

Thuật toán bắt bám đối tượng dựa trên mô hình phân loại Bayes và đặc trưng Haar xám trên thiết bị ảnh nhiệt

Nguyễn Đình Long*

Viện Tự động hóa Kỹ thuật quân sự, Viện Khoa học và Công nghệ quân sự.

*Email: ndlong112@gmail.com

Nhận bài ngày: 10/9/2023; Hoàn thiện: 01/11/2023; Chấp nhận đăng: 12/12/2023; Xuất bản: 25/10/2023.

DOI: <https://doi.org/10.54939/1859-1043.j.mst.92.2023.137-143>

TÓM TẮT

Bắt bám đối tượng dựa trên camera ảnh nhiệt là vấn đề cốt lõi được ứng dụng trong các hệ thống giám sát an ninh. Trong quá trình hoạt động, kích thước và hình dạng của đối tượng có thể thay đổi liên tục, đặc biệt đối tượng ảnh nhiệt có độ nhiễu lớn, đường viền mờ, gây khó khăn cho quá trình bắt bám. Bài báo đề xuất nghiên cứu thuật toán mới dựa trên đặc trưng Haar xám của đối tượng ảnh nhiệt và mô hình phân loại Bayes để bắt bám trên nền ảnh hồng ngoại. Kết quả thử nghiệm cho thấy hiệu quả của thuật toán đề xuất.

Từ khóa: Bắt bám đối tượng; Đặc trưng Haar xám; Đối tượng ảnh nhiệt.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Bắt bám đối tượng luôn là một trong những lĩnh vực nghiên cứu giành được nhiều sự quan tâm. Gần đây, nhu cầu thực tiễn đối với bài toán bắt bám đối tượng trong các hệ thống giám sát an ninh, robot ngày càng tăng; song song với nó, yêu cầu về độ chính xác cũng ngày càng cao hơn. Bắt bám đối tượng đề cập đến việc sử dụng một phương pháp nhất định để theo dõi đường đi của đối tượng trên mỗi khung hình của video, cả video ánh sáng thông thường và video ảnh nhiệt. Công nghệ ảnh nhiệt không bị ảnh hưởng bởi sự thay đổi ánh sáng và nguy trang tốt, phù hợp sử dụng trong đêm tối, điều kiện ánh sáng kém hoặc môi trường không ổn định. Tuy nhiên, khác với bắt bám đối tượng ánh sáng thông thường, đối tượng ảnh nhiệt có đường viền mờ và nhiễu lớn, có ít đặc trưng, vì thế, việc trích xuất đặc trưng có ảnh hưởng lớn đến hiệu quả bắt bám của thuật toán.

Nhiều nghiên cứu đã sử dụng công nghệ ảnh nhiệt vào lĩnh vực bắt bám đối tượng. Phương pháp bắt bám đối tượng ảnh nhiệt ban đầu chủ yếu bao gồm: phương pháp optical flow [1], phương pháp so khớp mẫu [2], thuật toán Mean Shift [3], bộ lọc Kalman [4, 5], bộ lọc hạt [6]. Nghiên cứu [7] đã kết hợp thông tin về chuyển động, biên độ và kích thước của đối tượng giúp cải thiện tốt hơn độ chính xác của thuật toán bắt bám. Nghiên cứu [8] sử dụng sự tương đồng cục bộ của mục tiêu và phương pháp ngoại suy dự đoán chuyển động của đối tượng để tăng cường thông tin của mục tiêu, thu nhỏ miền tìm kiếm qua đó cải thiện hiệu quả của thuật toán. Tuy nhiên, thuật toán chưa có cơ chế cập nhật mô hình để có thể theo dõi đối tượng thời gian dài. Khi học sâu trở thành chủ đề nghiên cứu hấp dẫn nhất trong lĩnh vực khoa học máy tính, một số học giả đã áp dụng mô hình học sâu vào bài toán bắt bám đối tượng và đạt được kết quả khả quan. Trong các nghiên cứu [9, 10], các tác giả Wang và Ma đã trực tiếp sử dụng mạng CNN được huấn luyện trên cơ sở dữ liệu ImageNet để trích xuất đặc trưng, sau đó tiến hành phân loại để thu được kết quả bắt bám. Phương pháp này mang đến độ chính xác cao và ổn định, nhưng đòi hỏi thời gian và một lượng lớn dữ liệu để huấn luyện mô hình. Điểm hạn chế trong [9-10] hiện nay ở chỗ cơ sở dữ liệu ảnh nhiệt chưa đủ lớn (không sẵn có như cơ sở dữ liệu đối tượng ánh sáng thông thường), làm ảnh hưởng tới kết quả huấn luyện mô hình và tối ưu tham số. Để khắc phục hạn chế về dữ liệu, Zhang [11] đã đề xuất một phương pháp bám ảnh không cần huấn luyện trước mô hình học sâu và cũng đạt được chất lượng bám tốt hơn, tuy nhiên, tốc độ bắt bám của phương pháp này chậm hơn. Nghiên cứu [12] tiến hành xử lý tăng cường độ tương phản của đối tượng và môi trường, nâng cao thông tin chi tiết của đối tượng, sau đó sử dụng mạng nơ-ron tiến

