

# Sobre Cómo Varían las Firmas Manuscritas con el Tiempo: una Modelización Sigma Lognormal

Marta Gomez-Barrero, Javier Galbally, Julian Fierrez, Javier Ortega-Garcia

Biometric Recognition Group-ATVS, EPS, Universidad Autónoma de Madrid,  
C/ Francisco Tomás y Valiente 11, 28049 Madrid, España  
{marta.barrero,javier.galbally,julian.fierrez,javier.ortega}@uam.es

**Abstract.** En el presente trabajo se analiza la variación de las firmas dinámicas con el tiempo usando la Teoría Cinemática, siguiendo un protocolo general, consistente y completamente reproducible. Los experimentos se llevan a cabo sobre una nueva base de datos a largo plazo, capturada, bajo condiciones casi idénticas, en 6 sesiones uniformemente distribuidas durante un periodo de 15 meses. Las firmas se han representado con el modelo Sigma Lognormal, el cual tiene en cuenta los efectos del envejecimiento del cuerpo más relacionados con la escritura, como los tiempos de respuesta neuromusculares. Tras estudiar la evolución de las firmas con el tiempo, se ha llevado a cabo un análisis de distintos grupos de edad basado en los parámetros del modelo.

## 1 Introducción

Como en cualquier nuevo área de investigación, la mayor parte de los esfuerzos en la comunidad biométrica (que incluye investigadores, vendedores, evaluadores, etc.) se han destinado a mejorar el rendimiento de los sistemas de reconocimiento, con el objetivo de conseguir menores tasas de error. Como consecuencia, se han pasado por alto otros aspectos importantes, como la degradación del rendimiento conocida como *ageing*. Si queremos que los sistemas de reconocimiento biométrico sean más fiables y se avance en el desarrollo de esta tecnología emergente, se debe dedicar esfuerzo a este tema.

El término *ageing* se usa generalmente para referirse al decrecimiento gradual del rendimiento de un sistema causado por los cambios sufridos por el rasgo del usuario a largo plazo (que no pueden evitarse al ser inherentes a la naturaleza humana) [1]. Esto explica parte de la variabilidad intra-usuario (i.e., la variabilidad entre las muestras de un mismo usuario): la firma de un sujeto puede diferir considerablemente de la que se enroló tras un periodo de tiempo suficientemente largo. Esto lleva a puntuaciones de similitud más bajas y, como consecuencia, a un incremento de las tasas de error del sistema.

El presente trabajo aborda el problema de la variación de las firmas con el tiempo desde una perspectiva novedosa, y estudia el potencial de esta nueva aproximación para el estudio de firmas pertenecientes a grupos de edades distintas.

La primera tarea al diseñar un sistema de reconocimiento biométrico es escoger las características que servirán para modelar el rasgo, la firma en nuestro caso. La mayoría de las parametrizaciones de firmas se basan en características globales, como la velocidad media, la duración total o el número de levantamientos o pen-ups [2, 3], o en señales temporales derivadas en general de las coordenadas  $x$  y  $y$  o de las funciones de presión dadas por la mayoría de los dispositivos de adquisición on-line actuales [4–6]. Otra nueva y reciente aproximación se basa en la Teoría Cinemática de los movimientos humanos rápidos (Kinematic Theory for rapid human movements): por un lado, los trazos manuscritos simples se pueden caracterizar con el modelo Delta Lognormal [7]; por otro lado, las firmas on-line se pueden representar como una secuencia de trazos (i.e., una suma de curvas lognormales) [8]. La principal ventaja de este modelo es que tiene en cuenta las características físicas del cuerpo tales como el sistema neuromuscular, responsable de la producción de la firma. Esto se ha probado en trabajos anteriores que relacionan esta teoría con el diagnóstico de desórdenes neuromusculares [9] o con la predicción de factores de riesgo de apoplejías [10]. Dado que el *ageing* en las firmas proviene en última instancia del *ageing* o envejecimiento en el sistema neuromuscular, consideramos que esta parametrización se adecúa al problema abordado en el presente trabajo.

