

演化式學習法設計模糊影像入侵偵測系統

馮玄明¹ 陳智勇² 洪集輝³ 吳佳運² 吳定宏¹

¹ 國立金門技術學院資訊工程系 hmfeng@kmit.edu.tw

² 義守大學電機工程系 d9101001@stmail.isu.edu.tw

³ 國立金門技術學院電子工程系 horang@kmit.edu.tw

1. 中文摘要

本文結合影像處理技術 (image processing)、模糊推論理論 (fuzzy inference theory)、粒子群最佳化演算法 (particle swarm optimization) 等方法設計並完成一演化式模糊影像入侵偵測系統建置。本文所提出的演化式模糊影像入侵偵測系統以機器視覺結合模糊決策方式判斷所監控的區域是否有侵入行為發生，可取代使用人力目視入侵偵測之作業。藉由本文所提出的連續影像變動量評估法產生出二維移動偵測矩陣，模糊系統以此建立判斷法則做為是否提出警告之決策，將可有效的減少誤判機會並藉以提升入侵偵測的效能。本文提出粒子群最佳化演算法學習調整模糊系統歸屬函數最佳參數解，以自動的學習方式建立入侵偵測系統的建模平台，依據 Inversing learning 學習之概念有很強的擴充性與適應性。由實驗結果可知，本方法對於雜訊過高誤判、非入侵情況排除、攝影機取像特性不佳等一般性自動影像入侵偵測系統問題，都能有效的解決。

關鍵詞：影像處理、模糊系統、粒子群最佳化演算法、入侵偵測。

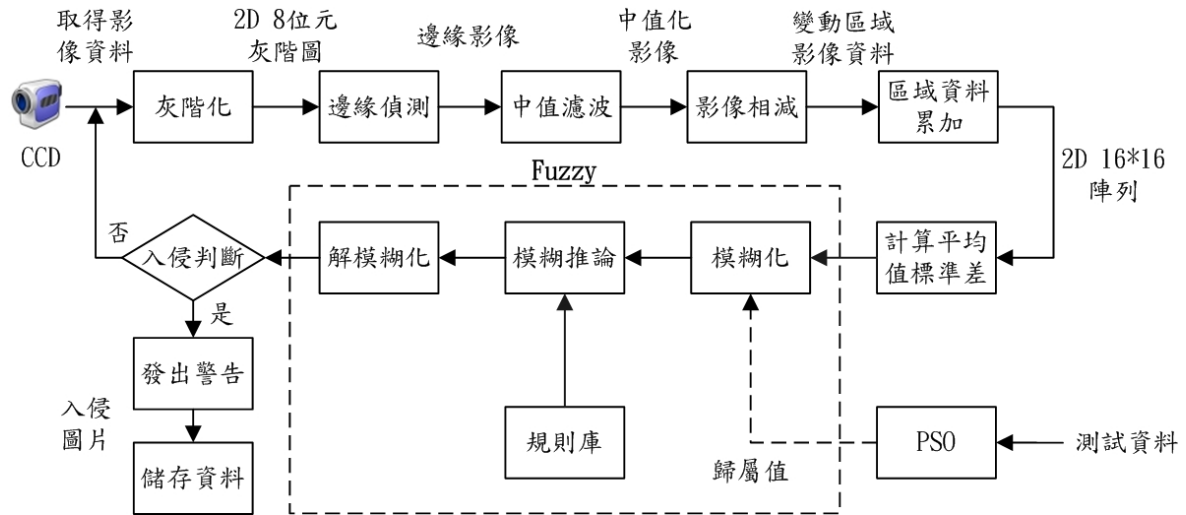
2. 前言

近幾十年以來，工商業快速發展與進步，在各行各業中如道路交通中車流量之監測管理、工廠產品品質的監測與管制、機場危險物品監測、停車場車輛出入管制或港口船隻監督調度之應用，都必須仰賴大量的人力來進行監視之相關工作，以防範問題發生。監測為一高重覆性、枯燥乏味的工作 [1-5]。依據 GoolKasian[1]的論文研究指出，當人

的眼睛不停的注意著監視螢幕，他們注意力集中的平均時間最多不超過 20 分鐘，一旦超出這個時間縱使有東西進入監視螢幕，人們也不會去注意它的發生。而另一個問題就是由 Eriksen 和 Murphy[2] 所提出的 Eriksen Effect。Eriksen Effect 是一種存在於人的視覺系統所注意的有興趣物體及周圍環境的複雜度之間的一種直接關係，這種現象將直接影響到一個人的下決定的速度。這也是為什麼人工監測判斷入侵時會造成誤差以及降低效能的原因。

