

UNIVERSIDAD DE SANTIAGO DE CHILE
FACULTAD DE INGENIERÍA
Departamento de Ingeniería Informática



**Algoritmos de predicción y distribución de carga para el grafo lógico en los
sistemas de procesamiento de *stream***

Daniel Pedro Pablo Wladdimiro Cottet

Profesor guía: Nicolás Hidalgo Castillo

Profesora co-guía: Erika Rosas Olivos

Tesis de grado presentada en
conformidad a los requisitos para
obtener el grado de Magíster en
Ingeniería Informática

Santiago – Chile

2015

© **Daniel Pedro Pablo Wladdimiro Cottet** - 2015



• Algunos derechos reservados. Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-Chile 3.0. Sus condiciones de uso pueden ser revisadas en: <http://creativecommons.org/licenses/by/3.0/cl/>.

*Gracias a la vida que me ha dado tanto.
Me ha dado la risa y me ha dado el llanto.
Así yo distingo dicha de quebranto,
los dos materiales que forman mi canto
y el canto de ustedes que es el mismo canto,
y el canto de todos, que es mi propio canto.*

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a

TABLA DE CONTENIDO

Índice de tablas	ix
Índice de ilustraciones	xi
Índice de Algoritmos	xvii
Resumen	xix
Abstract	xxi
1 Introducción	1
1.1 Antecedentes y motivación	1
1.2 Descripción del problema	4
1.3 Solución propuesta	4
1.4 Objetivos y alcance del proyecto	5
1.4.1 Objetivo general	5
1.4.2 Objetivos específicos	6
1.4.3 Alcances	6
1.5 Metodología y herramientas utilizadas	7
1.5.1 Metodología	7
1.5.2 Herramientas de desarrollo	8
1.6 Organización del documento	8
2 Marco Teórico	9
2.1 Streaming	9
2.2 Stream processing	10
2.3 Sistemas de procesamiento de stream	11
2.3.1 Simple Scalable Streaming System (S4)	15
2.3.2 Storm	16
2.4 Elasticidad	17
2.5 Procesos estocásticos	18
2.5.1 Cadena de Markov	19

2.5.2 Trabajo relacionado	22
2.6 Teoría de colas	23
3 Balance de carga en SPS	27
3.1 Perspectivas de balance de carga	27
3.1.1 Recursos físicos	27
3.1.2 Recursos lógicos	28
3.1.3 Enfoque estático	29
3.1.4 Enfoque dinámico	30
3.2 Técnicas de balance de carga	31
3.2.1 Planificación determinista	32
3.2.2 Load Shedding	33
3.2.3 Migración	34
3.2.4 Fisión	35
4 Diseño del sistema de distribución de carga	39
4.1 Análisis del sistema de distribución de carga	39
4.2 Recolección de los datos	44
4.3 Algoritmo reactivo	45
4.4 Algoritmo predictivo	46
4.5 Administración del sistema	49
5 Experimentos y evaluación	53
5.1 Implementación del sistema	53
5.2 Diseño de los experimentos	56
5.2.1 Aplicación 1: Análisis de <i>tweets</i> en escenarios de desastres naturales	57
5.2.2 Aplicación 2: Contador de palabras en muestras de textos	59
5.2.3 Aplicación 3: Aplicación sintética	60
5.3 Evaluación	61
5.3.1 Aplicación 1: Análisis de <i>tweets</i> en escenarios de desastres naturales	62
5.3.2 Aplicación 2: Contador de palabras en muestras de textos	71

5.3.3 Aplicación 3: Aplicación sintética	83
6 Conclusiones	93
6.1 Detalles de la contribución	93
6.2 Discusiones	94
6.3 Trabajo futuro	96
Referencias	99
Anexos	104
A Conformación de matriz de transición	105
B Clases para la implementación del sistema de monitoreo	107
C Modificaciones al código fuente de S4	113
D Configuración para la comunicación de S4	115

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 5.1 Período de tiempo que duerme la hebra asignada al PE. . . . 61

Tabla D.1 Parámetros de la configuración para la comunicación de S4. . 115

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Figura 2.1	Flujo de datos entre el servidor y los clientes.	9
Figura 2.2	Ejemplo de modelo de SPS.	12
Figura 2.3	Modelo push de procesamiento.	14
Figura 2.4	Modelo pull de procesamiento.	15
Figura 2.5	Elasticidad en un SPS.	17
Figura 2.6	Proceso de Markov.	19
Figura 2.7	Cadena de Markov.	20
Figura 2.8	Ejemplo de cadena de Markov.	21
Figura 2.9	Ejemplo de un sistema basado en teoría de colas.	24
Figura 3.1	Load shedding en un SPS.	33
Figura 3.2	Técnica de migración en un SPS.	35
Figura 3.3	Técnica de fisión en un SPS.	36
Figura 3.4	Ejemplo de replicación de los operadores (Fernandez et al., 2013).	37
Figura 4.1	Ejemplo de replicación del sistema propuesto.	40
Figura 4.2	Enfoque de un SPS con conceptos de teoría de colas. . . .	41
Figura 4.3	Estructura del sistema de distribución de carga.	43
Figura 4.4	Comportamiento de la tasa de procesamiento de un operador.	46
Figura 4.5	Cadena de Markov dado el modelo propuesto del sistema. .	47
Figura 5.1	Distribución de la carga entre las réplicas.	56
Figura 5.2	Aplicación 1.	59
Figura 5.3	Aplicación 2.	60
Figura 5.4	Aplicación 3.	61
Figura 5.5	Estadísticas del PE Stopword en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor. . . .	65
Figura 5.6	Estadísticas del PE Stopword en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor. . . .	65

Figura 5.7 Estadísticas del PE Language en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor. . . .	66
Figura 5.8 Estadísticas del PE Language en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor. . . .	66
Figura 5.9 Estadísticas del PE Counter en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.	67
Figura 5.10 Estadísticas del PE Counter en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.	67
Figura 5.11 Estadísticas del PE Mongo en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.	68
Figura 5.12 Estadísticas del PE Mongo en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.	68
Figura 5.13 Tiempo promedio de procesamiento de un evento en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos usando monitor.	69
Figura 5.14 Tiempo promedio de procesamiento de un evento en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos no usando monitor.	69
Figura 5.15 Cantidad total de eventos procesados en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos usando monitor.	69
Figura 5.16 Cantidad total de eventos procesados en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos no usando monitor.	69
Figura 5.17 Estadísticas del PE Stopword en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.	72
Figura 5.18 Estadísticas del PE Stopword en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.	72
Figura 5.19 Estadísticas del PE Language en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.	73
Figura 5.20 Estadísticas del PE Language en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.	73

Figura 5.21 Estadísticas del PE Counter en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.	74
Figura 5.22 Estadísticas del PE Counter en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.	74
Figura 5.23 Estadísticas del PE Mongo en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.	75
Figura 5.24 Estadísticas del PE Mongo en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.	75
Figura 5.25 Cantidad promedio de eventos procesados en cada período en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos usando monitor.	76
Figura 5.26 Cantidad promedio de eventos procesados en cada período en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos no usando monitor.	76
Figura 5.27 Cantidad total de eventos procesados en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos usando monitor. .	76
Figura 5.28 Cantidad total de eventos procesados en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos no usando monitor.	76
Figura 5.29 Estadísticas del PE Split en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.	79
Figura 5.30 Estadísticas del PE Split en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.	79
Figura 5.31 Estadísticas del PE Counter en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.	80
Figura 5.32 Estadísticas del PE Counter en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.	80
Figura 5.33 Estadísticas del PE Merge en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.	81
Figura 5.34 Estadísticas del PE Merge en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.	81

Figura 5.35 Cantidad total de eventos procesados en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos no usando usando monitor.	82
Figura 5.36 Cantidad total de eventos procesados en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos no usando no usando monitor.	82
Figura 5.37 Estadísticas del PE Split en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.	84
Figura 5.38 Estadísticas del PE Split en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.	84
Figura 5.39 Estadísticas del PE Counter en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.	85
Figura 5.40 Estadísticas del PE Counter en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.	85
Figura 5.41 Estadísticas del PE Merge en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.	86
Figura 5.42 Estadísticas del PE Merge en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.	86
Figura 5.43 Cantidad total de eventos procesados en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos usando monitor.	87
Figura 5.44 Cantidad total de eventos procesados en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos no usando monitor.	87
Figura 5.45 Porcentaje de utilización de la CPU en la tercera aplicación usando monitor.	88
Figura 5.46 Porcentaje de utilización de la CPU en la tercera aplicación no usando monitor.	88
Figura 5.47 Consumo de memoria RAM en la tercera aplicación usando monitor.	88
Figura 5.48 Consumo de memoria RAM en la tercera aplicación no usando monitor.	88

Figura 5.49 Cantidad de eventos procesados en la tercera aplicación usando monitor.	89
Figura 5.50 Cantidad de eventos procesados en la tercera aplicación no usando monitor.	89
Figura 5.51 Estadísticas del primer PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.	89
Figura 5.52 Estadísticas del primer PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.	90
Figura 5.53 Estadísticas del segundo PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.	90
Figura 5.54 Estadísticas del segundo PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.	91
Figura 5.55 Estadísticas del tercer PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.	91
Figura 5.56 Estadísticas del tercer PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.	92

ÍNDICE DE ALGORITMOS

4.1	Algoritmo reactivo del sistema de distribución de carga.	45
4.2	Cálculo de la distribución estacionaria de la cadena de Markov de un operador ϕ	49
4.3	Algoritmo predictivo del sistema de distribución de carga.	49
4.4	Administración de réplicas de un operador ϕ dado su comportamien- to en el sistema de distribución de carga.	50
5.1	Distribución de carga entre las réplicas de un operador.	55
A.1	Algoritmo para la conformación de la matriz de transición.	105

RESUMEN

En el mundo actual de la información, grandes cantidades de datos son generados cada segundo desde las más diversas fuentes: redes sociales, redes de sensores, buscadores Web, entre otros. Extraer información de dichos datos muchas veces requiere que este análisis sea llevado a cabo en tiempo real, debido que el análisis que se deben realizar depende de la temporalidad. Para lograr procesar estas grandes cantidades de datos, existen sistemas especializados llamado sistemas de procesamiento *stream* (SPS), los cuales pueden procesar en tiempo real los datos que van llegando por una o más fuentes de datos. Estos sistemas están basados en grafos, cuyos vértices realizan operaciones según el flujo de dato que van llegando por las aristas del grafo. Debido a esto, existe un problema con la topología del grafo de la aplicación, dado que ésta al iniciar el sistema posee una determinada forma, la cual puede ser que no se adapte a la cantidad de flujo de datos entrante, pudiendo generar sobrecargas en un operador. Dado esto, se planteó un sistema de distribución de carga que optimice el rendimiento de cada operador. Para esto se diseñó un algoritmo reactivo, usando la técnica de fisión, y otro predictivo, usando cadena de Márkov, para poder detectar sobrecargas en un operador, de tal manera de indicarlo y optimizar el rendimiento del sistema. Los resultados obtenidos de los experimentos realizados en el SPS S4, se encuentra una mejora de hasta de tres veces más en el procesamiento de los eventos, con un costo asociado a un aumento de 0,0119 % del uso de la CPU, pero una disminución de un 1,5187 % en el consumo de memoria RAM con el experimento realizado. De esta manera, se cumplió con un sistema que optimizara el rendimiento de un SPS, con un bajo *overhead* de implementación.

Palabras Claves: SPS; Elasticidad; Distribución de carga; Balance de carga; Algoritmos reactivos; Fisión; Algoritmos predictivos; Cadena de Márkov

ABSTRACT

In today's world of information, large amounts of data are generated every second from the most diverse sources: social networks, sensor networks, Web search engines, among others. Extract information from the data often requires that this analysis is carried out in real time, because the analysis to be performed depends on the timing. To achieve process these large amounts of data, there are specialized systems called stream processing systems (SPS), which can process data in real time as they arrive for one or more data sources. These systems are based on graphs whose vertices perform operations according to the flow of data that arrive from the edges of the graph. Because of this, there is a problem with the topology graph of the application, since it at system startup has a certain way, which might not suit the amount of incoming data stream, potentially leading to overcharge operator. Given this, a charge distribution system that optimizes the performance of each operator was raised. For this a reactive algorithm was designed, using the technique of fission, and other predictive, using Markov chain, to detect overloading an operator, so to indicate and optimize system performance. The results of experiments on the SPS S4, is improved up to three times in the processing of events at a cost associated with an increase of 0.0119% of CPU usage, but a decrease a 1.5187% consumption RAM with experiment. Thus it was fulfilled with a system that optimizes the performance of an SPS, with low overhead implementation.

Keywords: SPS; Elastic; Load balancing; Algorithm reactive; Fision; Algorithm predictive; Markov chain

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 ANTECEDENTES Y MOTIVACIÓN

La gran contribución de información en la Internet se ha debido al origen de la Web 2.0, donde ésta se caracteriza por la participación activa del usuario, siendo reflejado en el auge de blogs, redes sociales u otras aplicaciones web (Oberhelman, 2007). Con el objetivo de extraer información de dichos datos, se crean sistemas de procesamiento para grandes cantidades de información generadas por la interacción entre los usuarios.

Con el paso del tiempo, más y más información es generada por distintas interacciones generadas por los usuarios. Por lo que, analizar o extraer esta información no es una tarea fácil, más aún cuando muchas de estas interacciones deben ser analizadas en tiempo real, dada su dependencia temporal. Por lo que sistemas tradicionales de procesamiento basados en MapReduce (Lin & Dyer, 2010) o *bash processing* (Hawwash & Nasraoui, 2014) no son los ideales para analizar esta información.

Es así como con el tiempo se han ido creando distintas aplicaciones de procesamiento en tiempo real, debido al interesante funcionamiento que poseen, las que se caracterizan por ser capaces de procesar grandes flujos de datos en tiempo real (Chen & Zhang, 2014). La necesidad de procesar información en tiempo real surge dado que muchas aplicaciones, donde sus usuarios requieren de respuestas rápidas y actualizadas que le permitan tomar decisiones en períodos cortos de tiempo. Dentro de los ejemplos existentes se encuentran; análisis de sentimientos de los mensajes de usuarios, análisis de los precios de la bolsa de valores, recopilación de información en caso de emergencia, entre otros. Las distintas aplicaciones que se han creado se volvieron críticas para sus usuarios, debido que sustenta la toma de decisiones de empresas o instituciones (Wenzel, 2014).

Un ejemplo de esto, son las aplicaciones que analizan redes sociales en caso de un desastre natural, donde grandes cantidades de información son

generadas, y se requiere procesar esta información lo más cercano al tiempo real para obtener información que sea relevante para la situación (Andrade et al., 2014). De esta manera, se puede construir un sistema que pueda procesar los datos realizando análisis de sentimiento, búsqueda de palabras claves o filtros de búsqueda, ya sea por idioma, país o género. Con esta información, se puede establecer sectores críticos, facilitar la búsqueda de personas, distribución de alertas, o detección de necesidades, lo cual sería crucial para tomar decisiones en esos momentos.

Por otra parte, también son utilizado estos sistemas de procesamiento para llevar a cabo predicciones en la bolsa de comercio, de esta manera, se crean sistemas de procesamiento que apliquen modelos matemáticos y permiten predecir el comportamiento para el siguiente día en el mercado. Con estos sistemas, la ganancia que existe por parte de las personas interesadas puede aumentar considerablemente, por lo que ha generando un alto interés en el desarrollo e investigación en esta área.

También se aplica en casos de seguridad, dado que se realiza un monitoreo de la actividad que surge por parte de los usuarios que interactúan en una red específica. Esto es útil para empresas o ministerios que poseen información privilegiada, y en caso que alguien desee realizar respaldos o eliminar información sin consentimiento de los encargados, puede detectarse la persona y generarse una alarma de preventiva a las autoridades. Como la información es procesada en tiempo real, ayuda a detectar a tiempo las posibles acciones de usuarios maliciosos. Dentro de las aplicaciones que existen sobre este tema, son los análisis de logs de los sistemas, con cuya información se puede verificar si existe algún *bug*, error o anomalía, además de ver si existe algún intruso o violación al sistema.

Entre los sistemas actuales de procesamiento de *stream* se encuentran S4 (Neumeyer et al., 2010), Storm (Storm, 2014), Samza (Samza, 2014), entre otros, los cuales son los más utilizados como arquitectura de procesamiento en la confección de distintas aplicaciones de *stream*. Este tipo de arquitecturas está basada en grafos, donde las vértices son operaciones realizadas al flujo de

datos que es enviado por las distintas aristas. Por lo que el usuario diseña la topología a su conveniencia, según la necesidad que posea el sistema, creando así una aplicación. Aunque poseen bastante flexibilidad para la creación de diversas aplicaciones, por la facilidad de crear distintas topologías, no lo tiene para adaptarse en el tiempo a las condiciones del tráfico entrantes, esto debido a que las topologías de procesamiento generadas son estáticas. Dada la naturaleza dinámica de las interacciones, pueden surgir problemas de sobrecarga en algunas partes de la topología asociada a la aplicación.

El problema de sobrecarga conlleva a una baja en el rendimiento, produciendo una pérdida de recursos, tiempo e información. Abordar este problema es crítico, puesto que al realizar una optimización en el sistema, implica una disminución en el tiempo de procesamiento, por lo que hay una mayor cantidad de datos procesados en un período de tiempo, lo cual conlleva a una mayor precisión en los resultados obtenidos de la aplicación.

Lo anterior lo podemos entender de mejor manera con el siguiente ejemplo: se posee un tiempo t para procesar n datos, de disminuir el tiempo de procesamiento total de los datos, se tiene que en el mismo tiempo t se procesarán una cantidad $n + m$ de datos, donde m son los datos adicionales a analizar debido a la mejora del rendimiento. Como existe un aumento en la cantidad de datos procesados, la información procesada posee mayor precisión, debido que se poseen mayor cantidad de datos con los que analizar el comportamiento estudiando. Por ejemplo, al procesar una mayor cantidad de transacciones en la bolsa de comercio, se puede poseer una predicción más precisa de cómo se comportará la bolsa a futuro. Desde otro punto de vista, se efectúa una mejora en los recursos utilizados, habiendo una disminución de recursos ociosos que genera la sobrecarga en el operador.

1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Los SPS (Sistemas de Procesamiento de *Streaming*) modelan sus aplicaciones como un grafo cuyas vértices son operadores y las aristas son flujo de datos entre los operadores. Dada el carácter estático de su representación en forma de grafo, puede existir sobrecarga del sistema a producto de factores físicos o lógicos. El factor físico se define como los componentes que posee la máquina, los cuales pueden ser limitantes para el sistema alojado. En cambio, el lógico se concentra en los componentes del grafo, por lo que existe una limitante en la cantidad de operadores o la cantidad de flujo existente entre los operadores.

La falta de flexibilidad del SPS en los operadores más demandados. Esto sucede dada la condición estática del grafo, es decir la topología del grafo no cambia con el tiempo, por lo que no existe una forma para adaptarse el tráfico de manera dinámica que permita variar la carga y reducir las colas, de tal manera de mejorar el rendimiento del sistema y obtener información más precisa y en tiempo real.

1.3 SOLUCIÓN PROPUESTA

La solución propuesta consiste en el diseño de algoritmos de predicción y distribución de carga a nivel de la lógica del grafo, los cuales adaptan el grafo a las variaciones del grafo. Por lo que se propone implementar cuatro módulos que componen la estructura del sistema de distribución de carga: monitor de carga, analizador de carga, predictor de carga y administrador de réplicas.

El monitor de carga está encargado de recuperar el nivel de carga de cada uno de los operadores. Esta información es entregada a los módulos de analizador y predictor de carga, los cuales están encargados de evaluar si existe sobrecarga en el operador. Cada uno de éstos trabaja de forma independiente y

tiene distintos métodos, uno proactivo y otro reactivo, de tal manera de poseer mayor exactitud en la detección de una sobrecarga.

El analizador de carga consiste en un método reactivo, el cual analiza el tráfico de los operadores en el tiempo actual, y cuantifica su carga. El estado de la carga de cada operador depende de un umbral, por lo que según esto se envía al administrador de réplica el tráfico de cierto operador de ser necesario una replicación.

El predictor de carga consiste en un método proactivo, el cual analiza la carga de los distintos operadores según una ventana de tiempo, y predice la carga para la siguiente ventana de tiempo. De esta manera, se determina la posible carga que existe en cierto período de tiempo futuro, información que utiliza el administrador de réplicas para determinar la mejor configuración de los operadores para dicho período.

El administrador de réplicas se alimenta de la información entregada por los dos módulos anteriores, y así toma una decisión de la administración de cada una de las réplicas de los distintos operadores. Por lo tanto, verifica cuántas réplicas son necesarias según la cantidad de tráfico de cierto operador.

Finalmente, el sistema de procesamiento constantemente está realizando un *feedback* al sistema de optimización, de tal manera que pueda administrar las réplicas necesarias. De esta manera, se dispone de un sistema capaz de procesar información de manera más rápida, a través de este sistema de optimización con bajo *overhead*.

1.4 OBJETIVOS Y ALCANCE DEL PROYECTO

1.4.1 Objetivo general

Diseño, construcción y evaluación de un algoritmo de predicción y un algoritmo de distribución de carga para sistemas de procesamiento de *stream*.

1.4.2 Objetivos específicos

1. Diseñar e implementar un algoritmo reactivo que permita analizar en el momento la carga de los operadores.
2. Diseñar e implementar un algoritmo de predicción que permita estimar la carga de los operadores.
3. Diseñar e implementar un algoritmo de distribución que permita la administración de los operadores del grafo de procesamiento de forma elástica.
4. Diseñar y construir experimentos que permitan validar la hipótesis formulada.
5. Evaluar y analizar el rendimiento del sistema a través de aplicaciones generadas sobre sistemas de procesamiento de *stream*.

1.4.3 Alcances

Dentro de los alcances y limitaciones que se tienen en el proyecto son:

- La evaluación de la solución presentada se implementará sobre un solo sistema de procesamiento de *stream*.
- Los datos emitidos de la fuente de datos son homogéneos, teniendo una tasa de servicio similar.
- La distribución de flujo de datos es a nivel de operadores y no de nodos físicos, por lo que no se analizó la carga de estos últimos.
- Los algoritmos propuestos no incluyen técnicas que garanticen el procesamiento de todo el flujo de datos.
- En la evaluación de los algoritmos propuestos se consideró el costo de comunicación de manera igualitaria para todos los operadores.

1.5 METODOLOGÍA Y HERRAMIENTAS UTILIZADAS

1.5.1 Metodología

Dado el carácter de investigación de la propuesta de tesis, se propone utilizar el método científico para la realización de ésta. Dentro de las etapas propuesta por (Hernández Sampieri et al., 2010) están:

1. Formulación de la hipótesis: “La utilización de un sistema de distribución de carga, el cual contenga un modelo reactivo y predictivo, de tal manera que permita mejorar la distribución de carga entre los operadores de manera dinámica, logrando aumentar el rendimiento del SPS, de tal manera que aumente la cantidad de eventos procesados”.
2. Elaboración del marco teórico: Exponer las investigaciones que existen sobre problemas de sobrecarga en los operadores de SPS. Así mismo, los conceptos fundamentales de estos sistemas.
3. Seleccionar el diseño apropiado de investigación: Diseñar el experimento para el problema de balance de carga a nivel lógico en un SPS, vale decir, los algoritmos de predicción y distribución. Cada ejecución de los experimentos se basan según los principios de un SPS.
4. Analizar los resultados: De deberá analizar los resultados según las estadísticas entregadas y el modelo propuesto.
5. Presentar los resultados: Elaborar el reporte de investigación y presentar los resultados en gráficos y tablas.
6. Concluir en base a los resultados de la investigación.

1.5.2 Herramientas de desarrollo

Para el procesamiento de *stream* se utilizó Apache S4 0.6.0, por lo que fue necesario para su configuración Java SE Development Kit 7. Dentro esto, el lenguaje de programación de cada una de las estructuras del sistema desarrollado fue en Java, por lo que se trabajó sobre el IDE Eclipse Standard 4.4.2, y para el prototipo del modelo matemático se utilizó MATLAB 2014a. De forma complementaria, se utilizó Texmaker 4.1 para la confección de los distintos informes requeridos y la documentación correspondiente al trabajo.

1.6 ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO

En el presente documento se divide en seis capítulos. En el primer capítulo se presenta la problemática y la solución propuesta, conjunto con los objetivos y la metodología utilizada. En el segundo capítulo se exponen los conceptos teóricos involucrados. Posteriormente, el tercer capítulo aborda los distintos enfoques y técnicas que se han brindado en la literatura para dar soluciones al problema planteado. Luego, el cuarto capítulo se describen el diseño de los algoritmos utilizados en el sistema propuesto, explicando las distintas decisiones que se tomaron para el diseño de éste. En el quinto capítulo se presentan los distintos experimentos realizados para evaluar el sistema diseñado, donde se explica su implementación y evaluación según los experimentos diseñados. Finalmente, el sexto capítulo se exponen las respectivas conclusiones obtenidas a partir del presente trabajo.

CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO

2.1 STREAMING

Streaming (Menin, 2002) es una técnica para la transferencia de datos de forma continua, de tal manera que sea temporal y secuencial, cuyo funcionamiento se basa en el envío de datos por parte de un ente externo a un sistema de procesamiento de información, donde en caso de estar ocupado el servicio, se dejan los datos en cola. Generalmente, esto es utilizado en la interacción con la Web, como redes sociales o reproducción *online* de contenido multimedia. En la Figura 2.1 se muestra un servidor que emana un flujo de datos que llega a distintos clientes, donde cada uno de ellos procesa la información entrante, y en caso de estar ocupado el procesamiento, se guarda en un *buffer* los datos para posteriormente ser procesados.

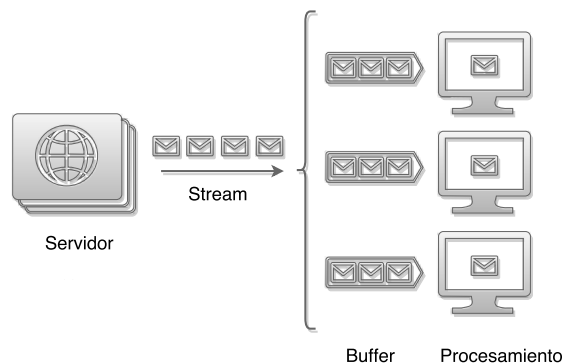


Figura 2.1: Flujo de datos entre el servidor y los clientes.

Este tipo de técnica es útil cuando se desea procesar información en tiempo real, siendo relevante la temporalidad de los datos, como la reproducción *online* de material multimedia. Los datos emanados por el *streaming* pueden ser utilizados para el análisis y procesamiento de un SPS (Sistema de Procesamiento de *Stream*). Un ejemplo de esto, es el *Streaming API* proporcionada por Twitter, donde esta información se puede utilizar para estudiar los *trending topic* o los *hashtag* más utilizados para casos específicos, como campañas electorales o desastres naturales.

2.2 STREAM PROCESSING

Stream processing es un paradigma de programación, el cual está orientado al procesamiento de un flujo de datos en tiempo real. Se centra en la programación de aplicaciones que puedan procesar la información en el momento, utilizando los recursos del sistema de forma paralela o distribuida para cumplir su objetivo, de tal manera que su procesamiento sea lo más cercano al tiempo real (Chakravarthy & Jiang, 2009).

Dentro de las aplicaciones existentes en el procesamiento de *stream*, están el monitoreo de signos vitales, detección de fraudes, reproducción de videos *online*, y para cada uno de ellos es necesario cumplir con ciertas características para el funcionamiento correcto del sistema. Para ello, se han propuesto ciertos requerimientos para el procesamiento continuo de datos (Andrade et al., 2014), los cuales serán desglosados a continuación:

- **Procesamiento de grandes cantidades de datos:** esto significa que al tratar de procesar los datos, no se puede guardar en una base de datos y luego procesarlos, como en general lo realizan los *batch processing*, por lo tanto es necesario otro mecanismo que pueda procesarlos mientras va llegando la información entrante. Por lo que utilizar *stream processing* soluciona este problema, dado que la información entrante es procesada a medida que van llegando los datos.
- **Limitaciones de ancho de banda y latencia:** se refiere a la comunicación que existe por parte del proveedor de datos, de tal manera que no sea una limitante en el procesamiento de los datos el ancho de banda o la latencia que existe. Esto es importante, dado que no sirve un sistema de estimación de la bolsa del mercado con una latencia considerable, de tal manera que envíe datos obsoletos. Siempre se debe mantener una baja latencia, para poseer los datos lo más cercano al tiempo real.
- **Procesamiento de datos heterogéneos:** en su mayoría, los datos poseen distintos formatos, contenidos y niveles de ruido, por lo que es necesario

realizar una normalización de estos, de tal manera de estandarizar el procesamiento.

- **Proporcionar alta disponibilidad a largo plazo:** es importante poseer un constante flujo de información, que sea estable y persistente en el tiempo, de tal manera que esté procesando constantemente los datos para el propósito designado. Y si analizamos el funcionamiento de los sistemas, estos pueden fallar, y los SPS no son la excepción, por ello es que es importante contar con un mecanismo de tolerancia a fallos que permita reducir la pérdida de información. De no existir, se puede perder información, comprometiendo la precisión de los resultados y requiriendo de un mayor tiempo para recolectar la información perdida o lograr un estado similar.

2.3 SISTEMAS DE PROCESAMIENTO DE STREAM

Entre los diferentes motores de procesamiento de datos masivos, existen los sistemas de procesamiento de *stream*, los cuales reciben grandes cantidades de datos que deben procesar de forma distribuida y en tiempo real, de ahora en adelante hablaremos de procesamiento *online* para hacer referencia al tiempo real. Para realizar esto, se requiere un cambio en el paradigma tradicional de *batch processing*, el cual almacena los datos en una base de datos, los que posteriormente son procesados de forma *offline* (Hawwash & Nasraoui, 2014), a uno que procese de forma *online*.

El paradigma utilizado se basa en grafos de procesamiento como muestra la Figura 2.2, donde los operadores corresponden a las vértices del grafo, como por ejemplo analizadores de sentimientos, filtros de palabras o algún algoritmo en particular, y las aristas corresponden a los flujos de datos entre un operador y otro (Shahrivari, 2014). Además de esto, los datos proporcionados son originados por un ente externo, ya sea *streaming* de redes sociales, estadísticas del monitoreo de un sistema, o transacciones en la bolsa de comercio, la cual

entrega los datos iniciales a los primeros operadores del grafo (Appel et al., 2012).

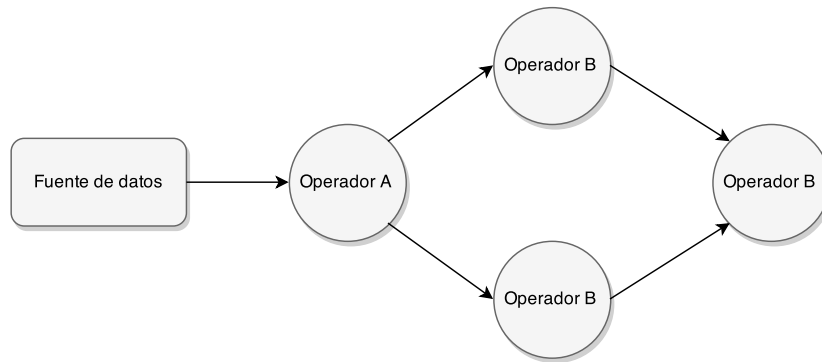


Figura 2.2: Ejemplo de modelo de SPS.

Cabe destacar que los SPS son distribuidos, es decir, cada uno de los vértices del grafo son alojados en un nodo físico disponible en el ambiente en que se aloja el sistema, ya sea un *cluster*, un *grid* o un *cloud*. Por lo que en ciertos casos es necesario realizar una comunicación entre los distintos nodos físicos, debido que al enviar datos de un operador a otro, estos no necesariamente están en el mismo nodo, por lo que para esto se hace necesario un canal de comunicación.

Las principales aplicaciones que se le dan a estos SPS, son orientadas al manejo de grandes cantidades de datos, las cuales deben ser procesadas para obtener información o estadísticas, como es el caso de detección de fraudes, recolección de información en caso de desastres o análisis de la interacción en las redes sociales. Para efectuar un procesamiento en tiempo real de los datos, (Stonebraker et al., 2005) establece los siguientes requerimientos:

- **Baja latencia:** este concepto está asociado con la comunicación fluida entre los distintos nodos del sistema, de tal manera que no existan *delay* o retrasos en el procesamiento.
- **Consultas SQL:** poder realizar consultas a una base de datos, sin perder las propiedades del SPS, como el procesamiento distribuido. Para esto, se debe realizar un cambio en la forma de ejecutar las consultas, debido que no sólo es necesario realizar la consulta, sino también se puedan unir las respuestas entregadas que se realicen de forma paralela, por lo que es

necesario diseñar un sistema que cumpla con operadores adicionales a los utilizados en las consultas tradicionales por sistemas centralizados.

- **Generar resultados predecibles:** cuando se realizan consultas en el sistema, existe la posibilidad que sean correctas sólo por un período de tiempo, debido a alguna falla en el sistema que genere una pérdida en el estado del operador. Por lo tanto, es necesario garantizar que el resultado sea determinístico y persistente en el tiempo, ya sea respaldando la información u otro mecanismo, de tal manera que si se realiza una consulta, el resultado sea consistente u homólogo con el transcurso del tiempo.
- **Integrar almacenamiento y flujo de datos:** en general, cuando se trabaja con procesamiento de datos, es importante guardar estados en el sistema, de tal manera que los datos entrantes vayan verificando, modificando o eliminado la información que se posea. En un operador que cuente palabras, es necesario soportar variables que guarden las estadísticas de la información entrante. Otro tema importante es la uniformidad de los datos, como se había presentando en el tópico anterior de *Streaming*, siempre se va a trabajar con datos heterogéneos, por lo que se requiere estandarizar los para su procesamiento, de esta manera, no existirá una discordancia en la información procesada.
- **Garantizar la seguridad y disponibilidad de los datos:** este requerimiento está orientado en poseer mecanismos de *checkpoint*, técnica utilizada para respaldar el estado del operador cada cierto período de tiempo, y tolerancia a falla, por lo que en caso de existir alguna anomalía, pueda volver el sistema a estar disponible y sin perder una cantidad considerable de información, ya sea en las estadísticas o estados del sistema.
- **Partición y escalabilidad automática de las aplicaciones:** Es importante también distribuir la carga entre distintos procesadores o máquinas, deseando idealmente una escalabilidad incremental, esto significa que el flujo de datos sea entregado a los distintos recursos que se posean y en caso de necesitar más recursos, incrementar lo que se poseen (Tanenbaum & van

Steen, 2007). Si bien no sucede siempre, se espera que esto sea automático y transparente.

