

Tratamiento de señales cinemáticas y de masas de tejido blando en el análisis dinámico inverso de modelos biomecánicos

F. J. Alonso¹

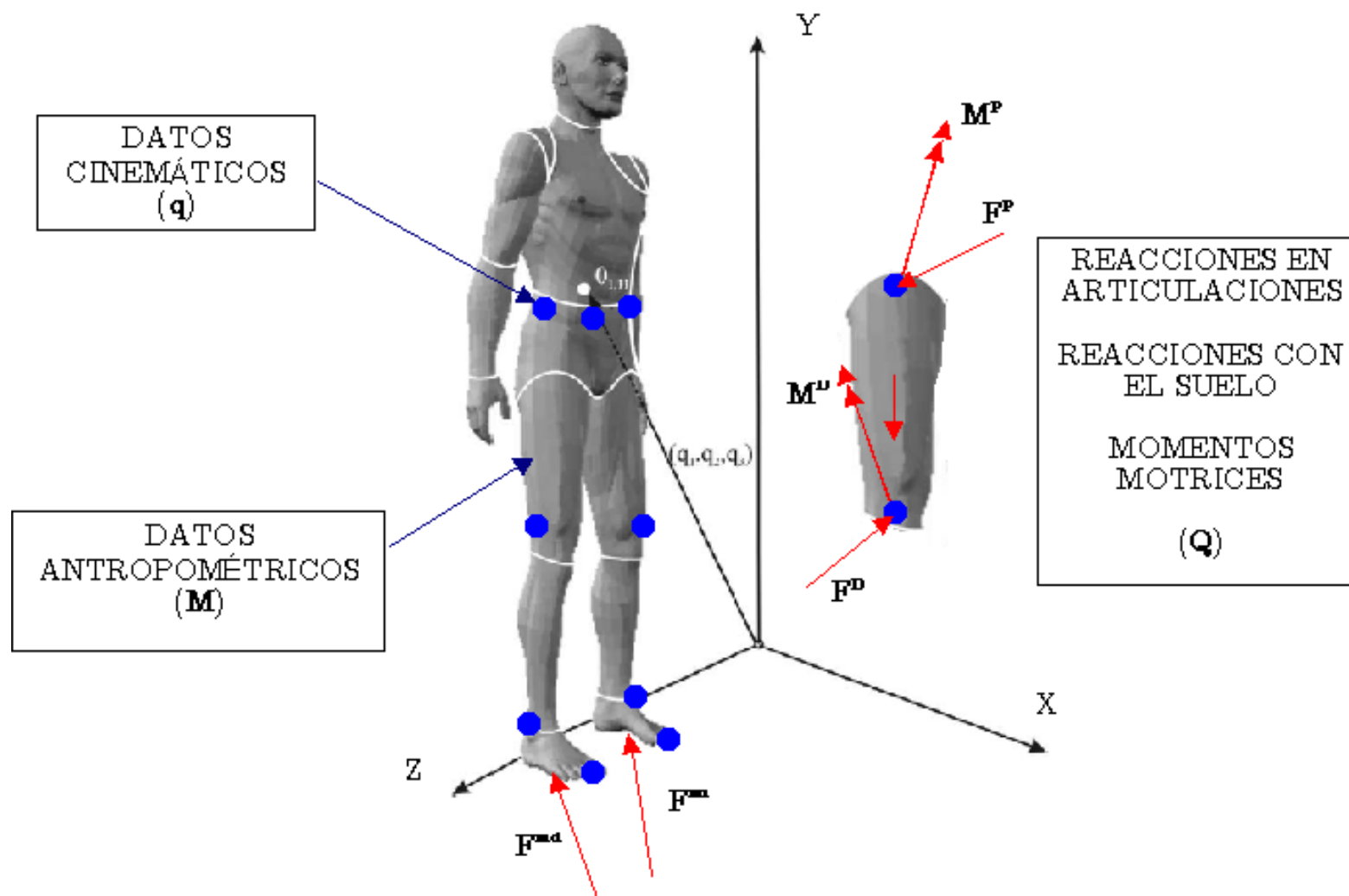
(1) Universidad de Extremadura
Área de Ingeniería Mecánica
Badajoz, Spain, fjas@unex.es

Barcelona, 27/11/2009

Contenidos

- Motivación.
- El problema de la diferenciación numérica.
- Métodos de filtrado y alisado.
- Consistencia cinemática.
- Masas de tejido blando.
- Resultados.
- Discusión y cuestiones.

Motivación: ADI

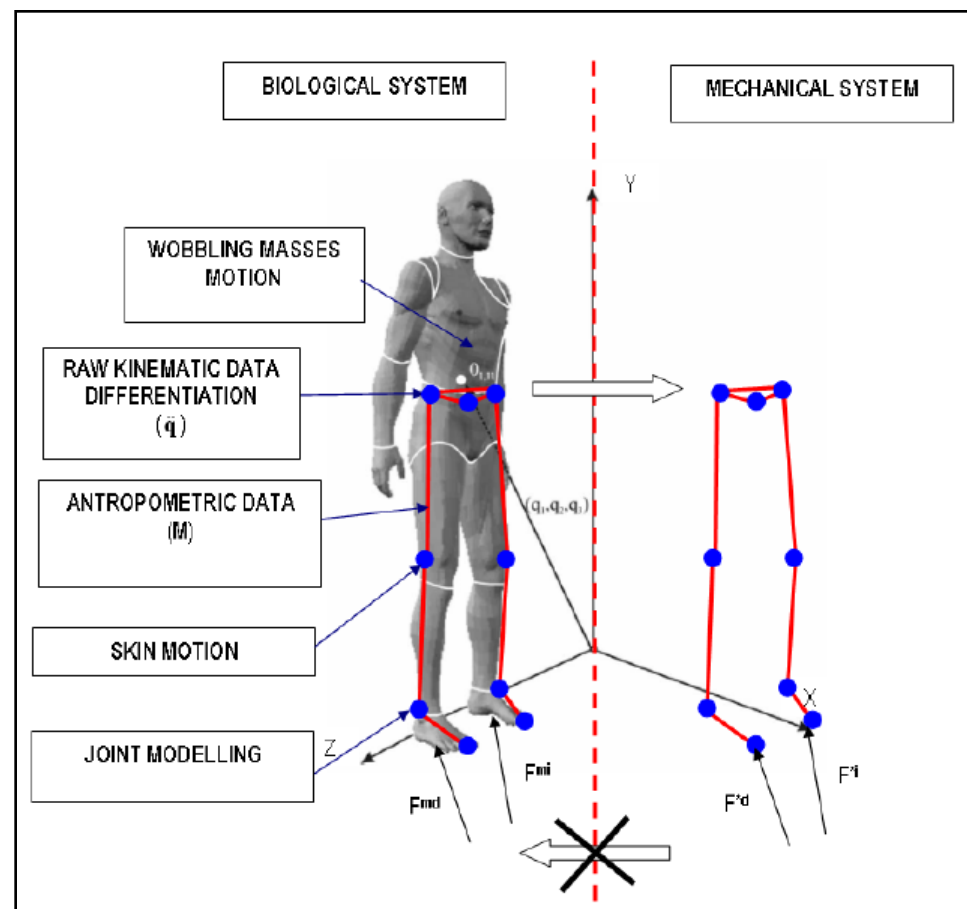


Motivación

- The fundamental problem of inverse dynamics and its implications (**Hatze, Journal of Biomech., 2002**).
- Los observables (Ground Reaction Force, GRF) producidos por el sistema biomecánico son inconsistentes con los calculados mediante Análisis Dinámico Inverso (ADI).
- Este hecho da lugar a errores en los resultados del ADI (**Hatze, 2002**).

Fuentes de error

- Derivación numérica de datos de posición.
- Movimiento de la piel.
- Movimiento de masas de tejido blando (MTB).
- Precisión parámetros antropométricos (BSP).

