tiempos de recurrencia.
- Estas estrategias podrían incluir ofertas especiales, seguimiento personalizado o programas de fidelización específicos.

Casos extremos (valores muy alejados):

- Para estos casos, se sugiere una evaluación cuidadosa antes de invertir recursos significativos.
- Podría ser más eficiente concentrar esfuerzos en los casos más prometedores o explorar las razones detrás de estos tiempos de recurrencia extremos.

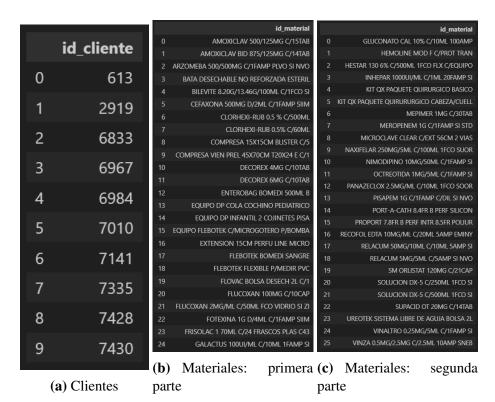


Figure 8. Valores atípicos

4 DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Los resultados obtenidos de nuestro modelo de cadenas de Markov, con intervalos de tiempo semanales para materiales y mensuales para clientes, ofrecen a Laboratorios PiSA una visión amplia para informar sus estrategias de negocio. A continuación, se detallan las principales áreas de oportunidad y cómo PiSA puede aprovechar estos insights para optimizar sus operaciones y mejorar su posición en el mercado. Es importante mencionar que la implementación de diversas estratigas puede conllevar diversas dificultades logísticas, las cuales deben de traer consigo su propio análisis.

4.1 Gestión de inventario y producción

Optimización de stock semanal:

Con las probabilidades semanales de activación/desactivación de productos (594 materiales analizados), PiSA puede ajustar sus niveles de inventario con precisión.

Esto permitirá reducir costos de almacenamiento y minimizar el riesgo de desabastecimiento.

Planificación de producción adaptativa:

Al conocer las tendencias semanales de demanda, la empresa puede implementar un sistema de producción just-in-time más eficiente.

Esto facilitará la adaptación rápida a los cambios en el mercado farmacéutico.

4.2 Estrategias de marketing y ventas

Campañas de activación personalizadas:

Para productos con alta probabilidad de desactivación, PiSA puede implementar campañas de mar-

keting dirigidas.

Estas campañas deben diseñarse considerando el comportamiento semanal de los productos y mensual de los clientes.

Promociones basadas en patrones de compra:

Utilizando el patrón de compras de cada cliente (155 clientes analizados), se pueden diseñar promociones personalizadas.

Estas promociones deben activarse en los períodos con mayor probabilidad de compra.

Optimización de fuerza de ventas:

La asignación de recursos de ventas puede ajustarse priorizando los productos y clientes con mayor probabilidad de activación.

Esto maximizará la eficiencia del equipo de ventas y potenciará las oportunidades de negocio.

4.3 Desarrollo de productos y gestión de ciclo de vida

Identificación temprana de productos en declive:

Al observar tendencias de desactivación, PiSA puede identificar productos que están perdiendo tracción en el mercado.

Esto permite tomar decisiones proactivas sobre el futuro de estos productos en el portafolio.

Estrategias de reactivación:

Para productos con patrones cíclicos de activación/desactivación, PiSA puede desarrollar estrategias específicas.

Estas estrategias deben enfocarse en reactivar los productos en los períodos de baja demanda.

4.4 Gestión de relaciones con clientes

Seguimiento proactivo:

Para clientes con alta probabilidad de desactivación, implementar un sistema de seguimiento mensual. Este sistema ayudará a mantener el engagement y prevenir la pérdida de clientes valiosos.

Segmentación dinámica de clientes:

Utilizar los patrones mensuales de compra para crear y actualizar segmentos de clientes de forma dinámica.

Esto permitirá implementar estrategias de marketing y ventas más precisas y efectivas.

4.5 Optimización de la cadena de suministro

Gestión de proveedores:

Ajustar los pedidos a proveedores basándose en las probabilidades semanales de activación de productos.

Esto mejorará la eficiencia de la cadena de suministro y reducirá costos asociados.

Distribución geográfica:

Optimizar la distribución de productos a diferentes regiones basándose en los patrones de activación específicos de cada área.

Esto asegurará una mejor disponibilidad de productos donde y cuando se necesiten.

4.6 Planeación financiera

Previsión de ingresos a corto plazo:

Utilizar las probabilidades semanales y mensuales para realizar previsiones de ingresos más precisas. Esto facilitará una mejor gestión del flujo de caja y planificación financiera.

