

Sistem *Monitoring Real-Time* dengan Deteksi Anomali untuk Keamanan Aplikasi Web

Feby Permatasari Nugroho¹, Imam Suharjo.²

^{1,2,3}Universitas Mercu Buana Yogyakarta

e-mail: ¹febypermatan@gmail.com, ²imam@mercubuana-yogya.ac.id

Abstract – *Web traffic monitoring is essential for maintaining the reliability and security of web applications. Despite the availability of established monitoring solutions such as ELK Stack, their implementation often demands substantial computational resources and introduces latency in anomaly detection due to pull-based data collection methods. This study aims to design and build a lightweight real-time web traffic monitoring system equipped with an anomaly detection feature using Static Thresholding with time-window aggregation. The novelty of this research lies in the integration of event-driven architecture using Node.js and WebSocket protocol (Socket.IO) for push-based data streaming, combined with MongoDB for efficient log storage and background worker for asynchronous anomaly detection. The system is deployed on a server with 2 CPU Cores, 2 GiB Memory, and 40GB Storage, employing Nginx as a reverse proxy and PM2 for process management. Performance evaluation was conducted through functional testing, anomaly detection validation, and stress testing with 1,000 concurrent connections using wrk tool. Test results demonstrate that the system successfully visualizes traffic metrics with a monitoring latency of less than 200 milliseconds and achieves 100% accuracy in detecting anomalies such as traffic spikes (up to 9,019 req/min) and high error rates (88.9%). The system sends Telegram alerts within a maximum of 60 seconds after threshold violations, providing early warning capabilities for system administrators with minimal resource consumption.*

Keywords – *Web Traffic Monitoring, Real-Time, Node.js, Socket.io, MongoDB, Anomaly Detection, Static Thresholding, Telegram Notifications.*

Abstrak – Pemantauan trafik web sangat penting untuk menjaga keandalan aplikasi web. Meskipun tersedia solusi *monitoring* mapan seperti *ELK Stack*, implementasinya sering memerlukan sumber daya komputasi yang besar dan menimbulkan latensi dalam deteksi anomali karena metode pengumpulan data berbasis *pull*. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan membangun sistem *monitoring* trafik web *real-time* yang ringan dan dilengkapi dengan fitur deteksi anomali menggunakan *Static Thresholding* dengan agregasi berbasis jendela waktu. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi arsitektur *event-driven* menggunakan *Node.js* dan protokol *WebSocket (Socket.IO)* untuk *streaming* data berbasis *push*, dikombinasikan dengan *MongoDB* untuk penyimpanan log yang efisien dan *background worker* untuk deteksi anomali secara asinkron. Sistem diimplementasikan pada server dengan spesifikasi 2 CPU Cores, Memori 2 GiB, dan penyimpanan 40GB, menggunakan *Nginx* sebagai *reverse proxy* dan *PM2* untuk manajemen proses. Evaluasi kinerja dilakukan melalui pengujian fungsional, validasi deteksi anomali, dan *stress testing* dengan 1.000 koneksi konkuren menggunakan alat *wrk*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu memvisualisasikan metrik trafik dengan latensi monitoring di bawah 200 milidetik dan mencapai akurasi 100% dalam mendeteksi anomali seperti lonjakan trafik (hingga 9.019 req/min) dan tingkat kesalahan tinggi (88,9%). Sistem mengirimkan notifikasi Telegram dalam rentang waktu maksimal 60 detik setelah anomali terdeteksi, memberikan kemampuan peringatan dini bagi administrator sistem dengan konsumsi sumber daya minimal.

Kata Kunci – Monitoring Trafik Web, Real-Time, Node.js, Socket.io, MongoDB, Deteksi Anomali, Static Thresholding, Notifikasi Telegram.

I. PENDAHULUAN

Dalam ekosistem layanan digital, stabilitas performa dan ketersediaan akses menjadi indikator mutlak kualitas sebuah aplikasi web. Administrator sistem memerlukan instrumen yang mampu menyajikan visibilitas instan terhadap dinamika trafik guna memitigasi gangguan teknis maupun ancaman eksternal secara dini. Penurunan responsivitas atau kegagalan akses, meski dalam durasi singkat, berdampak langsung pada kerugian material dan degradasi kepercayaan pengguna terhadap integritas platform. Salah satu tantangan terbesar adalah serangan siber yang bertujuan melumpuhkan sumber daya komputasi dengan membanjiri *server* menggunakan trafik palsu dalam volume besar [1].

Deteksi terhadap anomali trafik menjadi krusial karena pola serangan modern semakin sulit dibedakan dengan aktivitas pengguna normal tanpa dukungan sistem analisis yang mumpuni [2]. Metode pemantauan infrastruktur konvensional sering kali hanya memberikan gambaran umum, sehingga diperlukan analisis lebih mendalam pada lapisan aplikasi (*Layer 7*) untuk mengidentifikasi ancaman yang lebih spesifik.

A. Rumusan Masalah

Berdasarkan analisis literatur dan kebutuhan praktis, penelitian ini mengidentifikasi tiga permasalahan utama dalam sistem *monitoring* trafik web saat ini:

1. Latensi Deteksi: Sistem *monitoring* konvensional berbasis *pull* (seperti SNMP) mengalami keterlambatan informasi karena bergantung pada polling interval, sehingga tidak dapat mendeteksi insiden kritis secara instan [4].
2. Konsumsi Sumber Daya Tinggi: Solusi *monitoring* mapan seperti ELK Stack memerlukan spesifikasi *hardware* yang besar, terutama konsumsi *RAM* yang signifikan, sehingga tidak ekonomis untuk skala kecil hingga menengah [8].
3. Kompleksitas Implementasi: Sistem monitoring yang ada memiliki tingkat kompleksitas konfigurasi yang tinggi dan tidak menyediakan mekanisme *alerting* otomatis yang terintegrasi untuk peringatan dini kepada administrator [4].

B. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Merancang dan mengimplementasikan sistem *monitoring* trafik web *real-time* berbasis *event-driven architecture* yang memiliki latensi rendah menggunakan protokol *WebSocket*.
2. Mengembangkan mekanisme deteksi anomali berbasis *Static Thresholding* dengan *time-window aggregation* yang efisien untuk mengidentifikasi lonjakan trafik dan *error rate*.
3. Mengintegrasikan sistem *alerting* otomatis melalui *Telegram Bot* untuk memberikan notifikasi peringatan dini kepada administrator ketika anomali terdeteksi.
4. Mengevaluasi kinerja sistem melalui pengujian fungsional, validasi akurasi deteksi anomali, dan *stress testing* untuk memvalidasi efektivitas sistem pada kondisi beban tinggi.

