



**CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DE ESTUDIOS  
AVANZADOS  
DEL INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**

**UNIDAD ZACATENCO  
DEPARTAMENTO DE CONTROL AUTOMÁTICO**

**Diseño de un exoesqueleto para hombro humano y  
controlado por su modelo de movimiento**

Tesis que presenta

**Carlos Román Parga Villalpando**

Para Obtener el Grado de  
**Doctorado en Ciencias**

En

**Control Automático**

Director de la Tesis

**Dr. Wen Yu Liu**

**Ciudad de México**

**Febrero, 2018**



*Dedicado a  
todos aquellos  
que me apoyaron  
y creyeron en  
mi proyecto  
de vida.*



# Agradecimientos

Agradezco a las siguientes instituciones: Conacyt, Cinvestav, Biblioteca Central del Cinvestav, Laboratorio del Departamento de Control Automático.

Estos agradecimientos no estarían completos si no mencionara a: Dr. Wen Yu Liu, Ing. Roberto Lagunes Feregrino, Ing. Gerardo Castro Zavala, Dra. Petra Wiederhold Grauert, Dr. Sergio Salazar Cruz, Dr. Jesus Ricardo Lopez Gutierrez, Dr. Moises Bonilla Estrada, Dra. Xiaou Li Zhang, Ing. Sheila Rubí Montiel Sainz, Ing. Carlos Guerrero, Catalina Montelongo Avila, Ma. Elizabeth León Meza, Sonia Araceli Alfaro Llamas , Ma. Magdalena Villalpando de Parga, Dr. Jorge Carlos Parga Ramírez, Mta. Yadira Fatna Lazcano Leyva y Wendy Leticia Camargo Tejeda.



# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	2
1.2. Objetivos . . . . .	3
1.3. Publicaciones . . . . .	4
1.4. Estructura de la tesis . . . . .	5
<b>2. El hombro humano y los exoesqueletos</b>	<b>7</b>
2.1. Fisiología del hombro humano . . . . .	7
2.2. Electromiografía . . . . .	15
2.3. Trabajos publicados sobre exoesqueletos . . . . .	18
2.4. Trabajos publicados sobre identificación de señales EMG . . . . .	20
<b>3. Exoesqueleto para hombro como un robot de dos grados de libertad</b>	<b>25</b>
3.1. Junta universal o acoplamiento de Hooke . . . . .	26
3.2. Robot de dos grados de libertad y el exoesqueleto para hombro . . . . .	26
3.3. El robot de dos grados de libertad: bola y plano . . . . .	28
3.4. Control del sistema de bola y plano . . . . .	33
<b>4. Diseño del exoesqueleto para hombro</b>	<b>39</b>
4.1. Análisis mecánico del diseño . . . . .	40
4.2. Modelo cinemático y dinámico . . . . .	48
4.3. Simulaciones . . . . .	66
<b>5. Modelado de la acción del hombro por señales electromiográficas y redes neuronales</b>	<b>71</b>
5.1. Sistemas de redes neuronales . . . . .	71
5.2. Modelado de la acción con redes múltiples . . . . .	81

<b>6. Sistema de control</b>	<b>89</b>
6.1. Sistema Electromecánico . . . . .	89
6.2. Sistema de control . . . . .	99
6.3. Configuración del experimento . . . . .	106
6.4. Resultados experimentales . . . . .	116
<b>7. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>131</b>
<b>A. Créditos de las imágenes, ordenadas por autor</b>	<b>143</b>
<b>B. Detalles de la implementación de redes neuronales</b>	<b>145</b>
B.1. Tiempos de ejecución y paralelización de redes neuronales . . . . .	145
B.2. Convergencia . . . . .	147
<b>C. Gráficas de prueba de la Red Neuronal</b>	<b>159</b>
C.1. Movimiento de prueba 1 . . . . .	159
C.2. Movimiento de prueba 2 . . . . .	174
C.3. Movimiento de prueba 3 . . . . .	189
C.4. Movimiento de prueba 4 . . . . .	204
C.5. Movimiento de prueba 5 . . . . .	219
C.6. Movimiento de prueba 6 . . . . .	234
C.7. Movimiento de prueba 7 . . . . .	249
C.8. Movimiento de prueba 8 . . . . .	264
C.9. Movimiento de prueba 9 . . . . .	279
<b>D. Códigos en lenguaje C, del software de control</b>	<b>295</b>
D.1. PID Class . . . . .	295
D.2. ServosController Class . . . . .	301
D.3. Servo Class . . . . .	308
D.4. Entrenamiento de redes neuronales . . . . .	318
<b>E. Publicaciones</b>	<b>329</b>
<b>F. Planos estructurales y construcción del Exoesqueleto</b>	<b>351</b>



# Índice de figuras

2.1. Miembros superiores A) vista anterior B) vista posterior . . . . .	8
2.2. Vista inferior de la clavícula derecha . . . . .	9
2.3. Vista superior de la clavícula derecha . . . . .	9
2.4. Vista anterior de la escápula derecha . . . . .	10
2.5. Vista posterior de la escápula derecha . . . . .	11
2.6. Vista lateral de la escápula derecha . . . . .	11
2.7. Vista superior de la escápula derecha . . . . .	12
2.8. Vista anterior del húmero derecho . . . . .	13
2.9. Vista posterior del húmero derecho . . . . .	13
2.10. Vista anterior de los huesos de la región del hombro derecho . . . . .	14
2.11. Vista anterior de las articulaciones del hombro y acromioclavicular . . . . .	14
2.12. Esquema mostrando un electrodo de medición de EMG . . . . .	16
2.13. Registro de señales en EMG . . . . .	16
2.14. Posicionamiento de electrodos para el músculo deltoide: E1 Electrodo activo, E2 Electrodo de referencia, G Electrodo de tierra. . . . .	19
3.1. Planteamiento de la junta universal . . . . .	27
3.2. Hipotética superposición 1 de la junta universal con el hombro para mostrar los grados de libertad . . . . .	28
3.3. Hipotética superposición 2 de la junta universal con el hombro para mostrar los grados de libertad . . . . .	29
3.4. Hipotética superposición 3 de la junta universal con el hombro para mostrar los grados de libertad . . . . .	29
3.5. Abducción y aducción . . . . .	30
3.6. Aducción horizontal . . . . .	30
3.7. Flexión y extensión . . . . .	31

3.8. Relación entre los ángulos de inclinación del plano y los ángulos de los actuadores	34
4.1. Viga sometida a flexión	40
4.2. Secciones adyacentes de una viga curva	41
4.3. Relación $R/c$	42
4.4. Ensamblaje de riel curvo y carro cremallera	43
4.5. Vista de riel curvo simple inferior	43
4.6. Vista de riel curvo cremallera superior	43
4.7. Trayectorias de esfuerzo en la torsión de un eje	45
4.8. Cilindro sometido a torsión	46
4.9. Planteamiento de deformación de una viga sujeta por ambos extremos sometida a torsión	48
4.10. Hipotética superposición de cardán y exoesqueleto mostrando los grados de libertad.	50
4.11. Perspectiva 1 del área de trabajo de una junta universal	52
4.12. Perspectiva 2 del área de trabajo de una junta universal	53
4.13. Perspectiva 3 del área de trabajo de una junta universal	53
4.14. Perspectiva 4 del área de trabajo de una junta universal	54
4.15. Momentos de masa	55
4.16. Centro de masa del riel curvo	56
4.17. Centro de masa del carro cremallera	57
4.18. Robot de cadena serial	61
4.19. iésimo cuerpo de robot de cadena serial	61
4.20. Representación XY de la respuesta al escalón	67
4.21. Respuesta al escalón de la dinámica del exoesqueleto controlado con PID	68
4.22. Posición, velocidad, aceleración y torsión de las articulaciones en respuesta al escalón	68
4.23. Respuesta de seguimiento de referencia de la dinámica del exoesqueleto con- trolado con PID	69
4.24. Posición, velocidad, aceleración y torsión de las articulaciones en respuesta de seguimiento de la referencia	69
5.1. Diagrama del bloque RNA	72
5.2. Diagrama del bloque de integración	72
5.3. Diagrama del bloque del controlador	72

