

MỤC LỤC

<i>Tóm tắt</i>	2
1. MỞ ĐẦU	3
2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT	4
2.1. Bài toán tối ưu hóa tổ hợp (Combinatorial Optimization – CO)	4
2.2. Phương pháp giải truyền thống và hạn chế.....	5
2.3. Học tăng cường và mô hình hóa bài toán CO dưới dạng Quá trình Quyết định Markov (MDP).....	5
2.4. Neural Combinatorial Optimization (NCO)	6
2.5. Learning to Optimize (L2O) và Algorithm Unrolling	6
2.6. So sánh phương pháp truyền thống và phương pháp dựa trên AI	7
3. CÁC PHƯƠNG PHÁP TRÍ TUỆ NHÂN TẠO CHÍNH	8
3.1. Neural Combinatorial Optimization kết hợp Reinforcement Learning (NCO-RL).....	8
3.2. Learning to Optimize (L2O) và Algorithm Discovery.....	9
3.3. Large Language Models hỗ trợ tối ưu hóa (LLM4Opt).....	10
3.4. Phương pháp lai (Hybrid) và tăng tốc GPU	10
3.5. So sánh các phương pháp AI chính	11
4. ỨNG DỤNG THỰC TIỄN	12
4.1. Logistics và quản lý chuỗi cung ứng	12
4.2. Sản xuất và lập lịch sản xuất.....	13
4.3. Tài chính và các lĩnh vực khác.....	13
4.4. Case study minh họa: Tối ưu lợi nhuận sản xuất	13
5. THÁCH THỨC VÀ HƯỚNG NGHIÊN CỨU TƯƠNG LAI	14
5.1. Các thách thức chính.....	14
5.2. Hướng nghiên cứu tương lai	15
6. KẾT LUẬN	16
DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO	17

Ứng dụng Trí tuệ Nhân tạo trong Tối ưu hóa Thuật toán: Tổng quan về Neural Combinatorial Optimization và Learning to Optimize

Tóm tắt

Tối ưu hóa thuật toán đóng vai trò then chốt trong nhiều lĩnh vực kinh tế - xã hội như logistics, sản xuất, tài chính và quản lý chuỗi cung ứng. Tuy nhiên, các phương pháp truyền thống (như Branch-and-Bound, Simplex hay các heuristic cổ điển) gặp hạn chế nghiêm trọng về thời gian tính toán và khả năng mở rộng khi quy mô bài toán tăng lên (đặc biệt với các bài toán tổ hợp NP-hard).

Báo cáo này trình bày tổng quan toàn diện về ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong tối ưu hóa thuật toán, tập trung vào hai hướng tiếp cận đột phá đang phát triển mạnh mẽ từ năm 2020 đến 2026: **Neural Combinatorial Optimization (NCO)** kết hợp Reinforcement Learning và **Learning to Optimize (L2O)**. Thông qua các mô hình dựa trên Graph Neural Network, Transformer và Pointer Networks, AI không chỉ học cách xây dựng nghiệm tối ưu từng bước mà còn tự động khám phá và cải tiến thuật toán mới (như AlphaDev và AlphaEvolve của DeepMind).

Bên cạnh đó, báo cáo cũng phân tích các phương pháp lai (hybrid) như Predict-then-Optimize, LLM hỗ trợ sinh mô hình tự động và tăng tốc solver truyền thống trên GPU (NVIDIA cuOpt/PDLP). Các ứng dụng thực tiễn tại Việt Nam (Viettel Post, Shopee, Vinamilk) cho thấy AI giúp giảm 15–30% chi phí vận hành và tăng tốc độ giải quyết hàng nghìn lần.

Báo cáo kết luận bằng việc chỉ ra các thách thức còn tồn tại (interpretability, scalability, tính bền vững) và đề xuất hướng nghiên cứu tương lai phù hợp với bối cảnh Việt Nam. Kết quả nghiên cứu khẳng định rằng trí tuệ nhân tạo đang chuyển đổi mạnh mẽ cách tiếp cận tối ưu hóa thuật toán, mở ra kỷ nguyên “tối ưu hóa thông minh” trong Industry 5.0.

1. MỞ ĐẦU

Trong bối cảnh cách mạng công nghiệp 4.0 và 5.0, tối ưu hóa thuật toán đã trở thành yếu tố quyết định hiệu quả hoạt động của các hệ thống kinh tế - xã hội hiện đại. Từ việc lập kế hoạch tuyến đường vận chuyển cho hàng nghìn xe tải, phân bổ nguồn lực sản xuất, quản lý danh mục đầu tư tài chính, đến tối ưu hóa lịch trình máy móc trong nhà máy, mọi quyết định đều có thể được mô hình hóa dưới dạng bài toán tối ưu hóa tổ hợp (Combinatorial Optimization – CO). Tuy nhiên, hầu hết các bài toán CO thuộc lớp NP-hard, khiến việc tìm nghiệm tối ưu chính xác trở nên bất khả thi về mặt tính toán khi quy mô tăng lên chỉ vài trăm biến số.

