

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN I



BÁO CÁO

THỰC TẬP TỐT NGHIỆP

Đơn vị: Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

Giảng viên hướng dẫn: Nguyễn Kiều Linh

Sinh viên thực hiện: Nguyễn Mạnh Duy

Mã sinh viên: B19DCCN139

Lớp: D19CNPM1

Hà Nội, 2023

LỜI MỞ ĐẦU

Thực hiện nhiệm vụ học tập của nhà trường trong đợt thực tập tốt nghiệp, được sự đồng ý của ban lãnh đạo Khoa đào tạo. Bám sát đề cương của Khoa đưa ra, những lý luận và kiến thức đã học. Trong quá trình thực tập em đã được trau dồi thêm kiến thức về nhiều khía cạnh quan trọng như giao tiếp và làm việc nhóm, quy trình công việc, giải quyết vấn đề, ứng dụng thực tiễn, công nghệ và công cụ mới.

Được sự tận tình giúp đỡ hướng dẫn của giảng viên hướng dẫn Nguyễn Kiều Linh và sự nỗ lực trong học tập, tìm tòi học hỏi, em đã hoàn thành báo cáo thực tập tốt nghiệp của mình.

Báo cáo này gồm 2 phần chính:

- ***Phần I: Báo cáo thực tập***
- ***Phần II: Báo cáo chuyên sâu***

Trong quá trình thực hiện báo cáo, tuy đã cố gắng nhưng em vẫn còn những hạn chế về thời gian tìm hiểu, kiến thức cũng như là kinh nghiệm và vẫn còn nhiều sai sót. Em rất mong được nhận những ý kiến đóng góp và nhận xét của thầy cô để em có thể hoàn thiện hơn.

LỜI CẢM ƠN

Em xin gửi lời cảm ơn tới ban lãnh đạo Học viện, Khoa đào tạo đã thiết lập khung chương trình có môn học “Thực tập” để em có thể vận dụng những kiến thức học được trên giảng đường áp dụng vào công việc.

Em xin gửi lời cảm ơn sâu sắc và chân thành tới giảng viên hướng dẫn Nguyễn Kiều Linh. Nhờ có sự nhiệt tình chỉ dẫn, luôn dìu dắt, giúp đỡ và giảng dạy của cô đã giúp cho em hoàn thành tốt kì Thực tập.

Em xin chân thành cảm ơn!

Hà Nội, ngày 14 tháng 8 năm 2023

This image shows a full page of white paper with horizontal dotted lines. The lines are evenly spaced and run across the width of the page, providing a guide for handwriting practice. There are no margins, text, or other markings on the page.

MỤC LỤC

LỜI MỞ ĐẦU	2
LỜI CẢM ƠN.....	3
NHẬN XÉT KẾT QUẢ THỰC TẬP.....	4
PHẦN I: BÁO CÁO THỰC TẬP	6
CHƯƠNG I: TỔNG QUAN VỀ ĐƠN VỊ THỰC TẬP.....	6
1.1 Giới thiệu về đơn vị thực tập	6
1.2 Lịch sử hình thành và phát triển	6
1.3 Nhiệm vụ.....	7
CHƯƠNG II: NỘI DUNG THỰC TẬP.....	9
PHẦN II: BÁO CÁO CHUYÊN SÂU	10
1.1 Thuật toán Outer convex approximation và Inner convex approximation	10
1.1.1 Outer convex approximation.....	10
1.1.1.1 Algorithm 1.	14
1.1.1.2 Algorithm 2.	15
1.1.2 Inner convex approximation	19
1.1.2.1 Algorithm 4	22
1.2 Beyond Bounding-Box: Điều chỉnh đặc trưng lỗi lờm cho việc phát hiện đối tượng hướng và đặc điểm đóng gói dày đặc	24
1.2.1 Giới thiệu.....	24
1.2.2 Phương pháp đề xuất.....	25
1.2.2.1 Tổng quan.....	25
1.2.2.2 Biểu diễn Convex-hull	26
1.2.2.3 Thế hệ Convex-hull.....	28
1.2.2.4 Sự thích nghi của Convex-hull.....	29
1.2.3 Kết quả đạt được	32
KẾT LUẬN CHUNG	34
TÀI LIỆU THAM KHẢO	36

PHẦN I: BÁO CÁO THỰC TẬP

CHƯƠNG I: TỔNG QUAN VỀ ĐƠN VỊ THỰC TẬP

1.1 Giới thiệu về đơn vị thực tập

Tên đơn vị: Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

Tên tiếng anh: Posts and Telecommunications Institute of Technology

Tên viết tắt: PTIT

Địa chỉ: Km10, Đường Nguyễn Trãi, Q.Hà Đông, Hà Nội



Hình ảnh Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

1.2 Lịch sử hình thành và phát triển

- Ngày 07 tháng 09 năm 1953: Thành lập Trường Đại học Bưu điện – Vô tuyến điện và trải qua nhiều lần đổi tên: Đại học Kỹ thuật Thông tin Liên lạc, Trung tâm Đào tạo Bưu chính Viễn thông.
- Ngày 17 tháng 09 năm 1966: Thành lập Viện Khoa học Kỹ thuật Bưu điện RIPT.
- Ngày 08 tháng 04 năm 1975: Thành lập Viện Kinh tế Bưu điện ERIPT.
- Ngày 28 tháng 05 năm 1988: Thành lập Trung tâm Đào tạo Bưu chính

Viễn thông 2 (PTTC2).

- Ngày 11 tháng 07 năm 1997: Thành lập Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông dựa trên sự hợp nhất của bốn đơn vị: Trung tâm Đào Tạo Bưu chính Viễn thông 1 và 2, Viện Kỹ thuật Bưu điện và Viện Kinh Tế Bưu điện, trực thuộc Tập đoàn Bưu chính Viễn thông Việt Nam (VNPT).
- Ngày 17 tháng 09 năm 1997: Công bố Quyết định thành lập Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông.
- Ngày 22 tháng 03 năm 1999: Thành lập Trung tâm Công nghệ Thông tin, sau đổi tên là Viện công nghệ Thông tin và Truyền thông (CDIT).
- Ngày 01 tháng 07 năm 2014: Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông được điều chuyển về Bộ Thông tin và Truyền thông quản lý.
- Ngày 04 tháng 02 năm 2016: Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông được chấp thuận bởi Thủ tướng Chính phủ trở thành trường Đại học tự chủ tài chính.

1.3 Nhiệm vụ

Học viện Công nghệ Bưu chính – Viễn thông là đơn vị sự nghiệp trực thuộc Bộ Thông tin và truyền thông, Học viện thực hiện hai nhiệm vụ cơ bản:

- Giáo dục, đào tạo cho xã hội và cho nhu cầu của Ngành thông tin và truyền thông Việt Nam.
- Nghiên cứu khoa học, tư vấn, chuyển giao công nghệ trong lĩnh vực Bưu chính, Viễn thông và công nghệ thông tin đáp ứng nhu cầu xã hội và nhu cầu của Ngành thông tin và truyền thông Việt Nam.

1.3.1 Đào tạo

Hệ thống đào tạo và cấp bằng của Học viện bao gồm nhiều cấp độ tùy thuộc vào thời gian đào tạo và chất lượng đầu vào của các học viên. Hiện nay Học viện cung cấp các dịch vụ giáo dục, đào tạo chủ yếu sau đây:

- Thực hiện các khoá đào tạo bậc Cao đẳng, Đại học, Thạc sĩ và Tiến sĩ

theo chương trình chuẩn quốc gia và quốc tế theo các hình thức khác nhau như tập trung, phi tập trung, liên thông, đào tạo từ xa...

- Tổ chức các khoá đào tạo bồi dưỡng ngắn hạn cấp chứng chỉ trong các lĩnh vực Bưu chính, Viễn thông, công nghệ thông tin, quản trị kinh doanh, an toàn thông tin, công nghệ đa phương tiện...
- Tổ chức các chương trình đào tạo cho nước thứ ba.
- Sẵn sàng liên danh, liên kết với các đối tác trong nước và quốc tế trong lĩnh vực giáo dục, đào tạo.

1.3.2 Nghiên cứu khoa học và tư vấn chuyển giao công nghệ

- Tổ chức nghiên cứu về chiến lược, quy hoạch phát triển mạng và dịch vụ bưu chính, viễn thông và công nghệ thông tin.
- Tổ chức nghiên cứu về công nghệ, giải pháp và phát triển dịch vụ trong lĩnh vực bưu chính, viễn thông và công nghệ thông tin. Tổ chức nghiên cứu và phát triển các sản phẩm, bán sản phẩm trong lĩnh vực điện tử – viễn thông. Tổ chức nghiên cứu về quản lý, điều hành doanh nghiệp và các lĩnh vực kinh tế khác.
- Cung cấp các dịch vụ tư vấn về công nghệ, giải pháp và phát triển dịch vụ trong lĩnh vực bưu chính, viễn thông, công nghệ thông tin và lĩnh vực kinh tế cho các đơn vị trong và ngoài Ngành thông tin và truyền thông Việt Nam.
- Cung cấp các dịch vụ đo lường, kiểm chuẩn, tư vấn thẩm định các công trình, dự án thuộc lĩnh vực bưu chính viễn thông và công nghệ thông tin.