hành huấn luyện để thích ứng với xu hướng biến đổi của đối tượng, giải quyết được vấn đề bắt bám đối tượng hồng ngoại dễ bị ảnh hưởng bởi nhiễu, qua đó phần nào cải thiện độ chính xác và tỉ lệ bắt bám chính xác của thuật toán. Tuy nhiên, thuật toán này sử dụng mạng cập nhật mô hình mục tiêu vẫn còn tương đối đơn giản nên khả năng học tập còn hạn chế, độ ổn định của thuật toán chưa cao.

Thực tế cho thấy, trong hệ thống giám bắt bám ảnh, hình dạng của đối tượng có thể thay đổi liên tục; đối tượng có thể bị che khuất hoặc biến mất khỏi trường nhìn. Đặc biệt đối với đối tượng ảnh nhiệt có độ nhiễu cao, đường viền mờ, sự thay đổi nhiệt độ trong khung ảnh dẫn tới sự thay đổi phân bố nhiệt của đối tượng. Từ những phân tích trên, bài báo đề xuất nghiên cứu, xây dựng đặc trưng phân bố nhiệt của đối tượng và mô hình phân loại Bayes để bắt bám đối tượng. Kết quả so sánh thuật toán đề xuất với 6 thuật toán bắt bám khác cho thấy thuật toán đề xuất đã cải thiện đáng kể độ chính xác bắt bám đối tượng ảnh nhiệt.

2. ĐỀ XUẤT THUẬT TOÁN BẮT BẮM ĐỐI TƯỢNG ẢNH NHIỆT

2.1. Trích chọn đặc trưng Haar xám kết hợp

Trong quá trình bắt bám đối tượng, cho dù là đối tượng ảnh nhiệt hay là đối tượng ảnh thông thường, thì việc mô tả đối tượng rất quan trọng, trực tiếp ảnh hưởng tới hiệu quả của thuật toán. Đối với các đối tượng ảnh thông thường, việc mô tả đối tượng thường sử dụng đặc trưng đường viền, đặc trưng màu sắc, đặc trưng kết cấu. Tuy nhiên, khi sử dụng camera ảnh nhiệt, hình ảnh đối tượng có đường viền mờ, thiếu thông tin kết cấu, thông tin màu sắc và các đặc điểm chi tiết, hình ảnh dễ bị ảnh hưởng bởi sự thay đổi nhiệt độ môi trường xung quanh đối tượng, gây khó khăn cho việc mô tả đối tượng. Vì thế, chỉ sử dụng một tính năng duy nhất để mô tả đối tượng ảnh nhiệt có thể dẫn đến độ chính xác bắt bám thấp, không ổn định và thậm chí có thể làm mất đối tượng trong quá trình bắt bám. Bài báo đề xuất sử dụng đặc trưng mới trên cơ sở kết hợp đặc trưng xám và đặc trưng Haar để mô tả đối tượng, được gọi là đặc trưng Haar xám. Cách kết hợp này nhận được đầy đủ các đặc tính phân phối nhiệt của đối tượng. Biểu diễn của đặc trưng Haar xám kết hợp như (1).

$$v_{Rect} = \omega_1 f_{Rect} + \omega_2 g_{Rect} \quad (1)$$

Trong đó, ω_1, ω_2 lần lượt là trọng số của các đặc trưng thành phần, $\omega_1 + \omega_2 = 1$; f_{Rect}, g_{Rect} lần lượt là đặc trưng Haar và tổng mức xám.