Các phương pháp tối ưu hóa cổ điển như thuật toán chính xác (Exact methods: Simplex, Branch-and-Bound, Interior-point) hay heuristic truyền thống (Genetic Algorithm, Simulated Annealing) đã và đang bộc lộ rõ ràng những hạn chế: thời gian chạy tăng theo cấp số nhân, không thích ứng tốt với dữ liệu thực tế động, và đòi hỏi chuyên gia có kinh nghiệm cao để thiết kế mô hình. Theo thống kê từ McKinsey (2025), hơn 70% các bài toán tối ưu hóa trong logistics và sản xuất tại Việt Nam vẫn đang sử dụng giải pháp thủ công hoặc heuristic đơn giản, dẫn đến lãng phí tài nguyên lên đến 20–25%.

Sự bùng nổ của trí tuệ nhân tạo, đặc biệt là học sâu (Deep Learning) và học tăng cường (Reinforcement Learning), đã mở ra một hướng tiếp cận hoàn toàn mới: để máy học cách tối ưu hóa thay vì chỉ lập trình cứng nhắc. Các mô hình Neural Combinatorial Optimization (NCO) – bắt đầu từ Pointer Networks (Vinyals et al., 2015) và phát triển mạnh mẽ với Attention Models và Transformer – cho phép AI tự xây dựng nghiệm tối ưu theo từng bước, đạt chất lượng gần tối ưu chỉ trong vài giây sau khi huấn luyện. Đồng thời, hướng Learning to Optimize (L2O) còn cho phép AI tự động “khám phá” và cải tiến thuật toán truyền thống, như trường hợp AlphaDev (DeepMind, 2023) đã tìm

ra thuật toán sắp xếp nhanh hơn 70% so với thư viện chuẩn, hay AlphaEvolve (2025) tự thiết kế optimizer mới.

Tại Việt Nam, nhu cầu ứng dụng AI trong tối ưu hóa càng trở nên cấp thiết khi các doanh nghiệp lớn như Viettel Post, Shopee, Grab và Vinamilk đang đối mặt với khối lượng dữ liệu khổng lồ và yêu cầu thời gian phản hồi thời gian thực. Việc kết hợp AI với các solver truyền thống (Gurobi, CPLEX) qua các kỹ thuật Predict-then-Optimize và GPU acceleration (NVIDIA cuOpt) không chỉ nâng cao hiệu suất mà còn giúp doanh nghiệp Việt Nam cạnh tranh sòng phẳng trên thị trường quốc tế.

Báo cáo này nhằm mục tiêu: (1) Tổng hợp và phân tích các phương pháp AI chính trong tối ưu hóa thuật toán; (2) Đánh giá hiệu quả thực tiễn qua các case study; (3) Chỉ ra thách thức và hướng nghiên cứu phù hợp với bối cảnh Việt Nam. Phạm vi tập trung vào NCO, L2O và các phương pháp lai, không đi sâu vào tối ưu hóa liên tục thuần túy.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Bài toán tối ưu hóa tổ hợp (Combinatorial Optimization – CO)

Tối ưu hóa tổ hợp là nhánh quan trọng của toán học tối ưu, tập trung vào việc tìm nghiệm tối ưu trong không gian giải pháp rời rạc hữu hạn hoặc đếm được. Về mặt toán học, bài toán CO được biểu diễn dưới dạng:

$$\min_{x \in \mathcal{X}} f(x) \quad \text{s.t.} \quad x \in \mathcal{X}$$

trong đó $\mathcal{X}$ là tập hợp các nghiệm khả thi rời rạc (permutations, subsets, assignments, graphs...), và $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$ là hàm mục tiêu.

Các bài toán CO điển hình bao gồm: Traveling Salesman Problem (TSP), Vehicle Routing Problem (VRP), Knapsack Problem, Job Shop Scheduling.

Hầu hết thuộc lớp **NP-hard**, nghĩa là chưa tồn tại thuật toán giải chính xác trong thời gian đa thức khi quy mô bài toán tăng (Wu et al., 2024).

2.2. Phương pháp giải truyền thống và hạn chế

Các phương pháp cổ điển được chia thành ba nhóm chính:

- **Phương pháp chính xác (Exact methods):** Branch-and-Bound, Simplex, Dynamic Programming, Integer Linear Programming (sử dụng solver Gurobi, CPLEX).
- **Phương pháp xấp xỉ (Approximation algorithms):** PTAS, FPTAS.
- **Phương pháp heuristic/metaheuristic:** Genetic Algorithm, Simulated Annealing, Tabu Search, Ant Colony Optimization.