CHƯƠNG II: NỘI DUNG THỰC TẬP

Sau khi trải qua hơn một tháng được học tập và làm việc. Em đã học được rất nhiều kiến thức liên quan như:

- Tìm hiểu, nghiên cứu về Outer convex approximation và Inner convex approximation.
- Xây dựng các thuật toán liên quan đến Outer convex approximation và Inner convex approximation.
- Tìm hiểu về Beyond Bounding-Box: Điều chỉnh đặc trưng lỗi lờm cho việc phát hiện đối tượng hướng và đặc điểm đóng gói dày đặc.
- Áp dụng những thuật toán đã xây dựng từ Outer convex approximation, Inner convex approximation vào bài toán thực tế thông qua Beyond Bounding-Box.

PHẦN II: BÁO CÁO CHUYÊN SÂU

1.1 Thuật toán Outer convex approximation và Inner convex approximation

1.1.1 Outer convex approximation

Ta có

$$X := \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset \mathbb{R}^2. \quad (1)$$

Giả sử x_1, x_2, \dots, x_n không nằm trên cùng một đường thẳng. (2)

Ta viết tất cả các vector dưới dạng vector hàng, các chuyển vị của chúng được biểu thị bằng chỉ số trên T và sử dụng các chỉ số trên để chỉ định các thành phần của chúng, ví dụ $x = (x^1, x^2) \in \mathbb{R}^2$. Với $x, x' \in \mathbb{R}^2$ biểu thị:

$$\begin{aligned} [x, x'] &:= \{(1 - \lambda)x + \lambda x' \mid \lambda \in [0, 1]\} \\ (x, x') &:= \{(1 - \lambda)x + \lambda x' \mid \lambda \in (0, 1)\} \end{aligned}$$

Cho X thỏa mãn (1)-(2) và $\delta \geq 0$, chúng ta muốn tìm một lồi ngoài xấp xỉ của X , tức là:

$$\text{một đa giác lồi } \mathcal{P}^{\text{outer}} \text{ thỏa mãn } X \subset \mathcal{P}^{\text{outer}} \quad (3)$$

Mà

$$\text{dist}_H(\text{conv } X, \mathcal{P}^{\text{outer}}) \leq \delta. \quad (4)$$

Ta xác định $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ bởi công thức:

$$\mathcal{P}^{\text{outer}} := \{x \in \mathbb{R}^2 \mid dx^T \leq \beta_d \text{ for all } d \in D\} \quad (5)$$

Trong đó $D \subset \mathbb{R}^2$ biểu thị tập các hướng cực đại và $\beta_d \in \mathbb{R}$ biểu thị ngưỡng tương ứng với hướng $d \in D$. Với $D, \mathcal{P}^{\text{outer}}$ là đa giác lồi xấp xỉ tốt nhất chứa X nếu

$$\beta_d := \max_{x \in X} dx^T \text{ for all } d \in D \quad (6)$$

Gọi P là tập đỉnh của $\mathcal{P}^{\text{outer}}$.

Ta bắt đầu quá trình xấp xỉ lỗi với hình chữ nhật nhỏ nhất chứa X có các cạnh song song với các trục tọa độ. Theo (5)-(6), hình chữ nhật $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ này được xác định bởi:

$$D := \{(1,0), (0,1), (-1,0), (0,-1)\} \quad (7)$$

Và

$$\begin{aligned} \beta_{(1,0)} &:= \max\{x^1 \mid (x^1, x^2) \in X\}, \\ \beta_{(0,1)} &:= \max\{x^2 \mid (x^1, x^2) \in X\}, \\ \beta_{(-1,0)} &:= \max\{-x^1 \mid (x^1, x^2) \in X\}, \\ \beta_{(0,-1)} &:= \max\{-x^2 \mid (x^1, x^2) \in X\}. \end{aligned} \quad (8)$$

Theo (2) ta có

$$\beta_{(-1,0)} < \beta_{(1,0)} \text{ and } \beta_{(0,-1)} < \beta_{(0,1)}$$

Do đó, $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ là một hình chữ nhật có 4 đỉnh riêng biệt với tập đỉnh là

$$P := \{r_1, r_2, r_3, r_4\} \quad (9)$$

Với

$$\begin{aligned} r_1 &:= (\beta_{(1,0)}, \beta_{(0,1)}), \\ r_2 &:= (\beta_{(-1,0)}, \beta_{(0,1)}), \\ r_3 &:= (\beta_{(-1,0)}, \beta_{(0,-1)}), \\ r_4 &:= (\beta_{(1,0)}, \beta_{(0,-1)}). \end{aligned} \quad (10)$$

Ở các bước tiếp theo, $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ được xây dựng và cải thiện như sau

Với một đỉnh $p \in P$, ta xác định $p^- \in P$ và $p^+ \in P$ là đỉnh đứng trước và đỉnh đứng sau ngược chiều kim đồng hồ $p \in P$

$$(11)$$

và biểu thị

$$\begin{aligned} d_p^T &:= \|p^+ - p^-\|^{-1} R(p^+ - p^-)^T \\ \beta_{d_p} &:= \max\{d_p x^T \mid x \in X\}, \end{aligned} \quad (12)$$

Với

$$R := \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \quad (13)$$

Là ma trận quay theo chiều kim đồng hồ với góc $\pi/2$. Vì R là ma trận quay nên ta có

$$\|d_p\| = \|p^+ - p^-\|^{-1} \|(p^+ - p^-)R^T\| = \|p^+ - p^-\|^{-1} \|p^+ - p^-\| = 1 \quad (14)$$

Có hai trường hợp ta thêm ràng buộc tuyến tính sau vào định nghĩa của $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ trong (5):

$$d_p x^T \leq \beta_{d_p} \quad (15)$$

Trường hợp 1, nếu như

$$\beta_{d_p} = d_p p^+ \quad (16)$$

Thì ràng buộc mới (15) không tạo ra đỉnh mới mà là cạnh mới $[p^-, p^+]$ của $\mathcal{P}^{\text{outer}}$. Đặt $d_{[p^-, p]}$ và $d_{[p, p^+]}$ biểu thị hai hướng cực đại từ D xác định hai cạnh $[p^-, p]$ và $[p, p^+]$ của $\mathcal{P}^{\text{outer}}$. Sau đó, $d_{[p^-, p]}$ và $d_{[p, p^+]}$ không còn cần thiết. Do đó, trong khi thêm d_p vào D , ta cần phải loại bỏ $d_{[p^-, p]}$ và $d_{[p, p^+]}$ khỏi D và p khỏi P , tức là

$$\begin{aligned} D &:= (D \cup \{d_p\}) \setminus \{d_{[p^-, p]}, d_{[p, p^+]}\}, \\ P &:= P \setminus \{p\}. \end{aligned} \quad (17)$$

Trường hợp 2, nếu như

$$\beta_{d_p} > d_p p^+ \quad (18)$$

Và

$$d_p p^T - \beta_{d_p} > \delta \quad (19)$$

Thì ràng buộc mới (15) tạo ra hai đỉnh mới của $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ là \hat{p}^- và \hat{p}^+ có thể được tính bởi

$$\begin{aligned} \lambda_p &:= (\beta_{d_p} - d_p p^{-T}) / (d_p p^T - d_p p^{-T}) \in (0,1), \\ \hat{p}^- &:= (1 - \lambda_p) p^{-T} + \lambda_p p^T \\ \hat{p}^+ &:= (1 - \lambda_p) p^{+T} + \lambda_p p^T. \end{aligned} \quad (20)$$

Do đó, ta cần phải thêm d_p vào D

$$D := D \cup \{d_p\} \quad (21)$$

Trường hợp 2.1, nếu

$$\hat{p}^- = p \text{ và } \hat{p}^+ = p \quad (22)$$

Thì cập nhật

$$P := P \setminus \{p\}. \quad (23)$$

Trường hợp 2.2, nếu

$$\hat{p}^- \neq p \text{ và } \hat{p}^+ \neq p \quad (24)$$

Thì cập nhật

$$P := P \setminus \{p\}. \quad (25)$$

Và ta xét các trường hợp

Trường hợp 2.2.1, nếu

$$\hat{p}^- = p^- \text{ và } \hat{p}^+ = p^+ \quad (26)$$

Thì cập nhật

$$P := P \setminus \{\hat{p}^-, \hat{p}^+\} \quad (27)$$

Trường hợp 2.2.2, nếu

$$\hat{p}^- \neq p^- \text{ và } \hat{p}^+ \neq p^+ \quad (28)$$

Thì cập nhật

$$P := P \cup \{\hat{p}^-, \hat{p}^+\} \quad (29)$$

Quy trình xấp xỉ được mô tả trong thuật toán sau, trong đó P_{doubt} biểu thị tập hợp các đỉnh vẫn cần được kiểm tra.

1.1.1.1 Algorithm 1.

Input: Tập hữu hạn $X \subset \mathbb{R}^2$ và tham số xấp xỉ $\delta \geq 0$.

Output: Đa giác xấp xỉ lồi $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ được xác định ở công thức (5) bởi D và β_d cho $d \in D$ và tập đỉnh P .

I. Xác định D, β_d với $d \in D$, và P theo (7)-(10).

II. Đặt $P_{\text{doubt}} := P$,

Đặt $P_{\text{check}} := P$

III. Chọn ngẫu nhiên một đỉnh $p \in P_{\text{doubt}}$ và tham chiếu lên P_{check} , xác định d_p, β_{d_p} theo (11)-(13).

