



SPOLM 2007

ISSN 2175-6295

Rio de Janeiro- Brasil, 08 e 09 novembro de 2007.

KNN APLICADO À CLASSIFICAÇÃO DE INDIVÍDUOS NA CASA INTELIGENTE

Rafael Lima de Carvalho

Instituto Militar de Engenharia
Pça Gen Tibúrcio 80 - Urca - Rio de Janeiro/RJ
rafaelccomp@gmail.com

Ronaldo Ribeiro Goldschmidt

Instituto Militar de Engenharia
Pça Gen Tibúrcio 80 - Urca - Rio de Janeiro/RJ
ronaldo@ime.eb.br

Paulo Fernando Ferreira Rosa

Instituto Militar de Engenharia
Pça Gen Tibúrcio 80 - Urca - Rio de Janeiro/RJ
rpaulo@ime.eb.br

Sandro Santos de Lima

Instituto Militar de Engenharia
Pça Gen Tibúrcio 80 - Urca - Rio de Janeiro/RJ
ssdelima@oi.com.br

Resumo

Na implementação de serviços personalizados em sistemas de casas inteligentes, a identificação de seus indivíduos é essencial. Este artigo mostra a aplicação do algoritmo KNN (K vizinhos mais próximos) como algoritmo de identificação para uma casa inteligente equipada com um sensor de passos que extrai as características do caminhar de seus indivíduos, gerando a base de dados o qual o algoritmo proposto trabalha.

Palavras-Chaves: Classificação; Redes Neurais; K Vizinhos mais Próximos; Casa Inteligente; Sensor de Passos.

Abstract

This article shows the application of the algorithm KNN (K Nearest Neighbors) as identification algorithm to an intelligent house equipped with a footstep sensor that extracts walking's characteristics their individuals, generating the database which the proposed algorithm works.

Keywords: K Nearest Neighbors; Neural Networks; Smart Homes;

1. INTRODUÇÃO

Uma casa inteligente pode ser definida como um ambiente equipado por sensores e atuadores os quais permitem o monitoramento e adaptação das condições ambientais, trazendo conforto, segurança e praticidade, com o mínimo de intervenção de seus habitantes.

Com base nessa capacidade, a casa pode detectar invasores, gases tóxicos bem como alterar as condições de temperatura e luminosidade de acordo com preferências, aprendidas com os hábitos dos moradores que estão presentes em determinado cômodo. A arquitetura de um cômodo pode ser vista na Figura 1. Os diversos sensores distribuídos pela residência enviam as informações (habitantes, iluminação, temperatura, entre outras), do ambiente ao sistema de controle, o qual processa e, através de sinais de controle enviados aos atuadores, ajusta as condições de acordo com as preferências de seus ocupantes.

Como pode ser observado, saber quem habita a casa em determinado momento é uma informação primordial para a adaptação e monitoramento. Sistemas de identificação como senhas e crachás não são adequados para o sistema da casa, pois acredita-se que ninguém gostaria de ser impedido de entrar em sua própria residência por ter esquecido a senha ou o crachá no trabalho. Sistemas biométricos, como leitura da íris, palma da mão, impressão digital e reconhecimento de voz, podem ser utilizados, porém são invasivos, visto que necessita da atenção do habitante para a realização da identificação. Buscando solucionar tal problema, um sensor de passos foi proposto em [5, 1]. Esse sensor extrai dados do caminhar de cada indivíduo e submete a um *algoritmo de identificação*.

A primeira versão do *algoritmo de identificação* foi implementada utilizando redes neurais ART (*Adaptive Resonance Theory*) 2, a qual obteve um percentual de acertos de 87%. Essa versão foi melhorada em [cite{Fabio2006}], aumentando o percentual para 90,2%. Este artigo relata a aplicação do algoritmo KNN para a tarefa de classificação de indivíduos da casa, utilizando os mesmos dados aplicados aos algoritmos anteriores.

Este artigo está organizado da seguinte maneira: A Seção 2 aborda o funcionamento do sensor de passos, o atual algoritmo de identificação e apresenta o algoritmo KNN.