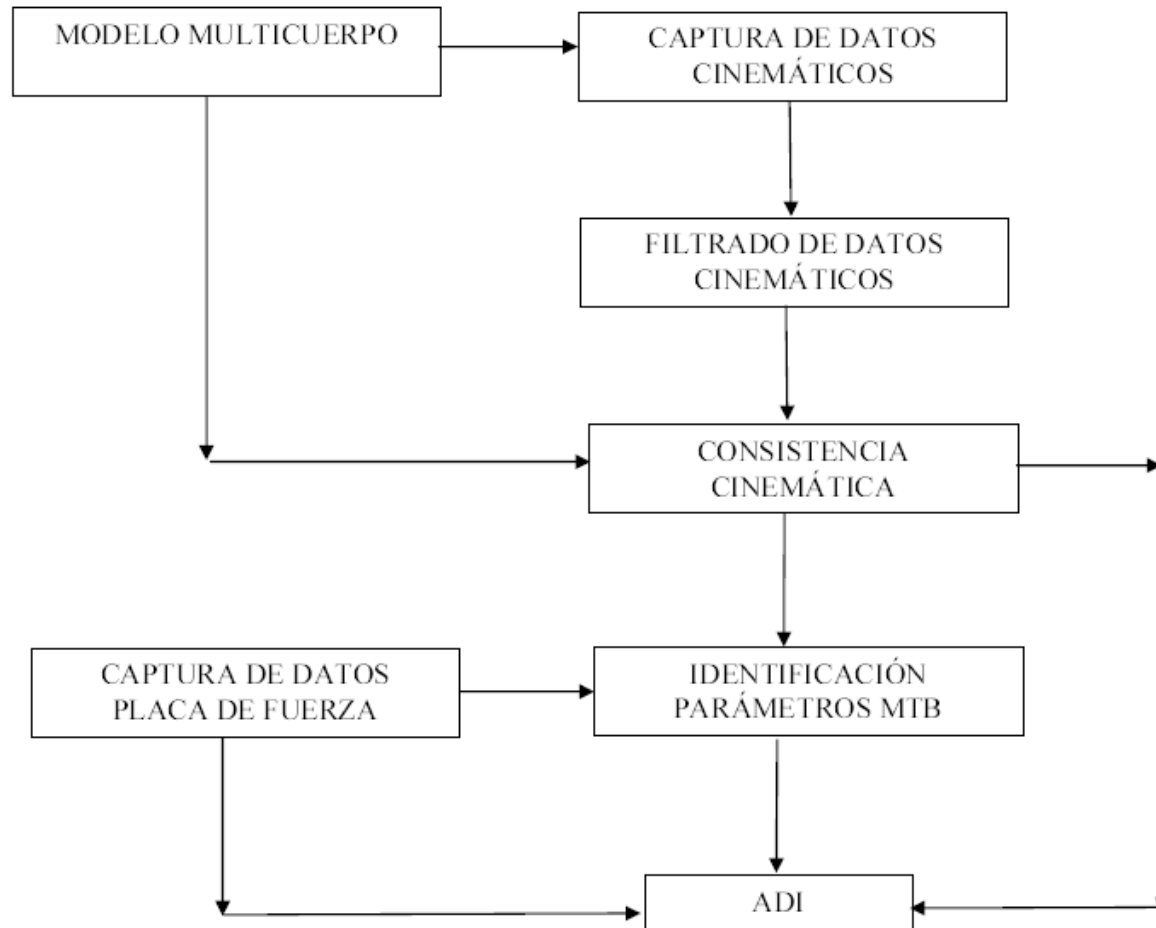


$$M\ddot{q} = Q + \eta$$

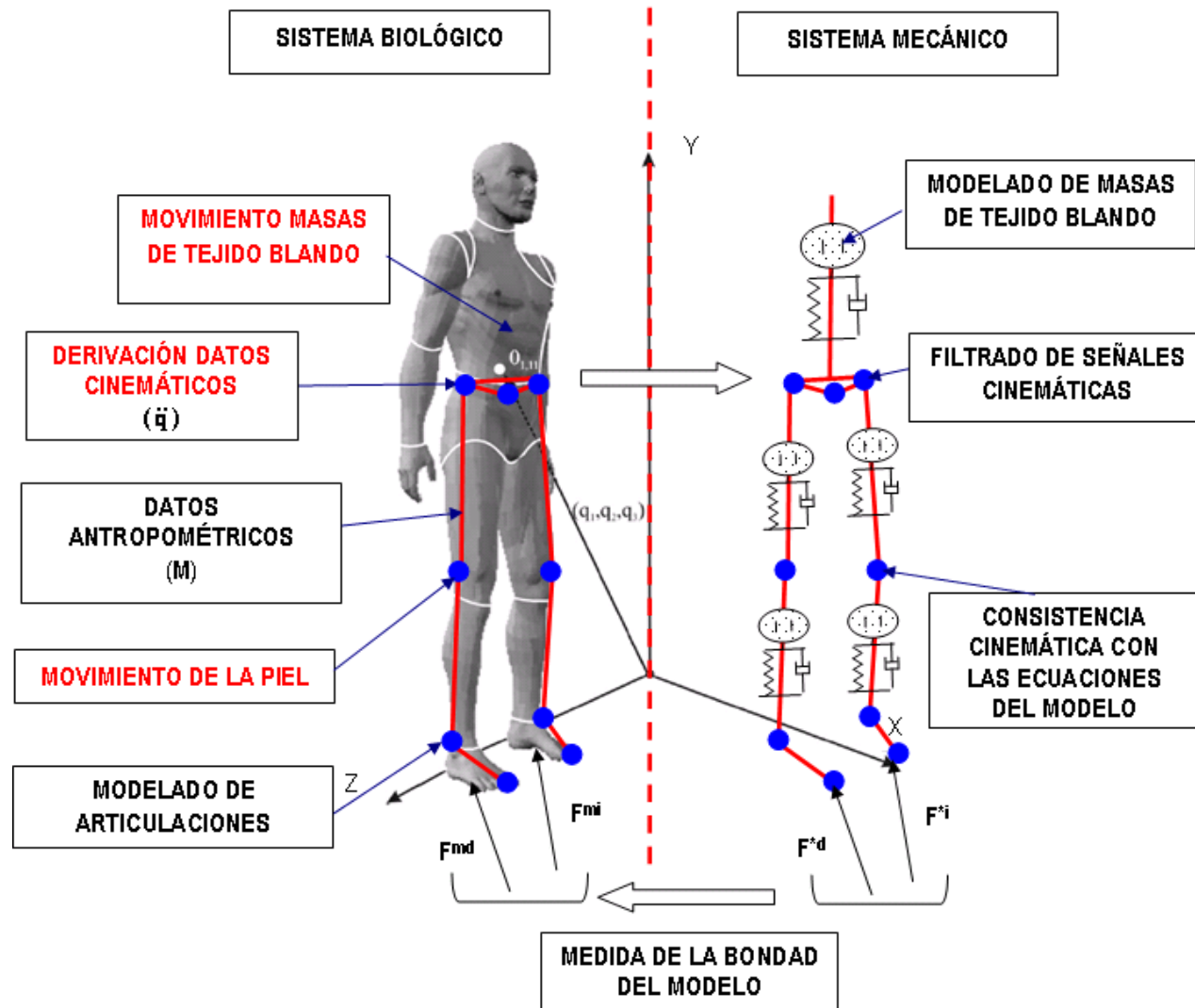
Objetivo

- Asegurar la consistencia **cinemática** y **dinámica** del modelo.
- Procedimiento:
 - Filtrado-alisado de señales desplazamiento.
 - Proyección de posiciones, velocidades y aceleraciones.
 - Modelado de MTB.

Procedimiento



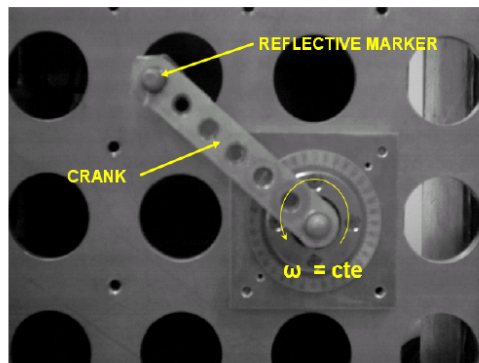
Introducción



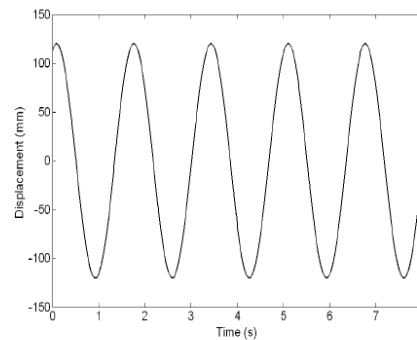
Diferenciación numérica

- **Es el error más crítico en el ADI.**
- Los sistemas de captura de movimiento introducen un ruido de alta frecuencia y baja amplitud en la señal de desplazamiento.
- El proceso de diferenciación numérica amplifica el ruido.
- Es necesario filtrar (alisar) la señal antes de derivar.

Diferenciación numérica

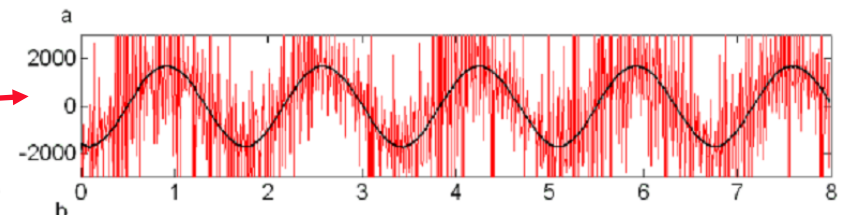


(a)

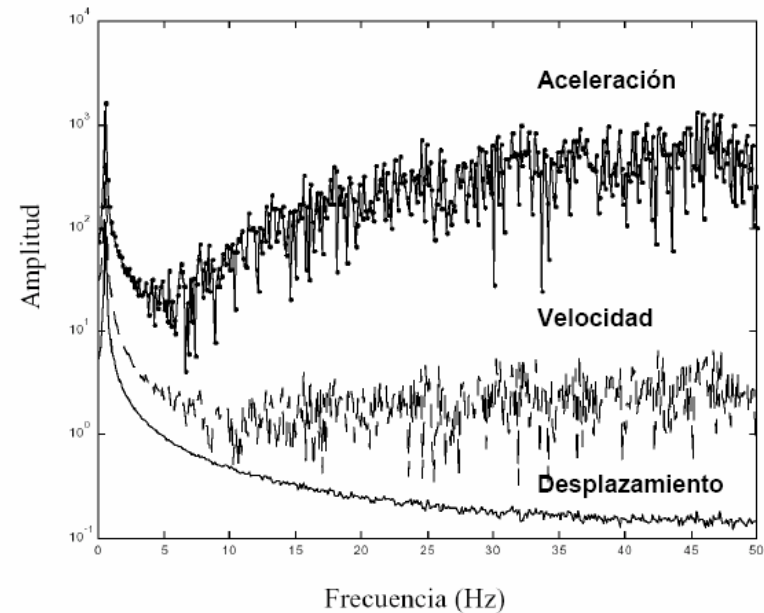


(b)

Figure: (a). Experimental layout. (b). Noisy vertical displacement signal acquired. (Alonso et al., 2005).



Time domain



Frequency domain

Técnicas de filtrado-alisado

- Tradicionales
 - Butterworth filter (Pezzack et al., 1977).
 - Fourier based methods (Hatze, 1981).
 - Splines (GCVSPL) (Vaughan, 1982).
- Avanzadas
 - Discrete wavelet transform (Adham et al., 1999).
 - Wigner filter (Giakas et al., 2000).
 - Singular spectrum analysis (SSA) (Alonso et al., 2005).
 - Hodrick-Prescott filter (Alonso et al., 2005).
 - Newmark (Alonso y Cuadrado, 2009).

SSA

- SSA (Singular Spectrum Analysis) descompone la señal original en una serie de señales aditivas e independientes (llamadas series elementales) empleando el esquema del análisis de componentes principales. (**Golyandina et al., 2001**).
- Cada serie elemental se identifica fácilmente como parte del ruido introducido o la señal objetivo utilizando el espectro de autovalores (Espectro Singular).
- Pasos
 - Construcción de la matriz de Trayectoria (Embebido).
 - Singular Value Decomposition (SVD).
 - Agrupamiento.
 - Promediado diagonal (Reconstrucción).

SSA

Step 1. Embedding

- ▶ Original time series $\mathbf{F} = (f_0, f_1, \dots, f_{N-1})$
 - ▶ Select *window length* L , with $1 < L < N$ and L an integer
 - ▶ Construct the trajectory matrix
 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K]$ where,
 $\mathbf{X}_j = (f_{j-1}, f_j, \dots, f_{j+L-2})^T, j = 1, 2, \dots, K;$
 $K = N - L + 1$

SSA

Step 2. Singular Value Decomposition (SVD)

- ▶ $\mathbf{X} = \mathbf{E}_1 + \dots + \mathbf{E}_d$
 - ▶ Where $\mathbf{E}_i = \sqrt{\lambda_i} \mathbf{U}_i \mathbf{V}_i^T$, ($i = 1, \dots, d$)
 - ▶ $\lambda_1, \dots, \lambda_d$ eigenvalues of $\mathbf{S} = \mathbf{X} \cdot \mathbf{X}^T$
 $\mathbf{U}_1, \dots, \mathbf{U}_d$ are the corresponding eigenvectors
 $\mathbf{V}_i = \mathbf{X}^T \cdot \mathbf{U}_i / \sqrt{\lambda_i}$, $i = 1, \dots, d$

Step3. Grouping. Select the first r elemental matrices \mathbf{E}_i that represent the trend of the signal.

$$\mathbf{X}^* \cong \mathbf{E}_1 + \dots + \mathbf{E}_r$$

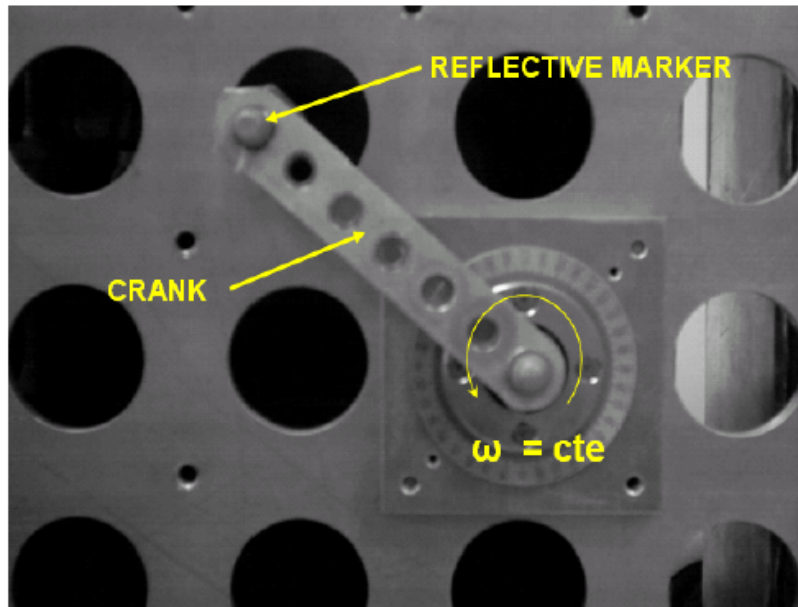
SSA

Step 4. Reconstruction of the time series g_0, \dots, g_{N-1} corresponding to trajectory matrix \mathbf{X}^*

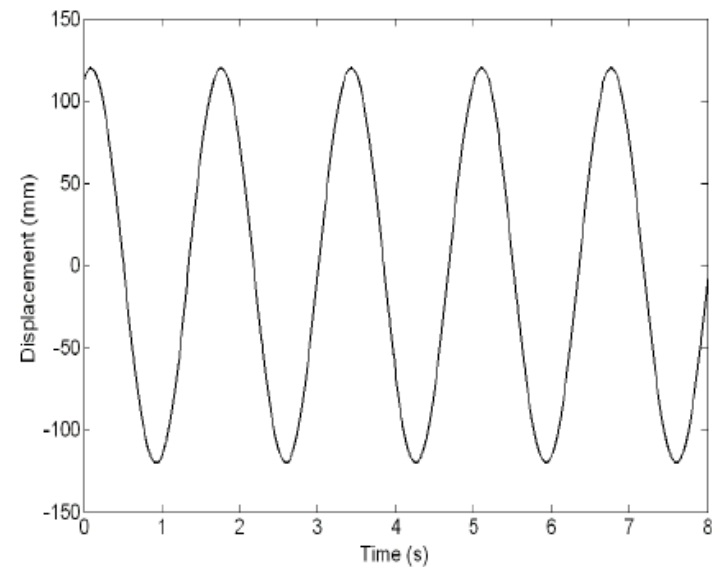
$$\mathbf{g} = \begin{cases} \frac{1}{k+1} \sum_{m=1}^{k+1} y_{m,k-m+2} & \text{for } 0 \leq k < L^* - 1 \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m,k-m+2} & \text{for } L^* - 1 \leq k < K^* \\ \frac{1}{N-k} \sum_{m=k-K^*+2}^{N-K^*+1} y_{m,k-m+2} & \text{for } K^* \leq k < N \end{cases}$$

where $L^* = \min(L, K)$, and $K^* = \max(L, K)$

Ejemplo 1: Seno (estacionario)



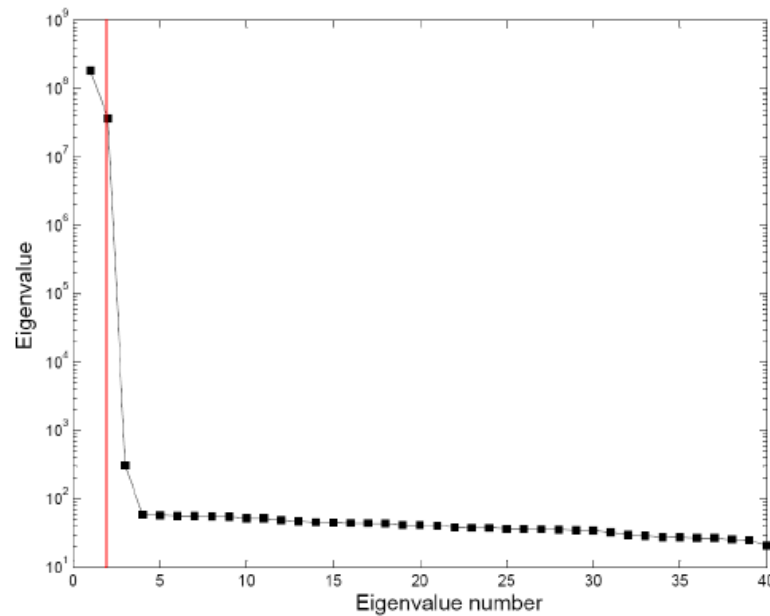
(a)



