

Desarrollo de un modelo de diagnóstico usando V-nets para el monitoreo del consumo de
la energía en el HPC de Guatiguará

Jose David Florez Ramos y Duvan Alberto Bejarano Ramírez

Trabajo de Grado para Optar el Título de Ingeniero Electrónico

Director

John William Vásquez Capacho

Doctor en Ingeniería

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Físico Mecánicas

Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones

Ingeniería Electrónica

Bucaramanga

2025

Dedicatoria

Dedico este logro primero a Dios, quien me dio la vida, la fe y la fortaleza para perseverar aun en los momentos más difíciles. A Él encomiendo cada paso que di en este camino, cada reto superado y cada sueño alcanzado.

Con el corazón lleno de gratitud y orgullo, esta tesis se la dedico principalmente a mis padres, José Ángel Flórez Cerón y Jakeline Ramos Rodríguez, porque este triunfo no es solo mío, sino también de ustedes. Gracias por cada sacrificio silencioso, por cada desvelo y por cada palabra de aliento en los días en los que las fuerzas parecían agotarse. Gracias por enseñarme que la verdadera grandeza se construye con humildad, disciplina y amor. Hoy puedo decirles con alegría que tienen a su ingeniero de la UIS, fruto de su esfuerzo, de sus oraciones y de la confianza que siempre depositaron en mí. Ustedes son mi raíz firme y mi horizonte abierto, el motivo de mi perseverancia y la mayor bendición en mi vida.

A mis hermanos, Diego y Santiago, quienes a su manera han sido parte de este proceso, recordándome siempre que en la unión familiar se encuentran la fortaleza y la motivación para seguir adelante. Gracias por sus palabras de ánimo y por compartir conmigo este orgullo que hoy celebramos juntos.

Dedico también este logro a mis familiares y amigos, que con gestos sencillos, sonrisas oportunas y compañía sincera estuvieron a mi lado en los momentos de cansancio y dificultad. Este triunfo está hecho también de ustedes, de sus consejos, de su apoyo y de su fe en mí.

Jose David Florez Ramos

Me gustaría empezar diciendo que la base de este gran logro siempre será mi gran familia.

Agradezco a mis padres Beatriz Ramírez (madre), Raúl Bejarano (padre), Felipe Bejarano (hermano) quienes con mis abuelos paternos Alfonso Bejarano, Oralia Conteras; fueron incondicionales, sin dejar a un lado a mi abuela margarita, mi tío Ricardo, y demás familiares que participaron de esta gran experiencia, para haber podido vivir y cursar toda mi carrera universitaria; desde que inicio este reto sabíamos que no sería fácil y adicional teníamos el viento en nuestra contra, era ser foráneo en una ciudad y departamento totalmente nuevo, con un sostenimiento, manutención que era fijo y demandante.

Le dedico este gran logro también a mi hijo Martín Bejarano que es lo más hermoso que me ha pasado en la vida, y que está por llegar a este mundo, por darme la energía, la visión, la fuerza, las ganas de salir adelante, ahora como profesional.

Y por último este triunfo me lo dedico a mi también, me demostré que los sueños si se cumplen trabajando duro, constante y con mucha fe; fue mi gran experiencia de vida que me llevare conmigo en mi corazón.

Duvan Bejarano

Agradecimientos

En primer lugar, agradezco a mi alma máter, la Universidad Industrial de Santander, por abrirme las puertas del conocimiento, formarme como ingeniero y brindarme un espacio donde crecí no solo académica, sino también personalmente. Ser egresado de esta institución es un honor que llevaré con orgullo siempre.

Al profesor John William Vásquez Capacho, director de esta tesis, expreso mi profundo agradecimiento por su guía, exigencia y compromiso durante este proceso. Sus aportes fueron fundamentales para estructurar y culminar con éxito este proyecto. Extiendo también mis agradecimientos a los ingenieros Luis Alejandro Torres Niño y Héctor, quienes con su experiencia y dedicación enriquecieron este trabajo con valiosos aportes.

A mi compañero y colega de tesis, Duván Alberto Bejarano Ramírez, gracias por la constancia, la paciencia y el compromiso compartido. Recorrimos un camino lleno de retos, largas jornadas y aprendizajes mutuos, y me alegra haberlo hecho en compañía de un colega que siempre demostró entrega y responsabilidad.

De igual forma, a mis amigos y compañeros de carrera, en especial a César Javier Vega Rayo y John Jairo García Jaimes, por acompañarme en este proceso y ser apoyo en los momentos en que más lo necesité. La amistad sincera y el compañerismo fueron clave para sobrellevar las dificultades y celebrar los logros alcanzados.

Finalmente, agradezco profundamente a mi familia y a todas las personas que, de una u otra manera, hicieron parte de este camino. Este logro no es solo un título, sino la materialización de años de esfuerzo, sueños compartidos y fe inquebrantable.

Jose David Florez Ramos

Para empezar, quiero agradecer a Dios quien fue y es mi guía desde que pise por primera vez esta gran universidad; fue mi compañero, testigo de todas las hazañas y experiencias

Seguido agradezco a la universidad industrial de Santander por abrirme sus puertas, prestarme sus aulas, laboratorios, sede (Barbosa) donde empecé mi proceso de universidad, una de sus extensiones el parque tecnológico de Guatiguará, lugar clave para mi trabajo de investigación. Me enorgullece decir que soy egresado de esta gran universidad de tan alta calidad académica.

Agradezco a mi familia que, con su esfuerzo, sacrificio pude vivir y prepararme a cientos de kilómetros lejos de casa como profesional.

Agradezco a personas claves en mi proceso donde cada uno hizo y tiene parte importante en mi preparación universitaria.

Rolando Rincón; mi profesor de circuitos II; que llegó a enseñarme y darme una lección de vida, “siempre hay una salida”.

Jeison Arley castillo; mi profesor de tratamiento de señales discretas; fue el profesor más amigo de un estudiante que alguna vez conocí, que gran pedagogía, sin presión, con mucha responsabilidad y siempre dejando que el conocimiento sea el que prime.

Efrén Acevedo, mi profesor de comunicaciones II; le debo lo que hoy día sería el campo de interés en mi carrera, el área de telecomunicaciones y energía renovable.

Y por último tres ingenieros que fueron claves en el desarrollo de mi trabajo de grado.

Empezaré por John William Vázquez Capacho mi director de trabajo de grado, gracias profe por confiar en nosotros y permitirnos entrar en el mundo de V-Nets.

El ingeniero Luis Alejandro encargado del salón de HPC en Guatiguará quien con su disposición y gestión hizo posible toda la parte de captación de datos.

El ingeniero Héctor, que de la mano con el ingeniero Alejandro llevó acabado la gestión de herramientas bases y fundamentales para este trabajo de investigación.

Agradezco a mis amigos y compañeros de universidad que tuve la fortuna de conocer porque cada intercambio de palabras, de ayudas, de favores hicieron posible hoy el grado de este servidor, muchas gracias muchachos.

A la ciudad bonita, a ella le debo la amabilidad de su gente, su amor por lo propio, que el futbol no tiene estratos sociales, que la tártara y la piña siempre va a ir bien en una hamburguesa... a ti ciudad bonita de atardeceres encendidos, espero volver a ti y devolverte al menos un poco de lo mucho que hiciste conmigo, me diste grandes amistades como Alejito bueno, Henri, verano, Sebastián, Sergio, Camila, Nicolay, Santiago, Magda, todos tienen un espacio en mi memoria y mi corazón.

Duvan Bejarano

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción	13
1. Objetivos	15
1.1 OBJETIVO GENERAL	15
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	15
2. Conceptos previos	16
2.1 COMPUTACIÓN DE ALTO RENDIMIENTO (HPC).....	16
2.2 MODELADO DE SECUENCIAS DE EVENTOS EN HPC.....	17
2.3 REDES DE EVENTOS TEMPORALES (V-NETS).....	18
2.3.1 <i>Redes de Petri</i>	21
2.3.2 <i>Autómatas finitos</i>	21
2.3.3 <i>V-nets</i>	21
2.4 SIMULTANEIDAD Y SECUENCIAS PARCIALES DE EVENTOS EN HPC.....	22
2.5 MITIGACIÓN DE FALSOS POSITIVOS EN DIAGNÓSTICO ENERGÉTICO	22
2.6 IMPACTO ENERGÉTICO DE LA ESCALABILIDAD EN HPC.....	23
2.7 OPTIMIZACIÓN DE ALGORITMOS EN HPC	23
2.8 REFRIGERACIÓN EN HPC Y SU IMPACTO EN EL CONSUMO ENERGÉTICO	23
2.9 INFORMACIÓN TÉCNICA DEL ENTORNO DE TRABAJO.....	24
2.10 REFRIGERACIÓN EN HPC Y SU IMPACTO EN EL CONSUMO ENERGÉTICO	26
2.11 OPTIMIZACIÓN DE ALGORITMOS EN HPC	26
3. Desarrollo de la solución	27

3.1 CONTEXTUALIZACIÓN	27
3.2 PROTOTIPADO Y RECOLECCIÓN DE DATOS	28
3.2.1 <i>Recolección de datos en el entorno HPC.</i>	28
3.2.2 <i>Metodología de recolección de datos.</i>	31
3.2.3 <i>Evaluación y selección de instrumentación externa.</i>	31
3.2.4 <i>Cálculo de potencia y medición de temperatura ambiente.</i>	32
3.3 ENTORNO DE MEDICIÓN	33
3.4 DESARROLLO DEL SOFTWARE DE SIMULACIÓN DE V-NETS.....	36
3.4.1 <i>Ejemplo de implementación en Python.</i>	37
3.4.2 <i>Requerimientos y funcionalidades del software</i>	39
3.4.3 <i>Diseño y arquitectura del software.</i>	40
3.5 FORMALIZACIÓN DE LA V-NETS	41
3.5.1 <i>Generación de secuencia de eventos</i>	43
3.6 SIMULACIÓN Y VALIDACIÓN DE DATOS	44
4. Conclusiones	50
5. Recomendaciones	53
Referencias Bibliográficas.....	56
Apéndices.....	58

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Comparación entre Redes de Petri, Autómatas Finitos y V-nets.....	21
Tabla 2. Especificaciones técnicas del Fluke 435 Serie II y Power Log 430-II.....	25
Tabla 3. Cronograma y proceso de recolección de datos en el HPC de Guatiguará.....	35
Tabla 4. Fragmento de código del simulador de V-Nets	37
Tabla 5. Restricciones temporales para las secuencias de eventos	43

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1. Diagrama conceptual de un sistema HPC	17
Figura 2. Esquema representativo de secuencias de eventos en un entorno HPC	18
Figura 3. Representación gráfica de una V-net.....	20
Figura 4. Esquema de un sistema de refrigeración en un centro de datos	24
Figura 5. Diagrama del Dell PowerEdge R7625	24
Figura 6. Resumen de datos históricos obtenidos de los servidores Exascale.....	29
Figura 7. Resumen de datos históricos obtenidos de los servidores Exascale.....	29
Figura 8. Fotografía del Dell PowerEdge R7625.....	30
Figura 9. Registro de datos históricos de potencia (data_power_dell_modified.txt)	36
Figura 10. Fragmento de datos finales obtenidos	39
Figura 11. Captura de pantalla de la interfaz gráfica del simulador de V-Nets.....	40

Resumen

Título: Desarrollo de un modelo de diagnóstico usando V-Nets para el monitoreo del consumo de la energía en el HPC de Guatiguará*

Autor: Jose David Florez Ramos, Duvan Alberto Bejarano Ramírez**

Palabras Clave: V-nets, diagnostico energético, HPC, eficiencia energética, optimización.