- **Procesamiento y respuesta instantánea:** cuando se plantea el uso de los SPS, se apuesta por un sistema que entregue respuestas en un tiempo lo más cercano al real, este requerimiento hace necesario lidiar posibles sobrecargas de los operadores, las cuales afectan al rendimiento del sistema. Por lo tanto, se hace necesario abordar estos posibles escenarios proveyendo una solución con una optimización de bajo *overhead*, esto quiere decir con bajo costo de implementación o recursos necesarios para su funcionamiento, aumentando la eficiencia y rendimiento del sistema.

Cada sistema de procesamiento de *streaming* está basado en un modelo de procesamiento en particular. Por ejemplo, S4 está basado en el modelo de procesamiento *push* (Neumeyer et al., 2010), y Storm en el modelo *pull* (Storm, 2014).

El primer modelo llamado *push*, consiste en el envío de datos desde el operador. La ventaja de este modelo empleado por S4 radica en la abstracción en el envío de datos, sin embargo no asegura el procesamiento de estos, debido a que no existe un mensaje de respuesta al ser entregado al operador. En la Figura 2.3 se puede ver el Operador A como envía los datos al Operador B, donde en caso que esté procesando un dato el Operador B, éste lo guardará en cola. Debido a la forma en como se realiza el envío del evento, éste no asegura que llegue efectivamente, debido a una falla en la comunicación, por lo que existe una abstracción en el envío de los eventos por parte del operador emisor.

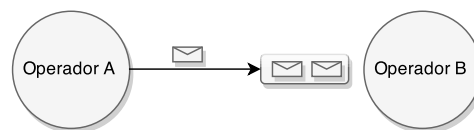


Figura 2.3: Modelo push de procesamiento.

Por otra parte, el segundo modelo llamado *pull*, se basa en la petición de datos a un operador, por lo que son enviados solo si son requeridos. Si bien este modelo asegura procesamiento de los datos, genera una menor abstracción

al programador, dado que en el primer modelo sólo se indica a que operador deben ir los datos, en cambio en el segundo se debe indicar quién lo envía y quién lo recibe. En la Figura 2.4 se puede ver que existen dos operadores, donde en la Subfigura (a) se solicita por parte del Operador B el envío de un dato para ser procesado, donde en la Subfigura (b) el Operador A envía el dato para que posteriormente sea procesado por el Operador B.

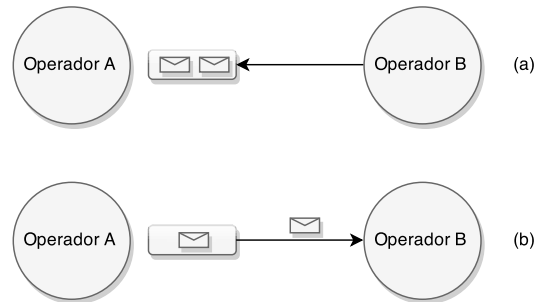


Figura 2.4: Modelo pull de procesamiento.

2.3.1 Simple Scalable Streaming System (S4)

S4 (Neumeyer et al., 2010) es un sistema de propósito general, distribuido y escalable que permite que aplicaciones puedan procesar flujos de datos de forma continua y sin restricciones. S4 está inspirado en MapReduce (Lin & Dyer, 2010), y fue diseñado en el contexto de minería de datos y algoritmos de aprendizaje de máquina en Yahoo! Labs para sistemas de publicidad *online*. Cada evento en S4 es descrito como un par (clave, atributo), cuyos pares pueden ir agregándose a medida que sea necesario. La unidad básica son los elementos de procesamiento (PEs, por sus siglas en inglés). Los PEs pueden emitir o pueden publicar resultados y son alojados en servidores llamados nodos de procesamiento, llamados PNs. Los PNs son responsables de escuchar eventos, rutear eventos a los PEs del nodo y despachar eventos a través de la capa de comunicación. Los eventos son encaminados usando una función de *hashing* sobre los valores de los atributos hacia el PE apropiado. Por otro lado, la capa

de comunicación utiliza Zookeeper (Hunt et al., 2010), el cual provee manejo de *clusters* y reemplazo automático de nodos que fallan. S4 usa encaminamiento estático, es parcialmente tolerante a fallas, y no posee mecanismos de balanceo dinámico de carga.

2.3.2 Storm

Storm (Leibiusky et al., 2012) es una plataforma similar a S4, la cual es publicada como una API para la computación con flujos de datos en tiempo real y de forma escalable. El modelo de programación está basado en dos primitivas básicas para la transformación de flujos de datos que deben ser implementados de acuerdo a la lógica de las aplicaciones: *Spouts* y *Bolts*. Un *Spout* es una fuente de flujo de datos y un *Bolt* hace una transformación de un solo paso sobre el flujo de datos, creando un nuevo flujo basado en la entrada que recibe. Transformaciones complejas requieren múltiples *Bolts*, los cuales crean topologías o grafos, el nivel más alto de abstracción en Storm. La plataforma soporta tolerancia a fallas a través de un proceso maestro llamado Nimbus (Miao et al., 2014), el cual garantiza el procesamiento de todos los mensajes a través del uso de una base de datos para el almacenamiento. Sin embargo, esta base de datos es su mayor desventaja respecto de S4 puesto que no es completamente distribuido. Storm define diferentes técnicas para el particionamiento de *streams* de datos y para la paralelización de *Bolts*, por lo tanto la asignación de máquinas para alguna actividad, deberá efectuarse de forma manual, lo que complica el desarrollo de aplicaciones. Al igual que S4, Storm usa Zookeeper (Hunt et al., 2010) en la capa de comunicación.

2.4 ELASTICIDAD

La propiedad de elasticidad en el área de *Cloud Computing* o *SPS*, está relacionado con la capacidad que el sistema tiene de adaptarse dinámicamente a las condiciones cambiantes del sistema, como por ejemplo el tráfico. Esto quiere decir que aumente o disminuya los recursos que se utilicen, para que funcione de manera eficiente.

En el caso de *Cloud Computing*, existen estudios que han trabajado con esta propiedad como (Gong et al., 2010; Nguyen et al., 2013; Lehrig et al., 2015), donde el sistema se comporta de forma elástica, determinando dinámicamente la cantidad de máquinas virtuales necesarias en el sistema. Por otra parte, en los SPS, existen trabajos como (Gedik et al., 2014; Ishii & Suzumura, 2011; Schneider et al., 2009; Madsen et al., 2014; Gulisano et al., 2012), en que el sistema de forma dinámica determina la cantidad de operadores necesarios para realizar una tarea en específico, como se ve representando en la Figura 2.5, donde la cantidad de operadores B cambia dinámicamente según el rendimiento del sistema.

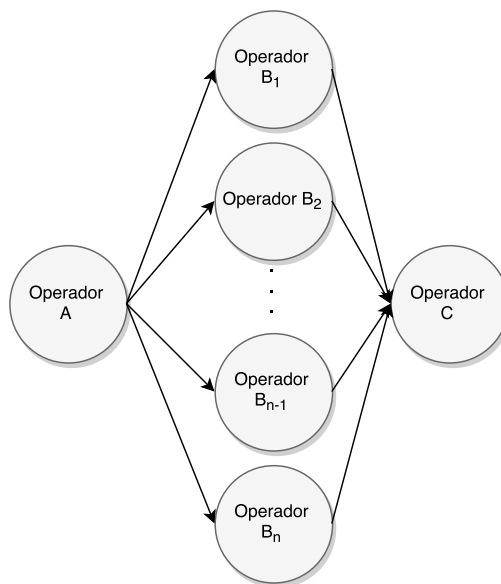


Figura 2.5: Elasticidad en un SPS.

Un ejemplo práctico de elasticidad es el supermercado, donde se debe

considerar la cantidad de cajas necesarias para atender de manera eficiente los n clientes que van llegando en un período de tiempo. Si se estudia el período de la mañana, en general, es tiene un bajo flujo de personas que acude al supermercado, en comparación con la tarde, pero alto con la medianoche. Por lo tanto, en los horarios de la tarde es necesario poseer una mayor cantidad de cajas disponibles que en la tarde, disminuyendo la cantidad cuando el horario borde la media noche, adaptándose de forma elástica la cantidad de cajas disponibles en el supermercado.

En el trabajo realizado, se propone un sistema elástico según la necesidad del sistema dada la demanda de los distintos operadores. De esta manera, según el tráfico existente aumenta o disminuye los operadores, de tal manera que trabaje de manera dinámica y de forma óptima.

2.5 PROCESOS ESTOCÁSTICOS

Se define proceso estocástico como una colección de variables aleatorias X_t , con $t \in T$, las cuales están determinadas por algún comportamiento en el tiempo t . Esto significa que cada variable estará tratada de forma discreta en el tiempo, sin poseer un proceso determinístico entre sus variables, es decir, que las variables dependan de la historia (Taylor & Karlin, 2014).

Por lo tanto, se puede definir un estado como el posible comportamiento que puede tener una variable aleatoria en el sistema. Un ejemplo de esto es un modelo que contemple tres estados: estable, inestable y ocioso, y que según el valor de la variable aleatoria vaya cambiando de un estado a otro. Un caso de estudio utilizando el concepto de estados son las cadenas de Markov, las cuales consideran distintos estados que representan un comportamiento del sistema, habiendo una probabilidad de cambiar de un estado a otro (De Sapio, 1978).

Como se mencionó anteriormente, las cadenas de Markov son procesos estocásticos, las cuales se utilizaron para el predictor de carga en el sistema modelado. De esta manera, se definió estados que fueran

independientes entre sí, cuyas muestras no dependieran entre sí con el transcurso del tiempo. Esto fue pensando con el fin de realizar análisis a futuro, tomando en consideración los datos *a priori*.

2.5.1 Cadena de Markov

Sea X_t el valor de una variable aleatoria X en un tiempo t . El conjunto de todos los valores posibles para X se llama espacio de estado (Ching & Ng, 2006). La variable aleatoria es un proceso de Markov si las probabilidades de transición entre dos estados cualquiera de Ω (definido como el universo de posibles estados), sólo depende del estado actual, como se denota en la Ecuación 2.1 y gráficamente en la Figura 2.6. Cabe destacar que este tipo de proceso es un caso específico de los procesos estocásticos.

$$P_r(X_{t+r} = S_j | X_0 = S_k; X_1 = S_l; \dots; X_t = S_i) = P_r(X_{t+1} = S_j | X_t = S_i) \quad (2.1)$$

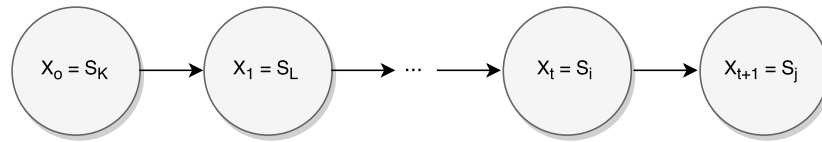


Figura 2.6: Proceso de Markov.

Una cadena de Markov es una secuencia de variables aleatorias generadas por un proceso de Markov, como se denota en la Ecuación 2.2.

$$(X_0, X_1, X_2, \dots, X_{n-1}, X_n) \quad (2.2)$$

La Ecuación 2.3 se define por sus probabilidades de transición. En la Figura 2.7 se muestra un ejemplo de la transición del estado i al estado j , dada la probabilidad P_{ij} .

$$P_{ij} = P_r(i \rightarrow j) = P_r(X_{t+1} = S_j | X_t = S_i) \quad (2.3)$$

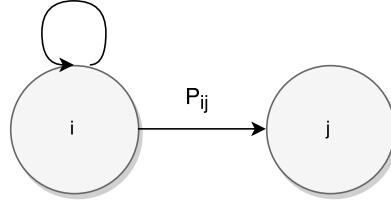


Figura 2.7: Cadena de Markov.

En la Ecuación 2.4 se presenta una matriz de transición de finitos estados, donde la probabilidad de pasar de un estado a otro está determinado por una posición de la matriz, tomando en consideración que la suma de todas las transiciones de un estado debe ser igual a 1.

$$P = \begin{bmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & \cdots & P_{1,n} \\ P_{2,1} & P_{2,2} & \cdots & P_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n,1} & P_{n,2} & \cdots & P_{n,n} \end{bmatrix} \quad \sum_{j=1}^n P_{ij} = 1; \forall i \quad (2.4)$$

En la Figura 2.8 se muestra un ejemplo de una cadena de Markov simple, donde se analiza la probabilidad del clima de mañana dado el clima de hoy día. Como se puede observar, no se considera la historia del clima en la semana, sólo en el caso actual, lo cual es aplicado en los procesos estocásticos. Dada las probabilidades que transite de un clima a otro, se puede ver en la Ecuación 2.5 la matriz de transición resultante.

$$P = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Si se desea saber la probabilidad que la cadena esté en el estado S_i en el tiempo $t + 1$, está dada por la ecuación de Chapman-Kolmogórov (Papoulis, 1984):

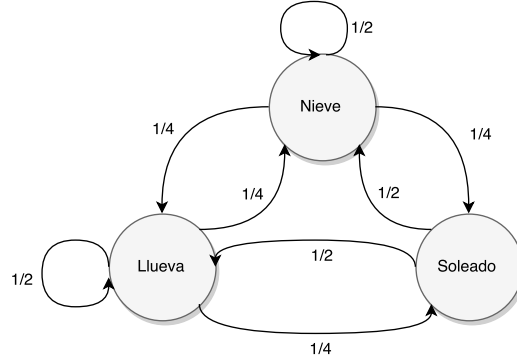


Figura 2.8: Ejemplo de cadena de Markov.

$$\begin{aligned}
 \Pi_i(t+1) &= P_r(X_{t+i} = S_i) \\
 &= \sum_k P_r(X_{t+i} = S_i / X_t = S_k) P_r(X_t = S_k) \\
 &= \sum_k P_r(X_{t+i} = S_i / X_t = S_k) \Pi_k(t)
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

En notación matricial:

$$\begin{aligned}
 \Pi_{(t+1)} &= \Pi_{(t)} P \\
 \begin{bmatrix} \Pi_1 & \Pi_2 & \Pi_3 \end{bmatrix}_{(t+1)} &= \begin{bmatrix} \Pi_1 & \Pi_2 & \Pi_3 \end{bmatrix}_{(t)} \begin{bmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & \cdots & P_{1,n} \\ P_{2,1} & P_{2,2} & \cdots & P_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n,1} & P_{n,2} & \cdots & P_{n,n} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

Usando recurrencia, se puede calcular la distribución estacionaria como se muestra la ecuación 2.8, la cual indica el comportamiento a futuro de la cadena de Markov, dado los estados y transiciones que éste posee.

$$\begin{aligned}
 \Pi(t) &= \Pi(t-1)P \\
 &= \Pi(t-2)P^2 \\
 &= \Pi(0)P^t; \Pi(0) : \text{distribución inicial}
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

2.5.2 Trabajo relacionado

Existen modelos predictivos que están basados en modelos matemáticos, los cuales simulan el comportamiento del sistema, ya sea del flujo o de la carga de un operador, de tal manera que pueda predecir como será su estado en un tiempo futuro. En general, para poder realizar una predicción se analiza las variables deseadas en una ventana de tiempo, para posteriormente aplicar un modelo matemático que prediga la variación del sistema en la próxima ventana de tiempo que se tiene estipulada.

Dentro de las aplicaciones que se han realizado con modelos predictivos, se encuentra PRESS (Gong et al., 2010). En este sistema orientado a *Cloud Computing* (Birman, 2012), analiza la cantidad de recursos disponibles, ya sea la memoria disponible o el uso promedio de CPU en las máquinas virtuales que se dispone en el *Cloud*. Para realizar la predicción del estado del sistema, se aplica un modelo basado en cadenas de Markov, tomando sus estados como ventanas de tiempo en un determinado período. De esta manera, se analiza el estado del sistema en un tiempo en específico, para analizar si posee correlación con algún estado de la cadena de Markov, para posteriormente ver la transición de ese estado a otro y generar la matriz de transición. Posteriormente, con la ecuación de Chapman-Kolmogorov, se calcula la distribución estacionaria de la matriz estacionaria, de tal manera de saber en que estado estará en la próxima ventana de tiempo, para finalmente analizar si es necesario algún cambio en el sistema.

Dentro de la misma línea de modelos predictivos, existe el sistema AGILE (Nguyen et al., 2013) para *Cloud Computing*, que modifica las máquinas virtuales de forma elástica en un *Cloud*. Lo que se realiza en este trabajo es aplicar la transformada de Fourier (Falk et al., 2012) a la carga de CPU en una ventana de tiempo determinada, donde la función resultante se analiza con distintas frecuencias, de tal manera de solicitar la predicción de la próxima ventana de tiempo a cada una de las funciones creadas. De esta manera, se sintetizan todas predicciones realizadas por cada función, para analizar el

comportamiento del sistema en la próxima ventana de tiempo, y ver si es necesario aumentar o disminuir recursos de éste.

2.6 TEORÍA DE COLAS

La teoría de colas se centra en el estudio matemático de las colas existentes en un sistema, cuyo caso de estudio era el desbordamiento de peticiones por parte del cliente al servidor (Breuer & Baum, 2005). En la Figura 2.9 se muestra un ejemplo de un sistema basado en teoría de colas, donde existe n productores que envían cierto flujo de datos a los m servidores disponibles, y en caso de no estar disponibles, se genera una cola de espera en el sistema.

- **Productor:** es quién provee la fuente de entrada para el servidor, de tal manera que procese según la necesidad que se posea.
- **Cola o línea de espera:** la cual está encargada de almacenar la información emanada por el productor en caso que los servidores estén ocupados, para que posteriormente sean procesados.
- **Servidor:** es quién procesa la información disponible en la cola, de tal manera que entre una fuente de salida con los datos o información deseada.

Además de esto, se tienen ciertos componentes importantes en el sistemas, definidos a continuación:

- **Tasa de llegada:** denotado λ , es la cantidad de datos, eventos o información que van llegando por un determinado período de tiempo, la cual está determinada por los productores que existan en el sistema.
- **Tasa de procesamiento:** denotado μ , es la cantidad de datos, eventos o información que salen del sistema, producto del servicio provisto por cada servidor.

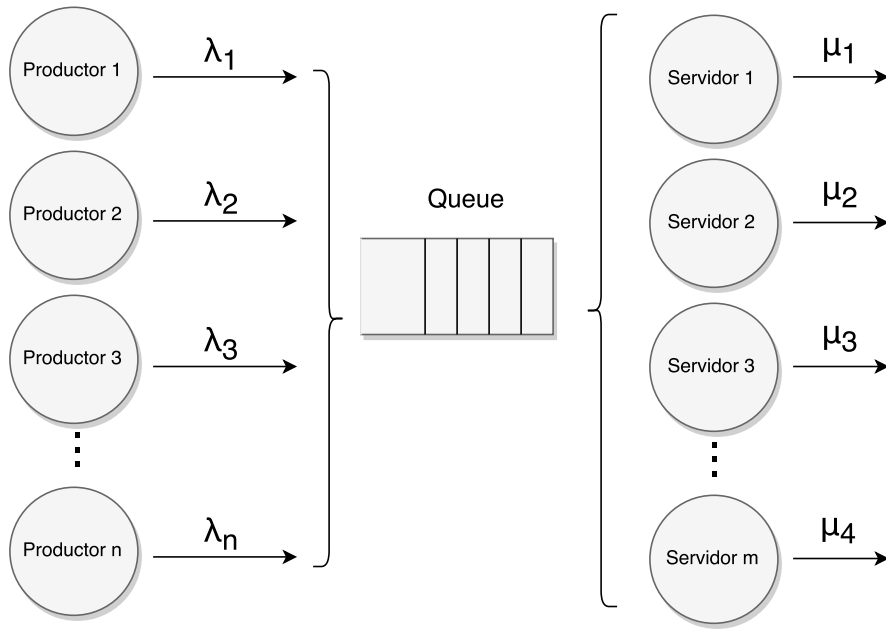


Figura 2.9: Ejemplo de un sistema basado en teoría de colas.

- **Tasa de rendimiento:** denotado ρ , es el porcentaje de utilización del sistema, donde $\rho = \frac{\lambda}{\mu}$, siendo un sistema estable si $\rho < 1$, dado que la capacidad de procesamiento es mayor que la tasa de llegada.
- **Disciplina de la cola:** significa el método utilizado para extraer los datos encolados en el sistema, para esto puede aplicarse los métodos *FIFO*, *LIFO*, *RSS*, entre otros.

Este tipo de modelos se puede aplicar a los SPS, debido que el operador emisor o la fuente de datos es el productor, y el operador receptor es el servidor del sistema. Por lo que existe un problema interesante a analizar debido a los distintos problemas de sobrecarga en los operadores, se deben a que la tasa de procesamiento es menor a la tasa de llegada, creando colas en el sistema. Por ejemplo, si se posee una tasa de llegada λ y una tasa de servicio μ , donde $\mu < \lambda$, se tendrá un sistema inestable, debido que se procesa más lento de lo que llegan los datos. Como existen colas, es necesario un aumento del rendimiento del sistema, debido que $\rho > 1$, donde se define $\rho = \frac{\lambda}{s\mu}$, siendo s la cantidad de servicios disponibles. Tomando este tipo de consideraciones, se consideró que en caso que el operador posea un $\rho > 1$ el sistema se considera inestable, por lo

que es necesario realizar una modificación en la cantidad de réplicas existentes de ese operador en el SPS, de tal manera de mejorar el rendimiento del sistema.

CAPÍTULO 3. BALANCE DE CARGA EN SPS

3.1 PERSPECTIVAS DE BALANCE DE CARGA

Dentro de la literatura se han encontrado distintas perspectivas al problema de balance de carga en un SPS, las cuales consideran los recursos físicos como fuente del problema de la sobrecarga del sistema, y otro enfoque que considera los recursos lógicos como el foco del problema.

3.1.1 Recursos físicos

En esta perspectiva se toma en consideración la sobrecarga del sistema dado las limitantes físicas que éste posea, ya sea por condiciones de los recursos disponibles o por el ambiente de desarrollo. Para esto, se consideran distintos parámetros como umbrales, los cuales si son sobrepasados debe aplicarse alguna estrategia para aliviar la carga del sistema. Estos umbrales pueden ser el nivel *Service Level Objective* (SLO) (Sturm et al., 2000), porcentaje de CPU utilizada o disponibilidad de la memoria (Dong & Akl, 2006).

Una de las soluciones con la perspectiva anterior es lo propuesto en Borealis (Xing et al., 2005), donde considera la cantidad de carga de los nodos en ventanas de tiempo pre-determinadas, las cuales serán manejadas por un coordinador centralizado. Este coordinador se encarga de analizar los recursos del sistema, y en caso que se sobrepase el umbral propuesto, se deberán migrar los operadores que estén en ese nodo, para luego ser enviados a otro nodo candidato con menor cantidad de carga, por lo no soluciona el problema de rendimiento del sistema, sino de la máquina, debido que sólo mueve el programa de una máquina a otra. Para elegir al nodo candidato, se realiza un análisis de la cantidad de correlación que existe entre el operador y el nodo candidato, de esta manera, no necesariamente va a ser enviado a otro nodo con menor sobrecarga,

sino también a uno que posea menor cantidad de mensajes. Dentro de los problemas que pueden existir en el sistema es la conexión entre los distintos nodos, por lo que para las pruebas se considera un buen ancho de banda, de tal manera que aparente una red sin limitaciones de este tipo.

Otra de las soluciones que se han propuesto es lo realizado por Flood (Alves et al., 2010), la cual propone un DPS (*Distributed data stream processing*) que considera ciertos factores físicos para agregar o eliminar máquinas virtuales que se provee del *Infrastructure-as-Service*, como Amazon EC2. Para esto, se posee un administrador que considera las estadísticas en tiempo de ejecución como la cantidad de CPU utilizada, latencia o memoria disponible, las cuales considera para ver en que rango está de los umbrales establecidos, y posteriormente agregar o eliminar recursos de manera elástica al sistema.

3.1.2 Recursos lógicos

A diferencia de la perspectiva de recursos físicos, en esta perspectiva lógica se consideran los componentes lógicos del sistema, es decir, el foco está en los operadores y su carga de trabajo. Las distintas soluciones que se presentan, analizan componentes como el flujo de datos o el tamaño de la cola de un operador, tomando esos parámetros como umbrales en los algoritmos implementados para realizar mejoras en el sistema.

Dado esta perspectiva, se han presentando dos tipos de enfoques: el estático y el dinámico (Gupta & Bepari, 1999). El primer enfoque está centrado en un modelo definido y fijo antes de la inicialización del sistema, sin considerar el estado del mismo. En cambio, el segundo enfoque está basado en un modelo que analiza el sistema según su estado en el transcurso de su ejecución.

3.1.3 Enfoque estático

Este enfoque se ha implementando en distintos sistemas de procesamiento de *stream*, donde no se depende del estado del sistema (Storm, 2014; S4, 2014). De esta manera, no existe una interrupción en la ejecución o un cambio debido al estado del sistema (Casavant & Kuhl, 1988). Por lo tanto, no se considera variables como la carga o cola del operador, sólo se aplican técnicas que administren el flujo de los datos en el sistema.

Storm utiliza distintas técnicas de distribución de las tuplas en los operadores según la política que se desee, todas tomando el enfoque estático (Storm, 2014). Dentro de las políticas que existen están *Shuffle grouping*, *Fields grouping*, *Partial Key grouping*, *All grouping*, *Global grouping*, *None grouping*, *Direct grouping* y *Local grouping*.

La política de *Shuffle grouping* se enfoca en distribuir las tuplas de forma homogéneas en los n operadores que se encuentren en el grafo, utilizando la planificación *Round-Robin* (Brucker, 2004), de esta manera la cantidad de tuplas se distribuye de forma homogénea en el sistema. Una de las principales fallas es que la tasa de procesamiento de las tuplas no siempre es la misma, por lo tanto puede existir una sobrecarga en un operador en particular, dado que éste recibe una mayor cantidad de tuplas y requiera de un mayor tiempo de procesamiento. Otra de las políticas utilizada es *Fields grouping*, la cual determina ciertas llaves a un operador determinado. Por ejemplo, se contiene un flujo de datos que se determinan por el identificador de los usuarios, de ser así, desde cierto rango de letras corresponden a cierto operador, de tal manera de dividir equitativamente según la cantidad de caracteres existentes. Si bien genera un determinismo en el procesamiento de las llaves, puede existir una sobrecarga de un operador en particular, debido a que una llave se repite con mayor frecuencia que otras (Leibiusky et al., 2012).

Por otra parte, se encuentra el funcionamiento de S4, cuya política es similar a la de *Fields grouping* de Storm, la diferencia es que un operador no le corresponde un conjunto de llaves, sino que posee una llave única. Esto quiere

decir que cada llave se le asigna un operador, y en caso de no existir un operador para el valor de esa llave, se creará un nuevo operador de manera automática. Debido a la infinidad de combinaciones de llaves que pueden generarse, S4 recomienda aplicar una función *consistent hashing* (Wang & Loguinov, 2007), de esta manera el valor de la función determina el operador que procesará el dato y disminuirá la cantidad de operadores que deben estar disponibles, debido que al existir menor cantidad de combinaciones, se deben crear menor cantidad de operadores al existir una nueva llave con la función *hash* planteada anteriormente. Esta técnica provee dinamismo en la cantidad de operadores en el sistema, pero al igual que la *Fields grouping* puede sobrecargar un operador, debido que una llave posee mayor frecuencia que las otras, como se expresa en la ley de potencia, debido que un porcentaje de llaves es más usada que otras, como es el caso de las palabras utilizadas en el diccionario (Rushton, 2010).

Una ventaja del enfoque estático es el bajo costo de la implementación de los métodos, lo cual es beneficioso para sistemas con bajos recursos. Por otra parte, una desventaja existente es la sobrecarga de operador, debido que no asegura que la cantidad de flujo sea repartido de forma homogénea. Si bien, no es una solución óptima, es un buen complemento para un modelo con el enfoque dinámico.

3.1.4 Enfoque dinámico

Este enfoque está basado en el estado del sistema, siendo esto el parámetro base para optimizar su rendimiento (Casavant & Kuhl, 1988). Esto significa que si el sistema posee una anomalía, como una sobrecarga o alta latencia entre nodos, es necesario realizar un cambio en la lógica del sistema con el fin de solucionar el problema. En este contexto se consideran dos modelos: reactivo y predictivo.

Reactivo : este modelo está basado en la detección de sobrecargas en el sistema a través de un monitor (Gulisano et al., 2012), el cual recibe periódicamente las variables de cada uno de los operadores, y en caso que sobrepase un umbral, se aplica una técnica para aumentar el rendimiento bajo una métrica dada. El umbral puede estar basado en el tiempo de procesamiento, el tamaño de la cola u otra variable del operador (Bhuvanagiri et al., 2006). Por ejemplo, para realizar una optimización en el rendimiento general del sistema, se considera la tasa de procesamiento de cada operador, por lo que en caso de existir congestión en un operador, se procede a realizar una paralelización de éste, de tal manera que exista un operador adicional que pueda recibir un flujo de datos y realizar la misma operación que el operador sobrecargado en paralelo (Schneider et al., 2009).

Si bien estas soluciones en su mayoría son eficientes y poseen buen rendimiento, uno de los principales problemas es que no analiza el comportamiento a futuro, debido que sólo analiza y resuelve la situación en el momento. Otro problema son los falsos positivos, debido que puede ser que en un momento exista un *peak* de tráfico, pero esto era sólo un caso particular del instante, por lo que llevar a cabo la replicación del operador es un costo innecesario.

Predictivo : este modelo está basado en modelos matemáticos que calculan o estiman el comportamiento a futuro del sistema, dada cierta información que se posee del sistema, como flujo entrante o carga de la CPU. Si bien no existen modelos predictivos para SPS, si los existen en otras áreas, como se presentó anteriormente en la subsección 2.5.2.

3.2 TÉCNICAS DE BALANCE DE CARGA

Existen distintas técnicas de balance de carga que utilizan alguno de los dos modelos presentados anteriormente, las cuales están enfocados a mejorar el rendimiento del sistema en caso de existir una sobrecarga (Hirzel

et al., 2013). Dentro de las técnicas existentes se encuentran la planificación determinista (Xu et al., 2014; Dong et al., 2007), *load shedding* (Sheu & Chi, 2009), migración (Xing et al., 2005) y fisión (Gulisano et al., 2012; Ishii & Suzumura, 2011; Gedik et al., 2014; Fernandez et al., 2013), si bien existen más, sólo se trataron estas porque se consideran las relevantes y que han sido trabajadas en la literatura relacionada al dominio del problema.

3.2.1 Planificación determinista

La planificación determinista se centra en los conocimientos *a priori* del sistema, esto significa que se consideran las variables del entorno que se poseen y respecto a esto se toma una decisión de como debe actuar el sistema.

En el área de *Stream processing*, se han realizado diferentes análisis de la estimación de frecuencia de *data stream* en el sistema. Para poder realizar esto, se han considerado modelos matemáticos, tomando ventanas de tiempo de la frecuencia predicha y la real, para posteriormente generar con los datos una función que represente la frecuencia estimada del operador, es decir, el tráfico esperado que llegará al operador en la ejecución del sistema (Ganguly, 2009). Pero no sólo se han considerado modelos matemáticos, sino también algoritmos que determinan la frecuencia del sistema dado el flujo de datos que se podría poseer (Bhuvanagiri et al., 2006).

En otras áreas, como red de sensores, se utiliza esta técnica en el envío de estadísticas de dispositivos móviles, los cuales manejan información *a priori* de donde están los sensores, de tal manera de determinar según la intensidad de la frecuencia, localización o clima, a dónde debe enviar la señal para que se recolecte la información correspondiente (Dong et al., 2007).

Una de las limitaciones de la técnica, es que si bien realiza una predicción determinista de la frecuencia, no necesariamente es correcta a futuro. Esto se debe a qué puede analizarse respecto al promedio, pero pueden surgir procesos anómalos en el transcurso de la ejecución que pueden generar una

sobrecarga en el sistema. Por lo tanto, la estimación al realizarse *a priori*, sólo podrá considerar el inicio del sistema o ventanas de tiempo, por lo que puede existir un porcentaje de error considerable. Por otra parte, se considera que posee mejor rendimiento esta técnica si es que la frecuencia o función analizada es estacionaria, caso que raramente ocurre en el tráfico de internet o redes sociales, debido que suceden eventos externos que influyen en el tráfico analizado (Karp et al., 2003). Es por esto, que no se considera una buena técnica para aplicar en los casos de estudio, debido que se desea trabajar con tráficos dinámicos.

3.2.2 Load Shedding

En los SPS también se utiliza la técnica de *load shedding*, que consiste en descartar eventos del sistema en caso de existir una sobrecarga, ya sea un máximo en el tamaño de la cola, tasa de rendimiento u otro factor. En la Figura 3.1 se puede ver que existe un operador A, el cual recibe datos en un período de tiempo, debido a la cola que existe por parte del sistema, se considera utilizar un operador denominado *Shedding*, que en caso de existir un flujo de datos mayor al umbral propuesto, va a descartar los eventos que excedan el umbral. Por ejemplo, en la transmisión de *video streaming*, al enviar el flujo de información existe un administrador que está analizando el contenido a procesar, por lo que en caso de llegar datos de baja calidad, serán descartados por éste. De esta manera, al existir menor cantidad de datos que procesar, el sistema posee un mejor rendimiento, además de tener una mejor calidad en la visualización de los videos, dado que en su mayoría se procesan datos de alta calidad (Sheu & Chi, 2009).

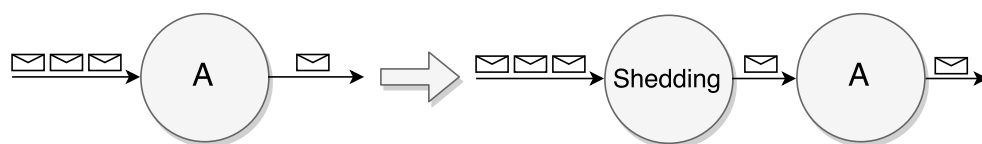


Figura 3.1: Load shedding en un SPS.

En el mundo de los SPS, varios poseen este tipo de estrategia, como por ejemplo S4 (S4, 2014), donde se establece una cota superior de eventos en cola, y en caso que su cola sea igual al límite establecido, los eventos entrantes serán descartados. Otro sistema que aplica esta técnica es Aurora (Abadi et al., 2003), el cual se basa en procesamiento de datos por ventanas de tiempo, por lo que en caso de existir una ventana de tiempo con una mayor cantidad de eventos de lo estipulado, se descarta el exceso de eventos.

