

# Reconhecimento posturas da mão na interação no ambiente virtual

Pedro H. L. da Silva, Luis Rivera, Annabell del Real, Fermín Tang

pedrolmota@gmail.com, {rivera, annabell, tang}@uenf.br

Laboratório de Ciências Matemáticas-LCMAT  
Universidade Estadual do Norte Fluminense-UENF  
Av. Alberto Lamego, 2000. CEP 28015-620  
Campos dos Goytacazes, Rio de Janeiro - Brasil

**Resumo:** *Os meios de interação entre usuário/computador são predominantemente através de teclados, mouse, keypads, etc. Recentemente vem surgindo meios alternativos de interação com o computador, como os gestos que produzem comandos, usando técnicas de reconhecimento de padrões e visão computacional. Neste trabalho é desenvolvido um ambiente virtual cuja interação com o usuário acontece através do reconhecimento de posturas de mão predefinidas. Esse sistema é construído sobre a base de algoritmos de segmentação de forma que a mão do usuário fosse capturada através de um webcam, caracterizada usando momentos de Hu e representada em uma rede neural Perceptron multicamada para sua classificação. Para a interação dos objetos no ambiente virtual 3D, as posições são obtidas a partir das variações das imagens da mão capturas pela web.*

**Abstract:** *The means of interaction between user/computer are mostly through keyboards, mice, keypads, etc. Recently have been emerging alternative means of interaction with the computer, such as gestures that produce commands, using techniques of pattern recognition and computer vision. In this paper is developed a virtual environment where user interaction takes place through the recognition of hand defined postures. This system is built on the basis of segmentation algorithms so that the user's hand was captured through a webcam, characterized using moments of Hu and represented in a multilayer Perceptron neural network for classification. For the interaction of objects in the 3D virtual environment, positions are obtained from the changes of images of the hand catches the web.*

**Palavras-chave:** Reconhecimento de postura, gestos de mãos, interação, ambiente virtual.

## 1. Introdução

Por muito tempo os meios de interação com o computador têm se limitado ao teclado, mouse, keypads, trackballs, etc. Esses dispositivos, apesar de adequados, limitam a velocidade e naturalidade com a qual se interage com os computadores.

Recentemente, com o desenvolvimento de computadores mais potentes e com o crescimento do interesse por meios mais envolventes de interação com os computadores, vêm se desenvolvendo a interação entre o usuário e o computador usando técnicas de visão computacional e combinadas com métodos de reconhecimento de padrões.

É natural que as pessoas usem gestos para se comunicar. Os gestos podem ser usados como um complemento da fala, ou como forma principal de comunicação. Os gestos podem ser através do movimento de partes do corpo, como as mãos, o rosto, os olhos e a cabeça ou o movimento do corpo inteiro. Os mudos, por exemplo, utilizam os gestos de mãos como principal forma de comunicação, e é também com as mãos que as pessoas interagem com objetos em geral.

Sendo assim, cada gesto traz consigo uma mensagem que pode ser obtida pelo reconhecimento visual das posturas que o compõem. Esse reconhecimento poderá ser feito usando técnicas de visão computacional em conjunto com técnicas de inteligência artificial.

Por promover uma interação mais natural entre o usuário e o ambiente virtual, técnicas de visão computacional têm sido muito utilizadas em jogos de computador, sendo estes conhecidos como jogos fisicamente interativos com princípios de imersão.

O correto entendimento do gesto através do reconhecimento das posturas associadas envolve diversos aspectos como, por exemplo, como detectar as posturas a partir de um conjunto de frames da câmera ou vídeo, como representar essas posturas de forma eficiente; ou seja, como caracterizá-las, e por fim, como executar o reconhecimento dessas posturas. Para cada uma destas etapas existem diversas técnicas e abordagens, sendo necessário um amplo estudo para selecionar as técnicas necessárias para uma aplicação em específico.

O trabalho se organiza da seguinte forma: na Seção 2 abordam-se reconhecimentos de gestos e trabalhos relacionados. Na seção 3 se formula o modelo de reconhecimento de gestos para a interação no ambiente virtual; na Seção 4 apresentam-se os resultados do modelo proposto com exemplos de interação com ambientes virtual, e finalmente na Seção 5 conclui-se complementando com trabalhos futuros.

## 2. Reconhecimento de gestos

Um gesto da mão é composto por uma seqüência de posturas de mão interligadas em um curto espaço de tempo, sendo estas posturas de mão fases intermediárias do gesto da mão. Por exemplo, o gesto de dar "tchau" para uma pessoa é a movimentação de um lado para o outro da mão com a palma.