Nếu (16) là đúng thì thay đổi D, P như (17), và cập nhật

$$P_{\text{doubt}} := P_{\text{doubt}} \setminus \{p, p^-, p^+\},$$

$$P_{\text{check}} := P_{\text{check}} \setminus \{p, p^-, p^+\},$$

Và đi tới bước IV.

Nếu (19) là đúng thì thay đổi D như (21), và cập nhật

$$P_{\text{doubt}} := (P_{\text{doubt}} \setminus \{p\})$$

Nếu (22) đúng thì thay đổi P như (23) và đi tới bước IV.

Nếu (24) đúng thì thay đổi P như (25) và cập nhật

$$P_{\text{check}} := P_{\text{check}} \setminus \{p\},$$

Và xét:

Nếu (26) đúng thì thay đổi P như (27) và đi tới bước IV.

Nếu (28) đúng thì thay đổi P như (29) và cập nhật

$$P_{\text{doubt}} := P_{\text{doubt}} \cup \{p^-, p^+\},$$

$$P_{\text{check}} := P_{\text{check}} \cup \{p^-, p^+\},$$

Và đi tới bước IV.

Nếu không thì cập nhật

$$P_{\text{doubt}} := P_{\text{doubt}} \setminus \{p\}.$$

IV. Nếu P_{doubt} chưa rỗng thì quay lại bước III.

V. Trả về tập hợp các hướng cực đại D và β_d với $d \in D$, tập đỉnh P của $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ và kết thúc thuật toán.

Với (5)-(6), mỗi cạnh $[p, p^+]$ của \mathcal{P} chứa ít nhất một điểm của tập X .

Do đó, (12) suy ra

$$\beta_{d_p} \geq d_p p^- = d_p p^+.$$

Do đó, nếu (16) sai thì (18) hiển nhiên đúng. Điều này giải thích tại sao (18) không cần kiểm tra cùng với (19) ở bước III.

Algorithm 1 có thể nhanh chóng tạo ra một đa giác lồi xấp xỉ $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ với

$$d_p p^T - \beta_{d_p} \leq \delta \text{ for all } p \in P. \quad (30)$$

Tính chất này là cần thiết nhưng không đủ cho (4). Để đảm bảo (4), trong thuật toán tiếp theo chúng ta cũng kiểm tra xem nếu

$$\begin{aligned} \|p - x\| &> \delta \text{ for all } x \in X_p, \\ X_p &:= \{x \in X \mid d_p x^T = \beta_{d_p}\}. \end{aligned} \quad (31)$$

1.1.1.2 Algorithm 2.

Input: Tập hữu hạn $X \subset \mathbb{R}^2$ và tham số xấp xỉ $\delta \geq 0$.

Output: Đa giác xấp xỉ lồi $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ được xác định ở công thức (5) bởi D và β_d cho $d \in D$ và tập đỉnh P .

I. Xác định D, β_d với $d \in D$, và P theo (7)-(10).

II. Đặt $P_{\text{doubt}} := P$,

Đặt $P_{\text{check}} := P$

III. Chọn ngẫu nhiên một đỉnh $p \in P_{\text{doubt}}$ và tham chiếu lên P_{check} , xác định d_p, β_{d_p} theo (11)-(13).

Nếu (16) là đúng thì thay đổi D, P như (17), và cập nhật

$$P_{\text{doubt}} := P_{\text{doubt}} \setminus \{p, p^-, p^+\},$$

$$P_{\text{check}} := P_{\text{check}} \setminus \{p, p^-, p^+\},$$

Và đi tới bước IV.

Nếu (19) là đúng thì thay đổi D như (21), và cập nhật

$$P_{\text{doubt}} := (P_{\text{doubt}} \setminus \{p\})$$

Nếu (22) đúng thì thay đổi P như (23) và đi tới bước IV.

Nếu (24) đúng thì thay đổi P như (25) và cập nhật

$$P_{\text{check}} := P_{\text{check}} \setminus \{p\},$$

Và xét:

Nếu (26) đúng thì thay đổi P như (27) và đi tới bước IV.

Nếu (28) đúng thì thay đổi P như (29) và cập nhật

$$P_{\text{doubt}} := P_{\text{doubt}} \cup \{p^-, p^+\},$$

$$P_{\text{check}} := P_{\text{check}} \cup \{p^-, p^+\},$$

Và đi tới bước IV.

Nếu (31) là đúng thì kiểm tra lại các trường hợp từ (19) đến (28) đi tới bước IV.

Nếu không thì cập nhật

$$P_{\text{doubt}} := P_{\text{doubt}} \setminus \{p\}.$$

IV. Nếu P_{doubt} chưa rỗng thì quay lại bước III.

V. Trả về tập hợp các hướng cực đại D và β_d với $d \in D$, tập đỉnh P của $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ và kết thúc thuật toán.

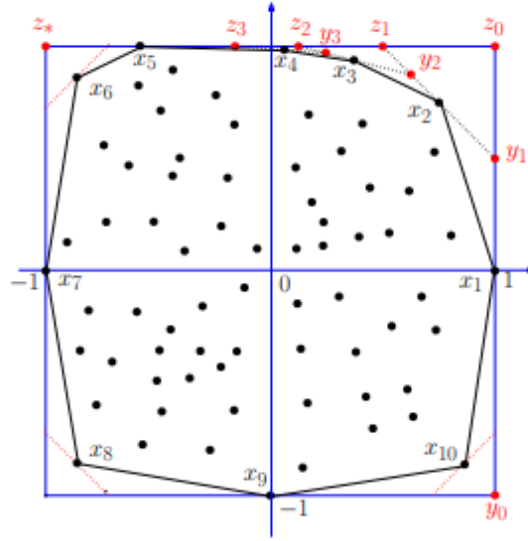


Figure 1: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ with $\text{conv } X = \text{conv}\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ and $m = 10$.

Để minh họa tác dụng của Algorithm 1 và 2, chúng ta hay coi X là một tập hợp n các điểm ngẫu nhiên trong đa giác khung 16 cạnh \mathcal{P}° được thể hiện trong Figure 2.

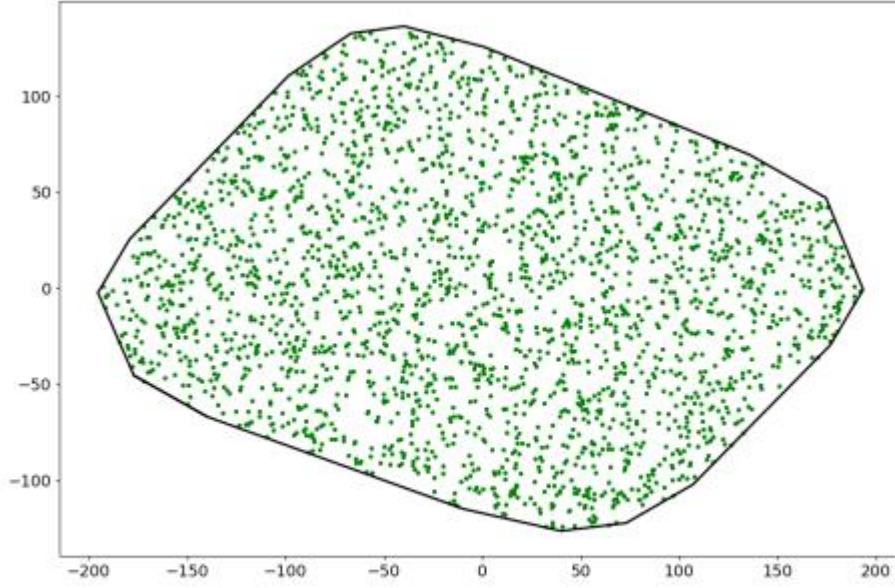


Figure 2: 16-sided frame polygon \mathcal{P}° of n random points.

Bảng 1 cho thấy một số kết quả thử nghiệm, trong đó

- #Edges@Alg. 1 là số cạnh của đa giác xấp xỉ lồi bao ngoài $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ được trả về bởi Algorithm 1
- #Edges@Alg. 2 là số cạnh của đa giác xấp xỉ lồi bao ngoài $\mathcal{P}^{\text{outer}}$ được trả về bởi Algorithm 2
- #Step III@Alg. 1 là số lần thực hiện của bước III trong Algorithm 1
- #Step III@Alg. 2 là số lần thực hiện của bước III trong Algorithm 2

$X = n$		50	500	1000	2500	5000	7500	9000
$\delta = 70$	#Edges@Alg.1	4	5	5	5	5	5	5
	#Edges@Alg.2	5	5	5	5	5	5	5
	#Step III@Alg.1	4	6	6	6	6	6	6
	#Step III@Alg.2	6	6	6	6	6	6	6

$\delta = 10$	#Edges@ Alg.1	10	13	14	14	11	11	11
	#Edges@ Alg.2	15	23	21	28	28	36	39
	#Step III@ Alg.1	16	22	24	24	18	18	18
	#Step III@ Alg.2	40	47	44	68	58	76	86
$\delta = 1$	#Edges@ Alg.1	21	32	28	36	33	32	32
	#Edges@ Alg.2	13	26	33	45	49	53	50
	#Step III@ Alg.1	48	64	58	70	62	60	60
	#Step III@ Alg.2	48	92	108	136	166	156	160
$\delta = 0$	#Edges@ Alg.1	13	25	30	40	45	44	45
	#Edges@ Alg.2	13	25	30	40	45	44	45
	#Step III@ Alg.1	48	96	116	156	176	172	175
	#Step III@ Alg.2	48	96	116	156	176	172	175

Table 1: Số cạnh của đa giác lồi xấp xỉ bao ngoài P được trả về bởi Algorithm 1-2 và số lần thực hiện của Bước III khi X gồm n điểm ngẫu nhiên trong khung 16 cạnh đa giác \mathcal{P}° thể hiện trong Figure 2.

