

**LAPORAN AKHIR TAHUN
PENELITIAN FUNDAMENTAL**



**RESPONS STRUKTUR BANGUNAN BERTINGKAT DI
WILAYAH MIKROZONASI GEMPA INDONESIA
MENGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN**

Tahun Ke 1 dari Rencana 2 Tahun

**Dr. Reni Suryanita, ST., MT.
Ir. Harnedi Maizir, MT, PhD**

**NIDN. 0023077302
NIDN. 1023067002**

**UNIVERSITAS RIAU
NOVEMBER 2016**

HALAMAN PENGESAHAN

Judul : Respons Struktur Bangunan Bertingkat Di Wilayah Mikrozonasi Gempa Indonesia Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Peneliti/Pelaksana

Nama Lengkap : Dr. RENI SURYANITA ST, MT
Perguruan Tinggi : Universitas Riau
NIDN : 0023077302
Jabatan Fungsional : Lektor Kepala
Program Studi : Teknik Sipil
Nomor HP : +62 8127513783
Alamat surel (e-mail) : renisuryanita@yahoo.co.id

Anggota (1)

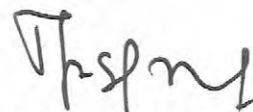
Nama Lengkap : Ir HARNEDI MAIZIR M.T, Ph.D
NIDN : 1023067002
Perguruan Tinggi : Sekolah Tinggi Teknologi Pekanbaru
Institusi Mitra (jika ada) : -
Nama Institusi Mitra : -
Alamat : -
Penanggung Jawab : -
Tahun Pelaksanaan : Tahun ke 1 dari rencana 2 tahun
Biaya Tahun Berjalan : Rp 50.000.000,00
Biaya Keseluruhan : Rp 142.550.000,00

Mengetahui,
Dekan Fakultas Teknik UR




(Prof. Dr. H. Adrianto Ahmad, MT)
NIP/NIK 195810181987031001

Pekanbaru, 31 - 10 - 2016
Ketua,




(Dr. RENI SURYANITA ST, MT)
NIP/NIK 197307231998032008

Menyetujui,
Ketua LPPM UR



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



RINGKASAN

Perencanaan struktur bangunan bertingkat di Indonesia harus melibatkan perhitungan beban gempa yang diperkirakan di dalam desain awal suatu perencanaan. Perencanaan seismik di dalam desain ini tidak bisa diabaikan mengingat Indonesia merupakan salah satu negara yang rawan resiko kegempaan. Hal ini menyebabkan menjamurnya penelitian-penelitian ketekniksipilan yang menggunakan perencanaan 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 berdasarkan SNI Gempa 2012. Untuk itu perlu diidentifikasi respons struktur bangunan bertingkat di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia sehingga diperoleh gambaran bagi praktisi dan akademisi bagaimana respons bangunan yang akan terjadi untuk tipe tanah lunak, tanah sedang dan tanah keras di wilayah perkotaan terutama pada daerah rawan gempa. Berbagai metode yang digunakan dalam perencanaan seismik ikut dikembangkan untuk mengetahui perilaku, kinerja dan gaya-gaya dalam yang bekerja pada komponen struktur bangunan. Seiring dengan perkembangan teknologi yang semakin pesat, telah menyebabkan berbagai inovasi dalam memprediksikan respons struktur bangunan pada daerah rawan gempa. Studi ini telah mengkaji dan memperkirakan respons bangunan yang terjadi dengan metode Jaringan Sarat Tiruan (JST). Metode Jaringan Sarat Tiruan (*Artificial Neural Networks*) walaupun sudah lama dikenal di bidang kesehatan dan sains namun metode ini relatif baru berkembang di bidang Teknik Sipil, yaitu dimulai pada era tahun 1990 an. Penelitian bidang struktur bangunan di Indonesia yang menggunakan metode Jaringan Sarat Tiruan pun belum banyak dilakukan dan bahkan belum ditemukannya publikasi yang membahas respons struktur bangunan dengan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST). Dengan dilaksanakannya studi ini pada tahun 1 penelitian dari 2 tahun yang direncanakan, telah menghasilkan berbagai luaran penelitian. Keluaran pertama dan merupakan keluaran wajib pada penelitian Fundamental ini adalah telah di-*submit* artikel pada *KSCE Journal of Civil Engineering* (SJI=Q3, IF=0.355). Keluaran kedua, model jaringan saraf tiruan untuk prediksi respons struktur dengan nama *Neural Networks Tool* yang dibuat menggunakan bahasa pemrograman Visual Basic. Keluaran ketiga, artikel ilmiah yang telah dipublikasikan pada seminar internasional *Engineering & Technology, Computer, Basic & Applied Sciences (ECBA)* 28-29 Mei 2016 di Osaka Jepang dengan Prosiding ISBN: 978-969-670-490-4. Keluaran keempat, artikel ilmiah yang sudah dipublikasikan pada Konferensi Nasional Teknik Sipil (KoNTekS-10) 27-28 Oktober 2016 di Yogyakarta. Keluaran kelima adalah penerbitan Buku Ajar *Dinamika Struktur, Teori dan Aplikasi* yang pada saat ini sudah masuk ke percetakan Unri Press untuk pengurusan ISBN dan pencetakan. Sedangkan keluaran yang direncanakan untuk tahun ke dua penelitian adalah penerbitan artikel ilmiah pada *Jurnal Teknik Sipil ITB* yang merupakan jurnal terakreditasi nasional serta mengikuti *International Conference on Artificial Intelligent and Applications (ICAIA'17)* di Hongkong 15-17 Maret 2017. Diharapkan produk penelitian yang telah dihasilkan ini dapat memperkaya database penelitian di Indonesia dan berkontribusi dalam penentuan prediksi respons suatu bangunan tinggi di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan. Dengan demikian, metode baru yang telah dihasilkan, dapat memberikan solusi terbaik bagi perencana struktur bangunan dalam memprediksi simpangan atau perpindahan struktur yang terjadi secara cepat serta memperkirakan bangunan yang layak huni dengan tingkat keselamatan yang tinggi.

PRAKATA

Assalamualaikum Wr.Wb.
Salam Sejahtera bagi kita semuanya.

Puji dan syukur kehadirat Allah SWT atas rahmat dan karuniaNya sehingga Penelitian Hibah Fundamental yang berjudul: Respons Struktur Bangunan Bertingkat di Wilayah Mikrozonasi Gempa Indonesia Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan ini dapat terlaksana 100% untuk tahun pertama penelitian dari dua tahun yang direncanakan. Penelitian tahun pertama bertujuan untuk mengidentifikasi potensi Jaringan Saraf Tiruan dalam memprediksi respons struktur berdasarkan spektra gempa Indonesia. Sejauh ini tidak ditemukan kendala berarti dalam pelaksanaan penelitian.

Pada tahun pertama penelitian telah menghasilkan output penelitian berupa model Jaringan Saraf Tiruan untuk memprediksi respons struktur bangunan berdasarkan respons spektra percepatan tanah di berbagai wilayah mikrozonasi gempa Indonesia. Kemudian telah dipublikasikan hasil penelitian pada seminar nasional, seminar internasional, serta telah di-*submit* nya artikel ke jurnal internasional terindex Scopus. Selain itu produk penelitian juga berupa buku ajar matakuliah Dinamika Struktur, Teori dan Aplikasi yang diperuntukkan bagi mahasiswa Sarjana dan Pascasarja Teknik Sipil. Buku ini juga dilengkapi dengan contoh kasus dan pembahasan yang diperoleh dari hasil penelitian tahun pertama ini.

Diharapkan produk penelitian yang telah dihasilkan ini dapat berkontribusi dalam penentuan prediksi respons suatu bangunan tinggi di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan. Dengan demikian, metode baru yang telah dihasilkan, dapat memberikan solusi terbaik bagi perencana struktur bangunan dalam memprediksi respons struktur bangunan secara cepat serta memperkirakan bangunan yang layak huni dengan tingkat keselamatan yang tinggi.

Demikian disampaikan Laporan Akhir Tahun 1 Penelitian Fundamental 2016 ini.

Pekanbaru 28 November 2016



Dr. Reni Suryanita, MT
NIDN. 0023077302

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
RINGKASAN	iii
PRAKATA	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR LAMPIRAN	viii
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
BAB 7. KESIMPULAN DAN SARAN	19
DAFTAR PUSTAKA	20
LAMPIRAN-LAMPIRAN	21

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
- Gambar.5.1** Screenshot model prediksi Neural Networks Tool
- Gambar.5.2** Sampul depan buku ajar Dinamika Struktur, Teori dan Aplikasi

DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1.** Tutorial Penggunaan Neural Network Tool. (Sudah Selesai)
- Lampiran 2.** Artikel Seminar Internasional ECBA, 28-29 May 2016 Osaka, Jepang.
(Sudah Terlaksana)
- Lampiran 3.** Artikel Seminar Nasional KoNTekS ke 10, 26-27 oktober 2016,
Yogyakarta (Sudah terlaksana)
- Lampiran 4.** Artikel KSCE Journal of Civil Engineering (*Submitted*)
- Lampiran 5.** Buku Ajar Matakuliah Dinamika Struktur Teori dan Aplikasi
(Proses Cetak di Penerbit)
- Lampiran 6.** Artikel Seminar Internasional *International Conference on Artificial
Intelligent and Applications (ICAIA'17)* di Hongkong 15-17 Maret
2017, prosiding terindex Scopus. (*Accepted*)

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

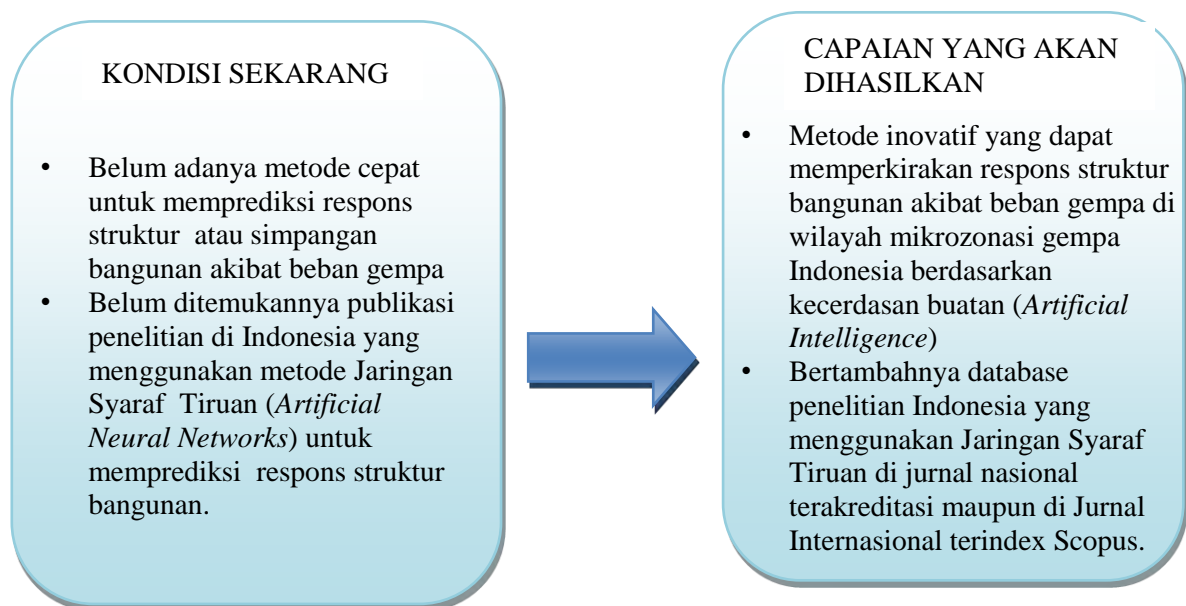
Indonesia merupakan salah satu daerah rawan gempa di dunia. Hal ini dipengaruhi oleh lokasi Indonesia yang berada pada jalur titik gempa yang disebut dengan istilah Lingkaran Api Pasifik (*Pacific Ring of Fire*). Di sepanjang Lingkaran Api Pasifik terdapat barisan gunung berapi aktif (termasuk Gunung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

Karakteristik gempa Indonesia yang kuat seperti yang terjadi di 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, khususnya bangunan tinggi (bertingkat banyak). Bangunan tinggi cenderung mengalami goyangan yang lebih besar 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.

Seiring dengan pesatnya pembangunan di wilayah perkotaan telah menyebabkan banyaknya pembangunan gedung-gedung bertingkat tinggi yang dibuat saling berdekatan mengingat semakin terbatasnya lahan kosong yang tersedia. Ada kalanya celah antar bangunan tidak mencukupi untuk bangunan dapat 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. 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 diantara oleh Arfiadi dan Satyarno (2013), Faizah dan Widodo (2013), Nasution (2014) dan Waworuntu et al. (2014) namun peneliti belum menemukan adanya publikasi yang membahas penelitian terkait yang dapat memodelan dan memprediksi secara

cepat respons struktur bangunan di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia. Sehingga 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. Metode inovasi yang diusulkan dalam memprediksi respons struktur bangunan yang terjadi selama getaran gempa bumi ini menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) atau dikenal juga dengan *Artificial Neural Network* (ANN). JST 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. Aplikasi JST dalam penelitian respons struktur di Indonesia belum dijumpai oleh peneliti, sehingga mendorong peneliti untuk menerapkan ilmu kecerdasan buatan ini dalam memprediksi respons struktur bangunan di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia. Respons struktur dalam penelitian ini diprediksi berdasarkan data spektral gempa Indonesia dan data percepatan gempa yang pernah terjadi di Indonesia. Untuk lebih jelasnya, permasalahan yang melatarbelakangi penelitian ini dinyatakan dalam gap penelitian pada **Gambar.1**.



Gambar.1 Gambaran masalah yang melatarbelakangi usulan penelitian.

Berdasarkan uraian di atas, maka Penelitian Fundamental ini difokuskan untuk menganalisis respons struktur bangunan bertingkat di wilayah mikrozonasi spektra gempa Indonesia menggunakan JST. Dengan demikian, metode untuk memprediksi dan memodelkan respons struktur bangunan yang terjadi akibat gempa bumi dapat dihasilkan, sehingga

memudahkan perencana bangunan (konsultan perencana) dalam mendisain dan memperkirakan bangunan yang layak huni dengan tingkat keselamatan yang tinggi.

1.2 Permasalahan

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

1. Bagaimana potensi Jaringan Saraf Tiruan dalam memprediksi respons struktur bertingkat di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia.
2. Parameter struktur bangunan apa saja yang dapat mempengaruhi keakuratan Jaringan Syaraf Tiruan dalam memprediksi respons struktur bangunan.
3. Belum ditemukannya penelitian seismik respons struktur bangunan berdasarkan Desain Spektra Indonesia menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan.
4. Belum ditemukannya penelitian seismik yang dapat mengevaluasi respons struktur bangunan bertingkat akibat percepatan gempa Indonesia dengan analisis riwayat waktu (*time history*) menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan.

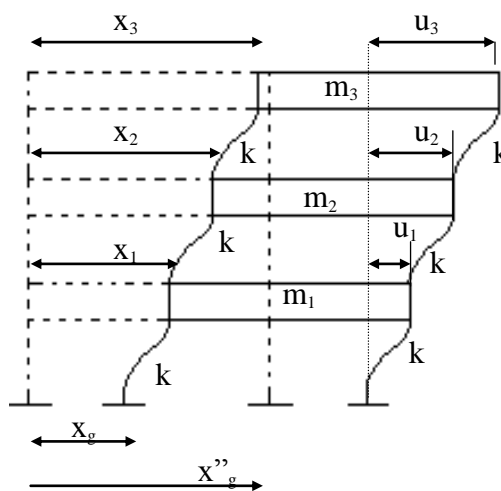
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

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.

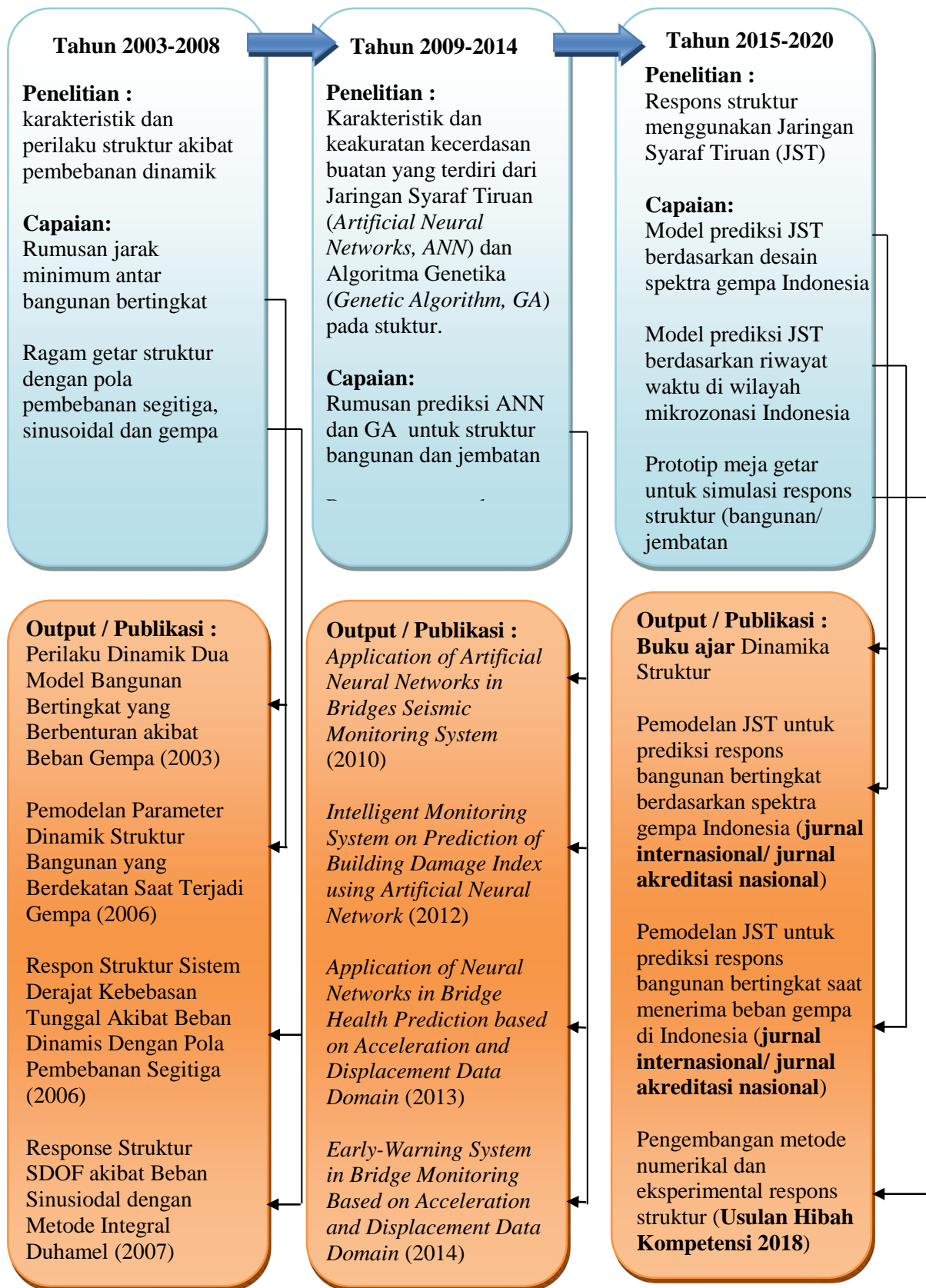
Sebelum penelitian hibah Fundamental ini dilaksanakan, peneliti telah melakukan penelitian pendahuluan tentang perilaku dinamik dua model bangunan bertingkat yang berbenturan akibat beban gempa pada tahun 2003. Penelitian ini dibiayai dengan skim dana Pengelolaan Penelitian SPP/DPP Universitas Riau (Suryanita, 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

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

1. Menganalisis potensi Jaringan Saraf Tiruan dalam memprediksi respons struktur bangunan bertingkat yang menerima beban gempa berdasarkan mikrozonasi Peta Gempa Indonesia
2. Mengevaluasi parameter penentu keakuratan Jaringan Syaraf Tiruan dalam memprediksi respons struktur bangunan bertingkat.
3. Menghasilkan metode baru dalam memprediksi respons struktur bangunan bertingkat yang akan terjadi di wilayah mikrozonasi peta gempa Indonesia dengan analisis respons spektra menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan.
4. Menghasilkan metode baru dalam evaluasi respons struktur bangunan bertingkat akibat percepatan gempa Indonesia dengan analisis riwayat waktu menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan.

1.3 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 Hibah Fundamental. Adapun manfaat penelitian yang dapat dihasilkan melalui penelitian ini antara lain:

- Menghasilkan metode baru bagi perencana struktur bangunan Teknik Sipil (Konsultan Perencana) dalam merancang bangunan bertingkat yang stabil dan aman di daerah rawan gempa Indonesia menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan.
- Menghasilkan buku ajar bagi matakuliah Dinamika Struktur dan Teknik Gempa.
- Publikasi pada seminar nasional maupun seminar Internasional
- Publikasi artikel pada jurnal nasional maupun jurnal internasional.

- Menambah *database* penelitian yang berkaitan dengan aplikasi Jaringan Saraf Tiruan dalam analisis struktur bangunan terhadap gempa.

Untuk itu kegiatan penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi :

1. Bagi 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. Bagi konsultan perencanaan bangunan (praktisi)

- Mendapatkan 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.

BAB 4. METODE PENELITIAN

Metode penelitian dalam pelaksanaan hibah Fundamental ini meliputi penelitian Tahun I dan Tahun II yang masing-masing tahapan dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan menelaah artikel peneliti terdahulu yang telah dipublikasikan dalam jurnal ilmiah dan seminar baik berskala nasional maupun internasional, dan berbagai buku guna memahami permasalahan dan penggunaan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dalam aplikasi Teknik Sipil. Selain mempelajari penerapan JST pada kasus-kasus yang sudah dipublikasikan, juga dipelajari artikel-artikel yang mendiskusikan respons struktur akibat pembebanan dinamik khususnya beban gempa, baik yang pernah terjadi di Indonesia maupun gempa yang terjadi di luar Indonesia. Studi literatur juga dilengkapi dengan hasil publikasi tim peneliti yang mempunyai kesamaan dalam bidang JST. Tim peneliti mendapat kemudahan memperoleh artikel ilmiah secara online baik yang berbayar maupun yang tidak dapat diakses dari Indonesia karena tidak berlangganan. Kemudahan ini dikarenakan tim peneliti mempunyai jaringan komunitas peneliti *Artificial Neural Networks* dan peneliti kegempanan melalui jaringan internet yang siap membantu dan berdiskusi dalam kedua bidang ilmu tersebut.

b. Pengumpulan Data

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.

c. Pemodelan Elemen Hingga

Struktur dimodelkan dalam 3 tipe bangunan, yaitu bangunan tingkat rendah yaitu bangunan yang mempunyai lantai kurang dari 3 lantai, bangunan tingkat sedang, mempunyai 4 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.

d. Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan Data Spektra dan Riwayat Waktu

Model JST yang sudah berhasil diterapkan pada penelitian sebelumnya yaitu pada monitoring bangunan dan monitoring jembatan. Pada penelitian Fundamental ini dikembangkan model JST untuk memprediksi respons bangunan dengan penyesuaian jumlah input, *hidden node*, dan outputnya. Akurasi yang didapat pada penelitian sebelumnya sebesar 92% akan ditingkatkan lagi dengan memperbanyak data pembelajaran dan mengatur *learning rate* dan iterasinya menggunakan data gempa di wilayah mikrozonasi gempa Indonesia.

e. Validasi model Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan data pengukuran respons struktur di lapangan.

Simulasi numerik pemodelan JST untuk data spektra dan riwayat waktu divalidasi dengan respons perpindahan pada model dengan skala sebenarnya di lapangan. Data yang tersimpan dalam data logger kemudian bisa dibaca atau diunduh oleh software berbasis JST sehingga dapat digunakan sebagai data pembelajaran dan testing. Keakuratan prediksi JST divalidasi dengan hasil pengujian dengan memberikan data respons yang berbeda dengan data pembelajaran. Setelah itu prosentase kesalahan dalam memprediksi besarnya simpangan struktur dapat ditentukan melalui Software JST yang telah tersedia pada penelitian terdahulu. Kegiatan pengujian ini dilaksanakan pada bangunan perkantoran 3 lantai dengan pemasangan peralatan sensor accelerometer pada tiap lantainya. Kegiatan ini dilaksanakan pada tahun pertama dan kedua penelitian ini.

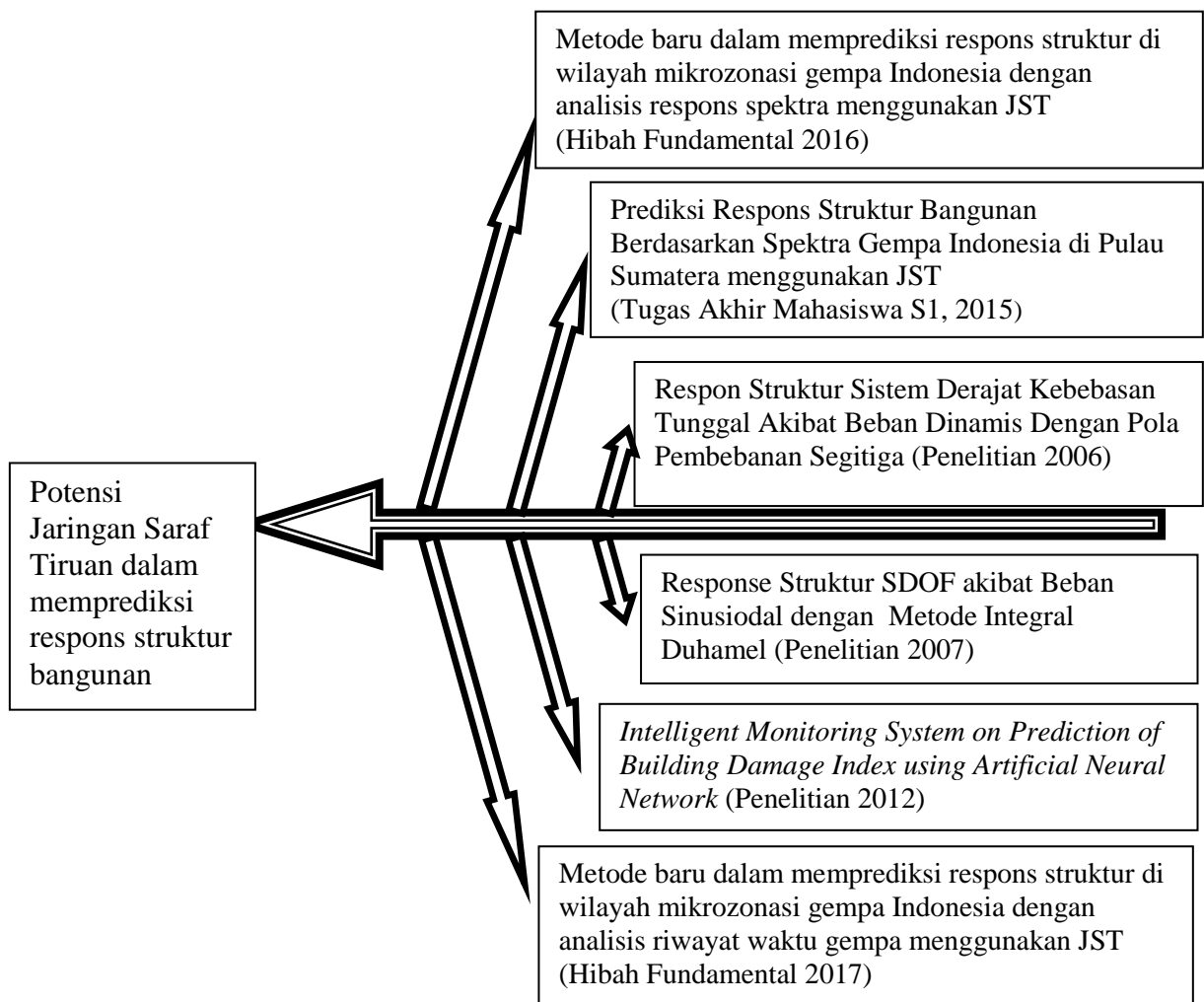
f. Analisis hasil prediksi respons struktur berdasarkan spektra gempa dan riwayat waktu gempa

Analisis dilakukan melalui data simulasi elemen hingga dan software MATLAB dengan tool Artificial Neural Network. Dari hasil simulasi dan pemodelan, pola dan model ragam respons serta keakuratan prediksi respons yang terjadi untuk bangunan bertingkat di wilayah Indonesia dapat amati. Validasi hasil dilakukan dengan melakukan monitoring bangunan secara real menggunakan peralatan sensor yang dipasang pada bangunan perkantoran.

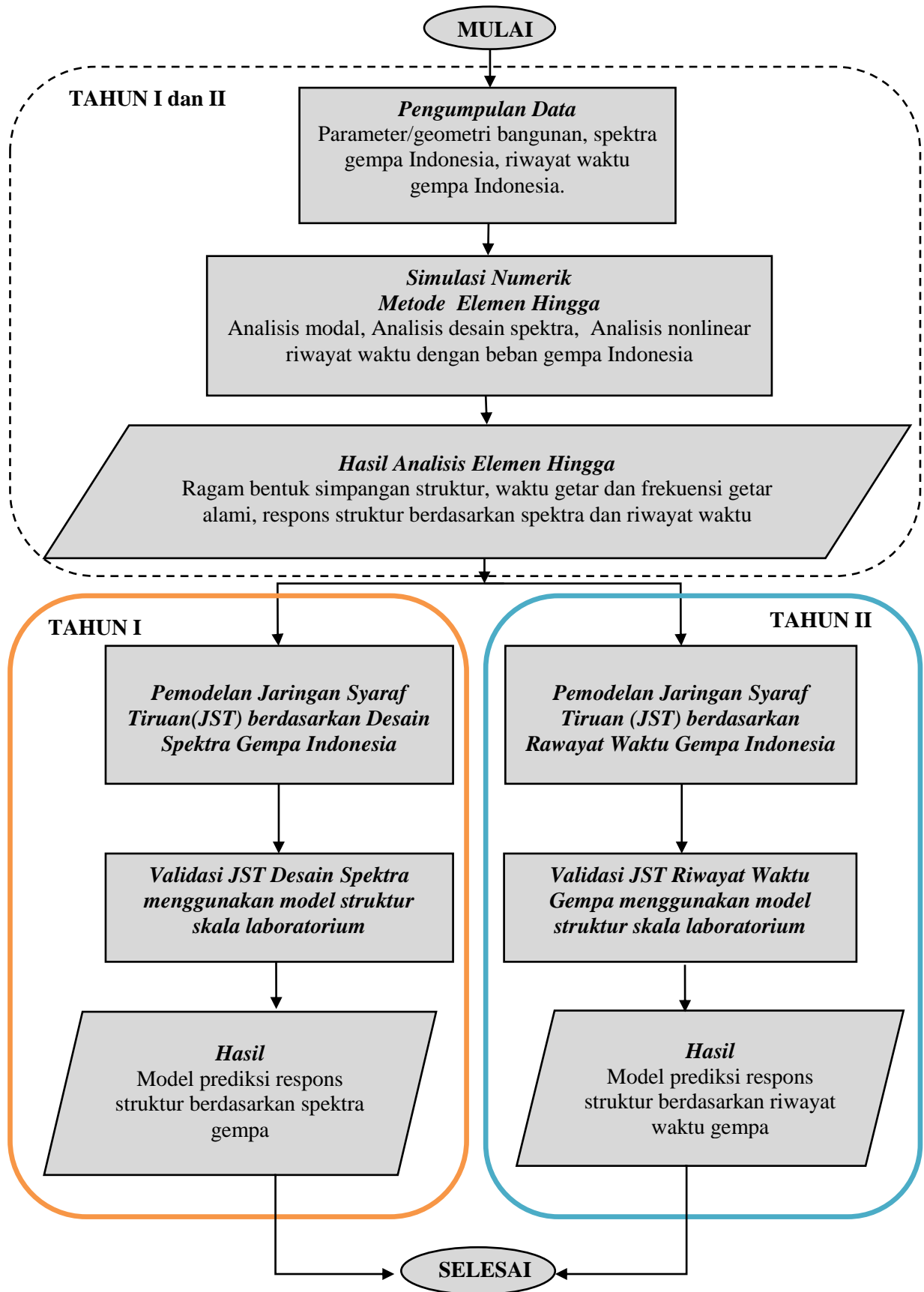
g. Pembuatan Laporan

Laporan yang dibuat meliputi tahap persiapan, pengumpulan data, pengembangan model JST, serta analisis dan pembahasannya. Semuanya dirangkum dalam laporan menurut tahun berjalan dan sebagai bahan untuk pembuatan artikel yang dipublikasikan dalam seminar nasional/internasional serta jurnal ilmiah nasional terakreditasi maupun jurnal internasional yang telah ditargetkan di dalam proposal penelitian.

Secara keseluruhan tahapan pencapaian penelitian Fundamental ini dapat digambarkan dalam *Fishbone Diagram* pada **Gambar 4.1**. Bagan alir penelitian dapat dilihat pada **Gambar 4.2**, sedangkan keluaran yang hendak dicapai dapat dilihat pada **Tabel 4.1**.



Gambar 4.1. *Fishbone Diagram* Penelitian



Gambar 4.2 Bagan Alir Penelitian

Tabel 4.1. Kajian yang pernah dilakukan dan rencana kedepan

No	Kajian	Penelitian, Th	Capaian
1	Perilaku Dinamik Dua Model Bangunan Bertingkat yang Berbenturan akibat Beban Gempa	SPP/DPP Universitas Riau, 2003	Gap minimum antar bangunan bertingkat
2	Respon Struktur Sistem Derajat Kebebasan Tunggal Akibat Beban Dinamis Dengan Pola Pembebanan Segitiga	SPP/DPP Universitas Riau, 2006	Simpangan perpindahan maksimum bangunan
3	Response Struktur SDOF akibat Beban Sinusiodal dengan Metode Integral Duhamel.	SPP/DPP Universitas Riau, 2007	Simpangan perpindahan maksimum bangunan
4	Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan pada sistem monitoring bangunan tinggi	Projek Penelitian ESEER UTM, 2010	Software cerdas (<i>intelligent software</i>)
5	Respons struktur bangunan bertingkat berdasarkan spektra gempa Indonesia menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan	Hibah Fundamental, 2016	Model Jaringan Syaraf Tiruan respons struktur berdasarkan spektra gempa Indonesia
6	Respons struktur bangunan bertingkat berdasarkan riwayat waktu gempa Indonesia menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan	Hibah Fundamental, 2017	Model Jaringan Syaraf Tiruan respons struktur berdasarkan riwayat waktu gempa Indonesia
7	Pengembangan software cerdas dan alat pengukuran respons struktur bangunan akibat beban dinamik	Hibah Penelitian Terapan (Hibah Bersaing) Tahun 2018-2020	Software cerdas dan meja getar (<i>mini shake-table</i>) untuk mengukur respons struktur.