Si bien esta técnica es simple y de bajo costo, siendo pensada para la disminución rápida de carga, existe una baja en la precisión y fiabilidad del procesamiento de los datos. Por ejemplo, en el caso de la transferencia de video no es trascendental, dado que son pocos los pixeles perdidos, pero en una recopilación y análisis de estadísticas, esto dará una menor precisión de los datos procesados por el sistema, dado que puede perderse información que indique comportamientos de los datos estudiados.

3.2.3 Migración

La técnica de migración está basada en el traspaso de un operador de un nodo a otro, según el estado del sistema. En la Figura 3.2 se puede apreciar dos nodos, los cuales poseen tres y dos operadores respectivamente, pero debido a una sobrecarga del nodo 1, se realiza una migración de un operador al nodo 2, ya que este se encuentra con menor carga, de esta manera, se reparten homogéneamente la carga. No existe alguna implementación que utilice la perspectiva según los recursos lógicos, si existe una que utiliza la perspectiva según los recursos físicos como es el caso de Borealis, el cual fue explicado anteriormente (Xing et al., 2005). Una de las principales críticas que se realiza a esta técnica, es el costo asociado a la transferencia de datos, lo cual genera que el sistema posea mayores problemas tolerancia a fallos. Esto debido a que al transferir desde una máquina a otra, debe realizarse una comunicación por un medio, el cual puede poseer fallas. Debido a lo anterior, se propone el uso

de *buffer* que tengan respaldos de la información, aumentando los costos del sistema (Pittau et al., 2007).

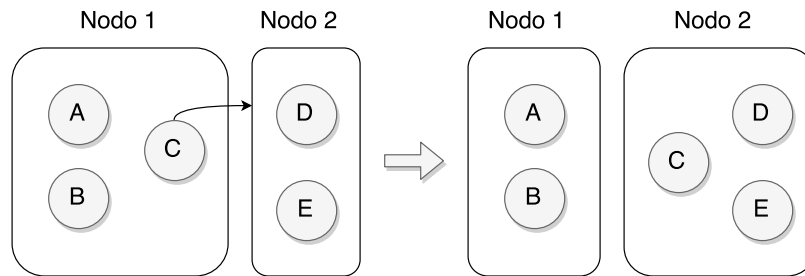


Figura 3.2: Técnica de migración en un SPS.

3.2.4 Fisión

Otra técnica utilizada en el balance de carga es la fisión, o también llamada replicación, particionamiento o paralelismo, la cual consiste en crear una réplica paralela del operador, sin perder el funcionamiento y estado, en caso de existir una sobrecarga en el operador. En Figura 3.3 se presenta un operador A, el cual en primera instancia recibe un flujo de entrada q_1 y un flujo de salida q_2 , sin embargo, dado que este operador se sobrecarga, se crean dos operadores extras, los cuales pasarán por una fase de *Split* y posteriormente por una fase de *Merge*. Estas fases son necesarias para distribuir y juntar la información respectivamente. En ciertos SPS se posee el planteamiento que el *split* y el *merge* son operadores que deben ser realizados por el programador, y no de forma automática por el sistema, como S4 o Storm. Una de las características que se posee de esta técnica es que permite generar un sistema elástico, donde se puede aumentar o disminuir la cantidad de operadores según los requerimientos del sistema.

Una aplicación que utiliza la técnica de fisión bajo el enfoque estático, es la paralelización de tareas de Storm (Leibiusky et al., 2012). Aquí se debe indicar en la topología del grafo la cantidad de operadores necesarios para realizar una tarea. De esta manera, por cada tarea se asigna un proceso, el cual

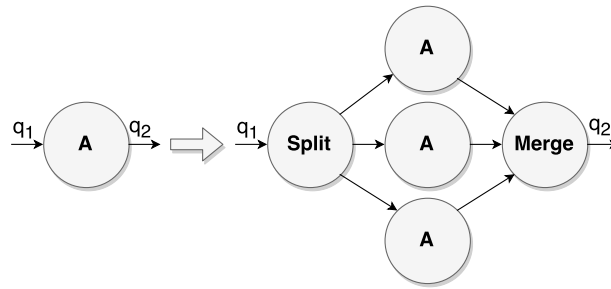


Figura 3.3: Técnica de fisión en un SPS.

tiene a su disposición n hebras según la cantidad de operadores que se desea para cumplir dicha tarea.

Otro sistema que utilizan esta técnica, sin embargo bajo un enfoque dinámico, es *StreamCloud* (Gulisano et al., 2012). Aquí según la cantidad de consultas realizadas al sistema se aumenta o disminuye la cantidad de operadores que cumplen las tareas que se solicitan. Para esto, es necesario un operador que distribuya los datos, denominado *split*, y uno que junte la información entregadas por las réplicas del operador, denominado *merge*. Por lo que este sistema sólo soporta ciertas operaciones, de tal manera que se creen de forma automática los operadores de *split* y *merge*. De esta manera, no existe problemas con los operadores con estado, como lo son los contadores y algoritmos de ordenamiento, dado que automáticamente realiza el procedimiento de separación y unión de los datos. Una de las características principales de este sistema, es aplicar el concepto de elasticidad, que aumenta y disminuye la cantidad de operadores según lo requerido por el sistema. Otros trabajos como (Gedik et al., 2014; Schneider et al., 2009) también aplican este método, y paralelizan las tareas de forma elástica, y con parámetros similares, sólo que su implementación es distinta, debido que este anterior propone utilizar *Cloud* para el uso del SPS, en cambio los otros proponen el uso sobre *clusters* de computadores. De esta manera, el enfoque se basa en la paralelización de las tareas entre las distintas máquinas, a diferencia del sistema utiliza *Cloud*, donde aumenta o disminuye la cantidad de máquinas según la necesidad del sistema.

En (Fernandez et al., 2013), aplican fisión en el caso que exista un cuello de botella en un operador. Para la detección de estas situaciones, se

posee un monitor, el cual está consultando en un período de tiempo corto, el estado de cada uno de los operadores. De esta manera, en caso que un operador sobrepase el umbral de carga establecido, el cual está determinado por la utilización de CPU, se procede a replicar el operador sobrecargado. En la Figura 3.4 se puede ver un sistema, en el cual el operador u está enviando un flujo de datos al operador o . Una vez o se sobrecarga (cuello de botella), este se debe replicar, hasta reducir la carga hasta un umbral deseado, en otras palabras, llegó a la cantidad de réplicas necesarios, y ya no es necesario replicar más.

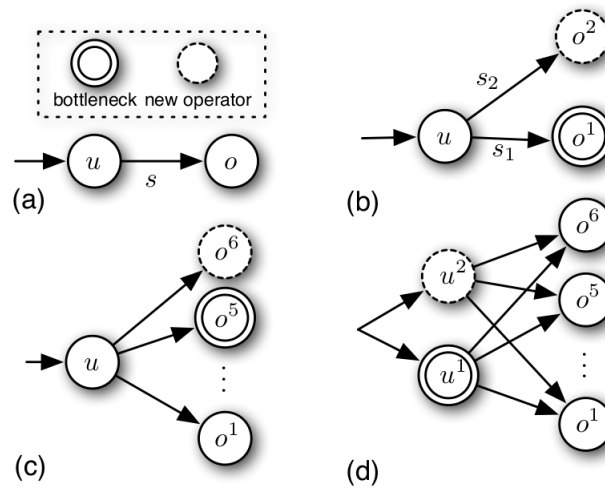


Figura 3.4: Ejemplo de replicación de los operadores (Fernandez et al., 2013).

CAPÍTULO 4. DISEÑO DEL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE CARGA

Como se hizo mención en el Capítulo 1, el problema de la sobrecarga en un SPS está dado por el carácter estático del diseño de la aplicación, una vez comenzado la ejecución de ésta. Esto quiere decir, que en el momento que el sistema está en ejecución, no existen un mecanismo que permita adaptar los recursos a las necesidades actuales del sistema, por lo que se vuelve ineficiente, pudiendo generar sobrecargas en los operadores que lo componen.

Bajo un escenario como este, es necesario un sistema dinámico, que pueda adaptar su estructura, dependiendo de la carga y el flujo de datos recibidos. Considerando esta problemática, se diseñó un sistema que se adapta de manera automática a las condiciones de tráfico y carga, logrando optimizar su rendimiento, sin comprometer de manera significativa el *performance* del sistema.

4.1 ANÁLISIS DEL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE CARGA

Dentro del análisis realizado en la arquitectura del sistema implementando, se consideró una perspectiva en base a los recursos lógicos según el enfoque dinámico, definido en las subsección 3.1.2 y 3.1.4 respectivamente, para el balance de carga de SPS. El presente trabajo no se enfoca en el análisis del comportamiento de cada uno de los nodos físicos del sistema, sino que más bien en el estado de cada uno de los operadores del grafo diseñado, siendo un problema de carácter lógico y no físico.

Respecto al estudio de las distintas técnicas implementadas, era necesario utilizar una que no perdiera o minimizara la pérdida de datos, que fuera capaz de adaptarse a las condiciones dinámicas del tráfico, y que introdujera un bajo *overhead* al sistema, de tal manera que sea escalable. Bajo estas restricciones, se consideró que la mejor opción era utilizar la técnica de fisión, utilizando el mismo modelo de replicación que Fernández (Fernandez et al.,

2013), donde basándose en el nivel de carga del operador se genera o no una réplica para este. Dentro de las hipótesis planteadas, se pensaba que el costo de un operador iba a ser menor a la formación de las colas de datos en el sistema, lo cual podría variar según la arquitectura del SPS implementando.

En la Figura 4.1 se muestra un ejemplo de la replicación propuesta, donde en la Subfigura (a) se presentan tres operadores, en uno de ellos (operador B) existe una sobrecarga, por lo que es necesario replicar el operador. En la Subfigura (b) se presenta el operador ya replicado, pero todavía persiste la sobrecarga en éste, por lo que se vuelve a realizar el mismo procedimiento, hasta que finalmente converge a la cantidad óptima de réplicas deseadas en el sistema en el período de tiempo analizado, como se muestra en la Subfigura (c).

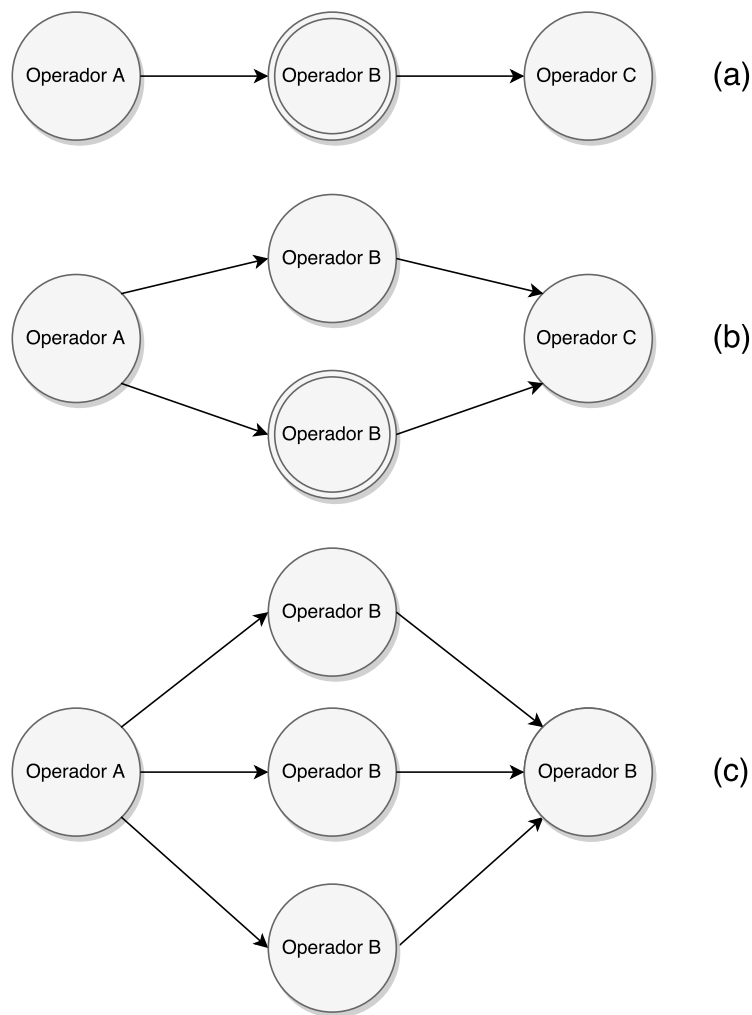


Figura 4.1: Ejemplo de replicación del sistema propuesto.

Para la detección del nivel de carga de un operador es necesario contar con un modelo basado en umbrales que permitan determinar cuando está o no sobrecargado un operador. Para modelar esta situación se utilizaron conceptos de teoría de colas (Bose, 2013). Dado que los SPS se encuentran en el paradigma orientado a grafos, se puede obtener tanto la tasa de llegada (λ) como la tasa de servicio (μ) de cada uno de los operadores que lo componen, como se ve representando en la Figura 4.2. Aquí la tasa de procesamiento de un operador influye directamente en la tasa de llegada del siguiente operador en el grafo. Al utilizar estos conceptos, se cálculo la tasa de rendimiento (ρ), la cual está definida por la tasa de llegada, de procesamiento y la cantidad de réplicas del operador ($\rho = \frac{\lambda}{\mu\rho}$), cuyo valor representa el factor de utilización del sistema, donde se define un sistema estable si y sólo si $\rho < 1$.

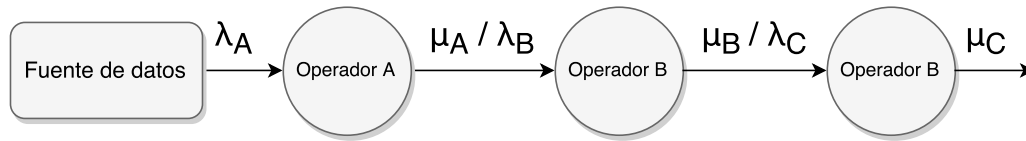


Figura 4.2: Enfoque de un SPS con conceptos de teoría de colas.

Tomando en consideración el tipo de enfoque en el algoritmo de balance de carga y la elasticidad que se pretendía por parte del sistema, es que se trataron tres posibles estados en el sistema: ocioso, estable e inestable. El primer estado corresponde a un exceso en la cantidad de recursos asignados. El segundo está definido por el rendimiento óptimo del sistema. Y por último, el tercero hace referencia a un sistema sobrecargado, donde es necesario una mayor cantidad de recursos por parte de éste. Definido los posibles estados de cada operador, es que se tomó esto como base para el análisis y predicción de la carga en el sistema de distribución de carga.

Para el sistema propuesto, se consideraron dos tipos de algoritmos: predictivo, enfocado en el futuro y la historia del operador, y reactivo, analizando el comportamiento del momento. Esto fue diseñado con el fin de analizar dos factores, los *peak* existentes en la historia del operador, dado el algoritmo predictivo, y otro que analice el comportamiento en el momento, haciendo uso

del algoritmo reactivo, de tal manera de solucionar los comportamientos que no son detectados con la predicción.

Es importante denotar que dependiendo del tipo de caso es que un tipo de algoritmos va a funcionar mejor. Por ejemplo, si existe una variación muy alta en una período de tiempo considerable, el algoritmo predictivo puede detectar este tipo de *peaks*. De esta manera, la predicción es más asertiva que el análisis en el momento. Pero en casos que no exista este tipo de casos, y sólo hayan variaciones en ciertos instantes de la ejecución, se encuentra el algoritmo reactivo para analizar el estado del operador.

Además de lo anterior, se consideró que era necesario trabajar con los dos algoritmos en temporalidades distintas, es decir, en cierto período de tiempo se va a utilizar el reactivo y en otro el predictivo. Esto quiere decir que mientras se obtienen las n muestras para realizar el cálculo de predictivo, el algoritmo reactivo está realizando un análisis de los distintos operadores.

Como se diseñaron dos tipos de algoritmos que se complementan, es necesario considerar un algoritmo que administre cual de los dos algoritmos se va a utilizar según el período analizado, como también la cantidad de réplicas que deben crearse o eliminar según el resultado del algoritmo utilizado.

Dado lo anterior, se diseñó un sistema elástico de distribución de carga con cuatro componentes: monitor de carga, analizador de carga, predictor de carga y administrador de réplicas, que se pueden apreciar en la Figura 4.3.

Monitor de carga: está encargado de recolectar las estadísticas del sistema, tanto para el algoritmo reactivo, como para el historial del algoritmo predictivo.

Analizador de carga: analiza la cantidad de carga de un operador en un período de tiempo determinado según el algoritmo reactivo, y respecto a esto se indica el estado del operador. Para esto, se consideró la tasa de rendimiento del operador, y según el valor que posea se determinará el estado, el cual podía ser ocioso, estable o inestable.

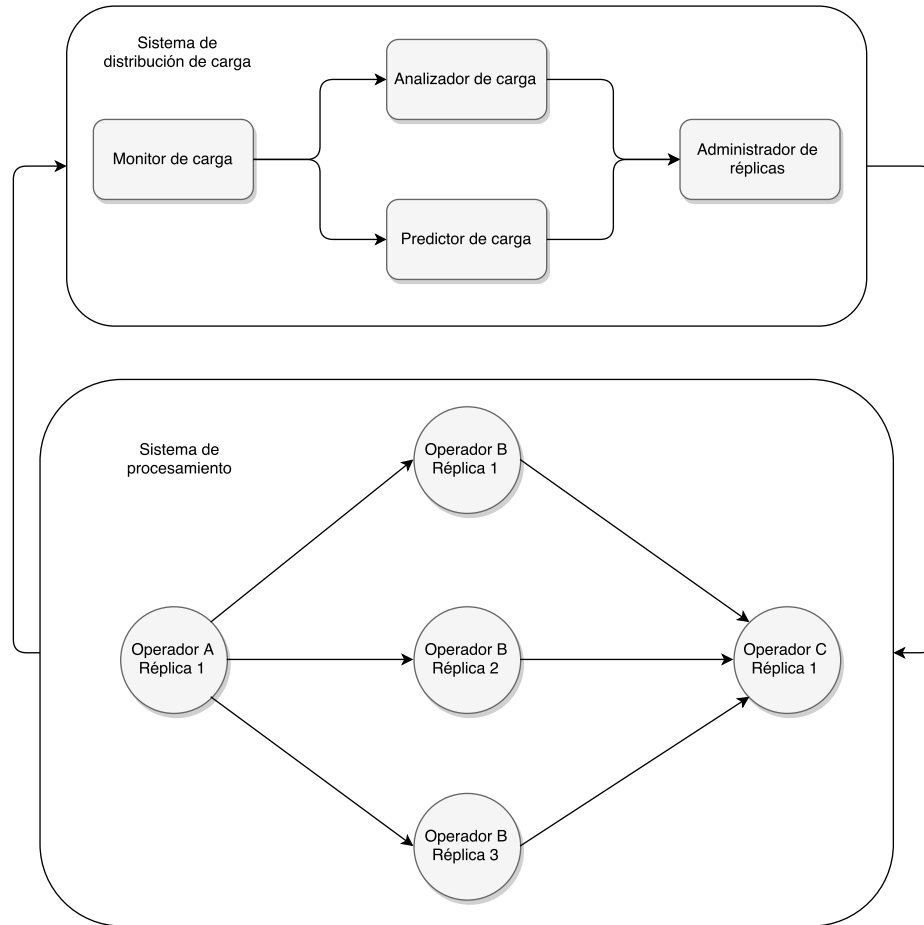


Figura 4.3: Estructura del sistema de distribución de carga.

Predictor de carga: es el módulo del algoritmo predictivo, que analiza la historia de un operador en una ventana de tiempo determinada, utilizando como muestra la tasa de rendimiento del operador, para posteriormente realizar una cadena de Markov según los posibles estados del sistema. Posteriormente, para la predicción de la carga del operador, se calculó la distribución estacionaria (Papoulis, 1984), el cual va a entregar la probabilidad que el operador se encuentre en cada uno de los posibles estados.

Administrador de réplicas: se encarga de determinar cual es el algoritmo a utilizar en cada período de tiempo, ya sea reactivo o predictivo, y la administración de las réplicas utilizando como entrada la información prevista por el analizador y predictor de carga.

4.2 RECOLECCIÓN DE LOS DATOS

Como se había mencionado anteriormente, el monitor de carga está encargado de recolectar los datos necesarios para el funcionamiento del sistema de distribución de carga, tanto el historial para el algoritmo predictivo, como la tasa de rendimiento para el algoritmo reactivo. Para esto se consideraron ventanas de tiempo de un segundo para la recolección de muestras para el análisis predictivo, y cinco segundos para el análisis reactivo.

La recolección de muestras para el algoritmo predictivo se realiza cada un segundo, debido que se considera tiempo suficiente para obtener una muestra representativa del operador. De esta manera, se espera que existen cien muestras para que se ejecute el algoritmo predictivo, por lo que existe una ventana de tiempo de cien segundos entre cada ejecución del algoritmo. La cantidad de muestras fue determinado según la literatura, debido que se consideraba un número apropiado para realizar una predicción del operador (Ching & Ng, 2006), de tal manera de no existir una deficiencia en la cantidad de muestras para la predicción deseada.

Por otra parte, para la obtención de muestras para el algoritmo reactivo, se consideraron muestras obtenidas en períodos de cinco segundos. La muestra está compuesto por la tasa de rendimiento del operador en ese período, la cual es utilizada por el algoritmo reactivo para determinar el estado del operador según los umbrales propuestos. Dentro de las consideraciones realizadas para la recolección de datos para el algoritmo reactivo, fue considerar que la tasa de servicio (μ) es homogénea con el transcurso del tiempo, considerando que los datos procesados son homogéneos, por lo tanto, se considera el valor promedio en el procesamiento de los datos.

Cabe destacar que cuando el algoritmo predictivo se ejecuta, no es necesario la recolección de los datos del período, debido que el algoritmo reactivo no se ejecuta en el mismo período que el predictivo. Sólo la recolección del historial es realizada en todo momento, dado que éstas son guardadas para posteriormente ser analizadas por el algoritmo predictivo.

4.3 ALGORITMO REACTIVO

El diseño del algoritmo reactivo se basó en el tipo de análisis del estado del operador en un período determinado, siendo definido su estado por una variable del operador, el cual dependerá del rango en que se encuentre dado los umbrales que se poseen. En este diseño se analizó según la tasa de rendimiento (ρ), donde el estado del operador dependerá del valor que éste posea según los parámetros del algoritmo.

En el Algoritmo 4.1 se puede ver el análisis del estado de un operador según su tasa de rendimiento; que en el caso que sea mayor a 1, su estado es inestable, menor a 0.5, significa que está en estado ocioso, y en otro caso, significa que está estable. Estos datos posteriormente serán considerados por el administrador de réplicas, el cual analiza el comportamiento que debe tener el sistema según lo indicado por el algoritmo.

Algoritmo 4.1: Algoritmo reactivo del sistema de distribución de carga.

Entrada: Tasa de procesamiento ρ del operador ϕ .

Salida: Estado del operador, donde -1 significa estado ocioso, 0 estable y 1 inestable.

```
1: if  $\rho_\phi > 1$  then  
2:   return 1  
3: else if  $\rho_\phi < 0.5$  then  
4:   return -1  
5: else  
6:   return 0  
7: end if
```

En la Figura 4.4 se puede analizar el estado del operador según la tasa de procesamiento de forma visual. En los primeros 90 segundos la tasa del operador es mayor al límite superior, lo cual indica que el sistema es inestable, es decir, el operador posee sobrecarga. Posteriormente, en el segundo 100 segundo, la tasa de rendimiento empieza a disminuir, ya sea por una optimización sobre los recursos lógicos o una disminución de la tasa de llegada, por lo que ahora el operador ya no se encuentra sobrecargado (inestable), sino se encuentra entre el límite inferior y superior, cuyo rango define al operador como un sistema estable.

4.4 ALGORITMO PREDICTIVO

Para la confección del algoritmo predictivo se realizó un análisis según las cadenas de Markov (Ching & Ng, 2006), por lo que se tuvieron que seguir las siguientes etapas:

- Definir muestras en tiempos discretos, las cuales cambian con el tiempo según un proceso estocástico. Las muestras se definieron como la tasa de procesamiento (λ) del operador, la cual dependiendo del valor que poseyera, iba a otorgar un estado al operador.
- Determinar los estados finitos que se van a utilizar para la conformación de la cadena, que en este caso son los estados que se puede encontrar el operador: ocioso, estable o inestable.
- Una cantidad representativa de muestras para la construcción de la cadena de Markov en el período analizado. Estas muestras son independientes de un período y otro, por lo que los valores de la cadena de Markov irán cambiando en cada período de tiempo. Para la implementación del algoritmo, se consideraron cien muestras por cada período, cuyos intervalos son de cien segundos, valor establecido en base al trabajo de (Gong et al., 2010).

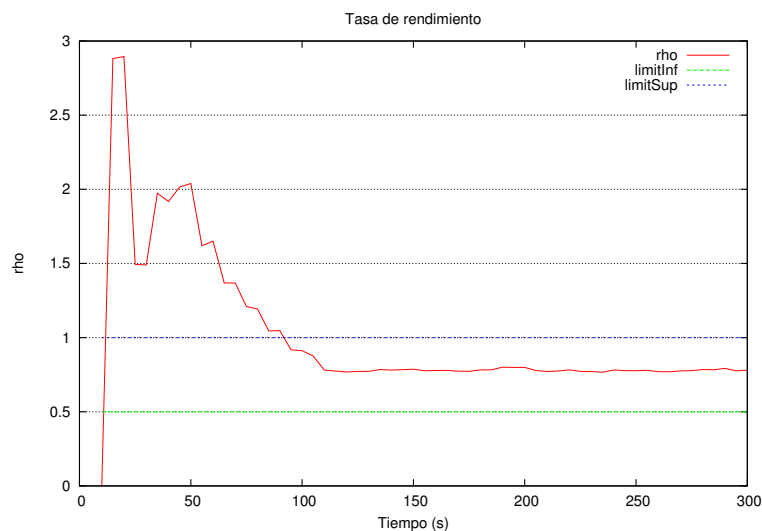


Figura 4.4: Comportamiento de la tasa de procesamiento de un operador.

Tomando las bases anteriores, se diseñó una cadena de Markov en base a tres posibles estados: ocioso, estable e inestable, como se demuestra en la Figura 4.5. Cada uno de los estados posee una probabilidad de transición hacia algún estado, cuyas probabilidades están definidas por las muestras obtenidas en el período de tiempo analizado.

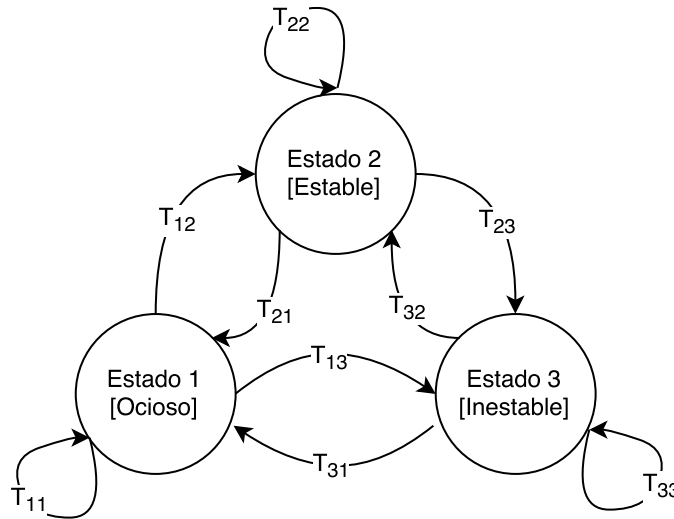


Figura 4.5: Cadena de Markov dado el modelo propuesto del sistema.

Por lo tanto, para cada operador se construirá una cadena de Markov según el historial obtenido en la ventana de tiempo. Para la conformación de la cadena de Markov se consideraron las muestras de la historia, por lo que la transición de una muestra a otra presentaba un transición, las cuales dieron origen a la matriz de transición. En el Anexo A se presenta el algoritmo que se empleó para construir la matriz de transición. En la ecuación 4.1 se muestra la matriz de transición que se obtiene de la cadena de Markov de la Figura 4.5.

$$P = \begin{bmatrix} T_{1,1} & T_{1,2} & T_{1,3} \\ T_{2,1} & T_{2,2} & T_{2,3} \\ T_{3,1} & T_{3,2} & T_{3,3} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Obtenida la matriz de transición se puede calcular la distribución estacionaria de la cadena de Markov, la cual indica las probabilidades que en el futuro se encuentra el operador esté en cada uno de los posibles estados, ya

sea ocioso, estable o inestable. Para el cálculo de esto, se utiliza la ecuación de Chapman-Kolmogórov (Papoulis, 1984) descrita en la subsección 2.5.1.

El Algoritmo 4.2 describe el cálculo de la distribución estacionaria, cuya entrada es la matriz de transición de un operador del SPS.

Antes de realizar el cálculo, es importante analizar si efectivamente existen transiciones en todos los estados, debido a que existía la posibilidad que no hubiera alguna transición a un estado en particular en un período de tiempo dado. Por ejemplo, puede ocurrir que en una ventana de tiempo nunca se ha alcanzado el estado ocioso en el sistema, pero si el estable o inestable. Como el cálculo de la distribución estacionaria requiere un estado de inicio, se verificó si efectivamente existía o no el estado, y en caso no existir, el estado de inicio será alguno existente.

La cantidad de iteraciones que debe realizarse para el cálculo correspondiente, se proporcionó como parámetro entrada del algoritmo. Es importante destacar que entre mayor cantidad de iteraciones, mayor precisión en el valor de la predicción, pero esto implica a su vez un mayor tiempo de cómputo. Debido a esto, es que se trató de considerar un punto medio, de tal manera de tener un bajo margen de error, pero con bajo costo en el tiempo de ejecución. La cantidad de iteraciones escogida para la implementación fue de 100.000.

Obtenida la distribución estacionaria, se procede a analizar las probabilidades obtenidas y como influye al operador. Para esto, se consideró que las probabilidades tuvieron entre ellas una desviación estándar superior a 0.25, debido que si esto se cumple, la probabilidad mayor de la distribución estacionaria no posee incertidumbre (Soong, 2004), porque en caso que no supere la desviación estándar, puede ser que dos probabilidades sean muy parecidas y la probabilidad no sea un comportamiento determinante. En el Algoritmo 4.3 se describe el análisis que se realiza a la distribución estacionaria, siendo en primer lugar el análisis estadístico de las probabilidades, y segundo la obtención del estado con mayor valor de las probabilidades, retornando finalmente el estado del operador. Cabe destacar que el primer estado se consideró ocioso, el segundo estable, y el tercero inestable.

Algoritmo 4.2: Cálculo de la distribución estacionaria de la cadena de Markov de un operador ϕ .

Entrada: Γ Matriz de transición del operador ϕ , v cantidad de iteraciones deseadas y última muestra m de las muestras de ρ

Salida: Δ Distribución estacionaria de la cadena de Markov del operador ϕ .

```

1:  $i \leftarrow 0$  //Estado inicial de iteración
2: if  $\rho_m < 0.5$  then
3:    $i \leftarrow 0$ 
4: else if  $0.5 \leq \rho_m \leq 0.5$  then
5:    $i \leftarrow 1$ 
6: else
7:    $i \leftarrow 2$ 
8: end if
9:  $\tau \leftarrow \text{Arreglo}[3]$  //Contador para la normalización de los datos
10: for  $k = 0$  a  $v$  do
11:    $u = \text{randomUniform}(0, 1)$ 
12:    $\sigma = 0$ 
13:   for  $j = 0$  a  $3$  do
14:      $\sigma = \sigma + \Gamma_{i,j}$ 
15:     if  $u \leq \sigma$  then
16:        $\tau_j ++$ 
17:        $i \leftarrow j$ 
18:       break
19:     end if
20:   end for
21: end for
22:  $\Delta \leftarrow \text{Arreglo}[3]$  //Distribución estacionaria de la cadena de Markov del operador  $\phi$ 
23: for  $k = 0$  a  $3$  do
24:    $\Delta_k \leftarrow \tau_k / v$ 
25: end for
26: return  $\Delta$ 

```

Algoritmo 4.3: Algoritmo predictivo del sistema de distribución de carga.

Entrada: Δ Distribución estacionaria de la cadena de Markov del operador ϕ .

Salida: Estado a futuro del operador, donde -1 significa estado ocioso, 0 estable y 1 inestable.

```

1: if  $\sigma(\Delta_1, \Delta_2, \Delta_3) > 0.25$  //Desviación estándar de las probabilidades de la distribución
   estacionaria then
2:    $i \leftarrow \text{getStateMax}(\Delta)$  //Obtención del estado con mayor probabilidad
3:   if  $i = 1$  then
4:     return -1
5:   else if  $i = 2$  then
6:     return 0
7:   else
8:     return 1
9:   end if
10: end if
11: return 0

```

4.5 ADMINISTRACIÓN DEL SISTEMA

El último componente del sistema es el administrador de réplicas, cuya función es administrar la cantidad de réplicas en cada uno de los operadores

según los recursos disponibles por parte del sistema y según el estado que adopte un operador, ya sea a futuro o en el momento.

Para esto, se diseñó un administrador que ejecuta un algoritmo (reactivo o predictivo) según el período del ciclo que se encuentre el sistema. Cada ciclo posee 20 períodos, donde los primeros 19 corresponden al algoritmo reactivo y el último corresponde al algoritmo predictivo. Cada período posee un intervalo de 5 segundos, de esta manera, cada ciclo tendrá un intervalo de 100 segundos, la cantidad necesaria para obtener las muestras para el algoritmo reactivo, suponiendo que cada muestra es obtenida en 1 segundo.

Algoritmo 4.4: Administración de réplicas de un operador ϕ dado su comportamiento en el sistema de distribución de carga.

Entrada: Operador ϕ a analizar y ι período en que se encuentra el sistema de distribución de carga.

