

# Urania

## Jurnal Ilmiah Daur Bahan Bakar Nuklir

Beranda jurnal: <https://ejournal.brin.go.id/urania>



### DETEKSI CACAT PADA OBJEK LOGAM DI INDUSTRI NUKLIR MENGUNAKAN *MACHINE LEARNING*

Tri Sulistiyo Hari Nugroho<sup>1,2</sup>, Nazrul Effendy<sup>1</sup>, Kusnanto<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Intelligent and Embedded System Research Group

Departemen Teknik Nuklir dan Teknik Fisika, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada  
Jl. Grafika 2, Mlati, Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55281

<sup>2</sup>Direktorat Pengelolaan Fasilitas Ketenaganukliran – BRIN  
Jl. Babarsari, Depok, Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55281

<sup>3</sup>Material Engineering Research Group  
Departemen Teknik Nuklir dan Teknik Fisika, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada  
Jl. Grafika 2, Mlati, Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55281  
e-mail: nazrul@ugm.ac.id

(Naskah diterima: 20–06–2024, Naskah direvisi: 24–11–2024, Naskah disetujui: 03–12–2024)

#### ABSTRAK

**DETEKSI CACAT PADA OBJEK LOGAM DI INDUSTRI NUKLIR MENGGUNAKAN *MACHINE LEARNING*.** Objek berbahan logam cukup banyak digunakan di dunia industri baik yang berkaitan dengan nuklir maupun bukan. Pada proses manufaktur objek ini, tidak menutup kemungkinan terjadinya cacat produksi. Selain itu, objek berbahan logam dapat juga mengalami cacat saat operasionalnya, misalkan karena benturan, patahan, maupun karena akibat korosi atau pun reaksi kimia lainnya. Objek-objek berbahan logam pada industri nuklir antara lain dapat berupa tangki reaktor, batang kendali, pompa, pipa, dan selongsong bahan bakar reaktor nuklir. Untuk memastikan fungsi peralatan, mesin, dan/atau instalasi yang terbuat dari logam tetap optimal, penting untuk menerapkan program pemeliharaan yang komprehensif. Program tersebut harus mencakup pemeriksaan rutin untuk mengidentifikasi potensi kerusakan yang dapat memengaruhi integritas komponen logam. Salah satu metode deteksi cacat objek teknik yang sedang berkembang adalah menggunakan kecerdasan buatan atau *machine learning*, yang dipadukan dengan metode uji dan analisis visual, pengolahan hasil sinar-X, sinar Gamma, elektromagnetik atau ultrasonik. *Machine learning* sendiri telah diterapkan pada beberapa aplikasi. Kajian yang dilakukan pada paper ini menggunakan analisis bibliometrik dan divisualisasikan menggunakan VOSviewer. Paper ini menyajikan metode-metode deteksi cacat pada objek berbahan logam menggunakan analisis tak merusak (*non destructive analysis*) khususnya analisis visual (*visual analysis*) dan *machine learning*. Perpaduan penggunaan data hasil uji dan analisis visual dengan *machine learning* dalam pengambilan kesimpulan kerusakan pada objek berbahan logam dapat mempermudah dalam mengambil keputusan.

**Kata kunci:** Objek, logam, industri nuklir, deteksi cacat, *machine learning*.

**ABSTRACT**

**DETECTION OF DEFECTS IN METAL OBJECTS OF THE NUCLEAR INDUSTRY USING MACHINE LEARNING.** *Objects made from metal are quite widely used in the industrial world, both nuclear and non-nuclear related. In the manufacturing process of this object, there is possibility of production defects occurring. Apart from that, metal objects can also experience defects during the operation of the object, for example due to impact, fracture, or due to corrosion or other chemical reactions. In the nuclear industry, metal objects include reactor tank, control rod, pump, pipes, and nuclear reactor fuel cladding. In order to ensure the continued optimal functionality of equipment, machinery, and/or installations constructed from metal, it is essential to implement a comprehensive maintenance programme. Such a programme must include regular inspections to identify any potential damage that may affect the integrity of the metal components. One method of detecting defects in technical objects that is currently being developed is using artificial intelligence or machine learning, either combined with visual inspection and analysis methods, X-ray, gamma ray, electromagnetic or ultrasonic results. Machine learning itself has been applied to several applications. The research carried out in this article used bibliographic analysis and was visualized using VOSviewer. This paper presents methodologies for the non-destructive analysis of metal objects, with a specific focus on visual analysis and machine learning. The integration of test data and visual analysis with machine learning enables the formulation of informed conclusions regarding the condition of metal objects, thereby facilitating decision-making processes.*

**Keywords:** *Objects, metal, nuclear industry, defect detection, machine learning.*

**PENDAHULUAN**

Objek berbahan logam cukup banyak digunakan untuk mendukung kebutuhan manusia. Salah satunya digunakan di dunia industri baik yang berkaitan dengan penggunaan radiasi nuklir mau pun tidak [1], [2], [3]. Pada operasional suatu industri, biasanya diikuti juga suatu proses pemeliharaan maupun monitoring kondisi bagian-bagian di industri tersebut. Bagian-bagian yang rusak biasanya dilakukan perbaikan atau penggantian untuk tetap menjaga unjuk kerja sistem di industri tersebut.

Pemeliharaan ini dapat dilakukan secara berkala maupun dengan menggunakan suatu sistem alat bantu prediksi seperti sistem kecerdasan buatan [4]. Pemeliharaan ini diperlukan agar sistem industri tersebut dapat berjalan dengan produktif dan efisien. Ada beberapa material logam yang digunakan di dunia industri, antara lain besi, *stainless steel*, timah, perak, aluminium, dan campuran dari beberapa logam. Salah satu jenis logam yang banyak digunakan industri adalah *stainless steel* [5], [6], [7], termasuk di industri nuklir, sehingga menjadi komponen yang mendapat perhatian.