BAB 5. HASIL DAN LUARAN YANG DICAPAI

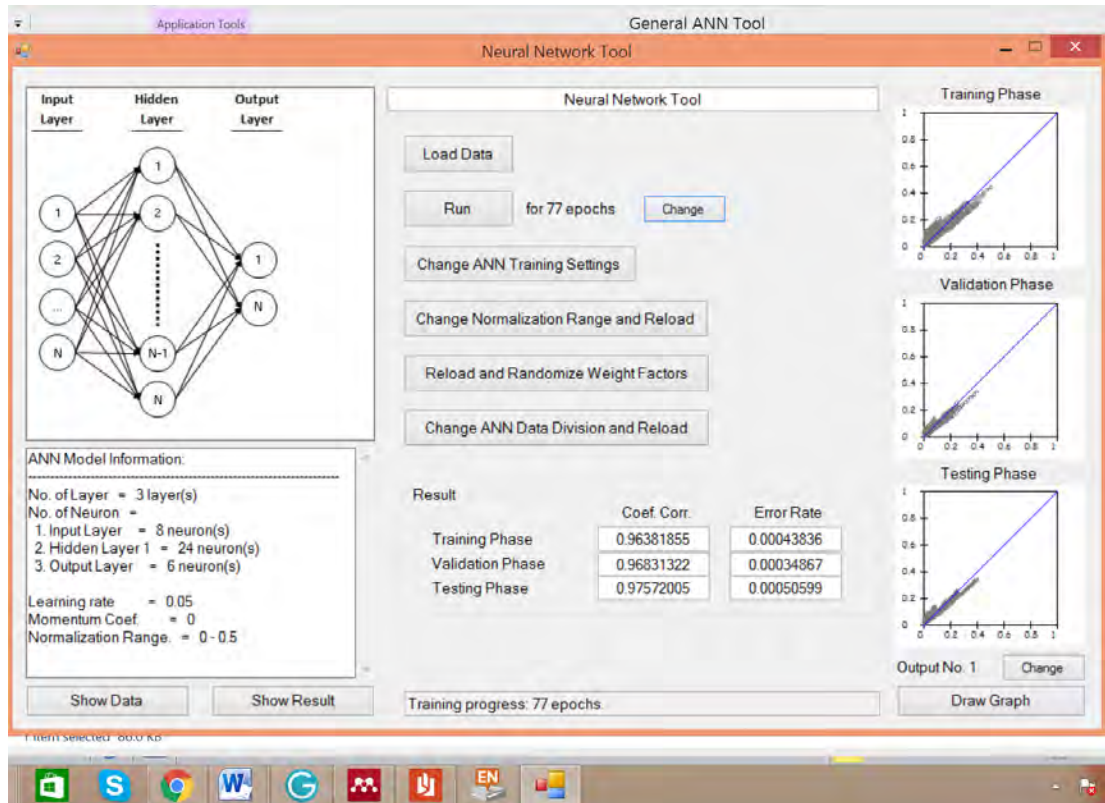
5.1 Hasil yang dicapai

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 2 tahun yang direncanakan, telah berjalan 100%. Adapun capaian yang telah dihasilkan adalah:

1. Pembuatan model untuk memprediksi respons struktur bangunan bertingkat menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) atau Artificial Neural Networks (ANN) telah berhasil diselesaikan. Model JST yang dihasilkan dibuat menggunakan bahasa pemrograman Visual Basic. Adapun screenshot model sebagai berikut:



Gambar 5.1 Screenshoot Model Prediksi Neural Network Tool.

2. Artikel yang sudah dipublikasikan pada Seminar Internasional: International conference on “Engineering & Technology, Computer, Basic & Applied Sciences ECBA, 28-29 Mei 2016, Osaka, Japan. ISBN 978-969-670-466-9.
Judul artikel: Prediction of Structural Response due to Earthquake Load using Artificial Neural Networks.
3. Artikel ilmiah sudah dipublikasikan pada Seminar Nasional: KoNTekS ke 10, Konferensi Nasional Teknik Sipil ke 10, 26-27 Oktober 2016 di Yogyakarta. Prosiding ISBN: 978-602-60286-0-0
Judul Artikel: Prediksi Respons Struktur Bangunan Berdasarkan Spektra Gempa Indonesia Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan.
4. Artikel sudah terdaftar (*submitted*) pada KSCE Journal of Civil Engineering (SJI=Q3, IF= 0.355).
Judul Artikel: Prediction of Multi-Story Building Drift Based on Indonesian Seismic Hazard Map using Artificial Neural Networks.

5. Penerbitan buku ajar matakuliah Dinamika Struktur, Teori dan Aplikasi, setebal 228 halaman, saat ini sudah di penerbit Unri Press untuk proses pengurusan ISBN dan percetakan.



Gambar 5.2 Sampul depan buku ajar Dinamika Struktur, Teori dan Aplikasi

BAB 6. RENCANA TAHAPAN BERIKUTNYA

Tahapan berikutnya adalah menyelesaikan penelitian tahun 2, yang merupakan tahun akhir dari hibah fundamental ini. Penelitian tahun ke2 bertujuan untuk memprediksi dan mengidentifikasi respons struktur berdasarkan riwayat waktu percepatan gempa Indonesia menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. Dalam penelitian tahun ke dua ini, data gempa akan dikumpulkan dari berbagai wilayah Indonesia, melalui Badan Meteorologi Klimatologi dan Gempa Bumi (BMKG). Sedangkan output publikasi yang sudah direncanakan adalah publikasi pada jurnal terakreditasi nasional yaitu Jurnal Teknik Sipil ITB yang direncanakan untuk penerbitan tahun 2017 dan Seminar Internasional *International Conference on Artificial Intelligent and Applications* (ICAIA'17) di Hongkong 15-17 Maret 2017, prosiding terindex Scopus.

Selain menghasilkan publikasi ilmiah pada jurnal terakreditasi nasional dan seminar internasional juga akan di publikasi artikel di seminar nasional yang merupakan ajang pertukaran ilmu dan diskusi antar peneliti di Indonesia. Untuk itu direncanakan untuk mengikuti Konferensi Teknik Sipil yang ke 11 di Universitas Tarumanegara Jakarta pada bulan Oktober 2017.

Secara keseluruhan jadwal pelaksanaan penelitian ini untuk dua tahun pelaksanaan penelitian seperti terlihat pada **Tabel 6.1**.

Tabel 6.1. Jadwal pelaksanaan penelitian tahun ke 2

Jadwal tahun II

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_{D1} , 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

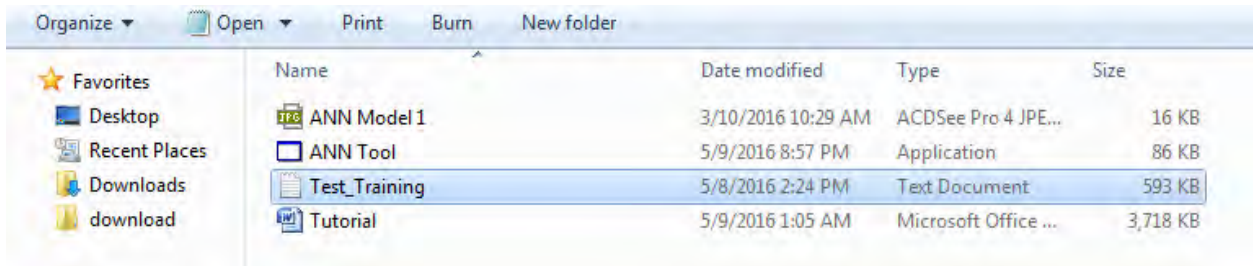
- Lampiran 1.** Tutorial Penggunaan Neural Network Tool.
- Lampiran 2.** Artikel Seminar Internasional ECBA, 28-29 May 2016 Osaka, Jepang.
- Lampiran 3.** Artikel Seminar Nasional KoNTekS ke 10, 26-27 oktober 2016, Yogyakarta
- Lampiran 4.** Artikel pada KSCE Journal of Civil Engineering, SJI=Q3, IF=0.355
- Lampiran 5.** Penerbitan Buku Ajar Matakuliah Dinamika Struktur, Teori dan Aplikasi.
- Lampiran 6.** Pendaftaran Artikel Seminar Internasional *International Conference on Artificial Intelligent and Applications (ICAIA'17)* di Hongkong 15-17 Maret 2017.

LAMPIRAN 1

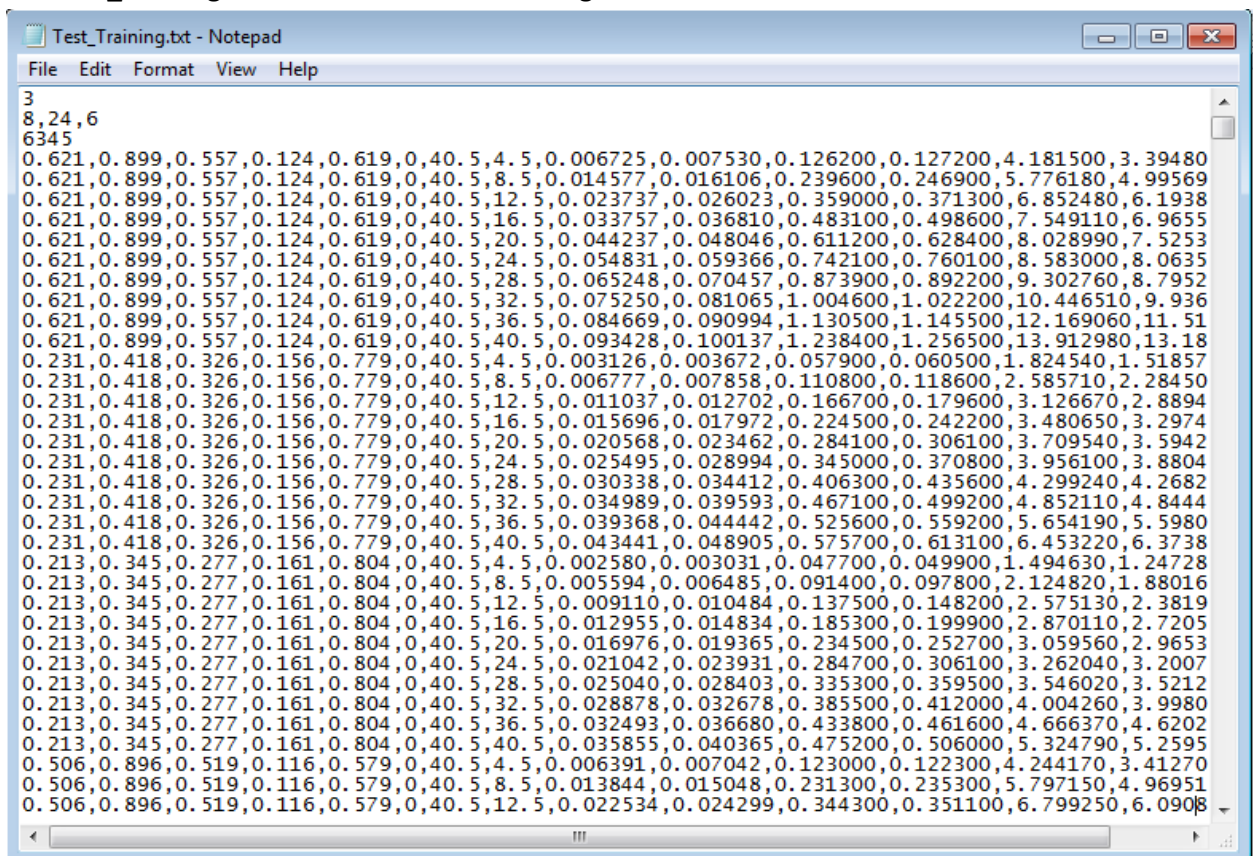
Tutorial Neural Networks Tool

TUTORIAL GENERAL ANN TOOL

Step 1: Double-Click Test_Training



Edit Test_Training.txt file based on the following format:



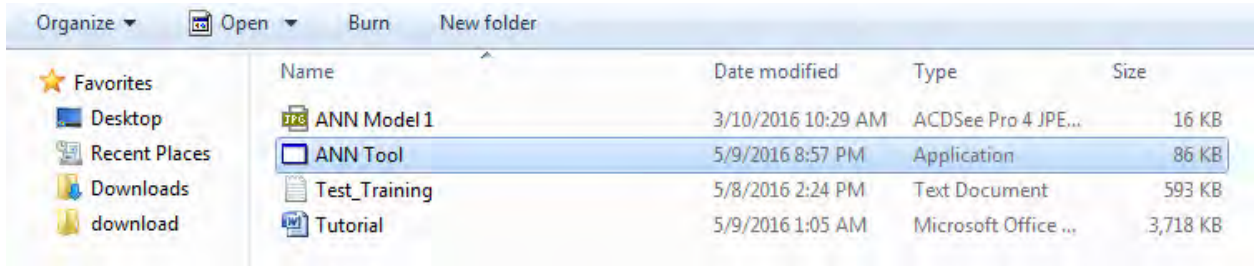
- **Line 1** : Number of layers (example: 3 layers which include input, hidden, and output layer)
- **Line 2** : Number of neurons of each layer separated by comma, example: 8 neurons in input layer, 24 neurons in hidden layer, and 6 neurons in output layer should be written as 8,24,6
- **Line 3** : Number of data sets (combined for training, validation, and testing phase)
Example: 6345 means 6345 data sets in total
- **Line 4 to the end of the line** : Sequences of data sets which have the same number of rows as defined in Line 3. Each row contains input and target/output values separated by comma. In this example, there are 8 neurons in input layer and 6 neurons in output layer, therefore there should be 14 values separated by comma.

Input data sequences
(8 values)

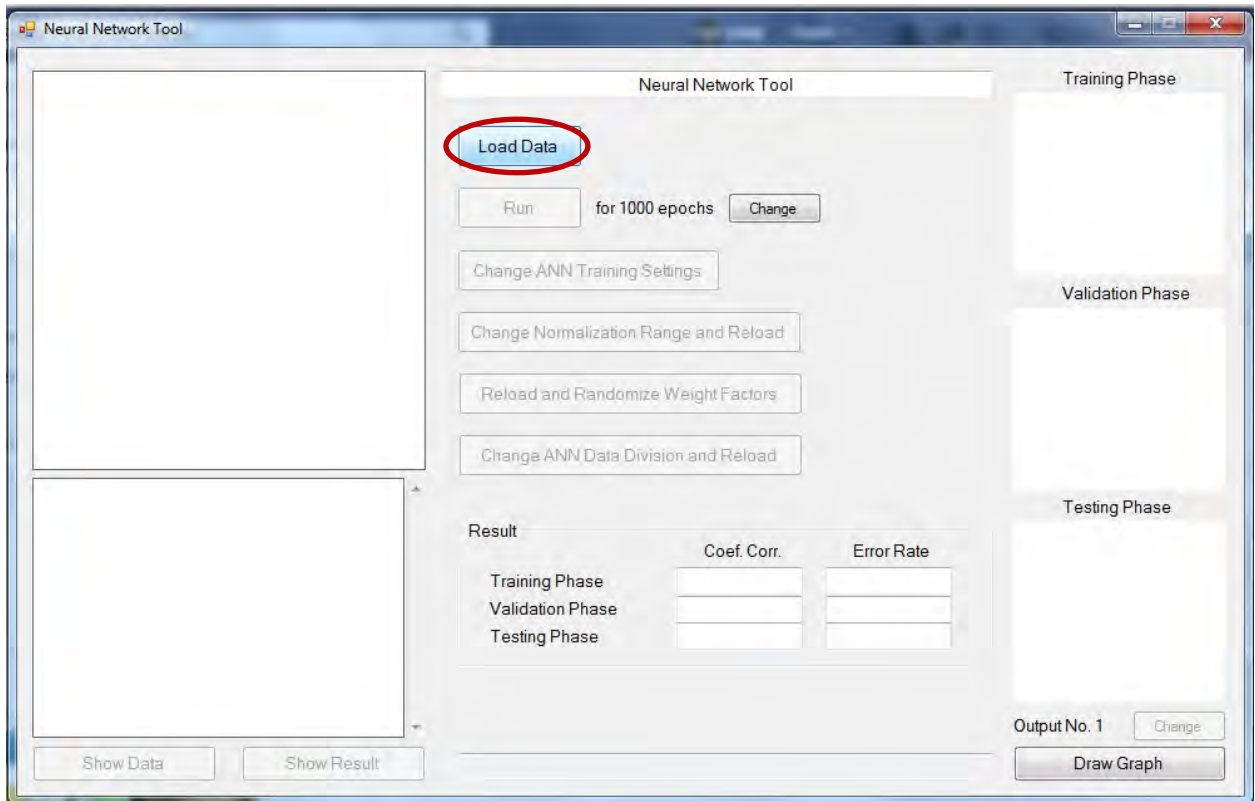
Target/Output data sequences
(6 values)

3
8,24,6
6345
0.621,0.899,0.557,0.124,0.619,0.40.5,4.5,0.006725,0.007530,0.126200,0.127200,4.181500,3.394800
0.621,0.899,0.557,0.124,0.619,0.40.5,8.5,0.014577,0.016106,0.239600,0.246900,5.776180,4.995690

Step 2: Double-Click ANN Tool



Step 3: Click on the Load Data button



If the ANN data (from Test_Training.txt file) is successfully loaded, the screen will be as shown below:

The screenshot shows the 'Neural Network Tool' window. On the left, a neural network diagram is displayed with three layers: an Input Layer with 8 neurons (labeled 1, 2, ..., N), a Hidden Layer with 24 neurons (labeled 1, 2, ..., N-1, N), and an Output Layer with 6 neurons (labeled 1, N). Below the diagram, the 'ANN Model Information' section lists: 'No. of Layer = 3 layer(s)', 'No. of Neuron = 8 neuron(s) for Input Layer, 24 neuron(s) for Hidden Layer 1, and 6 neuron(s) for Output Layer', 'Learning rate = 0.05', 'Momentum Coef. = 0', and 'Normalization Range. = 0 - 0.5'. The central control panel includes buttons for 'Load Data', 'Run for 1000 epochs' (with a 'Change' button next to it), 'Change ANN Training Settings', 'Change Normalization Range and Reload', 'Reload and Randomize Weight Factors', and 'Change ANN Data Division and Reload'. A 'Result' table is present with columns for 'Coef. Corr.' and 'Error Rate' for 'Training Phase', 'Validation Phase', and 'Testing Phase'. On the right, three graphs show 'Training Phase', 'Validation Phase', and 'Testing Phase' performance, each with a diagonal line from (0,0) to (1,1). At the bottom, it states 'Data sets: 4590 (training), 877 (validation), 878 (testing)' and 'Output No. 1' with a 'Change' button and a 'Draw Graph' button.

Step 4: Click **Change** to change how many epoch(s) for each run button click

This screenshot is similar to the previous one but highlights the 'Change' button next to the 'Run for 1000 epochs' button with a red circle. A 'ANN Training Setting' dialog box is open in the foreground, asking 'How many epoch(s) for each run button click?' with a text input field containing '1000' and 'OK' and 'Cancel' buttons.

Step 5: Click **Change ANN Training Settings** to change learning rate and momentum coefficient.

The screenshot shows the Neural Network Tool interface. On the left, there is a diagram of a neural network with three layers: an Input Layer with 8 neurons (labeled 1, 2, ..., N), a Hidden Layer with 24 neurons (labeled 1, 2, ..., N-1, N), and an Output Layer with 6 neurons (labeled 1, ..., N). Below the diagram, the ANN Model Information is displayed:

ANN Model Information:
No. of Layer = 3 layer(s)
No. of Neuron =
1. Input Layer = 8 neuron(s)
2. Hidden Layer 1 = 24 neuron(s)
3. Output Layer = 6 neuron(s)
Learning rate = 0.05
Momentum Coef. = 0
Normalization Range. = 0 - 0.5

In the center, the main window has buttons for 'Load Data', 'Run for 1000 epochs', and 'Change'. The 'Change ANN Training Settings' button is circled in red. A dialog box titled 'ANN Tool' is open, showing 'Input new learning rate:' with a text field containing '0.05' and 'OK' and 'Cancel' buttons.

On the right, there are three graphs: 'Training Phase', 'Validation Phase', and 'Testing Phase', each showing a linear relationship from 0 to 1. Below the graphs are buttons for 'Output No. 1' and 'Draw Graph'. At the bottom, it says 'Data sets: 4590 (training), 877 (validation), 878 (testing)'.

This screenshot is similar to the one above, but the dialog box 'ANN Tool' is now showing 'Input new momentum coefficient:' with a text field containing '0'. The 'Change ANN Training Settings' button in the main window is now highlighted with a blue border.

The ANN Model Information section remains the same as in the previous screenshot.

The rest of the interface, including the neural network diagram, main window buttons, graphs, and data set information, is identical to the previous screenshot.

Step 6: Click [Change Normalization Range and Reload](#) to change new normalization range (Trial Error)

Input new Minimum normalization value

The screenshot shows the Neural Network Tool interface. On the left, there is a diagram of a neural network with three layers: Input Layer, Hidden Layer, and Output Layer. Below the diagram, the ANN Model Information is displayed:

- No. of Layer = 3 layer(s)
- No. of Neuron =
 - 1. Input Layer = 8 neuron(s)
 - 2. Hidden Layer 1 = 24 neuron(s)
 - 3. Output Layer = 6 neuron(s)
- Learning rate = 0.05
- Momentum Coef. = 0
- Normalization Range. = 0 - 0.5

In the center, the 'Change Normalization Range and Reload' button is circled in red. A dialog box titled 'ANN Tool' is open, prompting for the 'Input new Min. Normalization Value:' with a text box containing '0'. The dialog box has 'OK' and 'Cancel' buttons.

On the right, there are three graphs labeled 'Training Phase', 'Validation Phase', and 'Testing Phase', each showing a linear relationship from 0 to 1. Below the graphs, there are buttons for 'Output No. 1' and 'Draw Graph'. At the bottom, the data sets are listed: 4590 (training), 877 (validation), 878 (testing).

Input new Maximum normalization value

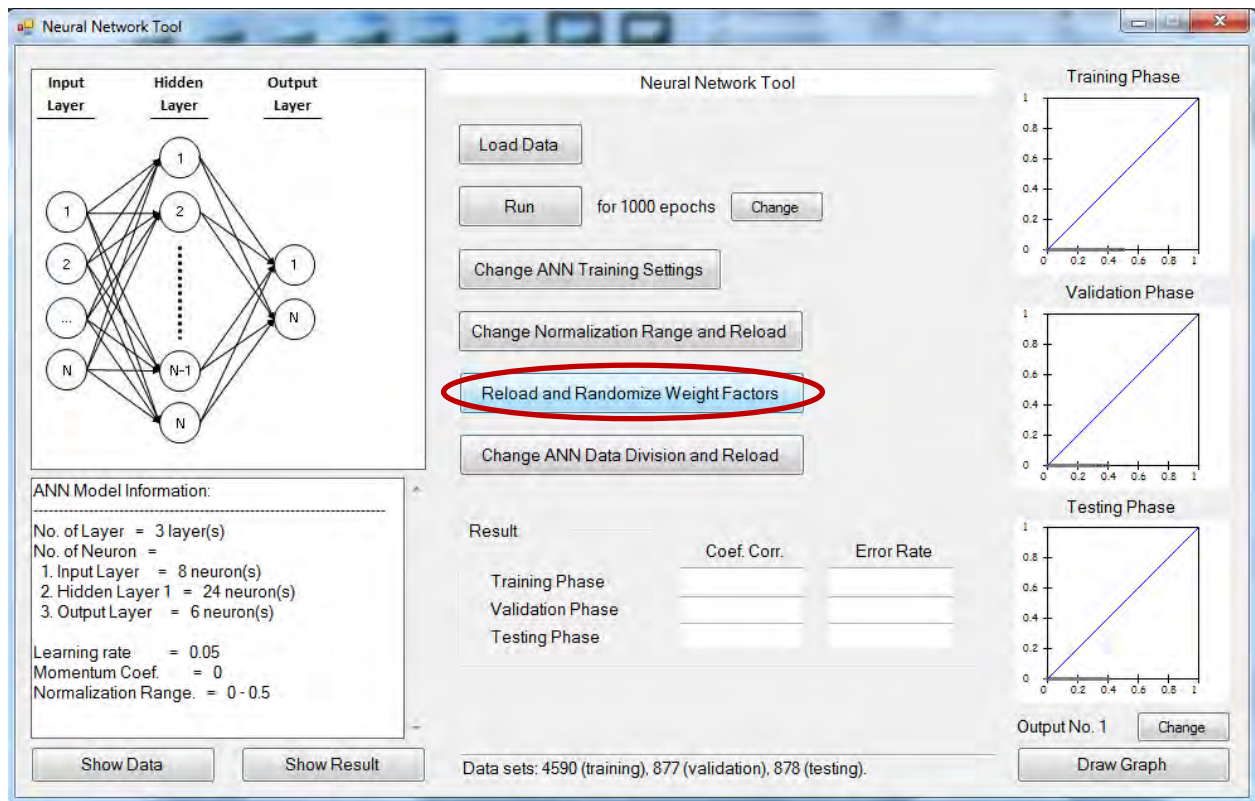
The screenshot shows the Neural Network Tool interface, similar to the previous one. The 'Change Normalization Range and Reload' button is highlighted with a blue border. The dialog box titled 'ANN Tool' is open, prompting for the 'Input new Max. Normalization Value:' with a text box containing '0.5'. The dialog box has 'OK' and 'Cancel' buttons.

The ANN Model Information is updated to:

- No. of Layer = 3 layer(s)
- No. of Neuron =
 - 1. Input Layer = 8 neuron(s)
 - 2. Hidden Layer 1 = 24 neuron(s)
 - 3. Output Layer = 6 neuron(s)
- Learning rate = 0.05
- Momentum Coef. = 0
- Normalization Range. = 0 - 0.5

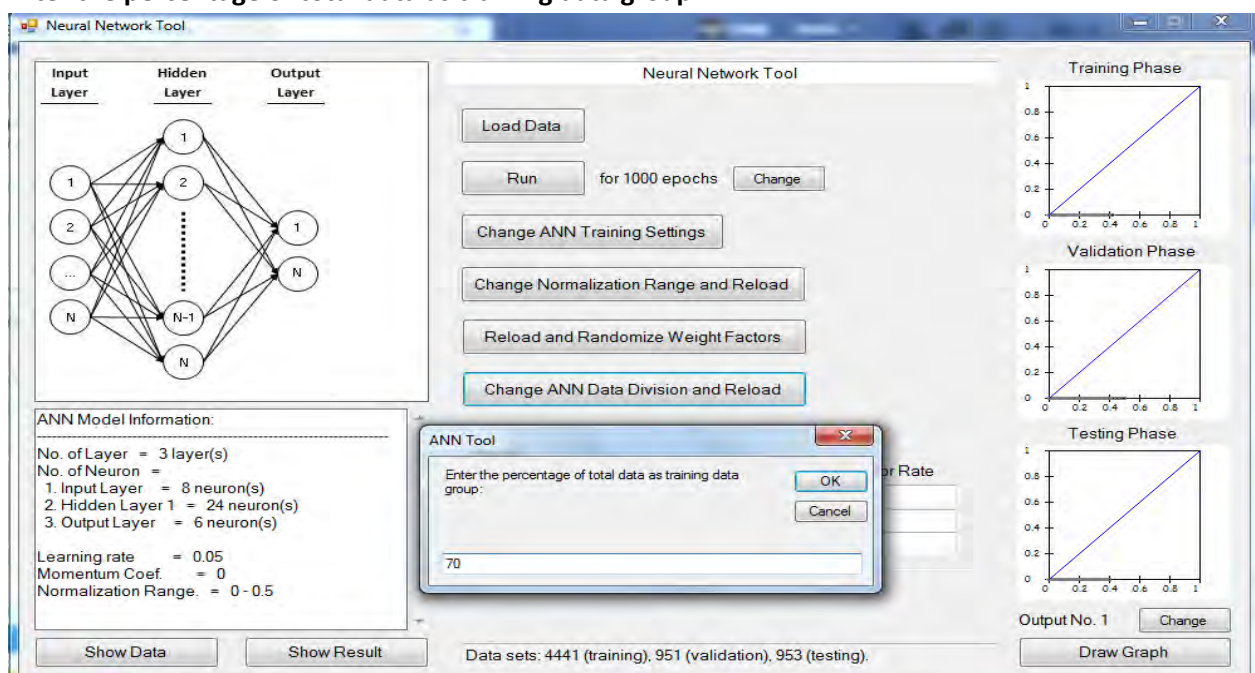
The rest of the interface, including the graphs and data sets, remains the same as in the previous screenshot.

Step 6: Click [Reload and Randomize Weight Factors](#) to re-initialize all weight factors as random numbers and then reset the ANN training.



Step 7: Click [Change ANN Data Division and Reload](#) to edit the proportion/percentage of total data set assigned for training, validation, and testing phase. For example: 70% for training phase, 15% for validation phase, and the remaining 15% for testing phase. The ANN training process will also reset.

Enter the percentage of total data as training data group



Enter the percentage of total data as validation data group

The screenshot shows the Neural Network Tool interface. On the left, a diagram of a 3-layer neural network is displayed with 8 input neurons, 24 hidden neurons, and 6 output neurons. Below the diagram, the ANN Model Information is listed:

- No. of Layer = 3 layer(s)
- No. of Neuron =
 - 1. Input Layer = 8 neuron(s)
 - 2. Hidden Layer 1 = 24 neuron(s)
 - 3. Output Layer = 6 neuron(s)
- Learning rate = 0.05
- Momentum Coef. = 0
- Normalization Range. = 0 - 0.5

In the center, a dialog box titled "ANN Tool" is open, prompting the user to "Enter the percentage of total data as validation data group:". The input field contains the value "15".

On the right, three graphs show the Training Phase, Validation Phase, and Testing Phase, each with a linear plot from 0 to 1. Below the graphs, the "Output No. 1" is set to 1, and a "Draw Graph" button is visible.

At the bottom, the data sets are listed: "Data sets: 4441 (training), 951 (validation), 953 (testing)."

The remaining percentage (100%-training-validation) will be automatically assigned to testing data group.

Step 8: Click Run to start the ANN training iteration (epochs).

This screenshot shows the Neural Network Tool interface after the validation percentage has been set. The "Run" button in the center is highlighted with a red circle. The ANN Model Information remains the same as in the previous screenshot.

The "Result" table at the bottom center is now populated with data:

	Coef. Corr.	Error Rate
Training Phase		
Validation Phase		
Testing Phase		

At the bottom, the data sets are updated: "Data sets: 4590 (training), 877 (validation), 878 (testing)."

Step 9: If the ANN performance starts to decline, click **Stop** to force the ANN training iteration to stop.

Neural Network Tool

Input Layer: 1, 2, ..., N
 Hidden Layer: 1, 2, ..., N-1, N
 Output Layer: 1, N

ANN Model Information:
 No. of Layer = 3 layer(s)
 No. of Neuron =
 1. Input Layer = 8 neuron(s)
 2. Hidden Layer 1 = 24 neuron(s)
 3. Output Layer = 6 neuron(s)
 Learning rate = 0.05
 Momentum Coef. = 0
 Normalization Range. = 0 - 0.5

Neural Network Tool

Load Data
 Stop for 1000 epochs
 Change
 Change ANN Training Settings
 Change Normalization Range and Reload
 Reload and Randomize Weight Factors
 Change ANN Data Division and Reload

Result

	Coef. Corr.	Error Rate
Training Phase	0.97069317	0.0003456
Validation Phase	0.97621244	0.00031801
Testing Phase	0.97589439	0.00043067

Training progress: 206 epochs.

Training Phase
 Validation Phase
 Testing Phase

Output No. 1
 Draw Graph

Step 10: Click **Show Result** to view the results of ANN analysis for training, validation, and testing data group

Neural Network Tool

Input Layer: 1, 2, ..., N
 Hidden Layer: 1, 2, ..., N-1, N
 Output Layer: 1, N

ANN Model Information:
 No. of Layer = 3 layer(s)
 No. of Neuron =
 1. Input Layer = 8 neuron(s)
 2. Hidden Layer 1 = 24 neuron(s)
 3. Output Layer = 6 neuron(s)
 Learning rate = 0.05
 Momentum Coef. = 0
 Normalization Range. = 0 - 0.5

Neural Network Tool

Load Data
 Stop for 1000 epochs
 Change
 Change ANN Training Settings
 Change Normalization Range and Reload
 Reload and Randomize Weight Factors
 Change ANN Data Division and Reload

Result

No.	Input 3	Input 4	Input 5	Input 6	Input 7	Input 8	Target 1	Output 1
1.	0.124	0.619	0	40.5	4.5	0.0067	0.0228	0.0075
2.	0.124	0.619	0	40.5	8.5	0.0146	0.026	0.0161
3.	0.124	0.619	0	40.5	12.5	0.0237	0.0296	0.026
4.	0.124	0.619	0	40.5	16.5	0.0338	0.0337	0.0368
5.	0.124	0.619	0	40.5	20.5	0.0442	0.0383	0.048
6.	0.124	0.619	0	40.5	24.5	0.0548	0.0434	0.0594
7.	0.124	0.619	0	40.5	28.5	0.0652	0.0492	0.0705
8.	0.124	0.619	0	40.5	32.5	0.0752	0.0556	0.0811
9.	0.124	0.619	0	40.5	36.5	0.0847	0.0627	0.091
10.	0.124	0.619	0	40.5	40.5	0.0934	0.0705	0.1001
11.	0.156	0.779	0	40.5	4.5	0.0031	0.0112	0.0037
12.	0.156	0.779	0	40.5	8.5	0.0068	0.0128	0.0079
13.	0.156	0.779	0	40.5	12.5	0.011	0.0148	0.0127
14.	0.156	0.779	0	40.5	16.5	0.0157	0.017	0.018
15.	0.156	0.779	0	40.5	20.5	0.0206	0.0196	0.0235
16.	0.156	0.779	0	40.5	24.5	0.0255	0.0225	0.029
17.	0.156	0.779	0	40.5	28.5	0.0303	0.0258	0.0344
18.	0.156	0.779	0	40.5	32.5	0.035	0.0295	0.0396
19.	0.156	0.779	0	40.5	36.5	0.0394	0.0337	0.0444

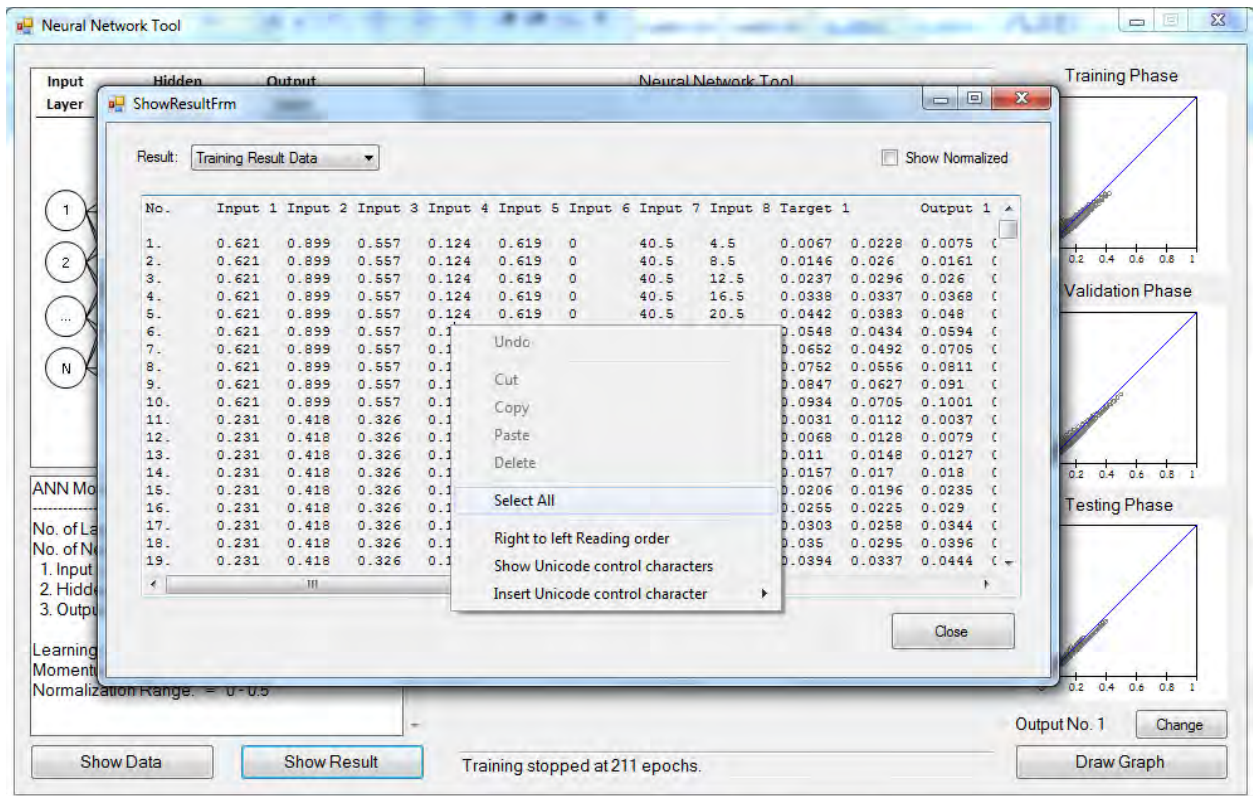
Training progress: 206 epochs.