Salida: Cantidad de réplicas a modificar del operador.

```
1: if  $\iota \bmod 20 \neq 0$  then
2:    $\delta_\iota \leftarrow \text{AlgoritmoReactivo}(\phi)$ 
3:   if  $\delta_\iota$  and  $\delta_{\iota-1}$  son estado inestable then
4:     if No excede la cantidad máxima de réplicas en el sistema then
5:        $\delta_\iota \leftarrow$  estado estable
6:     return Crear una réplica del operador  $\phi$ 
7:   end if
8:   else if  $\delta_\iota$  and  $\delta_{\iota-1}$  son estado ocioso then
9:     return Remover una réplica del operador  $\phi$ 
10:  end if
11: else
12:    $\delta_\iota \leftarrow \text{AlgoritmoPredictivo}(\phi)$ 
13:   if  $\delta_\iota$  es estado inestable then
14:     if No excede la cantidad máxima de réplicas en el sistema then
15:       return Crear cinco réplicas del operador  $\phi$ 
16:     end if
17:   else if  $\delta_\iota$  es estado ocioso then
18:     return Remover cinco réplicas del operador  $\phi$ 
19:   end if
20: end if
21: return No hacer nada al operador  $\phi$ 
```

En el Algoritmo 4.4 está el procedimiento de administración, donde primero analiza que tipo de algoritmo debe ejecutar según el período del ciclo. En caso de realizarse el reactivo, se analiza si existen dos alertas consecutivas del mismo estado del operador, ya sea ocioso o inestable, y de ser así, realizar una modificación a la cantidad de réplicas del operador. Además, se cambió el estado del operador a estable, de tal manera de no considerar ese período para

el próximo análisis reactivo, esto se consideró para dejar un margen de descanso para el algoritmo reactivo. Por otra parte, de ejecutarse el módulo predictivo, se analiza cual fue la predicción, por lo que si es ocioso disminuirá la cantidad de réplicas y si es inestable las aumentará. Como el proceso de predicción se realiza con menor frecuencia y posee mayor cantidad de cómputo, se considero que debía crear o remover mayor cantidad de réplicas que en el módulo reactivo, aprovechando así el análisis de la historia del operador.

Dentro de las consideraciones que se tuvieron para el diseño del administrador, fue la cantidad máxima de réplicas que podían realizarse. Dado que una de las limitantes de este trabajo fue que sólo se utilizó una máquina, la cantidad de recursos son limitados, por lo que aumentar la cantidad de réplicas indefinidamente iba a generar una sobrecarga en los recursos disponibles por parte de la máquina.

CAPÍTULO 5. EXPERIMENTOS Y EVALUACIÓN

5.1 IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA

Para la implementación del sistema propuesto, se utilizó como base el sistema de procesamiento de *stream* S4 (S4, 2014), cuyo modelo fue explicado en la sección 2.3. El funcionamiento del sistema de distribución de carga propuesto se desarrolló en Java, donde se modificó en el código fuente de S4, para incluir las funcionalidades de la solución propuesta, de tal manera que fuera automático y transparente para el usuario del SPS.

El sistema diseñado fue añadido al proyecto S4, siendo una paquete denominado *monitor* que contiene las clases *S4Monitor*, *MarkovChain*, *Monitor-Metrics*, *StatusPE* y *TopologyApp*. La primer clase corresponde a las funcionalidades del sistema de monitoreo, ya sea la recepción de los datos del sistema, ejecución del algoritmo reactivo o predictivo y administración de las réplicas de cada operador. La segunda clase hace alusión al modelo de cadena de Markov implementando por el algoritmo predictivo, donde posee tanto la conformación de la matriz de transición como el cálculo de la distribución estacionaria. La tercera clase se utilizó para recolectar las estadísticas de cada operador, y poder analizar los experimentos. Finalmente, la cuarta y quinta clase fueron utilizadas para la implementación del sistema de monitoreo, siendo la primera el estado de cada PE y el segundo la topología que poseía el grafo creado por el usuario, los cuales pueden verse con más detalle en el Anexo B.

Para la ejecución del SPS en conjunto con el monitor, se debe en primer lugar registrar los PEs. Para esto, se implementó una función que tenga como parámetro dos PEs, donde el primero es el PE emisor y el segundo el receptor. Esta información es importante para obtener la topología del grafo, dado que con esto se puede realizar un análisis del rendimiento de los PEs.

Además de lo anterior, para el análisis de cada uno de los PEs, se añadió los atributos de cantidad de eventos entrantes y salientes cada un segundo y cinco segundos en la clase del PE. Esto fue utilizado posteriormente

para las estadísticas deseadas para el algoritmo reactivo y predictivo. La tasa de llegada es considerada desde el momento que se recibe el evento desde el PE emisor, y la tasa de servicio es considerada desde el momento que se termina de realizar la ejecución de la tarea en el PE. Además, se agregó un atributo booleano, el cual indica si el PE puede aumentar o disminuir la cantidad de réplicas que posee al iniciar el sistema.

Posteriormente, para el funcionamiento del sistema de distribución de carga se procedió a ejecutar dos tareas en la aplicación de S4: una tarea que guarde las muestras para el historial del operador y otra que envíe las estadísticas del operador, las cuales poseían un intervalo de ejecución de 1 y 5 segundos respectivamente. La primera tarea analiza cada uno de los PEs, tomando en consideración las estadísticas de eventos entrantes y salientes, los cuales darán origen a la tasa de llegada (λ) y servicio (μ), para que posteriormente se calcule la tasa de rendimiento en la ventana de tiempo analizada, guardando así la muestra en el historial. La segunda tarea obtiene las estadísticas de cada uno de los PEs, ya sea la tasa de llegada (λ) y servicio (μ), dado los eventos entrantes y saliente, cantidad de eventos totales e historial del PE, los cuales son enviados al monitoreo de carga, para posteriormente ejecutar el algoritmo que corresponda según la ventana de tiempo, y finalmente realizar la administración de réplicas para aumentar o disminuir las réplicas necesarias en cada operador según lo necesario. El código de la implementación se puede observar en el Anexo C.

En el caso del envío de las estadísticas, después de ser enviadas, se consulta el estado de cada uno de los operadores, y en caso de ser necesario, se realiza las modificaciones necesarias en el sistema, ya sea para crear o eliminar réplicas de un operador. En el caso de crear réplicas, se procede a consultar la cantidad de réplicas que existen por parte del administrador de réplicas, y en caso de poseer un número de réplicas mayor que el existente por el PE, se procede a crear la cantidad de réplicas faltantes. Por otra parte, en caso de que el número sea menor, procede a terminar la ejecución del PE y posteriormente elimina la cantidad de réplicas sobrantes. En caso que el operador que se haya identificado con el atributo único, significa que no puede aumentar ni disminuir la cantidad de

réplicas asignadas a éste. Los códigos de crear o eliminar replicas se encuentra adjuntos en el Anexo C.

Dado que en el diseño se propuso un mecanismo de balance de carga basado en la técnica de replicación, fue necesario modificar S4, de manera de poder manejar las réplicas para los operadores. Se implementó el SPS de tal manera de poder manejar un algoritmo que escogiera la réplica que tuviera menor tamaño en la cola de espera al momento de enviar un dato, y así siempre escoger al operador con menor carga, y en caso que posean el mismo tamaño, utilizar la primera réplica disponible.

En la Figura 5.1 se explica gráficamente la distribución de la carga. En la Subfigura (a) el operador A envía un evento al operador B, el cual posee tres réplicas, cuyas menores colas están en la réplica 2 y 3, como son iguales las colas de estas réplicas, se escoge la primera réplica disponible, es decir, la réplica 2. Posteriormente, como la réplica 2 aumento su cola, la réplica 3 es la que posee menor cantidad de cola, como se demuestra en la Subfigura (b), por lo tanto, es la réplica candidata a recibir el dato enviado. Y finalmente, en la Subfigura (c) todas las réplicas posee el mismo tamaño de la cola, por lo tanto, se procede a enviar a la primera réplica.

En el Algoritmo 5.1 está descrito la distribución de carga planteada anteriormente, la cual fue implementada en S4 para realizar los experimentos según lo diseñado en el planteamiento de los algoritmos.

Algoritmo 5.1: Distribución de carga entre las réplicas de un operador.

Entrada: Evento ϵ y operador ϕ .

Salida: Envío del evento a la réplica disponible del operador ϕ .

1: $\theta \leftarrow \min \text{TamanoCola}(\phi)$ //Se escoge la réplica que posea menor cola

2: $\text{envioEvento}(\epsilon, \theta)$

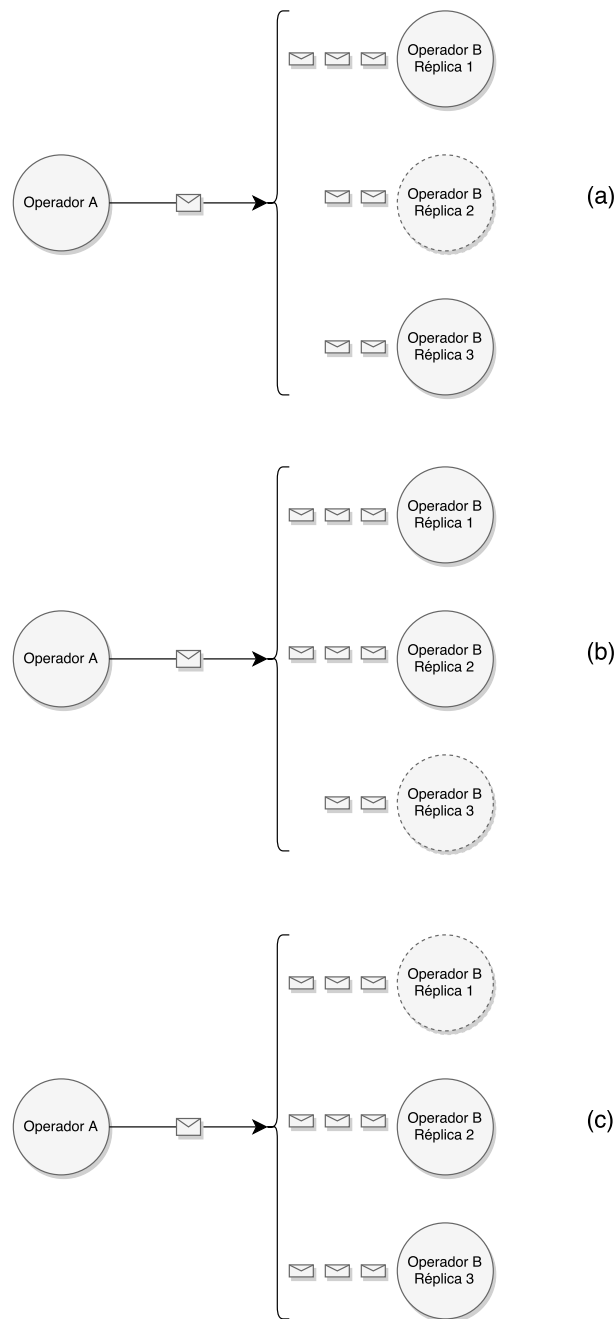


Figura 5.1: Distribución de la carga entre las réplicas.

5.2 DISEÑO DE LOS EXPERIMENTOS

Para los experimentos se diseñaron tres aplicaciones, una que realiza operaciones con estado, otra que no, y otra sintética. En el caso que la aplicación posea estado, significa que el operador guarda variables con el transcurso del

tiempo, las cuales van a ser entregadas cada cierto tiempo o al finalizar la ejecución del sistema. Este tipo de aplicaciones son las más utilizadas, dado que utilizan contadores o variables globales, las cuales son necesarias para el análisis de los datos. Un ejemplo de esto, es un sistema que cuenta las palabras de un texto y que envíe la cantidad de palabras contadas cada cierta ventana de tiempo. Si bien, las aplicaciones sin estado no son tan utilizadas, se consideraron importantes para la validación del modelo, dado que son las aplicaciones más simples y básicas de diseñar y ejecutar. Por otra parte, la aplicación sintética se refiere a un sistema cuyos operadores sólo generan tiempo de demora artificial, en el caso de este experimento, se dejó durmiendo la hebra asignada al operador un período determinado de tiempo.

Para la generación del *stream* de la fuente de datos para la primera y segunda aplicación, se utilizó 4.5 millones de *tweets*, los cuales fueron recolectados entre los días 27-28 de Febrero y 1-2 de Marzo de 2010, tanto en inglés, portugués y español. Estos contenían información correspondiente a la interacción entre los usuarios debido al terremoto ocurrido el 27 de Febrero en Chile.

Por otra parte, el envío de los datos anteriores se realizó de dos maneras: constante y variable. La primera forma consiste en enviar 100 eventos por segundo constantemente. En cambio, la segunda forma consiste en enviar 50 eventos por segundos el primer tercio del experimento, para luego aumentar a 100 eventos por segundo en el segundo tercio, y finalmente, disminuir a 50 eventos por segundos el último tercio de la ejecución.

5.2.1 Aplicación 1: Análisis de *tweets* en escenarios de desastres naturales

La primera aplicación fue orientada a un caso de desastres naturales, donde se generó un grafo que pudiera realizar un filtrado de palabras y análisis de los datos. Ninguno de los operadores posee estado, por lo tanto son independientes. Para la duración de esta prueba se consideró un tiempo de 70

minutos. El objetivo de esta aplicación, era comprobar que el sistema diseñado puede funcionar con aplicaciones sin estados, las cuales son las más básicas y sencillas de diseñar en SPS, y que tienen utilidad cuando se hacen análisis directo del flujo de datos.

La aplicación consta del flujo de datos, cuyos datos serán la muestra de *tweets* de prueba, y cuatro operadores, los cual son denominados *Stopword*, *Language*, *Counter* y *MongoDB*.

Stopword: está encargado de analizar el *tweet* y remover las palabras no relevantes para el análisis de éste, basado en una bolsa de palabras, cuyas palabras se llaman *stopwords*. De esta manera, se puede analizar el texto usando las palabras más representativas de éste y así entregar información más precisa.

Language: está encargado de analizar el lenguaje existente en el *tweet*, para esto se utilizó una librería *Apache Tika* (Mattmann & Zitting, 2011). Con ésta se puede realizar un filtro del idioma de los *tweets*, de tal manera que en caso de ser requerido, sólo continúen los de un idioma en específico, en nuestro caso el español.

Counter: está encargado de contar e indicar la cantidad de palabras que existen en el *tweet* según una bolsa de palabras proporcionada por el programador. Para esta prueba se utilizó una bolsa de 26.000 palabras en español. Con esto se podría realizar un análisis de los *tweets* que poseían mayor cantidad de palabras claves asociados a una temática o evento en particular.

MongoDB: está encargado de guardar en la base de datos el evento según los atributos que éste posea, ya sea por el *tweet* original, sin *stopword*, idioma y cantidad de palabras claves existentes en él. Para esto, se utilizó el motor de base de datos no relacional *MongoDB* (Chodorow, 2013).

En la Figura 5.2 se muestra un ejemplo de la aplicación con sus distintos operadores y relaciones. Las flechas muestran la dirección del flujo de

datos emitido por la fuente y los operadores.

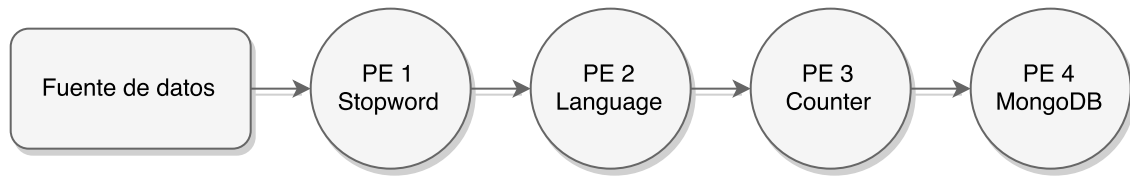


Figura 5.2: Aplicación 1.

5.2.2 Aplicación 2: Contador de palabras en muestras de textos

La segunda aplicación consiste en un contador de palabras, el cual cuenta la cantidad de veces que se repite una palabra en un conjunto de datos según una bolsa de palabras establecida por el usuario. Esta aplicación se considera con estado, debido que debe existir un contador en el operador, de tal manera de contar la cantidad de veces que se repite cierta palabra de la bolsa de palabras en los datos entrantes. Con esta aplicación es posible analizar posteriormente las palabras más frecuentes emitidas por los usuarios de la red social según un listado de palabras claves. Para la duración de esta prueba se consideró un tiempo de 70 minutos. El objetivo de esta aplicación era validar el sistema diseñado con aplicaciones con estado, las cuales son las más aplicadas, debido que se realizan análisis generales de los datos, como el caso de los *trending topics* o frecuencia de palabras.

La aplicación consta del flujo de datos, cuyos datos serán la muestra de *tweets* de prueba, y tres operadores, denominados *Split*, *Counter* y *Merge*.

Split: está encargado de dividir el *tweet*, y enviar un arreglo con las palabras que poseía este texto al operador *Counter*.

Counter: está encargado de guardar las estadísticas de los contadores de cada palabra, es decir, en el momento que reciba un evento, este analiza las palabras que posee y aumenta el contar de la palabra en el operador. Las estadísticas son

enviadas cada 10 segundos al operador Merge, de tal manera de no enviar flujo constante al siguiente operador y generar mayor cantidad de carga.

Merge: está encargado de unir las distintas estadísticas enviadas por las distintas réplicas del operador Counter.

En la Figura 5.3 se muestra un ejemplo de la segunda aplicación con sus distintos operadores y sus relaciones, de igual manera que en el caso anterior, las flechas reflejan el flujo de datos. Cabe destacar que el único operador que puede replicarse es el *Counter*, debido que el operador *Split* y *Merge* son operadores que soportan la replicación del operador *Counter*, como se explicó en las técnicas de balance de carga en la subsección 3.2.4.

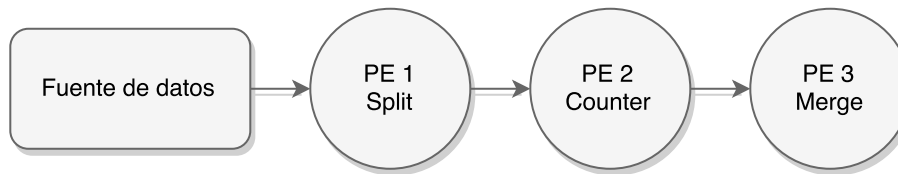


Figura 5.3: Aplicación 2.

5.2.3 Aplicación 3: Aplicación sintética

La tercera aplicación consta de tres operadores, los cuales duermen a la hebra asignada al operador un determinado período de tiempo. De esta manera, se genera un tiempo de espera artificial, realizando un operador sintético, de tal manera que pueda simular el comportamiento de un operador real. El objetivo de realizar este tipo de aplicación, fue analizar los costos que poseía el sistema implementando para la optimización del sistema.

La Tabla 5.1 muestra el período de tiempo que duerme cada PEs a su hebra asignada. Los tiempos que se consideraron para esta prueba es para generar una sobrecarga en el primer y segundo operador, de tal manera que después afectarán al tercer operador. Para la duración de esta prueba se consideró un tiempo de 15 minutos.

Tabla 5.1: Período de tiempo que duerme la hebra asignada al PE.

PE	Tiempo (ms)
1	20
2	30
3	15

En la Figura 5.4 se muestra un ejemplo de la tercera aplicación con sus distintos operadores y sus relaciones, de igual manera que en los casos anteriores, las flechas reflejan el flujo de datos.

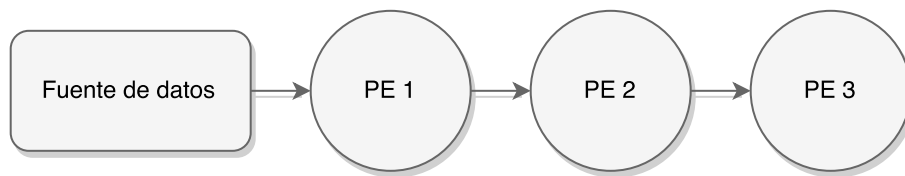


Figura 5.4: Aplicación 3.

5.3 EVALUACIÓN

Para la ejecución de los experimentos, se utilizó un servidor con sistema operativo Ubuntu 14.04.2 LTS, cuyo procesador es un Intel®Xeon®CPU E5-2650 v2 de 2.60GHz y con 32 GB de RAM. Cabe recalcar, que el lenguaje de programación fue Java, debido a la integración del sistema propuesto en el SPS utilizado, el cual fue S4. La configuración de la configuración de S4 está detallada en el Anexo D.

La recolección de estadísticas fue realizada cada 5 segundos, por lo que desde ahora se hablará período un intervalo de tiempo de 5 segundos entre cada recolección de las estadísticas.

5.3.1 Aplicación 1: Análisis de *tweets* en escenarios de desastres naturales

En la primera aplicación se procedió a realizar dos experimentos, donde el primero consta un envío constante de datos, y el segundo un envío variable. En ambos experimentos, se consideraron dos pruebas, donde la primera consistía en la ejecución de la aplicación en un sistema SPS que use el sistema de distribución de carga, y la segunda sin uso de éste, por lo que cada par de figuras son la comparación de la aplicación con y sin monitor respectivamente.

Para el análisis de los experimentos, se consideró la cantidad promedio de eventos procesados en un período, la cantidad total de eventos procesados y las estadísticas de cada PE en el transcurso de la ejecución de la aplicación.

En el primer experimento se puede ver que en las Figuras 5.5 y 5.6, se muestran las estadísticas del primer operador del grafo, con y sin monitoreo en la carga de los operadores respectivamente, ambas con un envío constante de la fuente de datos. Se puede observar que en el primer gráfico se presenta una tasa de llegada (λ) constante, a diferencia del segundo gráfico, donde en el segundo 2600 presenta una variación.

Lo anterior se debe a la acumulación de eventos en el *buffer* del operador, por lo que al llenarse éste, bloquea la recepción de eventos al operador. De esta manera, se debe esperar que se liberen eventos del *buffer*, pero como la tasa de rendimiento es baja, al desencolarse, inmediatamente llega otro evento que vuelve a llenarlo, por lo que la cola se mantiene constante después del segundo 2600. Es por esto, que la tasa de llegada disminuye aproximadamente al mismo valor de la tasa de procesamiento.

Por otra parte, la tasa de rendimiento (ρ) de la Figura 5.5 se estabiliza dentro de los primeros 100 segundos, debido que el sistema de distribución de carga detecta el operador sobrecargado y lo replica, a diferencia de la Figura 5.6, en el cual el operador posee una tasa de rendimiento inestable que fluctúa entre 1 y 2, hasta el segundo 2600, donde disminuye debido que la tasa de llegada es menor. Cabe destacar que este operador posee un alto costo computacional,

debido que existe una gran cantidad de palabras que debe analizar con cada una de las palabras del texto, por lo que es necesario crear otra réplica debido a la sobrecarga existente.

En las Figuras 5.7 y 5.8 se puede ver el siguiente operador del gráfico, el cual no tiene mayor inconveniente, a excepción del segundo 2400, donde el caso sin monitoreo disminuye considerablemente la tasa de procesamiento del PE. Si analizamos las Figuras 5.6 y 5.8, empiezan aproximadamente desde el rango de tiempo (2400s, 2600s) los problemas de procesamiento de los operadores, por lo tanto, se puede deducir que si el problema surge en un operador no es un problema aislado, sino que también influye a los siguientes operadores.

Se puede observar como con el transcurso de los primeros 100 segundos en la Figura 5.9, fue aumentando la cantidad de réplicas hasta llegar a 5, el cual fue su óptimo, para ir procesando la cantidad de eventos y disminuir la cola existente en el sistema. Esto en contra posición a la Figura 5.10, donde la inexistencia de replicación, genera una cola la cual se mantiene constante en el segundo 2400.

Finalmente, se encuentra el último operador, el cual no presenta grandes inconvenientes tanto en las Figuras 5.11 y 5.12, esto debido que el tiempo de procesamiento es bajo, y nunca llega una cantidad de eventos considerable para existir una sobrecarga en éste. Además es importante destacar que en la Figura 5.12 se registra una menor tasa de llegada, con un promedio de 83 % menos de eventos que un SPS ejecutado con el sistema de distribución de carga.

Por otra parte, también se analizó la cantidad promedio de eventos procesados en cada período, la cual está graficada en las Figuras 5.13 y 5.14. Como se puede apreciar, en los primeros 50 segundos se puede ver una mejora considerable en la cantidad de eventos procesados, donde posteriormente se procesan aproximadamente 480 eventos por período con monitoreo, a diferencia del SPS sin monitoreo, que procesa 90 eventos por período aproximadamente, procesándose 5 veces más eventos. Esta mejora se debe al factor de la

replicación de los operadores que posee mayor sobrecarga, por lo que al aumentar la cantidad de réplicas, aumenta la tasa de procesamiento, lo significa mayor cantidad de flujo para el próximo operador.

Así también, se puede observar en las Figuras 5.15 y 5.16 la cantidad total de eventos procesados con el transcurso de la ejecución en cada uno de los operadores, con y sin uso del monitoreo respectivamente. En el primer gráfico se denota como los cuatro operadores del SPS van aumentando linealmente con la misma pendiente, tan sólo existe una menor cantidad de eventos procesados en el tercer PE, lo cual se traslada al cuatro PE, debido que al procesar menor cantidad de eventos el tercer PE, llega menor cantidad de datos al cuarto PE. En este gráfico se llegó a un total de 401.618 eventos procesados. En cambio, en el segundo gráfico existen pendientes muy distintas por los distintos operadores, lo cual se ve reflejado desde la cantidad de eventos procesados en el primer operador hasta la cantidad total de eventos procesados por el sistema, el cual es de 67.141, procesando 6 veces más eventos en el mismo período de tiempo la aplicación con el uso del sistema de monitoreo.

En el segundo experimento se puede apreciar que en las Figuras 5.17 y 5.18, se muestra el comportamiento del primer operador con un envío variable de la fuente de datos. En las estadísticas se observa que existe un comportamiento estable hasta el segundo 1100, con y sin uso del monitor. Esto se debe a que el operador no posee gran cantidad de demanda dada la tasa de llegada, el cual varía en el segundo 1100, debido que aumenta la cantidad de eventos entrantes. Debido a esto es que el operador debe procesar mayor cantidad de datos, aumentando así la cantidad de réplicas del operador. Luego en el segundo 3200 disminuye la tasa de llegada, por lo que la tasa de rendimiento vuelve a ser estable en el sistema con y sin monitoreo, debido a que es menor la cantidad de eventos que deben ser procesados, lo que significa también la disminución de una réplica en el sistema con uso del monitoreo.

El comportamiento variable del flujo de entrada sólo se puede apreciar con mayor detalle en el primer operador cuando no se utiliza monitor, debido que la tasa de llegada del segundo depende de la tasa de procesamiento del

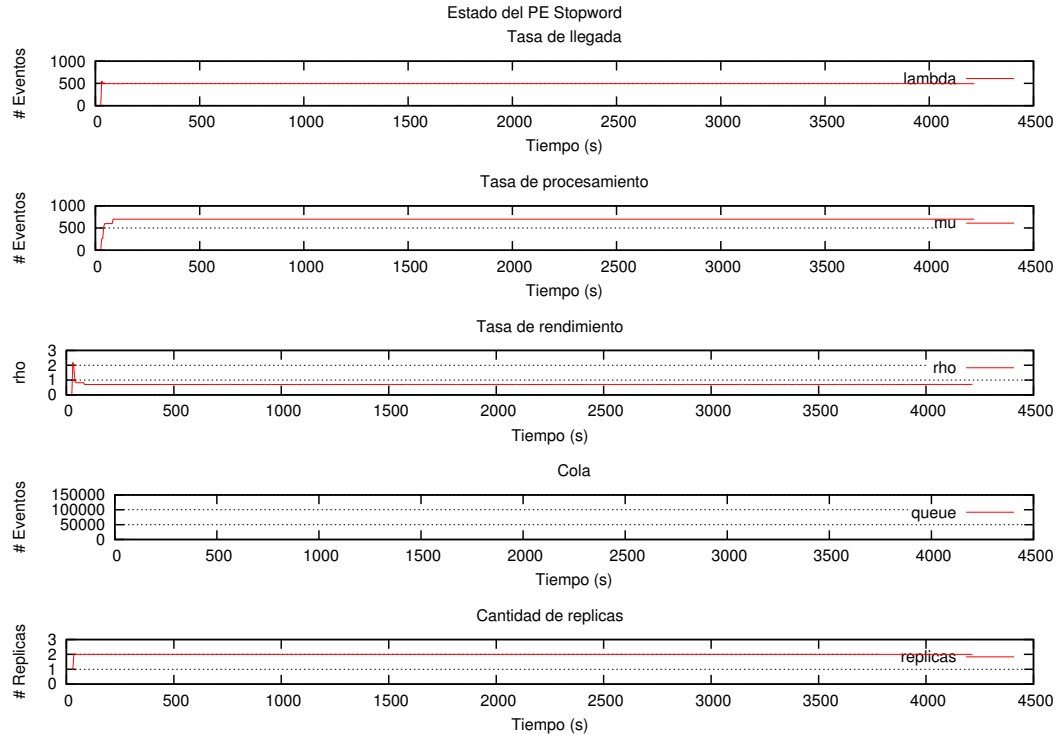


Figura 5.5: Estadísticas del PE Stopword en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

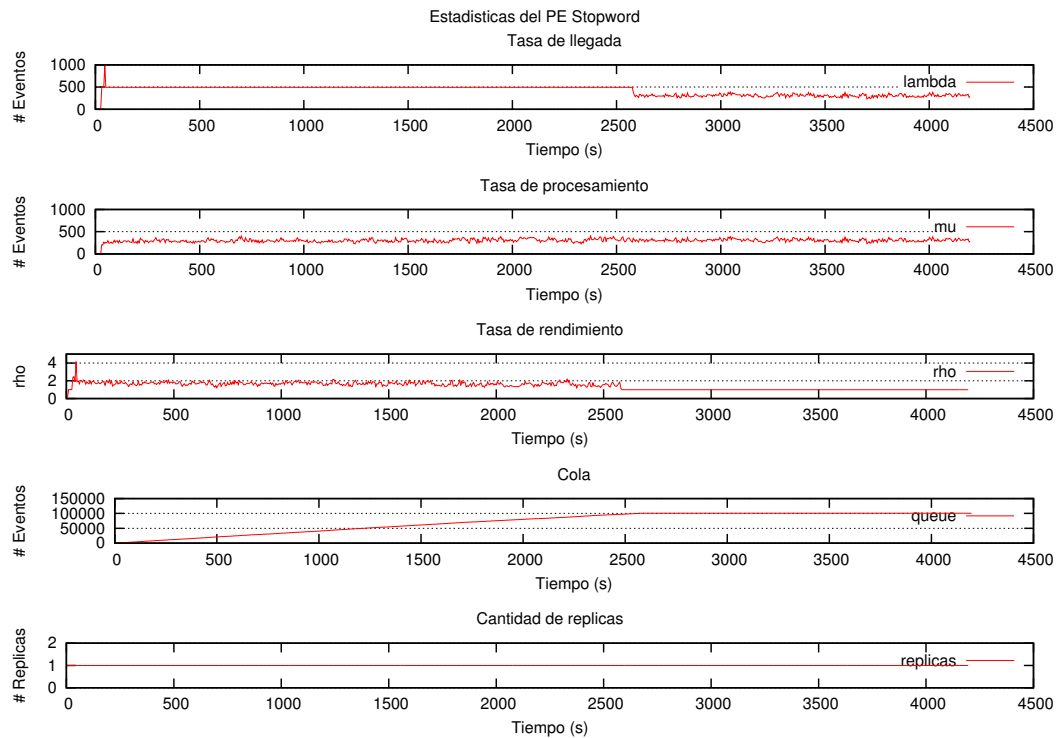


Figura 5.6: Estadísticas del PE Stopword en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

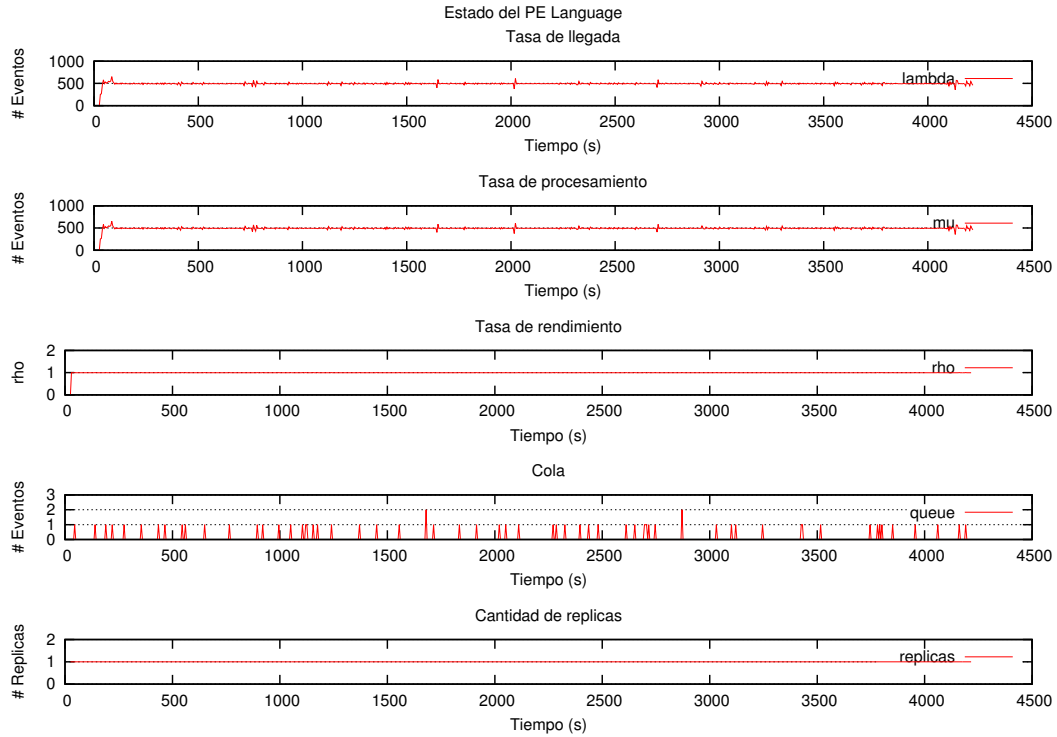


Figura 5.7: Estadísticas del PE Language en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