Descripción: En un mundo digitalizado y altamente dependiente de tecnologías avanzadas, la demanda energética ha crecido de manera exponencial, generando una preocupación crítica en cuanto a sostenibilidad y costos operativos. Los sistemas de High Performance Computing (HPC), fundamentales para la investigación académica y empresarial, requieren un monitoreo eficiente de su consumo energético. En este contexto, el Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico de Guatiguará enfrenta el desafío de optimizar el uso de energía en su infraestructura HPC, lo que motivó el desarrollo de un modelo de diagnóstico basado en redes de verificación (V-Nets). Este modelo aprovecha la capacidad de las V-Nets para manejar simultaneidad y secuenciación de eventos, permitiendo detectar y diagnosticar fallos energéticos con alta precisión.

La metodología incluyó la recopilación y procesamiento de datos históricos de tensión, corriente, potencia y temperatura, que fueron transformados en eventos discretos sujetos a umbrales de validación. Posteriormente, se construyó una V-net con restricciones temporales y lógicas, complementada con un modelo de aprendizaje profundo tipo LSTM, lo que incrementó la capacidad predictiva del sistema. Los resultados obtenidos en las simulaciones mostraron métricas de exactitud y precisión superiores al 95 %, validando la efectividad del modelo. Este enfoque no solo favorece una gestión energética más eficiente y sostenible, sino que también sienta las bases para futuras aplicaciones en otros entornos de HPC. En conclusión, el modelo propuesto constituye una herramienta innovadora que contribuye a la optimización del consumo energético en centros de supercómputo, alineándose con las tendencias actuales de sostenibilidad y responsabilidad social en la era de la Industria 4.0.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Físico Mecánicas. Escuela de Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones. Director: John William Vásquez Capacho. Doctor en Ingeniería.

Abstract

Title: Development of a Diagnostic Model Using V-Nets for Energy Consumption Monitoring in the Guatiguará HPC*

Author: Jose David Florez Ramos, Duvan Alberto Bejarano Ramírez **

Key Words: V-Nets, energy diagnosis, HPC, energy efficiency, optimization, deep learning.

Description: In a highly digitalized world that relies heavily on advanced technologies, energy demand has grown exponentially, raising critical concerns regarding sustainability and operational costs. High Performance Computing (HPC) systems, essential for academic and industrial research, require efficient monitoring of their energy consumption. Within this context, the Guatiguará Innovation and Technology Development Center faces the challenge of optimizing energy usage in its HPC infrastructure, which motivated the development of a diagnostic model based on Verification Networks (V-Nets). This model leverages the ability of V-Nets to manage simultaneity and event sequencing, enabling the detection and diagnosis of energy anomalies with high precision.

The methodology included the collection and processing of historical data on voltage, current, power, and temperature, which were transformed into discrete events subject to threshold-based validation. A V-net was then constructed with temporal and logical constraints, and complemented with a Long Short-Term Memory (LSTM) deep learning model to enhance the system's predictive capacity. The results obtained from simulations showed accuracy and precision metrics exceeding 95%, validating the effectiveness of the model. This approach not only supports more efficient and sustainable energy management but also lays the groundwork for future applications in other HPC environments. In conclusion, the proposed model constitutes an innovative tool that contributes to energy optimization in supercomputing centers, aligning with current trends in sustainability and corporate social responsibility in the era of Industry 4.0.

* Degree Work

** Faculty of Physics and Mechanics. School of Electrical, Electronics, and Telecommunications. Director: John William Vásquez Capacho. PhD in Engineering.

Introducción

En la actual era digital, es una necesidad constante los avances tecnológicos en sistemas informáticos, en busca de generar un impacto significativo en los costos operativos y medio ambiente, siendo así, la demanda creciente de sistemas de computación a gran escala, particularmente en el ámbito de la computación de alto rendimiento (HPC) toma un papel fundamental. Los centros de datos y sistemas HPC, permiten el procesamiento de grandes volúmenes de información y la ejecución de simulaciones complejas en áreas como la investigación científica, la meteorología, la biomedicina y la ingeniería, al enfrentar un consumo energético que crece de manera exponencial a medida que aumenta la complejidad de los problemas que abordan.

Este fenómeno repercute directamente en los gastos operativos de las organizaciones, además de contribuir a una considerable huella ambiental. La importancia de abordar estos problemas es innegable, en un contexto global donde la conciencia sobre el cambio climático y la sostenibilidad ha tomado un papel central en las agendas políticas y empresariales, es fundamental desarrollar modelos que no solo optimicen la eficiencia operativa de los sistemas HPC, también promuevan una gestión más responsable del consumo energético.

La implementación de V-Nets permite abordar estos problemas de manera más eficaz que otros modelos tradicionales, dada su capacidad para gestionar la concurrencia y detectar secuencias parciales de eventos, minimizando así el número de falsos positivos. Esta propiedad es particularmente valiosa en el contexto del monitoreo energético, donde es vital detectar con precisión cualquier desviación en el uso de los recursos sin comprometer el rendimiento del sistema. Este trabajo se inscribe en esa necesidad, partiendo de un enfoque innovador mediante el uso de redes de eventos temporales (V-Nets), una arquitectura de red neuronal especialmente

diseñada para el análisis de datos volumétricos y que ha demostrado su eficacia en aplicaciones que requieren la detección de patrones y eventos simultáneos, capacidad crucial para el diagnóstico efectivo de sistemas complejos como los HPC. Uno de los principales retos en la gestión del consumo energético en estos sistemas, es la identificación temprana de patrones de consumo anómalos, que a menudo están relacionados con problemas de configuración, ineficiencias en los algoritmos de procesamiento o fallos en el hardware. Siendo así, el presente informe se centra en el desarrollo e implementación de un modelo de diagnóstico basado en V-Nets en el Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico de Guatiguará, donde se utilizan sistemas HPC para una amplia gama de aplicaciones industriales y científicas.

El objetivo principal es optimizar el consumo energético de estos sistemas, lo que no solo reduce su huella de carbono, sino que también mejora su eficiencia operativa. Esta optimización se traduce en menores costos operativos y en una mayor competitividad en el mercado, beneficiando tanto a las organizaciones como a la sociedad en su conjunto. Además, este enfoque busca sentar un precedente en términos de sostenibilidad dentro de la industria de la computación, demostrando que es posible mejorar la eficiencia energética sin sacrificar la capacidad de procesamiento ni la innovación tecnológica.

En consecuencia, no solo se limita a resolver un problema inmediato de gestión energética, sino que también pretende contribuir de manera más amplia al desarrollo de soluciones sostenibles en el contexto de la Industria 4.0, donde la eficiencia energética y la sostenibilidad son factores clave para el éxito a largo plazo. Al aprovechar la capacidad de los V-Nets para el diagnóstico de sistemas complejos, se espera que este enfoque pueda ser replicado en otras áreas de la industria, estableciendo las bases para un futuro más eficiente y sostenible en el uso de tecnologías avanzadas.

1. Objetivos

1.1 Objetivo General

Diseñar, desarrollar e implementar un modelo de diagnóstico utilizando V-nets para el monitoreo del consumo eficiente de energía en el High-Performance Computing (HPC) de Guatiguará, con el fin de optimizar la eficiencia energética en el contexto de la industria 4.0.

1.2 Objetivos Específicos

- Investigar el estado del arte en el uso de V-nets y otras herramientas de análisis de eventos discretos para la optimización de la eficiencia energética en sistemas informáticos a gran escala.
- Desarrollar un modelo de V-nets adaptado a las características y requerimientos del HPC de Guatiguará, considerando su arquitectura y patrones de consumo energético.
- Simular el modelo de V-nets en el HPC de Guatiguará y realizar pruebas para evaluar su efectividad y la identificación de oportunidades de optimización.

2. Conceptos previos

Estos conceptos previos proporcionan una base sólida para comprender el informe sobre el consumo de energía en el HPC de Guatiguará y el uso de V-nets como modelo diagnóstico. Se abordan los principios esenciales de la Computación de Alto Rendimiento (HPC), el modelado de eventos, la eficiencia energética y el diagnóstico de sistemas complejos. Además, se realiza una comparación detallada entre V-nets y modelos tradicionales, resaltando las ventajas de este enfoque en la gestión de eventos simultáneos y restricciones temporales. Al dominar estos términos, podrá apreciar mejor las implicaciones de las decisiones tecnológicas y los resultados obtenidos en este proyecto. La integración de estos conceptos no solo facilita la comprensión de los desafíos y soluciones propuestas, también sienta las bases para la implementación y validación experimental del modelo, que se desarrollará en fases posteriores del proyecto. A continuación, se presentan los conceptos clave que deberían abordarse:

2.1 Computación de alto rendimiento (HPC)

La Computación de Alto Rendimiento (HPC) se refiere al uso de supercomputadoras y clústeres de servidores capaces de ejecutar millones de cálculos en paralelo. Estos sistemas se emplean en aplicaciones como simulaciones científicas, modelado climático, inteligencia artificial y análisis de grandes volúmenes de datos.

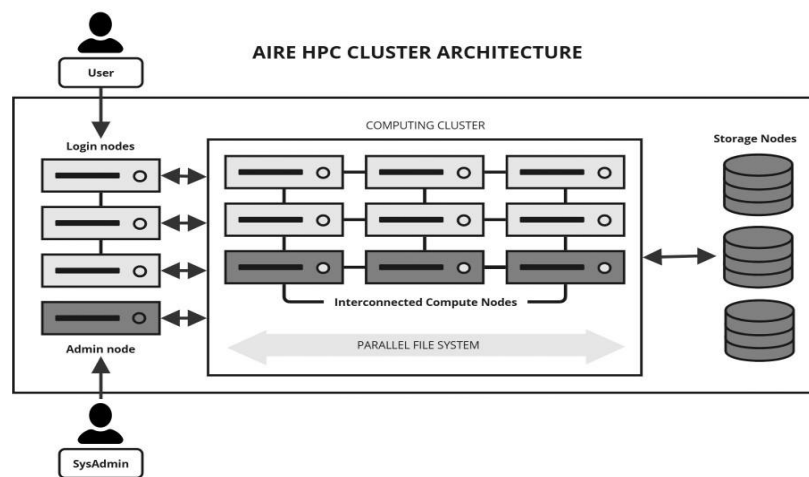
Están formados por los nodos de ingreso, que permiten a los usuarios conectarse a los nodos de cómputo, entendido como el sistema de procesamiento de datos, encargado de llevar a cabo las diferentes tareas y simulaciones de interés, guardando la información de los resultados para darla de regreso al usuario, como se evidencia en la figura 1. Uno de los principales retos en

HPC es el elevado consumo de energía, que se incrementa exponencialmente con la demanda de procesamiento.

