Deteksi Osilasi Kontrol pada Proses Industri dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan

Nukman Tsaqib Tsanya 1, Second Author 1, Third Author 2, …

1st Universitas Gadjah Mada Yogyakarta

Email: nukmantsaqib@mail.ugm.ac.id, secondAuthor@mailaddres.com, thirdAuthor@mailaddres.com, …

*Abstrak*–-Penggunaan jaringan saraf tiruan (JST) dalam analisis deteksi osilasi kontrol semakin banyak digunakan. Dalam beberapa studi yang dipelajari, arsitektur JST yang paling umum dipilih untuk proses deteksi osilasi adalah *multilayer perceptron* (MLP), *Convulational Neural Network* (CNN) dan Recurrent Neural Network(RNN). MLP memiliki karakteristik yang sederhana, fleksibel, dan penggunaannya yang cukup baik. CNN bekerja sangat baik untuk melakukan teknik deteksi dengan menggunakan pengenalan pola. Sementara RNN memiliki potensi yang paling baik secara keseluruhan untuk melakukan sistem deteksi. Teknik ini sangat baik digunakan untuk mendeteksi sistem dinamis pada proses industri. Tulisan ini diharapkan dapat memberikan gambaran tentang karakterisktik JST dan penerapannya untuk deteksi dan diagnosis osilasi kontrol pada proses industri.

*Kata Kunci*—Deteksi, Industri, Osilasi, Jaringan Saraf Tiruan.

# Introduction

Osilasi dalam industri proses adalah masalah umum yang mempengaruhi hingga 30% dan 41% dari kontrol loop. Masalah ini dapat sangat menurunkan keuntungan pabrik karena mengganggu operasi normal pabrik, meningkatkan variabilitas dalam kualitas produk, mempercepat keausan peralatan (katup kontrol), dan mengakibatkan konsumsi energi dan bahan baku yang berlebihan. [1-3]

Langkah pertama dalam menghilangkan osilasi kontrol loop adalah dengan mendeteksinya. Sumber osilasi loop kontrol bisa dihasilkan dari beberapa sumber seperti tuning kontrol yang tidak tepat, interaksi multiloop, kesalahan sensor, ganguan osilasi eksternal dan permasalahan katub kontrol. Beberapa teknik deteksi dan diagnosis sudah banyak dikembangkan dan digunakan, penerapan teknik ini pada data industri nyata menunjukkan efisiensi yang rendah, menunjukkan bahwa masalah mendeteksi dan mendiagnosis osilasi masih memerlukan perbaikan.

Deteksi dan diagnosis osilasi dapat dilakukan dengan inspeksi visual secara langsung untuk semua kontrol loop pada suatu deret waktu. Sayangnya, hal ini tidak mungkin dilakukan lagi karena diagnosis lengkap diperlukan. Dengan semakin berkembangnya proses industri biasanya, proses industri memiliki hingga 500 dan 5000 loop kontrol. Inspeksi visual akan sangat menghabiskan banyak sumber daya, belum lagi dengan ketelitian dan keakuratan yang didapatkan terhadap osilasi yang tidak diketahui [4]. Untuk mengatasi keterbatasan ini, diperlukan suatu sistem teknik deteksi osilasi otomatis yang dapat melalukan tugas dengan efisiensi dan keakuratan yang sebaik-baiknya.

Selama 20 tahun terakhir, para peneliti telah mengembangkan metode deteksi otomatis. Sayangnya, dalam pengalikasiannya masih terdapat beberapa masalah pada deteksi otomatis, diantaranya data industri biasanya rusak oleh kebisingan dan gangguan, frekuensi dan amplitudo osilasi mungkin tidak teratur, kondisi deteksi tergantung keadaan program dan hardware, serta deteksi otomatis harus bisa berkembang terhadap osilasi yang tidak direncanakan. Untuk itu semua komponen pengaruh ini harus dimasukkan ke dalam algoritma, sehingga akan membuatnya kompleks dan luas.

Salah satu pendekatan populer yang diyakini bisa menyelesaikan berbagai masalah dalam deteksi adalah dengan teknik dan aplikasi jaringan saraf tiruan (JST). JST telah semakin banyak dieksplorasi selama dua dekade terakhir termasuk di proses industri. Beberapa teknik JST dapat diterapkan pada kerja komputer, pengenalan suara, diagnosa visual dan kontrol proses. Dengan semakin mudahnya aksesibilitas ke perangkat mendukung serta semakin banyaknya penelitian yang dilalukan dengan menggunakan JST. Pemanfaataan teknik ini menjadi salah satu inovatif untuk penyelesaian masalah di proses industri terutama sistem deteksi osilasi kontrol.

