

Kode>Nama Rumpun Ilmu : 421/Teknik Sipil
Bidang Fokus : Bidang IX/Kebencanaan

LAPORAN AKHIR TAHUN
PENELITIAN BERBASIS KOMPETENSI



**SISTEM MONITORING DAN EVALUASI KONDISI
BANGUNAN DI DAERAH RAWAN BENCANA GEMPA BUMI
MENGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN (*ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK*)**

Tahun ke-1 dari rencana 3 tahun

TIM PENELITI:

Dr. Reni Suryanita, ST., MT. NIDN. 0023077302
Yohannes Firzal, ST., MT., Ph.D NIDN. 0013027605
Ir. Enno Yuniarto, MT. NIDN. 0017056503

Dibiayai oleh:
Direktorat Riset dan Pengabdian Masyarakat
Direktorat Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan
Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi
Sesuai dengan Kontrak Penelitian
Nomor: 086/SP2H/LT/DRPM/2018

UNIVERSITAS RIAU

OKTOBER 2018

HALAMAN PENGESAHAN

Judul : Sistem Monitoring dan Evaluasi Kondisi Bangunan di Daerah Rawan Bencana Gempa Bumi Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Network)

Peneliti/Pelaksana

Nama Lengkap : Dr RENI SURYANITA, S.T, M.T
Perguruan Tinggi : Universitas Riau
NIDN : 0023077302
Jabatan Fungsional : Lektor Kepala
Program Studi : Teknik Sipil
Nomor HP : +62 8127513783
Alamat surel (e-mail) : reni.suryanita@eng.unri.ac.id

Anggota (1)

Nama Lengkap : YOHANNES FIRZAL S.T, M.T, Ph.D
NIDN : 0013027605
Perguruan Tinggi : Universitas Riau

Anggota (2)

Nama Lengkap : ENNO YUNIARTO S.T, M.T
NIDN : 0017056503
Perguruan Tinggi : Universitas Riau

Institusi Mitra (jika ada)


Nama Institusi Mitra : -
Alamat : -
Penanggung Jawab : -
Tahun Pelaksanaan : Tahun ke 1 dari rencana 3 tahun
Biaya Tahun Berjalan : Rp 121,900,000
Biaya Keseluruhan : Rp 389,500,000

Mengetahui,
Dekan Fakultas Teknik UR



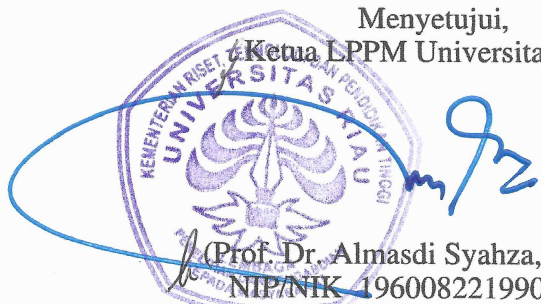
(Dr. Ir. Ari Sandhyavitri, M.Sc.)
NIP/NIK 196801271995121001

Kota Pekanbaru, 18 - 10 - 2018
Ketua,



(Dr RENI SURYANITA, S.T, M.T)
NIP/NIK 197307231998032008

Menyetujui,
Ketua LPPM Universitas Riau



(Prof. Dr. Almasdi Syahza, SE., MP)
NIP/NIK 196008221990021002

RINGKASAN

Dalam perencanaan struktur bangunan bertingkat di Indonesia, pembebanan akibat gempa bumi harus diperkirakan di dalam desain awal bangunan. Desain seismik ini tidak bisa diabaikan mengingat Indonesia merupakan salah satu negara yang rawan resiko kegempaan. Hal ini menyebabkan menjamurnya penelitian-penelitian ketekniksipilan yang melibatkan desain seismik di Indonesia. Berdasarkan hasil penelitian para peneliti terdahulu, sebagian besar kota-kota besar di Indonesia mengalami perubahan nilai spektra percepatan desain gempa untuk berbagai tipe tanah. Untuk itu dalam penelitian ini, respons struktur dan kondisi bangunan di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia perlu diidentifikasi sehingga diperoleh gambaran bagi praktisi dan akademisi bagaimana kondisi bangunan bertingkat di wilayah perkotaan di Indonesia terutama pada daerah rawan gempa. Penelitian Berbasis Kompetensi ini menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Networks*). Jaringan Saraf Tiruan merupakan cabang ilmu Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) yang bekerja meniru cara kerja jaringan saraf otak manusia. Penelitian ini merupakan kelanjutan dari penelitian sebelumnya yang telah didanai melalui skema Penelitian Fundamental selama 2 tahun yaitu pada tahun 2016 dan 2017. Pada penelitian sebelumnya metode Jaringan Saraf Tiruan digunakan untuk memprediksi respons struktur bangunan di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia. Berdasarkan hasil pada Penelitian Fundamental, maka pada Penelitian Berbasis Kompetensi ini akan mengembangkan sistem monitoring dan evaluasi bangunan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan selama 3 tahun. Dengan dilaksanakannya studi ini pada tahun 1 penelitian dari 3 tahun yang direncanakan, telah menghasilkan berbagai luaran penelitian. Luaran pertama dan merupakan keluaran wajib pada Penelitian Berbasis Kompetensi ini adalah telah di-submit artikel pada *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology* (IJASEIT), (SJR=Q2, IF=0.24). Luaran kedua, artikel yang sudah di-submit di Jurnal Terakreditasi Nasional, yaitu Jurnal Media Komunikasi Teknik Sipil. Luaran ketiga, telah diterima artikel untuk dipresentasikan pada Seminar Internasional *The International Conference on Advances in Civil and Environmental Engineering* (ICAnCEE 2018) di Denpasar Bali pada 24-25 Oktober 2018 dan *4th International Conference on Science, Engineering and Environment* (SEE 2018) di Nagoya pada tanggal 12-14 November 2018. Luaran keempat, telah dilaksanakannya Seminar Nasional Konferensi Nasional Teknik Sipil KonTeks 2018 di Batam pada tanggal 18-20 September 2018 dan menerima penghargaan Best Paper pada KonTeks 2018. Luaran kelima, tersusunnya draft buku ajar Sistem Monitoring Struktur menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. Diharapkan output penelitian yang telah dihasilkan ini dapat memperkaya database penelitian di Indonesia dan berkontribusi dalam mengevaluasi dan memantau keadaan struktur dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan.

PRAKATA

Assalamualaikum Wr.Wb.
Salam Sejahtera bagi kita semuanya.

Puji dan syukur kehadiran Allah SWT atas rahmat dan karuniaNya sehingga Penelitian Berbasis Kompetensi yang berjudul: Sistem Monitoring Dan Evaluasi Kondisi Bangunan Di Daerah Rawan Bencana Gempa Bumi Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) ini dapat didanai Dikti dan terlaksana dengan baik. Penelitian ini dilaksanakan dalam 3 tahun, dimana tahun pertama dimulai pada tahun ini (2018). Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis potensi dan parameter penentu keakuratan Jaringan Saraf Tiruan dalam memprediksi respons dan kondisi kinerja struktur bangunan bertingkat di wilayah rawan gempa bumi Indonesia. Sejauh ini tidak ditemukan kendala berarti dalam pelaksanaan penelitian. Progres kemajuan hibah untuk tahun pertama ini sudah mencapai 100% pada akhir Oktober 2018 ini. Demikian disampaikan Laporan Akhir Tahun 1 Penelitian Berbasis Kompetensi 2018.

Pekanbaru, 30 Oktober 2018

Dr. Reni Suryanita, MT
NIP. 19730723 199803 2 008

DAFTAR ISI

| | Halaman |
|--|---------|
| HALAMAN SAMPUL | - |
| HALAMAN PENGESAHAN | - |
| RINGKASAN..... | i |
| PRAKATA..... | ii |
| DAFTAR ISI..... | iii |
| DAFTAR TABEL..... | iv |
| DAFTAR GAMBAR..... | v |
| DAFTAR LAMPIRAN..... | vi |
| | |
| BAB 1. PENDAHULUAN..... | 1 |
| BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA | 4 |
| BAB 3. TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN | 8 |
| BAB 4. METODE PENELITIAN | 10 |
| BAB 5. HASIL DAN LUARAN YANG DICAPAI | 15 |
| BAB 6. RENCANA TAHAPAN BERIKUTNYA | 18 |
| DAFTAR PUSTAKA | 19 |
| LAMPIRAN | 20 |

DAFTAR TABEL

- Table.4.1** Kajian yang pernah dilakukan dan rencana kedepan
- Table.6.1** Jadwal pelaksanaan penelitian.

DAFTAR GAMBAR

- Gambar.1** Gambaran masalah yang melatarbelakangi usulan penelitian.
- Gambar.2.1** Pemodelan struktur bangunan bertingkat akibat beban gempa.
- Gambar.2.2** Road Map penelitian.
- Gambar.4.1** Fishbone diagram penelitian
- Gambar.4.2** Bagan alir penelitian

DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1.** Artikel ilmiah pada *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology (IJASEIT)* SJR Q2
- Lampiran 2.** Artikel ilmiah pada Jurnal Terakreditasi Nasional Media Komunikasi Teknik Sipil
- Lampiran 3.** Artikel ilmiah pada Seminar Internasional *The International Conference on Advances in Civil and Environmental Engineering (ICAnCEE 2018)* di Denpasar Bali pada 24-25 Oktober 2018
- Lampiran 4.** Artikel ilmiah pada 4th *International Conference on Science, Engineering and Environment (SEE 2018)* di Nagoya pada bulan November 2018
- Lampiran 5.** Artikel ilmiah pada Seminar Nasional Konferensi Nasional Teknik-Sipil KonTeks 2018 di Batam pada tanggal 18-20 September 2018 dan Penghargaan Best Paper pada KonTeks 2018
- Lampiran 6.** Draft buku ajar Sistem Monitoring Struktur menggunakan Jaringan Saraf Tiruan

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan salah satu daerah rawan gempa di dunia. Hal ini dipengaruhi oleh lokasi Indonesia yang berada pada jalur titik gempa yang disebut dengan istilah Lingkaran Api Pasifik (*Pacific Ring of Fire*). Di sepanjang Lingkaran Api Pasifik terdapat barisan gunung berapi aktif (termasuk Gunung Krakatau) dan pelat tektonik yang bergerak dan bertumbukan satu sama lain. Hal tersebut menyebabkan daerah yang dilintasi Lingkaran Api Pasifik cenderung mengalami pergerakan tanah dengan intensitas tinggi atau berkekuatan besar.

Karakteristik gempa Indonesia yang kuat seperti yang terjadi di Banda Aceh pada 26 Desember 2004 dengan kekuatan 9,3 Skala Richter (SR) dan yang terjadi di Kota Padang pada 30 September 2009 dengan kekuatan 7,9 SR sangat membahayakan struktur bangunan yang berdiri di atasnya. Begitu juga dengan gempa bumi yang terjadi di Pidie Jaya, Aceh pada 7 Desember 2016 yang lalu berkekuatan 6,5 SR telah menimbulkan goyangan sangat kuat dengan intensitas VII MMI. Goyangan kuat ini mampu membuat bangunan mengalami kerusakan dan bahkan keruntuhan.

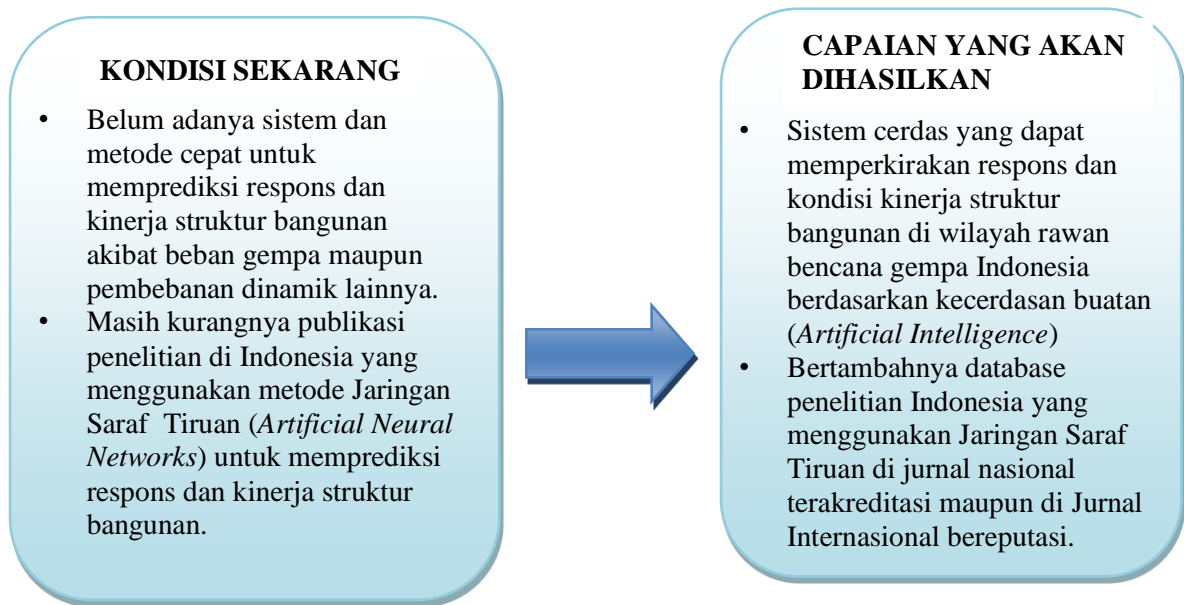
Bangunan bertingkat dapat mengalami goyangan yang lebih besar pada saat terjadi gempa dibandingkan dengan bangunan yang lebih rendah. Hal ini dikarenakan bangunan tinggi memiliki geometri yang langsing sehingga cenderung menimbulkan respons perpindahan yang lebih besar. Ada kalanya celah antar bangunan bertingkat tidak mencukupi untuk bangunan bergetar bebas pada saat terjadi gempa kuat. Bahkan keruntuhan suatu bangunan pada saat terjadinya gempa kuat dapat menimbulkan keruntuhan secara beruntun pada bangunan yang berdekatan. Hal ini telah dikaji pada penelitian terdahulu tim pengusul pada tahun 2003 yang didanai melalui SPP/DPP Universitas Riau (Suryanita, 2003) dan penelitian Forum Heds Fakultas Teknik Wilayah Indonesia Bagian Barat pada tahun 2006 (Suryanita, 2006). Keruntuhan bangunan akibat gempa umumnya sangat mendadak dan berbahaya bagi proses evakuasi jika tidak didesain dengan benar. Oleh karena itu, desain struktur bangunan di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia harus mengacu kepada Peta Gempa Indonesia dan metode desain struktur yang telah disyaratkan di dalam Standar Nasional Indonesia (SNI 1726-2012).

Studi tentang respons struktur bangunan yang menggunakan Spektra Gempa Indonesia telah banyak dijumpai diantaranya oleh Arfiadi dan Satyarno (2013), Faizah dan Widodo

(2013), Nasution (2014) dan Waworuntu et al. (2014) namun tim peneliti belum menemukan adanya publikasi yang membahas penelitian terkait dan dapat memodelkan dan memprediksi secara cepat respons struktur bangunan maupun kondisi kinerja bangunan di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia. Hingga saat ini, perencana bangunan (konsultan perencana) memerlukan waktu yang relatif lama untuk menganalisis keadaan suatu struktur bangunan agar aman dan stabil untuk dihuni setelah terjadinya gempa bumi. Oleh karena itu, perlu metode inovasi dalam memprediksi respons struktur bangunan dan kondisi kinerja bangunan yang terjadi selama getaran gempa bumi. Metode inovasi ini menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) atau dikenal juga dengan *Artificial Neural Network*. JST merupakan salah satu cabang ilmu Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) yang banyak digunakan di bidang sains dan teknologi informasi karena mampu memodelkan hubungan antara variabel yang kompleks dengan nonlinearitas tinggi. Dengan dilatarbelakangi metode JST ini dan keterbatasan data base penelitian di bidang struktur bangunan, telah mendorong tim peneliti menggunakan metode JST dengan skema Pen

1.2 Permasalahan

Aplikasi JST dalam sistem monitoring dan evaluasi kondisi kinerja struktur bangunan di Indonesia belum banyak dijumpai oleh tim penelitian ini, sehingga mendorong tim untuk menerapkan ilmu kecerdasan buatan ini dalam mengevaluasi dan memantau kondisi bangunan pasca terjadinya gempa bumi. Untuk lebih jelasnya, permasalahan yang melatarbelakangi proposal penelitian ini dinyatakan dalam *gap* penelitian pada **Gambar.1.1**



Gambar.1.1 Gambaran masalah yang melatarbelakangi usulan penelitian.

Permasalahan yang dikaji dan diperdalam lebih lanjut pada penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana potensi Jaringan Saraf Tiruan dalam memprediksi respons dan kondisi kinerja struktur bangunan bertingkat di wilayah rawan gempa bumi Indonesia.
2. Parameter struktur bangunan apa saja yang dapat mempengaruhi keakuratan Jaringan Saraf Tiruan dalam memprediksi respons dan kondisi kinerja struktur bangunan.
3. Belum ditemukannya penelitian sistem cerdas yang dapat memprediksi dan mengevaluasi kondisi struktur bangunan berdasarkan riwayat waktu gempa Indonesia menggunakan Jaringan Saraf Tiruan.

Berdasarkan uraian di atas, maka Penelitian Berbasis Kompetensi ini difokuskan untuk merancang sistem monitoring dan evaluasi respons dan kondisi kinerja struktur bangunan bertingkat di wilayah rawan bencana gempa Indonesia menggunakan JST. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sistem untuk memprediksi dan memodelkan respons dan kondisi kinerja struktur bangunan yang terjadi akibat gempa bumi. Sehingga memudahkan perencana bangunan (konsultan perencana) dalam mendisain dan memperkirakan bangunan yang layak huni dengan tingkat keselamatan yang tinggi.

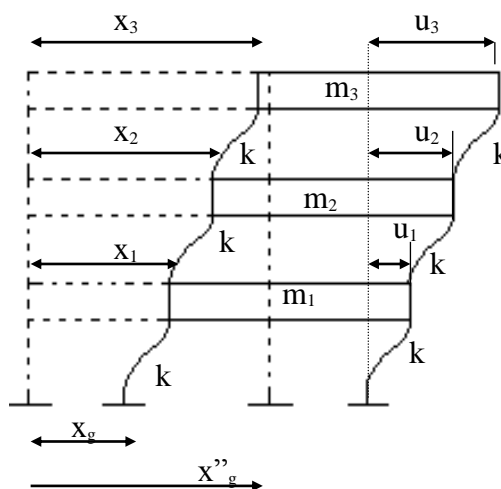
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

Pada dasarnya struktur bangunan merupakan suatu sistem yang menerus (*continuous*) yang mempunyai derajat kebebasan tak berhingga, sehingga solusi persamaan gerak dinamisnya menjadi sangat kompleks. Karena itu untuk mempermudah dalam menganalisis respons struktur yang merupakan simpangan kemiringan bangunan saat bangunan diberi beban dan tanpa diberi beban, maka suatu bangunan dimodelkan sebagai sistem diskret (*discrete*). Diskretisasi merupakan proses pemodelan sistem struktur berderajat banyak dimana dengan pemodelan tersebut dapat ditentukan gaya inersia dan gaya elastik dengan jumlah derajat kebebasan yang diinginkan.

Respons struktur bangunan dapat dinyatakan dalam persamaan gerak dinamis akibat gaya gempa yang menimbulkan gaya luar berupa eksitasi pada tumpuan struktur (Chopra, 2012). Untuk struktur bangunan bertingkat, persamaan gerak dinamis dinyatakan dalam **Persamaan (2.1)** berikut:

$$\begin{aligned}
 [M]\{\ddot{x}_t\} + [C]\{\dot{x}\} + [K]\{x\} &= \{0\} \\
 [M]\{\ddot{x} + \ddot{x}_g\} + [C]\{\dot{x}\} + [K]\{x\} &= \{0\} \\
 [M]\{\ddot{x}\} + [C]\{\dot{x}\} + [K]\{x\} &= - [M]\{\ddot{x}_g\}
 \end{aligned}
 \tag{2.1}$$

dimana $[M]$, $[C]$ dan $[K]$ masing-masing merupakan matriks massa, matriks redaman dan matriks kekakuan dari sistem struktur, sedangkan \ddot{x}_t , \ddot{x}_g , dan \ddot{x} masing-masing adalah percepatan absolut massa, percepatan gempa dan percepatan relatif struktur terhadap tumpuan. Respons perpindahan akibat gempa dapat dilihat pada **Gambar 2.1**.



Gambar 2.1. Pemodelan struktur bangunan bertingkat akibat beban gempa

Sebagai daerah rawan gempa, Indonesia telah memiliki peta mikrozonasi yang dapat berfungsi mempermudah mitigasi sekaligus menjadi pijakan pembangunan gedung dan infrastruktur tahan gempa. Dalam merencanakan struktur bangunan bertingkat di wilayah mikrozonasi Indonesia, Departemen Pemukiman dan Prasarana Wilayah telah mengeluarkan Standar Perencanaan Ketahanan Gempa untuk Bangunan Gedung (SNI-1726-2002, 2002). Banyak kajian kegempaan yang telah dilakukan guna mengevaluasi desain struktur bangunan berdasarkan SNI-1726-2002 ini, diantaranya; Yang (2009) telah mengeluarkan rekomendasi untuk mengevaluasi bangunan bertingkat tinggi di kota Jakarta berdasarkan kriteria desain, model analisis struktur, dan faktor reduksi kegempaan. Hasil studi Yang (2009) ini menghasilkan percepatan tanah puncak (*Peak Ground Acceleration*) untuk kota Jakarta sebesar 0.15g. Seiring dengan perubahan percepatan tanah di wilayah mikrozonasi Indonesia, Irsyam et al. (2008) telah mengembangkan peta resiko gempa (*seismic hazard map*) untuk wilayah pulau Sumatera dan pulau Jawa. Banyaknya penelitian seismik yang mendiskusikan perubahan peta kegempaan Indonesia ini, telah mendorong Badan Standarisasi Nasional untuk menyempurnakan SNI-1726-2002 menjadi SNI-1726-2012 (2012) setelah sepuluh tahun diberlakukannya SNI-1726-2002. Dengan keluarnya standar nasional yang baru pada tahun 2012, telah mendorong Arfiadi dan Satyarno (2013) serta Faizah dan Widodo (2013) untuk meneliti perbandingan respons spektra gempa pada kota-kota besar di Indonesia menggunakan kedua standard tersebut. Hasil penelitian mereka menunjukkan sebagian besar kota di Indonesia mengalami kenaikan spektrum desain percepatan dan sebagian lainnya mengalami penurunan berdasarkan SNI-1726-2012.

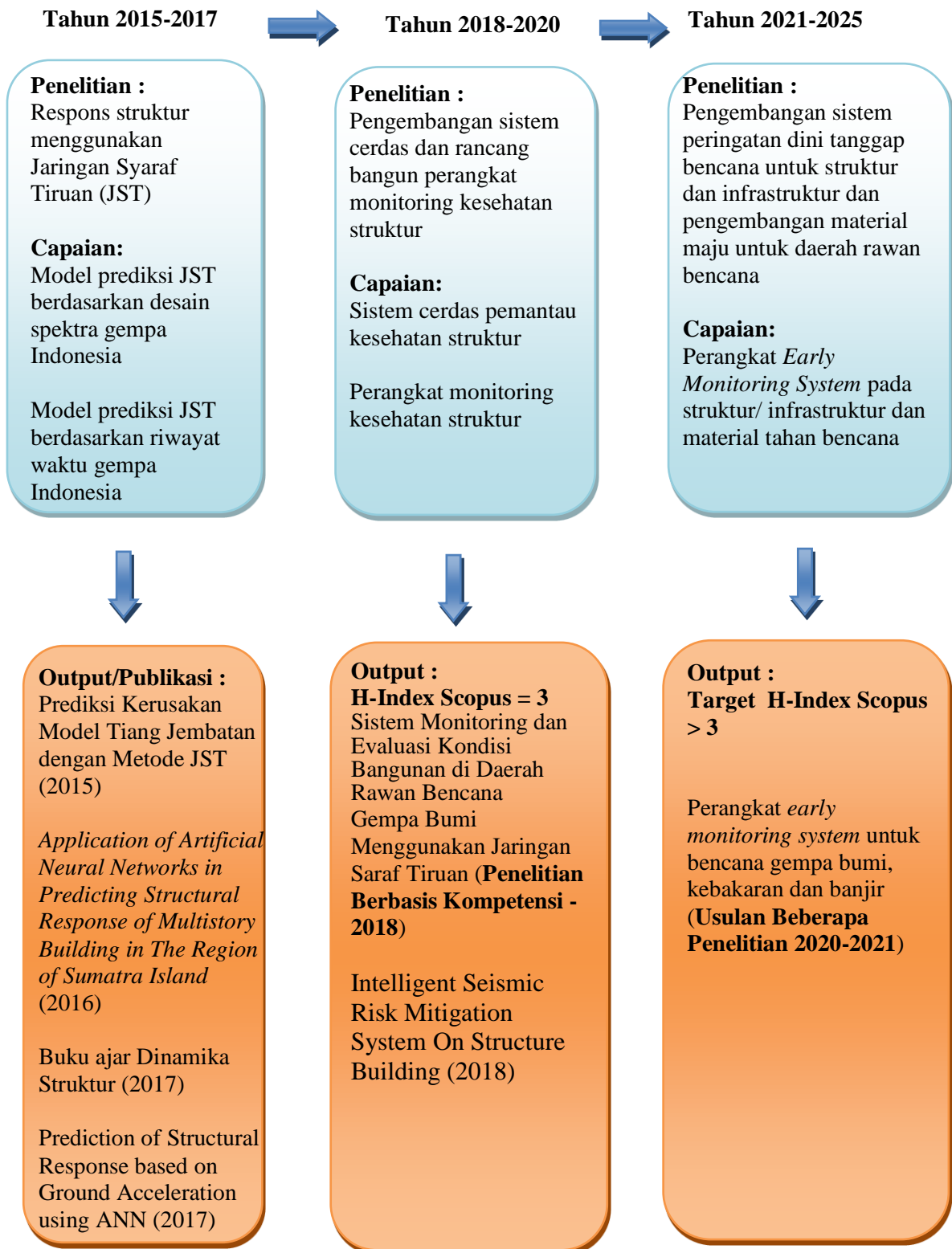
Sebelum penelitian hibah Fundamental ini dilaksanakan, peneliti telah melakukan penelitian pendahuluan tentang perilaku dinamik dua model bangunan bertingkat yang berbenturan akibat beban gempa pada tahun 2003. Penelitian ini dibiayai dengan skim dana Pengelolaan Penelitian SPP/DPP Universitas Riau (Suryanita, 2003). Sedangkan penelitian tentang pemodelan parameter dinamik struktur bangunan yang berdekatan saat terjadinya gempa telah dilakukan pada tahun 2006 dengan skim dana bantuan Forum Heds untuk dosen Fakultas Teknik pada Perguruan Tinggi di wilayah Indonesia bagian barat (Suryanita, 2006). Setelah meneliti perilaku dinamik dan memodelkan parameter yang mempengaruhinya, selanjutnya peneliti mengembangkan studi dinamika struktur ke arah pembebanan pada bangunan. Kajian pembebanan dimulai pada tahun 2006 menggunakan pola pembebanan segitiga. Hasil penelitian menunjukkan penambahan beban massa bangunan dua kali lebih

besar dari beban acuan akan menyebabkan meningkatnya perpindahan maksimum struktur, sedangkan pengurangan beban sebesar 50 persen dari beban acuan akan turut memperkecil perpindahan struktur dibandingkan dengan perpindahan yang terjadi pada struktur acuan (Suryanita et al., 2006). Penelitian dilanjutkan pada tahun 2007 dengan pembebanan harmonis menggunakan pola beban Sinusoidal sebesar $1500 \sin(\pi t/0.6)$ yang menunjukkan penambahan massa berbanding lurus dengan penambahan perpindahan struktur dan penambahan kekakuan berbanding terbalik dengan penambahan perpindahan struktur. Begitu juga dengan waktu getar (T), semakin besar waktu getar akan menyebabkan respons perpindahan struktur bertambah besar (Suryanita dan Sarfika, 2007).