由於電腦運算速度提昇與影像處理能力的增加，因此許多研發單位開始研究利用電腦替代人工的視覺辨識方法，如類神經網路、模糊理論或最佳化演算法等技術被用來建立智慧型電腦視覺系統並相繼被應用在非常多的領域，如工廠自動化、安全監控、智慧型機器人、等上面，如果我們可以發展出一高效率之智慧型影像辨識系統來減少人力成本，以及降低人為疏失所帶來的問題及損失，即能夠發展出一具有自我組織與自我學習能力的影像化辨識平台以達到全自動化且有強建適應性的安全監控系統，相信可大大減少人事成本及提高生產競爭力。依物體形狀特徵為基礎的影像分割技術是影像處理、圖樣分析與機器視覺的應用中最基礎且最重要的前置處理程序[9]，本文的研究重點是根據電腦擷取數位影像空間域外形特徵經過邊緣偵測、中值濾波與影像相減等處理過程將所需影像資料萃取出來並利用模糊規則描述方式建立模糊影像建模與入侵偵測系統。

Inversing learning 是針對未知受控平台系統一種學習方式，首先由 Widrow 與 Stearns 提出[3]，也可稱為是 general learning 的方法以架構出整體系統。Inverse learning 一般可將它分成兩個主要的



圖一 模糊影像入侵偵測系統架構

部份，一為 Training Phase 而另一方面為 application-phase。在 Training Phase 階段其可利用離線(off-line) 或線上 (on-line) 的學習方式求取受控 Plant 的逆動態方程式平台(Inverse Dynamics of Plant)，而模仿其建立出來的模糊系統之逆動態方程式可用來產生模糊系統致動訊號以便用於應用階層。另外在學習階段也可利用輸入輸出資料對(input-output data pairs) 去近似模糊系統的逆動態方程式，並同時將完成的模糊建模系統應用於此受控平台，整體的響應在輸入輸出資料對(input-output data pairs)無法取得時會用類似一時間延遲系統方式逼進模糊系統。一般完成學習後，模糊系統模型將非常近似於受控平台的逆動態方程式，因此本文建立的模糊影像系統將可正確的監控入侵物，若未非常近似此受控平台則必須重新調整系統內參數以產生好的控制效果。

PSO 學習演算法由 Eberhart and Kennedy 於 1995 年提出 [6]，它是一種模擬鳥群或著稱魚群特性的啟發式學習裝置。此種演化式的 PSO 學習方法已被專門用來有效解決許多不同的最佳化問題。PSO 中最主要的學習策略是將各別粒子的位置值解譯為問題解，而此解集合將受群體最佳解與個別最佳解的影響修正與學習。在學習空間中，粒子的速度解可引導學習率而每個粒子則由適應函數作為評量並據此發展出 PSO 學習法，以便在龐

大複雜空間中搜尋最佳或近似最佳解。本文擬利用影像分割後辨識出的影像特徵資料輸入模糊控制器內以建立模糊影像入侵偵測系統，故利用粒子群最佳化演算法調整系統參數解以建立最佳化參數集合解函數 [7]。依據 Inversing learning 學習概念，未來若要擴大系統的辨識範圍，僅需要將新的訓練圖樣輸入影像監控系統內的模糊控制器並透過 Inversing learning 線上學習架構 (inverse learning on-line learning phase) 即可自動學習新的辨識規則，而不需重新建構一個新系統，因此本文擬設計之模糊系統將具有強大的擴充性與適應性。本文利用此新穎的 PSO 學習演算法結合模糊推論、影像處理技術在 Inverse learning 學習概念下完成模糊影像入侵偵測系統建模之設計與實現。

3. 模糊影像入侵偵測系統前處理

圖一是本論文所提出的模糊影像入侵偵測系統結構，本結構包含影像處理相關技術、模糊推論入侵判斷系統、以及 PSO 最佳化模糊系統歸屬值，最後由模糊系統依據搜尋到的決策規則去判斷是否有入侵物並發出警告，再將發出入侵的圖片儲存於入侵資料檔案中，相關軟體模組功能分別介紹如下：