O foco principal deste trabalho são as posturas de mão, sendo estas mais especificamente posturas que indiquem qual ação deve ser tomada, ou seja, cada postura representará uma ação específica.

Diversos trabalhos foram desenvolvidos com propósitos similares utilizando diversas formas de reconhecimento de posturas por meios de visão computacional. Para isso,

as imagens com as posturas de mão representadas devem ser caracterizadas para serem então classificadas tendo suas posturas reconhecidas. Uma das formas muito utilizadas para caracterizar imagens é através do uso de invariantes. Existem diversos processos de classificação, sendo que, um dos mais utilizados são os classificadores usando redes neurais.

Existem diversos trabalhos que utilizam gestos e posturas da mão para diversas aplicações, entre elas reconhecimento da linguagem de sinais, e para controle de objetos virtuais, de teleconferência, etc. Por exemplo, Chen et al. [Chen+07] criaram uma ferramenta para a detecção de quatro posturas de mão, a posição com dois dedos, a palma da mão, o pulso e a posição com o dedo mínimo em destaque usando características Haar-like baseado no algoritmo desenvolvido por Viola e Jones [Viola+01]. Berry e Pavlovic [Berry+98] integraram gestos de controle, usando uma máquina de estados finitos para modelar a dinâmica dos movimentos, no ambiente virtual Battle-Field. Os gestos da mão são utilizados não somente para navegar no ambiente virtual mas também para selecionar e movimentar objetos virtuais no ambiente.

Bretzner et al. [Bretzner+02] criaram um sistema para reconhecimento de gestos da mão, onde os gestos são representados em termos de características de hierarquias de imagens em cores em multi-escala, posição, orientação. A mão é representada por um modelo que consiste na representação da palma da mão e os cinco dedos. O reconhecimento do gesto é realizado através de métodos estatísticos. Elmezain et al. [Elmezain+09] desenvolveram um sistema para reconhecer caracteres do alfabeto (A-Z) e números (0-9) em tempo real usando modelos ocultos de Markov (Hidden Markov Models - HMM). O sistema foi desenvolvido em três estágios, segmentação automática e pré-processamento de regiões da mão, extração de características e classificação. Teschioni et al. [Teschioni+99] criaram um sistema usando rede neural que monitora uma área turística cuja função é detectar pedestres em movimento na área. Carneiro et al. [Carneiro+09] implementaram um sistema que reconhece as 26 letras do alfabeto da LIBRAS<sup>1</sup> através de uma rede neural Perceptron de múltiplas camadas e de uma rede SOM (Self-Organizing Map) que realiza uma pré-classificação a partir dos momentos invariantes de Hu.

### 3. Modelo de reconhecimento de posturas

Neste trabalho, formula-se um modelo de reconhecimento de posturas de mão para a manipulação de objetos como cubos e esferas em um ambiente virtual. Este ambiente é composto por um piso e paredes delimitando a área do ambiente. No piso são dispostos os objetos geométricos que podem ser selecionados e movimentados para qualquer posição no ambiente.

Para este propósito, se estabelecem três posturas básicas: movimentar, selecionar e segurar. A postura de movimentar é representada, como mostra a Figura 1, pela mão aberta, a postura selecionar pela mão em forma de L e segurar pela mão fechada.

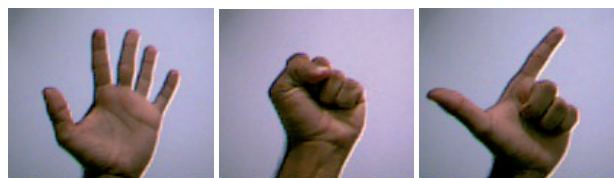


Figura 1. Posturas para a interação no ambiente virtual.

O modelo proposto está estruturado em cinco módulos: a captura e segmentação, a caracterização, o treino, a classificação e interação no ambiente virtual.

#### 3.1. Captura e segmentação

Cada frame obtido pela câmera constitui uma imagem estática. Essa imagem é enviada para o módulo de segmentação que irá percorrer toda a imagem e decidir quais os pixels que correspondem à cor da pele, e quais fazem parte do fundo. É considerada uma tonalidade de pele específica para extrair somente a mão das outras partes da imagem.