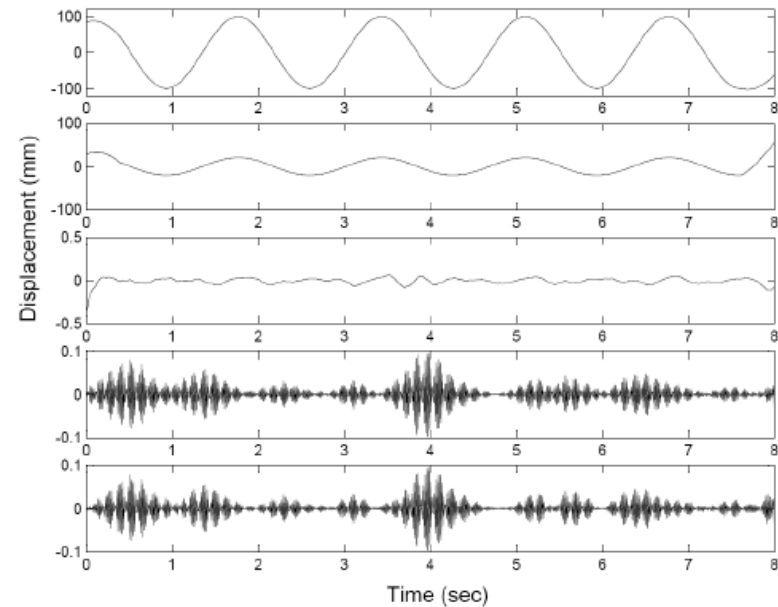
(b)

Figure: (a). Experimental layout. (b). Noisy vertical displacement signal acquired. (Alonso et al., 2005).

Ejemplo 1: Seno (estacionario)



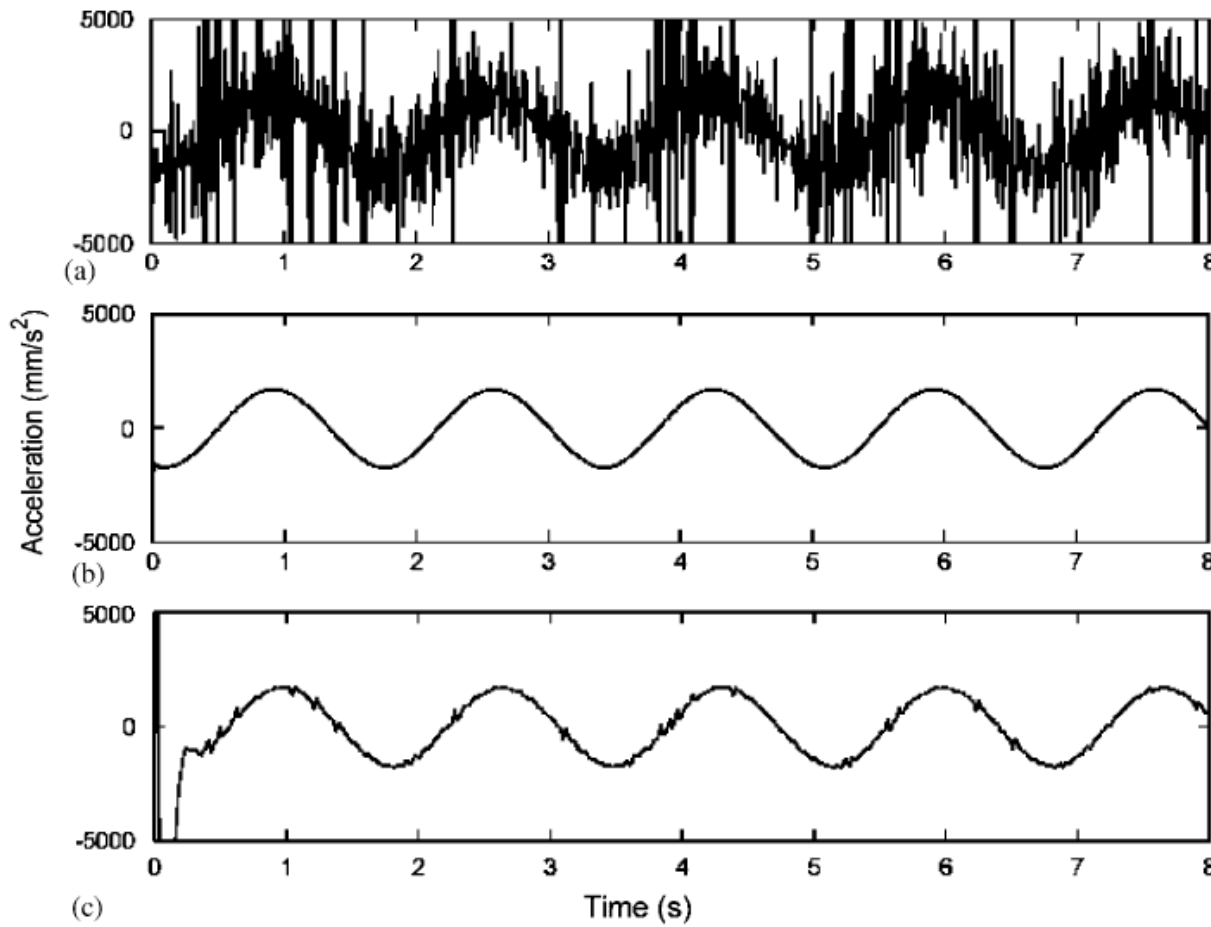
(a)



(b)

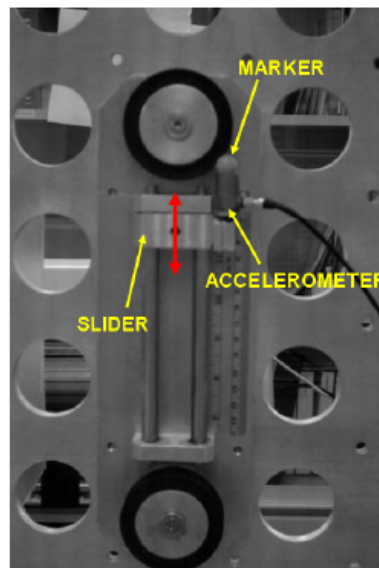
Figure: a) Singular Spectrum, b) Reconstruction. (Alonso et al., J. of Biomech., 2005).

Ejemplo 1: Seno (estacionario)

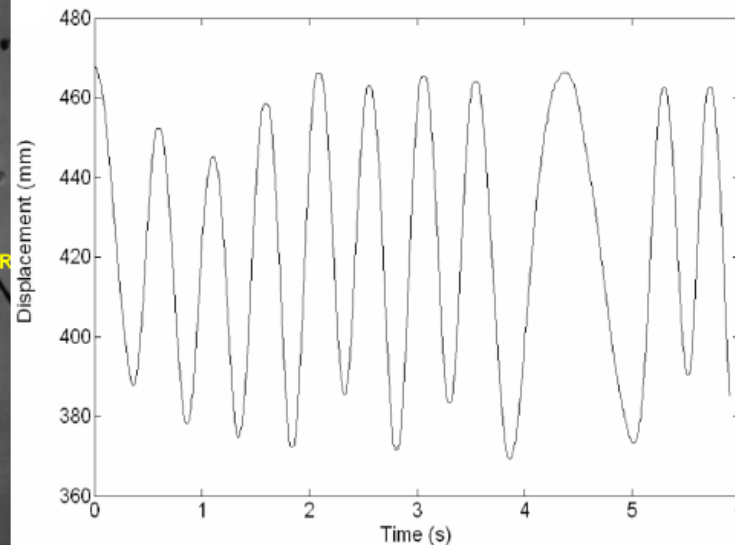


Ejemplo 4: Slider motion

- Un sujeto mueve la deslizadera con movimientos rápidos arriba-abajo. Señal de desplazamiento no-estacionaria.



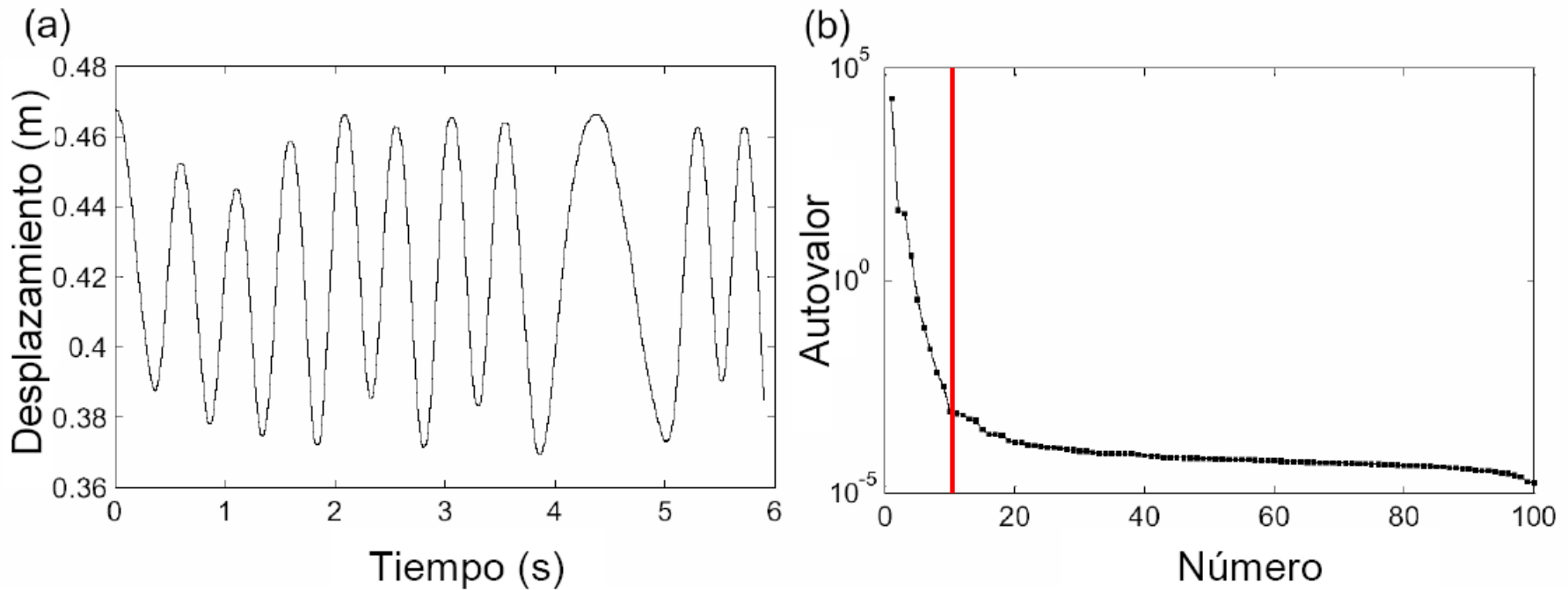
(a)