Tulisan ini bertujuan untuk memberikan gambaran singkat tentang penerapan JST dalam mendeteksi osilasi atau perilaku yang tidak diharapkan dalam proses industri. Berbagai aplikasi JST yang berhasil untuk deteksi osilasi, dengan teknik pra-pemrosesan dan metode pelatihan yang dilakukan (untuk memastikan hasil yang konsisten), akan banyak berguna bagi calon peneliti yang ingin mengadopsi penggunaannya dalam analisis mereka sebagai metode pengujian alternatif. Oleh karena itu, tulisan ini akan menganalisis beberapa metodologi dan studi yang mencoba mendeteksi osilasi dan perilaku abnormal dalam proses industri.

# OSILASI KONTROL DALAM PROSES INDUSTRI

Osilasi adalah fenomena penyimpangan periodik dari set point yang ditentukan, dan sering mengandung sifat random. Hal ini bisa sangat merugikan karena akan meningkatkan variabilitas yang berarti bahwa variabel proses tidak dapat dipertahankan pada kondisi yang diinginkan.

Osilasi bisa dibedakan menjadi beberapa jenis berdasarkan sumber dan frekuensinya. Osilasi frekuensi rendah biasanya memiliki periode yang lama antara bulan hingga tahun. Osilasi pada frekuensi ini sulit dideteksi karena osilasi ini bisa disebabkan oleh faktor luar seperti noise karena petir dan cuaca. Namun jenis osilasi ini relatif lebih mudah dikontrol dan bisa dihilangkan dengan pengontrolan yang baik. [5]

Osilasi frekuensi menengah memiliki periode waktu relatif cepat antara jam hingga hari. Osilasi inilah yang paling sering menjadi masalah di industri. Penyebab osilasi antara lain penyetelan pengontrol yang buruk, stiksi / kekakuan katub kontrol, dan berbagai gangguan eksternal. Osilasi frekuensi tinggi sebagian besar disebabkan oleh gangguan dalam pengukuran sensor. Osilasi ini bisa diatasi dengan menggunakan filter pada kontrol proses itu sendiri.

## Penyebab osilasi

Penyebab terjadinya osilasi adalah karena penyetelan (tuning) pengontrol yang buruk, interaksi proses, gangguan eksternal dan stiksi. Stiksi adalah penyebab yang paling sering dari osilasi kontrol. Stiksi terjadi pada katup kontrol yang disebabkan oleh gesekan statis yang berlebihan antara batang katub dan packing, yang membuat posisi katub berubah-ubah setiap kali sinyal kontrol diberikan pada katub kontrol. Kondisi ini akan menyebabkan terjadinya nonlinieritas antara sinyal output kontrol dan posisi bukaan katub.

Penyetelan pengontrol yang buruk dapat menjadi penyebab osilasi. Osilasi ini dihasilkan ketika gain pengontrol diatur dekat dengan gain limit dari proses. Selain itu juga bisa terjadi karena aksi penyetelan yang berlebihan yang mengakibatkan sinyal akan terjadi kompresi / damper yang berlebihan. Osilasi juga bisa terjadi karena interaksi dari proses. Karena proses industri terdiri dari interaksi banyak sub -proses, ketika satu loop berosilasi dapat menyebabkan beberapa loop lain ikut berosilasi dengannya. Loop akan berosilasi dengan periode osilasi yang sama. Gangguan eksternal juga bisa menjadi penyebab dari osilasi. Gangguan ini dapat berupa noise yang menyebabkan sinyal kontrol tidak sama dengan yang diinginkan.

## Deteksi Osilasi

Loop kontrol sangat umum untuk berosilasi dalam proses industri, yang dapat disebabkan oleh penyetelan pengontrol yang agresif, stiksi katup, gangguan eksternal, dll. Setelah osilasi dihasilkan di suatu tempat, osilasi dapat menyebar ke seluruh pabrik melalui karena adanya saling interfensi dan resonansi pada osilasi di kontrol proses. Osilasi di seluruh pabrik semacam ini akan menyebabkan kinerja kontrol yang buruk, kualitas produk yang rendah, dan konsumsi energi yang berlebihan. Hal ini akan semakin menyulitkan untuk mengetahui di mana sumber penyebab dari osilasi di proses industri dan melakukan perawatan serta perbaikan. Oleh karena itu, masih diperlukan metode yang tepat untuk mendeteksi dan mendiagnosis osilasi secara tepat pada suatu proses industri yang luas dan kompleks.

Dambros[6], mengklasifikasikan metode deteksi menjadi dua kelompok utama: yaitu *single time series oscillation detection* (STSOD), di mana metode ini berfokus pada deteksi loop / variabel individu, dan *plant-wide oscillation detection* (PWOD), di mana metode ini menerapkan deteksi langsung menyeluruh terhadap set loop/variabel industri proses.