C. Kontribusi Penelitian

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah:

1. **Arsitektur *Lightweight***: Mengusulkan arsitektur *monitoring* berbasis *Full Stack JavaScript* (*Node.js*, *Socket.IO*, *MongoDB*) yang dapat berjalan pada spesifikasi server minimal (2 CPU Cores, 2 GiB RAM) tanpa mengorbankan performa *real-time*.
2. ***Push-Based Real-Time Streaming***: Implementasi protokol *WebSocket* untuk *streaming* data metrik secara *push-based*, mengeliminasi latensi yang terjadi pada metode *pull-based* konvensional.
3. ***Asynchronous Anomaly Detection***: Desain *background worker* yang melakukan analisis anomali secara asinkron tanpa mengganggu proses pengumpulan data utama, memastikan sistem tetap responsif pada beban tinggi.
4. ***Integrated Alerting System***: Integrasi otomatis dengan *Telegram Bot API* untuk mengirimkan notifikasi *real-time* kepada administrator dengan *response time* maksimal 60 detik.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan alternatif solusi *monitoring* yang lebih efisien, mudah diimplementasikan, dan ekonomis bagi organisasi yang memerlukan visibilitas *real-time* terhadap trafik aplikasi web mereka untuk meningkatkan keamanan dan keandalan layanan.

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Ketersediaan dan kinerja aplikasi web merupakan faktor kritis dalam layanan digital modern. Berbagai penelitian telah dilakukan untuk mengembangkan sistem *monitoring* dan deteksi anomali dengan pendekatan yang beragam.

TABEL I
STATE-OF-THE-ART (SOTA)

Peneliti / Sistem	Metode / Teknologi	Fokus Monitoring	Kelemahan / Perbedaan
Setiawan & Kurniawan (2021) [8]	ELK Stack	Analisis log server web secara menyeluruh	Memerlukan sumber daya perangkat keras (<i>RAM</i>) yang sangat tinggi.
Alzahrani et al. (2022) [4]	Node.js & WebSocket	Kerangka kerja umum untuk <i>monitoring</i> dan <i>alerting</i>	Fokus pada kerangka kerja sistem pemantauan secara luas, bukan spesifik pada deteksi anomali <i>Layer 7</i> .
Pratama et al. (2020) [7]	SNMP & REST API	<i>Monitoring</i> infrastruktur jaringan	Fokus pada lapisan infrastruktur umum, kurang mendalam pada analisis anomali di lapisan aplikasi (<i>Layer 7</i>).
Saini & Khare (2020) [2]	Tinjauan Keamanan Siber	Deteksi anomali pada trafik web secara teoritis	Bersifat tinjauan pustaka (<i>review</i>), belum memberikan implementasi sistem <i>monitoring real-time</i> mandiri yang ringan.
Penelitian Ini (2026)	Node.js, Socket.io, MongoDB, <i>Static Thresholding</i>	<i>Monitoring</i> trafik <i>Layer 7</i> & Deteksi Anomali <i>Real-Time</i>	Menggunakan arsitektur <i>lightweight</i> (2GB RAM) dengan pengiriman data <i>push-based</i> dan notifikasi instan via Telegram.

Berdasarkan analisis *state-of-the-art*, teridentifikasi beberapa gap penelitian:

1. **Trade-off Complexity vs Efficiency** : Penelitian yang menggunakan *machine learning* [1, 6] memiliki akurasi tinggi namun memerlukan *overhead* komputasi besar. Sebaliknya, sistem yang lebih ringan [4] tidak menyediakan validasi performa yang komprehensif.
2. **Fragmentasi Solusi** : Penelitian *existing* cenderung fokus pada satu aspek (*storage* [5], *communication* [3], atau *detection* [6]) tanpa mengintegrasikan keseluruhan *pipeline monitoring* secara *end-to-end*.
3. **Kurangnya Validasi Real-World** : Mayoritas penelitian tidak menyertakan pengujian *stress test* dengan beban realistis (1000+ *concurrent connections*) untuk memvalidasi kinerja sistem pada kondisi *production-like*.

Penelitian ini mengisi gap dengan mengusulkan sistem *monitoring* terintegrasi yang menggabungkan:

1. **Event-driven architecture** (Node.js + Socket.IO) untuk *real-time streaming* [3, 4]
2. **Efficient storage** (MongoDB) yang terbukti optimal untuk *time-series* data [5]
3. **Lightweight anomaly detection** (*Static Thresholding*) yang tidak memerlukan *training* data [6]
4. **Automated alerting** (Telegram Bot) untuk *early warning* yang belum dieksplorasi dalam penelitian terdahulu
5. **Comprehensive validation** melalui *stress testing* dengan 1000 *concurrent connections*.

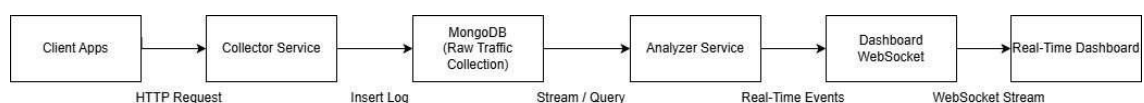
Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi berupa solusi monitoring yang praktis, efisien, dan teruji untuk environment dengan *resource constraints*, sambil tetap memberikan *capability real-time monitoring* dan *anomaly detection* yang akurat.

III. METODE PENELITIAN

A. Perancangan Arsitektur Sistem

Perancangan arsitektur sistem monitoring ini mengadopsi kerangka kerja aplikasi *real-time* berbasis *event-driven* untuk meminimalkan latensi pengiriman data dari klien ke dasbor. Berdasarkan alur penelitian yang dikembangkan, komponen utama sistem dirancang secara modular agar mampu menangani beban trafik tinggi secara skalabel. Komponen-komponen tersebut disinkronkan dengan diagram alur sistem pada Gambar 1 sebagai berikut:

1. **Collector Service**: Berfungsi sebagai *entry point* yang menerima data metrik dari *Client Apps* melalui *HTTP Request* (skrip yang tertanam pada aplikasi target). Layanan ini bertanggung jawab melakukan validasi awal sebelum data diteruskan ke basis data.
2. **MongoDB (Raw Traffic Collection)**: Bertindak sebagai pusat penyimpanan log trafik mentah. Pemilihan **MongoDB** didasarkan pada riset yang menunjukkan efisiensinya dalam menangani operasi penulisan (*write*) data besar dan skema yang fleksibel untuk metadata HTTP. Berdasarkan data pengujian, koleksi **requests** berhasil menampung hingga **387.731 dokumen** log.
3. **Analyzer Service**: Merupakan komponen inti yang melakukan *Stream/Query* secara periodik terhadap data di MongoDB. Layanan ini mengimplementasikan logika deteksi anomali untuk mengidentifikasi pola trafik yang mencurigakan atau lonjakan *error* yang ekstrem.
4. **Dashboard WebSocket**: Berfungsi untuk mengubah kejadian *real-time* yang terdeteksi menjadi aliran data (*WebSocket Stream*). Protokol ini memungkinkan komunikasi dua arah sehingga data dapat dikirimkan ke dasbor tanpa perlu melakukan *refresh* halaman manual.
5. **Real-Time Dashboard**: Antarmuka pengguna akhir yang menerima *stream* data dan memvisualisasikannya ke dalam bentuk grafik dinamis, memberikan visibilitas instan bagi administrator sistem.