3.1. 色彩轉換與影像灰階化

本系統採用 CCD 網路攝影機作為影像監控之監視

器，目前所用之 CCD 網路攝影機其影像輸出格式皆為彩色 RGB24Bit 之彩色影像，以此影像作為入侵偵測之判斷，其資料複雜度過高且資料量過大，本文所使用的影像處理演算法，皆使用灰階的影像處理技術，因此再影像處理的部分第一個步驟就是將 CCD 所取得的影像由彩色轉換成灰階，公式(1)為彩色影像 RGB 轉換成 Y 、 C_b 、 C_r 座標系統之轉換公式，在此公式中 Y 值的部份為彩色影像中的亮度值，本方法所使用的灰階影像即為色彩座標轉換後 Y 值成分的灰階影像，如圖二為色彩影像轉換後灰階影像的過程。

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & -0.331 & 0.5 \\ 0.5 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$



圖二 影像灰階化之前後對照過程

3.2. 邊緣偵測

邊緣資訊在影像處理中佔有很重要的地位，大部分的入侵動作都並分是亮度或者是色彩資訊的變化，邊緣資訊的變動是常見的入侵訊息。Sobel edge detection 演算法[8]是本文所使用的邊緣偵測方式，它的目的在於找出影像中像素(feature pixel)間灰度值變化較大的，所以側邊既可以将影像較不重要的資訊濾掉，又可以保留住影像的重要邊緣形狀特徵資訊值，Sobel 邊緣偵測演算法在二維空間的分析上，使用遮罩 (mask) 來偵測灰度值變化最大像素，本文使用的遮罩是由一對 3×3 的遮罩所構成，一個是測量水平方向變化最大的像素，另一個則是測量垂直方向變化最大的像素。遮罩的大小通常都小於來源影像，在圖三中分別為本文使用的兩個 Sobel 遮罩值：

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

圖三: 本文 Sobel 遮罩

計算變化量最大使用的公式說明如下：

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2)$$

實際過程顯示在圖四中，其中左圖是灰階值影像，右圖為經過邊緣偵測完之後的結果。



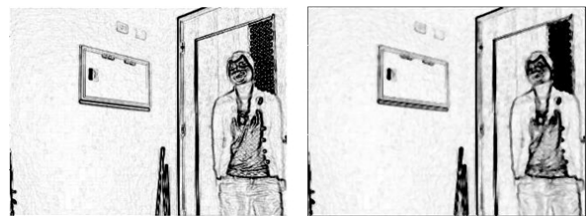
圖四 邊緣偵測之前後對照過程

3.3. 中值化濾波與雜訊消除

由圖四可發現得知，原始影像經過邊緣處理之後，其邊緣資訊可完整的呈現，但不可避免的是其雜訊也會隨著邊緣偵測處理而被放大。所以針對此問題，本研究再設計執行 3×3 的中值濾波器，去除雜訊[9]。定義如下：

$$M(x,y) = \text{median}\{f(x-k,y-l), (k,l) \in w\} \quad (3)$$

其中 x,y 為影像索引值， $f(x,y)$ 為影像中的像素灰階值， $M(x,y)$ 中值化後的像素灰階值， $k,l = -1,0,1$ 。在圖五中，左圖是邊緣偵測後結果，右圖為經過中值濾波後雜訊較小的結果。

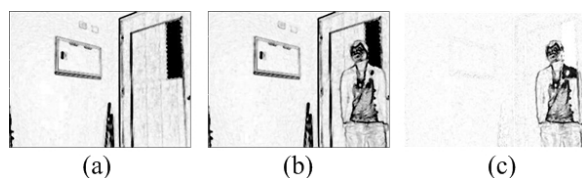


圖五: 中值濾波之前後對照之過程

3.4. 影像相減

連續取得兩張彩色影像之後，經由前述的影像處理，可得到兩張中值化灰階邊緣影像，在本文中使用的這兩張影像處理後的影像做影像相減，其相

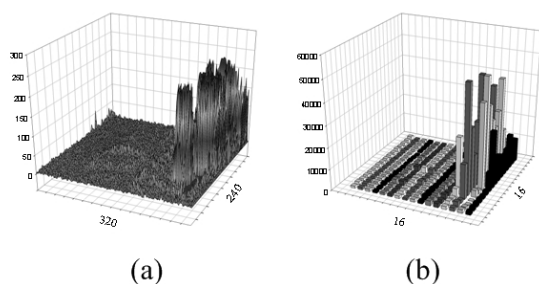
減的結果即為影像變動偵測的結果。如圖所示，圖六(a)、(b)為連續輸入之影像經由相減處理可得到圖六(c)的結果。