Pada tahun 2010, peneliti mulai mempelajari ilmu Jaringan Syaraf Tiruan untuk diterapkan dalam disertasi doctoral dengan mengkaji kombinasi Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Networks*) dengan Algoritma Genetika (*Genetic Algorithm*) (Suryanita, 2014). Kombinasi kedua bidang kecerdasan buatan ini dikenal dengan nama *Neuro-Genetic Hybrids*. Penelitian pendahuluan pun telah dilakukan di bawah skim *Construction Industry Development Board* (CIDB) Malaysia. Beberapa artikel publikasi yang terkait dengan Jaringan Syaraf Tiruan telah dihasilkan oleh peneliti di dalam Seminar Internasional (Suryanita dan Adnan, 2010, Suryanita dan Adnan, 2013) maupun Jurnal terakreditasi nasional terindeks Scopus (Mardiyono et al., 2012). Bahkan Jaringan Syaraf Tiruan telah dikembangkan oleh peneliti di dalam sistem peringatan dini untuk monitoring kondisi jembatan panjang pada saat dan pasca terjadinya gempa bumi. Publikasi penelitian ini telah diterbitkan dalam bab buku (*book chapter*) yang terindex Scopus (Suryanita dan Adnan, 2014).

Jaringan Syaraf Tiruan merupakan salah satu cabang ilmu Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) yang banyak digunakan di bidang sains dan teknologi karena mampu memodelkan hubungan antara variabel yang kompleks dengan nonlinearitas tinggi. JST dapat memperkirakan *output* berdasarkan *input* dengan kecepatan tinggi. Namun, JST harus dilatih dengan volume data yang cukup besar agar dapat memprediksi *output* dengan akurasi yang memadai. Belum ditemukannya penelitian terkait yang menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dalam memperkirakan respons struktur bangunan di wilayah gempa Indonesia mendorong peneliti untuk mengkaji lebih dalam tentang aplikasi JST ini. Sementara itu, penelitian di luar Indonesia sudah banyak yang telah mendiskusikan desain respons struktur menggunakan JST seperti Möller et al. (2010) dan Bojórquez et al. (2012).

Adapun *road map* penelitian dapat dijelaskan pada **Gambar 2.2**.



Gambar 2.2 Road Map Penelitian

BAB 3. TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN

3.1. Tujuan Penelitian

Untuk menyelesaikan permasalahan yang ada pada kondisi sekarang, perlu dirumuskan tujuan penelitian yaitu untuk:

1. Menganalisis potensi dan parameter penentu keakuratan Jaringan Saraf Tiruan dalam memprediksi respons dan kondisi kinerja struktur bangunan bertingkat di wilayah rawan gempa bumi Indonesia .
2. Menghasilkan sistem monitoring cerdas dalam memprediksi dan mengevaluasi respons dan kinerja struktur bangunan **beton** bertingkat di wilayah rawan bencana gempa bumi.
3. Menghasilkan sistem cerdas dalam memprediksi dan mengevaluasi respons dan kinerja struktur bangunan **baja** bertingkat di wilayah rawan bencana gempa Indonesia.

3.2. Manfaat Penelitian

Untuk mewujudkan tujuan penelitian yang mempunyai kontribusi mendasar pada pengembangan bidang ilmu rekayasa struktur bangunan dan pencegahan kerusakan bangunan dari bencana gempa bumi, maka diperlukan penelitian yang melibatkan keahlian dari berbagai bidang yaitu Struktur Bangunan (*Structural Engineering*), Teknik Gempa (*Earthquake Engineering*), Dinamika Struktur (*Structural Dynamic*), dan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*). Selain itu juga diperlukan dukungan dana untuk membiayai penelitian yang diajukan dalam Program Penelitian Berbasis Kompetensi. Adapun luaran penelitian yang dapat dihasilkan melalui penelitian ini antara lain:

- Metode baru yang dapat diterapkan dalam sistem cerdas menggunakan perangkat lunak dan perangkat keras untuk pemantauan kondisi bangunan bagi perencana struktur bangunan Teknik Sipil (Konsultan Perencana) dalam merancang bangunan bertingkat yang stabil dan aman di daerah rawan gempa Indonesia menggunakan Jaringan Saraf Tiruan untuk diaplikasikan pada penelitian terapan selanjutnya.
- Pola ragam bentuk goyangan yang akan terjadi pada saat struktur bangunan menerima beban gempa.

- Buku ajar Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan pada Sistem Kesehatan Bangunan untuk matakuliah Forensik dan Rehabilitasi Struktur (Program Magister Teknik Sipil) dan matakuliah Dinamika Struktur (Program Sarjana Teknik Sipil).
- Publikasi hasil penelitian dalam jurnal internasional bereputasi dan jurnal terakreditasi nasional. Dengan demikian akan menambah *database* penelitian Indonesia yang berkaitan dengan Jaringan Saraf Tiruan dalam evaluasi dan analisis struktur bangunan bertingkat.

Untuk itu kegiatan penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi:

1. Akademisi dan peneliti

- Meningkatkan peran institusi, dosen dan peneliti sebagai pelopor dalam melakukan penelitian untuk menciptakan inovasi dan mengembangkan ilmu pengetahuan dan teknologi di bidang struktur bangunan.

2. Konsultan perencanaan bangunan (praktisi)

- Mendapatkan secara cepat gambaran awal seberapa besar simpangan bangunan yang akan terjadi jika bangunan menerima beban gempa, sehingga konsultan mendapatkan alternatif perencanaan struktur bangunan yang tepat untuk daerah rawan gempa.

Hasil penelitian ini akan diterapkan kedalam perangkat lunak dan perangkat keras sistem monitoring struktur bangunan. Dengan demikian sistem cerdas yang dihasilkan dapat memperkirakan respons dan kondisi kinerja struktur bangunan di wilayah rawan bencana gempa Indonesia berdasarkan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*).

BAB 4. METODE PENELITIAN

Penelitian Berbasis Kompetensi ini dilaksanakan oleh tim peneliti dengan uraian tugas seperti yang tercantum pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Susunan Organisasi Tim Peneliti dan Pembagian Tugas

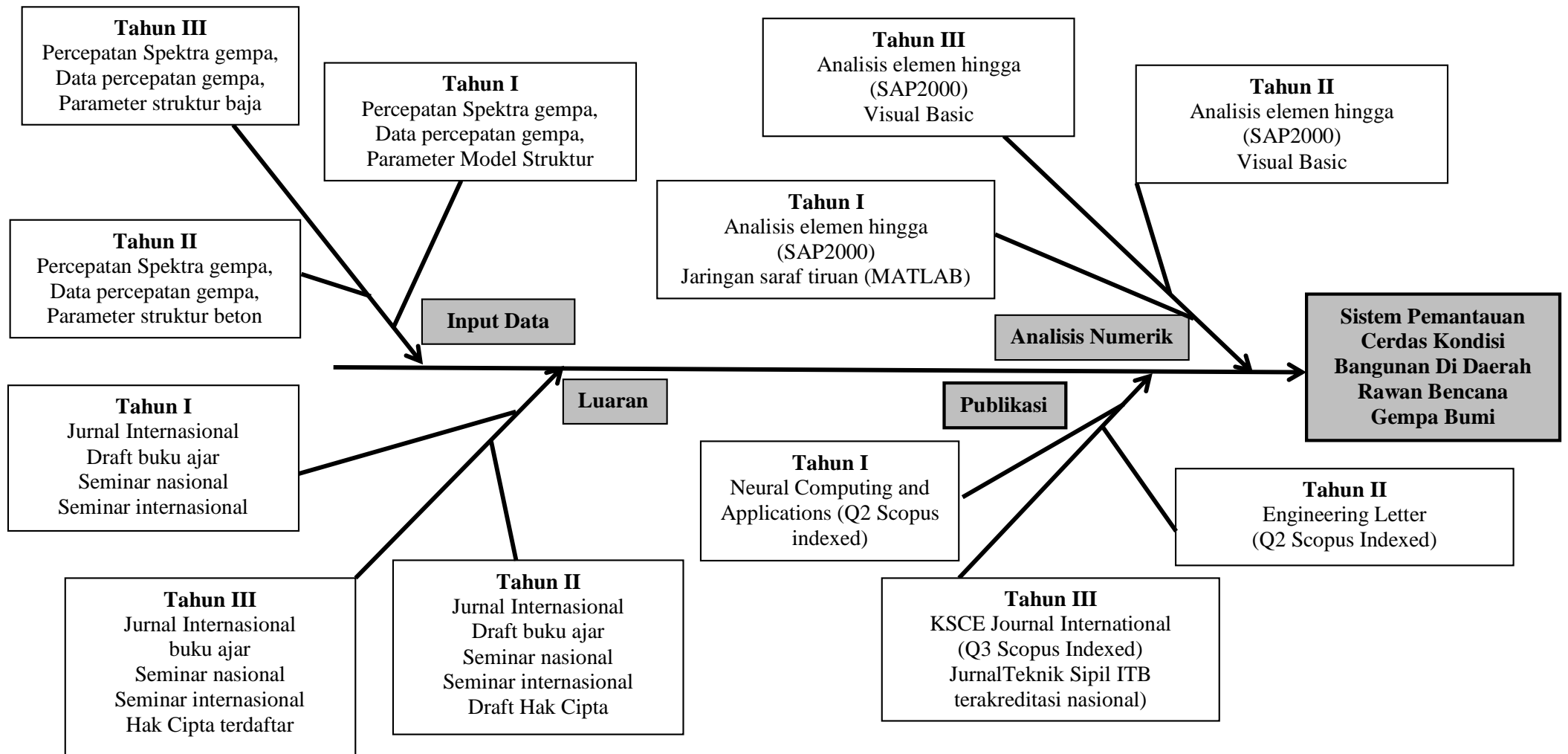
| No | Nama/NIDN | Bidang Ilmu | Alokasi Waktu Jam/Minggu | Uraian Tugas |
|----|---|---|--------------------------|---|
| 1 | Dr. Reni Suryanita ST. MT / 0023077302 (Ketua) | Dinamika Struktur dan Teknik Gempa, Pemrograman Komputer, <i>Artificial Intelligent</i> | 15 | <ol style="list-style-type: none"> 1. Mengkoordinasi pekerjaan pengumpulan data sekunder dan studi terdahulu. 2. Mengkoordinasi kompilasi dan pelaksanaan pengambilan data di lapangan dan laboratorium. 3. Melakukan pemodelan respons struktur beton berdasarkan spektra gempa dan riwayat waktu gempa Indonesia 4. Menyusun rancangan respons struktur baja berdasarkan spektra gempa dan riwayat waktu gempa. |
| 2 | Yohannes Firzal, ST., MT., Ph.D /0013027605 (Anggota) | Arsitektur/ Filosofi Arsitektur dan Desain Perkotaan | 10 | <ol style="list-style-type: none"> 1. Membuat simulasi pemodelan struktur berdasarkan spektra gempa Indonesia 2. Membuat simulasi pemodelan struktur berdasarkan riwayat waktu gempa 3. Membantu ketua tim dalam pembuatan laporan kemajuan dan laporan akhir |
| 3. | Ir. Enno Yuniarto, MT/00170565 03 (Anggota) | Dinamika Struktur, Struktur Bangunan | 10 | <ol style="list-style-type: none"> 1. Mengumpulkan rekaman data gempa Indonesia dan percepatan spektra desain untuk kota-kota besar di Indonesia 2. menganalisis struktur bangunan beton dan baja menggunakan SAP2000 3. Membantu ketua tim dalam pembuatan simulasi sistem monitoring kegempaan untuk model struktur yang telah direncanakan |

Metode penelitian meliputi kegiatan Tahun I sampai Tahun III yang dapat dijelaskan sebagai berikut:

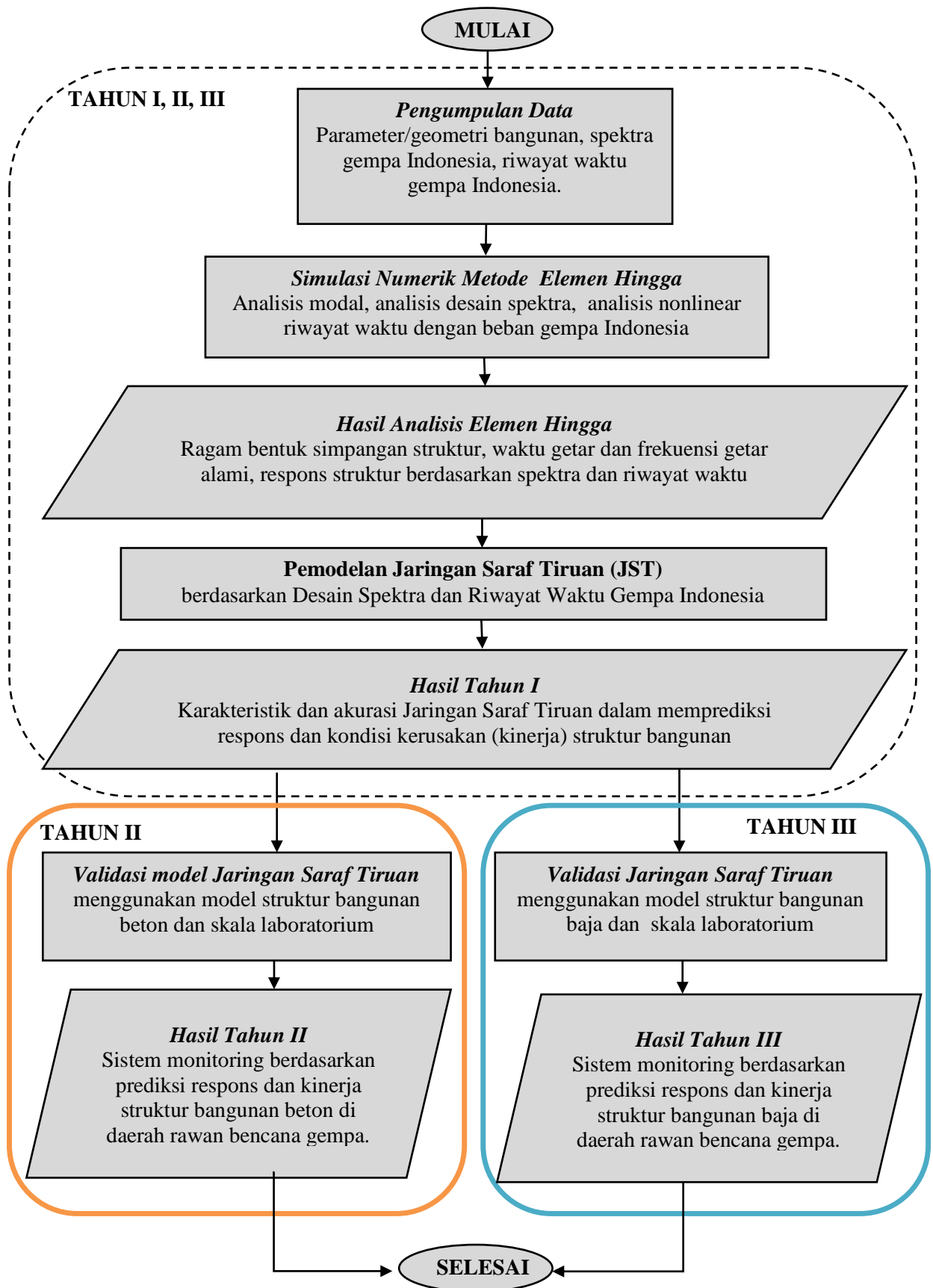
Kegiatan awal dimulai dengan pengumpulan data desain spektra Indonesia diperoleh berdasarkan perhitungan menggunakan rumusan yang terdapat di dalam SNI 1726-2002. Sedangkan data riwayat waktu gempa yang pernah terjadi di Indonesia diperoleh berdasarkan database penelitian sebelumnya. Untuk validasi diperlukan data skunder yang berasal dari beberapa stasiun Badan Meteorologi klimatologi dan Geofisika (BMKG) di pulau Sumatera maupun di pulau Jawa untuk mendapatkan data gempa yang terbaru yang mewakili wilayah mikrozonasi gempa Indonesia.

Struktur dimodelkan dalam 3 tipe bangunan, yaitu bangunan tingkat rendah yaitu bangunan yang mempunyai lantai kurang dari 5 lantai, bangunan tingkat sedang, mempunyai 5 sampai 10 lantai dan bangunan tingkat tinggi dengan ketinggian lebih dari 10 lantai. Ketiga tipe model bangunan akan dianalisis menggunakan pembebanan spektra gempa dan riwayat waktu gempa dengan bantuan software elemen hingga SAP2000. Hasil analisis diperoleh berupa ragam bentuk simpangan struktur, waktu getar dan frekuensi getar alami, serta respons struktur berdasarkan spektra dan riwayat waktu. Analisis Jaringan Saraf Tiruan menggunakan 3 lapis yang terdiri dari input, hidden dan output. Hasil analisis elemen hingga digunakan sebagai input di dalam program dan diprediksi menggunakan MATLAB dan Visual Basic.

Fokus pembahasan Tahun I adalah menganalisis potensi dan parameter penentu keakuratan Jaringan Saraf Tiruan dalam memprediksi respons dan kondisi kinerja struktur bangunan bertingkat di wilayah rawan gempa bumi Indonesia. Tahun II akan membahas sistem monitoring cerdas dalam memprediksi dan mengevaluasi respons dan kinerja struktur bangunan bertingkat dengan material beton bertulang di wilayah rawan bencana gempa bumi. Sedangkan Tahun III akan membahas sistem cerdas dalam memprediksi dan mengevaluasi respons dan kinerja struktur bangunan bertingkat dengan material baja di wilayah rawan bencana gempa Indonesia. Secara keseluruhan tahapan pencapaian Penelitian Berbasis Kompetensi ini dapat digambarkan dalam *Fishbone Diagram* pada **Gambar 4.1** sedangkan bagan alir penelitian dapat dilihat pada **Gambar 4.2**.



Gambar 4.1. Fishbone Diagram Penelitian



Gambar 4.2 Bagan Alir Penelitian

BAB 5. HASIL DAN LUARAN YANG DICAPAI

5.1 Hasil yang dicapai

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah model perhitungan yang meniru mekanisme kerja jaringan saraf makhluk hidup. JST mampu memodelkan hubungan nonlinear antara parameter *input* dan *output* dalam proses *training* dan *testing*. Di bidang Teknik Sipil khususnya analisis struktur, JST telah banyak diaplikasikan sebagai alat prediksi. Dalam penelitian ini, penggunaan JST bertujuan untuk memprediksi respons struktur gedung beton bertulang berdasarkan data beban gempa, kondisi tanah, dan geometri struktur. Data respons struktur dikumpulkan dengan melakukan analisis spektrum respons ragam untuk seluruh ibu kota provinsi di Indonesia serta kota-kota lainnya, 3 kondisi tanah, dan 3 model struktur (10 lantai, 15 lantai, dan 20 lantai) dengan bantuan *software* elemen hingga. Dengan variasi tersebut dan meninjau seluruh elevasi lantai gedung, diperoleh 1485 data respons struktur berupa simpangan, kecepatan, dan percepatan pusat lantai yang dievaluasi berdasarkan persyaratan SNI 1726-2012. Sebanyak 1080 data digunakan untuk *training* JST sedangkan 405 data lagi digunakan untuk *testing* JST dengan metode *Backpropagation* (BP). Setelah di-*training*, JST yang dihasilkan mampu memprediksi parameter simpangan dan kecepatan pusat lantai dengan tingkat akurasi berdasarkan koefisien determinasi (R^2) di atas 95%. Sedangkan untuk parameter percepatan pusat lantai, akurasinya lebih rendah, yaitu 83%. Tingkat akurasi R^2 mendekati 100% menunjukkan bahwa hasil prediksi mendekati nilai yang ditargetkan.

5.2 Luaran yang dicapai

Secara keseluruhan, kegiatan penelitian tahun pertama dari rencana 3 tahun yang direncanakan, telah berjalan 85%. Adapun capaian yang telah dihasilkan pada tahun ke ini adalah:

1. Telah di-*submit* artikel pada *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology* (IJASEIT), (SJR=Q2, IF=0.24)

Judul artikel:

Damage Level Prediction of Pier using Neuro-Genetic Hybrid

2. Telah di-accepted artikel ilmiah pada Jurnal Terakreditasi Nasional, yaitu Jurnal Media Komunikasi Teknik Sipil dan menerima penghargaan Best Paper pada KonTeks 2018.

Judul artikel:

Pemodelan Perilaku Tegangan Dan Regangan Beton Pada Suhu Tinggi Dengan Software Lusas

3. Artikel yang telah diterima untuk dipresentasikan pada Seminar Internasional *The International Conference on Advances in Civil and Environmental Engineering* (ICAnCEE 2018) di Denpasar Bali pada 24-25 Oktober 2018

Judul artikel:

Response Prediction of Multi-Story Building using Backpropagation Neural Networks Method

4. Artikel yang telah diterima untuk dipresentasikan pada 4th *International Conference on Science, Engineering and Environment* (SEE 2018) di Nagoya pada bulan November 2018

Judul artikel:

Damage Level Prediction Of Multi-Story Steel Structure In Sumatra Using Backpropagation Neural Network

5. Artikel yang telah dipublikasikan pada Seminar Nasional Konferensi Nasional Teknik Sipil KonTeks 2018 di Batam pada tanggal 18-20 September 2018.

Judul Artikel:

Analisis Tegangan Regangan Kolom Saat Terbakar Menggunakan Standar ISO 834

6. Draft buku ajar Sistem Monitoring Struktur menggunakan Jaringan Saraf Tiruan

BAB 6. RENCANA TAHAPAN BERIKUTNYA

Tahapan berikutnya adalah menyelesaikan sisa progress penelitian tahun 1 Penelitian Berbasis Kompetensi ini. Dalam penelitian tahun pertama ini secara keseluruhan pekerjaan sudah dilaksanakan yaitu menganalisis hasil prediksi monitoring bangunan menggunakan respons spektra di lokasi rawan gempa Indonesia.

Selain menghasilkan publikasi ilmiah pada jurnal terakreditasi nasional dan seminar internasional juga akan di publikasi artikel di seminar internasional di Bali bulan Oktober mendatang dan di Nagoya Jepang pada bulan November mendatang. Secara keseluruhan jadwal pelaksanaan penelitian ini untuk tahun pertama pelaksanaan penelitian seperti terlihat pada **Tabel 6.1**.