Metode deteksi STSOD dapat diklasifikasikan ke dalam 5 jenis yaitu metode domain waktu, metode berbasis auto-covariance function (ACF), metode domain frekuensi, metode continuous wavelet transform (CWD), dan metode dekomposisi. Metode domain waktu biasanya lebih sederhana dan lebih mudah dalam komputasinya. Kebisingan sering menjadi masalah utama metode ini. Metode berbasis ACF cocok untuk mendeteksi deret waktu dengan noise yang kuat. Metode-metode ini memerlukan transformasi data ke domain ACF, yang hanya membutuhkan program sederhana dalam komputasi. Metode ini tidak cocok untuk deret waktu dengan banyak osilasi, dan osilasi yang tidak reguler / random osilasi.

Metode deteksi domain frekuensi sangat cocok untuk deteksi dengan inspeksi visual. Hal ini karena osilasi dijelaskan berupa puncak yang dapat terlihat dalam spektrum kurva grafik. Namun, metode ini memiliki otomatisasi yang sulit, karena kebisingan dan gangguan juga menghasilkan puncak dalam spektrum yang perlu dihilangkan untuk mendapatkan visual osilasi yang sebenarnya.

Metode deteksi CWD memungkinkan untuk melakukan deteksi dan diagnosis di domain waktu dan frekuensi dengan fungsi transform. Namun, metode berdasarkan CWT ini sulit untuk otomatisasinya dan memerlukan parameter dalam jumlah yang besar, yang merupakan salah satu alasan metode ini belum banyak digunakan. Metode dekomposisi memungkinkan deteksi osilasi untuk diakukan pada deret waktu yang memiliki beberapa osilasi. Metode ini relatif lebih sulit untuk diterapkan dan membutuhkan lebih banyak upaya komputasi.

Metode deteksi PWOD adalah deteksi osilasi secara menyeluruh terhadap osilasi yang dihasilkan di suatu tempat di proses industri yang kemudian menyebar ke berbagai loop yang berbeda. Deteksi osilasi PWOD didasarkan pada osilasi dalam satu pengukuran adalah sama di lain, bahkan ketika bentuk gelombang berbeda dan ketika interferensi, seperti osilasi lainnya. Banyak metode STSOD yang juga dapat diterapkan untuk deteksi osilasi menyeluruh di proses industri. Jika periode osilasi dikuantifikasi, deteksi menyeluruh dapat dilakukan dengan mengelompokkan loop yang berosilasi dengan periode yang sama.

Thornhill [7] memberikan persyaratan metode deteksi osilasi yang baik sebagai berikut:

1. Bisa mengevaluasi periode dan amplitudo osilasi;

2. Hanya membutuhkan data deret waktu;

3. Memiliki ketahanan terhadap kebisingan dan gangguan;

4. Mampu menangani osilasi ganda dan terputus-putus;

5. Sepenuhnya otomatis

6. Metode semakin sederhana semakin baik

## Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Jaringan saraf tiruan merupakan salah satu teknik pembelajaran mesin. Pembelajaran mesin adalah pembelajaran untuk algoritme komputer yang dapat dikembangkan dan ditingkatkan secara otomatis melalui pengolahan dan penggunaan data. Yang membuat pembelajaran mesin sangat menarik adalah teknik ini memiliki kemampuan belajar mandiri.Algoritma pembelajaran mesin membangun model berdasarkan data sampel, yang dikenal sebagai "data pelatihan", untuk membuat prediksi atau keputusan tanpa diprogram secara eksplisit untuk melakukannya. Algoritma pembelajaran mesin ini dapat digunakan dalam berbagai macam aplikasi, seperti aplikasi untuk kedokteran, penyaringan email, pengenalan suara, visi komputer serta proses industri[8].

Jaringan saraf tiruan adalah sistem komputasi yang terinspirasi oleh jaringan saraf biologis yang membentuk otak. JST didasarkan pada kumpulan unit atau simpul yang terhubung yang disebut neuron buatan, yang memodelkan neuron di otak biologis. Setiap koneksi, seperti sinapsis dapat mengirimkan sinyal ke neuron lain. Neuron buatan menerima sinyal kemudian memprosesnya dan dapat memberi sinyal pada neuron yang terhubung dengannya. "Sinyal" pada koneksi adalah bilangan real, dan output dari setiap neuron dihitung oleh beberapa fungsi non-linier dari jumlah inputnya.

Meskipun ada banyak jenis JST, prinsip dasarnya serupa. JST dapat dianggap sebagai aproksimator universal, di mana hubungan antara dua ruang vektor yang direalisasikan menjadi sebuah sistem. JST terdiri dari lapisan input, lapisan output, dan lapisan tersembunyi di antara mereka. Menghubungkan setiap lapisan adalah neuron (atau node) yang mengandung koefisien bobot yang mempengaruhi keseluruhan struktur jaringan.

