

Classificação de Alvos por Atributos Cinemáticos Empregando Lógica Fuzzy

Mateus de Araujo Fernandes^{1,2}, Hallysson Oliveira¹ e Karl Heinz Kienitz²

¹Empresa Brasileira de Aeronáutica S/A, EMBRAER, Av. Brigadeiro Faria Lima, 2170 - 12227-901, São José dos Campos, SP

²Instituto Tecnológico de Aeronáutica, Comando-Geral de Tecnologia Aeroespacial, Praça Mal. Eduardo Gomes, 50 - 12228-900, São José dos Campos, SP

Resumo — Visando ao auxílio à tomada de decisões no controle e vigilância do espaço aéreo, este trabalho apresenta uma solução para o problema de classificação de alvos com base em seus atributos cinemáticos, especificamente velocidade e aceleração. Estes dados podem ser extraídos de um sistema composto por um radar de vigilância primário e um rastreador. O algoritmo de classificação implementado é baseado em um sistema de inferência fuzzy, sendo capaz de fornecer em tempo real a crença da pertinência de um alvo a determinadas classes, mostrando utilidade na ausência de dados provenientes de um radar secundário ou de sensores imageadores.

Palavras-chaves — Comando e controle, reconhecimento automático de alvos, lógica fuzzy.

I. INTRODUÇÃO

A preocupação crescente com fatores humanos em atividades relacionadas à aeronáutica, envolvendo tanto pilotos quanto profissionais de controle de tráfego aéreo e de vigilância, leva à busca pela automatização de atividades rotineiras. Esta automatização tem como principal meta a redução de erros humanos, comuns em atividades complexas que demandam grande concentração e que podem se originar por fadiga, estresse ou mesmo limitação da capacidade de interpretação e interação com uma vasta quantidade de dados e variáveis.

A classificação automática de alvos se apresenta com base neste contexto como forma de auxílio a um operador humano ou até mesmo sua substituição na tomada de decisão em situações que incluem:

- Vigilância do espaço aéreo;
- Detecção de situações hostis;
- Comando e controle em operações militares.

Sistemas de controle e vigilância do espaço aéreo contendo apenas um radar primário, com o uso de técnicas de rastreamento (como Filtro de Kalman [1], *Interacting Multiple Models* [2] e Filtros de Partículas [3, 4]) podem fornecer informação a respeito dos atributos cinemáticos de alvos. A classificação com base nestes atributos pode ser útil quando não se dispõe dos dados de um radar secundário (IFF) ou sensores imageadores, o que representa a motivação para este estudo.

A tarefa de classificação pode ocorrer em uma etapa subsequente à detecção e ao rastreamento dos alvos ou em conjunto com esta última, no que é chamado JTC (do inglês, *Joint Tracking and Classification*) [1, 4, 5].

M. A. Fernandes, mateus.fernandes@embraer.com.br, Tel +55-12-39270937, H. Oliveira, hallysson.oliveira@embraer.com.br, Tel +55-12-39275017, Fax +55-12-39276600; K. H. Kienitz, kienitz@ieee.org, Tel. +55-12-39476931.

Esta técnica pode ser responsável por um aumento da eficiência destes procedimentos, uma vez que o conhecimento da classe do alvo é útil na construção de modelos dinâmicos mais precisos para estimar seu estado, ao mesmo tempo em que a dinâmica observada de um alvo é relevante em sua classificação [6].

Diversos trabalhos encontrados na literatura exploram ambas as abordagens, empregando as formas de rastreamento anteriormente mencionadas e as mais diversas formas de classificação, incluindo redes neurais artificiais [7], classificadores Bayesianos [8] e *Support Vector Machines* [9], dentre outras. Este trabalho segue a linha da classificação subsequente à detecção e ao rastreamento, conforme esquema ilustrado na Fig. 1.

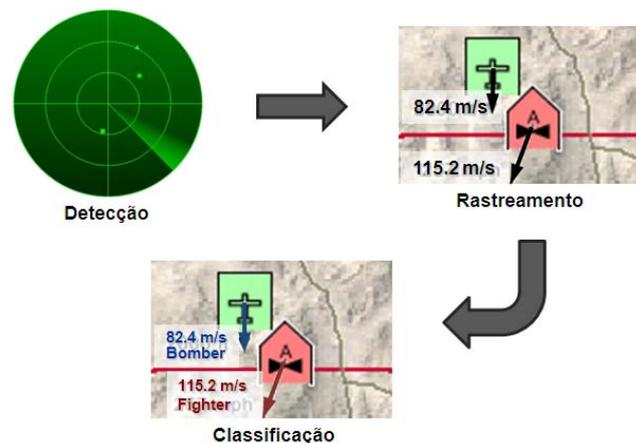


Fig. 1. Representação das etapas de detecção de alvos, rastreamento e classificação.