Training Phase
 Validation Phase
 Testing Phase

Output No. 1
 Draw Graph

Training stopped at 211 epochs.

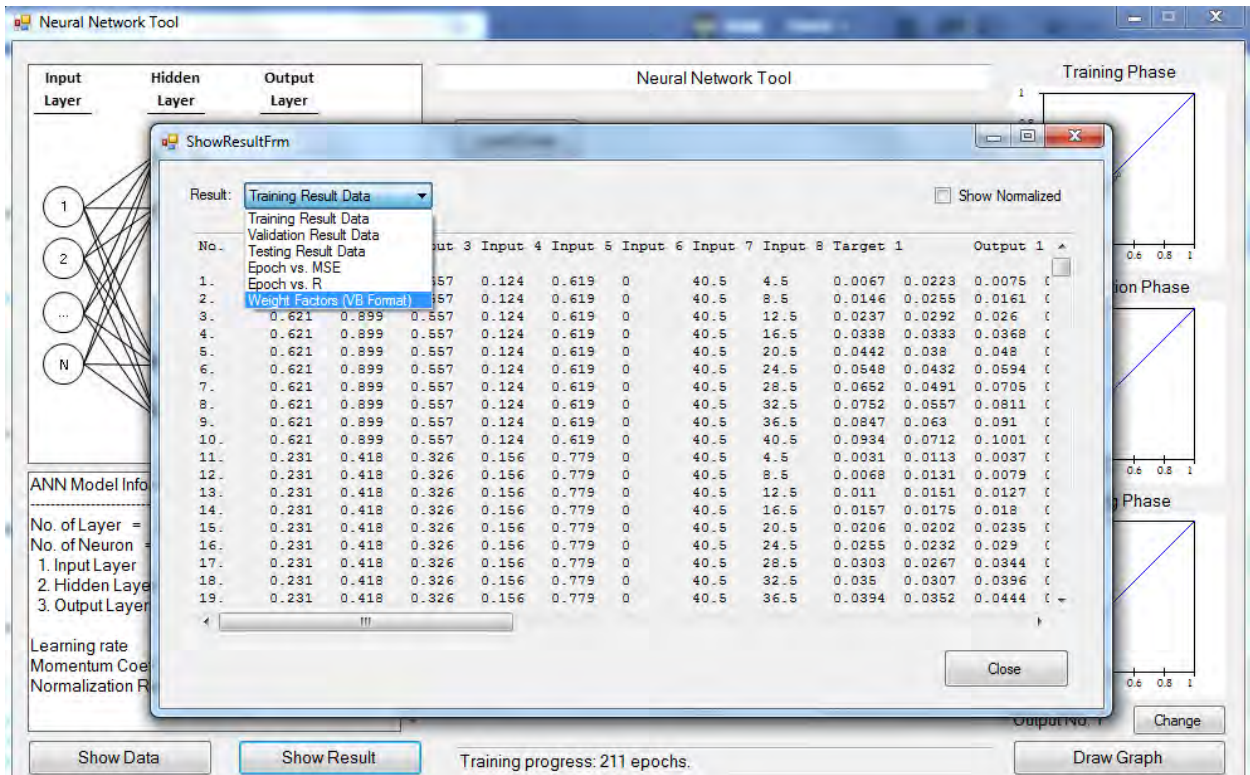
Right click on the result form and click on the Select All button then click ctrl+c to copy the table contents to clipboard



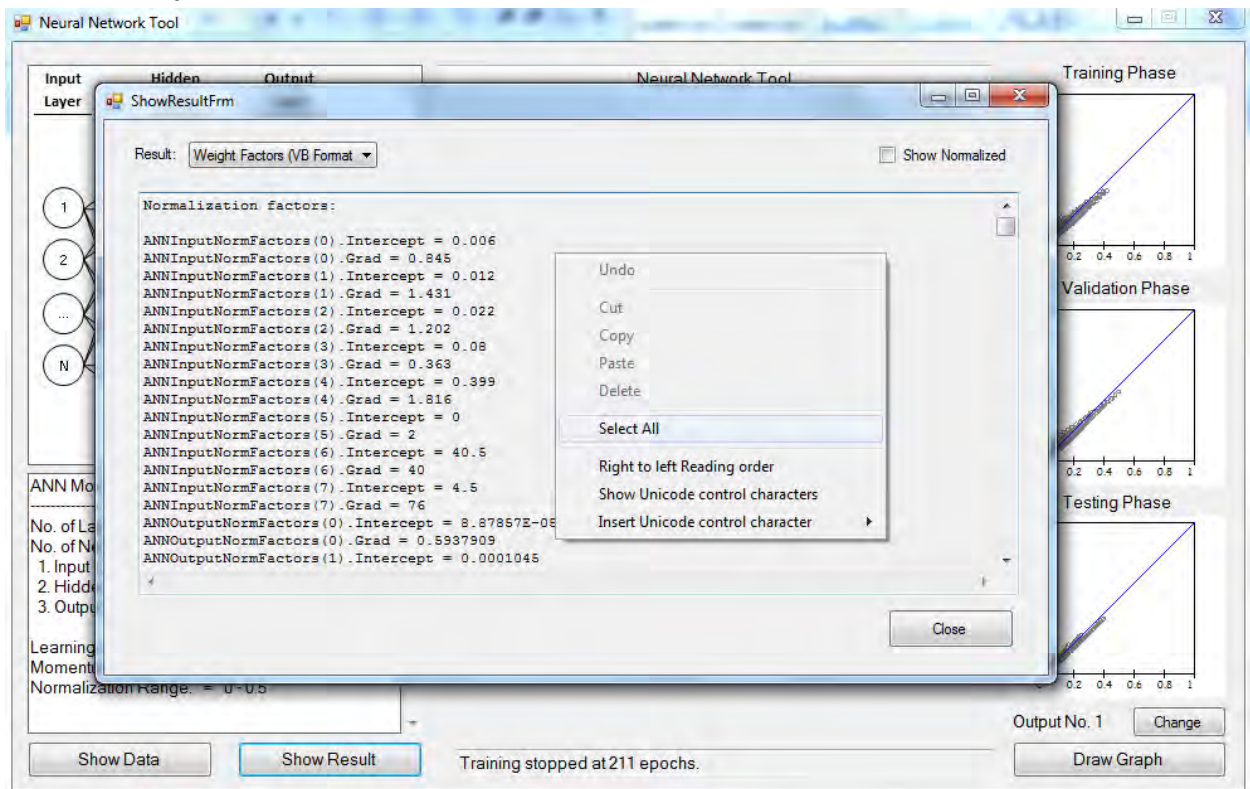
Pasted to spreadsheet program

No.	Input 1	Input 2	Input 3	Input 4	Input 5	Input 6	Input 7	Input 8	Target 1	Output 1
1	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	4.5	0.0067	0.0228
2	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	8.5	0.0146	0.026
3	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	12.5	0.0237	0.0296
4	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	16.5	0.0338	0.0337
5	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	20.5	0.0442	0.0383
6	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	24.5	0.0548	0.0434
7	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	28.5	0.0652	0.0492
8	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	32.5	0.0752	0.0556
9	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	36.5	0.0847	0.0627
10	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	40.5	0.0934	0.0705
11	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	4.5	0.0031	0.0112
12	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	8.5	0.0068	0.0128
13	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	12.5	0.011	0.0148
14	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	16.5	0.0157	0.017
15	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	20.5	0.0206	0.0196
16	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	24.5	0.0255	0.0225
17	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	28.5	0.0303	0.0258
18	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	32.5	0.035	0.0295
19	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	36.5	0.0394	0.0337
20	0.231	0.418	0.326	0.156	0.779	0	40.5	40.5	0.0434	0.0385
21	0.213	0.345	0.277	0.161	0.804	0	40.5	4.5	0.0026	0.0095

Step 11: Click Show Result then select Weight Factors (VB) Format to view the Weight Factors of the ANN tool



Right click on the result form and click on the Select All button then click ctrl+c to copy the table contents to clipboard



LAMPIRAN 2

Artikel Seminar Internasional

ECBA 28-29 Mei 2016

Osaka - Jepang

Prediction of Structural Response due to Earthquake Load using Artificial Neural Networks

Reni Suryanita^{1,*}, Harnedi Maizir², Hendra Jingga¹

¹ Civil Engineering Department - Faculty of Engineering, University of Riau
Kampus Bina Widya Jl. HR. Soebrantas KM.12.5 Pekanbaru-Indonesia

² Civil Engineering Department – Sekolah Tinggi Teknologi Pekanbaru
Jl. Dirgantara No.4 Pekanbaru-Indonesia

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

Abstract

This study utilizes Artificial Neural Network (ANN) to predict structural responses of multi-story reinforced concrete building under earthquake load. The strong ground motion might cause catastrophic collapse of multi-storey building which leads to casualties and property damages. Therefore, it is imperative to properly design the multi-storey building against seismic hazard. Seismic-resistant building design process requires structural analysis to be performed to obtain the necessary building responses. Modal response spectrum analysis is performed to simulate earthquake loading and produce structural response data for further use in the ANN. The ANN architecture comprises of 3 layers: an input layer, a hidden layer, and an output layer. Earthquake load parameters from 34 provinces in Indonesia, soil condition, and building geometry are selected as input parameters, whereas structural responses consist of acceleration, velocity and displacement (story drift) are selected as output parameter for the ANN. As many as 6345 data sets are used to train the ANN. From the overall data sets, 4590 data sets (72%) are used for training process, 877 data sets (14%) for the validation process, and 878 data sets (14%) for testing. The trained ANN is capable of predicting structural responses due to earthquake loading at 96% rate of prediction and the calculated Mean-Squared Errors (MSE) as low as $1.2 \cdot 10^{-4}$. The high accuracy of structural response prediction can greatly assist the engineer to identify the building condition rapidly due to earthquake loads and plan the building maintenance routinely.

Keywords: Artificial Neural Networks, earthquake load, Mean-Squared Error, response spectrum, structural response

INTRODUCTION

One of the so many factors that affect the aftermath of earthquake disaster is the resilience of the infrastructure building against the strong ground motion. Critical infrastructure building such as hospital, school, power plant office, and governmental buildings are most likely multi-storey buildings which are very prone to seismic loading. During strong ground motion, multi-storey building might collapse in brittle way that endanger its occupants due to the massive dead weight, especially for reinforced cement concrete (RCC) building. Other than that, tall building if not designed properly will experience excessive displacement (storey-drift) that cause discomfort and might damage non-structural components such partition wall, window, and door which blocks evacuation passage. Due to these facts, multi-storey building shall be designed properly to exhibit ductile behavior and controlled deformations during strong ground motion.

Story drift is one of the most important limit states in multi-story building structure design. A Building shall not drift excessively to provide better performance and prevent damage to non-structural elements such as walls and doors. Provisions that limit story drift vary depending on

which code is used (Council, Agency, & Council, 1997; SNI-1726-2012, 2012; Yang, 2009). Frequently, story drift governs the design of structural elements rather than strength.

Finite Element Method (FEM) is currently the best available method to analytically calculate the story drift of multi-story buildings. Performing FEM for such complex buildings could be very tedious to be hand-calculated if not practically impossible. To help in faster and more accurate calculations, the FEM softwares specialized for Civil Engineering applications is developed and widely available in the market. However, precisely the modeling and running analysis of building structures in FEM softwares is indeed very time-consuming especially for nonlinear and dynamic analysis.

Though Finite Element Method for structural analysis is accurate, it is relatively slow. To provide an adequate early prediction of structural responses such as acceleration, velocity and displacement (story drift) at a faster rate, Artificial Neural Network (ANN) method may be used. ANN method is a general prediction tool which is widely used in various fields of application, including Civil Engineering. Artificial Neural Networks are simplified models of the biological nervous system and have drawn their motivation from the kind of computing performed by a human brain (Rajasekaran & Pai, 2007). An Artificial Neural Network is organized into a sequence of layer with full or random connections between the layers. A typical Neural Networks is fully connected, which means there is a connection between each neuron in any given layer to each neuron in the next layer. Artificial Neural Network (ANN) is capable of modeling nonlinear relationship between input and output parameters. ANN works by processing weighted input data using certain algorithm to produce a desired output (Kanwar, Singh, Kwatra, & Aggarwal, 2014). The relationship between neurons in ANN is represented by weight factors that will be modified through a training process. If sufficient data sets are available and learning algorithm is correctly chosen, the training process will modify the weight factors by each iteration performed and eventually the desired output will be achieved. Many researchers have studied the application of ANN in multystorey shear structure to predict the health of building, such as (Sahoo, Das, & Chakraverty, 2014) and (Vafaei, Adnan, & Abd. Rahman, 2012).

In this study, the ANN is used to predict structural response of reinforced concrete multi-story building under earthquake loading in 34 provinces of Indonesia. Indonesia is one of the highest-risk seismic zone in the world, where is crossed by the Pacific Ring of Fire, which refers to the geographical region with the most active tectonic plate and volcanic activities on earth (for example: Krakatau Volcano). This results in a high tendency of strong ground motion to occur due to earthquake in the Pacific Ring of Fire region. In 2004, a whopping 9.3 Richter-scale mega quake struck Aceh on the Western Coast of Sumatera Island, which then followed by a tsunami that travelled several kilometers inland. In all the aforementioned cases, the property damage was severe and the casualty was huge. The high accuracy of structural response prediction can greatly assist the engineer to identify the building condition rapidly due to earthquake loading and plan the building maintenance routinely.

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Artificial neural network (ANN) is a mathematical model inspired by its biological neural network counterpart. The ANN system comprises of several processing layers and neurons. Just like the biological neural network, the connection and signal transfer between neurons and layers enable the ANN system to process the given input signal into appropriate outputs, which is later called prediction. ANN possesses the capability to predict output based on any given input in which the

mathematical relationship between the input and output parameter is nonlinear, complex, and oftenly vague. Common multi-layer ANN system comprises of an input layer, hidden layer, and the output layer (Figure 1). Input layer consists of input neurons that receive external signals (input data). Hidden layer also consists of neurons that receive signals from input neurons and transfer it to the output layer. The number of neurons in hidden layer affects the prediction rate and the ability of the ANN system to cope with nonlinear relationship between variables. Finally, output layer consists of output neurons that represent the output parameters to be predicted. The difference between the predicted output value and the target value (the true value according to learning data set) is the error of the ANN system.

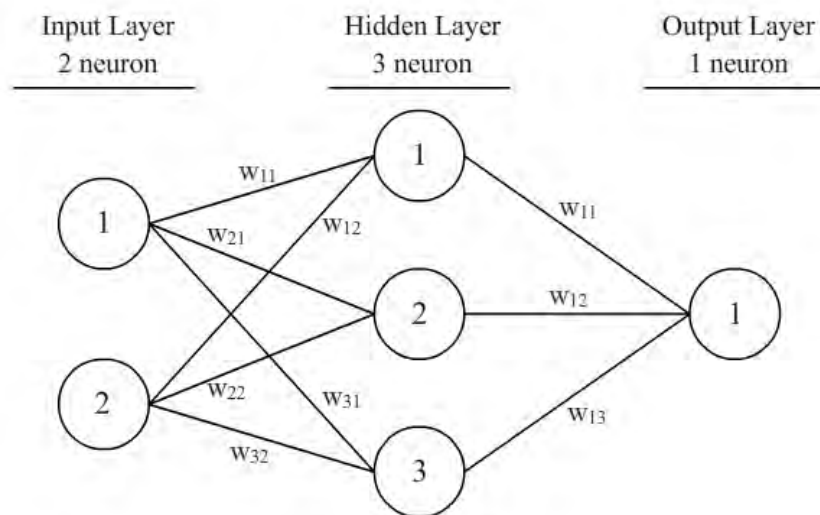


Figure 1. Simple Artificial Neural Network Scheme

ANN neuron’s functionality is analogue to the biological neuron. The synapse strength in biological neural network is represented by the weight factor in the ANN system (for example: notated as w_{11} in Figure 1). The initial values of the weight factors are usually random, which later modified through a process called ANN training, iteration, or learning process. The ANN learning process requires a set of data to ‘train’ the ANN before it is ready for testing. The trained ANN system is expected to possess the capability to predict outputs based on any given inputs at decent accuracy. The commonly adopted criteria to evaluate the performance of the ANN system are Mean-Squared-Error (MSE) and Coefficient of Correlation (R).

Backpropagation Artificial Neural Network is one of the most widely used types of ANN. The Backpropagation ANN algorithm consists of two calculation phases: feed-forward calculation and backpropagation calculation. During the feed-forward calculation, input data is fed into the input layer, then the calculation is continued until it reaches the output layer. The difference between the predicted output value and the target value is used to calculate the error value. During the backpropagation calculation, the error value obtained in the previous phase is used to modify the weight factors of each neuron in the output layer, then the hidden layer. The completion of one feed-forward and backpropagation calculation for each data set is called one epoch.

The feed-forward calculation uses Equation 1 and 2 to compute the value of the neuron.

$$\xi_j^l = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^l x_i^{l-1} \quad (1)$$

$$\sigma_j^l(\xi) = \frac{1}{1 + e^{-\xi_j^l}} \quad (2)$$

Where: ξ_j^l = net input of neuron j at layer l ;
 w_{ji}^l = weight factors between neuron j at layer l and neuron i at layer $(l - 1)$;
 x_i^{l-1} = value of neuron i at layer $(l - 1)$;
 N_{l-1} = number of neurons in layer $(l - 1)$; and
 $\sigma_j^l(\xi)$ = sigmoid transfer function to compute the final value of neuron j at layer l .

To evaluate the performance of the ANN system before proceeding to the backpropagation calculation, Mean-Squared-Error (MSE) and Coefficient of Correlation (R) are computed using Equation 3 and 4, respectively.

$$MSE = 0.5(T_i - Y_i)^2 \quad (3)$$

$$R = \frac{n \sum T_i Y_i - (\sum T_i)(\sum Y_i)}{\sqrt{n(\sum T_i^2) - (\sum T_i)^2} \sqrt{n(\sum Y_i^2) - (\sum Y_i)^2}} \quad (4)$$

Where: T_i = target value based on learning data set;
 Y_i = predicted output value; and
 n = the number of data sets.

METHODOLOGY

ANN analysis requires an amount of learning data sets to perform the training, validation, and testing process. In this study, the ANN 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.

Building Structure Model

The multi-storey building structure models are reinforced cement concrete (RCC) moment frames combined with shear walls. In this research, 3 variations of building height are adopted: 10 storey (Model 1), 15 storey (Model 2), and 20 storey (Model 3), as tabulated in Table 1. The inter-storey height is 4.5 meters at base and 4 meters at other stores. The floor plan for all storeys are identical as shown in Figure 2.

Table 1. Multi-storey Building Structure Models

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

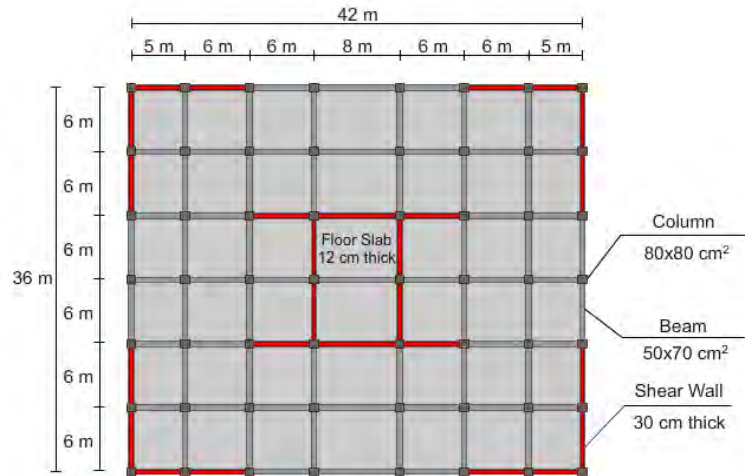


Figure 2. Floor Plan of the Multi-Storey Building

Seismic Analysis: Modal Response Spectrum Analysis

Modal response spectrum analysis was performed to obtain the responses of the building structure models (storey displacement, velocity, and acceleration). The seismic load was included as 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 study, 34 capital cities and 13 other cities in Indonesia were selected as seismic location with 3 soil conditions (soft, medium, and hard soil). By adopting 47 cities in Indonesia with 3 possible soil conditions, 141 seismic response spectrum plots were obtained. One of the seismic response spectrum plots for Banda Aceh City is shown in Figure 3. For each seismic load, 10 building response 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.

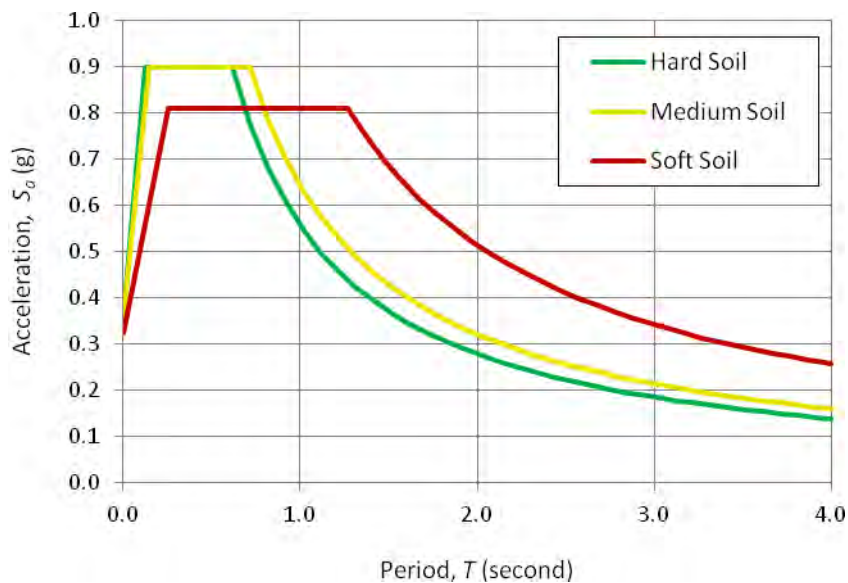


Figure 3. Seismic Response Spectrum Plot for Banda Aceh City

Proposed Artificial Neural Network Architecture

The proposed Backpropagation ANN architecture on the prediction of building structure response due to seismic load in Indonesia is as shown in Figure 4. The ANN architecture consists of 3 layers: input layer with 8 neurons, hidden layer with 24 neurons, and output layer with 6 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 storey displacement, velocity, and acceleration in both orthogonal horizontal directions (X and Y).

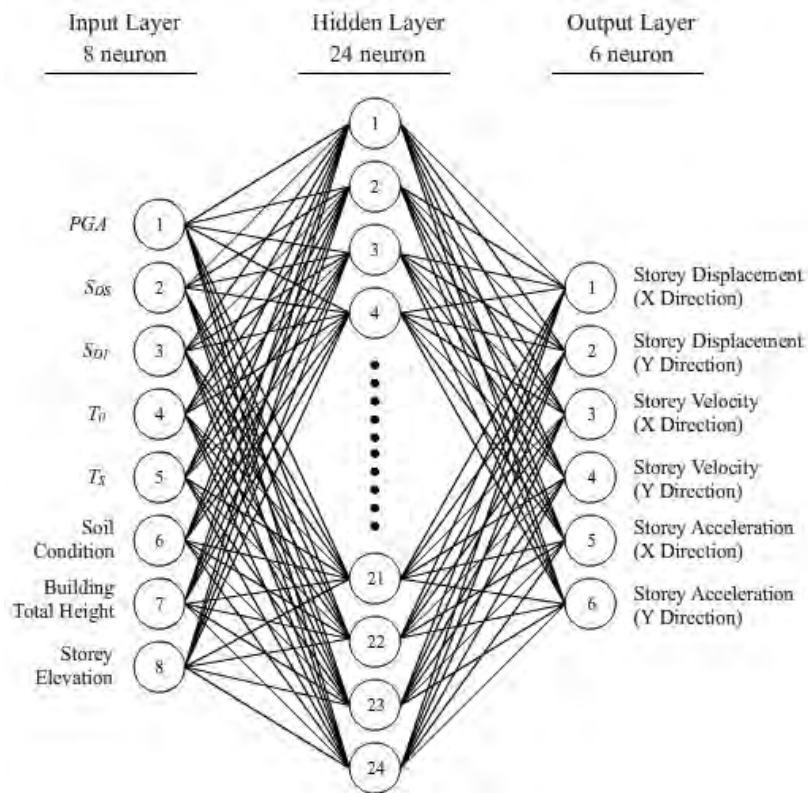


Figure 4. Proposed Backpropagation ANN Architecture

Learning Data Sets for the ANN System

As stated in previous sub-section of this work, as many as 6345 learning data sets are obtained from the structural analysis and these data sets are fed into the ANN system for training, validation, and testing process (Table 2 and Table 3). From the overall data sets, 4590 data sets (72%) are used for training process, 877 data sets (14%) for the validation process, and 878 data sets (14%) for testing.

Table 2. ANN Learning Data Data Sets for Input Data

No.	Input Data							
	Input 1	Input 2	Input 3	Input 4	Input 5	Input 6	Input 7	Input 8
	PGA (g)	S _{DS} (g)	S _{D1} (g)	T ₀ (sec)	T ₁ (sec)	Soil Cond. ¹	Building Height (m)	Elev. (m)
1.	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	4.5
2.	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	8.5
3.	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	12.5
4.	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	16.5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
6340.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	60.5
6341.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	64.5
6342.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	68.5
6343.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	72.5
6344.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	76.5
6345.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	80.5

Note: ¹ Soil condition: 0 = hard soil, 1 = medium soil, 2 = hard soil.

Table 3 ANN Learning Data Data Sets for Target Data

No.	Target Data					
	Target 1	Target 2	Target 3	Target 4	Target 5	Target 6
	Disp. X (m)	Disp. Y (m)	Veloc. X (m/sec)	Veloc. Y (m/sec)	Accel. X (m/sec ²)	Accel. Y (m/sec ²)
1.	0.0067	0.0075	0.1262	0.1272	4.1815	3.3948
2.	0.0146	0.0161	0.2396	0.2469	5.7762	4.9957
3.	0.0237	0.0260	0.3590	0.3713	6.8525	6.1938
4.	0.0338	0.0368	0.4831	0.4986	7.5491	6.9656
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
6340.	0.3371	0.3573	1.6109	1.6115	6.3718	5.9821
6341.	0.3638	0.3854	1.7389	1.7390	6.7544	6.3677
6342.	0.3900	0.4130	1.8687	1.8685	7.4165	7.0298
6343.	0.4156	0.4399	1.9994	1.9989	8.3694	7.9600
6344.	0.4407	0.4662	2.1300	2.1290	9.5280	9.0674
6345.	0.4653	0.4920	2.2597	2.2578	10.7557	10.2225

RESULT AND DISCUSSION

The ANN learning process was conducted by using the following learning parameters:

1. Learning rate = 0.05
2. Number of epochs (iterations) = 1000
3. Momentum coefficient = 0
4. Variable normalization range = 0 – 0.5

ANN Analysis Computer Program

The ANN analysis (learning process) was performed using an ANN tool (software) written using VB.NET Language in Visual Studio Community 2015 IDE. The screenshot of the ANN tool’s user interface after 1000 epochs of the learning process is shown in Figure 5.

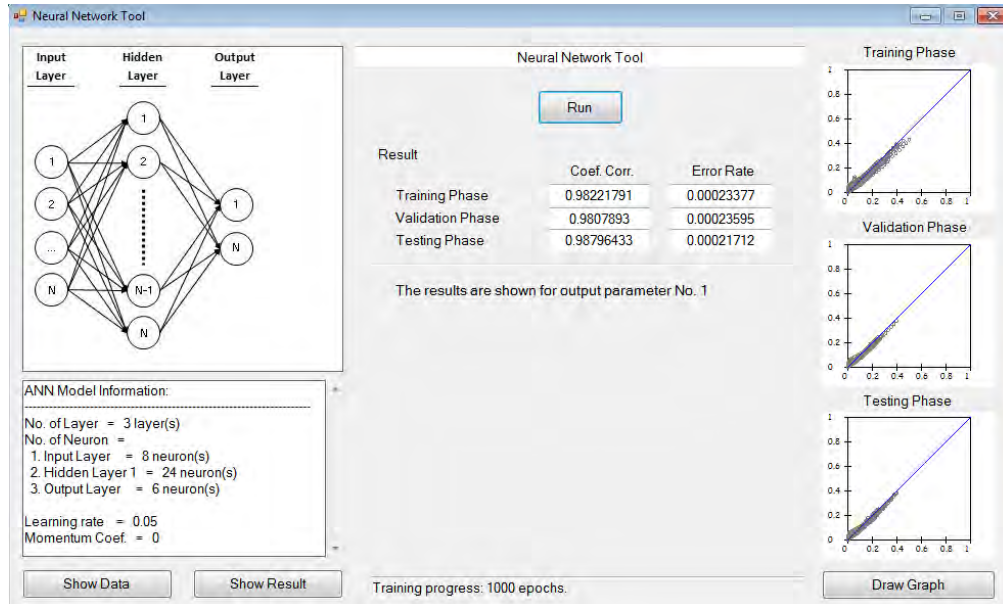


Figure 5. ANN Learning Tool Screenshot After 1000 Epochs

Prediction Criteria: MSE and *R*

The details on the MSE and *R* values obtained through the ANN learning process is tabulated in Table 4. After 1000 epochs during the ANN learning process, the MSE was calculated as 2.34×10^{-4} for training phase, 2.36×10^{-4} for validation phase, and 2.17×10^{-4} for testing phase. The coefficient of correlation (*R*) was ranging from 0.899 for acceleration to 0.988 for displacement. This shows that the prediction performance of the trained ANN is sufficiently accurate, which can also be observed on the Target vs. Prediction Plots for all parameters and learning phase (Figure 6).

