Deteksi Osilasi Kontrol pada Proses Industri dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan

Nukman Tsaqib Tsanya 1, A.N.I. Wardana 2,Nazrul Effendy 3

1,2,3 Teknik Fisika Universitas Gadjah Mada Yogyakarta

Email: nukmantsaqib@mail.ugm.ac.id, awang.wardana@ugm.ac.id, nazrul@ugm.ac.id,

*Abstrak*–- Osilasi kontrol loop adalah salah satu masalah yang sering terjadi di proses industri. Osilasi menyebabkan variabel proses tidak dapat dipertahankan pada kondisi yang diinginkan yang akan menyebabkan kerugian finansial pada industri. Selama beberapa tahun terakhir sudah banyak penelitian yang dilakukan, dan salah satu pendekatan yang semakin banyak digunakan adalah menggunakan jaringan saraf tiruan (JST). Tulisan ini diharapkan dapat memberikan gambaran tentang karakterisktik JST dan penerapannya untuk deteksi dan diagnosis osilasi kontrol pada proses industri. 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). Masing – masing arsitektur memiliki karakteristik dan fungsi yang berbeda. MLP memiliki karakteristik yang sederhana, dan fleksibel dibandingkan jaringan lainnya. CNN bekerja sangat baik untuk melakukan teknik deteksi dengan menggunakan pengenalan pola. Sementara RNN sangat baik digunakan untuk mendeteksi sistem dinamis 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 berbagai hal. Setelah osilasi dihasilkan di suatu tempat, osilasi dapat menyebar ke seluruh pabrik 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 CWD 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. Metode inilah yang banyak digunakan untuk aplikasi JST yaitu dengan meneliti kondisi masing-masing loop pada jaringan-jaringan saraf.

Beberapa syarat metode deteksi osilasi yang baik antara lain adalah sepenuhnya otomatis, memiliki ketahanan terhadap kebisingan dan gangguan, mampu untuk mengevaluasi periode dan amplitudo osilasi; deteksi osilasi ganda dan terputus-putus, semakin sederhana metode semakin baik.[7]

## 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 digunakan menjadi sebuah sistem. JST terdiri dari lapisan input*(input layer)*, lapisan output *(output layer),* dan lapisan tersembunyi *(hidden layer)* di antara mereka. Menghubungkan setiap lapisan adalah *neuron* (atau node syaraf) yang mengandung koefisien bobot yang mempengaruhi keseluruhan struktur jaringan.

Faktor penting pada JST adalah pilihan fungsi pelatihan, dimana sistem diberi pembelajaran agar dapat bekerja sendiri sesuai dengan syarat yang diberikan. Sebelum dilakukan penelitian perlu dilakukan pra-pemrosesan data yaitu pemetaan data ke dalam bentuk yang lebih sesuai dengan kebutuhan pengelompokan JST dari data input. Ini bertujuan untuk membantu menurunkan variabel data yang banyak, memudahkan generalisasi fitur dan klasifikasi, dan menghilangkan noise sebaik mungkin. Proses ini akan memudahkan untuk pembutan sistem sehingga dapat menghemat waktu dan biaya. Selain itu perlu juga dipertimbangkan faktor ukuran neuron tersembunyi dari setiap lapisan, ukuran sampel ruang input, dan kondisi pengujian.

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].