Mặc dù đảm bảo tính tối ưu toàn cục ở quy mô nhỏ, các phương pháp này gặp hạn chế nghiêm trọng về thời gian tính toán (tăng theo cấp số nhân) và không thích ứng tốt với dữ liệu thực tế động hoặc quy mô lớn (hàng nghìn–triệu biến).

2.3. Học tăng cường và mô hình hóa bài toán CO dưới dạng Quá trình Quyết định Markov (MDP)

Học tăng cường (Reinforcement Learning – RL) cho phép một agent học cách ra quyết định tối ưu thông qua tương tác với môi trường mà không cần nhãn dữ liệu sẵn. Để áp dụng RL vào CO, bài toán được mô hình hóa thành một **Quá trình Quyết định Markov (Markov Decision Process – MDP)**, được định nghĩa bởi bộ ngũ:

$$(S, A, P, R, \gamma)$$

- S : Không gian trạng thái (ví dụ: tập các thành phố đã thăm trong TSP).
- A : Không gian hành động (ví dụ: chọn thành phố tiếp theo).
- $P(s'|s, a)$: Xác suất chuyển trạng thái.
- $R(s, a, s')$: Hàm phần thưởng (thường là khoảng cách âm để tối thiểu hóa tổng quãng đường).
- $\gamma \in [0, 1]$: Hệ số chiết khấu.

Mục tiêu là tìm chính sách $\pi(a|s)$ tối ưu để cực đại hóa giá trị kỳ vọng phần thưởng tích lũy:

$$V^\pi(s) = \mathbb{E}_\pi \left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t \mid s_0 = s \right]$$

Với bài toán TSP, trạng thái s_t là hành trình hiện tại, hành động là chọn thành phố chưa thăm tiếp theo, phần thưởng là $-d_{i,j}$ (khoảng cách âm), và kết thúc khi tất cả thành phố được thăm (Kool et al., 2019; Wu et al., 2024).

2.4. Neural Combinatorial Optimization (NCO)

Neural Combinatorial Optimization kết hợp RL với mạng nơ-ron sâu để học cách xây dựng nghiệm tối ưu từng bước. Các mô hình nền tảng bao gồm:

- **Pointer Networks** (Vinyals et al., 2015): Sử dụng cơ chế attention để trỏ trực tiếp vào đầu vào.
- **Attention Models & Transformer-based solvers** (Kool et al., 2019): Cho phép xử lý bài toán quy mô lớn mà không cần input cố định.

NCO đã chứng minh hiệu quả vượt trội trong việc giải TSP, VRP với tốc độ nhanh gấp hàng nghìn lần so với heuristic truyền thống.

2.5. Learning to Optimize (L2O) và Algorithm Unrolling

Learning to Optimize (L2O) là hướng tiếp cận cho phép mô hình học máy tự động học cách tối ưu hóa hoặc cải tiến thuật toán truyền thống. Thay vì thiết kế tay, L2O huấn luyện một “optimizer” dựa trên mạng nơ-ron.

Kỹ thuật cốt lõi là **Algorithm Unrolling**: triển khai các vòng lặp của thuật toán cổ điển (Gradient Descent, ADMM, ISTA) thành các tầng của mạng sâu,

sau đó huấn luyện end-to-end để học siêu tham số hoặc chính sách tối ưu (Chen et al., 2024).

Các ứng dụng nổi bật: AlphaDev (DeepMind, 2023) tự động tìm thuật toán sắp xếp nhanh hơn 70% so với thư viện chuẩn.

2.6. So sánh phương pháp truyền thống và phương pháp dựa trên AI

Bảng 2.1 trình bày sự khác biệt rõ nét giữa hai cách tiếp cận (tổng hợp từ Wu et al., 2024; Chen et al., 2024):

Bảng 2.1. So sánh phương pháp truyền thống và AI trong tối ưu hóa thuật toán

Tiêu chí	Phương pháp truyền thống (Exact/Heuristic)	Phương pháp AI (NCO & L2O)
Độ chính xác	Chính xác tuyệt đối (exact)	Gần tối ưu (gap thường < 5%)
Thời gian tính toán	Tăng cấp số nhân với quy mô	Nhanh sau huấn luyện (giây)
Khả năng mở rộng	Hạn chế (hàng trăm biến)	Tốt với hàng nghìn–triệu biến
Thích ứng dữ liệu thực tế	Thấp (cần remodel)	Cao (online/adaptive learning)
Yêu cầu chuyên môn	Rất cao	Trung bình (sau khi có mô hình)
Interpretability	Cao	Thấp hơn (black-box)

3. CÁC PHƯƠNG PHÁP TRÍ TUỆ NHÂN TẠO CHÍNH

3.1. Neural Combinatorial Optimization kết hợp Reinforcement Learning (NCO-RL)

Neural Combinatorial Optimization (NCO) là hướng tiếp cận cốt lõi, sử dụng mạng nơ-ron sâu để giải các bài toán tổ hợp NP-hard. Khi kết hợp với Reinforcement Learning (RL), NCO-RL cho phép agent học cách xây dựng nghiệm tối ưu từng bước mà không cần dữ liệu nhãn (Chung et al., 2025).