5.4. Estructura de red neuronal identificadora . . . . .	77
5.5. Modelo de red neuronal múltiple . . . . .	82
5.6. Estructura de redes neuronales múltiples con red combinadora. . . . .	87
6.1. Diagrama del sistema de exoesqueleto completo . . . . .	90
6.2. Diagrama del sistema de exoesqueleto . . . . .	90
6.3. Esquema básico del sistema electromecánico . . . . .	91
6.4. Servomotor MX-64 . . . . .	93
6.5. Fuente de poder . . . . .	94
6.6. Diagrama de tiempo de la comunicación serial . . . . .	94
6.7. Diagrama de comunicación Half Duplex . . . . .	96
6.8. Diagrama de tiempo de espera. . . . .	96
6.9. Estructura del paquete de instrucción . . . . .	96
6.10. Estructura del paquete de estado . . . . .	98
6.11. Interfaz Serial TTL a USB Dinamixel . . . . .	99
6.12. Pinout de la comunicación USART . . . . .	99
6.13. Diagrama del control PID del exoesqueleto . . . . .	101
6.14. Diagrama del sistema AntiWindup para el PID . . . . .	105
6.15. Diagrama del sistema del exoesqueleto . . . . .	105
6.16. Colocación de electrodos para captura de señales EMG en el usuario. . . . .	108
6.17. Prueba de integración del sistema . . . . .	108
6.18. Movimiento de prueba 1: Señales EMG . . . . .	109
6.19. Movimiento de prueba 2: Señales EMG . . . . .	109
6.20. Control del exoesqueleto y conexión con el hombro del usuario . . . . .	112
6.21. Movimiento de prueba 1: Velocidad y posición . . . . .	117
6.22. Movimiento de prueba 2: Velocidad y posición . . . . .	117
6.23. Resultados de prueba de PID con entrada escalón del eslabón q1 . . . . .	118
6.24. Resultados de prueba de PID con entrada escalón del eslabón q2 . . . . .	119
6.25. Resultados de prueba de PID con seguimiento de referencia del eslabón q1 . . . . .	119
6.26. Resultados de prueba de PID con seguimiento de referencia del eslabón q2 . . . . .	120
6.27. Resultados de prueba de PID con perturbación externa del eslabón q2 . . . . .	120
6.28. Exoesqueleto montado en el usuario . . . . .	121
6.29. Electrodos de EMG ubicados en el usuario . . . . .	122
6.30. Movimiento de prueba 1: Posición real vs Posición estimada . . . . .	122

6.31. Movimiento de prueba 2: Posición real vs Posición estimada . . . . .	123
6.32. Movimiento de prueba 1: Velocidad real vs velocidad estimada . . . . .	123
6.33. Movimiento de prueba 2: Velocidad real vs velocidad estimada . . . . .	124
6.34. Movimiento de prueba 1: Red combinadora vs Promedio . . . . .	125
6.35. Movimiento de prueba 2: Red combinadora vs Promedio . . . . .	125
6.36. Movimiento de prueba 1: Salida de las redes neuronales . . . . .	126
6.37. Movimiento de prueba 2: Salida de las redes neuronales . . . . .	126
6.38. Movimiento de prueba 1: Salida de red neuronal y posterior filtro pasa bajos	127
6.39. Movimiento de prueba 2: Salida de red neuronal y posterior filtro pasa bajos	127
6.40. Prueba de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto . . . . .	128
6.41. Movimiento de semicírculo de prueba . . . . .	128
6.42. Resultado 1 de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto . . . . .	129
6.43. Movimiento en diagonal de prueba . . . . .	129
6.44. Resultado 2 de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto . . . . .	129
6.45. Movimiento en horizontal de prueba . . . . .	130
6.46. Resultado 3 de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto . . . . .	130
6.47. Resultado 4 de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto . . . . .	130
B.1. Asignación de redes neuronales a procesadores . . . . .	147
B.2. Tabla comparativa de tiempos de ejecución de toda la red neuronal con una sola muestra cuando se ejecuta con un procesador mononúcleo y un procesador multinúcleo . . . . .	148
B.3. Tabla comparativa de tiempos de ejecución de la red neuronal completa de mil muestras cuando se ejecuta con un procesador mononúcleo y un procesador multinúcleo . . . . .	148
B.4. Tabla comparativa de tiempos de ejecución de la red neuronal identificadora con una sola muestra cuando se ejecuta con un procesador mononúcleo y un procesador multinúcleo . . . . .	149
B.5. Tabla comparativa de tiempos de ejecución de la red neuronal identificadora de mil muestras cuando se ejecuta con un procesador mononúcleo y un procesador multinúcleo . . . . .	149
B.6. Tabla comparativa de tiempos de ejecución de la red neuronal ponderadora con una sola muestra cuando se ejecuta con un procesador mononúcleo y un procesador multinúcleo . . . . .	150

B.7. Tabla comparativa de tiempos de ejecución de la red neuronal ponderadora de mil muestras cuando se ejecuta con un procesador mononúcleo y un procesador multinúcleo . . . . . 150

B.8. Tabla comparativa de tiempos de entrenamiento de la red neuronal completa cuando se ejecuta con un procesador mononúcleo y un procesador multinúcleo 151

B.9. Comparativa de curvas de convergencia de las redes neuronales identificadoras correspondientes a q1. . . . . 152

B.10. Comparativa de curvas de convergencia de las redes neuronales identificadoras correspondientes a q2. . . . . 153

B.11. Comparativa de curvas de convergencia de las redes neuronales ponderadoras y el promedio de convergencia de las redes identificadoras correspondientes a q1. . . . . 154

B.12. Comparativa de curvas de convergencia de las redes neuronales ponderadoras y el promedio de convergencia de las redes identificadoras correspondientes a q2. . . . . 155

B.13. Comparativa de salidas de las redes neuronales identificadoras solo promediando su salida y su salida procesada con la red neuronal ponderadora correspondiente a q1. . . . . 156

B.14. Comparativa de salidas de las redes neuronales identificadoras solo promediando su salida y su salida procesada con la red neuronal ponderadora correspondiente a q2. . . . . 157

B.15. Comparativa resultado en espacio de trabajo de las redes neuronales identificadoras solo promediando su salida y su salida procesada con la red neuronal ponderadora. . . . . 158

C.1. Gráfica comparativa de trayectoria en espacio cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . . 160

C.2. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . . 161

C.3. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora . . . . . 162

C.4. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas . . . . .	163
C.5. Gráfica comparativa de los canales EMG sin filtro, con filtro kalman y filtro pasabajos IIR . . . . .	164
C.6. Gráfica comparativa que relaciona las señales EMG y la velocidad angular de salida de las redes neuronales . . . . .	165
C.7. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	166
C.8. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	167
C.9. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación A . . . . .	168
C.10. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	169
C.11. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	170
C.12. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación B . . . . .	171
C.13. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra los patrones generados por las redes neuronales . . . . .	172
C.14. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra el patrón de salida de la red neuronal ponderadora a través del filtro IIR . . . . .	173
C.15. Gráfica comparativa de trayectoria en espacio cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	175

C.16. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	176
C.17. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora . . . . .	177
C.18. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas . . . . .	178
C.19. Gráfica comparativa de los canales EMG sin filtro, con filtro kalman y filtro pasabajos IIR . . . . .	179
C.20. Gráfica comparativa que relaciona las señales EMG y la velocidad angular de salida de las redes neuronales . . . . .	180
C.21. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	181
C.22. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	182
C.23. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación A . . . . .	183
C.24. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	184
C.25. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	185
C.26. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación B . . . . .	186
C.27. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra los patrones generados por las redes neuronales . . . . .	187

C.28. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra el patrón de salida de la red neuronal ponderadora a través del filtro IIR . . . . .	188
C.29. Gráfica comparativa de trayectoria en espacio cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	190
C.30. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	191
C.31. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora . . . . .	192
C.32. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas . . . . .	193
C.33. Gráfica comparativa de los canales EMG sin filtro, con filtro kalman y filtro pasabajos IIR . . . . .	194
C.34. Gráfica comparativa que relaciona las señales EMG y la velocidad angular de salida de las redes neuronales . . . . .	195
C.35. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	196
C.36. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	197
C.37. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación A . . . . .	198
C.38. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	199
C.39. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	200



C.40. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación B . . . . . 201

C.41. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra los patrones generados por las redes neuronales . . . . . 202

C.42. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra el patrón de salida de la red neuronal ponderadora a travez del filtro IIR . . . . . 203

C.43. Gráfica comparativa de trayectoria en espacio cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . . 205

C.44. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . . 206

C.45. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora . . . . . 207

C.46. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas . . . . . 208

C.47. Gráfica comparativa de los canales EMG sin filtro, con filtro kalman y filtro pasabajos IIR . . . . . 209

C.48. Gráfica comparativa que relaciona las señales EMG y la velocidad angular de salida de las redes neuronales . . . . . 210

C.49. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . . 211

C.50. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . . 212

C.51. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación A . . . . . 213

C.52. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	214
C.53. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	215
C.54. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación B . . . . .	216
C.55. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra los patrones generados por las redes neuronales . . . . .	217
C.56. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra el patrón de salida de la red neuronal ponderadora a través del filtro IIR . . . . .	218
C.57. Gráfica comparativa de trayectoria en espacio cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	220
C.58. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	221
C.59. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora . . . . .	222
C.60. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas . . . . .	223
C.61. Gráfica comparativa de los canales EMG sin filtro, con filtro kalman y filtro pasabajos IIR . . . . .	224
C.62. Gráfica comparativa que relaciona las señales EMG y la velocidad angular de salida de las redes neuronales . . . . .	225
C.63. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	226

C.64. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . . 227

C.65. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación A . . . . . 228

C.66. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . . 229

C.67. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . . 230

C.68. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación B . . . . . 231

C.69. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra los patrones generados por las redes neuronales . . . . . 232

C.70. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra el patrón de salida de la red neuronal ponderadora a travez del filtro IIR . . . . . 233

