

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 motores de procesamiento de *stream*

Daniel Pedro Pablo Wladdimiro Cottet

Profesor guía: Nicolás Hidalgo Castillo

Profesor co-guía: Erika Rosas Olivos

Trabajo de titulación presentado 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/>>.

Dedicado...

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a ...

RESUMEN

resumenBlaBlaBla

Palabras Claves: SPS;Elasticidad;Algoritmos reactivos

ABSTRACT

abstractBlaBla

Keywords: SPS;Elastic;Algorithm reactive;Algorithm predictive

TABLA DE CONTENIDO

Índice de Tablas	vii
Índice de Figuras	viii
1 Introducción	1
1.1 Antecedentes y motivación	1
1.2 Descripción del problema	2
1.3 Solución propuesta	3
1.4 Objetivos y alcance del proyecto	5
1.4.1 Objetivo general	5
1.4.2 Objetivos específicos	5
1.4.3 Alcances	5
1.5 Metodología y herramientas utilizadas	6
1.5.1 Metodología	6
1.5.2 Herramientas de desarrollo	7
1.6 Resultados Obtenidos	7
1.7 Organización del documento	7
2 Marco Teórico	8
2.1 Streaming	8
2.2 Sistemas de Procesamiento de <i>Streaming</i>	9
2.2.1 Serie temporal	10
2.2.2 Teoría de colas	11
2.3 Balance de carga	11
2.3.1 Recursos físicos	11
2.3.2 Recursos lógicos	12
2.3.3 Enfoque estático	13
2.3.4 Enfoque dinámico	14

2.4	Técnicas de balance de carga	16
2.4.1	Planificación determinista	17
2.4.2	Load Shedding	18
2.4.3	Migración	19
2.4.4	Fisión	19
3	Estado del Arte	20
3.1	Sistemas de Procesamiento de <i>Streaming</i>	20
3.2	Balance de carga	22
3.2.1	Recursos físicos	22
3.2.2	Recursos lógicos	23
3.2.3	Enfoque estático	23
3.2.4	Enfoque dinámico	25
3.3	Técnicas de balance de carga	27
3.3.1	Planificación determinista	27
3.3.2	Load Shedding	28
3.3.3	Migración	29
3.3.4	Fisión	29
	Referencias	31
	Apéndices	35
A	Manual de Usuario	36
A.1	Requerimientos	36
A.2	Instalación	36

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1	Estructura del sistema de operadores y modelo propuesto. . . .	3
Figura 2.1	Flujo de datos entre servidor y clientes.	8
Figura 2.2	Ejemplo de modelo de SPS.	9
Figura 3.1	Ejemplo de modelo de SPE.	20

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). Debido a lo anterior, se crean sistemas de procesamiento para grandes cantidades de información generadas por la interacción entre los usuarios.

Es así como con el tiempo se han ido creando distintas aplicaciones de *streaming*, 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).

Entre los sistemas actuales de procesamiento de *streaming* 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 *streaming*. Aunque poseen bastante flexibilidad para la creación de un sistema, por la facilidad de crear distintas topologías, no lo tiene para adaptarse en el tiempo, debido a que las topologías de procesamiento generadas son estáticas, por lo que dada la naturaleza dinámica de las interacciones pueden surgir problemas de sobrecarga.

El problema de sobrecarga conlleva a una baja en el rendimiento,

produciendo una pérdida de recursos, tiempo o información. Abortar este problema es crítico, puesto que implica una mejora en la exactitud y disminución en el tiempo de procesamiento, debido que al tener mayor cantidad de datos, menor tiempo de procesamiento, se mejora la información entregada. Un ejemplo de esto, es que se posee un tiempo t para procesar n datos, de disminuir el tiempo de procesamiento total de los datos, se tendrá 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 una mejora en la cantidad de datos para analizar, la información de salida es más exacta, debido que tiene más datos con que comparar. De esta manera, se efectúa una mejora en los recursos utilizados, debido a la disminución del tiempo de procesamiento, y una mejor calidad en la información entregada al usuario.

1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Los SPS (Sistemas de Procesamiento de *Streaming*) están planteados como un grafo cuyas vértices son operadores y las aristas son flujo de datos entre los operadores. Dada su representación, 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.