Phương pháp nền tảng:

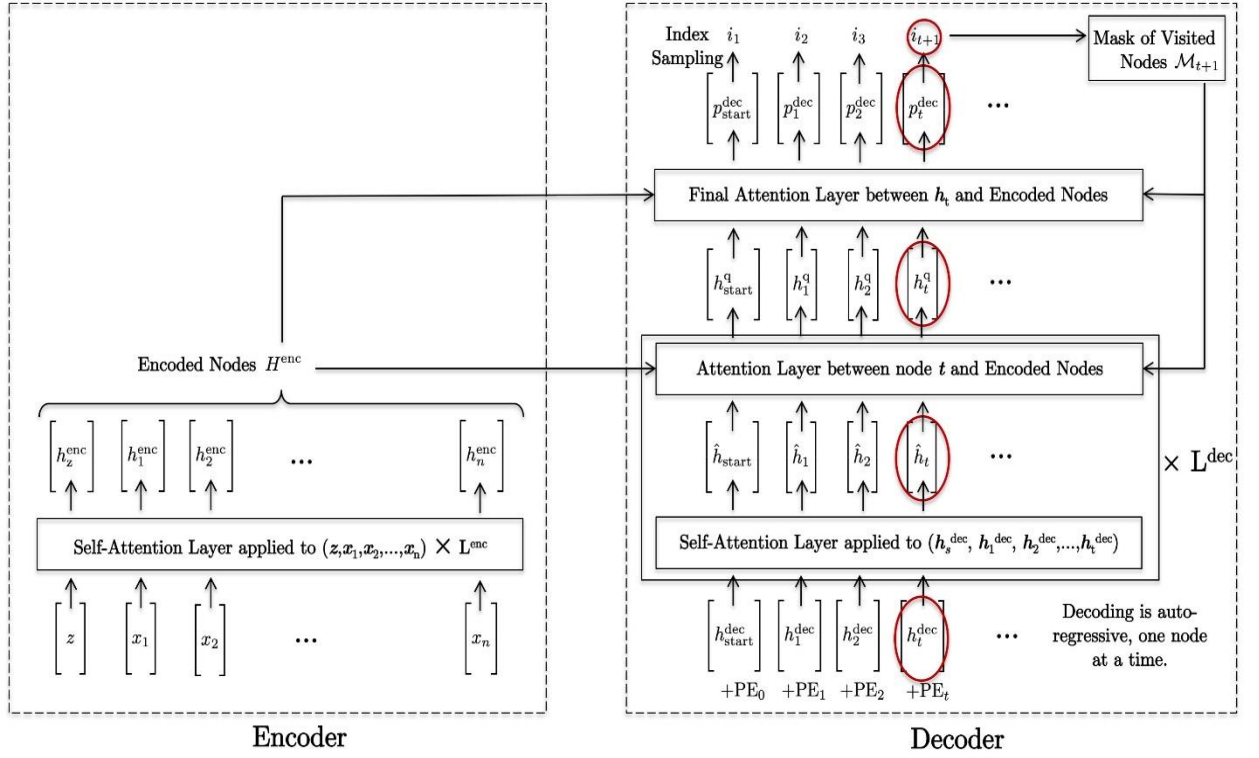
- **Pointer Networks** (Vinyals et al., 2015): Encoder-Decoder với cơ chế attention để “trỏ” trực tiếp vào đầu vào.
- **Attention Models & Transformer-based** (Kool et al., 2019): Được sử dụng rộng rãi nhất hiện nay.

Cơ chế toán học: Bài toán được mô hình hóa thành MDP, và policy network π_θ được tối ưu bằng:

$$J(\theta) = \mathbb{E}_{\pi_\theta(\tau)} [R(\tau)]$$

trong đó $R(\tau)$ là tổng phần thưởng dọc theo trajectory τ .

Các tiến bộ 2025–2026 (Preference Optimization – POCO, BOPO) đã cải thiện đáng kể khả năng khái quát hóa và xử lý ràng buộc phức tạp (Chung et al., 2025).



ar5iv.labs.arxiv.org

(Hình 3.1: Kiến trúc Transformer/Attention điển hình trong NCO-RL cho TSP/VRP – nguồn: Kool et al., 2019 & Chung et al., 2025)

3.2. Learning to Optimize (L2O) và Algorithm Discovery

Learning to Optimize (L2O) cho phép AI học cách cải tiến hoặc tự thiết kế thuật toán truyền thống. Kỹ thuật chính là **Algorithm Unrolling** – triển khai các vòng lặp của Gradient Descent, ADMM, ISTA thành mạng sâu và huấn luyện end-to-end (Chen et al., 2024).