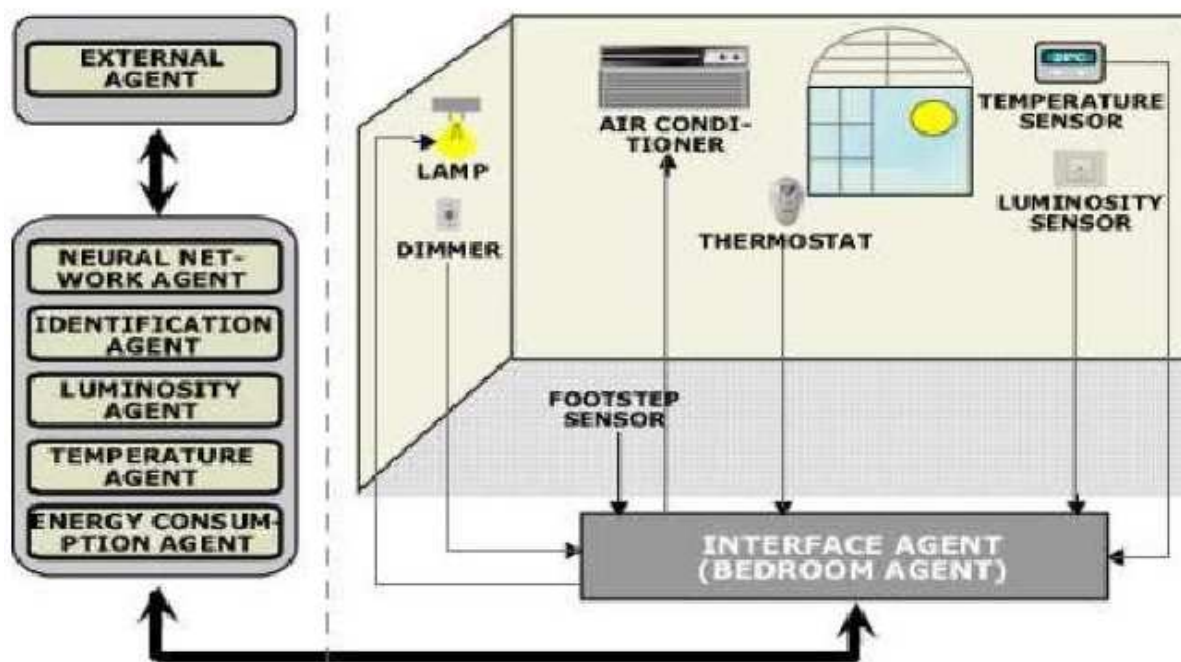


Figure 1 Arquitetura da casa inteligente [4].

2. REVISÃO

Essa seção aborda os aspectos básicos para o entendimento do funcionamento e a

forma como os dados são gerados no sensor de passos. Na Seção 2.2 é mostrado o funcionamento do algoritmo KNN. Por fim, algumas métricas de distância são apresentadas.

2.1. SENSOR DE PASSOS

O sensor de passos é o elemento central do sistema de identificação da casa. Ele é o responsável por extrair as características do caminhar que serão passadas ao *algoritmo de identificação*, o qual efetuará a classificação. As características utilizadas são: “f” (frequência do passo), “ Ω ” (abertura do passo) e “s” (comprimento do passo). A Figura 2 destaca os parâmetros na malha sensora. Para a extração desses parâmetros, o sensor deve informar ao algoritmo de identificação, o ponto (x,y) da malha sensora onde os pés do indivíduo exerceram pressão e o intervalo de tempo entre cada pisada.