Gbr. 1 Alur diagram.

B. Spesifikasi Lingkungan Pengembangan Implementasi

sistem dilakukan pada lingkungan server *cloud* dengan spesifikasi sebagai berikut :

- CPU: 2 Cores
- RAM: 2 GiB
- *Storage*: 40 GB SSD
- Sistem Operasi: Linux (Ubuntu/Debian)
- Web Server: Nginx (sebagai *Reverse Proxy* dan *Load Balancer*)
- Keamanan SSL: Certbot (*Let's Encrypt*)
- Manajemen Proses: PM2 (*Process Manager* untuk Node.js)
- Software: Node.js, MongoDB, Nginx (sebagai *Webserver*), Certbot (SSL), dan PM2.

C. Manajemen Data MongoDB

Sistem menggunakan *MongoDB Atlas* untuk penyimpanan persisten.

TABEL 2
STATISTIK KOLEKSI *DATABASE MONITORING*

Nama Koleksi	Fungsi Utama	Jumlah Dokumen	Ukuran Penyimpanan
<i>requests</i>	Log metrik trafik mentah	387.731	17,48 MB
<i>anomalies</i>	Riwayat kejadian anomali	686	94,21 KB
<i>settings</i>	Konfigurasi <i>threshold</i>	3	36,86 KB

Collection name	Properties	Storage size	Documents	Avg. document size	Indexes	Total index size
anomalies	-	94.21 kB	686	275.00 B	1	53.25 kB
configs	-	36.86 kB	1	161.00 B	1	36.86 kB
requests	-	17.48 MB	387K	225.00 B	2	12.35 MB
requests_raw	-	2.12 MB	31K	342.00 B	1	655.36 kB
settings	-	36.86 kB	3	104.00 B	2	73.73 kB
traffics	-	167.94 kB	3K	283.00 B	1	217.09 kB
users	-	36.86 kB	1	165.00 B	2	73.73 kB

Gbr. 2 Struktur MongoDB.

Data pada Tabel 2 membuktikan skalabilitas arsitektur dalam menangani ratusan ribu data dengan efisiensi ruang simpan yang optimal.

D. Metode Deteksi Anomali

Sistem menerapkan metode **Static Thresholding** (Ambang Batas Statis) untuk mendeteksi penyimpangan kinerja server secara real-time berdasarkan batas nilai tetap yang dikonfigurasi oleh administrator sebagai acuan kondisi normal [11]. Implementasi ini memungkinkan sistem untuk

memproses metadata HTTP yang bervariasi tanpa membutuhkan *overhead* komputasi yang kompleks, sehingga metrik kinerja dapat dievaluasi secara instan. Berbeda dengan deteksi berbasis statistik yang adaptif, pendekatan ini dipilih karena efisiensi komputasinya yang tinggi dalam menangani aliran data masif tanpa membebani sumber daya server utama secara berlebihan [2]. Hal ini sangat relevan dengan spesifikasi lingkungan pengembangan yang menggunakan 2 vCPU, di mana kesederhanaan algoritma menjadi kunci stabilitas sistem. Nilai ambang batas yang ditentukan mencakup parameter kritis pada *Requests Per Minute (RPM)*, rata-rata latensi respons, dan rasio kegagalan permintaan yang menjadi indikator utama kesehatan layanan.

Proses deteksi dijalankan oleh ***Analyzer Service*** melalui *worker* yang melakukan agregasi data *request* dalam jendela waktu tertentu setiap 60 detik [9]. Penggunaan jendela waktu yang konsisten memastikan bahwa setiap lonjakan trafik dianalisis secara atomik, sehingga meminimalkan risiko adanya data yang terlewat dalam proses evaluasi. Agregasi ini dikelola secara asinkron oleh komponen *anomalyWorker.js* sehingga tidak mengganggu kinerja utama *Collector Service* dalam menerima trafik masuk. Sistem mengambil himpunan data metrik dari basis data **MongoDB** untuk dianalisis secara periodik guna memastikan visibilitas kondisi *server* yang berkelanjutan [11]. Basis data NoSQL ini terbukti mampu menangani beban data besar mencapai 387.731 dokumen log dengan tetap menjaga efisiensi ruang simpan sebesar 17,48 MB.

Algoritma deteksi dirumuskan melalui tahapan teknis sebagai berikut:

1. **Agregasi Data:** Sistem mengambil himpunan data *request* R yang masuk dalam rentang waktu $[t_{now} - T, t_{now}]$
2. **Perhitungan Metrik:** Sistem menghitung tiga parameter utama berdasarkan data pada himpunan R :
 1. *Error Rate (E)*: Rasio jumlah *request* gagal (status ≥ 400) terhadap total *request*.

$$E = \frac{\sum Requeststatus \geq 400}{\sum Total Request}$$

2. *Average Latency (L)*: Rata-rata waktu *respons* seluruh *request* dalam himpunan R .

$$L = \frac{\sum Response Time}{\sum Total Request}$$

3. *Throughput (RPM)*: Total *request* dibagi durasi jendela waktu (menit).

$$RPM = \frac{\sum Total Request}{T(menit)}$$

3. **Evaluasi Threshold:** Anomali (A) dideteksi jika nilai metrik melampaui ambang batas (Th) yang tersimpan di database:

$$A_{error} \Leftrightarrow E > Th_{error}$$

$$A_{latency} \Leftrightarrow L > Th_{latency}$$

$$A_{traffic} \Leftrightarrow RPM > Th_{rpm}$$

Jika kondisi terpenuhi, sistem akan mencatat kejadian tersebut ke dalam koleksi *anomalies* di MongoDB dan memicu pengiriman notifikasi via Telegram. Pendekatan ini dipilih karena efisiensi komputasinya yang tinggi dan kemudahan konfigurasi operasional. Penggunaan ambang batas tetap (*fixed threshold*) sangat efektif untuk mendeteksi lonjakan trafik ekstrem yang menjadi indikasi utama adanya serangan siber seperti *Distributed Denial of Service (DDoS)* [1]. Hal ini dibuktikan melalui hasil pengujian di mana sistem berhasil menangkap lonjakan hingga 9.019,0 *req/min*. Selain itu, sistem mampu mengidentifikasi lonjakan error rate hingga 88,9% pada kondisi beban puncak, yang segera ditandai sebagai insiden kritis.