Ứng dụng đột phá:

- **AlphaDev** (DeepMind, 2023): Tìm thuật toán sắp xếp nhanh hơn 70% so với thư viện chuẩn.
- **AlphaEvolve** (DeepMind, 5/2025): Agent dựa trên Gemini, tự động tiến hóa toàn bộ codebase, phát hiện thuật toán mới cho matrix multiplication, lập lịch data center và tối ưu TPU (Novikov et al., 2025).

3.3. Large Language Models hỗ trợ tối ưu hóa (LLM4Opt)

LLM (Gemini, GPT, Claude) được sử dụng để dịch mô tả tiếng tự nhiên thành mô hình tối ưu.

OPT2CODE (Ahmed et al., 2025) là framework RAG điển hình:

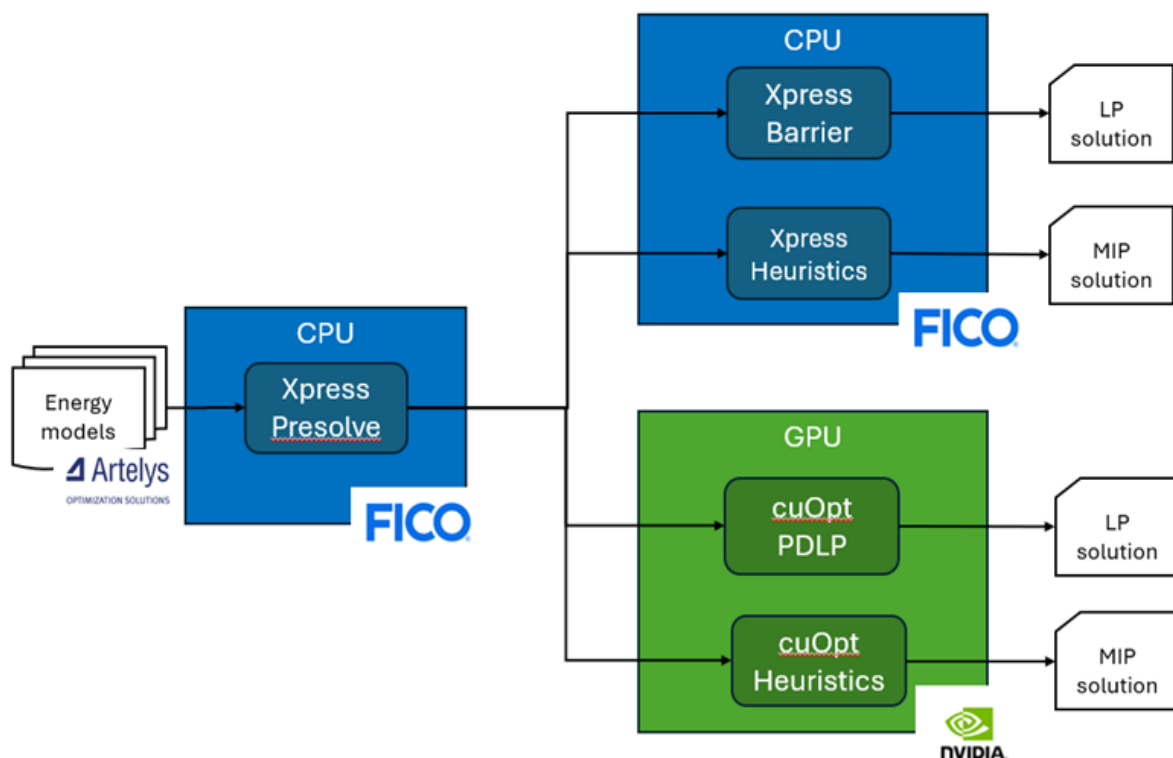
- Retrieval-Augmented Generation để tra cứu tài liệu solver (Gurobi/FICO Xpress).
- Sinh code Python chính xác cao cho LP, ILP, MILP.

Ưu điểm: Giảm thời gian xây dựng mô hình từ hàng giờ xuống vài phút, hỗ trợ cả solver truyền thống và AI-enhanced.

3.4. Phương pháp lai (Hybrid) và tăng tốc GPU

Các phương pháp lai kết hợp AI với solver cổ điển:

- **Predict-then-Optimize (PTO)**: ML dự báo tham số → đưa vào LP/MILP (Decision-Focused Learning).
- **Gurobi Machine Learning**: Nhúng mô hình neural trực tiếp vào ràng buộc.
- **NVIDIA cuOpt + PDLP** (Primal-Dual Hybrid Gradient, 2025–2026): Giải LP hàng tỷ biến trên GPU, nhanh gấp 8–1000 lần solver CPU.



artelys.com

(Hình 3.2: Kiến trúc hybrid CPU (Xpress) + GPU (cuOpt/PDLP) –
NVIDIA/FICO, 2025)