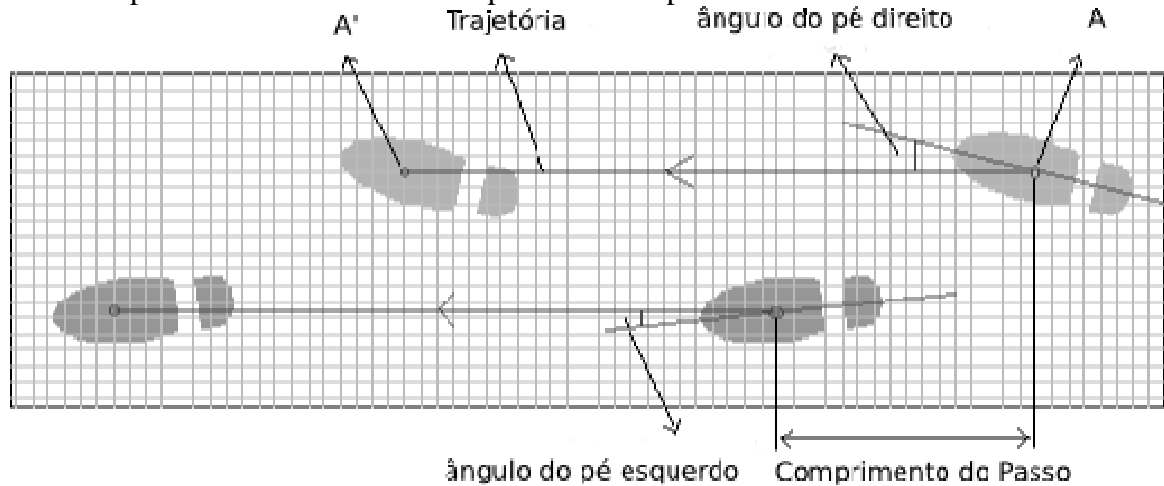


Figure 2 Vista superior da malha sensora[1].

Os pontos de pressão são distribuídos de forma equidistante ao longo do sensor, para que dessa forma, o número de dispositivos detectores de contato excitados durante o caminhar do indivíduo não dependa da direção de deslocamento[1].

Basicamente, o sensor de passos é composto por (duas) camadas: a camada superior, por onde o indivíduo a ser identificado deve caminhar; e a camada amortecedora, onde encontram-se instalados os elementos responsáveis pela extração dos dados que serão usados para o cálculo das características do caminhar dos indivíduos.

A camada superior do sensor é constituída pela borracha *eva* (etileno/vinil acetato), um material resistente, mas que, no entanto apresenta deformação quando submetido à pressão exercida pelo caminhar das pessoas. Abaixo da camada superior, encontram-se trilhas condutoras de alumínio, por onde circulará a corrente no momento em que uma pessoa caminhar sobre esta região do sensor. Em cada um dos lados destas trilhas estão conectadas fontes de tensão contínua de mesmo valor, isto evita a circulação de corrente pelas trilhas de alumínio enquanto esta região do sensor estiver ociosa, ou seja, sem nenhum indivíduo sobre ela. Acondicionadas nos orifícios feitos na camada amortecedora, encontram-se molas que, em conjunto com as trilhas de alumínio, formarão o circuito por onde circulará a corrente que permitirá determinar os pares ordenados (x,y) . Para que isto seja possível, resistores conectam molas vizinhas localizadas em um mesmo ponto de ordenada y_i . Nos extremos esquerdo e direito desta rede de resistores encontram-se os resistores R_e e R_d , cujos terminais com potencial positivo são conectados às entradas analógicas de uma placa de aquisição de dados. Toda esta estrutura da camada amortecedora é montada sobre uma placa de madeira.

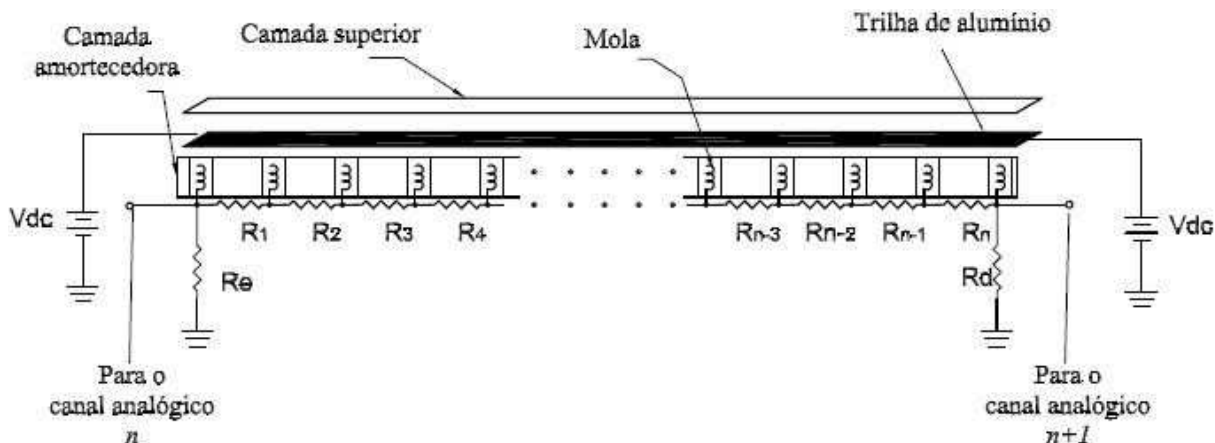


Figure 3 Corte AA' da malha sensora - Visão dos detalhes construtivos de uma seção de ordenada y_i do sensor de passos [1].