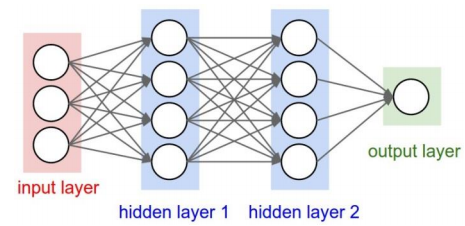
MLP dan CNN dapat digunakan untuk klasifikasi Gambar namun MLP mengambil vektor sebagai input dan CNN mengambil tensor sebagai input sehingga CNN dapat memahami hubungan spasial (hubungan antara piksel gambar yang berdekatan) antara piksel gambar lebih baik sehingga untuk gambar yang rumit CNN akan berkinerja 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 layer. Sebuah MLP mempunyai lapisan input, minimal satu lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Permodelan ini merupakan jenis jaringan *feedforward* (FF) yaitu lapisan input akan menyuplai input vektor pada jaringan, kemudian input yang dimasukkan melakukan komputasi pada layer yang kedua, lalu output dari lapisan yang kedua digunakan sebagai input dari lapisan yang ketiga dan seterusnya[11]. Jaringan ini mempunyai karakteristik tidak ada pengulangan pembelajaran (loop) dimana signal bergerak dari lapisan input dan melewati lapisan tersembunyi dan kemudian menuju lapisan output. Untuk melihat bagaiamana struktur MLP dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Stuktur Multilayer Perceptron

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Tabel 1 | | | | | |
| Ringkasan Tinjauan Jurnal | | | | | |
| Penulis | Jurnal | Arsitek JST | | Proses | Ref. |
| Hwang et al (1993) | mendeteksi dan mendiagnosis kesalahan pada model matematis pembangkit nuklir tipe reaktor air bertekanan, | | MLP | 3 FF JST untuk identifikasi parameter, Pemberian *threshold* untuk berbagai variasi parameter dan kuantifikasi deteksi. | 13 |
| [R.Rengaswamy](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197600000518?via%3Dihub" \l "!) (2001) | pemantauan kontrol dengan *qualitative shape analysis* (QSA) | | MLP | FF JST untuk identifikasi *primitives* dan mengkarakterisasi sifat dan jenis osilasi | 14 |
| Seongmin Heo (2018) | deteksi dan klasifikasi kesalahan dengan menggunakan JST | | MLP | FF JST untuk klasifikasi kesalahan menggunakan *xavier initializer* dan ADAM optimizer | 12 |
| Jônathan W. V. Dambros (2019) | deteksi osilasi kontrol loop dengan | | MLP | 3 FF untuk deteksi osilasi, kuantifikasi periode, dan kuantifikasi amplitudo osilasi. | 5 |
| Ivan Pavlenko (2019) | menjaga keandalan unit turbopump menggunakan JST | | MLP | FF untuk monitoring dan identifikasi parameter dikombinasikan dengan *finite element* *model* (FEM) | 8 |
| Yoshiyuki Yamashita (2006) | metode deteksi pada stiksi katub kontrol di proses industri | | CNN | CNN untuk pengenalan arah dan gerakan pada diagram MV(OP) | 16 |
| Ahmad Azharuddin Azhari Mohd Amiruddin et al (2018) | deteksi stiksi dengan pengenalan pola | | CNN | *choudhury’s model* untuk menghasilkan perilaku stiksi dan CNN untuk pengenalan pola | 19 |
| Jônathan W. V. Dambros (2019) | deteksi osilasi dengan menggunakan teknik pengenalan pola | | CNN | transformasi diagram MV(OP) menjadi pixel gambar dan JST untuk klasifikasinya | 17 |
| Napoli R. Vazquez et al (2019) | mendeteksi kondisi dan karakteristik stiksi katub control | | CNN | eksperimen pengoperasian katup kontrol pada kondisi normal dan kondisi stiction dengan variasi vairabel kekencangan mur dan baut katub dan JST untuk identifikasi osilasi dan kesalahan stiksi. | 20 |
| B. Kamaruddin (2020) | deteksi stiksi dengan *butterfly shape-based detection* (BSD) | | CNN | kerangka jaringan BSD-CNN untuk mengukur keparahan stiksi | 18 |
| * [Haslinda Zabiri](https://www.researchgate.net/profile/Haslinda-Zabiri?_sg%5B0%5D=R7f9gYFXfmY2JQJM9GTHcMqkls_LgbkBF17RrtlXHV2Cc_elxLDwHBqTd5KfhVd1Sw6qqIw.RM73x4LsI0lgEnYNEeK18HcTG0UKBO26F7XPV5abiNwSJy7jaw8kFTmWOl31BikuDZKaiyRi0JbtSVlv9s041w.C-5GbI-GDDQzDQDWxhGigDP2m_AyYSPaTz6OdjrHunUlSWeR0L7dlvGRRQg2s3Cn_Ad110kulUahriOdhD-48Q&_sg%5B1%5D=ufazoX11pdvwFugeCGLtNTFmtgWXnWgLTMSG1lvU32ZEZBqo9Xl04EtEPVAD3trfWLEFWFI.fa2MFGOTyguX5Ispsodyha3MPbtnCjrNKhY16XfYKcJ6rVHZgfuswjXCEpkMMv0y9aLnu6eqqrU8PJFUXuPNgA)   (2010) | deteksi stiksi dengan berbagai jaringan saraf tiruan | | RNN | *choudhury’s model* untuk menghasilkan perilaku stiksi dan JST NARXSP untuk identifikasi | 22 |
| Syed A. Taqvi (2018) | sistem deteksi kesalahan pada kolom distilasi dengan menggunakan JST NARX | | RNN | NARX | 21 |
|  |  | |  |  |  |
|  |  | |  |  |  |