Pra-pemrosesan (pemetaan data ke dalam bentuk yang lebih bersyarat) dari data input merupakan aspek penting dalam penggunaan JST untuk membantu mengurangi biaya komputasi, menurunkan beban yang membutuhkan banyak variabel, meningkatkan generalisasi fitur dalam ruang input, menghilangkan noise sebaik mungkin, dan bahkan sebagai bagian dari langkah untuk mendapatkan fitur yang sesuai untuk ruang input. Faktor lain yang perlu dipertimbangkan adalah pilihan fungsi pelatihan (juga disebut ''metode pelatihan''), ukuran neuron tersembunyi dari setiap lapisan, ukuran sampel ruang input, dan kondisi pengujian.

Klasifikasi JST cukup luas namun, sebagian besar dikategorikan berdasarkan tujuan analisis. Fungsi utama adalah untuk aproksimasi, analisis prediktif, klasifikasi / pengenalan pola, pengelompokan, diantara beberapa lainnya. Dua yang pertama biasanya bergantung pada pembelajaran yang diawasi, di mana input diberi target untuk penataan berulang dari bobot JST internal. Untuk jaringan pengelompokan dan terkadang klasifikasi, ini terutama bergantung pada pembelajaran tanpa pengawasan di mana input digunakan tanpa target, dan data akan disortir berdasarkan ''cluster'', atau grup berdasarkan properti tertentu dari input itu sendiri, misalnya, berdasarkan bentuk, dengan warna, atau dengan kedekatan. Ada beberapa jenis JST yang sedang dikembangkan di proses industri. Secara garis besar JST yang digunakan di proses industri adalah Multi Layer Perceptron (MLP), Convolutional Neural Network (CNN) dan Recurrent Neural network (RNN). MLP merupakan JST yang paling umum digunakan[9].

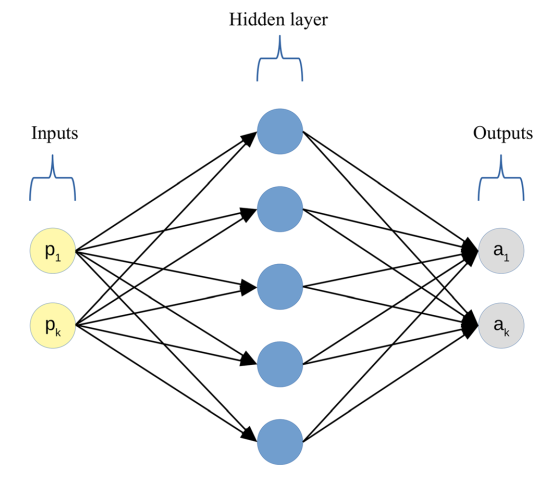
Baik MLP dan CNN dapat digunakan untuk klasifikasi Gambar namun MLP mengambil vektor sebagai input dan CNN mengambil tensor sebagai input sehingga CNN dapat memahami hubungan spasial (hubungan antara piksel gambar yang berdekatan) antara piksel gambar lebih baik sehingga untuk gambar yang rumit CNN akan berkinerja lebih baik daripada MLP. CNN dirancang untuk bekerja untuk klasifikasi Gambar atau Video[10]. RNN dirancang untuk bekerja untuk masalah yang berkaitan dengan prediksi seperti prediksi hasil akhir dari proses dengan menggunakan kombinasi input dan output sebelumnya.

# Review JST di proses Industri

JST adalah salah satu metode deteksi yang paling sering digunakan untuk deteksi osilasi kontrol loop. Beberapa penelitian telah menunjukkan bahwa JST memiliki kemampuan yang baik untuk mendeteksi, mengklasifikasikan dan mendiagnosis osilasi kontrol loop pada proses industri. Penelitian saat ini membuktikan bahwa deteksi osilasi dan proses diagnosis berdasarkan teknik JST dapat diandalkan dalam deteksi osilasi untuk proses industri yang semakin kompleks. JST memungkinankan semua deteksi osilasi dilakukan secara otomatis dan akurasi serta efisiensi dan efektivitasnya bisa semakin ditingkatkan dengan melakukan pelatihan sistem dan pembelajaran mandiri. Ini memungkinkan sistem untuk dapat diperbaharui mengikuti keadaan dan pengembangan proses industri kedepannya.