圖六 影像相減之前後對照過程

3.5. 二維移動偵測陣列

相減之後的圖像基本上已可用於入侵偵測之判斷，但是這些資料過於瑣碎且資料量過大不易演算，即使已經使用前述影像處理方式降低高頻雜訊對入侵偵測的影響在本系統中所使用的 CCD 攝影機其影像擷取大小為 320*240，此相減後的影像資料也有相同的資料維度，如圖七(a)二維直方圖所示，以此資料作為入侵判斷的依據將會耗費許多運算的時間，且易受到雜訊的干擾。本文所用方式為將相減之後的影像分成多個區域，並將此區域內的值，相加之後取其平均，透過此方法可得到一個全新的二維變動區域向量陣列，此陣列仍然保有偵測影像變動的特性，並大大的降低資料的數量，以本文所使用的方法而言，相減之後的影像將會被重新切割為 16×16 的陣列，換言之在此陣列中的每個區域大小為 20×15 像素，且每個區域的數值分別為其相減後灰階值之累加，圖七(b)二維直方圖為縮減過後之二維變動累加值之陣列。



圖七 二維移動偵測運算前後過程

3.6. 入侵參數量化

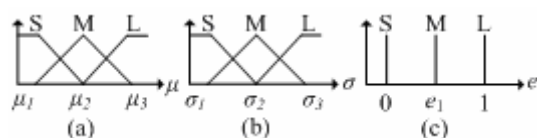
因此判斷此累加後之二維陣列即可得知此連續影像是否有入侵情況發生。本方法採用統計方法中所常用的平均值(Mean)及標準差(Variance)的計

算方式，藉以觀察其資料集分布狀況以及變異的程度，在本問題中此二維陣列變異程度大時代表有入侵狀況，反之變異程度小時則代表連續的影像並無改變，及代表沒有入侵狀況。另外平均值大時則代表影像受到外物入侵的區域大，而平均值小時則代表影像並無改變。所以以此兩個數值作為入侵偵測的判斷為有效且簡單的判斷依據。

4. 模糊系統設計

在實務上以二維陣列作為入侵偵測的判斷還是會容易發生誤判的情況，例如：光線的閃爍、背景細微的變動、CCD 自體晃動等等。為解決此問題本文使用模糊推論系統，將這些參數轉移至模糊空間後處理並依此作為決策依據，其模糊系統推論出的明確輸出就可當作是否有異物入侵而提出警告的參數[10-12]。

對於輸入變數 μ (二維陣列之平均值)與 σ (二維陣列之變異數)，輸出變數 e (畫面變動程度，介於 0~1 之間)的模糊系統轉移系統如圖八：



圖八：模糊數

本文所使用的模糊系統特性如下：

模糊化:三角形歸屬函數

模糊推論器: Mamdani 模糊推論引擎

解模糊化:高度法

圖九為本文所使用之模糊推論規則庫，其中 S 為小，M 為中，L 為大。

μ	e	σ	S	M	L
S	S	M	M		
M	M	M	L		
L	M	L	L		

圖九：模糊推論規則庫

當兩張影像經過前述的影像處理之後所得到的平均值與標準差輸入本模糊系統即可得到解模糊化後的明確輸出值 e (介於 0~1 之間)。在本系統的設

定中，如果其明確輸出值大於本系統的門檻值 e_1 則系統就會判斷為有異物入侵。

5. 粒子群最佳化演算法設計模糊系統

模糊推論系統用於入侵決策判斷可有效降低系統誤判，但是其歸屬函數參數卻必須由使用者自行設定。由於每一個監控的場景、攝影機特性、環境光源、背景細部的變動的狀況皆不相同，所以這些參數也會隨之不同，本文使用 PSO 參數最佳化演算法，將其歸屬函數之參數自動調整至適當的值以適應不同的環境條件。本研究的實驗結果說明於後。