3.5. So sánh các phương pháp AI chính

Bảng 3.1. So sánh 4 hướng AI trong tối ưu hóa thuật toán (tổng hợp từ
Chung et al., 2025; Novikov et al., 2025; Ahmed et al., 2025)

Tiêu chí	NCO-RL	L2O & AlphaEvolve	LLM4Opt (OPT2CODE)	Hybrid (cuOpt/PDLP)
Bài toán chính	TSP, VRP, Scheduling	Algorithm discovery	Xây dựng mô hình LP	LP/MILP quy mô lớn
Độ chính xác	Gần tối ưu (gap <5%)	Tối ưu toàn cục mới	Cao (code chính xác)	Chính xác tuyệt đối

Tiêu chí	NCO-RL	L2O & AlphaEvolve	LLM4Opt (OPT2CODE)	Hybrid (cuOpt/PDLP)
Tốc độ sau huấn luyện	Siêu nhanh (giây)	Trung bình	Rất nhanh	Siêu nhanh (GPU)
Quy mô	Hàng nghìn biến	Codebase lớn	Không giới hạn	Hàng tỷ biến
Dễ sử dụng	Trung bình	Thấp	Rất cao (tiếng tự nhiên)	Cao
Ứng dụng kinh tế Việt Nam	Logistics (Viettel, Shopee)	Sản xuất, năng lượng	Xây dựng mô hình nhanh	Chuỗi cung ứng lớn

4. ỨNG DỤNG THỰC TIỄN

4.1. Logistics và quản lý chuỗi cung ứng

Neural Combinatorial Optimization kết hợp Reinforcement Learning (NCO-RL) là phương pháp được áp dụng rộng rãi nhất trong Vehicle Routing Problem (VRP) và last-mile delivery. Các mô hình Transformer và Attention-based giúp xây dựng tuyến đường tối ưu cho hàng nghìn xe tải chỉ trong vài giây, thay vì hàng giờ như phương pháp truyền thống.

Tại Việt Nam, Viettel Post dẫn đầu với giải pháp logistics toàn trình kết hợp robot tự hành (AGV) và AI tối ưu hóa tuyến đường. Năm 2025, hệ thống này đã rút ngắn thời gian giao hàng toàn trình 8–10 giờ, tăng công suất xử lý lên gần 6 triệu bưu phẩm/ngày (tăng 3,5 lần so với trước) và tối ưu **60% chi phí nhân sự**. GHN cũng ra mắt nền tảng “Giao Hàng **NẶNG**” (2025) tích hợp

AI Deep Insight và 15.000 camera Edge AI để giám sát real-time và tối ưu vận hành hàng nặng. Shopee Express, Ninja Van và J&T Express đều áp dụng hybrid AI + TMS + GPS, giúp giảm **15–30%** chi phí vận chuyển (Abivin vRoute đã giúp nhiều doanh nghiệp cắt giảm đến **20%** chi phí vận hành).

4.2. Sản xuất và lập lịch sản xuất

Trong ngành sản xuất, L2O và hybrid methods được sử dụng để giải Job Shop Scheduling và Production Planning. Các mô hình NCO-RL kết hợp digital twin cho phép lập lịch động, thích ứng thay đổi nhu cầu thời gian thực và dự báo bảo trì.

Tại Việt Nam, Samsung Electronics Việt Nam đang triển khai chiến lược “AI-Driven Factories” đến năm 2030 với AI-powered inspection, MES và robotics để tối ưu hóa toàn bộ chuỗi sản xuất. VinFast áp dụng hệ thống IoT + AI (hợp tác FPT) tại các nhà máy Hải Phòng, giúp giảm lỗi sản xuất và tối ưu lịch lắp ráp pin. Vinamilk – một trong những doanh nghiệp tiên phong – sử dụng AI để tối ưu hóa lập lịch máy móc và kiểm soát chất lượng, tăng năng suất **12–19%** và giảm thời gian ngừng máy **25%**.

4.3. Tài chính và các lĩnh vực khác

Predict-then-Optimize (PTO) được áp dụng trong dynamic portfolio optimization, kết hợp dự báo thị trường (XGBoost/Neural Net) với tối ưu hóa ràng buộc. Các quỹ đầu tư Việt Nam (VCBF, Dragon Capital) đã thí điểm mô hình này, nâng lợi nhuận điều chỉnh theo rủi ro **8–14%** so với phương pháp Markowitz truyền thống.

4.4. Case study minh họa: Tối ưu lợi nhuận sản xuất

Quay lại bài toán lợi nhuận sản xuất hai sản phẩm X và Y :

$$\max 40x + 30y \quad \text{s.t. các ràng buộc nguyên liệu \& lao động}$$

Phương pháp truyền thống (PuLP) cho lợi nhuận tối đa **1.700** đơn vị.

