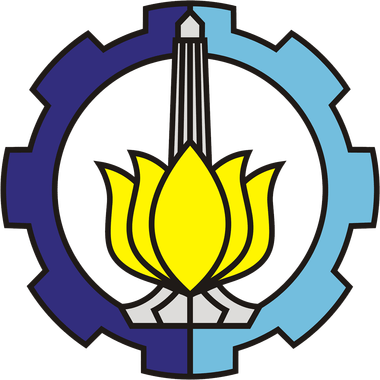
**Flexible operation of large-scale coal-fired power plant integrated with solvent-based post-combustion CO2 capture based on neural network inverse control**



Dibuat oleh :

Bagus Dharmawan 02311850012001

Program Pascasarjana

Teknik Fisika

Institut Teknologi Sepuluh November

**BAB I**

**Pendahuluan**

* 1. **Latar Belakang**

Pembangkit skala besar dari pembakaran minyak berbahan bakar fosil menyisakan sisa pembuangan karbon yang besar. Secara umum, sekitar 65% dari total listrik dihasilkan dari gas alam dan pembangkit batu-bara di 2015. (International Energy Agency (IEA), 2018). Jika dibandingkan dengan pembangkit gas alam, pembangkit berbahan batu bara (CFPP) mengeluarkan lebih banyak CO2 (Bui et al, 2016). Proses Post-combustion Carbon Capture (PCC) terbukti untuk menjadi yang sempurna dan pilihan yang menarik (Wu et al,2020). Pada kasus ini, flowrate dari gas akan mengikuti variasi beban dari CFPP dan mempengaruhi proses dari PCC. Hal ini mungkin menurunkan performa atau bahkan mengarahkan ke ketidakstabilan dari sistem kontrol PCC.

Pada kasus diatas perlu adanya peningkatan pada proses PCC sehingga diperlukan CFPP-PCC yang terintegrasi. Ada beberapa keuntungan dari CFPP-PCC yang terintegrasi yaitu memungkinkan masuknya uap ke pembangkit daya dan flowrate dari masa batu-bara dapat dikurangi sehingga dapat meningkatkan carbon capture yang lebih tinggi.

* 1. **Rumusan Masalah**

Dalam penulisan ini terdapat rumusan masalah yaitu :

1. Bagaimana caranya agar sistem dapat mencapai setpoint dengan cepat?
   1. **Tujuan**

Dalam penulisan ini tentunya juga ada tujuan yang ingin dicapai yaitu:

1. Dengan menggunakan jaringan saraf tiruan secara inverse dapat mencapai setpoint dengan cepat.

**BAB II**

**METODE**

2.1 **Kontrol Neural Network Inverse dari model CFPP-PCC**

Pada umumnya, sebuah model *non-linear autoregressive moving averaging* (NARMA) dapat digunakan untuk mendeskripsikan sebuah *multi input* dan *multi output* (MIMO) pada sistem

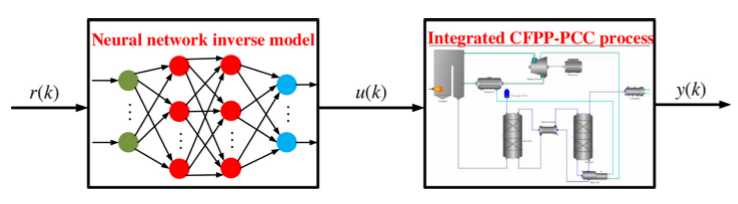


Dimana ny dan nu adalah orde dari sistem dan τ adalah time delay. Sehingga inverse model dari MIMO dapat dideskripsikan sebagai berikut :