Existem várias formas e métricas para se obter o tom da pele. Segundo Vezhnevets et al. [Vezhnevets+03] entre os métodos mais comuns para a detecção de tom da pele estão: *Normalized lookup Table* (LUT) que usa uma tabela de valores e quantizados de tons de cores; *Classificador Bayes* que verifica que dado um ponto  $p$  de cor  $c$ , se esta cor tem uma frequência maior que um limite  $k$ , para pertencer a pele; e *Região da pele definida explicitamente*, onde os valores correspondentes ao tom de pele serem definidos explicitamente em um determinado espaço de cores.

Neste trabalho, utiliza-se a região da pele definida explicitamente no espaço de cores YCbCr, para  $77 \leq Cb \leq 127$  e  $133 \leq Cr \leq 173$  definido por Mahmoud [Mahmoud08], sendo este o método mais eficiente que o equivalente no espaço de cores RGB.



Figura 2. Segmentação das imagens no espaço YCbCr.

As imagens segmentadas ainda são impuras, devido aos ruídos e segmentos adicionais não desejados, que dificultam a identificação plena do gesto. As operações morfológicas erosão e dilatação, suavização e eliminação de blobs (porções maiores não significativas) permitem limpar os ruídos e os blobs [Bradski08][Gonzales+10].

Um problema detectado nesta fase foi que o resultado da segmentação varia de acordo com a iluminação do ambiente. Porque como se trata de uma limiarização sobre os canais da imagem, a incidência de luz no ambiente varia os valores das cores em cada canal. Ambiente com iluminação imprópria, como pouca iluminação ou com muita iluminação, afeta o resultado da segmentação.

#### 3.2. Caracterização

Esse processo consiste em analisar a imagem pré-processada e buscar pelos padrões de interesse. Nesta

fase, a partir da imagem, são obtidos valores numéricos que representam eficientemente a imagem. Esse conjunto de valores forma o vetor de características da imagem fornecida.

A seleção de boas características para o reconhecimento de posturas de mão é uma fase crucial no processo e pode determinar o sucesso ou falha do algoritmo em uso. O fato de que a mão humana variar grandemente nas posições que pode assumir e movimentos que pode realizar é a principal razão pela qual a escolha de um bom conjunto de características é importante. Esse conjunto de características deve idealmente descrever a postura e/ou gesto de forma única, de forma que cada diferente posição da mão deve prover um conjunto de boas e diferentes características para um reconhecimento confiável.

O reconhecimento de posturas da mão é possível através da extração de características como direção da mão e dedos, ponta dos dedos, contorno da mão, em resumo características geométricas em geral. Existem também muitos trabalhos que se utilizam do fato de que a mão humana ter aproximadamente a mesma matiz, saturação e variarem em seu brilho. Em outras palavras, sendo as mãos são detectadas pelo tom da pele. Essa é uma abordagem simples e muito utilizada para detectar a mão a partir de uma imagem.

Elmezain et al. [Elmezain09] utilizam a localização, orientação e velocidade da trajetória da mão, outros. Os momentos invariantes de Hu [Hu62] são extratores de imagens bastante eficientes apenas para um conjunto de sete parâmetros insensíveis às deformações rígidas, como translação, rotação, escala e espelhamento. Segundo Wu et al. [Wu+99], os momentos de invariantes de Hu tem sido extensivamente utilizado em diferentes aplicações desde sua publicação. Neste trabalho, usa-se invariante de Hu para caracterizar cada frame segmentado em um vetor de sete elementos. Os sete parâmetros, em detalhe em [Gonzales+10], são:

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi_2 &= (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \phi_4 &= (\eta_{30} - \eta_{12})^2 + (\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[ (\eta_{30} - \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \\ &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[ 3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \\ \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 \left[ (\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] + \\ &\quad 4\eta_{11}(\eta_{30} - \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[ (\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \\ &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[ 3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \end{aligned}$$

Os sete momentos de Hu, calculados através da biblioteca OpenCV que implementa as expressões previas, para as três imagens da Figura 2 são apresentadas na Tabela 1. Observe que os valores são tão pequenos, em particular  $\phi_5$  e  $\phi_7$ , praticamente zeros que fazem a rede neural,

Devido ao fato que os valores de Hu são pequenos e dispersos, estes devem ser normalizados em função da media e da variância do conjunto dos valores de  $m$  posturas do treino. O valor normalizado  $N_{in}$  do valor do momento  $\phi_n$  da postura  $i$  (ou seja  $\phi_{in}$ ), para  $n = 1, \dots, 7$  e  $i = 1, \dots, m$  é dado como

$$N_{in} = \frac{\phi_{in} - \bar{\phi}_n}{\sigma_n},$$

onde  $\bar{\phi}_n$  e  $\sigma_n$  são, respectivamente, é a media aritmética e desvio padrão dos valores  $\phi_n$  das  $m$  posturas do treino.

após o treino, instável com baixa taxa de reconhecimento.