Table 4 MSE and *R* Details After ANN Learning Process

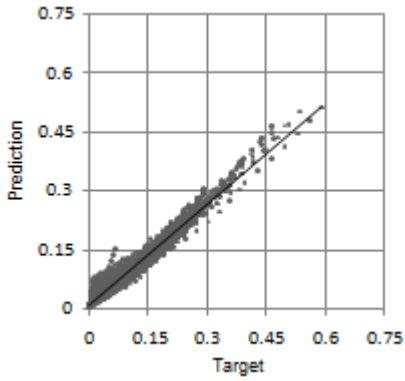
Parameters	Mean-Squared-Error (MSE)			Coefficient of Correlation (<i>R</i>)		
	Training	Validation	Testing	Training	Validation	Testing
Displacement X	1.09×10^{-4}	1.01×10^{-4}	1.00×10^{-4}	0.982	0.981	0.988
Displacement Y	1.05×10^{-4}	0.96×10^{-4}	0.96×10^{-4}	0.982	0.981	0.988
Velocity X	2.05×10^{-4}	2.14×10^{-4}	1.96×10^{-4}	0.972	0.964	0.982
Velocity Y	1.99×10^{-4}	1.99×10^{-4}	1.88×10^{-4}	0.972	0.965	0.983
Acceleration X	4.04×10^{-4}	4.13×10^{-4}	3.80×10^{-4}	0.928	0.901	0.957
Acceleration Y	3.80×10^{-4}	3.93×10^{-4}	3.43×10^{-4}	0.928	0.899	0.959
Average	2.34×10^{-4}	2.36×10^{-4}	2.17×10^{-4}	0.961	0.949	0.976

Training Phase

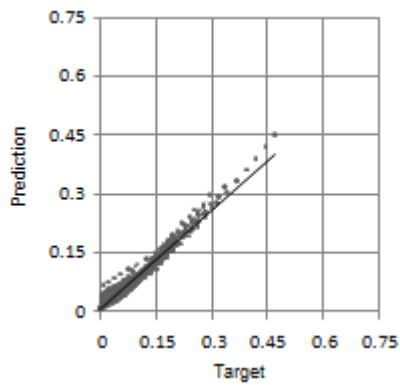
Validation Phase

Testing Phase

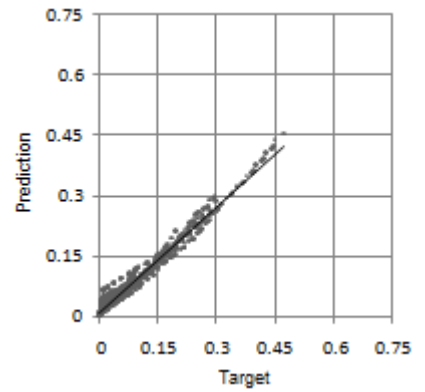
Displacement in X Direction



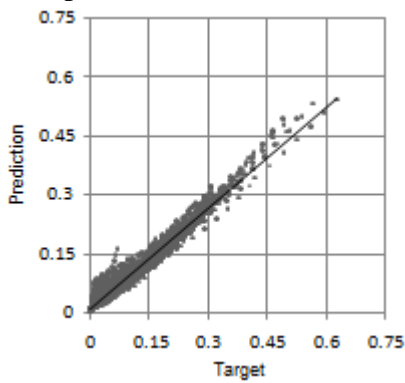
Displacement in X Direction



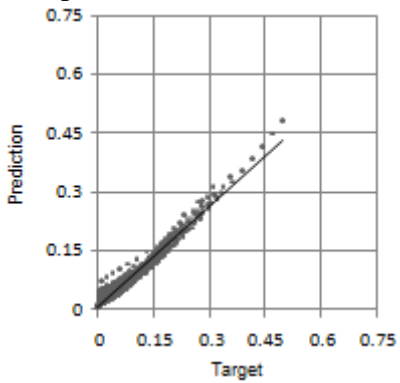
Displacement in X Direction



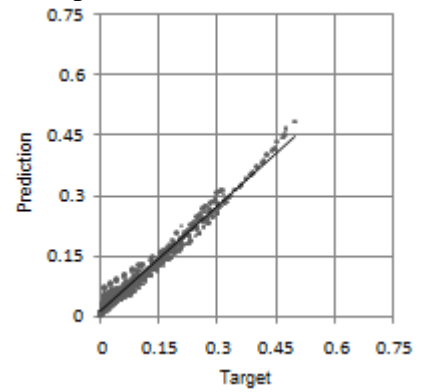
Displacement in Y Direction



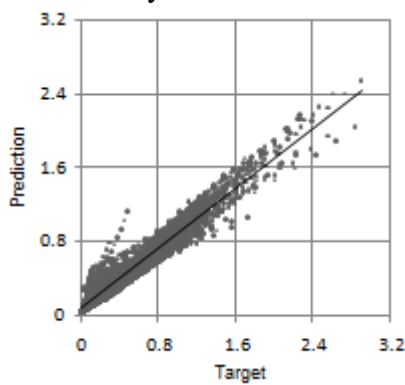
Displacement in Y Direction



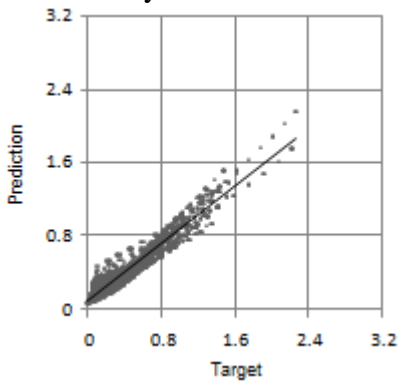
Displacement in Y Direction



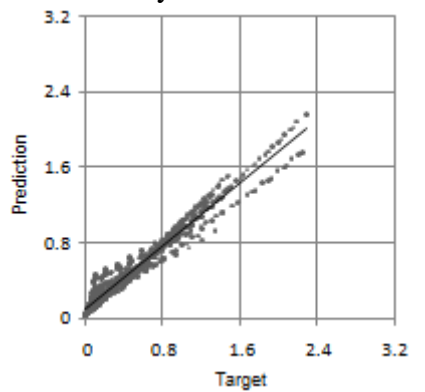
Velocity in X Direction



Velocity in X Direction



Velocity in X Direction



Velocity in Y Direction

Velocity in Y Direction

Velocity in Y Direction

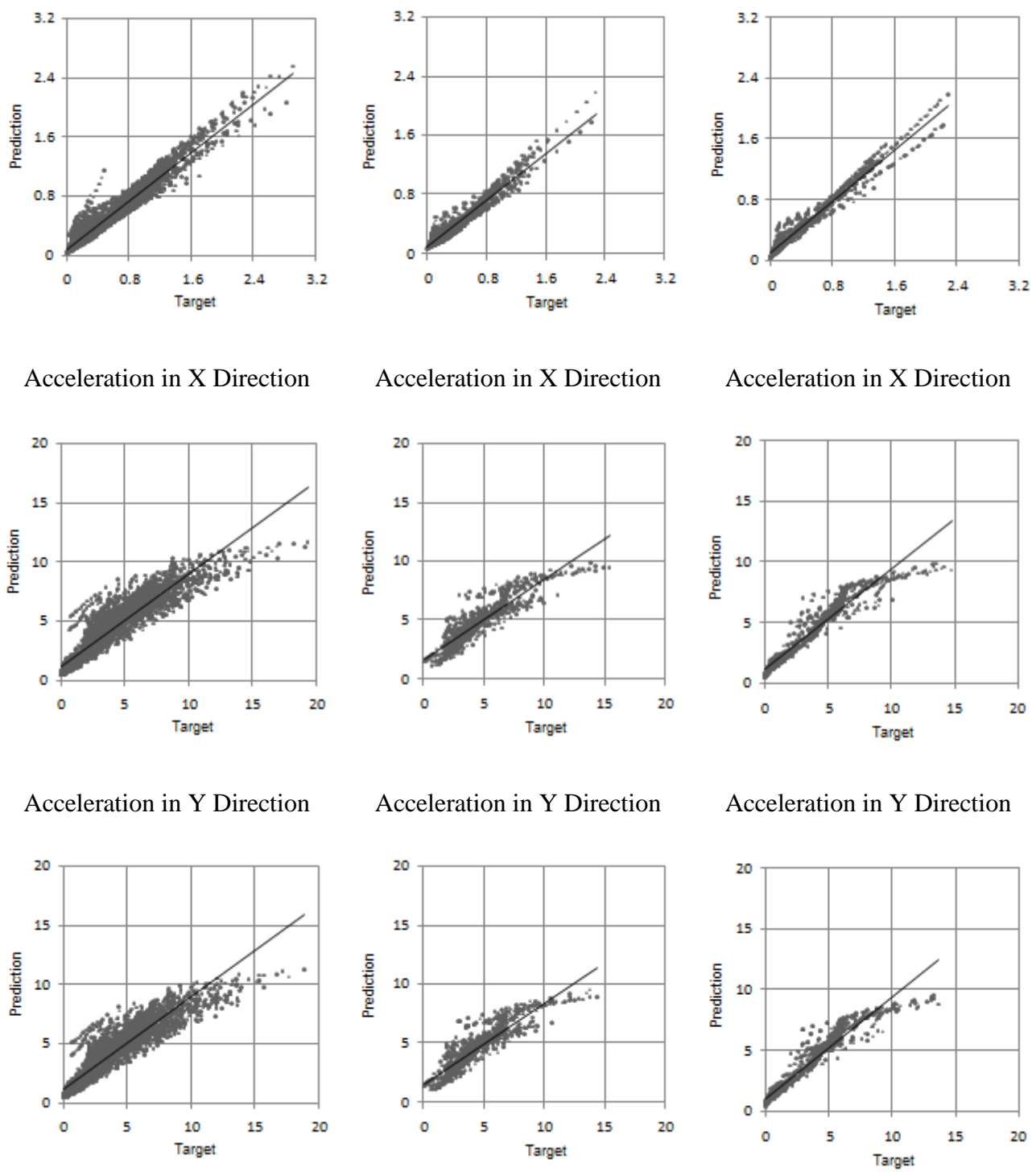


Figure 6. Target vs. Prediction Plots After ANN Learning Process

CONCLUSIONS

1. The MSE was calculated as 2.34×10^{-4} for training phase, 2.36×10^{-4} for validation phase, and 2.17×10^{-4} for testing phase.
2. The coefficient of correlation (R) was ranging from 0.899 for acceleration to 0.988 for displacement.

3. Both calculated MSE and R value indicate that the prediction performance of the trained ANN is sufficiently accurate.
4. The ANN is a very promising tool to provide an early prediction on structural response such as story drift (displacement, velocity and acceleration at multi-story building in the region of Indonesia to assist further FEM analysis.

REFERENCES

- Basheer, I., & Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*, 43(1), 3-31.
- Bojórquez, E., Bojórquez, J., Ruiz, S. E., and Reyes-Salazar, A. (2012). Prediction of inelastic response spectra using artificial neural networks. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012.
- Council, B. S. S., Agency, U. S. F. E. M., & Council, A. T. (1997). *FEMA 273 NEHRP guidelines for the seismic rehabilitation of buildings* (Vol. 1): Federal Emergency Management Agency.
- Che, Z.-G., Chiang, T.-A., and Che, Z.-H. (2011). "Feed-forward neural network training: A comparison between genetic algorithm and back-propagation learning algorithm." *Int. J. Innov. Comp. Inf. Control*, 7(10), 5839-5851.
- Kanwar, V. S., Singh, R. P., Kwatra, N., & Aggarwal, P. (2014). Monitoring of RCC structures affected by earthquakes. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 1-29. doi:10.1080/19475705.2013.866984
- Lay, T., Kanamori, H., Ammon, C. J., Nettles, M., Ward, S. N., Aster, R. C., Butler, R. (2005). The great Sumatra-Andaman earthquake of 26 December 2004. *Science*, 308(5725), 1127-1133.
- Lee, S. C., and Han, S. W. (2002). "Neural-network-based models for generating artificial earthquakes and response spectra." *Computers & structures*, 80(20), 1627-1638.
- Mardiyono, M., 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(1), 155-164.
- Rajasekaran, S., & Pai, G. A. V. (2007). *Neural Network, Fuzzy logic, and Genetic Algorithms Synthesis and Applications*. New Delhi: Prentice Hall of India.
- Sahoo, D. M., Das, A., & Chakraverty, S. (2014). Interval data-based system identification of multistory shear buildings by artificial neural network modelling. *Architectural Science Review*, 1-11. doi:10.1080/00038628.2013.841091
- SNI-1726-2012. (2012). *Standar Perencanaan Ketahanan Gempa Untuk Struktur Bangunan Gedung*: Badan Standarisasi Nasional.
- Suryanita, R., and Adnan, A. (2013). "Application of neural networks in bridge health prediction based on acceleration and displacement data domain." Paper presented at the Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists.
- Sutojo, T., Mulyanto, E., and Suhartono, V. (2010). *Artificial Intelligence*. C.V ANDI OFFSET, Yogyakarta.
- Vafaei, M., Adnan, A. b., & Abd. Rahman, A. B. (2012). Real-time Seismic Damage Detection of Concrete Shear Walls Using Artificial Neural Networks. *Journal of Earthquake Engineering*, 17(1), 137-154. doi:10.1080/13632469.2012.713559
- 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 3

**Artikel Seminar Nasional
KoNTekS 26-27 Oktober 2016
Yogyakarta**

PREDIKSI RESPONS STRUKTUR BANGUNAN BERDASARKAN SPEKTRA GEMPA INDONESIA MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN

Reni Suryanita¹, Hendra Jingga², Harnedi Maizir³ dan Enno Yuniarto⁴

¹Jurusan Teknik Sipil, Universitas Riau, Kampus Binawidya Jl. HR. Soebrantas KM.12,5 Pekanbaru
Email: reni.suryanita@eng.unri.ac.id

²Jurusan Teknik Sipil, Universitas Riau, Kampus Binawidya Jl. HR. Soebrantas KM.12,5 Pekanbaru
Email: hendra.jingga.4362@gmail.com

³Jurusan Teknik Sipil, Sekolah Tinggi Teknologi Pekanbaru, Jl. Dirgantara No.4 Pekanbaru
Email: hmaizir@gmail.com

⁴Jurusan Teknik Sipil, Universitas Riau, Kampus Binawidya Jl. HR. Soebrantas KM.12,5 Pekanbaru
Email: enno_yuniarto@yahoo.com

ABSTRAK

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 11 kota di Pulau Sumatera sebagai lokasi gempa, 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. Berdasarkan hasil studi ini dapat disimpulkan bahwa respons struktur untuk model yang telah ditentukan di wilayah lokasi gempa Sumatera 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.

Kata kunci: Backpropagation, Kecepatan, Koefisien determinasi (R^2), Percepatan, Simpangan.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara rawan gempa karena dikelilingi lempeng kerak bumi yang merupakan jalur titik gempa yang disebut dengan istilah Lingkaran Api Pasifik (*Pacific Ring of Fire*). Di sepanjang Lingkaran Api Pasifik terdapat barisan gunung berapi aktif dan pelat tektonik yang bergerak dan bertumbukan satu sama lain. Hal tersebut menyebabkan daerah yang dilintasi Lingkaran Api Pasifik seperti yang terlihat pada Gambar 1 cenderung mengalami pergerakan tanah atau gempa yang besar.

Karakteristik gempa Indonesia yang kuat seperti yang terjadi di Aceh pada 26 Desember 2004 berkekuatan 9,3 SR dan di Padang pada 30 September 2009 dengan kekuatan 7,9 SR sangat membahayakan struktur bangunan yang berdiri di atasnya, khususnya bangunan tinggi (bertingkat banyak). Bangunan tinggi cenderung mengalami perpindahan atau goyangan yang lebih besar saat terjadi gempa dibandingkan dengan bangunan yang lebih rendah. Keruntuhan bangunan akibat gempa juga umumnya sangat mendadak dan berbahaya bagi proses evakuasi jika tidak didesain dengan benar. Oleh karena itu, desain struktur bangunan di wilayah Indonesia harus mengacu kepada Peta Gempa Indonesia dan metode desain struktur yang telah disyaratkan di dalam SNI 1726-2012.

Penelitian terdahulu yang menggunakan Spektra Gempa Indonesia telah dilakukan oleh Irsyam, M., et al (2008), Asrurifak, et al (2010) dan Dewi, L. C., et al (2015). Begitu juga dengan penelitian di bidang dinamika struktur yang menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan telah dilakukan oleh Setio, H. D., et al (1999) dan Setio, H. D., et al (2008). Namun studi yang membahas penelitian terkait yang dapat memprediksi respons struktur berupa nilai

simpangan (perpindahan), kecepatan dan percepatan maksimum struktur berdasarkan respons spektra Indonesia menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) belum pernah dilakukan. Sementara itu, penelitian di luar Indonesia telah banyak yang mendiskusikan desain respons spektra menggunakan JST atau yang dikenal dengan istilah *Artificial Neural Networks* seperti yang dilakukan Lee, S. C., & Han (2002) dan Bojórquez, E., et al (2012).



Gambar 1 *Pacific Ring of Fire* (USGS, 1999)

JST 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 menghitung *output* berdasarkan *input* yang dimasukkan dengan kecepatan tinggi relatif terhadap analisis elemen hingga respons spektra. Namun, JST harus dilatih dengan volume data yang cukup besar sebelum dapat memprediksi *output* dengan akurasi yang memadai. Berdasarkan uraian di atas, maka penelitian ini difokuskan untuk memprediksi respons struktur bangunan bertingkat banyak terhadap Spektra Gempa Indonesia khususnya di Pulau Sumatera menggunakan JST. Diharapkan metode JST ini dapat membantu perencanaan bangunan dalam memperkirakan respons struktur suatu bangunan yang akan direncanakan di lokasi gempa tertentu.

2. TINJAUAN PUSTAKA

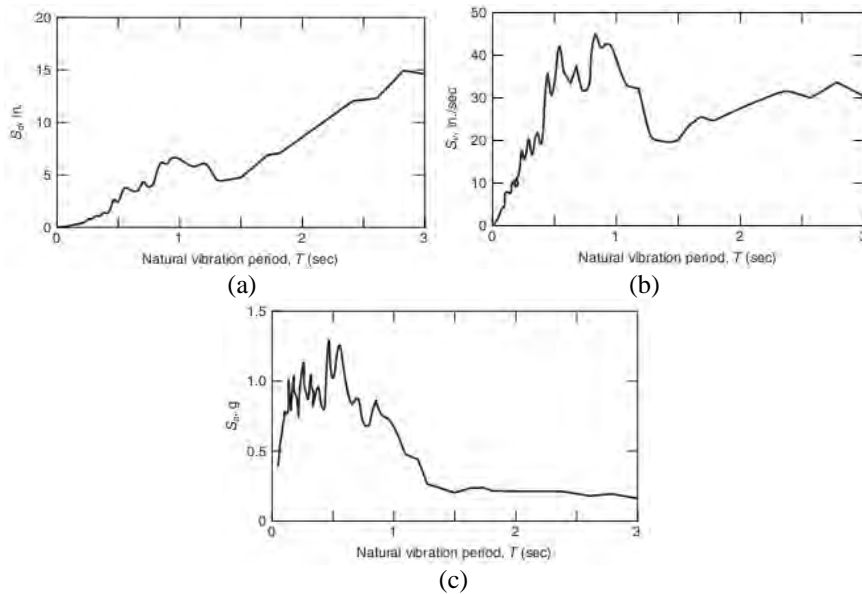
Spektrum Respons Desain

Spektrum respons desain adalah grafik yang menyatakan hubungan antara periode getar struktur (T) dengan respons struktur maksimum saat mengalami getaran gempa tertentu. Berdasarkan jenis respons struktur yang ditinjau, terdapat 3 jenis spektrum respons desain, yaitu spektrum respons desain percepatan (S_a), spektrum respons desain kecepatan (S_v), dan spektrum respons desain perpindahan (S_d). Contoh ketiga jenis spektrum respons tersebut dapat dilihat pada Gambar 2. Struktur dengan periode getar yang rendah umumnya bergetar dengan percepatan tinggi dan perpindahan yang kecil, sedangkan struktur dengan periode getar yang tinggi bergetar dengan percepatan rendah tetapi perpindahannya lebih besar.

Spektrum respons desain untuk Indonesia diatur dalam SNI 1726-2012 yang secara umum mengacu pada ASCE 7-10 (Arfiadi, Y., & Satyarno, 2013). SNI 1726-2012 mengatur tata cara memperoleh grafik spektrum respons desain di seluruh wilayah Indonesia, yaitu dengan prosedur sebagai berikut:

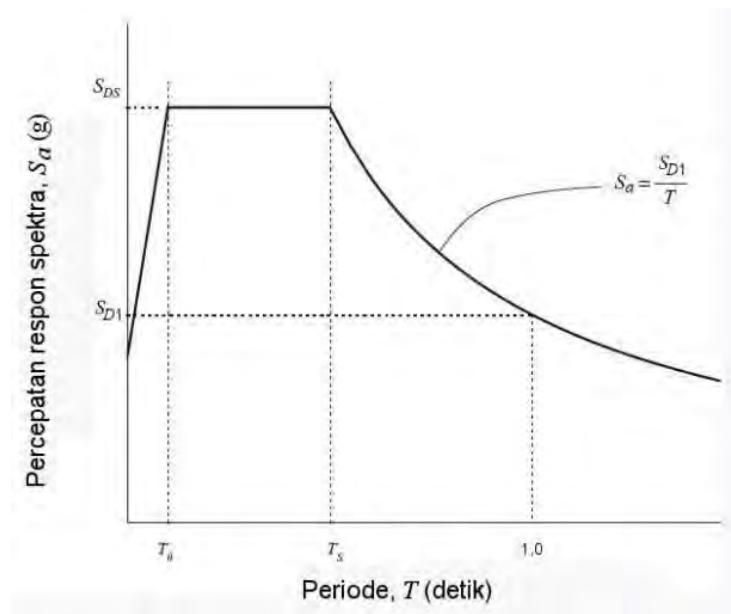
1. Menentukan spektral percepatan gempa MCE_R terpetakan untuk periode pendek (S_s) dan spektral percepatan gempa MCE_R terpetakan untuk periode 1,0 detik (S_I) berdasarkan peta gempa Indonesia.
2. Menentukan kelas situs berdasarkan kondisi tanah
3. Menentukan koefisien situs F_a dan F_v berdasarkan kelas situs, S_s , dan S_I
4. Menghitung parameter spektrum respons percepatan pada periode pendek (S_{MS}) dan periode 1 detik (S_{MI})
5. Menghitung percepatan spektral desain untuk periode pendek (S_{DS}) dan periode 1 detik (S_{DI})
6. Menghitung perioda T_0 dan T_s
7. Menghitung spektrum respons percepatan desain (S_a) kemudian menggambarkan grafiknya seperti Gambar 3.
 - a. Untuk periode (T) lebih kecil dari T_0 , spektrum respons percepatan desain:
$$S_a = S_{DS} (0,4 + 0,6 (T/T_0)) \quad (1)$$
 - b. Untuk $T_0 \leq T \leq T_s$, spektrum respons percepatan desain:
$$S_a = S_{DS} \quad (2)$$
 - c. Untuk $T > T_s$, spektrum respons percepatan desain:

$$S_a = S_{D1} / T \quad (3)$$



Gambar 2 Spektrum Respons Gempa (Wight, J. K., & MacGregor, 2012)

(a) Spektrum Respons Perpindahan, (b) Spektrum Respons Kecepatan, dan (c) Spektrum Respons Percepatan.



Gambar 3 Spektrum Respons Desain

Analisis Spektrum Respons Ragam

Analisis spektrum respons ragam adalah analisis struktur linear dinamik untuk memperoleh respons struktur maksimum yang telah memperhitungkan kontribusi ragam getar alami struktur yang lebih tinggi. Parameter respons struktur maksimum, yaitu percepatan, perpindahan, dan kecepatan merupakan fungsi dari periode getar struktur yang diperoleh dari analisis ragam (*modal analysis*). Sebelum melakukan analisis spektrum respons ragam, analisis ragam harus dilakukan terlebih dahulu untuk memperoleh periode getar struktur. Berdasarkan SNI 1726-2012 Pasal 7.9.1, jumlah ragam harus diambil sedemikian rupa sehingga menghasilkan partisipasi massa ragam terkombinasi (*modal mass participation factor*) melebihi 90% dari massa aktual pada masing-masing arah horizontal tegak lurus dari struktur.

Pada analisis spektrum respons untuk setiap respons ragam individual, hubungan antara perpindahan, kecepatan, dan percepatan maksimum merupakan fungsi dari frekuensi sudut getaran struktur pada ragam tersebut (ω_i). Persamaan (4)

menunjukkan hubungan antara percepatan maksimum ($S_{a,i}$) dengan perpindahan maksimum struktur ($S_{D,i}$) sedangkan Persamaan (5) menunjukkan hubungan antara perpindahan maksimum ($S_{D,i}$) dengan kecepatan maksimum struktur ($S_{v,i}$) (Paz, 1985).

$$S_{a,i} = -\omega_i^2 S_{D,i} \quad (4)$$

$$S_{v,i} = \omega_i S_{D,i} \quad (5)$$

Repons struktur merupakan perpindahan dan gaya dalam yang dihasilkan setiap tingkat ragam getar yang dikombinasikan menggunakan Metode Akar Kuadrat Jumlah Kuadrat (SRSS) atau Metode Kombinasi Kuadrat Lengkap (CQC). Metode CQC lebih baik digunakan jika selisih periode getar struktur antar tingkat ragam getar adalah kecil. Berdasarkan SNI 1726-2012 Pasal 7.9.4.2, jika gaya geser dasar (*base shear*) yang dihasilkan analisis spektrum respons ragam (V_i) lebih kecil dari $0,85C_sW$, maka simpangan antar lantai harus dikalikan dengan $0,85C_sW/V_i$. Nilai V_i merupakan gaya geser dasar terkombinasi dan sudah dimodifikasi dengan faktor pembagi R/I_e . Nilai C_s dihitung menggunakan Persamaan (6) yang merupakan fungsi dari parameter spektral percepatan gempa MCE_R terpetakan untuk periode 1 detik (S_1), faktor modifikasi respons (R), dan faktor keutamaan gempa (I_e).

$$C_s = 0.5S_1 / (R/I_e) \quad (6)$$

Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Networks*)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah model perhitungan yang meniru mekanisme kerja jaringan saraf makhluk hidup. JST terdiri dari neuron-neuron yang merupakan unit pengolahan informasi seperti pada jaringan saraf biologis. JST telah digunakan dalam berbagai disiplin ilmu karena mampu memodelkan perhitungan yang kompleks dengan nonlinearitas tinggi seperti permasalahan yang umumnya dijumpai di alam.

Struktur JST dalam studi ini terdiri dari *input layer* (8 neurons), *hidden layer* (24 neurons), dan *output layer* (6 neurons). *Input layer* berisi neuron-neuron yang menerima data langsung dari luar (eksternal). *Hidden layer* menerima sinyal dari *input layer* dan meneruskannya ke *output layer*. Jumlah neuron dalam *hidden layer* mempengaruhi keakuratan dan kemampuan JST dalam memodelkan nonlinearitas. *Output layer* berisi neuron-neuron yang merepresentasikan target dan *output* dari model perhitungan. Selisih target dan *output* dari model perhitungan JST adalah tingkat kesalahan JST.

Neuron JST berfungsi seperti neuron biologis. Koneksi antar neuron dapat dianalogikan sebagai dendrit dan akson, dan kekuatan koneksi antar neuron sebagai kekuatan sinapsis (Basheer, I., & Hajmeer, 2000). Mekanisme transfer sinyal pada JST dimana x_n menyatakan kekuatan sinyal dari neuron sebelumnya yang terhubung (*input*) dan w_n menyatakan faktor bobot yang digunakan untuk menjumlahkan seluruh sinyal *input*. Secara matematis, *net input* yang diterima suatu neuron (ξ) dinyatakan dengan Persamaan (7).

$$\xi = \sum w_n x_n \quad (7)$$

Angka ξ yang telah diperoleh sebagai jumlah terfaktor dari sinyal neuron sebelumnya akan digunakan untuk menentukan sinyal *output* dari neuron yang bersangkutan, yaitu dinyatakan dalam fungsi aktivasi, $y = \sigma(\xi)$.

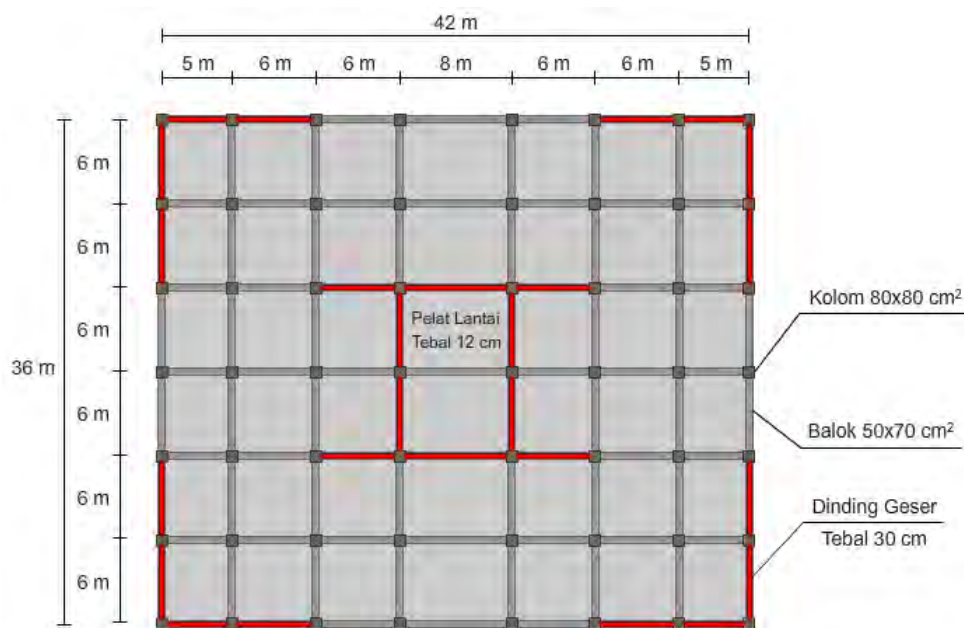
3. METODOLOGI PENELITIAN

Sistem, geometri dan pembebanan struktur

Struktur gedung yang ditinjau merupakan struktur gedung perkantoran dengan denah lantai seperti yang terlihat pada Gambar 4. Denah lantai adalah identik mulai dari lantai dasar (*base*) hingga lantai atap (*rooftop*). Jumlah tingkat gedung adalah bervariasi, yaitu 10 lantai untuk Model 1, 15 lantai untuk Model 2, dan 20 lantai untuk Model 3. Tinggi kolom di atas lantai dasar adalah 4,5 m, sedangkan tinggi kolom di atas lantai lainnya adalah 4 m. Dengan demikian, tinggi total Model 1 adalah 40,5 m, tinggi total Model 2 adalah 60,5 m, dan tinggi total Model 3 adalah 80,5 m. Data geometri struktur untuk seluruh model ditabulasikan dalam Tabel 1.

Sistem penahan gaya lateral (gempa) untuk seluruh model struktur adalah struktur ganda dengan rangka pemikul momen khusus beton bertulang yang dikombinasikan dengan dinding geser beton bertulang khusus. Jenis sistem struktur tersebut dipilih karena tidak ada batasan tinggi struktur (SNI 1726-2012). Selain itu dengan menempatkan dinding geser yang terdistribusi di bagian interior dan eksterior seperti pada Gambar 4, respons perpindahan lateral struktur dapat diminimalkan khususnya jika dikenai gempa kuat. Dinding geser ditempatkan secara menerus mulai dari lantai dasar hingga lantai atap, sehingga menghasilkan tahanan lateral yang merata dan menghindari ketidakberaturan

struktur. Untuk mengantisipasi terhadap kondisi tumpuan pada tanah lunak, maka tumpuan diasumsikan sebagai sendi yang bebas berotasi.



Gambar 4 Denah Lantai Gedung Perkantoran

Tabel.1 Data Geometri Struktur Gedung Model 1, Model 2, dan Model 3

Karakteristik Geometri	Model 1	Model 2	Model 3
Jumlah bentang arah X	7	7	7
Jumlah bentang arah Y	6	6	6
Total panjang bentang arah X	42 m	42 m	42 m
Total panjang bentang arah Y	36 m	36 m	36 m
Jumlah tingkat	10	15	20
Tinggi total gedung	40,5 m	60,5 m	80,5 m

Beban gempa untuk analisis spektrum respons ragam adalah parameter spektrum respons percepatan desain (S_a) sebagai fungsi periode getar struktur (T) yang digambarkan dalam suatu grafik spektrum respons. Parameter S_a bergantung pada lokasi gempa dan kondisi tanah. Dalam penelitian ini, dipilih 8 ibukota provinsi dan 3 kota besar lainnya di Pulau Sumatera dengan 3 kondisi tanah (tanah lunak, sedang, dan keras) sebagai perwakilan lokasi gempa, yaitu:

Delapan ibukota provinsi di Pulau Sumatera (untuk *training* JST):

- Kota Banda Aceh,
- Kota Medan,
- Kota Pekanbaru,
- Kota Padang,
- Kota Jambi,
- Kota Palembang,
- Kota Bengkulu,
- Kota Bandar Lampung.

Tiga kota besar lainnya di Pulau Sumatera (untuk *testing* JST)::

- Kota Dumai,
- Kota Pagaralam,
- Kota Bukittinggi.

Grafik spektrum respons percepatan desain untuk setiap lokasi gempa dan kondisi tanah dapat ditentukan berdasarkan prosedur yang ditetapkan dalam SNI 1726-2012.

Metode Perhitungan Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Salah satu tipe JST yang paling banyak diaplikasikan adalah *backpropagation* (BP). Iterasi JST BP terdiri dari dua proses perhitungan, yaitu perhitungan maju (*forward*) dan perhitungan mundur (*backpropagation*). Pada perhitungan maju, data dimasukkan ke tiap neuron dalam *input layer* dan perhitungan dilanjutkan sampai ke *output layer*. Perbedaan antara nilai *output* yang diprediksi JST BP dengan nilai *output* yang semestinya (nilai target) disebut tingkat kesalahan (*error*). Nilai *error* tersebut kemudian digunakan untuk memodifikasi faktor bobot JST BP dalam proses perhitungan mundur dari *output layer* ke *input layer*. Proses satu kali perhitungan maju dan satu kali perhitungan mundur untuk sebuah data set disebut satu kali iterasi (*epoch*).

Prosedur iterasi JST BP menurut Basheer, I., & Hajmeer (2000) adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data *input* dan target untuk melatih JST BP.
2. Menentukan jumlah lapisan dan jumlah neuron tiap lapisan.
3. Menghitung nilai suatu neuron ξ_j^l yang merupakan *net input* neuron ke- j pada lapisan l , N_{l-1} adalah jumlah neuron pada lapisan $l-1$, w_{ji}^l adalah faktor bobot yang menyatakan hubungan antara neuron ke- j pada lapisan l dengan neuron ke- i pada lapisan $l-1$, x_i^{l-1} adalah nilai neuron ke- i pada lapisan $l-1$, dan $\sigma(\xi)$ adalah fungsi sigmoid untuk menghitung nilai neuron ke- j pada lapisan l .

$$\xi_j^l = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^l x_i^{l-1} \quad (8)$$

$$\sigma(\xi) = \frac{1}{1 + e^{-\xi}} \quad (9)$$

4. Jika *error* masih berada di luar toleransi, maka faktor bobot JST BP dimodifikasi dengan Persamaan (10) dimana $w_{ji}^l(t-1)$ adalah faktor bobot sebelum dimodifikasi dan $w_{ji}^l(t)$ adalah faktor bobot setelah dimodifikasi.

$$w_{ji}^l(t) = w_{ji}^l(t-1) + \Delta w_{ji}^l(t) \quad (10)$$

Perubahan faktor bobot $\Delta w_{ji}^l(t)$ dihitung dengan Persamaan (11). *Learning rate* (η) dan koefisien momentum (μ) adalah dua besaran yang mengontrol kecepatan *training*. *Learning rate* mempengaruhi kecepatan modifikasi faktor bobot berdasarkan tingkat kesalahan neuron (δ_j^l), sedangkan koefisien momentum mempengaruhi kecepatan modifikasi faktor bobot berdasarkan perubahan faktor bobot pada iterasi sebelumnya $\Delta w_{ji}^l(t-1)$.

$$\Delta w_{ji}^l(t) = \eta \delta_j^l x_i^{l-1} + \mu \Delta w_{ji}^l(t-1) \quad (11)$$

Tingkat kesalahan JST dinyatakan sebagai *mean squared errors* (MSE) yang dihitung dengan $MSE = 0,5 \sum (T_i - Y_i)$ dimana $(T_i - Y_i)$ merupakan selisih nilai *output* aktual (target) dengan nilai *output* yang diprediksi JST. Selain dengan menghitung MSE, akurasi dari prediksi JST dapat ditentukan dengan menghitung koefisien determinasi (R^2) dihitung dengan Persamaan (12), yaitu merupakan fungsi dari selisih *output* prediksi JST (Y_i) dengan nilai target (T_i). Besaran T_{avg} adalah nilai rerata dari seluruh nilai target sebanyak n buah data. Semakin baik prediksi JST terhadap nilai yang sebenarnya (target), maka nilai R^2 mendekati 1.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i^n (T_i - Y_i)^2}{\sum_i^n (T_i - T_{avg})^2} \quad (12)$$

Parameter yang dipilih sebagai *input* JST dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. *Peak ground acceleration* (PGA).
2. Percepatan spektral desain untuk periode pendek (S_{DS}).
3. Percepatan spektral desain untuk periode 1 detik (S_{D1}).
4. Periode percepatan puncak awal (T_θ).
5. Periode percepatan puncak akhir (T_s).
6. Kondisi tanah, yaitu diberi kode 0 untuk tanah keras, 1 untuk tanah sedang, dan 2 untuk tanah lunak.
7. Tinggi total struktur.
8. Elevasi pusat lantai yang ditinjau.