Đối với bài toán bắt bám đối tượng ảnh nhiệt, trích chọn đặc trưng có một vai trò rất quan trọng, ảnh hưởng tới tốc độ xử lý và hiệu quả bắt bám của thuật toán. Đặc trưng có kích thước lớn sẽ mô tả chính xác đối tượng, tuy nhiên, lượng tính toán lớn dẫn tới tốc độ xử lý chậm, vì thế bài báo đã sử dụng phương pháp nén [13] để giảm chiều của không gian đặc trưng như biểu thức (2).

$$v = Rx \quad (2)$$

Trong đó, x là không gian đặc trưng ban đầu; v là không gian đặc trưng sau khi nén; R là ma trận nén có các phần tử r_{ij} được xác định trong biểu thức (3).

$$r_{ij} = \sqrt{s} \times \begin{cases} 1 & \text{Xác suất } 1/2s \\ 0 & \text{Xác suất } 1-1/s \\ -1 & \text{Xác suất } 1/2s \end{cases} \quad (3)$$

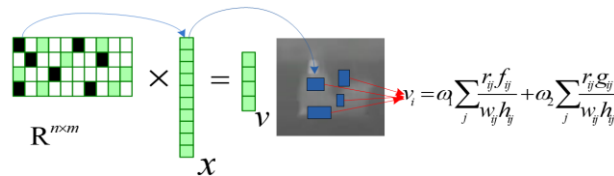
Với $s = 2 \sim 4$ là các số nguyên được chọn ngẫu nhiên với xác suất bằng nhau, qua biểu thức có thể thấy phần tử 0 của ma trận có xác suất xuất hiện tương đối cao, từ đó có thể giảm kích thước của đặc trưng, nâng cao tính ổn định của thuật toán bắt bám.

Biểu diễn toán học của trích chọn đặc trưng Haar xám như biểu thức (4):

$$v_i = \omega_1 \sum_j \frac{r_{ij} f_{ij}}{w_{ij} h_{ij}} + \omega_2 \sum_j \frac{r_{ij} g_{ij}}{w_{ij} h_{ij}} \quad (4)$$

Trong đó, w_{ij} và h_{ij} lần lượt là chiều rộng và chiều cao của cửa sổ được chọn; f_{ij} và g_{ij} lần lượt là đặc trưng Haar và giá trị xám của cửa sổ tương ứng được chọn.

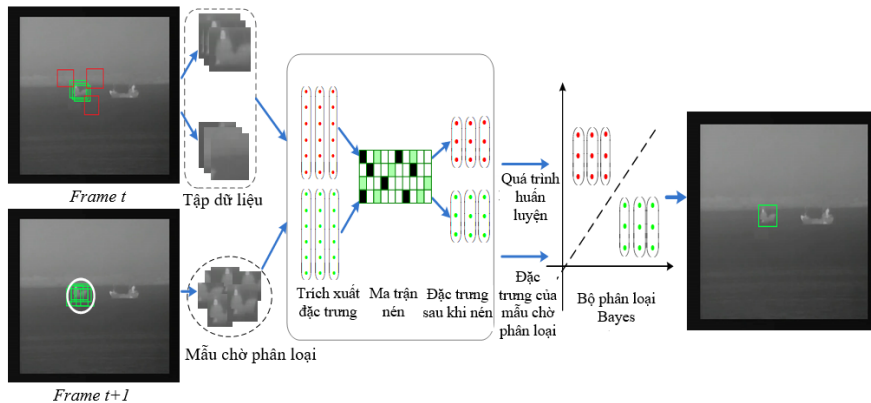
Đặc trưng phân bố nhiệt bề mặt tận dụng tối đa sự khác biệt về giá trị xám giữa các vùng trong ảnh, không chỉ có thể mô tả sự khác biệt trong một vùng nhỏ mà còn giữ lại các đặc điểm của giá trị xám trung bình, từ đó cải thiện tính năng bắt bám. Quá trình trích chọn đặc trưng được thể hiện trên hình 1.