Este factor afecta tanto los costos operativos como el impacto ambiental, por lo que se han desarrollado métricas específicas para evaluar y mejorar la eficiencia energética, como el PUE (Power Usage Effectiveness) y el DPPE (Data Center Power Performance Efficiency).

Figura 1

Diagrama conceptual de un sistema HPC



Nota. Adaptado de University of Leeds Research Computing Team

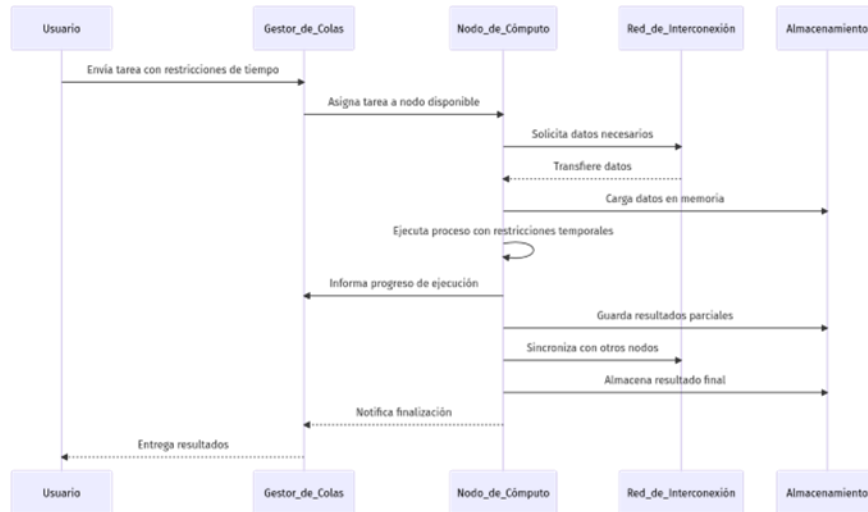
2.2 Modelado de secuencias de eventos en HPC

El funcionamiento de un sistema de Computación de Alto Rendimiento (HPC) se basa en la ejecución de secuencias de eventos discretos, que incluyen la ejecución de procesos, la transferencia de datos y la gestión de recursos compartidos. El modelado de estas secuencias es fundamental para identificar ineficiencias, detectar cuellos de botella y diseñar estrategias de

optimización que contribuyan a una gestión energética más eficiente, cómo se puede observar en la figura 2.

Figura 2

Esquema representativo de secuencias de eventos en un entorno HPC



2.3 Redes de eventos temporales (V-nets)

Las V-nets, también conocidas como Redes de Eventos Temporales o Redes de Vásquez, constituyen un modelo formal innovador para representar y analizar secuencias de eventos en sistemas de eventos discretos (DES). Este formalismo surge como respuesta a las limitaciones de modelos tradicionales, como las Redes de Petri y los Autómatas Finitos, al permitir un manejo preciso de la simultaneidad de eventos, la detección de secuencias parciales y la reducción de falsos positivos en diagnósticos de fallas. Una V-net se define formalmente como una tupla:

$$VN = \langle E, T, G, INIT, END, Frec, tl_{eval}, R \rangle$$

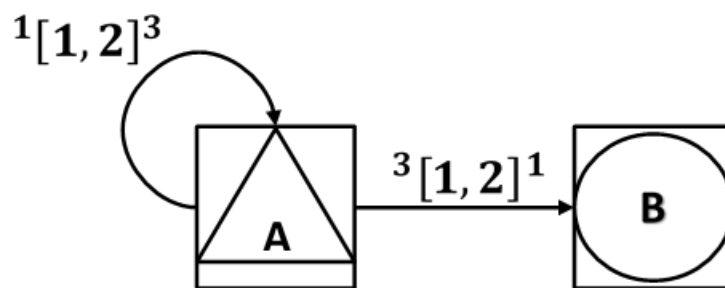
Donde:

- ***E***: Es el conjunto de tipos de eventos que se pueden observar en el sistema. Cada elemento en *E* representa una acción, estado o cambio significativo en el proceso.
- ***T***: Es el conjunto de restricciones temporales que especifican los intervalos en los que deben ocurrir las transiciones entre eventos. Estas restricciones permiten definir, por ejemplo, que un evento *B* debe ocurrir entre 1 y 2 unidades de tiempo después de un evento *A*.
- ***G***: Es un grafo dirigido que modela la relación causal y temporal entre los eventos. En este grafo, los nodos (representados generalmente como cuadrados, a diferencia de los círculos en las Redes de Petri) corresponden a los eventos, y las aristas representan las restricciones temporales definidas en *T*.
- ***INIT* y *END***: Representan los eventos que inician y terminan la secuencia de eventos en el modelo de V-nets, *INIT* marca el inicio de una secuencia y *END* señala su finalización, lo que es crucial para definir el ciclo temporal completo de las operaciones del sistema.
- ***Frec***: Define la frecuencia máxima permitida para la ocurrencia de cada tipo de evento dentro de una secuencia. Por ejemplo, puede especificarse que el evento *A* no debe ocurrir más de una vez en una secuencia determinada.
- ***tl_eval***: Es el tiempo de evaluación, es decir, el período máximo en el que la secuencia de eventos es considerada válida para el diagnóstico.
- ***R***: Conjunto de predicados lógicos que permiten validar o rechazar una secuencia de eventos. Estos predicados son fundamentales para identificar si la secuencia cumple con los criterios esperados o si debe generarse una alerta (en casos de falsos positivos).

El grafo de una V-net es un diagrama dirigido donde cada nodo representa un evento del sistema, y las aristas entre los nodos indican la relación temporal entre dichos eventos. A continuación, se representa un ejemplo de grafo que describe una secuencia de eventos donde se muestra como el evento A ocurre antes del evento B, y como las restricciones temporales limitan la relación entre estos eventos.

Figura 3

Representación gráfica de una V-net



Nota. Adaptada de “Advancing fault diagnosis in industrial systems: The power of V-nets for managing complex event sequences”.

Comparado con modelos tradicionales como las Redes de Petri y los Autómatas Finitos, las V-nets ofrecen ventajas significativas, tales como una mejor gestión de eventos simultáneos y una integración explícita de restricciones temporales, lo que se traduce en diagnósticos más precisos y en la reducción de falsos positivos.

2.3.1 Redes de Petri.

Son útiles para modelar la concurrencia, presentan dificultades para manejar simultaneidad de eventos y no integran de forma explícita restricciones temporales avanzadas.

2.3.2 Autómatas finitos

Proveen un marco estructurado para la supervisión de procesos, pero su enfoque en estados explícitos dificulta la representación de secuencias parciales y eventos concurrentes.

2.3.3 V-nets

Integran de manera directa las restricciones temporales y la simultaneidad, lo que permite un diagnóstico más preciso y flexible en tiempo real. Además, al incorporar el parámetro Frec, se pueden gestionar de forma efectiva los patrones de ocurrencia y reducir falsos positivos.

Tabla 1

Comparación entre Redes de Petri, Autómatas Finitos y V-nets

MODELO	VENTAJAS	LIMITACIONES
Redes de Petri	Modelan concurrencia y sincronización de eventos.	Dificultad en la gestión de simultaneidad con precisión.
Autómatas Finitos	Útiles para control de procesos.	Incapacidad para manejar eventos simultáneos y restricciones temporales avanzadas.
V-nets	Manejan simultaneidad, reducen falsos positivos y optimizan la gestión temporal.	Requieren mayor capacidad de cómputo para grandes volúmenes de eventos.

Nota. Resumen las ventajas y limitaciones de Redes de Petri, Autómatas Finitos y V-nets.

En entornos de Computación de Alto Rendimiento (HPC), la gestión eficiente de eventos es crítica, cuando se analizan secuencias que impactan directamente en el consumo energético del sistema. Las V-nets permiten detectar patrones anómalos, al modelar la secuencia de eventos, es posible identificar desviaciones que puedan indicar ineficiencias en el consumo de energía y manejar simultaneidad, teniendo en cuenta que en sistemas donde múltiples procesos ocurren en paralelo, garantizando un diagnóstico preciso. Asimismo, es posible reducir falsos positivos gracias a la validación mediante restricciones temporales, se minimizan las alertas erróneas, optimizando la respuesta del sistema.

2.4 Simultaneidad y secuencias parciales de eventos en HPC

En entornos de HPC, la simultaneidad es ocurrencia de múltiples eventos en paralelo, un fenómeno común en la ejecución de procesos concurrentes. Por otro lado, las secuencias parciales representan subconjuntos de eventos que, aunque no conformen la secuencia completa, pueden influir en el rendimiento global del sistema.

Por ejemplo, en un clúster HPC, la transferencia de datos entre nodos puede suceder simultáneamente con la ejecución de cálculos intensivos, lo que requiere una coordinación precisa para evitar ineficiencias.

2.5 Mitigación de falsos positivos en diagnóstico energético

El monitoreo energético en sistemas HPC puede verse afectado por falsos positivos, es decir, detecciones erróneas de anomalías que no representan problemas reales, lo que puede conducir a intervenciones innecesarias. Las V-nets abordan este problema mediante el uso de

restricciones temporales y validaciones lógicas que aseguran que las alertas solo se activan cuando se detectan desviaciones reales del comportamiento esperado.

2.6 Impacto energético de la escalabilidad en HPC

La escalabilidad se refiere a la capacidad de ampliar la infraestructura HPC (nodos, memoria, almacenamiento) para procesar volúmenes de datos cada vez mayores. Sin embargo, este crecimiento puede resultar en un incremento significativo del consumo energético. Las V-nets facilitan el monitoreo de cómo la escalabilidad afecta el consumo y permiten ajustar la asignación de recursos de manera dinámica para mantener una eficiencia operativa óptima.

2.7 Optimización de algoritmos en HPC

La optimización de algoritmos en entornos HPC es crucial para reducir tanto el tiempo de procesamiento como el consumo energético. Mediante técnicas de procesamiento paralelo y balanceo de carga, es posible mejorar la eficiencia computacional. Las V-nets pueden modelar los patrones de ejecución de algoritmos, permitiendo identificar áreas de ineficiencia y proponer mejoras sin comprometer la precisión del diagnóstico.