5.1. PSO 演算法

PSO 演算法可以稱為是一種以族群動力學為基礎的最佳化方法，它的基本概念來自於社會行為的模擬。在一個社會化的群體中，每一個個體的行為不但會受到其過去經驗和認知的影響，同時也會受到整體社會行為影響。PSO 演算法具有類似現實環境中生物群體相互協調與群體行為一致性的運作特色，每一個生物個體均有其最高適應度的自我最佳經驗 g_{best} ，而相對於個體最佳解 p_{best} ，整個群體的全域最佳參數解的記憶我們稱之為 g_{best} ；生物群體的社會性，使得生物個體間的經驗能彼此互相交換並且傳承。在每一次的迭代過程中，群體中所有個體在搜尋空間中各自擁有其位置 Y 和移動速度 v ，並且根據自我過去最佳經驗 p_{best} 與群體最佳行為 g_{best} 進行機率式的搜尋策略調整，其學習公式如下[6-7]:

$$v_{ji}(t+1) = \tau \cdot v_{ji}(t) + \beta_1 * rand() * (p_{best_{ji}}(t) - Y_{ji}(t)) + \beta_2 * rand() * (g_{best_i}(t) - Y_{ji}(t)) \quad (4)$$

其中 i 是系統的輸入維度索引， j 是模糊規則的個數， τ 是慣性常數， t 表示現在狀態、 $t+1$ 為下一時間狀態， β_1 與 β_2 是學習率常數。當粒子的速度決定後，則下一時間狀態的粒子解 Y_{ji} 可被修正為

$$Y_{ji}(t+1) = Y_{ji}(t) + v_{ji}(t+1) \quad (5)$$

由(3)與(4)式可知，粒子的學習路徑與移動大小，將由 g_{best} 與 p_{best} 決定。PSO 演算法建立模糊系統

之設計步驟與流程說明如下:

Step1) 隨機產生初始群中所有個體的位置向量 Y 以及移動速度 v ，其中位置向量的解為模糊系統參數之解函數。

Step2) 計算每一粒子個體之適應函數值適應函數 F_p 設計如下

$$F_p = \frac{1}{MSE} \quad (6)$$

其中 MSE 代表(Mean Square Error)，PSO 的搜尋目的為找尋具有與受訓資料集間最小之 MSE 的模糊系統參數集合，其目標是

$$MAX(F_p) \quad (7)$$

Step3)將每一個個體目前求得之適應函數值與其所記憶之最佳適應函數值進行比較，若目前之適應函數值較之前最佳結果為佳，則以目前位置取代個體記憶之最佳所在位置，以目前適應函數值取代個體記憶之最佳值：

$$p_{best}^{t+1} = \begin{cases} X_p^{t+1} & \text{if } F(X_p^{t+1}) \geq F(p_{best_p}^t) \\ p_{best_p}^t & \text{if } F(X_p^{t+1}) < F(p_{best_p}^t) \end{cases} \quad (8)$$

Step4) 比較個體最佳解所求得的適應函數是否優於群體所記憶的最佳值，若判斷條件成立則將群體所記憶之最佳位置與最佳值重設為目前的結果，反之群體最佳解維持原先狀態：

$$g_{best}^{t+1} = \begin{cases} p_{best_p}^{t+1} & \text{if } F(p_{best_p}^{t+1}) \geq F(g_{best}^t) \\ g_{best}^t & \text{if } F(p_{best_p}^{t+1}) < F(g_{best}^t) \end{cases} \quad (9)$$

Step5) 根據 Equation (4) 和 Equation (5) 調整所有個體移動的速度與位置。

Step6) 重覆 Step2)-Step5) 直至達到預設的迭代次數為止。

5.2. 模糊歸屬函數最佳化

將所得到的訓練資料包含:背景畫面、有入侵畫面資料集、無入侵畫面資料集，使用 PSO 演算法針對本模糊系統的輸入參數 μ_1 、 μ_2 、 μ_3 、 σ_1 、 σ_2 、 σ_3 以及輸出參數 e_1 (如圖九所示之模糊系統參數定義)，進行歸屬函數參數最佳化。所得到最佳化

參數結果，即為該特定的攝影機在此場景下最佳模糊推論系統參數。

6. 系統展示與結論

本文分別載入外物入侵重建影像集(如圖十所示)，與非入侵之訓練資料有不同程度雜訊干擾或聚焦不良的無入侵影像集(如圖十一所示)，之後執行 PSO 演算法去建立模糊影像建模系統，所建立的模糊影像建模系統參數分別為 $\mu_1=95$ 、 $\mu_2=2530$ 、 $\mu_3=5651$ 、 $\sigma_1=5425$ 、 $\sigma_2=7144$ 、 $\sigma_3=7915$ 、 $e=0.5$ ，此參數設定完成後即建立了針對此場景的模糊影像入侵偵測系統，並開始啟動模糊監控系統運作，當有外物入侵時所設計的模糊決策系統可即時提出入侵警告並將入侵影像儲存在硬碟，如圖十二所示，所儲存的影像隨時可以方便查閱可疑外物入侵，如圖十三所示。本文透過影像處理技術與粒子群最佳化演算法建立一模糊影像建模系統，依據建立的模糊決策規則完成一演化式入侵偵測系統的軟體設計與實現。