Tabela 1: Valores pequenos dos momentos de três imagens.

Posturas	Mão aberta	Mão fechada	Mão L
$\phi_1$	0.000792544	0.000659291	0.000901186
$\phi_2$	3.47897e-08	3.45048e-08	5.3151e-08
$\phi_3$	1.39303e-11	5.18413e-13	2.50596e-10
$\phi_4$	9.64274e-12	9.71595e-15	4.94762-11
$\phi_5$	1.95985.e-23	5.81635e-28	-1.18715e-21
$\phi_6$	1.0006e-15	1.61378e-18	-3.1229e-15
$\phi_7$	1.10027e-22	-3.70378e-28	5.37968e-21

A Tabela 2 mostra, como exemplo, os valores normalizados dos momentos da Tabela 1. Os valores normalizados já não são tão pequenos que as originais.

Tabela 2: Valores normalizados dos momentos de três imagens.

Posturas	Mão aberta	Mão fechada	Mão L
$\phi_1$	0.0280657	-1.45842	0.000901186
$\phi_2$	0.388038	0.368637	5.3151e-08
$\phi_3$	-0.721923	-0.82509	2.50596e-10
$\phi_4$	-0.42793	-0.88394	4.94762-11
$\phi_5$	0.599072	0.588286	-1.18715e-21
$\phi_6$	0.675983	0.302308	-3.1229e-15
$\phi_7$	-0.479215	-0.530678	5.37968e-21

Para o processo de treino são usados um número  $m$  grande de posturas, por tanto, também os valores normalizados variam dos exemplos apresentados

### 3.3. Treino e classificação

Segundo Mitra e Acharya [Mitra+07], os métodos mais comuns em reconhecimento de gestos são: HMM (Hidden Markov Model), máquinas de estados finitos, redes neurais e outros como filtros de partículas, etc.. HMMs são usados em [Mitra+07], [Yoon+01], [Chen+03] [Mohandes+12]. Máquinas finitas por Manresa et al. [Manresa+00], Wu e Huang [Wu+99]. A rede neural, em particular Perceptron, é utilizada em vários trabalhos de reconhecimento de gestos de mão como em [Murthy+10] e [Symeonidis00].

Neste trabalho, para o reconhecimento de posturas é utilizada uma rede neural Perceptron de três camadas, tal como ilustra a Figura 4, com sete neurônios de entrada, devido a que se tem sete valores normalizados de momentos para cada imagem de entrada. São considerados três neurônios de saída, já que se tem três gestos a se identificar (mão aberta, fechada e em L). A Camada oculta é composta por seis neurônios, cuja determinação é feita através de várias tentativas de modelagem a rede, com diferentes números por vez. Observou-se que com seis neurônios de camada oculta optem-se melhor taxa de acertos no reconhecimento.

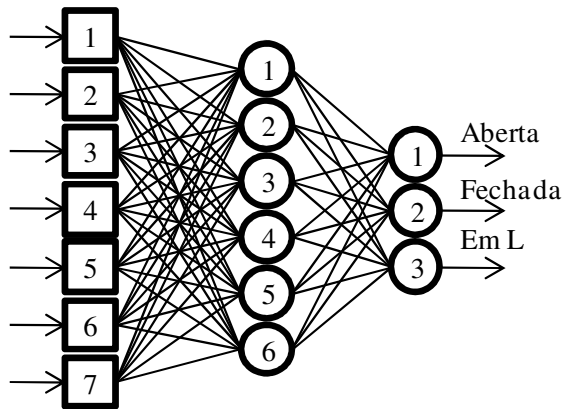


Figura 3. Rede neural Perceptron de três camadas.

Para o treino foram 110 imagens das três posturas (42 de mão aberta, 33 de mão fechada e 35 de mão em L), em diferentes formas (escala, orientação e posição) e com a colaboração de varias pessoas.