1.1.2 Inner convex approximation

Cho X thỏa mãn (1)-(2) và $\delta \geq 0$, ở đây ta sẽ tìm một xấp xỉ lồi trong $\mathcal{P}^{\text{inner}}$ của X tức là

$$\mathcal{P}^{\text{inner}} := \text{conv } X', \text{ với } X' \subset X, \quad (32)$$

Mà

$$\text{dist}_H(\text{conv } X, \mathcal{P}^{\text{inner}}) \leq \delta. \quad (33)$$

Ta mô tả $\mathcal{P}^{\text{inner}}$ bởi tập E của các cạnh có hướng của nó $[p, p^+]$, trong đó p^+ là cạnh kế tiếp ngược chiều kim đồng hồ của p , tức là

$$E := \{[p, p^+] \mid p, p^+ \in X', [p, p^+] \text{ is an edge of } \mathcal{P}^{\text{inner}}\}. \quad (34)$$

Ta bắt đầu quá trình xấp xỉ lồi trong với tứ giác $\bar{q}_1 \bar{q}_2 \bar{q}_3 \bar{q}_4$, tức là

$$\begin{aligned} X' &:= \{\bar{q}_1, \bar{q}_2, \bar{q}_3, \bar{q}_4\}, \\ E &:= \{[\bar{q}_1, \bar{q}_2], [\bar{q}_2, \bar{q}_3], [\bar{q}_3, \bar{q}_4], [\bar{q}_4, \bar{q}_1]\}, \end{aligned} \quad (35)$$

Trong đó $\bar{q}_1, \bar{q}_2, \bar{q}_3$ và \bar{q}_4 là duy nhất và được xác định bởi

$$\begin{aligned} x_{\min}^1 &:= \min\{x^1 \mid (x^1, x^2) \in X\}, \\ x_{\max}^1 &:= \max\{x^1 \mid (x^1, x^2) \in X\} \\ x_{\min}^2 &:= \min\{x^2 \mid (x^1, x^2) \in X\} \\ x_{\max}^2 &:= \max\{x^2 \mid (x^1, x^2) \in X\} \end{aligned} \quad (36)$$

Và

$$\begin{aligned} X_{\min}^1 &:= \{(x^1, x^2) \in X \mid x^1 = x_{\min}^1\} \\ X_{\max}^1 &:= \{(x^1, x^2) \in X \mid x^1 = x_{\max}^1\} \\ X_{\min}^2 &:= \{(x^1, x^2) \in X \mid x^2 = x_{\min}^2\} \\ X_{\max}^2 &:= \{(x^1, x^2) \in X \mid x^2 = x_{\max}^2\} \end{aligned} \quad (37)$$

Và

$$\begin{aligned} \bar{q}_1 &= (\bar{q}_1^1, \bar{q}_1^2) \in X_{\max}^1 \text{ satisfying } \bar{q}_1^2 = \max\{x^2 \mid (x^1, x^2) \in X_{\max}^1\}, \\ \bar{q}_2 &= (\bar{q}_2^1, \bar{q}_2^2) \in X_{\max}^2 \text{ satisfying } \bar{q}_2^1 = \min\{x^1 \mid (x^1, x^2) \in X_{\max}^2\}, \\ \bar{q}_3 &= (\bar{q}_3^1, \bar{q}_3^2) \in X_{\min}^1 \text{ satisfying } \bar{q}_3^2 = \min\{x^2 \mid (x^1, x^2) \in X_{\min}^1\}, \\ \bar{q}_4 &= (\bar{q}_4^1, \bar{q}_4^2) \in X_{\min}^2 \text{ satisfying } \bar{q}_4^1 = \max\{x^1 \mid (x^1, x^2) \in X_{\min}^2\}. \end{aligned} \quad (38)$$

Lưu ý rằng hai trong số bốn điểm of $\bar{q}_1, \bar{q}_2, \bar{q}_3$, và \bar{q}_4 có thể trùng nhau, nhưng (2) ngụ ý rằng ít nhất ba trong số chúng khác nhau.

Trong các bước xấp xỉ sau đây, đa giác $\mathcal{P}^{\text{inner}}$ được xây dựng và cải thiện như sau. Đối với bất kỳ $[p, p^+] \in E$ ($p \neq p^+$), ta xác định

$$\begin{aligned}\bar{d}_{[p,p^+]}^T &:= \|p^+ - p\|^{-1} R(p^+ - p)^T, \\ X_{[p,p^+]} &:= \{x \in X \mid \bar{d}_{[p,p^+]} x^T > \bar{d}_{[p,p^+]} p^T\},\end{aligned}\tag{39}$$

Với

$$R := \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$$

Nếu $X_{[p,p^+]} \neq \emptyset$, ta xác định

$$\begin{aligned}\beta_{[p,p^+]} &:= \max\{\bar{d}_{[p,p^+]} x^T \mid x \in X_{[p,p^+]}\}, \\ B_{[p,p^+]} &:= \{x \in X_{[p,p^+]} \mid \bar{d}_{[p,p^+]} x^T = \beta_{[p,p^+]}\}.\end{aligned}\tag{40}$$

Trường hợp 1, nếu

$$\beta_{[p,p^+]} - \bar{d}_{[p,p^+]} p^T \leq \delta\tag{41}$$

Thì ta không cần phải mở rộng $\mathcal{P}^{\text{inner}}$ theo hướng $\bar{d}_{[p,p^+]}$.

Trường hợp 2, nếu

$$\beta_{[p,p^+]} - \bar{d}_{[p,p^+]} p^T > \delta\tag{42}$$

Ta lấy

$$\hat{p} \in B_{[p,p^+]} \text{ satisfying } \|\hat{p} - p\| = \max\{\|x - p\| \mid x \in B_{[p,p^+]}\},\tag{43}$$

Trường hợp 2.1, nếu

$$\hat{p} = p \text{ hoặc } \hat{p} = p^+\tag{44}$$

Thì ta không cần phải mở rộng $\mathcal{P}^{\text{inner}}$ theo hướng $\bar{d}_{[p,p^+]}$.

Trường hợp 2.2, nếu

$$\hat{p} = p \text{ và } \hat{p} = p^+\tag{45}$$

Thì ta không cần phải mở rộng $\mathcal{P}^{\text{inner}}$ theo hướng $\bar{d}_{[p,p^+]}$.

Trường hợp 2.3, nếu

$$\hat{p} \neq p \text{ và } \hat{p} \neq p^+ \quad (46)$$

Và cập nhật X' và E

$$\begin{aligned} X' &:= X' \cup \{\hat{p}\}, \\ E &:= E \cup \{[p, \hat{p}], [\hat{p}, p^+]\}, \end{aligned} \quad (47)$$

Và xác định

$$\begin{aligned} X_{[p, \hat{p}]} &:= \{x \in X_{[p, p^+]} \mid \bar{d}_{[p, \hat{p}]} x^T > \bar{d}_{[p, \hat{p}]} p^T\}, \\ X_{[\hat{p}, p^+]} &:= \{x \in X_{[p, p^+]} \mid \bar{d}_{[\hat{p}, p^+]} x^T > \bar{d}_{[\hat{p}, p^+]} \hat{p}^T\}. \end{aligned} \quad (48)$$

Lưu ý rằng ta chỉ xem xét $x \in X_{[p, p^+]}$ trong định nghĩa này của $X_{[p, \hat{p}]}$ và $X_{[\hat{p}, p^+]}$, nhưng tất cả $x \in X$ trong định nghĩa (44) của $X_{[p, p^+]}$.

Quy trình xấp xỉ được trình bày trong thuật toán sau, trong đó E_{doubt} biểu thị tập hợp các cạnh vẫn cần được kiểm tra.

1.1.2.1 Algorithm 4

Input: Tập hữu hạn $X \subset \mathbb{R}^2$ và tham số xấp xỉ $\delta \geq 0$.

Output: Đa giác xấp xỉ lồi trong $\mathcal{P}^{\text{inner}}$ được mô tả bởi X' và E .

I. Xác định X' và E theo (35)-(38).

Đặt $E_{\text{doubt}} := E$.

II. Chọn tùy ý $[p, p^+] \in E_{\text{doubt}}$.

Nếu $X_{[p, p^+]} = \emptyset$ thì đặt $E_{\text{doubt}} := E_{\text{doubt}} \setminus \{[p, p^+]\}$ và đi tới bước III.

Định nghĩa $\beta_{[p, p^+]}$ và $B_{[p, p^+]}$ theo (40).

Nếu (41) đúng thì đặt $E_{\text{doubt}} := E_{\text{doubt}} \setminus \{[p, p^+]\}$ và đi tới bước III.