Tabel 6.1. Jadwal Pelaksanaan Penelitian Tahun Pertama

| Kegiatan | Bulan | | | | | | | |
|--|-------|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| Studi literatur dan evaluasi tahun I | | | | | | | | |
| Pengadaan model struktur | | | | | | | | |
| Pengukuran data di lapangan | | | | | | | | |
| Analisis data sensor | | | | | | | | |
| Pengembangan Sistem Informasi | | | | | | | | |
| Pembelajaran dan <i>testing</i> data JST riwayat waktu gempa | | | | | | | | |
| Pembuatan Laporan | | | | | | | | |
| Presentasi Hasil | | | | | | | | |
| Seminar | | | | | | | | |

BAB 7. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa parameter *input* Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk prediksi respons struktur dapat berupa parameter gempa (PGA , S_{DS} , S_{DI} , T_0 , T_s), kondisi tanah, tinggi total struktur, dan elevasi pusat lantai yang ditinjau. Sedangkan parameter *output* JST dapat berupa simpangan pusat lantai, kecepatan pusat lantai, dan percepatan pusat lantai. Arsitektur JST yang digunakan adalah 3 lapis, yaitu *input layer* (8 neuron), *hidden layer* (24 neuron), dan *output layer* (6 neuron). Jumlah data untuk *training* JST adalah 1080 set data, sedangkan untuk *testing* JST menggunakan 405 set data. JST yang sudah di-*training* mampu memprediksi simpangan lantai dan kecepatan lantai dengan baik, yaitu dengan akurasi sekitar 95%. Namun, JST dalam memprediksi percepatan lantai akurasi lebih rendah di bandingkan simpangan dan kecepatan pusat lantai yaitu sekitar 85%. Dengan akurasi yang lebih besar dari 80% ini menunjukkan metode prediksi menggunakan JST dapat membantu memperkirakan respons struktur bangunan secara cepat dan mendekati akurasi yang tinggi. Berdasarkan pelaksanaan penelitian, dapat disimpulkan bahwa respons struktur untuk bangunan yang telah ditentukan di wilayah lokasi gempa Indonesia dapat diprediksi dengan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. Diharapkan model perhitungan JST ini dapat membantu perencana bangunan dalam memperkirakan respons struktur suatu bangunan yang akan direncanakan di lokasi gempa tertentu.

DAFTAR PUSTAKA

- Arfiadi, Y. & Satyarno, I. (2013). Perbandingan Spektra Desain Beberapa Kota Besar di Indonesia dalam SNI Gempa 2012 dan SNI Gempa 2002 *Konferensi Nasional Teknik Sipil 7 (KoNTekS 7)*. Universitas Sebelas Maret (UNS) - Surakarta, 24-26 Oktober.
- Bojórquez, E., Bojórquez, J., Ruiz, S. E. & Reyes-Salazar, A. (2012). Prediction of inelastic response spectra using artificial neural networks. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012.
- Chopra, A. K. (2012). *Dynamic of Structures, Theory and Applications to Earthquake Engineering*, Prentice Hall.
- Faizah, R. & Widodo (2013). Analisis Gaya Gempa Rencana pada Struktur Bertingkat Banyak dengan Metode Dinamik Respon Spektra. *Konferensi Nasional Teknik Sipil 7*. Universitas Sebelas Maret (UNS-Solo), 24-25 Oktober 2013.
- Irsyam, M., Dangkoa, D. T., Hoedajanto, D., Hutapea, B. M., Kertapati, E. K., Boen, T. & Petersen, M. D. (2008). Proposed seismic hazard maps of Sumatra and Java islands and microzonation study of Jakarta city, Indonesia. *Journal of earth system science*, 117, 865-878.
- Mardiyono, Suryanita, R. & Adnan, A. (2012). Intelligent Monitoring System on Prediction of Building Damage Index using Artificial Neural Network. *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*, 10, 155-164.
- Möller, O., Foschi, R. O., Rubinstein, M. & Quiroz, L. (2010). Estimating structural seismic vulnerability: an approach using response neural networks. *Structure and Infrastructure Engineering*, 6, 63-75.
- Nasution, F. (2014). Perbandingan Analisis Statik Ekuivalen dan Analisis Dinamik Ragam Spektrum Respons pada Struktur Beraturan dan Ketidakteraturan Massa Sesuai RSNI 03-1726-201x. *Jurnal Teknik Sipil USU*, 3.
- SNI-1726-2002 (2002). Standar Perencanaan Ketahanan Gempa untuk Struktur Bangunan Gedung Departemen Pemukiman dan Prasarana Wilayah.
- SNI-1726-2012 (2012). Standar Perencanaan Ketahanan Gempa Untuk Stuktur Bangunan Gedung. Badan Standarisasi Nasional.
- Suryanita, R. (2003). Perilaku Dinamik Dua Model Bangunan Bertingkat yang Berbenturan akibat Beban Gempa. *Laporan Penelitian SPP/DPP*. Pekanbaru: LPM Universitas Riau.
- Suryanita, R. (2006). Pemodelan Parameter Dinamik Struktur Bangunan yang Berdekatan Saat Terjadi Gempa. *Laporan Penelitian Self Development Project Fund FORUM HEDS*. Pekanbaru: Universitas Riau.
- Suryanita, R. (2014). *Integrated Bridge Health Monitoring, Evaluation and Alert System using Neuro-Genetic Hybrids* Doctor of Philosophy Program, Universiti Teknologi Malaysia.
- Suryanita, R. & Adnan, A. (2010). Application of Artificial Neural Networks in Bridges Seismic Monitoring System. *The 3rd International Graduate Conference on Engineering, Science & Humanities (IGCHES) 2010*. Universiti Teknologi Malaysia, 2-4 Nov 2010.
- Suryanita, R. & Adnan, A. (2013). Application of Neural Networks in Bridge Health Prediction based on Acceleration and Displacement Data Domain. *IAENG International Conference on Artificial Intelligence and Applications (ICAIA'13)*. Hongkong, 13th – 15th March 2013.
- Suryanita, R. & Adnan, A. (2014). Early-Warning System in Bridge Monitoring Based on Acceleration and Displacement Data Domain. In: YANG, G.-C., AO, S.-I., HUANG, X. & CASTILLO, O. (eds.) *Transactions on Engineering Technologies*. Springer Netherlands.
- Suryanita, R., Mudjiatko & Sarfika, H. (2006). Respon Struktur Sistem Derajat Kebebasan Tunggal Akibat Beban Dinamis Dengan Pola Pembebanan Segitiga *Jurnal Sains dan Teknologi*, 5.
- Suryanita, R. & Sarfika, H. (2007). Response Struktur SDOF akibat Beban Sinusoidal dengan Metode Integral Duhamel. *Jurnal Teknik Sipil*, 7, 266-278.
- Waworuntu, G. F., Sumajouw, M. D. & Windah, R. S. (2014). Evaluasi Kemampuan Struktur Rumah Tinggal Sederhana Akibat Gempa. *JURNAL SIPIL STATIK*, 2.
- Yang, C. (2009). Study on Indonesian Seismic Code SNI 03-1726-2002 and Seismic Impact to High-rise Buildings in Jakarta, Indonesia. *Proceedings of World Academy of Science: Engineering & Technology*, 50

LAMPIRAN-LAMPIRAN

- Lampiran 1.** Artikel ilmiah pada *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology (IJASEIT)* SJR Q2
- Lampiran 2.** Artikel ilmiah pada Jurnal Terakreditasi Nasional Media Komunikasi Teknik Sipil
- Lampiran 3.** Artikel ilmiah pada Seminar Internasional *The International Conference on Advances in Civil and Environmental Engineering (ICAnCEE 2018)* di Denpasar Bali pada 24-25 Oktober 2018
- Lampiran 4.** Artikel ilmiah pada 4th *International Conference on Science, Engineering and Environment (SEE 2018)* di Nagoya pada bulan November 2018
- Lampiran 5.** Artikel ilmiah pada Seminar Nasional Konferensi Nasional Teknik-Sipil KonTeks 2018 di Batam pada tanggal 18-20 September 2018 dan Penghargaan Best Paper pada KonTeks 2018
- Lampiran 6.** Draft buku ajar Sistem Monitoring Struktur menggunakan Jaringan Saraf Tiruan

Damage Level Prediction of Pier using Neuro-Genetic Hybrid

Reni Suryanita[#], Mardiyono^{*}, Harnedi Maizir¹

[#] Department of Civil Engineering, Engineering Faculty, Universitas Riau, Pekanbaru, Indonesia
Email: reni.suryanita@eng.unri.ac.id

^{*}Electrical Engineering, Politeknik Negeri Semarang, Indonesia

¹Civil Engineering Department, Sekolah Tinggi Teknologi Pekanbaru, Indonesia

Abstract— Generally, long span bridges have multiple columns as known as piers to support the stability of the bridge. The pier is the most vulnerable part of the deck against the earthquake load. The study aims to predict the performance of the pier on the bridge structure subject to earthquake loads using a Neuro-Genetic Hybrid. The mix design of the Back Propagation Neural Networks (BPNN) and Genetic Algorithm (GA) method obtained the optimum-weight factors to predict the damage level of a pier. The input of Neuro-Genetic hybrid consists of 17750 acceleration-data of bridge responses. The outputs are the bridge-damage levels based on FEMA 356. The categorize of a damage level was divided into four performance levels of the structure such as safe, immediate occupancy, life safety, and collapse prevention. Bridge responses and performances have resulted through analysis of Nonlinear Time History. The best of Mean Squared Error and Regression value for the Neuro-Genetic hybrids method are 0.0041 and 0.9496 respectively at 50000 epochs for the testing process. The Regression value denotes the predicted damage values more than 90% closer to the actual damage values. Thus, the damage level prediction of the pier in this study offers as an alternative to structural control and monitor of bridges.

Keywords— Acceleration; Damage level; Neuro Genetic; Mean Squared Error; Regression

I. INTRODUCTION

Stability and performance of bridge structure are essential to ensure un-disrupted traffic without compromising the safety of its users. Natural disaster such as an earthquake can affect the stability of bridge structures. The problem is revealed in the Euro Code 2 [1] by imposing stricter damage natural disasters such as quake can affect the stability of bridge structures. Even a well-designed bridge may face damage as a result of the increased vulnerability of the bridge to non-structural modifications which may alter the imposed load as well as structural deterioration due to earthquake loads [2].

The pier is the most vulnerable element of a bridge due to earthquake load. The complexity of the whole bridge system caused the presence of much uncertainty and variations to predict the bridge responses. Commonly, seismic responses of the bridge only known from past incidents. However, post-earthquake inspection often takes time for the authorized assessor to perform specific checks on the affected bridge. Fig.1 shows the failure of the piers that caused by shear

failures under earthquake loads [3]. Therefore, the bridge should be supervised to obtain the service life, ensure public safety, and reduce maintenance costs.



Fig.1 Higashi-Nada Viaduct collapse in 1995 due to Kobe earthquake [3]

The maintenance of bridges become complicated by the increased age of the bridges. One of the essential efforts to know the life cycle performances and management

procedures of bridges is through Structural Health Monitoring (SHM). According to [4], SHM refers to the implementation of a damage identification strategy for Civil Engineering infrastructures. Application of SHM in Bridge Engineering aims to ensure long service life and improve the high-level service to the highway users. Moreover, the objectives of bridge monitoring are to ensure bridge safety and provide better maintenance planning. Commonly, bridge evaluation used any aspect of the condition of a bridge proactively, through the measured data from wireless sensors and the finite element method [5].

The bridge authorities should establish the systems and existing technologies for bridge monitoring system. Commonly in developing countries, the engineers use the conventional method such as Non-Destructive Test (NDT) and Visual Inspection (VI) for bridge evaluation and maintenance. On the other hand, the modern technology such as the recording data SHM used the various sensors along the bridge in real time. The observation is in the monitoring room or remote area using internet connection. So, the experts rationally should make the right decisions based on the bridge SHM results.

According to FEMA 365 [6], the structural performance indicated the stability of structure that consists of operational and damage states as minor damage (Immediate Occupancy, IO), moderate damage (Life Safety, LS) and severe damage (Collapse Prevention, CP). The structural performance can be analyzed using static load (pushover analysis) such as has studied by [7] and dynamic load (non-linear time history analysis). Pushover analysis is used by researchers to analyze the structure due to static load while the material in the plastic stage. Meanwhile, the bridge structure analysis in this study used the nonlinear time history analysis due to dynamic load such as the earthquake load.

Commonly, problems faced by a conventional bridge monitoring system include the errors to interpret monitoring data and submission database system (server). Back-Propagation Neural Network (BPNN) can solve the issue of the existing system to unite bridge monitoring and analysis. One of the solutions is to interpret and predict the damage level of bridge structure due to earthquake loads. The BPNN links non-linear input and output data regardless of the specified mathematical equations. In addition to that, Neural Networks require no prior knowledge of the correlation between the data and target. Although the BPNN has its limitations, the use of this method has solved many cases in Civil Engineering.

The Artificial-Intelligent (AI) technologies include the Neural Networks, Fuzzy Logic, and Genetic Algorithm technology. According to [8] and [9], many cases cannot be solved using each AI technology separately; then the solution can adopt a combination of two or three AI technologies to provide a more accurate and efficient solution.

The Genetic Algorithms use three basic operations: selection, crossover, and mutation. The selection process is the process of choosing the fitness string from the current population (parents) to the next generation (offspring). Crossover process generates the new child from existing individuals (each parent) by cutting each old string (chromosome) at a random location (crossover point) and replacing the tail of one line with the other. Mutation is a

random process whereby the value of elements is changed such as 1's to 0's and vice versa in a binary string. A complete replacement for chromosome, crossover, mutation, and inversion at specific probabilities used computer programming-coding. The locations of observation points are determined according to modal identification function from the structural analysis results. Genetic Algorithm (GA) with Back-Propagation Neural Network (BPNN) is a hybrid architecture in which a BPNN employs Genetic Algorithms for the determination of its weights.

The Genetic Algorithm is an optimization technique that simulates the phenomenon of natural evolution. The basis of a Genetic Algorithm is survival of the fittest, means survival and the passing on of the characteristics of future children. The Genetic Algorithm has also defined a population of candidate generation. The encoded as known as a chromosome. Within the chromosome is a separate gene that represents the independent variables for the problem at hand. Each parameter of the problem is a chromosome, which represents a unique independent setting. This condition could represent bit strings, floating-point variables, or simple binary-encoded integers. The Genetic Algorithms provide the initial population, which is done by creating chromosomes randomly or by seeding the community with known fit chromosomes [10].

According to [11], the Genetic Algorithms consist of three fundamental steps, namely evaluation, selection, and recombination. The evaluation process accessed each chromosome to solve the problem. The stage used decoding the candidate solution into the cases. Next step is verification of the result using the parameters. The last is the calculation of fitness. After this step, a subset of the population is selected based on a predefined selection criterion.

Many researchers have studied the application of the BPNN and GA methods. One of them is [12] who applied the Neuro-Genetic Hybrids for prediction of pile bearing capacity with 99% accuracy, and adopted the Neuro-Genetic algorithm to more effectively forecast and the best performance for the daily water demands. Meanwhile [13] who considered the optimization of the neural networks parameters. The results of the studies show that the method can predict with 96% accuracy. The other researchers have developed the hybrid of Artificial Intelligent (AI) using the Particle Swarm Optimization (PSO) to result in the highly accurate in numerical optimization such as [14] who studied fiber reinforced optimization, [15] who studied soil stability optimization, and [16] who studied structural failure optimization.

The previous study about Neuro Genetic Hybrid has applied to the intelligent system monitoring for bridge structure [17][18]. The result indicates the Neuro Genetic Hybrid method can solve the problem to predict the condition of the bridge after the earthquake. This study continues the previous research, but input data is scaled on three classifications, low until high ground acceleration. Meanwhile, the target (output) data are damage level of bridge structure based on FEMA 356. Therefore, this paper aims to predict the bridge condition after earthquakes using the Neuro-Genetic hybrids.

II. MATERIAL AND METHOD

A. Bridge Model

This study used the prestress bridge model with 102 m length. The bridge model has four piers and three spans. Each span is 34 m-long as shown in Fig. 2. The height of the piers is 9 m. The supports between the decks and the piers are free in both translation and rotation. Meanwhile, the support at the base of all piers is fixed in both translation and rotation. The points of observation for the bridge deformation are at the top of Pier B1, Pier B2, Pier B3, Pier B4 pier and the middle of spans such as Span A1, Span A2, and Span A3. The directional properties of the supports for Pier B1, Pier B2, and Pier B4 are free on x, y, and z-direction while Pier B3 is fixed for all the directions.

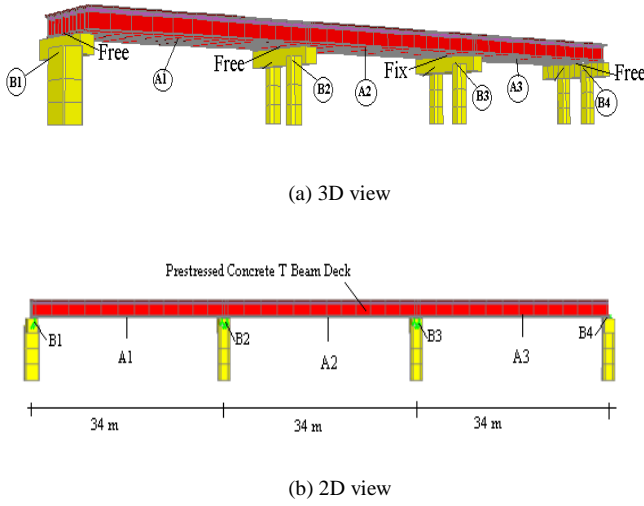


Fig. 2. The geometry of Bridge Model in 3D and 2D view

The bridge consists of concrete with reinforcing steels. The compressive design strength for the concrete is 40 MPa, and 50 MPa for the superstructure. Primary reinforcement bars in this study have the characteristic yield strength of 290 MPa. Frame element was assigned for the pier while the deck was represented by a shell element with the thickness of 12 mm. The damping of the bridge model was assumed to be 5 % of the critical damping. Nonlinear hinges element was assigned at top, middle and base of among the piers.

B. Earthquake load data

The seismic designs for the bridge model used five ground motion accelerations from Pacific Earthquake Engineering Research (PEER) database [19] as shown in Table. I. The finite-element analysis used SAP2000 Software for Nonlinear Time History analysis. The loading on the bridge structure is dead load, live load, and five earthquake loads. The earthquakes have been scaled to Peak Ground Acceleration (PGA) values: 0.5g (low acceleration), 0.75g (moderate acceleration) and 1.0g (high acceleration).

TABLE I
DESCRIPTION OF THE EARTHQUAKE DATA RECORDS

| No | Name of Earthquake | Year | Magnitude (M_w) | PGV m/s | PGA (g) |
|----|--------------------|------|---------------------|---------|---------|
| 1. | San Francisco, NA | 1957 | 5.28 | 0.0391 | 0.095 |
| 2. | New Zealand | 1987 | 6.6 | 0.2167 | 0.255 |
| 3. | Cape Mendocino | 1992 | 7.01 | 0.2014 | 0.150 |
| 4. | Landers, NA | 1992 | 7.28 | 0.097 | 0.104 |
| 5. | Loma Prieta | 1989 | 6.93 | 0.1735 | 0.120 |

C. The procedure of Neuro-Genetic Hybrids

The study used Neuro Genetic Hybrid for prediction of the optimum weight and damage levels of the bridge structure. The Neuro-Genetic hybrid is a combination of Back Propagation Neural Networks (BPNN) and Genetic method in the design of the network, especially for the optimum design of the Neural Networks. The total error in Back Propagation Neural Network output is defined as,

$$Er_1 = \frac{1}{2} \sum_{j \in J} (T_j - O_j)^2 \quad (1)$$

where T_j is the target output, while O_j is the activation rate of output, and J is some training iteration.

Mean-Squared Error (MSE) should be convergent until the last iteration to get the sufficiently small output error (near to null). Error (Er_i) in Equation (2) can be calculated using Equation (1) previously. The root-mean-square, E ; for N number of the Error can be rewritten as shown in Equation (2),

$$E = \sqrt{\frac{\sum_i Er_i}{N}} \quad (2)$$

The fitness value FV_i for each of the chromosome (individual parameter) can be stated as

$$FV_i = \frac{1}{E} \quad (3)$$

In the study, the Neuro-Genetic Hybrid requires acceleration, and time as input data, while output data are damage levels based on FEMA 356. In the training process used 75% of bridge acceleration response data while in the testing and validation process used 15% of the data respectively. Neuro-genetic calculations begin with the determination of the population number of chromosomes (Po) with N size randomly. The Po data determines the set of BPNN weight. The errors in the training process are used to calculate the value of fitness for each chromosome. The option of appropriate initial weight, learning rate, and activation function resulted in the best performances of Neuro-Genetic Hybrid (NGH). The weight of Neuro-Genetic method showed the acceleration or retardation of the input signals.

The architectural model has n number of input neurons, one hidden layers with $2n+1$ neurons and an output layer with some neurons. Time and acceleration data are used as input neuron while the target is the bridge damage data. The

damage level consists of the safe level until the minor (Immediate Occupancy, IO), moderate (Life Safety, LS) and severe damage (Collapse Prevention, CP). This study has chosen eight neurons in input layer consist of time history, four accelerations on top of Pier B1, Pier B2, Pier B3, and Pier B4, three accelerations on the middle of Span A1, Span A2 and Span A3. Meanwhile, the hidden layer has 17 neurons, and the output layer has four neurons such as safe, IO, LS and CP.

In the next stage, the worst chromosome is replaced by the best chromosome. The chromosomes of parent are randomly chosen in pairs and resulted in the best offspring through the crossover process. The first derivative (P1) of the population has the fitness after error calculation and weight extraction. Progress generation is ended since the community integrates with the same fitness value. The weight factor of BPNN is extracted from the best result of the population.

The procedure of testing is the same process with the BPNN training in the previous step, but without a weight optimization by Genetic Algorithm. The method uses the final weight and uses other data for testing. The control phase is over-fitting between training and testing of BPNN. If over-fitting occurred, then the structure of Neuro-Genetic hybrid should be modified. The structure includes some hidden layers, iteration, mutation, and crossover operator. The last step is writing the results such as prediction of damage level, Mean Squared Error and Regression values as an indicator of the duration of the run-time process.

III. RESULTS AND DISCUSSION

The observation points for monitoring are on the top of Pier B1, Pier B2, Pier B3, and Pier B4. Meanwhile, the observation points on the span of the bridge are in the middle of Span A1, Span A2, and Span A3 individually. This study used 40 modes in the analysis of the finite element method which captured more than 90% mass participation in Ux and Uy direction.

The acceleration of an earthquake is required for the function input in Finite Element Nonlinear Time History analysis using SAP2000 Program. The results stated the location of critical parts of the bridge structure failure due to 5 earthquakes in Table I with three scaled PGAs (0.5g, 0.75g, and 1g). Bridge performance due to the earthquakes scaled PGA 0.75g are shown in Fig. 3 to Fig. 7.

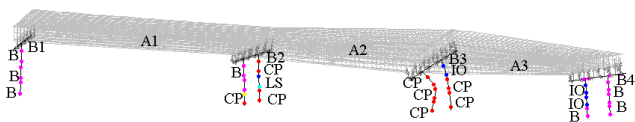


Fig. 3 Bridge performance due to San Francisco NA Earthquake 0.75g.

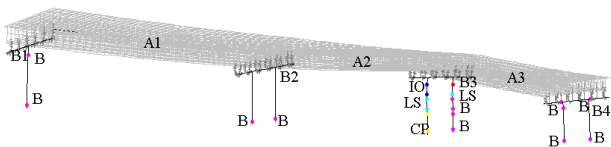


Fig. 4 Bridge performance due to the New Zealand Earthquake 0.75g.

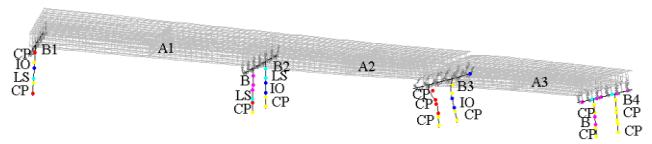


Fig. 5 Bridge performance due to Cape Mendocino Earthquake 0.75g.

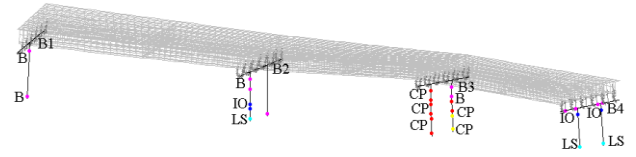


Fig. 6 Bridge performance due to Landers Earthquake 0.75g.

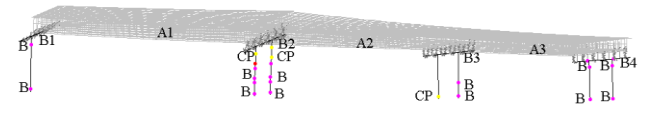


Fig. 7 Bridge performance due to the Loma Prieta Earthquake 0.75g.

The critical damage level of the bridge model during the time history of 0.75g scaled earthquake loads occurred on Pier B3. The support of Pier B3 has been designed fixed in all direction (x, y, and z-direction). Damage level occurred at IO, LS and CP level, while B level is a condition before first damage.

Bridge responses consist of acceleration at the piers and spans of the bridge such as are shown in Fig. 8 to Fig. 12. The bridge acceleration due to San Francisco earthquake 0.75g is shown in Fig 8 and Fig 9.

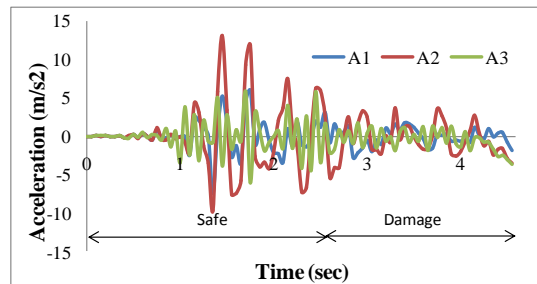


Fig. 8 The acceleration occurred in the middle of span due to San Francisco NA Earthquake 0.75g.