**Uji Tak Merusak pada Objek Logam**

Untuk mengetahui kerusakan dan atau cacat pada suatu material logam, termasuk *stainless steels*, digunakan metode uji merusak dan uji tak merusak (NDT, *non destructive testing*). Metode uji merusak adalah suatu metode atau cara menguji bahan

atau komponen dengan merusak bahan atau komponen yang diuji. Sedangkan metode deteksi/uji tak merusak adalah salah satu pengujian dan analisis tanpa merusak bahan ujinya. Metode uji tak merusak ini digunakan untuk mengambil data suatu komponen atau sistem apakah masih berfungsi dengan baik dan sesuai dengan standar atau mengalami anomali, cacat, dan atau kerusakan yang dapat mengganggu proses suatu sistem.

Data dari metode uji tak merusak kemudian diolah dan dianalisis untuk mengambil suatu kesimpulan atau keputusan bahwa pada suatu komponen atau sistem tertentu berfungsi dengan baik atau tidak. Metode uji tak merusak banyak dipakai oleh perusahaan yang menghasilkan produk dimana bahan dasar pembuatannya mahal dan langka, dan produk yang dihasilkan melalui proses yang panjang, atau rumit, dan atau berbiaya mahal. Beberapa metode dalam deteksi/uji tak merusak di antaranya adalah *visual testing* (VT), *magnetic particle testing*, *penetrant testing*, *radiographic testing*, *eddy current testing*, *ultrasonic testing*, *acoustic emission testing*, dan *thermal infrared testing* [8], [9], [10].

Tabel 1 menampilkan metode uji tak merusak yang digunakan oleh para peneliti dan industriawan. Metode-metode uji tak merusak tersebut memiliki kelebihan dan kekurangan dalam implementasinya. Metode NDT yang digunakan disesuaikan dengan jenis dan lokasi objek tersebut. Dua hal tersebut mempengaruhi tingkat kesulitan dan biaya yang diperlukan.

Tabel 1. Metode uji tak merusak

Metode	Prinsip dasar	Aplikasi	Keuntungan	Keterbatasan
<i>Visual Testing</i>	Menggunakan cahaya yang ditransmisikan atau dipantulkan dari benda uji yang diuji	Diaplikasikan pada inspeksi visual bahan bakar yang dilakukan secara berkala di reaktor nuklir	Murah dan sederhana dengan sedikit pelatihan yang dibutuhkan. Mencakup penggunaan dan manfaat yang luas	Evaluasi hanya dapat digunakan untuk kondisi permukaan dengan penerangan atau pencahayaan yang baik pada objek yang dievaluasi dan membutuhkan akses dalam pengambilan data permukaan objek

Metode	Prinsip dasar	Aplikasi	Keuntungan	Keterbatasan
<i>Penetrant Testing</i> [11]	Menggunakan cairan pewarna yang terlihat atau fluoresen dan diterapkan di permukaan yang tidak mudah terkontaminasi dan dapat masuk secara diskontinyu melalui celah kapiler	Hampir semua bahan padat nonabsorben memiliki permukaan yang tidak dilapisi dan tidak terkontaminasi. Diaplikasikan pada pengujian kebocoran tangki reaktor, kolam penyimpanan bahan bakar nuklir bekas, dan pada pemipaan pada sistem pendingin	Relatif mudah penggunaannya, bahan penetrananya tidak mahal, sangat sensitif, serbaguna dan hanya sedikit membutuhkan pelatihan prosedur dan cara penggunaannya	Diskontinuitas terbuka ke permukaan saja. Kondisi permukaan harus relatif halus dan bebas dari kontaminan
<i>Magnetic Particle Testing</i> [12], [13], [14]	Bagian uji bersifat magnetis dan partikel feromagnetik halus diterapkan di permukaan, sejajar pada diskontinuitas	Semua bahan feromagnetik, untuk diskontinuitas permukaan dan sedikit di bawah permukaan; bagian besar dan kecil	Relatif mudah digunakan. Peralatan/bahan biasanya tidak mahal, sensitif dan lebih cepat dibandingkan dengan PT	Hanya permukaan dan beberapa diskontinuitas bawah permukaan dari bahan feromagnetik saja yang dapat dideteksi
<i>Radiographic Testing</i>	Film radiografi yang terpapar ketika radiasi melewati benda uji.	Sebagian besar bahan, bentuk, dan struktur. Contohnya termasuk las, pengecoran, komposit, dll. Pada industri nuklir digunakan untuk pengujian kerusakan pada tangki reaktor dan kondisi hasil pengelasan pada tangki reaktor	Memberikan catatan permanen dan sensitivitas tinggi.	Ketebalan terbatas berdasarkan densitas material. Orientasi diskontinuitas planar sangat penting.
<i>Ultrasonic Testing</i>	Pulsa suara frekuensi tinggi dari transduser menyebar melalui bahan uji, tercermin pada antarmuka	Material dengan transmisi suara dan <i>finishing</i> permukaan bagus dan bentuk tidak rumit. Digunakan pada pengujian ketebalan tangki reaktor dan pipa pada sistem pendingin.	Memberikan hasil yang presisi dan sensitivitas tinggi dengan cepat. Informasi ketebalan, kedalaman, dan jenis cacat dapat diperoleh dari satu sisi komponen	Tidak ada catatan permanen dari atenuasi material, penyelesaian permukaan, dan kontur.