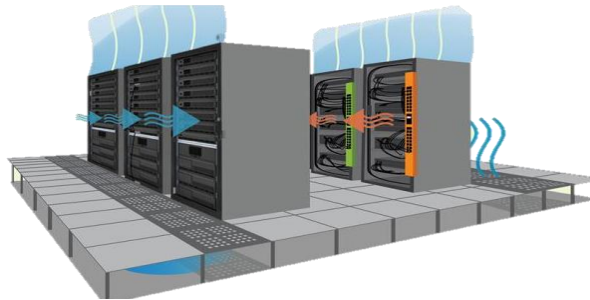
2.8 Refrigeración en HPC y su impacto en el consumo energético

La refrigeración es un componente crítico en centros de datos, ya que el calor generado por los componentes electrónicos debe ser disipado eficazmente para evitar daños y mantener el rendimiento. Los sistemas HPC, al operar a altas cargas, requieren soluciones avanzadas de refrigeración que pueden incluir aire acondicionado de alta eficiencia o refrigeración líquida

directa (DLC). El monitoreo en tiempo real de los patrones de uso energético permite ajustar estos sistemas para optimizar el consumo.

Figura 4

Esquema de un sistema de refrigeración en un centro de datos



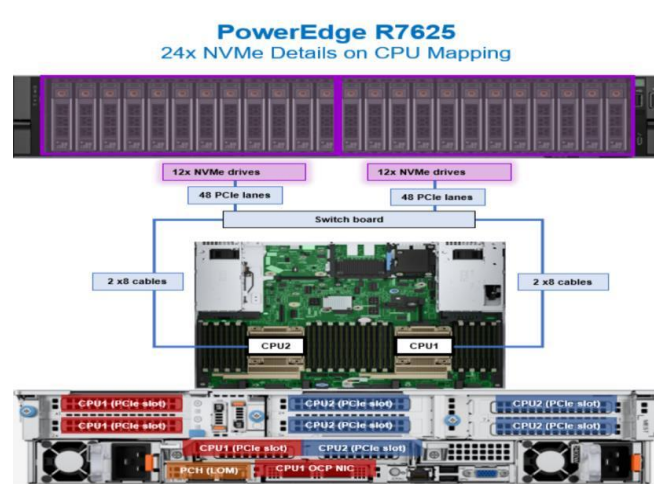
Nota. Basado en literatura sobre refrigeración en HPC

2.9 Información técnica del entorno de trabajo

Para contextualizar el desarrollo del modelo, se trabajó con equipos de alto rendimiento y precisión. Entre ellos se destacan, por un lado, el servidor Dell PowerEdge R7625, de arquitectura dual-socket, fundamental para el procesamiento intensivo en HPC. Ofrece opciones de refrigeración tanto por aire como por refrigeración líquida directa (DLC), garantiza un manejo térmico eficiente. Mediante la interfaz de gestión se obtuvieron datos históricos de temperatura, esenciales para analizar el rendimiento y correlacionar el consumo energético. Como se evidencia en la estructura del servidor en la figura 5.

Figura 5

Diagrama del Dell PowerEdge R7625



Nota. Tomado de Dell Technologies PC

Este analizador Fluke 435-II de alta precisión mide parámetros eléctricos críticos como potencia, tensión y corriente. El software Power Log 430-II facilita la recopilación y análisis de estos datos, permitiendo generar gráficos y reportes que respaldan el análisis energético del sistema. Temiendo en cuenta los datos y características del analizador de redes FLUKE 435 – II.

Tabla 2

Especificaciones técnicas del Fluke 435 Serie II y Power Log 430-II

Parámetro	Fluke 435 Serie II	Power Log 430-II
Precisión	±0.5%	Compatible con estándar IEC 61000
Rango de tensión	1 V - 1000 V	
Rango de corriente	5 A - 6000 A	Exportación a CSV/Excel
Rango de potencia	máx. 2000 MW	
Funcionalidad clave	Toma de datos	Visualización de datos

Nota. Basado en la documentación oficial de Fluke

2.10 Refrigeración en HPC y su Impacto en el Consumo Energético

La refrigeración es un componente crítico, ya que el calor generado debe disiparse eficientemente para evitar daños o interrupciones en el sistema. Optimizando las V-nets para monitorear patrones de uso energético en tiempo real, ajusta la cantidad de energía dedicada a la refrigeración en función del comportamiento del sistema. Además, en la actualidad se muestran alternativas como el liquid cooling que permite la circulación de aire frío en función de mejorar el funcionamiento de servidores.

2.11 Optimización de Algoritmos en HPC

La optimización de algoritmos busca mejorar la eficiencia computacional, tanto en términos de tiempo de procesamiento como de consumo de energía. Muchos algoritmos pueden ser ineficientes energéticamente, incrementando el consumo de recursos de manera innecesaria. Las V-nets pueden modelar y analizar la ejecución de algoritmos, identificando áreas de ineficiencia y sugiriendo mejoras para reducir el consumo energético sin sacrificar el rendimiento.

3. Desarrollo de la solución

Este capítulo describe de forma completa el proceso de prototipado y la implementación del modelo de diagnóstico basado en V-nets para optimizar el consumo energético en el HPC de Guatiguará. Se detallan las metodologías utilizadas, la justificación de las decisiones de diseño, los desafíos técnicos enfrentados y las soluciones propuestas, de modo que futuros desarrolladores puedan comprender cómo se implementó la solución y apreciar las innovaciones introducidas.

3.1 Contextualización

El presente proyecto se enmarca en la necesidad de implementar modelos formales de diagnóstico en contextos reales de alto consumo energético, como el Centro de Computación de Alto Rendimiento (HPC) de Guatiguará. Con base en esta necesidad, se planteó la aplicación de V-Nets como modelo para la supervisión del comportamiento energético del sistema, permitiendo representar secuencias de eventos relacionados con las variables críticas de operación: tensión, corriente, potencia y temperatura. Para ello, se conformó un equipo interdisciplinario de estudiantes de Ingeniería Electrónica e Ingeniería de Sistemas, encargados respectivamente de la adquisición y análisis de datos y del desarrollo de un simulador gráfico y funcional de V-Nets. Este trabajo permitió aplicar de manera práctica el modelo en el HPC, donde se presentaron fluctuaciones operativas reales, generando un entorno ideal para validar secuencias de eventos y sus restricciones. La integración de estos procesos facilitó la evaluación del rendimiento energético y la detección temprana de posibles anomalías, consolidando el uso de V-Nets como herramienta aplicable al monitoreo energético en infraestructuras tecnológicas complejas.

Durante las primeras reuniones, se acordó que el modelo se implementaría en el HPC de Guatiguará, ubicado en Piedecuesta, aprovechando la infraestructura disponible para validar la eficiencia energética y el diagnóstico de fallas en un entorno real. Este capítulo describe en detalle el proceso de prototipado, abarcando desde la recolección de datos y el análisis del entorno hasta la integración de estos datos en el modelo, la resolución de desafíos técnicos y la evaluación de resultados preliminares.

3.2 Prototipado y recolección de datos

El proceso de prototipado de las V-nets se fundamentó en los conceptos expuestos en el artículo "Advancing fault diagnosis in industrial systems: The power of V-nets for managing complex event sequences". Este estudio proporcionó la base teórica y metodológica para desarrollar un modelo capaz de gestionar secuencias complejas de eventos en sistemas de eventos discretos, abordando aspectos críticos como la simultaneidad, la validación de restricciones temporales y la reducción de falsos positivos.

3.2.1 Recolección de datos en el entorno HPC.

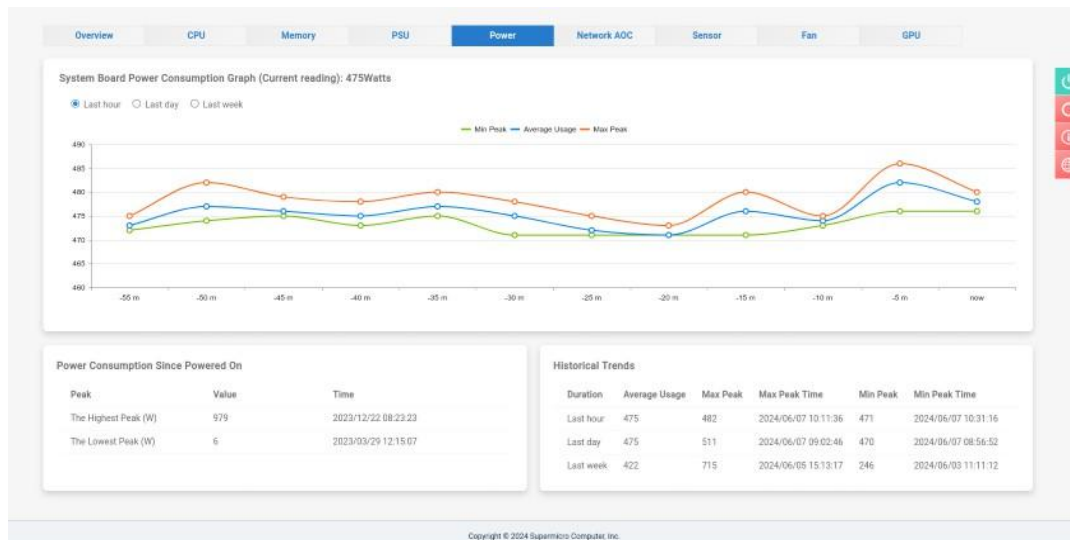
La primera fase del prototipado implicó la recolección de datos en el HPC de Guatiguará, donde inicialmente se contaba con diversos servidores y nodos, en el laboratorio se disponían de servidores Exasclae como Dell PowerEdge R7625 y Supermicro Hyper A+ Server AS-2025HS-TNR y servidores GUANE, ProLiant SL390s G7

Tras revisar las fichas técnicas (datasheet) y acceder a las interfaces de estos equipos, se constató que los servidores GUANE presentaban limitaciones significativas. Concretamente, no permitían almacenar históricos de variables críticas (potencia, tensión, corriente y temperatura) y

eran menos interactivos para la supervisión en tiempo real. En contraste, los servidores Exascale ofrecían interfaces más intuitivas y la capacidad de guardar datos históricos, lo que facilitó la recolección de información.