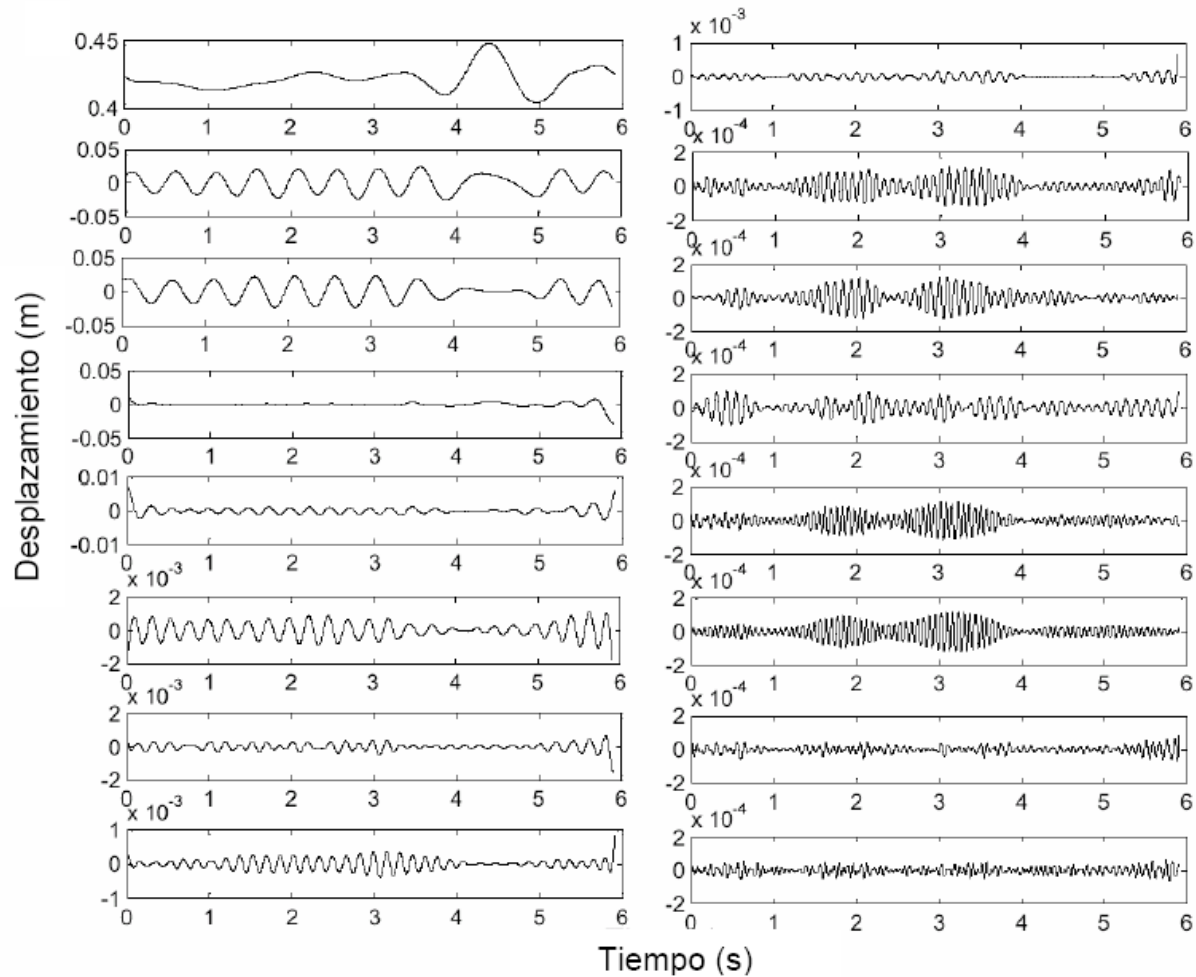
(b)

Figure: (a) Experimental layout. (b). Noisy vertical displacement signal acquired. (Alonso et al., 2005).

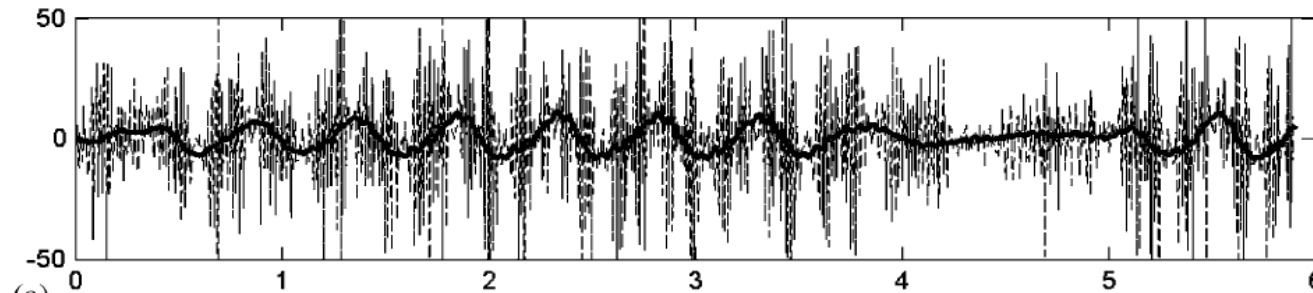
Example 4: Slider motion



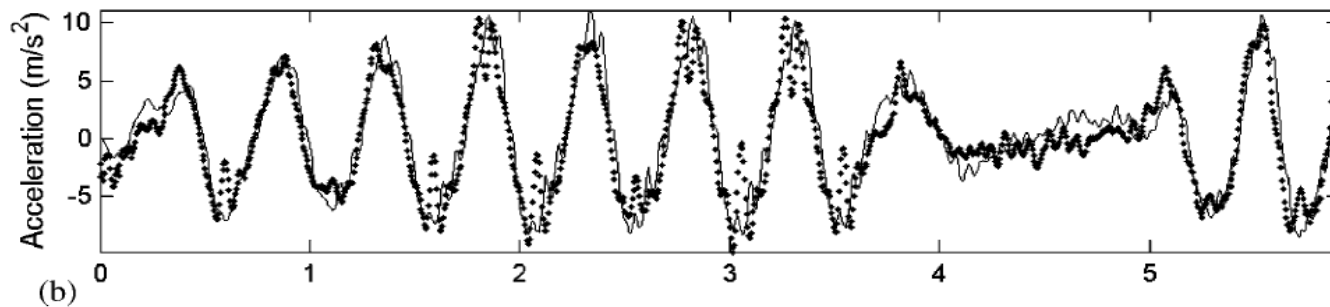
Example 4: Slider motion



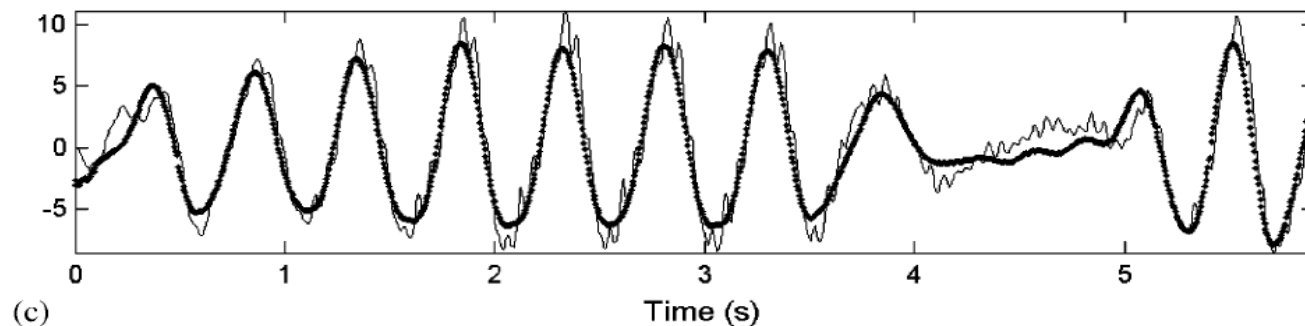
Example 4: Slider motion



RAW DATA



$L = 100, r = 16$



$L = 100, r = 5$

SSA Results

Señal	RMSE λ_{PSD} (HP 3rd)	RMSE λ_{PSD} (HP 2nd)	RMSE Butterworth	RMSE GCVSPL	RMSE SSA
1 (m/s^2)	0.1063	0.1896	2367.5	0.1024	0.1015
2 (rad/s^2)	23.76	23.90	193.284	23.24	23.04
3 (m/s^2)	0.209	0.660	54.226	0.2362	0.2568
4 (m/s^2)	1.596	1.540	38.45	2.3153	1.4706

Tabla 2.4: Comparación de los resultados obtenidos mediante HP 3rd, HP 2nd, filtro de Butterworth y GCVSPL y SSA.

SSA

The screenshot shows a Windows Internet Explorer browser window displaying the MATLAB Central File Exchange page for the file 'Singular Spectrum Analysis smoother'. The browser address bar shows the URL: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/loadFile.do?objectId=8115&objectType=file>. The page header includes the MATLAB Central logo and a search bar. The main content area shows the file details for 'Singular Spectrum Analysis smoother' by Francisco Javier Alonso. The file was submitted on 2005-07-27 and has 3045 downloads. The description states: 'SSA generates a trajectory matrix from the original series by sliding a window of length L. The trajectory matrix is approximated using Singular Value Decomposition. The last step reconstructs the series from the approximated trajectory matrix. The SSA applications include smoothing, filtering, and trend extraction. The algorithm used is described in detail in: Golyandina, N., Nekrutkin, V., Zhigljavsky, A., 2001. Analysis of Time Series Structure - SSA and Related Techniques. Chapman & Hall/CR and Alonso, F.J., Del Castillo, J.M, Pintado, P., (2005), Application of singular spectrum analysis to the smoothing of raw kinematic signals. J. Biomech. 38, 1085-1092.'

Submitted: 2005-07-27 **Downloads: 3045**

Movimiento de la piel (STA)

- Se denomina Soft Tissue Artifacts (STA) a los efectos sobre las trayectorias de los markers, y sobre los resultados del ADI del movimiento relativo que tiene lugar entre el marker situado sobre la piel y el sistema esquelético subyacente
- El origen de STA :
 - Efectos inerciales
 - Deformación de la piel en las áreas cercanas a articulaciones y debidas a contracciones musculares

Inconsistencia Cinemática

- El movimiento de la piel provoca una violación de las ecuaciones de restricción cinemática del modelo multicuerpo $\Phi(\mathbf{q}) = \mathbf{0}$

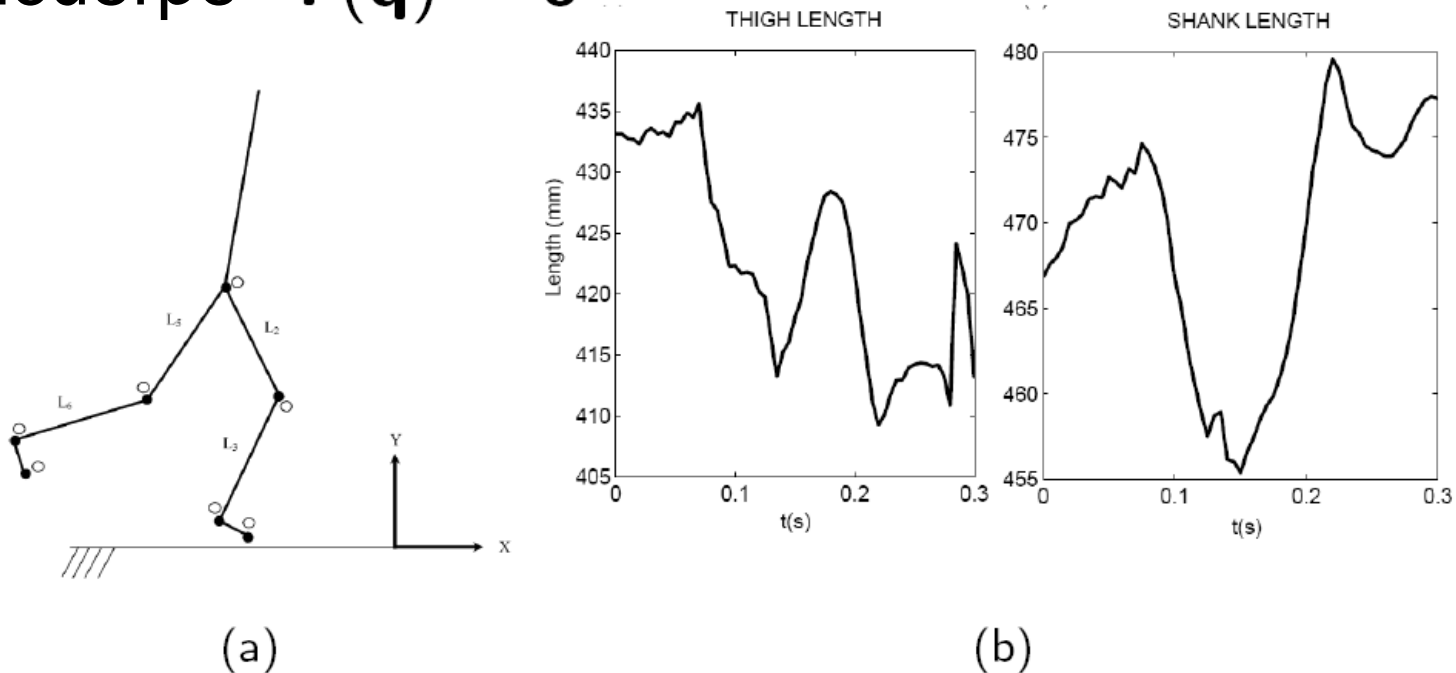
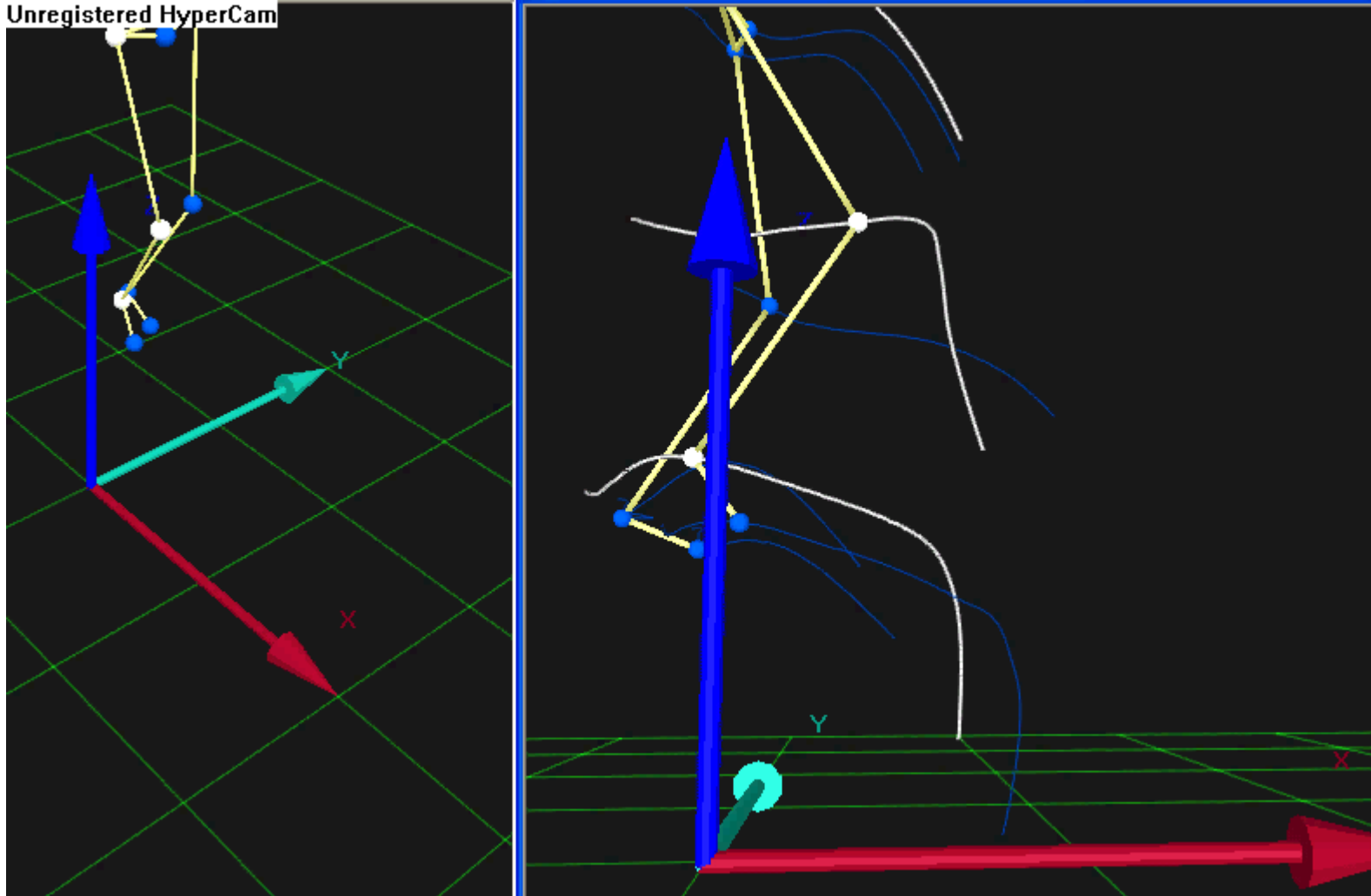