Recientemente se han publicado algunos trabajos sobre la variabilidad de las firmas y el estudio del *ageing* en firmas manuscritas [11, 12]. Además, la Teoría Cinemática de los movimiento rápidos humanos se ha usado ya para estudiar diversas tareas manuscritas. En [13], se analiza la variabilidad observada en patrones manuscritos para una única palabra con un número fijo de trazos, basándose en el modelo Sigma Lognormal. Este modelo integra en sus parámetros información sobre el control motor. Dado que el *ageing* afecta el sistema neuromuscular de los individuos, es razonable afirmar que este efecto puede producir cambios en los parámetros lognormales de las firmas. Es más, en [14] se estudió el problema producido por el *ageing* para un único trazo caracterizado por el modelo Delta Lognormal. Teniendo en cuenta estos trabajos y combinando las metodologías seguidas en cada uno de ellos, en el presente artículo llevamos a cabo el primer estudio sobre cómo el envejecimiento o *ageing* del sistema neuromuscular afecta a las firmas (tareas de trazos múltiples).

Además, usando esta aproximación para el modelado, se analizan las diferencias entre dos grupos de edades distintas usando los parámetros Sigma Lognormales. Tras estudiar la evolución de las firmas con el tiempo, se comparan los parámetros Sigma Lognormales de dos grupos de edades diferentes (i.e., mayores y jóvenes), con el objetivo de explorar el potencial de estas características para la estimación de la edad del usuario.

Todos los experimentos se llevan a cabo sobre una nueva base de datos de larga duración de firmas dinámicas: el dataset Signature 15M-Term. Éste comprende firmas de los 29 usuarios comunes de dos bases de datos multimodales disponibles públicamente: BiosecurID DB [15] y Biosecure DB [16], que fueron capturadas en 6 sesiones uniformemente distribuidas en un periodo de 15 meses.

El resto del artículo se estructura como sigue. En la Sec. 2, se presenta una breve introducción al modelo Sigma Lognormal para la representación de firmas on-line. A continuación, se presentan el marco experimental seguido en los experimentos y la base de datos usada en la Sec. 3. Los resultados se muestran en la Sec. 4 y se extraen las conclusiones finales en la Sec. 5.

## 2 Resumen del Modelo Sigma Lognormal

El modelo Sigma Lognormal se aplicó por primera vez a firmas on-line en [8]. Ésta es una representación de alto nivel basada en la Teoría Cinemática, que considera los trazos simples como primitivas a partir de las cuales se construyen modelos más complejos. Cada primitiva tiene un perfil de velocidad lognormal y sumando trazos se producen patrones más elaborados, lo que resulta en:

$$\mathbf{v}(t) = \sum_{i=1}^N \mathbf{v}_i(t) \quad \text{com } L \geq 2$$

donde  $N$  representa el número de trazos involucrados en la generación de un patrón dado y  $\mathbf{v}_i(t)$  es el perfil de velocidad del  $i$ -ésimo trazo.

Cada trazo curvo se modela con una Sigma Lognormal, que refleja tanto el proceso de control motor como la respuesta neuromuscular. Dicho trazo se representa por un vector de características que contiene los parámetros del modelo:

$$P_i = (t_{0i}, D_i, \theta_{di}, \theta_{fi}, \mu_i, \sigma_i)$$

donde  $t_{0i}$  es el tiempo de inicio del trazo,  $D_i$  su longitud,  $\theta_{di}$  el ángulo direccional inicial,  $\theta_{fi}$  el ángulo direccional final,  $\mu_i$  el retraso logtemporal y  $\sigma_i$  el tiempo de logrespuesta. Estos dos últimos parámetros caracterizan la respuesta del impulso lognormal del sistema neuromuscular.