C.71. Gráfica comparativa de trayectoria en espacio cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . . 235

C.72. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . . 236

C.73. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora . . . . . 237

C.74. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas . . . . . 238

C.75. Gráfica comparativa de los canales EMG sin filtro, con filtro kalman y filtro pasabajos IIR . . . . . 239

C.76. Gráfica comparativa que relaciona las señales EMG y la velocidad angular de salida de las redes neuronales . . . . .	240
C.77. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	241
C.78. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	242
C.79. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación A . . . . .	243
C.80. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	244
C.81. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	245
C.82. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación B . . . . .	246
C.83. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra los patrones generados por las redes neuronales . . . . .	247
C.84. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra el patrón de salida de la red neuronal ponderadora a través del filtro IIR . . . . .	248
C.85. Gráfica comparativa de trayectoria en espacio cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	250
C.86. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	251

C.87. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora . . . . . 252

C.88. Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas . . . . . 253

C.89. Gráfica comparativa de los canales EMG sin filtro, con filtro kalman y filtro pasabajos IIR . . . . . 254

C.90. Gráfica comparativa que relaciona las señales EMG y la velocidad angular de salida de las redes neuronales . . . . . 255

C.91. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . . 256

C.92. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . . 257

C.93. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación A . . . . . 258

C.94. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . . 259

C.95. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . . 260

C.96. Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación B . . . . . 261

C.97. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra los patrones generados por las redes neuronales . . . . . 262

C.98. Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra el patrón de salida de la red neuronal ponderadora a través del filtro IIR . . . . . 263

C.99.	Gráfica comparativa de trayectoria en espacio cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	265
C.100	Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . .	266
C.101	Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora . . . . .	267
C.102	Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas . . . . .	268
C.103	Gráfica comparativa de los canales EMG sin filtro, con filtro kalman y filtro pasabajos IIR . . . . .	269
C.104	Gráfica comparativa que relaciona las señales EMG y la velocidad angular de salida de las redes neuronales . . . . .	270
C.105	Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	271
C.106	Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . .	272
C.107	Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación A . . . . .	273
C.108	Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	274
C.109	Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	275
C.110	Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación B . . . . .	276

C.111 Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra los patrones generados por las redes neuronales . . . . . 277

C.112 Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra el patrón de salida de la red neuronal ponderadora a través del filtro IIR . . . . . 278

C.113 Gráfica comparativa de trayectoria en espacio cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . . 280

C.114 Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR . . . . . 281

C.115 Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora . . . . . 282

C.116 Gráfica comparativa de trayectoria en plano cartesiano entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas . . . . . 283

C.117 Gráfica comparativa de los canales EMG sin filtro, con filtro kalman y filtro pasabajos IIR . . . . . 284

C.118 Gráfica comparativa que relaciona las señales EMG y la velocidad angular de salida de las redes neuronales . . . . . 285

C.119 Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . . 286

C.120 Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación A . . . . . 287

C.121 Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación A . . . . . 288

C.122 Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales promediadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . . 289

C.123	Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora de la articulación B . . . . .	290
C.124	Gráfica comparativa de velocidad entre el patrón original y el patrón generado por las tres redes neuronales ponderadas por la red neuronal correctora y salida con filtro pasa bajos IIR de la articulación B . . . . .	291
C.125	Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra los patrones generados por las redes neuronales . . . . .	292
C.126	Gráfica comparativa de velocidades de la articulación q1 y q2, tomando como referencia el patrón original contra el patron de salida de la red neuronal ponderadora a travez del filtro IIR . . . . .	293



# Resumen

En esta tesis, presento dos problemas, que identifiqué, relacionados con los exoesqueletos: ¿qué mecanismo puede compararse con el movimiento natural del hombro? y ¿cómo las señales de electromiografía de los músculos pueden controlar un exoesqueleto? Comienzo, plantando cada problema por separado, posteriormente, integro ambas soluciones para, finalmente, tener un prototipo experimental de un exoesqueleto que se anexa al hombro humano y que se controla por medio de señales de electromiografía.

Una vez planteados los problemas y las hipótesis, hago un estudio anatómico y fisiológico del hombro humano. Adicionalmente hago un estudio de la técnica de electromiografía. Con la información recabada, primero propongo un diseño mecánico que cumple con dos de los movimientos del hombro humano. En una primera etapa de desarrollo, primero implementé un mecanismo de junta esférica en un pequeño robot demostrativo para realizar pruebas, y tras estar satisfecho con su comportamiento, pude transferirlo al diseño final del prototipo del exoesqueleto. Aquí se encuentra una descripción del prototipo del exoesqueleto con su modelo cinemático y dinámico, complementado con simulaciones en matlab.

Inmediatamente después, abordo el problema planteado por la segunda pregunta, es decir lo relacionado a la electromiografía. Las redes neuronales son la solución principal, con modificaciones que planteo específicamente para este problema; en este capítulo hago una descripción de la estructura general y específica, además del proceso de entrenamiento de las mismas. Además, se puede encontrar el desarrollo de un sistema en *C++*, que implementa las redes neuronales con la estructura específica planteada y, finalmente, encontrará el lector, los resultados prácticos obtenidos.

Por último, muestro los resultados de la prueba de integración del exoesqueleto con las redes neuronales y las conclusiones que obtuve de la tesis. En los anexos se encuentra información adicional que obtuve durante el desarrollo y comprobación, con la finalidad de complementar y enriquecer este trabajo; cabe aclarar que buena parte de esta información es resultado de las emocionantes experiencias a lo largo de este programa doctoral.



# Abstract

In this thesis, I present two problems, which I identified, related to exoskeletons: which mechanism can be compared with the natural movement of the shoulder?, and how the electromyography signals of the muscles can control an exoskeleton? I begin by posing each problem separately, after that, I integrate both solutions to finally have an experimental prototype of an exoskeleton that is attached to the human shoulder, and controlled by electromyography signals.

Once the problems and hypotheses have been raised, I present the anatomical and physiological study of the human shoulder. Additionally I review the study of the electromyography technique. With the information gathered, I first propose a mechanical design that meets two of the movements of the human shoulder. In the earlier stage of development, I first implemented a spherical joint mechanism in a small demonstrative robot to perform tests, and after being satisfied with its behavior, I was able to transfer it to the final design of the prototype of the exoskeleton. In this chapter I make a description of the prototype of the exoskeleton with its kinematic and dynamic model, complemented by simulations in matlab.

Immediately afterwards, I approach the problem posed by the second question, that is, what is related to electromyography. Artificial neural networks are the main solution, with modifications that I propose specifically for this problem; in this chapter I describe the general and specific structure, as well as the process of training them. You can find the development of a *C++* system, which implements the artificial neural networks with the specific structure proposed and, finally, the reader will find the practical results obtained.

Finally, I show the results of the exoskeleton integration test with the neural networks and the conclusions I got from the thesis.

In the annexes you can find additional information that I obtained during the development and verification, in order to complement and enrich this work; it should be noted that many of this information is the result of the exciting experiences throughout this doctoral program.



# Capítulo 1

## Introducción

El campo de investigación para el estudio y desarrollo de exoesqueletos, tiene una amplia aplicación en el área médica para la rehabilitación de pacientes con problemas de movilidad, ya sea debido a accidentes o problemas congénitos entre otros factores. Por otro lado el desarrollo de exoesqueletos es de gran interés para la aplicación industrial y militar específicamente en el desarrollo de trajes que permitan aumentar la fuerza, precisión y versatilidad del cuerpo humano. Este campo es multi e interdisciplinario ya que integra campos como la robótica, control, mecánica y algunas subareas de medicina como fisiología, anatomía y neurología, entre otros.

El desarrollo de exoesqueletos presenta varios retos derivados principalmente, en el hecho de que el cuerpo humano no está hecho para el uso de estructuras exteriores para funcionar, hablando fisiológicamente. De esta premisa, se deriva la problemática que gira en torno al diseño físico del exoesqueleto y a la interface de mando y control. Esta tesis se desarrolla a partir de la complejidad del hombro humano, complejidad mayor que el resto de las articulaciones, dado que es una articulación del tipo esférica es capaz de realizar 3 grados de libertad en un solo punto del espacio. Esto implica que el mecanismo de los grados de libertad del exoesqueleto debe moverse en los mismos ejes y áreas de trabajo del hombro, pero sin interferir al cuerpo humano. Propuestas anteriores de exoesqueletos, buscaron solventar este problema, sin embargo se obtuvieron problemas de indeterminaciones en la cinemática o se redujo el área de trabajo; aspecto al que presento una solución.

Por otro lado la interfaz de mando y control del exoesqueleto tiene sus propios problemas. La interfaz más simple para un exoesqueleto, se ha desarrollado con una palanca de mando de 6 ejes, con la cual el usuario es capaz de posicionar una parte del exoesqueleto o dar comandos de movimiento, como avanzar caminando o cambiar de altura el cuerpo, lo que implica más

de una extremidad del exoesqueleto. Aunque la interfaz es sencilla y funcional deja a las manos ocupadas para esta tarea evitando que puedan estas ser usadas para otras tareas simultáneamente. En este trabajo se propone el uso de instrumentación de electromiografía, lo que permite obtener las señales neuronales ya sea de los músculos o del cerebro; las cuales pueden ser identificadas y clasificadas para ejecutar comandos de movimiento para el exoesqueleto.

