Analisis de embudo y comportamiento del cliente

Flujo de trabajo:

- Se explican **terminologías clave**, asegurando que los hallazgos sean interpretables para usuarios técnicos y no técnicos.
- Se utilizó **Python** para la exploración inicial garantizando una comprensión profunda del dataset y generando insights generales.
- Se emplea **BigQuery**, para resolver preguntas a través de consultas SQL avanzadas.
- Los resultados se presentan en **Looker Studio**, facilitando la visualización de métricas clave, tendencias y flujos de conversión de manera intuitiva para stakeholders.

Conceptos Clave para el Análisis:

Para alinear conceptos y dar contexto al análisis, se definen algunos términos que utilizaremos a lo largo del estudio:

- **Lead**: contacto que muestra interés inicial en el producto o servicio, aunque no necesariamente se convierte en cliente.
- **Cohorte**: grupo de contactos que comparten una característica común en el tiempo (semana de creación). Analizar cohortes permite entender el comportamiento y la evolución de leads de forma comparativa.
- **Conversión**: paso en el que un lead avanza en el embudo de ventas, por ejemplo, desde contacto a cliente. La métrica principal es la **tasa de conversión**, calculada como:

$(Numerototaldeleads/Numerodeconversiones) \times 100 =\%$

Análisis exploratorio y descriptivo de datos

Objetivo: Comprender en detalle las características de los datos disponibles, detectar patrones, inconsistencias y posibles sesgos, con el fin de orientar la limpieza, transformación y posterior modelado.

- **Descripción de los datos:**

Dataset 1: `df_contacts` (518.666 registros)

Columna	Tipo de dato	Descripción/ Observacion
`contact_id`	int	Identificador único del contacto.
`created_at`	object (fecha)	Fecha y hora en la que se creó el contacto.
`utm_source`	object	Fuente de adquisición de marketing . **Valores unicos** → 8 `customer` , `instagram` , `web` , `google` , `facebook` , `tiktok` , `affiliate` , `call` , `employee` , `[nan]`
`object_source`	object	Fuente técnica por la cual se creó el contacto (interfaz CRM, formulario, API). Muy útil para segmentar origen. **Valores unicos** →13 `crm_ui` , `meetings` , 0 `form` , `integration` , `conversations` , `email_integration` , `payments` , `extension` , `import` , `presentations`
`utm_medium`	object	Medio de la campaña (campañas de pago, email, orgánico). **Valores unicos** → 9 `referral` , `direct` , `paid` , `partner` , `outbound` , `organic` , `inbound` , `social` , `ppc` , `[nan]`

Dataset 2: `df_events` (23.866 registros)

Columna	Tipo de dato	Descripción / Observacion
`hs_object_id`	int	Identificador único de cada contacto. Menor que el total de filas → un mismo contacto puede tener múltiples registros (diferentes modificaciones).
`lastmodified_ts`	object (fecha)	Última fecha de modificación del contacto. casi único por fila.

Columna	Tipo de dato	Descripción / Observacion
lifecyclestage	object	Categoría clave del análisis. **Valores unico**s → 5 customer , lead , marketingqualifiedlead , subscriber , 155548387, [nan] Hay un valor anómalo "155548387" .