As leituras das tensões nos resistores R_e e R_d fornecem os pontos de contato mais a esquerda e mais a direita dos pés do indivíduo no sensor. O Corte AA' da malha sensora, Figura 3, apresenta os detalhes construtivos do sensor [1]. Enquanto não estiver sendo exercida pressão sobre o sensor, as leituras em todos os canais da placa de aquisição de dados serão iguais a 0 (zero), uma vez que os terminais dos resistores encontram-se ligados ao terra da fonte de alimentação. Porém, no instante em que um indivíduo pisa no sensor, a pressão exercida pelo seu pé na camada superior provocará uma deformação na trilha condutora de alumínio e na camada amortecedora.

Estas deformações farão com que ocorra o contato entre a trilha de alumínio e as molas, iniciando a circulação de corrente no sensor. Mantendo-se constante o valor da tensão V_{dc} fornecida pelas fontes, as tensões V_{R_e} e V_{R_d} fornecerão, de maneira indireta, os pontos de conta todos os lados esquerdo e direito do pé sobre aquela seção do sensor de passos.

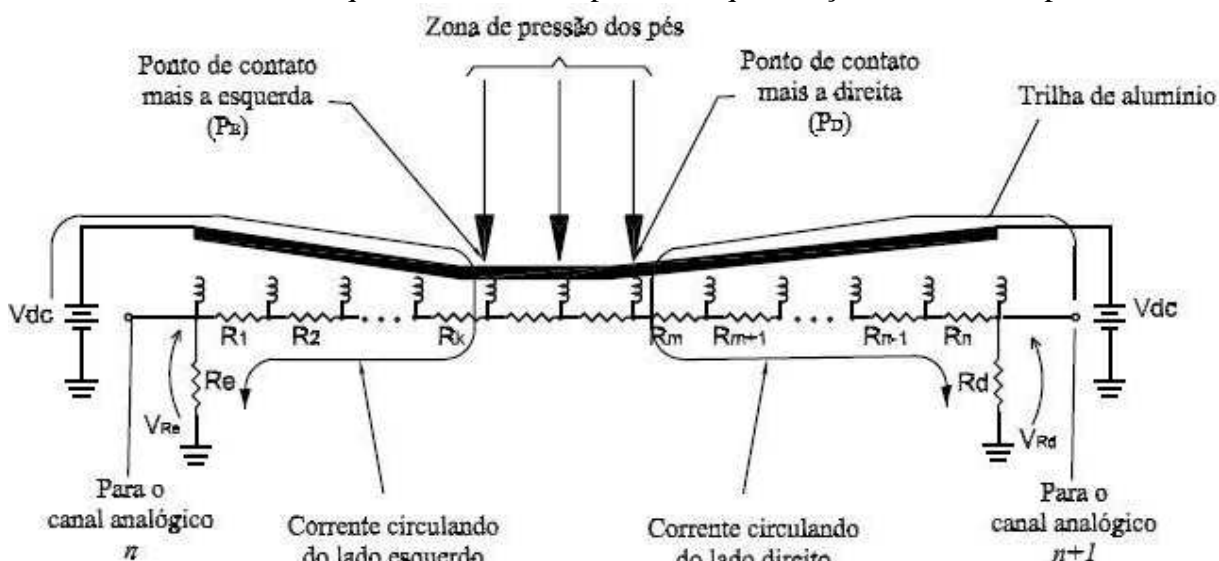


Figure 4 Deformação em uma seção do sensor de ordenada y_i do sensor [1].

Considere que tenha ocorrido uma deformação em uma seção de ordenada y_i do sensor de passos, conforme pode ser visto na Figura 4. À esta seção estão associados dois canais analógicos (n e $n + 1$) de um placa de aquisição de dados; estes canais farão as leituras das tensões que permitirão identificar os pontos x_i e x_{id} , que correspondem, respectivamente, aos pontos de contato mais a esquerda e mais a direita do pé do indivíduo que está pisando no sensor [1].