Trường hợp còn lại, lấy \hat{p} định nghĩa theo (43),

Nếu (44) đúng thì đặt $E_{\text{doubt}} := E_{\text{doubt}} \setminus \{[p, p^+]\}$ và đi tới bước III.

Nếu (45) đúng thì đi tới bước III.

Nếu (46) đúng thì cập nhật X' và E theo (47), xác định $X_{[p, \hat{p}]}$ và $X_{[\hat{p}, p^+]}$ theo (48), và đặt

$$E_{\text{doubt}} := (E_{\text{doubt}} \setminus \{[p, p^+]\}) \cup \{[p, \hat{p}], [\hat{p}, p^+]\}$$

III. Nếu E_{doubt} chưa rỗng thì quay lại bước II.

IV. Trả về X', E và kết thúc thuật toán.

Bảng 2 cho thấy một số kết quả thử nghiệm, trong đó

- #Edges@Alg.4 là số cạnh của đa giác xấp xỉ lồi bao ngoài $\mathcal{P}^{\text{inner}}$ được trả về bởi Algorithm 4.
- #Step II@Alg. 4 là số lần thực hiện của bước II trong Algorithm 4.

$X = n$		50	500	1000	2500	5000	7500	9000
$\delta = 300$	#Edges@Alg.4	6	6	6	6	5	6	6
	#Step II@Alg. 4	8	8	8	8	8	8	8
$\delta = 150$	#Edges@Alg.4	8	8	8	8	7	8	8
	#Step II@Alg. 4	12	12	12	12	12	12	12
$\delta = 10$	#Edges@Alg.4	11	17	16	20	18	17	17
	#Step II@Alg. 4	54	54	60	58	58	56	56
$\delta = 0$	#Edges@Alg.4	13	25	30	40	45	44	45
	#Step II@Alg. 4	74	146	176	236	266	260	266

Table 2: Số cạnh của đa giác lồi xấp xỉ lồi trong $\mathcal{P}^{\text{inner}}$ được trả về bởi Algorithm 4 và số lần thực hiện của Bước II khi X gồm n điểm ngẫu nhiên trong khung 16 cạnh đa giác \mathcal{P}° thể hiện trong Figure 2.

1.2 Beyond Bounding-Box: Điều chỉnh đặc trưng lỗi lờm cho việc phát hiện đối tượng hướng và đặc điểm đóng gói dày đặc

1.2.1 Giới thiệu

Trong thập kỷ qua, chúng ta đã chứng kiến sự tiến bộ đáng kể trong việc phát hiện đối tượng hình ảnh. Tuy nhiên, các bộ dò tìm gặp vấn đề khi các đối tượng, như trong ảnh vệ tinh, xuất hiện ở các hướng tùy ý. Những vấn đề này còn trở nên nghiêm trọng hơn khi các đối tượng được phân bố với mật độ cao, vì điều này gây ra hiện tượng aliasing đặc trưng không gian tại giao điểm của các vùng thu nhận, như thể hiện trong hình 3.

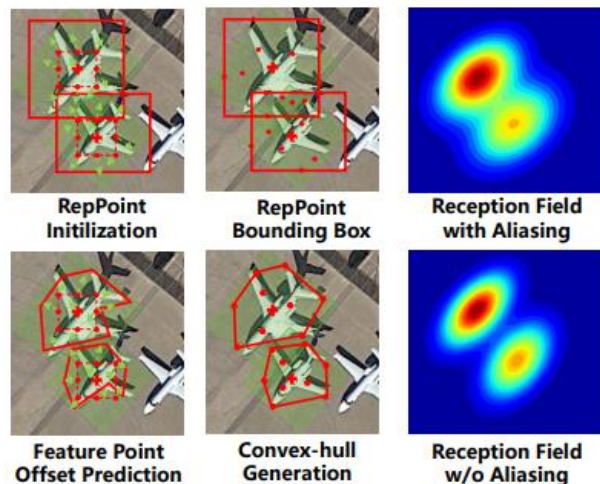


Figure 3: Minh họa vấn đề. Khi sử dụng biểu diễn hộp, các đối tượng có hướng và được đóng gói dày đặc gây ra hiện tượng "feature aliasing" cho sự giao nhau của các vùng tiếp nhận giữa các đối tượng. (Phía dưới) Với biểu diễn lỗi lờm, phương pháp tiếp cận CFA của chúng tôi điều chỉnh các đặc trưng nằm trên các bản đồ tích chập thường trực tiếp đối với các đối tượng có hướng và được đóng gói dày đặc, giải quyết vấn đề "feature aliasing" một cách có hệ thống.

Ở đây ta đề xuất một phương pháp điều chỉnh đặc trưng lỗi lờm (Convex-hull Feature Adaptation - CFA) cho việc phát hiện đối tượng có hướng và được đóng gói chặt chẽ. Mục tiêu của ta là điều chỉnh các đặc trưng nằm trong các lưới tích chập thông thường để phù hợp với các đối tượng có cấu trúc không đều. Ta mô hình cấu trúc đối tượng dưới dạng lỗi (convex-hulls), có những ưu điểm tự nhiên so với các hộp chữ nhật khi cần bao phủ toàn bộ phạm vi của đối tượng trong khi tối thiểu hóa các vùng nền, như Hình 3 (dưới). toàn bộ phạm vi của các đối tượng trong khi tối thiểu hóa các vùng nền, như Hình 1 (dưới). Trên mỗi lỗi (convex-hull) có một tập hợp các điểm đặc trưng (điểm cực đại) xác định ranh giới của đối tượng và chỉ ra Convex

Intersection over Union (CIoU) để xác định vị trí của đối tượng. Trong phạm vi lồi (convex-hull), các đặc trưng phân biệt đại diện cho diện mạo của đối tượng để phân loại chính xác.

Bộ dò tìm gồm hai giai đoạn, theo phương pháp RepPoint. Ban đầu, các lồi (convex-hulls) được tạo ra bằng cách dự đoán các khoảng cách điểm đặc trưng dựa trên hàm mất mát của việc xác định vị trí đối tượng (CIoU). Sau đó, các lồi (convex-hulls) được cải tiến để bao phủ toàn bộ phạm vi của đối tượng trong khi phân loại đối tượng và các vùng nền dựa trên hàm mất mát của việc xác định vị trí và phân loại đối tượng. Đồng thời, CFA xây dựng một tập hợp các lồi (convex-hull) cho mỗi đối tượng để các đặc trưng ở viền của đối tượng có thể được tối ưu chung. Để điều chỉnh các lồi (convex-hulls) cho phù hợp với các đối tượng, CFA định nghĩa một chiến lược chia tách tập hợp lồi (convex-hull) dưới sự hướng dẫn của tính nhất quán gradient. Bằng cách phân loại các lồi (convex-hulls) thành tích cực hoặc tiêu cực và xử phạt các lồi (convex-hulls) được chia sẻ bởi các đối tượng láng giềng, CFA giảm thiểu hiện tượng aliasing đặc trưng và theo đuổi việc điều chỉnh đặc trưng tối ưu. Trong giai đoạn kiểm tra, các lồi (convex-hulls) đơn lẻ được sử dụng để xác định vị trí của các đối tượng mà không cần xây dựng hoặc chia tách tập hợp lồi (convex-hull), điều này đảm bảo tính hiệu quả của quá trình phát hiện.

1.2.2 Phương pháp đề xuất

1.2.2.1 Tổng quan

Sơ đồ khung của phương pháp CFA được đề xuất cung cấp trong hình 4 dưới đây

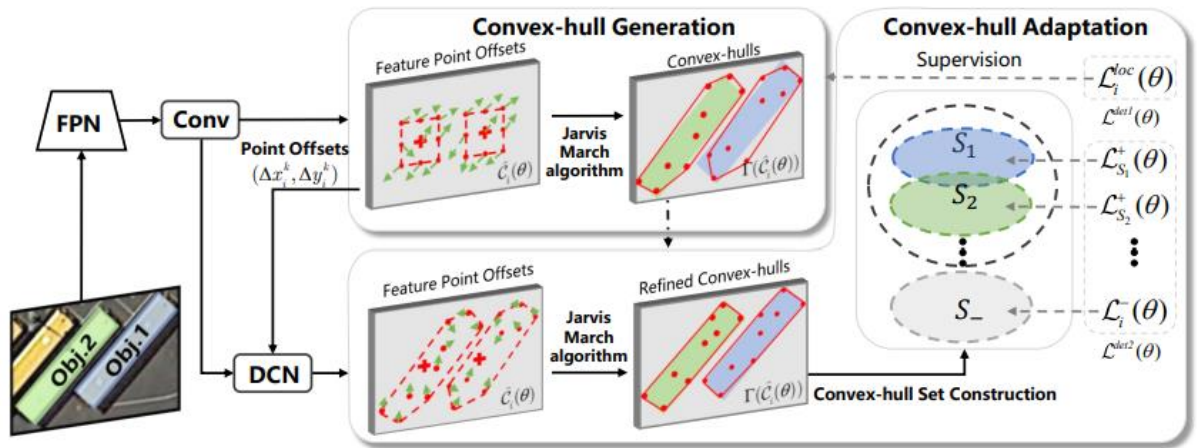


Figure 4: Sơ đồ luồng của bộ dò CFA được đề xuất. Giai đoạn đầu tiên dự đoán các giá trị lệch điểm đặc trưng để tạo ra lỗi lõm, trong khi giai đoạn thứ hai điều chỉnh lại các lỗi lõm dự đoán, đồng thời giảm thiểu hiện tượng "feature aliasing" bằng cách điều chỉnh đặc trưng theo lỗi lõm.