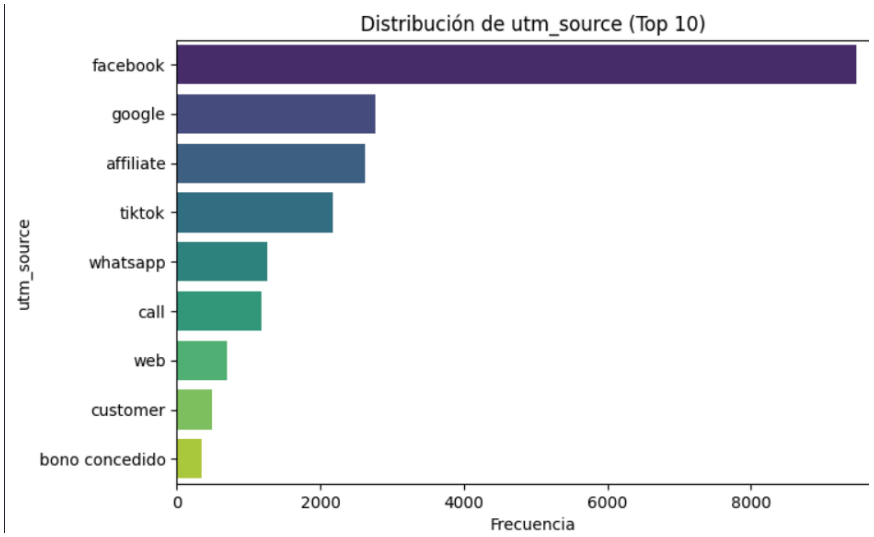
- **Análisis de Valores Nulos**

Columna	Nº de valores nulos	Observación
hs_object_id	0	Sin valores nulos, identificador fiable.
lastmodified_ts	0	Fechas completas para todos los registros.
lifecyclestage	10.217	2% de los contactos no tienen etapa definida.
contact_id	0	Sin valores nulos, confiable.
created_at	0	Fechas completas.
utm_source	2.334	Casi un 10% sin fuente de campaña, puede afectar análisis de adquisición.
object_source	1	Prácticamente completo.
utm_medium	2.006	8.40%. Faltan datos en medios de campaña.

- **Duplicados NO presentes**

Análisis de distribución → variables utm_source , utm_medium , object_source & lifecyclestage

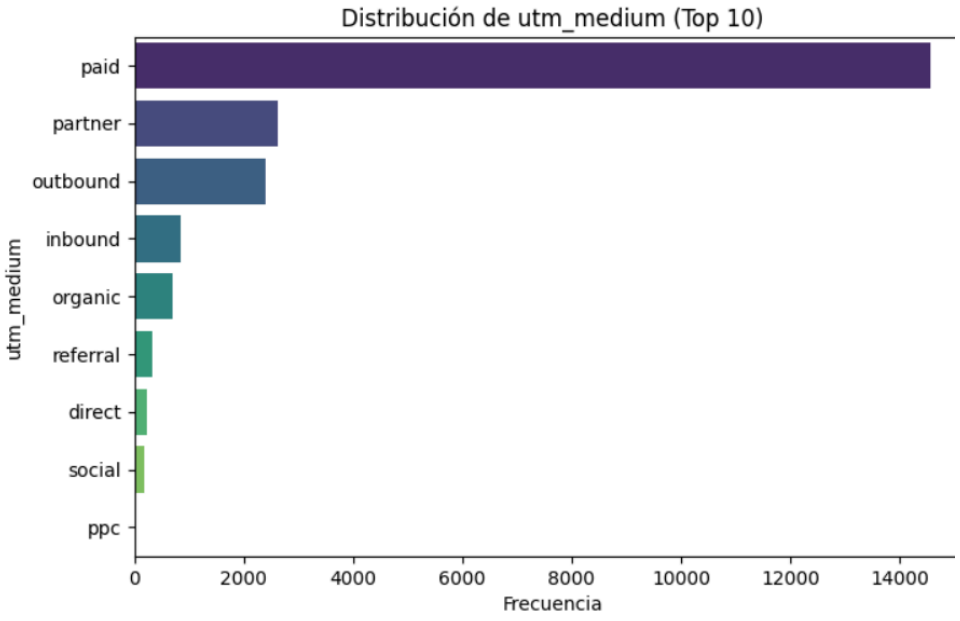
Objetivo: Identificar cómo se distribuyen las variables categóricas y temporales, evaluando su frecuencia y relevancia en el dataset.



1. **Gráfico 1: Distribución de** `utm_source` → **Cantidad d**e contactos según la fuente de adquisición (tráfico o canal de marketing).

- **Facebook** es, con diferencia, la fuente principal (10.000 registros).
- Google y affiliate también aportan bastante volumen (3.000).
- Canales como tiktok, whatsapp y call tienen relevancia media.