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 [12].

Penambahkan jumlah lapisan juga bisa meningkatkan akurasi deteksi yang didapatkan. Meskipun memiliki lebih banyak lapisan 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 lapisan akan menambah performa sistem. Ada batas penambahan jumlah lapisan yang ditambahkan yang akan menambahkan akurasi deteksi hingga 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 lapisan ini terhadap performa sistem deteksi[12].

Hwang [13] menginisiasi penggunaan jaringan MLP sebagai sistem deteksi untuk mendeteksi dan mendiagnosis kesalahan pada pembangkit nuklir tipe reaktor air bertekanan. Ada 3 jaringan saraf yang berbeda digunakan, yang pertama untuk identifikasi parameter, yang kedua untuk menetapkan batas ambang kesalahan, dan yang ketiga untuk deteksi dan diagnosis kondisi kesalahan pada proses.

Rengaswamy [14] mengidentifikasi tujuh jenis jaringan saraf kompleks yang digunakan untuk mendeteksi dan mendiagnosis berbagai jenis osilasi. Deteksi osilasi dilakukan dengan *qualitative shape analysis* (QSA) yaitu membandingkan antara sinyal terukur dan bentuk gelombang referensi. Identifikasi dilakukan pada *primitive* (set unit fundamental QSA) yang nantinya akan dapat dikuantifikasikan untuk mengetahui bentuk dan jenis osilasi.

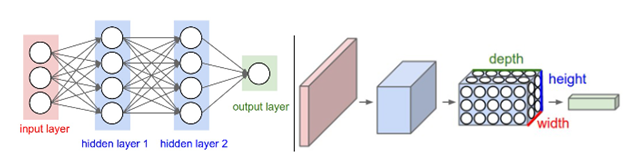
Heo [12] melakukan mengaplikasikan JST pada proses Tennessee Eastman (TE) yang menjadi benchmark untuk berbagai proses industri termasuk deteksi kesalahan. JST diinisisai dengan mengguinakan *Xavier initialization* untuk memastikan siganl tidak hilang atau terganggu dan rusak dan *ADAM optimizer* (*deep learning algortima*) untuk pelatihannya. Dengan mengombinasikan dua *hyperparameters* (jumlah lapiyan tersembunyi dan jumlah neuron bisa didapatkan akurasi yang sangat tinggi hingga 97.26 % dan akurasi sistem deteksi masih bisa ditingkatkan lagi dengan menggunakan augmentasi data input.