Deteksi Cacat Pada Objek Logam di Industri Nuklir Menggunakan *Machine Learning*  
(Tri Sulistiyo Hari Nugroho, Nazrul Effendy, Kusnanto)

Metode	Prinsip dasar	Aplikasi	Keuntungan	Keterbatasan
<i>Eddy Current Testing</i>	Medan listrik lokal diinduksi menjadi spesimen uji konduktif dengan induksi elektromagnetik	Hampir semua bahan konduktif dapat diperiksa cacat, kondisi metalurgi, penipisan, dan konduktivitasnya. Dilakukan pengujian untuk mengetahui kerusakan pipa pada sistem pendingin reaktor	Cepat, serbaguna, sensitif; bisa dengan tanpa kontak; mudah beradaptasi dengan otomatisasi dan pengujian in-situ	Harus memahami dan mengendalikan variabel yang diuji, kedalaman penetrasi yang dangkal, efek pengangkatan dan kondisi permukaan
<i>Thermal Infrared Testing</i> [15], [16], [17]	Variasi temperatur pada permukaan uji diukur/dideteksi menggunakan kamera termal	Sebagian besar bahan dan komponen di mana perubahan suhu terkait dengan kondisi komponen/konduktivitas termal. Bisa dilakukan untuk mengetahui penyebaran panas di bahan bakar	Sangat sensitif terhadap sedikit perubahan suhu di bagian kecil atau area yang luas.	Tidak efektif untuk mendeteksi cacat pada bagian yang tebal, hanya bisa evaluasi permukaan objek dan membutuhkan tingkat keterampilan yang tinggi untuk evaluasinya
<i>Acoustic Emission Testing</i> [18], [19], [20]	Saat diskontinuitas menyebar, energi dilepaskan dan bergerak sebagai gelombang tekan melalui material.	Las, bejana tekan, peralatan berputar, beberapa komposit dan struktur lain yang mengalami tekanan	Area yang luas dapat dipantau untuk mendeteksi kondisi yang memburuk.	Sensor harus menyentuh permukaan uji dan dibutuhkan beberapa sensor pada lokasi cacat.

Selain itu, perkembangan kecerdasan buatan atau *machine learning* juga sudah diterapkan di berbagai aplikasi [21], [22], [23], [24], [25]. Pada makalah ini, dilakukan reviu atas beberapa penelitian terkait penerapan *machine learning* sebagai salah satu bagian dari kecerdasan buatan untuk deteksi cacat pada objek berbahan logam di industri nuklir.

#### **Keterkaitan Penggunaan *Machine Learning* Pada Identifikasi Kerusakan Logam**

Berdasarkan analisis bibliometri menggunakan *software* VOSviewer 1.6.18 dengan memasukkan kata kunci *crack detection*, *crack classification*, *crack identification*, *defect detection*, *defect*

*classification*, *defect identification*, *surface defect detection*, *machine learning for defect identification*, dan *machine learning for crack identification*, dengan pengaturan pada analisis yang dilakukan pada VOSviewer, yaitu dengan tipe analisisnya *co-occurrence*, unit analisisnya *all keywords*, metode perhitungannya dengan *full counting*, minimum keterkaitan yang dianalisis adalah 5, dan kata kunci yang dipilih sebanyak 1000, maka didapatkan 1000 kata, 7 grup, dan 102533 tautan. Hasil visualisasi keterkaitan dapat dilihat pada Gambar 1. Terlihat bahwa penelitian dengan tema *crack detection*, *deep learning*, dan *surface defect* banyak dilakukan oleh para peneliti. Hal ini menandakan bahwa tema tersebut menarik untuk diteliti dan





oleh berbagai kalangan industri. Energi nuklir diubah ke dalam energi listrik dimana energi listrik ini menjadi salah satu kebutuhan dasar manusia. Hampir semua peralatan dan perlengkapan membutuhkan listrik. Selain energi, reaktor nuklir juga menghasilkan neutron, yang terjadi akibat dari reaksi inti berantai di dalam reaktor nuklir. Neutron terutama digunakan untuk iradiasi dan penelitian.

Beberapa objek logam yang terdapat pada reaktor nuklir dan penting untuk dilakukan pemeliharaan, di antaranya bejana reaktor, tangki reaktor, kelongsong bahan bakar, bahan bakar, batang kendali, dan instalasi pemipaan pada sistem pendingin berpotensi mengalami kerusakan secara kimia maupun mekanik. Salah satu akibat dari proses kimiawi yaitu terjadi oksidasi pada lapisan objek logam sehingga mengakibatkan korosi. Korosi merupakan salah satu penyebab kerusakan yang banyak terjadi di reaktor nuklir. Hal ini dikarenakan lingkungan di dalam teras reaktor dan yang terhubung dengan teras reaktor terdapat radiasi nuklir yang tinggi, panas akibat pembangkitan panas pada bahan bakar nuklir, dan efek dari produk fisi yang dihasilkan di dalam reaktor. Korosi bisa terjadi terutama pada objek logam dimana korosi ini juga bisa mengakibatkan retakan pada objek logam. Goresan dan retakan, khususnya yang terjadi pada kelongsong bahan bakar, bisa diakibatkan oleh benturan dan gesekan saat dilakukan inspeksi dan perpindahan bahan bakar. Selain karena korosi, kerusakan objek logam bisa karena radiasi tinggi. Objek logam yang bisa rusak karena radiasi tinggi di antaranya kelongsong bahan bakar dan bahan bakar. Kerusakan ini bisa terjadi karena radiasi tinggi pada bahan bakar dapat membangkitkan panas bahan bakar. Jika persebaran panas pada bahan bakar dan kelongsong bahan bakar tidak merata, maka dapat mengakibatkan kerusakan pada kelongsong bahan bakar bahkan juga bahan bakar. Kerusakan yang terjadi berupa retaknya kelongsong bahan bakar. Retaknya kelongsong bahan bakar perlu dihindari karena bisa menimbulkan kebocoran bahan nuklir dimana dapat mengganggu proses operasi dan mencemari teras reaktor hingga lingkungan sekitar reaktor.