Figura 6

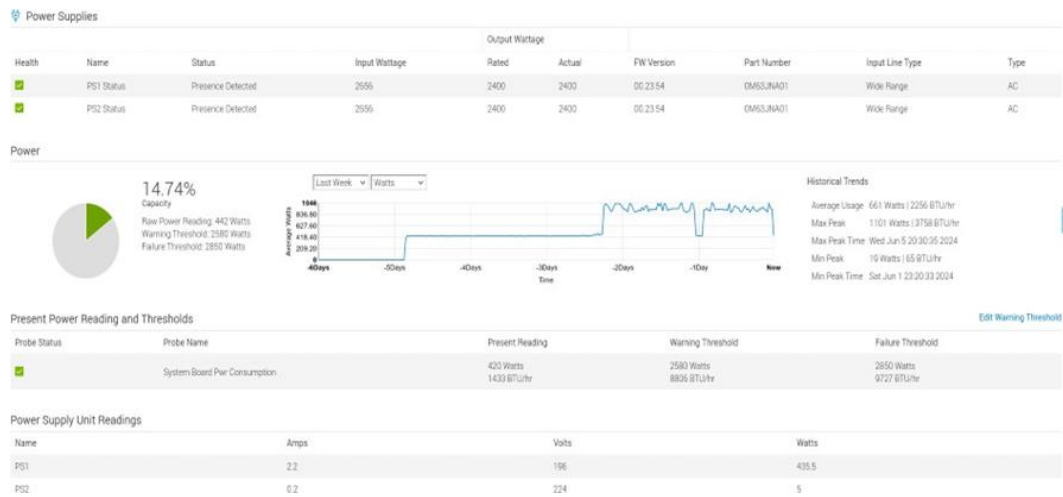
Resumen de datos históricos obtenidos de los servidores Exascale



Nota. Extraídos de la interfaz de gestión del servidor SuperMicro

Figura 7

Resumen de datos históricos obtenidos de los servidores Exascale



Nota. Extraídos de la interfaz de gestión del servidor Dell Technologies

El ingeniero Luis Alejandro Torres Niño, administrador HPC-SC3UIS, facilitó el acceso a la información almacenada en los servidores Exascale. Teniendo en cuenta su recomendación, se procedió a extraer datos históricos relevantes, aunque inicialmente la mayoría de estos se presentaban en forma de gráficos lineales, lo cual dificulta la obtención de valores numéricos precisos.

Figura 8

Fotografía del Dell PowerEdge R7625



Nota. Extraída de la documentación oficial de Dell Technologies

3.2.2. Metodología de recolección de datos.

Ante la necesidad de obtener datos numéricos precisos, se desarrolló un script en la consola de los servidores Exascale para registrar de forma automatizada los valores de potencia, tensión, corriente y temperatura. El script debía conectarse como administrador a los servidores y registrar los valores de cada variable junto con la fecha y la hora en que se tomaron, a su vez guardarlos en un archivo de texto.

En las primeras pruebas, se encontró que el script solo lograba registrar la temperatura, posiblemente debido a limitaciones en el acceso a ciertos parámetros. Esto llevó a ajustar el script para que, de manera piloto, se registrara la temperatura cada minuto. Paralelamente, se exploró la posibilidad de extraer datos de potencia, tensión y corriente mediante métodos alternativos, pero se concluyó que los datos ofrecidos por la interfaz gráfica eran insuficientes para una simulación precisa.

3.2.3. Evaluación y selección de instrumentación externa.

Para superar las limitaciones en la recolección de datos a través de la interfaz de los servidores, se evaluó el uso de un dispositivo externo basado en Raspberry Pi junto con sensores especializados. Durante la investigación, se identificaron las siguientes opciones:

- Sensor INA219: Este módulo es altamente recomendado para medir simultáneamente la tensión, la corriente y la potencia eléctrica en circuitos electrónicos, con una precisión de hasta 0.5%. Soporta tensiones de hasta 26V y corrientes de $\pm 3.2A$.

- Sensores no invasivos de corriente CA (escudos RPICT): Estos escudos se conectan al puerto GPIO y permiten medir corrientes alternas, ofreciendo una solución sin necesidad de interrumpir el circuito.
- Conversor Analógico-Digital (ADC) MCP3202: Un ADC de 12 bits que se comunica vía SPI, ideal para convertir señales analógicas de tensión en valores digitales que la Raspberry Pi pueda procesar.
- Placa STM32F4DISCOVERY: Utilizada para la medición de la temperatura ambiental del entorno en el que se ubican los servidores.

3.2.4. Cálculo de potencia y medición de temperatura ambiente.

La medición de la tensión y la corriente, es posible calcular la potencia mediante la ley de Watt, que establece que:

$$\text{Potencia (P)} = \text{Tensión (V)} \times \text{Corriente (I)}$$

Siendo fundamental para determinar el consumo energético en sistemas eléctricos, además se puede consultar en diversos manuales de electrónica, como “Electronic Principles” de Malvino. Adicionalmente, se decidió utilizar una STM32F4DISCOVERY para la medición de la temperatura ambiental del entorno donde se ubica el servidor, aprovechando su capacidad para adquirir datos precisos a través de sensores de temperatura.

Estos dispositivos permiten construir un sistema versátil para la medición de variables eléctricas; en este proyecto, tras analizar las alternativas y tener en cuenta restricciones presupuestarias y de precisión, se optó por aprovechar la infraestructura disponible en el parque tecnológico de Guatiguará. El analizador seleccionado fue el Fluke 435 Serie II Power Quality and Energy Analyzer, que en conjunto con el software Power Log 430-II, de manera que se logró

obtener mediciones precisas de potencia, tensión, corriente y temperatura. Ahora bien, la decisión se basó en la recomendación del ingeniero Luis Alejandro, quien indicó que estos equipos ofrecían la confiabilidad necesaria para el proyecto.

3.3 Entorno de medición

Esta sección completa la descripción del proceso de instrumentación externa y la recolección de datos, integrando la opción de utilizar Raspberry Pi y sensores, a través la ley de Watt para el cálculo de potencia y la utilización de la STM32F4DISCOVERY en función de medir la temperatura.

El ingeniero Luis Torres informó que en el parque tecnológico de Guatiguará, la división de planta física dispone de un analizador de redes de alta precisión (Fluke 435 Serie II), el cual es utilizado para realizar revisiones de la red eléctrica interna y supervisar el correcto funcionamiento de los sistemas de aire acondicionado. Dicha infraestructura fue vital para detectar anomalías, dado que días antes se había registrado un fallo en los aires acondicionados que dañó gravemente los nodos GUANE, desmantelando la mayoría de los racks y dejando en funcionamiento únicamente el servidor Dell.

Ahora bien, aunque la Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones (E3T) contaba con un equipo similar, su alto costo (aproximadamente COP 8,000,000 según referencias de mercado) impidió su préstamo. Tras consultar con el ingeniero Alejandro y el profesor Vásquez, se obtuvo el permiso para el préstamo del analizador de redes del parque tecnológico, con la condición de que únicamente el ingeniero Héctor, responsable de la instrumentación, lo manipulara durante el periodo de medición.

Para medir la potencia, se adaptó un cable de alimentación que permitiera conectar las pinzas del analizador directamente a los conductores conectados a la regleta que alimenta el servidor, y para medir la corriente, siguiendo el principio de funcionamiento de una pinza amperimétrica, sin requerir modificaciones adicionales. Durante el proceso de recolección, se presentaron varios inconvenientes:

- Problemas con la red eléctrica: Se observaron picos de tensión que afectaron las UPS, causando daños en los nodos GUANE y contribuyendo al deterioro del sistema.
- Fallos en el sistema de refrigeración: El sistema de climatización de racks, administrado por la división de planta física, funcionaba a media capacidad, afectando la temperatura óptima de operación del HPC.
- Limitaciones en la interfaz de los servidores: Los servidores GUANE no permitían una recolección interactiva y completa de datos, por lo que se optó por centralizar la recolección en los servidores Exascale.

Con el apoyo del ingeniero Alejandro y, posteriormente, del ingeniero Héctor (responsable de la instrumentación en el parque tecnológico de Guatiguará), se implementaron dos líneas de código que permitieron registrar continuamente, en un archivo de texto, la temperatura del servidor Dell. Aunque en las primeras pruebas no se pudieron registrar otros parámetros, la solución piloto de la temperatura fue aprobada, dejando abierta la posibilidad de mejorar la recolección de los demás datos mediante dispositivos externos.

El período de recolección de datos se definió en una semana, desde el lunes 17 de febrero de 2025 a las 9:00 am hasta el lunes 24 de febrero de 2025 a la misma hora. Durante este tiempo, el analizador instalado en el cuarto frío del HPC (donde se ubican los racks de servidores)

registró datos minuto a minuto de tensión, corriente, potencia y para temperatura, se desarrolló un script que permitió almacenar estos registros en un archivo de texto, facilitando su posterior tratamiento y análisis. La información exportada por el analizador se integró en la base de datos del proyecto, lo que permitió realizar análisis comparativos y validar el modelo V-net.

Tabla 3

Cronograma y proceso de recolección de datos en el HPC de Guatiguará

ACTIVIDAD	FECHA INICIO	FECHA FIN	DURACIÓN (días)	EVENTOS CLAVES
Configuración de instrumentos	17/02/2025	17/02/2025	1	Instalación del Fluke 435
Recolección de datos	18/02/2025	23/02/2025	6	Fallo en refrigeración
Análisis preliminar	24/02/2025	24/02/2025	1	Picos de tensión registrados

Registro de Datos Semanales

- Registrador Integrado:
 - Intervalos de Muestreo: Configuración flexible, clave para capturar eventos discretos en HPC como la activación de GPUs.
 - Almacenamiento: Tarjeta SD para exportar datos en formato compatible (CSV, Excel), facilitando su procesamiento en herramientas de análisis para V-nets.
- Software de Fluke:

- Generación de informes: Permite visualizar tendencias temporales, armónicos y desequilibrios, útiles para entrenar modelos de V-nets.
- Exportación de datos: Integración directa con Python/Pandas para preprocesamiento (normalización, extracción de características).

Figura 9

Registro de datos históricos de potencia (data_power_dell_modified.txt)

```

data_power_dell_modified: Bloc de notas
Archivo Edición Formato Ver Ayuda
Tue Feb 18 10:38:01 -05 2025; 443 W | 1512 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:39:01 -05 2025; 459 W | 1567 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:40:01 -05 2025; 439 W | 1498 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:41:01 -05 2025; 443 W | 1512 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:42:01 -05 2025; 440 W | 1502 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:43:01 -05 2025; 441 W | 1505 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:44:01 -05 2025; 441 W | 1505 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:45:01 -05 2025; 438 W | 1495 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:46:01 -05 2025; 439 W | 1498 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:47:01 -05 2025; 439 W | 1498 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:48:01 -05 2025; 440 W | 1502 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:49:01 -05 2025; 442 W | 1509 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:50:01 -05 2025; 442 W | 1509 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:51:01 -05 2025; 443 W | 1512 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:52:01 -05 2025; 444 W | 1515 Btu/hr;
Tue Feb 18 10:53:01 -05 2025; 443 W | 1512 Btu/hr;

```

El Fluke 435 Serie II es una herramienta crítica para alimentar datos precisos y estructurados a las V-nets en el diagnóstico energético de HPC, su capacidad para medir parámetros eléctricos en alta resolución, combinada con funciones avanzadas de registro y análisis, permite modelar secuencias de eventos complejas y optimizar la eficiencia energética. La integración exitosa requerirá ajustes en la configuración de muestreo y preprocesamiento de datos.