Debido a lo anterior, existe un problema en el sistema a raíz de la sobrecarga que puede darse en el sistema debido a los distintos factores lógico, como la cola de cada operador, por la falta de flexibilidad del SPS en los operadores más demandados. Esto sucede dada la condición estática del grafo, es decir que no varía la topología del grafo con el tiempo, por lo que no existe una forma de disminuir la carga y reducir las colas, de tal manera de mejorar el rendimiento del sistema y

obtener información cercana al 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. En la Figura 1.1 se muestran los cuatro módulos que componen la estructura del modelo propuesto para el diseño de los algoritmos, los cuales se componen por el monitor de carga, analizador de carga, predictor de carga y administrador de réplicas.

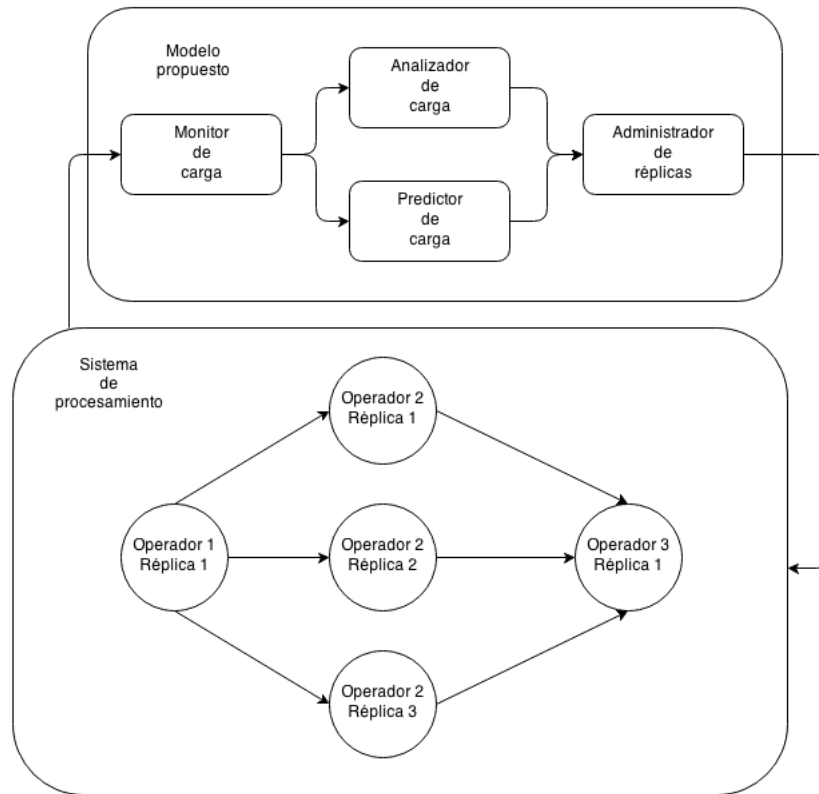


FIGURA 1.1: Estructura del sistema de operadores y modelo propuesto.

El monitor de carga está encargado de recuperar el nivel de carga de cada uno de los operadores. Esta información es entregada a otros dos módulos, los cuales

están encargados de procesarla de tal manera de ver si existe alguna sobrecarga. 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. La sobrecarga 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 según un método predictivo. De esta manera, se determina la posible carga que existe en cierto período de tiempo futuro, donde según un umbral y un margen de error se envía el tráfico de carga de un operador al administrador de réplicas, y así analizar si es necesario una replicación.

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.

Este sistema dará un procesamiento más rápido de la información entregada en el sistema de procesamiento *online* de datos, a través de un proceso de optimización que posea 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 motores de procesamiento de *stream*.

1.4.2 Objetivos específicos

1. Diseñar e implementar un algoritmo de predicción que permita estimar la carga de los operadores.
2. Diseñar e implementar un algoritmo de distribución que permita la administración de los operadores del grafo de procesamiento de forma elástica.
3. Diseñar y construir experimentos que permitan validar la hipótesis formulada.
4. Evaluar y analizar el rendimiento del sistema a través de aplicaciones generadas sobre procesamiento de motores 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 motor de procesamiento de *streaming* a definir.
- Se evaluará con al menos dos aplicaciones bajo escenarios simulados utilizando datos reales.