### 3.4. Interação com os objetos virtuais

Para a construção do ambiente virtual utiliza-se Ogre3D (*Object-Oriented Graphics Rendering Engine*) escrita em C++. O engine usa OpenGL, por tanto, também, compatível com OpenCV. O ambiente criado usando Ogre3D consiste de piso, paredes, e outros objetos, com as características de realismo em 3D. Os objetos a serem movimentados no ambiente virtual são cubos e esferas. A movimentação dos objetos se realiza variando a posição das coordenadas  $x$ ,  $y$  e  $z$  do centróide do boxe envolvente do objeto. A Figura 4 ilustra um ambiente virtual 3D como exemplo. O ponteiro (ou indicador) do mouse é movimentado no espaço do ambiente virtual de acordo o movimento da mão no ambiente real.

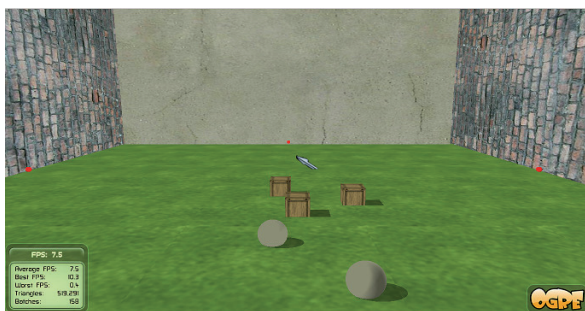


Figura 4. Um ambiente virtual com objetos virtuais.

Neste cenário existe o problema de mover o indicador do mouse no ambiente 3D quando tipicamente este se movimentava no plano 2D da janela de projeção da cena

virtual. Para resolver esse problema se considera a relação do espaço virtual com o espaço real. Chame-se espaço real ao espaço 3D frente do monitor de onde se movimentava o braço do usuário para gerar as posturas, é de onde a câmera captura as imagens 30 frames por segundo acionado por OpenCV para reconhecimento do gesto.

A relação entre esses dois espaços é estabelecida considerando o plano horizontal inferior (piso) do ambiente virtual como sendo o plano imaginário vertical ao piso onde se apóia o usuário e perpendicular ao eixo focal da câmera (ver a Figura 5). Esse plano imaginário deve estar a uma distância inicial onde aconteceram as primeiras capturas das imagens da mão em movimento. Assim, quando a mão se movimentava nesse plano, por exemplo, sem perder a generalidade, como se fosse paralelo a tela no monitor, no vertical (eixo  $y$ ) será movimento de profundidade (eixo  $Y$ ) no piso do ambiente virtual, e horizontal (eixo  $x$ ) do monitor será o perpendicular (eixo  $X$ ) do eixo  $X$  do piso virtual. A analogia de tela no monitor com o plano vertical real imaginário é só um caso particular só quando o eixo da câmera estivesse perpendicular ao plano monitor, porque a câmera pode estar focando para qualquer espaço do ambiente real.

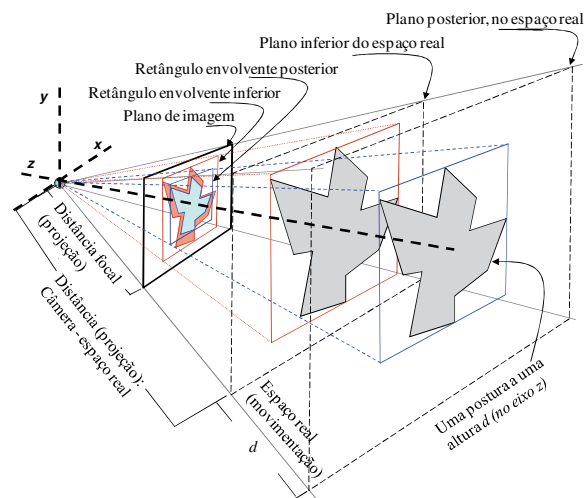


Figura 5. Esquema de relação entre os espaços.

A altura no ambiente virtual (eixo  $Z$ ), perpendicular ao piso, é relacionada com eixo focal da câmera que é considerada com eixo  $z$  do ambiente real. Observa-se que quando a mão se afasta do plano inicial (ou se afasta mais da câmera) a imagem da mão é mais pequena. Essa diferencia dos tamanhos das imagens das mãos em cada frame permite estabelecer a variação de posição no eixo  $Z$  do ambiente virtual. A unidade de variação no eixo  $Z$  é uma variação de  $\Delta z = 5$  unidades do tamanho da mão nas imagens de frames consecutivos. Esse valor é estimado através de várias experiências de movimentação da mão e indicador de mouse no ambiente virtual.