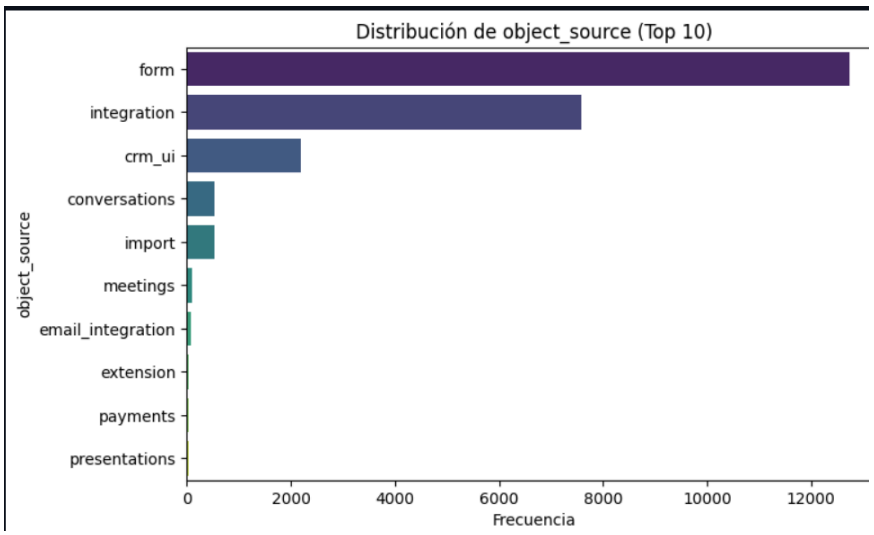
Conclusión: La captación está fuertemente concentrada en Facebook, lo que puede indicar dependencia de un solo canal.



2. **Gráfico 2: Distribución de** `utm_medium` → Medio publicitario o de captación.

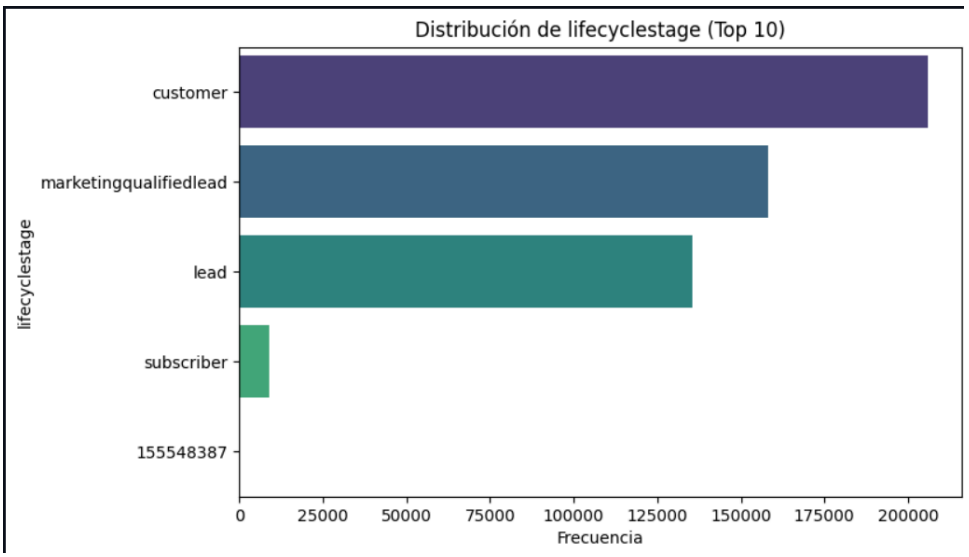
- Paid domina claramente con más de 14.000 registros, lo que refleja una fuerte apuesta por campañas pagadas.
- Partner y outbound (4.000 cada uno) tienen presencia secundaria, pero significativa.