- La distribución de flujo de datos será a nivel de operadores y no de nodos físicos, por lo que no se analizará 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 considerará el costo de comunicación de manera igualitaria para todos los operadores.
- Se comparará la solución con dos motores de procesamiento de *stream* del estado del arte.

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 modelo híbrido de paralelización permitirá mejorar la distribución de carga entre los operadores de manera dinámica logrando reducir los tiempos de procesamiento y pérdida de eventos”.
2. Elaboración del marco teórico: Exponer las investigaciones que existen sobre problemas de sobrecarga en los operadores de SPE. 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 SPE, vale decir, los algoritmos

de predicción y distribución. Cada ejecución de los experimentos se basan según los principios de un SPE.

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 8. 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 4.3.2, y para el uso de un modelo matemático se utilizará MATLAB 2014a. De forma complementaria, se utilizará Texmaker 4.2 para la confección de los distintos informes requeridos y la documentación correspondiente al trabajo.

1.6 RESULTADOS OBTENIDOS

Pam pam !

1.7 ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO

Pam pam pam !

CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO

2.1 STREAMING

Streaming 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 para que estos sean procesados, y en caso de estar ocupado el servicio, dejar los datos en cola. Generalmente, esto se utilizado en la interacción de usuarios en la Web, como redes sociales, o reproducción *online* de material 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.

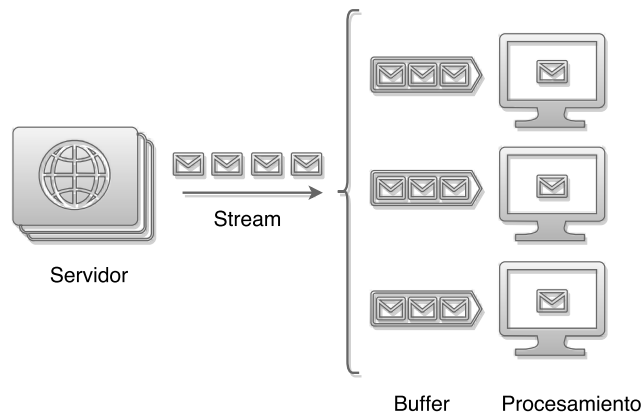


FIGURA 2.1: Flujo de datos entre servidor y clientes.

Este tipo de técnica es útil cuando se desee procesar información en tiempo real, por lo que la temporalidad de los datos es importante, como es el caso de la reproducción de datos multimedia. Por lo tanto, detección de patrones de la información en el momento, como detección de fraudes, es un buen caso para utilizar sistemas de procesamiento de *streaming*, dado que el flujo de datos está dado por la interacción de transacciones.

2.2 SISTEMAS DE PROCESAMIENTO DE *STREAMING*

Entre los diferentes motores de procesamiento de datos masivos, existen los sistemas de procesamiento de *streaming*, los cuales reciben grandes cantidades de datos que deben procesar de forma distribuida y *online*. Para realizar esto, se requiere un cambio en el paradigma *batch processing*, el cual guarda 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*. Por lo que el paradigma cambia a uno basado en grafos, donde a través del cual fluye un *stream* de datos que es procesamiento por el conjunto de operadores que lo componen, los operadores corresponden a las vértices del grafo, y las aristas a los flujos de datos preprocesados que salen del operador (Shahrivari, 2014).

El modelo de procesamiento que se muestra en la Figura 3.1, corresponde a un SPS (Sistema de Procesamiento de *Streaming*). Los vértices corresponden a operadores, 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. Además de esto, se tiene una fuente de datos, la cual entrega los datos iniciales a los primeros operadores del grafo (Appel et al., 2012).