Dambros [5] menggunakan teknik deteksi STSOD yang diaplikasikan ke setiap loop time series. Metode ini menggunakan 3 *feedforward* jaringan syaraf yang dilatih dengan data buatan dengan fitur berbeda yang ditujukan untuk deteksi osilasi, kuantifikasi periode, dan kuantifikasi amplitudo osilasi. Digunakan juga teknik transformasi dari domain waktu ke domain frekuensi, teknik ini dapat mempelajari berbagai fitur yang ditemukan pada deret waktu industri, yang mencakup data dengan noise, gangguan (rata-rata nonstasioner), intermiten, saturasi, dan nonregularitas dalam osilasi. Bentuk gelombang yang dihasilkan akan harmonik dalam domain frekuensi, sehingga efek luaran bisa diabaikan.

Pavlenko [8] menjelaskan bahwa metode deteksi JST juga bisa digunakan sebagai dasar untuk kegiatan *predictive maintenance* sehingga keandalan mesin dapat tetap terjaga. Penelitian ini dilakukan di berbagai mesin terutama bearing mesin induksi. JST digunakan untuk mengartikan dan menganalisis *wavelet* *signal* dan perilaku variabel untuk diagnosa kesalahan. Jaringan FF dikombinasikan dengan *finite element model* (FEM) akan memonitoring dan identifikasi parameter pada bearing mesin induksi. Dengan demikian dapat diketahui kondisi mesin industri dan dilakukan perkiraan kapan diperlukan adanya perbaikan.

## Pengenalan Pola

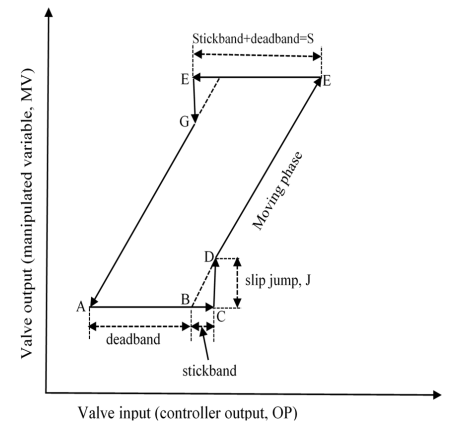
Pengaplikasian JST lainnya untuk teknik deteksi osiliasi kontrol yang sering digunakan adalah menggunakan pengenalan pola dengan menggunakan jaringan saraf konvolusi / *convulational neural network* (CNN). CNN adalah salah satu jenis dari JST yang merupakan pengembangan dari MLP yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. Cara kerja CNN memiliki kesamaan dengan MLP, namun dalam CNN setiap syaraf neuron dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi, tidak seperti MLP yang setiap neuron hanya berukuran satu dimensi. Setiap hubungan antar neuron pada dua lapisan yang bersebelahan memiliki parameter bobot satu dimensi yang menentukan kualitas mode. Disetiap data input pada lapisan dilakukan operasi linear dengan nilai bobot yang ada, kemudian hasil komputasi akan ditransformasi menggunakan operasi non linear yang disebut sebagai fungsi aktivasi. Data yang dipropagasikan pada CNN adalah data dua dimensi, sehingga operasi linear dan parameter bobot pada CNN berbeda. Untuk melihat bagaimana cara kerja CNN dapat dilihat pada gambar 2.



CNN terdiri dari berbagai lapisan yang dimana setiap lapisan memiliki *application program interface* (API) alias antarmuka program aplikasi sederhana. Pada gambar 3, CNN dengan input awal balok tiga dimensi akan ditransformasikan menjadi output tiga dimensi dengan beberapa fungsi diferensiasi yang memiliki atau tidak memiliki parameter. CNN membentuk neuron-neuronnya ke dalam tiga dimensi (panjang, lebar, dan tinggi) dalam sebuah lapisan. Keseluruhan skala dalam objek sangat penting agar input tidak kehilangan informasi spasialnya yang akan diekstraksi fitur dan diklasifikasikan. Hal ini akan menambah tingkat akurasi dan optimum algoritma CNN. Seperti pada kubus yang memiliki skala pada panjang, lebar, dan tinggi. Jika hanya menggunakan JST biasa, mungkin hanya memuat skala panjang dan tinggi. Namun CNN bisa memuat semua informasi dari keseluruhan skala yang bisa mengklasifikasikan objek dengan lebih akurat karena bisa menggunakan skala lebarnya juga (yang mungkin tidak akan terlihat oleh JST lainnya yang berdimensi dua)