Esta tesis no trata sobre exoesqueletos de aplicación industrial y militar pero el sistema de control también es válido para la aplicación en dichos contextos.

## 1.1. Motivación

El hombro del cuerpo humano puede clasificarse como una articulación de tipo esférica y, por su naturaleza, presenta tres grados de libertad que permiten al hombro sus movimientos (flexión, extensión, abducción, aducción, rotación y circunducción). Por esta razón, es considerada la articulación más móvil del cuerpo humano. Existen otro par de grados de libertad del tipo prismático que permiten al hombro desplazarse (elevación, depresión, abducción retracción, abducción protracción, campaneo externo y campaneo interno) pero dichos movimientos no son considerados en el estudio de esta tesis.

Como estructura articulada, el hombro tiene músculos que son los actuadores del mismo para proporcionar la fuerza que otorga la movilidad de forma activa. Los músculos no funcionan de forma como lo hace un actuador eléctrico. Estos reciben señales del sistema nervioso que excitan las células del músculo y dichas señales no son directamente proporcionales a la fuerza y/o desplazamiento que realizan pues dependen del tamaño y condiciones de los músculos y huesos que varían de individuo a individuo. También a diferencia de un robot, en el hombro se utilizan varios músculos simultáneamente, para realizar un solo movimiento. Estas consideraciones hacen que modelar matemáticamente la dinámica del hombro humano en función de impulsos neuronales del sistema nervioso se vuelva muy complejo.

Se ha demostrado que las *redes neuronales artificiales (RNA)* tienen la capacidad de identificar y copiar el comportamiento de sistemas o plantas no lineales las cuales se tiene o no se tiene un modelo matemático. Esta cualidad de las redes neuronales artificiales es utilizada principalmente en el caso donde no se posee el modelo matemático de un sistema o planta y en determinados casos solo se posee parcialmente y no es satisfactorio. Otra propiedad de las redes neuronales artificiales es que aunque puedan identificar un sistema o planta siempre existe una incertidumbre o error en la convergencia de identificación, el cual,

provoca que el comportamiento de la red neuronal no sea perfectamente idéntico. Este error depende de varios factores como la condición inicial de los pesos sinápticos, el algoritmo de entrenamiento y sus parámetros, los datos que son usados durante el entrenamiento, la arquitectura de la red neuronal y la cantidad de neuronas totales de la red.

En esta tesis se propone usar redes neuronales múltiples, en paralelo, que identifiquen el modelo del movimiento de los músculos del hombro en función de las señales del sistema nervioso. La intención es que sea posible la identificación del movimiento del hombro en función de las señales del sistema nervioso usando instrumentación de electromiografía. Se espera que las redes neuronales artificiales, gracias a su capacidad para identificar sistemas no lineales, permitan servir como parte de una interfaz hombre máquina para gobernar un exoesqueleto sin necesidad de un mando que requiera aprendizaje del usuario por medio de sus manos.

El uso de redes neuronales artificiales múltiples tiene como objetivo reducir el error de identificación con la premisa de que al entrenar con diferentes estructuras, número de neuronas y condiciones iniciales, el error de cada una de ellas no sea el mismo al tener la misma entrada. Así, una red neuronal combinadora es entrenada para escoger el mejor resultado en cada caso de entrada.

El campo del aprendizaje por reforzamiento en sistemas multi-agentes ofrece grandes oportunidades de nuevos estudios haciéndolo atractivo a distintas áreas donde podrían ser utilizadas tales como generación de trayectorias, minería de datos, comercio electrónico, entre muchos otros.

## 1.2. Objetivos

El objetivo principal de la tesis es responder a dos preguntas:

**Pregunta 1** ¿Qué mecanismo puede compararse con el movimiento natural del hombro?

**Pregunta 2** ¿Cómo las señales de electromiografía de los músculos pueden controlar un exoesqueleto?

Para responder estas dos preguntas, durante la tesis se demostrarán las siguientes hipótesis:

**Hipótesis 1** Es posible realizar movimientos tridimensionales correspondientes al área de trabajo de una junta esférica que en cinemática es de 3 grados de libertad, usando un

acoplamiento de Hooke que no solo desde la mecánica, es estructuralmente diferente sino también posee solo 2 grados de libertad, permitiendo aplicarlo al movimiento del conjunto del hombro humano.

**Hipótesis 2** Usando redes neuronales es posible identificar el sistema del hombro humano que relaciona las señales EMG de entrada a los músculos del mismo, con la torsión de salida que permite el movimiento del hombro en 2 grados de libertad.

Los objetivos secundarios de la presente tesis son:

1. Diseñar y construir un exoesqueleto de asistencia, para el hombro, que sea móvil y que elimine las indeterminaciones que provocan la reconfiguración del hardware para realizar los movimientos.
2. Proponer varias estructuras de redes neuronales que identifiquen el movimiento del hombro en función de las señales del sistema nervioso con el uso de instrumentación de electromiografía.
3. Desarrollar una interfaz hombre máquina usando equipo de instrumentación de electromiografía y el software de control desarrollado en C++.
4. Realizar experimentos donde se verifique la validez del sistema de identificación con redes neuronales múltiples.
5. Analizar los resultados obtenidos además de exponer las conclusiones y alcances de las propuestas planteadas.

## 1.3. Publicaciones

### Publicaciones periódicas

1. Carlos Parga, Wen Yu and Xiaoou Li, ".<sup>A</sup> low-cost ball and plate system for advanced control education", *International Journal of Electrical Engineering Education*, 2015, Vol. 52(4) pp.370–384.

### Ponencia

1. Carlos Parga and Wen Yu, "Design and Modeling of the Exoskeleton for Human Shoulder with Ball and Socket Joint", *14th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE17)*, Mexico City, Mexico, 2017.



## 1.4. Estructura de la tesis

El capítulo 1 ofrece las motivaciones y objetivos concretos buscados en la presente tesis, así como las publicaciones obtenidas durante el periodo de estudio doctoral.

El capítulo 2 se hace un estado del arte del arte del hombro del cuerpo humano, exoesqueletos e identificación de comandos por electromiografía.

El capítulo 3 explica un modelo estudiado con junta universal.

El capítulo 4 se explica el diseño propuesto de un exoesqueleto que permita el movimiento del hombro reduciendo la necesidad de reconfiguración de los grados de libertad debido a indeterminaciones de la cinemática.

El capítulo 5 se explica el funcionamiento de las redes neuronales que identifican el movimiento del hombro en base a las señales del sistema nervioso que interviene en hombro.

El capítulo 6 se explica todos los sistemas que intervienen en el control del exoesqueleto y los resultados de las pruebas experimentales.

El capítulo 7 las conclusiones obtenidas durante el desarrollo de la tesis son expuestas, así como los trabajos futuros a desarrollar.



# Capítulo 2

## El hombro humano y los exoesqueletos

### 2.1. Fisiología del hombro humano

El hombro humano es la articulación del cuerpo que tiene mayor movilidad y por ello los mecanismos que lo permiten le dan la propiedad de ser la más compleja del cuerpo. Está compuesto por dos articulaciones conjuntas: la glenohumeral y la acromioclavicular.

Esta articulación compuesta tiene como propósito unir el brazo (extremidad superior) con la caja torácica o esternón, y está compuesta por tres huesos que son el omóplato, el húmero y la clavícula.

Debido a la complejidad de esta articulación, éste capítulo semejará un tratado del hombro con lo que se buscará detallar su fisiología, fisionomía, la forma de obtener sus lecturas de electromiografía y algunas de las lesiones más comunes.

El hombro tiene diversos tejidos que lo componen, estos tejidos son los huesos, los músculos y los tendones. Esos tejidos le dan la rigidez, la forma y la movilidad al hombro. Hay más tejidos involucrados como son el sensorial, el nervioso, el circulatorio y el linfático, por mencionar algunos. Algunos de ellos que no tienen relación con el desarrollo del marco teórico y conceptual de esta tesis, por lo que serán omitidos.

La estructura que da forma al cuerpo humano es el esqueleto. Se puede decir que esta es análoga al chasis de los vehículos, y sobre ella se montan los actuadores y demás sistemas.

En los miembros superiores, comúnmente llamados brazos, el esqueleto está constituido por dos segmentos: la cintura pectoral (escapular) con los huesos llamados clavícula y escápula; y la porción libre que está formada por los huesos húmero, radio, cúbito o ulna y

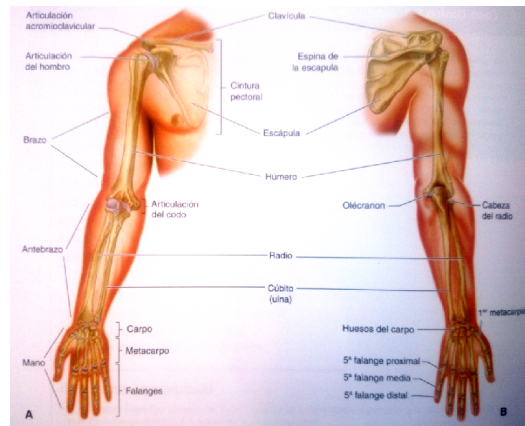


Figura 2.1: Miembros superiores A) vista anterior B) vista posterior

los huesos de la mano. La mano esta conformada por los huesos del carpo, metacarpo y los dedos.