Figure: Kinematic inconsistency

Inconsistencia Cinemática

Unregistered HyperCam



Inconsistencia Cinemática

- Este problema puede resolverse imponiendo la consistencia cinemática a los datos de desplazamiento filtrados \mathbf{q}_0 en cada instante (**Silva and Ambròsio, Multibody System Dynamics, 2002**)

$$\Phi(\mathbf{q}) \cong \Phi(\mathbf{q}_0) + \Phi_{\mathbf{q}}(\mathbf{q}_0)(\mathbf{q} - \mathbf{q}_0)$$

$$\Phi_{\mathbf{q}}(\mathbf{q}_i)\Delta\mathbf{q}_i = -\Phi(\mathbf{q}_i)$$

$$\mathbf{q}_{i+1} = \mathbf{q}_i + \Delta\mathbf{q}_i$$

$$\|\Phi(\mathbf{q}_i)\| < \varepsilon = 1e - 6$$

$$\Phi_{\mathbf{q}}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} = 0$$

$$\Phi_{\mathbf{q}}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} = -\Phi_{\mathbf{q}}\dot{\mathbf{q}}$$

Proyección ortogonal

- Para evitar el cálculo de los ángulos intersegmentales utilizando datos inconsistentes.
- Se proyectan los datos de desplazamiento filtrados sobre el campo de restricciones para obtener un nuevo conjunto de posiciones \mathbf{q} que satisfacen

$$\Phi(\mathbf{q}) = \mathbf{0}$$

- Resolviendo el siguiente problema de optimización (Bayo and Ledesma, *Nonlinear Dynamics*, 1996):

$$\min_{\mathbf{q}} V = \frac{1}{2}(\mathbf{q} - \mathbf{q}^*)^T \mathbf{W}(\mathbf{q} - \mathbf{q}^*) \quad s.t. \quad \Phi = \mathbf{0}$$

Proyección ortogonal

- Empleando un método Lagrangiano aumentado para minimizar la función, Se obtiene el siguiente esquema iterativo para calcular las posiciones consistentes \mathbf{q} :

$$[\mathbf{W} + \Phi_{\mathbf{q}}^T \alpha \Phi_{\mathbf{q}}] \Delta \mathbf{q}_{i+1} = -\mathbf{W} \Delta \mathbf{q}_i - \Phi_{\mathbf{q}}^T \alpha \Phi$$

- \mathbf{W} es una matriz de pesos.
- $\Delta \mathbf{q}_{i+1}$ y $\Delta \mathbf{q}_i$ son las correcciones de los datos de posición y los subíndices indican el número de iteración.

Proyección ortogonal

- Para obtener velocidades y aceleraciones consistentes $\dot{\mathbf{q}}$ $\ddot{\mathbf{q}}$
- Se proyectan las velocidades $\dot{\mathbf{q}}^*$ y las aceleraciones $\ddot{\mathbf{q}}^*$ obtenidas sobre el campo de restricciones:

$$[\mathbf{W} + \Phi_{\mathbf{q}}^T \alpha \Phi_{\mathbf{q}}] \dot{\mathbf{q}} = \mathbf{W} \dot{\mathbf{q}}^*$$

$$[\mathbf{W} + \Phi_{\mathbf{q}}^T \alpha \Phi_{\mathbf{q}}] \ddot{\mathbf{q}} = \mathbf{W} \ddot{\mathbf{q}}^* - \Phi_{\mathbf{q}}^T \alpha \dot{\Phi}_{\mathbf{q}} \dot{\mathbf{q}}$$

Ejemplo: cuadrilátero articulado

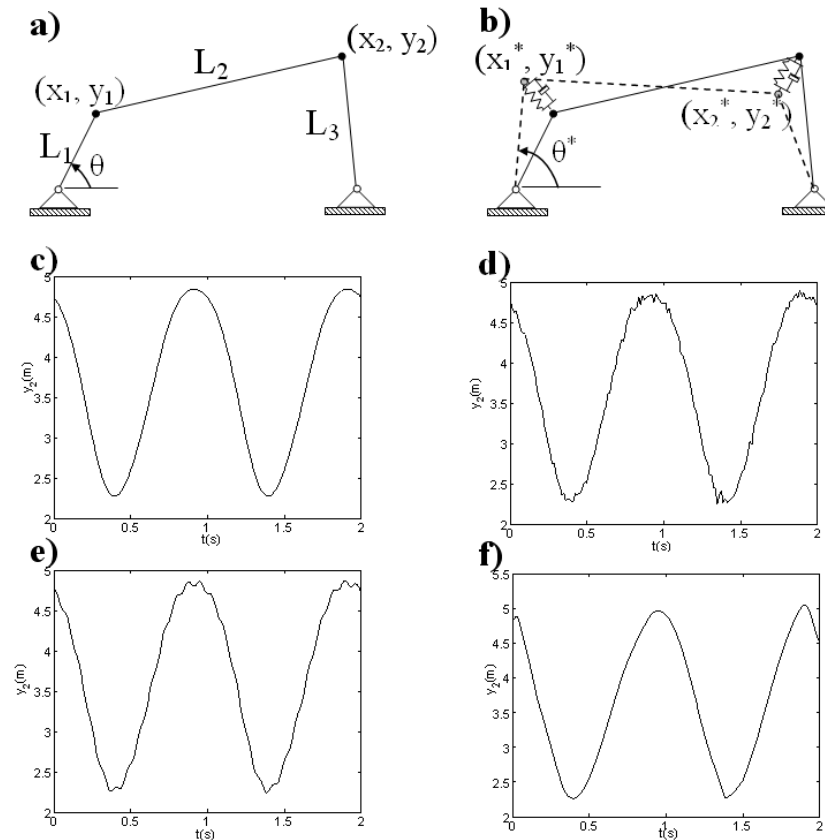
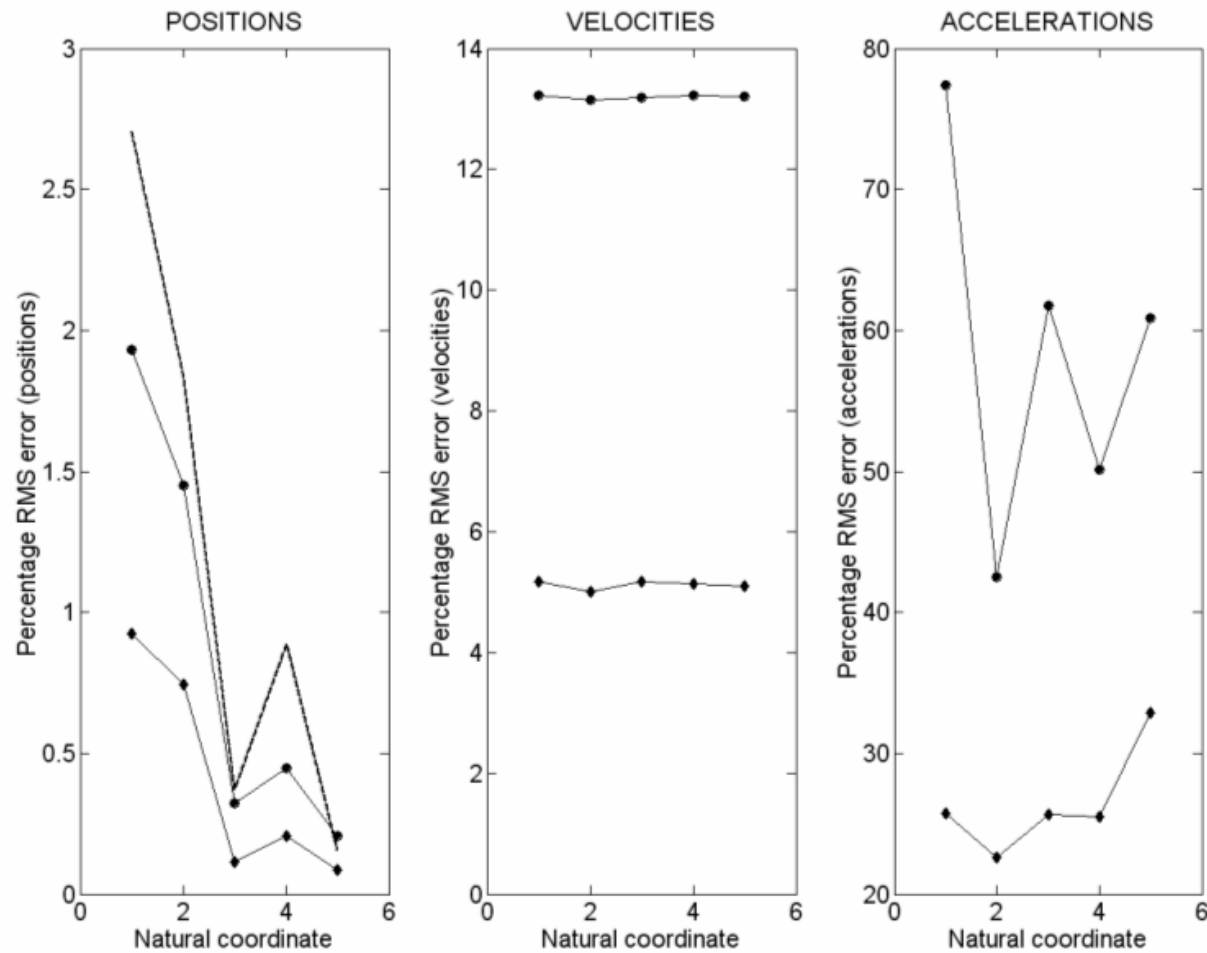


Figure: (a) Original coordinates; (b) Model for the simulation of non-stationary noise; (c) original y_2 ; (d) y_2^* Gaussian noise; (e) y_2^* sinusoidal stationary noise; (f) y_2^* non-stationary noise

Ruido Gaussiano

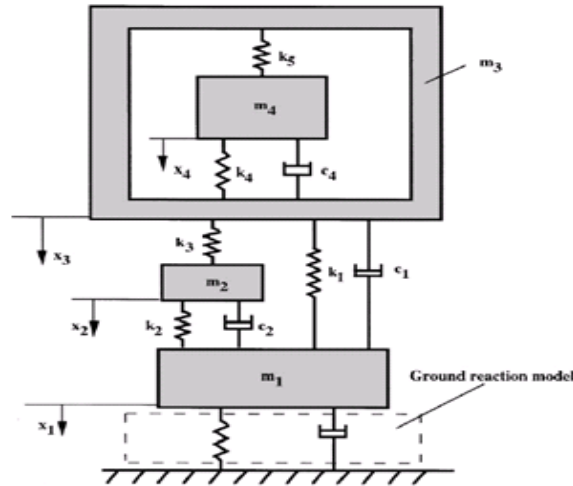


(o) KC, (\diamond) KCP.