Untuk itulah, *stainless steel* digunakan pada objek logam dalam pendingin primer pada pembangkit tenaga nuklir [28].

Meskipun demikian, *stress corrosion cracking* (SCC) pada pipa SS 304L yang digunakan pada pendingin primer dengan aliran air bertemperatur tinggi pada pembangkit tenaga nuklir tetap perlu diperhatikan. SCC merupakan ancaman besar bagi material struktur yang digunakan di pembangkit listrik tenaga nuklir, dan cara memantau inisiasi dan propagasi SCC masih menjadi hal yang menarik untuk dikembangkan [29].

Salah satu cara yang digunakan dalam mendeteksi SCC adalah dengan menggunakan *electrochemical noise* (EN) [30], [31]. EN dapat mengukur arus spontan dan fluktuasi potensial sistem elektrokimia selama proses korosi, telah menarik banyak perhatian di bidang pemantauan korosi logam dan cukup baik digunakan untuk memantau SCC pada air bersuhu tinggi. EN pertama kali digunakan untuk memantau perilaku inisiasi SCC dari baja tahan karat 304 tersensitisasi (SS) dalam lingkungan simulasi *boiling water reactor* oleh Stewart et al. [32]. Para peneliti tersebut percaya bahwa transien EN yang ditandai dengan kenaikan cepat dan kemudian penurunan perlahan dapat dikaitkan dengan inisiasi dan pasivasi ulang retakan mikro.

### **Penerapan *Machine Learning* Untuk Identifikasi Cacat Pada Objek Logam**

Pada produk dari bahan logam yang dijual, biasanya dilakukan pelabelan atau stempel untuk menandai suatu produk, baik berupa huruf, angka, maupun kombinasi keduanya sehingga membentuk sebuah tanda yang bermakna. Pada material logam yang distempel atau dicap tersebut dapat juga terjadi cacat. Cacat pada permukaan bahan logam yang dicap dapat dideteksi dari inspeksi visual secara manual [33].

Sebelum melakukan identifikasi cacat, terlebih dahulu ditentukan data apa yang akan diketahui. Selain itu, biaya pengujian, peralatan yang digunakan, dan keahlian atau keterampilan yang dimiliki juga harus dipertimbangkan. Citra atau gambar yang dihasilkan dari pengujian VT dapat diolah menjadi data citra yang selanjutnya dapat dianalisis menggunakan *artificial intelligence* (AI) [34].

Citra yang dihasilkan dari suatu kamera selanjutnya diproses untuk menghasilkan citra yang lebih baik. Salah satu metode yang digunakan dalam analisis dan memberikan kesimpulan dalam



mendeteksi cacat dan atau kerusakan pada suatu komponen, peralatan, atau sistem, adalah menggunakan AI. AI terdiri dari beberapa metode antara lain ML, *natural language processing*, *automatic programming*, *knowledge representation*, *intelligent robot*, dan *automatic reasoning*. Terdapat beberapa jenis ML, antara lain jaringan syaraf tiruan (JST), *random forest*, *k-means*, *linear/logistic regression*, *principal component analysis*, *support vector machine*, *k-nearest neighbors* (KNN), dan *decision trees*. JST terdiri dari beberapa model/algoritma, antara lain *Boltzmann neural network*, MLP, dan *deep learning*.

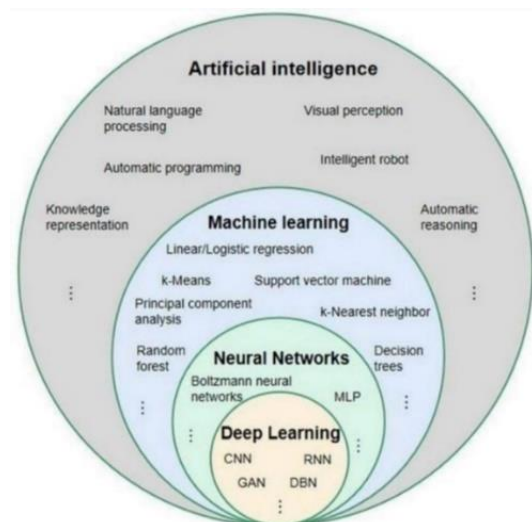
AI dan ML merupakan teknik komputasional lanjutan yang sudah terbukti cukup berguna pada berbagai aplikasi [35], [36], [37]. Pada awalnya ML berfokus pada representasi simbol dan pembelajaran berbasis pengetahuan seperti pohon keputusan. ML telah berkembang seiring dengan kemajuan komputasi berkinerja tinggi dan *big data*.

Metode ML tingkat lanjut memerlukan lebih banyak data dibandingkan metode statistik tradisional, namun bisa juga menghasilkan model prediksi berkinerja tinggi ketika ada hubungan yang lebih kompleks. Gambar 4 memperlihatkan hubungan antara AI, ML, JST, dan *deep learning* [38]. Metode *deep learning*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi citra menggunakan *convolutional neural network* (CNN) dapat digunakan untuk memprediksi lokasi cacat, luasan cacat, serta mendeteksi dan mengklasifikasi cacat tersebut. Metode ini dapat mengintrepetasi data berupa citra menjadi sebuah prediksi klasifikasi gambar tersebut. Sehingga dari data tersebut dapat dideteksi sebuah kerusakan atau cacat yang terjadi pada logam.