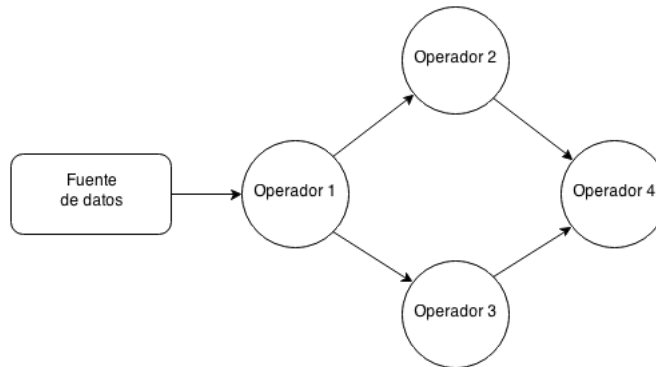


FIGURA 2.2: Ejemplo de modelo de SPS.

Cabe destacar que al ser distribuido los SPS, cada uno de las vértices del grafo serán alojadas en un nodo disponible en el ambiente que se esté almacenado el

sistema, ya sea un *cluster*, un *grid* o un *Infrastructure-as-Service*. Por lo que se debe realizar una comunicación entre los distintos nodos, para realizar el envío del flujo de un operador a otro.

Los principales uso que se realizan en los SPS es el manejo de grandes cantidades de flujos de datos, los cuales son procesados para obtener información de esto, como es el caso de detección de fraudes, recolección de información en caso de desastres o análisis de la interacción en las redes sociales. Por lo que para ser efectivo esto, es necesario cumplir los siguientes requerimientos (Stonebraker et al., 2005):

- Baja latencia: Este concepto está asociado con que debe ser fluida la comunicación entre los distintos nodos que estén trabajando en el sistema, de tal manera que no exista *delay* en el procesamiento del sistema.
- bla

Cada motor 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 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 cambio, en el segundo modelo 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 programa a que operador debe ir, en cambio en el segundo se debe indicar quién lo envía y quién lo recibe.

2.2.1 Serie temporal

BLa bla bla

2.2.2 Teoría de colas

Pues bien, independiente del método que se utilice, existe un problema en la distribución, dado el dinamismo de los datos a procesar, pudiendo generarse sobrecargas en algún operador. Esto se produce dado que la tasa de procesamiento es menor a la tasa de llegada, generando colas en el sistema (Breuer & Baum, 2005). Por ejemplo, si se posee una tasa de llegada λ y una tasa de servicio μ , donde $\mu < \lambda$, se generan colas en el sistema, 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.

2.3 BALANCE DE CARGA

Dentro de la literatura se han encontrado distintas perspectivas al problema de balance de carga en un SPS (Sistema de Procesamiento de *Streaming*), las cuales consideran los recursos físicos o lógicos como problemas de la sobrecarga del sistema.

2.3.1 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 SLO, porcentaje de CPU utilizada o disponibilidad de la memoria (Dong & Akl, 2006).

Una de las soluciones con la perspectiva anterior es el Borealis (Xing et al., 2005), donde considera la cantidad de carga de los nodos en ventanas de tiempo determinadas, las cuales serán manejadas por un coordinador centralizado. Por lo que este coordinador estará encargada de analizar los recursos del sistema, y en caso de sobrepase el umbral propuesto, se deberán emigrar los operadores que estén en ese nodo, para luego ser enviados a otro nodo candidato con menor cantidad de carga. Para elegir al nodo candidato, se realizó una análisis de la cantidad de correlación que existe entre el operador y el nodo candidato, de esta manera, no necesariamente iba 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 consideró un buen ancho de banda, de tal manera que aparente una red sin limitaciones de recursos.

Otra de las soluciones que se han propuesto es lo realizado por Flood (Alves et al., 2010), el cual es 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.

2.3.2 Recursos lógicos

A diferencia de la física, en esta perspectiva se consideran los componentes lógicos del sistema, como la carga de un operador. Por lo que las distintas soluciones que se presentan, analizan la 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 sistema. En cambio, el segundo enfoque está basado en un modelo que analizará el sistema según su estado en el transcurso de su ejecución.