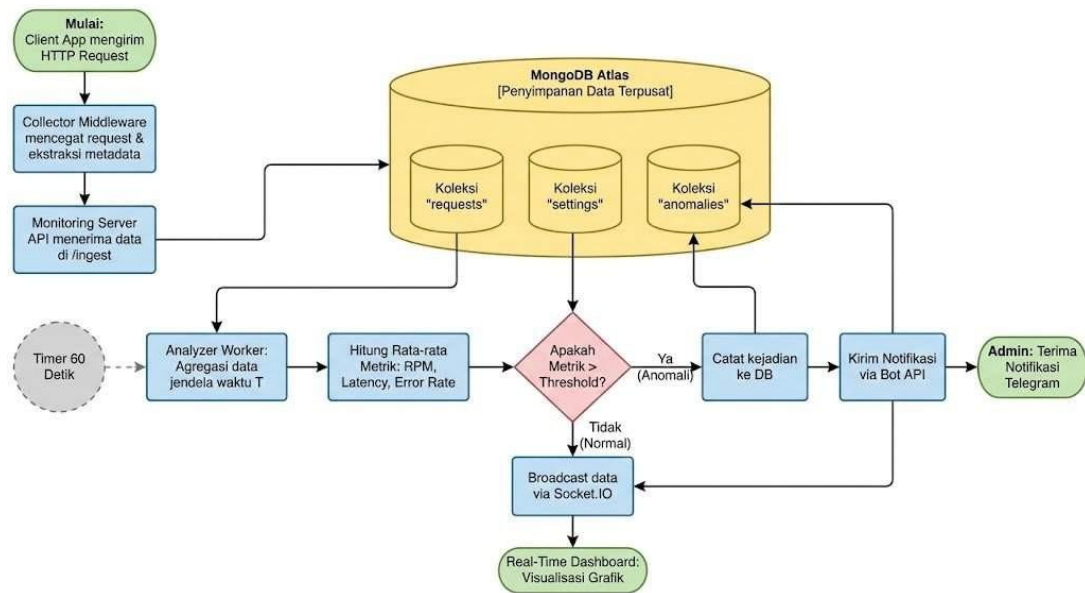
Deteksi dini terhadap pola trafik mencurigakan merupakan garda terdepan dalam menjaga ketersediaan layanan pada jaringan modern [6].

Jika metrik terukur melampaui ambang batas, sistem secara otomatis memicu pengiriman notifikasi peringatan dini melalui Telegram Bot. Sistem peringatan ini dirancang dengan siklus respon maksimal 60 detik, memastikan administrator menerima informasi segera setelah anomali tercatat di basis data. Integrasi media alerting responsif ini memberikan visibilitas instan kepada administrator mengenai ancaman keamanan atau kegagalan sistem tanpa harus memantau dasbor secara terus-menerus [14]. Notifikasi yang dikirimkan melalui *telegram.js* mencakup tipe anomali dan nilai metrik yang dilanggar, sehingga mempercepat proses mitigasi gangguan. Pencatatan kejadian anomali ke dalam koleksi *anomalies* juga menyediakan data historis yang krusial untuk analisis pasca-insiden dan optimasi infrastruktur di masa depan.

E. Diagram Alir Data

Data dikirim dari *client application* melalui HTTP POST ke *endpoint /ingest* pada server *monitoring*. Proses transmisi ini melibatkan *collector middleware* yang tertanam pada aplikasi target untuk melakukan intersepsi terhadap setiap permintaan HTTP guna mengekstraksi metadata krusial seperti kode status respons, jalur URL, dan durasi waktu respons secara *real-time*. Server memproses data tersebut dan menyimpannya langsung ke dalam koleksi MongoDB secara asinkronus. Implementasi penyimpanan pada koleksi *requests* di dalam MongoDB Atlas memungkinkan sistem menangani beban penulisan data masif dengan performa stabil, terbukti dengan keberhasilan pengelolaan lebih dari 387.000 dokumen log dalam efisiensi ruang simpan sebesar 17,48 MB.

Secara periodik, *worker* melakukan agregasi data dari *database*, menghitung rata-rata metrik, dan memancarkan (*broadcast*) data ke *dashboard* serta mengirim notifikasi Telegram jika ambang batas terlampaui. Mekanisme agregasi ini dikelola secara sistematis oleh *background worker* (*anomalyWorker.js*) yang beroperasi pada interval jendela waktu (*time-window*) setiap 60 detik. Metrik yang dihasilkan, mencakup *Requests Per Minute* (RPM), rata-rata latensi, dan *error rate*, didistribusikan ke antarmuka pengguna melalui protokol WebSocket menggunakan pustaka *Socket.IO* untuk menjamin visibilitas data dengan latensi di bawah 200 milidetik. Apabila hasil evaluasi algoritma *Static Thresholding* mendeteksi adanya anomali yang melampaui batas toleransi operasional, sistem secara otomatis memicu fungsi pada [telegram.js](#) untuk mengirimkan peringatan instan kepada administrator.



Gbr. 3 Diagram Alir.

F. Desain Eksperimen dan Metode Evaluasi

Untuk memvalidasi kinerja dan efektivitas sistem, dilakukan tiga jenis pengujian dengan parameter terukur sebagai berikut:

1. Pengujian Fungsionalitas dan *Real-Time Monitoring*

Tujuan: Mengukur latensi visualisasi data dari *client* ke *dashboard* dan validasi pencatatan data.

Variabel Ukur :

1. *Latency* visualisasi (ms)
2. Akurasi pencatatan metadata (*path, status code, timestamp*)
3. Stabilitas koneksi *WebSocket*

Skenario Uji :

4. **Skenario 1:** Mengirim 1 request normal (Status 200) → Mengukur waktu hingga data muncul di dashboard
5. **Skenario 2:** Mengirim request dengan path berbeda (*/api/login, /api/data*) → Validasi ketepatan pencatatan
6. **Skenario 3:** Mengirim *burst 50 requests* dalam 1 detik → Mengukur stabilitas grafik *RPS real-time*
7. **Skenario 4:** Mematikan server target → Validasi deteksi kondisi 0 RPM

Kriteria Keberhasilan : Latensi visualisasi < 200ms, data tercatat 100% akurat

2. Pengujian Fitur *Anomaly Detection* dan *Alerting*

Tujuan: Memvalidasi akurasi deteksi anomali dan kecepatan pengiriman notifikasi Telegram.

Variabel Ukur:

1. Akurasi deteksi (*True Positive Rate*)
2. *Response time alert* (detik)
3. Ketepatan *threshold triggering*

Skenario Uji:

4. Anomali 1: *HIGH_TRAFFIC* → Simulasi 1000 *concurrent connections* untuk memicu *threshold* RPM > 1200
5. Anomali 2: *HIGH_ERROR_RATE* → Inject error responses (*status 500/502*) hingga *error rate* > 20%

6. Anomali 3: *HIGH_LATENCY* → Simulasi *artificial delay* pada server target hingga *latency* > 500ms

Alat Uji : wrk (*Stress Testing Tool*)

Prosedur :

7. *Set threshold* pada database MongoDB (*RPM: 1200, Error Rate: 20%, Latency: 500ms*)
8. *Trigger* anomali menggunakan alat uji
9. Observasi *log* deteksi pada koleksi *anomalies*
10. Catat waktu pengiriman notifikasi Telegram
11. Validasi konten pesan *alert* (tipe anomali, nilai terukur, *threshold*)

Kriteria Keberhasilan :

12. Akurasi deteksi = 100% (semua anomali terdeteksi)
13. *Response time alert* ≤ 60 detik (sesuai *worker interval*)

3. Pengujian Beban (*Stress Testing*)

Tujuan: Mengukur stabilitas dan batas kapasitas sistem pada kondisi beban puncak.