Neste caso, a classificação toma a forma de um dos problemas clássicos da inteligência computacional, consistindo em uma divisão do espaço representativo dos atributos cinemáticos estimados (parâmetros de entrada) em regiões definidas pelas características que representam as classes de alvos consideradas para o problema.

Dentre as várias técnicas possíveis para a resolução do problema descrito, a lógica fuzzy (com o uso de sistemas de inferência) é a escolhida neste trabalho em função de suas características de robustez ao lidar com dados imprecisos e facilidade de implementação, se baseando na experiência de especialistas e em regras facilmente compreensíveis que podem ser expressas em linguagem natural. Além disto, a capacidade de fornecer decisões que se aproximam da forma de decisão humana também é um ponto favorável à sua utilização neste tipo de aplicação [10].

II. METODOLOGIA

A classificação pela abordagem escolhida neste trabalho se baseia em atributos cinemáticos de alvos aéreos rastreados. Esta abordagem requer que inicialmente dois fatores importantes sejam estudados: a divisão de classes com características tão bem-definidas quanto possível e a seleção dos atributos adequados para uso como entradas do sistema de classificação.

A divisão de classes se baseia nas propostas de [1, 2], descritas a seguir:

- Classe 1 – Aeronaves Comerciais e Executivas: Caracterizadas por vôos de cruzeiro com velocidades e altitudes medianas e acelerações baixas.
- Classe 2 – Aeronaves Militares de Grande Porte: Incluem bombardeiros, cargueiros ou aeronaves táticas de vigilância e comunicação. Podem atingir grandes altitudes, sendo que as velocidades e acelerações são intermediárias.
- Classe 3 – Aeronaves Militares de Alta Manobrabilidade: As aeronaves de caça são caracterizadas pelos maiores envelopes de vôo, podendo ser submetidas a grandes acelerações e se mover com velocidades das mais baixas às mais altas.

Após pesquisa de aeronaves significativas em cada uma das classes descritas catalogadas em [11] e com base nas propostas encontradas na literatura [1, 2, 5], velocidades e acelerações instantâneas foram escolhidas como as características representativas das classes propostas.

Para quantificação da divisão de classes segundo esta proposta, as referências citadas foram tomadas como base, sendo validadas pelos valores obtidos da pesquisa em [11], resumizada na Tabela I. A Tabela II sintetiza as definições adotadas, enquanto a Fig. 2 exibe graficamente os envelopes de vôo para as classes consideradas. Ressalta-se que, embora as classes 1 e 2 sejam capazes de suportar as acelerações citadas, as chances de operação acima de 1g e 3g, respectivamente, são progressivamente reduzidas.

TABELA I CARACTERÍSTICAS DE AERONAVES REPRESENTATIVAS DAS TRÊS CLASSES PROPOSTAS

Aeronave	Classe	Acel. Máx. (g)	Vel. Máx. (Mach)
Airbus A320	1	2,5	0,82
Gulfstream G200	1	2,63	0,85
Falcon 2000EX	1	2,64	0,81
Tupolev Tu-160	2	2	2,05
BaE Nimrod	2	3	0,77
Airtech CN235	2	3	0,43
C-130 Hercules	2	3	0,83
Super Tucano	3	7	0,53
F-18	3	7,5	1,8
Mig-29	3	8	2,26
Mirage 2000	3	11	2,2

TABELA II FAIXAS DE VELOCIDADES, ACELERAÇÕES E ALTITUDES PARA AS TRÊS CLASSES PROPOSTAS

Classe	Acel. Máx. (g)	Vel. Máx. (Mach)
1	2,0	0,9
2	4,0	0,9
3	10,0	3,0

Outra característica importante a ser notada é a sobreposição de parte dos envelopes, o que resulta na impossibilidade de diferenciação entre as classes enquanto os movimentos dos alvos permanecem restritos a estas regiões.