Conclusión: Existe **alta dependencia del canal de pago**, lo que puede implicar mayor costo de adquisición, Los canales partner y outbound pueden representar oportunidades de crecimiento si se optimizan, dado que ya aportan volumen relevante.



3. **Gráfico 3: Distribución de** `object_source` → Describe el origen

- **Form** aporta la mayor cantidad (12.000), lo que indica que la mayoría de contactos entran a través de formularios.
- Integration (8.000) también es fuerte, lo que refleja uso de integraciones externas (CRM, APIs).



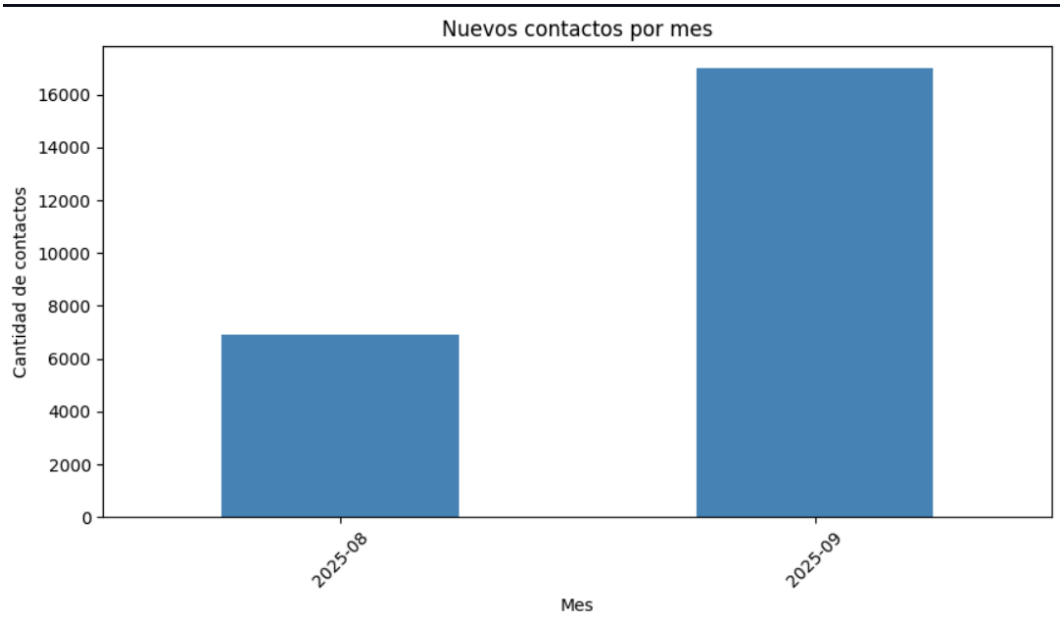
4. **Gráfico 4: Distribución de** `lifecyclestage` → Contactos según su etapa en el ciclo de vida del cliente.

- **Customer** (200.000) es la categoría dominante. Le siguen marketing qualified lead (MQL) y lead con grandes volúmenes (150.000 y 140.000).
- Existe un valor atípico **155548387**, que parece un error de datos o mal codificación con 202 registros.

Conclusión: La base de datos contiene una gran proporción de clientes activos, lo cual es bueno para estudios de retención.

Análisis temporal → variables `created_at` *&* `lastmodified_ts`

Objetivo: Permite evaluar la **antigüedad de los registros** (transformación de fechas en variables temporales), lo que permite segmentar cohortes y analizar comportamiento reciente vs. histórico.