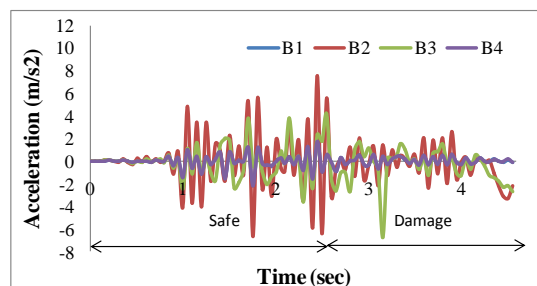


Fig. 9 The acceleration occurred in the top of pier due to San Francisco NA Earthquake 0.75g.

Fig 10 and Fig 11 show the acceleration of the bridge model due to the New Zealand earthquake 0.75g. The analysis results stated the maximum acceleration for the span is occurred at the middle span A2 (12.596 m/s²) and for the piers is happened at the Pier B3 (7.845 m/s²).

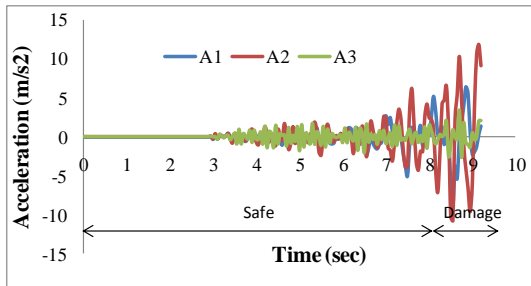


Fig. 10 The acceleration occurred in the middle of the span due to the New Zealand Earthquake 0.75g.

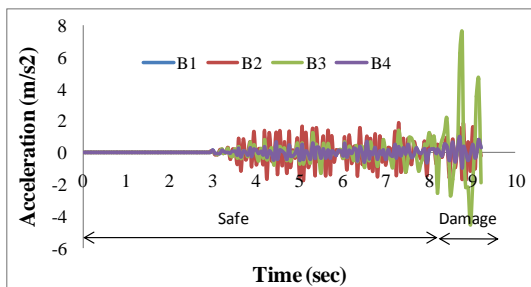


Fig. 11 The acceleration occurred in the top of pier due to New Zealand Earthquake 0.75g

The analysis results of bridge model due to Cape Mendocino earthquake 0.75g are shown in Fig 12 and Fig 13.

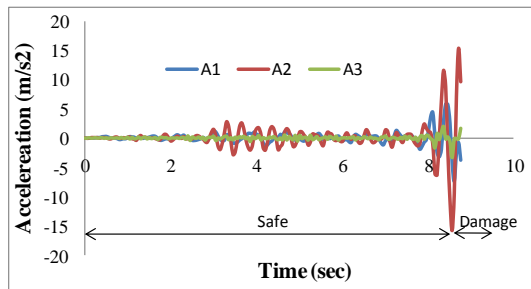


Fig. 12 The acceleration occurred in the middle of span due to Cape Mendocino Earthquake 0.75g.

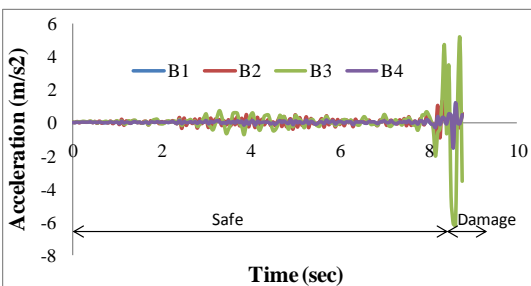


Fig. 13 The acceleration occurred in the top of pier due to Cape Mendocino Earthquake 0.75g.

The maximum acceleration for the span occurs at the middle span A2 (15.692 m/s²) and for the piers is occurred at the Pier B3 (6.255 m/s²).

Fig 14 and Fig 15 show the finite element result analysis of the bridge model due to Landers earthquake 0.75g. The analysis results show the maximum acceleration for the span occurs at the middle span A2 (9.898 m/s²) and for the piers occurs at the Pier B3 (19.755 m/s²).

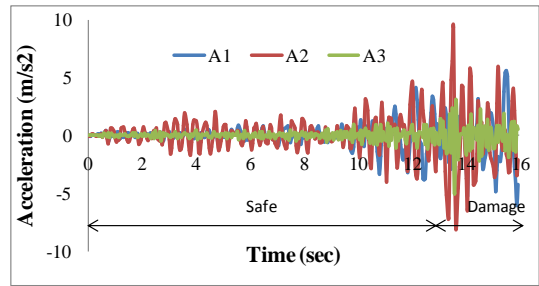


Fig. 14 The acceleration occurred in the middle of span due to Landers Earthquake 0.75g.

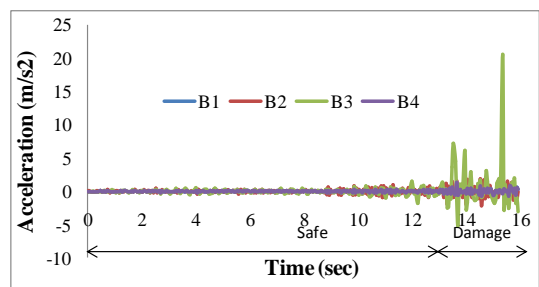


Fig. 15 The acceleration occurred in the top of pier due to Landers Earthquake 0.75g.

The analysis results of bridge model due to the Loma Prieta earthquake 0.75g are shown in Fig 16 and Fig 17. The maximum acceleration for the span occurs at the middle span A1 (13.592 m/s²) and for the piers is occurred at the Pier B2 (10.289 m/s²).

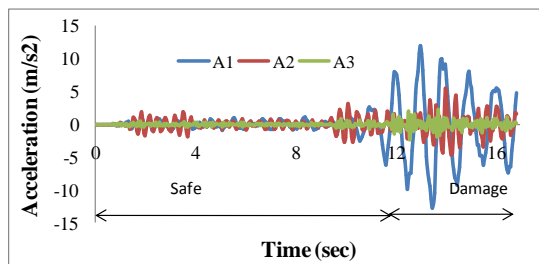


Fig. 16 The acceleration occurred in the middle of span due to Loma Prieta Earthquake 0.75g.

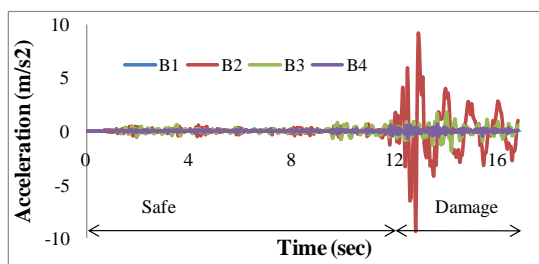


Fig. 17 The acceleration occurred in the top of pier due to Loma Prieta Earthquake 0.75g.

The resume of Nonlinear Time History analysis with damage level which is used in the training and testing of the Neural Networks process is shown in Table II.

TABLE III
DAMAGE LEVEL OF BRIDGE MODEL FOR TRAINING AND TESTING DATA

| N O | TIME HISTORY | NO. OF DATA | DAMAGE DETECTION TIME (Sec) | | | | |
|---------------|----------------------|-------------|-----------------------------|-------|-------|------|-------|
| | | | B | IO | LS | CP | END |
| 1. | San Francisco 0.5g | 1040 | 6.80 | 8.50 | 9.8 | 10.4 | 10.40 |
| 2. | San Francisco 0.75g | 455 | 1.05 | 2.65 | 2.8 | 3.0 | 4.55 |
| 3. | San Francisco 1.0g | 420 | 1.00 | 2.50 | 2.6 | 3.0 | 4.20 |
| 4. | New Zealand 0.5g | 980 | 6.4 | 8.0 | 8.7 | 8.8 | 9.8 |
| 5. | New Zealand 0.75g | 920 | 4.4 | 7.95 | 8.15 | 8.25 | 9.2 |
| 6. | New Zealand 1.0g | 845 | 4.35 | 7.95 | 8.00 | 8.05 | 8.45 |
| 7. | Cape Mendocino 0.5g | 940 | 8.30 | 8.50 | 8.90 | 9.05 | 9.40 |
| 8. | Cape Mendocino 0.75g | 875 | 8.1 | 8.35 | 8.55 | 8.65 | 8.75 |
| 9. | Cape Mendocino 1.0g | 875 | 7.90 | 8.30 | 8.55 | 8.20 | 8.70 |
| 10. | Landers 0.5g | 1640 | 13.20 | 14.20 | 15.10 | 15.4 | 16.40 |
| 11. | Landers 0.75g | 1580 | 12.8 | 13.60 | 14.80 | 15.1 | 15.8 |
| 12. | Landers 1.0g | 1050 | 0.85 | 7.05 | 7.85 | 8.25 | 10.50 |
| 13. | Loma Prieta 0.5g | 3710 | 11.40 | 12.00 | 12.30 | 12.5 | 37.10 |
| 14. | Loma Prieta 0.75g | 1255 | 10.1 | 11.5 | 12.1 | 12.3 | 12.55 |
| 15. | Loma Prieta 1.0g | 1165 | 9.75 | 11.05 | 11.45 | 11.5 | 11.65 |
| Total of data | | 17750 | | | | | |

The NGH method in this study used seven number of input neurons, one hidden layers with 17 neurons and one output layer. The neurons for input layer consist of time, four accelerations on the top of the bridge model and three accelerations on the middle of the span. The output layer in this study consists of four indexes such as 0 (zero) states safety (S), 1 (one) states IO, 2 (two) states LS and 3 (three) for CP level. The total numbers of input and output data are 17750, which is resulted from finite-element analysis due to 15 earthquake excitations. The NGH used 70% data for training, 15% data for testing and 15% data for the validation process. The results of NGH are shown in Fig 18 and Fig 19.

The figure illustrates MSE for the training and testing process declined from the 5000th epoch to 50000th iterations. The error on all operations decreases along the iterations. The best result of NGH based on the suitable option of the first weight, system architecture model, and activation functions. The best performances of Neuro-Genetic Hybrids (NGH) is determined by the selection of initial weights, the architecture model of networks and appropriate activation functions. The NGH neurons applied to this study had an input layer comprising time and acceleration which are obtained through the analysis of the finite element software SAP2000. The research used the Back-Propagation Neural Network (BPNN) and Genetic Algorithms (GA) to estimate the optimum weight and damage level of the bridge model. The MSE for one hidden layer is 0.0041, and the R-rate has resulted in more than 94% closer to the actual damage values.

The results proved the Neuro-Genetic Hybrids method based on the bridge acceleration data domain could produce the best performance for estimation the damage level due to earthquake loads on 94% accuracy. Therefore, this inventive method can be applied to monitor and predict bridge performances during and after the earthquakes. Furthermore, the engineers can use the bridge health monitoring results as a guide to a reasonable decision.

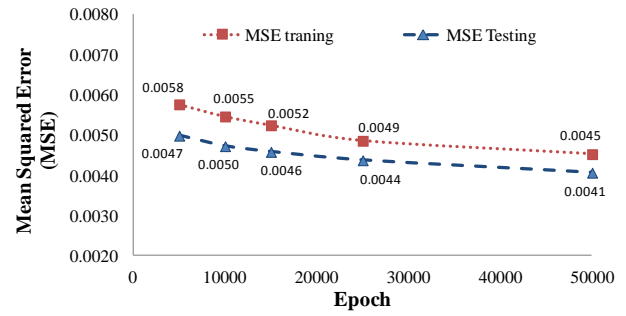


Fig. 18. The Mean Squared Error (MSE) of the acceleration domain input of Neuro-Genetic Hybrids

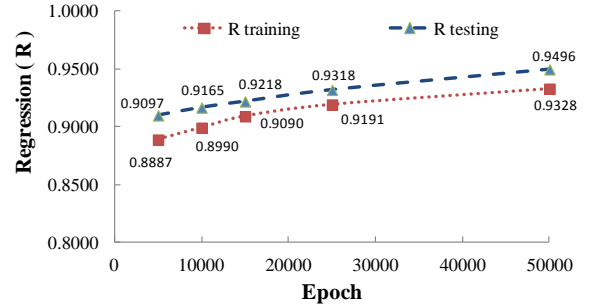


Fig. 19. The Regression (R) of acceleration domain input of Neuro-Genetic Hybrids

The calculation NGH stopped when the Mean Squared Error (MSE) indicated the small errors at the maximum of 50000 iterations. The performance goal of training and testing in this study is 0.05, and the learning rate parameter is 0.15. That means an acceptable MSE is reachable. The best performance of MSE value is the smallest of MSE. It indicates the lowest of the error occurred in the calculation. Meanwhile, the best Regression (R) value is the highest one close to 1. When the regression value is close to 1, then the prediction value is almost 100% close to the actual one.

The best performance of Central Processing Unit (CPU) time indicates the shortest time to process the training calculation in CPU. The CPU time is dependent on the CPU's computational power and specification of the computer. In this study, the training and testing process used the computer specification Intel Core i5-2410M with 2.30 GHz turbo boost up to 2.90 GHz. The CPU time for every iteration shown in Fig 20.

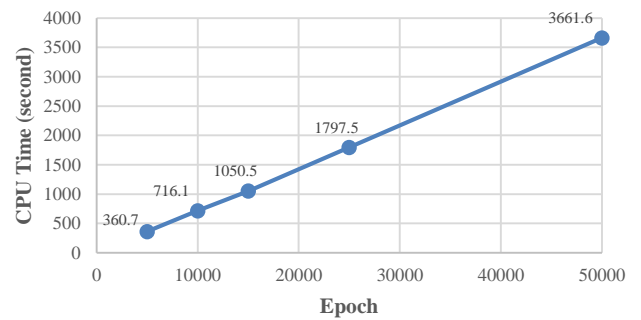


Fig. 20. The CPU time of training process of Neuro-Genetic Hybrids system.

IV. CONCLUSION

The best performances of Neuro-Genetic Hybrids (NGH) is determined by the selection of initial weights, the architecture model of networks and appropriate activation functions. The NGH neurons applied to this study had an input layer comprising time and acceleration obtained through the analysis of the finite element software SAP2000. The research has used the Back Propagation Neural Network (BPNN) and Genetic Algorithms (GA) to estimate the optimum weight and damage level. The results proved the Neuro-Genetic Hybrids method based on the bridge acceleration data domain could produce the best performance for estimation the damage level due to earthquake loads. Therefore, this inventive method can be applied to the monitoring system and predict bridge performances during and after the earthquakes. Furthermore, the engineers can use the bridge health monitoring results as a guide to a reasonable decision.

ACKNOWLEDGMENT

The authors are grateful to The Indonesian Government through the Ministry of Research, Technology and Higher Education of Indonesia and University of Riau with Contract No. 289/UN.19.5.1.3/PP/2018 for funding this research.

REFERENCES

[1] CEN1992, *Eurocode 2: Design of Concrete Structures: Part 1-1: General Rules and Rules for Buildings*. British Standards Institution, 2004.

[2] H. Hasni, A. H. Alavi, P. Jiao, and N. Lajnef, "Detection of Fatigue Cracking in Steel Bridge Girders: A Support Vector Machine Approach," *Arch. Civ. Mech. Eng.*, vol. 17, no. 3, pp. 609–622, 2017.

[3] W.-F. Chen and L. Duan, "Bridge Engineering Seismic Design." CRC Press, Florida, p. 442 pp, 2003.

[4] A. B. Noel, A. Abdaoui, T. Elfouly, M. H. Ahmed, A. Badawy, and M. S. Shehata, "Structural Health Monitoring Using Wireless Sensor Networks: A Comprehensive Survey," *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, vol. 19, no. 3, pp. 1403–1423, 2017.

[5] V. V. Nguyen, J. Li, Y. Yu, U. Dackermann, and M. M. Alamdari, "Simulation of Various Damage Scenarios using Finite Element Modelling for Structural Health Monitoring Systems," *Mech. Struct. Mater. Adv. Challenges - Proc. 24th Australas. Conf. Mech. Struct. Mater. ACMSM24 2016*, no. December, 2017.

[6] FEMA356, "Prestandard and Commentary for The Seismic

Rehabilitation of Buildings," vol. FEMA 356. Federal Emergency Management Agency, 2000.

[7] Y. Idris and J. Yahya, "The Behaviour Study of Shear Wall on Concrete Structure by Pushover Analysis," *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 7, no. 4, pp. 1127–1133, 2017.

[8] J. Teo, "Analyzing The Scalability Performance of Crossover-First and Self- Adaptive Differential Evolution Algorithms for Complex Numerical Optimization," *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 7, no. 5, pp. 1847–1852, 2017.

[9] H. M. Pandey, "Is Parameters Quantification in Genetic Algorithm Important , How to do it ?," vol. 6, no. 3, pp. 112–123, 2017.

[10] Y. Xie and J. Zhang, "Optimal Design of Seismic Protective Devices for Highway Bridges using Performance-Based Methodology and Multiobjective Genetic Optimization," *J. Bridge. Eng.*, vol. 22, no. 3, p. 4016129, 2016.

[11] M. Silva, A. Santos, E. Figueiredo, R. Santos, C. Sales, and J. C. W. A. Costa, "A Novel Unsupervised Approach Based on a Genetic Algorithm for Structural Damage Detection in Bridges," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 52, pp. 168–180, 2016.

[12] E. Momeni, R. Nazir, D. Jahed Armaghani, and H. Maizir, "Prediction of pile bearing capacity using a hybrid genetic algorithm-based ANN," *Measurement*, vol. 57, pp. 122–131, Nov. 2014.

[13] N. M. Nawi, A. S. Hussein, N. A. Samsudin, N. A. Hamid, A. M. Yunus, M. Firdaus, and A. Aziz, "The Effect of Pre-Processing Techniques and Optimal Parameters selection on Back Propagation Neural Networks," vol. 7, no. 3, pp. 770–777, 2017.

[14] H. Mashhadban, S. S. Kutanaei, and M. A. Sayarinejad, "Prediction and modeling of mechanical properties in fiber reinforced self-compacting concrete using particle swarm optimization algorithm and artificial neural network," *Constr. Build. Mater.*, vol. 119, pp. 277–287, 2016.

[15] B. Gordan, D. J. Armaghani, M. Hajihassani, and M. Monjezi, "Prediction of Seismic Slope Stability Through Combination of Particle Swarm Optimization and Neural Network," *Eng. Comput.*, vol. 32, no. 1, pp. 85–97, 2016.

[16] S. Chatterjee, S. Sarkar, S. Hore, N. Dey, A. S. Ashour, and V. E. Balas, "Particle Swarm Optimization Trained Neural Network for Structural Failure Prediction of Multistoried RC Buildings," *Neural Comput. Appl.*, vol. 28, no. 8, pp. 2005–2016, 2017.

[17] R. Suryanita and A. Adnan, "Early-Warning System in Bridge Monitoring Based on Acceleration and Displacement Data Domain," in *Transactions on Engineering Technologies*, G.-C. Yang et al., Ed. Springer Science+Business Media Dordrecht, 2014, pp. 157–169.

[18] R. Suryanita, Mardiyono, and A. Adnan, "Intelligent bridge seismic monitoring system based on Neuro Genetic hybrid," *Telkonnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 15, no. 4, 2017.

[19] PEER, *PEER Ground Motion Database Web Application*. Pacific Earthquake Engineering Research, 2011.



Pemodelan Perilaku Tegangan dan Regangan Beton pada Suhu Tinggi dengan Software LUSAS

Wahyu Rahmadhan¹, *)Reni Suryanita², Alfian Kamaldi³

^{1,2,3}Fakultas Teknik, Universitas Riau, Pekanbaru

*) Penulis korespondensi: reni.suryanita@eng.unri.ac.id

Received: Revised: Accepted:

The structure of concrete exposed to high temperatures can affect the strength of the structure. Limitations in the experimental method can be solved by mathematical-modeling. This study aims to identify the stress and strain behavior that occurs at high-temperatures. The model is a cylindrical concrete with a diameter of 150 mm and a height of 300 mm. The concrete strength design is 25 MPa. The temperatures of the model are 100 °C, 200 °C, 300 °C, 400 °C, 500 °C, 600 °C and 700 °C. The model analysis using LUSAS v. 16 Software to observe the properties of the concrete material due to exposure to high temperatures. The results of the study get the higher the temperature received by concrete, the strength of the concrete decreases. Concrete that burned to a temperature of 300 °C still had 82% available power, and at a temperature of 700 °C, the remaining concrete strength was 30%. The strain increases to 423% from normal conditions at a temperature of 700 °C. Therefore, the results of the study can be used as a reference for structural engineers to know the behavior of the concrete that exposed to high temperatures.

Keywords: *Mathematical-modelling, High-temperature, LUSAS, Stress, Strain*

Abstrak

Struktur beton yang terpapar suhu tinggi dapat mempengaruhi kekuatan struktur tersebut. Keterbatasan dalam pengujian experimental dapat diatasi dengan pemodelan matematis. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi perilaku tegangan dan regangan beton yang terjadi pada suhu tinggi. Benda uji yang dimodelkan dalam penelitian ini adalah beton berbentuk silinder berdiameter 150 mm dan tinggi 300 mm. Mutu beton yang dimodelkan adalah 25 MPa. Model disimulasikan terpapar suhu secara konstan yang bervariasi dari 100°C, 200°C, 300°C, 400°C, 500°C, 600°C dan 700°C. Analisis model disimulasikan menggunakan Software LUSAS v.16 untuk mengamati sifat material beton akibat terpapar suhu tinggi. Hasil penelitian mendapatkan semakin tinggi suhu yang diterima beton maka kekuatan beton semakin menurun. Beton yang terbakar hingga temperatur 300°C masih mempunyai kekuatan yang tersedia 82% dan pada temperatur 700°C kekuatan beton yang tersisa adalah 30%. Pada suhu 700°C regangan beton pada tegangan maksimum meningkat menjadi 423% dari regangan pada kondisi normal. Dengan demikian hasil penelitian ini dapat dijadikan acuan bagi perencana struktur bagaimana perilaku beton ketika terpapar suhu tinggi.

Kata kunci: *Pemodelan matematis, Suhu tinggi, LUSAS, Tegangan, Regangan*

Pendahuluan

Beton termasuk material struktur bangunan yang relatif tahan terhadap api dibandingkan dengan material konstruksi lain seperti kayu ataupun baja. Akibat panas yang berlebih, beton akan mengalami retak, terkelupas (*spalling*), dan kehilangan kekuatan. Secara fisik dapat dilihat langsung secara visual pengaruh dari kebakaran terhadap beton yaitu berubahnya warna pada beton. Dalam hal memulihkan struktur yang telah terbakar perlu diketahui bagaimana perilaku beton ketika terpapar suhu yang tinggi. Maka perlu dilakukan pemodelan untuk mengetahui perilaku tegangan dan regangan beton saat terbakar sehingga dapat dimanfaatkan untuk mengevaluasi dan mengevakuasi bangunan contohnya bangunan yang telah terbakar. Untuk mengidentifikasi kekuatan beton selain dengan melakukan pengujian secara eksperimental, dapat juga dilakukan dengan pemodelan. Pemodelan ini dilakukan sebagai alternatif pengujian eksperimental karena dapat mensimulasikan pengujian dalam berbagai kondisi dengan peralatan, waktu dan biaya yang sedikit. Pemodelan ini merupakan proses simulasi secara matematis yang didasari pengujian eksperimental sebelumnya.

Salah satu metode pemodelan yaitu metode elemen hingga/*Finite Element Method* (FEM). Metode elemen hingga merupakan proses perhitungan secara numerik dengan mengkombinasikan beberapa konsep matematika untuk menghasilkan persamaan sistem linier atau nonlinier. Pada metode elemen hingga akan mensimulasikan suatu konstruksi yang dikenai gaya seperti beban, tekanan dan temperatur akan timbul akibat-akibat seperti perubahan bentuk (deformasi) yang dinyatakan dengan perpindahan (*displacement*). Dalam menyelesaikan masalah, metode elemen hingga menggunakan pendekatan diskretisasi elemen untuk menemukan perpindahan titik simpul/join dan gaya-gaya yang terjadi pada struktur. Diskretisasi elemen ini mengacu pada metode matriks untuk menganalisis struktur. Diskretisasi yang dilakukan dapat berupa elemen satu dimensi (elemen garis), dua dimensi (elemen bidang) atau tiga dimensi (elemen solid).

Sebelum dilakukannya pemodelan pada software LUSAS, akan dilakukan analisis regresi pada persamaan penelitian terdahulu untuk mengambil nilai input sifat mekanik beton pada LUSAS. Nilai yang menjadi variabel input sifat mekanik beton pada LUSAS adalah nilai modulus elastisitas, kuat tekan, kuat tarik dan regangan puncak.

Metode

Modulus Elastisitas Beton Pada Peningkatan Temperatur

Sifat elastis dari beton akan berkurang ketika terjadi peningkatan temperatur. Penurunan modulus elastisitas ini dapat dihitung dengan model numerik yaitu oleh *British Standard Institution* (BSI) : BS 8110, Li dan Purkiss (2005) dan Chang et al (2006) dengan persamaan berikut.

BSI :

$$E_T = \left(\frac{700-T}{550} \right) E_0 \leq E_0 \quad (1)$$

Li dan Purkiss :

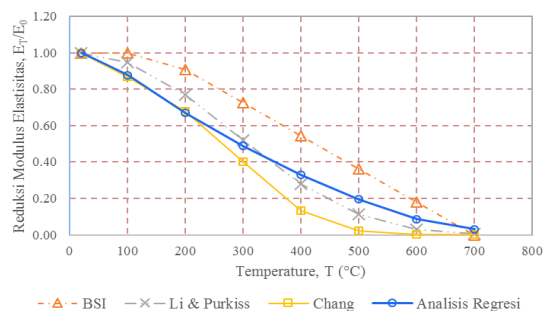
$$E_T = \left(\frac{800-T}{740} \right) E_0 \leq E_0 \quad (2)$$

Chang :

$$E_T = \begin{cases} (-0.00165T + 1.033)E_0 & 20^\circ\text{C} < T \leq 125^\circ\text{C} \\ (1/(1.2 + 18(0.0015T)^{4.5})) & 125^\circ\text{C} < T < 800^\circ\text{C} \end{cases} \quad (3)$$

dengan E_T = modulus elastisitas pada kondisi peningkatan temperatur, E_0 = modulus elastisitas pada kondisi normal, T = temperatur.