致謝

本研究感謝國科會計劃案編號 NSC94-2213-E-507-001 與 NSC 95-2218-E-507-001 經費補助支持。

REFERENCES

- [1] 黃泰祥，具備人臉追蹤與辨識功能的一個智慧型數位監視系統，中原大學電子工程所碩士論文，2003。
- [2] P. Goolkasian, Processing visual-stimuli inside and outside the focus of attention, Bulletin of the Psychonomic Society, vol. 29, no. 6, p 510, 1991.
- [3] C. W. Eriksen and T. D. Murphy, Movement of attentional focus across the visual field: A critical look at the evidence, Perception and Psychophysics, vol. 42, no. 3, pp. 299-305, 1987.
- [4] B. Widrow and D. Stearns, Adaptive signal

processing, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 1985.

[5] D. Psaltis, A. Sideris and A. Yamamura, A Multilayered neural network controller, IEEE Control Systems Magazine, vol. 8, no. 4, pp. 17-21, April, 1988.

[6] J. Kennedy and R. C. Eberhart, Particle swarm optimization, in Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Perth, Australia, pp.1942-1948, Nov. 1995.

[7]馮玄明、洪集輝，演化式學習模糊影像監控系統的設計與應用，第六屆離島資訊技術與應用研討會，2007。

[8]<http://www.pages.drexel.edu/~weg22/edge.html>

[9]Umbaugh, S. E., Computer Vision and Image Process,Prentice-Hall, New York (1998).

[10] Earl Cox, The Fuzzy Systems Handbook (1994).

[11] Constantin von Altrock, Fuzzy Logic and NeuroFuzzy Applications Explained (2002),

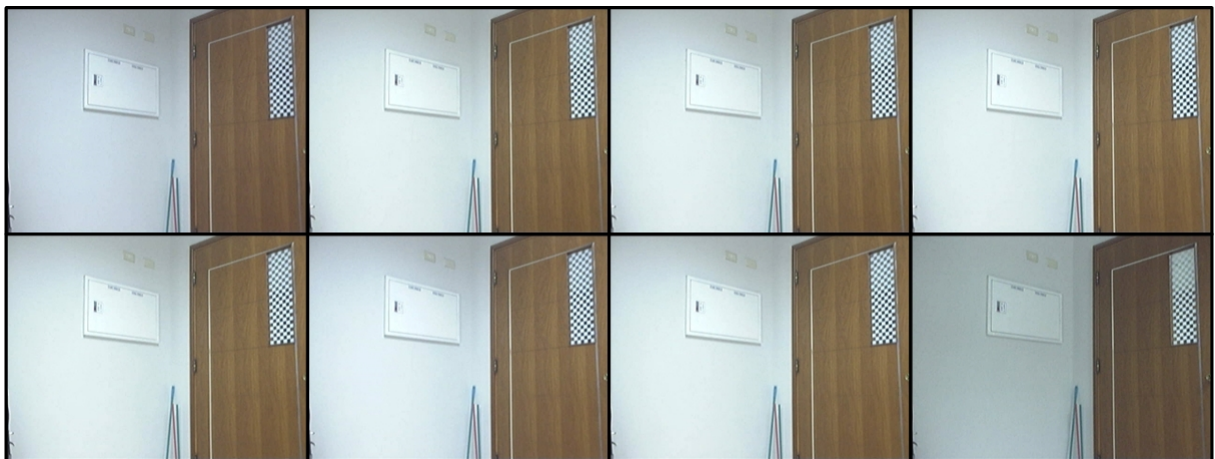
[12] Frank Höppner, Frank Klawonn, Rudolf Kruse and Thomas Runkler, Fuzzy Cluster Analysis (1999).



圖十二 入侵偵測過程



圖十：8張有外物入侵建模重建影像集



圖十一：8張有不同程度雜訊干擾或聚焦不良的無入侵建模影像集



圖十三 入侵物影像檢視