3.4 Desarrollo del software de simulación de V-nets

En paralelo al proceso de recolección de datos y configuración del modelo V-Net, el equipo de la escuela de sistemas se encargó del proyecto de desarrollo de software:

Simulador de V-Nets, cuyo objetivo es crear una herramienta en Python que permita la creación, simulación y validación gráfica de V-Nets. Este software se desarrolló basándose en el modelo formal presentado en el artículo "Advancing fault diagnosis in industrial systems: The power of V-nets for managing complex event sequences" y tiene como finalidad de facilitar la supervisión de eventos en sistemas industriales y de control discreto.

3.4.1 Ejemplo de implementación en Python

A modo de ilustración, se muestra un fragmento de código que representa una V-Net como un grafo dirigido y permite validar secuencias de eventos:

Tabla 4

Fragmento de código del simulador de V-Nets

Fragmento de código	Funcionalidad
<pre>def detectar_eventos(df): eventos = [] for i, row in df.iterrows(): if row['Vrms ph-ph L12 Med (Vrms)'] < 228: eventos.append(('a', row['Fecha'], row['Hora'])) # Evento a: Voltaje bajo elif row['Corriente L1 Med (Arms)'] > 2.8: eventos.append(('b', row['Fecha'], row['Hora'])) # Evento b: Corriente alta elif row['Potencia (W)'] > 480: eventos.append(('c', row['Fecha'], row['Hora'])) # Evento c: Potencia alta elif row['Temperature Average (°C)'] > 38: eventos.append(('d', row['Fecha'], row['Hora'])) # Evento d: Temperatura alta return eventos</pre>	<p>Clasifica los datos brutos (tensión, corriente, etc.) en eventos discretos (a, b, c, d) según umbrales predefinidos. Ejemplo: Un pico de corriente (>2.2 A) se traduce en el evento b.</p>
<pre>def construir_vnet(eventos): G = nx.DiGraph() for i in range(len(eventos) - 1): G.add_edge(eventos[i], eventos[i + 1]) return G</pre>	<p>Crea un grafo dirigido donde los nodos son eventos y las aristas representan secuencias temporales. Es la base para validar restricciones y detectar anomalías.</p>

```
def dibujar_vnet(G):
    plt.figure(figsize=(12, 7))
    pos = nx.spring_layout(G, seed=42)
    nx.draw(G, pos, with_labels=True, node_color='skyblue', ...)
    plt.title("Modelo V-net de Secuencia de Eventos")
    plt.show()
```

Dibuja el grafo V-net usando networkx y matplotlib. Proporciona una representación visual intuitiva de las secuencias de eventos.

```
def graficar_timeline(eventos):
    df_eventos = pd.DataFrame(...)
    fig = go.Figure()
    fig.add_trace(go.Scatter(x=df_eventos['Fecha_Hora'], y=df_eventos['Evento'], ...))
    fig.update_layout(title="Evolución Temporal de Eventos")
    fig.show()
```

Genera una línea de tiempo interactiva con plotly.

Muestra la distribución temporal de los eventos

```
def validar_restricciones(eventos):
    restricciones = []
    for i in range(len(eventos) - 1):
        e1, fecha1, hora1 = eventos[i]
        e2, fecha2, hora2 = eventos[i + 1]
        if e1 == 'b' and e2 == 'c':
            restricciones.append(f"✅ Evento {e1} → {e2} cumple regla")
        elif e1 == 'c' and e2 == 'b':
            restricciones.append(f"⚠️ ERROR: {e1} → {e2} viola regla")
    return restricciones
```

Verifica si las secuencias cumplen reglas predefinidas.

Detecta violaciones de restricciones temporales/lógicas (falsos positivos).

El desarrollo de este software permite obtener evidencia de la simulación y validación de V-Nets, que se comprende como la creación y edición gráfica de V-Nets, la generación automática de secuencias de eventos y la validación de su conformidad con el modelo, la representación visual de la evolución temporal de los eventos.

- Exportación de datos a formato compatible: Una vez visualizados los datos obtenidos por el analizador de redes en PowerLog 430-II, se procedió a exportarlos en un formato compatible con Excel, como CSV (Comma-Separated Values). Esta funcionalidad del software permite que los datos sean manipulados y analizados en aplicaciones externas, facilitando su integración en hojas de cálculo.

- Estructuración de la hoja de cálculo en Excel: Permitió una organización clara y facilitó el análisis comparativo de las variables monitoreadas con las siguientes columnas:

- Fecha y Hora: Registro temporal de cada medición.

- Tensión (Vrms): Valor de la tensión eficaz registrada.
- Corriente (Arms): Valor de la corriente eficaz registrada.
- Potencia (W): Potencia activa calculada.
- Temperatura Promedio (°C): Temperatura media registrada en el servidor.

Figura 10

Fragmento de datos finales obtenidos

	A	B	C	D	E	F
1	Fecha	Hora	Vrms ph-ph L12 Med (Vrms)	Corriente L1 Med (Arms)	Potencia (W)	Temperature Average (°C)
42	17/02/2025	1:00:57 p. m..624	222,86	2,00	441	20
43	17/02/2025	1:01:57 p. m..624	222,84	2,00	446	20
44	17/02/2025	1:02:57 p. m..624	222,82	2,00	445	20
45	17/02/2025	1:03:57 p. m..624	222,62	2,00	445	21
46	17/02/2025	1:04:57 p. m..624	222,78	2,00	445	20
47	17/02/2025	1:05:57 p. m..624	222,51	2,00	445	20
48	17/02/2025	1:06:57 p. m..624	222,54	2,00	446	20
49	17/02/2025	1:07:57 p. m..624	222,45	2,00	448	20
50	17/02/2025	1:08:57 p. m..624	222,38	2,00	445	20
51	17/02/2025	1:09:57 p. m..624	222,32	2,00	455	21
52	17/02/2025	1:10:57 p. m..624	222,45	2,00	445	20
53	17/02/2025	1:11:57 p. m..624	222,44	2,00	440	20
54	17/02/2025	1:12:57 p. m..624	222,27	2,00	444	20
55	17/02/2025	1:13:57 p. m..624	222,07	2,00	442	20
56	17/02/2025	1:14:57 p. m..624	222,10	2,00	444	20
57	17/02/2025	1:15:57 p. m..624	222,13	2,00	444	21

3.4.2 Requerimientos y funcionalidades del software

El software fue diseñado para cumplir tanto requerimientos funcionales, así como no funcionales:

- **Requerimientos Funcionales:**
 - Permitir la creación de eventos y relaciones entre ellos mediante una interfaz gráfica interactiva.
 - Definir restricciones temporales y frecuencias para cada evento.
 - Generar automáticamente secuencias de eventos válidos hasta un máximo de 100,000 secuencias.

- Validar secuencias de eventos manualmente y mostrar su similitud porcentual (%Rec) con el modelo definido.
- Representar gráficamente la evolución temporal de los eventos en una línea de tiempo.
- **Requerimientos No Funcionales:**
 - El software se desarrolla en Python, utilizando bibliotecas como Tkinter, PyQt o Streamlit para la interfaz gráfica.
 - Se emplean Matplotlib o Plotly para la visualización de líneas de tiempo.
 - Se garantiza un manejo eficiente de datos mediante el uso de estructuras optimizadas (por ejemplo, grafos dirigidos y listas enlazadas).
 - El sistema debe ser capaz de generar hasta 100,000 secuencias de eventos sin comprometer el rendimiento.

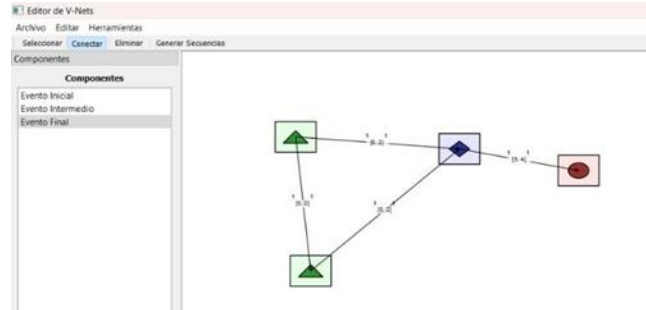
3.4.3 Diseño y arquitectura del software

El simulador de V-Nets se estructuró en varios módulos integrados que facilitan su mantenimiento y escalabilidad:

- **Módulo de Interfaz Gráfica:** Permite a los usuarios diseñar V-Nets de forma visual, creando y modificando eventos, definiendo restricciones temporales y asignando frecuencias mediante una interfaz intuitiva.

Figura 11

Captura de pantalla de la interfaz gráfica del simulador de V-Nets



- **Módulo de Simulación:** Este genera automáticamente secuencias de eventos basadas en el modelo V-Net. Este módulo utiliza técnicas probabilísticas, entre ellas el método Monte Carlo, para simular hasta 100,000 secuencias y evaluar su validez en función de las restricciones definidas.
- **Módulo de validación:** Permite a los usuarios ingresar manualmente secuencias de eventos y compararlas con el modelo definido. El sistema calcula el porcentaje de coincidencia (%Rec) y ofrece retroalimentación visual sobre la conformidad de la secuencia con las restricciones del V-Net.
- **Módulo de Visualización:** Representa gráficamente la evolución temporal de los eventos en una línea de tiempo, facilitando la interpretación de los patrones de consumo energético. Se utilizan bibliotecas de visualización como Matplotlib o Plotly para generar gráficos interactivos.

3.5 Formalización de la V-nets

Una V-net es una estructura matemática diseñada para modelar secuencias de eventos discretos en sistemas complejos. Se define como una 8-tupla:

$$VN = \langle E, T, G, INIT, END, Frec, tl_{eval}, R \rangle$$

Componentes:

E: Conjunto finito de tipos de eventos.

$$E=\{a,b,c,d\}$$

a: Voltaje alto (>228 V); Aunque 226 V es cercano al nominal (220 V), tolerancias de +-5% son comunes. >228 V representa un sobrevoltaje continuo, que puede dañar los componentes.

b: Corriente alta (>2.2 A); 2.0 A puede ser aún normal bajo carga alta. Valores >2.2 A sostenidos son más representativos de sobrecargas o mal funcionamiento.

c: Potencia alta (>550 W); Considerando fluctuaciones y eficiencia, >550 W durante un periodo prolongado indica uso anómalo de recursos.

d: Temperatura alta (>30 °C); Es común en centros de cómputo tropicales. >32°C sostenido en equipos o racks puede llevar a desempeño reducido o apagado por seguridad térmica.