Contoh penerapan *machine learning* pada objek logam yang terdapat di fasilitas reaktor nuklir, di antaranya penelitian yang dilakukan oleh Michael G. Devereux [39] dalam mendeteksi adanya retakan pada saluran bahan bakar reaktor *Advance Gas-Cooled Reactor* (AGR) dengan menggunakan algoritma *Bag of Visual Word* (BoVW) dan *Support Vector Machine* (SVM). Sistem yang diusulkan oleh penelitian Michael G. Devereux diklaim memiliki keandalan dalam operasinya dan dapat digunakan secara berulang, sehingga faktor subjektivitas dalam menganalisis data gambar dapat dikurangi dibandingkan

dengan jika menganalisis data gambar secara manual. Teknik tersebut akan digunakan untuk menganalisis data gambar yang didapatkan dari inspeksi reaktor nuklir di Inggris [39].

Dengan diketahuinya letak kerusakan atau cacat tersebut, klasifikasi kerusakan atau cacat yang terjadi dapat lebih mudah dilakukan. Hal tersebut dapat memudahkan pengambilan kesimpulan dan keputusan apakah objek logam tersebut masih dapat digunakan atau sudah harus dilakukan penggantian mengingat akan pentingnya keselamatan pada sebuah reaktor nuklir.



Gambar 4. Hubungan antara *deep learning*, *neural network*, *machine learning*, dan *artificial intelligence* [38]

## HASIL DAN PEMBAHASAN

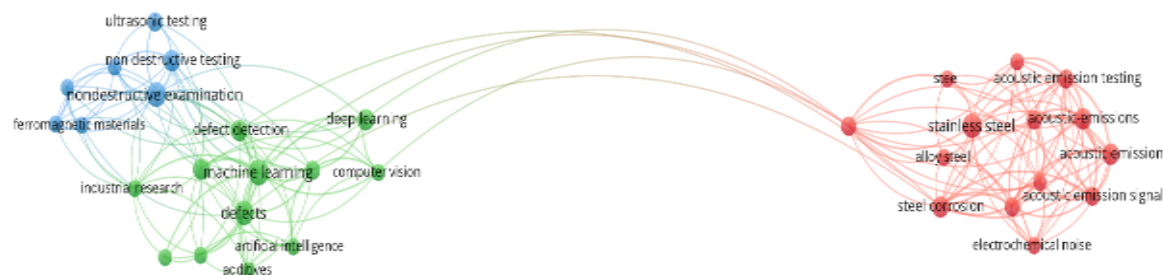
Penelitian dan pengembangan terus dilakukan untuk mencapai hasil maksimal dengan bahan yang sesuai untuk reaktor nuklir [40]. Penilaian yang tepat terhadap bahan reaktor dipengaruhi oleh unjuk kerja objek tersebut di dalam reaktor, terutama pada kondisi kritis. Pada kondisi reaktor yang kritis seperti tinggi suhu, korosi, oksidasi, dan fluks radiasi nuklir, dibutuhkan bahan dengan spesifikasi yang sesuai. Karakteristik makroskopis bahan seperti ketangguhan, kekuatan, dan kekerasannya dipengaruhi oleh sifat mikroskopis bahan seperti viskositas, elastisitas, plastisitas, dan visko plastisitas [41].

Agar pemanfaatan reaktor nuklir optimal, dalam membuat sebuah reaktor nuklir dibutuhkan standar yang harus dilengkapi, salah satunya adalah bahan logam yang digunakan di dalam komponen

pada sistem reaktor nuklir tersebut. Pemilihan bahan logam yang tepat harus memperhatikan lingkungan di mana bahan logam tersebut ditempatkan.

Pada komponen yang berada di inti reaktor dan teras reaktor seperti bahan bakar, tangki reaktor, batang kendali, grid, reflektor, dan detektor, maka bahan logam

yang digunakan adalah yang tahan korosi, memiliki suhu leleh yang tinggi, tahan terhadap radiasi, tidak mudah memuai, dan tidak bereaksi terhadap reaksi inti yang dapat menghasilkan unsur pengotor dan dapat mempengaruhi pembangkitan energi dan fluks neutron yang dihasilkan.



Gambar 5. Visualisasi keterkaitan penelitian dari daftar pustaka yang digunakan menggunakan VOSviewer

Gambar 5 merupakan visualisasi keterkaitan antara kecacatan, *artificial intelligence* (*machine learning*, *deep learning*, dan lainnya), metode *nondestructive testing*, dan penggunaan material logam. Berdasarkan analisis bibliometri dari data daftar pustaka yang digunakan pada VOSviewer, yaitu dengan tipe analisisnya *co-occurrence*, unit analisisnya *all keywords*, metode perhitungannya dengan *full counting*, minimum keterkaitan yang dianalisis adalah 3, dan kata kunci yang dipilih sebanyak 688, maka didapatkan 33 kata, 3 grup, dan 175 tautan. Diperlihatkan adanya keterkaitan antara *stainless steel* dengan *deep learning* dan *machine learning*, juga hubungan keterkaitan antara *machine learning* dengan

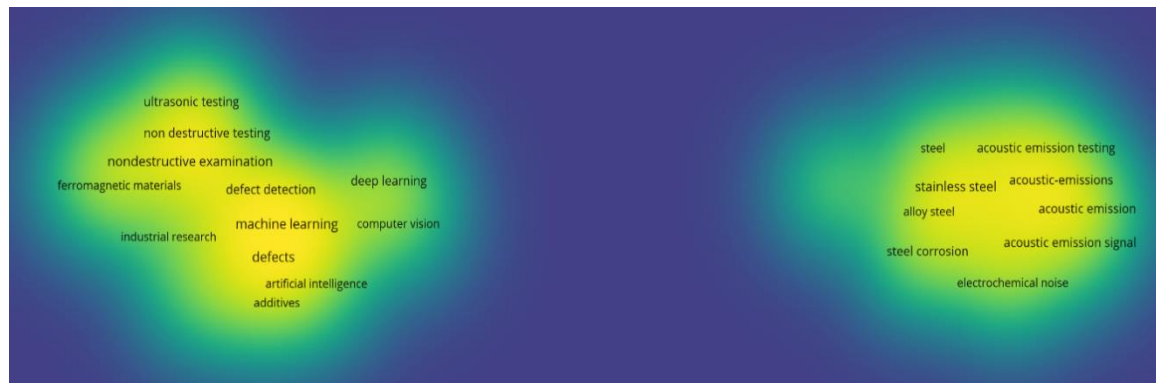
*defect detection* dan antara *defect detection* dengan *nondestructive examination* dan *nondestructive testing* dimana hal tersebut menandakan bahwa tema-tema tersebut dapat dijadikan menjadi 1 tema penelitian baru dimana yang diharapkan dari makalah ini.