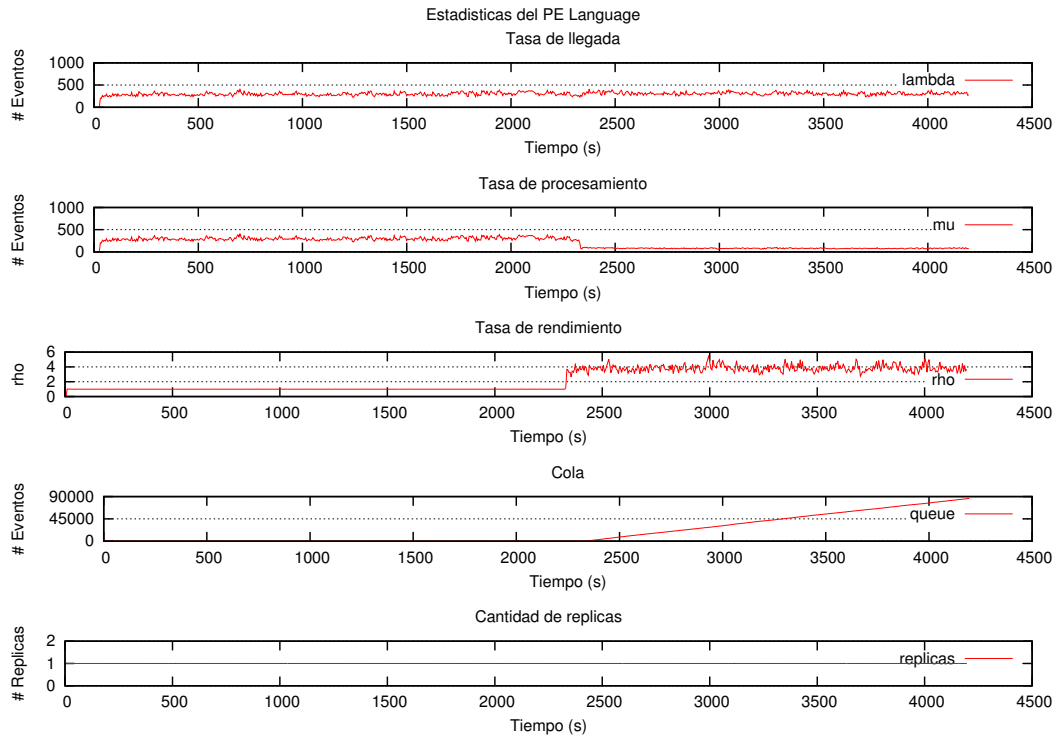


Figura 5.8: Estadísticas del PE Language en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

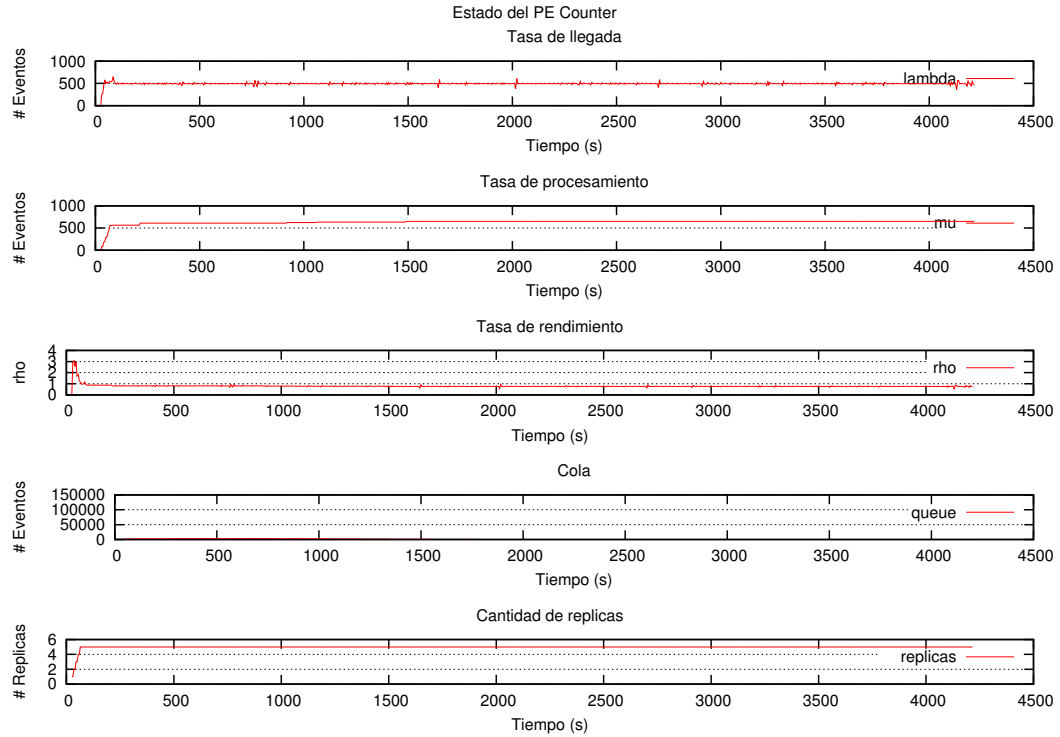


Figura 5.9: Estadísticas del PE Counter en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

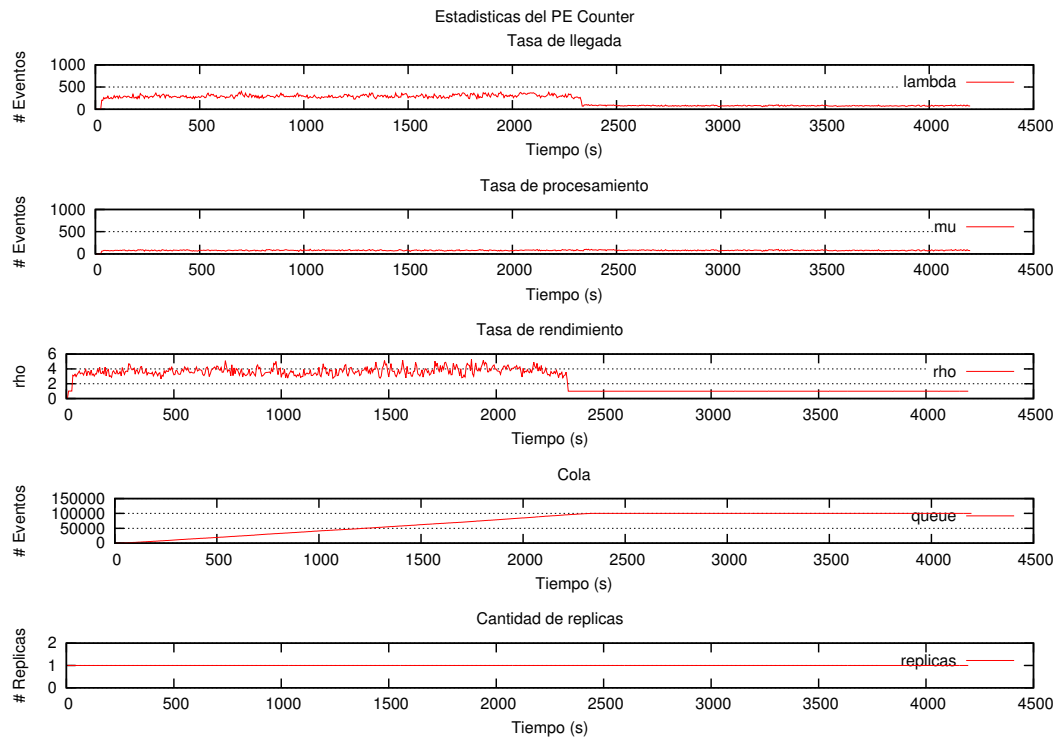


Figura 5.10: Estadísticas del PE Counter en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

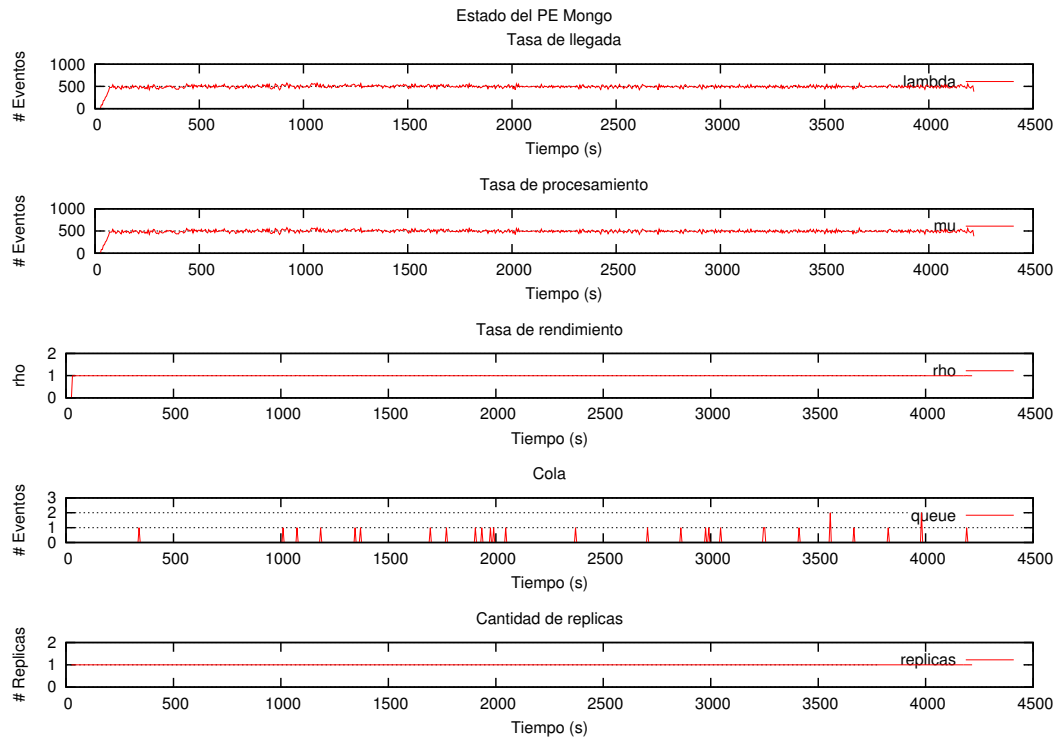


Figura 5.11: Estadísticas del PE Mongo en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

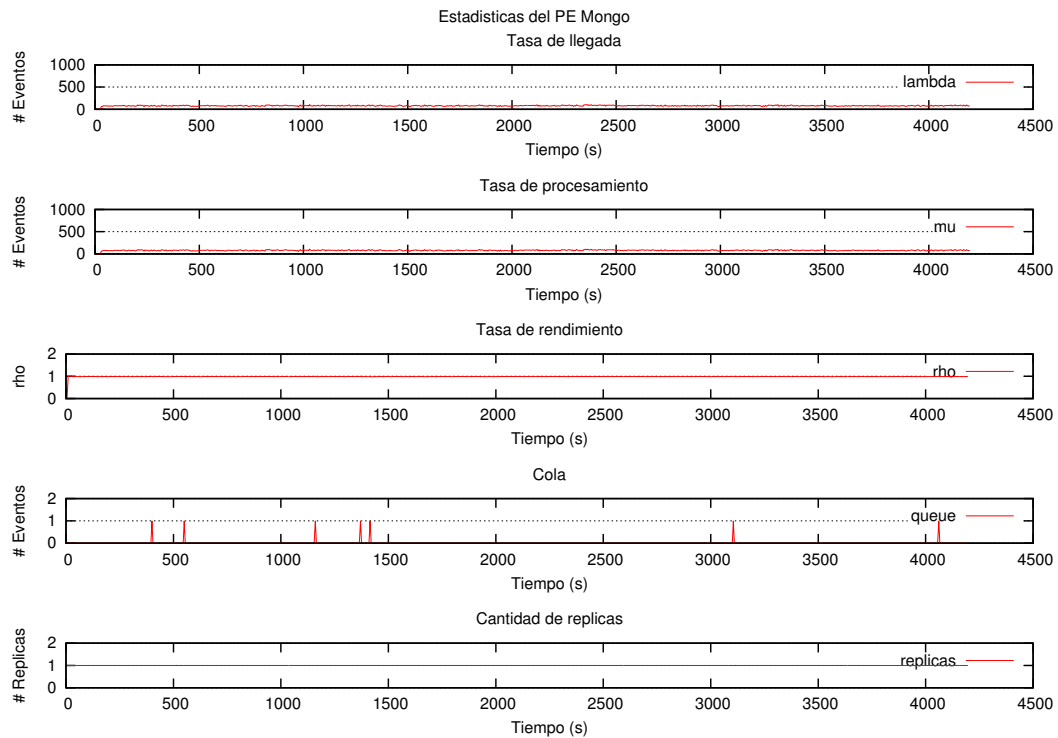


Figura 5.12: Estadísticas del PE Mongo en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

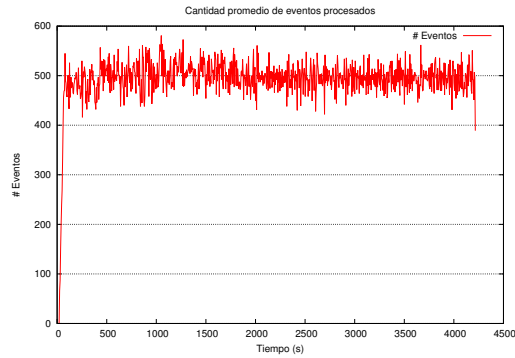


Figura 5.13: Tiempo promedio de procesamiento de un evento en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos usando monitor.

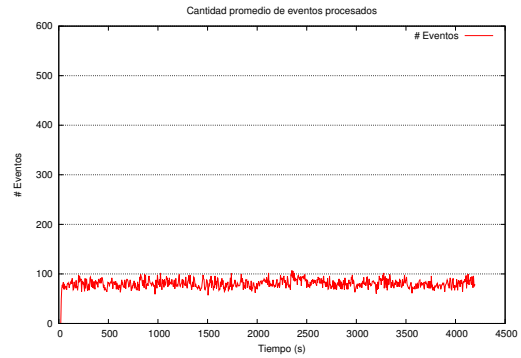


Figura 5.14: Tiempo promedio de procesamiento de un evento en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos no usando monitor.

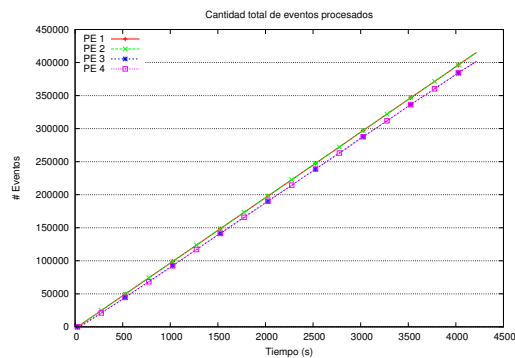


Figura 5.15: Cantidad total de eventos procesados en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos usando monitor.

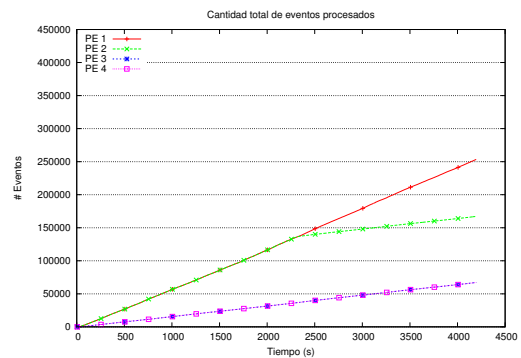


Figura 5.16: Cantidad total de eventos procesados en la primera aplicación con un envío constante de la fuente de datos no usando monitor.

primero, y cómo no existe un aumento de la tasa de procesamiento, sólo aumenta hasta lo que pueda procesar con un sólo operador. En las Figuras 5.19 y 5.20 se puede apreciar la diferencia entre las tasas de llegada, debido que en el primer gráfico, existe una variación de la tasa de llegada, debido al uso del sistema de monitoreo, a diferencia del segundo gráfico. Esto se debe a que el primer operador no procesa todos los eventos entrantes, significa que la tasa de llegada sea constante en el segundo operador. Independiente del uso o no del monitor, no existe una sobrecarga en el operador, por lo que el comportamiento siempre es estable del operador.

Luego, en las Figuras 5.21 y 5.22 se presenta el tercer operador, el cual existe una sobrecarga desde el inicio del sistema. Esto se debe a la gran

cantidad de palabras que debe comparar, por lo que al realizar la iteración para verificar si existe o no una palabra, requiere un alto costo computacional. En el primer gráfico se puede analizar que en los primeros 100 segundos, aumenta a tres réplicas, estabilizándose el rendimiento del operador. En cambio, en el sistema sin monitoreo existe una tasa de servicio es constante, por lo que la tasa de rendimiento es inestable en el transcurso de todo el experimento. También se muestra una disminución en la cantidad de réplicas en el segundo 3200, y esto se debe que la cantidad de réplicas necesarias para el sistema son menos, dado que el envío de datos de la fuente de datos disminuyó, por lo que la tasa de llegada del PE también.

Dentro de los análisis importantes que se pueden realizar al gráfico, es que en el primer tercio de la prueba con uso del monitor, la cantidad óptima de operadores fue 4, pero en el último tercio fue de 5, siendo que ambos poseen la misma tasa de llegada. Esto se debe a que al aumentar a 7 réplicas en el segundo tercio, al disminuir la tasa de llegada en el último tercio, se detectó que los operadores se encontraban ociosos, por lo que era necesario remover réplicas. Esto se debe a su ρ es menor a 0.5, por lo tanto para encontrarse a un estado estable, es necesario converger a 0.5, por lo que al estabilizarse el operador, su ρ tiende a estar más cerca de 0.5 que de 1. De esta manera, las tasas de rendimiento son distintas en el primer y último tercio, por lo que puede darse que las réplicas del primer tercio sea mayor que el último tercio.

Por último, en el cuarto operador se puede apreciar en las Figuras 5.23 y 5.24 el comportamiento con y sin monitoreo. En ambos casos se muestra una tasa de rendimiento estable, la diferencia está en la tasa de llegada que posee cada uno de los sistemas, donde en el primer gráfico la tasa de llegada es variable, y en el segundo es constante, por lo que existe una menor tasa de servicio, lo que significa que la cantidad de datos procesados es menor.

Como se ha expuesto anteriormente, la cantidad de datos procesados en el sistema sin monitoreo es menor, y esto se puede apreciar en la cantidad promedio de eventos procesados en cada período como se muestra en las Figuras 5.25 y 5.26. En el primer gráfico existe un promedio de 225 eventos

por período, el cual aumenta a un promedio de 438 eventos por período en el segundo 1100, debido que el flujo de la fuente de datos aumenta, para que luego disminuya a un promedio de 332 eventos por período en el segundo 3200 debido a la disminución de la tasa de llegada. En cambio, en el segundo gráfico la cantidad promedio de eventos procesados es constante, debido que no existe optimización alguna en el sistema, por lo que en todo el experimento se procesan 98 eventos por período aproximadamente. Dado esto, en el primer tramo existe una mejora de 2 veces más eventos, luego en el segundo tramo una mejora de 4 veces más, y por último, tercer tramo una mejora de 3 veces más.

Finalmente, la cantidad total de eventos procesados en cada experimento, se puede ver en las Figuras 5.27 y 5.28. En el primer gráfico se puede ver dos variaciones de la curva, en el segundo 1100 y 3200, lo cual son los segundos en los cuales hubo una variación en el flujo de la fuente de datos, por lo que aumenta y disminuye respectivamente en esos segundos la tasa de llegada del sistema. En cambio, en el segundo gráfico no se denota esto, debido que independiente de la tasa de llegada, el procesamiento del sistema siempre es constante, debido que no se adapta a la carga que posea cada operador con el transcurso del tiempo. El sistema con uso del monitor procesa un total de 303.156, contra 82.770 eventos en total sin uso del monitor, lo cual significa un aumento del 3 veces más eventos procesados.

5.3.2 Aplicación 2: Contador de palabras en muestras de textos

En la segunda aplicación se procedió a realizar dos experimentos, los cuales eran similares al anterior, donde el primero consta un envío constantes, y el segundo un envío variable. En ambos experimentos, se consideraron dos pruebas, donde la primera consistía en la ejecución de la aplicación en un sistema SPS que use el sistema de distribución de carga, y la segunda sin uso de éste, por lo que cada par de figuras es la comparación de la aplicación con y sin monitor respectivamente.

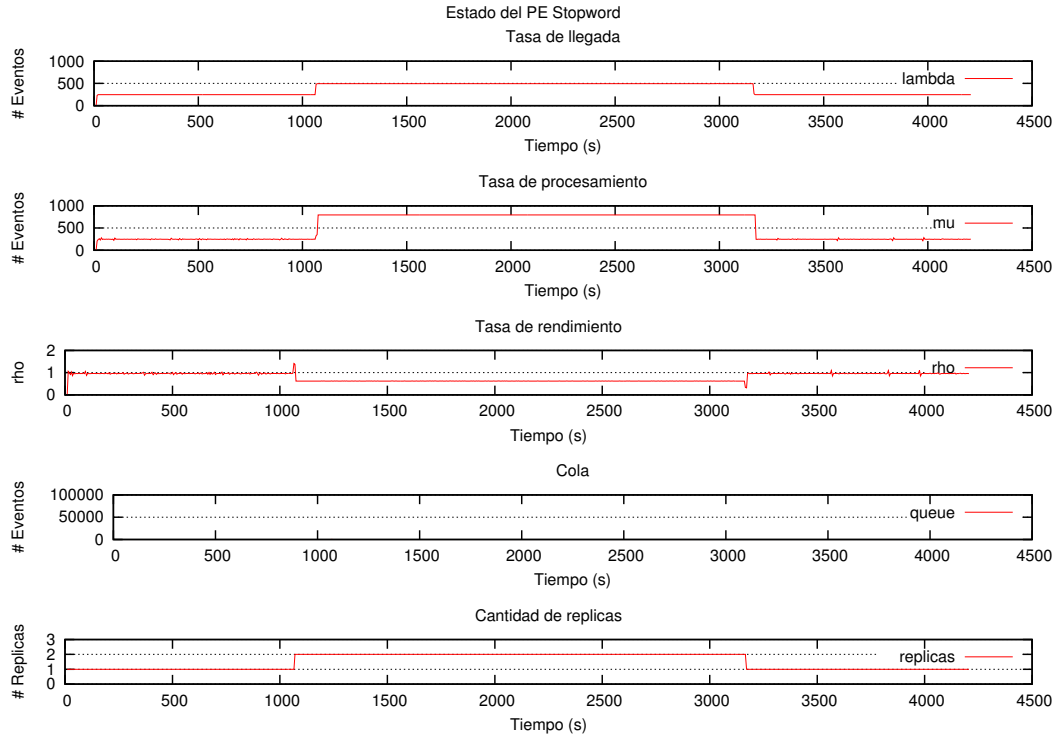


Figura 5.17: Estadísticas del PE Stopword en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.

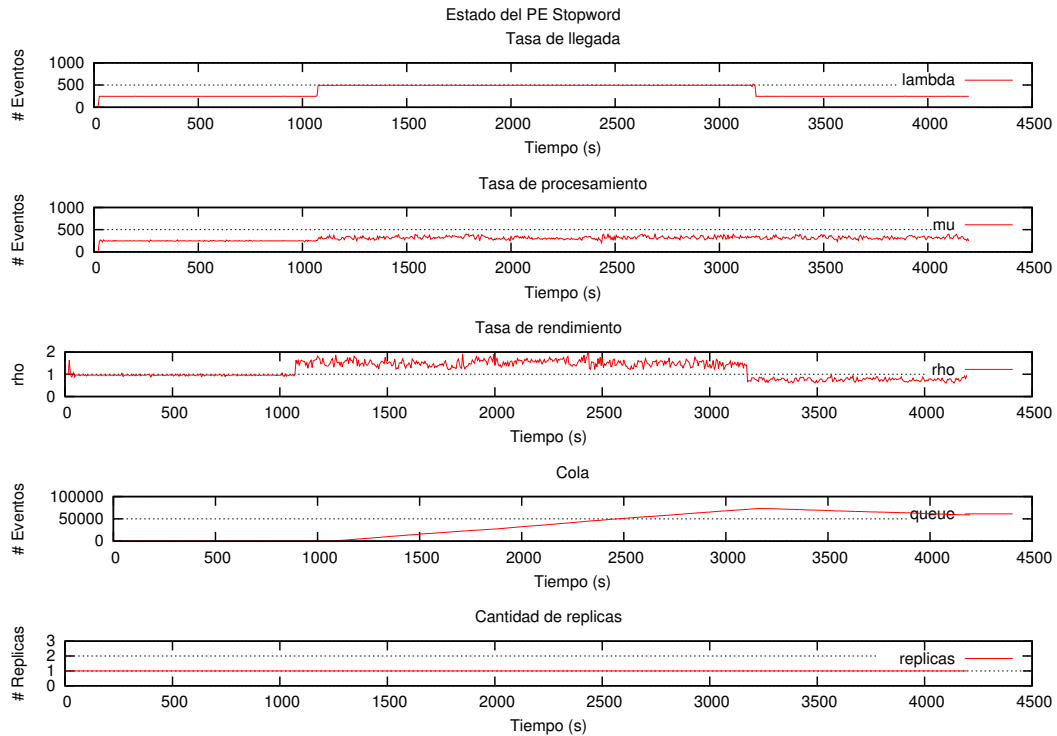


Figura 5.18: Estadísticas del PE Stopword en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.

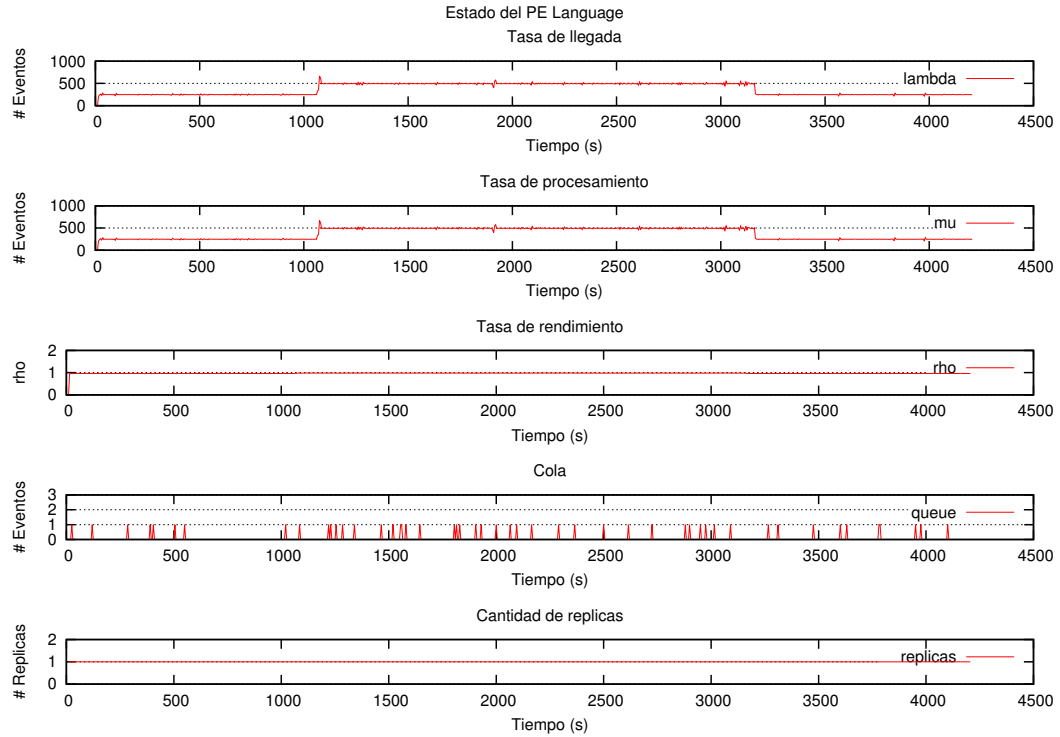


Figura 5.19: Estadísticas del PE Language en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.

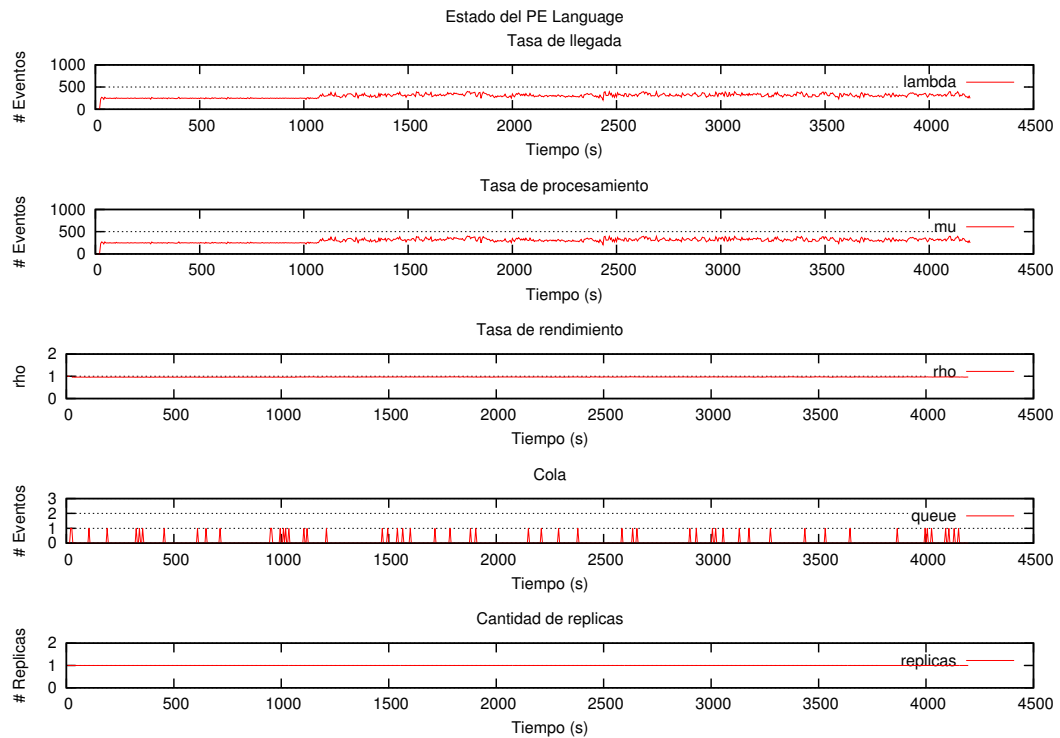


Figura 5.20: Estadísticas del PE Language en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.

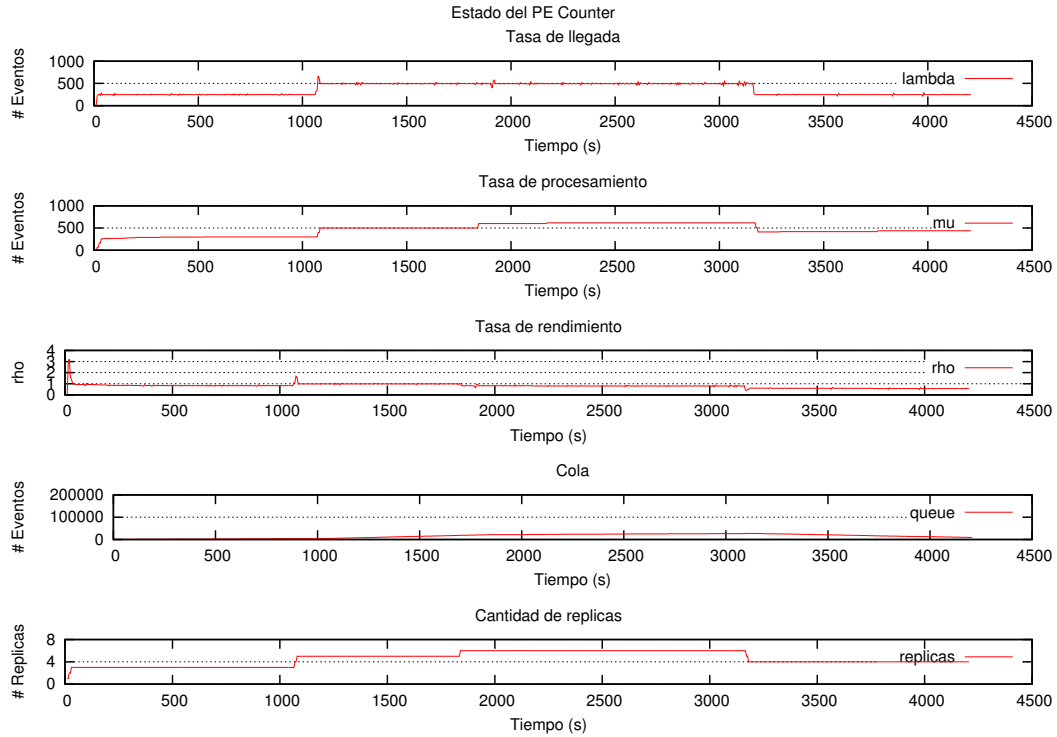


Figura 5.21: Estadísticas del PE Counter en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.

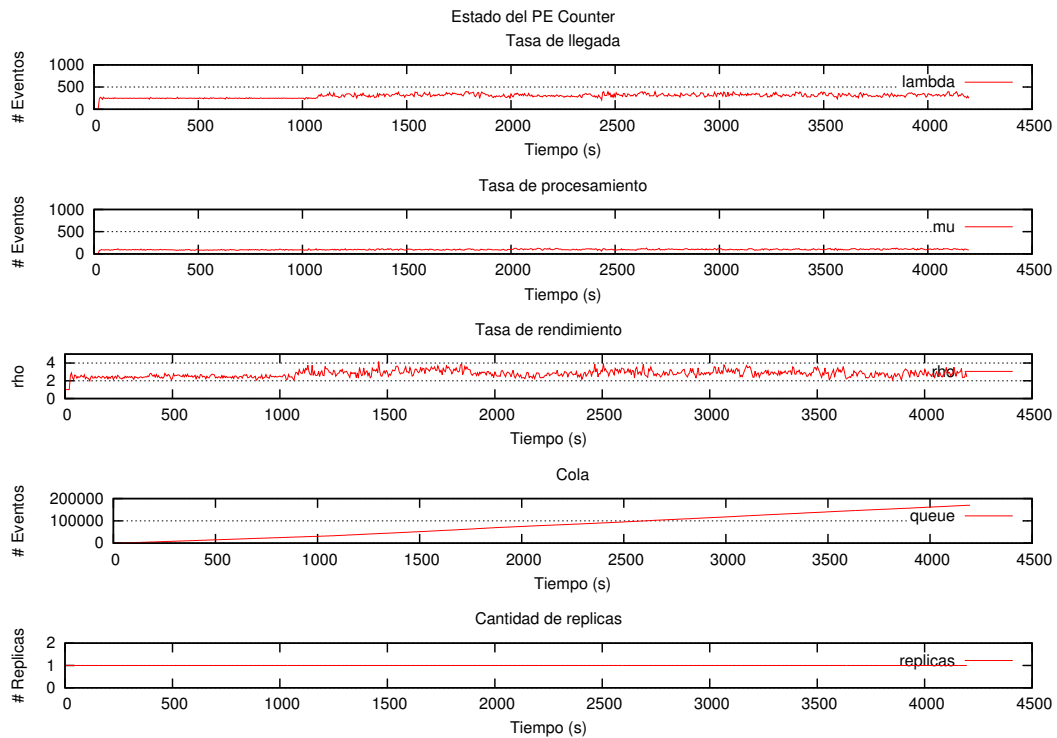


Figura 5.22: Estadísticas del PE Counter en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.