Asignación de recursos de I+D:

Dirigir los recursos de investigación y desarrollo hacia productos con patrones de activación más estables.

Alternativamente, enfocar recursos en áreas donde se observa una demanda creciente o patrones de compra favorables.

5 INTERFAZ DE ANÁLISIS DE DATOS PISA

5.1 Propósito y Visión General

La interfaz desarrollada para Laboratorios PISA es una herramienta de análisis de datos interactiva y fácil de usar, diseñada para proporcionar insights valiosos sobre los patrones de compra de clientes y el rendimiento de productos. Esta dashboard, titulada "Dashboard de Análisis de Datos PISA", sirve como un puente entre los complejos análisis de cadenas de Markov y las necesidades prácticas de toma de decisiones del negocio.



Figure 9. Landing Page de la interfaz en la cual se muestran las opciones del usuario a la izquierda

5.2 Funcionalidades Principales

1. Búsqueda Dual:

• La interfaz permite buscar información tanto por Material (producto) como por ID de Cliente, ofreciendo una visión completa desde ambas perspectivas del negocio.

2. Análisis de Productos:

- Para cada material, se muestra:
 - Información general del producto.
 - Matriz de transición visualizada como un gráfico circular, indicando las probabilidades de cambio entre estados activo e inactivo.
 - Probabilidades estacionarias, que muestran la proporción de tiempo que el producto pasa en cada estado a largo plazo.



Figure 10. Datos mostrados, cuando el usuario hace una busuqeda por producto, en la que se puede ver sus respectivos datos

3. Análisis de Clientes:

- Para cada cliente, se presenta:
 - Información general del cliente.
 - Valor de Vida del Cliente (CLV), visualizado con un medidor que indica la importancia relativa del cliente para PISA.
 - Tiempo Medio de Recurrencia (mu_j), que muestra la frecuencia de compra del cliente.



Figure 11. Gráfico en el cual se puede apreciar el valor de vida de cliente en escala

4. Visualizaciones Interactivas:

• Utiliza gráficos interactivos y tablas dinámicas para presentar la información de manera clara y fácil de interpretar.

5. Indicadores de Rendimiento:

• Incorpora métricas clave como el CLV y el tiempo medio de recurrencia, con interpretaciones automáticas (por ejemplo, categorizando clientes como de alto, medio o bajo valor).



Figure 12. La interfaz tiene la habilidad de mostrar el tiempo medio de recurrencia para el cliente ingresado

5.3 Impacto en la Operación

- Eficiencia Operativa: Centraliza la información clave, reduciendo el tiempo necesario para analizar datos y tomar decisiones.
- Alineación Estratégica: Asegura que todos los departamentos trabajen con la misma información actualizada.
- **Respuesta Rápida:** Permite identificar tendencias y cambios en el comportamiento de clientes y productos, facilitando una respuesta ágil a las condiciones del mercado.

Esta interfaz no es solo una herramienta de visualización, sino un activo estratégico que traduce datos complejos en insights accionables, permitiendo a PISA optimizar sus operaciones, mejorar la retención de clientes y maximizar el valor de su cartera de productos, así mismo se convierte en una herrmaienta para la implementación de estrategias de negocio, mencionadas anteriormente.

6 Conclusión

Este analisis logro tres objetivos. Primeramente, obtener la probabilidad estacionaria para un producto o un cliente que en su posterior periodo de tiempo respectivo, termine Activo o Desactivo. En segundo, estimar el tiempo de recurrencia para las ventas de cada producto y la compra de los clientes en registro. Finalmente, evaluar por metricas de valor a cada uno de los clientes para determianr su valor para la empresa PiSA. Los resultados obtenidos a través del modelo de cadenas de Markov y la interfaz desarrollada proporcionan a Laboratorios PiSA herramientas poderosas para la toma de decisiones estratégicas. La implementación de estas estrategias basadas en datos permitirá a PiSA mejorar su eficiencia operativa, optimizar su cartera de productos, fortalecer las relaciones con los clientes y, en última instancia, aumentar su competitividad en el mercado farmacéutico.

7 APÉNDICE (CÓDIGOS UTILIZADOS)

En el siguiente enlace de GitHub, se encuentra disponible la base de datos empleada, la cual fue empleada para llevar a cabo los análisis detallados a lo largo de este trabajo. Además, en este repositorio de GitHub, se incluye todo el código utilizado para los análisis descritos. Este recurso facilita el acceso a la información subyacente y brinda transparencia sobre el proceso analítico llevado a cabo en el desarrollo de este trabajo. Puedes acceder al repositorio a través del siguiente enlace: **Enlace a repositorio**