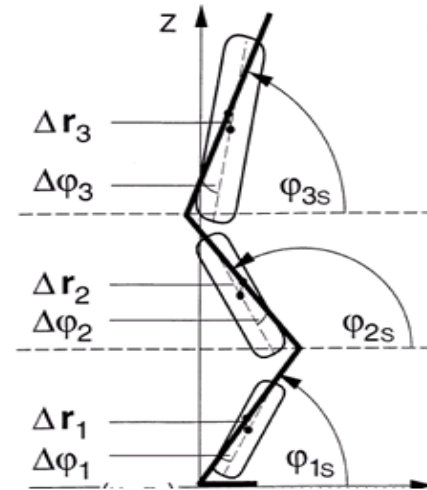
Masas de tejido blando (MTB)

- Los segmentos corporales no son sólidos rígidos, lo que produce errores en el ADI.
- Estos errores son importantes en actividades físicas con impactos asociados debido al movimiento vibratorio amortiguado de las MTB (músculos, fluidos, vísceras, etc.).
- El problema se resuelve añadiendo al modelo multicuerpo masas que simulan MTB conectadas al modelo original mediante uniones viscoelásticas.

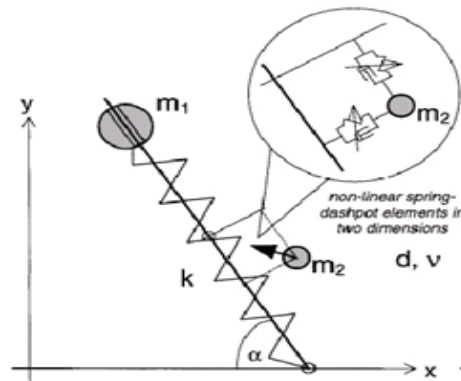
Masas de tejido blando (MTB)



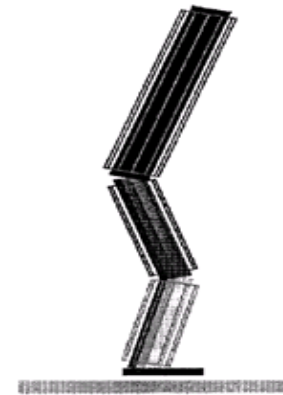
Nigg and Liu, 1998



Gruber et al, 1998



Seyfarth et al., 1999

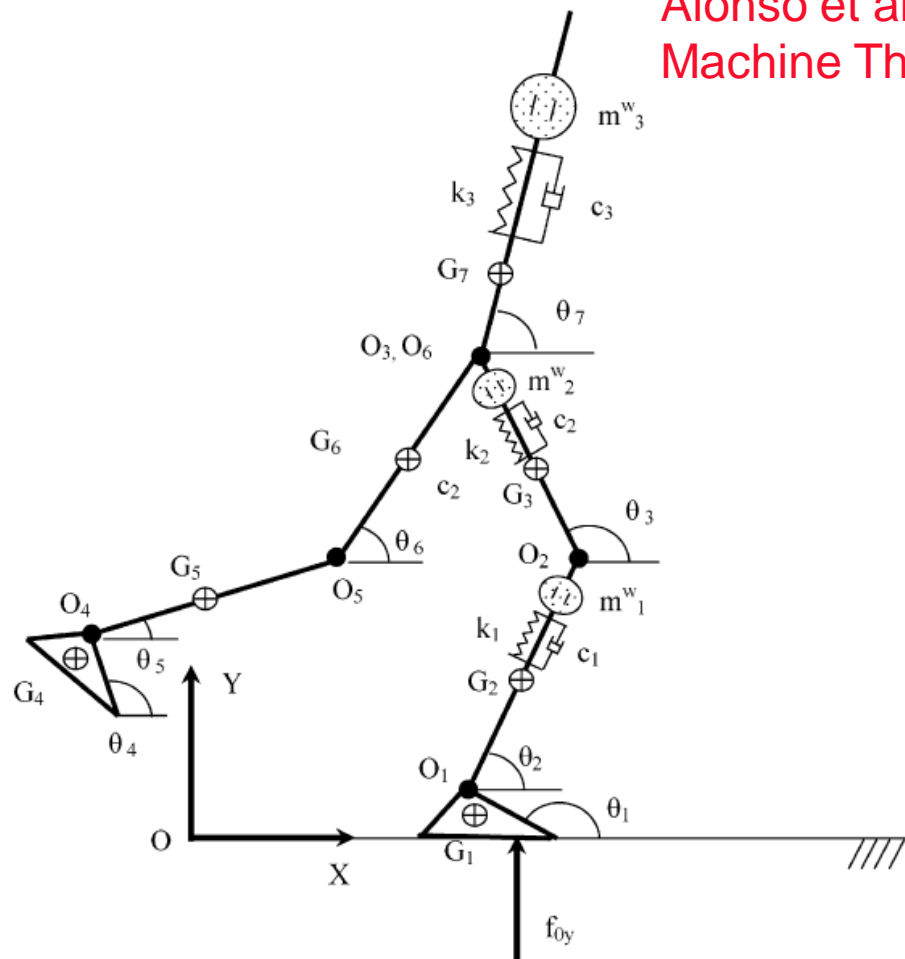


Pain and Challis, 2005

Masas de tejido blando (MTB)

- Hipótesis realizadas:
 - MTB = masas puntuales concentradas.
 - El movimiento de la MTB está restringido a la línea entre articulaciones del segmento rígido.
 - La unión viscoelástica al segmento esquelético es lineal e invariante en el tiempo (LTI).
 - El punto de conexión es el centro de masa del segmento corporal.

Masas de tejido blando (MTB)



Alonso et al., (Mechanism and Machine Theory), 2007.

Fig. 2. Simplified biomechanical model topology.

MTB: identificación de parámetros

- Parámetros desconocidos

$$\mathbf{p} = [m_w^1, k_1, c_1, m_w^2, k_2, c_2, m_w^3, k_3, c_3]^T$$

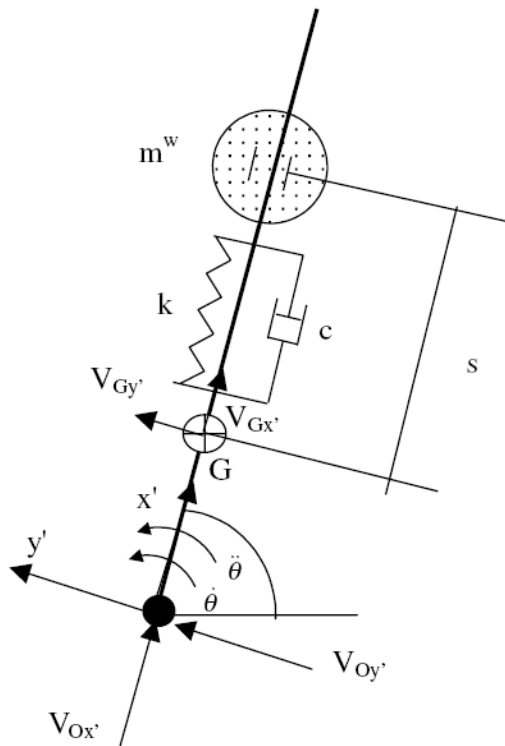
- GRF estimada vs. medida

$$f_0^y(t) - Mg = \sum_{i=1}^n m_i^b \ddot{y}_i + \sum_{i=1}^{n_w} m_i^w \ddot{Y}_i^w$$

$$M = \sum_{i=1}^n m_i^b + \sum_{i=1}^{n_w} m_i^w$$

MTB: identificación de parámetros

• Ecuación de movimiento MTB



$$m_i^w \ddot{s}_i + c_i \dot{s}_i + (k_i - m_i^w \dot{\theta}_i^2) s_i + m_i^w \ddot{x}'_{Gi} - m_i^w \dot{\theta}_i \dot{y}'_{Gi} = 0$$

$$\ddot{Y}_i^w = \ddot{y}_i + \ddot{s}_i \sin \theta_i - \dot{\theta}_i^2 s_i \sin \theta_i + \ddot{\theta}_i s_i \cos \theta_i + 2 \dot{\theta}_i \dot{s}_i \cos \theta_i$$

$$\eta_y = \frac{1}{Mg} \sqrt{\sum_{t=1}^N \left[f_0^y(t) - Mg - \sum_{i=1}^n m_i^b \ddot{y}_i(t) - \sum_{i=1}^{n_w} m_i^w \ddot{Y}_i^w(t) \right]^2} / N$$

$$\Gamma = \frac{\eta_y}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [f_0^y(t)/Mg]^2}}$$

MTB: identificación de parámetros

$$\text{Min } \Gamma(m_i^w, k_i, c_i) \quad i = 1, 2, 3$$

s.t.

$$(m_i^w)^l \leq m_i^w \leq (m_i^w)^u \quad i = 1, 2, 3$$

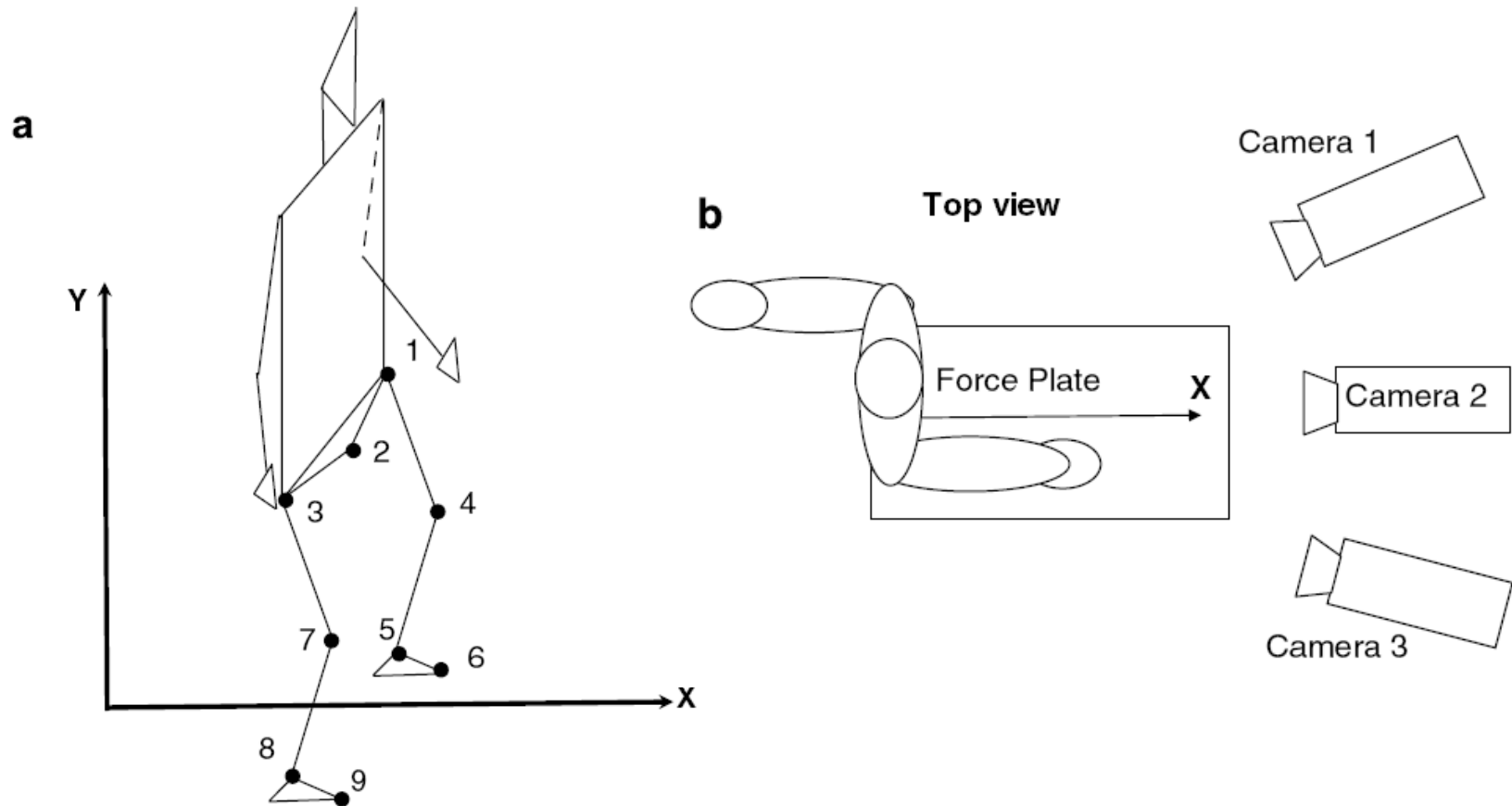
$$(k_i)^l \leq k_i \leq (k_i)^u \quad i = 1, 2, 3$$