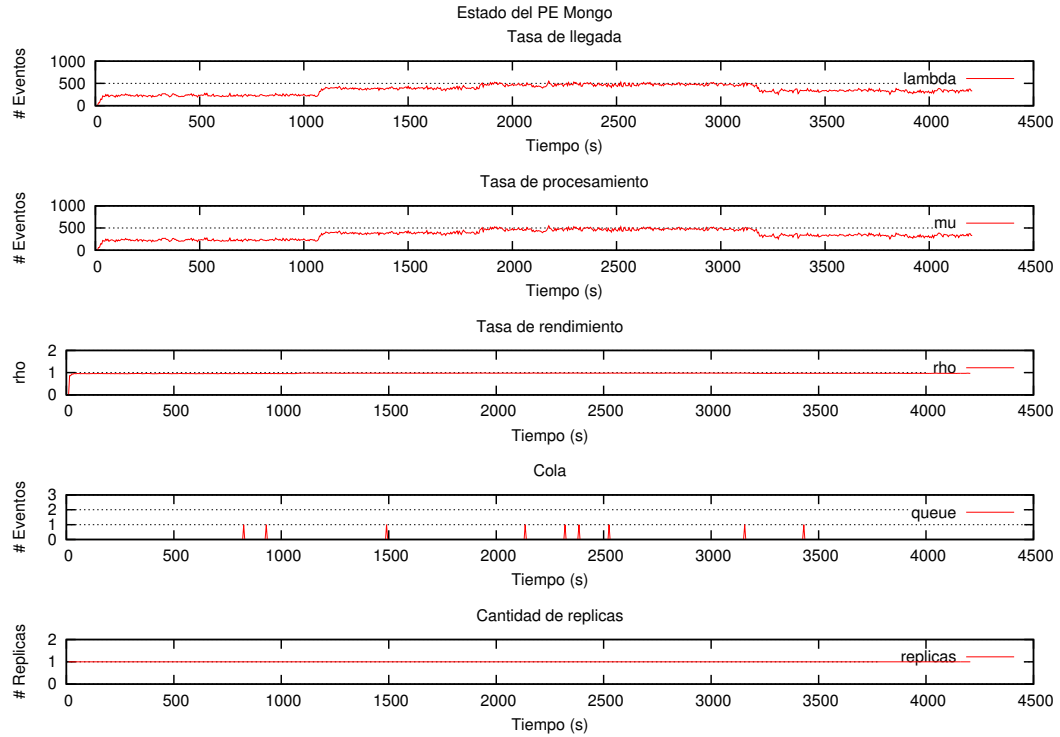


Figura 5.23: Estadísticas del PE Mongo en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.

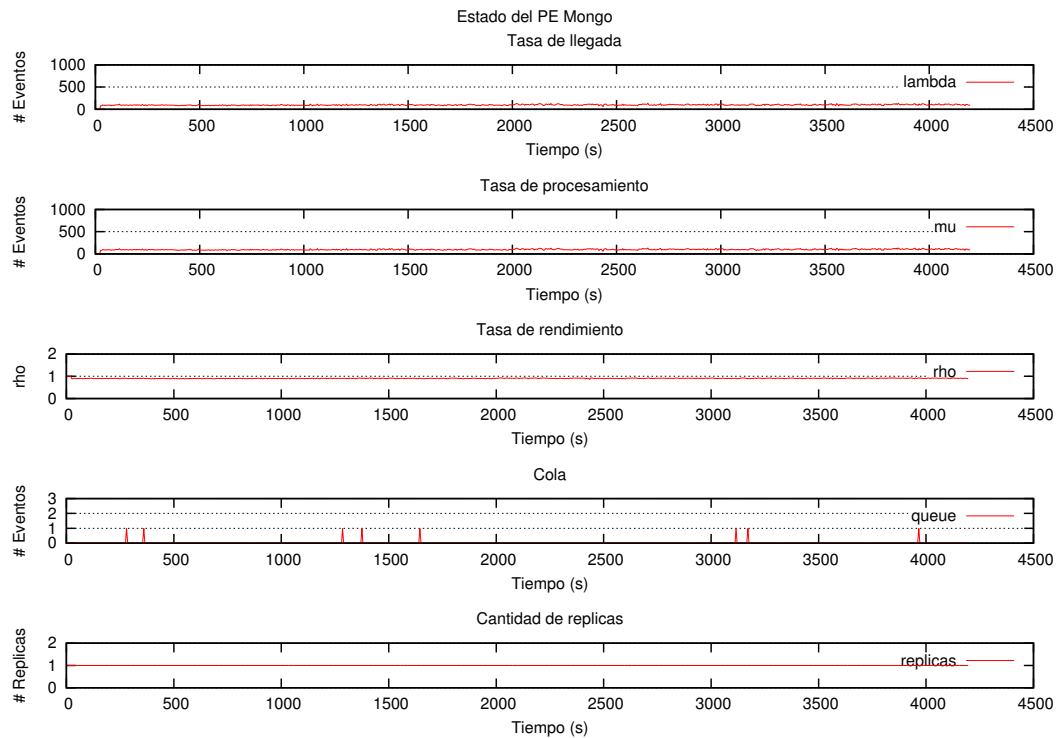


Figura 5.24: Estadísticas del PE Mongo en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.

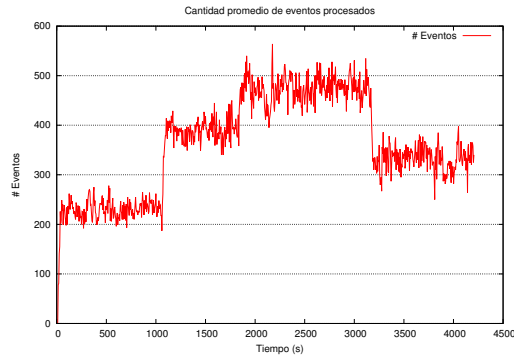


Figura 5.25: Cantidad promedio de eventos procesados en cada período en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos usando monitor.

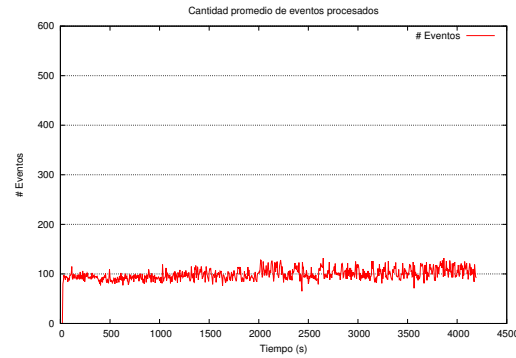


Figura 5.26: Cantidad promedio de eventos procesados en cada período en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos no usando monitor.

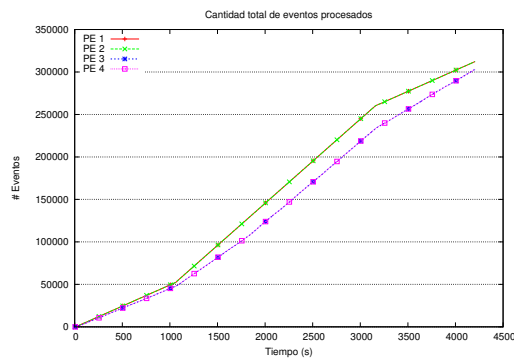


Figura 5.27: Cantidad total de eventos procesados en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos usando monitor.

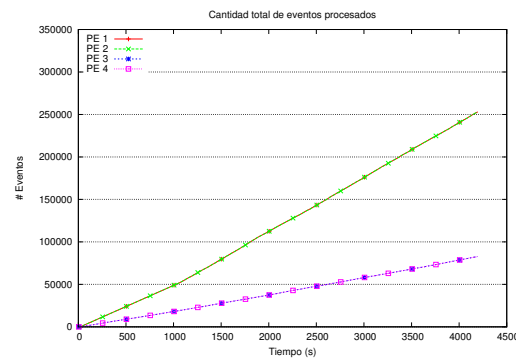


Figura 5.28: Cantidad total de eventos procesados en la primera aplicación con un envío variable de la fuente de datos no usando monitor.

Para ambos experimentos, se consideró la cantidad total de eventos y las estadísticas de cada PE en el transcurso de la ejecución de la aplicación.

Para analizar el comportamiento del sistema con flujo constante de la fuente de datos, se puede observar en las Figuras 5.29 y 5.30 las estadísticas del primer operador del grafo, con y sin monitoreo en la carga de los operadores respectivamente. En el primer gráfico la tasa de llegada (λ) en los primeros 200 segundos se encuentran ciertos *peak*, los cuales se deben al retraso en la toma de estadísticas, producto de la replicación del siguiente PE en el sistema, como se puede demostrar en la Figura 5.31. Independiente del uso del monitor, se puede denotar que el comportamiento entre los dos PEs es prácticamente igual, y eso se debe a la carga que posee el PE es baja. Esto se debe a que

este operador es auxiliar, dado que al ser PE Counter un operador con estado, necesita un operador predecesor que separe la cantidad de palabras del *tweets*, de tal manera que el PE Counter cuenta la frecuencia de cada palabra en la información entrante.

En cambio, en las Figuras 5.31 y 5.32 se puede observar una diferencia en los rendimientos del PE. Esto se debe, a que este operador posee una carga una alta carga, dado que posee una gran bolsa de palabras para comparar con las palabras del *tweets*. Debido a esto, al generar las réplicas, se produce una mejora considerable del operador en los primeros 100 segundo.

En este caso, el predictor se activó, dado que se realiza un aumento de 9 a 14 réplicas. Si bien, la cantidad de réplicas fue mayor a lo necesario, dado que el promedio de tasa de procesamiento posterior al segundo 100 es de 0.63, no se considera el operador en estado ocioso, por lo que no se disminuye la cantidad de réplicas.

Una análisis importante a destacar, es que independiente que el PE Counter se creen más réplicas, el sistema no procesa todos los eventos que van llegando. Esto se puede observar en la cola que existe en el operador, donde se puede apreciar un aumento de ésta con el transcurso del tiempo. Si bien se genera colas igualmente en el sistema con monitoreo, la diferencia que posee con el sistema sin monitoreo es del doble de eventos encolados. Este problema fue detectado por la implementación realizada en S4, debido que los PEs no procesan la cantidad de eventos que deberían en ese período de tiempo. Esto no significa que se pierden datos, simplemente que en caso de no procesarlos, los deja en cola para posteriormente procesarlos. En caso que no se enviaran más datos de la fuente de datos, los eventos en cola se procesan hasta vaciar el *buffer*.

En el último PE, se puede ver que existe una baja cantidad de eventos entrantes, como se muestra en las Figuras 5.33 y 5.34, debido a su condición de PE auxiliar. Cabe recordar que se denomina operador auxiliar a los PEs predecesor y sucesores del posible operador sobrecargado, de esta manera, estos operadores se dedican a dividir la información para enviarla a las distintas

réplicas del operador, y posteriormente juntar la información obtenida por las distintas réplicas de éste. La baja cantidad de eventos entrantes se debe a que los eventos entrantes sólo son enviados cada 10 segundos por el PE Counter, por lo que son una pequeña cantidad de eventos los que son enviados. En el primer gráfico, se puede ver que la tasa de llegada aumenta posterior a los 100 segundos, esto se debe a que se realizaron réplicas, por lo que cada una de las réplicas envía un evento cada 10 segundos, habiendo mayor flujo. En cambio, en el segundo gráfico, el flujo de entrada sólo se condiciona por una réplica, por lo que no se procesa la misma cantidad de eventos. Cabe destacar, que como la tasa de llegada es pequeña, no existe un problema en la tasa de rendimiento del operador, aunque posea un alto cómputo de ejecución su tarea.

Finalmente, en las Figuras 5.35 y 5.36 se muestra la cantidad total de eventos procesados. En el primer gráfico se puede analizar que la diferencia de la pendiente entre las rectas del primer y segundo PE, es menor que en el segundo gráfico. Esto se debe al aumento de la cantidad de réplicas, de esta manera puede procesar mayor cantidad de eventos, siendo un procesamiento de 275.290 con uso el monitor contra 28.152 sin uso del monitor, habiendo una mejora de 8 veces más eventos. El tercer PE procesa pocos eventos, debido que sólo le llega un evento por réplica cada 10 segundos.

Dentro de los análisis importantes a realizar por parte de este experimento, es que en la Figura 5.35 no existe una mejora por parte del segundo PE de manera paralela al flujo de datos emanado por el primer PE. Como se había explicado anteriormente, independiente que se generen más réplicas, los operadores igualmente va a encolar cierta cantidad de eventos, debido a la implementación de S4.

Para analizar el comportamiento del sistema con flujo variable de la fuente de datos, se puede observar en las Figuras 5.37 y 5.38 las estadísticas del primer operador del grafo, con y sin monitoreo en la carga de los operadores respectivamente. Como se había explicado en el primer experimento, en las estadísticas con monitor se puede ver ciertos *peaks*, los cuales son provocados por el sistema de monitoreo existente. Aunque estos sean representados

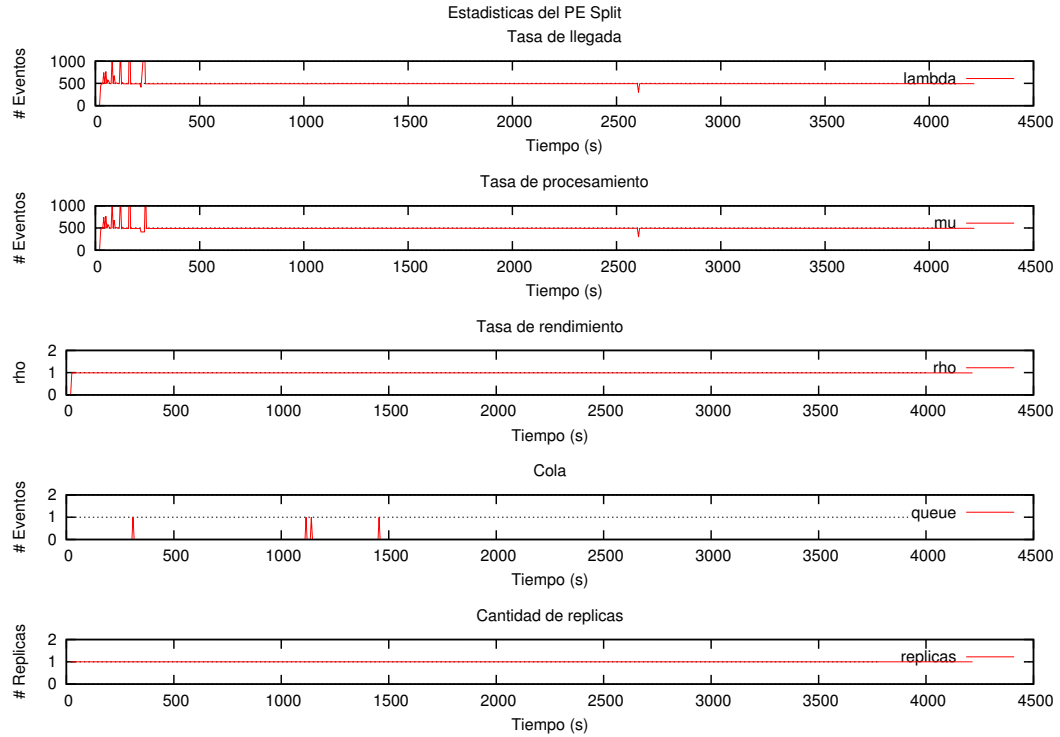


Figura 5.29: Estadísticas del PE Split en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

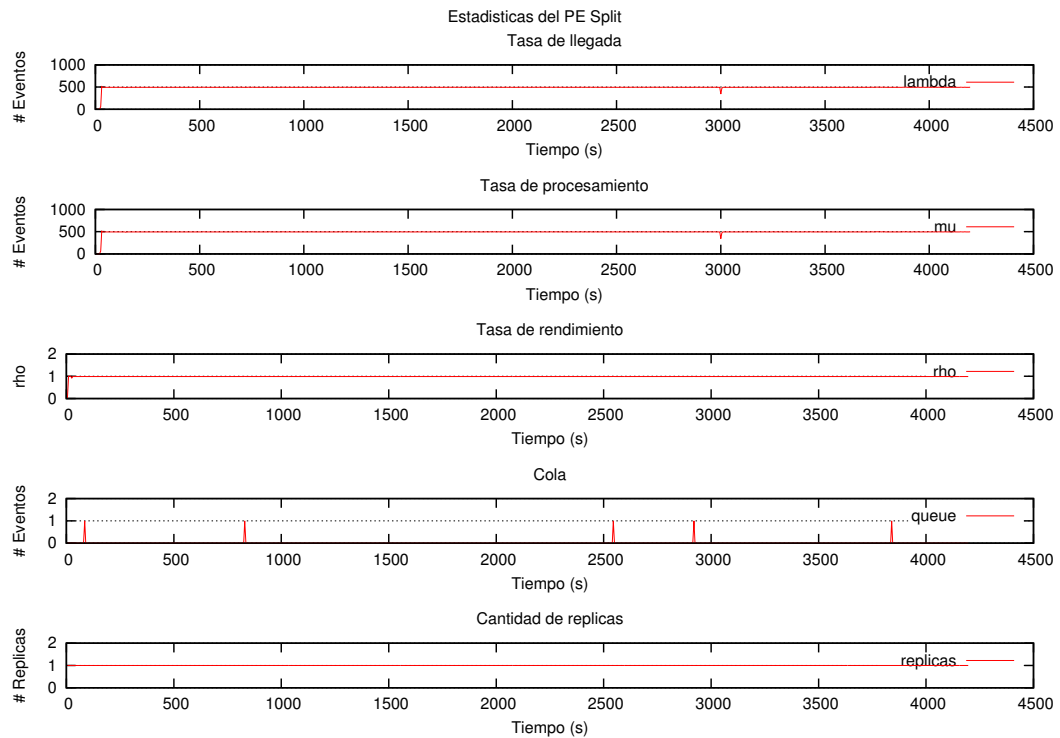


Figura 5.30: Estadísticas del PE Split en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

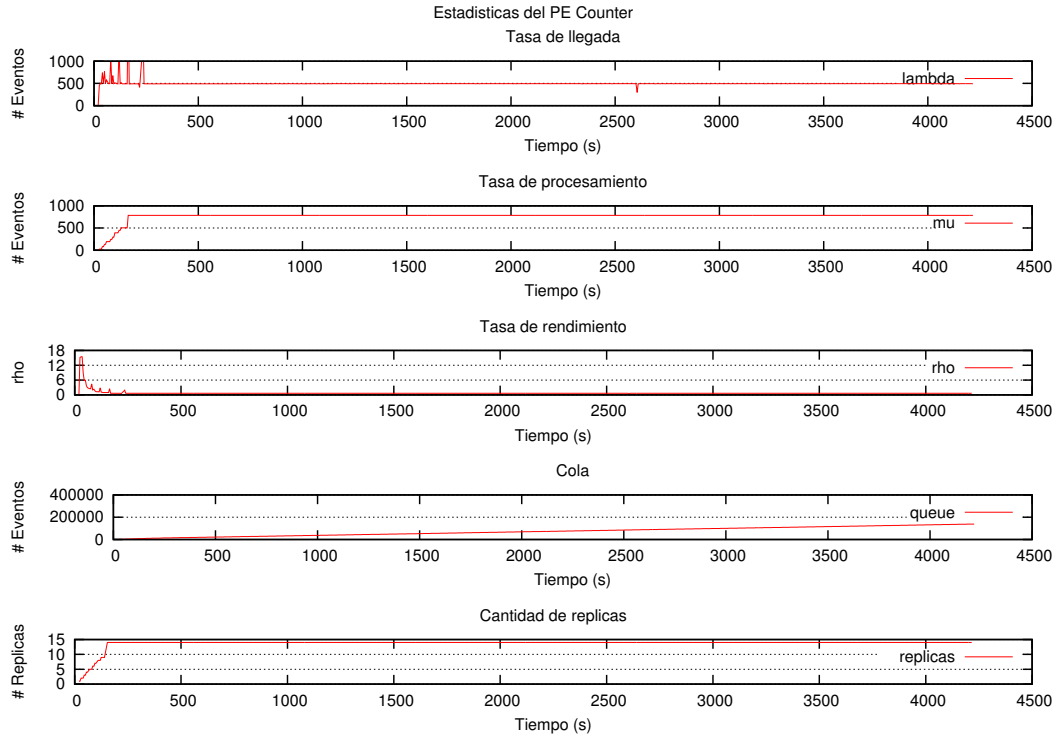


Figura 5.31: Estadísticas del PE Counter en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

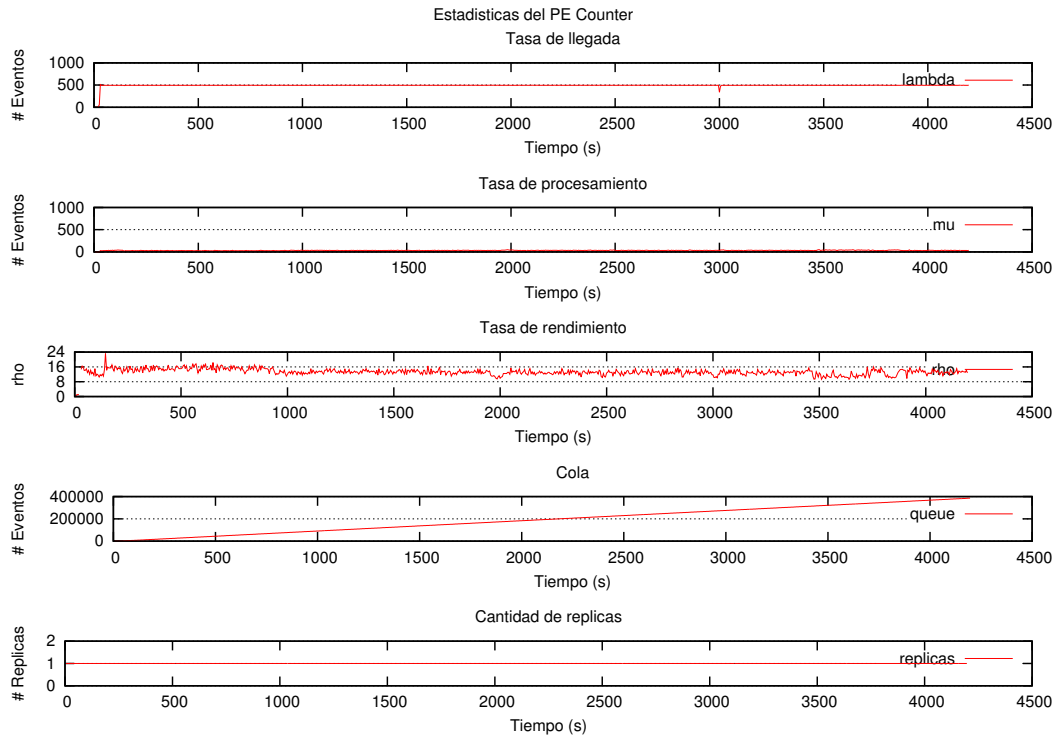


Figura 5.32: Estadísticas del PE Counter en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

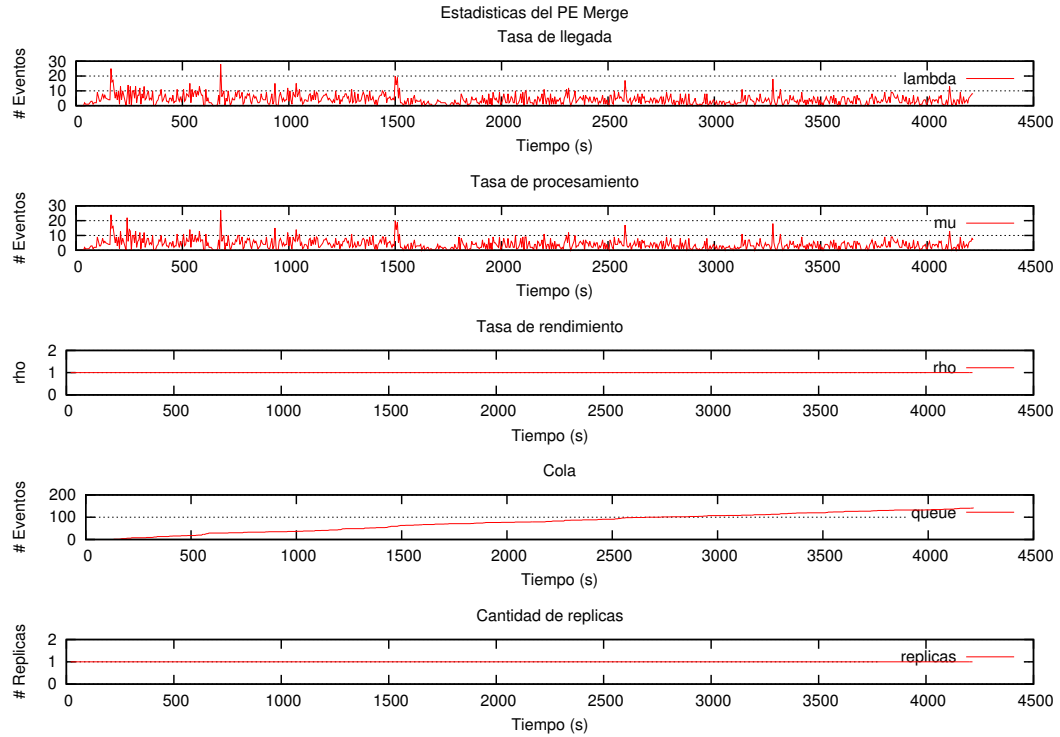


Figura 5.33: Estadísticas del PE Merge en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

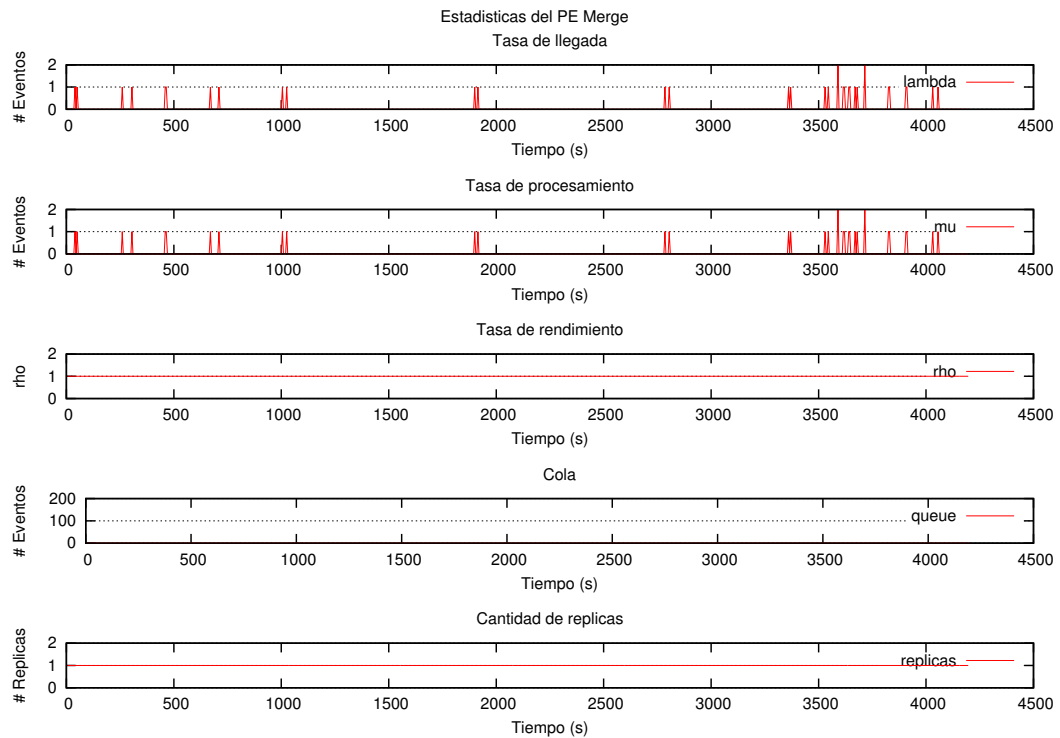


Figura 5.34: Estadísticas del PE Merge en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

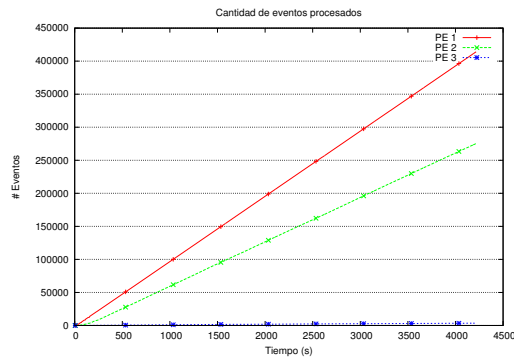


Figura 5.35: Cantidad total de eventos procesados en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos no usando usando monitor.

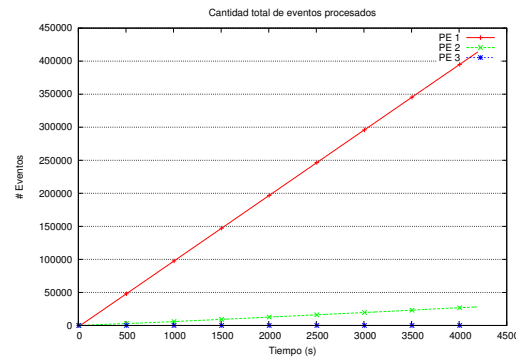


Figura 5.36: Cantidad total de eventos procesados en la segunda aplicación con un envío constante de la fuente de datos no usando no usando monitor.

gráficamente, no presentan un problema a la hora de realizar una análisis del sistema por parte del sistema de monitoreo en este experimento. Debido que el PE posee un bajo nivel de cómputo, dada la tarea que realiza, no existe una tasa de rendimiento que sea inestable, tanto para el sistema con y sin uso del monitoreo, por lo que no existen mayores problemas en éste.

A diferencia del anterior PE, en el segundo PE si existe un nivel de sobrecarga importante, como se puede apreciar en las Figuras 5.39 y 5.40. En los primeros 100 segundos existe una inestabilidad en el sistema, el cual se estabiliza en posteriormente en el sistema con uso del monitor, dado que réplica el operador. Esta inestabilidad se vuelve apreciar en el segundo 1100, cuando aumenta el envío de datos desde la fuente de datos, lo cual hace que la cantidad de réplicas existentes sean insuficientes, por lo que el sistema debe volver a replicar. Para que en el último tramo, en el segundo 3200 disminuya la cantidad de réplicas, debido que el envío de datos disminuyó por parte de la fuente de datos.

Como se había explicado en el mismo experimento de envío variable de la fuente de datos en la aplicación 1, la cantidad óptima de operadores en el primer tramo es distinta a la del tercer tramo. Esto se debe a que en el primer tramo van aumentando la cantidad de réplicas para ir convergiendo ρ a un valor de 1, en cambio, en el tercer tramo se va disminuye la cantidad de réplicas para ir convergiendo ρ a 0.5, límite inferior para definir el estado estable.

Otro dato importante a analizar, es que en este experimento no se activó el predictor, y esto se debe a que la replicación fue paulatina, por lo que alcanzó a generar una convergencia de la cantidad de operadores necesarios antes que el predictor pudiera detectar que existe una inestabilidad en el operador.

En el tercer PE, se puede analizar que la tasa de llegada es baja tanto en las Figuras 5.41 y 5.42, y esto se debe a que este PE es auxiliar como se explicó anteriormente, por lo que sólo le llegan eventos de los emitidos por cada PE Counter en un período de tiempo dado. El análisis que se realiza en el PE Merge es el mismo explicado en el anterior experimento, donde la tasa de llegada va a depender de la cantidad de réplicas existentes en el PE Counter, por lo que la tasa de llegada es mayor en el sistema con monitoreo.

Finalmente, en las Figuras 5.35 y 5.36 se muestra la cantidad total de eventos procesados. En el primer gráfico se puede apreciar que la curva del primer PE y el segundo PE es más cercana que las que se observan en el segundo gráfico, y esto se debe a la replicación que efectuó el sistema. Cabe destacar que el sistema utilizando el monitor procesó un total de 228.942 eventos, mientras que la versión sin monitor solo alcanzó a procesar 27.751 eventos. Por lo que nuestra solución permitió aumentar en más de 8 veces la cantidad de eventos procesados.

5.3.3 Aplicación 3: Aplicación sintética

En la tercera aplicación se procedió a realizar dos experimentos, ambos con envío constante de 100 eventos por segundo de la fuente de datos, donde el SPS funciona con y sin uso del monitor.

Para el análisis de los experimentos se consideró el consumo de RAM, el uso de la CPU, la cantidad total de eventos y las estadísticas de cada PE en el transcurso de la ejecución de la aplicación.

Respecto a la utilización de CPU, se puede observar en las Figuras

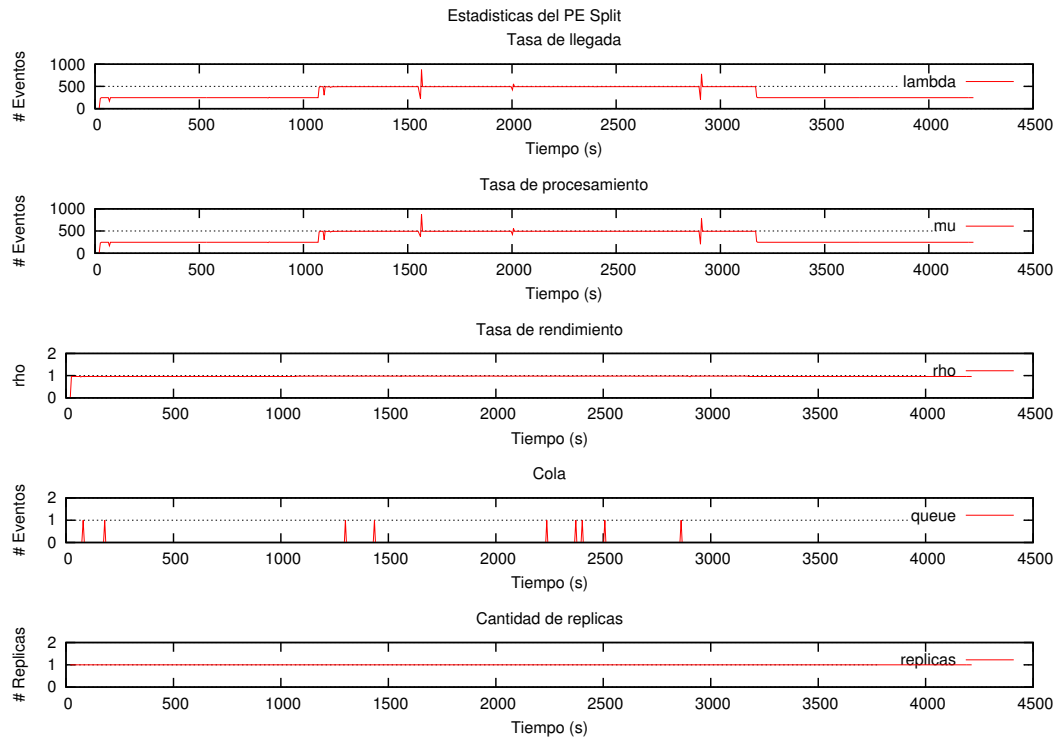


Figura 5.37: Estadísticas del PE Split en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.

