

Distribución óptima de repartidores para aumentar la capacidad de entrega diaria en una plataforma de delivery según franjas horarias

García Linfozzi, María Sol; Gobbi, Micaela Nicole; Lamas, Chabela María
Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Buenos Aires

Abstract

El uso de plataformas de delivery se ha convertido en una parte fundamental de la vida cotidiana. Por ello, la búsqueda constante de mejorar la eficiencia y optimizar los recursos de estos sistemas resulta esencial. En este contexto, el presente trabajo lleva a cabo una simulación utilizando la metodología de Evento a Evento con Tiempo Comprometido, que modela la gestión de pedidos según una cantidad específica de repartidores. El análisis se realiza considerando distintas zonas geográficas (área metropolitana, urbana y semi-urbana) y diferentes franjas horarias, que corresponden a las diversas partes del día: mañana, mediodía, tarde y noche. El objetivo es encontrar el equilibrio óptimo entre el tiempo de entrega de los pedidos y el número de repartidores necesarios para asegurar un servicio de calidad.

Palabras Clave

Simulación, Tiempo Comprometido, Metodología de Evento a Evento, Distribución de repartidores de delivery.

Introducción

El auge de las plataformas de entrega ha revolucionado la forma en que los consumidores obtienen bienes y servicios. Entre las más destacadas en India, Zomato se especializa en la distribución de alimentos y enfrenta el reto permanente de optimizar la asignación de sus repartidores por cada zona en donde se encuentra presente. De esta manera, el objetivo de la organización es asegurar un servicio que combine velocidad y eficiencia, manteniendo a su vez la sostenibilidad económica de sus operaciones.

La simulación constituye una herramienta esencial para el desarrollo de estrategias orientadas a la optimización del uso de los recursos disponibles. Esta técnica permite la creación de modelos que replican el funcionamiento de sistemas reales, los cuales pueden ser sometidos a escenarios

hipotéticos con el fin de prever su comportamiento futuro a partir de los datos generados por dichos modelos.

En este contexto, el objetivo del presente trabajo, llevado a cabo dentro del marco de la cátedra de "Simulación" en el cuarto año de la carrera de Ingeniería en Sistemas de Información, es modelar el funcionamiento del sistema de delivery, optimizando la asignación de repartidores para lograr una mayor capacidad de entrega diaria.

Es importante destacar que, este análisis constituye la continuación de una investigación previa en el mismo ámbito, la cual adopta un enfoque más general al estudiar el modelo según el día de la semana. En cambio, en el presente trabajo se evalúa el modelo en función de diversas franjas horarias, que corresponden a *mañana, mediodía, tarde y noche*. Cabe señalar que, se decide realizar cuatro análisis distintos de acuerdo a sus funciones de densidad de probabilidad, con el objetivo de lograr una representación más precisa de la realidad. Por consiguiente, se logra equilibrar la demanda fluctuante, especialmente en los horarios de mayor actividad, con la disponibilidad de personal, asegurando una asignación eficaz, minimizando los tiempos de espera, procurando la satisfacción del cliente.

El trabajo se organiza del siguiente modo: en la primera sección se describen los componentes del sistema y la metodología empleada para desarrollar la simulación. La segunda sección presenta los resultados obtenidos al aplicar la simulación a diversos escenarios de demanda y distribución de repartidores. En la tercera sección, se lleva a cabo un análisis crítico de estos resultados, evaluando su impacto

en la operación del sistema. Por último, la cuarta sección expone las conclusiones del estudio.

1. Elementos del Trabajo y metodología

La metodología empleada para la realización de esta simulación es la de Evento a Evento con Tiempo Comprometido. Esta técnica avanza el tiempo del modelo de manera que se sincronice con la ocurrencia del próximo evento. Este enfoque también emplea el Tiempo Comprometido para actualizar las variables de estado, lo que facilita el registro y la gestión precisa de los tiempos asociados a cada repartidor. El uso del Tiempo Comprometido resulta apropiado, ya que los sistemas de delivery actuales implementan algoritmos capaces de predecir con exactitud el tiempo necesario para completar una entrega. Esto permite asignar al cliente el repartidor que finalizará primero con sus pedidos, optimizando el tiempo de espera del consumidor.

Antes de implementar el modelo y simular los escenarios planteados, con la finalidad de aumentar la precisión y similitud con la realidad, se lleva a cabo un análisis exhaustivo de las variables involucradas. En la *Tabla 1*, incluida a continuación, se detallan y clasifican las variables consideradas en el presente trabajo. Para el mismo, las franjas horarias se definen de la siguiente manera: *mañana* comprende de 06:00hs a 11:59hs, *mediodía* de 12:00hs a 15:59hs, *tarde* de 16:00hs a 19:59hs, y *noche* de 20:00hs a 23:59hs, así como también de 00:00hs a 05:59hs.