Hình 1. Minh họa quá trình trích chọn đặc trưng.

2.2. Nguyên lý hoạt động của thuật toán

Thuật toán bắt bám đề xuất dựa trên tư tưởng “Tracking by Detection”. Về bản chất, thuật toán sử dụng bộ phân loại Bayes làm bộ phân loại trực tuyến. Đặc trưng sau khi trích xuất được đưa vào bộ phân loại Bayes để tiến hành phân loại. Sơ đồ nguyên lý mô tả thuật toán được thể hiện trên hình 2.



Hình 2. Sơ đồ nguyên lý mô tả thuật toán.

Thuật toán bắt bám dựa trên phân loại Bayes và đặc trưng phân bố nhiệt bề mặt:

- Bước 1:** Xác định vị trí đối tượng bắt bám: Tại vị trí xung quanh đối tượng trích xuất tập dữ liệu dương, tại các vị trí cách xa đối tượng trích xuất tập dữ liệu âm.
- Bước 2:** Trích chọn đặc trưng đối với tập dữ liệu thu được.
- Bước 3:** Huấn luyện (trực tuyến) bộ phân loại Bayes.
- Bước 4:** Tại thời điểm xuất hiện khung hình $t + 1$, xung quanh vị trí của đối tượng ở khung hình t , lấy mẫu nhiều cửa sổ chờ phân loại, sau đó, trích xuất đặc trưng của từng cửa sổ.
- Bước 5:** Sử dụng bộ phân loại Bayes đã huấn luyện ở thời điểm xuất hiện khung hình t để phân loại các cửa sổ. Cửa sổ có điểm phân loại lớn nhất chính là cửa sổ có chứa đối tượng cần bắt bám.
- Bước 6:** Cập nhật các tham số của bộ phân loại Bayes ở thời điểm xuất hiện khung hình $t + 1$ như ở các bước 1, 2, 3. Tiếp tục xử lý các khung hình sau.

2.3. Mô hình phân loại Bayes

Đối với mỗi của số chờ phân loại, giả thiết các phần tử trong không gian đặc trưng $v = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ độc lập với nhau. Mô hình phân loại Bayes biểu diễn như công thức (5):

$$H(v) = \log \left(\frac{\prod_{i=1}^n p(v_i | y=1) p(y=1)}{\prod_{i=1}^n p(v_i | y=0) p(y=0)} \right) = \sum_{i=1}^n \log \left(\frac{p(v_i | y=1)}{p(v_i | y=0)} \right) = \sum_{i=1}^n h(v_i) \quad (5)$$

Trong đó, $y = \{0,1\}$ lần lượt là mẫu âm và mẫu dương. Ở đây, giả sử rằng xác suất tiên nghiệm của mẫu dương và mẫu âm là bằng nhau:

$$p(y=1) = p(y=0) = 0 \quad (6)$$

Diaconis và Freedman [14] đã chứng minh rằng, tất cả các phép chiếu ngẫu nhiên của các vectơ ngẫu nhiên nhiều chiều đều có thể xấp xỉ bằng phân phối Gaussian, vì vậy $p(y=1)$ và $p(y=0)$ được coi là phân phối Gaussian trong bộ phân loại Bayes $H(v)$.

$$\begin{cases} p(y=1) \sim N(\mu_i^1, \sigma_i^1) \\ p(y=0) \sim N(\mu_i^0, \sigma_i^0) \end{cases} \quad (7)$$

Trong đó, $\mu_i^1, \sigma_i^1, \mu_i^0, \sigma_i^0$ lần lượt là giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của đặc trưng thứ i của mẫu dương và giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của đặc trưng thứ i của mẫu âm. Các tham số được cập nhật như biểu thức (8):

$$\begin{cases} \mu_i^1 \leftarrow \lambda \mu_i^1 + (1-\lambda) \mu^1 \\ \sigma_i^1 \leftarrow \sqrt{\lambda (\sigma_i^1)^2 + (1-\lambda) (\sigma^1)^2 + \lambda(1-\lambda) (\mu_i^1 - \mu^1)^2} \end{cases} \quad (8)$$