T: Conjunto de restricciones temporales entre eventos.

Cada restricción es un intervalo $[t_{\min}, t_{\max}]$ indica que un evento e_j debe ocurrir después de e_i .

$T = \{t_{(a \rightarrow b)} = [1,5]$ unidades de tiempo, $t_{(b \rightarrow c)} = [1,2]$ unidades de tiempo}.

G: Grafo dirigido que representa las relaciones causales y temporales.

$G=(V,A)$, donde $V=EU\{\text{INIT},\text{END}\}$ y $A \subseteq V \times V \times T$.

$A=\{(\text{INIT},a),(a,b),(b,c),(c,\text{END})\}$.

INIT y END: Eventos especiales que marcan el inicio y fin de una secuencia.

Frec: Función que asigna una frecuencia máxima a cada evento ($f:E \rightarrow N$).

Frec(b)= 3 (el evento **b** puede ocurrir hasta 3 veces en una secuencia).

tL_eval: Tiempo máximo de evaluación para una secuencia (ej: 10 segundos).

R: Conjunto de predicados lógicos para validar secuencias.

R= {Si **d** ocurre, entonces **c** debe haber ocurrido antes}.

3.5.1 Generación de secuencia de eventos

Dado un conjunto de datos temporales de HPC, una secuencia válida S se genera mediante detección de eventos para cada instante t , asignar un evento $e \in E$ si se cumple su condición asociada: $S_{raw} = \{(e_i, t_i) \mid e_i \in E, t_i \text{ es el timestamp del evento}\}$.

Eliminar eventos que excedan $Frec(e)$, aplicar restricciones temporales (T) donde una secuencia $S = [e_1, e_2, \dots, e_n]$ es válida si $\forall (e_i, e_j) \in S, \exists t_{(i \rightarrow j)} \in T$ tal que $t_j - t_i \in [t_{min}, t_{max}]$.

Luego la validación lógica (**R**):

- **Secuencia válida:** $INIT, a (t = 0), b (t = 1), c (t = 2), END]$, donde $ta \rightarrow b = 1.2 \in [1,5]$, $tb \rightarrow c = 0.6 \in [0.5,2]$.

-**Secuencia inválida:** $S' = [INIT, a (t = 0), c (t = 0.4), b (t = 1.8), END]$, pues $ta \rightarrow c = 0.4 \in [1,5]$ y viola R (**c** precede **a b**).

-**Secuencias:** A continuación, algunos ejemplos de secuencias con restricciones temporales entre eventos.

Tabla 5

Restricciones temporales para las secuencias de eventos

Restricción entre eventos	Límite mínimo	Límite máximo
a → b	≥ 1	≤ 3
b → c	≥ 1	≤ 3
c → d	≥ 1	≤ 4
a → d	≥ 2	≤ 7

$$S_1 = \{(a,1), (b,2), (c,4), (d,6)\}$$

$$a \rightarrow b = 1 \quad \checkmark$$

$$b \rightarrow c = 2 \quad \checkmark$$

$$c \rightarrow d = 2 \quad \checkmark$$

$$a \rightarrow d = 5 \quad \checkmark$$

$$s_2 = \{(a,0), (b,2), (c,4), (d,6)\}$$

$$a \rightarrow b = 2 \quad \checkmark$$

$$b \rightarrow c = 2 \quad \checkmark$$

$$c \rightarrow d = 2 \quad \checkmark$$

$$a \rightarrow d = 6 \quad \checkmark$$

$$S_3 = \{(a,2), (b,5), (c,7), (d,10)\}$$

$$a \rightarrow b = 3 \quad \checkmark$$

$$b \rightarrow c = 2 \quad \checkmark$$

$$c \rightarrow d = 3 \quad \checkmark$$

$$a \rightarrow d = 8 \quad \times \rightarrow \text{INVALIDA}$$

$$S_4 = \{(a,2), (b,3), (c,6), (d,10)\}$$

$$a \rightarrow b = 1 \quad \checkmark$$

$$b \rightarrow c = 3 \quad \checkmark$$

$$c \rightarrow d = 4 \quad \checkmark$$

$$a \rightarrow d = 8 \quad \times \rightarrow \text{INVALIDA}$$

3.6 Simulación y validación de datos

Simular y validar secuencias de eventos en un sistema HPC mediante una V-net para detectar patrones de consumo anómalos y optimizar la eficiencia energética. En esta fase se implementó un procedimiento riguroso para simular y validar secuencias de eventos temporales discretos en el contexto operativo del High-Performance Computing (HPC) del Parque Tecnológico de Guatiguará. El propósito principal fue identificar patrones anómalos de consumo energético, evaluar la robustez de las V-nets como herramienta de modelado de eventos, y proporcionar un marco confiable para la toma de decisiones energéticas basadas en evidencia.

Simular trayectorias realistas de eventos energéticos en el sistema HPC y validarlas mediante un modelo V-net que permita la detección de anomalías, la reducción

de falsos positivos y la optimización del rendimiento energético, a partir de los datos históricos recopilados en el HPC de Guatiguará, para:

- Identificar eventos críticos de consumo energético (sobrecargas).
- Analizar patrones de ocurrencia temporal y causalidad entre eventos.
- Evaluar la efectividad del modelo en la clasificación de estados normales y anómalos.
- Proponer estrategias de optimización del sistema energético en tiempo real.

Las variables consideradas como entradas para el análisis fueron las siguientes:

- Tensión (V): 'Vrms ph-ph L12 Med'
- Corriente (I): 'Corriente L1 Med'
- Potencia (P): 'Potencia (W)'
- Temperatura (T): 'Temperature Average (°C)'

Estas variables se recopilaron en formato digital, con una frecuencia de muestreo de un minuto, durante una semana completa, por medio de un analizador de redes Fluke 435 Serie II y scripts desarrollados en Python para la exportación y sincronización de datos. A partir de estos datos, se definieron los umbrales energéticos para considerar un evento como potencialmente riesgoso o anómalo:

- Evento A, sobretensión: $V > 228 \text{ V}$
- Evento B, sobrecorriente: $I > 2.2 \text{ A}$
- Evento C, potencia elevada: $P > 500 \text{ W}$
- Evento D, temperatura alta: $T > 30 \text{ °C}$

Cada vez que una de estas condiciones se cumplía dentro de una ventana temporal de observación, se registraba un evento etiquetado (A, B, C o D) para su posterior análisis

secuencial. Además, se definieron restricciones temporales enteras para validar la coherencia cronológica y lógica de las secuencias, fundamentadas en las reglas de las V-Nets:

- $t_{(A \rightarrow B)} \in [1,3]$
- $t_{(B \rightarrow C)} \in [1,2]$
- $t_{(C \rightarrow D)} \in [1,5]$
- Regla lógica: si ocurre D, debe haber ocurrido C antes $\rightarrow \exists C:tC < tD$

La validación de las secuencias de eventos se desarrolló como una máquina de estados finitos con retroalimentación, estructurada en las siguientes seis fases:

1. Generación y preparación de datos

Los datos fueron limpiados, normalizados y convertidos en una estructura secuencial usando ventanas móviles de 10 instantes de tiempo (timesteps = 10). Se aplicó una normalización MinMax para mantener los valores dentro del rango [0,1] y facilitar el aprendizaje del modelo neuronal.

2. Detección y etiquetado de eventos

Se construyeron etiquetas binarias para cada secuencia, asignando 1 si en dicha secuencia ocurría al menos un evento A, B, C o D; y 0 si no ocurría ninguno. Esto permitió generar una base de datos etiquetada para entrenamiento supervisado.

3. Construcción formal de la V-Net

La V-Net se modeló como un grafo dirigido con restricciones temporales en los arcos y predicados lógicos en los nodos. Las relaciones entre eventos se verificaron sobre la base de pares ordenados del tipo (e_i, t_i) , generando secuencias como:

$$S_1 = \{(A,1), (B,3), (C,4), (D,8)\}$$

Esta secuencia fue validada por cumplir:

- $t_A - t_B = 2 \in [1,3]$
- $t_C - t_B = 1 \in [1,2]$
- $t_D - t_C = 4 \in [1,5]$
- C ocurre antes que D

4. Implementación del modelo LSTM

Se entrenó una red neuronal con la siguiente arquitectura:

```
model = Sequential()
model.add(LSTM(64, return_sequences=True, input_shape=(timesteps, 4)))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(LSTM(64))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
```

El modelo fue compilado usando el optimizador Adam y la función de pérdida `binary_crossentropy`. El entrenamiento se realizó por 20 épocas con batch size de 64 y validación sobre un 20% del conjunto de datos.

5. Evaluación y validación de resultados

El modelo fue evaluado mediante el análisis de la matriz de confusión, precisión, recall y F1-score. En las primeras simulaciones, los resultados eran inconsistentes (accuracy ~57%), debido a un desbalance severo de clases. Tras implementar estrategias de balanceo mediante sobremuestreo, los resultados mejoraron significativamente.

Resultados finales del modelo entrenado con los datos reales:

- Accuracy: 96%
- Precisión clase 0 (estado normal): 96%

- Precisión clase 1 (falla): 97%
- Recall clase 0: 97%
- Recall clase 1: 96%
- F1-score promedio: 96%
- Matriz de confusión:
 - Verdaderos positivos: 560
 - Verdaderos negativos: 516
 - Falsos positivos: 18
 - Falsos negativos: 23

Esto evidenció una alta capacidad del sistema para discriminar entre comportamientos normales y anómalos, así como para validar secuencias compatibles con las restricciones de la V-Net.

6. Visualización e interpretación

Se generaron los siguientes productos visuales:

- Línea temporal de eventos: Muestra la evolución de las variables junto con la aparición de eventos detectados.
- Gráfico de precisión y pérdida: Verifica que el modelo convergió sin sobreajuste.
- Validación formal de secuencias: Verificación de los valores $t_j - t_i$ para cumplir con las restricciones V-Net.
- Distribución de valores normalizados: Identificación de umbrales de corte.

Durante la adquisición de datos, se evidenció inestabilidad en la red eléctrica del laboratorio HPC atribuida a fallos en las UPS (Unidades de Potencia Ininterrumpida).

Estos fallos generaron picos de tensión y caídas transitorias que afectaban tanto al rendimiento de los servidores como a la calidad de los registros eléctricos. Esto motivó el uso del analizador de redes Fluke 435 Serie II, que permitió obtener datos más robustos y registrar anomalías transitorias.

La simulación y validación del modelo V-Net aplicado al HPC de Guatiguará cumple con los objetivos propuestos: no solo detecta eventos críticos con gran precisión, sino que permite validar secuencias de comportamiento energético de forma formal, introduciendo un nivel adicional de confiabilidad al análisis. Además, la integración con técnicas de aprendizaje profundo permite que este modelo sea escalable, replicable y adaptable a otros centros de datos con características similares.