A continuación se hará una breve descripción anatómica de cada hueso involucrado exclusivamente en la articulación del hombro y también algunas de sus complicaciones ocasionadas por lesiones.

La clavícula es un hueso que une el miembro superior al tronco. Su forma estructural es la de un hueso plano alargado con un una sustancia cortical muy gruesa y abundante tejido esponjoso en sus extremidades sin cavidad medular. La clavícula se puede palpar en toda su longitud. Tiene forma de S por lo que describe dos curvaturas: la curvatura lateral es cóncava hacia delante y la curvatura medial es convexa en la misma dirección.

Se destacan dos caras en la estructura, la cara superior mostrado en la Figura 2.3 es lisa en casi la totalidad de su extensión y en relación con el músculo platismo. En el se insertan los músculos esternocleidomastoideo, deltoides y trapecio. La cara inferior mostrada en la Figura 2.2 es rugosa con una depresión en la parte media para el surco del músculo subclavio. En ambos extremos hay rugosidades para inserciones ligamentarias.

La fractura de la clavícula generalmente se produce a nivel del tercio medio. Este fragmento medial se desplaza en dirección posterior y superior por la acción del músculo esternocleidomastoide y el lateral se desplaza en dirección anterior e inferior por el peso de la extremidad superior o brazo. La complicación principal en esta lesión es la consolidación en mala posición lo que repercute casi exclusivamente en la estética pero ocasionalmente puede causar una compresión crónica del plexo braquial en su paso por debajo de la clavícula.

La escápula es un hueso plano de forma triangular localizado en la parte posterior, supe-

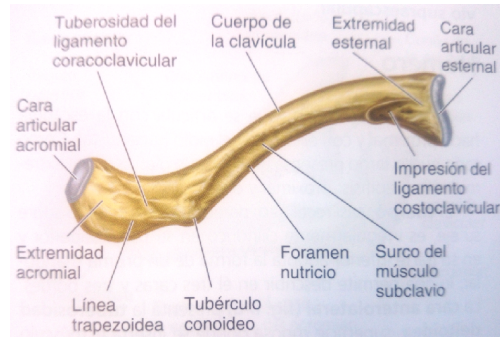


Figura 2.2: Vista inferior de la clavícula derecha

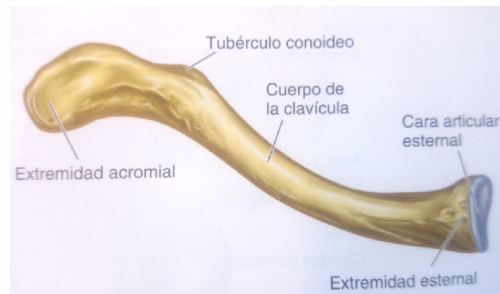


Figura 2.3: Vista superior de la clavícula derecha

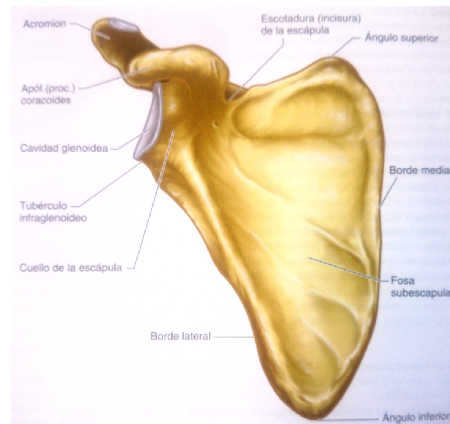


Figura 2.4: Vista anterior de la escápula derecha

rior y lateral del tórax, apoyado sobre las primeras siete costillas.

Se describen en la escápula dos caras, tres bordes y tres ángulos. La cara anterior mostrada en la Figura 2.4 se observa excavada y cóncava hacia delante y posee una gran fosa llamada fosa subescapular, la que es atravesada por crestas óseas donde el músculo subescapular se inserta. El músculo serrato anterior se inserta en los extremos del borde medial de esta cara. La cara posterior mostrada en la Figura 2.5 se describe como convexa hacia atrás y presenta una saliente transversal llamada espina de la escápula. El acromion es palpable debajo de la piel. El borde lateral mostrado en la Figura 2.6 está orientado hacia el húmero y se extiende debajo de la cavidad glenoidea. El borde superior mostrado en la Figura 2.7 es corto y delgado, termina en la escotadura de la escápula. El ángulo superior está formado por la unión del borde superior con el borde medial y ahí se inserta el músculo elevador de la escápula. El ángulo inferior está formado por la unión del borde medial con el borde lateral y ahí se inserta la porción escapular del músculo dorsal ancho. El ángulo lateral tiene dos formaciones llamadas cavidad glenoidea y apófisis coracoides. La cavidad glenoidea es de importancia en ésta tesis pues recibe la cabeza del húmero formando la articulación de bola que se describirá en capítulos posteriores. Esta cavidad es una superficie articular cóncava, oval y de escasa profundidad que está orientada en dirección lateral.

Las fracturas de la escápula son poco frecuentes. Estas se ocasionan por traumatismos de alta energía. Las fracturas del acromion se tratan quirúrgicamente cuando se da un desplazamiento.

Por ser un hueso largo tiene un cuerpo o diáfisis con dos extremidades o epífisis: proximal y distal. El húmero es un hueso largo y se articula con la escápula hacia el proximal y con el

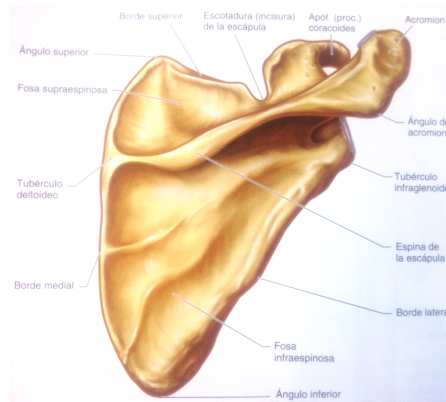


Figura 2.5: Vista posterior de la escápula derecha

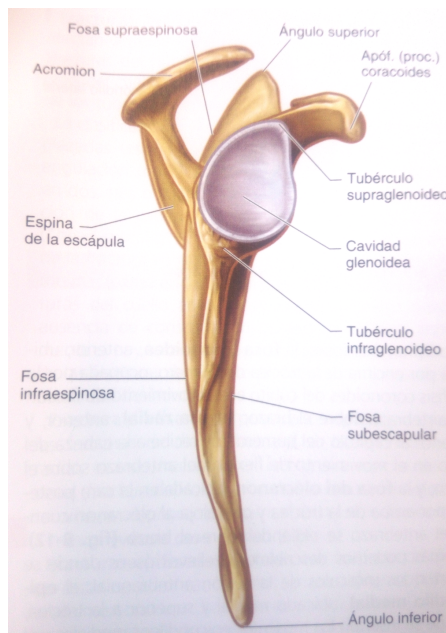


Figura 2.6: Vista lateral de la escápula derecha

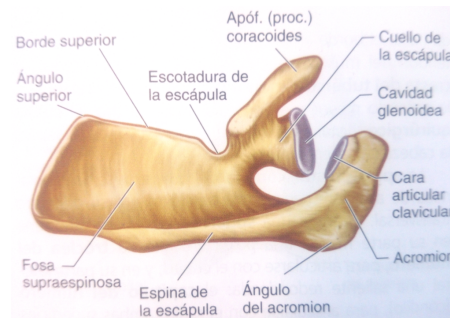


Figura 2.7: Vista superior de la escápula derecha

hueso cúbito y el hueso radio hacia el distal. Su cuerpo casi rectilíneo parece torcido sobre su eje irregularmente cilíndrico en la parte superior, mientras en la parte inferior tiene la forma de un prisma triangular que le permite describir tres caras y tres bordes.

La cara anterolateral mostrada en la Figura 2.8 tiene la tuberosidad deltoidea que es una superficie rugosa donde va insertado el músculo deltoideo y por debajo de esta inserción tiene la superficie lisa donde se insertan los fascículos laterales del músculo braquial. Por su parte superior, la cara anteromedial tiene una superficie rugosa donde está insertado el músculo coracobraquial y por debajo está el foramen nutricio del húmero con una superficie lisa en la que están insertados los fascículos mediales del músculo braquial. En la vista de la cara posterior en la Figura 2.9 está un surco profundo llamado surco para el nervio radial, oblicuo de cara hacia abajo y de medial a lateral donde está el nervio radial y la arteria braquial profunda. Por encima del mismo está insertada la cabeza lateral del músculo tríceps braquial y por debajo la cabeza medial del mismo.