Untuk mengetahui dampak suatu penelitian diperlihatkan pada Gambar 6, sedangkan sebaran dari penelitian yang dilakukan ditampilkan pada Gambar 7. Gambar 6 menunjukkan bahwa tema *nondestructive examination*, *stainless steel*, dan *defect detection* memiliki dampak yang sangat besar dan tema penelitian *defect* dan *machine learning* memiliki dampak yang besar.



Gambar 6. Visualisasi dampak tema penelitian terhadap penelitian lainnya pada daftar pustaka makalah ini menggunakan VOSviewer.

Deteksi Cacat Pada Objek Logam di Industri Nuklir Menggunakan *Machine Learning*  
(Tri Sulistiyo Hari Nugroho, Nazrul Effendy, Kusnanto)



Gambar 7. Visualisasi sebaran atau kedalaman penelitian pada daftar pustaka makalah ini menggunakan perangkat lunak VOSviewer.

Ditampilkan pada Gambar 7, tema *stainless steel*, *defects*, *machine learning*, *deep learning*, *nondestructive examination*, dan *nondestructive testing* merupakan penelitian terkini dan diminati para peneliti. Sehingga penelitian deteksi kecacatan/kerusakan pada instrumen atau perlengkapan di industri nuklir, termasuk fasilitas reaktor nuklir, yang terbuat dari logam dengan menggunakan *machine learning* bisa menjadi jawaban agar kerusakan/kecacatan dapat dideteksi sedini mungkin dengan secara lebih efektif dan efisien, baik secara teknis maupun secara ekonomi.

## KESIMPULAN

Paper ini menyajikan perkembangan penggunaan AI untuk mendeteksi kerusakan atau cacat yang terjadi pada objek berbahan logam di industri nuklir. Perkembangan ke depan, masih terdapat kemungkinan untuk pemanfaatan dan optimasi penggunaan *machine learning* untuk deteksi cacat pada objek logam tersebut. Penggunaan metode uji tak merusak dengan metode *visual testing* telah banyak digunakan, khususnya pada objek logam yang mahal dan sulit digantikan dan terdapat pada daerah radiasi, maka akan lebih baik jika dibandingkan menggunakan metode uji merusak. Metode uji tak merusak dengan *visual testing* dipadukan dengan metode *machine learning* dalam analisis dan pengambilan kesimpulannya, akan lebih murah, cepat dan mudah dilakukan dibandingkan harus mengundang seorang ahli pada setiap inspeksi yang dilakukan.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis berterima kasih kepada  
Direktur                      Pengelolaan                      Fasilitas

Ketenaganukliran Bapak Mohammad Subekti, koordinator pelaksana fungsi Instalasi Reaktor TRIGA Kartini Bapak Umar Saiful H, Ketua Departemen Teknik Nuklir dan Teknik Fisika Bapak Alexander Agung, ketua prodi Magister Teknik Fisika, Bapak Gea Oswah P, dan teman-teman di Instalasi Reaktor Kartini, yang telah membantu dalam kelancaran penulisan makalah ini.

## PERNYATAAN KONTRIBUTOR PENULIS

Tri Sulistiyo Hari Nugroho, Nazrul Effendy dan Kusnanto adalah kontributor utama penulisan makalah ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Li, N. Chen, X. Suo, S. Yin, dan J. Liu, "An efficient defect detection method for nuclear-fuel rod grooves through weakly supervised learning," *Measurement*, vol. 222, hlm. 113708, Nov 2023, doi: 10.1016/j.measurement.2023.113708.
- [2] Z. Zheng, S. Qiu, X. Yue, J. Wang, dan J. Hou, "Detecting irradiation defects in materials: A *machine learning* approach to analyze helium bubble images," *Journal of Nuclear Materials*, vol. 596, hlm. 155117, Agu 2024, doi: 10.1016/j.jnucmat.2024.155117.
- [3] R. Jacobs, "Deep learning object detection in materials science: Current state and future directions," *Computational Materials Science*, vol. 211, hlm. 111527, Agu 2022, doi: 10.1016/j.commatsci.2022.111527.
- [4] D. R. Gunasegaram *dkk.*, "Machine learning-assisted in-situ adaptive strategies for the control of defects and anomalies in metal additive manufacturing," *Additive*