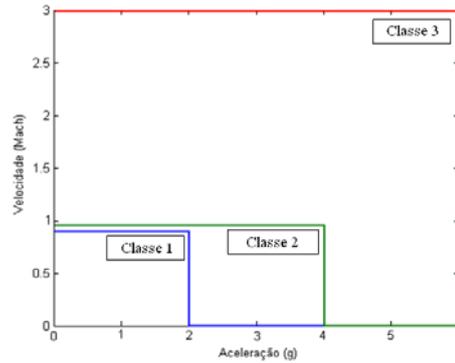


Fig. 2. Envelopes de vôo das classes definidas.

III. SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY PARA CLASSIFICAÇÃO

Desde sua criação por Zadeh nos anos 60 [12], a lógica fuzzy tem sido empregada em uma vasta gama de problemas, sendo que os sistemas de inferência constituem uma de suas aplicações mais difundidas. Introduzidos por Mamdani, sistemas deste tipo são regidos pela forma de raciocínio aproximado conhecida como *modus ponens* generalizado, se baseando em variáveis linguísticas e regras de implicação do tipo SE-ENTÃO para gerar um raciocínio aproximado, característico dos sistemas fuzzy [13, 14].

A solução proposta neste trabalho se baseia em um sistema de inferência de Sugeno de ordem zero [14], onde o conseqüente das regras de implicação é uma constante.

O classificador recebe como entradas, a cada instante de tempo do rastreador, a aceleração e a velocidade estimadas, além do resultado da classificação no instante anterior. Exceção se dá no primeiro instante de tempo, onde não há resultado anterior e apenas os atributos cinemáticos são levados em consideração. Estas entradas são submetidas a funções de pertinência triangulares definidas de modo genérico por:

$$trimf(x; a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a. \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b. \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c. \\ 0, & c \leq x. \end{cases} \quad (1)$$

e com as características mostradas na Fig. 3, para que sejam calculados os graus de compatibilidade que fornecem a crença nos antecedentes de cada uma das regras. As pertinências são definidas de acordo com as características desejadas para as classes, levando-se em consideração o estudo descrito na seção anterior. Funções triangulares são escolhidas por sua eficiência e simplicidade matemática, implicando em um custo computacional reduzido.

A base de regras que fornece os fatores de ponderação para as classes é a seguinte:

$$\begin{aligned} W_{Com} &= (V_b + V_m) \cdot (A_b) + P_{Com(t-1)} \\ W_{Bomb} &= (V_b + V_m) \cdot (A_b + A_m) + P_{Bomb(t-1)} \\ W_{Fighter} &= (V_b + V_m + V_a) \cdot (A_b + A_m + A_a) + P_{Fighter(t-1)} \end{aligned}$$

onde V_b , V_m e V_a são as compatibilidades com os antecedentes velocidade baixa, média e alta; A_b , A_m e A_a com aceleração baixa, média e alta e $P_{Com(t-1)}$, $P_{Bomb(t-1)}$ e $P_{Fighter(t-1)}$ as compatibilidades com as pertinências às classes no instante anterior.

Os operadores E (\cdot) são implementados pela função mínimo:

$$\mu_C(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (2)$$

e os operadores OU (+) pela função máximo:

$$\mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)), \quad (3)$$

sendo μ_A e μ_B funções de pertinência quaisquer.

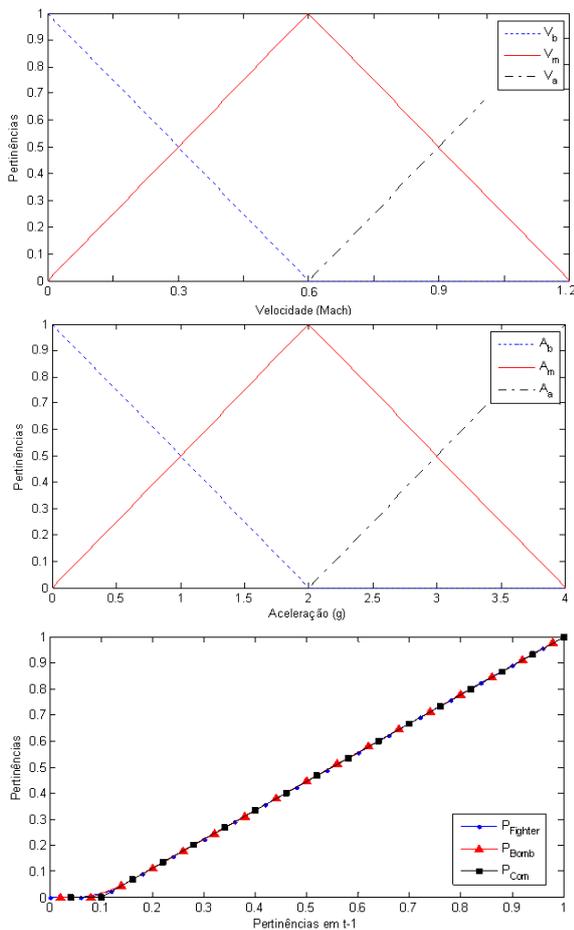


Fig. 3. Funções de pertinência aplicadas às entradas do classificador.