Với λ là tỷ lệ học, μ^1 và σ^1 được tính bằng biểu thức (9), n là số lượng mẫu.

$$\begin{cases} \mu^1 = \frac{1}{n} \sum_{k=0|y=1}^{n-1} v_i(k) \\ \sigma^1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=0|y=1}^{n-1} (v_i(k) - \mu^1)^2} \end{cases} \quad (9)$$

Sau khi hoàn thành cập nhật các tham số của bộ phân loại, hệ thống thực hiện bắt bám ở khung hình tiếp theo. Tại xung quanh vị trí đối tượng của khung trước đó, lấy mẫu nhiều cửa sổ để phân loại, sau đó trích xuất đặc trưng, sử dụng bộ phân loại đã được cập nhật các tham số ở khung hình trước để phân loại các cửa sổ. Cửa sổ có điểm phân loại lớn nhất là vị trí của mục tiêu cần bám trong khung hình này.

3. KẾT QUẢ THỬ NGHIỆM VÀ THẢO LUẬN

3.1. Điều kiện thử nghiệm

Tác giả sử dụng camera ảnh nhiệt 640-P-C145 do Isarel sản xuất, có độ phân giải 640×480 , độ nhạy nhiệt nhỏ hơn $0,05 \text{ }^\circ\text{C}$. Thử nghiệm này được thực hiện trên nền tảng máy tính hệ điều hành Windows, Intel i7 và bộ nhớ 8GB, ngôn ngữ lập trình C++, môi trường phát triển tích hợp (IDE) VS2010, cơ sở dữ liệu OpenCV 2.4.9. Máy tính được kết nối với một hệ thống giám sát cảnh báo có tích hợp camera ảnh nhiệt.

Bảng 1. Thông số của camera.

Tham số	Độ nhạy nhiệt	Độ phân giải	Trường nhìn rộng	Trường nhìn hẹp
Giá trị	< 50 mK	640 x 480 pixel	4,3 x 3,2	25 x 19

3.2. Kết quả thử nghiệm

Bài báo sử dụng sai lệch của vị trí trung tâm (CLE) và tỷ lệ bắt bám chính xác (DP) làm chỉ tiêu để đánh giá hiệu quả của thuật toán.

Sai lệch của vị trí trung tâm được định nghĩa như sau:

$$CLE_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} \quad (10)$$

Trong đó, (x_0, y_0) là vị trí trung tâm của mục tiêu thu được bằng cách đánh dấu trên từng khung hình, vị trí này là vị trí thực của mục tiêu trong ảnh; (x_i, y_i) là vị trí trung tâm của mục tiêu thu được bằng thuật toán bắt bám. Trong quá trình bắt bám, khi sai lệch của vị trí trung tâm nhỏ hơn ngưỡng đã đặt thì được coi là chính xác (Bài báo đặt ngưỡng 20).

Tỷ lệ bắt bám chính xác (DP): Đối với video, tỷ lệ số khung hình được bắt bám chính xác trên tổng số khung hình được gọi là tỷ lệ bắt bám chính xác.

$$DP = \frac{\sum_{i=1}^N d_i}{N}, \text{ trong đó } d_i = \begin{cases} 1 & \text{Nếu } CLE_i \leq 20 \\ 0 & \text{Nếu } CLE_i > 20 \end{cases} \quad (11)$$

Với N là tổng số khung hình của video.

Để đánh giá tính hiệu quả của thuật toán đối với nhiều loại mục tiêu khác nhau, bài báo đã sử dụng các video tiêu chuẩn từ tài liệu [15] để thử nghiệm. Kết quả trích xuất từ một số video thử nghiệm được hiển thị trên hình 3.



Hình 3. Minh họa kết quả bắt bám trích xuất từ một số video thử nghiệm.