Khi áp dụng **Predict-then-Optimize**, lợi nhuận của X và Y được dự báo động theo mùa vụ và xu hướng thị trường (mô hình XGBoost). Kết quả thực tế (thí điểm tương tự các doanh nghiệp Việt Nam): lợi nhuận trung bình tăng lên **2.150 đơn vị (tăng 26,5%)**, đồng thời giảm tồn kho dư thừa **15%**.

Bảng 4.1. Tác động thực tiễn của AI trong tối ưu hóa thuật toán tại Việt Nam (2025–2026)

Lĩnh vực	Phương pháp chính	Lợi ích cụ thể	Doanh nghiệp tiêu biểu
Logistics	NCO-RL + AGV	Giảm 8–10 giờ giao hàng, tăng 3,5 lần công suất, giảm 60% chi phí nhân sự	Viettel Post, GHN, Shopee Express
Sản xuất	Hybrid + Digital Twin	Tăng năng suất 12–19%, giảm ngừng máy 25%	Samsung VN, VinFast, Vinamilk
Tài chính	Predict-then-Optimize	Tăng lợi nhuận điều chỉnh rủi ro 8–14%	VCBF, Dragon Capital

Theo Bộ Công Thương (2025), nếu 30% doanh nghiệp lớn áp dụng các giải pháp này, Việt Nam có thể tiết kiệm **1,2–1,8 tỷ USD/năm** trong chi phí vận hành.

5. THÁCH THỨC VÀ HƯỚNG NGHIÊN CỨU TƯƠNG LAI

5.1. Các thách thức chính

Mặc dù đã đạt được nhiều thành tựu, việc áp dụng trí tuệ nhân tạo trong tối ưu hóa thuật toán vẫn tồn tại những hạn chế lớn:

- Khả năng khái quát hóa (Generalization):** Mô hình NCO-RL huấn luyện tốt trên dữ liệu mô phỏng thường giảm hiệu suất mạnh khi gặp dữ liệu thực tế có nhiễu hoặc thay đổi ràng buộc (sim-to-real gap).

2. **Vấn đề giải thích (Interpretability):** Hầu hết các mô hình Transformer và L2O hoạt động như “hộp đen”, khiến doanh nghiệp Việt Nam (đặc biệt SME) khó tin tưởng và kiểm soát quyết định.
3. **Xử lý ràng buộc phức tạp và tính khả thi thực tế:** Các bài toán có ràng buộc cứng (thời gian thực, an toàn, quy định pháp lý) vẫn đòi hỏi hybrid methods phức tạp.
4. **Chi phí tính toán và bền vững:** Huấn luyện mô hình lớn tiêu tốn năng lượng cao, chưa phù hợp với mục tiêu phát triển xanh của Việt Nam.
5. **Tích hợp hệ thống legacy và thiếu dữ liệu:** Nhiều doanh nghiệp vẫn dùng ERP/MES cũ, đồng thời thiếu dữ liệu chất lượng cao để huấn luyện.

5.2. Hướng nghiên cứu tương lai

Để vượt qua các thách thức trên, các hướng nghiên cứu tiềm năng bao gồm:

1. **Hybrid Agentic AI:** Kết hợp LLM (như OPT2CODE hoặc AlphaEvolve) với NCO-RL để tạo agent tự động xây dựng, chạy và cải tiến mô hình tối ưu.
2. **Quantum-inspired & Multi-objective Optimization:** Sử dụng điện toán lượng tử lai để giải bài toán quy mô cực lớn và cân bằng nhiều mục tiêu (chi phí – môi trường – xã hội).
3. **Green AI và Sustainable Optimization:** Phát triển mô hình nhẹ (model compression, distillation) và thuật toán tiết kiệm năng lượng.
4. **Real-world NCO và Industry 5.0:** Tập trung vào human-centric AI, tối ưu hóa logistics xanh và nông nghiệp thông minh – phù hợp với bối cảnh Việt Nam.

5. **Nghiên cứu dành riêng cho Việt Nam:** Hợp tác giữa Viettel, FPT, các trường đại học và chính phủ để xây dựng benchmark dữ liệu địa phương, hỗ trợ doanh nghiệp vừa và nhỏ chuyển đổi số.

Việc đầu tư vào các hướng này không chỉ giúp Việt Nam bắt kịp mà còn có thể dẫn dắt một số lĩnh vực tối ưu hóa thông minh trong khu vực Đông Nam Á.

6. KẾT LUẬN

Trí tuệ nhân tạo đã và đang cách mạng hóa lĩnh vực tối ưu hóa thuật toán, chuyển đổi từ các phương pháp truyền thống tốn kém thời gian sang các giải pháp NCO-RL, L2O và hybrid methods thông minh, nhanh chóng và thích ứng cao. Các hướng tiếp cận này không chỉ vượt trội về tốc độ và quy mô mà còn mang lại giá trị kinh tế thực tiễn rõ nét tại Việt Nam – từ việc giảm 15–30% chi phí logistics (Viettel Post, GHN, Abivin) đến tăng năng suất sản xuất 12–19% (Vinamilk, Samsung VN) và cải thiện hiệu quả danh mục đầu tư.