El modelo Sigma Lognormal establece la representación teórica *ideal* de la firma. La diferencia entre este modelo ideal ( $\mathbf{v}(t)$ ) y el comportamiento real de la firma ( $\mathbf{v}_r(t)$ ) se puede medir en términos del SNR, o Signal to Noise Ratio, definido sobre señales de velocidad como

$$SNR = 20 \log \left( \frac{\int_{t_s}^{t_e} [v_x^2(t) - v_y^2(t)] dt}{\int_{t_s}^{t_e} [(v_x(t) - v_{x,r}(t))^2 + (v_y(t) - v_{y,r}(t))^2] dt} \right)$$

Un SNR bajo denota problemas en el sistema de control motor y podría usarse en la detección temprana de ciertos síntomas relacionados con el envejecimiento [14].

## 3 Base de Datos y Protocolo Experimental

### 3.1 La Base de Datos de Firmas On-Line Signature 15M-Term

El dataset usado en los experimentos comprende las firmas on-line de los 29 usuarios compartidos por las bases de datos BiosecurID y Biosecure, adquiridas

en un periodo de 15 meses. Ambas bases de datos son totalmente compatibles en términos del escenario de adquisición, el protocolo y el dispositivo de captura usado (Wacom Intuos 3 pen tablet). De este modo, podemos descartar los factores externos relacionados con la adquisición como causa de posibles cambios en la firma del usuario.

- BiosecurID Signature Subset [15]. Comprende 16 firmas originales y 12 falsificaciones intencionadas por usuario (intentos de acceso de impostor en los que el atacante imita intencionadamente la firma del usuario genuino), capturadas en 4 sesiones de adquisición separadas (nombradas aquí BID1, BID2, BID3 y BID4). Las sesiones fueron capturadas dejando intervalos de dos meses entre ellas, en un escenario controlado y supervisado similar a una oficina.
- Biosecure Signature Subset [16]. Este dataset se capturó 6 meses después de haber acabado la campaña de BiosecurID. Comprende 30 firmas originales por usuario, y 20 falsificaciones intencionadas, distribuidas en dos sesiones de adquisición separadas por tres meses (nombradas aquí Bure1 y Bure2). Las 15 firmas originales correspondientes a cada sesión fueron capturadas en tres grupos de 5 firmas consecutivas, con un intervalo de 15 minutos entre los grupos.

Para el dataset final usado en el presente trabajo sólo se han considerado las firmas originales, comprendiendo de este modo 1.334 firmas provenientes de los 29 usuarios comunes de las dos bases de datos, con 46 firmas por usuario (16 de BiosecurID y las restantes 30 de Biosecure), distribuidas en 6 sesiones (BID1-2-3-4 y Bure1-2). Éste constituye el primer dataset de firmas donde podemos seguir a un usuario durante 15 meses (dado que hay 6 sesiones de adquisición casi uniformemente distribuidas en este intervalo). Dado el limitado número de usuarios y el corto periodo de tiempo de adquisición de la bases de datos, los resultados presentados muestran tendencias generales y preliminares. Sin embargo, la base de datos Signature 15M-Term es la más adecuada para la tarea a abordar hasta donde conocemos.

### 3.2 Evolución de las Firmas con el Tiempo: Protocolo

Para analizar la evolución de los parámetros de las firmas a lo largo del tiempo se siguen varios pasos.

**Extracción de características.** La primera tarea de los experimentos es calcular los parámetros del modelo Sigma Lognormal de cada firma de la base de datos.

**Normalización.** Los parámetros que describen cada trazo se pueden dividir en dos categorías [13]: control  $(t_{0i}, D_i, \theta_{di}, \theta_{fi})$ , relacionados con el sistema de control motor, y periféricos  $(\mu_i, \sigma_i)$ , relacionados con la respuesta impulsiva del sistema neuromuscular al reaccionar a comandos generados por el controlador. Ambos conjuntos de parámetros pueden verse afectados de modos distintos por el envejecimiento del cuerpo humano, y requieren por tanto tratamientos diferentes.