Trong đó sử dụng phương pháp RepPoint như là điểm khởi đầu. CFA bao gồm hai giai đoạn: tạo lỗi và điều chỉnh lỗi. Giai đoạn đầu tiên dự đoán các lỗi cho tất cả các vị trí trên bản đồ đặc trưng và ước tính cấu trúc các lỗi. Giai đoạn thứ hai tinh chỉnh các lỗi dự đoán cũng như điều chỉnh chúng cho các đối tượng được đóng gói chặt chẽ.

1.2.2.2 Biểu diễn Convex-hull

Xét đến việc lưới đặc trưng CNN được căn chỉnh theo trục, các bộ dò tìm đối tượng hiện đại thường sử dụng các hộp, chẳng hạn như hình chữ nhật hoặc hình chữ nhật xoay, để bao phủ phạm vi của đối tượng. Tuy nhiên, họ không xem xét việc điều chỉnh đặc trưng cho các đối tượng có cấu trúc không phải hình chữ nhật, như thể hiện trong Hình 3, điều này dẫn đến hiện tượng aliasing đặc trưng khi các đối tượng như vậy gần nhau.

Các nghiên cứu gần đây bao gồm DRN [24] và R3Det [33] đã giải quyết vấn đề này bằng cách dự đoán hướng của đối tượng, nhưng không thể điều chỉnh đặc trưng cho phạm vi của đối tượng một cách tốt, như Hình 5.

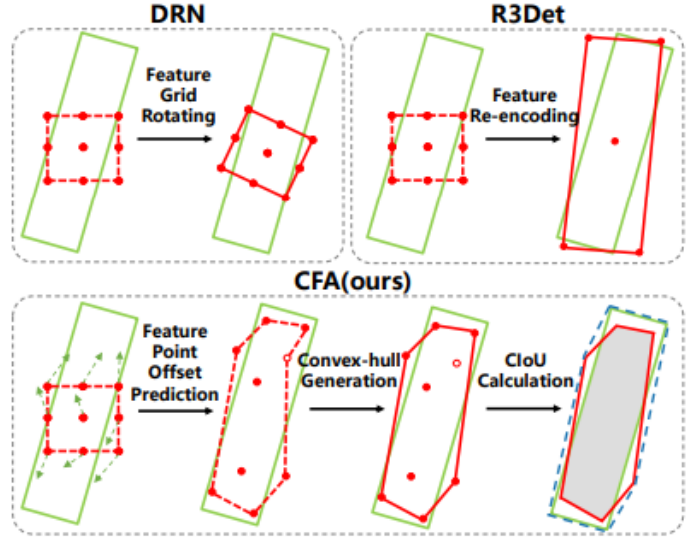


Figure 5: So sánh giữa biểu diễn hộp có hướng (ở phía trên) với biểu diễn lồi lõm được đề xuất (ở phía dưới)

Chúng tôi đề xuất biểu diễn phạm vi đối tượng dưới dạng các lồi (convex-hull), mỗi lồi tương ứng với một tập hợp các điểm mẫu trên bản đồ đặc trưng tích chập. Bộ dò tìm học cách sắp xếp các điểm đặc trưng sao cho bao quanh phạm vi của một đối tượng và các đặc trưng phân biệt, như hình 3. Mô hình hóa các đối tượng dưới dạng các lồi, phạm vi của đối tượng có thể được bao phủ một cách hoàn toàn hơn, đồng thời tránh sự mơ hồ về hướng. Cụ thể, đối với vị trí thứ i (x_i, y_i) trên bản đồ đặc trưng $X \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$, trong đó H , W và C lần lượt là chiều cao, chiều rộng và số kênh của bản đồ đặc trưng, chúng tôi định nghĩa lồi (convex-hull) là

$$C_i = \{(x_i^k, y_i^k)\}_{i=1 \dots K} \quad (49)$$

trong đó k là chỉ số của các điểm đặc trưng và $K = 9$ là số điểm đặc trưng của lồi.

Trong quá trình huấn luyện, các điểm đặc trưng lồi “di chuyển” theo hướng hộp giới hạn thực tế để tối đa hóa CioU giữa lồi và hộp giới hạn thực tế. Đây là một quy trình để dự đoán lệch ($\Delta x_i^k, \Delta y_i^k$) cho mỗi điểm đặc trưng bằng cách sử dụng một hoạt động tích chập, tạo ra một bản đồ lệch đặc trưng $O \in \mathbb{R}^{H \times W \times 2K}$. Dự đoán lồi được biểu diễn như sau:

$$\hat{C}_i(\theta) \leftarrow \{(x_i^k + \Delta x_i^k(\theta), y_i^k + \Delta y_i^k(\theta))\}_{i=1 \dots K} \quad (50)$$

trong đó θ là tham số mạng.

Xét đến việc cập nhật các điểm đặc trưng có thể làm hỏng lỗi, như Hình 3 (phía dưới), thuật toán Jarvis March, ký hiệu là $\Gamma(\cdot)$, được áp dụng trên các điểm đặc trưng mẫu để tạo ra một lỗi nhỏ sau mỗi vòng lặp huấn luyện, như sau:

$$C_i(\theta) = \Gamma(\widehat{C}_i(\theta)) \quad (51)$$

Bắt đầu từ một điểm đặc trưng bên trái nhất, thuật toán Jarvis March duyệt các điểm trong lỗi bằng cách kiểm tra hướng của các điểm từ điểm hiện tại. Khi góc lớn nhất, điểm sẽ được chọn. Sau khi hoàn thành tất cả các điểm và khi điểm tiếp theo trở thành điểm bắt đầu, thuật toán dừng lại.

1.2.2.3 Thế hệ Convex-hull

CIoU. Dựa trên mỗi dự đoán lỗi lồi, ta có thể tính toán lỗi về vị trí và phân loại cho mỗi đối tượng. Giá trị CIoU giữa đối tượng thứ i dự đoán convex-hull $C_i(\theta)$ và hộp thực địa β_j của đối tượng thứ j được tính toán như sau:

$$CIoU(C_i(\theta), \beta_j) = \frac{|C_i(\theta) \cap \beta_j|}{|C_i(\theta) \cup \beta_j|} - \frac{|R_j \setminus (C_i(\theta) \cup \beta_j)|}{|R_j|} \quad (52)$$

Trong đó R_j là đa giác giới hạn tối thiểu của $C_i(\theta)$ và β_j . CIoU không chỉ có thể đại diện cho phần chồng lấn không gian mà còn là hàm liên tục và có khả năng đạo hàm.

Convex-hull Loss: Dựa trên công thức (52), CIoU loss được định nghĩa như sau:

$$\mathcal{L}_i^{loc}(\theta) = 1 - CIoU(C_i(\theta), \beta_j) \quad (53)$$

Đặt $f_i^k(\theta)$ là đặc trưng của điểm thứ k , đặc trưng convex-hull $f_i(\theta)$ được tính bằng tổng trọng số của tất cả các đặc trưng của các điểm trên $C_i(\theta)$, như là $f_i(\theta) = \sum_k w_i^k \cdot f_i^k(\theta)$, với w_i^k biểu thị trọng số đặc trưng có thể học được trong DCN. Dựa trên đặc trưng convex-hull $S_i(\theta)$ của $C_i(\theta)$ được tính bằng phép tính tích chập, và mất mát phân loại (classification loss) của $C_i(\theta)$ với đối tượng β_j được định nghĩa như sau:

$$\mathcal{L}_i^{cls}(\theta) = FL(S_i(\theta), Y_j) \quad (54)$$

Trong đó Y_j biểu thị nhãn nhị phân thực địa và $FL(\cdot)$ là hàm FocalLoss. Kết quả là mất mát phân loại biểu thị tích cực với convex-hull được tính toán là:

$$\mathcal{L}_i^+(\theta) = \mathcal{L}_i^{cls}(S_i(\theta), Y_j) + \lambda \mathcal{L}_i^{loc}(C_i(\theta), \beta_j) \quad (55)$$

Trong đó λ là một hệ số điều chỉnh được xác định thông qua thực nghiệm. Trường hợp mất mát phân loại biểu thị tiêu cực với convex-hull thì tính toán như sau:

$$\mathcal{L}_i^-(\theta) = \mathcal{L}_i^{cls}(S_i(\theta), Y_j) \quad (56)$$

1.2.2.4 Sự thích nghi của Convex-hull

Biểu diễn convex-hull giúp dễ dàng xác định vị trí đối tượng trong các bố cục tùy ý. Tuy nhiên, cách thích nghi các đặc trưng với các đối tượng được đặc gói dày đặc, gây ra hiện tượng "feature aliasing", vẫn là một vấn đề còn tồn đọng.