## Jaringan Saraf Multi Layer Perceptron (MLP)

Jaringan saraf multilayer perceptron adalah jaringan yang paling umum digunakan. MLP standar berisi perceptron (syaraf neuron) terhubung membentuk beberapa lapisan (layer). Sebuah MLP mempunyai lapisan masukan (input layer), minimal satu lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan luaran (output layer). Permodelan ini merupakan jenis jaringan feedforward yaitu input layer akan menyuplai input vektor pada jaringan, kemudian input yang dimasukkan melakukan komputasi pada layer yang kedua, lalu output dari layer yang kedua digunakan sebagai input dari layer yang ketiga dan seterusnya[11].Untuk melihat bagaiamana struktur MLP dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Stuktur Multilayer Perceptron

Heo [12] menjelaskan bahwa jumlah lapisan yang lebih banyak akan mengkompensasi kelemahan sifat perceptron yang hanya bisa melakukan perhitungan linier dan memungkinkan perhitungan nonlinier untuk dilakukan. Pada deteksi osilasi hal ini sangat penting karena pada proses industri kebanyakan osilasi yang terjadi karena proses dinamis tidak hanya statis. Selain itu dengan semakin berkembangnya proses industri, sistem ini juga dapat berkembang untuk memecahkan masalah yang ada.

Penambahkan jumlah layer juga bisa meningkatkan akurasi deteksi yang didapatkan. Meskipun memiliki lebih banyak layer memberikan peningkatan akurasi deteksi secara keseluruhan, perlu diingat bahwa dibutuhkan waktu dan usaha yang lebih dalam proses deteksi dan pelatihan sistemnya. Selan itu tidak selalu penambahan layer akan menambah performa sistem. Ada batas jumlah layer yang ditambahkan hanya akan menambah akurasi sangat sedikit atau bahkan tidak sama sekali. Ini mungkin berarti bahwa jaringan saraf telah mencapai potensi maksimumnya untuk akurasi dalam membedakan sampel yang salah dari sampel normal dengan data input. Untuk itu masih diperlukan kajian lebih lanjut lagi mengenai berapa dan pengaruhnya jumlah layer ini terhadap performa sistem deteksi.

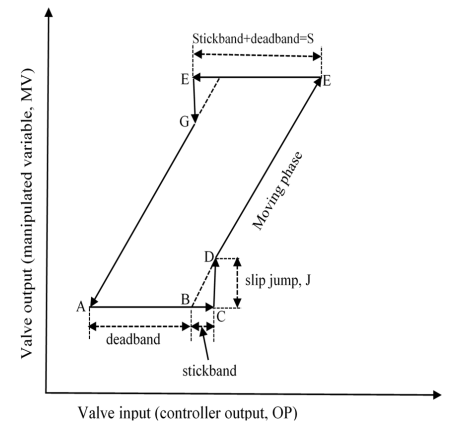
## Pengenalan Pola

Pengaplikasian JST lainnya untuk teknik deteksi osiliasi kontrol yang sering digunakan adalah menggunakan pengenalan pola dengan menggunakan jaringan saraf konvolusi / *convulational neural network* (CNN). CNN adalah salah satu jenis dari JST. CNN dapat secara otomatis mempelajari hierarki fitur dari matriks gambar input, yang diekstraksi dengan algoritme tertentu[13].

Dalam beberapa tahun terakhir, model CNN menjadi terobosan besar dalam visi komputer dan banyak digunakan dalam berbagai aplikasi seperti klasifikasi citra, segmentasi citra, pelacakan objek, termasuk untuk deteksi osilasi. CNN dirancang khusus untuk visi komputer yang digunakan untuk menerima dan memproses data piksel. CNN lebih dipilih daripada jaringan saraf lain sebagai alat deteksi karena akurasi yang unggul pada klasifikasi gambar pada kumpulan data besar. Arsitektur CNN lebih baik digunakan untuk desain perancangan halus, yang berarti lebih baik dilatih dengan koneksi dan parameter yang memiliki jumlah tidak sebanyak JST lainnya.

Pada deteksi osilasi, teknik ini digunakan untuk medeteksi nonlinearitas pada katub kontrol. Penyebab nonlinearitas katub antara lain karena stiksi katub kontrol, pita katub mati, saturasi, dan kuantisasi. Teknik pengenalan pola dilakukan dengan mengamati hubungan antara keluaran pengontrol (OP) dan posisi katup aktual (MV) dari katup kontrol pada diagram MV(OP).

Zheng [14] menjelaskan bagaimana nonlinearitas yang dapat terjadi karena masalah stiksi katub kontrol.



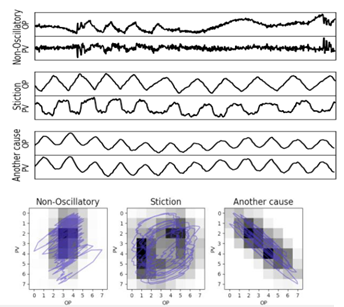
Gambar 2 Nonlinearitas pada Katub Kontrol

Dalam keadaan normal, OP dan MV akan memiliki hubungan yang linear. Saat terjadi stiksi, hubungan linier antara OP dan MV tidak lagi berlaku, dan katup berperilaku seperti yang digambarkan pada Gambar 2. Perilaku input-output dari katub kontrol terdiri dari deadband, stickband, slip jump, dan moving phase.