Cabe aclarar que, los índices de la *Tabla 1*, hacen referencia a los siguientes rangos:

$$1 \leq i \leq M$$

$$1 \leq j \leq U$$

$$1 \leq x \leq S$$

Variables Endógenas
Resultado
PTO: Porcentaje de tiempo ocioso por zona (PTOU, PTOM, PTOS) PER: Promedio de espera hasta que un pedido es atendido por un repartidor por zona (PERU, PERS, PERM) PPS: Promedio de permanencia en el sistema de pedidos de comida por zona (PPSM, PPSS, PPSU)
Estado
TCM(i), TCS(x), TCU(j): Tiempo Comprometido de cada repartidor por zona.
Variable Exógenas
Datos
TE_MAÑANA: Tiempo de entrega de la mañana. Unidad: minutos. TE_MEDIODIA: Tiempo de entrega del mediodía. Unidad: minutos. TE_TARDE: Tiempo de entrega de la tarde. Unidad: minutos. TE_NOCHE: Tiempo de entrega de la noche. Unidad: minutos. IP_MAÑANA: Intervalo entre pedidos de la mañana. Unidad: minutos. IP_MEDIODIA: Intervalo entre pedidos del mediodía. Unidad: minutos. IP_TARDE: Intervalo entre pedidos de la tarde. Unidad: minutos. IP_NOCHE: Intervalo entre pedidos de la noche. Unidad: minutos.
Control
M: Cantidad de repartidores en zona metropolitana U: Cantidad de repartidores en zona urbana S: Cantidad de repartidores en zona semi-urbana

Tabla 1: Clasificación de variables

De la misma manera, se define también el evento que ocurre en el sistema y que modifica las variables de estado definidas previamente (*Tabla 2*). Este evento afecta directamente la disponibilidad y cantidad de pedidos pendientes de los repartidores, así como también los tiempos de espera de los clientes. Además, se presenta la *Tabla 3*, que detalla los eventos futuros.

Evento	EFNC	EFC	Condición
Ingreso de pedido	Ingreso de pedido	-	-

Tabla 2. Tabla de Eventos Independientes

TPI	Tiempo de próximo ingreso de pedido
-----	-------------------------------------

Tabla 3. Tabla de Eventos Futuros

En base a los datos recopilados, se obtienen las cuatro funciones de densidad de probabilidad (fdp) correspondientes a cada una de las franjas horarias mencionadas (*mañana, mediodía, tarde, noche*). Al desarrollar funciones específicas para cada escenario, se puede realizar un análisis más detallado acerca del comportamiento del sistema y las variaciones que este sufre. Por un lado, se presentan las funciones que describen los intervalos de tiempo entre los ingresos de pedidos (*Figura 1*).

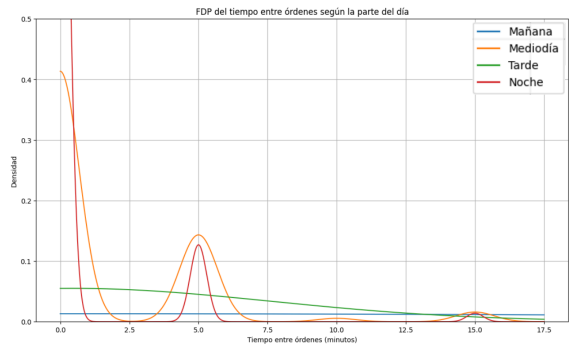


Figura 1. Funciones de densidad de probabilidad del intervalo entre pedidos de cada franja horaria (IP_Mañana, IP_MEDIODÍA, IP_TARDE, IP_NOCHE).

Por otro lado, se proporcionan las funciones que reflejan el tiempo que un repartidor tarda en entregar los pedidos (*Figura 2*).

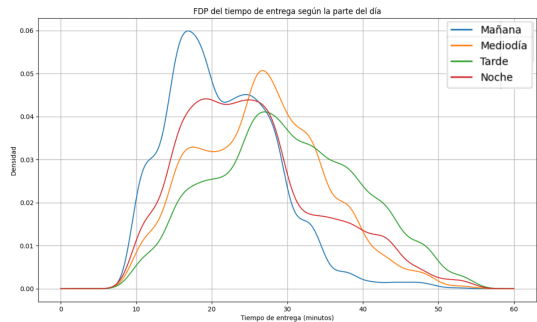


Figura 2. Función de densidad de probabilidad del tiempo de entrega de cada franja horaria (TE_Mañana, TE_MEDIODÍA, TE_TARDE, TE_NOCHE).