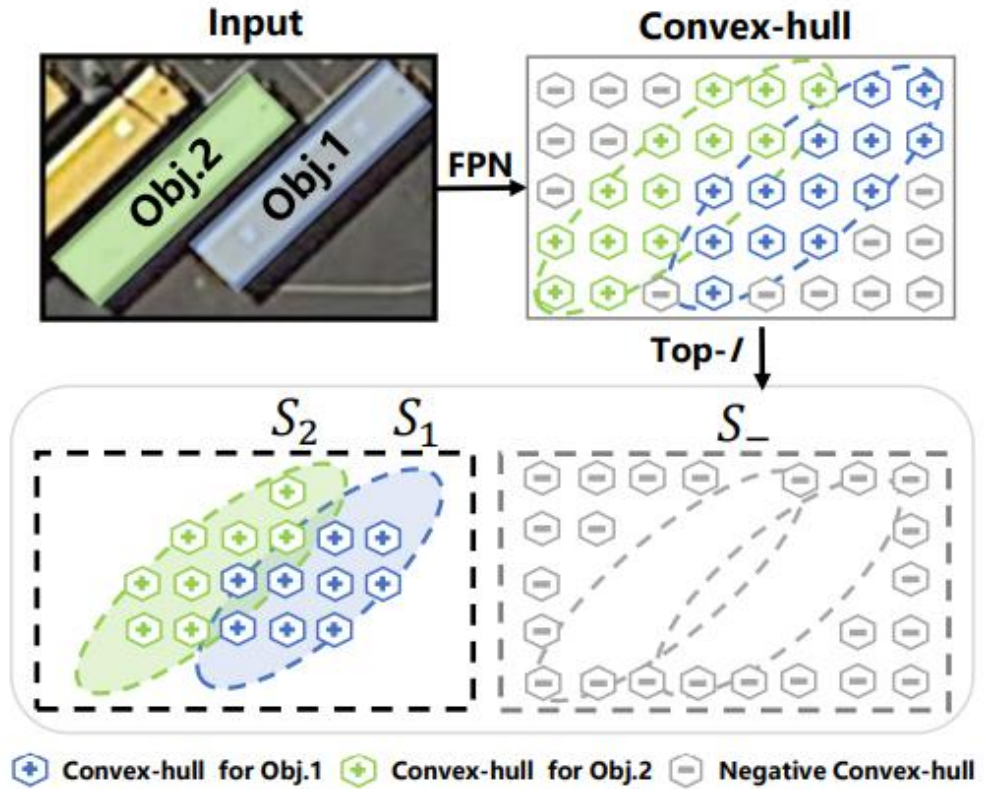


Figure 6: Convex-hull set construction.

Xây dựng tập Convex-hull. Ta xây dựng tập convex-hull cho mỗi đối tượng để một đối tượng có thể khớp với nhiều tập convex-hull, từ đó tạo điều kiện để tối ưu hóa chung đặc trưng cho các đối tượng được đặc gói dày đặc, như trong Hình 6.

Một tập convex-hull được xây dựng bằng cách chọn top-I convex-hull làm ứng cử viên mang tính tích cực, dựa trên CIoU giữa các lỗi lồi và các hộp thực địa. Nó cũng có thể được xây dựng với ngưỡng CIoU được xác định thông qua thực nghiệm. Các convex-hull không thuộc bất kỳ tập convex-hull nào sẽ được hợp nhất vào tập tiêu cực S.

Ký hiệu convex-hull cho đối tượng thứ j là S_j . Loss của S_j được định nghĩa như sau:

$$\mathcal{L}_{S_j}^+(\theta) = \frac{1}{|S_j|} \sum_{i \in S_j} \omega_i \mathcal{L}_i^+(\theta) \quad (57)$$

Trong đó ω_i biểu thị độ tin cậy của convex-hull thứ i , $\mathcal{L}_i^+(\theta)$ là loss dự đoán của convex-hull thứ i . Khi nhiều đối tượng xuất hiện cùng nhau, không phải tất cả các đặc trưng convex-hull trong tập convex-hull đều phù hợp để đại diện cho đối tượng. Các convex-hull có hiện tượng "feature aliasing" lớn nên nên được phân loại tiêu cực, trong khi các convex-hull được chia sẻ bởi nhiều đối tượng cần có độ tin cậy thấp.

Chống “Feature Aliasing”. Để giảm thiểu hiện tượng "feature aliasing", ta chia tách tập convex-hull, tức là đánh giá động các convex-hull để chọn các convex-hull tích cực và tiêu cực. Để thực hiện điều này, ta xác định trọng số trong công thức (57) với $\omega_i = f(\mathcal{L}_i^+(\theta))$, và ta có:

$$\mathcal{L}_{S_j}^+(\theta) = \frac{1}{|S_j|} \sum_{i \in S_j} f(\mathcal{L}_i^+(\theta)) \mathcal{L}_i^+(\theta) \quad (58)$$

Trong đó $f(x)$ là một hàm giảm tuần tự được định nghĩa trên hàm lỗi tích lũy Gaussian.

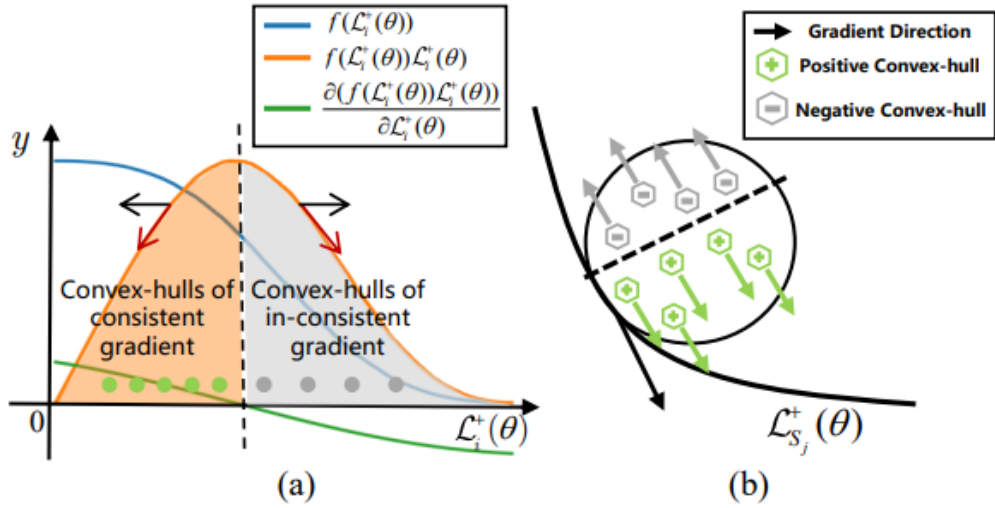


Figure 7: Chia tách tập convex-hull dựa trên nguyên tắc tính thống nhất gradient.

Hình 7(a) ám chỉ rằng convex-hull có loss nhỏ hơn sẽ cung cấp độ tin cậy dự đoán đối tượng cao hơn.

Phương pháp chia tách tập convex-hull được hướng dẫn bởi nguyên tắc tính thống nhất gradient. Cụ thể, lấy đạo hàm của Công thức (58), ta có gradient cho tập convex-hull, như sau:

$$\frac{\partial \mathcal{L}_{S_j}^+(\theta)}{\partial \theta} = \frac{1}{|S_j|} \sum_{i \in S_j} \frac{\partial (f(\mathcal{L}_i^+(\theta)) \mathcal{L}_i^+(\theta))}{\partial \mathcal{L}_i^+(\theta)} \frac{\partial \mathcal{L}_i^+(\theta)}{\partial \theta} \quad (59)$$

Nguyên tắc tính thống nhất gradient đòi hỏi rằng gradient $\frac{\partial \mathcal{L}_{S_j}^+(\theta)}{\partial \theta}$ của mỗi convex-hull tích cực phải có hướng giống với gradient của tập convex-hull $\frac{\partial \mathcal{L}_{S_j}^+(\theta)}{\partial \theta}$ như trong hình 7(b). Nói cách khác, các convex-hull có hướng gradient không thống nhất được cho là gây ra hiện tượng “feature aliasing”. Hàm $\frac{\partial (f(\mathcal{L}_i^+(\theta)) \mathcal{L}_i^+(\theta))}{\partial \mathcal{L}_i^+(\theta)}$ có một điểm zero duy nhất và các convex-hull được chia thành tích cực hoặc tiêu cực bởi điểm zero này.

Mặt khác, để xử lý hiện tượng "feature aliasing", ta sử dụng một hệ số chống hiện tượng "feature aliasing":

$$p_i = \gamma \frac{CIoU(C_i, \beta_j)}{\sum_{m=1}^M CIoU(C_i, \beta_m)} \quad (60)$$

Trong đó γ là hệ số chống hiện tượng "feature aliasing".