Dado que cada firma de cada individuo tiene un número variable de trazos,  $N$ , una firma concreta será representada por una matriz de dimensión  $N \times 6$ . Por lo tanto, se estudiará un parámetro adicional: el número de trazos,  $N$ .

Con el fin de estudiar la variabilidad de los 6 parámetros del model Sigma Lognormal, normalizamos los parámetros de acuerdo con las transformaciones propuestas en [13]:

$$\begin{aligned} D_i &\rightarrow \frac{D_i}{D_{max}} & \theta_{di} &\rightarrow \theta_{di} - \theta_{d1} & \theta_{fi} &\rightarrow \theta_{fi} - \theta_{d1} \\ t_{0i} &\rightarrow t_{0i} - t_{01} & \mu_i &\rightarrow \bar{\mu} = \sum_{i=1}^{N_{jk}} \mu_i & \sigma_i &\rightarrow \bar{\sigma} = \sum_{i=1}^{N_{jk}} \sigma_i \end{aligned}$$

donde  $D_{max} = \max\{D_i\}$  e  $i = 1, \dots, N_{jk}$ . Así, los parámetros de control resultan en secuencias normalizadas por el valor inicial o el máximo de la secuencia original, de modo que escalas u orientaciones distintas de las firmas no afecten a los parámetros. En cambio, los parámetros periféricos, relacionados con las respuestas neuromusculares, se reducen a sus valores medios: queremos analizar las variaciones de las respuestas neuromusculares en las firmas como un todo, no en cada trazo por separado.

Para el análisis experimental consideraremos  $\Delta t_{0i}$  en lugar de  $t_{0i}$ , definido como la diferencia entre los tiempos iniciales de dos trazos consecutivos, i.e.,  $\Delta t_{0i} = t_{0i+1} - t_{0i}$ . Esta característica derivada es más consistente para cada firmante que  $t_{0i}$  y da información muy valiosa acerca de cuánto tiempo se toma el firmante para planear la ejecución de cada trazo.

**Medidas estadísticas.** Con el fin de mostrar la evolución de las firmas con el tiempo, analizaremos las diferencias estadísticas entre sesiones de adquisición. Estas variaciones se medirán en términos de las medianas y los percentiles 25 y 75, de modo que puedan contestarse dos preguntas distintas: *i*) ¿cambian los parámetros (sus medianas) con el tiempo?, y *ii*) ¿permanece constante el rango de variabilidad de cada parámetro (sus percentiles) o, por el contrario, aumenta o disminuye?

Para calcular estas diferencias estadísticas, tomamos la media de cada parámetro de las firmas de un sujeto dado pertenecientes a una sesión. A continuación, se calculan las diferencias entre sesiones restando dichos valores medios. Esto es, cuando se calculan las diferencias entre las sesiones  $j$  y  $k$ , hacemos la media de todas las firmas pertenecientes a la sesión  $j$ , obteniendo un vector de parámetros  $P_j$ , hacemos luego la media de las firmas de la sesión  $k$ , obteniendo un segundo vector  $P_k$ , y finalmente calculamos  $P_{jk} = P_j - P_k$ .

### 3.3 Análisis de Grupos de Edad: Protocolo

En este caso, el objetivo de los experimentos es determinar si existe alguna correlación entre el valor de los parámetros Sigma Lognormales y la edad del firmante. Con este propósito, los resultados basados tanto en las mismas características paramétricas como en el Signal to Noise Ratio (SNR) se representan con sus distribuciones, de modo que las diferencias entre los grupos de edades comparados se muestren de forma más clara.