2.2. O ATUAL ALGORITMO DE IDENTIFICAÇÃO

O algoritmo de identificação foi implementado utilizando redes neurais do tipo ART (Adaptive Resonance Theory) por ter características como: plasticidade (capacidade de identificar entradas que correspondam a novos padrões e adaptar-se a fim de reconhecer este novo padrão); e estabilidade (capacidade de ajustar-se quando reconhece que um padrão é bastante parecido com um já armazenado, este auto ajuste permite a rede armazenar padrões semelhantes em uma mesma posição de memória). Existem vários modelos para as redes ART, o modelo escolhido para o algoritmo de identificação foi o ART2, por aceitar valores contínuos na entrada.

Na versão do algoritmo apresentado por Vidal *et al.* [3], foi criada uma Rede Art 2 onde função de ativação dos neurônios usada é a distância euclidiana entre a coordenada formada pela entrada (c , a , f) e as sinapses do neurônio (w_{i1} , w_{i2} , w_{i3}). Cada um dos neurônios possui um raio, se a distância euclidiana entre a entrada e as sinapses for maior que o raio, o valor de saída do neurônio torna-se -1 . O neurônio vencedor é aquele que obtiver o menor valor maior que 0 (zero) na função de ativação, ou seja, o neurônio que possuir as sinapses mais próximas da entrada. Caso não haja vencedor a entrada não é identificada como um padrão conhecido. Neurônios que possuem distância euclidiana entre suas sinapses menor que o dobro do raio de um dos neurônios são considerados de uma mesma classe ou padrão [3].

Uma série de configurações e testes foi feita para avaliar e treinar a rede. Dentre elas, a configuração que utilizou 51 neurônios, um raio de 0,0015 com 31 padrões, conseguiu uma taxa de acertos de 90,2 % de acertos, uma melhora de mais de 3% em relação ao algoritmo apresentado por [1].

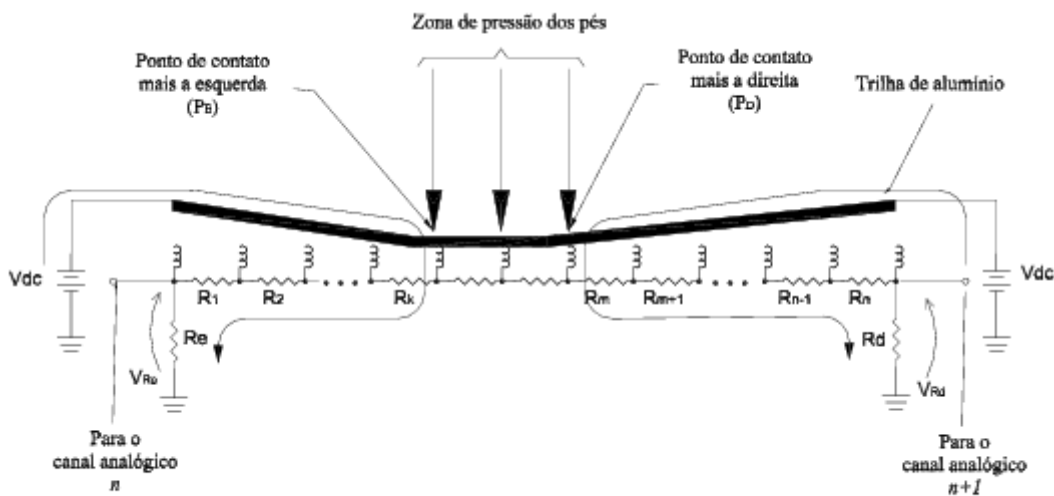
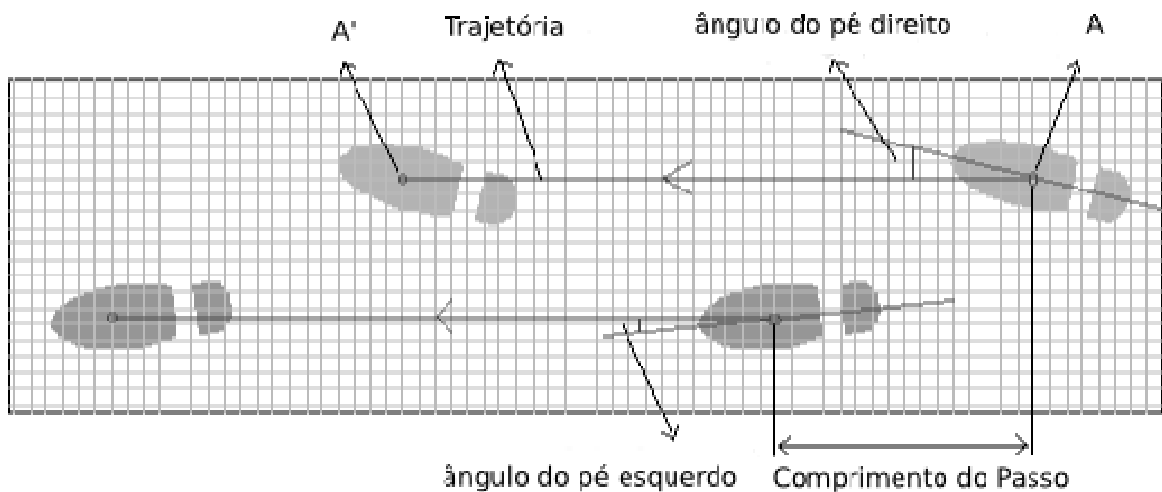