2.3.3 Enfoque estático

Este enfoque se ha implementando en distintos motores de *streaming*, 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 son *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 que le llegue mayor cantidad de tuplas con un mayor tiempo de procesamiento. Otra de las políticas muy utilizadas es *Fields grouping*, la cual determina ciertas llaves a un operador determinado, es decir, si la

llave fueran palabras desde una letra hasta otra letra serán procesadas por cierto operado. Si bien genera un determinismo en el procesamiento de las llaves, puede existir una sobrecarga de un operador, debido 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 para esa llave. Debido a la infinidad de combinaciones en la llave, S4 recomienda aplicar una función *hash* (Rogaway & Shrimpton, 2004), 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. 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.

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 un nodo u 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.

2.3.4 Enfoque dinámico

Este enfoque está basado en el estado del sistema, siendo esto el parámetro para optimizar el rendimiento del sistema (Casavant & Kuhl, 1988). Esto significa que si el sistema le surge una anomalía, como una sobrecarga o latencia entre nodos, es necesario realizar un cambio en el sistema, con el fin de solucionar estos problemas.

Por lo que para solucionar estos problemas, se consideran dos modelos: el reactivo y el 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 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 del operador, de tal manera que exista un operador adicional que pueda recibir un flujo de datos y realizar la misma operación que el operador sobrecargado (Schneider et al., 2009).

Si bien estas soluciones en su mayoría son eficientes y poseen buen rendimiento, una de los principales problemas es que no analiza el comportamiento a futuro, debido que sólo analiza la situación en el momento, resolviendo el problema en el momento. Otro problema son los falsos positivos, debido que puede ser que en un momento exista un *pick* de tráfico, pero esto era sólo un caso particular de un tiempo determinado, por lo que no era necesaria la mejora en el sistema.

Predictivo Los modelos predictivos 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 lo que se analiza es 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 *Infrastructure-as-a-Service*. Para realizar la predicción del estado del sistema, se aplicó 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 (Papoulis, 1984), 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, existe el sistema AGILE que modifica las máquinas virtuales de forma elástica en un *Infrastructure-as-a-Service* (Nguyen et al., 2013). Lo que se realizó en este trabajo fue aplicar la transformada de Fourier a la carga de CPU en una ventana de tiempo determinada, donde la función resultante se analizó 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.

2.4 TÉCNICAS DE BALANCE DE CARGA

Existen distintas técnicas de balance de carga que utilizan alguno de los dos modelos presentados anteriormente, los cuales están enfocadas en mejorar al rendimiento del sistema en caso de existir una sobrecarga. Dentro de las técnicas existentes se encuentran la planificación determinista (Xu et al., 2014; Dong et al., 2007), descarte de eventos (Sheu & Chi, 2009), migración (Xing et al., 2005), paralelización (Gulisano et al., 2012; Ishii & Suzumura, 2011; Gedik et al., 2014)

y replicación (Fernandez et al., 2013).

2.4.1 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 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).

En el caso de *Streaming*, se han realizado varias análisis respecto al 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 (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 posee (Bhuvanagiri et al., 2006).

Una de las limitaciones 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 generará 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 es estacionaria.

2.4.2 Load Shedding

En los SPS también se encuentra la técnica de *load shedding* o descarte de eventos, que consiste en descartar eventos del sistema en caso de existir un comportamiento anómalo. Por ejemplo, en la transmisión de *video streaming*, al enviar el flujo de información existe un administrador que estará 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).

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 descartará 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.

2.4.3 Migración

2.4.4 Fisión

Desde otra perspectiva, existen las técnicas de paralelización y replicación, las cuales se utilizan en caso de sobrepasar un umbral, el cual depende de la carga de un operador, nodo, entre otras variables. El primero consiste en paralelizar una tarea, la cual está determinada por un conjunto de operadores, en otro nodo físico (Ishii & Suzumura, 2011). En cambio, la replicación consiste en replicar un operador a nivel lógico del grafo (Madsen et al., 2014). Una de las características que existen en este tipo de soluciones es la elasticidad, que consiste en la capacidad de aumentar o disminuir la cantidad de operadores según la necesidad del sistema.