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 pengenalan pola dilakukan dengan mengamati hubungan antara keluaran pengontrol (OP) dan posisi katup aktual (MV) dari katup kontrol pada diagram MV(OP). Teknik ini sering digunakan untuk medeteksi nonlinearitas pada katub kontrol yang terjadi karena tidak sesuainya hubungan OP dan MV. Untuk melihat bagaimana nonlinearitas pada katub stiksi terjadi dapat dilihat pada gambar



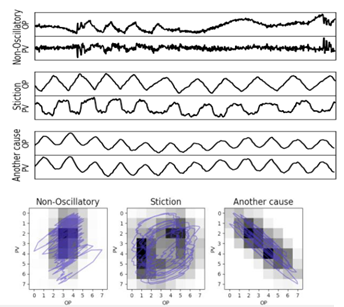
Gambar 2 Nonlinearitas pada Katub Kontrol

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[15].

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.

Kamarudin [18] melakukan sistem deteksi stiksi dengan menggunakan *butterfly shape-based detection* (BSD). Metode deteksi ini merupakan pengembangan dari model deteksi *stenman*. Pada kebanyakan metode deteksi pola, plot data untuk menunjukkan adanya osilasi yang disebabkan stiksi adalah bentuk elips. Namun, bentuk elips belum bisa menggambarkan osilasi secara akurat karena osilasi juga bisa terjadi karena efek loop lainnya yang berosilasi, gangguan eksternal dan penyetelan berlebihan. Untuk itu digunakan BSD dibandingkan bentuk plot elips untuk sistem deteksi osilasi stiksi. CNN kemudian digunakan untuk mengkategorikan gambar BSD sesuai dengan tingkat keparahan stiksi yang diamati.

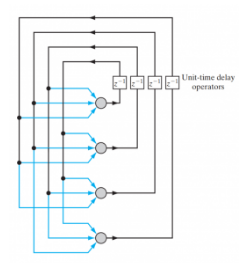
Deteksi stiksi juga bisa dilakukan dengan pandangan yang sebalikanya. Dibandingkan dengan penelitian yang ada selama ini menggunakan data industri untuk mendeteksi stiksi katub kontrol, penelitian bisa dilakukan menggunakan eksperimen untuk melihat bagaimana perilaku katub kontrol pada keaadan normal dan keadaan stiksi.

Amiruddin [19] menggunakan simulasi untuk mendapatkan kumpulan data yang digunakan untuk melatih JST. Semua data dihasilkan dengan menjalankan simulasi proses loop dengan MATLAB Simulink. Model yang digunakan untuk menghasilkan perilaku stiksi adalah dengan model *Choudhury*. Sedangkan untuk kondisi non stiksi disimulasikan untuk menggambarkan kondisi tuning yang baik, kondisi tuning berlebihan dan kondisi proses yang mengalami gangguan osilasi eksternal. Tiga kondisi non-stiksi ini digunakan agar data dapat menunjukkan secara akurat osilasi yang benar-benar disebabkan oleh stiksi. Data kemudian akan di plot sesuai diagram MV(OP) yang kemudian dengan CNN akan dikuantifikasi dan dilasifikasikan sesuai bentuk plot diagram MV(OP).

Vazquez [20] melakukan 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 bertujuan untuk membuat kondisi stiksi pada katup kontrol dan menggunakan informasi yang ada 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.