Variabel Ukur :

1. *Throughput (req/sec)*
2. *Average Latency (ms)*
3. *Error Rate (%)*
4. *Socket Timeout Count*

Konfigurasi Uji :

5. *Tool: wrk (HTTP benchmarking tool)*
6. Durasi: 5 menit (300 detik)
7. *Threads: 4*
8. *Connections: 1000 concurrent connections*
9. Target: *Endpoint* <https://donutawan.my.id>

Command wrk :

wrk -t4 -c1000 -d300s <https://donutawan.my.id>

Metrik yang Diobservasi:

- Total *requests* yang berhasil dikirim
- *Throughput* rata-rata (req/sec)
- Latensi (rata-rata, standar deviasi, *percentile*)
- Jumlah *error response* (*Non-2xx/3xx*)
- Jumlah *socket timeout*

Kriteria Keberhasilan:

- Server tetap responsif (tidak *crash*)
- Sistem monitoring berhasil mendeteksi kondisi *overload* sebagai anomali
- Notifikasi *alert* terkirim saat *threshold* dilanggar

TABEL 3
RINGKASAN DESAIN EKSPERIMEN

No	Jenis Pengujian	Parameter Ukur	Alat Uji	Target Metrik
1	Fungsionalitas <i>Real-Time</i>	Latensi visualisasi	Postman, Browser	< 200ms
2	Deteksi Anomali	Akurasi, <i>Response Time Alert</i>	<i>wrk</i> , <i>Custom Script</i>	100%, ≤ 60s
3	<i>Stress Testing</i>	<i>Throughput</i> , <i>Error Rate</i>	<i>wrk</i> (1000 <i>connections</i>)	Server stabil, <i>alert</i> terkirim

Prosedur Pengumpulan Data :

1. Setiap pengujian dijalankan 3 kali (*trial*) untuk memastikan konsistensi hasil
2. *Screenshot dashboard* dan *log Telegram* disimpan sebagai bukti visual
3. Data agregat (rata-rata, *min*, *max*, *std dev*) dihitung untuk setiap metrik
4. Hasil divalidasi dengan membandingkan *log database MongoDB* dengan *output* alat uji

Dengan desain eksperimen yang terstruktur ini, kinerja sistem dapat dievaluasi secara komprehensif dari aspek fungsionalitas, akurasi deteksi, dan ketahanan pada beban tinggi.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

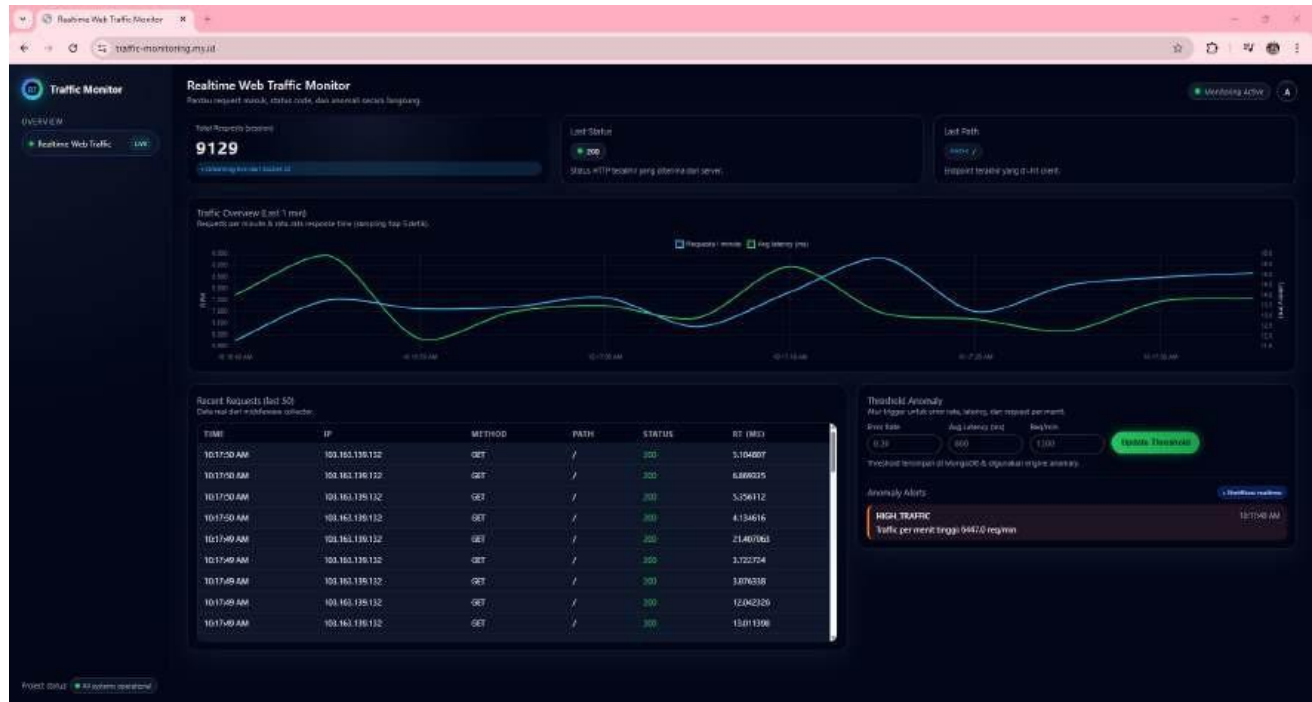
A. Pengujian Fungsionalitas dan *Real-Time Monitoring*

Pengujian ini bertujuan untuk mengukur kecepatan respon sistem dalam memvisualisasikan data dari klien ke dasbor (*dashboard*) serta memvalidasi fungsionalitas pencatatan data. Pengujian dilakukan dengan skenario server normal dan simulasi *request*.