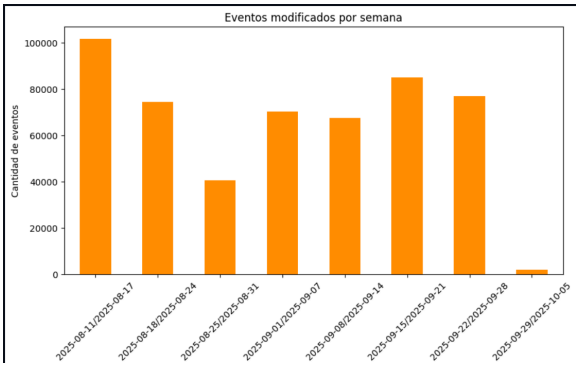


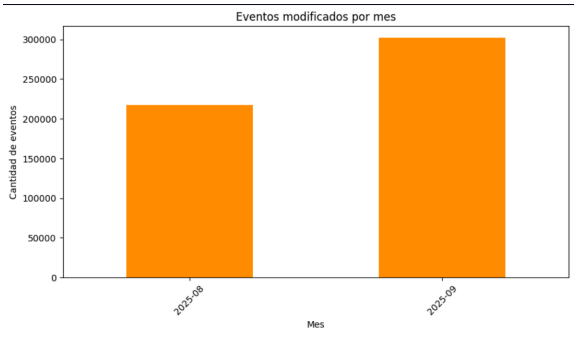
Interpretación: Hay un aumento **muy significativo** de nuevos contactos de un mes al siguiente (más del doble).

Esto puede indicar:

- Una **campaña de captación efectiva** en septiembre.
- Incremento en la actividad comercial.
- Posible estacionalidad o eventos especiales que impulsaron el registro de contactos.

Interpretación: Picos irregulares:





Interpretación: Se observa un **incremento de 35%** en eventos modificados de agosto a septiembre.

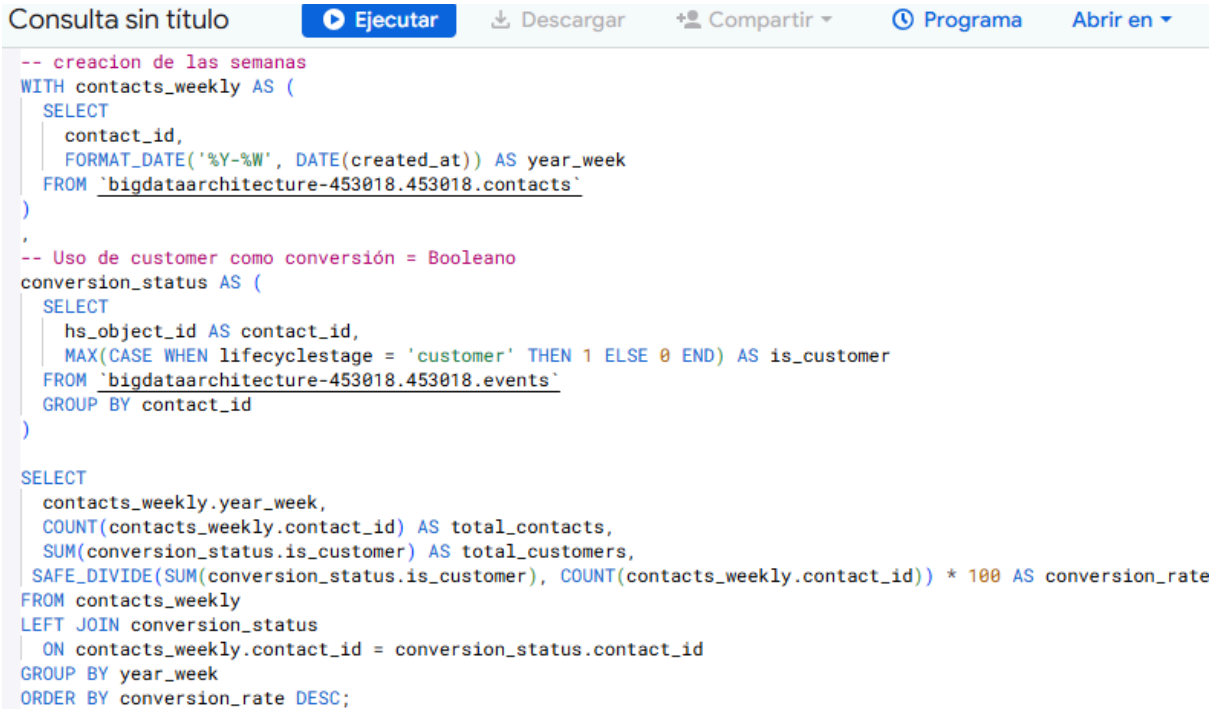
Esto puede reflejar:

- Mayor actividad de actualización o seguimiento de los eventos existentes.