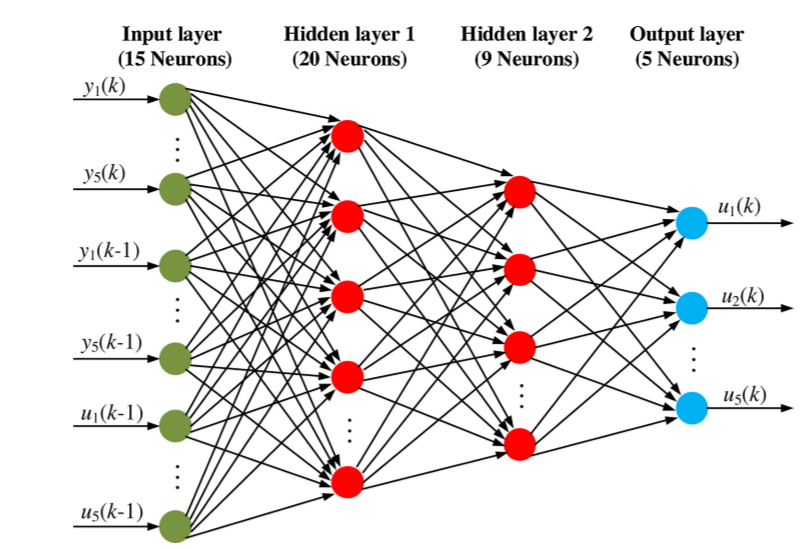
 

Y(k) dapat digantikan sebagai setpoint dan variabel yang dimanipulasi untuk membuat keluaran mencapai nilai target.

Kemudian untuk model dari *neural network inverse* dapat digambarkan pada gambar dibawah ini.



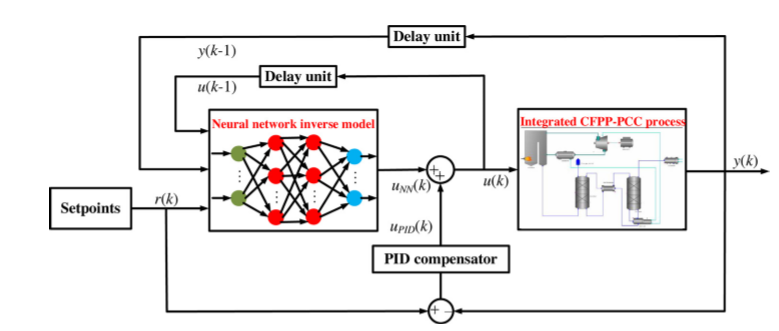
**Gambar 1**. Struktur *Neural Network Inverse Control* (NNIC) dari CFPP-PCC



**Gambar 2.** Struktur dari model jaringan saraf tiruan

Pada gambar diatas, variabel input dari jaringan saraf adalah variabel yang terkontrol dari y1(k) sampai y5(k) , bersama dengan nilai yang sebelumnya y1(k-1) sampai y5(k-1) dan variabel yang dimanipulasi u1(k-1) sampai u5(k-1). Keluaran dari model jaringan saraf tiruan inverse adalah variabel termanipulasi yang terprediksi pada waktu sampling.

Kontrol jaringan saraf tiruan inverse (NNIC) biasanya digunakan untuk kontrol dengan feedforward. NN inverse mungkin menghasilkan steady-state bias dan transient ketika berada di luar daerah kerja. Oleh karena itu, PID compensator digunakan untuk menghilang error dari steady-state dan membuat sistem tetap stabil. Variabel termanipulasi u(k) diupdate secara real-time dengan sebuah sinyal pendukung dari uPID(k). Hal ini dapat dijelaskan pada gambar berikut:



**Gambar 3**. Skema dari struktur dari kontrol jaringan saraf tiruan inverse (NNIC)

2.2 **Particle Swarm Optimization (PSO)**

Particle Swarm Optimization (PSO) diperlukan untuk mengidentifikasi data dari 660 MW supercritical CFPP. Berikut adalah flowchart dari penelitian yang digunakan :

Ya

Tidak

Update kecepatan dari partikel

Update posisi dari partikel

Rekam fitness individu terbaik dan posisi dari semua partikel

Apakah swarm memenuhi kriteria?

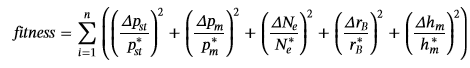
Rekam partikel terbaik yang global

Evaluasi fitness dari setiap partikel

Memulai kecepatan dan posisi secara acak untuk setiap partikel

Spesifikasi parameter dari PSO

Langkah pertama adalah untuk spesifikasi dari parameter dari algoritma PSO. Kemudian, kecepatan dan posisi dari partikel secara acak diberikan. Jumlah dari partikel parameter CFPP diestimasi. Fitness dari tiap partikel dapat dihitung menggunakan :



Dimana Δ adalah deviasi antara hasil simulasi dengan data pengukuran.