Pada perhitungan reduksi modulus elastisitas temperatur akan menjadi variabel. Temperatur yang divariasikan mulai dari temperatur kondisi normal 20°C hingga 700°C dan akan dinaikan setiap 100°C . Setiap model yang telah dilakukan perhitungan dapat dihubungkan menjadi sebuah grafik. Grafik yang terbentuk akan dibuat sebuah trendline. Trendline tersebut dibuat dengan bantuan software Excel seperti terlihat pada Gambar 1. Dari trendline diambil nilai modulus elastisitas berdasarkan temperatur yang akan menjadi input pada LUSAS. Gunakan tiga tingkat judul yang sesuai dengan bab (chapter), bagian dan subbagian



Gambar 1. Grafik modulus elastisitas terhadap peningkatan temperatur

Berdasarkan Gambar 1 dapat dilihat bahwa modulus elastisitas terus berkurang seiring dengan

peningkatan temperatur. Pada temperatur 100°C modulus elastisitas yang tersedia adalah 88% dari modulus awalnya. Hingga pada temperatur 600°C modulus elastisitas yang tersisa adalah 11%. Sebagai input dalam LUSAS, ada persyaratan untuk nilai modulus elastisitas yaitu $1,1f_cT/ET$ lebih besar dan sama dengan 0.005, dengan begitu persamaan hasil regresi adalah sebagai berikut.

$20^\circ\text{C} < T \leq 600^\circ\text{C}$:

$$E_T = E_0 \left(1,24 \times 10^{-6} T^2 - 2,45 \times 10^{-3} T + 1,12 \right) \quad (4)$$

$600^\circ\text{C} < T \leq 700^\circ\text{C}$:

$$E_T = \frac{f_c T}{0,005} \quad (5)$$

dengan $f_c T$ adalah kuat tekan beton pada temperatur tertentu

Kuat Tekan Beton Pada Peningkatan Temperatur

Kuat tekan dari beton dapat berkurang seiring dengan peningkatan temperatur. Reduksi kekuatan yang terjadi akibat dari peningkatan temperatur dapat diperkirakan dengan beberapa persamaan model. Pada penelitian ini reduksi dihitung dengan persamaan model dari Eurocode 2 : 1992-1-2, Li dan Purkiss (2005) dan Chang et al (2004).

EN 1992-1-2 :

$$f_{cT} = \begin{cases} f_c & T < 100^\circ\text{C} \\ f_c (1,067 - 0,00067T) & 100^\circ\text{C} \leq T \leq 400^\circ\text{C} \\ f_c (1,44 - 0,0016T) & T > 400^\circ\text{C} \end{cases} \quad (6)$$

Li dan Purkiss :

$$f_{cT} = f_c \left(0,00165 \left(\frac{T}{100} \right)^3 - 0,03 \left(\frac{T}{100} \right)^2 + 0,025 \left(\frac{T}{100} \right) + 1,002 \right) \quad (7)$$

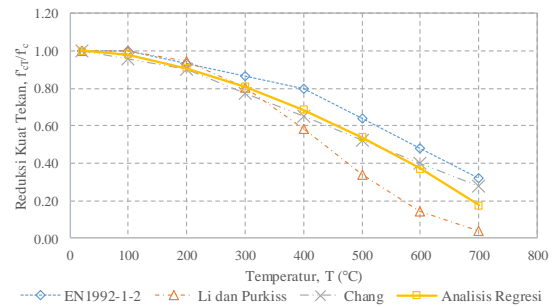
Chang :

$$f_{cT} = \begin{cases} f_c (1,01 - 0,00055T) & 20^\circ\text{C} < T \leq 200^\circ\text{C} \\ f_c (1,15 - 0,00125T) & 200^\circ\text{C} < T \leq 800^\circ\text{C} \end{cases} \quad (8)$$

dengan $f_c T$ = kuat tekan pada kondisi peningkatan temperatur, f_c = kuat tekan pada kondisi normal.

Pada perhitungan reduksi kuat tekan, temperatur akan menjadi variabel. Temperatur yang divariasikan mulai dari temperatur kondisi normal 20°C hingga 700°C. Temperatur akan dinaikan setiap 100°C. Setiap model yang telah dilakukan perhitungan, grafik yang terbentuk akan dibuat sebuah trendline. Trendline tersebut dibuat dengan bantuan software Excel seperti terlihat pada Gambar 2. Dari trendline diambil nilai kuat tekan

berdasarkan temperatur yang akan menjadi input pada LUSAS.



Gambar 2. Grafik kuat tekan terhadap peningkatan temperatur

Berdasarkan pada Gambar 2 saat temperatur 300°C kuat tekan beton masih tersedia 81% dari kekuatan awal. Hingga pada temperatur 700°C kuat tekan beton menjadi 18%, maka persamaan regresi dari penurunan kuat tekan beton adalah sebagai berikut

$20^\circ\text{C} < T \leq 100^\circ\text{C}$

$$f_{cT} = f_c \left(1 - 0,04 \frac{T}{100} \right) \quad (9)$$

$100^\circ\text{C} < T \leq 800^\circ\text{C}$

$$f_{cT} = f_c (-9, -x10^{-7} T^2 - 3,9x10^{-3} T + 1,015) \quad (10)$$

Kuat Tarik Beton Pada Peningkatan Temperatur

Kuat tarik pada beton merupakan kemampuan beton untuk menerima beban tarik. Kuat tarik ini juga berfungsi sebagai penahan retak pada beton ketika beton menerima beban. Menurut Neville (2009) ketika kuat tekan dari beton meningkat, kuat tarik beton juga akan meningkat. Kuat tarik beton dapat diketahui dari seberapa besar kuat tekan dari beton dengan sebuah angka faktor. Persamaan empiris yang dapat menghubungkan kuat tekan dan kuat tarik beton adalah sebagai berikut.

$$f_{cr} = 0,3 (f_c)^{2/3} \quad (11)$$

dengan f_{cr} = kuat tarik beton pada kondisi normal, f_{crT} = kuat tarik beton pada peningkatan temperatur.

Reduksi kekuatan yang terjadi akibat dari peningkatan temperatur dapat diperkirakan dengan model numerik. Pada penelitian ini reduksi dihitung dengan persamaan model dari Eurocode 2 : 1992-1-2, Terro (1998) dan Chang et al (2004).

EN 1992-1-2 :

$$f_{crT} = k_{crT} f_{cr} \quad (12)$$

$$k_{crT} = \begin{cases} 1 & 20^{\circ}\text{C} \leq T \leq 100^{\circ}\text{C} \\ 1 - (T - 100)/500 & 100^{\circ}\text{C} < T \leq 600^{\circ}\text{C} \end{cases} \quad (13)$$

Terro :

$$f'_{crT} = f'_{cr} (f'_{crT}/f'_c) \quad (14)$$

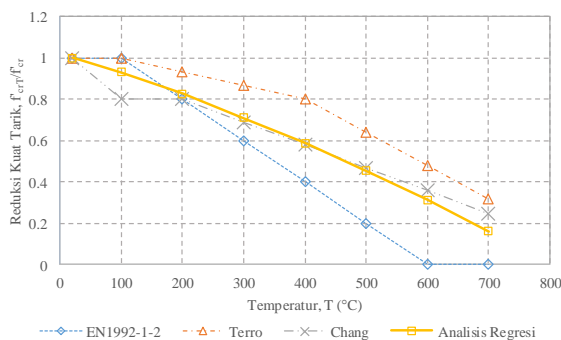
Chang :

$$f'_{crT} = \begin{cases} f'_{cr}(1,05 - 0,0025T) & 20^{\circ}\text{C} \leq T \leq 100^{\circ}\text{C} \\ f'_{cr}(0,8) & 100^{\circ}\text{C} < T \leq 200^{\circ}\text{C} \\ f'_{cr}(1,02 - 0,0011T) & 200^{\circ}\text{C} < T \leq 800^{\circ}\text{C} \end{cases} \quad (15)$$

dengan f'_{crT} = kuat tarik pada kondisi peningkatan temperatur dan f'_{cr} = kuat tarik pada kondisi normal.

Pada perhitungan reduksi kuat tarik, temperatur akan menjadi variabel. Temperatur yang divariasikan mulai dari temperatur kondisi normal 20°C hingga 700°C. Temperatur akan dinaikan setiap 100°C. Setiap model yang telah dilakukan perhitungan, grafik yang terbentuk akan dibuat sebuah trendline. Trendline tersebut dibuat dengan bantuan software Excel seperti pada Gambar 3. Dari trendline diambil nilai kuat tarik berdasarkan temperatur yang akan menjadi input pada LUSAS. Berdasarkan pada Gambar 3 dapat dilihat bahwa pada temperatur 200°C beton masih memiliki kuat tarik sebesar 82% dari kekuatan awalnya. Hingga pada temperatur 700°C kuat tarik yang tersedia tinggal 16%, dengan begitu persamaan regresi yang terbentuk adalah sebagai berikut.

$$f'_{crT} = f'_{cr} (-1,8 \times 10^{-7} T^2 - 1,1 \times 10^{-3} T + 1,04) \quad (16)$$



Gambar 3. Grafik kuat tarik terhadap peningkatan temperatur

Regangan Puncak Beton Pada Peningkatan Temperatur

Peningkatan temperatur yang terjadi pada beton akan memperbesar nilai regangan pada tegangan maksimum. Persamaan yang digunakan pada

penelitian ini dari Lie (1992), Li dan Purkiss (2005) dan Chang et al (2006).

Lie :

$$\epsilon_{uT} = 0,0025 + (6,0T + 0,04T^2) \times 10^{-6} \quad (17)$$

Li dan Purkiss :

$$\epsilon_{uT} = \frac{2f'_c}{E_0} + 0,21 \times 10^{-4} (T - 20) - 0,9 \times 10^{-8} (T - 20)^2 \quad (18)$$

Chang :

$$20^{\circ}\text{C} < T \leq 200^{\circ}\text{C} \\ \epsilon_{uT} = \epsilon_{uT} \quad (19)$$

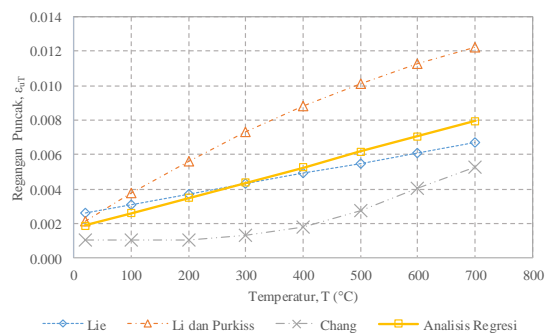
200°C < T ≤ 800°C

$$\epsilon_{uT} = \epsilon_u (-0,1f'_c + 7,7) \left[\frac{\exp(-5,8 + 0,01T)}{1 + \exp(-5,8 + 0,01T)} - 0,0219 \right] + 1,0 \quad (20)$$

dengan ϵ_{uT} = regangan puncak pada kondisi peningkatan temperatur dan ϵ_u = regangan puncak pada kondisi normal.

Pada perhitungan regangan puncak, temperatur akan menjadi variabel. Temperatur yang divariasikan mulai dari temperatur kondisi normal 20°C hingga 700°C. Temperatur akan dinaikan setiap 100°C. Setiap model yang telah dilakukan perhitungan, grafik yang terbentuk akan dibuat sebuah trendline. Trendline tersebut dibuat dengan bantuan software Excel seperti pada Gambar 4. Dari trendline diambil nilai regangan puncak berdasarkan temperatur yang akan menjadi input pada LUSAS. Berdasarkan dari Gambar 4 dapat dilihat bahwa dari regangan awal beton yaitu 0.0019 pada temperatur 20°C terus meningkat, hingga pada temperatur 700°C regangan puncak beton menjadi 748% yaitu 0.0080. Maka dari itu persamaan regresi yang dapat terbentuk adalah sebagai berikut.

$$\epsilon_{uT} = \frac{f'_c}{E_0} (0,0084T + 1,6) \quad (21)$$

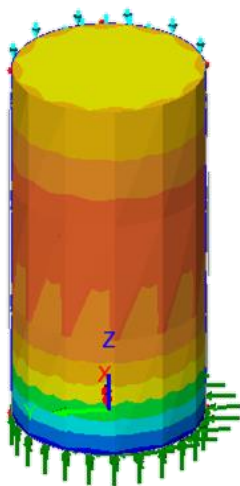


Gambar 4. Grafik regangan puncak beton pada peningkatan temperatur

Hasil dan Pembahasan

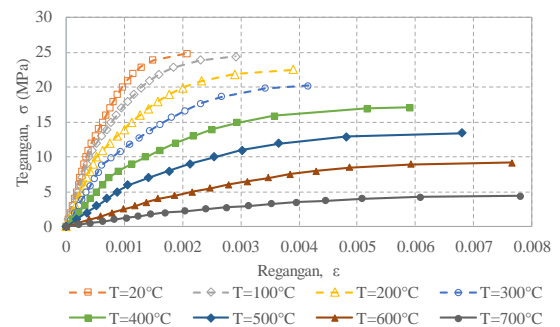
Langkah awal pemodelan yang dilakukan pada software LUSAS pertama adalah membuat geometri dari model. Sampel yang dimodelkan adalah beton dengan mutu 25MPa berbentuk silinder dengan diameter 150mm dan tinggi 300mm. Selanjutnya yaitu memberikan mesh atau jaringan dengan tipe tetrahedral dan ukuran maksimum 100mm. Pada LUSAS ada dua tipe sifat material yang akan dimasukkan yaitu sifat elastis dan sifat plastis. Parameter sifat material elastis yang menjadi input yaitu modulus elastisitas, poisson rasio dan berat volume beton. Modulus elastisitas yang digunakan adalah hasil perhitungan pada subbab sebelumnya, yang sudah direduksi akibat adanya peningkatan temperatur. Menurut Neville (2009) secara umum nilai poisson rasio bervariasi antara 0,15 untuk beton mutu tinggi dan 0,22 untuk beton mutu rendah, sedangkan yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu 0,2. Berat volume untuk beton normal berkisar antara 2200kg/m³ hingga 2600 kg/m³ dan yang digunakan pada penelitian ini yaitu 2400 kg/m³. Selanjutnya yaitu sifat plastis material, yang menjadi input yaitu kuat tekan, kuat tarik dan nilai regangan puncak.

Setelah nilai sifat material selanjutnya yaitu memberikan perletakan dan pola pembebanan. Perletakan yang digunakan pada model adalah perletakan tipe jepit, perletakan ini diletakkan pada alas model yang dimaksudkan untuk mencegah deformasi pada daerah tersebut. Pola pembebanan untuk pemodelan ini yaitu pembebanan terdistribusi merata yang diletakkan di atas model. Selanjutnya yaitu menjalankan perhitungan pada program LUSAS dan contoh hasil dari perhitungan LUSAS dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Tampilan hasil perhitungan LUSAS untuk parameter regangan

Gambar 5 merupakan tampilan hasil perhitungan dari LUSAS untuk parameter regangan. Pada gambar dapat terlihat bahwa regangan terbesar terjadi pada tengah model yang ditandai dengan warna merah. Pada alas model terdapat warna biru yang berarti tidak terjadi regangan, hal ini dikarenakan perletakan yang digunakan mencegah regangan yang terjadi. Grafik tegangan regangan beton yang terjadi pada setiap peningkatan temperatur dapat dilihat pada Gambar 6. Berdasarkan Gambar 6 dapat dilihat bahwa setiap adanya peningkatan temperatur beton akan menjadi lemah. Hal tersebut dapat dilihat pada tegangan maksimum yang turun terjadi di setiap adanya peningkatan temperatur. Pada temperatur 300°C tegangan maksimum yang dapat diterima model adalah 20,2 MPa. Pada temperatur 700°C tegangan maksimum turun sebesar 80% dari kekuatan awal menjadi 4,4 MPa. Selain dari kekuatan yang menurun, beton juga mudah terdeformasi. Hal tersebut dapat dilihat pada respon regangan model yang terus meningkat seiring peningkatan temperatur. Pada kondisi normal yaitu temperatur 20°C regangan puncak beton adalah 0,0019. Regangan puncak terus meningkat hingga pada temperatur 700°C menjadi sebesar 0,0080.



Gambar 6. Grafik tegangan regangan beton pada setiap peningkatan temperatur

Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada simulasi pengaruh peningkatan temperatur terhadap perilaku tegangan regangan beton, secara umum dapat disimpulkan beberapa hal diantaranya sebagai berikut:

1. Modulus elastisitas beton menurun dari kondisi awal pada temperatur 20°C hingga temperatur 700°C sebesar 97%.
2. Kuat tekan beton juga menurun dari kondisi normal hingga temperatur 700°C sebesar 80%.
3. Kuat tarik beton menurun sebesar 84% dari kondisi normal hingga temperatur 700°C.

4. Regangan puncak beton meningkat seiring peningkatan temperatur, dari kondisi awal hingga temperatur 700°C regangan meningkat sebesar 423%.
5. Dari beberapa parameter diatas dapat disimpulkan bahwa beton akan menjadi lemah dan mudah terdeformasi ketika terjadinya peningkatan temperatur.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia atas pendanaan penelitian ini melalui skema Penelitian Dasar 2018 dengan Nomor Kontrak Penelitian Universitas Riau: 289/UN.19.5.1.3/PP/2018. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi bagi riset dan teknologi di Indonesia.

Daftar Pustaka

BSI. *“Structural Use of Concrete”*. British Standards Institutions. BS 8110

Eurocode 2. (2004). *“Design of Concrete Structures. Part 1.2 : General Rules-Structural Fire Design (EN1992-1-2)”*. Commission of European Communities, Brussels

Li, L., Purkiss, J.A. (2005). *“Stress-strain constitutive equations of concrete material at elevated temperatures”*. Fire Safety Journal, Vol. 26

Chang, Y. F., Chen, Y. H., Sheu, M. S., dan Yao, G. C. (2006). *“Residual Stress-Strain Relationship for Concrete after Exposure to High Temperatures”*. Cement and Concrete Research, Vol. 36

Terro, M. J. (1998). *“Numerical modeling of the behavior of concrete structures in fire”*. ACI Structural Journal, Vol. 95, No.2

Lie, T. T. (1992). *“Structural fire protection”*. New York: American Society of Civil Engineers

Neville, A. M. (1995). *“Properties of Concrete”*. London: Longman

Response Prediction of Multi-Story Building using Backpropagation Neural Networks Method

Reni Suryanita^{1,*}, *Harnedi Maizir*², *Yohannes Firzal*³, *Hendra Jingga*¹ and *Enno Yuniarto*¹

¹Department of Civil Engineering, Universitas Riau, Pekanbaru-Indonesia

²Department of Civil Engineering, Sekolah Tinggi Teknologi Pekanbaru, Pekanbaru-Indonesia

³Department of Architecture, Universitas Riau, Pekanbaru-Indonesia

Abstract. The active ground motion in Indonesia might cause a catastrophic collapse of the building which leads to casualties and property damages. Therefore, it is imperative to design the structural response of building against seismic hazard correctly. Seismic-resistant building design process requires structural analysis to be performed to obtain the necessary building responses. However, the structural analysis could be difficult and time-consuming. This study aims to predict the structural response includes displacement, velocity, and acceleration of multi-story building with the fixed floor plan using Backpropagation Neural Network (BPNN) method. By varying the building height, soil condition, and seismic location in 47 cities in Indonesia, 6345 datasets were obtained and fed into the BPNN model for the learning process. The trained BPNN is capable of predicting the displacement, velocity, and acceleration responses with up to 96% of the expected rate.

1 Introduction

Indonesia is one of the high-risk seismic-zone in the world, which refers to the geographical region with the most active tectonic plate and volcanic activities on earth as known as the Pacific Ring of Fire. Therefore, a high tendency of strong ground motion to occur due to the earthquake in the Pacific Ring of Fire region. The spectral hazard maps for Sumatra and Java islands was developed by [2]. Two hazard levels for representing 10% and 2% probability of exceedance (PE) in 50 years ground motions were analyzed for Sumatra and Java. The analysis implemented some improvements in seismic hazard by considering the latest seismic activities around Java and Sumatra. The authors also proposed a revision of the seismic hazard map in Indonesian Seismic Code SNI 03-1726-2002 which partially adopts the concept of UBC 1997 [3].

The new revision Indonesian seismic code is as known as SNI 03-1726-2012. According to [4], before 2012, the seismic design criteria for buildings in Indonesia is based on a map with ground motion spectral accelerations of 10% probability of being

* Corresponding author: reni.suryanita@eng.unri.ac.id

exceeded (PE) in 50 years. The seismic design criteria and the plan were hazard-based without considering uncertainty from the collapse capacity of building structures. Otherwise, in the new seismic design criteria included 2% PE in 50 years, defined as Maximum Considered Earthquake (MCE). The new MCE ground motion parameter for 1.0-second spectral acceleration, site class B with 5% of critical damping as shown in Fig.1

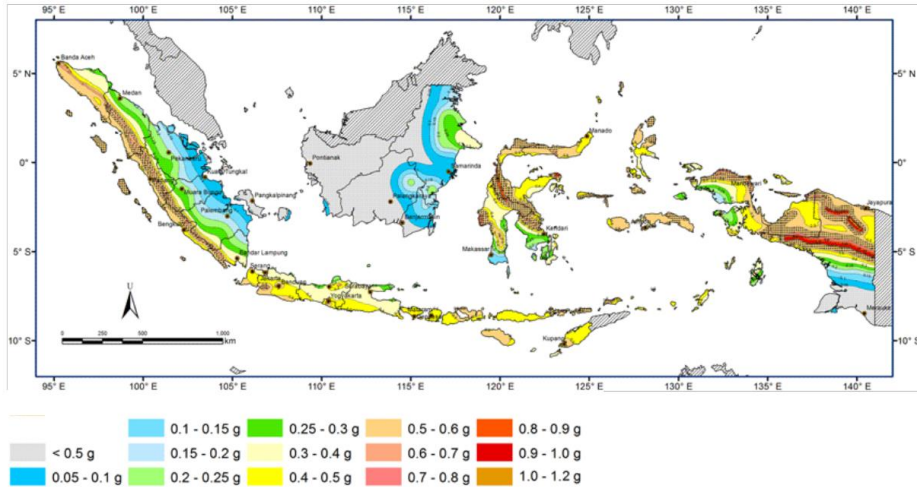


Fig.1 Spectra design map of Indonesia for 1-second spectral acceleration with 5% [5]

One of the many factors that affect the aftermath of earthquake disaster is the resilience of the infrastructure building against the strong ground motion [6]. Critical infrastructure-structures such as a hospital, school, power plant office, and administrative structure are most likely multi-story buildings which are very prone to seismic loading. During strong ground motion, the multi-story building might collapse in a brittle way that endangers its occupants due to the massive dead weight, especially for Reinforced Cement Concrete (RCC) building. Furthermore, in case the tall building is not appropriately designed will experience excessive displacement (story-drift) that cause discomfort and might damage non-structural components such as partition wall, window, and a door which blocks evacuation passage. Due to these facts, the multi-story building shall be adequately designed to exhibit ductile behavior and controlled deformations during strong ground motion.

Seismic-resistant building design requires structural analysis to be performed first, to obtain some building response characteristics, such as story displacement (drift), velocity, and acceleration. However, such structural analysis could be complicated, especially for 3D building structural models. For complex building structure, the structural analysis will require the involvement of finite element structural analysis program which is very costly and time consuming to learn and operate.

This research aims to predict the structural response includes displacement, velocity, and acceleration of multi-story building in the region of seismic hazard maps of Indonesia using the Backpropagation Neural Network (BPNN) method. The previous study [7] discussed the prediction of structural response based on the seismic hazard maps of Sumatera. The study was successful to predict the story drift of multi-story building in all the capital cities of the provinces in Sumatera. The prediction capability of the BPNN-based system was achieved through a learning process with over 4000 of data sets. Meanwhile, other researchers have applied a Backpropagation Neural Networks to predict

response spectra such as [8] and to generate the artificial earthquake such as [9], [10] and [11].

2. Backpropagation Neural Networks

Backpropagation Neural Network (BPNN) is a mathematical model inspired by its biological neural network counterpart. The BPNN system comprises several processing layers and neurons. Just like the biological neural network, the connection and signal transfer between neurons and layers enable the BPNN system to transform the given input signal into appropriate outputs, which is later called prediction.

According to [12], the human neural network comprises billions of interconnecting neurons, which vary in shapes and functionalities depending on their locations in the human body. The neuron is defined as the smallest information processing unit which consists of the dendrite, cell body, axon, and synapse (Fig.2). Dendrite receives an input signal (external or from other neurons) and transfers it to the cell body. Cell body further transfers the message to the axon, then from axon to synapse. The update signal generated from the synapse may vary in strength depending on the power of the synapse.