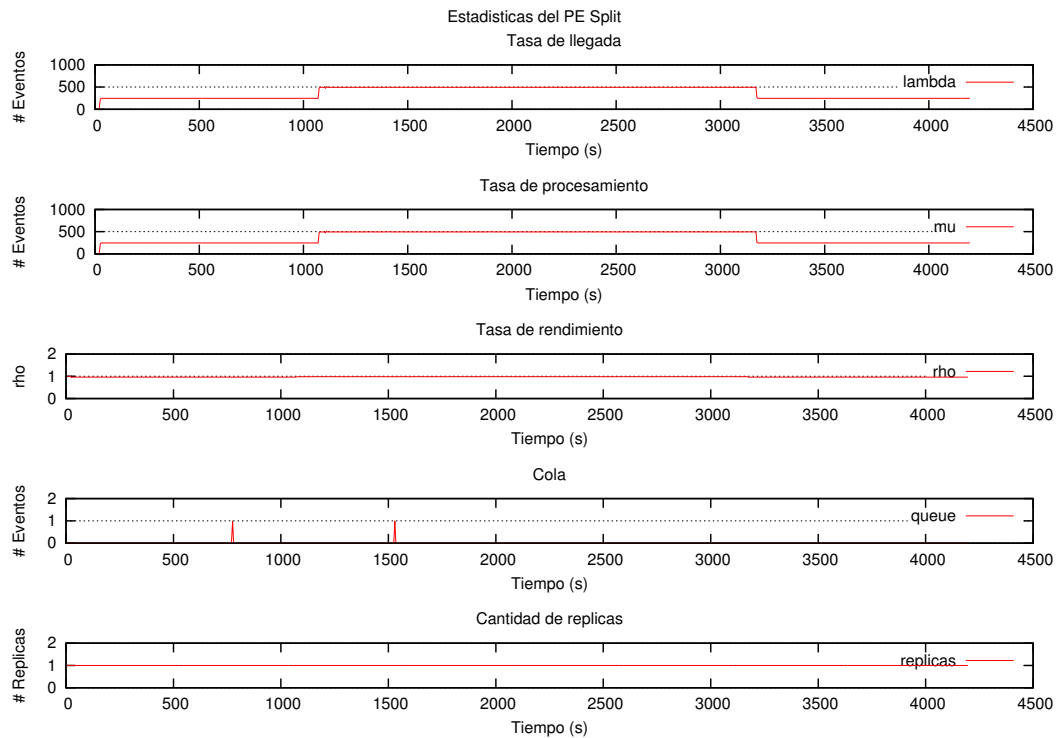


Figura 5.38: Estadísticas del PE Split en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.

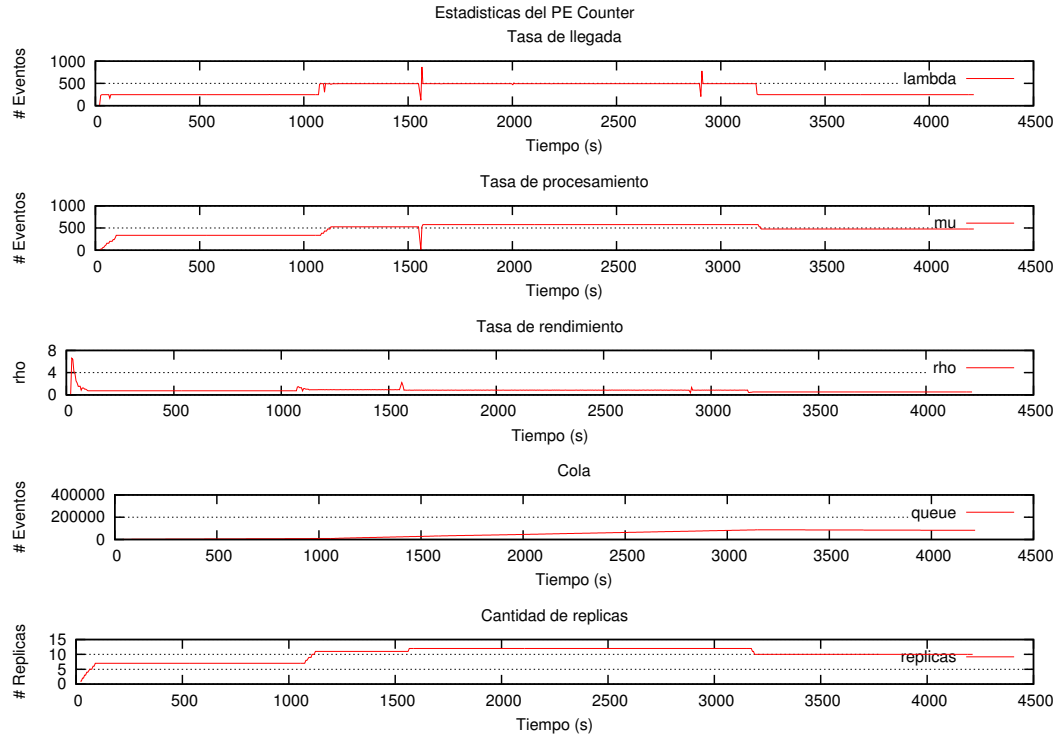


Figura 5.39: Estadísticas del PE Counter en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.

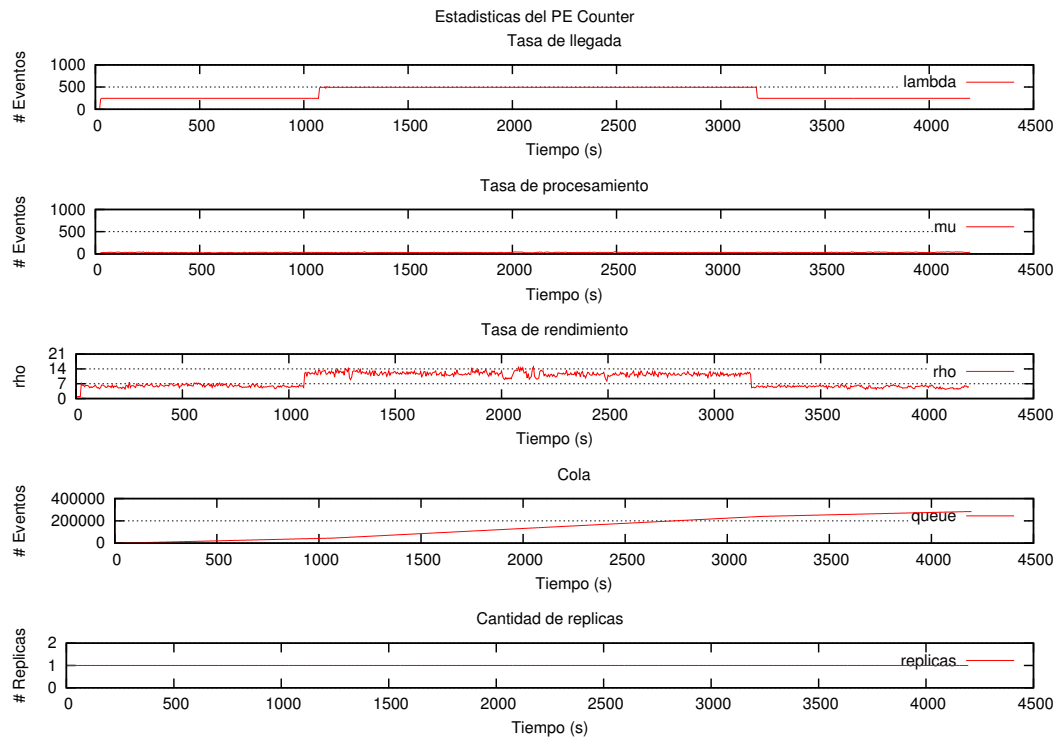


Figura 5.40: Estadísticas del PE Counter en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.

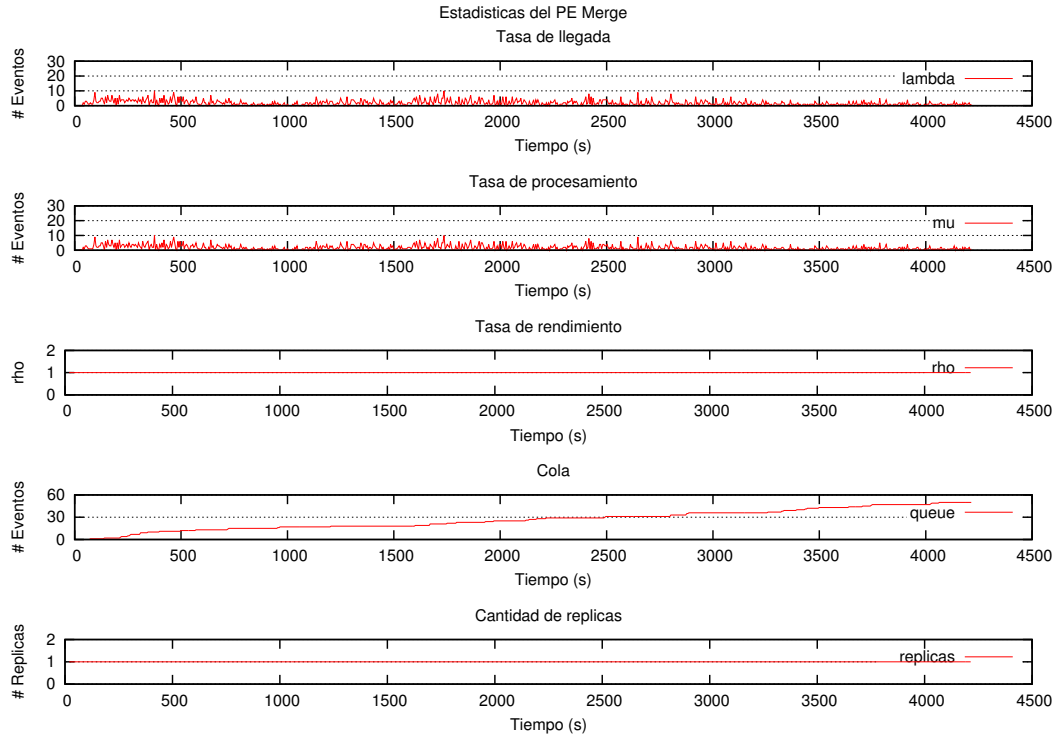


Figura 5.41: Estadísticas del PE Merge en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos con uso del monitor.

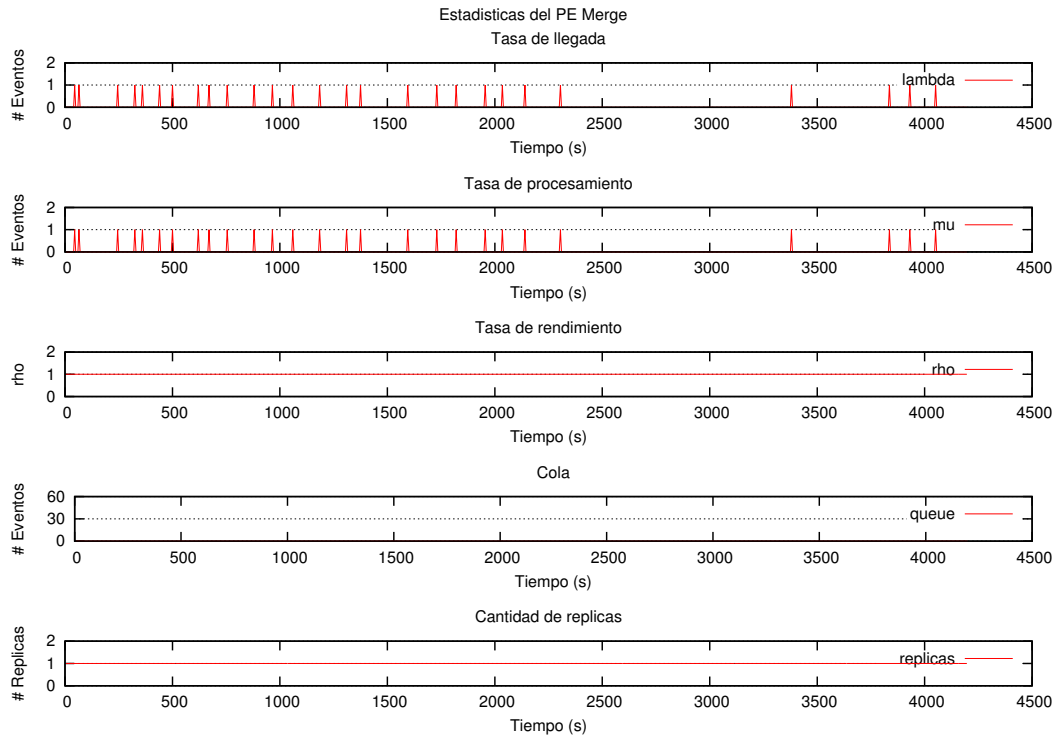


Figura 5.42: Estadísticas del PE Merge en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos sin uso del monitor.

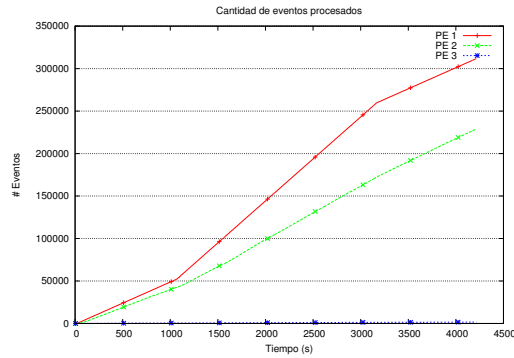


Figura 5.43: Cantidad total de eventos procesados en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos usando monitor.

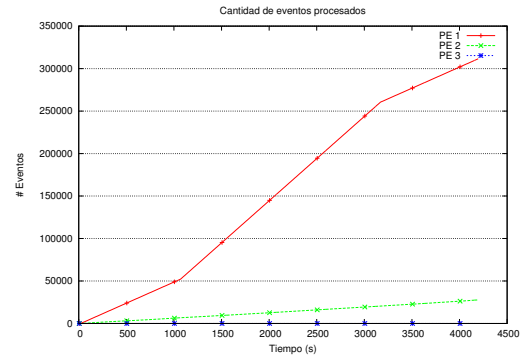


Figura 5.44: Cantidad total de eventos procesados en la segunda aplicación con un envío variable de la fuente de datos no usando monitor.

5.45 y 5.46 el porcentaje de uso con y sin monitoreo. En el primer caso existe un 0.621 % de utilización de CPU, contra un 0.6091 % del segundo caso, habiendo un aumento del 0,0119 % de utilización promedio de CPU. Dentro de los primeros 10 segundos existe un alto uso de CPU en ambos gráficos, y eso se debe que es el *deploy* y compilación de la aplicación en el sistema de S4.

Por otra parte, el consumo de memoria RAM está dado por las Figuras 5.47 y 5.48, donde la primera es con uso de monitoreo y la segunda no. En el primer gráfico existe un consumo promedio de 264,8033 MB, contra 268,8667 MB del segundo gráfico, habiendo una disminución del 1,5187 % de consumo de memoria RAM. En el primer gráfico se puede observar un aumento del consumo de memoria en el segundo 200, a diferencia del segundo gráfico, y esto se debe a que al consumir mayor cantidad de eventos y generar nuevos operadores, existe un mayor consumo de memoria por parte del sistema. Pero posterior al segundo 600, por parte del sistema sin monitoreo, se muestra un aumento del consumo de memoria, lo cual se debe a la cantidad de eventos en cola que existen en el sistema, a diferencia del primer gráfico que hubo una convergencia en el consumo de la memoria, por lo que posteriormente el reducir las colas, reduce igualmente el consumo de memoria RAM en la ejecución.

En cuanto a la cantidad total de eventos procesados, en las Figuras 5.49 y 5.50 se puede apreciar que la cantidad de eventos procesados es mayor en el gráfico con uso del monitor. En el primer gráfico existe un total de 88.169 eventos

procesados y en el segundo un total de 29.714 eventos procesados, existiendo una mejora de 3 veces la cantidad de eventos procesados

Finalmente, en las Figuras 5.51 y 5.52 se presentan las estadísticas del primer PE, el cual se muestra una diferencia en la tasa de procesamiento en los experimentos con y sin monitor, lo cual afecta en la tasa de llegada del segundo PE como muestra las Figura 5.53 y 5.54. Finalmente, en las Figuras 5.55 y 5.56 se presenta el tercer PE, en el cual no existe variación en su tasa de rendimiento en ninguno de los dos casos, debido que en el experimento sin monitoreo recibe una menor tasa de llegada, dada la tasa de procesamiento del PE anterior.

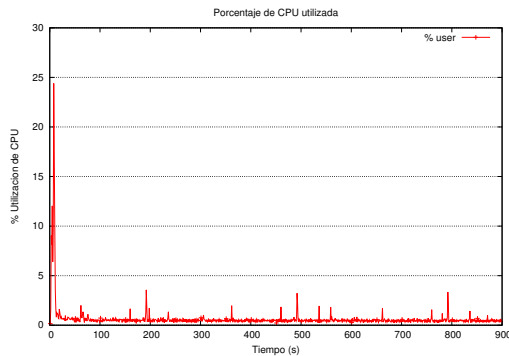


Figura 5.45: Porcentaje de utilización de la CPU en la tercera aplicación usando monitor.

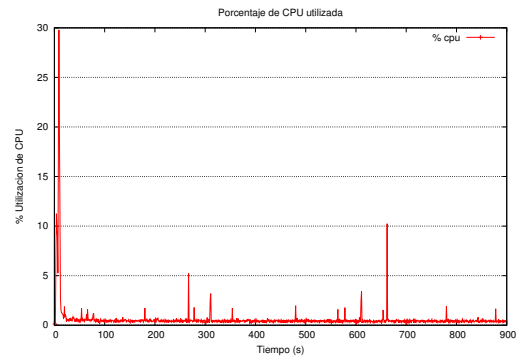


Figura 5.46: Porcentaje de utilización de la CPU en la tercera aplicación no usando monitor.

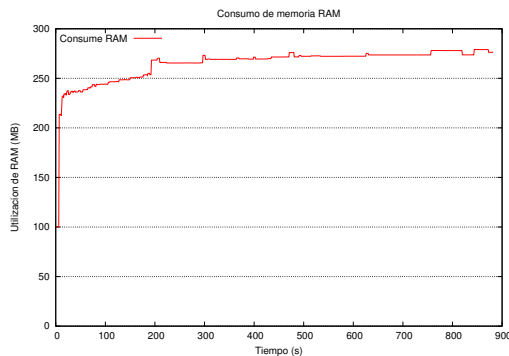


Figura 5.47: Consumo de memoria RAM en la tercera aplicación usando monitor.

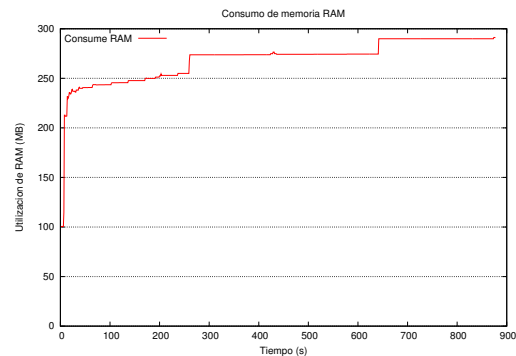


Figura 5.48: Consumo de memoria RAM en la tercera aplicación no usando monitor.

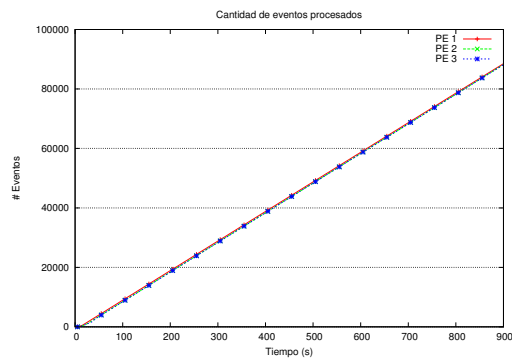


Figura 5.49: Cantidad de eventos procesados en la tercera aplicación usando monitor.

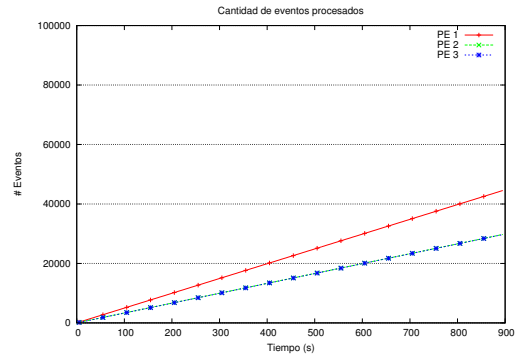


Figura 5.50: Cantidad de eventos procesados en la tercera aplicación no usando monitor.

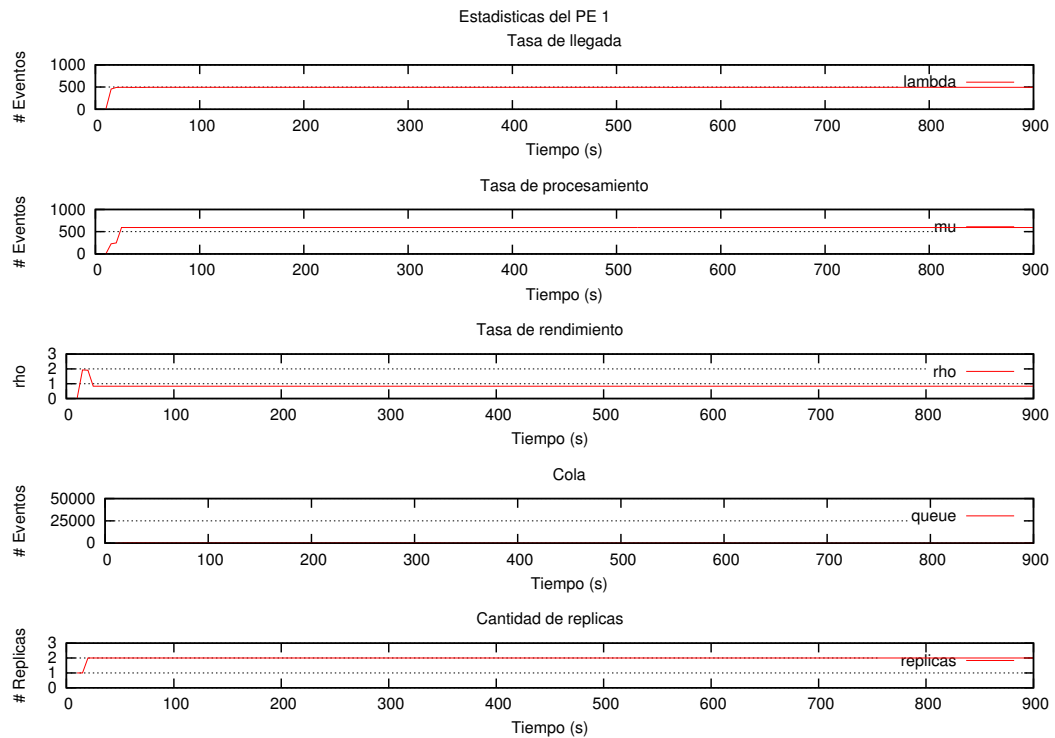


Figura 5.51: Estadísticas del primer PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

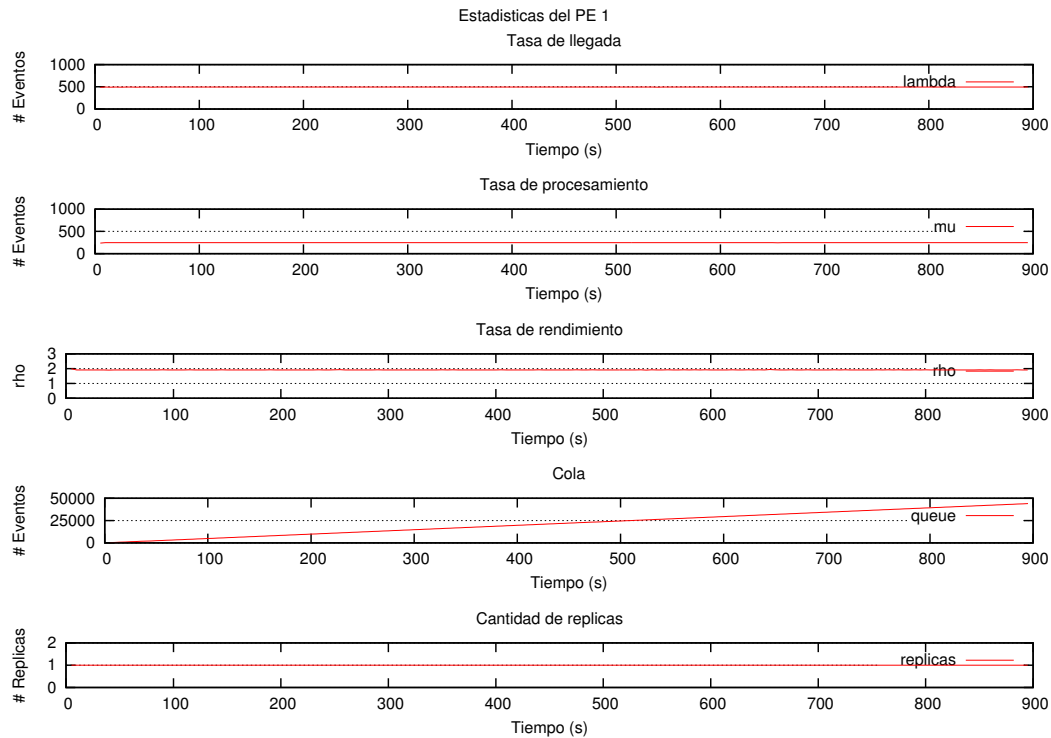


Figura 5.52: Estadísticas del primer PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

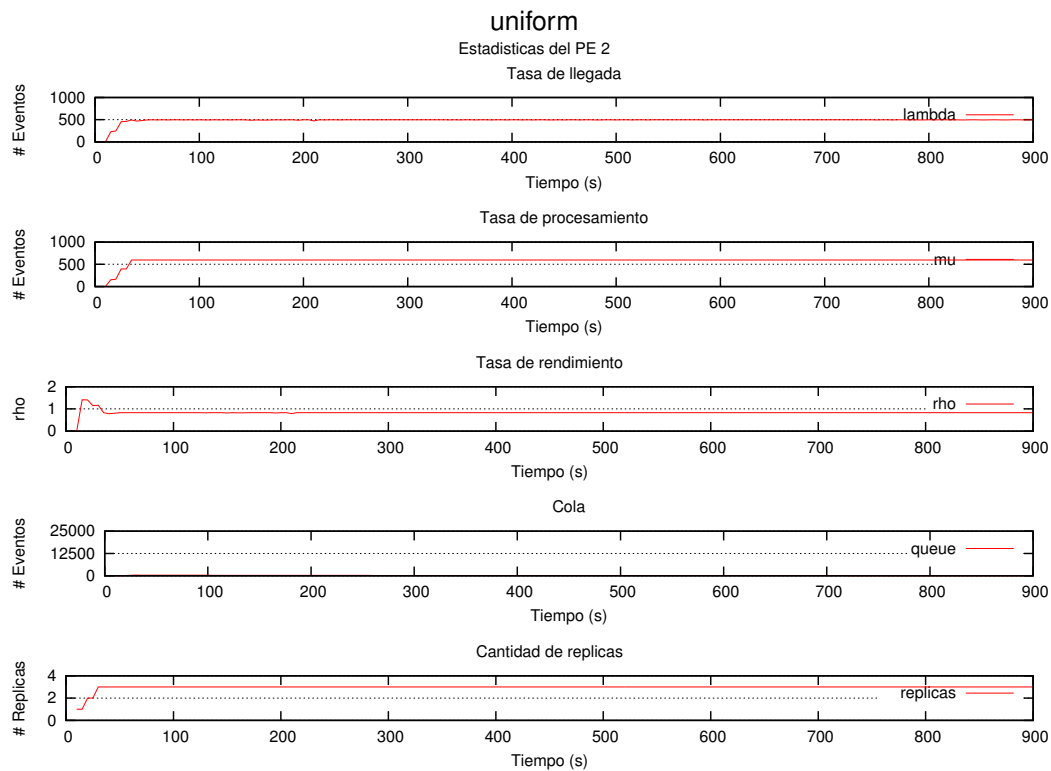


Figura 5.53: Estadísticas del segundo PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

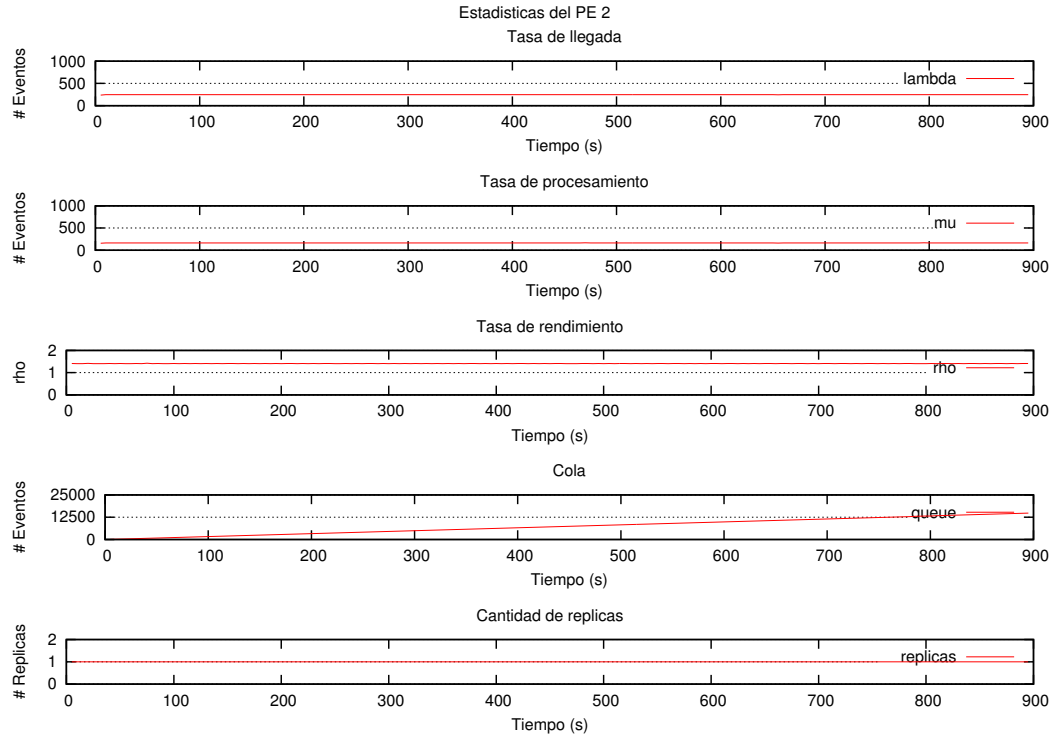


Figura 5.54: Estadísticas del segundo PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

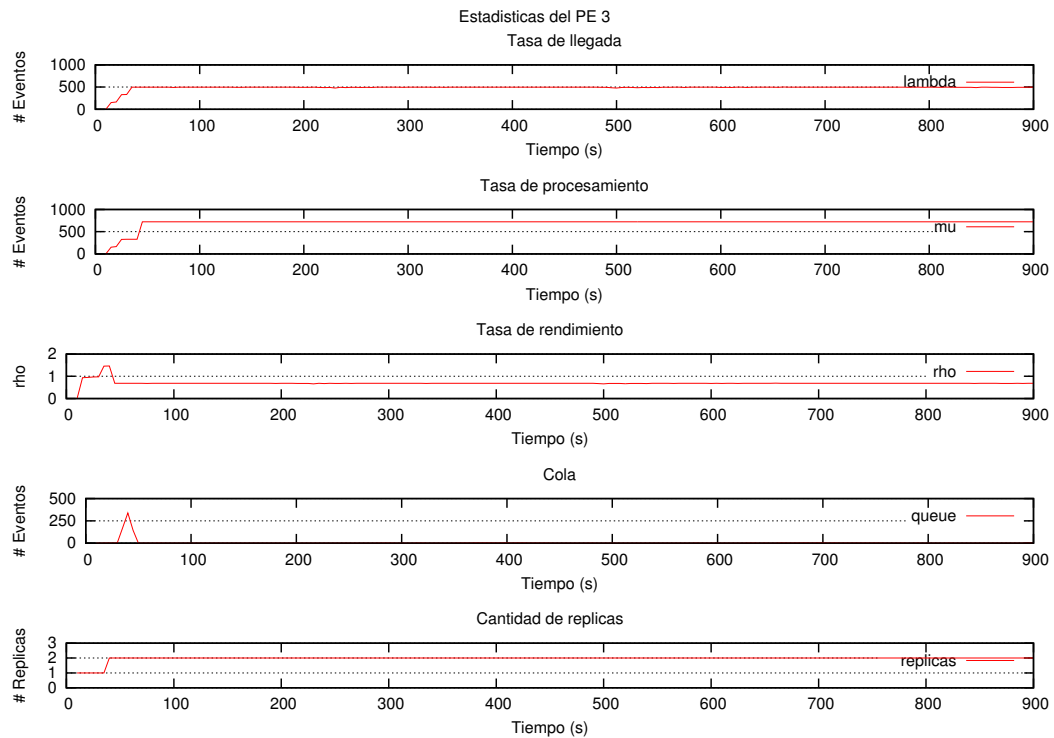


Figura 5.55: Estadísticas del tercer PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos con uso del monitor.