Una aplicación de la técnica de paralelización según el enfoque estático, es la paralelización de tareas de Storm (Documentation, 2014), donde un conjunto de operadores realizan una tarea, indicando la cantidad de tareas que se desean ejecutar paralelamente en el sistema. Un ejemplo aplicado de esta técnica según el enfoque dinámico es StreamCloud (Gulisano et al., 2012), que dada la cantidad de consultas que van llegando al sistema, se paralelizan las tareas existentes. Uno de los problemas que surge en estos casos son las operaciones con estado, como lo son los contadores o algoritmos de orden. La solución planteada es poseer un operador que realiza la tarea de *merge*, que consiste en recibir las salidas de las tareas paralelas, agrupando los datos y proporcionando una salida según lo realizado por cada uno de las operaciones (Gedik et al., 2014).

Por otra parte, se usa la técnica de replicación en una aplicación diseñada por Fernández (Fernandez et al., 2013). Ésta está enfocada en la replicación de operadores, la cual se activa si se detecta un cuello botella en el procesamiento de los datos. Para la detección, existe un monitor que está recibiendo la carga de cada uno de los procesos, y si es sobrepasado el umbral, debe realizar una petición de replicación al operador sobrecargado.

CAPÍTULO 3. ESTADO DEL ARTE

3.1 SISTEMAS DE PROCESAMIENTO DE *STREAMING*

Entre los diferentes motores de procesamiento de datos masivos, existen los motores de *streaming*, los cuales reciben grandes cantidades de datos que deben procesar de forma distribuida y *online*. Para realizar esto, se requiere un cambio en el paradigma *batch processing*, el cual guarda 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*. Por lo que el paradigma cambia a uno basado en grafos, donde a través del cual fluye un *stream* de datos que es procesamiento por el conjunto de operadores que lo componen, los operadores corresponden a las vértices del grafo, y las aristas a los flujos de datos preprocesados que salen del operador (Shahrivari, 2014).

El modelo de procesamiento que se muestra en la Figura 3.1, corresponde a un SPS (Sistema de Procesamiento de *Streaming*). Los vértices corresponden a operadores, 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. Además de esto, se tiene una fuente de datos, la cual entrega los datos iniciales a los primeros operadores del grafo (Appel et al., 2012).

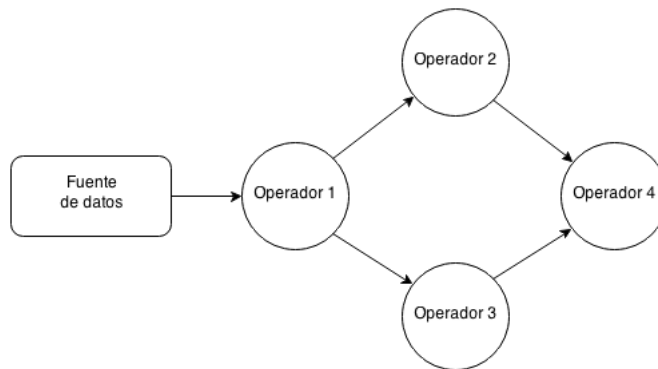


FIGURA 3.1: Ejemplo de modelo de SPE.

Cabe destacar que al ser distribuido los SPS, cada uno de las vértices del grafo serán alojadas en un nodo del ambiente que esté siendo almacenada, ya sea un *cluster*, un *grid* o un *Infrastructure-as-Service*. Por lo que se debe realizar una comunicación entre los distintos nodos, para realizar el envío del flujo de un operador a otro.

Cada motor 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 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 cambio, en el segundo modelo 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 programa a que operador debe ir, en cambio en el segundo se debe indicar quién lo envía y quién lo recibe.

Pues bien, independiente del método que se utilice, existe un problema en la distribución, dado el dinamismo de los datos a procesar, pudiendo generarse sobrecargas en algún operador. Esto se produce dado que la tasa de procesamiento es menor a la tasa de llegada, generando colas en el sistema (Breuer & Baum, 2005). Por ejemplo, si se posee una tasa de llegada λ y una tasa de servicio μ , donde $\mu < \lambda$, se generan colas en el sistema, 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.

3.2 BALANCE DE CARGA

Dentro de la literatura se han encontrado distintas perspectivas al problema de balance de carga en un SPS (Sistema de Procesamiento de *Streaming*), las cuales consideran los recursos físicos o lógicos como problemas de la sobrecarga del sistema.