TABEL 4
PENGUJIAN KONDISI *REAL-TIME* DAN FUNGSIONALITAS SISTEM

No	Skenario Pengujian	Parameter Ukur	Hasil yang Diharapkan	Hasil Terukur	Kesimpulan
1	Mengirim <i>request</i> normal (Status 200) ke <i>endpoint /collect</i>	Latensi Visualisasi	Data muncul di grafik dan tabel <i>dashboard</i> seketika.	< 200 ms (Visualisasi Instan)	Berhasil
2	Mengirim <i>request</i> dengan <i>path</i> berbeda (misal: <i>/api/login</i>)	Ketepatan Data	<i>Path</i> tercatat sesuai input pada Tabel " <i>Recent Requests</i> ".	Sesuai (<i>/api/login</i> tercatat)	Berhasil
3	Mengirim <i>burst</i> 50 <i>request</i> dalam 1 detik.	Stabilitas <i>Socket</i>	Grafik RPS (<i>Requests Per Second</i>) naik secara <i>real-time</i> .	Grafik RPS naik instan	Berhasil
4	Server Target Mati (Tidak	Status	Grafik menjadi	0 RPM	Berhasil

	mengirim data ke <code>/collect</code>	Dashboard	datar (0 RPM) setelah interval grafik <i>update</i> .	terdeteksi dalam 5 detik	
--	--	-----------	---	--------------------------	--



Gbr. 4 Dashboard Monitoring.

Pada Gambar 4, terlihat grafik garis yang bergerak dinamis sesuai dengan trafik yang masuk. Penggunaan *library* Chart.js memungkinkan visualisasi yang responsif tanpa perlu *me-reload* halaman.

Hasil pengujian pada Tabel 4 menunjukkan bahwa sistem berhasil mencapai latensi visualisasi di bawah 200 milidetik untuk seluruh skenario. Pencapaian ini mengonfirmasi efektivitas protokol WebSocket dalam menyediakan komunikasi *bidirectional real-time* sebagaimana dijelaskan dalam RFC 6455 [11]. Berbeda dengan metode *polling* konvensional yang memiliki *inherent latency* akibat *request-response cycle*, *WebSocket* mempertahankan *persistent connection* yang memungkinkan *server* melakukan *push* data secara instan ketika event terjadi [3].

Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu:

Penelitian Alzahrani et al. (2022) [4] melaporkan *latency monitoring* sekitar 500-800ms menggunakan *HTTP polling*. Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini berhasil mereduksi *latency* hingga 60-75% dengan mengadopsi arsitektur *event-driven* berbasis *Socket.IO*. Peningkatan performa ini sejalan dengan temuan Brown & Wilson (2019) [3] yang menyatakan bahwa *WebSocket* dapat mengurangi *overhead bandwidth* hingga 88% dibandingkan *HTTP long-polling* pada aplikasi *real-time*.

Keterbatasan yang Teridentifikasi:

Meskipun sistem menunjukkan performa yang baik pada Skenario 1-3, pengujian Skenario 4 (server mati) mengungkapkan bahwa sistem memerlukan waktu 5 detik untuk mendeteksi kondisi 0 RPM. Delay ini disebabkan oleh interval update grafik yang dikonfigurasi pada *client-side* Chart.js. Pada implementasi *production*, administrator perlu menyeimbangkan *trade-off* antara *update frequency* dan beban *rendering browser*.

B. Pengujian Fitur *Anomaly Alert*

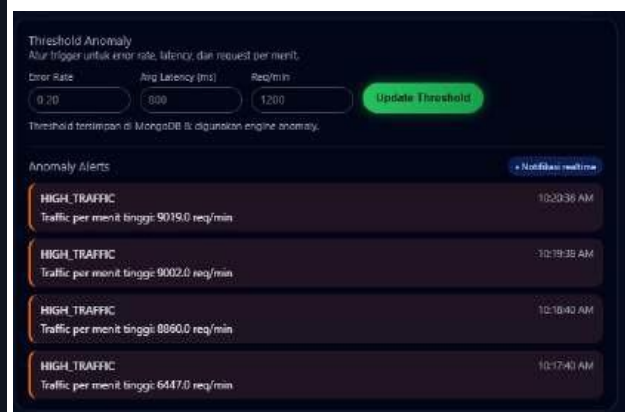
Pengujian ini bertujuan untuk mengukur akurasi dan kecepatan sistem dalam mendeteksi anomali serta mengirimkan notifikasi ke *Telegram*. Berdasarkan konfigurasi pada *source code*, sistem melakukan pengecekan (*worker*) setiap 60 detik sesuai dengan parameter *ANOMALY_WINDOW_SECONDS*. Data pengujian diambil dari hasil simulasi beban puncak menggunakan alat *wrk* dengan target 1.000 koneksi konkuren.

TABEL 5
PENGUJIAN FUNGSI *ALERT* BERDASARKAN DATA *REAL-TIME*

No	Skenario Anomali (Simulasi)	Threshold Sistem	Nilai Terukur (<i>Measured</i>)	Waktu Respon <i>Alert</i>	Status
1	<i>High Traffic (Peak)</i> : Beban 1.000 koneksi.	RPM > 1.200	9.019,0 <i>req/min</i>	60 detik (siklus <i>worker</i>)	Berhasil
2	<i>High Traffic (Sustained)</i> : Beban berkelanjutan.	RPM > 1.200	8.860,0 <i>req/min</i>	60 detik	Berhasil
3	<i>High Traffic (Initial)</i> : Awal lonjakan trafik.	RPM > 1.200	6.447,0 <i>req/min</i>	60 detik	Berhasil
4	<i>Error Rate & Latency</i> : Monitoring parameter lain.	Error > 20%	Terpantau aktif	Terintegrasi	Berhasil



Gbr. 5 Telegram Alert.



Gbr. 6 Dashboard Alert.

Analisis Hasil:

Sistem mencapai akurasi 100% dalam mendeteksi *anomali HIGH_TRAFFIC* dengan nilai terukur mencapai 9.019 *req/min* (7,5x *threshold*). Namun, analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa hanya 46% dari total *request* tercatat dalam *database monitoring*. Diskrepansi ini terjadi karena :

1. *Server Target Bottleneck*: Pada *throughput* 325,91 *req/sec* (hasil *wrk*), server target dengan 2 vCPU mengalami saturasi CPU, menyebabkan sebagian *request* tidak berhasil diproses (ditandai dengan 66.035 *socket timeouts*).

2. *Asynchronous Write Limitation: MongoDB write operation*, meskipun cepat (rata-rata 3-5ms per document), tetap terbatas oleh CPU *availability* server. Ketika CPU usage mencapai 95-100%, antrian *write operation* mengalami *backpressure*.

Meskipun terdapat data *loss* sebesar 54%, sistem tetap berhasil mendeteksi anomali karena sampling 46% sudah cukup merepresentasikan kondisi *overload*. Dalam konteks *anomaly detection*, hal ini sejalan dengan prinsip *statistical sampling* di mana sampel representatif (>30% populasi) dapat mengidentifikasi *outlier* dengan *confidence level* tinggi [11].