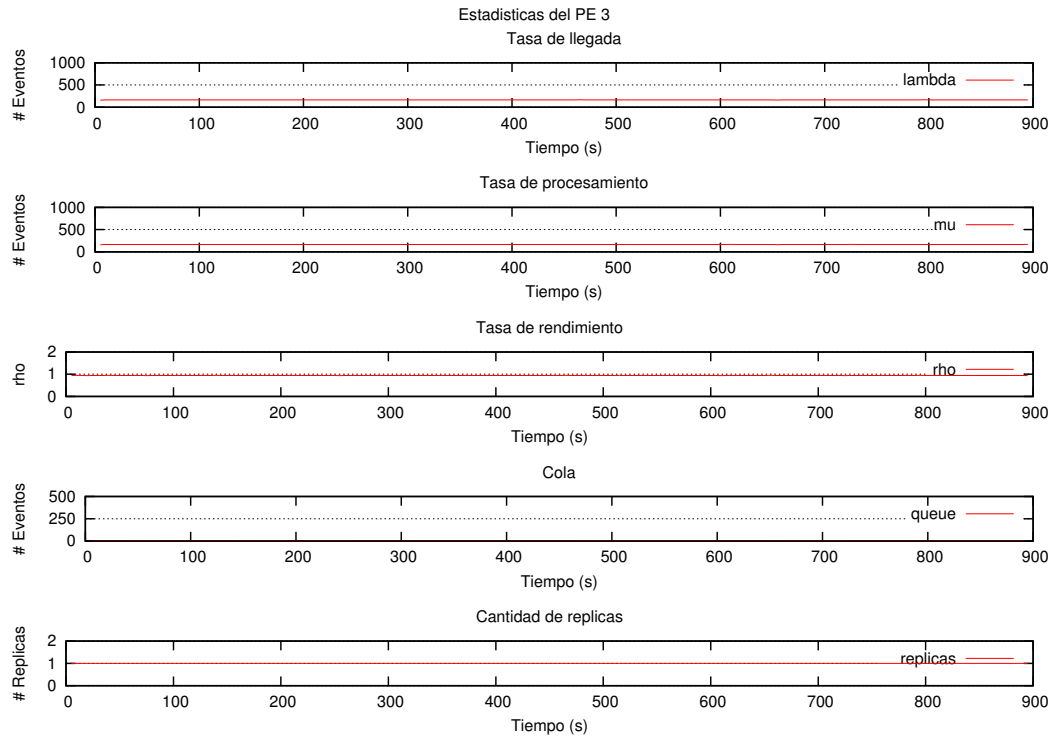


Figura 5.56: Estadísticas del tercer PE en la tercera aplicación con un envío constante de la fuente de datos sin uso del monitor.

CAPÍTULO 6. CONCLUSIONES

Dentro del trabajo realizado, se propuso sistema de distribución de carga dinámico que permita una mejor utilización de recursos y con ello un aumento en su capacidad de procesamiento. Debo a esto, se procesa mayor cantidad de información, lo cual es relevante para las aplicaciones soportadas por el SPS, puesto que mejora la precisión de los resultados entregados.

6.1 DETALLES DE LA CONTRIBUCIÓN

Las contribuciones realizadas en este trabajo se encuentra el diseño e implementación de un sistema de distribución de carga que pudiera lidiar con el dinamismo del flujo de un SPS. En este sistema, se diseñaron cuatro módulos, los cuales estaban compuestos por un módulo de monitoreo, que estuviera recolectando las estadísticas necesarios para el funcionamiento de un módulo reactivo y predictivo.

Estos últimos módulos fueron diseñados e implementados con un algoritmo reactivo y predictivo respectivamente, donde estos pudieran determinar el estado del operador según la tarea que tuvieran asignada. Por parte del reactivo, su misión era analizar en el momento la carga del operador, cumpliendo así el primer objetivo de este trabajo. Y por parte del predictivo, era estimar la carga del operador, cumpliendo el segundo objetivo.

Así mismo, se diseño e implementó un sistema de distribución de carga, que tuviera un módulo de administración de carga, donde éste se encargaba de administrar la cantidad de réplicas de los operadores del SPS de forma elástica. Para esto, se diseño e implementó un algoritmo de administración de carga, cumpliendo así el tercer objetivo del trabajo presente.

Por otra parte, se diseñaron y construyeron distintos experimentos que permitieran validar la hipótesis planteada, cuyo planteamiento era la utilización de sistema de distribución de carga, de tal manera que mejore el rendimiento del

SPS y se procese mayor cantidad de eventos.

Y finalmente, se evaluó y analizó el rendimiento del sistema a través de distintas aplicaciones generadas sobre un SPS, para lo cual se utilizó S4. En todas las aplicaciones se mostraron mejoras de la cantidad de eventos procesados, dependiendo del tipo de aplicación se detectó un aumento de hasta 8 veces más eventos procesados. Como se había mencionado anterior, al poseer mayor cantidad de datos procesados, se posee mayor precisión en la información obtenida. Por otra parte, el costo asociado por la implementación del sistema de distribución de carga, fue de un aumento de 0,0119%, pero con una disminución del uso de la memoria RAM, la cual fue de un 1,5187%, lo cual significa que el sistema si bien puede aumentar el consumo de CPU, disminuye el uso de la RAM, lo cual significa que puede disminuirse la cantidad de memoria RAM asociada a un computador. Por ejemplo, en el caso que se utilice un *Cloud*, las máquinas virtuales que se deben configurar, pueden configurarse con menor cantidad de memoria RAM, lo cual abarata los costos asociados a la aplicación.

Por lo que no sólo se lograron todos los objetivos planteados, sino que se demostró la hipótesis planteada en el inicio del trabajo, donde según los distintos experimentos realizados, se determinó que el sistema cumplía una mejora en el SPS, aumentando la cantidad de datos procesados. Pero además de esto, se concluyó que el sistema poseía un bajo costo de implementación, poseyendo además ganancias en el consumo de memoria.

6.2 DISCUSIONES

Uno de los problemas a destacar fue la implementación realizada en S4, debido que el SPS poseía ciertas falacias para implementar los algoritmos diseñados. Esto se debía que la cantidad de eventos entrantes, no eran todos procesados, independiente si se generaba una mayor cantidad de réplicas. Este problema fue detectado en la fase de experimentación, donde al tratar de realizar pruebas con un tiempo de ejecución mayor, existía una disminución

considerablemente de la tasa de rendimiento de un operador, dado que el *buffer* del operador se llena al no procesar todos los datos entrantes, bloqueando el envío de eventos a éste.

Dentro de las limitaciones del trabajo estaba la homogeneidad de los eventos procesados, esto estaba pensando de tal manera que la tasa de procesamiento fuera similar para cada uno de los eventos entrantes. Esto era importante a considerar, porque de ser heterogéneos los eventos entrantes, existía un problema con la tasa de procesamiento, debido que se debía considerar un promedio de ésta según lo calculado en la ventana de tiempo anterior a la analizada. Pero, esto no garantiza que los próximos eventos posean la misma tasa de procesamiento, debido que podría darse el caso que su tasa de procesamiento sea más alta, por lo que el cálculo de la tasa de rendimiento sería errónea. Debido a esto, es que se consideran datos homogéneos, de tal manera que pueda encontrarse una tasa de procesamiento estable para el sistema, y no encontrar ambigüedades en los cálculos realizados.

Si bien el trabajo realizado hace un buen análisis del sistema lógico, no realiza un buena análisis según los recursos disponibles por parte del sistema. Es por esto, que tuvo que limitarse la cantidad de operadores que podían replicarse, dado que no existen recursos ilimitados en la máquina. Por lo tanto, puede generarse ahora otro tipo de sobrecarga, que ya no es a nivel lógico, sino físico, para lo cual el sistema no está diseñado.

Por otra parte, el sistema no detecta patrones estacionarios que puedan existir en el día, lo cual es una desventaja en la implementación del sistema. Esto se debe a que el algoritmo predictivo analiza procesos estocásticos, y no un aprendizaje del comportamiento del flujo de datos, como lo realizan así modelos predictivos como *machine learning* (Mohri et al., 2012).

Pero independiente de las limitantes o desventajas existentes, el sistema diseñado posee la ventaja de poseer un bajo cómputo en el cálculo de los distintos algoritmos diseñados, teniendo un bajo **overhead** de implementación. También se destaca el rápido análisis de los operadores, ya sea en la distribución de carga en cada uno de los operadores, o en el estado que se encuentra

el operador, de tal manera de modificar la cantidad de réplicas existentes. De esta manera, al poseer un sistema elástico, se posee la ventaja de optimizar la cantidad de recursos existentes y adquirir un dinamismo en el grafo de la aplicación ejecutada sobre el SPS.

6.3 TRABAJO FUTURO

Dentro de las mejoras que se puede realizar al sistema son fundamental tres: un sistema de distribución de carga que trabaje con más de un nodo físico, un predictor que indique dinámicamente cuantas son las réplicas necesarias según el historial y la implementación del sistema diseñado en otro SPS.

En el primer caso, se podría realizar un sistema de monitoreo, en el cual se posea una máquina para analizar los datos de cada una de las máquinas disponibles, y ésta posea además las réplicas primarias de cada operador. En caso que exista una sobrecarga por parte de un operador, es necesario realizar una réplica por parte del monitor centralizado, y que este determine a cual de las máquinas disponibles debe enviar los datos según la cantidad de recursos disponibles, tasa de procesamiento por parte del operador, entre otras variables. De esta manera, se posee un sistema escalable, debido que se puede implementar un SPS en un servicio de *Cloud Computing*, de tal manera que en caso que sea necesario mayor cantidad de máquinas, se añadan y el monitor pueda distribuir mayor carga a estas nuevas máquinas, en caso de ser requerido.

En el segundo caso, se podría realizar un análisis más detallado de la historia, de tal manera que según el comportamiento que éste posea, indica cuantas son las réplicas que se desean aumentar o disminuir según su historia. Por ejemplo, en el caso que la tasa de rendimiento sea muy alta en la historia, significa que posee una gran cantidad de réplicas, pero si la tasa de rendimiento es alta, pero no excesivamente, la cantidad de réplicas debe ser menor. En el caso propuesto, se realizó con valores constantes, por lo que podría generarse una mejora a futuro con este tipo de análisis.

Así mismo, se podría realizar un estudio respecto a *peak* que se encuentren de forma estacionaria según cierto flujo de datos, y que el sistema se adapte dinámicamente a esos *peak*. Por ejemplo, en el caso de *Twitter* existen períodos del día que los usuarios comentan más, por lo tanto, en esos períodos aumentar la cantidad de recursos, y en los períodos que no comentan tanto, se podría disminuir la cantidad de recursos, por lo que se podría evaluar alternativas para el predictor como *machine learning* (Mohri et al., 2012).

Finalmente, el tercer caso, es poder implementar el sistema de distribución de carga en otro SPS, ya sea Storm (Storm, 2014) o StreamIt (Thies et al., 2002), debido a los distintos problemas que surgieron al utilizar el S4. De esta manera, se podría realizar una comparación de cual son los distintos pro y contra de los SPS con el sistema implementando, y en que casos es mejor utilizar uno u otro.

REFERENCIAS

- Abadi, D. J., Carney, D., Çetintemel, U., Cherniack, M., Convey, C., Lee, S., Stonebraker, M., Tatbul, N., & Zdonik, S. B. (2003). Aurora: a new model and architecture for data stream management. *VLDB J.*, 12(2), 120–139.
- Alves, D., Bizarro, P., & Marques, P. (2010). Flood: Elastic streaming mapreduce. In *Proceedings of the Fourth ACM International Conference on Distributed Event-Based Systems*, (pp. 113–114).
- Andrade, H., Gedik, B., & Turaga, D. (2014). *Fundamentals of Stream Processing: Application Design, Systems, and Analytics*. Cambridge University Press.
- Appel, S., Frischbier, S., Freudenreich, T., & Buchmann, A. P. (2012). Eventlets: Components for the integration of event streams with SOA. In *2012 Fifth IEEE International Conference on Service-Oriented Computing and Applications (SOCA), Taipei, Taiwan, Diciembre 17-19, 2012*, (pp. 1–9).
- Bhuvanagiri, L., Ganguly, S., Kesh, D., & Saha, C. (2006). Simpler algorithm for estimating frequency moments of data streams. In *Proceedings of the Seventeenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, SODA 2006, Miami, Florida, USA, January 22-26, 2006*, (pp. 708–713).
- Birman, K. P. (2012). *Guide to Reliable Distributed Systems - Building High-Assurance Applications and Cloud-Hosted Services*. Texts in Computer Science. Springer.
- Bose, S. K. (2013). *An introduction to queueing systems*. Springer Science & Business Media.
- Breuer, L., & Baum, D. (2005). *An introduction to queueing theory and matrix-analytic methods*. Springer.
- Brucker, P. (2004). *Scheduling algorithms*. Springer.
- Casavant, T. L., & Kuhl, J. G. (1988). A taxonomy of scheduling in general-purpose distributed computing systems. *IEEE Trans. Software Eng.*, 14(2), 141–154.

- Chakravarthy, S., & Jiang, Q. (2009). *Stream Data Processing: A Quality of Service Perspective - Modeling, Scheduling, Load Shedding, and Complex Event Processing*, vol. 36 of *Advances in Database Systems*. Kluwer.
- Chen, C. L. P., & Zhang, C. (2014). Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on Big Data. *Inf. Sci.*, 275, 314–347.
- Ching, W. K., & Ng, M. K. (2006). *Markov chains*. Springer.
- Chodorow, K. (2013). *MongoDB: the definitive guide*. .o'Reilly Media, Inc.”.
- De Sapio, R. (1978). Calculus for the life sciences.
- Dong, F., & Akl, S. G. (2006). Scheduling algorithms for grid computing: State of the art and open problems.
- Dong, M., Tong, L., & Sadler, B. M. (2007). Information retrieval and processing in sensor networks: Deterministic scheduling versus random access. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 55(12), 5806–5820.
- Falk, M., Marohn, F., Michel, R., Hofmann, D., Macke, M., Tewes, B., & Dinges, P. (2012). A first course on time series analysis: examples with sas.
- Fernandez, R. C., Migliavacca, M., Kalyvianaki, E., & Pietzuch, P. (2013). Integrating scale out and fault tolerance in stream processing using operator state management. In *Proceedings of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, SIGMOD 2013, New York, NY, USA, June 22-27, 2013*, (pp. 725–736).
- Ganguly, S. (2009). Deterministically estimating data stream frequencies. In *Combinatorial Optimization and Applications, Third International Conference, COCOA 2009, Huangshan, China, June 10-12, 2009. Proceedings*, (pp. 301–312).
- Gedik, B., Schneider, S., Hirzel, M., & Wu, K. (2014). Elastic scaling for data stream processing. *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.*, 25(6), 1447–1463.
- Gong, Z., Gu, X., & Wilkes, J. (2010). PRESS: predictive elastic resource scaling for cloud systems. In *Proceedings of the 6th International Conference*

- on Network and Service Management, CNSM 2010, Niagara Falls, Canada, October 25-29, 2010*, (pp. 9–16).
- Gulisano, V., Jiménez-Peris, R., Patiño-Martínez, M., Soriente, C., & Valduriez, P. (2012). Streamcloud: An elastic and scalable data streaming system. *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.*, 23(12), 2351–2365.
- Gupta, D., & Bepari, P. (1999). Load sharing in distributed systems. In *In Proceedings of the National Workshop on Distributed Computing*.
- Hawwash, B., & Nasraoui, O. (2014). From tweets to stories: Using stream-dashboard to weave the twitter data stream into dynamic cluster models. In *Proceedings of the 3rd International Workshop on Big Data, Streams and Heterogeneous Source Mining: Algorithms, Systems, Programming Models and Applications, BigMine 2014, New York City, USA, Agosto 24, 2014*, (pp. 182–197).
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2010). Metodología de la investigación. México: Editorial Mc Graw Hill.
- Hirzel, M., Soulé, R., Schneider, S., Gedik, B., & Grimm, R. (2013). A catalog of stream processing optimizations. *ACM Comput. Surv.*, 46(4), 46:1–46:34.
- Hunt, P., Konar, M., Junqueira, F. P., & Reed, B. (2010). Zookeeper: Wait-free coordination for internet-scale systems. In *2010 USENIX Annual Technical Conference, Boston, MA, USA, June 23-25, 2010*.
- Ishii, A., & Suzumura, T. (2011). Elastic stream computing with clouds. In *IEEE International Conference on Cloud Computing, CLOUD 2011, Washington, DC, USA, 4-9 July, 2011*, (pp. 195–202).
- Karp, R. M., Shenker, S., & Papadimitriou, C. H. (2003). A simple algorithm for finding frequent elements in streams and bags. *ACM Trans. Database Syst.*, 28, 51–55.
- Lehrig, S., Eikerling, H., & Becker, S. (2015). Scalability, elasticity, and efficiency in cloud computing: a systematic literature review of definitions and metrics. In

- Proceedings of the 11th International ACM SIGSOFT Conference on Quality of Software Architectures, QoSA'15 (part of CompArch 2015), Montreal, QC, Canada, May 4-8, 2015*, (pp. 83–92).
- Leibiusky, J., Eisbruch, G., & Simonassi, D. (2012). *Getting Started with Storm - Continuous Streaming Computation with Twitter's Cluster Technology*. O'Reilly.
- Lin, J., & Dyer, C. (2010). *Data-Intensive Text Processing with MapReduce*. Synthesis Lectures on Human Language Technologies. Morgan & Claypool Publishers.
- Madsen, K. G. S., Thyssen, P., & Zhou, Y. (2014). Integrating fault-tolerance and elasticity in a distributed data stream processing system. In *Conference on Scientific and Statistical Database Management, SSDBM '14, Aalborg, Denmark, June 30 - July 02, 2014*, (p. 48).
- Mattmann, C., & Zitting, J. (2011). *Tika in action*. Manning Publications Co.
- Menin, E. (2002). *The Streaming Media Handbook*. Pearson Education.
- Miao, R., Yu, M., & Jain, N. (2014). NIMBUS: cloud-scale attack detection and mitigation. In *ACM SIGCOMM 2014 Conference, SIGCOMM'14, Chicago, IL, USA, August 17-22, 2014*, (pp. 121–122).
- Mohri, M., Rostamizadeh, A., & Talwalkar, A. (2012). *Foundations of Machine Learning*. Adaptive computation and machine learning. MIT Press.
- Neumeyer, L., Robbins, B., Nair, A., & Kesari, A. (2010). S4: distributed stream computing platform. In *ICDMW 2010, The 10th IEEE International Conference on Data Mining Workshops, Sydney, Australia, 14 December 2010*, (pp. 170–177).
- Nguyen, H., Shen, Z., Gu, X., Subbiah, S., & Wilkes, J. (2013). AGILE: elastic distributed resource scaling for infrastructure-as-a-service. In *10th International Conference on Autonomic Computing, ICAC'13, San Jose, CA, USA, June 26-28, 2013*, (pp. 69–82).

- Oberhelman, D. (2007). Coming to terms with Web 2.0. *Reference Reviews*, 21, 5–6.
- Papoulis, A. (1984). *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*. McGraw Hill.
- Pittau, M., Alimonda, A., Carta, S., & Acquaviva, A. (2007). Impact of task migration on streaming multimedia for embedded multiprocessors: A quantitative evaluation. In *Proceedings of the 2007 5th Workshop on Embedded Systems for Real-Time Multimedia, ESTImedia 2007, October 4-5, Salzburg, Austria, conjunction with CODES+ISSS 2007*, (pp. 59–64).
- Rushton, A. (2010). *The handbook of logistics and distribution management*. Kogan Page Publishers.
- S4 (2014). Distributed stream computing platform. [Online] <http://incubator.apache.org/s4/>.
- Samza, A. (2014). Samza. [Online] <http://samza.incubator.apache.org/>.
- Schneider, S., Andrade, H., Gedik, B., Biem, A., & Wu, K. (2009). Elastic scaling of data parallel operators in stream processing. In *23rd IEEE International Symposium on Parallel and Distributed Processing, IPDPS 2009, Rome, Italy, May 23-29, 2009*, (pp. 1–12).
- Shahrivari, S. (2014). Beyond batch processing: Towards real-time and streaming big data. *Computing Research Repository*, abs/1403.3375.
- Sheu, T., & Chi, Y. (2009). Intelligent stale-frame discards for real-time video streaming over wireless ad hoc networks. *EURASIP J. Wireless Comm. and Networking*, 2009.
- Soong, T. T. (2004). *Fundamentals of probability and statistics for engineers*. John Wiley & Sons.
- Stonebraker, M., Çetintemel, U., & Zdonik, S. B. (2005). The 8 requirements of real-time stream processing. *SIGMOD Record*, 34(4), 42–47.

- Storm (2014). Distributed and fault-tolerant realtime computation. [Online] <http://storm.incubator.apache.org/>.
- Sturm, R., Morris, W., & Jander, M. (2000). Foundations of Service Level Management.
- Tanenbaum, A. S., & van Steen, M. (2007). *Distributed Systems - Principles and paradigms*. Pearson Education.
- Taylor, H. M., & Karlin, S. (2014). *An introduction to stochastic modeling*. Academic press.
- Thies, W., Karczmarek, M., & Amarasinghe, S. P. (2002). Streamit: A language for streaming applications. In *Compiler Construction, 11th International Conference, CC 2002, Held as Part of the Joint European Conferences on Theory and Practice of Software, ETAPS 2002, Grenoble, France, April 8-12, 2002, Proceedings*, (pp. 179–196).
- Wang, X., & Loguinov, D. (2007). Load-balancing performance of consistent hashing: asymptotic analysis of random node join. *IEEE/ACM Trans. Netw.*, 15(4), 892–905.
- Wenzel, S. (2014). App'ification of enterprise software: A multiple-case study of big data business applications. In *Business Information Systems - 17th International Conference, BIS 2014, Larnaca, Cyprus, Mayo 22-23, 2014. Proceedings*, (pp. 61–72).
- Xing, Y., Zdonik, S. B., & Hwang, J. (2005). Dynamic load distribution in the borealis stream processor. In *Proceedings of the 21st International Conference on Data Engineering, ICDE 2005, 5-8 April 2005, Tokyo, Japan*, (pp. 791–802).
- Xu, J., Chen, Z., Tang, J., & Su, S. (2014). T-storm: Traffic-aware online scheduling in storm. In *IEEE 34th International Conference on Distributed Computing Systems, ICDCS 2014, Madrid, Spain, June 30 - July 3, 2014*, (pp. 535–544).

ANEXO A. CONFORMACIÓN DE MATRIZ DE TRANSICIÓN

En el Algoritmo A.1 se puede apreciar la conformación de la matriz de transición dado la historia de un operador determinado.

Algoritmo A.1: Algoritmo para la conformación de la matriz de transición.

Entrada: ρ Historial de procesamiento de tamaño n del operador ϕ .

Salida: Γ Matriz de transición del operador ϕ .

```
1:  $\Gamma \leftarrow \text{Matriz}[3 \times 3]$  //Matriz de transición
2:  $\tau \leftarrow \text{Arreglo}[3]$  //Contador para la normalización de los datos
3: for  $i = 1$  a  $n$  do
4:   if  $\rho_i < 0.5$  and  $\rho_{i+1} < 0.5$  then
5:      $\Gamma_{1,1}++$ 
6:      $\tau_1++$ 
7:   else if  $\rho_i < 0.5$  and  $0.5 \leq \rho_{i+1} \leq 1$  then
8:      $\Gamma_{1,2}++$ 
9:      $\tau_1++$ 
10:  else if  $\rho_i < 0.5$  and  $\rho_{i+1} > 1$  then
11:     $\Gamma_{1,3}++$ 
12:     $\tau_1++$ 
13:  else if  $0.5 \leq \rho_i \leq 1.5$  and  $\rho_{i+1} < 0.5$  then
14:     $\Gamma_{2,1}++$ 
15:     $\tau_2++$ 
16:  else if  $0.5 \leq \rho_i \leq 1.5$  and  $0.5 \leq \rho_{i+1} \leq 1.5$  then
17:     $\Gamma_{2,2}++$ 
18:     $\tau_2++$ 
19:  else if  $0.5 \leq \rho_i \leq 1.5$  and  $\rho_{i+1} > 1.5$  then
20:     $\Gamma_{2,3}++$ 
21:     $\tau_2++$ 
22:  else if  $\rho_i > 1$  and  $\rho_{i+1} < 0.5$  then
23:     $\Gamma_{3,1}++$ 
24:     $\tau_3++$ 
25:  else if  $\rho_i > 1$  and  $0.5 \leq \rho_{i+1} \leq 1.5$  then
26:     $\Gamma_{3,2}++$ 
27:     $\tau_3++$ 
28:  else
29:     $\Gamma_{3,3}++$ 
30:     $\tau_3++$ 
31:  end if
32: end for
33: for  $i = 1$  a  $3$  do
34:   if  $\tau_i \neq 0$  then
35:    for  $j = 1$  a  $3$  do
36:       $\Gamma_{i,j} \leftarrow \Gamma_{i,j} / \tau_i$ 
37:    end for
38:   end if
39: end for
40: return  $\Gamma$  //Retorno de la Matriz de transición normalizada, la cual define la cadena de Markov
```

ANEXO B. CLASES PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE MONITOREO

En el Código B.1 se muestra las estadísticas de un PE en específico, donde se guarda el nombre del *stream* asociado al PE, la tasa de llegada (λ), tasa de servicio ($\mu * s$), tasa de servicio unitaria (μ), tasa de rendimiento (ρ), cola, historial del PE para el cálculo predictivo, clase del PE, cantidad de réplicas, historial de alertas para la replicación según el algoritmo reactivo y cantidad total de eventos procesados.

Estas estadísticas son las que se utilizan como entrada para el algoritmo reactivo o predictivo, de tal manera que puedan realizar los cálculos correspondientes.

```
1 public class StatusPE {
2
3     private String stream;
4
5     private long recibeEvent;
6     private long sendEvent;
7     private double sendEventUnit;
8     private double processEvent;
9     private long queueEvent;
10    private Queue<Double> history;
11    private Class<? extends ProcessingElement> pe;
12    private int replication;
13    private Queue<Integer> markMap;
14    private long eventCount;
15
16    public StatusPE() {
17        stream = null;
18        recibeEvent = 0;
19        sendEvent = 0;
20        sendEventUnit = 0;
21        processEvent = 0;
22        queueEvent = 0;
23        history = new CircularFifoQueue<Double>(100);
24        pe = null;
```

```
25     replication = 0;
26     markMap = new CircularFifoQueue<Integer>(2);
27     eventCount = 0;
28 }
29
30 public String getStream() {
31     return stream;
32 }
33
34 public void setStream(String stream) {
35     this.stream = stream;
36 }
37
38 public long getRecibeEvent() {
39     return recibeEvent;
40 }
41
42 public void setRecibeEvent(long recibeEvent) {
43     this.recibeEvent = recibeEvent;
44 }
45
46 public long getSendEvent() {
47     return sendEvent;
48 }
49
50 public void setSendEvent(long sendEvent) {
51     this.sendEvent = sendEvent;
52 }
53
54 public double getSendEventUnit() {
55     return sendEventUnit;
56 }
57
58 public void setSendEventUnit(double sendEventUnit) {
59     this.sendEventUnit = sendEventUnit;
60 }
61
62 public double getProcessEvent() {
63     return processEvent;
```

```
64     }
65
66     public void setProcessEvent(double processEvent) {
67         this.processEvent = processEvent;
68     }
69
70     public long getQueueEvent() {
71         return queueEvent;
72     }
73
74     public void setQueueEvent(long queueEvent) {
75         this.queueEvent = queueEvent;
76     }
77
78     public Queue<Double> getHistory() {
79         return history;
80     }
81
82     public void setHistory(Queue<Double> history) {
83         this.history = history;
84     }
85
86     public Class<? extends ProcessingElement> getPE() {
87         return pe;
88     }
89
90     public void setPE(Class<? extends ProcessingElement> pe) {
91         this.pe = pe;
92     }
93
94     public int getReplication() {
95         return replication;
96     }
97
98     public void setReplication(int replication) {
99         this.replication = replication;
100     }
101
102     public Queue<Integer> getMarkMap() {
```

```

103     return markMap;
104 }
105
106 public void setMarkMap(Queue<Integer> markMap) {
107     this.markMap = markMap;
108 }
109
110 public long getEventCount() {
111     return eventCount;
112 }
113
114 public void setEventCount(long eventCount) {
115     this.eventCount = eventCount;
116 }
117
118 @Override
119 public String toString() {
120     return "[PE : " + pe.toString() + " | Recibe: " + recibeEvent
121         + " | Send: " + sendEvent + " | Replication: " + replication
122         + "]";
123 }
124
125 }

```

Código B.1: Clase StatusPE, el cual contiene las estadísticas de un PE específico.

En el Código B.2 se muestra la clase que almacena una arista con sus respectivos vértices del grafo, de esta manera, se posee un mapa del grafo, siendo utilizado para saber la topología que utilizó el usuario en el grafo. De esta manera, se puede tratar la replicación por parte de un operador a otro, viendo los distintos cambios que surgen en la topología del grafo.

```

1 public class TopologyApp {
2     private Class<? extends AdapterApp> adapter;
3     private Class<? extends ProcessingElement> peSend;
4     private Class<? extends ProcessingElement> peRecibe;
5     private long eventSend;
6
7     public TopologyApp() {
8         adapter = null;

```

```
9      peSend = null;
10     peRecibe = null;
11     eventSend = 0;
12 }
13
14 public Class<? extends AdapterApp> getAdapter() {
15     return adapter;
16 }
17
18 public void setAdapter(Class<? extends AdapterApp> adapter) {
19     this.adapter = adapter;
20 }
21
22 public Class<? extends ProcessingElement> getPeSend() {
23     return peSend;
24 }
25
26 public void setPeSend(Class<? extends ProcessingElement> peSend) {
27     this.peSend = peSend;
28 }
29
30 public Class<? extends ProcessingElement> getPeRecibe() {
31     return peRecibe;
32 }
33
34 public void setPeRecibe(Class<? extends ProcessingElement> peRecibe) {
35     this.peRecibe = peRecibe;
36 }
37
38 public long getEventSend() {
39     return eventSend;
40 }
41
42 public void setEventSend(long eventSend) {
43     this.eventSend = eventSend;
44 }
45
46 @Override
47 public String toString() {
```

```
48         return this.adapter == null ? "[PE Send: " + peSend.toString() + " | PE  
49             Recibe: "  
50             + peRecibe.toString() + " | Event: " + eventSend + "]" : "[  
51                 Adapter: " + adapter.toString() + " | PE Recibe: "  
52                 + peRecibe.toString() + " | Event: " + eventSend + "]" ;  
53     }  
54 }
```

Código B.2: Clase TopologyApp, el cual contiene las topología del grafo diseñado por el usuario.

ANEXO C. MODIFICACIONES AL CÓDIGO FUENTE DE S4

En el Código C.1 se presenta la implementanci3n de las tareas que est3n a cargo del env3o de estad3sticas al sistema de distribuci3n de carga, donde una de ellas est3 a cargo de obtener las muestras para el historia, y la otra est3 a cargo de enviar las estad3sticas de los PE existentes en el sistema. Adem3s de esto, para la ejecuci3n del sistema, se debe esperar que el *Adapter* est3 ejecut3ndose, por lo que espera la notificaci3n por parte de 3ste para la ejecuci3n de las tareas.

```
1 private void startMonitor() {
2     if (runMonitor) {
3         synchronized (getBlockAdapter()) {
4             try {
5                 getBlockAdapter().wait();
6             } catch (InterruptedException e) {
7                 getLogger().error(e.getMessage());
8             }
9
10            ScheduledExecutorService getEventCount = Executors
11                .newSingleThreadScheduledExecutor();
12            getEventCount.scheduleAtFixedRate(new OnTimeGetEventCount(),
13                1000, 1000, TimeUnit.MILLISECONDS);
14
15            ScheduledExecutorService sendStatus = Executors
16                .newSingleThreadScheduledExecutor();
17            sendStatus.scheduleAtFixedRate(new OnTimeSendStatus(), 6000,
18                5000, TimeUnit.MILLISECONDS);
19        }
20    } else {
21        ScheduledExecutorService sendStatus = Executors
22            .newSingleThreadScheduledExecutor();
23        sendStatus.scheduleAtFixedRate(new OnTimeSendStatus(), 6000, 5000,
24            TimeUnit.MILLISECONDS);
25    }
26
27 }
```

C3digo C.1: Tareas que ejecutan el sistema de distribuci3n de carga.

En el Código C.2 se muestra la implementación que realizada para añadir una réplica a un PE en específico. El tipo *StatusPE* hace referencia un objeto creado en la implementación, para almacenar los datos y estadísticas correspondientes al PE en el análisis de carga según el sistema de distribución de carga, como la cantidad de réplicas deseadas.

```

1 public void addReplication(StatusPE statusPE) {
2     for (Streamable<Event> stream : getStreams()) {
3         for (ProcessingElement PEPrototype : stream.getTargetPEs()) {
4             if (PEPrototype.getClass().equals(statusPE.getPE())) {
5                 for (long i = PEPrototype.getNumPEInstances(); i < statusPE
6                     .getReplication(); i++) {
7                     PEPrototype.getInstanceForKey(Long.toString(i));
8                 }
9             }
10        }
11    }
12 }

```

Código C.2: Añadir réplicas a un PE en S4.

En el Código C.3 se muestra la implementación que realizada para eliminar una réplica a un PE en específico.

```

1 public void removeReplication(StatusPE statusPE) {
2     for (Streamable<Event> stream : getStreams()) {
3         for (ProcessingElement PEPrototype : stream.getTargetPEs()) {
4             if (statusPE.getPE().equals(PEPrototype.getClass())) {
5                 for (int i = statusPE.getReplication(); i < PEPrototype
6                     .getInstances().size(); i++) {
7                     ProcessingElement peCurrent = PEPrototype
8                         .getInstanceForKey(Integer.toString(i));
9                     peCurrent.close();
10                }
11            }
12        }
13    }
14 }

```

Código C.3: Eliminar réplicas a un PE en S4.

ANEXO D. CONFIGURACIÓN PARA LA COMUNICACIÓN DE S4

En la tabla D.1 se muestra los parámetros utilizados para la configuración para la comunicación de S4. La descripción de cada uno de los parámetros está en el proyecto de S4 en la carpeta de comunicación.

Tabla D.1: Parámetros de la configuración para la comunicación de S4.

Parámetro	Valor
s4.comm.emitter.class	org.apache.s4.comm.tcp.TCPEmitter
s4.comm.emitter.remote.class	org.apache.s4.comm.tcp.TCPRemoteEmitter
s4.comm.listener.class	org.apache.s4.comm.tcp.TCPListener
s4.comm.timeout	1000
s4.sender.parallelism	5
s4.sender.workQueueSize	10000
s4.sender.maxRate	10000
s4.remoteSender.parallelism	5
s4.remoteSender.workQueueSize	100000
s4.remoteSender.maxRate	10000
s4.emitter.maxPendingWrites	1000
s4.stream.workQueueSize	1000000