Hình 3 mô tả một số đối tượng bao gồm người đi bộ (hình 3a, 3e), máy bay không người lái (hình 3b), động vật (hình 3c), ô tô (hình 3d),... Các thuật toán sử dụng để so sánh (6 thuật toán) với thuật toán đề xuất trong bài báo này được chia thành hai nhóm như sau:

i) Thuật toán bắt bám dựa trên các mô hình học sâu: Thuật toán CF2 [10], thuật toán CNT [11], Thuật toán DLT [16].

ii) Thuật toán bắt bám dựa trên các đặc trưng trích chọn thủ công: Thuật toán lọc hạt (PF) [6], thuật toán CT [13], thuật toán TLD [17].

Kết quả đánh giá quá trình bắt bám đối với các thuật toán khác nhau như trên bảng 2.

Bảng 2. Kết quả so sánh thuật toán đề xuất với một số thuật toán khác.

	Thuật toán đề xuất	Thuật toán dựa trên mô hình học sâu			Thuật toán dựa trên trích chọn đặc trưng thủ công		
		CF2	CNT	DLT	PF	CT	TLD
DP (%)	87,4	79,8	70,8	72,9	71,4	77,7	61,5
CLE (pixel)	18,52	30,3	50,6	83,6	92,2	21,4	53,9

Quá trình thử nghiệm cho thấy, các thuật toán bắt bám sử dụng các mô hình học sâu, cho kết quả chính xác hơn các thuật toán sử dụng trích chọn đặc trưng thủ công do mô hình học được huấn luyện bằng bộ dữ liệu. Tuy nhiên, đối với ảnh nhiệt việc xây dựng bộ dữ liệu lớn, chứa nhiều loại đối tượng khác nhau rất khó khăn, vì thế việc sử dụng mô hình được huấn luyện dựa trên ảnh thông thường sẽ bị ảnh hưởng không tốt đến kết quả bắt bám, không hoàn toàn chiếm ưu thế trong bài toán bắt bám đối tượng ảnh nhiệt.

Đối với bộ dữ liệu Trees, thuật toán DLT xảy ra hiện tượng trôi đối tượng, kết quả bắt bám không chính xác, thuật toán CNT xảy ra hiện tượng mất đối tượng. Trên bộ dữ liệu Horse, thuật toán CF2 xảy ra hiện tượng mất đối tượng, thuật toán DLT xảy ra hiện tượng trôi đối tượng. Như số liệu thể hiện trong bảng 1, thuật toán mới đề xuất có sai lệch vị trí trung tâm và tỷ lệ bắt bám thành công cao hơn so với các thuật toán còn lại. Có thể thấy, việc sử dụng phương pháp trích xuất đặc trưng phân bố nhiệt của đối tượng giúp cho thuật toán đề xuất có thể thích ứng tốt với các đặc điểm của camera ảnh nhiệt như độ nhiễu lớn, chịu ảnh hưởng nhiều của sự thay đổi nhiệt độ môi trường, đối tượng có đường viền mờ, thích ứng tốt trong điều kiện bắt bám nhiều loại đối tượng khác nhau.

Một số hình ảnh thử nghiệm thể hiện trên hình 4 cho thấy, sử dụng đặc trưng phân bố nhiệt giúp cho thuật toán có thể thích ứng và bắt bám tốt đối tượng ảnh nhiệt trên thực tế; có khả năng đáp ứng được yêu cầu về độ chính xác và xử lý thời gian thực của một hệ thống giám sát an ninh.



Hình 4. Một số kết quả thử nghiệm bắt bám đối tượng ảnh nhiệt.