Figure 5 Corte AA' da malha sensora - Visão dos detalhes construtivos de uma seção de ordenada do sensor de passos [1].

2.3. ALGORITMO K-NN

O método K-NN é muito utilizado em aplicações envolvendo a tarefa de classificação. Trata-se de um método de fácil entendimento e implementação e que não requer treinamento prévio para ser aplicado. O funcionamento do K-NN encontra-se descrito a seguir.

Considerando uma base de dados (base de referência) de um problema envolvendo a tarefa de classificação (que contém um atributo cujos valores são rótulos de classes predefinidas) e cada novo registro a ser classificado (registro da base de teste), os seguintes passos são executados [2]:

- Cálculo da distância do novo registro, a cada um dos registros existentes na base de referência. Para tanto, utiliza-se alguma métrica de distância como apresentado na Seção 2.3.
- Identificação dos k registros da base de referência que apresentaram menor distância em relação ao novo registro (mais similares).
- Apuração da classe mais freqüente entre os k registros identificados no passo anterior;
- Comparação da classe apurada com a classe real, computando erro ou acerto do algoritmo. Este último passo só deve ser utilizado quando as classes dos novos registros são conhecidas e deseja-se avaliar o desempenho do método K-NN na base de dados em questão. Nas demais situações, este algoritmo se encerra no passo anterior.

2.4. MÉTRICAS DE DISTÂNCIA

O conceito de distância é formalizado como uma função $D : E \times E \rightarrow R$ (a cada par de pontos associa um valor real) que atente às seguintes restrições [2]:

$$D(x, x) = 0$$

$$D(x, y) = D(y, x)$$

$$D(x, y) \leq D(x, z) + D(z, y)$$

Dentre alguns exemplos de distância temos:

Euclidiana: $D(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}$;

Hamming: $D(X, Y) = \sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|$;

Minkowsky: $D(X, Y) = \left(\sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|^p \right)^{1/p}$;

3. METODOLOGIA

Para validação da solução proposta, utilizou-se a mesma base de dados nos trabalhos [3] e [1]. A partição dos dados para teste foi feita utilizando a metodologia *Leave-One-Out*, que consiste em retirar um elemento da base de dados, testá-lo com os demais e inseri-lo novamente, repetindo o processo para outro registro ainda não testado, até que todos os registros sejam analisados. Este método tem a característica de ser dispendioso e é usado freqüentemente em pequenas amostras [2]. Como a base tem somente 200 registros, foi escolhido esse método para partição dos dados.

As três métricas citadas na Seção 2.3 foram implementadas, com o parâmetro P da distância de *Minkowsky* variando entre 3, 4 e 5. O número de vizinhos (k) foi variado no intervalo de 3 a 25. O código foi implementado utilizando-se o compilador e IDE Borland C++ Builder. A próxima seção comenta os resultados.