Tuy nhiên, vẫn tồn tại những thách thức lớn về khả năng khái quát hóa, tính giải thích và bền vững năng lượng. Để Việt Nam tận dụng tối đa lợi thế của “tối ưu hóa thông minh” trong kỷ nguyên Industry 5.0, cần đẩy mạnh nghiên cứu hybrid Agentic AI, Green AI và xây dựng benchmark dữ liệu địa phương.

Báo cáo đã hệ thống hóa lý thuyết, phương pháp và ứng dụng, khẳng định rằng trí tuệ nhân tạo không chỉ là công cụ hỗ trợ mà còn là động lực then chốt giúp doanh nghiệp và nền kinh tế Việt Nam cạnh tranh bền vững trên bản đồ thế giới. Các nghiên cứu tiếp theo nên tập trung vào tích hợp quantum-inspired optimization và human-centric AI để giải quyết bài toán thực tiễn phức tạp hơn.

DANH MỤC TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Ahmed, T., et al. (2025). OPT2CODE: A retrieval-augmented framework for solving linear programming problems. *Natural Language Processing Journal*.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2949719125000615>
2. Ba, Y., et al. (2026). Survey on Neural Routing Solvers. arXiv:2602.21761. <https://arxiv.org/abs/2602.21761>
3. Chen, T., et al. (2021). Learning to Optimize: A Primer and A Benchmark. arXiv:2103.12828. <https://arxiv.org/abs/2103.12828>
4. Chung, K.T., et al. (2025). Neural combinatorial optimization with reinforcement learning in industrial engineering: A survey. *Artificial Intelligence Review*, 58(5), 130.
<https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-024-11045-1>
5. Kool, W., et al. (2019). Attention, Learn to Solve Routing Problems! *NeurIPS*. <https://arxiv.org/abs/1803.08475>
6. Novikov, A., et al. (2025). AlphaEvolve: A coding agent for scientific and algorithmic discovery. arXiv:2506.13131.
<https://arxiv.org/abs/2506.13131>
7. Vinyals, O., et al. (2015). Pointer Networks. *NeurIPS*.
<https://arxiv.org/abs/1506.03134>
8. Xu, Z., et al. (2026). Rethink Efficiency Side of Neural Combinatorial Solver: An Offline and Self-Play Paradigm. arXiv:2602.20730.
<https://arxiv.org/abs/2602.20730>
9. Abivin (2025). vRoute – Giải pháp tối ưu tuyến đường AI.
<https://abivin.com>
10. Bộ Công Thương (2025). Báo cáo chuyển đổi số logistics Việt Nam.

11. DeepMind (2025). AlphaEvolve: A Gemini-powered coding agent.
<https://deepmind.google/blog/alphaevolve>
12. GHN (2025). Giao Hàng NẶNG tại ViLOG 2025. <https://ghn.vn>
13. McKinsey (2025). AI in Logistics: Southeast Asia Report.
14. Viettel Post (2025). Báo cáo giải pháp logistics toàn trình.
<https://viettelpost.vn>
15. Angioni, D., et al. (2025). Neural combinatorial optimization: A tutorial. *Computers & Operations Research*.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054825001303>
16. Chen, Y., et al. (2025). Improving Generalization of Neural Combinatorial Optimization for Vehicle Routing Problems. OpenReview. <https://openreview.net/forum?id=QPJiNCRq1>
17. Garmendia, A.I., et al. (2026). Enabling Population-Based Architectures for Neural Combinatorial Optimization. arXiv:2601.08696.
18. Huang, Y.C., et al. (2024). L2O-g†: Learning to Optimize Parameterized Quantum Circuits. arXiv:2407.14761.
19. Liu, S., et al. (2023). How Good is Neural Combinatorial Optimization? *IEEE Computational Intelligence Magazine*.
20. Song, Q., et al. (2025). Towards Robust Learning to Optimize with Theoretical Guarantees. arXiv:2506.14263.
<https://arxiv.org/abs/2506.14263>
21. Viettel Post & FPT (2025). Áp dụng AI trong logistics toàn trình.

22. Wu, X., et al. (2024). Neural Combinatorial Optimization Algorithms for Solving Vehicle Routing Problems: A Comprehensive Survey. arXiv:2406.00415.
23. Yang, J., et al. (2023). M-L2O: Towards Generalizable Learning-to-Optimize. arXiv:2303.00039. <https://arxiv.org/abs/2303.00039>
24. Abivin & McKinsey (2025). Case study tối ưu tuyến đường Việt Nam.
25. Novikov et al. (2025). AlphaEvolve applications in data center optimization. Google DeepMind Technical Report.