O procedimento descrito até este ponto fornece os fatores de ponderação para cada uma das classes. No entanto, não há interesse em um valor único de saída, como acontece nos sistemas de inferência tradicionais, e sim nos valores das crenças na pertinência dos dados de entrada a cada uma das classes previstas. Isto leva à adoção dos próprios fatores de ponderação, depois de normalização para o intervalo [0,1], como as crenças P desejadas. O sistema de inferência para classificação, na forma como descrito, é ilustrado pela Fig. 4.

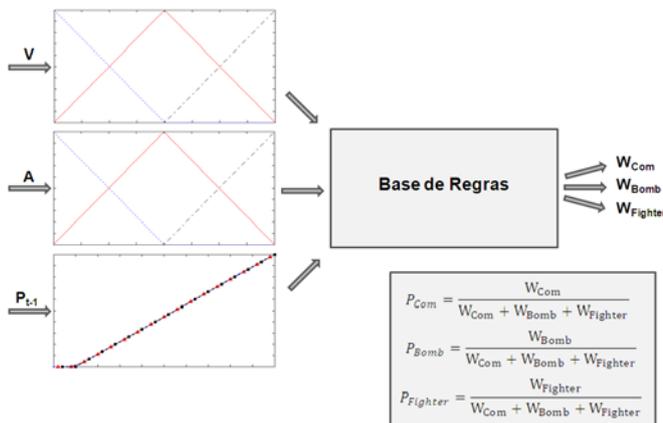


Fig. 4. Sistema de inferência fuzzy empregado para a classificação.

Uma regra adicional impõe que a crença na pertinência de um alvo à classe 1 (aeronaves comerciais) não pode ter o seu valor aumentado ao longo do seu intervalo de acompanhamento pelo sistema; tampouco a crença de pertinência à classe 3 (aeronaves de caça) pode ser reduzida. Isto impede, por exemplo, que uma aeronave que faça uma manobra de alta aceleração seguida de um movimento com velocidade constante tenha sua classificação como classe 1 bastante reduzida e depois novamente aumentada, o que resultaria em uma inconsistência.

Os resultados obtidos por este modelo de classificador, acompanhados de sua devida análise e comparação com outros modelos, são apresentados na seção seguinte.

IV. RESULTADOS E ANÁLISE

Para a validação do método proposto foi usado um gerador de trajetórias capaz de fornecer os mesmos dados que seriam estimados por um sistema real de rastreamento, incluindo a velocidade e a aceleração utilizadas pelo classificador. Este gerador recebe como entrada o tipo de movimento desejado – como uma curva sustentada com uma dada aceleração – e sua duração e calcula posição e atributos cinemáticos a cada instante de tempo. Diversos tipos de movimentos podem ser concatenados para a formação de trajetórias mais complexas.

A primeira trajetória simulada foi similar àquela utilizada por [2], permitindo uma comparação dos resultados obtidos. Esta trajetória consiste em um movimento com velocidade constante por 36s, seguido de uma curva com aceleração de 2g durante 4s e novamente um movimento em velocidade constante após outros 40s.

O segundo teste se baseou em uma trajetória um pouco mais complexa, iniciando em Mach 0,8 com uma curva sustentada de 1g durante 20s, subindo na seqüência para 1,3g por outros 20s. O terceiro trecho consiste em um movimento retilíneo com aceleração de 0,6g durante 20s, levando a velocidade até Mach 1,15. No último trecho volta a ter-se uma curva de 1g, desta vez com a velocidade anterior mantida.

As Fig. 5 e 6 exibem os resultados para ambos os casos, respectivamente. São mostradas as curvas representativas da velocidade, da aceleração e o histórico de crenças para as três classes. A altitude é suposta constante nos dois casos.