4. KẾT LUẬN

Bài báo nghiên cứu xây dựng một phương pháp trích chọn đặc trưng phân bố nhiệt của đối tượng trên cơ sở sử dụng sự khác biệt mức xám giữa các vùng của đối tượng, sự biến đổi giữa các khu vực nhỏ với nhau cũng như đặc trưng xám của các cửa sổ, qua đó làm cho khả năng mô tả đối tượng ảnh nhiệt tốt hơn, nâng cao tính hiệu quả và tính ổn định của thuật toán. Kết quả thực nghiệm cho thấy hiệu quả của thuật toán đề xuất, ứng dụng bắt bám tốt đối tượng trong điều kiện phức tạp, thiếu hụt dữ liệu huấn luyện. Thuật toán đề xuất đã cải thiện đáng kể độ chính xác bắt bám, có thể được áp dụng cho các hệ thống giám sát cảnh báo, bảo vệ an ninh.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Qu You-Shan, Fan Xue-Wu, Li Ying-Cai, Wen De-Sheng, Tian Wei-Jian, “Real-time detection of moving point targets in staring binocular imaging system”, Opto- Electronic Engineering, 33(1): 42-45, (2006).
- [2]. Sun S G., “Target detection using local fuzzy thresholding and binary template matching in forward-looking infrared images”, Optical Engineering, 46(3), (2007).
- [3]. Li Long, Li Jun-Shan, Ye Xia, “Airborne infrared target tracking based on Mean Shift”, Infrared and Laser Engineering, 36(2): 229- 232, (2007).
- [4]. Sun Ning, Wang Shou-Feng, Bai Jun-Qi, Zhao Chun-Guang, “A Real-Time Method for Infrared Target Tracking”, Electronics Optics & Control, 19(10): 25- 29, (2012).
- [5]. Gupta U, Dutta M, Vadhavaniya M., “Analysis of Target Tracking Algorithm in Thermal Imagery”, International Journal of Computer Applications, 71 (16): 34- 41, (2013).

- [6]. Ling Jian-Guo, Liu Er-Qi, Liang Hai-Yan, Yang Jie, “*Infrared target tracking method based on regularized observation vector H infinity particle filter*”, *Infrared and Laser Engineering*, 36(4): 534-538, (2007).
- [7]. Li Z, Chen J, Gu Y, Tang L, Dai Z, Fu H., “*Small moving infrared space target tracking algorithm based on probabilistic data association filter*”, *Infrared Physics & Technology*, 2014, 63(2): 84-91.
- [8]. Li X L and Askar H., “*Infrared dim-small target tracking algorithm based on local similarity*”, *Laser and Infrared*, 51(5): 668-674, (2021).
- [9]. Wang L, Ouyang W, Wang X, Lu H., “*Visual Tracking with Fully Convolutional Networks*”, In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 3119-3127, (2015).
- [10]. Ma C, Huang J B, Yang X, Yang M H., “*Hierarchical Convolutional Features for Visual Tracking*”, *Pro. of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 3074-3082, (2015).
- [11]. Zhang K, Liu Q, Wu Y, Yang M H., “*Robust Visual Tracking via Convolutional Networks Without Training*”, *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(4): 1779-1792, (2016).
- [12]. Ji Q B, Chen K C., “*Infrared target tracking algorithm based on attention mechanism enhancement and target model update*”, *Journal of Image and Graphics*, 28(9): 2856-2871, (2023).
- [13]. Zhang K, Zhang L, Yang M H., “*Fast Compressive Tracking*”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 36(10): 2002- 2015, (2014).
- [14]. Diaconis P, Freedman D., “*Asymptotics of Graphical Projection Pursuit*”, *Annals of Statistics*, 12(3): 793-815, (1984).
- [15]. Felsberg M, Berg A, Hager G, et al, “*The Thermal Infrared Visual Object Tracking VOT-TIR2015 Challenge Results*”, In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, 76- 88, (2015).
- [16]. Wang N, Yeung D Y., “*Learning a deep compact image representation for visual tracking*”, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 809-817, (2013).
- [17]. Xue L, Wang Z. Chen Y., “*Multi-target Tracking Algorithm Based on TLD under Dynamic Background*”, *International Journal of Hybrid Information Technology*, 8(7): 267- 276, (2015).

ABSTRACT

Object tracking algorithm based on Bayes classification model and Haar-grey features on infrared camera

Object tracking based on thermal cameras is a core issue in security monitoring systems. During operation, the size and shape of the object can change continuously, especially thermal imaging objects with significant noise and blurred borders, making it difficult to capture and track. This article proposes a new algorithm based on the Haar-grey features of the object and the Bayesian classification model to track objects on the infrared image background. Experimental results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: Object tracking; Haar-grey features; Infrared object.