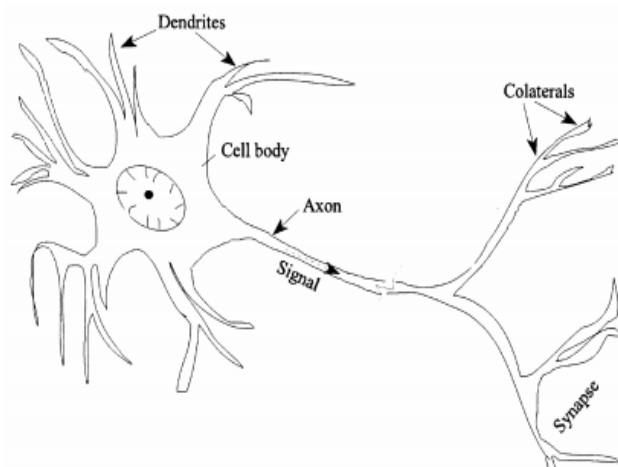


Fig.2 Biological Neural Network [12]

The output layer is composed of the output neurons. BPNN neuron's functionality is analog to the biological neuron. The synapse strength in the biological neural network is represented by the weight factor in the BPNN system. The initial rank of the weight factors usually is random, which later modified through a process called BPNN training, iteration, or the learning process. The BPNN learning process requires a set of data to 'train' the BPNN before it is ready for testing. The customarily adopted criteria to evaluate the performance of the BPNN system are Mean-Squared-Error (MSE), and Coefficient of Correlation (R) is computed using (1) and (2), respectively.

$$MSE = 0.5(T_i - Y_i)^2 \quad (1)$$

$$R = \frac{n \sum T_i Y_i - (\sum T_i)(\sum Y_i)}{\sqrt{n(\sum T_i^2) - (\sum T_i)^2} \sqrt{n(\sum Y_i^2) - (\sum Y_i)^2}} \quad (2)$$

Where:

T_i = target value based on learning data set;

Y_i = predicted output value; and

n = the number of data sets.

3. Methodology

The prediction system based on a BPNN analysis, which requires an amount of learning data sets to perform the training, validation, and testing process. In this research, the BPNN data sets were generated by performing structural analysis on several varieties of building the structure model, soil condition, and seismic location. In the following sub-sections, the methodology used in this research will be described in detail.

The multi-story building structure models are reinforced cement concrete (RCC) moment frames combined with shear-walls. In this research, three variations of building height are adopted: 10 stories (Model 1), 15 stories (Model 2), and 20 stories (Model 3), as tabulated in Table 1. The inter-story height is 4.5 meter at the base and 4 meters at other stories.

Table.1 Building structure model

| Geometry Parameters | Model 1 | Model 2 | Model 3 |
|---------------------------------------|---------|---------|---------|
| Number of bays in the X direction | 7 | 7 | 7 |
| Number of bays in the Y direction | 6 | 6 | 6 |
| Total floor length in the X direction | 42 m | 42 m | 42 m |
| Total floor length in the Y direction | 36 m | 36 m | 36 m |
| Number of stories | 10 | 15 | 20 |
| Total building height | 40.5 m | 60.5 m | 80.5 m |

The responses of the building structure models consist of story-displacement, velocity, and acceleration. The seismic load was included as a seismic response spectrum plot which shows the relationship between the design structure acceleration (S_a) and the structure's period of free vibration (T). The S_a vs. T plot varies with soil condition and seismic location. In this research, 34 capital cities and 13 other cities in Indonesia were selected as a seismic location with three soil conditions (soft, medium, and hard soil). By adopting 47 cities in Indonesia with three possible soil conditions, 141 seismic response spectrum plots were obtained (e.g., Banda Aceh City is shown in Fig.3). In the study, the ware ten building responses data were generated from modal response spectrum analysis from Model 1, 15 data from Model 2, and 20 data from Model 3, which sums up to 45 data. Therefore, as many as 6345 data sets (141 x 45) were generated from the whole structural analysis process.

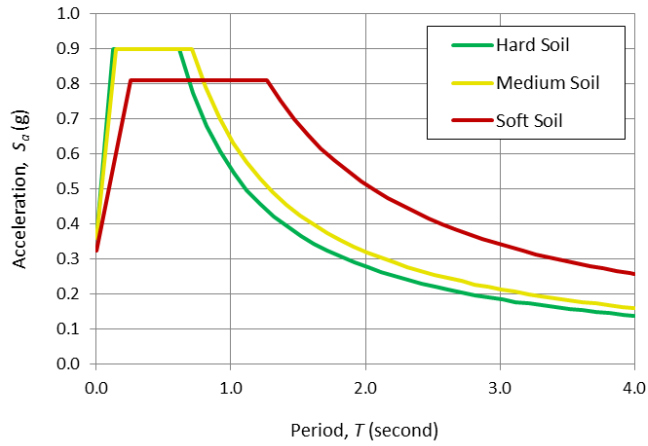


Fig.3 Seismic Response Spectrum Plot for Banda Aceh City[5]

The proposed BPNN architecture on the prediction of building structure response in this research as shown in Fig.4. The BPNN architecture consists of 3 layers: input layer with eight neurons, a hidden layer with 24 neurons, and an output layer with six neurons. The input parameters are peak ground acceleration (PGA), design spectral acceleration at short period (S_{DS}), design spectral acceleration at 1 second of the period (S_{D1}), the lower limit of period that results in maximum acceleration (T_0), the upper limit of period that results in maximum acceleration (T_S), soil condition, building total height, and storey elevation (base level was not included). Whereas the output parameters are story displacement, velocity, and acceleration in both orthogonal horizontal directions (X and Y).

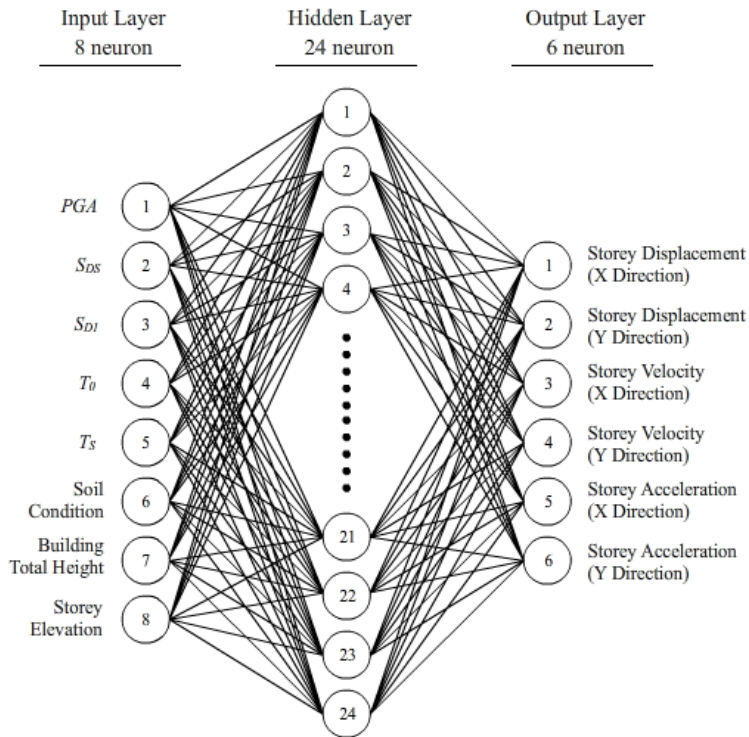


Fig.4 Proposed Backpropagation BPNN Architecture

4. Result and Discussion

The details on the MSE and R values obtained through the BPNN learning process is tabulated in Table.2 and Table.3 after 1000 epochs during the BPNN learning process. Based on Table.2, the average MSE was calculated as 2.34×10^{-4} for the training phase, 2.36×10^{-4} for validation phase, and 2.17×10^{-4} for the testing phase. Meanwhile, Table.3 shows the best coefficient of correlation (R) was 0.961 for training phase, 0.949 for validation phase and 0.976 for the testing phase.

Table. 2 MSE after BPNN Learning Process

| Parameters | Mean-Squared-Error (MSE) | | |
|----------------|--------------------------|-----------------------|-----------------------|
| | Training | Validation | Testing |
| Displacement X | 1.09×10^{-4} | 1.01×10^{-4} | 1.00×10^{-4} |
| Displacement Y | 1.05×10^{-4} | 0.96×10^{-4} | 0.96×10^{-4} |
| Velocity X | 2.05×10^{-4} | 2.14×10^{-4} | 1.96×10^{-4} |
| Velocity Y | 1.99×10^{-4} | 1.99×10^{-4} | 1.88×10^{-4} |
| Acceleration X | 4.04×10^{-4} | 4.13×10^{-4} | 3.80×10^{-4} |
| Acceleration Y | 3.80×10^{-4} | 3.93×10^{-4} | 3.43×10^{-4} |
| Average | 2.34×10^{-4} | 2.36×10^{-4} | 2.17×10^{-4} |

Table.3 R details after the BPNN learning process

| Parameters | The coefficient of Correlation (<i>R</i>) | | |
|----------------|---|------------|---------|
| | Training | Validation | Testing |
| Displacement X | 0.982 | 0.981 | 0.988 |
| Displacement Y | 0.982 | 0.981 | 0.988 |
| Velocity X | 0.972 | 0.964 | 0.982 |
| Velocity Y | 0.972 | 0.965 | 0.983 |
| Acceleration X | 0.928 | 0.901 | 0.957 |
| Acceleration Y | 0.928 | 0.899 | 0.959 |
| Average | 0.961 | 0.949 | 0.976 |

5. Conclusion

The comparison of displacement, velocity and acceleration data been concluded based on MSE and coefficient of correlation (*R*) amount of the network model. According to the results, the neural networks' method based on the displacement data has the best performance rather than velocity and acceleration data in all process, training, validation and testing. The reason describes the displacement is derived from the second time to generate the acceleration. The displacement has more straightforward physic quantity rather than acceleration, so the convergent is approached faster. Furthermore, the BPNN is a very promising tool to provide an early prediction on structural response such as story drift (displacement, velocity, and acceleration at the multi-story building in the region of Indonesia to assist further Finite Element Method analysis.

Acknowledgments

The authors are grateful to The Indonesian Government through the Ministry of Research, Technology and Higher Education of Indonesia with Contract No. 086/SP2H/LT/DRPM/2017 for funding this research.

References

1. BMKG (Meteorological Climatological and Geophysical Agency), Earthquake Database, [Online]. Available: <http://repogempa.bmkg.go.id/>. (2016)
2. M. Irsyam, D. T. Dangkua, D. Hoedajanto, B. M. Hutapea, E. K. Kertapati, T. Boen, and M. D. Petersen, Proposed seismic hazard maps of Sumatra and Java islands and microzonation study of Jakarta city, Indonesia, *J. earth Syst. Sci.*, vol. 117, no. 2, pp. 865–878, (2008).
3. M. Irsyam, M. Asrurifak, Hendriyawan, B. Budiono, W. Triyoso, and A. Firmanti, Development of spectral hazard maps for a proposed revision of the Indonesian Seismic Building Code, *Geomech. Geoengin. An Int. J.*, vol. 5, no. 1, pp. 35–47, (2010).

4. I. Wayansengara and D. Hutabarat, Development of Earthquake Risk-Targeted Ground Motions for Indonesian Earthquake Resistance Building Code SNI 1726-2012, pp. 1–6 (2015).
5. PuskimPU, Desain Spektra Indonesia, *Pusat Penelitian dan Pengembangan Permukiman*, 2011. [Online]. Available: http://puskim.pu.go.id/Aplikasi/desain_spektra_indonesia_2011/. [Accessed: 01-Jan-2015].(2015)
6. U. N. G. Assembly, The Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015–2030 (2015).
7. R. Suryanita, H. Maizir, and H. Jingga, Prediction of Structural Response due to Earthquake Load using Artificial Neural Networks, in *International Conference on Engineering & Technology, Computer, Basic & Applied Sciences ECBA, Osaka, Japan*, vol. 182, no. 4. (2016)
8. E. Bojórquez, J. Bojórquez, S. E. Ruiz, and A. Reyes-Salazar, Prediction of inelastic response spectra using artificial neural networks, *Math. Probl. Eng.* (2012).
9. S. Rajasekaran, Generation of artificial earthquake motion records using wavelets and principal component analysis, *J. Earthq. Eng.*, vol. 10, no. 5, pp. 665–691, (2006).
10. S. C. Lee and S. W. Han, Neural-network-based models for generating artificial earthquakes and response spectra, *Comput. Struct.*, vol. 80, no. 20, pp. 1627–1638, (2002).
11. F. Azam, M. Sharif, M. Yasmin, and S. Mohsin, Artificial intelligence based techniques for earthquake prediction: a review, *Sci Int*, vol. 26, no. 4, pp. 1495–1502, (2014).
12. I. A. Basheer and M. Hajmeer, Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application *J. Microbiol. Methods*, vol. 43, no. 1, pp. 3–31, (2000).

DAMAGE LEVEL PREDICTION OF MULTI-STORY STEEL STRUCTURE IN SUMATRA USING BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK

Reni Suryanita¹, Harnedi Maizir², Ismeddiyanto³, Vindi Trisatria⁴ and Raihan Arditama⁵

^{1,3,4}Faculty of Engineering, Universitas Riau, Pekanbaru, Indonesia; ²Sekolah Tinggi Teknologi Pekanbaru, Indonesia; ⁵Faculty of Engineering, Universitas Andalas, Padang, Indonesia.

ABSTRACT

Sumatra is one of the Indonesia islands that is prone to earthquakes both tectonic and volcanic. The research aims to predict the damage level of a multi-story steel structure due to the earthquake in Sumatra Island using the Backpropagation Neural Network (BPNN). The study used the steel structure building that received earthquake loads from ten capital cities of the province on Sumatra Island. The structure analysis used the finite element software while the BPNN method used the MATLAB Programming. The input data were the responses of the structure such as displacement, velocity, and acceleration while the output was damage level of the steel structure model. The model of BPNN has the potential accuracy to predict the damage level of steel structural more than 95%. According to the simulation result, 98,5% data could be predicted correctly by the BPNN method, and the best Mean Squared Error (MSE) is 0.028. These results have shown that BPNN can predict the damage level of multi-story steel structure in all the capital cities of the province on Sumatra Island.

Keywords: Backpropagation Neural Networks, Damage Level, Earthquake Load, Mean Squared Error, Response of Structure.

INTRODUCTION

All the coastal areas of Sumatra are in the Pacific Ring of Fire. Sumatra is one of the Indonesia islands that is prone to earthquakes both tectonic and volcanic. The characteristic of strong Indonesian quakes as occurred in Aceh on December 26, 2004 (measured 9.3 on the Richter Scale) and in Padang City on September 30, 2009 (with 7.9 on the Richter Scale) is very dangerous to the structure of buildings on these areas [1]-[2]. The collapse due to the sudden release of energy from within that creates a seismic wave. Earthquakes often occur in the location areas that are close to volcanoes and also in the regions that are surrounded by vast oceans. When this wave reaches the surface of the earth, its vibrations can be damaging or independent of source power and focal distance, besides the quality of the building and the quality of the soil in which it stands. Ordinary earthquakes are caused by the movement of the earth's crust (the earth's plates). Base on [3] the scales are used to measure the strength and magnitude of earthquakes is the Richter Scale and MMI (Modified Mercalli Intensity). However, in designing a structure, the necessary earthquake record data is in the form of Peak Ground Acceleration (PGA) units (g). The PGA is accelerogram, that is, a graph of surface acceleration comparison with time or duration during an

earthquake. This accelerogram data will be an input quake parameter for a design or structural analysis.

The construction of high rise buildings is currently overgrowing. When the building goes higher, it tends to have a lower rigidity so that deformation of the structure is higher if the earthquake load is active. This excessive deformation can damage structural components. Steel structure building is a construction made from the arrangement of steel rods. Each part of the steel is connected using a joint such as bolts, nail or weld. Steel frame structure has advantages compared to concrete structures and wooden structures. Therefore, the higher tensile strength of steel, the lighter steel and more flexible when compared with concrete structures.

Therefore, the design of a building structure must meet the requirements written in the Design Codes and Standards and be well planned to minimize the occurrence of errors. In the Indonesian National Standards on Earthquake Resilience Procedures for Building Constructions, the construction of a building structure can be well designed and take into consideration earthquake loads that may occur. The requirement of quantity is outlined in [4] which the number of the mode of modal shall be sufficient to obtain the modal participating mass ratio at least 90% of the actual mass in each mode. Through the non-linear time history analysis, behavior and response of steel structure due to dynamic loading

can be known in detail [5]-[6]. However, this method takes a relatively long time to process the finite element analysis compared with the static non-linear method. It is necessary to develop a smart learning process in predicting the damage level of steel structures in different quake locations rapidly. For this reason, the study aims to identify damage level the steel structure due to earthquake load quickly based on the time history of an earthquake using Backpropagation Neural Network (BPNN).

According to FEMA 356 [7], the performance level of a building structure for primary members (P) and secondary members (S) must be at six levels of structural performance as shown in Fig.1, which are:

1. *Immediate Occupancy (IO)*, that is, there is no significant damage to the structure so that its strength and stiffness are almost the same as before the earthquake.
2. *Damage Control*, in these circumstances the structure is at the safety level (safe limit) of the structure.
3. *Life Safety (LS)*, in this situation there is damage to the structural components. The stiffness of the structure is reduced but has not experienced structural collapse. Structures that are in this state can still be used when the repair has been done.
4. *Limited Safety*, in this case, the structure is defined as being in the condition between the occupant's safety structure and the prevention of collapse. In this situation, there is "much structural damage," because it is no longer safe to be inhabited due to limited structural strength.
5. *Collapse Prevention (CP)*, defined as a state of post-collapse damage. Damage occurs in structural and nonstructural components.
6. *Structural Performance not Considered*, buildings that have been damaged in their nonstructural parts are classified at this level of performance.

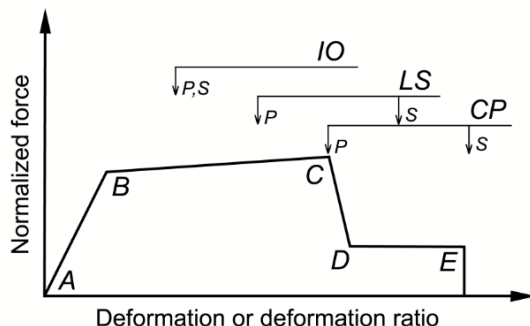


Fig.1. Acceptance criteria of component deformation

Currently, most of the earthquake-resistant buildings are planned with procedures written in the building codes. In this study, building structure was

analyzed using a non-linear time history method to find out the structure behavior due to earthquake load. This time history analysis is a structural analysis method that reviews the structure response over time to earthquake vibrations. In general, analysis using the time history of earthquake requires a relatively long time duration. One solution of rapid prediction is using the Backpropagation Neural Network (BPNN). Based on previous research, the BPNN method has been successfully used in various fields of Civil Engineering for making predictions such as [8], [9] and [10]. The previous study has resulted in the BPNN accuracy reaches 96% to 98% to predict the damage level of drift story of concrete building [11] and bridge structure [12]. The study suggests that BPNN deserves to be applied as a tool for predicting in the Civil Engineering world. However, the number of research that discusses the estimation of damage to structures of multi-story steel buildings is still relatively small. Therefore, this study aims to predict the extent of damage to building structures that occur due to earthquakes. Consequently, the matters discussed in this study include the level of damage to the multi-story steel portal that happens in a building model that has a height variation.

BACKPROPAGATION NEURAL NETWORKS

Knowledge of biological neuron cells in the brain has inspired the development of a computing system called Artificial Neural Network (ANN). The artificial neural network is a system that has a working system like the human brain. This system can model a complicated thing between input and output to determine a particular pattern. The architecture and operation of ANN can be described in the form of mathematical and computational models for data classification, clusters, and non-parametric regression or as simulations of biological neural models.

Backpropagation Neural Network (BPNN) is one of the training methods on ANN, where the characteristics of this method are to minimize the error on the output produced by the network. The BPNN training is conducted to develop the ability of memorization and generalization in weights. The strength of BPNN to memorize is the way to remember and take the learned pattern incorrectly. What is meant by generalization capability is the ability of BPNN to provide an acceptable response from similar data and input patterns to a model previously studied by the previous system. Most of the training for feedforward networks use gradients from the activation function to determine how to manage the weights in minimizing performance. The gradient is estimated by using a technique called backpropagation. The advantage of using this BPNN method is that it is possible to obtain information

from a complex set of data and solve problems that are unstructured and difficult to define. The standard backpropagation training algorithm will drive the weights with the negative gradient direction. The fundamental principle of the backpropagation algorithm is to fix network weights by making the activation function go down quickly.

Backpropagation could be estimated errors with gradient descent on each network located on the architecture of the Artificial Neural Network. BPNN consists of three layers; input, hidden and an output layer. Each neuron in the hidden layer it will receive information from the input layer neuron multiplied by the weight of the tissue entering the neuron and summed.

RESEARCH METHODOLOGY

The models of the structure are three multi-story steel building. The structure models refer to the requirements by SNI 1729-2015 Indonesian specification for structural steel building [13]. The dimensions of structural elements used are as follows:

1. Modulus of Elasticity : 200.000 MPa
2. Shear Modulus : 80.000 MPa
3. Poisson's ratio : 0.3
4. Steel density : 7.850 Kg/m³
5. Yield strength : A36 - 240 MPa

Table 1 Properties of Steel Structure Model

| Story of Model | Beam | Column | Height (m) |
|----------------|------------|-----------|------------|
| 5 | WF 300x150 | H 350x350 | 18 |
| 10 | WF 300x150 | H 350x350 | 35.5 |
| 15 | WF 300x150 | H 350x350 | 53 |

The structure of the building under observation is a steel portal which has the same floorplan starting from the ground floor (base) to the roof (rooftop), as shown in Fig 2. Elevation between floors is 4 meters for the ground floor and 3.5 meters for the next level. The regular building shape with X and Y direction is not symmetrical as shown in Fig 3.

The earthquake load used is in the form of time history response record. Adjustment of the scale used is determined based on the planning standards of seismic resistance of Indonesia SNI 1726-2012 [4] with medium soil conditions. The earthquake data in all provincial capitals on the island of Sumatra in Table 2.

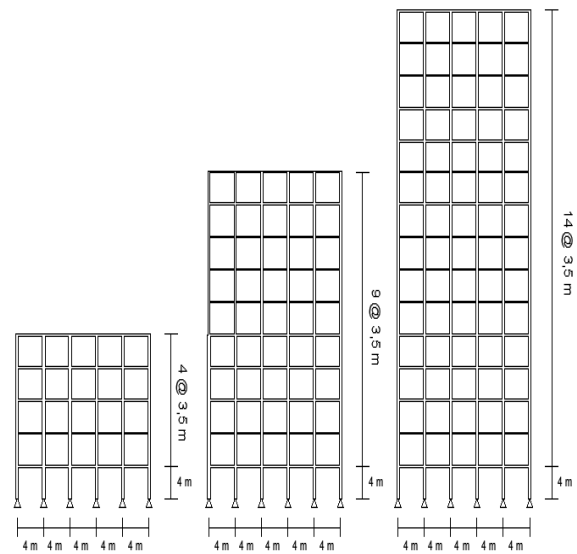


Fig 2. The steel structure model with various height.

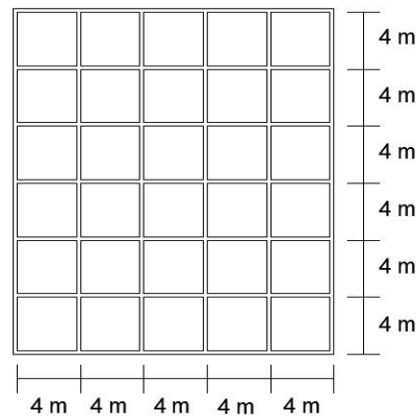


Fig 3. The layout of the steel structure building

Table 2 PGA value of Capital City of Province in Sumatra Island

| No. | Capital City of Province | PGA |
|-----|--------------------------|--------|
| 1 | Banda Aceh | 0,621g |
| 2 | Medan | 0,231g |
| 3 | Padang | 0,515g |
| 4 | Pekanbaru | 0,214g |
| 5 | Tanjung Pinang | 0,023g |
| 6 | Jambi | 0,105g |
| 7 | Bengkulu | 0,519g |
| 8 | Palembang | 0,146g |
| 9 | Pangkal Pinang | 0,026g |
| 10 | Lampung | 0,356g |

The time history analysis of earthquake is done by modeling the steel structure by the data that will be used into the finite element software. Following is the flowchart of the analysis steps with the finite element software, as shown in Fig 4. Meanwhile, the BPNN architecture model for this study is shown in Fig. 5.