1.2.3 Kết quả đạt được

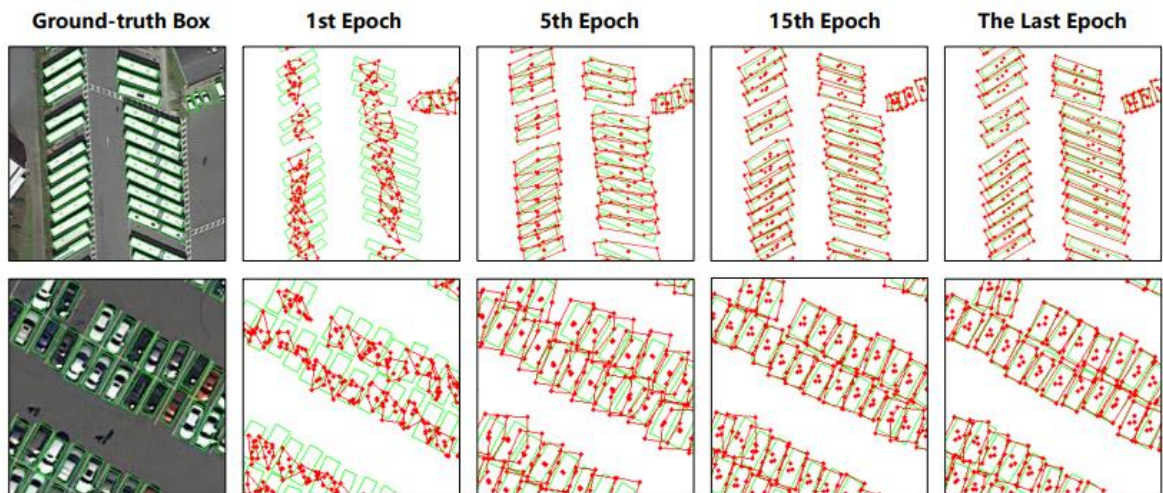


Figure 8: Sự tiến hóa của convex-hull trong quá trình huấn luyện. Các convex-hull được đánh dấu bằng màu đỏ và các hộp thực địa được đánh dấu bằng màu xanh lá cây.

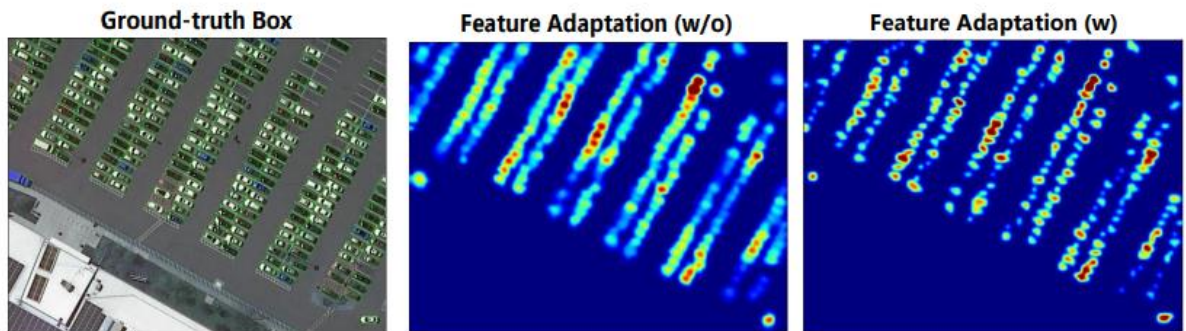


Figure 9: So sánh biểu đồ nhiệt của CFA với việc có (giữa) và không có (bên phải) điều chỉnh đặc trưng.

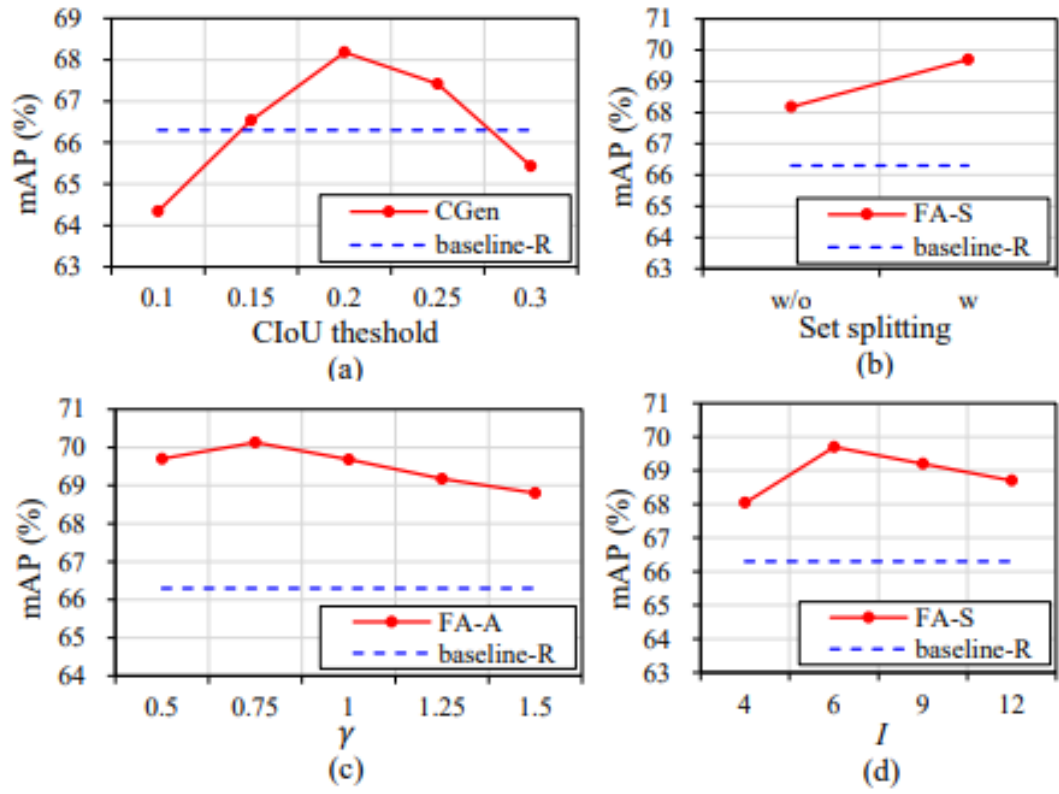


Figure 10: Đánh giá các siêu tham số và mô-đun.

(a) Ngưỡng CIoU.

(b) Kích thước tập convex-hull (I).

(c) Hệ số chống “feature aliasing” γ .

(d) Điều chỉnh đặc trưng

KẾT LUẬN CHUNG

Trong báo cáo khoa học này, chúng ta đã tiến hành một cuộc nghiên cứu sâu rộng về hai khái niệm quan trọng là Outer convex approximation và Inner convex approximation, cùng với việc ứng dụng chúng vào bài toán Beyond Bounding-Box để cải thiện hiệu suất phát hiện đối tượng hướng.

Đầu tiên, chúng ta đã định nghĩa và nghiên cứu sâu hơn về Outer convex approximation và Inner convex approximation. Outer convex approximation tập trung vào việc xây dựng một khung bao lồi xấp xỉ cho tập hợp các điểm hoặc đối tượng, từ đó giúp đơn giản hóa tính toán và tăng tốc độ xử lý. Inner convex approximation tập trung vào việc xây dựng một khung bao lõm xấp xỉ, mô tả được biên trong khi giữ nguyên tính chất lõm của tập dữ liệu. Việc nắm vững hai khái niệm này đã giúp chúng ta hiểu rõ hơn về cách tiếp cận và ứng dụng chúng trong các bài toán thực tế.

Tiếp theo, chúng ta đã phát triển các thuật toán liên quan đến Outer convex approximation và Inner convex approximation. Các thuật toán này đã được xây dựng dựa trên nguyên tắc lấy mẫu, phân tích độ lỗi và cải tiến liên tục để đảm bảo tính chính xác và hiệu suất. Công việc này đã đóng góp quan trọng vào việc phát triển các phương pháp xấp xỉ lồi lõm hiệu quả trong các ứng dụng thực tế.

Chúng ta cũng đã tìm hiểu về Beyond Bounding-Box, một khái niệm quan trọng trong việc điều chỉnh đặc trưng lồi lõm để cải thiện quá trình phát hiện đối tượng hướng. Điều này đã giúp chúng ta nhận thức rõ hơn về việc làm thế nào chúng ta có thể tối ưu hóa mô hình phát hiện để đáp ứng tốt hơn với các tình huống phức tạp và đa dạng.

Cuối cùng, chúng ta đã áp dụng những kiến thức đã tìm hiểu từ Outer convex approximation và Inner convex approximation vào bài toán thực tế thông qua Beyond Bounding-Box. Việc này đã chứng minh khả năng ứng dụng thực tế

của các khái niệm và phương pháp đã nghiên cứu, đồng thời cũng mở ra cơ hội cho việc nâng cao hiệu suất và độ chính xác trong việc phát hiện đối tượng hướng và các tình huống tương tự.

Tổng kết lại, nghiên cứu về Outer convex approximation, Inner convex approximation và Beyond Bounding-Box đã đưa ra những đóng góp quan trọng cho lĩnh vực phát hiện đối tượng và xử lý dữ liệu phức tạp. Các kiến thức và phương pháp thu thập từ nghiên cứu này có tiềm năng ứng dụng rộng rãi trong các ngành công nghiệp và lĩnh vực nghiên cứu khác nhau, giúp tối ưu hóa quy trình phân tích và nhận dạng dữ liệu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Linh, N. K. (n.d.). *Convex Approximation Of Finite Set*.

Zonghao Guo, Chang Liu, Xiaosong Zhang, Jianbin Jiao, Xiangyang Ji, Qixiang Ye. (2021). *Beyond Bounding-Box: Convex-hull Feature Adaptation for Oriented and Densely Packed Object Detection*.

https://github.com/guozonghao96/BeyondBoundingBox/blob/ed3a7057f68790e265a43246a83c994a663cb11e/mmdet/ops/iou/src/convex_iou_kernel.cu