## Jaringan Saraf Berulang

Pendekatan lainnya yang biasa digunakan adalah dengan menggunakan jaringan saraf berulang / recurrent neural metwork (RNN). Diantara 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.[11] Untuk melihat bagamana struktur RNN dapat dilihat pada gambar 3.

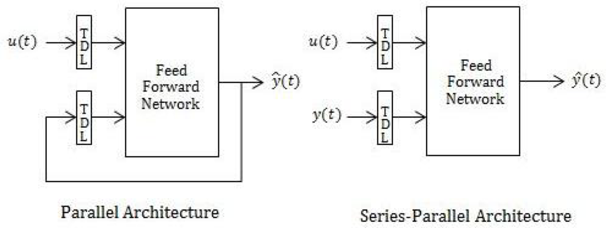


Gambar 4 Struktur jaringan saraf Berulang

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.

Bentuk yang paling umum adalah jaringan *long short-term memory* (LSTM), *nonlinear autoregressive with exogenous input* (NARX), dan *nonlinear autoregressive network with exogenous inputs series paralel* (NARXSP) yang menggunakan output untuk mempengaruhi input dalam loop umpan balik.

Taqvi [21] memberikan contoh aplikasi JST NARX digunakan sebagai model prediksi. Model ini umumnya digunakan untuk identifikasi sistem dinamis. NARX digunakan sebagai prediktor, untuk prediksi nilai selanjutnya dari sinyal input. JST NARX memiliki kemampuan untuk mengambil keputusan cerdas untuk masalah deteksi kesalahan di lingkungan industri nyata.



Arsitektur NARX standar seperti yang ditunjukkan pada Gambar. 5(a). Ini memungkinkan output untuk diumpankan kembali ke input dari jaringan saraf feedforward. Ini dianggap sebagai jaringan FF dengan umpan balik dari output ke input. Dalam arsitektur NARXSP, Gbr. 5(b), output sebenarnya yang tersedia selama pelatihan jaringan digunakan sebagai pengganti feed back output yang diperkirakan. Keuntungannya adalah input ke jaringan feedforward lebih akurat. [21]

Zabiri [22] telah menguji dari enam jenis JST yang berbeda, dengan membandingkan dan memvalidasi kinerjanya. RNN dengan NARXSP terbukti paling baik untuk memprediksi perilaku katup di semua skenario stiksi yang berbeda. NARXSP menjadi satu-satunya struktur yang dapat mendeteksi secara akurat perilaku katup stiksi. Kekokohan (Robust) yang baik dari model stiksi berbasis NARXSP juga ditunjukkan terhadap ketidakpastian dalam parameter dan skenario stiksi.

# 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 kemampuan yang baik untuk mendeteksi sistem dimanis.

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. 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
9. Heo, S.; Lee, J. H., “Fault Detection and Classification Using Artificial Neural Networks,” IFAC PapersOnLine 51-18 (2018) 470–475
10. Hwang, H.C.; Salf, M.; Jamshid, M., “Neural Based Fault Detection And Identification For A Nuclear Reactor,” IFAC 12th Triennial World Congress, Sydney, Australia, 1993
11. Rengaswamya, R.; Hagglund, T., Venkatasubramanian, V., “A Qualitative Shape Analysis Formalism For Monitoring Control Loop Performance,” Engineering Applications of Artificial Intelligence 14 (2001) 23–33
12. 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
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. Kamarudin, B.; Aminudin, A. A. A. M.; Teh, W. K.; Ranasamy, M.; Jeremiah, S. S., “A simple model-free butterfly shape-based detection (BSD) method integrated with deep learning CNN for valve stiction detection and quantification,” Journal of Process Control 87 (2020) 1–16
3. Aminudin, A. A. A. M.; Zabiri, H.; Jeremiah, S. S.; Teh, W. K.; Kamarudin, B., “Valve Stiction Detection Through Improved Pattern Recognition Using Neural Networks,” Control Engineering Practice 90 (2019) 63–84
4. 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
5. 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
6. 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. 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