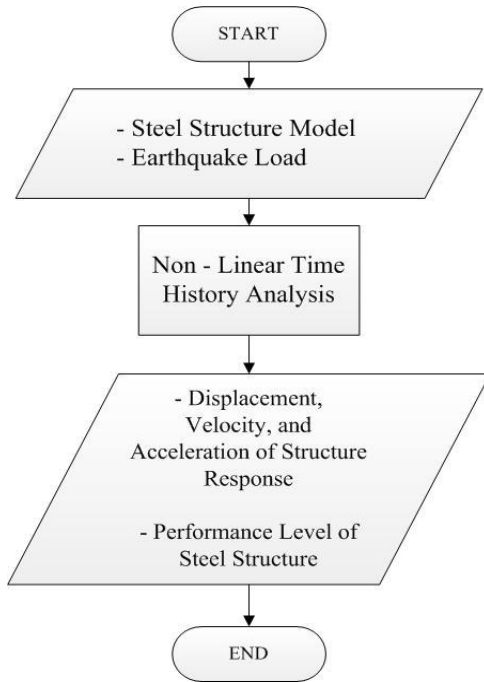


Fig 4. Flowchart of finite element method for the study

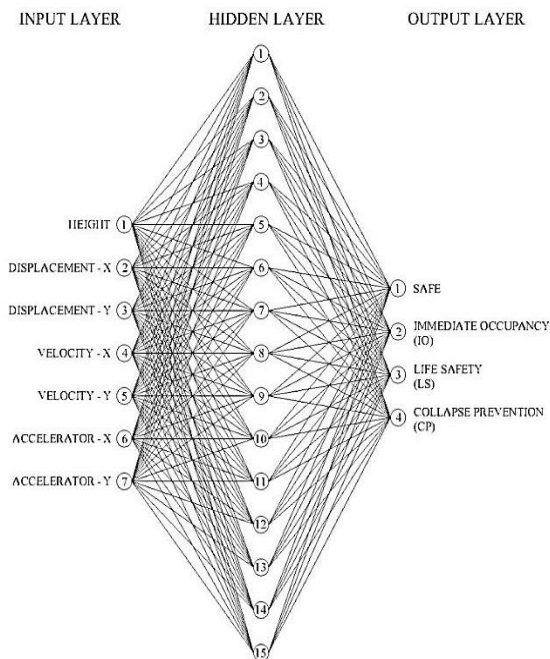


Fig 5. The BPNN architecture model

Input layer consists of the height of the steel structure building, displacement, velocity and acceleration of structural response in X and Y direction. The output layer includes the building condition after received earthquake load; Safe as index 1, Immediate Occupancy as index 2, Life Safety as index 3 and Collapse Prevention as index 4. The procedure of the study used the BPNN method as shown in Fig 6.

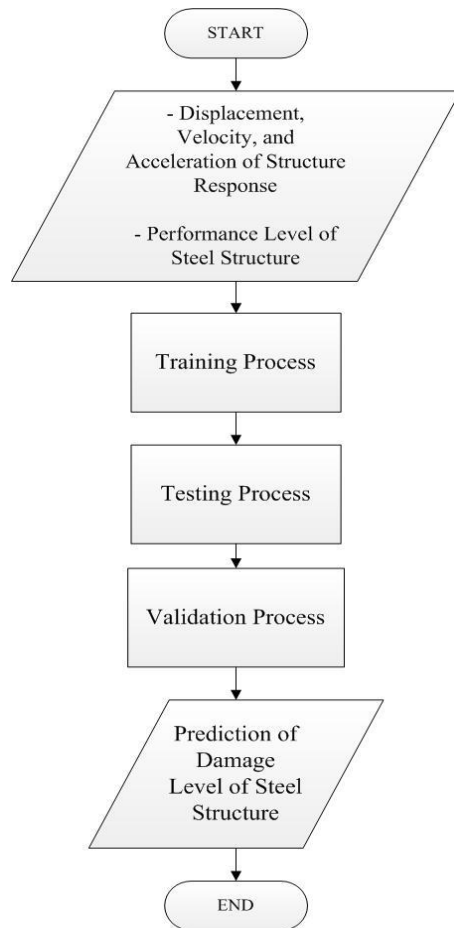


Fig 6. The BPNN method for the study

RESULTS AND DISCUSSION

Finite element analysis resulted in the time history of displacement, velocity, and acceleration at the top of the steel structure. The most considerable displacement value occurred in Banda Aceh City was 0.102 meters in X-direction. Meanwhile, the displacement value of Y-direction was 0.112 meters. The smallest displacement value happened in Tanjung Pinang City was 0.006 m for the X direction and 0.007 m for Y-direction.

The most considerable velocity value occurred in Banda Aceh City was 0.957 m/s for the X-direction and 0.926 m/s for Y-direction. The smallest velocity value happened in Tanjung Pinang

City was 0.057 m/s for the X-direction and 0.055 m/s for Y-direction.

The most considerable acceleration value occurred in Banda Aceh City was 13.832 m/s² for X-direction and 9.555 m/s² for Y-direction. The smallest acceleration value in Tanjung Pinang City was 0.820 m/s² for X-direction and 0.583 m/s² for Y-direction.

Backpropagation Neural Network (BPNN) method was used with the following input parameters: displacement, velocity, and acceleration in X and Y-direction. Whereas the predicted output parameters are Safe as 1, Immediate Occupancy as 2, Life Safety as 3 and Collapse Prevention as 4 for the label. The training process on the system was done as a whole to facilitate the learning process. The learning process was delivered repeatedly and gradually with 21 hidden layers. After the completion of the training process, the total iteration (epoch) obtained was as much as 7675 epoch by using Tan Sigmoid method. The best validation performance of Mean Squared Error (MSE) is 0.028227 as shown in Fig 7.

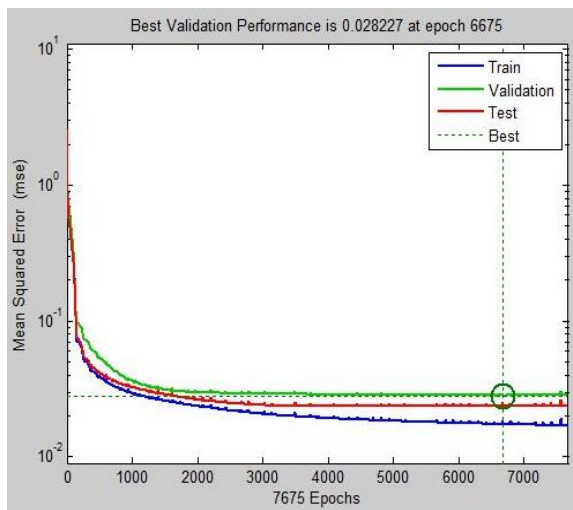


Fig 7. The best performance of MSE (MSE)

Based on the above results, the trained BPNN method has been able to predict the extent of structural damage very well. The result indicated how closely located the distribution of the target points and the prediction to the diagonal line of Regression (R) that is 0.98499. In other words, the predicted results are close to 100 percent of the actual state as shown in Fig 8.

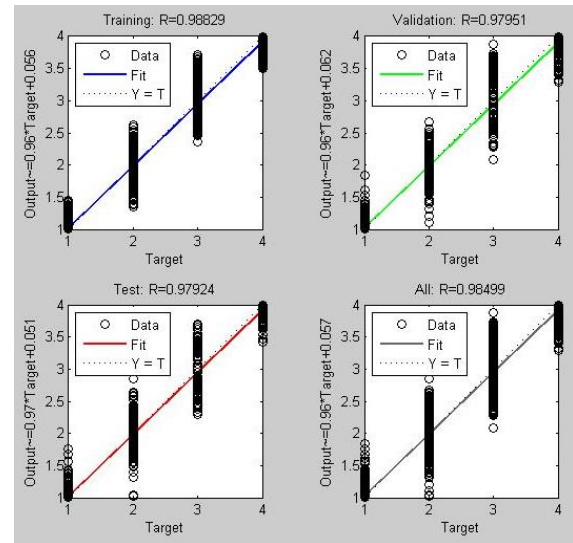


Fig 8. The best performance of Regression (R)

CONCLUSION

The displacement of a structure will increase the height of the structure due to the earthquake. The same is true for the velocity and acceleration which will also increase with the height of the building structure. Out of the ten provinces on the island of Sumatra, Banda Aceh City shows the most significant damage level due to the scaled earthquake and has the most substantial displacement is 0.102 m for the X-direction and 0.112 m for Y-directions in comparison to the other provinces. The smallest displacement values occurred in the city of Tanjung Pinang with 0.006 m for the X-direction and 0.007 m for the Y-direction. Based on the average of Regression which is 0.95573, it can be concluded that the designed ANN has a high correlation and accuracy.

ACKNOWLEDGMENTS

The authors are grateful to The Indonesian Government through the Ministry of Research, Technology and Higher Education of Indonesia with Contract No. 086/SP2H/LT/ DRPM/2017 for funding this research.

REFERENCES

- [1] T. Lay, H. Kanamori, C. J. Ammon, M. Nettles, S. N. Ward, R. C. Aster, S. L. Beck, S. L. Bilek, M. R. Brudzinski, and R. Butler, "The Great Sumatra-Andaman Earthquake of 26 December 2004," *Science* (80-.), vol.

- 308, no. 5725, pp. 1127–1133, 2005.
- [2] C. Yang, “Study on Indonesian Seismic Code SNI 03-1726-2002 and Seismic Impact to High-rise Buildings in Jakarta, Indonesia,” in *Proceedings of World Academy of Science: Engineering and Technology*, 2009, p. 50.
- [3] Y.-X. Hu, S.-C. Liu, and W. Dong, *Earthquake Engineering*. CRC Press, 2014.
- [4] SNI-1726, *The Seismic Resistance Design Standard for Buildings (Indonesian National Standard)*. 2012.
- [5] Y. Ding, X. Song, and H.-T. Zhu, “Probabilistic Progressive Collapse Analysis of Steel-Concrete Composite Floor Systems,” *J. Constr. Steel Res.*, vol. 129, pp. 129–140, 2017.
- [6] J. Setiawan and S. Nakazawa, “Study on Comparison of Special Moment Frame Steel Structure (SMF) and Base Isolation Special Moment Frame Steel Structure (BI-SMF) in Indonesia,” in *AIP Conference Proceedings*, 2017, vol. 1892, no. 1, p. 20026.
- [7] FEMA356, “Prestandard and Commentary for The Seismic Rehabilitation of Buildings,” vol. FEMA 356. Federal Emergency Management Agency, Washington, DC, 2000.
- [8] J. Gu, M. Gul, and X. Wu, “Damage Detection under Varying Temperature using Artificial Neural Networks,” *Struct. Control Heal. Monit.*, vol. 24, no. 11, p. e1998, 2017.
- [9] S. Gholizadeh, “Performance-based Optimum Seismic Design of Steel Structures by a Modified Firefly Algorithm and a New Neural Network,” *Adv. Eng. Softw.*, vol. 81, pp. 50–65, 2015.
- [10] M. Betti, L. Facchini, and P. Biagini, “Damage Detection on a Three-Storey Steel Frame using Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms,” *Meccanica*, vol. 50, no. 3, pp. 875–886, 2015.
- [11] R. Suryanita and H. Jingga, “Application of Backpropagation Neural Networks in Predicting Story Drift of Building,” in *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, 2017, vol. 2227.
- [12] R. Suryanita, Mardiyono, and A. Adnan, “Intelligent bridge seismic monitoring system based on Neuro Genetic hybrid,” *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 15, no. 4, 2017.
- [13] SNI-1729, “The Specification for Structural Steel Building (Indonesian National Standard),” 2015.

ANALISIS NUMERIK DISTRIBUSI TEMPERATUR AKIBAT SUHU TINGGI PADA PENAMPANG ELEMEN BALOK BETON BERTULANG

Florisa¹, Reni Suryanita² dan Zulfikar Djauhari³

¹Jurusan Teknik Sipil, Universitas Riau, Kampus Bina Widya Km 12,5 Simpang Baru, Pekanbaru
Email: florisa.f@student.unri.ac.id

²Jurusan Teknik Sipil, Universitas Riau, Kampus Bina Widya Km 12,5 Simpang Baru, Pekanbaru
Email: reni.suryanita@eng.unri.ac.id

³Jurusan Teknik Sipil, Universitas Riau, Kampus Bina Widya Km 12,5 Simpang Baru, Pekanbaru
Email: zulfkr_dj@yahoo.com

ABSTRAK

Peristiwa kebakaran merupakan peristiwa yang dapat mempengaruhi kestabilan elemen struktur, salah satunya adalah elemen balok beton bertulang. Suhu tinggi akibat kebakaran dari luar balok mempengaruhi kekuatan elemen struktur. Suatu elemen harus dapat mempertahankan kekuatannya selama terpapar suhu tinggi. Oleh karena itu, analisis mengenai distribusi temperatur akibat suhu tinggi pada penampang elemen balok beton bertulang merupakan suatu hal yang penting untuk diidentifikasi. Distribusi temperatur berkaitan dengan transfer panas pada elemen balok beton bertulang akibat perbedaan temperatur pada penampang balok, yang dipengaruhi oleh sifat thermal material balok. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi distribusi temperatur pada penampang balok bertulang akibat suhu tinggi pada durasi tertentu. Model yang digunakan adalah elemen balok beton bertulang dengan mutu beton 35 MPa dan mutu tulangan 400 MPa. Analisis distribusi temperatur menggunakan metode Wickström dan analisis program elemen hingga *LUSAS v.16*. Dari hasil analisis kedua metode tersebut, dapat disimpulkan bahwa semakin lama durasi pemanasan pada balok, maka bagian dalam penampang balok akan semakin mengalami kenaikan temperatur. Sedangkan perbandingan antara kedua metode tersebut didapatkan bahwa nilai suhu pada titik tengah penampang pada metode *LUSAS* lebih besar 245,237°C daripada hasil yang diberikan perhitungan metode Wickström, sedangkan penjalaran panas pada metode Wickström kurang lebih 3 jam lebih lambat daripada penjalaran panas analisis *LUSAS*.

Kata kunci: balok beton bertulang, pemanasan, suhu tinggi, *LUSAS*, Wickström.

1. PENDAHULUAN

Semenjak manusia mengenal teknik dan rekayasa konstruksi, struktur bangunan tidak luput dari resiko kecelakaan ataupun bencana, salah satunya adalah peristiwa kebakaran. Peristiwa kebakaran tersebut dapat mempengaruhi kestabilan elemen-elemen struktur gedung, salah satunya adalah elemen balok beton bertulang.

Beton bertulang memiliki daya tahan api yang baik, karena beton memiliki daya hantar panas yang rendah sehingga dapat menghalangi rambatan panas masuk kebagian dalam struktur. Walaupun daya tahan beton terhadap api relatif baik, namun saat terbakar beton akan menyerap panas sehingga terjadi peningkatan suhu yang tinggi. Suhu yang tinggi inilah yang menyebabkan kerusakan pada beton bertulang, sehingga menimbulkan penurunan kekuatan pada komponen struktur tersebut. Temperatur yang tinggi saat kebakaran akan memberikan pengaruh yang besar pada kekuatan elemen struktur. Selain itu, pengaruh siklus pemanasan dan pendinginan akan mengakibatkan proses perubahan fase fisis dan kimiawi secara kompleks pada struktur bangunan beton. Peristiwa ini mengakibatkan elemen beton menjadi getas dan mempengaruhi kualitas/kekuatan struktur beton secara keseluruhan (Wahyuni dan Anggraini, 2010).

Penurunan kekuatan pada beton tidak hanya dipengaruhi oleh suhu tinggi akibat kebakaran, tapi juga dipengaruhi oleh durasi waktu kebakaran. Meningkatnya durasi kebakaran mempengaruhi distribusi temperatur dari permukaan balok ke bagian dalam balok. Dampak yang ditimbulkan pada suatu balok beton bertulang yang terbakar berbeda-beda setiap durasi waktu. Zandi dan Branch (2012) melakukan analisis pada balok bertulang 2D yang terbakar suhu tinggi menggunakan beberapa metode sehingga didapatkan distribusi temperatur pada penampang balok bertulang pada setiap metode akibat suhu tinggi.

Penelitian mengenai pengaruh temperatur tinggi pada beton masih menjadi hal yang menarik untuk diteliti. Pengaruh temperatur tinggi pada suatu elemen struktur dapat diperkirakan dengan melakukan analisis numerik

menggunakan beberapa metode pada literatur teknis yang ada berdasarkan elemen struktur yang akan ditinjau. Analisis mengenai distribusi temperatur akibat suhu tinggi pada penampang elemen balok beton bertulang merupakan suatu hal yang penting untuk diidentifikasi. Distribusi temperatur berkaitan dengan transfer panas pada elemen balok beton bertulang akibat perbedaan temperatur pada penampang balok, yang dipengaruhi oleh sifat thermal material balok.

Pada penelitian ini, akan dilakukan analisis distribusi temperatur pada penampang balok akibat suhu tinggi dan durasi waktu tertentu menggunakan dua metode, yaitu metode Wickström dan analisis program elemen hingga *LUSAS v.16*. Analisis permodelan balok beton bertulang dengan beton mutu normal 35 MPa dan mutu tulangan 400 MPa yang divariasikan terhadap suhu pemanasan elemen, yaitu suhu 200°C, 400°C, 700°C, dan 1000°C. Adapun variasi durasi waktu pembakaran dimulai dari waktu 30 menit, 1 jam, 1,5 jam, 2 jam, 3 jam, dan 4 jam. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi distribusi temperatur pada penampang balok bertulang akibat suhu tinggi pada durasi tertentu. Adapun manfaat penelitian ini adalah hasil analisis perilaku balok beton bertulang akibat suhu tinggi dengan variasi suhu bakar dapat berkontribusi bagi perencana sebagai rujukan dalam mendesain suatu elemen struktur tahan api, dan dapat dijadikan sebagai acuan dalam menentukan material yang baik dalam menahan suhu tinggi atau material tambahan yang mampu menahan suhu tinggi. Lalu, dapat bermanfaat sebagai bahan tambahan informasi dalam penyusunan penelitian selanjutnya atau penelitian-penelitian sejenis.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Thermal Conductivity dan Specific Heat pada Beton

Sifat thermal beton ditemukan sangat bervariasi dengan jenis dan jumlah agregat dalam beton. Konduktivitas thermal merupakan fenomena transport dimana perbedaan temperatur mengakibatkan adanya transfer energi thermal dari satu benda panas ke daerah yang sama pada suhu yang lebih rendah. Konduktivitas thermal juga menyatakan kemampuan dari suatu bahan untuk mengantarkan kalor (Intansari, 2012).

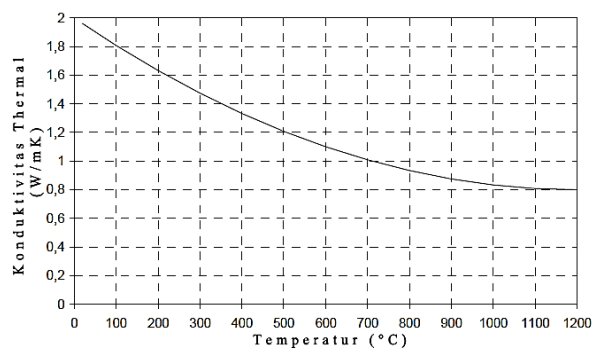
Nilai konduktivitas thermal pada beton silika merupakan fungsi dari temperatur yang dinyatakan oleh persamaan berikut dengan grafik hubungan nilai konduktivitas thermal dan suhu pada Gambar 1.

$$\lambda_c = 2 - 0,24 \frac{T}{120} + 0,012 \left(\frac{T}{120} \right)^2 \quad (1)$$

Dimana:

λ_c = konduktivitas thermal (W/mK)

T = temperatur (°C)



Gambar 1. Grafik Hubungan *Thermal Conductivity* terhadap Suhu pada Beton (EN 1992-1-2, 2004)

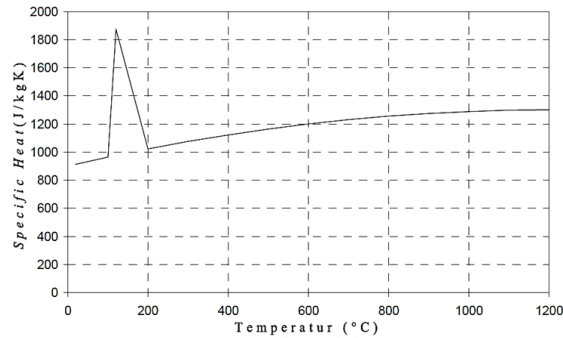
Nilai *specific heat* merupakan karakteristik yang menggambarkan jumlah input panas yang dibutuhkan untuk menaikkan satu satuan massa material satu satuan temperatur dan dinyatakan pada persamaan (2). Berdasarkan Eurocode, persamaan tersebut valid untuk beton silika dan beton kapur (EN 1992-1-2, 2004).

$$c_c = 900 + 80 \frac{T}{120} - 4 \left(\frac{T}{120} \right)^2 \quad (2)$$

Dimana:

$c_c = \text{specific heat (J/kgK)}$

$T = \text{temperatur (}^\circ\text{C)}$



Gambar 2. Grafik Hubungan *Specific Heat* terhadap Suhu pada Beton (EN 1992-1-2, 2004)

Thermal Conductivity dan Specific Heat pada Baja

Nilai *thermal conductivity* pada tulangan baja dapat dihitung dengan rumus berikut, dengan grafik hubungan *thermal conductivity* dan temperatur dapat dilihat pada Gambar 3.

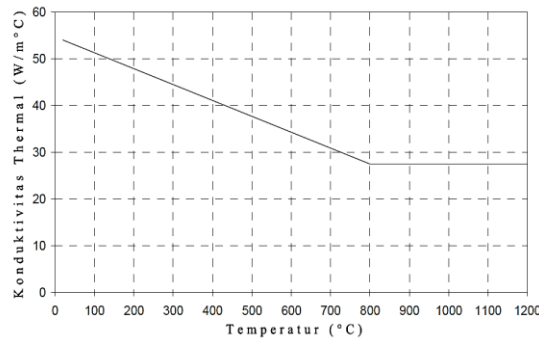
$$\lambda_a = 54 - 3,33 \times 10^{-2} T \text{ untuk } 20^\circ\text{C} \leq T \leq 800^\circ\text{C} \quad (3)$$

$$\lambda_a = 27,3 \text{ untuk } 800^\circ\text{C} \leq T \leq 1200^\circ\text{C} \quad (4)$$

Dimana:

$\lambda_a = \text{Thermal conductivity (W/mK)}$

$T = \text{Suhu pada baja (}^\circ\text{C)}$



Gambar 3. Grafik Hubungan *Thermal Conductivity* terhadap Suhu pada Baja (EN 1993-1-2, 2005)

Nilai *specific heat* pada tulangan baja dapat dihitung dengan rumus berikut, dengan grafik hubungan *thermal conductivity* dan temperatur dapat dilihat pada Gambar 4.

$$c_a = 425 + 7,73 \times 10^{-1} T - 1,69 \times 10^{-3} T^2 + 2,22 \times 10^{-6} T^3 \text{ untuk } 20^\circ\text{C} \leq T \leq 600^\circ\text{C} \quad (5)$$

$$c_a = 666 + \frac{13002}{738 - T} \text{ untuk } 600^\circ\text{C} \leq T \leq 735^\circ\text{C} \quad (6)$$

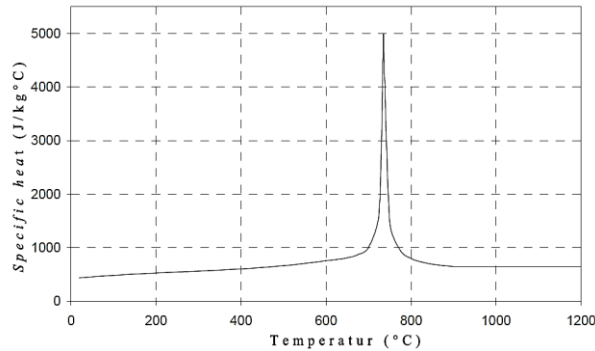
$$c_a = 545 + \frac{17820}{T - 731} \text{ untuk } 735^\circ\text{C} \leq T \leq 900^\circ\text{C} \quad (7)$$

$$c_a = 650 \text{ untuk } 900^\circ\text{C} \leq T \leq 1200^\circ\text{C} \quad (8)$$

Dimana:

c_a = specific heat pada baja (J/kgK)

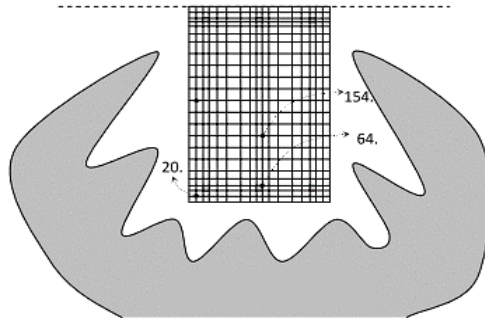
T = Suhu pada baja (°C)



Gambar 4. Grafik Hubungan *Specific Heat* terhadap Suhu pada Baja (EN 1993-1-2,2005)

Distribusi Temperatur Penampang Balok Bertulang pada Suhu Tinggi

Metode Wickström adalah metode perhitungan sederhana yang dikemukakan oleh Ulf Wickström pada tahun 1987. Metode ini dapat digunakan untuk menghitung suhu pada penampang bentang tengah balok beton bertulang yang terpapar suhu tinggi pada tiga sisi balok. Perlu diketahui bahwa metode ini tidak memperhitungkan kemungkinan hancurnya beton. Metode ini telah dipublikasikan pada ASTM (2000).