- Manufacturing*, vol. 81, hlm. 104013, Feb 2024, doi: 10.1016/j.addma.2024.104013.
- [5] X. Wei *dkk.*, “Cyclic behaviour of welded stainless steel beam-to-column connections: Experimental and numerical study,” *Journal of Constructional Steel Research*, vol. 218, hlm. 108736, Jul 2024, doi: 10.1016/j.jcsr.2024.108736.
- [6] J. Mo, J. Li, P. Wu, dan G. Feng, “The effects of Ni/Cr on diffusion behavior of Cu in 304 stainless steel,” *Vacuum*, vol. 222, hlm. 112955, Apr 2024, doi: 10.1016/j.vacuum.2024.112955.
- [7] B. Gu, C. Yin, G. Xu, L. Gao, H. Zheng, dan J. Chu, “Enhanced impact toughness of 316L stainless steel welded joint by ultrasonic impact,” *Materials Today Communications*, vol. 39, hlm. 109277, Jun 2024, doi: 10.1016/j.mtcomm.2024.109277.
- [8] R. S. Queiroz, J. P. B. Silva, E. C. das Neves, L. C. da Silva, R. S. Coelho, dan H. A. Lepikson, “Development and fusion of NDT classifiers for defect detection on underwater structures,” *NDT & E International*, vol. 144, hlm. 103098, Jun 2024, doi: 10.1016/j.ndteint.2024.103098.
- [9] C. Sutherland, A. Henderson, D. Holloway, A. J. Trotter, D. Giosio, dan G. Smith, “A survey of NDT ultrasound transducers for sensing pre-moult tropical rock lobsters, *Panulirus ornatus*,” *Applied Acoustics*, vol. 223, hlm. 110073, Jul 2024, doi: 10.1016/j.apacoust.2024.110073.
- [10] M. Ratkovac, P. Gerards-Wünsche, M. Thiele, D. Brackrock, dan M. Stamm, “Detection and monitoring of the fatigue crack growth on welds – Application-oriented use of NDT methods,” *Procedia Structural Integrity*, vol. 57, hlm. 560–568, Jan 2024, doi: 10.1016/j.prostr.2024.03.062.
- [11] N. J. Shipway, P. Huthwaite, M. J. S. Lowe, dan T. J. Barden, “Using ResNets to perform automated defect detection for Fluorescent Penetrant Inspection,” *NDT & E International*, vol. 119, hlm. 102400, Apr 2021, doi: 10.1016/j.ndteint.2020.102400.
- [12] Y. Chen *dkk.*, “Automatic crack identification using a novel 3D profilometry-based magnetic particle testing method,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 202, hlm. 110720, Nov 2023, doi: 10.1016/j.ymssp.2023.110720.
- [13] Q. Wu, K. Dong, X. Qin, Z. Hu, dan X. Xiong, “Magnetic particle inspection: Status, advances, and challenges — Demands for automatic non-destructive testing,” *NDT & E International*, vol. 143, hlm. 103030, Apr 2024, doi: 10.1016/j.ndteint.2023.103030.
- [14] Y. Chen, Y. Kang, B. Feng, Y. Li, X. Cai, dan S. Wang, “Automatic defect identification in magnetic particle testing using a digital model aided Denoising method,” *Measurement*, vol. 198, hlm. 111427, Jul 2022, doi: 10.1016/j.measurement.2022.111427.
- [15] F. Wang *dkk.*, “Multimode infrared thermal-wave imaging in non-destructive testing and evaluation (NDT&E): Physical principles, modulated waveform, and excitation heat source,” *Infrared Physics & Technology*, vol. 135, hlm. 104993, Des 2023, doi: 10.1016/j.infrared.2023.104993.
- [16] X. Yang *dkk.*, “Overview of the application of Ground-Penetrating Radar, Laser, infrared thermal Imaging, and ultrasonic in nondestructive testing of road surface,” *Measurement*, vol. 224, hlm. 113927, Jan 2024, doi: 10.1016/j.measurement.2023.113927.
- [17] T. Yang *dkk.*, “An efficient and thermally stable source with Cr3+ near-infrared luminescence for non-destructive testing applications,” *Materials Today Chemistry*, vol. 35, hlm. 101918, Jan 2024, doi: 10.1016/j.mtchem.2024.101918.
- [18] C. Wang *dkk.*, “Acoustic emission noise reduction: A case of a uniaxial compression test of gypsum-like rock,” *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, vol. 178, hlm. 105781, Jun 2024, doi: 10.1016/j.ijrmms.2024.105781.
- [19] T. Faraji, M. Irani, G. Korpala, dan U. Prah, “An accurate method for determining Young’s modulus for ferritic and austenitic steel at high temperatures using acoustic emission tests and inverse solution,” *Journal of Materials Research and Technology*, vol. 26, hlm. 4526–4533, Sep 2023, doi: 10.1016/j.jmrt.2023.08.190.