3.2.1 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 SLO, porcentaje de CPU utilizada o disponibilidad de la memoria (Dong & Akl, 2006).

Una de las soluciones con la perspectiva anterior es el Borealis (Xing et al., 2005), donde considera la cantidad de carga de los nodos en ventanas de tiempo determinadas, las cuales serán manejadas por un coordinador centralizado. Por lo que este coordinador estará encargada de analizar los recursos del sistema, y en caso de sobrepase el umbral propuesto, se deberán emigrar los operadores que estén en ese nodo, para luego ser enviados a otro nodo candidato con menor cantidad de carga. Para elegir al nodo candidato, se realizó una análisis de la cantidad de correlación que existe entre el operador y el nodo candidato, de esta manera, no necesariamente iba 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 consideró un buen ancho de banda, de tal manera que aparente una red sin limitaciones de recursos.

Otra de las soluciones que se han propuesto es lo realizado por Flood (Alves et al., 2010), el cual es 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.

3.2.2 Recursos lógicos

A diferencia de la física, en esta perspectiva se consideran los componentes lógicos del sistema, como la carga de un operador. Por lo que las distintas soluciones que se presentan, analizan la 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 sistema. En cambio, el segundo enfoque está basado en un modelo que analizará el sistema según su estado en el transcurso de su ejecución.

3.2.3 Enfoque estático

Este enfoque se ha implementando en distintos motores de *streaming*, 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 son *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 que le llegue mayor cantidad de tuplas con un mayor tiempo de procesamiento. Otra de las políticas muy utilizadas es *Fields grouping*, la cual determina ciertas llaves a un operador determinado, es decir, si la llave fueran palabras desde una letra hasta otra letra serán procesadas por cierto operado. Si bien genera un determinismo en el procesamiento de las llaves, puede existir una sobrecarga de un operador, debido 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 para esa llave. Debido a la infinidad de combinaciones en la llave, S4 recomienda aplicar una función *hash* (Rogaway & Shrimpton, 2004), 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. 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.

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 un nodo u 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.

3.2.4 Enfoque dinámico

Este enfoque está basado en el estado del sistema, siendo esto el parámetro para optimizar el rendimiento del sistema (Casavant & Kuhl, 1988). Esto significa que si el sistema le surge una anomalía, como una sobrecarga o latencia entre nodos, es necesario realizar un cambio en el sistema, con el fin de solucionar estos problemas. Por lo que para solucionar estos problemas, se consideran dos modelos: el reactivo y el 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 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 del operador, de tal manera que exista un operador adicional que pueda recibir un flujo de datos y realizar la misma operación que el operador sobrecargado (Schneider et al., 2009).

Si bien estas soluciones en su mayoría son eficientes y poseen buen

rendimiento, una de los principales problemas es que no analiza el comportamiento a futuro, debido que sólo analiza la situación en el momento, resolviendo el problema en el momento. Otro problema son los falsos positivos, debido que puede ser que en un momento exista un *pick* de tráfico, pero esto era sólo un caso particular de un tiempo determinado, por lo que no era necesaria la mejora en el sistema.

Predictivo Los modelos predictivos 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 lo que se analiza es 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 *Infrastructure-as-a-Service*. Para realizar la predicción del estado del sistema, se aplicó 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 (Papoulis, 1984), 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, existe el sistema AGILE que modifica las máquinas virtuales de forma elástica en un *Infrastructure-as-a-Service* (Nguyen et al., 2013). Lo que se realizó en este trabajo fue aplicar la transformada de Fourier a la carga de CPU en una ventana de tiempo determinada, donde la función

resultante se analizó 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.

3.3 TÉCNICAS DE BALANCE DE CARGA

Existen distintas técnicas de balance de carga que utilizan alguno de los dos modelos presentados anteriormente, los cuales están enfocadas en mejorar al rendimiento del sistema en caso de existir una sobrecarga. Dentro de las técnicas existentes se encuentran la planificación determinista (Xu et al., 2014; Dong et al., 2007), descarte de eventos (Sheu & Chi, 2009), migración (Xing et al., 2005), paralelización (Gulisano et al., 2012; Ishii & Suzumura, 2011; Gedik et al., 2014) y replicación (Fernandez et al., 2013).