Parameter yang dipilih sebagai *output* JST dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

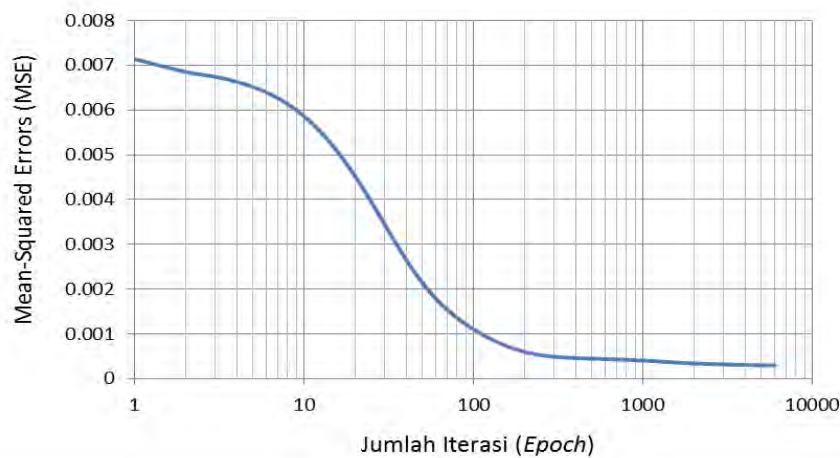
1. Simpangan pusat lantai pada arah X dan Y (2 neuron).
2. Kecepatan pusat lantai pada arah X dan Y (2 neuron).
3. Percepatan pusat lantai pada arah X dan Y (2 neuron).

4. HASIL DAN ANALISIS

Setelah mencoba-coba variasi parameter *training* JST, hasil *training* terbaik diperoleh dengan menetapkan nilai beberapa besaran sebagai berikut:

- Jumlah iterasi : 6000 *epochs*
- *Learning rate* : 0,05
- Koefisien momentum : 0
- Rentang normalisasi variabel : 0 – 0,5

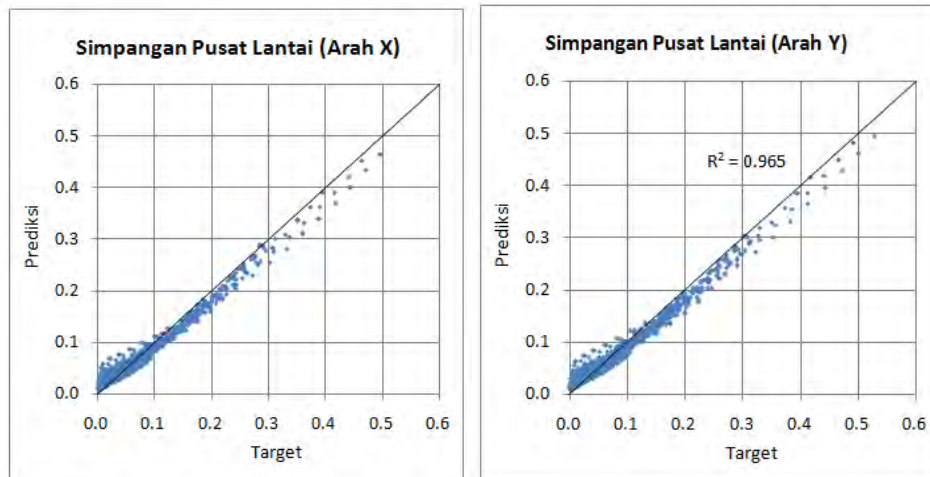
Proses *training* JST untuk simpangan pusat lantai dilakukan hingga iterasi ke-6000 dan diperoleh nilai MSE rata-rata akhir sebesar 0,0003. Gambar 5 menunjukkan pola penurunan MSE seiring dengan berjalannya proses *training*. Pada iterasi ke-1, nilai MSE turun menjadi 0,0071. Penurunan nilai MSE paling drastis terjadi pada iterasi ke-10 hingga iterasi ke-200, yaitu dari 0,0060 menjadi 0,0006. Di atas iterasi ke-200 menuju iterasi ke-6000, nilai MSE hanya turun menjadi setengahnya, yaitu dari 0,0006 menjadi 0,0003. Hal tersebut ditunjukkan oleh kemiringan garis kurva nomor iterasi vs. MSE yang sangat landai.



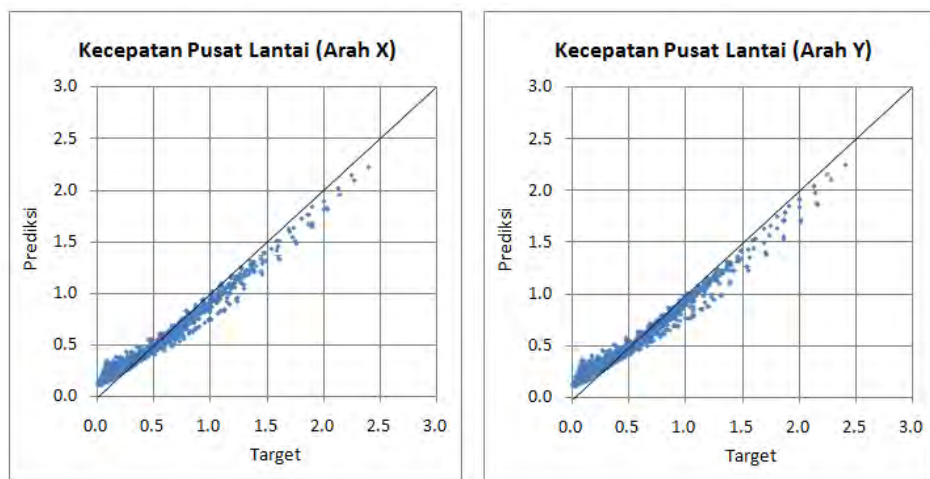
Gambar 5. Grafik Jumlah Iterasi vs. MSE

Berdasarkan hasil perhitungan, dapat dilihat bahwa MSE untuk parameter simpangan lantai adalah relatif kecil (0,0003), hal tersebut menunjukkan bahwa JST sangat baik dalam memprediksi simpangan pusat lantai. Demikian juga untuk perhitungan kecepatan pusat lantai. Koefisien determinasi diperoleh nilai R^2 yang berkisar antara 0,965 untuk simpangan pusat lantai dan 0,948 untuk kecepatan pusat lantai. Jika digunakan ketelitian dengan dua angka di belakang koma, nilai R^2 berkisar 0,95 atau 95%. Sedangkan akurasi untuk percepatan lebih rendah dibandingkan dengan akurasi simpangan dan kecepatan pusat lantai, yaitu 0.83 atau 83%. Ketiga angka akurasi untuk respons struktur tersebut sudah menunjukkan tingkat kecocokan nilai target dengan nilai prediksi JST yang tinggi, yaitu sudah melebihi 80%.

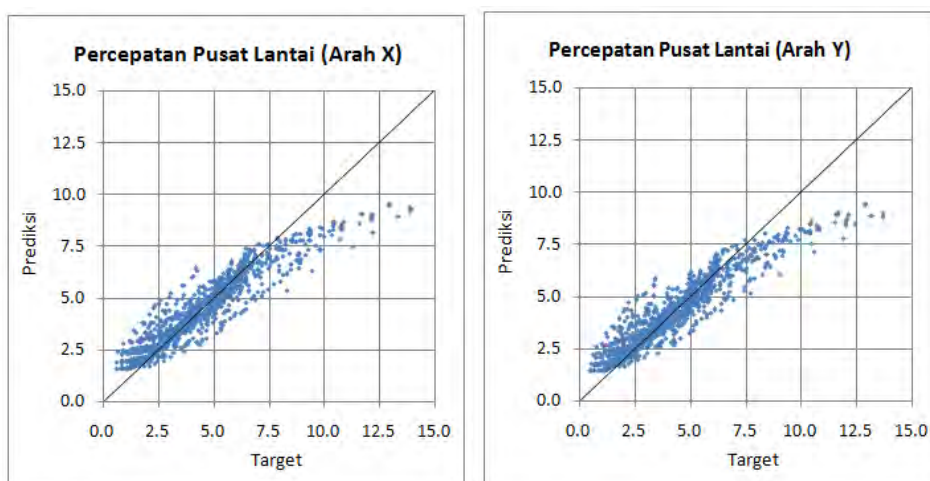
Berdasarkan Gambar 6 dan Gambar 7, secara visual JST yang dilatih sudah mampu memprediksi simpangan dan kecepatan lantai dengan baik untuk kedua arah, yaitu ditunjukkan dengan dekatnya distribusi titik-titik target vs. prediksi ke garis diagonal (garis *perfect fit*). Kinerja JST yang sudah dilatih dalam memprediksi simpangan dan kecepatan pusat lantai mampu memprediksi nilai prediksi dengan baik, namun untuk prediksi percepatan pusat lantai tidak sebaik prediksi simpangan dan kecepatan pusat lantai seperti terlihat pada Gambar 8. Kesamaan akurasi simpangan dan kecepatan pusat lantai tersebut disebabkan oleh hubungan yang linear antara kecepatan dengan simpangan pusat lantai, yaitu merupakan fungsi dari frekuensi sudut getaran struktur. Karena memiliki pola perubahan yang sama, maka JST memiliki kinerja yang sama pula dalam memprediksi simpangan pusat lantai dan kecepatan pusat lantai.



Gambar 6. Grafik Target vs. Prediksi JST 96% untuk simpangan pusat lantai arah X dan arah Y



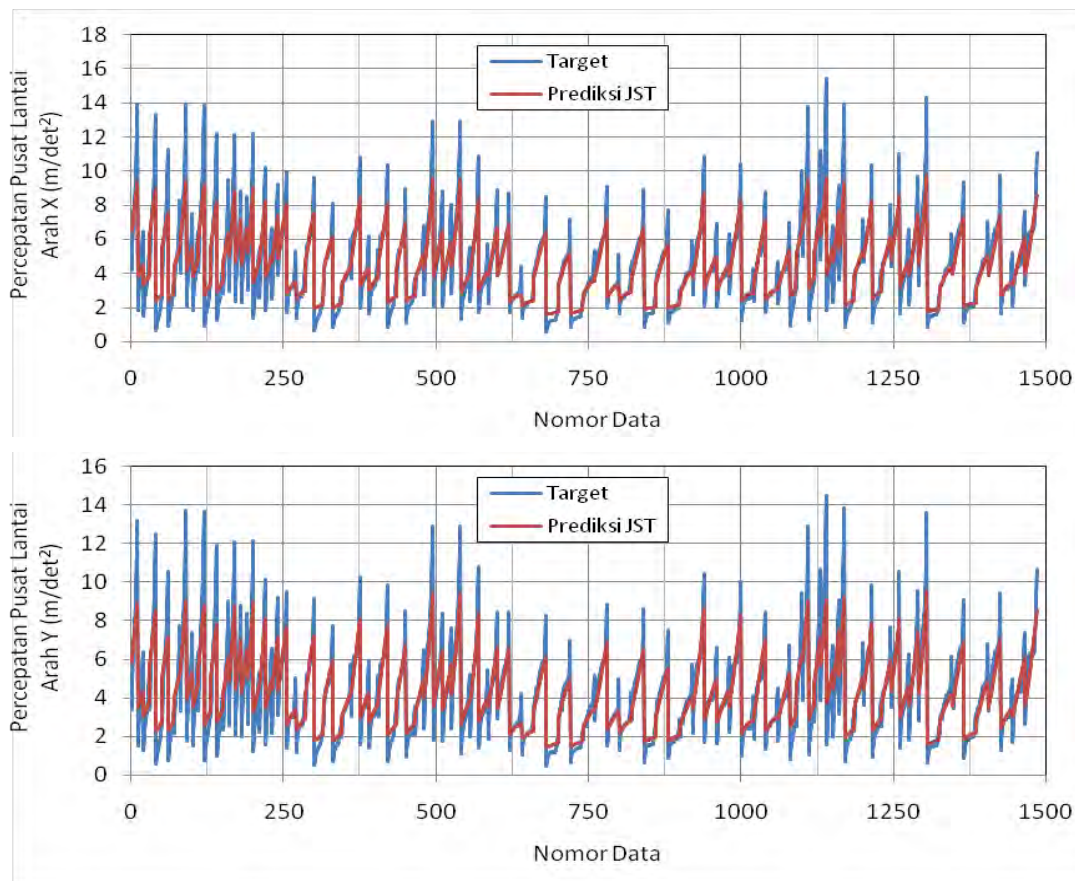
Gambar 7 Grafik Target vs. Prediksi JST 95% untuk kecepatan pusat lantai arah X dan arah Y



Gambar 8. Grafik Target vs. Prediksi JST 83% untuk percepatan pusat lantai arah X dan arah Y

Catatan: Satuan simpangan pusat lantai adalah meter, kecepatan pusat lantai adalah m/det, dan percepatan pusat lantai adalah m/det².

Perbandingan nilai prediksi JST dan nilai target untuk percepatan pusat lantai pada tahap *training* untuk sejumlah 1080 data maupun *testing* sebanyak 405 data menunjukkan hasil prediksi JST terhadap percepatan pusat lantai untuk beberapa kasus yang dipilih. JST yang telah dilatih dapat memprediksi nilai percepatan pusat lantai, tetapi akurasi jauh di bawah prediksi simpangan dan kecepatan pusat lantai. Hal tersebut disebabkan oleh kurva percepatan target yang memiliki kemiringan dan kelengkungan yang berbeda-beda sehingga menyulitkan JST dalam proses *training*. Selain itu, bentuk kurva percepatan target cukup berbeda dengan kurva simpangan dan kecepatan target. Akibatnya adalah *training* JST mengalami *overfitting* ke arah prediksi simpangan dan kecepatan dibandingkan prediksi percepatan. Perbandingan nilai target dan prediksi untuk masing-masing data pada percepatan pusat lantai dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Grafik Perbandingan Nilai Target dan Prediksi JST vs. Nomor Data

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa parameter *input* 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 dibandingkan 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.

DAFTAR PUSTAKA

- Arfiadi, Y., & Satyarno, I. (2013). Perbandingan Spektra Desain Beberapa Kota Besar di Indonesia dalam SNI Gempa 2012 dan SNI Gempa 2002. In *Konferensi Nasional Teknik Sipil 7 (KoNTekS 7)*, Universitas Sebelas Maret (UNS) - Surakarta.
- Asrurifak, M., Irsyam, M., Budiono, B., Triyoso, W., & Hendriyawan, H. (2010). Development of spectral hazard map for Indonesia with a return period of 2500 years using probabilistic method. *Civil Engineering Dimension*, 12(1), 52–62.
- Badan Standardisasi Nasional. (2012). SNI 1726-2012: Tata Cara Perencanaan Ketahanan Gempa untuk Struktur Bangunan Gedung dan Non Gedung.
- Basheer, I., & Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*, 43(1), 3-31., 2000(1), 3–31.
- Bojórquez, E., Bojórquez, J., Ruiz, S. E., & Reyes-Salazar, A. (2012). Prediction of inelastic response spectra using artificial neural networks. *Mathematical Problems in Engineering*.
- Dewi, L. C., Prihantono, J., Purbani, D., & Pradono, M. H. (2015). Respon Spektrum Desain Pada Lokasi Tempat Evakuasi Sementara Tsunami Di Kota Pariaman. *Jurnal Segara*, 10(2).
- Irsyam, M., Dangkua, 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* 865-878., 117(2), 865–878.
- Lee, S. C., & Han, S. W. (2002). Neural-network-based models for generating artificial earthquakes and response spectra. *Computers & Structures*, 80(20), 1627–1638.
- 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(1), 155–164. Retrieved from <http://iaesjournal.com/online/index.php/TELKOMNIKA/article/view/665>
- Paz, M. (1985). *Dinamika Struktur: Teori & Perhitungan* (2nd ed.). Jakarta: Erlangga.
- Setio, H. D., & Halim, B. S., Gunawan, Tommy, Setio, S. (1999). Studi Eksperimental Kontrol Aktif Struktur dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. In *Prosiding Konferensi Nasional Rekayasa Kegempaan*. Retrieved from <http://pubs.usgs.gov/gip/dynamic/fire.html>
- Setio, H. D., Widarbo, R., & Patta, P. R. (2008). Kontrol Vibrasi Aktif pada Struktur yang Mengalami Beban Dinamik dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik. *Dinamika Teknik Sipil*, 2, 137–148.
- Sutojo, T., Mulyanto, E., & Suhartono, V. (2010). *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET.
- USGS. (1999). Ring of Fire. Retrieved from <http://pubs.usgs.gov/gip/dynamic/fire.html>
- Wight, J. K., & MacGregor, J. G. (2012). *Reinforced Concrete Mechanics & Design* (6th ed.). United States of America: Pearson Education, Inc.

LAMPIRAN 4

**Manuskrip KSCE Journal of
Civil Engineering
*(Submitted)***

KSCE Journal of Civil Engineering

Prediction of Multi-Story Building Drift Based on Indonesian Seismic Hazard Map using Artificial Neural Networks --Manuscript Draft--

Manuscript Number:	
Full Title:	Prediction of Multi-Story Building Drift Based on Indonesian Seismic Hazard Map using Artificial Neural Networks
Article Type:	Research Paper
Corresponding Author:	Reni Suryanita, Ph.D Universitas Riau Pekanbaru, Riau INDONESIA
Corresponding Author Secondary Information:	
Corresponding Author's Institution:	Universitas Riau
Corresponding Author's Secondary Institution:	
First Author:	Reni Suryanita, Ph.D
First Author Secondary Information:	
Order of Authors:	Reni Suryanita, Ph.D Harnedi Maizir, PhD
Order of Authors Secondary Information:	
Funding Information:	
Abstract:	<p>This study utilizes Artificial Neural Network (ANN) to predict structural responses of multi-story reinforced concrete building under earthquake load. The strong ground motion might cause catastrophic collapse of multi-storey building which leads to casualties and property damages. Therefore, it is imperative to properly design the multi-storey building against seismic hazard. Seismic-resistant building design process requires structural analysis to be performed to obtain the necessary building responses. Modal response spectrum analysis is performed to simulate earthquake loading and produce structural response data for further use in the ANN. The ANN architecture comprises of 3 layers: an input layer, a hidden layer, and an output layer. Earthquake load parameters from 34 provinces in Indonesia, soil condition, and building geometry are selected as input parameters, whereas structural responses consist of acceleration, velocity and displacement (story drift) are selected as output parameter for the ANN. As many as 6345 data sets are used to train the ANN. From the overall data sets, 4590 data sets (72%) are used for training process, 877 data sets (14%) for the validation process, and 878 data sets (14%) for testing. The trained ANN is capable of predicting structural responses due to earthquake loading at 96% rate of prediction and the calculated Mean-Squared Errors (MSE) as low as $1.2 \cdot 10^{-4}$. The high accuracy of structural response prediction can greatly assist the engineer to identify the building condition rapidly due to earthquake loads and plan the building maintenance routinely.</p>

Prediction of Multi-Story Building Drift Based on Indonesian Seismic Hazard Map using Artificial Neural Networks

Reni Suryanita^{1,*}, Harnedi Maizir², Hendra Jingga¹

¹ Civil Engineering Department - Faculty of Engineering, University of Riau
Kampus Bina Widya Jl. HR. Soebrantas KM.12.5 Pekanbaru-Indonesia

² Civil Engineering Department – Sekolah Tinggi Teknologi Pekanbaru
Jl. Dirgantara No.4 Pekanbaru-Indonesia

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

Abstract

This study utilizes Artificial Neural Network (ANN) to predict structural responses of multi-story reinforced concrete building under earthquake load. The strong ground motion might cause catastrophic collapse of multi-storey building which leads to casualties and property damages. Therefore, it is imperative to properly design the multi-storey building against seismic hazard. Seismic-resistant building design process requires structural analysis to be performed to obtain the necessary building responses. Modal response spectrum analysis is performed to simulate earthquake loading and produce structural response data for further use in the ANN. The ANN architecture comprises of 3 layers: an input layer, a hidden layer, and an output layer. Earthquake load parameters from 34 provinces in Indonesia, soil condition, and building geometry are selected as input parameters, whereas structural responses consist of acceleration, velocity and displacement (story drift) are selected as output parameter for the ANN. As many as 6345 data sets are used to train the ANN. From the overall data sets, 4590 data sets (72%) are used for training process, 877 data sets (14%) for the validation process, and 878 data sets (14%) for testing. The trained ANN is capable of predicting structural responses due to earthquake loading at 96% rate of prediction and the calculated Mean-Squared Errors (MSE) as low as $1.2 \cdot 10^{-4}$. The high accuracy of structural response prediction can greatly assist the engineer to identify the building condition rapidly due to earthquake loads and plan the building maintenance routinely.

Keywords: Artificial Neural Networks, earthquake load, Mean-Squared Error, response spectrum, structural response

INTRODUCTION

One of the so many factors that affect the aftermath of earthquake disaster is the resilience of the infrastructure building against the strong ground motion. Critical infrastructure building such as hospital, school, power plant office, and governmental buildings are most likely multi-storey buildings which are very prone to seismic loading. During strong ground motion, multi-storey building might collapse in brittle way that endanger its occupants due to the massive dead weight, especially for reinforced cement concrete (RCC) building. Other than that, tall building if not designed properly will experience excessive displacement (storey-drift) that cause discomfort and might damage non-structural components such partition wall, window, and door which blocks evacuation passage. Due to these facts, multi-storey building shall be designed properly to exhibit ductile behavior and controlled deformations during strong ground motion.

1 Story drift is one of the most important limit states in multi-story building structure design. A
2 Building shall not drift excessively to provide better performance and prevent damage to non-
3 structural elements such as walls and doors. Provisions that limit story drift vary depending on
4 which code is used (Council, Agency, & Council, 1997; SNI-1726-2012, 2012; Yang, 2009).
5 Frequently, story drift governs the design of structural elements rather than strength.
6

7 Finite Element Method (FEM) is currently the best available method to analytically calculate the
8 story drift of multi-story buildings. Performing FEM for such complex buildings could be very
9 tedious to be hand-calculated if not practically impossible. To help in faster and more accurate
10 calculations, many FEM softwares specialized for Civil Engineering applications are developed and
11 widely available in the market. However, precisely the modeling and running analysis of building
12 structures in FEM softwares is indeed very time-consuming especially for nonlinear and dynamic
13 analysis.
14
15

16
17 Though Finite Element Method for structural analysis is accurate, it is relatively slow. To provide
18 an adequate early prediction of structural responses such as acceleration, velocity and displacement
19 (story drift) at a faster rate, Artificial Neural Network (ANN) method may be used. ANN method is
20 a general prediction tool which is widely used in various fields of application, including Civil
21 Engineering. Artificial Neural Networks are simplified models of the biological nervous system and
22 have drawn their motivation from the kind of computing performed by a human brain (Rajasekaran
23 & Pai, 2007). An Artificial Neural Network is organized into a sequence of layer with full or
24 random connections between the layers. A typical Neural Networks is fully connected, which means
25 there is a connection between each neuron in any given layer to each neuron in the next layer.
26 Artificial Neural Network (ANN) is capable of modeling nonlinear relationship between input and
27 output parameters. ANN works by processing weighted input data using certain algorithm to
28 produce a desired output (Kanwar, Singh, Kwatra, & Aggarwal, 2014). The relationship between
29 neurons in ANN is represented by weight factors that will be modified through a training process. If
30 sufficient data sets are available and learning algorithm is correctly chosen, the training process will
31 modify the weight factors by each iteration performed and eventually the desired output will be
32 achieved. Many researchers have studied the application of ANN in multystorey shear structure to
33 predict the health of building, such as (Sahoo, Das, & Chakraverty, 2014) and (Vafaei, Adnan, &
34 Abd. Rahman, 2012).
35
36
37
38
39
40

41 In this study, the ANN is used to predict structural response of reinforced concrete multi-story
42 building under earthquake loading in 34 provinces of Indonesia. Indonesia is one of the highest-risk
43 seismic zone in the world, where is crossed by the Pacific Ring of Fire, which refers to the
44 geographical region with the most active tectonic plate and volcanic activities on earth (for
45 example: Krakatau Volcano). This results in a high tendency of strong ground motion to occur due
46 to earthquake in the Pacific Ring of Fire region. In 2004, a whopping 9.3 Richter-scale mega quake
47 struck Aceh on the Western Coast of Sumatera Island, which then followed by a tsunami that
48 travelled several kilometers inland. In all the aforementioned cases, the property damage was severe
49 and the casualty was huge. The high accuracy of structural response prediction can greatly assist the
50 engineer to identify the building condition rapidly due to earthquake loading and plan the building
51 maintenance routinely.
52
53
54
55
56

57 **ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

58

59 Artificial neural network (ANN) is a mathematical model inspired by its biological neural network
60 counterpart. The ANN system comprises of several processing layers and neurons. Just like the
61 biological neural network, the connection and signal transfer between neurons and layers enable the
62
63
64
65

ANN system to process the given input signal into appropriate outputs, which is later called prediction. ANN possesses the capability to predict output based on any given input in which the mathematical relationship between the input and output parameter is nonlinear, complex, and oftenly vague. Common multi-layer ANN system comprises of an input layer, hidden layer, and the output layer (Figure 1). Input layer consists of input neurons that receive external signals (input data). Hidden layer also consists of neurons that receive signals from input neurons and transfer it to the output layer. The number of neurons in hidden layer affects the prediction rate and the ability of the ANN system to cope with nonlinear relationship between variables. Finally, output layer consists of output neurons that represent the output parameters to be predicted. The difference between the predicted output value and the target value (the true value according to learning data set) is the error of the ANN system.

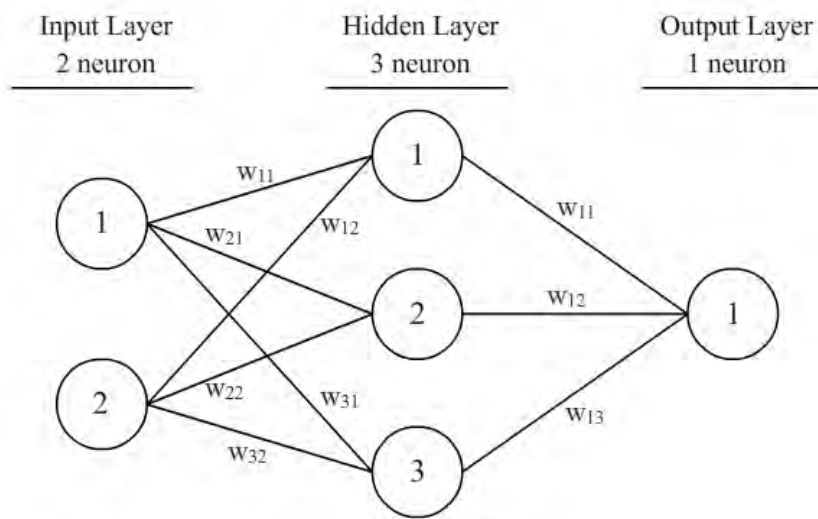


Figure 1. Simple Artificial Neural Network Scheme

ANN neuron's functionality is analogue to the biological neuron. The synapse strength in biological neural network is represented by the weight factor in the ANN system (for example: notated as w_{11} in Figure 1). The initial values of the weight factors are usually random, which later modified through a process called ANN training, iteration, or learning process. The ANN learning process requires a set of data to 'train' the ANN before it is ready for testing. The trained ANN system is expected to possess the capability to predict outputs based on any given inputs at decent accuracy. The commonly adopted criteria to evaluate the performance of the ANN system are Mean-Squared-Error (MSE) and Coefficient of Correlation (R).

Backpropagation Artificial Neural Network is one of the most widely used types of ANN. The Backpropagation ANN algorithm consists of two calculation phases: feed-forward calculation and backpropagation calculation. During the feed-forward calculation, input data is fed into the input layer, then the calculation is continued until it reaches the output layer. The difference between the predicted output value and the target value is used to calculate the error value. During the backpropagation calculation, the error value obtained in the previous phase is used to modify the weight factors of each neuron in the output layer, then the hidden layer. The completion of one feed-forward and backpropagation calculation for each data set is called one epoch.

The feed-forward calculation uses Equation 1 and 2 to compute the value of the neuron.

$$\xi_j^l = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^l x_i^{l-1} \quad (1)$$

$$\sigma_j^l(\xi) = \frac{1}{1 + e^{-\xi_j^l}} \quad (2)$$

Where: ξ_j^l = net input of neuron j at layer l ;
 w_{ji}^l = weight factors between neuron j at layer l and neuron i at layer $(l - 1)$;
 x_i^{l-1} = value of neuron i at layer $(l - 1)$;
 N_{l-1} = number of neurons in layer $(l - 1)$; and
 $\sigma_j^l(\xi)$ = sigmoid transfer function to compute the final value of neuron j at layer l .

To evaluate the performance of the ANN system before proceeding to the backpropagation calculation, Mean-Squared-Error (MSE) and Coefficient of Correlation (R) are computed using Equation 3 and 4, respectively.

$$MSE = 0.5(T_i - Y_i)^2 \quad (3)$$

$$R = \frac{n \sum T_i Y_i - (\sum T_i)(\sum Y_i)}{\sqrt{n(\sum T_i^2) - (\sum T_i)^2} \sqrt{n(\sum Y_i^2) - (\sum Y_i)^2}} \quad (4)$$

Where: T_i = target value based on learning data set;
 Y_i = predicted output value; and
 n = the number of data sets.

METHODOLOGY

ANN analysis requires an amount of learning data sets to perform the training, validation, and testing process. In this study, the ANN 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.

Building Structure Model

The multi-storey building structure models are reinforced cement concrete (RCC) moment frames combined with shear walls. In this research, 3 variations of building height are adopted: 10 storey (Model 1), 15 storey (Model 2), and 20 storey (Model 3), as tabulated in Table 1. The inter-storey height is 4.5 meters at base and 4 meters at other stores. The floor plan for all storeys are identical as shown in Figure 2.

Table 1. Multi-storey Building Structure Models

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

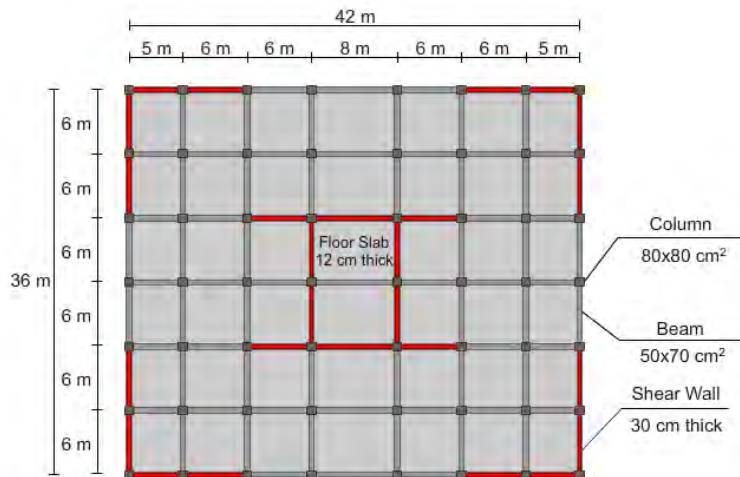


Figure 2. Floor Plan of the Multi-Storey Building

Seismic Analysis: Modal Response Spectrum Analysis

Modal response spectrum analysis was performed to obtain the responses of the building structure models (storey displacement, velocity, and acceleration). The seismic load was included as 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 study, 34 capital cities and 13 other cities in Indonesia were selected as seismic location with 3 soil conditions (soft, medium, and hard soil). By adopting 47 cities in Indonesia with 3 possible soil conditions, 141 seismic response spectrum plots were obtained. One of the seismic response spectrum plots for Banda Aceh City is shown in Figure 3. For each seismic load, 10 building response 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.

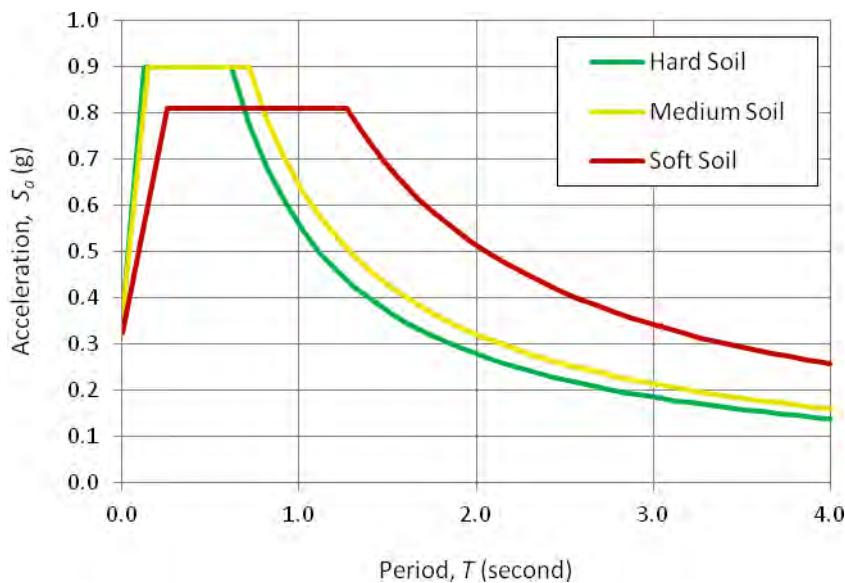


Figure 3. Seismic Response Spectrum Plot for Banda Aceh City

Proposed Artificial Neural Network Architecture

The proposed Backpropagation ANN architecture on the prediction of building structure response due to seismic load in Indonesia is as shown in Figure 4. The ANN architecture consists of 3 layers: input layer with 8 neurons, hidden layer with 24 neurons, and output layer with 6 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 storey displacement, velocity, and acceleration in both orthogonal horizontal directions (X and Y).

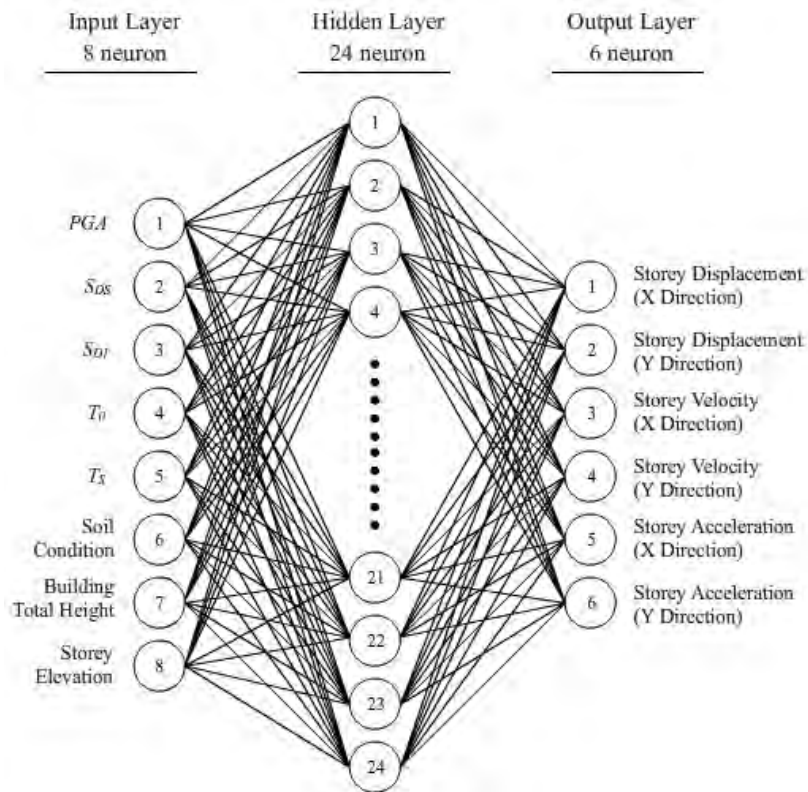


Figure 4. Proposed Backpropagation ANN Architecture

Learning Data Sets for the ANN System

As stated in previous sub-section of this work, as many as 6345 learning data sets are obtained from the structural analysis and these data sets are fed into the ANN system for training, validation, and testing process (Table 2 and Table 3). From the overall data sets, 4590 data sets (72%) are used for training process, 877 data sets (14%) for the validation process, and 878 data sets (14%) for testing.