- El histograma no es suave→ algunas semanas se modificaron muchos contactos, otros menos. Esto puede deberse a campañas de captación, promociones o actividades comerciales específicas.
- Optimización de datos por parte del equipo (por ejemplo, completando información faltante).

Análisis de conversión semanal

1. Crear una tabla que muestre el número total de contactos y la tasa de conversión a cliente por semana.



Resultados de la consulta

Información del trabajo | Resultados | Visualización | JSON | Detalles de la ejec

Fila	year_week	total_contacts	total_customers	conversion_rate
1	2025-35	3562	698	19.59573273441...
2	2025-32	1802	348	19.31187569367...
3	2025-37	4093	778	19.00806254580...
4	2025-34	2779	473	17.02051097517...
5	2025-33	2309	390	16.89042875703...
6	2025-36	4842	810	16.72862453531...
7	2025-38	4479	624	13.93168117883...

- La **semana con mayor tasa de conversión es la 2025-35 (19,6%)**.
- La **mínima tasa se da en la semana 2025-38 (13,9%)**, a pesar de ser una semana con alto volumen de contactos.
- La semana 2025-32 (19.31%), presenta buena conversión(comparativamente) con contactos y customers bajos.
- **La semana con mayor volumen no fue la mas eficiente 2025-36 (16.73%), sugiere campañas que atrajeron contactos de menos calidad**

Hipótesis para tasa de conversión mayor:

- **Campañas efectivas**: puede coincidir con el lanzamiento de una campaña de marketing o promoción que atrajo clientes con mayor intención de compra.
- **Acciones comerciales**: quizás hubo refuerzo en follow-ups del equipo de ventas.

Hipótesis para tasa de conversión menor:

- **Efecto estacional o temporal**: semana con festivos que afectan la disposición de compra
- **Capacidad de gestión**: el equipo de ventas pudo verse saturado con tantos contactos y no dar seguimiento adecuado.

Análisis de cohortes

1. Crear una tabla de análisis de cohortes que muestre la conversión a cliente e identifica en qué semana la tasa de conversión a los 7 días es mayor y en qué semana la tasa de conversión a los 14 días es mayor. Es decir:

- Agrupar contactos según la **semana de creación** → cohorte.
- Calcular si ese contacto se convirtió en **customer** a los **7 días** y a los **14 días** desde su creación.
- Obtener la tasa de conversión por cohorte (semana).

```sql
-- preparar los cohortes por semana
WITH contacts_cohort AS (
  SELECT
    contact_id,
    DATE(created_at) AS created_date,
    FORMAT_DATE('%Y-%W', DATE(created_at)) AS cohort_week
  FROM `bigdataarchitecture-453018.453018.contacts`
)
```

```sql
-- conversion desde primera vez que aparecn como customer
conversion AS (
  SELECT
    hs_object_id AS contact_id,
    MIN(DATE(lastmodified_ts)) AS conversion_date
  FROM `bigdataarchitecture-453018.453018.events`
  WHERE lifecyclestage = 'customer'
  GROUP BY contact_id
),

-- diferencias entre dias de creacion y conversion
cohort_analysis AS (
  SELECT
    contacts_cohort.cohort_week,
    contacts_cohort.contact_id,
    contacts_cohort.created_date,
    conversion.conversion_date,
    DATE_DIFF(conversion.conversion_date, contacts_cohort.created_date, DAY) AS days_to_convert
  FROM contacts_cohort
  LEFT JOIN conversion
  ON contacts_cohort.contact_id = conversion.contact_id
)

SELECT
  cohort_week,
  COUNT(DISTINCT contact_id) AS total_contacts,
  -- primeros 7 dias
  COUNT(CASE WHEN days_to_convert BETWEEN 0 AND 7 THEN contact_id END) AS converted_7d,
  -- primeros 14 dias
  COUNT(CASE WHEN days_to_convert BETWEEN 0 AND 14 THEN contact_id END) AS converted_14d,
  ROUND(SAFE_DIVIDE(COUNT(CASE WHEN days_to_convert BETWEEN 0 AND 7 THEN contact_id END),
                    COUNT(contact_id)) * 100,2) AS conversion_rate_7d,
  ROUND(SAFE_DIVIDE(COUNT(CASE WHEN days_to_convert BETWEEN 0 AND 14 THEN contact_id END),
                    COUNT(contact_id)) *100,2) AS conversion_rate_14d
FROM cohort_analysis
GROUP BY cohort_week
ORDER BY cohort_week
;
```