$$(c_i)^l \leq c_i \leq (c_i)^u \quad i = 1, 2, 3$$

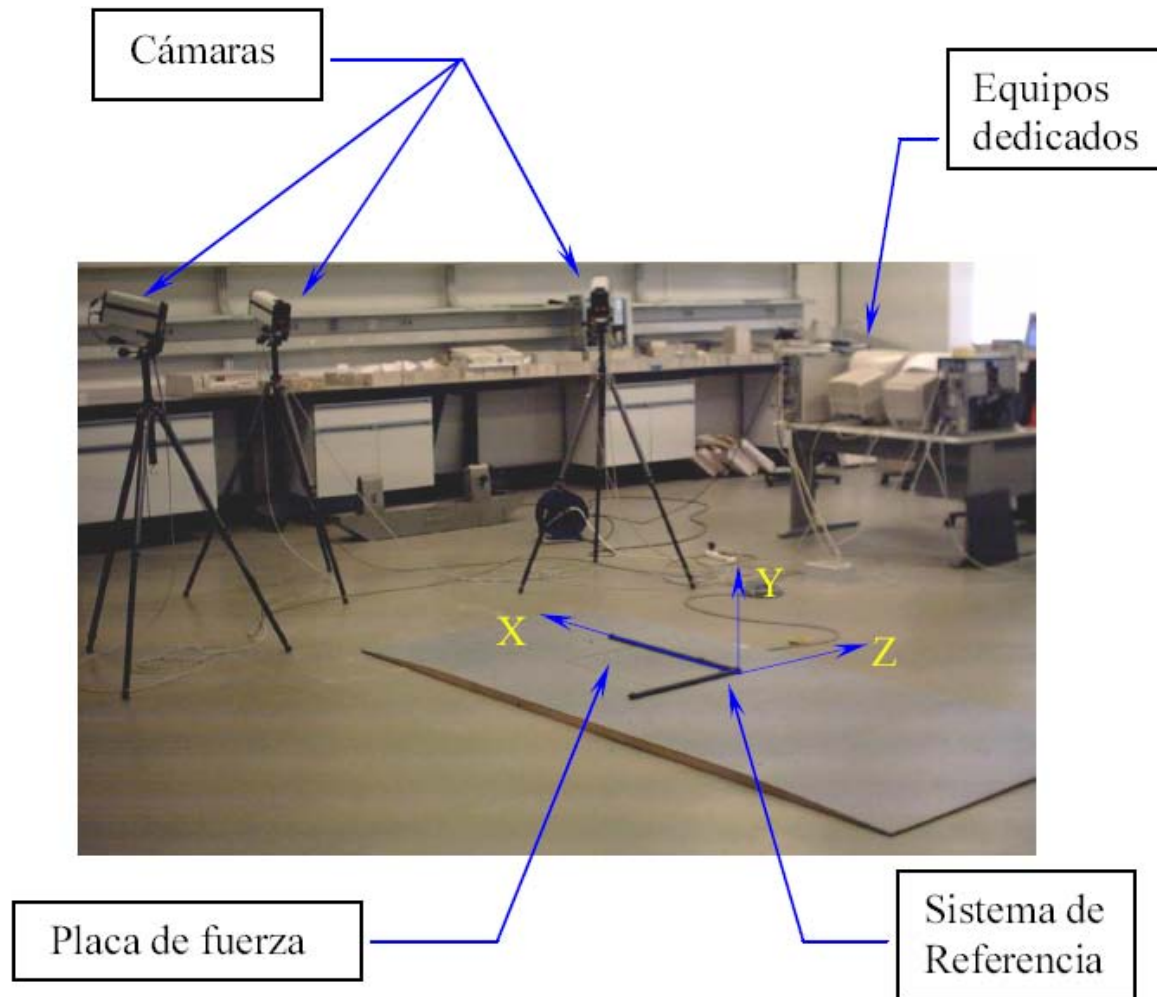
$$\text{Max } (|s_i(t)|) \leq L_i^* \quad i = 1, 2, 3$$

$$L_i^* = \min\{p_i L_i, d_i L_i\} \quad i = 1, 2, 3$$

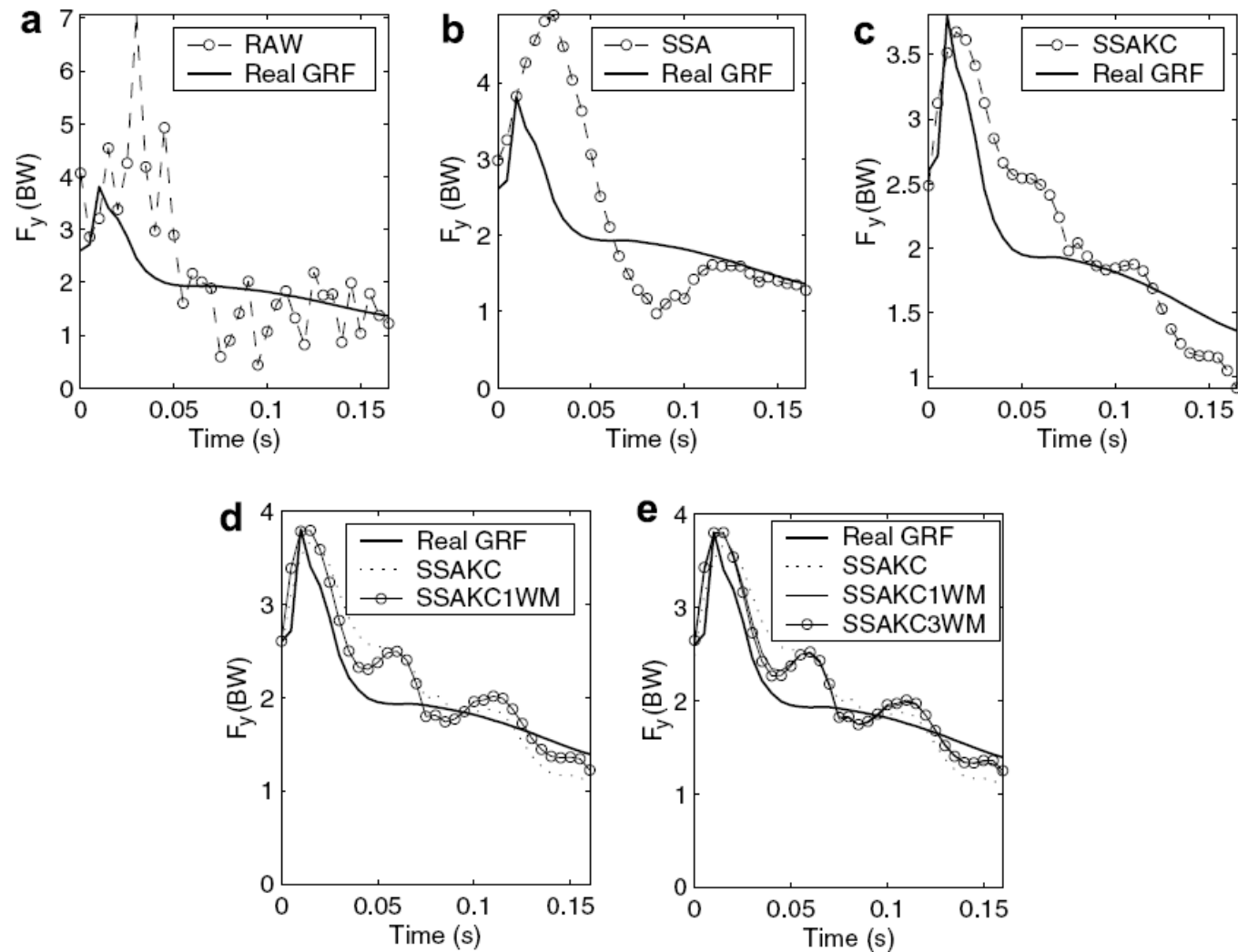
Resultados



Resultados



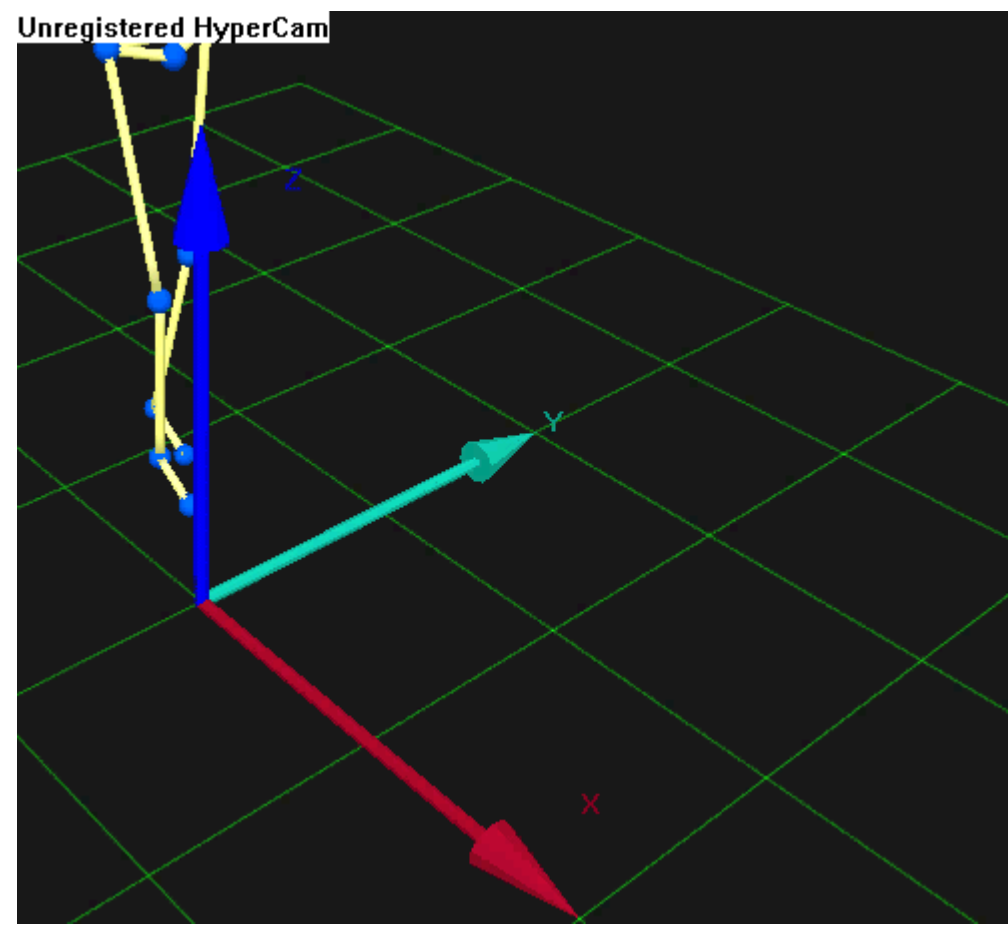
Resultados



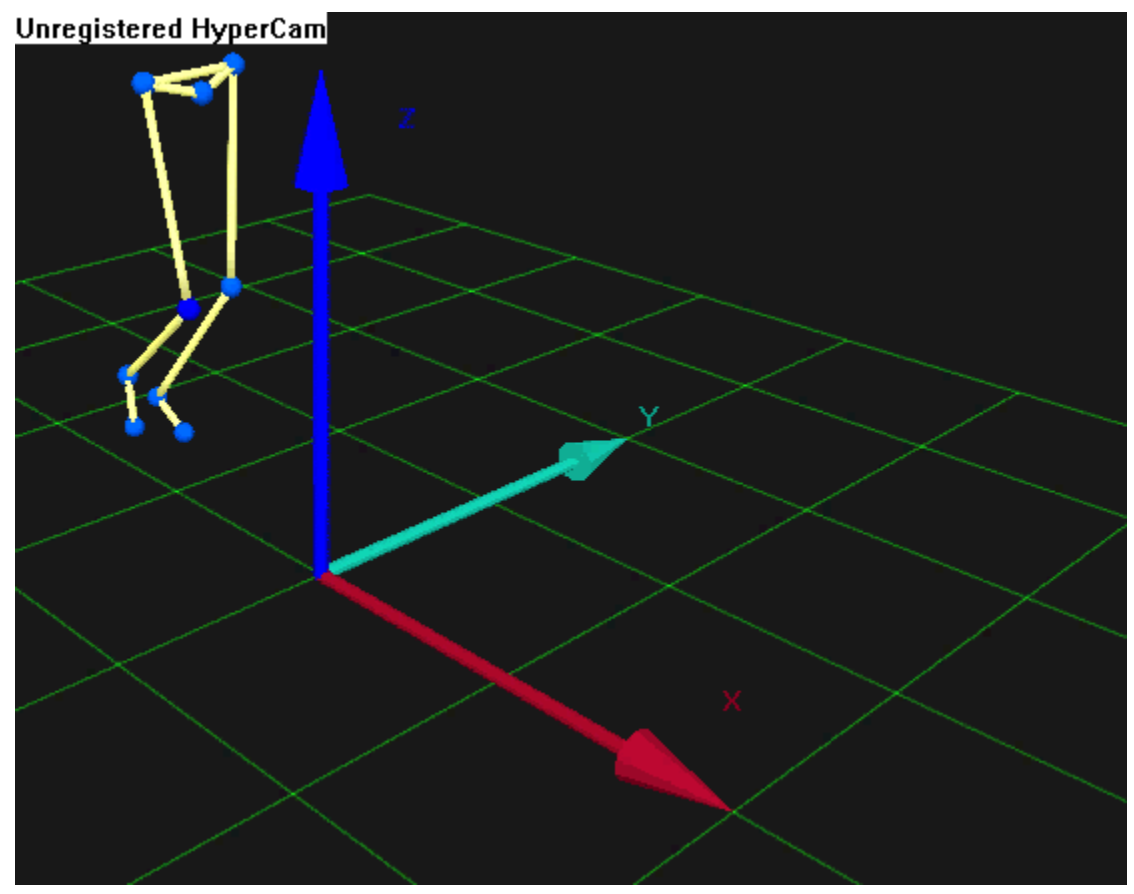
Resultados

- Fase de impacto:
 - Marcha.
 - Carrera.
 - Aterrizaje caída vertical (0.5 m).