Table 2. ANN Learning Data Data Sets for Input Data

No.	Input Data							
	Input 1	Input 2	Input 3	Input 4	Input 5	Input 6	Input 7	Input 8
	PGA (g)	S _{DS} (g)	S _{D1} (g)	T ₀ (sec)	T ₁ (sec)	Soil Cond. ¹	Building Height (m)	Elev. (m)
1.	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	4.5
2.	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	8.5
3.	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	12.5
4.	0.621	0.899	0.557	0.124	0.619	0	40.5	16.5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
6340.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	60.5
6341.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	64.5
6342.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	68.5
6343.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	72.5
6344.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	76.5
6345.	0.600	0.900	0.960	0.213	1.067	2	80.5	80.5

Note: ¹ Soil condition: 0 = hard soil, 1 = medium soil, 2 = hard soil.

Table 3 ANN Learning Data Data Sets for Target Data

No.	Target Data					
	Target 1	Target 2	Target 3	Target 4	Target 5	Target 6
	Disp. X (m)	Disp. Y (m)	Veloc. X (m/sec)	Veloc. Y (m/sec)	Accel. X (m/sec ²)	Accel. Y (m/sec ²)
1.	0.0067	0.0075	0.1262	0.1272	4.1815	3.3948
2.	0.0146	0.0161	0.2396	0.2469	5.7762	4.9957
3.	0.0237	0.0260	0.3590	0.3713	6.8525	6.1938
4.	0.0338	0.0368	0.4831	0.4986	7.5491	6.9656
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
6340.	0.3371	0.3573	1.6109	1.6115	6.3718	5.9821
6341.	0.3638	0.3854	1.7389	1.7390	6.7544	6.3677
6342.	0.3900	0.4130	1.8687	1.8685	7.4165	7.0298
6343.	0.4156	0.4399	1.9994	1.9989	8.3694	7.9600
6344.	0.4407	0.4662	2.1300	2.1290	9.5280	9.0674
6345.	0.4653	0.4920	2.2597	2.2578	10.7557	10.2225

RESULT AND DISCUSSION

The ANN learning process was conducted by using the following learning parameters:

1. Learning rate = 0.05
2. Number of epochs (iterations) = 1000
3. Momentum coefficient = 0
4. Variable normalization range = 0 – 0.5

ANN Analysis Computer Program

The ANN analysis (learning process) was performed using an ANN tool (software) written using VB.NET Language in Visual Studio Community 2015 IDE. The screenshot of the ANN tool's user interface after 1000 epochs of the learning process is shown in Figure 5.

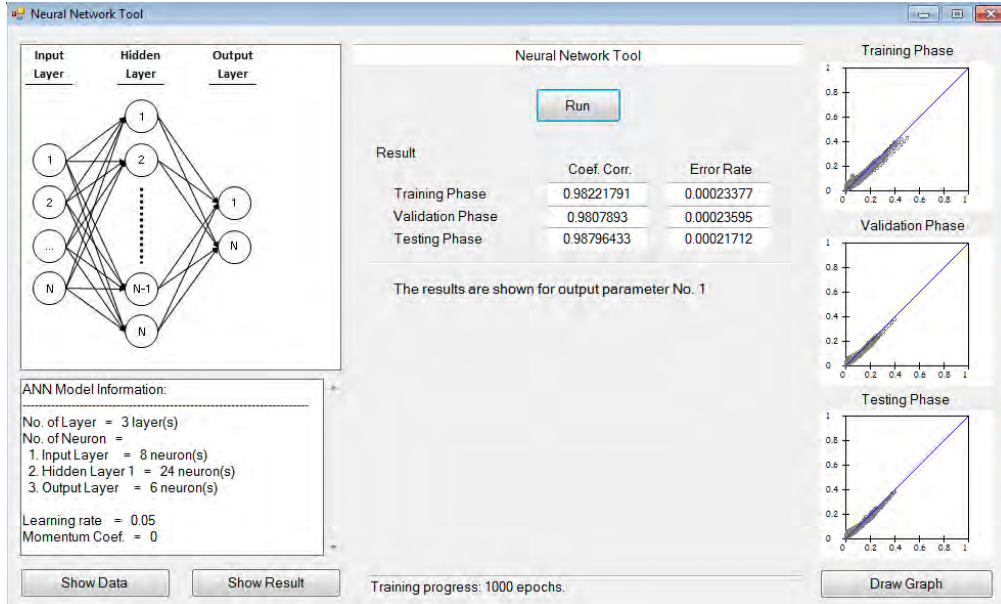


Figure 5. ANN Learning Tool Screenshot After 1000 Epochs

Prediction Criteria: MSE and R

The details on the MSE and R values obtained through the ANN learning process is tabulated in Table 4. After 1000 epochs during the ANN learning process, the MSE was calculated as 2.34×10^{-4} for training phase, 2.36×10^{-4} for validation phase, and 2.17×10^{-4} for testing phase. The coefficient of correlation (R) was ranging from 0.899 for acceleration to 0.988 for displacement. This shows that the prediction performance of the trained ANN is sufficiently accurate, which can also be observed on the Target vs. Prediction Plots for all parameters and learning phase (Figure 6).

Table 4 MSE and R Details After ANN Learning Process

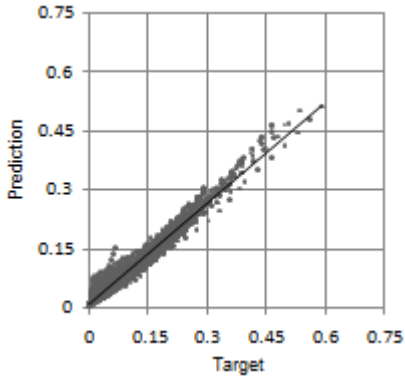
Parameters	Mean-Squared-Error (MSE)			Coefficient of Correlation (R)		
	Training	Validation	Testing	Training	Validation	Testing
Displacement X	1.09×10^{-4}	1.01×10^{-4}	1.00×10^{-4}	0.982	0.981	0.988
Displacement Y	1.05×10^{-4}	0.96×10^{-4}	0.96×10^{-4}	0.982	0.981	0.988
Velocity X	2.05×10^{-4}	2.14×10^{-4}	1.96×10^{-4}	0.972	0.964	0.982
Velocity Y	1.99×10^{-4}	1.99×10^{-4}	1.88×10^{-4}	0.972	0.965	0.983
Acceleration X	4.04×10^{-4}	4.13×10^{-4}	3.80×10^{-4}	0.928	0.901	0.957
Acceleration Y	3.80×10^{-4}	3.93×10^{-4}	3.43×10^{-4}	0.928	0.899	0.959
Average	2.34×10^{-4}	2.36×10^{-4}	2.17×10^{-4}	0.961	0.949	0.976

Training Phase

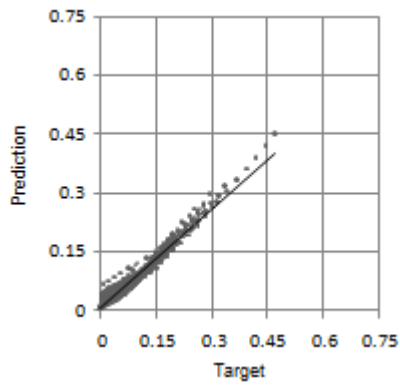
Validation Phase

Testing Phase

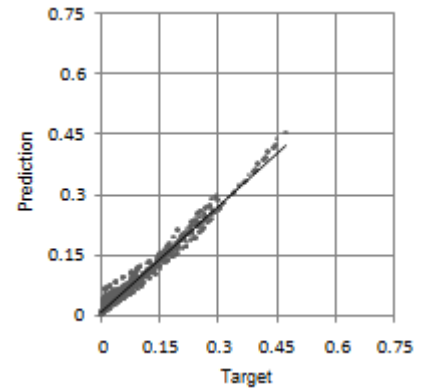
Displacement in X Direction



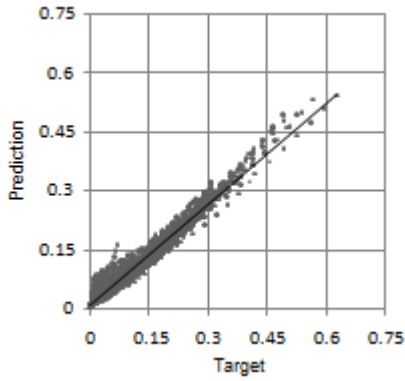
Displacement in X Direction



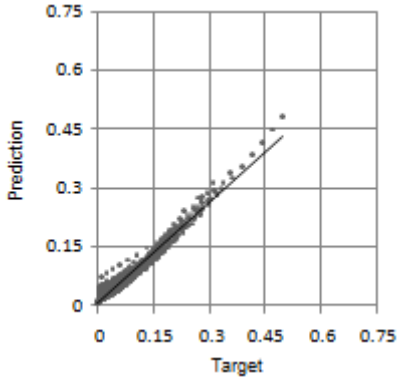
Displacement in X Direction



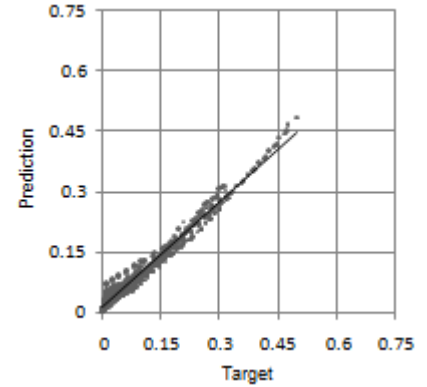
Displacement in Y Direction



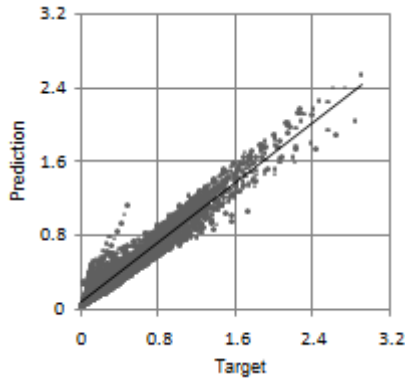
Displacement in Y Direction



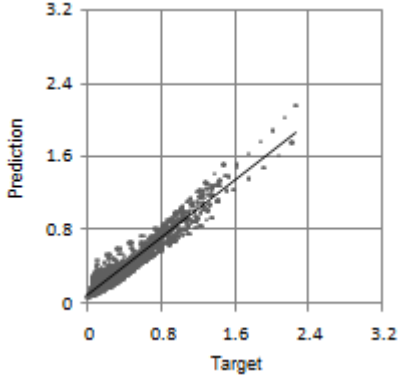
Displacement in Y Direction



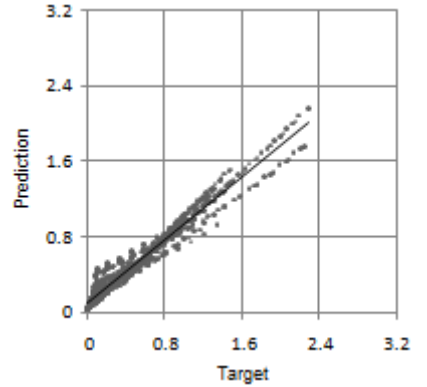
Velocity in X Direction



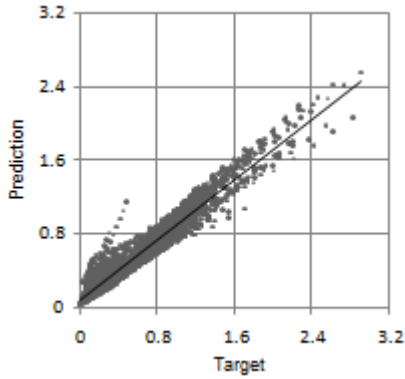
Velocity in X Direction



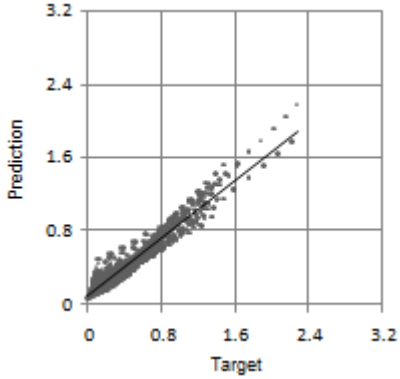
Velocity in X Direction



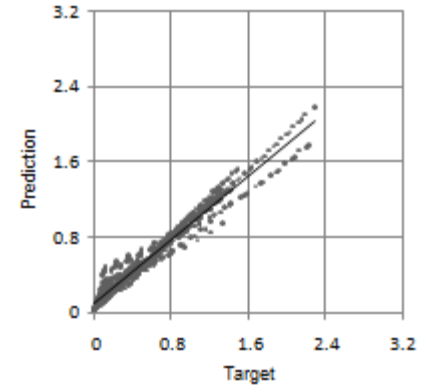
Velocity in Y Direction



Velocity in Y Direction

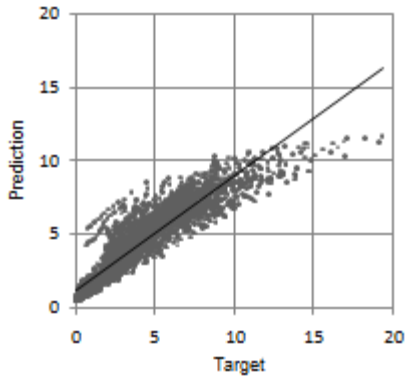


Velocity in Y Direction

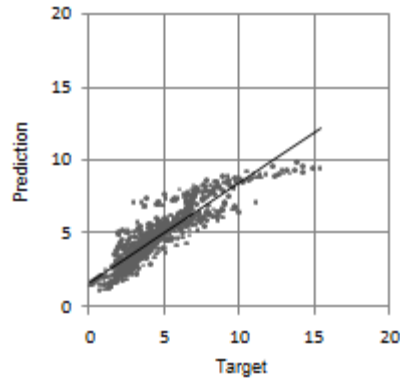


1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
34
35
36
37
38
39
40
41
42
43
44
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55
56
57
58
59
60
61
62
63
64
65

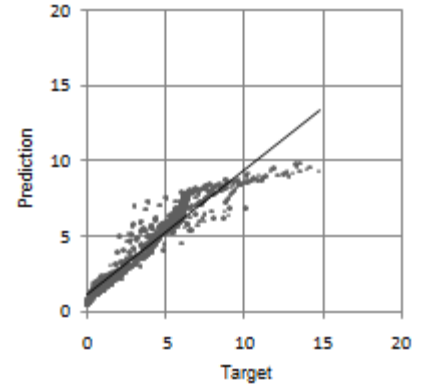
1 Acceleration in X Direction



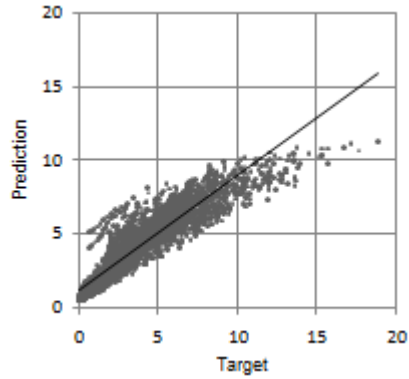
Acceleration in X Direction



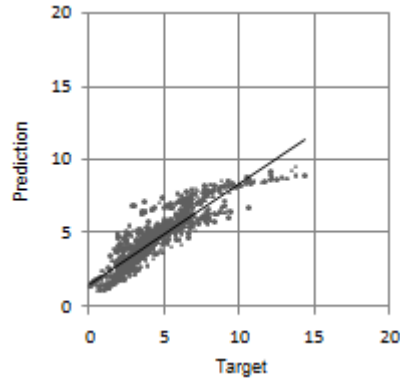
Acceleration in X Direction



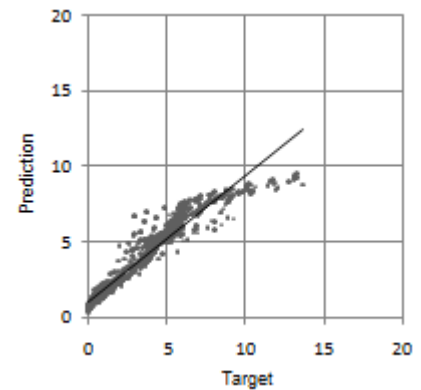
19 Acceleration in Y Direction



Acceleration in Y Direction



Acceleration in Y Direction



36 Figure 6. Target vs. Prediction Plots After ANN Learning Process

37
38
39
40 **CONCLUSIONS**

- 41
42
43
44
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55
56
1. The MSE was calculated as 2.34×10^{-4} for training phase, 2.36×10^{-4} for validation phase, and 2.17×10^{-4} for testing phase.
 2. The coefficient of correlation (R) was ranging from 0.899 for acceleration to 0.988 for displacement.
 3. Both calculated MSE and R value indicate that the prediction performance of the trained ANN is sufficiently accurate.
 4. The ANN is a very promising tool to provide an early prediction on structural response such as story drift (displacement, velocity and acceleration at multi-story building in the region of Indonesia to assist further FEM analysis.

57 **REFERENCES**

- 58
59
60 Basheer, I., & Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*, 43(1), 3-31.

- 1 Bojórquez, E., Bojórquez, J., Ruiz, S. E., and Reyes-Salazar, A. (2012). Prediction of inelastic
2 response spectra using artificial neural networks. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012.
- 3 Council, B. S. S., Agency, U. S. F. E. M., & Council, A. T. (1997). *FEMA 273 NEHRP guidelines*
4 *for the seismic rehabilitation of buildings* (Vol. 1): Federal Emergency Management
5 Agency.
- 6 Che, Z.-G., Chiang, T.-A., and Che, Z.-H. (2011). "Feed-forward neural network training: A
7 comparison between genetic algorithm and back-propagation learning algorithm." *Int. J. Innov.*
8 *Comp. Inf. Control*, 7(10), 5839-5851.
- 9 Kanwar, V. S., Singh, R. P., Kwatra, N., & Aggarwal, P. (2014). Monitoring of RCC structures
10 affected by earthquakes. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 1-29.
11 doi:10.1080/19475705.2013.866984
- 12 Lay, T., Kanamori, H., Ammon, C. J., Nettles, M., Ward, S. N., Aster, R. C., Butler, R. (2005). The
13 great Sumatra-Andaman earthquake of 26 December 2004. *Science*, 308(5725), 1127-1133.
- 14 Lee, S. C., and Han, S. W. (2002). "Neural-network-based models for generating artificial
15 earthquakes and response spectra." *Computers & structures*, 80(20), 1627-1638.
- 16 Mardiyono, M., Suryanita, R., & Adnan, A. (2012). "Intelligent monitoring system on prediction of
17 building damage index using artificial neural network." *TELKOMNIKA Indonesian Journal of*
18 *Electrical Engineering*, 10(1), 155-164.
- 19 Rajasekaran, S., & Pai, G. A. V. (2007). *Neural Network, Fuzzy logic, and Genetic Algorithms*
20 *Syntesis and Applications*. New Delhi: Prentice Hall of India.
- 21 Sahoo, D. M., Das, A., & Chakraverty, S. (2014). Interval data-based system identification of
22 multistory shear buildings by artificial neural network modelling. *Architectural Science*
23 *Review*, 1-11. doi:10.1080/00038628.2013.841091
- 24 SNI-1726-2012. (2012). Standar Perencanaan Ketahanan Gempa Untuk Stuktur Bangunan Gedung:
25 Badan Standarisasi Nasional.
- 26 Suryanita, R., and Adnan, A. (2013). "Application of neural networks in bridge health prediction
27 based on acceleration and displacement data domain." Paper presented at the Proceedings of
28 the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists.
- 29 Sutojo, T., Mulyanto, E., and Suhartono, V. (2010). *Artificial Intelligence*. C.V ANDI OFFSET,
30 Yogyakarta.
- 31 Vafaei, M., Adnan, A. b., & Abd. Rahman, A. B. (2012). Real-time Seismic Damage Detection of
32 Concrete Shear Walls Using Artificial Neural Networks. *Journal of Earthquake*
33 *Engineering*, 17(1), 137-154. doi:10.1080/13632469.2012.713559
- 34 Yang, C. (2009). Study on Indonesian Seismic Code SNI 03-1726-2002 and Seismic Impact to
35 High-rise Buildings in Jakarta, Indonesia. *Proceedings of World Academy of Science:*
36 *Engineering & Technology*, 50.
- 37
38
39
40
41
42
43
44
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55
56
57
58
59
60
61
62
63
64
65

Dear Chief Editor,

I would like to publish my article in *KSCE Journal*. The aim and scope of this journal are suitable to my research focus. My article discussed the prediction of multi-story building drift based on Indonesian seismic hazard map using Artificial Neural Networks. I wish a new concept in this article can contribute to the structural engineer as an alternative in structural control and health monitoring of building.

Best Regards,

Reni Suryanita, Ph.D

Civil Engineering Department

Faculty of Engineering University of Riau

Pekanbaru-Indonesia

LAMPIRAN 5

Buku Ajar Matakuliah

Dinamika Struktur

(Ditampilkan Satu Bab)

BUKU AJAR

Dinamika Struktur
Teori dan Aplikasi

Reni Suryanita, Ph.D

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	ii
DAFTAR GAMBAR	vi
DAFTAR TABEL.....	viii
KATA PENGANTAR	x
TINJAUAN UMUM MATAKULIAH.....	xii
BAB 1	1
SISTEM DERAJAT – KEBEBASAN TUNGGAL TIDAK TEREDAM.....	1
1.1. Derajat Kebebasan (Degrees Of Freedom).....	1
1.2. Sistem Tak Teredam (Undamped System).....	3
1.3. Susunan Pegas Paralel atau Seri.....	5
1.4. Persamaan Hukum Gerak Newton	7
1.5. Diagram Free Body (Free Body Diagram).....	9
1.6. Prinsip D’Alembert	9
1.7. Solusi Persamaan Diferensial Gerak	11
1.8. Frekuensi Dan Perioda	14
1.9. Amplitudo Gerak	16
1.10 Contoh Soal dan Penyelesaian.....	18
1.11 Rangkuman.....	29
1.12 Soal Latihan.....	30
BAB 2	32
SISTEM DERAJAT – KEBEBASAN TUNGGAL TEREDAM	32
2.1. Redaman Liat (Viscous Damping).....	32
2.2 Persamaan Gerak (Equation Of Motion).....	32
2.3 Sistem Redaman Kritis (Critically Damped System).....	34
2.4 Sistem Redaman Superkritis (Overdamped Sytem).....	36
2.5 Sistem Redaman Subkritis (Underdamped System)	37

2.6	Pengurangan Logaritmis.....	40
2.7	Contoh Soal dan Penyelesaian.....	42
2.8	Rangkuman.....	50
2.9	Soal Latihan.....	50
BAB 3		52
RESPONS SISTEM BERDERAJAT KEBEBASAN TUNGGAL TERHADAP PEMBEBANAN HARMONIS		52
3.1.	Pengaruh Harmonis Tak Tereadam (Undamped Harmonic Excitation)	52
3.2.	Pengaruh Harmonis Tereadam (Damped Harmonic Excitation)	54
3.3.	Evaluasi Redaman Pada Saat Resonansi	57
3.4.	Metoda Band Width Untuk Evaluasi Redaman	58
3.5.	Respons Dari Gerakan Penyokong (Response To Support Motion).....	59
3.6.	Penyaluran Gaya Ke fondasi	62
3.7.	Instrumen Gempa (Seismic Instrument).....	63
3.8	Contoh Soal dan Penyelesaian.....	65
3.9	Rangkuman.....	73
3.10	Soal latihan	74
BAB 4		77
RESPONS SISTEM BERDERAJAT KEBEBASAN TUNGGAL TERHADAP PEMBEBANAN DINAMIS		77
4.1.	Pembebanan Impuls Dan Integrasi Duhamel (Impulsive Loading And Duhamel's Integral)	77
4.2.	Gaya Konstan	78
4.3	Evaluasi Numerik Dari Integral Duhamel Untuk Sistem Tak Tereadam.....	82
4.4	Evaluasi Numerik Integral Duhamel Untuk Sistem Tereadam	84
4.5	Evaluasi Numerik Integral Duhamel Untuk Sistem Tereadam dengan Berbagai Variasi Beban.....	86
4.6	Contoh Soal dan Penyelesaian.....	90
4.7	Rangkuman.....	126
4.8	Soal Latihan.....	127
BAB 5		128

SISTEM DERAJAT – KEBEBASAN BANYAK.....	128
(<i>MULTI DEGREE OF FREEDOM</i>)	128
5.1. Matriks Fleksibilitas	128
5.2. Matriks Kekakuan	129
5.3. Contoh Soal dan Penyelesaian.....	131
5.4. Rangkuman.....	135
5.5. Soal Latihan.....	136
BAB 6	137
RESPON SISTEM BERDERAJAT KEBEBASAN BANYAK (MDOF) TERHADAP PEMBEBANAN DINAMIS.....	137
6.1 Analisis Respon Dinamik Sistem MDOF dengan Metode Newmark – β	137
6.2 Pembebanan Dinamis	143
6.2.1. Beban Segitiga	143
6.2.2. Beban Segiempat.....	143
6.2.3. Beban <i>Ramp</i>	144
6.2.4. Beban Sinusoidal.....	145
6.3 Contoh Soal dan Penyelesaian.....	145
6.3.1. Beban Sinusoidal.....	154
6.3.2. Beban Segitiga	165
6.3.3. Beban Segiempat.....	177
6.3.4. Beban <i>Ramp</i>	188
6.4 Rangkuman.....	200
6.5 Soal Latihan.....	203
BAB 7	205
RESPON DINAMIS STRUKTUR BERDASARKAN GRAFIK SPEKTRUM RESPONS	205
7. 1. Bentuk Spektrum Respons (Construction Of Response Spectrum)	205
7. 2. Spektrum Respons Untuk Penyokong/Fondasi yang Tergantung/Bergerak	209
7. 3. Spektrum Respons Dengan Tiga Besaran	210

7. 4. Spektrum Respons Kota-kota Indonesia Berdasarkan SNI 1726-2012....	213
7. 5. Contoh Soal dan Penyelesaian.....	213
7. 6. Rangkuman.....	224
7. 7. Soal Latihan.....	225
Daftar Pustaka	226
GLOSARIUM.....	227

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Struktur yang dimodelisasikan sebagai sistem SDOF.....	2
Gambar 1. 2 Frame yang dimodelisasikan sebagai sistem SDOF	2
Gambar 1. 3 Model matematis untuk sistem berderajat kebebasan tunggal.....	3
Gambar 1. 4 Hubungan gaya statis F_s dan perpindahan u	4
Gambar 1. 5 Susunan pegas: (a) paralel, (b) seri	5
Gambar 1. 6 Diagram <i>free body</i> gaya luar dan gaya inersia	10
Gambar 1. 7 Dua osilator sederhana dan diagram <i>free body</i> -nya	10
Gambar 1. 8 Definisi sudut α	17
Gambar 1. 9 Respons getaran bebas tak teredam.....	17
Gambar 2. 1 Osilator redaman liat dan <i>diagram free body</i>	34
Gambar 2. 2 Respons getar bebas dengan redaman kritis.....	36
Gambar 2. 3 Respons getaran bebas untuk sistem redaman subkritis.....	40
Gambar 2. 4 Perpindahan puncak dan perpindahan pada titik tangensial.....	41
Gambar 3. 1 Osilator teredam secara harmonis dan diagram <i>free body</i>	55
Gambar 3. 2 Osilator sederhana teredam secara harmonis dan Diagram <i>free body</i>	60
Gambar 3. 3 Model seismograph pengukur besaran gempa bumi	64
Gambar 4. 1 Fungsi gaya impuls umum	77
Gambar 4. 2 Gaya tetap yang bekerja pada osilator tak teredam.....	79
Gambar 4. 3 Idealisasi struktur derajat kebebasan tunggal.....	87
Gambar 4. 4 Beban segitiga	87
Gambar 4. 5 Beban segitiga yang lainnya.....	88
Gambar 4. 6 Beban segiempat	88
Gambar 4. 7 Beban trapesium.....	89
Gambar 4. 8 Beban Sinusoidal.....	89
Gambar 4. 9 Accelerogram Gempa El Centro	90
Gambar 5. 1 Ilustrasi Balok Sederhana.....	128
Gambar 5. 2 Ilustrasi Balok yang Mengalami Rotasi Akibat Kekakuan	130
Gambar 5. 3 Portal 3 Derajat Kebebasan	132
Gambar 5. 4 Sistem 4 DOF dan Kalkulasi Koefisien Kekakuan Kolom	134

Gambar 6. 1 Bagan Alir Tahap Perhitungan Respon Sistem MDOF	141
Gambar 6. 2 Bagan Alir Metode <i>Newmark</i> – β	142
Gambar 6. 3 Grafik Fungsi Gaya Pola Beban Segitiga.....	143
Gambar 6. 4 Grafik Fungsi Gaya Pola Beban Segiempat.....	144
Gambar 6. 5 Grafik Fungsi Gaya Pola Beban <i>Ramp</i>	144
Gambar 6. 6 Grafik Fungsi Gaya Beban <i>Sinusoidal</i>	145
Gambar 7. 1 Osilator sederhana tak teredam dipengaruhi beban $F(t)$	207
Gambar 7. 2 Spektrum respons setengah gaya sinusoidal dengan selang waktu t_d	208
Gambar 7. 3 Osilator sederhana teredam yang dipengaruhi pada penyokongnya .	209
Gambar 7. 4 Fungsi percepatan yang mempengaruhi penyokong dari osilator	209
Gambar 7. 5 Spektrum respons perpindahan akibat gempa di El Centro 1940	212
Gambar 7. 6 Parameter S_s ,Gempa Maksimum (MCE_R), Kelas Situs SB	216
Gambar 7. 7 Parameter S_I ,Gempa Maksimum (MCE_R), Kelas Situs SB	217
Gambar 7. 8 Parameter PGA ,Gempa Maksimum (MCE_G), Kelas Situs SB	218
Gambar 7. 9 Spektrum Respons Desain untuk Kota Banda Aceh	221
Gambar 7. 10 Spektrum Respons Desain untuk Kota Medan.....	223
Gambar 7. 11 Spektrum Respons Desain untuk Kota Pekanbaru.....	223
Gambar 7. 12 Spektrum Respons Desain untuk Kota Padang.....	224

DAFTAR TABEL

Tabel 4. 1	Perhitungan numerik dari respons untuk Contoh 4.1.....	91
Tabel 4. 2	Hasil hitungan perpindahan dengan Integral Duhamel.....	93
Tabel 4. 3	Hasil hitungan perpindahan secara manual.....	97
Tabel 4. 4	Hasil hitungan perpindahan dengan SAP 2000	102
Tabel 4. 5	Perhitungan perpindahan manual, Integral Duhamel dan SAP2000.....	108
Tabel 6. 1	Variasi Massa dan Kekakuan	146
Tabel 6. 2	Rekapitulasi Respon Maksimum Sistem	200
Tabel 6. 3	Rekapitulasi Parameter yang Mempengaruhi Respon Sistem	201
Tabel 7. 1	Perhitungan Parameter Percepatan Desain (S_d) Kota Banda Aceh	222

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah puji dan syukur dipanjatkan kehadirat Allah SWT karena akhirnya penulis dapat menyelesaikan buku ajar yang berjudul Dinamika Struktur Teori dan Aplikasi. Buku ajar ini merupakan edisi pertama sehingga kemungkinan kekurangan di sana sini masih akan banyak dijumpai. Kritik dan saran yang membangun untuk perbaikan buku ajar ini sangat penulis harapkan.

Buku ajar matakuliah Dinamika Struktur ini ditujukan bagi mahasiswa semester atas yaitu di atas Semester 6 pada Program S1 maupun mahasiswa Program S2 Teknik Sipil agar dapat dijadikan pegangan dan panduan dalam mengikuti tatap muka perkuliahan di kelas dan pegangan bagi mahasiswa untuk dapat belajar mandiri. Materi tingkat lanjut pada buku ini dapat dimodifikasi dan dikembangkan bagi mahasiswa Tugas Akhir dengan bidang Keahlian Struktur Teknik Sipil. Selain itu buku ini juga dapat dijadikan acuan dan referensi bagi dosen dalam menyampaikan materi perkuliahan.

Adapun naskah buku ajar ini terdiri dari 7 (tujuh) bab, yang berisi uraian umum tentang sistem berderajat kebebasan tunggal tidak teredam, sistem berderajat kebebasan tunggal teredam, respon sistem berderajat kebebasan tunggal terhadap pembebanan harmonis, respon sistem berderajat kebebasan tunggal terhadap pembebanan dinamis, sistem berderajat kebebasan banyak, respon sistem berderajat kebebasan banyak terhadap pembebanan dinamis, dan respon dinamis struktur berdasarkan grafik spektrum respon. Materi disajikan dalam bentuk teori dan contoh soal serta penyelesaiannya. Setiap akhir bab pembahasan diikuti dengan soal latihan

dengan harapan mahasiswa dapat lebih memahami materi dengan cara menyelesaikan kasus yang diberikan.

Pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih atas bantuan berbagai pihak mulai dari proses penyusunan hingga penerbitan buku ajar ini, yaitu kepada: Lembaga Pengembangan dan Penjaminan Mutu Pendidikan (LPPMP) Universitas Riau, mahasiswa Tugas Akhir kelompok penelitian Pemodelan Struktur dan Dinamika Struktur Program Studi S1 Teknik Sipil angkatan 2011 dan angkatan 2012, Vomania dan Puri Awanda Cantikawati yang telah bersedia menjadi juru ketik selama proses penyusunan materi serta Unri Press yang telah menerbitkan buku ajar ini.

Semoga kehadiran buku ajar ini dapat mempermudah mahasiswa dalam memahami Dinamika Struktur. Penulis juga mengharapkan buku ajar ini dapat memberikan manfaat bagi pembacanya.

Pekanbaru, 15 Oktober 2016

Penulis

TINJAUAN UMUM MATAKULIAH

Matakuliah Dinamika Struktur merupakan salah satu matakuliah wajib yang ditawarkan pada semester atas (Semester 6 dan Semester 7) untuk mahasiswa Program Sarjana Teknik Sipil di Perguruan Tinggi Negeri maupun Swasta di Indonesia. Matakuliah ini juga ditawarkan kepada mahasiswa Program Magister Teknik Sipil kelompok bidang keahlian Struktur, dengan bobot 2 SKS. Untuk Program Studi Magister Teknik Sipil, Matakuliah Dinamika Struktur bersifat lanjutan, sehingga materi Contoh Soal dan Penyelesaian yang ditawarkan dalam buku ini dapat digunakan dan diterapkan untuk kasus yang lebih riil dengan menggunakan Software Elemen Hingga.