- [20] A. Mielke *dkk.*, “Analysis of damage localization based on acoustic emission data from test of wind turbine blades,” *Measurement*, vol. 231, hlm. 114661, Mei 2024, doi: 10.1016/j.measurement.2024.114661.
- [21] V. A. Yulianto, N. Effendy, dan A. Arif, “Finger vein identification system using capsule networks with hyperparameter tuning,” *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, vol. 12, no. 4, hlm. 1636–1643, Des 2023, doi: 10.11591/ijai.v12.i4.pp1636-1643.
- [22] E. D. Kurniawan, N. Effendy, A. Arif, K. Dwiantoro, dan N. Muddin, “Soft sensor for the prediction of oxygen content in boiler flue gas using neural networks and extreme gradient boosting,” *Neural Comput & Applic*, vol. 35, no. 1, hlm. 345–352, 2023, doi: 10.1007/s00521-022-07771-8.
- [23] S. Prihanto, N. Effendy, dan N. Nopriadi, “Hand gesture-based automatic door security system using squeeze and excitation residual networks,” *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, vol. 13, no. 2, hlm. 1619–1624, Jun 2024, doi: 10.11591/ijai.v13.i2.pp1619-1624.
- [24] S. Nafisah dan N. Effendy, “Voice Biometric System: The Identification of the Severity of Cerebral Palsy using Mel-Frequencies Stochastics Approach,” *International Journal of Integrated Engineering*, vol. 11, no. 3, Sep 2019, doi: 10.30880/ijie.2019.11.03.020.
- [25] D. E. P. Lebukan, A. N. I. Wardana, dan N. Effendy, “Implementation of Plant-Wide PI-Fuzzy Controller in Tennessee Eastman Process,” dalam *2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)*, Sep 2019, hlm. 450–454. doi: 10.1109/ISEMANTIC.2019.8884301.
- [26] F. J. Meza, N. Baddoo, dan L. Gardner, “Derivation of stainless steel material factors for European and U.S. design standards,” *Journal of Constructional Steel Research*, vol. 213, hlm. 108383, Feb 2024, doi: 10.1016/j.jcsr.2023.108383.
- [27] L. Raami, T. Varis, K. Valtonen, M. Wendler, O. Volkova, dan P. Peura, “Enhancing the cavitation erosion resistance of AISI 420-type stainless steel with quenching and partitioning,” *Wear*, vol. 526–527, hlm. 204897, Agu 2023, doi: 10.1016/j.wear.2023.204897.
- [28] J. Park, J. S. Kim, D. Y. Lee, dan S. H. Lee, “Real-time monitoring of stress corrosion cracking in 304 L stainless steel pipe using acoustic emission,” *Journal of Nuclear Materials*, vol. 571, hlm. 154009, Des 2022, doi: 10.1016/j.jnucmat.2022.154009.
- [29] Z. Zhang dan X. Wu, “Interpreting electrochemical noise signal arising from stress corrosion cracking of 304 stainless steel in simulated PWR primary water environment by coupling acoustic emission,” *Journal of Materials Research and Technology*, vol. 20, hlm. 3807–3817, Sep 2022, doi: 10.1016/j.jmrt.2022.08.129.
- [30] L. Calabrese, M. Galeano, dan E. Proverbio, “Data Mining Applied to the Electrochemical Noise Technique in the Time/Frequency Domain for Stress Corrosion Cracking Recognition,” *CMD*, vol. 4, no. 4, hlm. 659–679, Des 2023, doi: 10.3390/cmd4040034.
- [31] J. W. V. D. Merwe, M. Du Toit, D. E. P. Klenam, dan M. O. Bodunrin, “Prediction of stress-corrosion cracking using electrochemical noise measurements: A case study of carbon steels exposed to H<sub>2</sub>O-CO<sub>2</sub> environment,” *Engineering Failure Analysis*, vol. 144, hlm. 106948, Feb 2023, doi: 10.1016/j.engfailanal.2022.106948.
- [32] W. A. Altabey, M. Noori, T. Wang, R. Ghiasi, S.-C. Kuok, dan Z. Wu, “Deep Learning-Based Crack Identification for Steel Pipelines by Extracting Features from 3D Shadow Modeling,” *Applied Sciences*, vol. 11, no. 13, hlm. 6063, Jun 2021, doi: 10.3390/app11136063.
- [33] Y. Liang, S. Feng, Y. Zhang, F. Xue, F. Shen, dan J. Guo, “A stable diffusion enhanced YOLOV5 model for metal stamped part defect detection based on improved network structure,” *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 111, hlm. 21–31, Feb 2024, doi: 10.1016/j.jmapro.2023.12.064.
- [34] Y. Fu, A. R. J. Downey, L. Yuan, T. Zhang, A. Pratt, dan Y. Balogun, “Machine learning algorithms for defect detection in metal laser-based additive manufacturing: A review,” *Journal of*

- Manufacturing Processes*, vol. 75, hlm. 693–710, Mar 2022, doi: 10.1016/j.jmapro.2021.12.061.
- [35] A. Ramos *dkk.*, “Artificial intelligence and *machine learning* applications in the Spanish nuclear field,” *Nuclear Engineering and Design*, vol. 417, hlm. 112842, Feb 2024, doi: 10.1016/j.nucengdes.2023.112842.
- [36] I. N. K. Wardana, A. Antariksa, dan N. Effendy, “Perancangan Sistem Pakar untuk Diagnosa Penyakit Mulut dan Gigi Menggunakan Bahasa Pemrograman Clips,” *SNATI*, 2008, [Daring]. Tersedia pada: <https://journal.uii.ac.id/Snati/article/view/757>
- [37] N. Effendy, R. Imanto, dan A. P. Tenggara, “Deteksi pornografi pada citra digital menggunakan pengolahan citra dan jaringan syaraf tiruan,” dalam *National Conference on the Information Technology Research (SRITI)*, 2008.
- [38] S. Li, Y.-Q. Deng, Z.-L. Zhu, H.-L. Hua, dan Z.-Z. Tao, “A Comprehensive Review on Radiomics and Deep Learning for Nasopharyngeal Carcinoma Imaging,” *Diagnostics*, vol. 11, no. 9, hlm. 1523, Agu 2021, doi: 10.3390/diagnostics11091523.
- [39] M. G. Devereux, P. Murray, dan G. M. West, “A new approach for crack detection and sizing in nuclear reactor cores,” *Nuclear Engineering and Design*, vol. 359, hlm. 110464, Apr 2020, doi: 10.1016/j.nucengdes.2019.110464.
- [40] D. A. Aloraini, A. H. Almuqrin, dan A. Saeed, “High ductility – Good strength stainless steel alloys at the elevated temperature for nuclear reactors core,” *Progress in Nuclear Energy*, vol. 167, hlm. 104981, Feb 2024, doi: 10.1016/j.pnucene.2023.104981.
- [41] D. Li, J. Liu, Y. Fan, X. Yang, dan W. Huang, “A preliminary discussion about the application of *machine learning* in the field of constitutive modeling focusing on alloys,” *Journal of Alloys and Compounds*, vol. 976, hlm. 173210, Mar 2024, doi: 10.1016/j.jallcom.2023.173210.