La epífisis proximal tiene una saliente articular, esférica y lisa que es la cabeza del húmero con un diámetro vertical mayor que el diámetro anteroposterior. Está orientada en sentido medial, dorsal y superior. Esta parte es la que se ensambla en la cavidad glenoidea de la escápula formando la articulación esférica del hombro y sobre la cual la tesis va a tratar a detalle. En el tubérculo menor es donde se inserta el músculo subescapular. En la cresta del tubérculo mayor extendida hasta el borde anterior del hueso es donde se inserta el tendón del músculo pectoral mayor. En la cresta del tubérculo menor es donde se insertan el músculo redondo mayor y el músculo dorsal ancho.

Hay varios tipos de fracturas del húmero de las cuales se mencionarán las más comunes que afectan al hombro. Las fracturas epifisarias proximales son frecuentes afectando por lo general a personas de edad avanzada. Esta fractura en el húmero proximal pueden estar





Figura 2.8: Vista anterior del húmero derecho

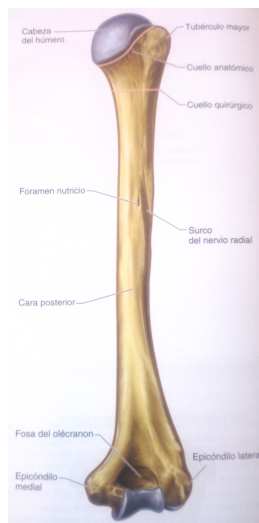


Figura 2.9: Vista posterior del húmero derecho

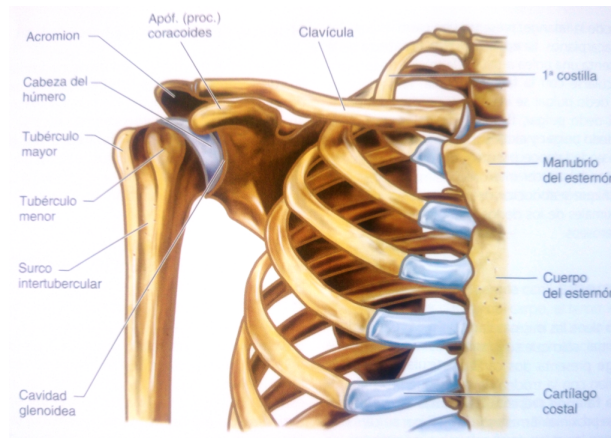


Figura 2.10: Vista anterior de los huesos de la región del hombro derecho

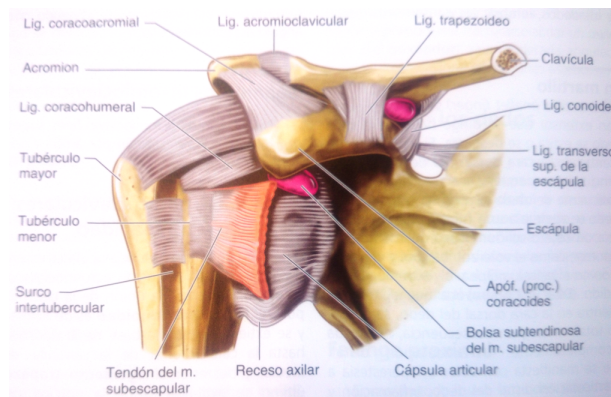


Figura 2.11: Vista anterior de las articulaciones del hombro y acromioclavicular

a nivel del cuello anatómico, cuello quirúrgico o los tubérculos mayor y menor. La principal complicación de las fracturas del húmero proximal es la limitación de la movilidad del hombro.

Los huesos que conforman la cintura pectoral son la escápula y la clavícula. Estos están unidos por la articulación acromioclavicular. Por otra parte la unión de la cintura pectoral al tórax es por la articulación esternoclavicular. Por último la unión de la parte libre del miembro superior a la cintura pectoral es la que se forma por la articulación del hombro (glenohumeral) mostrada en la Figura 2.10.

Existen en el hombro humano varios músculos que intervienen para su movimiento. A continuación se hará una relación de dichos músculos y en que movimiento interviene cada uno de ellos.

Músculo	Acción en la que interviene	Activación
Trapezio	Aduccion y rotación de la escápula (elevando el acromión)	Encogimiento de hombros
Elevador de escápula	Elevador de la escápula	Encogimiento de hombros
Romboide mayor	Aducción, retracción y rotación de la escápula (bajando el acromión)	Retracción (aducción) de la escápula
Romboide menor	Aducción, retracción y elevación de la escápula	Retracción de la escápula
Supraespinoso	Abducción y rotación externa del hombro	Abducción o rotación externa del hombro
Infraspinatus	Rotación externa del hombro	Rotación externa del hombro
Teres mayor	Aducción, extensión y rotación interna del brazo	Rotación interna del hombro
Teres menor	Aducción y rotación externa del hombro	Rotación externa del hombro
Pectoral mayor	Aducción, flexión y rotación interna del hombro	Rotación interna del hombro
Pectoral menor	Depresión y prolongación del hombro	Depresión del hombro
Coracobraquial	Flexión y aducción del hombro	Flexión del hombro
Latissimus dorsi	Aducción, extensión y rotación media del hombro	Oposición a la extensión del hombro
Deltoide	Abducción del hombro	Abducción del hombro (flexión anterior, extensión posterior)

## 2.2. Electromiografía

Un examen de electromiografía (EMG) es una técnica médica que consiste en una evaluación funcional de la unidad motora. Las evaluaciones pueden ser de tipo: de localización, severidad, cronología y pronóstico de daños, enfermedades u otros problemas de la unidad motora. La unidad motora está formada por las células neuronales y todas las fibras inervadas de los músculos.

Electromiografía es el registro de la actividad eléctrica de la membrana de las células de los músculos. Con agujas insertadas en los músculos, el potencial de la unidad motora (PUM) puede ser registrado. La EMG mide actividad eléctrica generada por los músculos, esto representa toda la actividad eléctrica sumada en las fibras del músculo.

Un músculo puede considerarse como un conjunto de unidades motoras dispuestas en paralelo. La membrana de las células excitables se encuentra polarizada, siendo el interior de la célula negativo con respecto al exterior. En la célula muscular, con un electrodo situado en el interior de la fibra y otro en el exterior se puede detectar una diferencia de potencial de reposo de unos 90 milivoltios. Este potencial es producido por diferencias existentes en la concentración de diversos iones ( $\text{Na}^+$ ,  $\text{K}^+$ ,  $\text{Ca}^{++}$ ,  $\text{Cl}^-$ , etcétera). Además, obedeciendo a señales procedentes de otras células, la fibra muscular puede sufrir despolarizaciones transitorias (potenciales de acción) que determinan la actividad de la maquinaria contráctil de la

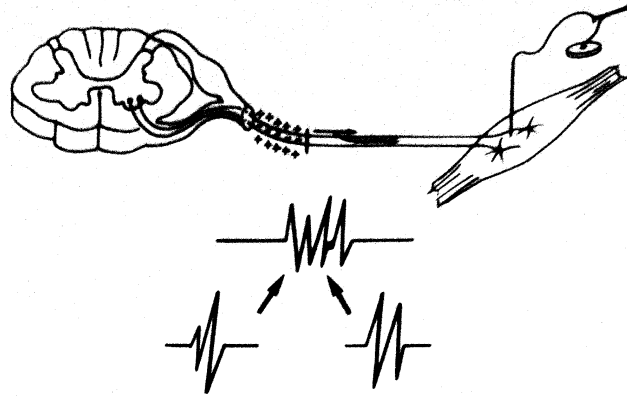


Figura 2.12: Esquema mostrando un electrodo de medición de EMG

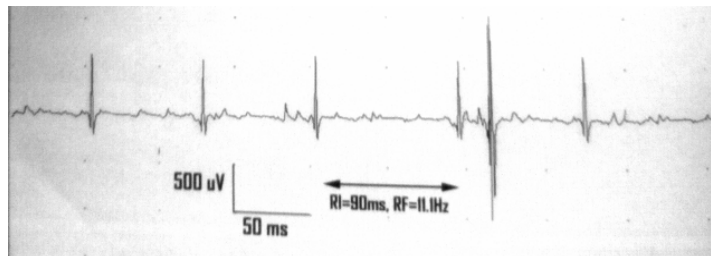


Figura 2.13: Registro de señales en EMG

fibra. En el músculo se pueden distinguir dos tipos de unidades, las anatómicas y las funcionales. La unidad anatómica es la fibra muscular y la unidad funcional es la unidad motora. Una unidad motora es un grupo de fibras musculares inervado por una única motoneurona de la médula espinal o de un núcleo motor del tallo cerebral. Este concepto fue introducido por Liddell y Sherrington y comprende una motoneurona, su axón, las ramificaciones de éste y el conjunto de fibras musculares sobre los que estos hacen contacto sináptico. Si la motoneurona sufre una despolarización, ésta recorre todo el axón hasta las terminaciones sinápticas y provoca la despolarización, casi sincrónica, en todo el conjunto de fibras musculares de la unidad motora.