## 4 Experimentos y Resultados

Hasta ahora, sólo un estudio relacionado con firma manuscrita se ha centrado en *ageing* en la literatura [14]. Sin embargo, este trabajo tan valioso se llevó a cabo sobre una tarea de un único trazo y el análisis se basó en el modelo Delta Lognormal. El estudio comparaba trazos únicos de dos grupos: jóvenes (media: 27,5 años) y mayores (media: 66,9 años). Se probó que para el grupo de mayor edad los  $t_0$  eran más largos, los  $D$  más pequeños,  $\mu$  y  $\sigma$  mayores, y  $\sigma_2$  menores. Esto se observó para una diferencia de 40 años de edad en un escenario muy controlado. En otras palabras, los resultados previos indican que, al hacernos mayores, tenemos una tendencia a protegernos a nosotros mismos planeando movimientos más pequeños y más lentos, minimizando cambios abruptos.

En el presente trabajo, tratamos de extender esos resultados a firmas manuscritas; es decir, tareas de múltiples trazos modeladas con Sigma Lognormales como se introdujo en las Sec. 3.2 y 3.3. Los experimentos tienen dos objetivos, a saber: *i*) analizar los efectos del tiempo en los parámetros Sigma Lognormales de la firma manuscrita, y *ii*) estudiar las diferencias entre firmas de grupos de edades distintas en términos de sus parametrizaciones Sigma Lognormales.

### 4.1 Evolución de las Firmas con el Tiempo

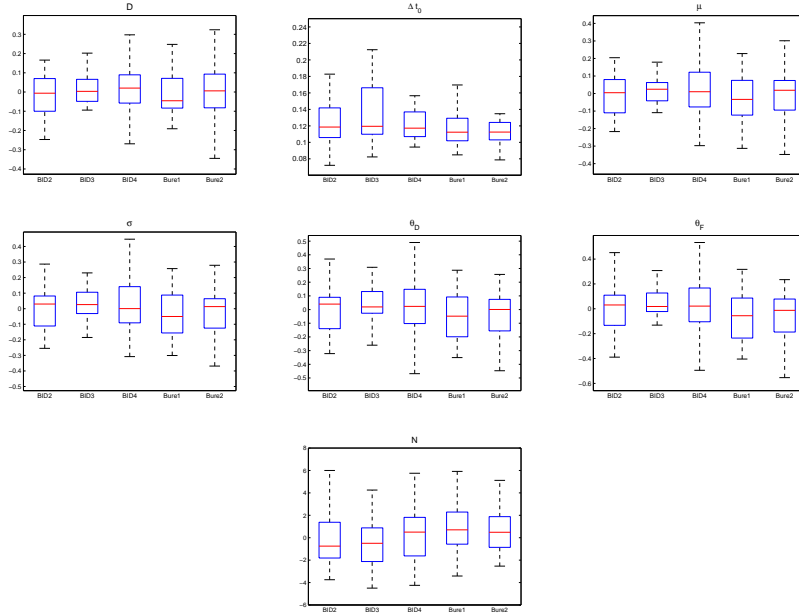
En el primer conjunto de experimentos, usamos la base de datos de firma on-line Signature 15M-Term. Como se explicó en la Sec. 3.1, ésta comprende 29 usuarios con 6 sesiones por usuario. Por lo tanto, tendremos cinco conjuntos de resultados para cada parámetro, cada uno con 29 valores por parámetro:

1. BID2 - BID1: diferencia temporal de dos meses.
2. BID3 - BID1: diferencia temporal de cuatro meses.
3. BID4 - BID1: diferencia temporal de seis meses.
4. Bure1 - BID1: diferencia temporal de doce meses.
5. Bure2 - BID1: diferencia temporal de quince meses.

En la Fig. 1 se muestran los boxplots de las diferencias entre sesiones. En cada caja, la marca central es la mediana, y los bordes los percentiles 25 y 75, mientras que los bigotes marcan los extremos a partir de los cuales los valores son considerados outliers.

Como puede observarse, el número de trazos  $N$  muestra una tendencia al alza y la diferencia entre tiempos iniciales  $\Delta t_0$  una tendencia a la baja, como cabría esperar: al hacernos mayores, tendemos a planear movimientos más pequeños (aquí, trazos más cortos). Sin embargo, tratamos de preservar la firma en su conjunto, necesitando por tanto un número más alto de movimientos o trazos.