Gambar 5. Ilustrasi Penampang Balok Beton Bertulang yang Terpapar Api pada Tiga Sisi (Zandi dan Branch, 2012)

Untuk balok beton bertulang dengan beton normal dan terpapar suhu tinggi, Wickström memprediksi temperatur $T(x,y)$ pada suatu titik di penampang balok (x,y) pada kondisi terbakar suhu θ_f dengan waktu terpapar api t dengan persamaan sebagai berikut.

$$T(x, y) = [n_w (n_x + n_y - 2n_x n_y) + n_x n_y] \theta_f \quad (9)$$

Dimana θ_f adalah suhu tinggi (°C) dan n_w adalah rasio antara temperatur bakar pada permukaan balok dengan suhu atmosfer, dimana nilainya dipengaruhi oleh durasi paparan api dengan persamaan sebagai berikut.

$$n_w = 1 - 0,0616t^{-0,88} \quad (10)$$

Pada persamaan 10, t (dalam jam) adalah waktu durasi terpaparnya api; n_x (atau n_y) adalah fungsi dari waktu terpaparnya api dan rasio antara *thermal diffusivity* balok beton bertulang (α) dan nilai referensi α_c yaitu $417 \times 10^{-9} \text{ m}^2 \text{ s}^{-1}$. Adapun persamaan n_x adalah sebagai berikut.

$$n_x = 0,18 \ln u_x - 0,81 \quad (11)$$

$$u_x = \frac{\alpha}{\alpha_c} \times \frac{t}{x^2} \quad (12)$$

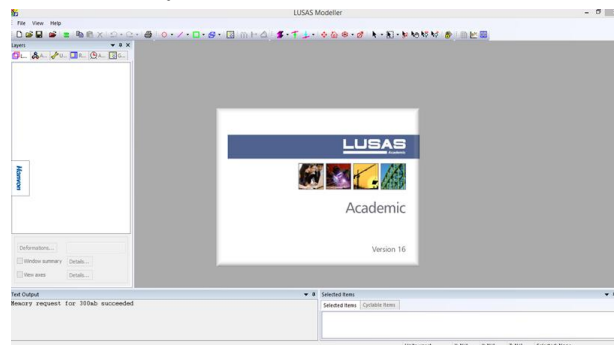
Dimana x (dalam m) adalah jarak antara titik yang ditinjau dengan sisi yang terpapar oleh api pada arah lebar balok. Adapun α adalah *thermal diffusivity* berdasarkan EN 1992-1-2 memberikan persamaan *thermal diffusivity* yaitu sebagai berikut.

$$\alpha = \frac{\lambda_c}{\rho_c \times c_c} \quad (13)$$

Dimana λ_c adalah nilai *thermal conductivity* pada suhu tertentu, c_c adalah nilai *specific heat* pada suhu tertentu, dan ρ_c adalah berat jenis beton yaitu 2400 kg/m^3 . Rumus yang sama juga dapat digunakan untuk menghitung nilai n_y dengan menggantikan nilai x dengan nilai y yang merupakan jarak antara titik yang ditinjau dan sisi balok yang terpapar api pada arah tinggi balok.

Program Elemen Hingga LUSAS v.16

LUSAS v.16 adalah salah satu program elemen hingga. Permodelan disajikan dalam bentuk grafis yang terdiri dari berbagai macam geometri seperti titik, garis, bidang, volume dan definisi atribut yang berupa material, beban, tumpuan dan mesh. Program elemen hingga LUSAS v.16 menyediakan 100 jenis elemen yang dikelompokkan sesuai dengan fungsinya yaitu: *Bars, Beams, 2D Continuum elements, 3D Continuum elements, Plates, Shell, Membranes, Joints, Field Elements* dan *Interface Elements*.



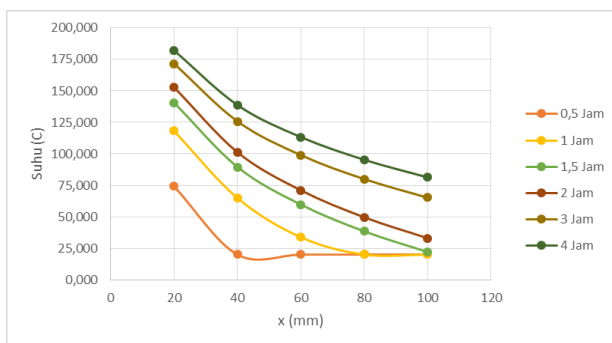
Gambar 6. Tampilan Pembuka LUSAS v.16

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

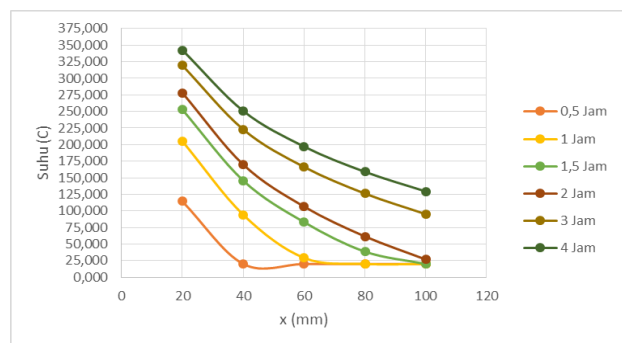
Setelah dilakukan perhitungan secara manual menggunakan metode Wickström dan analisis menggunakan program elemen hingga LUSAS v.16 dengan variasi suhu pemanasan 200°C , 400°C , 700°C , dan 1000°C dan variasi durasi pemanasan tiap suhu adalah 30 menit, 1 jam, 1,5 jam, 2 jam, 3 jam, dan 4 jam, didapatkan hasil analisis seperti berikut.

Hasil Perhitungan Manual menggunakan Metode Wickström

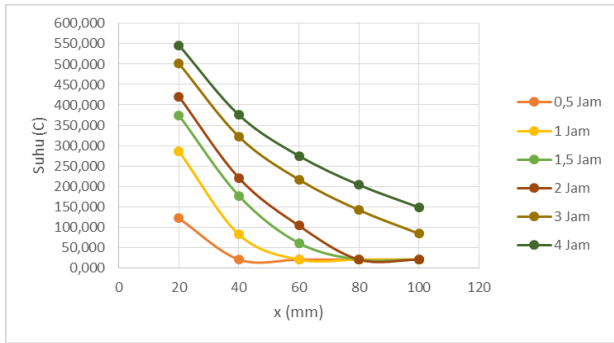
Untuk distribusi temperatur pada penampang balok dengan perhitungan menggunakan metode Wickström, akan ditinjau beberapa titik pada kedalaman dari sisi permukaan balok yang terpapar api, yaitu pada kedalaman $x=20 \text{ mm}$, 40 mm , 60 mm , 80 mm , dan 100 mm dengan posisi $y=200 \text{ mm}$.



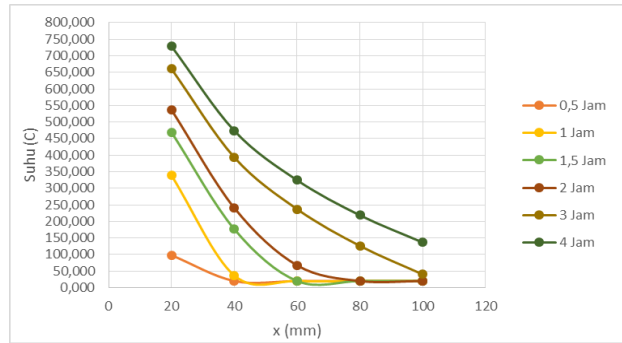
Gambar 7. Kurva Distribusi Temperatur Penampang Balok pada Suhu 200°C



Gambar 8. Kurva Distribusi Temperatur Penampang Balok pada Suhu 400°C



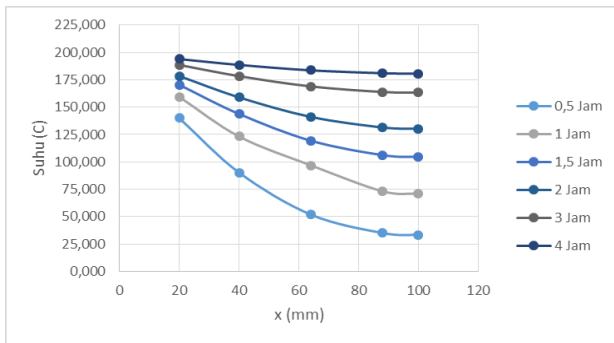
Gambar 9. Kurva Distribusi Temperatur Penampang Balok pada Suhu 700°C



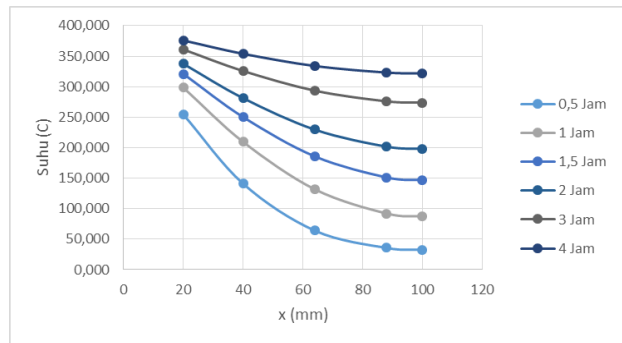
Gambar 10. Kurva Distribusi Temperatur Penampang Balok pada Suhu 1000°C

Hasil Analisis menggunakan Program Elemen Hingga *LUSAS v.16*

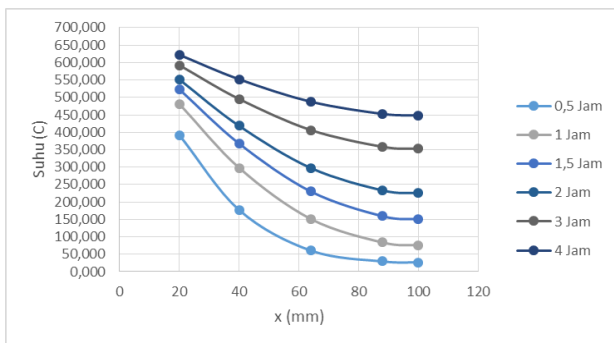
Untuk distribusi temperatur pada penampang balok dengan analisis menggunakan program elemen hingga *LUSAS v.16*, akan ditinjau beberapa titik pada kedalaman dari sisi permukaan balok yang terpapar api, yaitu pada kedalaman $x=20$ mm, 40 mm, 64 mm, 88 mm, dan 100 mm dengan posisi $y=200$ mm.



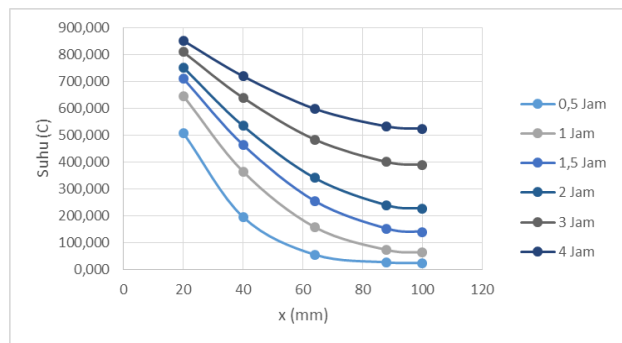
Gambar 11. Kurva Distribusi Temperatur Penampang Balok pada Suhu 200°C



Gambar 12. Kurva Distribusi Temperatur Penampang Balok pada Suhu 400°C

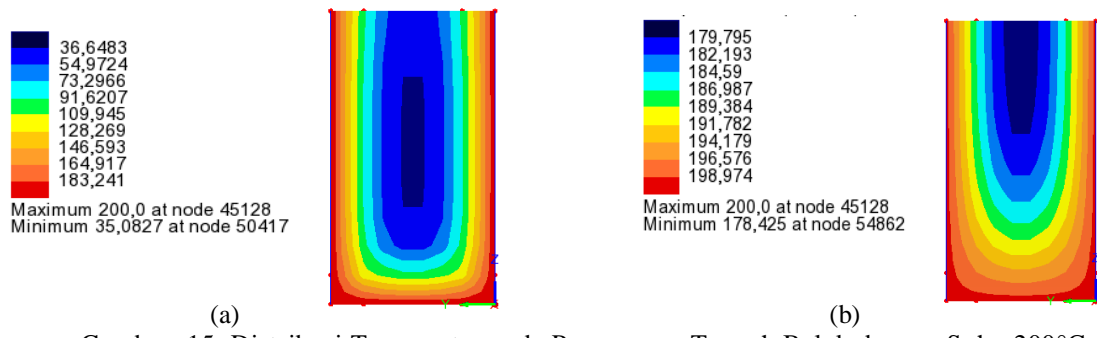


Gambar 13. Kurva Distribusi Temperatur Penampang Balok pada Suhu 700°C

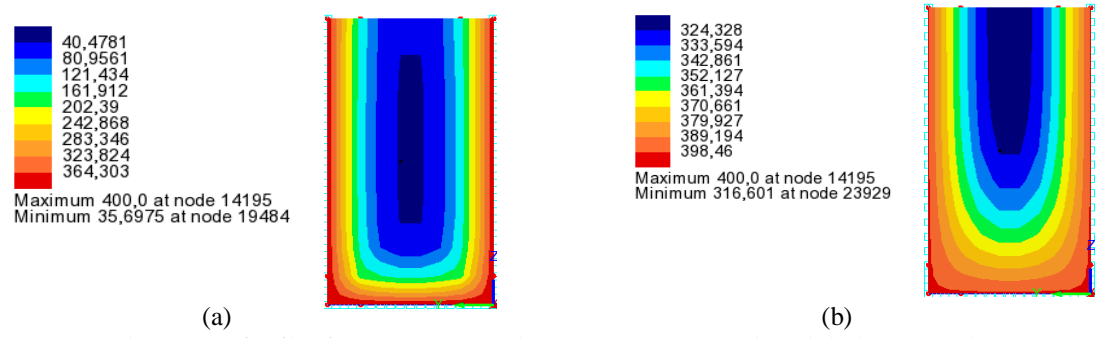


Gambar 14. Kurva Distribusi Temperatur Penampang Balok pada Suhu 1000°C

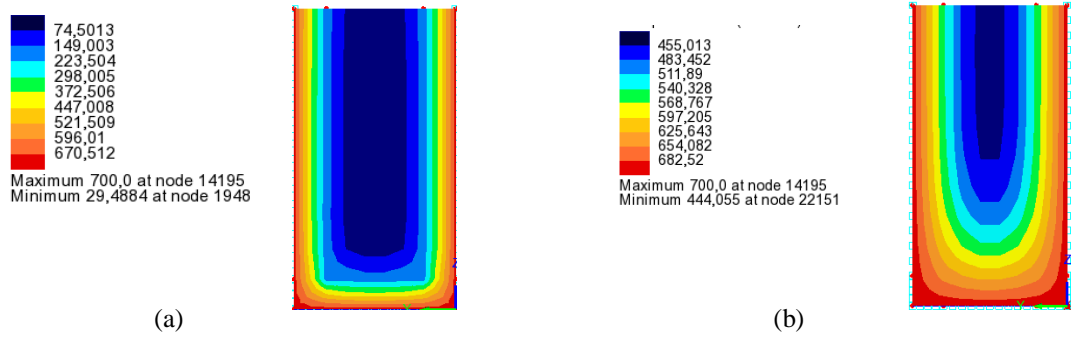
Hasil output analisis dari program elemen hingga *LUSAS v.16* berupa pola kontur distribusi temperatur pada penampang balok pada setiap variasi suhu tinggi dengan durasi pemanasan 30 menit dan 4 jam adalah sebagai berikut.



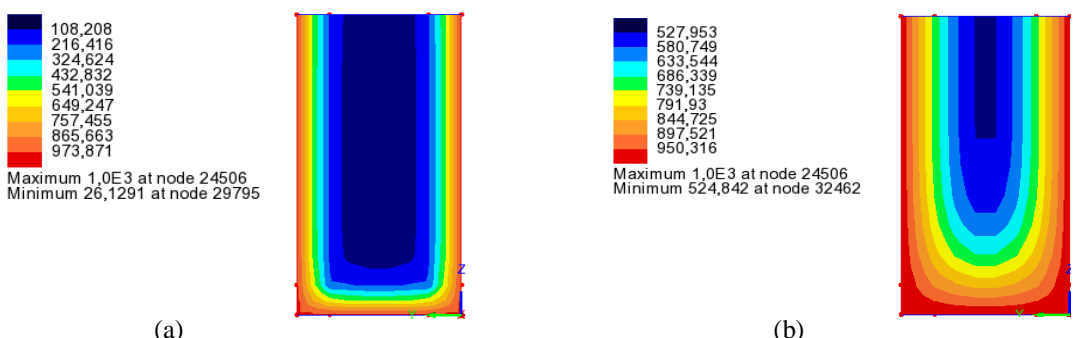
Gambar 15. Distribusi Temperatur pada Penampang Tengah Balok dengan Suhu 200°C
 (a) selama 30 menit, (b) selama 4 jam



Gambar 16. Distribusi Temperatur pada Penampang Tengah Balok dengan Suhu 400°C
 (a) selama 30 menit, (b) selama 4 jam



Gambar 17. Distribusi Temperatur pada Penampang Tengah Balok dengan Suhu 700°C
 (a) selama 30 menit, (b) selama 4 jam



Gambar 18. Distribusi Temperatur pada Penampang Tengah Balok dengan Suhu 1000°C
 (a) selama 30 menit, (b) selama 4 jam

Berdasarkan hasil distribusi temperatur menggunakan perhitungan manual metode Wickström dan analisis menggunakan program elemen hingga LUSAS v.16, dapat disimpulkan bahwa semakin lama durasi pemanasan yang

terjadi pada balok, maka panas api akan semakin menjalar dari sisi permukaan yang terpapar suhu tinggi hingga ke bagian dalam penampang balok. Semakin lama durasi pemanasan, maka bagian dalam penampang balok akan semakin mengalami kenaikan temperatur. Pada kurva distribusi temperatur menggunakan metode Wickström, dapat dilihat pada durasi 0,5 jam hingga 2 jam, beberapa titik pada kedalaman tertentu pada seluruh variasi suhu pemanasan masih belum terpengaruh oleh suhu tinggi dari luar balok karena temperatur pada beberapa titik tersebut masih pada suhu normal 20°C. Sedangkan pada kurva distribusi temperatur menggunakan analisis *LUSAS*, mulai dari durasi 0,5 jam hingga 4 jam, seluruh bagian penampang balok telah terpengaruh oleh suhu tinggi dari luar balok, dengan suhu pada bagian dalam penampang telah mengalami peningkatan dengan temperatur lebih dari suhu normal 20°C.

Perbandingan Hasil Perhitungan Manual Metode Wickström dan Hasil Analisis Program Elemen Hingga *LUSAS v.16*

Setelah melakukan perhitungan manual menggunakan metode Wickström dan melakukan analisis menggunakan program *LUSAS v.16*, selanjutnya adalah membandingkan hasil distribusi temperatur perhitungan manual metode Wickström dan analisis program *LUSAS v.16*. Hasil yang akan dibandingkan berupa nilai temperatur pada titik tengah penampang balok antara kedua metode, sehingga akan dibandingkan penjalaran panas antara kedua metode. Contoh yang diambil adalah pada durasi pemanasan 4 jam dengan variasi suhu pemanasan.

Tabel 1. Nilai Temperatur pada Titik Tengah Penampang Balok pada Kedalaman $x=100$ mm dengan Durasi Pemanasan 4 Jam

| Suhu pemanasan (°C) | Suhu pada Titik Tengah Penampang | |
|---------------------|----------------------------------|----------------------------|
| | Metode Wickström | Analisis <i>LUSAS v.16</i> |
| 200 | 81,324 | 180,764 |
| 400 | 129,424 | 321,864 |
| 700 | 148,328 | 448,508 |
| 1000 | 136,330 | 525,217 |

Berdasarkan Tabel 1. diatas, dapat dilihat bahwa nilai temperatur yang diberikan oleh analisis *LUSAS* lebih besar daripada hasil perhitungan metode Wickström, dengan perbedaan hasil antara kedua metode tersebut pada suhu 200°C adalah 99,44°C, pada suhu 400°C perbedaan hasil kedua metode adalah sebesar 192,44°C, pada suhu 700°C perbedaan hasil kedua metode adalah sebesar 300,180°C, dan pada suhu 1000°C perbedaan hasil kedua metode adalah sebesar 388,887°C. Sehingga didapatkan rata-rata perbedaan hasil suhu pada titik tengah penampang balok antara metode Wickström dan analisis *LUSAS* dengan waktu pemanasan selama 4 jam adalah sebesar 245,237°C. Nilai suhu pada titik tengah penampang pada metode *LUSAS* lebih besar 245,237°C daripada hasil yang diberikan perhitungan metode Wickström menandakan bahwa penjalaran panas pada perhitungan metode Wickström lebih lambat daripada penjalaran panas hasil analisis *LUSAS*.

Adapun hasil nilai suhu pada titik tengah penampang pada kedalaman $x=100$ mm pada setiap suhu dengan variasi durasi pemanasan dapat dilihat pada Tabel berikut.

Tabel 2. Rangkuman Nilai Temperatur pada Titik Tengah Penampang Balok pada Kedalaman $x=100$ mm

| Suhu pemanasan (°C) | Durasi pemanasan (jam) | Suhu pada Titik Tengah Penampang | | Suhu pemanasan (°C) | Durasi pemanasan (jam) | Suhu pada Titik Tengah Penampang | |
|---------------------|------------------------|----------------------------------|----------------------------|---------------------|------------------------|----------------------------------|----------------------------|
| | | Metode Wickström | Analisis <i>LUSAS v.16</i> | | | Metode Wickström | Analisis <i>LUSAS v.16</i> |
| 200 | 0,5 | 20,000 | 33,132 | 700 | 0,5 | 20,000 | 26,685 |
| | 1 | 20,000 | 70,965 | | 1 | 20,000 | 75,898 |
| | 1,5 | 22,021 | 104,574 | | 1,5 | 20,000 | 150,401 |
| | 2 | 32,988 | 130,311 | | 2 | 20,000 | 225,079 |
| | 3 | 65,209 | 163,332 | | 3 | 83,793 | 352,443 |
| | 4 | 81,324 | 180,764 | 4 | 148,328 | 448,508 | |

| Suhu pemanasan (°C) | Durasi pemanasan (jam) | Suhu pada Titik Tengah Penampang | | Suhu pemanasan (°C) | Durasi pemanasan (jam) | Suhu pada Titik Tengah Penampang | |
|---------------------|------------------------|----------------------------------|---------------------|---------------------|------------------------|----------------------------------|---------------------|
| | | Metode Wickström | Analisis LUSAS v.16 | | | Metode Wickström | Analisis LUSAS v.16 |
| 400 | 0,5 | 20,000 | 32,679 | 1000 | 0,5 | 20,000 | 23,859 |
| | 1 | 20,000 | 87,256 | | 1 | 20,000 | 63,249 |
| | 1,5 | 20,000 | 146,979 | | 1,5 | 20,000 | 139,853 |
| | 2 | 26,755 | 198,276 | | 2 | 20,000 | 226,864 |
| | 3 | 95,132 | 273,924 | | 3 | 40,016 | 390,249 |
| | 4 | 129,424 | 321,864 | | 4 | 136,330 | 525,217 |

Berdasarkan keseluruhan hasil analisis pada Tabel 2, nilai temperatur pada titik tengah penampang balok pada metode Wickström pada durasi 4 jam merupakan nilai temperatur pada titik tengah penampang balok pada analisis LUSAS pada durasi antara 1 hingga 1,5 jam, Hal tersebut menandakan bahwa penjalaran panas pada metode Wickström kurang lebih 3 jam lebih lambat daripada penjalaran panas analisis LUSAS.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Semakin lama durasi pemanasan yang terjadi pada balok, maka panas api akan semakin menjalar dari sisi permukaan yang terpapar suhu tinggi hingga ke bagian dalam penampang balok. Semakin lama durasi pemanasan, maka bagian dalam penampang balok akan semakin mengalami kenaikan temperatur.
2. Nilai suhu pada titik tengah penampang pada metode LUSAS lebih besar 245,237°C daripada hasil yang diberikan oleh perhitungan metode Wickström.
3. Penjalaran panas pada metode Wickström kurang lebih 3 jam lebih lambat daripada penjalaran panas analisis LUSAS.

Beberapa saran untuk melengkapi penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penggunaan LUSAS v.16 sebagai alat bantu khususnya untuk analisa thermal untuk menghitung distribusi temperatur pada penampang elemen balok beton bertulang hendaknya dapat digunakan secara cermat. Data yang diinput pada LUSAS harus dipelajari lebih matang agar dapat memberikan hasil yang lebih akurat.
2. Untuk perhitungan manual yang telah dilakukan berdasarkan standar yang berlaku sebaiknya dilakukan studi lainnya agar dapat dijadikan sebagai pembanding dengan perhitungan manual yang telah dilakukan.
3. Analisis dapat dilakukan dengan menggunakan material beton lain atau dengan menggunakan material tambahan lainnya, agar dapat mengetahui pengaruh suhu tinggi terhadap distribusi temperatur penampang balok pada variasi lainnya.

5. DAFTAR PUSTAKA

- ASTM E 119. (2000). Standard Test Methods for Fire Tests of Building Construction and Materials. *American Society for Testing and Materials*, 552(1), 21. <https://doi.org/10.1520/E0119-14>
- European Committee for Standardization. (2005). EN 1993-1-2: Eurocode 3: Design of Steel Structures - Part 1-2: General Rules - Structural Fire Design. *British Standards Institution*, 2(2005). <https://doi.org/10.1201/9781420034882.ch13>
- European Union, T. (2004). Eurocode 2: Design of Concrete Structures - Part 1-2: General Rules - Structural Fire Design. *Design of Concrete Structures - Part 1-2: General Rules-Structural Fire Design*, 2(2004), 1–99. Retrieved from papers2://publication/uuid/1B0960C1-28E7-4B6A-ADFE-19C0455EDFD3
- Intansari, Wi. R. O. (2012). Pemanfaatan Program Bantu Analisa Struktur LUSAS untuk Mengevaluasi Ketahanan Api Elemen Struktur Beton Bertulang pada Contoh Kasus ACI 216R-89, 1–26.
- Wahyuni, E., dan Anggraini, R. (2010). Pengaruh Perbedaan Proses Pendinginan Terhadap Perubahan Fisik dan Kuat Tekan Beton Pasca Bakar. *Jurnal Rekayasa Sipil*, 4(1), 1–9.
- Zandi, Y., and Branch, T. (2012). Determining the Temperature Distributions of Fire Exposed Reinforced Concrete Cross-Sections with Different Methods, 4(8), 782–788.