Da classificação para o primeiro teste, pode-se observar a consistência com os resultados de [2]. A princípio, as três classes são igualmente suportadas, pois o movimento em velocidade constante é possível para qualquer uma das classes. Quando a aceleração de 2g é detectada, as crenças nas classes 2 e 3 são aumentadas para um valor próximo de 0,5, já que o movimento é igualmente aceito por ambas; a classe 1, por sua vez, tem sua crença diminuída para próximo de zero, pelo fato de uma aeronave comercial não atingir tal fator de carga. No trecho final de movimento uniforme as classificações são mantidas, de acordo com o esperado.

Percebe-se uma alteração não-abrupta nos valores das crenças, por influência do estado anterior na classificação atual, o que contribui para que erros nas informações do rastreador (gerados por leituras errôneas do radar ou equívocos no algoritmo de rastreamento) tenham seu efeito atenuado.

No segundo caso de teste as três crenças são novamente idênticas no primeiro segmento, com um descrédito na classe 1 devido à aceleração no segundo. O aumento linear da velocidade no terceiro segmento só tem influência depois de algum tempo, reduzindo a crença da classe 2 e ainda mais na

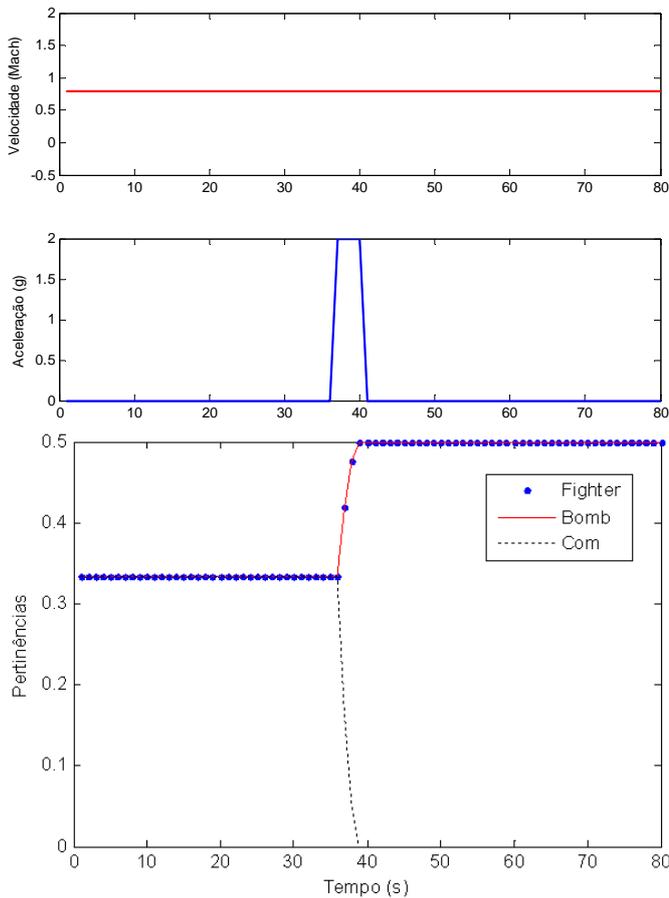


Fig. 5. Curvas de velocidade, aceleração e evolução das classificações para a primeira simulação.