Por otra parte, en varios parámetros, como  $\mu$ , los valores tienden a crecer dentro de cada base de datos: BID y Bure. La variabilidad puede por tanto atribuirse más al aburrimiento o pérdida del interés del usuario que al envejecimiento: en las primeras sesiones, los sujetos muestran más interés en la tarea entre manos (firmar en varias ocasiones) que en las últimas.



**Fig. 1.** Boxplot de las diferencias entre las sesión 1 (BID1) y las sesiones 2 (BID2) a 6 (Bure2) para cada parámetro ( $D$ ,  $t_0$ ,  $\mu$ ,  $\sigma$ ,  $\theta_a$ ,  $\theta_f$ ) y para el número de trazos ( $N$ ).

## 4.2 Análisis de Grupos de Edad

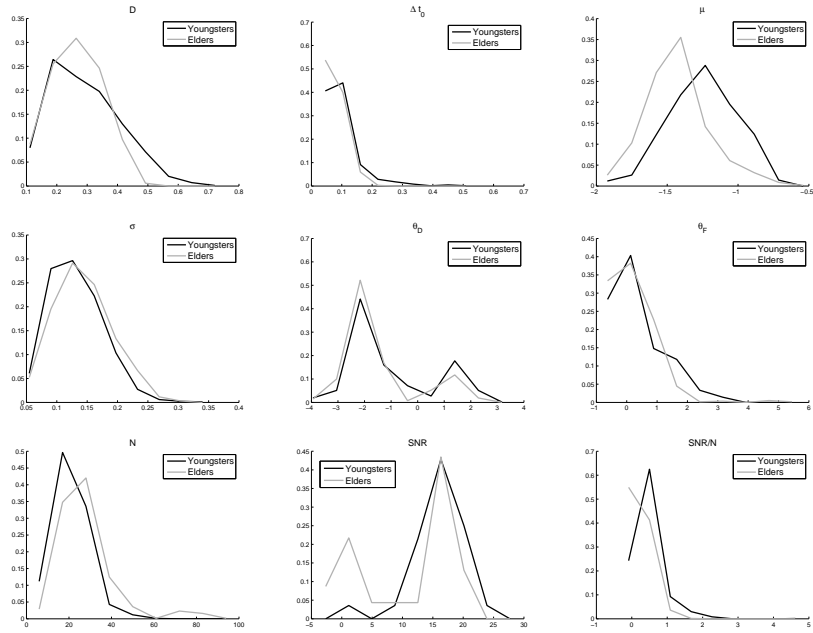
Nuestro objetivo ahora es comparar las firmas de usuarios de edades considerablemente distintas y estudiar el uso potencial de los parámetros Sigma Lognormales para estimar la edad del firmante. Con este propósito, aislamos en la base de datos BioSecure [16] dos grupos de tamaños similares entre los 210 usuarios, con una diferencia de edad significativa entre ellos:

- Sujetos entre 18 y 21 años: 28 sujetos. Media: 20.0 años.
- Sujetos entre 59 y 72 años: 23 sujetos. Media: 63.7 años.

Ahora sólo tenemos que comparar dos conjuntos, con  $28 \times 30 = 840$  observaciones por parámetro Sigma Lognormal para el grupo joven y  $23 \times 30 = 690$  para los mayores.

En la Fig. 2, podemos ver cada parámetro Sigma Lognormal ( $D$ ,  $\Delta t_0$ ,  $\mu$ ,  $\sigma$ ,  $\theta_a$ ,  $\theta_f$ ), así como el número de trazos ( $N$ ), el Signal to Noise Ratio (SNR) y el ratio entre estos últimos ( $\text{SNR}/N$ ) para ambos grupos de edad: los jóvenes en negro y los mayores en gris claro. Se pueden hacer varias observaciones:

- Como se esperaba, las distribuciones de  $\theta_a$  y  $\theta_f$  no son muy distintas: representan los ángulos direccionales iniciales y finales de los trazos de cada firma. Dado que la forma de las firmas permanece más o menos constante, los ángulos también.