Ketika katup bermasalah terjadi stiksi, katub akan menempel, posisi katub (MV) tidak berubah sementara keluaran pengontrol (OP) terus berubah. Katup terlepas dari stiksi ketika perubahan kumulatif dalam OP sama dengan stiction band, dan pada titik ini MV tiba-tiba berubah (ini ditandai dengan slip jump). Setelah katup terlepaskan dari stiksi, maka katub terus bergerak ke atas atau ke bawah (ini disebut moving phase). Ketika OP mengubah arah gerakannya, katup akan menempel lagi, dan katup akan berhenti bergerak. Katup dapat menempel beberapa kali, dan setiap kali, stickband serta slip jump dapat bervariasi. Stiksi katub tidak statis tetapi lebih cenderung dinamis. Inilah yang akan menimbulkan osilasi pada kontrol katub terjadi.

Beberapa teknik untuk mengatasi sudah diusulkan yaitu dengan melihat perubahan OP dan MV. Yamashita[16] menginisiasi penggunaan teknik pengenalan pola dimana teknik yang diusulkan mengenali arah gerakan dalam diagram MV(OP), kemudian urutan arah diklasifikasikan dalam urutan khas yang ditemukan pada loop dengan stiksi katup dan kombinasinya.

Dambros [17] merumuskan metode deteksi dan diagnosis osilasi berbasis bentuk gelombang, di mana bentuk plot MV−OP ditransformasikan menjadi gambar 8 × 8 piksel yang digunakan sebagai data pelatihan untuk melatih jaringan. Pengolahan data pada dasarnya adalah transformasi diagram MV(OP) menjadi citra berukuran 8x8 piksel. Dengan menggunakan matriks nilai OP dan MV time series disesuaikan dan menggambarkan masing-masing pixel. Data kemudian dibagi menjadi 3 set yaitu data training, validasi, dan data tes.



Gambar 3. Pengenalan pola transformasi plot MV(OP)

Dengan mengubah diagram MV(OP) menjadi citra berukuran 8x8 piksel, CNN akan melakukan pelatihan pengolahan citra untuk dapat membedakan berbagai keadaan yang terjadi pada katub kontrol. Hasil yang didapatkan deteksi CNN metode ini memiliki akurasi yang sangat tinggi namun memerlukan waktu dan usaha yang banyak karena diperlukan banyak data agar pengenalan pola dari CNN dapat semakin akurat.

Vazquez [18] mebahas deteksi stiksi katub kontrol dalam pandangan yang berbeda. Dibandingkan dengan penelitian yang ada selama ini menggunakan data industri untuk mendeteksi stiksi katub kontrol, penelitian ini menggunakan eksperimen untuk melihat bagaimana perilaku katub kontrol pada keaadan normal dan keadaan stiksi. Eksperimen akan memvariasikan dua data yaitu data katub kontrol normal dan katub kontrol pada saat stiksi. Selanjutnya, CNN digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik katup kontrol dengan memvariasikan plot MV dan OP untuk pelatihannya.

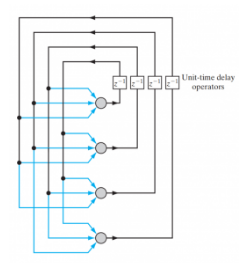
Eksperimen ini ditujukan untuk membuat kesalahan stiksi pada katup kontrol dan menggunakan informasi ini sebagai platform untuk membangun model berbasis data yang kemudian dengan menggunakan metode deteksi berdasarkan CNN untuk mendeteksi osilasi yang terjadi. Dari eksperimen dan pelatihan didapatkan bahwa perubahan kecil pada nilai OP karena faktor yang tidak diinginkan / gangguan dari luar seperti kondisi pengencangan maur dan baut yang tidak semestinya (pada ekperimen kekencangan baut katub kontrol divariasikan untuk berkurang hingga 25%) akan menyebabkan perbedaan yang signifikan antara MV dan OP diamati.

Zheng [14] melakukan deteksi dengan metode Moving Window Based Stiction Detection (MWSD) yaitu dengan secara perlahan merubah perilaku MV, dalam kaitannya dengan perubahan OP, selama stiksi katub terjadi. Metode yang diusulkan membutuhkan algoritma pengelompokan sederhana, yaitu dengan pengelompokan K-means, dan bergantung pada nilai MV dan OP. Ini akan mengukur stiksi dan mengidentifikasi katub yang bermasalah seperti katub beku, katub tersumbat, dan katub mati.

## Jaringan Saraf Berulang

Pendekatan lainnya yang biasa digunakan adalah dengan menggunakan jaringan saraf berulang / recurrent neural metwork (RNN). RNN merupakan salah satu jenis deep learning / pembelajaran yang dalam dari JST. JST bisa berupa pembelajaran dangkal atau dalam. Mereka disebut dangkal ketika hanya memiliki satu / beberapa lapisan tersembunyi (yaitu sedikit lapisan antara input dan output). Sementara bisa disebut dalam ketika lapisan tersembunyi memiliki jumlah yang banyak[19].