A movimentação do indicador do mouse se é ativado quando é detectado movimento das mãos com posturas *aberta* e *fechada*. A *mão em L* em movimento não ativa o variação de posição do indicador do mouse. Isto porque a mão aberta indica só movimentação no ambiente em busca de um objeto, enquanto a mão em L indica a seleção do objeto encontrado. Na transição de aberta para

L a mão pode se mover sem desejar, enquanto o indicador do mouse está bem próximo do objeto desejado tem possibilidade de selecionar o objeto. A proximidade é determinada pela relação entre distância entre o centro da mínima esfera envolvente do objeto é a posição do indicador do mouse e o raio dessa esfera.

Uma vez o objeto desejado for selecionado, a postura de L deve passar para postura fechada, como indicando que o objeto foi pego, para poder levar o objeto a qualquer posição do ambiente virtual. As seqüências das posturas devem ser respeitadas, tal como especificada pela máquina de estados da Figura 6, onde de mão aberta não pode passar para mão fechada, de mão fechada não pode passar para mão em L.

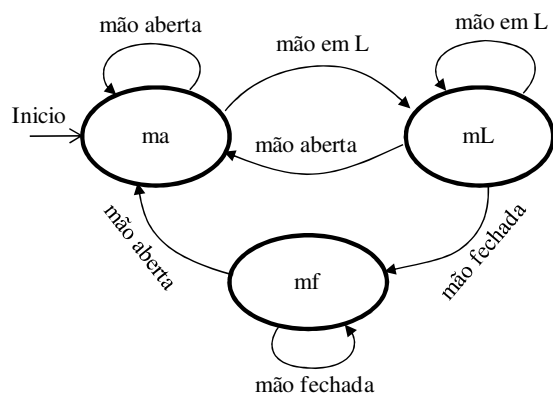


Figura 6. Máquina de estados para seqüência de posturas.

#### 4. Interação com objetos virtuais

No início todos os elementos do ambiente, como ponteiro de mouse, câmera de captura, etc., são inicializados com valores defaults. Nos instantes de execução, qualquer postura que não seja similar às três definidas é ignorada, permanecendo no último estado válido. Tal como ilustrada pela Figura 6, o início de uma iteração deve estar no estado de mão aberta (*ma*), sendo possível identificar mão-aberta nos seguintes quadros, por tanto permanecer no mesmo estado *ma*.

Cada variação de posição de mão aberta deve permitir a variação da posição do ponteiro do mouse no ambiente virtual. Veja que a única postura válida permitida para sair do estado *ma* é mão em L, que permite passar para o estado *mL*. Nesse estado deve ser verificada a proximidade do ponteiro do mouse com cada objeto móvel. Se existir algum objeto satisfazendo a condição de proximidade, então o objeto é selecionado mostrando o bounding box do objeto, caso contrario o controle deve voltar para o estado *ma* com postura de mão aberta. A transição do estado *mL* para *mf* (mão fechada) só acontece quando algum objeto for selecionado no estado *mL* e o gesto *mf* for identificado, permitindo que o objeto selecionado seja movimentado pelo ambiente virtual 3D, de acordo o movimento da mão fechada no espaço real. As três imagens que mostra a Figura 7 ilustram um ciclo completo da iteração com objeto virtual: buscar, selecionar e movimentar.

Como ocorre no mundo real, algumas vezes uma pessoa pega um objeto, levanta para analisar e solta se esse objeto não for de seu agrado, e selecionado outro objeto e

pega. O sistema desenvolvido permite realizar também essa ação, onde um objeto que está sendo movimentado e é solto, digamos a uma altura  $d$ , e cai até se posicionar no piso, enquanto se busca outro objeto, se seleciona e se movimentam. A Figura 8 ilustra essa seqüência de ações.

Tenha em conta que neste trabalho não foi incorporado os efeitos físico de colisões nem detecção de choques por consideramos esses tópicos fora dos objetivos de deste trabalho que é reconhecimento de gestos para interação com objetos virtuais.

Neste sistema observou-se, em condições de ambiente real com uma iluminação apropriada, uma porcentagem alta (87% dos casos) de acertos de reconhecimentos dos três gestos. Em condições adversas, em ambiente de muita ou pouca luz, a taxa de acertos diminui para aproximadamente a 60% dos casos, já seja desconhecendo o gesto ou confundido com outros gestos.