**Fig. 2.** Distribuciones de los grupos de edades (jóvenes y mayores) para cada parámetro ( $D$ ,  $t_0$ ,  $\mu$ ,  $\sigma$ ,  $\theta_d$ ,  $\theta_f$ ), para el número de trazos ( $N$ ), para el Signal to Noise Ratio (SNR) y para el ratio entre los dos últimos (SNR/ $N$ ).

- Como ocurría en los resultados de [14] con el modelo Delta Lognormal, trazos más largos (es decir, valores más grandes de  $D$ ) son aparentemente menos frecuentes para el grupo de mayor edad.
- Reforzando los resultados de la Sec. 4.1, el número de trazos  $N$  es en general mayor para el grupo de más edad: la distribución media es más alta y valores bajos de  $N$  son menos frecuentes para el grupo de más edad. La distribución de las diferencias en tiempos iniciales entre trazos  $\Delta t_0$  muestra asimismo que valores pequeños son aparentemente más frecuentes para el grupo mayor, resultando la combinación de tendencias de  $N$  y  $\Delta t_0$  en firmas con más trazos y más cortos conforme envejecemos.
- Las distribuciones de  $\mu$  muestran un desplazamiento del pico hacia la izquierda para el grupo de mayor edad. Esto puede deberse a la tendencia mencionada arriba: al hacernos mayores, tendemos a usar un mayor número de trazos para las firmas. Esos trazos son por lo tanto más cortos (ver la distribución de  $D$ , con un pico más pronunciado para valores pequeños y una cola más baja para valores grandes), requiriendo un retraso lognormal ( $\mu$ ) menor pero un tiempo de logrespuesta similar (ver figura correspondiente a  $\sigma$ ).
- La distribución de SNR tiene un pico considerablemente más grande en valores bajos (alrededor de 0 dBs) para el grupo de mayor edad. Esto significa que, en general, los sujetos mayores tienden a presentar un SNR más bajo:



la degradación asociada con el envejecimiento nos hace alejarnos de la lognormalidad (i.e., caso ideal).

- El ratio  $\text{SNR}/N$  acentúa las tendencias mostradas por  $\text{SNR}$  y  $N$ : la edad resulta en mayor temblor, que a su vez significa más lognormales pequeñas (mayor  $N$ ), y una mayor desviación con respecto a la lognormalidad (menor  $\text{SNR}$ ). Globalmente, esto debería llevar a una mayor probabilidad de tener valores pequeños de este ratio para las personas de más edad. Como se esperaba, podemos observar en la Fig. 2 cómo la distribución de  $\text{SNR}/N$  tiene un pico en  $-0.1$  para el grupo de más edad y un pico en  $0.5$  para el grupo más joven.

## 5 Conclusiones

La Teoría Cinemática y el modelo Sigma Lognormal asociado nos proveen de un marco sólido para el estudio de la producción de movimientos humanos rápidos que tiene en cuenta diferentes características psicopáticas muy relacionadas con el envejecimiento del cuerpo humano, como el tiempo de respuesta neuromuscular.

En este contexto, en el presente trabajo hemos llevado a cabo el primer estudio de la variación de firmas manuscritas con el tiempo basado en el modelo Sigma Lognormal. Los experimentos, realizados sobre una base de datos de tamaño medio capturada en 6 sesiones uniformemente distribuidas en un periodo de 15 meses, han mostrado ciertas tendencias:

- El número de trazos,  $N$ , tiene una tendencia al alza: conforme nos hacemos mayores, tendemos a planificar más movimientos.
- Para preservar la forma de la firma, dichos trazos deben ser más cortos, produciendo valores más pequeños de  $\Delta t_0$ .