En el electromiograma (EMG) se registra la actividad del músculo y en él se puede distinguir la activación de sus unidades motoras, las variaciones características de estas activaciones y las relaciones de unas unidades con otras.

La instrumentación usada en electromiografía es el equipo electrónico necesario para la medición de las señales de la actividad eléctrica de los músculos. Es necesario el uso de

varios elementos como son electrodos, amplificadores, filtros y algún sistema de registro de las señales. A continuación se describe cada uno de ellos.

**Electrodos.** Recogen la actividad eléctrica del músculo, bien por inserción dentro del mismo o bien a través de la piel que lo recubre, previo acoplamiento por medio de una pasta conductora. Una primera clasificación de electrodos puede ser, la de electrodos profundos y superficiales.

Electrodos Superficiales, son pequeños conos o discos metálicos (fabricados de plata o acero inoxidable) que se adaptan íntimamente a la piel. Para reducir la resistencia de contacto se utiliza pasta conductora. Con estos electrodos se puede obtener una idea de la electrogénesis global de músculo, pero no detectan potenciales de baja amplitud o de elevada frecuencia por lo cual su uso se encuentra bastante restringido en electromiografía: se emplean para la determinación de latencias en las pruebas de conducción y en los estudios cinesiológicos.

Electrodos Profundos o de inserción (electrodos de aguja), pueden ser de varias clases:

Monopolar, consiste en una aguja corriente cuya longitud total (excepto en la punta) ha sido aislada. La variación de potencial se mide entre el extremo de la punta, ubicada en el músculo y el electrodo de referencia ubicado en la piel o tejido subcutáneo.

Coaxial, este fue introducido por Adrian en 1929 y es el más adecuado para la práctica clínica. Consiste en una aguja hipodérmica a través de cuyo interior se han insertado uno o varios conductores metálicos finos, aislados entre sí, y con respecto a la aguja. Sólo el extremo de estos conductores se encuentra desprovisto de aislamiento y es por este punto por el que se captura la señal procedente del tejido muscular. En la actualidad cada vez se usa con mayor frecuencia un electrodo coaxial multicanal en el cual hay 14 conductores. Con éste se puede determinar el territorio de la unidad motora. Este territorio aumenta en los procesos patológicos de carácter neurógeno (en los cuales hay lesión del nervio motor) y disminuye en las lesiones musculares.

**Amplificadores.** Su finalidad es la de amplificar los diminutos potenciales recogidos en el músculo de tal forma que puedan ser visualizados en la pantalla de un osciloscopio. El factor de amplificación puede ser superior al millón de veces (60 dB), con lo cual es posible que una señal de 5 microvoltios produzca una deflexión de 1 cm en el registro.

Dado que los potenciales electromiográficos presentan una banda de frecuencia muy variable, el amplificador debe ser capaz de responder con fidelidad a señales comprendidas entre los 40 y los 10.000 Hz. Las principales características de los amplificadores utilizados en EMG son:

Número de canales	2 (lo más habitual)
Sensibilidad	1 pV/div a 10 mV/div
Impedancia de entrada	100 MW//47 pF
CMRR	50 Hz > 100 dB
Filtro de paso alto	entre 0,5 Hz y 3 kHz (6 dB/octava)
Filtro de paso bajo	entre 0,1 y 15 kHz
Ruido	(1 pV eficaz entre 2 Hz y 10 kHz entrada cortocircuitada)

**Sistemas de registro.** Se puede utilizar el registro gráfico en la pantalla de un tubo de rayos catódicos (osciloscopio) o por algún medio de registro permanente. En ocasiones determinadas que no son la normalidad, los dos tipos de registro pueden ser usados simultáneamente. En el registro osciloscópico, la señal se presenta sobre una pantalla fluorescente. Los potenciales se inscriben como desplazamientos verticales de una línea que se mueve en sentido horizontal a velocidad ajustable. Los registros permanentes pueden realizarse sobre papel, por medio de plumillas y tinta como en la electroencefalografía, aunque este procedimiento ha caído en desuso; la elevada inercia de las plumillas impiden un registro fiel de ciertas formas de onda. También pueden realizarse registros permanentes por medios fotográficos, sobre soportes magnéticos, en tubos de rayos catódicos de memoria (digital o de persistencia) y recientemente, el sistema de registro con impresora, del tipo de las empleadas en ordenador.

### 2.3. Trabajos publicados sobre exoesqueletos

La integración de robots y humanos en un solo sistema ofrece múltiples oportunidades en las áreas médicas e industriales, dado que ésta combinación permite superar los límites de la fuerza de los músculos orgánicos, como también es posible superar problemas por degeneraciones musculares como la distrofia muscular.

Un exoesqueleto es un mecanismo compuesto de secciones y articulaciones con proporciones y tamaño del cuerpo humano, diseñado para albergar internamente a un usuario y que éste actúe como una estructura externa. Los actuadores del exoesqueleto aplican torsión

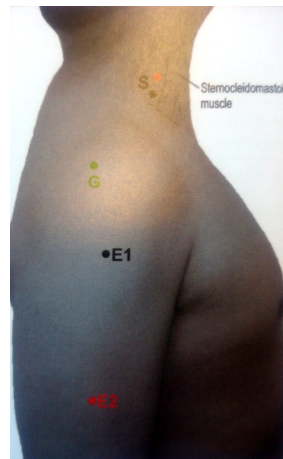


Figura 2.14: Posicionamiento de electrodos para el músculo deltoide: E1 Electrodo activo, E2 Electrodo de referencia, G Electrodo de tierra.

a las juntas del mismo y éste a su vez a las juntas del cuerpo del usuario. Dependiendo de la configuración del exoesqueleto y el fin para el que está destinado, el usuario puede sentir solo una parte proporcional de la fuerza ejercida sobre un objeto.

Un exoesqueleto puede ser operado en cuatro formas diferentes dependiendo de su algoritmo de control:

1. Psicoterapia. Un paciente portando un exoesqueleto efectúa tareas terapéuticas de rehabilitación en modo pasivo o activo [61][62][63][64][65].
2. Amplificador de fuerza. El exoesqueleto realiza el trabajo proporcionando la fuerza necesaria para las tareas que realiza el usuario [66][68].
3. Dispositivo háptico. El usuario interactúa en un mundo virtual donde el exoesqueleto, recoge los movimientos y posiciones de las articulaciones del usuario para interactuar y el mundo virtual regresa a través del exoesqueleto fuerza, temperatura u otras características del mundo virtual [69][70].
4. Dispositivo maestro. Puede operarse un robot real sustituyendo al mundo virtual de forma similar al dispositivo háptico. Los robots también pueden ser teleoperados de forma maestro-esclavo [71][72].

Perry [73] desarrolló el exoesqueleto de un brazo con 7-DOF. El hombro lo describe como una junta esférica de 3-DOF donde cada DOF es un eje y cada uno de ellos son ortogonales

intersectando en la cabeza del húmero. La rotación de los ejes pueden ser tratados como rotaciones de Euler.

La primera articulación es usada para la flexión y extensión, definido como la rotación del hombro perpendicular al eje longitudinal del cuerpo. La segunda articulación es la abducción y aducción la cual es la rotación del brazo que acerca y aleja al brazo del cuerpo. La tercera articulación es la rotación del codo sobre el eje longitudinal del brazo. Este modelo del hombro es completamente rotacional y no contempla la traslación del húmero [76]. Este tipo de exoesqueletos presentan una singularidad con la primera articulación y la tercera articulación (orientación del codo) cuando estos se encuentran alineados [69][73]. Una forma de construcción de exoesqueletos con la cual se le da fuerza es usando transmisión por cables y poleas [73],[69]. Este tipo de construcción permite que los actuadores se encuentren en una zona con mayor espacio (la espalda por ejemplo).

Para controlar estos exoesqueletos se han desarrollado diferentes tipos de controles, Por ejemplo un detector de fuerza en la palma de la mano [69]. Pero este tipo de control está basado en la posición del efector final y las posiciones de las articulaciones son determinadas por el control. Sin embargo para un usuario es más natural determinar cada posición de las articulaciones de su brazo. Una forma de compensar esto es usando las señales EMG para conocer la fuerza que ejerce cada músculo en cada una de las articulaciones. Los trabajos para controlar exoesqueletos usando señales EMG son variados. control neurodifuso [74], control con redes neuronales [75],

## **2.4. Trabajos publicados sobre identificación de señales EMG**

Las señales EMG son la manifestación eléctrica de las activaciones neuromusculares que se asocia a las contracciones de los músculos. Parte de esta actividad eléctrica es permeada por los tejidos hasta la superficie de la piel y pueden ser captados y medidos de forma segura por electrodos superficiales, ubicados convenientemente cerca de los músculos que se desea monitorizar su actividad. Desde los años 60 se ha intentado usar las señales EMG para identificar comandos de movimientos con el fin de controlar prótesis [58], pero la complejidad que involucra la naturaleza de las señales EMG, hace que sea una tarea complicada obtener un modelo matemático preciso que relacione estas señales (obtenidas desde los electrodos) con los comandos de movimiento del miembro en cuestión [46].