4. Conclusiones

Este proyecto demuestra que el modelo V-net no solo cumple con los objetivos planteados inicialmente, sino que ofrece una solución innovadora para el diagnóstico y optimización del consumo energético en entornos HPC. Los resultados obtenidos, a través de la integración de datos reales y la simulación avanzada, confirman la efectividad del enfoque adoptado y resaltan las ventajas de una metodología interdisciplinaria y establece un precedente importante en el área, aportando herramientas y conocimientos que pueden ser aplicados en futuros estudios y en la industria para mejorar la eficiencia y la sostenibilidad operativa de centros de datos y sistemas de alta demanda. El objetivo principal del proyecto era desarrollar e implementar un modelo basado en V-nets que permitiera mejorar el diagnóstico y la supervisión del consumo energético en entornos HPC. Los resultados obtenidos demuestran que en cuanto aspectos determinantes como:

- Se logró identificar patrones anómalos en el consumo de energía, permitiendo ajustes que optimizan el uso de recursos, lo cual es coherente con el objetivo de disminuir los altos costos operativos y el impacto ambiental.
- El modelo V-net fue capaz de gestionar secuencias de eventos complejos y simultáneos, reduciendo la incidencia de falsos positivos, lo que respalda la hipótesis inicial de que este formalismo ofrece ventajas significativas sobre modelos tradicionales como Redes de Petri y Autómatas Finitos.
- La implementación del software de simulación permitió generar secuencias de eventos y validarlas, demostrando la capacidad del modelo para enfrentar escenarios de alta complejidad.

Durante la recolección y análisis de datos se observan diversas tendencias importantes como:

- Los datos históricos revelaron fluctuaciones en la tensión, corriente y potencia, asociadas a picos de consumo que se correlacionaron con eventos específicos.
- Se identificó una relación directa entre la temperatura interna de los servidores y la eficiencia energética vinculada a mayores consumos energéticos y posibles fallas en la refrigeración.
- Los picos de tensión y problemas en las UPS se identificaron como factores que afectaron la estabilidad del sistema, lo que resalta la importancia de contar con una infraestructura eléctrica robusta para entornos HPC.

Los resultados obtenidos respaldan en gran medida las hipótesis planteadas al inicio del proyecto:

- La implementación de restricciones temporales y validaciones lógicas en el modelo V-net demostró que la hipótesis de este formalismo es superior en términos de precisión diagnóstica.
- La correlación entre los datos de temperatura, tensión, corriente y potencia permitió identificar ajustes operativos que pueden implementarse para optimizar el consumo energético.

El proceso de recolección y análisis de datos reveló varias restricciones significativas:

- Los servidores GUANE presentaron dificultades en la recolección de históricos, lo que obligó a centrar la extracción de datos en los servidores Exascale.
- Se identificaron anomalías en la red eléctrica y fallas en el sistema de climatización de los racks.

- La experiencia impulsó la búsqueda de soluciones adicionales, como la implementación de scripts automatizados y la evaluación de dispositivos externos.

Este proyecto aporta de manera significativa al campo del diagnóstico y la optimización energética en entornos HPC, ofreciendo las siguientes contribuciones:

- El proyecto valida la efectividad de V-nets para gestionar eventos discretos y mejorar la supervisión energética, superando limitaciones de modelos tradicionales.
- La recolección y el procesamiento de datos reales del HPC, junto con técnicas de simulación, aportan una base sólida para futuras aplicaciones y mejoras en centros de datos.
- La interacción entre estudiantes de electrónica y sistemas demuestra el valor de un enfoque multidisciplinario para abordar problemas complejos en ingeniería eléctrica.

5. Recomendaciones

La adopción de V-Nets en el entorno HPC de Guatiguará representa una estrategia fundamental para optimizar el consumo energético, predecir fallas y mejorar la eficiencia operativa de los centros de supercómputo. Estas recomendaciones no solo cumplen con los objetivos iniciales del proyecto, sino que también abren nuevas vías para futuras investigaciones en áreas como la inteligencia artificial aplicada a la optimización energética, la computación descentralizada y la integración de tecnologías cuánticas. La implementación de estas soluciones contribuirá a reducir costos, mejorar la sostenibilidad ambiental y aumentar la confiabilidad de los sistemas críticos en entornos industriales y tecnológicos.

El presente capítulo evalúa de manera crítica los hallazgos alcanzados a lo largo del proyecto y ofrece una serie de recomendaciones orientadas a potenciar la eficiencia energética en la sala de supercómputo Guatiguará, así como a abrir nuevas líneas de investigación en el área. Estas recomendaciones se fundamentan en los resultados obtenidos mediante el desarrollo del modelo basado en V-Nets, que ha demostrado ser una solución innovadora y altamente eficiente para el monitoreo y diagnóstico del consumo energético. En este sentido, el modelo V-Nets, gracias a su capacidad para analizar grandes volúmenes de datos en tiempo real, permite identificar patrones de consumo, anticipar fallas en sistemas críticos y optimizar el uso de recursos energéticos, lo cual es crucial en entornos industriales donde el consumo de electricidad representa uno de los mayores costos operativos.

En primer lugar, se recomienda la implementación de un modelo basado en V-Nets para la optimización energética en la sala de supercómputo Guatiguará. La relevancia de esta propuesta radica en que los centros de supercómputo enfrentan un elevado consumo energético, lo que impacta tanto en los costos operativos como en la sostenibilidad ambiental. La aplicación

de V-Nets posibilita un monitoreo preciso de las variables eléctricas y térmicas, permitiendo ajustar en tiempo real los procesos de consumo y, de esta forma, reducir el desperdicio de energía. La viabilidad de esta solución se sustenta en el uso de la infraestructura existente, complementada con sensores y la integración de datos históricos que permiten alimentar modelos de redes neuronales para un análisis profundo.

En segundo lugar, es esencial desarrollar un sistema predictivo de fallas en sistemas HPC mediante la combinación de V-Nets y técnicas de aprendizaje profundo. Las fallas en los sistemas de supercómputo pueden ocasionar importantes pérdidas económicas y afectar investigaciones críticas. Un sistema predictivo, entrenado a partir de registros históricos de fallas y métricas operativas, permitiría anticipar problemas en hardware y software, reduciendo los costos de mantenimiento y mejorando la continuidad operativa. Para ello, se sugiere emplear modelos de aprendizaje supervisado que analizan patrones previos a las fallas, evaluándose mediante métricas como precisión, recall y F1-score.

Asimismo, es relevante integrar V-Nets con estrategias de refrigeración inteligente en HPC. Dado que la refrigeración representa un componente significativo del consumo energético en centros de datos, optimizar su funcionamiento mediante un modelo predictivo que ajuste dinámicamente la operación de los sistemas de enfriamiento en función de la carga de trabajo y las condiciones térmicas puede generar ahorros sustanciales. La propuesta se apoya en la utilización de sensores ambientales que registren datos de temperatura y flujo de aire, y en la implementación de algoritmos de predicción térmica.

En tercer lugar, es viable orientar el desarrollo de un modelo híbrido de Edge Computing y HPC, con el objetivo de descentralizar el procesamiento y disminuir la carga sobre el HPC principal. En función de que las tareas que requieren menos recursos puedan ser ejecutadas en

dispositivos de bajo consumo ubicados en el borde de la red, lo que reducirá el consumo energético global. Este enfoque híbrido se puede evaluar mediante pruebas piloto que asignen dinámicamente las cargas de trabajo, utilizando dispositivos edge para tareas específicas y comparando la eficiencia con la ejecución en un entorno centralizado.

En cuarto lugar, sugiere la evaluación del impacto de arquitecturas cuánticas en la eficiencia energética del HPC. La computación cuántica se presenta como una tecnología emergente que podría, en determinadas tareas de alta complejidad, reducir el consumo energético. Al explorar esta posibilidad utilizando simuladores cuánticos disponibles en la nube, como IBM Quantum Experience, para identificar procesos dentro del HPC que podrían beneficiarse de un traslado parcial a entornos cuánticos. Esta línea de investigación permitirá comparar el rendimiento y la eficiencia entre arquitecturas tradicionales y cuánticas, abriendo nuevas oportunidades para la optimización.

Finalmente, es relevante considerar aspectos éticos, legales y de seguridad. Se debe garantizar la transparencia en el manejo de datos, el cumplimiento de normativas de protección de datos (por ejemplo, GDPR o la Ley de Protección de Datos en Colombia), y asegurar la integridad de la infraestructura del HPC mediante protocolos de ciberseguridad robustos. Estas medidas no sólo aseguran una implementación responsable, sino que también promueven la replicabilidad y el acceso equitativo a la tecnología.

Referencias Bibliográficas

Dell Technologies. (2023). PowerEdge R7625 Rack Server: Technical Specifications.

<https://www.dell.com>

Fluke Corporation. (2019). Fluke 435-II Series Power Quality and Energy Analyzer Technical

Data Sheet. <https://www.fluke.com/en-us/product/electrical-testing/power-quality-analyzers/fluke-435-series-ii>

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.

<http://www.deeplearningbook.org/>

International Energy Agency (IEA). (2022). Data Centres and Data Transmission Networks.

<https://www.iea.org/reports/data-centres-and-data-transmission-networks>

Kingma, D. P., & Ba, J. L. (2014). Adam: A Method for Stochastic Optimization. In Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR).

<https://arxiv.org/abs/1412.6980>

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., et al. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of Machine Learning Research, 12, 2825–2830.

Python Software Foundation. (2023). Python Programming Language. <https://www.python.org/>

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533–536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>

Supermicro. (2023). Hyper A+ Server AS -2025HS-TNR: Datasheet.

<https://www.supermicro.com/en/products/system/2U/2025/SYS-2025HS-TNR.cfm>

Universidad Industrial de Santander (UIS). (2024). Centro de Supercómputo Guatiguará - HPC UIS. Dirección de TIC. <https://tic.uis.edu.co/>

Vásquez-Medina, J. W., & González-Castañeda, R. (2023). Advancing fault diagnosis in industrial systems: The power of V-nets for managing complex event sequences. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 16(2), 258–274.

<https://doi.org/10.3926/jiem.XXXX>

Vásquez-Medina, J. W., & González-Castañeda, R. (2023). Simultaneous occurrences and false positives analysis in discrete event dynamic systems. Preprint.

<https://arxiv.org/abs/2310.12185>

Apéndices

Apéndice A. Código en Python utilizado para la simulación de la V-net.

Los apéndices están adjuntos y puede visualizarlos en la base de datos de la biblioteca UIS.

Apéndice B. Fragmento de los datos históricos del HPC de Guatiguará.

Los apéndices están adjuntos y puede visualizarlos en la base de datos de la biblioteca UIS.