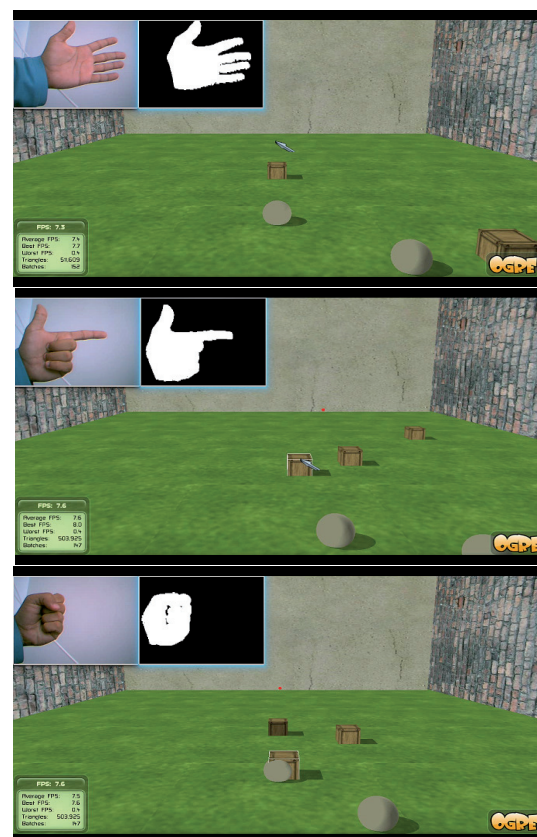


Figura 7. Gestos como comandos de interação com objetos no ambiente virtual.

#### 5. Conclusões e trabalhos futuros

O reconhecimento de gesto geralmente se realiza como reconhecimentos de posturas. No reconhecimento de uma postura deve ser considerado um conjunto de situações que parte do corpo humano, neste caso a mão, pode estar representando ou tentando de representar essa postura, que a câmera captura, em melhor dos casos como um gesto aproximado a um suposto gesto ideal. Quando se trata de captura de imagem por uma câmera web existem casos de variações de forma, de tonalidade, de influencia da luz, sombra, dos objetos do ambiente onde acontecem as capturas. Uma correta segmentação das imagens pode colocar em evidencia o gesto para uma melhor

caracterização. Neste trabalho se realizam reconhecimentos de três gestos bastante diferenciados, mas ainda assim ocorrem variações de forma que foram consideradas redundantes ou não reconhecíveis. Mas felizmente os erros de variações em condições normais foram poucas, que comparadas com trabalhos similares estão dentro das margens de erros considerados.

A rede neural com uma data de entrada preparada apropriadamente, como o caso de momentos invariantes de Hu normalizados, permitiram uma representação eficiente de conhecimento dos gestos para uma eficiente classificação no processo de reconhecimento. Os valores classificados, complementados com as operações de posicionamento dos objetos no ambiente 3D, permitiram realizar um critério de imersão num ambiente virtual para poder movimentar os objetos virtuais unicamente realizando gesto de mão tal como estivesse manipulando os objetos no espaço real.

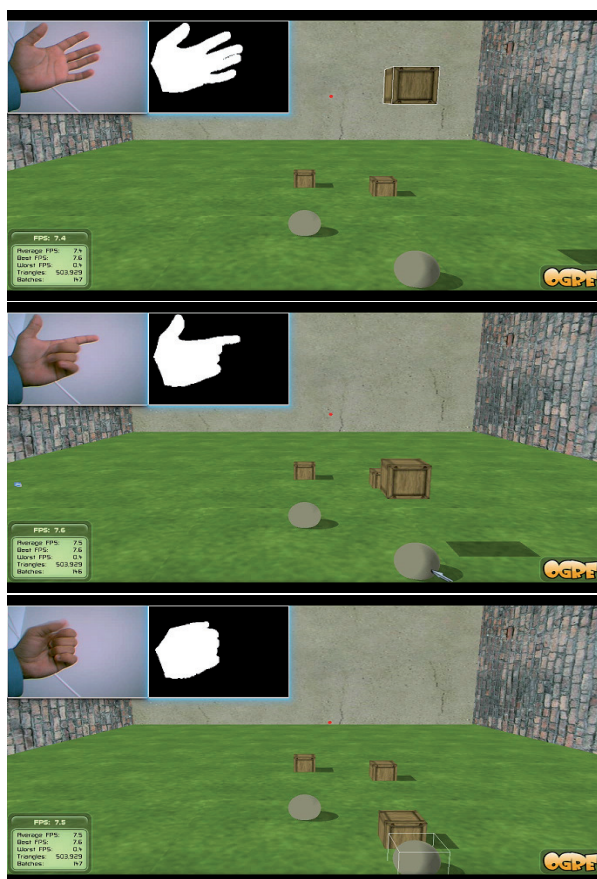


Figura 8. Sequência de gestos para soltar e pegar outro enquanto o anterior se posiciona no piso.