Haciendo uso de las funciones de probabilidad desarrolladas, se continúa con la obtención de los distintos casos de estudio.

2. Resultados

Para llevar a cabo la simulación, se definen doce escenarios, cada uno enfocado en analizar cómo influye la cantidad de repartidores en las distintas zonas geográficas: metropolitana, urbana y semi-urbana. Considerando que las probabilidades de pedidos varían significativamente según el horario, se identificaron tres escenarios representativos para cada período del día: la *mañana* (Tabla 4), el *mediodía* (Tabla 5), la *tarde* (Tabla 6) y la *noche* (Tabla 7).

	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
M	1	2	2
S	1	1	1
U	1	1	2

Tabla 4. Descripción de las variables de control en los escenarios elegidos de la mañana.

	Escenario 4	Escenario 5	Escenario 6
M	7	8	9
S	1	1	1
U	4	3	3

Tabla 5. Descripción de las variables de control en los escenarios elegidos del mediodía.

	Escenario 7	Escenario 8	Escenario 9
M	4	5	4
S	1	1	1
U	2	2	3

Tabla 6. Descripción de las variables de control en los escenarios elegidos de la tarde.

	Escenario 10	Escenario 11	Escenario 12
M	18	19	20
S	1	1	1
U	7	6	6

Tabla 7. Descripción de las variables de control en los escenarios elegidos de la noche.

Para el análisis de los escenarios, se da prioridad a aquellos que reducen el tiempo de espera de los clientes y, de manera simultánea, disminuyen el porcentaje de tiempo ocioso de los repartidores. Las tablas que presentan los resultados para cada parte del día (*Tablas 8, 9, 10 y 11*), se detallan a continuación.

	Escenario 2	Escenario 3	Escenario 1
PTOM (%)	66.97	77.93	34.86
PTOS (%)	99.63	99.66	99.67
PTOU (%)	79.91	90.16	80.28
PPSM (min)	21.76	21.01	35.72
PPSS (min)	21.74	20.94	20.94
PPSU (min)	23.07	21.09	22.99
PERM (min)	0.84	0.07	14.82
PERS (min)	0.00	0.03	0.00
PERU (min)	2.13	0.08	2.13

Tabla 8. Tabla de resultados de la simulación en la franja de la mañana.

	Escenario 5	Escenario 6	Escenario 4
PTOM (%)	18.33	27.13	7.00
PTOS (%)	96.45	96.45	96.64
PTOU (%)	35.13	35.63	51.54
PPSM (min)	33.09	28.85	63.16
PPSS (min)	26.00	26.49	26.21
PPSU (min)	32.73	32.47	27.25
PERM (min)	7.48	3.27	37.60
PERS (min)	0.28	0.67	0.55
PERU (min)	7.20	6.88	1.66

Tabla 9. Tabla de resultados de la simulación en la franja del mediodía.

	Escenario 8	Escenario 9	Escenario 7
PTOM (%)	29.52	12.45	12.21
PTOS (%)	98.12	98.18	98.13
PTOU (%)	48.11	64.97	47.55
PPSM (min)	30.56	44.32	44.87
PPSS (min)	27.93	28.66	27.87
PPSU (min)	32.98	28.69	33.23
PERM (min)	2.66	16.49	17.01
PERS (min)	0.21	0.44	0.22
PERU (min)	5.20	0.73	5.31

Tabla 10. Tabla de resultados de la simulación en la franja de la tarde.

	Escenario 11	Escenario 12	Escenario 10
PTOM (%)	18.33	27.13	7.00
PTOS (%)	96.45	96.45	96.64
PTOU (%)	35.13	35.63	51.54
PPSM (min)	33.09	28.85	63.16
PPSS (min)	26.00	26.49	26.21
PPSU (min)	32.73	32.47	27.25
PERM (min)	7.48	3.27	37.60
PERS (min)	0.28	0.67	0.55
PERU (min)	7.20	6.88	1.66

Tabla 11. Tabla de resultados de la simulación en la franja de la noche.

Los resultados obtenidos permiten definir una visión completa de los posibles escenarios estudiados.

3. Discusión

A partir de los resultados obtenidos, se identifican discrepancias y similitudes relevantes en comparación con el trabajo anterior. En primer lugar, la selección de la metodología actual se considera más precisa, ya que refleja con mayor fidelidad la experiencia de uso en plataformas de delivery. Este enfoque permite que los clientes, al emitir un pedido, conozcan el horario aproximado de entrega y puedan visualizar el recorrido del repartidor mientras completa sus tareas pendientes.

