

Nama : Zsa Zsa Aulia Az Zahrah

Nim : 09021382328136

REVIEW PAPER

1. Jurnal 1

Judul	Machine learning for combinatorial optimization: A methodological tour d'horizon
Penulis	Yoshua Bengio, Andrea Lodi, Antoine Prouvost
Tahun	2021
Permasalahan	<p>Paper ini membahas bagaimana machine learning dapat digunakan untuk meningkatkan algoritma combinatorial optimization (CO). Masalah utamanya: CO (seperti MILP, TSP, dsb.) sering bergantung pada heuristic buatan manusia, yang tidak selalu optimal atau generalizable. ML digunakan untuk:</p> <ul style="list-style-type: none">- mempercepat perhitungan,- membuat keputusan algoritmik (branching, cut selection),- dan mempelajari pola dari kumpulan instance CO.
Metode yang Digunakan	<p>Paper ini berupa survey, jadi tidak hanya satu metode:</p> <ul style="list-style-type: none">- <i>Supervised learning</i> untuk imitasi dari ahli (expert imitation).- <i>Reinforcement learning</i> untuk belajar kebijakan optimasi secara langsung.- <i>Neural networks</i> (MLP, RNN, Attention) untuk memodelkan struktur problem CO.- Integrasi ML dalam <i>branch-and-bound</i> dan <i>branch-and-cut</i> di MILP solvers.
Banyak Data	<p>Paper ini tidak melakukan eksperimen tunggal; karena ini review, dataset berasal dari berbagai penelitian sebelumnya. Contoh sumber data yang dibahas dalam literature:</p> <ul style="list-style-type: none">- Instances TSP- MILP benchmarks

	<ul style="list-style-type: none"> - Problem distributions industry <p>semuanya tergantung studi sebelumnya, bukan paper ini sendiri.</p>
Hasil/Akurasi	<p>Karena ini survey paper, tidak ada hasil angka akurasi tunggal. Namun paper merangkum bahwa ML terbukti:</p> <ul style="list-style-type: none"> - meningkatkan kualitas heuristik, - mempercepat proses branch-and-bound, - memberikan generalisasi yang baik pada data dengan distribusi mirip.
Kontribusi	<p>Kontribusi utama:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Menyediakan kerangka metodologis untuk menggunakan ML dalam CO. - Menjelaskan dua pendekatan utama: imitasi ahli dan policy learning. - Menekankan pentingnya distribusi problem sebagai data (problem-as-data). - Menyediakan rangkuman literatur yang sistematis dan menjelaskan arah riset masa depan.
Kelebihan dan Kelemahan	<p>Kelebihan:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Pembahasannya komprehensif dan terstruktur, sehingga memberikan gambaran menyeluruh tentang peran ML dalam combinatorial optimization. - Menyediakan klasifikasi metode yang jelas (supervised, reinforcement learning, dan integrasi ML dalam solver), sehingga memudahkan pembaca memahami pendekatan yang tersedia. - Mengumpulkan dan mensintesis literatur yang tersebar, sehingga menjadi rujukan kuat bagi peneliti yang ingin masuk ke bidang optimasi berbasis ML. - Menawarkan analisis kritis serta arah riset masa depan, yang membantu peneliti menilai tantangan dan peluang dalam pengembangan metode baru. <p>Kelemahan:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Tidak ada eksperimen baru (karena memang review). - Beberapa penjelasan cukup teoretis sehingga berat bagi pemula.