Resultados de la consulta

Información del trabajo | Resultados | Visualización | JSON | Detalles de la ejecución | Gráfico de ejecución

Fila	cohort_week	total_contacts	converted_7d	converted_14d	conversion_rate_7d	conversion_rate_14d
1	2025-32	1802	249	294	13.82	16.32
2	2025-33	2309	292	335	12.65	14.51
3	2025-34	2779	377	434	13.57	15.62
4	2025-35	3562	554	641	15.55	18.0
5	2025-36	4842	707	789	14.6	16.29
6	2025-37	4093	735	778	17.96	19.01
7	2025-38	4479	624	624	13.93	13.93

💡

- La semana 37 destaca como la más eficiente en términos de rapidez y volumen de conversiones.
- **Analizar en profundidad la Semana 37** . ¿Qué campañas estaban activas? ¿Qué canales de adquisición se utilizaron? ¿Hubo ofertas o promociones especiales?
- **Volatilidad en la Calidad:** A pesar de tener el mayor volumen (Semana 36), esta cohorte no fue la más rápida en convertirse (14,60% en 7 días).
- **Anomalía en Semana 38:** Las tasas de conversión a 7 y 14 días son **idénticos (13,93%)** .analisis incompleto, aun está ocurriendo
- **Velocidad de la Conversión:** La mayoría de las cohortes logran la **mayor parte de sus conversiones en los primeros 7 días** .

  El porcentaje promedio de incremento en la conversión de clientes de semana a semana es aproximadamente del 13.79% →
  indicador directo del rendimiento del equipo de ventas.

Matriz de transición (número de contactos) & (tiempo de transición)

1. Crear una matriz de transición donde cada fila represente una etapa anterior y cada columna una etapa posterior y los valores deben representar el número de contactos que pasaron de una etapa a otra. Es decir:

Formato de la matriz:

- **Filas (** `from_stage` **)** → etapa de origen.
- **Columnas (** `lead` **,** `marketingqualifiedlead` **,** `subscriber` **,** `customer` **)** → etapa de destino.
- Cada celda → número de contactos que pasaron de la etapa de origen a la etapa de destino.

- `NULL` significa que no había etapa anterior registrada para estos contactos.
- La matriz cuenta solo los contactos que tuvieron un cambio de etapa registrado en el periodo analizado.

```
WITH ordered_events AS (
  SELECT
    hs_object_id,
    lifecyclestage AS from_stage,
    lastmodified_ts,
    LEAD(lifecyclestage) OVER (PARTITION BY hs_object_id ORDER BY lastmodified_ts) AS to_stage
  FROM `bigdataarchitecture-453018.453018.events`
)

SELECT *
FROM (
  SELECT
    from_stage,
    to_stage,
    COUNT(hs_object_id) AS num_contacts
  FROM ordered_events
  WHERE to_stage IS NOT NULL
  GROUP BY from_stage, to_stage
)
PIVOT(
  SUM(num_contacts) FOR to_stage IN
  ('lead', 'marketingqualifiedlead', 'subscriber', 'customer'))
ORDER BY from_stage
;
```

Resultados de la consulta

Información del trabajo | Resultados | Visualización | JSON | Detalles de la ejecución | Grá

Fila	from_stage	lead	marketingqualifie...	subscriber	customer
1	null	136	534	23	39
2	155548387	null	null	null	null
3	customer	1	null	null	5674
4	lead	15260	5802	null	51
5	marketingqualifiedlead	174	11919	null	4007
6	subscriber	1386	37	1358	6

- contactos se iniciaron directamente como `subscriber` y 3 contactos se iniciaron directamente como `customer`. Campañas que saltan en las primeras etapa.