Por otro lado, el análisis basado en franjas horarias (*mañana, mediodía, tarde y noche*) resulta más adecuado que el enfoque anterior, que segmentan según días de la semana y fines de semana. Este cambio permite identificar diferencias más pronunciadas en la frecuencia de emisión de pedidos y en los tiempos de entrega, lo que justifica la necesidad de realizar este nuevo análisis para mejorar la eficiencia del sistema. Para ello, se llevaron a cabo cuatro simulaciones, dos más que en la investigación previa.

Entre las similitudes detectadas, se confirma la tendencia de mayor volumen de pedidos en la zona metropolitana en comparación con las demás áreas geográficas, lo que genera una mayor demanda de repartidores en esa región. En contraste, la zona semi-urbana presenta una cantidad de pedidos significativamente menor, lo que implica una estabilidad en la cantidad de repartidores requeridos, independientemente del escenario analizado.

En cuanto a la determinación de la cantidad óptima de repartidores por zona y franja horaria, se prioriza reducir el tiempo de espera de los clientes como principal objetivo, seguido de minimizar el porcentaje de tiempo ocioso de los repartidores. Este enfoque está alineado con la misión de la empresa, "Mejor comida para más personas" [1], que busca maximizar la satisfacción del cliente al entregar pedidos de manera rápida y eficiente.

Finalmente, se observa que la franja horaria nocturna requiere la mayor cantidad de repartidores debido a la alta frecuencia de pedidos, seguida por el *mediodía*, que presenta una tendencia similar pero de menor magnitud. Esto coincide con los hábitos de consumo de los clientes, quienes suelen realizar pedidos para la cena o el almuerzo. En contraste, la franja de la *mañana* demanda la menor cantidad de repartidores, un comportamiento comparable con los días hábiles (lunes a jueves) en el análisis previo.

4. Conclusiones

En el presente trabajo, se realiza una simulación diseñada para replicar las condiciones de un sistema de delivery, con el objetivo de optimizar la cantidad de repartidores por zona y maximizar la capacidad de entrega diaria. Tras analizar los distintos escenarios, se observa que cada área geográfica y franja horaria requieren diferentes cantidades de repartidores para mejorar el servicio proporcionado por la organización.

La zona metropolitana posee la mayor demanda de pedidos, lo que implica una necesidad considerablemente mayor de repartidores en comparación con las demás áreas. Por otro lado, la zona semi-urbana muestra un número reducido de pedidos, lo que genera un alto porcentaje de tiempo ocioso para los repartidores. Esta situación señala la necesidad de desarrollar estrategias de marketing para aumentar la adopción de la plataforma en esta área, sin considerar su eliminación debido a la misión de la empresa, que busca cubrir la mayor cantidad posible de clientes y áreas. La simulación revela que, durante la *mañana*, los mejores resultados se obtienen con 2 repartidores en la zona metropolitana, 1 en la semi-urbana y 1 en la urbana. Al *mediodía*, la demanda incrementa y se requiere un aumento de repartidores: 8 en la zona metropolitana, 1 en la semi-urbana y 3 en la urbana. Por la *tarde*, la demanda en la zona metropolitana sigue siendo alta, con 5 repartidores, mientras que en las otras áreas se mantienen 1 y 2, respectivamente. Durante la *noche*, la mayor demanda de pedidos requiere un fuerte aumento de repartidores: 19 en la zona metropolitana, 1 en la semi-urbana y 6 en la urbana. Estos resultados subrayan la importancia de ajustar la cantidad de repartidores según la franja horaria para optimizar el servicio y controlar los costos operativos, con especial atención al pico de demanda nocturna. En

la zona semi-urbana, el número de repartidores se mantiene constante a lo largo de los escenarios.

Como futuras líneas de trabajo, se planea analizar el modelo teniendo en cuenta tanto las franjas horarias como las condiciones climáticas, para comprender cómo estos factores influyen en la demanda de repartidores según cada zona geográfica.

Agradecimientos

Agradecemos a la Ingeniera Silvia Quiroga, al Ingeniero Rubén Flecha y al Ingeniero Hernán Darío Martel, docentes de la carrera de Ingeniería en Sistemas de Información de la UTN FRBA.

Referencias

[1] Pereira, D., “Modelo de negocio de Zomato”, The Business Model Analyst, septiembre 2023. Disponible en: <https://bit.ly/3OLQLCr> . [Accedido: 08- Diciembre- 2024].

Apuntes teóricos de la cátedra de Simulación UTN-FRBA.

Datos de Contacto

García Linfozzi, María Sol. UTN FRBA.
mgarcialinfozzi@frba.utn.edu.ar
Gobbi, Micaela Nicole. UTN FRBA.
mgobbi@frba.utn.edu.ar
Lamas, Chabela María. UTN FRBA.
clamas@frba.utn.edu.ar