Adapun tujuan pemberian matakuliah ini kepada mahasiswa Program Studi Sarjana maupun Magister Teknik Sipil, sebagai berikut: .

1. Melatih kemampuan mahasiswa dalam memformulasi persamaan gerak sistem struktur sederhana, menghitung frekuensi dan perioda natural sistem dan struktur dengan analisis respon getaran bebas.
2. Melatih mahasiswa untuk mampu mendefinisikan fenomena-fenomena dinamika secara fisik.
3. Melatih mahasiswa untuk mampu membuat model matematika dari masalah-masalah teknis yang ada dan mencari solusinya dengan berbagai metode persamaan diferensial matematika.

4. Melatih mahasiswa untuk dapat memodelkan, mendesain dan menganalisis respon struktur meliputi perpindahan, kecepatan dan percepatan struktur akibat berbagai pembebanan dinamis.

Pada mata kuliah ini akan dipelajari materi dinamika struktur dan pengantar rekayasa gempa sebagai satu kesatuan. Pada bagian awal diberikan pengetahuan tentang sistem struktur yang dibebani oleh beban dinamik dengan berbagai kondisi pembebanan. Pada bagian kedua diberikan pengetahuan rekayasa gempa, respons struktur akibat beban gempa dan perhitungan beban gempa statik ekuivalen serta konsep dan aplikasi desain perilaku gempa Indonesia.

Buku ajar ini juga difokuskan kepada pembahasan teori dan aplikasi persamaan gerak dinamis sistem berderajat kebebasan tunggal (*Single Degree of Freedom*) dan sistem berderajat kebebasan banyak (*Multi Degree of Freedom*) dalam bidang rekayasa struktur Teknik Sipil. Dalam penerapan aplikasinya, mahasiswa dipandu untuk mengerjakan tugas secara mandiri ataupun berkelompok.

Pemberian evaluasi hasil belajar mahasiswa oleh dosen dapat dilakukan melalui presentasi tugas, nilai quis, tugas terstruktur, ujian tengah semester dan ujian akhir semester. Diharapkan melalui buku ini mahasiswa dapat menambah pemahaman dan pengetahuan tentang Dinamika Struktur dan buku ini dapat dijadikan sebagai pegangan dalam mengikuti tatap muka di kelas.

BAB 1

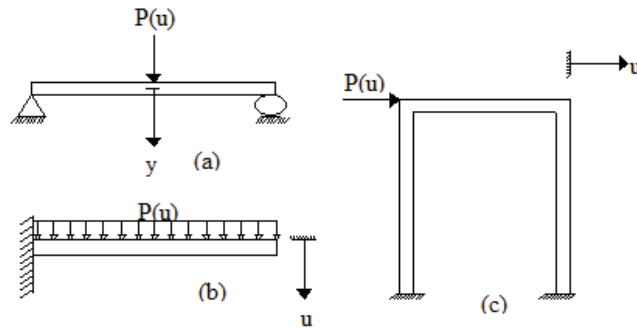
SISTEM DERAJAT – KEBEBASAN TUNGGAL TIDAK TEREDAM

1.1. Derajat Kebebasan (*Degrees Of Freedom*)

Materi awal perkuliahan Dinamika Struktur akan membahas tentang derajat kebebasan suatu struktur. Derajat kebebasan struktur merupakan derajat kebebasan yang diperlukan untuk menyatakan posisi suatu sistem pada setiap saat. Pada umumnya pada sistem berderajat tunggal, setiap titik atau massa hanya diperhitungkan berpindah tempat dalam satu arah horizontal saja.

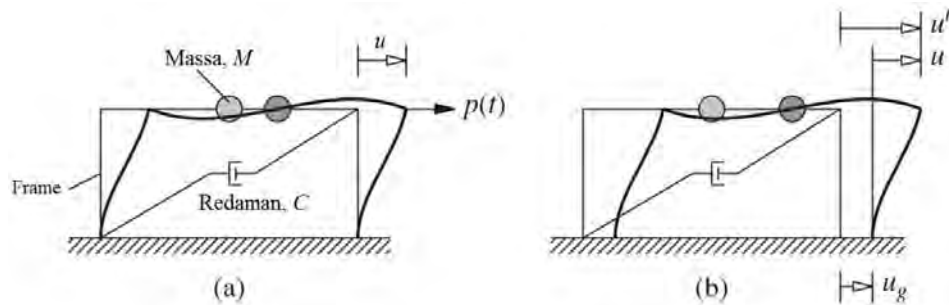
Umumnya struktur berkesinambungan dengan jumlah derajat kebebasan tidak berhingga. Namun suatu struktur dapat direduksi derajat kebebasannya melalui proses idealisasi model matematis. Dengan idealisasi model matematis jumlah derajat kebebasan struktur menjadi suatu jumlah diskrit (terbatas). Bahkan dalam keadaan tertentu dapat menjadi berderajat kebebasan tunggal (*Single Degree of Freedom, SDOF*). Dalam buku teks Mario Paz (1996) diuraikan materi SDOF dengan contoh struktur berderajat kebebasan tunggal seperti terlihat pada Gambar 1.1. Contoh struktur pada Gambar 1.1. dapat dianggap sebagai struktur berderajat kebebasan tunggal dalam analisis dinamis karena sistem tersebut dimodelisasikan sebagai sistem dengan satu koordinat perpindahan yang disimbolkan u . Sedangkan dalam buku teks Chopra (2012), struktur frame dengan massa M dan diberi redaman sebesar C akan berpindah akibat gaya $p(t)$ sejauh perpindahan u . Struktur seperti ini

dianggap berderajat kebebasan tunggal dengan satu perpindahan lateral yaitu u seperti yang terlihat dalam Gambar 1.2.



Gambar 1. 1 Struktur yang dimodelisasikan sebagai sistem SDOF

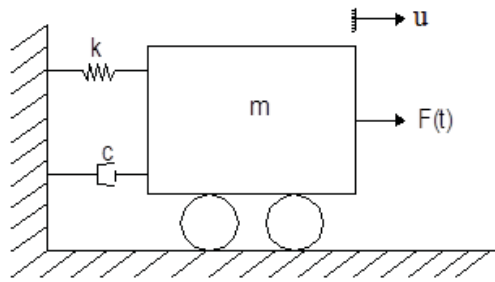
Seandainya struktur mengalami perpindahan akibat adanya percepatan gempa sebesar u_g maka frame akan berpindah sebesar u^f .



Gambar 1. 2 Frame yang dimodelisasikan sebagai sistem SDOF

Sistem berderajat kebebasan tunggal ini dapat dijelaskan secara tepat dengan model matematis pada Gambar 1.3 yang mempunyai elemen – elemen: massa m menyatakan massa dan sifat inersia dari struktur, pegas k yang menyatakan gaya pegas elastisitas dan kapasitas energi potensial dari struktur, redaman c yang

menyatakan sifat geseran dan kehilangan energi dari struktur serta gaya $F(t)$ untuk menyatakan gaya luar yang bekerja pada sistem struktur dengan berdasarkan fungsi waktu. Dengan demikian dapat dikatakan tiap elemen dalam satu sistem menyatakan satu sifat khusus, yaitu massa m yang menyatakan sifat khusus inersia, pegas k menyatakan elastisitas dan peredam c menyatakan kehilangan energi. Harus kita pahami bahwa elemen tersebut tidak terdapat dalam bentuk fisik, namun model matematis ini hanya merupakan konsep idealisasi dari struktur yang sebenarnya. Melalui model matematis kita dapat menyelesaikan persamaan matematis yang menggambarkan sifat dinamis dari sistem tersebut.

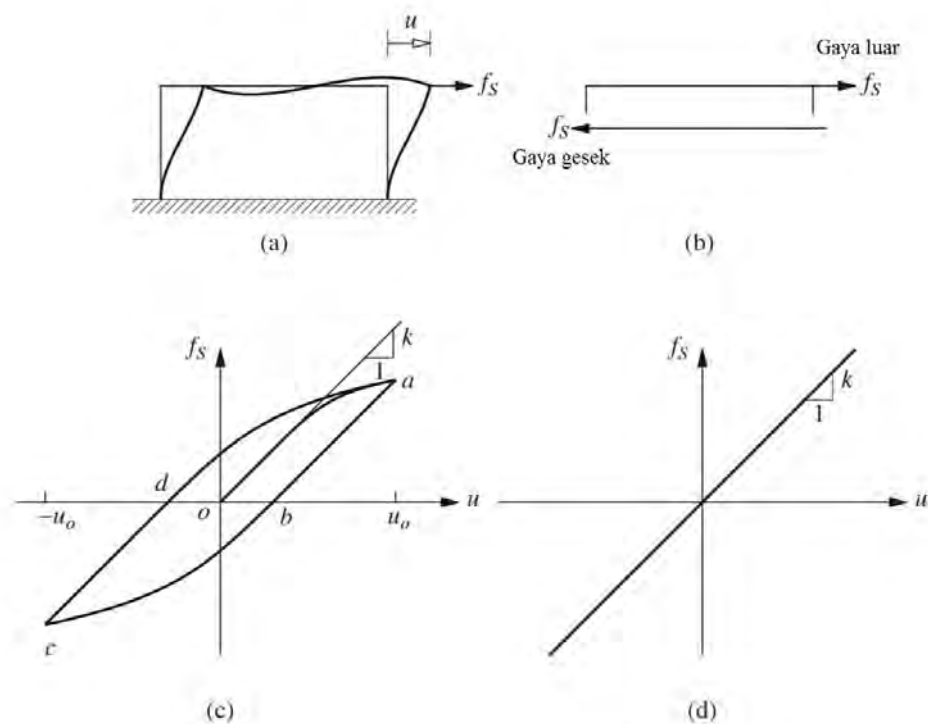


Gambar 1. 3 Model matematis untuk sistem berderajat kebebasan tunggal.

1.2. Sistem Tak Teredam (*Undamped System*)

Sistem berderajat kebebasan tunggal tak teredam sering digambarkan dengan osilator sederhana bermassa m yang dihubungkan dengan pegas k yang ditarik dengan gaya sebesar $F(t)$ tanpa adanya redaman C seperti pada Gambar 1.3. Pada model matematis seperti ini, pergerakan massa m dihalangi oleh pegas k yang bergerak berlawanan arah dengan gaya $F(t)$ pada bidang lurus.

Hubungan gaya dengan perpindahan dijelaskan oleh Chopra (2012) dalam bukunya seperti terlihat pada Gambar 1.4. Jika sistem tidak menerima pembebanan dinamik, dimana gaya yang bekerja pada sistem tidak berdasarkan fungsi waktu maka gaya tersebut disebut gaya statis. Besarnya gaya statis yang bekerja pada sistem yang menyebabkan perpindahan sebesar u disimbolkan dengan F_s seperti terlihat pada Gambar 1.4a. Besarnya gaya gesek F_s yang menahan perpindahan u sama dengan gaya F_s akibat beban dari luar sistem (Gambar 1.4b), namun arah keduanya berlawanan. Hubungan perpindahan u dengan gaya F_s membentuk garis lurus linear pada kondisi deformasi yang kecil, namun jika terjadi deformasi yang besar dimana perpindahan u lebih besar dari gaya F_s maka hubungannya menjadi nonlinear. Kedua hubungan ini dapat kita lihat pada Gambar 1.4c dan 1.4d.



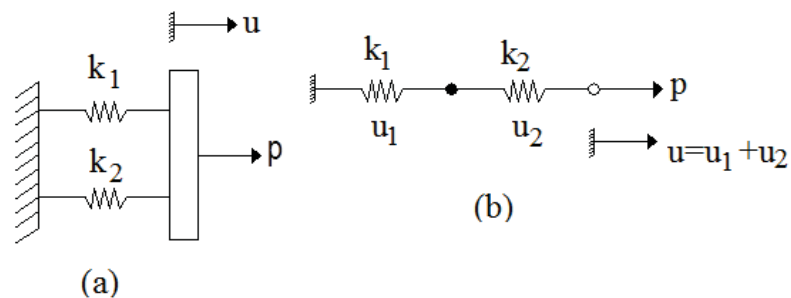
Gambar 1. 4 Hubungan gaya statis F_s dan perpindahan u .

Dengan demikian kita dapat menuliskan hubungan antar gaya dan perpindahan pegas linier dalam Persamaan (1.1) berikut:

$$F_s = ku \quad (1.1)$$

1.3. Susunan Pegas Paralel atau Seri

Besarnya kekakuan suatu sistem dapat digambarkan dengan susunan pegas paralel ataupun seri seperti yang terlihat pada Gambar 1.5.



Gambar 1. 5 Susunan pegas: (a) paralel, (b) seri

Pada Gambar 1.5 susunan pegas paralel, sehingga dapat kita nyatakan kekakuan total pegas atau kekakuan ekivalen (k_e) pegas sebesar:

$$k_e = k_1 + k_2 \quad (1.2)$$

Kekakuan ekivalen untuk n pegas yang dipasang paralel dapat dinyatakan dalam Persamaan (1.3)

$$k_e = \sum_{i=1}^n k_i \quad (1.3)$$

Sedangkan untuk dua pegas yang dipasang seri seperti pada Gambar 1.5 (b), dapat dinyatakan nilai perpindahan merupakan hasil gaya P dibagi kekakuan k. Perpindahan relatif u_1 dan u_2 pada pegas masing-masing sebesar :

$$u_1 = \frac{P}{k_1} \qquad u_2 = \frac{P}{k_2}$$

Sedangkan perpindahan total u yang terjadi pada pegas adalah $u = u_1 + u_2$ atau

$$u = \frac{P}{k_1} + \frac{P}{k_2} \quad (1.4)$$

Dengan demikian, melalui Persamaan (1.4) dapat dinyatakan besarnya konstanta pegas ekivalen untuk membuat satu unit perpindahan (u), yaitu sebesar:

$$k_e = \frac{P}{u}$$

Dengan mensubstitusikan u dari persamaan di atas ke dalam Persamaan (1.4), kita dapatkan harga kebalikan dari konstanta pegas sebesar

$$\frac{1}{k_e} = \frac{1}{k_1} + \frac{1}{k_2} \quad (1.5)$$

Jika terdapat sejumlah n pegas yang terpasang seri, maka besarnya konstanta pegas ekivalen dapat kita nyatakan sebagai berikut:

$$\frac{1}{k_e} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{k_i} \quad (1.6)$$

1.4. Persamaan Hukum Gerak Newton

Pembahasan selanjutnya tentang osilator sederhana seperti pada Gambar 1.3, yang bergerak sehingga timbul perpindahan atau kecepatan massa m pada saat t dan untuk kondisi awal pada saat $t = 0$. Hubungan analitis antara perpindahan u dan waktu t diberikan oleh hukum Newton Kedua untuk gerak yang dapat ditulis sebagai berikut:

$$F = ma \tag{1.7}$$

Dimana F merupakan resultan gaya yang bekerja pada partikel massa m , sedangkan a adalah resultan percepatan. Persamaan (1.7) merupakan persamaan vektor yang dapat ditulis dalam bentuk penjumlahan ekivalen, dalam besaran komponennya menurut sumbu koordinat x , y dan z sebagai berikut:

$$\sum F_x = ma_x \tag{1.8a}$$

$$\sum F_y = ma_y \tag{1.8b}$$

$$\sum F_z = ma_z \tag{1.8c}$$

Percepatan didefinisikan sebagai turunan kedua vektor posisi terhadap waktu; dengan kata lain, Persamaan (1.8) merupakan persamaan diferensial. Persamaan yang menggunakan Hukum Newton kedua ini hanya dapat digunakan untuk benda idealis seperti partikel yang bermassa tetapi tidak bervolume selain itu hukum Newton dapat juga digunakan pada benda berdimensi yang bergerak.

Benda kaku yang bergerak pada sebuah bidang adalah simetris terhadap bidang gerak (bidang $x - z$) yang mengakibatkan perlunya modifikasi hukum gerak Newton menjadi

$$\sum F_x = m(a_G)_x \quad (1.9a)$$

$$\sum F_y = m(a_G)_y \quad (1.9b)$$

$$\sum M_G = I_G \alpha \quad (1.9c)$$

Pada persamaan di atas $(a_G)_x$ dan $(a_G)_y$ adalah komponen percepatan sepanjang sumbu x dan y dari pusat benda yang bermassa G , dan α adalah percepatan sudut, I_G adalah momen inersia massa terhadap sumbu melalui pusat massa G dan $\sum M_G$ adalah jumlah momen gaya yang bekerja pada benda terhadap sumbu melalui pusat massa G yang tegak lurus pada bidang $x - y$. Persamaan (1.9) juga dapat dipakai untuk gerak rotasi suatu benda terhadap satu sumbu tetap. Untuk suatu bentuk gerak bidang yang khusus, Persamaan. (1.9c) dapat diganti dengan

$$\sum M_0 = I_0 \alpha \quad (1.9d)$$

Di mana momen inersia massa I_0 dan momen gaya M_0 ditinjau terhadap suatu sumbu rotasi tetap. Gerakan umum dari suatu benda kaku ditentukan oleh dua persamaan vektor dimana persamaan pertama adalah antara gaya dan percepatan dari pusat massa dan yang lain adalah antara gaya dan gerak sudut (*angular motion*) dari benda. Pernyataan persamaan terakhir adalah komponen skalar agak rumit, tetapi jarang diperlukan dalam dinamika struktur.

1.5. Diagram Free Body (Free Body Diagram)

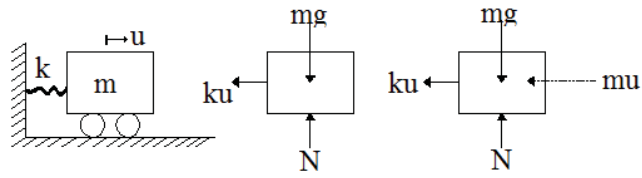
Diagram *free body* (DFB) adalah suatu sketsa dari benda yang dipisahkan dari benda yang lainnya, dimana semua gaya luar pada benda terlihat jelas. Sebagai contoh Gambar 1.6(b) menggambarkan DFB dari massa asilator m yang bergerak pada arah positif menurut koordinat sebesar perpindahan u , mengakibatkan gaya pada pegas sebesar $F_s = k.u$ (anggap pegas linier). Berat dari benda m_g dan reaksi normal N dari permukaan penyokong diperlihatkan juga untuk pelengkap meskipun gaya-gaya ini bekerja pada arah vertikal dan tak termasuk dalam persamaan gerak yang ditulis menurut arah u . Penggunaan hukum gerak Newton memberikan,

$$-ku = m\ddot{u} \quad (1.10)$$

Dimana gaya pegas bekerja pada arah negatif mempunyai tanda minus dan percepatan dinyatakan oleh \ddot{u} . Pada notasi ini, dua titik di atas u menyatakan turunan kedua terhadap waktu dan satu titik di atas u menyatakan turunan terhadap waktu, yaitu kecepatan (\dot{u})

1.6. Prinsip D'Alembert

Sebuah alternatif pendekatan untuk mendapatkan Persamaan (1.10) adalah penggunaan Prinsip D'Alembert yang menyatakan bahwa sebuah sistem dapat dibuat dalam keadaan keseimbangan dinamis dengan menambahkan sebuah gaya fiktif pada gaya-gaya luar yang biasanya dikenal sebagai gaya inersia.

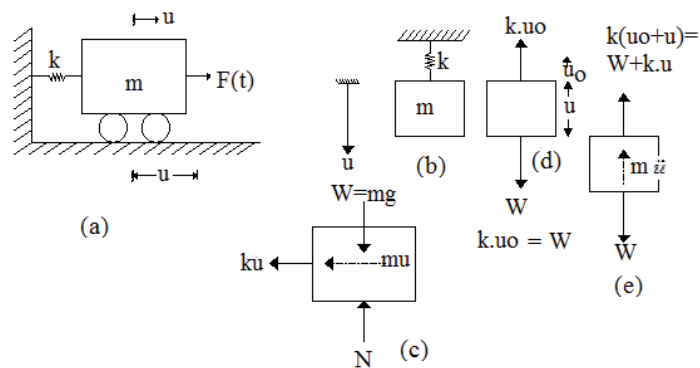


Gambar 1. 6 Diagram *free body* gaya luar dan gaya inersia

Pada Gambar 1.6(c) dapat kita lihat DFB dengan gaya inersia $m\ddot{u}$ yang sama dengan massa dikalikan percepatan dan selalu diberikan arah negatif terhadap koordinat yang bersangkutan. Penggunaan Prinsip D'Alembert memungkinkan pemakaian persamaan keseimbangan untuk mendapatkan persamaan gerak. Kalau kita diperhatikan Gambar 1.6(c), jumlah gaya-gaya pada arah u dapat dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$m\ddot{u} + ku = 0 \tag{1.11}$$

Untuk lebih jelasnya penguraikan persamaan diferensial di atas dapat digambarkan dengan kasus pergerakan osilator sederhana pada Gambar 1.7 berikut.



Gambar 1. 7 Dua osilator sederhana dan diagram *free body*-nya

Free body pada Gambar 1.7(c) dengan persamaan kesetimbangan sama dengan nol maka didapatkan persamaan sebagai berikut,

$$m\ddot{u} + ku = 0 \quad (a)$$

Ketika benda pada Gambar 1.7(d) dalam posisi seimbang statis, pegas tertarik sejauh u_0 unit dan mengakibatkan gaya $ku_0 = W$ ke atas pada benda tersebut, di mana W adalah berat benda. Bila benda berpindah sejauh u ke bawah dari posisi seimbang maka besar gaya pegas diberikan oleh $F_s = k(u_0 + u)$ atau $F_s = W + ku$, sebab $ku_0 = W$. Hasil ini dipakai pada benda Gambar 1.7(e) dan dengan hukum Newton kedua untuk gerak didapat

$$-(W + ku) + W = m\ddot{u}$$

atau

$$m\ddot{u} + ku = 0 \quad (b)$$

Persamaan (b) ini identik dengan Persamaan (a) di atas. Dengan demikian hukum kesetimbangan menggunakan osilator dan dengan penentuan free body menghasilkan persamaan gerak tanpa redaman yang sama.

1.7. Solusi Persamaan Diferensial Gerak

Pada bagian ini kita akan mendalami bagaimana solusi persamaan diferensial pada Persamaan (1.11). Untuk itu kita menggunakan pendekatan sistematis yang dimulai dengan mengklasifikasikan persamaan diferensial tersebut. Oleh karena

variabel bebas u dan turunan keduanya \ddot{u} berderajat satu pada Persamaan (1.11) maka persamaan ini diklasifikasikan linier orde kedua. Persamaan ini mengandung konstanta u , \ddot{u} , k dan m di sisi sebelah kiri dan sisi sebelah kanan sama dengan nol maka persamaan ini dapat diklasifikasikan ke dalam persamaan homogen dengan koefisien konstan. Kita ingat kembali bahwa ada cara umum untuk memecahkan persamaan diferensial linier (*homogen* atau *non homogen*) dari setiap orde. Untuk persamaan diferensial orde kedua kita selesaikan dengan cara mencoba-coba solusi sebagai berikut,

$$u = A \cos \omega t \quad (1.12)$$

atau

$$u = B \sin \omega t \quad (1.13)$$

Di mana A dan B adalah konstanta yang tergantung pada kondisi awal gerak dan ω adalah besaran yang menyatakan besaran fisik sistem seperti yang akan terlihat nanti. Substitusi Persamaan (1.12) ke dalam Persamaan (1.11) sehingga persamaan dapat ditulis sebagai berikut,

$$(-m\omega^2 + k)A \cos \omega t = 0 \quad (1.14)$$

Bila persamaan ini benar untuk setiap besaran waktu, maka faktor yang di dalam tanda kurung sama dengan nol, atau

$$\omega^2 = \frac{k}{m} \quad (1.15)$$

Akar positif dari Persamaan (1.15)

$$\omega = \sqrt{k/m} \quad (1.16a)$$

Persamaan (1.16a) ini kita kenal sebagai frekuensi natural (*natural frequency*) dari sistem. Selanjutnya Persamaan (1.16a) di atas dapat dinyatakan sebagai hasil perpindahan statis dengan berat $W = m \cdot g$ pada pegas. Dengan mensubstitusikan $m = W/g$ ke dalam persamaan (1.16a) maka dihasilkan,

$$\omega = \sqrt{\frac{k \cdot g}{W}} \quad (1.16b)$$

Sehingga,

$$\omega = \sqrt{\frac{g}{u_{st}}} \quad (1.16c)$$

Dimana $u_{st} = W/k$ merupakan perpindahan statis pegas akibat berat W

Dengan menggunakan asumsi Persamaan (1.12) dan (1.13) ke dalam Persamaan (1.11) dan diperoleh solusi persamaan diferensial linier, maka superposisi kedua solusi ini seperti pada Persamaan (1.17) merupakan solusi persamaan diferensial orde dua dan mempunyai dua konstanta integrasi A dan B .

$$u = A \cos \omega t + B \sin \omega t \quad (1.17)$$

Kecepatan \dot{u} didapat dengan mendiferensialkan Persamaan (1.17) terhadap waktu, yaitu

$$\dot{u} = -A \omega \sin \omega t + B \omega \cos \omega t \quad (1.18)$$

Selanjutnya perlu ditentukan konstanta integrasi A dan B . Kedua konstanta ini dapat ditentukan dari perpindahan u_0 dan kecepatan v_0 pada kondisi awal yaitu pada

saat $t = 0$. Kedua kondisi ini disebut kondisi awal (*initial conditions*) dan masalah pemecahan persamaan diferensial dengan kondisi awal disebut problem harga awal (*initial value problem*)

Sesudah substitusi harga $u = u_0$ dan $\dot{u} = v_0$ pada saat $t = 0$ pada Persamaan (1.17) dan (1.18) kita dapatkan

$$u_0 = A \tag{1.19a}$$

$$v_0 = B \omega \tag{1.19b}$$

Dengan substitusi Persamaan (1.19a) dan (1.19b) ke dalam Persamaan (1.17) memberikan:

$$u = u_0 \cos \omega t + \frac{v_0}{\omega} \sin \omega t \tag{1.20}$$

Persamaan (1.20) merupakan persamaan untuk mendapatkan perpindahan u dari osilator sederhana sebagai fungsi variabel waktu t , dengan demikian solusi persamaan struktur model osilator sederhana dengan derajat kebebasan tunggal telah diselesaikan.

1.8. Frekuensi Dan Periode

Persamaan (1.20) yang telah kita pelajari menyatakan bahwa gerak yang ditimbulkan adalah harmonis dan oleh karena itu pola pergerakannya secara periodik. Dengan demikian fungsi geraknya dapat dinyatakan dengan fungsi sinus

(sinusoidal) atau cosinus (cosinusoidal). Besarnya frekuensi yang ditimbulkan sebesar ω dengan periode 2π . Periode T dari gerak ditentukan oleh

$$\omega T = 2\pi$$

atau

$$T = \frac{2\pi}{\omega} \quad (1.21)$$

Perioda biasanya dinyatakan dalam detik per siklus ataupun detik. Perioda merupakan lamanya waktu yang diperlukan untuk terjadinya 1 getaran. Sedangkan frekuensi adalah banyaknya getaran (siklus) yang terjadi dalam 1 detik. Perioda natural (T_n) adalah perioda alami dari suatu struktur, terjadi akibat berat sendiri struktur tersebut. Kebalikan persamaan untuk perioda natural adalah frekuensi natural (*natural frequency*) f , yang diuraikan dari Persamaan (1.21).

$$f = \frac{1}{T} = \frac{\omega}{2\pi} \quad (1.22)$$

Frekuensi natural f selalu dinyatakan dalam siklus per detik. Sebab besar ω berbeda dengan frekuensi natural f karena faktor konstan 2π , maka ω juga sering dianggap sebagai frekuensi natural. Untuk membedakan kedua pernyataan frekuensi natural itu, ω dapat dikatakan sebagai frekuensi natural sudut atau gerak lingkaran. Hal ini sering dapat diketahui dari unit/dimensi yang digunakan. Frekuensi natural f diukur dalam siklus per detik sedangkan frekuensi gerak lingkaran ω selalu diberikan dalam radian per detik (rad/detik).

1.9. Amplitudo Gerak

Persamaan (1.20) sebagai solusi gerak getaran bebas dari osilator tak teredam. Dengan transformasi sederhana trigonometrik dapat dilihat bahwa bentuk ekivalen dari persamaan itu adalah

$$y = C \sin(\omega t + \alpha) \quad (1.23)$$

atau

$$y = C \cos(\omega t - \beta) \quad (1.24)$$

dimana

$$C = \sqrt{u_0^2 + (v_0/\omega)^2} \quad (1.25)$$

$$\tan \alpha = \frac{u_0}{v_0/\omega} \quad (1.26)$$

dan

$$\tan \beta = \frac{v_0/\omega}{u} \quad (1.27)$$

Cara yang paling mudah untuk mendapatkan Persamaan (1.23) atau Persamaan (1.24) adalah dengan mengalikan dan membagi Persamaan (1.20) dengan faktor C dari Persamaan (1.25) adalah dengan menentukan α atau β oleh Persamaan (1.26) atau Persamaan (1.27), sehingga

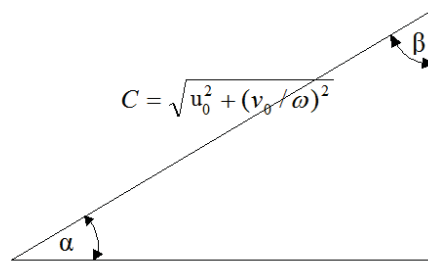
$$y = C \left(\frac{u_0}{C} \cos \omega t + \frac{v_0/\omega}{C} \sin \omega t \right) \quad (1.28)$$

Dengan bantuan Gambar 1.9 terlihat bahwa

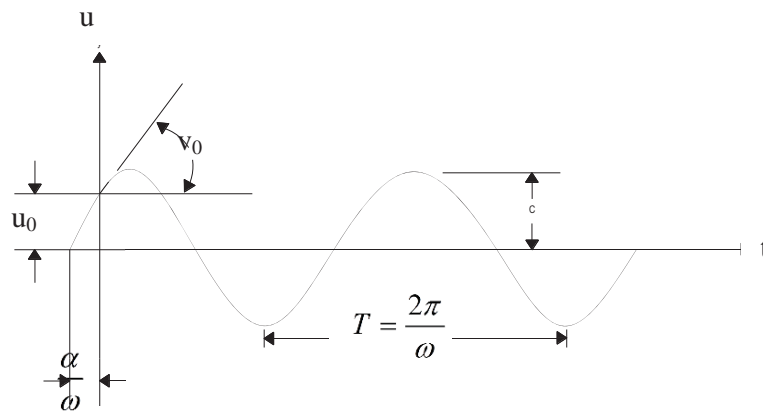
$$\sin \alpha = \frac{u_0}{C} \quad (1.29)$$

dan

$$\cos \alpha = \frac{v_0 / \omega}{C} \quad (1.30)$$



Gambar 1. 8 Definisi sudut α



Gambar 1. 9 Respons getaran bebas tak teredam

Substitusikan Persamaan (1.29) dan (1.30) ke dalam Persamaan (1.28) memberikan

$$u = C(\sin \alpha \cos \omega t + \cos \alpha \sin \omega t) \quad (1.31)$$

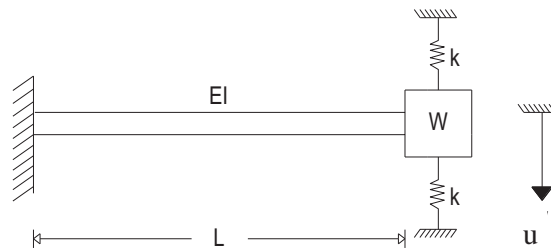
Pernyataan dalam tanda kurung pada Persamaan (1.31) identik dengan $\sin(\omega t + \alpha)$ dari Persamaan (1.23) dengan cara yang sama dapat dibuktikan bentuk solusi dari Persamaan (1.24)

Harga C dari Persamaan (1.23) atau Persamaan (1.24) merupakan hubungan antara amplitudo gerak dan sudut α (atau β) sebagai sudut fasa. Solusi gerak osilator sederhana terlihat pada Gambar 1.10.

1.10 Contoh Soal dan Penyelesaian

Contoh 1.1

Tentukan periode natural untuk sistem pada gambar di bawah ini. Anggap bahwa balok dan pegas yang memikul berat W tidak bermassa.



Penyelesaian :

Jika berat W dipindahkan sejauh u , balok dan pegas–pegas menggunakan total gaya pada massa sebesar :

$$L = \left(\frac{3EI}{L^3} + 2k \right) u$$

Balok dan pegas – pegas bekerja secara paralel. Kekakuan ekuivalen adalah:

$$k_e = \frac{L}{u} = \frac{3EI}{L^3} + 2k$$

Frekuensi natural :

$$\omega = \sqrt{\frac{k}{m}} = \sqrt{\frac{g}{W} \left(\frac{3EI}{L^3} + 2k \right)}$$

Perioda natural :

$$T = \frac{2\pi}{\omega} = 2\pi L \sqrt{\frac{W}{g} \frac{L}{3EI + 2kL^3}}$$

Contoh 1.2.

Besaran – besaran numerik berikut ini, $L = 100$ inci, $EI = 10^8$ (lb.inci²). $W = 3000$ lb, dan $k = 2000$ lb/inci. Jika berat W mempunyai perpindahan awal $u_0 = 1,0$ inci dan kecepatan awal $V_0 = 20$ inci/detik, tentukan perpindahan dan kecepatan 1 detik kemudian.

Penyelesaian :

Kekakuan :

$$k_e = \frac{3EI}{L^3} + 2k = \frac{3 \times 10^8}{100^3} + 2 \times 200 = 4300 \text{ lb/in}$$

Frekuensi natural:

$$\omega = \sqrt{\frac{k_e}{m}} = \sqrt{\frac{4300 \times 386}{3000}} = 23,52 \text{ rad/detik}$$

Getaran bebas sebagai akibat dari osilator tak teredam, Persamaan (1.20)

$$U(t) = U_0 \cos \omega t + \frac{v_0}{\omega} \sin \omega t$$

$$U(t) = -U_0 \omega \sin \omega t + v_0 \cos \omega t$$

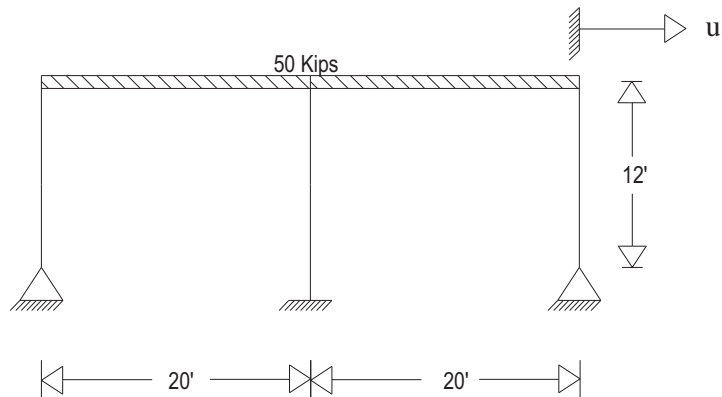
Perpindahan dan kecepatan pada $t = 1$ det, dengan harga awal $U_0 = 1$ inci, $v_0 = 20$ in/det

$$\dot{u}_{(t=1)} = -(1) \cos(23,52.t) + \frac{20}{23,52} \sin(23,52.1) = -0,89 \text{ in}$$

$$u_{(t=1)} = -1.23,52 \sin(23,52.t) + 20 \omega t(23,52) = 22,66 \text{ in/det}$$

Contoh 1.3

Tentukan frekuensi natural untuk gerak horisontal kerangka baja pada gambar di bawah ini. Anggap balok horisontal dengan kekakuan tak terhingga dan abaikan massa kolom.