	- Tidak menawarkan solusi praktis siap pakai; fokus pada konsep.
--	--

2. Jurnal 2

Judul	An Effective Optimization Method for Machine Learning Based on ADAM
Penulis	Dokkyun Yi, Jaehyun Ahn, Sangmin Ji
Tahun	2020
Permasalahan	<p>Penelitian ini berangkat dari keterbatasan beberapa metode optimasi seperti Gradient Descent, Adam, dan AdaMax yang sering menghadapi hambatan ketika fungsi biaya bersifat non-konveks. Pada kondisi tersebut, optimizer dapat terjebak pada <i>local minimum</i> atau berhenti bergerak ketika gradien bernilai nol. Hal ini mengakibatkan proses pelatihan model tidak mencapai solusi yang optimal.</p> <p>Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode optimasi yang lebih mampu menghindari <i>local minimum</i> dan mencapai performa yang lebih stabil.</p>
Metode yang Digunakan	<p>Penulis mengusulkan modifikasi terhadap algoritma Adam dengan menambahkan informasi fungsi biaya (<i>cost function</i>) ke dalam proses pembaruan parameter. Modifikasi ini tetap mempertahankan struktur Adam, namun menambahkan komponen tambahan sehingga pembaruan parameter tetap berlangsung meskipun gradien mendekati nol.</p> <p>Metode tersebut kemudian dibandingkan dengan tiga optimizer lain, yaitu:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Gradient Descent - Adam - AdaMax <p>Evaluasi dilakukan melalui pengujian pada berbagai fungsi non-konveks serta model jaringan saraf (CNN dan ResNet).</p>
Banyak Data	<p>Penelitian ini menggunakan beberapa jenis data:</p> <ul style="list-style-type: none"> - MNIST (60.000 data latih, 10.000 data uji) - CIFAR-10 (50.000 data latih, 10.000 data uji) - Beberapa fungsi non-konveks, antara lain:

	<ul style="list-style-type: none"> • Beale Function • Styblinski–Tang Function • Saddle Point Function • Kasus segmentasi berbasis koordinat
Hasil/Akurasi	<p>Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memberikan performa lebih baik dibandingkan GD, Adam, dan AdaMax, terutama dalam:</p> <p>a. Fungsi Non-Konveks: Metode baru mampu mencapai <i>global minimum</i>, sementara optimizer lain cenderung berhenti pada <i>local minimum</i>.</p> <p>b. MNIST (CNN)</p> <ul style="list-style-type: none"> - Nilai <i>loss</i> lebih rendah. - Beberapa sampel diklasifikasikan dengan benar oleh metode baru, namun salah oleh Adam. <p>c. CIFAR-10 (ResNet-44)</p> <ul style="list-style-type: none"> - <i>Training loss</i> dan <i>validation loss</i> lebih rendah dibandingkan Adam. - Proses pelatihan lebih stabil. <p>Secara keseluruhan, metode baru menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam menghindari <i>local minima</i> dan menghasilkan konvergensi yang lebih stabil.</p>
Kontribusi	<p>Penelitian ini memberikan kontribusi sebagai berikut:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Mengusulkan optimizer berbasis Adam yang lebih efektif dalam kondisi non-konveks. - Menyediakan pembuktian matematis terkait kestabilan dan konvergensi. - Menampilkan evaluasi eksperimen yang komprehensif pada berbagai jenis fungsi dan dataset. - Menunjukkan bahwa metode ini dapat meningkatkan performa model CNN dan ResNet.
Kelebihan dan Kelemahan	<p>Kelebihan:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Memberikan pendekatan yang relatif sederhana namun efektif sebagai pengembangan Adam. - Mampu menghindari <i>local minimum</i> dan menjaga pembaruan parameter tetap aktif.

	<ul style="list-style-type: none"> - Diuji pada berbagai skenario sehingga hasilnya lebih meyakinkan. - Terbukti bekerja secara konsisten pada dataset besar seperti MNIST dan CIFAR-10. <p>Kelemahan:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Belum diuji pada domain lain seperti NLP atau tugas time-series. - Tidak dibandingkan dengan optimizer modern lain seperti AdamW, Ranger, atau Lookahead. - Parameter tambahan (λ) memerlukan penyesuaian lebih lanjut agar optimal. - Analisis terkait kompleksitas komputasi belum dibahas secara mendalam.
--	--