Di antara arsitektur JST, RNN adalah pilihan yang sangat baik untuk digunakan karena memiliki kemampuan belajar tambahan karena dimasukkannya umpan balik yang didorong secara dinamis. Tidak seperti MLP yang murni statis, RNN tidak hanya menggunakan input dalam memprediksi contoh output tertentu, tetapi juga keadaan apa pun di antaranya untuk berkontribusi dalam memprediksi nilai output berikutnya.[20] Untuk melihat bagamana struktur RNN dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 4 Struktur jaringan saraf Berulang

Bentuk yang paling umum adalah jaringan nonlinear autoregressive with exogenous input (NARX) dan Long short-term memory (LSTM) yang menggunakan output untuk mempengaruhi input dalam loop umpan balik. Hal ini memungkinkan proses pembelajaran untuk memperhitungkan perubahan temporal dalam input dan output juga, yang menjadikannya pilihan yang menarik untuk pemodelan kumpulan data dinamis. Dimasukkannya umpan balik juga memerlukan metode pelatihan baru tergantung pada arsitekturnya.

RNN, memiliki potensi yang lebih baik secara keseluruhan untuk memecahkan masalah berbagai masalah pada metode deteksi osilasi terutama osilasi yang bersifat dinamis. Namun dalam pembuatannya RNN memiliki sistem yang lebih rumit dibandingkan dengan berbagai JST lainnya.

Zabiri [21] telah menguji dari enam jenis JST yang berbeda, dengan membandingkan dan memvalidasi kinerjanya. RNN dengan struktur Nonlinear AutoRegressive structure with eXogenus inputs and with Series Parallel architecture (NARXSP) terbukti cukup memprediksi perilaku katup di semua skenario stiksi yang berbeda. Dengan menguji enam jenis JST NARXSP menjadi satu-satunya struktur yang dapat melacak secara akurat perilaku katup stiksi. Kekokohan (Robust) yang baik dari model stiksi berbasis NARXSP juga ditunjukkan terhadap ketidakpastian dalam parameter dan skenario stiksi. Namun, penting untuk dicatat bahwa hasil spesifik yang baik ini diperoleh, karena NARXSP adalah satu-satunya kasus di mana output diumpankan kembali ke fitur jaringan bersama dengan input (OP) selama fase pelatihan. Artinya, sinyal output diprediksi hanya selangkah lebih maju di masa depan. Oleh karena itu, JST ini tidak dapat digunakan dalam mode pemodelan murni, untuk menghasilkan seluruh output katup dari input..

Taqvi [22] memberikan contoh aplikasi NARX digunakan sebagai model prediksi. Model ini umumnya digunakan untuk identifikasi sistem dinamis. NARX digunakan sebagai prediktor, untuk prediksi nilai selanjutnya dari sinyal input. Jaringan saraf NARX memiliki kemampuan untuk mengambil keputusan cerdas untuk masalah deteksi kesalahan di lingkungan industri nyata.

Struktur NARX digunakan karena memiliki kemampuan untuk memodelkan sistem dinamis berdasarkan data deret waktu. NARX dapat memetakan perilaku sistem deteksi secara keseluruhan dan melatih model secara akurat, sehingga memiliki kemampuan untuk menangkap ketidaklinieran proses secara akurat.

# kesimpulan

JST semakin banyak digunakan dalam penerapannya untuk sistem deteksi osilasi kontrol. Tulisan ini memberikan tinjauan mengenai berbagai penelitian dan penerapannya yang dilakukan pada proses industri. Teknik JST dipilih karena potensi dan karakteristiknya yang mampu menyelesaikan berbagai permasalahan di proses deteksi osilasi kontrol.

JST memiliki kemampuan utama untuk pembelajaran mandiri sehingga dapat mengikuti perkembangan proses industri. Selain itu JST juga sangat fleksibel sehingga memiliki berbagai macam bentuk atau teknik pengembangan yang bisa digunakan. Meskipun teknik yang digunakan berbeda prinsip dasar yang sama yaitu dengan memanfaatkan vektor yang terhubung menjadi sebuah aproximator universal untuk mendapatkan sistem kinerja deteksi tertentu.

Ada berbagai jenis JST yang bisa digunakan untuk deteksi osilasi kontrol pada proses industri. Namun yang paling banyak digunakan adalah MLP, CNN, dan RNN MLP banyak digunakan karena memiliki karakteristik yang sederhana, fleksibel, dan penggunaannya yang cukup baik. Sedangkan CNN digunakan untuk deteksi dengan pengenalan pola dan gambar, dan RNN digunakan karena memiliki potensi yang paling baik dari semua jenis JST.