Penyelesaian :

Kekakuan kerangka besarnya

$$k = \frac{12EI_1}{L^3} + \frac{3E(2I_2)}{L^3}$$

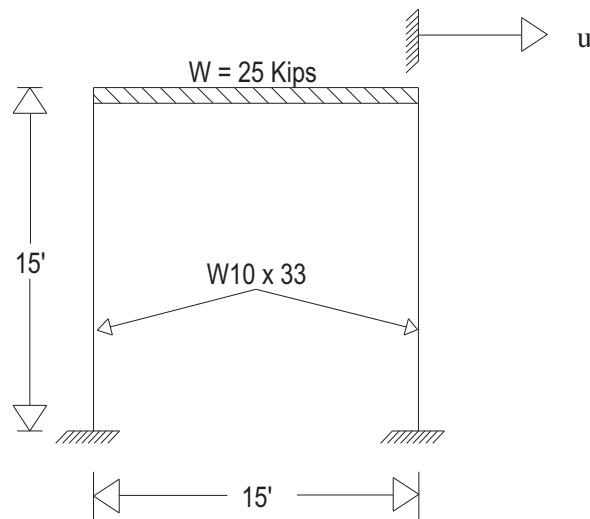
$$k = \frac{12 \times 30 \times 10^6 \times 170,9}{144^3} + \frac{3 \times 30 \times 10^6 \times 2 \times 82,5}{144^3} = 25\,577 \text{ lb/in}$$

Frekuensi natural :

$$f = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k}{m}} = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{25577 \times 386}{50000}} = 2,24 \text{ spd}$$

Contoh 1.4.

Hitung frekuensi natural untuk gerak horisontal dari kerangka baja pada gambar di bawah ini untuk kondisi berikut ini: (a) bagian horisontal dianggap kaku tak hingga.



Penyelesaian :

Batang horisontal kaku tak terhingga

Kekakuan :

$$k = 2 \frac{12EI}{L^3} = 2 \frac{12 \times 30 \times 10^6 \times 171}{(12 \times 15)^3} = 21110 \text{ lb/in}$$

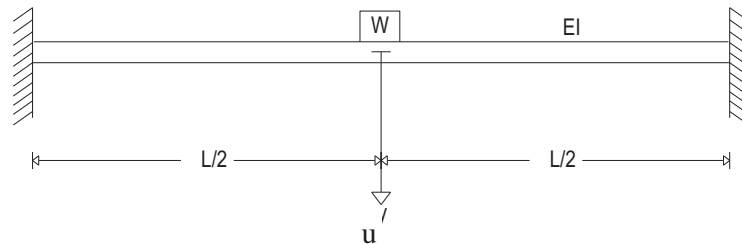
Frekuensi natural

$$\omega = \sqrt{\frac{k}{m}} = \sqrt{\frac{21110 \times 386}{25000}} = 18,05 \text{ rad/det}$$

$$f = \frac{\omega}{2\pi} = 2,87 \text{ spd}$$

Contoh 1.5

Tentukan frekuensi natural balok terjepit pada gambar di bawah ini yang memikul berat W di tengah bentang. Abaikan massa balok.



Penyelesaian :

Koefisien kekakuan :

$$k = 2 \frac{12EI}{(L/2)^3} = \frac{192EI}{L^3}$$

Frekuensi natural

$$\omega = \sqrt{\frac{k}{m}} = \sqrt{\frac{192EI}{L^3 W}} \quad f = \frac{\omega}{2\pi} = \frac{4}{\pi} \sqrt{\frac{3EI}{W}}$$

Contoh 1.6

Besaran numerik untuk Contoh Soal 1.5 diberikan sebagai berikut:

$L = 120$ inci, $EI = 10^9$ (lb.inci²), dan $W = 5000$ lb. Jika perpindahan dan kecepatan awal dari berat W adalah $y_0 = 0,5$ inci dan $v_0 = 15$ inci/detik, tentukan perpindahan, kecepatan dan percepatan dari W pada saat $t = 2$ detik.

Penyelesaian :

$$\omega = \sqrt{\frac{192 \times 10^9 \times 386}{120^3 \times 5000}} = 92,61 \text{ rad/det}$$

$$U = U_0 \cos \omega t + \frac{v_0}{\omega} \sin \omega t$$

$$= 0,5 \cos(92,61 \times 2) + \frac{15}{92,61} \sin(92,61 \times 2)$$

$$U = -0,474 \text{ in pada } t = 2 \text{ det}$$

$$\dot{u} = -\omega u_0 \sin \omega t + v_0 \cos \omega t$$

$$= -92,61 \times 0,5 \sin(92,61 \times 2) + 15 \cos(92,61 \times 2)$$

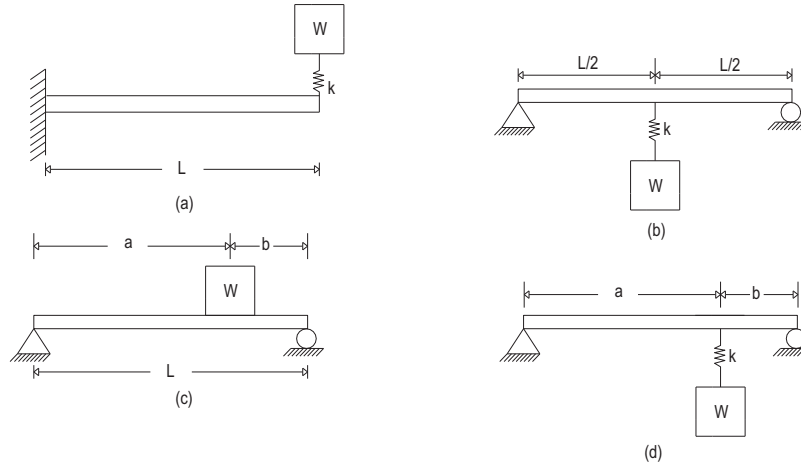
$$\dot{u} = -21,05 \text{ in/det} \quad \text{pada } t = 2 \text{ det}$$

$$\ddot{u} = -\omega^2 u_0 \cos \omega t - v_0 \omega \sin \omega t = \omega^2 u$$

$$\ddot{u} = 4065 \text{ in/det}^2 \quad \text{pada } t = 2 \text{ det}$$

Contoh 1.7.

Tentukan frekuensi natural dari berat W untuk masing – masing pada gambar di bawah ini. Balok mempunyai penampang yang sama, dan momen inersia I serta modulus elastisitas E yang sama. Abaikan massa balok.



Penyelesaian:

Kasus a)

Konstanta pegas k_b untuk balok adalah $k_b = \frac{3EI}{L^3}$

Pegas terpasang seri, maka kekakuan ekuivalen adalah

$$\frac{1}{k_e} = \frac{1}{k} + \frac{1}{k_b} = \frac{1}{k} + \frac{L^3}{3EI} = \frac{3EI + kL^3}{3EI k}$$

$$k_e = \frac{3EI k}{3EI + kL^3}$$

Frekuensi natural :

$$f = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k_e}{m}} = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{3EIkg}{(3EI + kL^3)W}}$$

Kasus b)

Konstanta pegas balok adalah $k_b = \frac{48EI}{L^3}$

Pegas terpasang seri, $\frac{1}{k_e} = \frac{1}{k} + \frac{L^3}{48EI} = \frac{48EI + kL^3}{48EI}$

Frekuensi natural, $f = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k_e}{m}} = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{48EIkg}{(48EI + kL^3)W}}$

Kasus c)

Lendutan balok dibebani sederhana dengan muatan P adalah $\delta = \frac{Pa^2b^2}{3EIL}$

Maka, $k = \frac{P}{\delta} = \frac{3EIL}{a^2b^2}$

dan $f = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{3EILg}{a^2b^2W}}$

Kasus d)

Kekakuan dari balok, dari kasus c) $k_b = \frac{3EIL}{a^2b^2}$

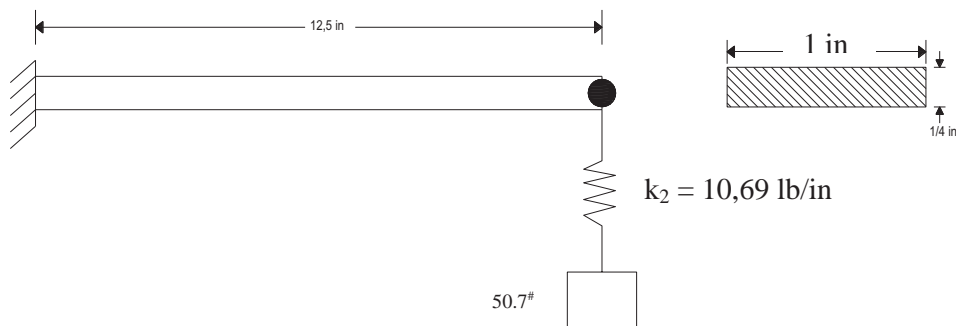
Pegas seri terpasang seri, $\frac{1}{k_e} = \frac{1}{k} + \frac{1}{k_b} = \frac{1}{k} + \frac{a^2b^2}{3EIL}$

$$= \frac{a^2 b^2 + 3EI k}{k a^2 b^2}$$

$$\text{Frekuensi natural, } f = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k_e}{m}} = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k a^2 b^2 g}{(a^2 b^2 + 3EI k) W}}$$

Contoh 1.8.

Tentukan frekuensi natural dari sistem pada gambar di bawah ini yang terdiri dari suatu berat 50,7 lb terpasang pada sebuah balok kantilever oleh pegas k_2 . Tebal balok kantilever $t = \frac{1}{4}$ inchi, lebar $b = 1$ inchi, modulus elastisitas $E = 30000000$ pound per inci², dan $L = 12,5$ inchi. Pegas dengan kekakuan $k_2 = 10,69$ (lb/inchi).



Penyelesaian :

Lendutan Δ pada ujung bebas dari balok kantilever akibat gaya statis P , diberikan oleh

$$\Delta = \frac{PL^3}{3EI}$$

Konstanta pegasnya adalah

$$k_1 = \frac{P}{\Delta} = \frac{3EI}{L^3}$$

Di mana $I = \frac{1}{12}bt^3$ (untuk penampang segiempat). Kantilever dan pegas dihubungkan sebagai pegas terpasang seri, akibatnya konstanta pegas ekivalen yang diberikan oleh Persamaan (1.5) adalah

$$\frac{1}{k_e} = \frac{1}{k_1} + \frac{1}{k_2}$$

Dengan mensubstitusikan harga numeriknya, didapat

$$I = \frac{1}{12} \times 1 \times \left(\frac{1}{4}\right)^3 = \frac{1}{768} (\text{in})^4,$$

$$k_1 = \frac{3 \times 30 \times 10^6}{(12,5)^3 \times 768} = 60 \text{ lb/in}$$

dan

$$\frac{1}{k_e} = \frac{1}{60} + \frac{1}{10,69}$$

$$k_e = 9,07 \text{ lb/in.}$$

Frekuensi natural diberikan oleh

$$\omega = \sqrt{k_e / m}$$

$$\omega = \sqrt{9,07 \times 386 / 50,7}$$

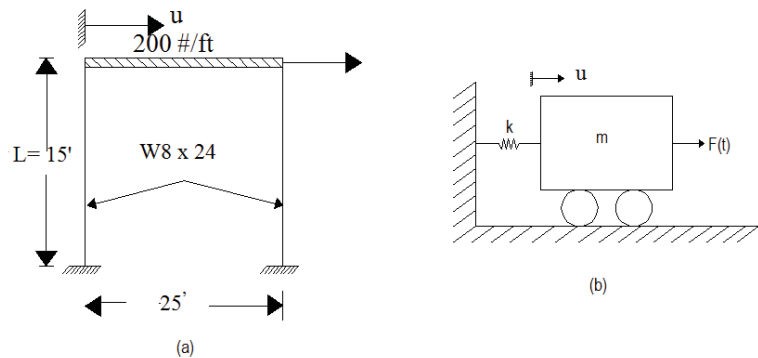
$$\omega = 8,31 \text{ rad/det}$$

atau

$$F = 1,32 \text{ sps}$$

Contoh 1.9.

Tinjaulah kerangka pada gambar di bawah ini yang merupakan kerangka baja kaku dimana bekerja gaya dinamis horizontal di tepi atasnya. Sebagai bagian dari perencanaan suatu struktur yang menyeluruh, hitunglah frekuensi natural dari kerangka tersebut.



Penyelesaian:

Dibuat dua anggapan:

- (1) massa kolom dan dinding diabaikan;
- (2) balok yang cukup kaku untuk mencegah rotasi pada puncak kolom.

Anggapan ini bukan untuk menyelesaikan masalah akan tetapi untuk menyederhanakan analisis. Dengan kondisi yang demikian, kerangka ini dapat dimodelisasikan sebagai sistem massa-pegas seperti pada gambar pada soal di atas.

Parameter-parameter dari model ini dapat dihitung sebagai berikut:

$$W = 200 \times 25 = 5000 \text{ lb}$$

$$I = 82,5 \text{ in}^4$$

$$E = 30 \times 10^6 \text{ psi}$$

$$k^* = \frac{12E(2I)}{L^3} = \frac{12 \times 30 \times 10^6 \times 165}{(15 \times 12)^3}$$

$$k = 10,185 \text{ lb/in}$$

Jadi frekuensi natural adalah

$$f = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{kg}{W}} = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{10,185 \times 386}{5000}} = 4,46 \text{ sps}$$

Dengan demikian frekuensi natural sistem sebesar 4,46 sps

1.11 Rangkuman

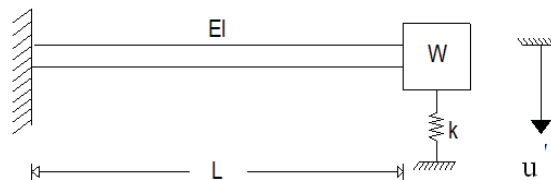
- Derajat kebebasan struktur merupakan derajat kebebasan yang diperlukan untuk menyatakan posisi suatu sistem pada setiap saat.
- Sistem berderajat kebebasan tunggal dapat dijelaskan secara tepat dengan model matematis, yang mempunyai elemen – elemen: massa m menyatakan massa dan sifat inersia dari struktur, pegas k yang menyatakan gaya pegas elastisitas dan kapasitas energi potensial dari struktur, redaman c yang

menyatakan sifat geseran dan kehilangan energi dari struktur serta gaya $F(t)$ untuk menyatakan gaya luar yang bekerja pada sistem struktur dengan berdasarkan fungsi waktu.

- Persamaan gerak dinamis dapat diselesaikan dengan berbagai solusi persamaan diferensial
- Persamaan gerak dinamis dengan getaran bebas merupakan gerak struktur akibat berat sendiri struktur, tanpa dibebani beban luar struktur. Persamaan ini akan menghasilkan perioda dan frekuensi natural yang merupakan karakteristik dari struktur tersebut.
- Perioda adalah waktu yang diperlukan untuk menghasilkan satu getaran alami struktur dengan satuan detik.
- Frekuensi adalah banyaknya getaran yang terjadi dalam satu detik dengan satuan getaran per detik atau siklus per detik.

1.12 Soal Latihan

1. Tentukan periode natural dan frekuensi natural untuk sistem pada gambar di bawah ini. Anggap bahwa balok dan pegas yang memikul berat W tidak bermassa.



2. Jika suatu sistem pada Soal nomor 1 di atas mempunyai besaran – besaran numerik berikut ini, $L = 10$ meter, $E = 2500$ MPa, $I = 45$ cm⁴, $W = 300$ kg, dan $k = 200$ kg/cm. Berat W mempunyai perpindahan awal $u_0 = 1,0$ cm dan kecepatan awal $V_0 = 20$ cm/detik, maka tentukan:
- Perpindahan dan kecepatan 1 detik kemudian.
 - Tentukan frekuensi dan perioda sistem tersebut.

LAMPIRAN 6

Hasil Review dan Artikel

Seminar Internasional

ICAIA'2017

(Accepted)

review_form_ICAIA_9

The International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2017
(IMECS2017)

Paper No.: ICAIA_9 (The 2017 IAENG International Conference on Artificial
Intelligence and Applications)

Paper Title: Application of Backpropagation Neural Networks in Predicting Story
Drift of Building

Ratings: 5=excellent, 4=good, 3=average, 2=poor, 1= unacceptable

1. Content

Technical quality (1-5) : [4]

Technical originality (1-5): [4]

2. Presentation

Overall format (1-5): [3]

Abstract (1-5) : [4]

English (1-5) : [4]

3. Recommendation (tick one)

Accept : [yes]

Accept with minor revision: []

Accept with major revision: []

Reject : []

Recommendation for Best Paper Awards competition : [yes]

Recommendation for the edited book : [yes]

4. Brief summary and further comments for the author(s) if any for improvement
of the paper.

(Use a separate sheet if necessary)

The authors used Backpropagation Neural Network to predict the story drift of
multi-story reinforced concrete building under earthquake load. The experimental
results are promising.

Application of Backpropagation Neural Networks in Predicting Story Drift of Building

Reni Suryanita, and Hendra Jingga, *Member, IAENG*

Abstract— This study utilizes Backpropagation Neural Network (BPNN) to predict the story drift of multi-story reinforced concrete building under earthquake load. Seismic-resistant building design process requires structural analysis to be performed to obtain the necessary building responses. Modal response spectrum analysis is performed to simulate earthquake loading and produce story drift data for further use in the Backpropagation Neural Networks. The BPNN architecture comprises of 3 layers: an input layer, a hidden layer, and an output layer. The input data consist of earthquake load parameters, soil condition, and building geometry, whereas story drift is selected as output parameter. The trained BPNN is capable of predicting story drift of building due to earthquake loading at 96% rate of prediction and the calculated Mean-Squared Errors (MSE) as low as $1.2 \cdot 10^{-4}$. The high accuracy of story drift prediction can greatly assist the engineer to identify the building condition rapidly due to earthquake loads and plan the building maintenance routinely

Index Terms—Backpropagation Neural Networks, Earthquake load, Modal response spectrum, Story drift

I. INTRODUCTION

One of the so many factors that affect the aftermath of earthquake disaster is the resilience of the infrastructure building against the strong ground motion. Critical infrastructure building such as hospital, school, power plant office, and governmental buildings are most likely multi-storey buildings which are very prone to seismic loading. During strong ground motion, multi-storey building might collapse in brittle-way that endanger its occupants due to the massive dead weight, especially for reinforced cement concrete (RCC) building. Other than that, tall building if not designed properly will experience excessive displacement (storey-drift) that cause discomfort and might damage non-structural components such partition wall, window, and door which blocks evacuation passage. Due to these facts, multi-storey building shall be designed properly to exhibit ductile behavior and controlled deformations during strong ground motion.

Story drift is one of the most important limit states in multi-story building structure design. A Building shall not drift excessively to provide better performance and prevent damage to non-structural elements such as walls and doors. Provisions that limit story drift vary depending on which

code is used. Frequently, story drift governs the design of structural elements rather than strength. According to [1], story drift can be solved with estimation of displacement modal responses whereas [2] used the spectral displacement and beam-to-column ratio to determine the story drift of building. The various methods can be useful for preliminary design of new structure or rapid assessment of existing buildings.

Finite Element Method (FEM) is currently the best available method to analytically calculate the story drift of multi-story buildings. Performing FEM for such complex buildings could be very tedious to be hand-calculated if not practically impossible. To help in faster and more accurate calculations, FEM software is developed and widely available in the market. However, precisely the modeling and running analysis of building structures in FEM software is indeed very time-consuming especially for nonlinear and dynamic analysis.

Though Finite Element Method for structural analysis is accurate, it is relatively slow. To provide an adequate early prediction of story drift building or displacement at a faster rate, Backpropagation Neural Network (BPNN) method may be used. BPNN method is a general prediction tool which is widely used in various fields of application. The BPNN is one of the Artificial Neural Network method which simplified models of the biological nervous system and have drawn their motivation from the kind of computing performed by a human brain [3]. An Artificial Neural Network is organized into a sequence of layer with full or random connections between the layers. A typical Neural Networks is fully connected, which means there is a connection between each neuron in any given layer to each neuron in the next layer. Backpropagation Neural Network is capable of modeling nonlinear relationship between input and output parameters. BPNN works by processing weighted input data using certain algorithm to produce a desired output [4]. The relationship between neurons in BPNN is represented by weight factors that will be modified through a training process. If sufficient data sets are available and learning algorithm is correctly chosen, the training process will modify the weight factors by each iteration performed and eventually the desired output will be achieved.

Many researchers have studied the application of Artificial Neural Networks in multi-storey shear structure to predict the health of building, such as [5] and [6]. Even though, in this study the BPNN is used to predict story drift of reinforced concrete multi-story building under earthquake loading in 34 provinces of Indonesia. Indonesia is one of the highest-risk seismic zone in the world, where is crossed by the Pacific Ring of Fire, which refers to the geographical region with the most active tectonic plate and volcanic activities on earth, such as Krakatau Volcano. This condition

Manuscript received June XX, 20XX; revised July XX, 20XX. (Write the date on which you submitted your paper for review.)

Reni Suryanita is with the Civil Engineering Department - University of Riau, Jl. HR Subrantas Km.12,5 Pekanbaru 28293, Riau - Indonesia phone: +628127513783 e-mail: reni.suryanita@eng.unri.ac.id

Hendra Jingga was with the Civil Engineering Department - University of Riau, Jl. HR Subrantas Km.12,5 Pekanbaru 28293, Riau - Indonesia

causes a high tendency of strong ground motion to occur due to earthquake in the Pacific Ring of Fire region. In 2004, a whopping 9.3 Richter-scale mega quake struck Aceh on the Western Coast of Sumatera Island, which then followed by a tsunami that travelled several kilometers inland. In all the aforementioned cases, the property damage was severe and the casualty was huge. The high accuracy of story drift prediction can greatly assist the engineer to identify the building condition rapidly due to earthquake loading and plan the building maintenance routinely.

II. BACKPROPAGATION NEURAL NETWORKS

Artificial neural network (ANN) is a mathematical model inspired by its biological neural network counterpart. The ANN system comprises of several processing layers and neurons. Just like the biological neural network, the connection and signal transfer between neurons and layers enable the ANN system to process the given input signal into appropriate outputs, which is later called prediction. ANN possesses the capability to predict output based on any given input in which the mathematical relationship between the input and output parameter is nonlinear, complex, and often vague. Common multi-layer ANN system comprises of an input layer, hidden layer, and the output layer as shown in Fig. 1. Input layer consists of input neurons that receive external signals (input data). Hidden layer also consists of neurons that receive signals from input neurons and transfer it to the output layer. The number of neurons in hidden layer affects the prediction rate and the ability of the ANN system to cope with nonlinear relationship between variables. Finally, output layer consists of output neurons that represent the output parameters to be predicted. The difference between the predicted output value and the target value (the true value according to learning data set) is the error of the ANN system.

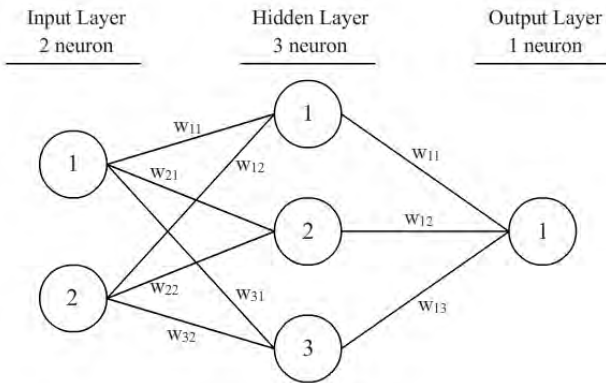


Fig.1. Simple Artificial Neural Network Scheme

ANN neuron's functionality is analogue to the biological neuron. The synapse strength in biological neural network is represented by the weight factor in the ANN system (for example: notated as w_{11} in Fig.1). The initial values of the weight factors are usually random, which later modified through a process called ANN training, iteration, or learning process. The ANN learning process requires a set of data to 'train' the ANN before it is ready for testing. The trained ANN system is expected to possess the capability to predict outputs based on any given inputs at decent accuracy. The commonly adopted criteria to evaluate the performance of

the ANN system are Mean-Squared-Error (MSE) and Coefficient of Correlation (R).

Backpropagation Artificial Neural Network is one of the most widely used types of ANN. The Backpropagation ANN algorithm consists of two calculation phases: Feed-forward calculation and Backpropagation calculation. In Feed-forward processing, input data is fed into the input layer, then the calculation is continued until it reaches the output layer during the feed-forward calculation. The difference between the predicted output value and the target value is used to calculate the error value. Meanwhile, during the Backpropagation calculation, the error value obtained in the previous phase is used to modify the weight factors of each neuron in the output layer, then the hidden layer. The completion of one Feed-forward and Backpropagation calculation for each data set is called one epoch.

The feed-forward calculation uses (1) and (2) to compute the value of the neuron.

$$\xi_j^l = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^l x_i^{l-1} \quad (1)$$

$$\sigma_j^l(\xi) = \frac{1}{1 + e^{-\xi_j^l}} \quad (2)$$

where:

ξ_j^l = net input of neuron j at layer l ;

w_{ji}^l = weight factors between neuron j at layer l and neuron i at layer $(l-1)$;

x_i^{l-1} = value of neuron i at layer $(l-1)$;

N_{l-1} = number of neurons in layer $(l-1)$; and

$\sigma_j^l(\xi)$ = Sigmoid transfer function to compute the final value of neuron j at layer l .

To evaluate the performance of the ANN system before proceeding to the Backpropagation calculation, Mean-Squared-Error (MSE) and Coefficient of Correlation (R) are computed using (3) and (4), respectively.

$$MSE = 0.5(T_i - Y_i)^2 \quad (3)$$

$$R = \frac{n \sum T_i Y_i - (\sum T_i)(\sum Y_i)}{\sqrt{n(\sum T_i^2) - (\sum T_i)^2} \sqrt{n(\sum Y_i^2) - (\sum Y_i)^2}} \quad (4)$$

where:

T_i = target value based on learning data set;

Y_i = predicted output value; and

n = the number of data sets.

III. METHODOLOGY

Backpropagation analysis requires an amount of learning data sets to perform the training, validation, and testing process. In this study, 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.

Building Structure Model

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

Table 1. Multi-storey Building Structure Models

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

Seismic Analysis: Modal Response Spectrum Analysis

Modal response spectrum analysis was performed to obtain the responses of the building structure models such as storey displacement. The seismic load was included as 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 study, 34 capital cities and 13 other cities in Indonesia were selected as seismic location with 3 soil conditions (soft, medium, and hard soil). By adopting 47 cities in Indonesia with 3 possible soil conditions, 141 seismic response spectrum plots were obtained. One of the seismic response spectrum plots for Banda Aceh City is shown in Fig.2.

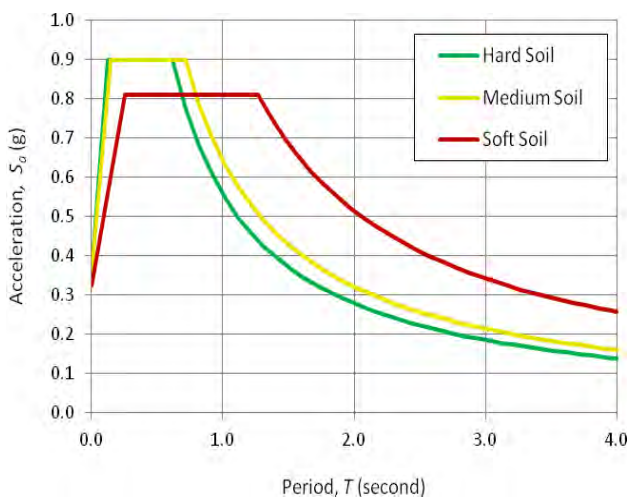


Fig 2. Seismic Response Spectrum Plot for Banda Aceh City

For each seismic load, 10 building response 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.

Proposed Backpropagation Neural Network Architecture

The proposed Backpropagation Neural Networks architecture on the prediction of building story drift due to seismic load in Indonesia is as shown in Fig.3. The ANN architecture consists of 3 layers: input layer with 8 neurons, hidden layer with 24 neurons, and output layer with 2 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). Meanwhile the output parameters are storey displacement in both orthogonal horizontal directions (X and Y).

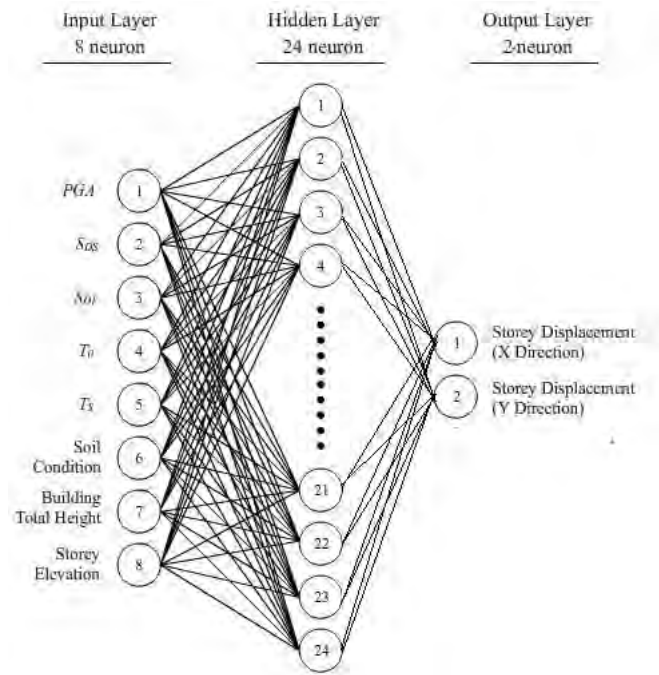


Fig.3 Proposed Backpropagation (BPNN) Architecture

Learning Data Sets for the ANN System

As stated in previous sub-section of this work, as many as 6345 learning data sets are obtained from the structural analysis and these data sets are fed into the BPNN system for training, validation, and testing process. From the overall data sets, 4590 data sets (72%) are used for training process, 877 data sets (14%) for the validation process, and 878 data sets (14%) for testing.

RESULT AND DISCUSSION

The ANN learning process was conducted by using the following learning parameters:

1. Learning rate = 0.05
2. Number of epochs (iterations) = 1000
3. Momentum coefficient = 0
4. Variable normalization range = 0 – 0.5

Prediction Criteria: MSE and R

The details on the MSE and R values obtained through the BPNN learning process is tabulated in Table 2. After 1000 epochs during the BPNN learning process, the MSE was calculated as 2.34×10^{-4} for training phase, 2.36×10^{-4} for validation phase, and 2.17×10^{-4} for testing phase. The coefficient of correlation (R) was ranging from 0.899 for acceleration to 0.988 for displacement. This shows that the prediction performance of the trained BPNN is sufficiently accurate, which can also be observed on the Target vs. Prediction Plots for all parameters and learning phase (Fig.4).

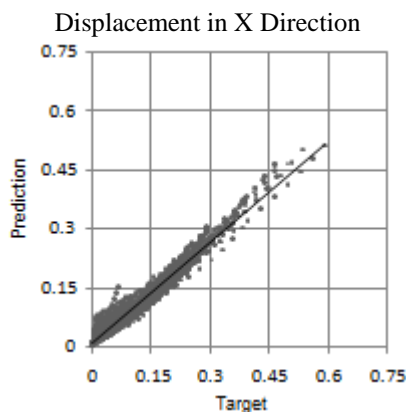
Table 2 MSE After ANN Learning Process

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}
Average	2.34×10^{-4}	2.36×10^{-4}	2.17×10^{-4}

Table 3 MSE and R Details After ANN Learning Process

Parameters	Coefficient of Correlation (R)		
	Training	Validation	Testing
Displacement X	0.982	0.981	0.988
Displacement Y	0.982	0.981	0.988
Average	0.961	0.949	0.976

Training Phase



Displacement in Y Direction

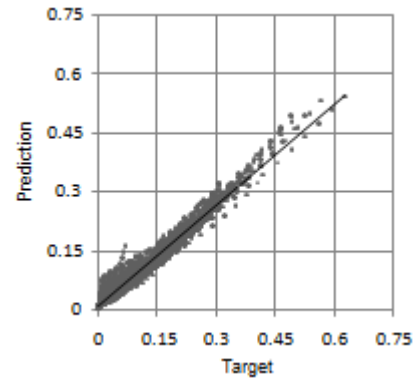


Figure 4. Target vs. Prediction Plots After ANN Learning Process

IV. CONCLUSIONS

The MSE was calculated as 2.34×10^{-4} for training phase, 2.36×10^{-4} for validation phase, and 2.17×10^{-4} for testing phase. The coefficient of correlation (R) was ranging from 0.899 for acceleration to 0.988 for displacement. Both calculated MSE and R value indicate that the prediction performance of the trained BPNN is sufficiently accurate. The BPNN is a very promising tool to provide an early prediction of story drift (displacement) at multi-story building in the region of Indonesia to assist further FEM analysis.

REFERENCES

- [1] S. Mau and V. Aruna, "Story- Drift, Shear, and OTM Estimation from Building Seismic Records," *J. Struct. Eng.*, vol. 120, no. 11, pp. 3366–3385, Nov. 1994.
- [2] S. Akkar, U. Yazgan, and P. Güllkan, "Drift Estimates in Frame Buildings Subjected to Near-Fault Ground Motions," *J. Struct. Eng.*, vol. 131, no. 7, pp. 1014–1024, Jul. 2005.
- [3] S. Rajasekaran and G. A. V. Pai, *Neural Network, Fuzzy logic, and Genetic Algorithms Syntesis and Applications*. New Delhi: Prentice Hall of India, 2007.
- [4] V. S. Kanwar, R. P. Singh, N. Kwatra, and P. Aggarwal, "Monitoring of RCC structures affected by earthquakes," *Geomatics, Nat. Hazards Risk*, vol. 7, no. 1, pp. 37–64, 2016.
- [5] D. M. Sahoo, A. Das, and S. Chakraverty, "Interval data-based system identification of multistorey shear buildings by artificial neural network modelling," *Archit. Sci. Rev.*, vol. 58, no. 3, pp. 244–254, 2015.
- [6] A. Gupta and H. Krawinkler, "Estimation of seismic drift demands for frame structures," *Earthq. Eng. Struct. Dyn.*, vol. 29, no. 9, pp. 1287–1305, 2000.