4. RESULTADOS

A cada combinação, o algoritmo foi configurado e executado. Cada execução, gastou em torno de 4s. Utilizando a distância Euclidiana, o melhor resultado ocorreu quando $k=8$ tendo 157(78.5%). Usando a distância de Hamming, com $k=19$ os acertos foram 169 (84.5%) Os resultados para a distância de *Minkowsky* com $P=1,2$ e 3, foram 163(81.5%), 164(82%) e 162(81%); e $k=18, 17$ e 16, respectivamente. A Tabela 1 descreve os resultados para todas as configurações. A Tabela 2 resume os resultados.

K	Euclidiana	Hamming	Minkowsky(p=3)	Minkowsky(p=4)	Minkowsky(p=5)
3	127	115	122	125	121
4	126	153	150	144	120
5	148	136	133	135	134
6	139	152	136	139	139
7	139	155	139	139	151
8	157	134	160	131	144
9	132	156	146	147	142
10	135	158	143	134	157
11	131	154	144	142	144
12	140	155	149	142	140
13	144	142	158	130	141
14	137	159	140	153	125
15	141	153	152	142	157
16	144	156	146	141	162
17	136	165	152	164	158
18	139	133	163	133	142
19	146	169	146	143	142
20	129	163	140	129	147
21	124	145	127	129	156
22	131	136	131	125	134
23	147	131	147	143	141
24	137	128	130	141	136
25	134	146	130	129	133

Tabela 1: Tabela de resultados.

Dist	K	Acertos	%
Euclidiana	8	157	78.5
Hamming	19	169	84.5
Minkowsky (p=3)	18	163	81.5

Minkowsky (p=4)	17	163	82
Minkowsky (p=5)	16	163	81

Tabela 2: Resumo com o melhor resultado de cada configuração.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Como visto na Seção anterior, o melhor resultado foi obtido quando $k=19$ e utilizando a distância de Hamming com 84,5% de acertos. Esse índice foi menor que a primeira versão do algoritmo de identificação implementado por [1] (87%).

Não é possível julgar o desempenho do algoritmo de forma comparativa dos acertos, pois o sistema de treinamento e teste executado nos outros trabalhos se diferencia desse. Nos demais trabalhos treinou-se a rede com 17 indivíduos e deixando três para testes. Já no algoritmo implementado nesse trabalho, utilizou-se o método *Leave-one-out*, o qual deixa um registro de fora para testar com os demais, até todos serem testados. A utilização do KNN como algoritmo de classificação na casa teria que ser utilizado de forma híbrida com a rede neural ou outro sistema de classificação, pois o KNN não classifica novos indivíduos, como a rede faz. Por outro lado, o KNN não necessita de treinamento.

5.1. TRABALHOS FUTUROS

Para aprimoramento do algoritmo de classificação, pretende-se implementar um algoritmo híbrido em que o KNN seria aplicado nos dados que a rede errou, de forma a aumentar a eficiência da classificação. Quanto ao sensor de passos, uma nova versão que utiliza o som dos passos já está sendo produzida. Isso permitirá substituir a malha sensora apenas por microfones.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] S. S. de Lima. Análise e desenvolvimento de um ambiente para aplicações domésticas. Tese de Mestrado, Instituto Militar de Engenharia, 2005. Rio de Janeiro, Brasil.
- [2] R. R. Goldschmidt e E. Passos. *Data Mining um guia prático*, volume 1. Editora Elsevier, 2005.
- [3] F. S. Vidal, P. F. F. Rosa, and S. S. Lima. *Identificação de indivíduos a partir das características do seu caminhar*. In Congresso Latino-americano de Controle Automático, páginas 360–365, 2006.
- [4] P. F. F. Rosa, S. S. Lima, W. T. Botelho, A. Carrilho. *The Modeling of a Multi-Agent System for a Domotics Platform*. In: The 16th IFAC World Congress, 2005, Praga, Julho 3-8. Preprints of the The 16th IFAC World Congress. Praga: International Federation of Automatic Control, 2005. v. 1. p. 1-6.
- [5] A. F. Nascimento. *Sistema Dinâmico de Automação Residencial*. Dissertação de Mestrado. Instituto Militar de Engenharia, 2002. Rio de Janeiro, Brasil.