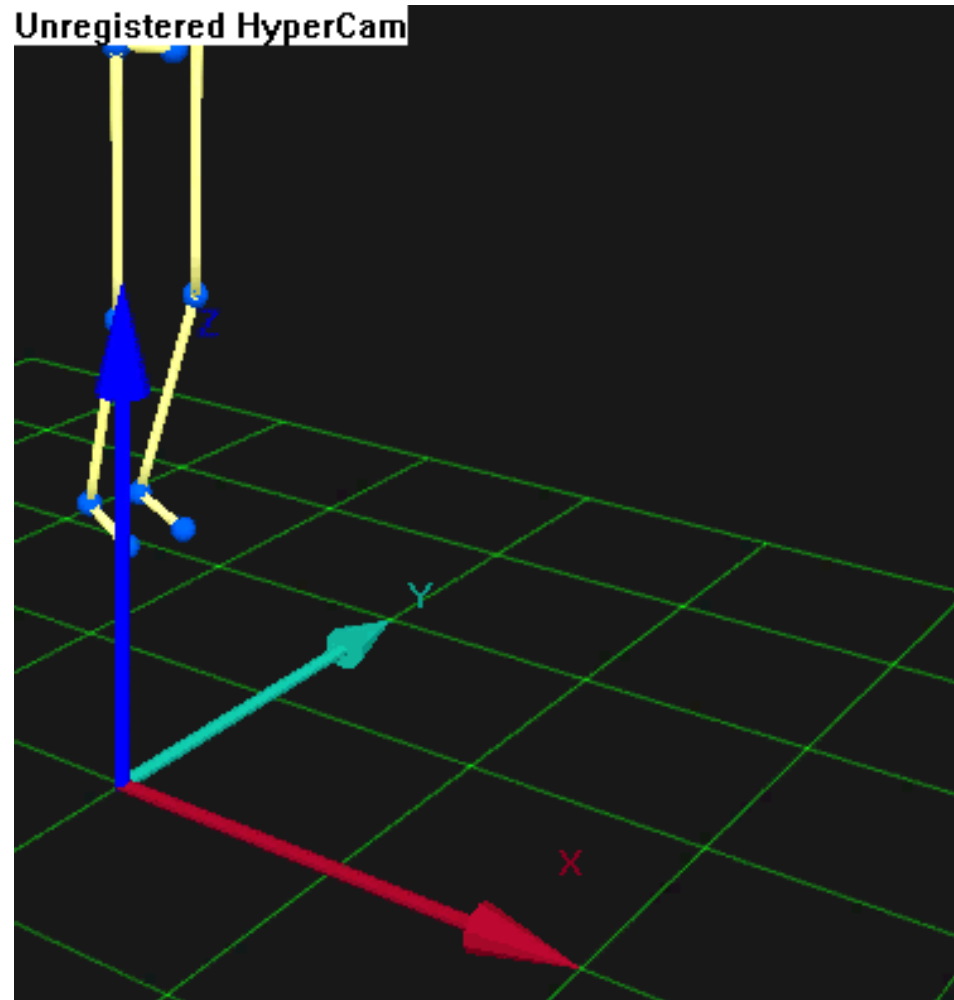
Marcha



Carrera



Aterrizaje



Resultados

Table 4
Experimental parameters

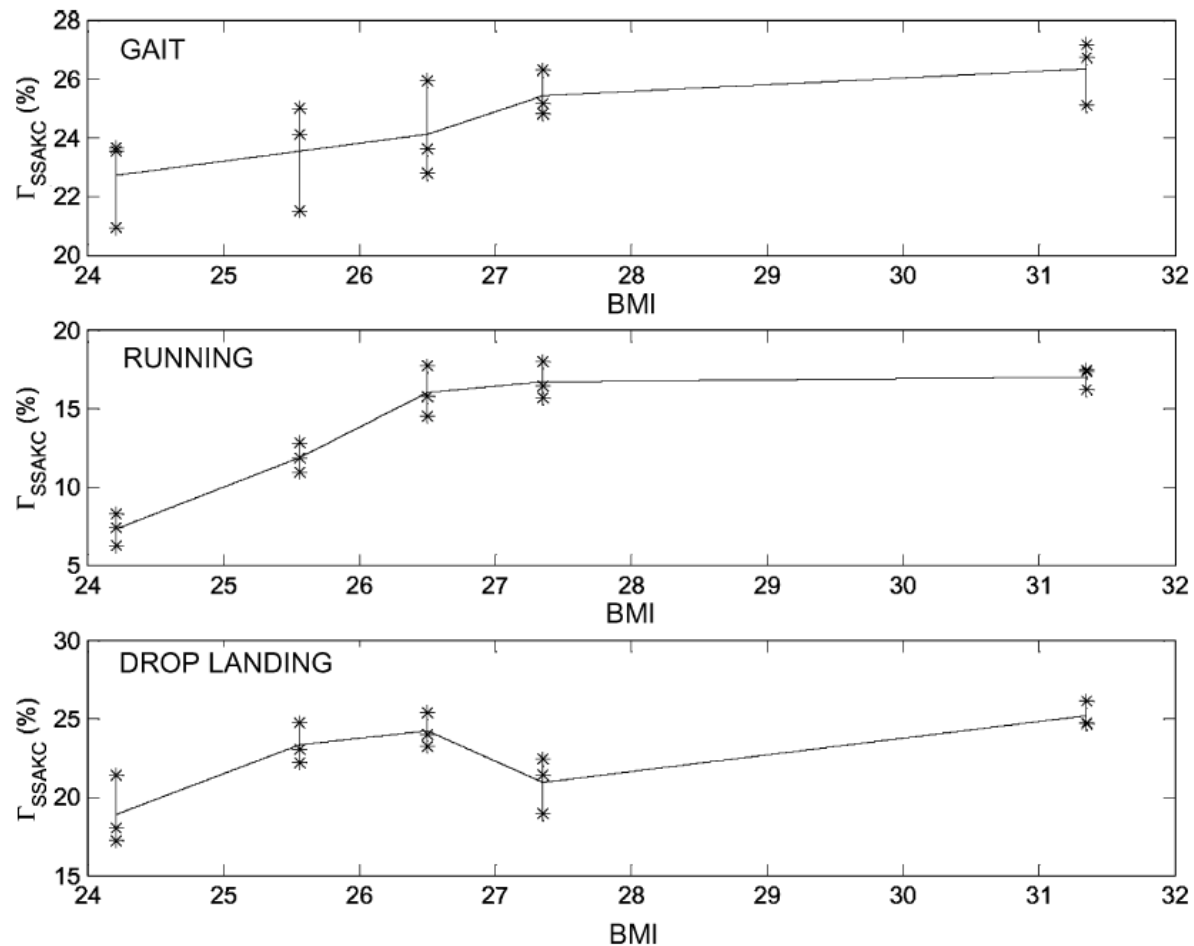
Characteristic	Description or value
Motion capture system	Qualisys ProReflex MCU 500
Number of cameras	3
Sampling frequency (cameras)	200 Hz
Performance of camera system	Mean abs. error (1.73 mm)
Force plate	KISTLER 9286AA
Sampling frequency (force plate)	1000 Hz
Simulation time	160 ms after impact
Number of markers	9
Marker type	Passive retroreflective
Motions	3 (gait, run, drop landing)
Subjects	5
Repetitions	5
Number of experiments	75
Valid experiments	59
Sample	45 exp.
Masses	90.04 ± 11.99 kg
BMI	27.05 ± 2.71

Resultados

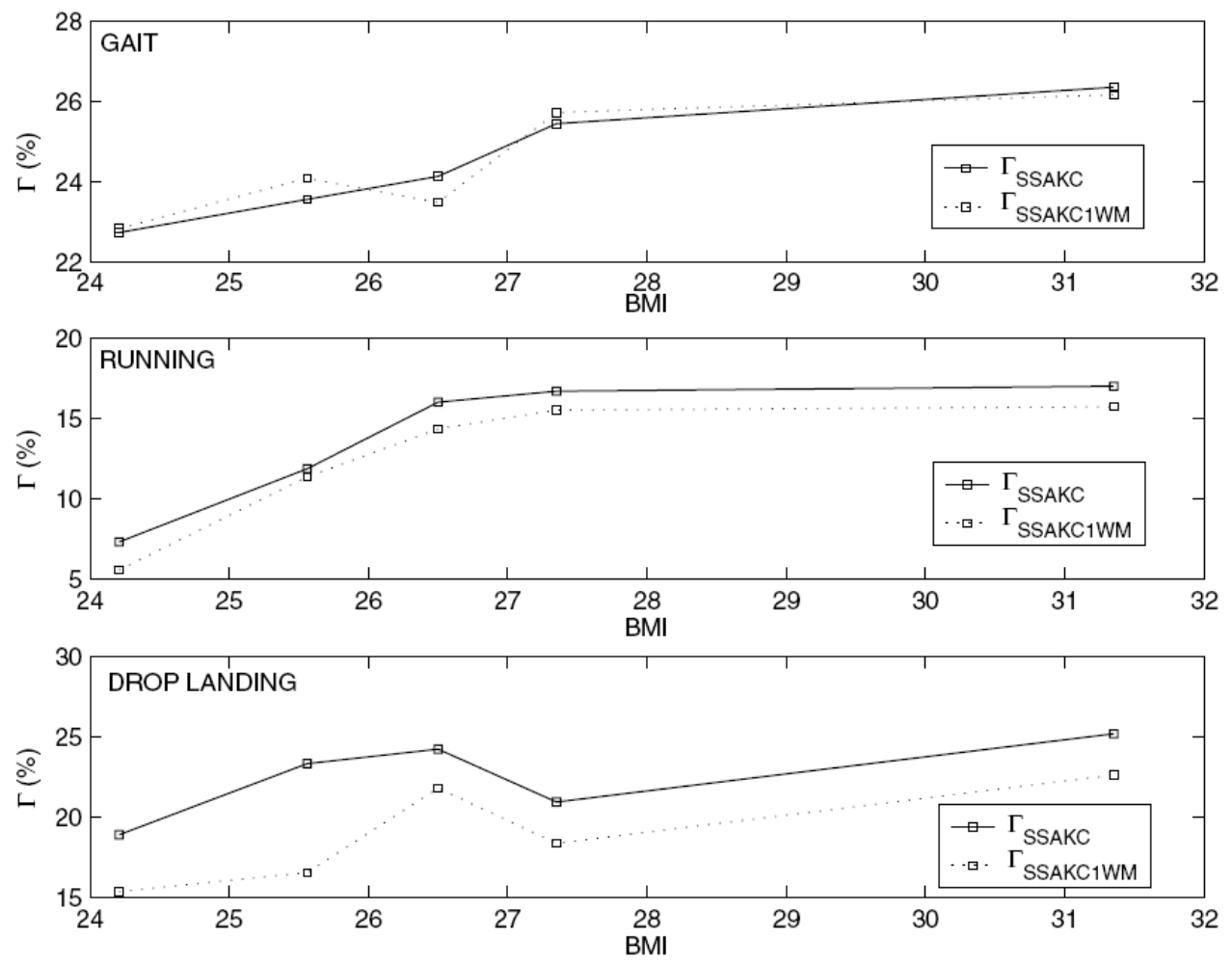
Table 8
Summary of the results

Motion	RAW	SSA	SSAKC	SSAKCIWM
Gait	125.59 ± 6.00	56.90 ± 5.00	24.38 ± 2.92	25.06 ± 2.78
Run	109.04 ± 37.66	23.19 ± 2.66	13.53 ± 3.19	12.73 ± 3.28
Drop landing	120.90 ± 63.21	49.17 ± 9.27	19.45 ± 7.17	15.91 ± 7.31

Resultados



Resultados



Resumen

- El error más crítico en el ADI es la amplificación del ruido durante la diferenciación de las señales de posición.
- La consistencia cinemática debe ser impuesta sobre los datos filtrados, ya que la consistencia cinemática no elimina el ruido de baja amplitud presente en las señales de desplazamiento.
- La consideración del efecto de las MTB (tronco) sólo mejora los resultados significativamente en el caso de aterrizaje.
- La contribución de las MTB de los miembros inferiores es marginal.
- En general, los errores se incrementan con el IMC.

Cuestiones

¡Gracias por su atención!

¿?