Asimismo, el análisis llevado a cabo sobre firmas de dos grupos de sujetos con una diferencia de edad de 40 años ha confirmado ciertas observaciones hechas en un estudio previo similar llevado a cabo sobre una tarea controlada de un único trazo [14]:

- Los trazos tienden a ser más cortos para el grupo de mayor edad, y hay más trazos por firma.
- Al envejecer, el ratio  $\text{SNR}/N$  decrece: nos alejamos de la lognormalidad (i.e., caso ideal) y el número de lognormales por firma muestra una tendencia al alza.

Dada la limitada cantidad de datos disponible, estos resultados son sólo preliminares: deberían realizarse experimentos en un futuro donde las firmas sean monitorizadas durante periodos más largos de tiempo para un mayor número de usuarios. Sin embargo, el protocolo aquí presentado puede extenderse a bases de datos más grandes y aplicarse a diferentes tareas: trazos simples, escritura, firmas árabes o chinas, etc. Creemos por lo tanto que estudios como el aquí presentado pueden ayudar a aclarar el difícil problema del envejecimiento o ageing en biometría para que podamos ampliar el uso de esta tecnología emergente en la práctica.

## 6 Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por los proyectos Contexts (S2009/TIC-1485) de la CAM, Bio-Challenge (TEC2009-11186) y Bio-Shield (TEC2012-34881) del MINECO, Guardia Civil y *Cátedra UAM-Telefónica*. Marta Gómez Barrero está financiada por una beca FPU del MECD.

## References

1. Lanitis, A.: A survey of the effects of ageing on biometric identity verification. *IJB* **2** (2010) 34–52
2. Lee, L., Berger, T., Aviczer, E.: Reliable on-line human signature verification systems. *IEEE TPAMI* **18** (1996) 643–647
3. Nelson, W., Turin, W., Hastie, T.: Statistical methods for on-line signature verification. *IJPRAI* **8** (1994) 749–770
4. Fierrez, J., Nanni, L., et al.: An on-line signature verification system based on fusion of local and global information. In: Proc. IAPR Intl. Conf. AVBPA. (2005) 523–532
5. Jain, A., Griess, F., Connell, S.: On-line signature verification. *PR* **35** (2002) 2963–2972
6. Martínez-Díaz, M., Fierrez, J., Galbally, J., Ortega-García, J.: Towards mobile authentication using dynamic signature verification: useful features and performance evaluation. In: Proc. ICPR. (2008)
7. Djioua, M., Plamondon, R.: A new algorithm and system for characterization of handwriting strokes with delta-lognormal parameters. *IEEE TPAMI* **31** (2009) 2060–2072
8. O’Reilly, C., Plamondon, R.: Development of a sigma-lognormal representation for on-line signatures. *PR* **42** (2009) 3324–3337
9. O’Reilly, C., Plamondon, R.: Impact of the principal stroke risk factors on human movements. *HMS* **30** (2011) 792806
10. O’Reilly, C., Plamondon, R.: Design of a neuromuscular disorders diagnostic system using human movement analysis. In: Proc. ISSPA. (2012) 787–792
11. Erbilek, M., Fairhurst, M.: Framework for managing ageing effects in signature biometrics. *IET Biometrics* **1**(2) (2012) 136–147
12. Guest, R.: Age dependency in handwritten dynamic signature verification systems. *PRL* **27** (2006) 1098–1104
13. Djioua, M., Plamondon, R.: Studying the variability of handwriting patterns using the kinematic theory. *HMS* **28** (2009) 588–601
14. Woch, A., Plamondon, R., O’Reilly, C.: Kinematic characteristics of bidirectional delta-lognormal primitives in young and older subjects. *HMS* **30** (2011) 1–17
15. Fierrez, J., Galbally, J., et al.: BiosecuID: a multimodal biometric database. *PAA* **13** (2009) 235–246
16. Ortega-García, J., J.Fierrez, et al.: The multi-scenario multi-environment BioSecure multimodal database (BMDB). *IEEE TPAMI* **32** (2010) 1097–1111