3.3.1 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 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).

En el caso de *Streaming*, se han realizado varias análisis respecto al 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 (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 posee (Bhuvanagiri et al., 2006).

Una de las limitaciones 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 generará 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 es estacionaria.

3.3.2 Load Shedding

En los SPS también se encuentra la técnica de *load shedding* o descarte de eventos, que consiste en descartar eventos del sistema en caso de existir un comportamiento anómalo. Por ejemplo, en la transmisión de *video streaming*, al enviar el flujo de información existe un administrador que estará 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).

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 descartará 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.

3.3.3 Migración

3.3.4 Fisión

Desde otra perspectiva, existen las técnicas de paralelización y replicación, las cuales se utilizan en caso de sobrepasar un umbral, el cual depende de la carga de un operador, nodo, entre otras variables. El primero consiste en paralelizar una tarea, la cual está determinada por un conjunto de operadores, en otro nodo físico (Ishii & Suzumura, 2011). En cambio, la replicación consiste en replicar un operador a nivel lógico del grafo (Madsen et al., 2014). Una de las características que existen en este tipo de soluciones es la elasticidad, que consiste en la capacidad de aumentar o disminuir la cantidad de operadores según la necesidad del sistema.

Una aplicación de la técnica de paralelización según el enfoque estático, es la paralelización de tareas de Storm (Documentation, 2014), donde un conjunto de operadores realizan una tarea, indicando la cantidad de tareas que se desean ejecutar

paralelamente en el sistema. Un ejemplo aplicado de esta técnica según el enfoque dinámico es StreamCloud (Gulisano et al., 2012), que dada la cantidad de consultas que van llegando al sistema, se paralelizan las tareas existentes. Uno de los problemas que surge en estos casos son las operaciones con estado, como lo son los contadores o algoritmos de orden. La solución planteada es poseer un operador que realiza la tarea de *merge*, que consiste en recibir las salidas de las tareas paralelas, agrupando los datos y proporcionando una salida según lo realizado por cada uno de las operaciones (Gedik et al., 2014).

Por otra parte, se usa la técnica de replicación en una aplicación diseñada por Fernández (Fernandez et al., 2013). Ésta está enfocada en la replicación de operadores, la cual se activa si se detecta un cuello botella en el procesamiento de los datos. Para la detección, existe un monitor que está recibiendo la carga de cada uno de los procesos, y si es sobrepasado el umbral, debe realizar una petición de replicación al operador sobrecargado.

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).
- 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).
- Breuer, L., & Baum, D. (2005). *An introduction to queueing theory and matrix-analytic methods*. Springer.
- Brucker, P. (2004). *Scheduling algorithms (4. ed.)*. 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.
- Chen, C. L. P., & Zhang, C. (2014). Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on big data. *Inf. Sci.*, 275, 314–347.
- Documentation, S. (2014). Understanding the parallelism of a storm topology. <http://storm.incubator.apache.org/documentation/Understanding-the-parallelism-of-a-Storm-topology.html>.

- 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.
- 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*.
- 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).
- Leibiusky, J., Eisbruch, G., & Simonassi, D. (2012). *Getting Started with Storm - Continuous Streaming Computation with Twitter's Cluster Technology*. O'Reilly. URL <http://www.oreilly.de/catalog/9781449324018/index.html>
- 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).
- 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.

- Rogaway, P., & Shrimpton, T. (2004). Cryptographic hash-function basics: Definitions, implications, and separations for preimage resistance, second-preimage resistance, and collision resistance. In *Fast Software Encryption, 11th International Workshop, FSE 2004, Delhi, India, February 5-7, 2004, Revised Papers*, (pp. 371–388).
- S4 (2014). Distributed stream computing platform. <http://incubator.apache.org/s4/>.
- Samza, A. (2014). Samza. <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.
- 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. <http://storm.incubator.apache.org/>.
- 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).

APÉNDICE A. MANUAL DE USUARIO

A.1 REQUERIMIENTOS

blablabla....

A.2 INSTALACIÓN

blablabla....

blablabla....