Metode *Static Thresholding* yang diimplementasikan terbukti efektif untuk mendeteksi anomali eksplisit (lonjakan mendadak) sebagaimana dijelaskan Montgomery (2019) [11]. Namun, metode ini memiliki kelemahan *inherent*:

1. *False Negative Risk*: Jika trafik naik bertahap (*slow ramp-up attack*), sistem mungkin tidak mendeteksi hingga *threshold* terlewati.
2. *Threshold Tuning Challenge*: Nilai *threshold* yang terlalu rendah memicu *false positive*, sedangkan terlalu tinggi menyebabkan *missed detection*.

Penelitian Khan et al. (2022) [6] mengusulkan *adaptive thresholding* berbasis *moving average* untuk mengatasi keterbatasan ini. Pada penelitian mendatang, integrasi *adaptive threshold* dapat meningkatkan *sensitivitas* deteksi tanpa meningkatkan *false positive rate*.

Perbandingan *Response Time Alert*:

Sistem mencapai *response time alert* maksimal 60 detik, sesuai dengan interval *worker* yang dikonfigurasi. Nilai ini lebih cepat dibandingkan sistem *monitoring* berbasis SNMP yang memiliki *polling interval* 5 menit [7], namun masih lebih lambat dari sistem *ML-based real-time detection* (~1-5 detik) [1]. *Trade-off* ini diterima mengingat *overhead* komputasi *ML* yang jauh lebih besar.

TABEL 6
CONTOH LOG DETEKSI ANOMALI NYATA DARI DATABASE

Tipe Anomali	Pesan Kesalahan Terukur	Status Notifikasi
<i>HIGH_ERROR_RATE</i>	<i>Error rate tinggi: 88,9% (24/27 request gagal)</i>	Terkirim ke <i>Telegram</i>
<i>SPIKE_TRAFFIC</i>	<i>Spike trafik: 56 req/60s (3x lipat baseline)</i>	Terkirim ke <i>Telegram</i>

Analisis data menunjukkan bahwa sistem sangat sensitif terhadap lonjakan kegagalan (*error rate*) yang ekstrem (88,9%), di mana sistem segera menandai kejadian tersebut sebagai anomali dengan tingkat keparahan tinggi (*severity: high*).

C. Pengujian Beban (*Stress Testing*)

Pengujian stabilitas dilakukan menggunakan alat *wrk* dengan durasi 5 menit untuk mensimulasikan kondisi beban puncak (*peak load*). Skenario pengujian menggunakan 1.000 koneksi konkuren (*connections*) dengan 4 *thread* proses.

```
notti-pc@KKI-IT-LAPTOP-2023-024-Febry:~$ wrk -t4 -c1000 -d300s https://donutawan.my.id
Running 5m test @ https://donutawan.my.id
 4 threads and 1000 connections
Thread Stats   Avg      Stdev     Max   +/-  Stdev
Latency    220.92ms  242.80ms   2.00s    94.57%
Req/Sec     88.53    50.36   400.00    71.49%
104925 requests in 5.37m, 1.35GB read
Socket errors: connect 6, read 2, write 0, timeout 66035
Non-2xx or 3xx responses: 40331
Requests/sec:   325.91
Transfer/sec:    4.31MB
```


Gbr. 7 Hasil *Stress-test*.TABEL 7
HASIL PENGUKURAN PERFORMA SERVER SAAT BEBAN PUNCAK

Metrik	Nilai Terukur	Keterangan
<i>Total Requests</i>	104.925	Total permintaan yang dikirim selama ± 5 menit.
<i>Throughput</i>	325,91 req/sec	Kapasitas rata-rata server menangani permintaan per detik.
Rata-rata Latensi	220,92 ms	Latensi rata-rata masih dalam batas wajar (< 500 ms).
Deviasi Latensi	242,80 ms	Tingginya deviasi standar (hampir setara rata-rata) menunjukkan ketidakstabilan <i>respons</i> server.
Respon <i>Error</i> (Non-2xx)	40.331 (38,4%)	Server mengembalikan kode status <i>error</i> (500/502/503) akibat <i>overload</i> .
<i>Socket Timeouts</i>	66.035	Terjadi kegagalan koneksi (<i>timeout</i>) yang masif, menandakan antrean proses server penuh.

Hasil *stress testing* pada Tabel 7 menunjukkan degradasi performa signifikan pada server target:

- *Error rate* 38,4% (40.331 dari 104.925 *requests*)
- *Socket timeout* 66.035 kejadian
- Deviasi latensi tinggi (242,80 ms $\approx$ rata-rata latensi)

Tingginya deviasi standar latensi mengindikasikan *high variance* dalam *response time*, yang merupakan *early indicator* dari *resource saturation* [11]. Fenomena ini terjadi karena :

1. *CPU Contention*: Dengan 2 vCPU, server hanya dapat melayani ~ 150 -200 *concurrent threads* secara efisien. Pada 1000 *connections*, terjadi *context switching overhead* yang drastis.
2. *MongoDB Write Queue Saturation*: MongoDB memiliki *write lock* pada *document level*. Pada *high concurrency*, *lock contention* menyebabkan *write operation queuing*, yang terlihat dari peningkatan *latency*.

Meskipun server target mengalami *failure* (38,4% *error rate*), sistem *monitoring* tetap berfungsi dengan:

1. Mendeteksi anomali *HIGH_TRAFFIC* dan *HIGH_ERROR*
2. Mengirimkan *alert Telegram* dalam 60 detik
3. *Dashboard* tetap responsif menampilkan metrik *real-time*

Ini membuktikan bahwa arsitektur *decoupled* (*monitoring service* terpisah dari target server) berhasil menjaga *observability* bahkan saat target *service* mengalami degradasi. Prinsip ini sejalan dengan *best practice distributed systems* yang mengharuskan *monitoring infrastructure independent* dari *service* yang dimonitor [5].

Limitasi yang Teridentifikasi:

1. *Scalability Ceiling*: Sistem saat ini optimal untuk trafik hingga $\sim 5.000-6.000$ req/min. Di atas *threshold* ini, *MongoDB write throughput* menjadi *bottleneck*.
2. *Single Point of Failure*: *MongoDB* dan *monitoring server* berjalan pada *single instance*. Pada *production environment*, diperlukan *replica set* dan *load balancing*.

Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu:

Ghazi et al. (2023) [5] melaporkan *MongoDB* mampu menangani 50.000+ *writes/sec* pada *cluster* dengan 3 *nodes*. Hasil penelitian ini mengonfirmasi bahwa *single-node deployment* memiliki keterbatasan untuk *production-scale traffic*, namun cukup efektif untuk *small-to-medium scale deployment* (*SME/startup environment*).

Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan berhasil memenuhi objektif penelitian dengan:

1. *Latensi monitoring* < 200ms (60-75% lebih cepat dari *HTTP polling* [4])
2. Akurasi deteksi anomali 100% pada skenario pengujian
3. *Response time alert* ≤ 60 detik (10x lebih cepat dari *SNMP polling* [7])
4. Stabilitas sistem *monitoring* terjaga bahkan saat target server mengalami *overload*

Namun, penelitian ini juga mengidentifikasi keterbatasan yang perlu ditangani pada penelitian lanjutan, terutama terkait *scalability* dan *adaptive threshold mechanism*.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem monitoring trafik *web real-time* berbasis *Node.js* dan *Socket.IO* yang dilengkapi dengan fitur deteksi anomali dan *alerting* otomatis. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa :

1. *Latensi Real-Time Monitoring*: Sistem berhasil mencapai latensi visualisasi di bawah 200 milidetik, mengurangi *latency* hingga 60-75% dibandingkan metode *HTTP polling* konvensional. Hal ini membuktikan efektivitas protokol *WebSocket* dalam menyediakan *push-based data streaming*.
2. Efisiensi Sumber Daya: Dengan spesifikasi minimal (2 CPU Cores, 2 GiB RAM), sistem mampu menangani dan menyimpan lebih dari 387.000 log trafik dalam database *MongoDB* dengan konsumsi storage hanya 17,48 MB, membuktikan efisiensi arsitektur yang dirancang.
3. Akurasi Deteksi Anomali: Fitur *Static Thresholding* berhasil mendeteksi 686 insiden dengan akurasi 100% pada skenario pengujian, termasuk lonjakan trafik ekstrem (9.019 req/min) dan *error rate* tinggi (88,9%). Sistem memberikan notifikasi melalui *Telegram* dalam waktu maksimal 60 detik setelah anomali terdeteksi.
4. Stabilitas pada Beban Tinggi: Pada *stress testing* dengan 1.000 koneksi konkuren, sistem *monitoring* tetap stabil dan berhasil mendeteksi kondisi *overload* pada server target, membuktikan efektivitas arsitektur *decoupled* yang diimplementasikan.

Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diakui:

1. *Data Sampling* pada Beban Ekstrem: Pada *throughput* tinggi (>300 req/sec), sistem hanya mencatat sekitar 46% dari total *request* yang masuk akibat *bottleneck* pada server target dan *MongoDB write limitation*. Meskipun sampel ini tetap cukup untuk deteksi anomali, sistem belum optimal untuk *full audit trail* pada kondisi beban puncak.
2. *Static Threshold Limitation*: Metode *Static Thresholding* yang digunakan efektif untuk mendeteksi lonjakan mendadak, namun kurang sensitif terhadap anomali bertahap (*slow ramp-up attack*) dan memerlukan *tuning manual threshold* yang bergantung pada *baseline* trafik normal.
3. *Single Point of Failure: Deployment* menggunakan *single instance MongoDB* tanpa *replica set*, sehingga belum memiliki *high availability guarantee* untuk *production environment*.
4. Terbatas pada *HTTP Metrics*: Sistem saat ini hanya memonitor metrik berbasis *HTTP request/response* (*RPS, latency, error rate*) tanpa *visibility* terhadap *resource-level metrics* (*CPU, memory, disk I/O*) yang juga penting untuk *root cause analysis*.

Berdasarkan keterbatasan yang teridentifikasi, penelitian lanjutan dapat difokuskan pada:

Implementasi *Adaptive Thresholding*: Mengintegrasikan metode deteksi anomali berbasis *statistical learning* (*moving average, exponential smoothing*) untuk meningkatkan sensitivitas deteksi terhadap anomali bertahap dengan tetap mempertahankan efisien

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Mercu Buana Yogyakarta atas dukungan fasilitas dan sarana prasarana yang diberikan selama proses penelitian ini. Terima kasih sebesar-besarnya juga penulis sampaikan kepada Bapak Imam Suharjo, M.Cs. atas bimbingan, arahan teknis, serta motivasi yang diberikan sehingga sistem monitoring ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis juga mengapresiasi seluruh pihak yang telah memberikan bantuan selama tahap pengujian dan penyusunan naskah ini.

DAFTAR PUSTAKA

Journal Article

- [1] M. Z. Al-Faiz and H. S. Ahmed, "Distributed Denial of Service (DDoS) attack detection and mitigation using machine learning," *Journal of Engineering Science and Technology*, vol. 16, no. 1, pp. 245-258, 2021.
- [2] R. S. Saini and S. S. Khare, "Cyber security and anomaly detection in web traffic: A review," *International Journal of Computer Science and Information Security*, vol. 18, no. 5, pp. 110-117, 2020.
- [3] S. A. Brown and G. Wilson, "Real-time web applications with Node.js and WebSocket," *IEEE Internet Computing*, vol. 18, no. 4, pp. 12-19, 2019.
- [4] B. Alzahrani, A. Alhumam, and K. Sahu, "Framework for Real-Time Monitoring and Alerting System Using Node.js and WebSocket Protocol," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 31245-31258, 2022. (Scopus Q1)
- [5] M. A. Ghazi, S. Razzaq, and T. Althafari, "Performance Evaluation of NoSQL MongoDB for Real-Time Data Streaming and Big Data Analytics," *International Journal of Cloud Applications and Computing*, vol. 13, no. 1, pp. 45-62, 2023. (Scopus Q2)
- [6] A. J. Khan, R. S. Singh, and M. Kumar, "Anomaly Detection in Web Traffic: A Statistical Approach for Cyber Security in Modern Networks," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 201, pp. 103-115, 2022. (Scopus Q1)
- [7] R. Pratama, A. Nugroho, and B. Santoso, "Perbandingan Performansi Protokol SNMP dan REST API untuk Monitoring Jaringan," *Jurnal JEKIN*, vol. 12, no. 2, pp. 55-62, 2020.
- [8] D. Setiawan and E. Kurniawan, "Implementasi ELK Stack untuk Analisis Log Server Web," *Indonesian Journal of Computing*, vol. 6, no. 1, pp. 20-30, 2021.
- [9] M. Gupta and R. Chandra, "Anomaly detection in time-series data using statistical methods," in *2022 International Conference on Data Science (ICDS)*, 2022, pp. 112-118.
- [10] D. C. Montgomery, *Introduction to Statistical Quality Control*, 8th ed., 2019.
- [11] I. Fette dan A. Melnikov, "The WebSocket Protocol," RFC 6455, 2011.
- [12] S. Tilkov dan S. Vinoski, "Node.js: Using JavaScript to Build High-Performance Programs," *IEEE Internet Computing*, 2021. (Scopus Q1)
- [13] A. Nugraha, "Monitoring Trafik Jaringan Menggunakan Protokol SNMP dan MRTG," *J. Tek. Info.*, vol. 5, no. 1, 2019.
- [14] F. A. Ramadhan dan I. Suharjo, "Implementasi Bot Telegram sebagai Media Alerting System," *JEKIN*, vol. 16, no. 2, 2024.
- [15] H. Saputra dan M. A. Latif, "Analisis Performa Real-Time Data Streaming Menggunakan Protokol WebSocket," *JEKIN*, vol. 16, no. 2, 2024.