💡 ⚠️**a tomar en cuenta:**

- **retroceso/ fuga** de `MQL a Lead` .
- **estancamiento masivo** de `lead` **a** `lead` .
- **retroceso significativo** de `subscriber` **a** `lead` .Este movimiento podría indicar desinterés o la activación de alguna regla de descalificación por inactividad.
- `customer` a `customer` : No es una transicion sino un evento de actualizacion o repeticion de compra.

✅**rutas exitosas:**

- Transición `lead` → `MQL`
- Transición `MQL` → `Customer` principal vía de ingresos.
- **Transición** `subscriber` → `Customer` **:** Solo **6** conversiones. El *suscriptor* es una base de bajo rendimiento para la conversión final

---

2. Crea otra matriz de transición con la misma estructura (filas = etapa anterior, columnas = etapa posterior) y en lugar de números, cada valor debe representar el percentil 80 del tiempo que tarda en pasar de una etapa a otra.

- Cada celda → **percentil 80 del tiempo (en días) que tardaron los contactos en pasar de una etapa a otra**.
- **Definición de percentil 80 → el 80% de los contactos tardó menos o igual que este valor en pasar de una etapa a otra**.

```sql
WITH ordered_events AS (
  SELECT
    hs_object_id,
    lifecyclestage AS from_stage,
    lastmodified_ts,
    LEAD(lifecyclestage) OVER (PARTITION BY hs_object_id ORDER BY lastmodified_ts) AS to_stage,
    LEAD(lastmodified_ts) OVER (PARTITION BY hs_object_id ORDER BY lastmodified_ts) AS next_ts
  FROM `bigdataarchitecture-453018.453018.events`
),

transition_times AS (
  SELECT
    from_stage,
    to_stage,
    DATE_DIFF(DATE(next_ts), DATE(lastmodified_ts), DAY) AS days_to_next
  FROM ordered_events
  WHERE to_stage IS NOT NULL
)

SELECT *
FROM (
  SELECT
    from_stage,
    to_stage,
    APPROX_QUANTILES(days_to_next, 5)[OFFSET(4)] AS p80_days
  FROM transition_times
  GROUP BY from_stage, to_stage)
PIVOT(MAX(p80_days) FOR to_stage IN ('lead', 'marketingqualifiedlead', 'subscriber', 'customer'))
ORDER BY from_stage;
```

Resultados de la consulta

Información del trabajo | Resultados | Visualización | JSON | Detalles de la ejecución | Gráfi

Fila	from_stage	lead	marketingqualifie...	subscriber	customer
1	*null*	0	0	2	3
2	155548387	*null*	*null*	*null*	*null*
3	customer	0	*null*	*null*	0
4	lead	0	0	*null*	1
5	marketingqualifiedlead	3	1	*null*	0
6	subscriber	0	0	0	2

Para los contactos que comenzaron sin etapa:

💡

- Tardaron hasta 2 días en llegar a `subscriber` y 3 días en llegar a `customer`.
- **Entrada de Alta Calidad (0 días):** El80%de los contactos que inician como `lead` o `marketingqualifiedlead` lo hacen **el mismo día de su creación (0 días)**
- **Entrada Ligeramente Retrasada:** El80%de los contactos que inician como `subscriber` o `customer` tardan2y3días, respectivamente.
- **Velocidad Impresionante (`lead` → `MQL`):** El80%de los *leads* se convierte en MQL el **mismo día (0 días)**

Tarea 4: Visualizaciones

Enlace iterativo