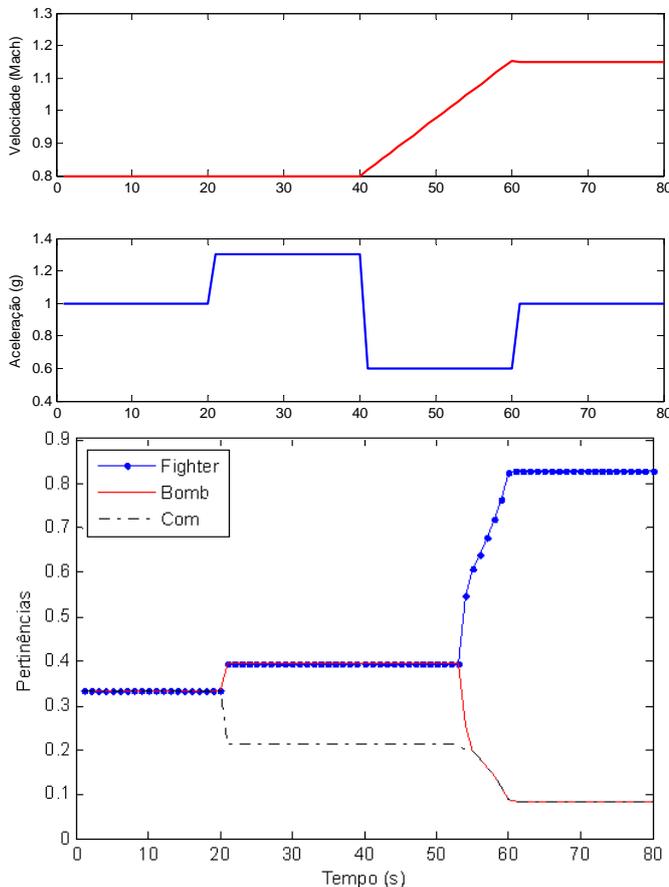


Fig. 6. Curvas de velocidade, aceleração e evolução das classificações para a segunda simulação.

classe 1. No último trecho, igualmente aceito por todas as classes, os valores são mantidos. Neste teste, pelos valores de velocidade e aceleração não se distanciarem muito dos limites para as classes 1 e 2, as crenças nas mesmas não são reduzidas a zero, o que é uma característica desejada.

V. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresentou uma proposta de classificador para alvos aéreos se baseando em um sistema de inferência fuzzy e tendo como entradas as velocidades e acelerações instantâneas destes alvos, oriundas da simulação de um sistema de rastreamento.

As respostas do classificador foram avaliadas para trajetórias típicas simuladas e comparadas a outros resultados encontrados na literatura. O comportamento das crenças de pertinências às classes definidas se mostrou adequado às expectativas, com resultados satisfatórios e robustez, mostrando que pode ser útil no auxílio à decisão em sistemas de controle e vigilância do espaço aéreo.

Possíveis melhorias futuras incluem o refinamento dos parâmetros do sistema de inferência através de técnicas de regressão ou otimização, a integração a um algoritmo de rastreamento que se baseie em múltiplos modelos (permitindo usufruir das vantagens de um sistema *Joint Tracking and Classification*) e a fusão de dados com outros tipos de classificadores, como os baseados em imagens ou na geometria dos alvos detectados pelos radares.

REFERÊNCIAS

- [1] P. Smets and B. Ristic, "Kalman Filter and Joint Tracking and Classification based on Belief Functions in the TBM Framework", *International Conference on Information Fusion*, Stockholm, Sweden, 2004.
- [2] B. Ristic, N. Gordon and A. Bessel, "On target classification using kinematic data", *Information Fusion*, vol. 2004:5, pp. 15-21, 2004.
- [3] S. Maskell, "Joint Tracking of Manoeuvring Targets and Classification of Their Manoeuvrability", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2004:15, pp. 2339-2350, 2004.
- [4] N. Gordon, S. Maskell, T. Kirubarajan, "Efficient Particle Filters for Joint Tracking and Classification", *SPIE Signal and Data Processing of Small Targets*, Orlando, 2002.
- [5] D. Angelova and L. Mihaylova, "Sequential Monte Carlo algorithms for Joint Target tracking and Classification using Kinematic Radar Information", *International Conference on Information Fusion*, Stockholm, Sweden, 2004.
- [6] S. Challa and G. Pulford, "Non-Cooperative Target Classification and Tracking", *Proceedings of the American Control Conference*, 1999.
- [7] M. Roth, "Neural Networks for Extraction of Weak Targets in High Clutter Environments", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 19, pp. 1210-1217, 1989.
- [8] X. Yu and M. Azimi-Sadjadi, "Neural Network Directed Bayes Decision Rule for Moving Target Classification", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, vol. 36:1, pp. 176-188, 2000.
- [9] W. Yang, L. Jianguo and Z. Changyao, "Algorithm of target classification based on target decomposition and support vector machine" *Asian and Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar*, vol. 1, pp. 770-774, 2007.
- [10] C. Oliveira and M. Belderrain, "Modelo para Apoio à Decisão no Processo de Classificação de Unidades Móveis no Ambiente Marítimo", *Simpósio de Guerra Eletrônica*, São José dos Campos, Brasil, 2007.
- [11] P. Jackson (Ed.), *Jane's All the World's Aircraft 2004-2005*. Jane's Information Group, 2004.
- [12] L. Zadeh, "Fuzzy Sets", *Information and Control*, vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [13] J.-S. Jang, C.-T. Sun and E. Mizutani, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1997, pp. 13-91.
- [14] S. Sandri and C. Correa, "Lógica Nebulosa", *Escola de Redes Neurais*, pp. c073-c090, São José dos Campos, Brasil, 1999.