Nessa abordagem ainda restam muitos trabalhos para realizar, como o de diminuir o número de erros de acerto no reconhecimento, considerar mais posturas para identificar gestos completos, considerar outros paradigmas de representação de conhecimentos. Adicionar os processos físicos para gerar os choques, e por tanto também, considerar os método de detecção de colisões entre objetos, etc.

## Referências bibliográficas

[Bradski08] Bradski, G. Kaebler, A. Learning OpenCV: O'reilly, 2008, 580 ps.

[Berry+98] Berry, G. Small-wall: A multimodal human computer intelligent interaction test bed with application. Master Dessertation, University of Illinois at Urbana-Champaign, 1998.

[Bretzner+02] Bretzner, L.; Laptev, I.; Lindeberg, T. Hand gesture recognition using multi-scale colour features, hierarchical models and particle filtering. IEEE Proceedings of Fifth International Conference on Automatic Face and Recognition, 2002, 405-410.

[Careneiro+09] Carneiro, A.; Cortez, P.; Costa, R. Reconhecimento de gestos da libras com classificadores neurais a partir dos momentos invariantes de Hu. Interaction – 09, São Paulo, 2009, 190-195.

[Elmezain+09] Elmezain, M.; Al-Hamadi, A.; Appenrodt, J.; Michaelis, B. A hidden Markov model-based isolated and meaningfull hand gesture recognition. World academy of science, engineering and technology, 41, 2009, 393-400.

[Gonzales+10] Gonzales, R.; Woods, R. Processamento digital de imagens, 3a edição, Pearson, 2010, 624 ps.

[Manresa+00] Manresa, C.; Varona, J.; Mas, R.; e Perales, F. Real-time hand tracking and gesture recognition for human-computer interaction. Electronic Letter on Computer Vision and Image Analysis, 0(0):1-7, 2000.

[Yoon+01] Yoon, H.; Soh, J.; Bae, Y.; e Yang, H. Hand gesture recognition using combined features of location, angle and velocity. Pattern recognition, 34 (2001), 1491-1501.

[Chen+03] Chen, F.; Fu, Ch.; e Huang, Ch. Hand gesture recognition using a real-time tracking method and hidden Markov models. Image and Vision Computer, 21, (2003), 745-758.

[Chen+07] Chen, Q.; Geoganas, N.D.; Petriu, E.M. Real-time vision-based hand gesture recognition using haar-like features. Instrumentation and Measurement Technology Conference – IMTC, Polonia, (2007).

[Murthy+10] Murthy, G.R.S; e Jadon, R.S. Hand gesture recognition using neural networks. IEEE 2<sup>nd</sup> International Advance Computing Conference, 2010, 134-138.

[Symeonidis00] Symeonidis, K. Hand recognition using neural networks. Master thesis of Science in multimedia signal processing communications, School of Electronic and Electrical Engineering, Surrey University, 2000.

[Teschioni+99] Teschioni, A.; Oberti, F.; Regazzoni, C. A neural network approach for moving object recognition in color image sequences for surveillance applications. Nonlinear signal and Image Processing – NSIP'99, Turquia, 1999, 28-32.

[Al-Rousan+09] Al-Rousan, M.; Assaleh, K.; e Tala'a, A. Video-based signer-independent Arabic sign language recognition using hidden Markov models. Applied Soft Computing, 9, (2009), 990-999.

[Mohandes+12] Mohandes, M.; Deriche, M.; Johar, U.; e Ilyas, S. A signer-independent Arabic sign language recognition system using face detection, geometric

- features, and a hidden Markov models. *Computer and Electrical Engineering*, 38, (2012), 422-433.
- [Viola+01] Viola, P.; Jones, M. Robust real-time object detectin. *Cambridge Research Laboratory Technical Report Series CRL2001/01*, 2001, 1-24
- [Wu+99] Wu, Y. Huang, T. Vision-based gesture recognition: a review. *Gesture-based communication in human-computer interaction*, 1999, 103-115.
- [Hu62] Hu, M.K. Visual pattern recognition by moment invariants. *IEEE Transactions on Information Theory*, v8, n2, 1962, 179-187.
- [Mitra+07] Mitra, S. Acharya, T. Gesture recognition: A surveys. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part C: Applications and reviews*, v37, n3, 2007.