References

1. Bialkowski, W. L. Dreams vs. Reality: A View from Both Sides of the Gap. Pulp and Paper, Canada 1994, 19−27.
2. Ender, D. B. Process Control Performance: Not as Good as You

Think. Control Eng. 1993, 40 (10), 180−190.

1. Torres, B. S.; Carvalho, F. B.; Fonseca, M. O.; Filho, C. S.

Performance Assessment of Control Loops - Case Studies. In Proc. IFAC ADCHEM; Gramado, Brasil, 2006

1. Desborough, L.; Miller, R. Increasing Customer Value of  
   Industrial Control Performance Monitoring  Honeywell’s Experience. AIChE Symp. Ser. 2002, 153-186
2. Dambros, J. W. V; Trierweiler, J. O.; Farenzena, M.; Kloft M., “Oscillation Detection in Process Industries by a Machine Learning Based Approach," Ind. Eng. Chem. Res. 2019, 58, 14180−14192.
3. Dambros, J. W. V; Trierweiler, J. O.; Farenzena, M.; Kloft M., “Oscillation detection in process industries – Part I: Review of the detection methods,” Journal of Process Control 78 (2019) 108–123
4. Thornhill, N. F.; Horch, A. Advances and New Directions in Plant-Wide Disturbance Detection and Diagnosis. Control Eng. Pract. 2007, 15 (10), 1196−1206
5. Pavlenko, I.; Ivanov, V.; Kuric, I.; Gusak, O.; Liaposhchenko, O., “Ensuring Vibration Reliability of Turbopump Units Using Artificial Neural Networks,” Advances in Manufacturing II - Volume 1, LNME, pp. 165–175, 2019.
6. Bacci, D. C. R; Scali, C.,“ Review and comparison of techniques of analysis of valve stiction: From modeling to smart diagnosis,” Chemical Engineering Research and Design 1 3 0 (2018) 230–265
7. Wang, T.; Chen, Y.; Qiao, M.; Snoussi, H., “A Fast And Robust Convolutional Neural Network-Based Defect Detection Model In Product Quality Control,” Int J Adv Manuf Technol (2018) 94:3465–3471
8. Reddy, M. C. S.; Sekhar, A. S., “Application of Artificial Neural Networks for Identification of Unbalance and Looseness in Rotor Bearing Systems,” International Journal of Applied Science and Engineering 2013. 11, 1: 69-84
9. Heo, S.; Lee, J. H., “Fault Detection and Classification Using Artificial Neural Networks,” IFAC PapersOnLine 51-18 (2018) 470–475
10. Verma, A. K.; Nagpal, S.; Desai, A.; Sudha, R.; “An Efficient Neural-Network Model For Real-Time Fault Detection In Industrial Machine,” Neural Computing and Applications (2021) 33:1297–1310
11. Zheng, D.; Sun, X.; Darmala, S.K.; Shah, A.; Amalraj, J.; Huang, B., “Valve Stiction Detection and Quantification Using a K‑Means Clustering Based Moving Window Approach,” Ind. Eng. Chem. Res. 2021, 60, 2563−2577
12. Samarasinghe, S., “Neural networks for applied sciences and engineering: from fundamentals to complex pattern recognition.” Auerbach publications, Boca Raton. (2016)
13. Yamashita, Y., “An Automatic Method for Detection of Valve

Stiction in Process Control Loops.” Contr. Eng. Pract. 2006, 14, 503− 510.

1. Dambros, J. W. V; Farenzena, M.; Trierweiler, J. O., “Oscillation Detection and Diagnosis in Process Industries by Pattern Recognition technique,” IFAC PapersOnLine 52-1 (2019) 299–304
2. Vasquez, N. R.; Fernandes, D. P.; Chen D. H., “Control Valve Stiction: Experimentation, Modeling, Model Validation and Detection with Convolution Neural Network,” International Journal of Chemical Engineering and Applications, Vol. 10, No. 6, December 2019
3. Yuan, T.; Qin, S.J., “Root Cause Diagnosis of Plant-Wide Oscillations Using Granger Causality,” IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes The International Federation of Automatic Control Singapore 2012.
4. Aminudin, A. A. A. M.; Zabiri, H.; Taqvi, S. A. A.; Tufa, L. D., “Neural Network Applications In Fault Diagnosis And Detection: An Overview Of Implementations In Engineering-Related System,” Neural Computing and Applications (2020) 32:447–472
5. Zabiri, H.; Mazuki, N., “A black-box approach in modeling valve stiction,” Int. J. Mech. Aerosp. Ind. Mechatron. Manuf.

Eng. 4, 605–611.(2010)

1. Taqvi, S.A.; Tufa, L. D.; Zabri H.; Maulud, A.S.; Uddin, F., “Fault detection in distillation column using NARX neural network,” Neural Computing and Applications (2020) 32:3503–3519