Las señales EMG obtenidas por electrodos desde la superficie de la piel, se consideran de naturaleza aleatoria y deben ser analizadas por procesos estocásticos [23]. En una publicación de George N. Saridis [48] se establece que las señales EMG son:

1. No estacionarias.
2. Limitadas al ancho de banda de 1200 Hz.
3. La información de los patrones de un brazo está contenida en los cruces por cero, el cual depende de la actividad eléctrica de los músculos.
4. La información de fuerza y velocidad está contenida en los cruces por cero, y varianza de la señal.
5. La información relacionada al movimiento está mayormente en la varianza de la señal.
6. En muchos casos de movimiento, la información de la varianza y cruce por cero están en grupos separados y pueden ser aproximados por densidad gaussiana.

En base a esto se han propuesto varios modelos de desarrollo para usar las señales EMG traducidas a comandos que controlen prótesis de miembros [20] [21] [41] [42] [43] [37] [31] [38] [33] [31] e interfaces hombre-máquina [23]. La posibilidad de relacionar comandos de movimiento con las señales EMG para lograr el control de dispositivos, se debe a que los diferentes movimientos de los miembros del cuerpo implican diferentes modos de activación de los músculos y esto se refleja en patrones de señales EMG específicas llamadas también firmas de señal. Un sistema de control debe de tener la capacidad de obtener las características de las señales EMG y clasificarlas según su firma, para, de esta manera detectar con precisión la transición del músculo desde el estado relajado a contraído y viceversa en el momento en que ocurre. La necesidad de procesar las señales EMG y obtener los comandos de movimiento relacionados de forma inmediata es necesario para que las aplicaciones prácticas sean posibles.

Los primeros intentos de reconocimiento de señales EMG se basaron en la estimación de la señal para obtener otra señal binaria de encendido y apagado que permitiera el control con funciones simples de prótesis [27]. Esta sencilla técnica simple está limitada al control de un solo grado de libertad y por lo tanto un control multifuncional de varios grados de libertad es inaplicable. Por lo que desde los inicios, se han desarrollado y aplicado diferentes técnicas con el fin de obtener un control multifuncional mas complejo y completo. Algunos

de los cuales se describen a continuación, siendo el criterio de selección el que sean los más difundidos y estudiados.

Analizar una señal EMG presenta dos problemas: la detección del inicio del movimiento y la clasificación de la naturaleza del mismo (por ejemplo, diferenciar movimiento hacia arriba de movimiento hacia abajo). Hudgins propuso que para un control multifuncional, se usaran representaciones estáticas como el valor promedio absoluto, el promedio de pendiente y el cruce por cero de la señal [28]. Para detectar las contracciones de múltiples músculos y poder obtener múltiples funciones de sus contracciones se requieren tantos electrodos como sea necesario para capturar las firmas de actividad de cada uno de ellos simultáneamente. Una estrategia clínica para el control de un grado de libertad conocida como control directo, usa la amplitud de un par de señales EMG de los músculos protagonistas/antagonistas del movimiento de un miembro [53]. Para tener el control simultáneo con éste método, requiere al menos 4 músculos con sus respectivos electrodos superficiales, donde las señales EMG sean independientes entre si. El problema de este método para el control simultáneo es que los músculos no se activan independientemente en movimientos específicos; además, en la práctica una cantidad grande de electrodos cubriendo la piel de un usuario es impráctico por lo que un objetivo adicional de la detección de los movimientos de un miembro es el reconocimiento de movimientos y patrones con la menor cantidad de electrodos posibles [52].

Uno de los problemas en el que muchas investigaciones se han centrado, es la detección del inicio de una contracción muscular. La mayoría de los métodos investigados asumen que la potencia relativa de la señal EMG de un músculo contraído es mucho mayor que la potencia del mismo músculo relajado [35][36]; como es *Zero Crossing Rate* (ZCR) por su sencillez aritmética y la fácil implementación práctica [23]. Además de ZCR se usa de forma simultánea la varianza para identificar, seleccionar y clasificar diferentes clases de movimientos [48][49]. Micera compara el desempeño de tres algoritmos para detectar el inicio de una contracción [32]. Propone el uso del *Generalized Likelihood Ratio (GLR)* [39] el cual es usado originalmente para estudiar los cambios abruptos de sistemas lineales. Los resultados son comparados con otros dos algoritmos definidos como el algoritmo A, el cual inicia estimando la media  $\mu_0$  y la desviación estándar  $\sigma_0$  de un músculo relajado; se define entonces que una contracción muscular inicia cuando tres muestras consecutivas son mayores que el umbral pendiente de  $\mu_0$  y  $\sigma_0$ . Por su parte el algoritmo B usa la integral en tiempo de la señal EMG dentro de una ventana de tiempo y comparada con el nivel de umbral. Cabe mencionar, que con usuarios de funcionalidad muscular reducida o mucho ruido residual en

la señal, ya no son viables los algoritmos A y B, pues éstos consideran la potencia de la señal por lo que es necesario métodos más sofisticados. Por último se concluye que el método GLR funciona bien siempre que la actividad muscular residual sea poca y que la complejidad computacional no sea excesiva, para que sea posible implementarlo en aplicaciones de tiempo real.

Para que el control de un dispositivo externo, como una prótesis, sea aplicable y funcional, no sólo basta con detectar el inicio y final de las contracciones, también es necesario conocer información adicional como la fuerza y dirección del movimiento del miembro basado en las señales EMG. El problema principal con éstas señales, es que, son aleatorias, por lo tanto deben ser analizadas por un proceso estocástico de algún tipo. Una estrategia para el control de prótesis es la clasificación de las señales, como es el caso de *Sample Probability Density Function* (SPDF) donde la clasificación se realiza con la varianza y cruce por cero de las señales que se obtienen de la integración del valor al cuadrado de la señal EMG y el número de veces que la señal EMG cambia de signo en un lapso de tiempo [46]. *Autoregressive* (AR) asume que las señales EMG son similares a las ondas de voz y por lo tanto pueden ser reconocidas por medio de Coeficientes Cepstrales [24][25][20][22], de forma tal que éste método se aplica a las señales en dominio de frecuencia y se usa la información en  $S$  más relevante, además es enfatizada para obtener la información de los movimientos. *Local Binary Patterns* (LBP) es usado para las técnicas de clasificación y análisis de imágenes y videos [58], posteriormente ampliado para la detección de voces [60] y la detección de firmas de señales EMG [57].

La clasificación por discriminación también es usada por investigadores para el reconocimiento de patrones, pues las firmas de las señales provee una forma natural de obtener comandos de control [16] como los métodos *Euclidian Distance Measure* (EDM), *Weighted Distance Measure* (WDM) y *Modified Maximum Likelihood Method* (MMLM). Wirta [47] propone el uso de muchos electrodos para formar un patrón que represente la distribución espacial de la integral de las señales en tiempo. Posteriormente se diseñó una función lineal de discriminación para clasificar las señales con pesos adecuados y valores de histéresis. Otro tipo de discriminador es el *Linear Discriminant Analysis* (LDA) donde se usan varias instancias separadas y cada una de ellas controla un grado de libertad [56].

Además de las técnicas disponibles en la teoría de reconocimiento de patrones estadísticos, el avance de los dispositivos computacionales y las técnicas de *soft-computing* permiten tomar ventaja de otras estructuras de algoritmos de clasificación automática como el filtrado en paralelo, el análisis de discriminación bayesiano [30], interfaces de inferencia difusa

[32][45] y las redes neuronales [28][31][44]. Estas dos últimas poseen características como la generalización y habilidad de aprender por experiencia sin la necesidad de un modelo matemático previo, adaptación a los cambios de las condiciones ambientales y la habilidad de procesar datos incompletos o degradados. Estas características las hacen adecuadas para problemas complicados de proceso de señales y la identificación de sistemas, como, predecir la cinemática de un brazo con redes neuronales [54][55].

Vemos que la ciencia y la tecnología avanza continuamente hasta el punto en que podemos identificar movimientos con una relativa precisión junto con información como la velocidad desde las señales EMG, sin embargo todavía se debe lograr un movimiento antropomórfico de un brazo protésico con un esfuerzo mental mínimo.

# Capítulo 3

## Exoesqueleto para hombro como un robot de dos grados de libertad

En este capítulo se analizará un robot de bola y plano el cual es una extensión de dos dimensiones del sistema bola y riel [1]. En este caso la configuración de los dos grados de libertad permiten rodar a una bola sobre un plano con trayectorias complejas. Los objetivos de un control de sistema de bola y plano es la posición y el seguimiento de trayectoria de la bola. Esto representa problemas del tipo de estabilidad y planeación de trayectorias.

El sistema de bola en plano es un dispositivo demostrativo académico para problemas de control automático. Debido a que es un sistema no lineal e inestable la bola en plano es un buen ejemplo de una planta para resolver problemas de control. Para controlar la posición de los actuadores de la planta que estabilizan el plano, se puede usar un control con retroalimentación como un PID [2], el cual es un controlador simple y no requiere el modelo mecánico de la planta, pero este no garantiza que no exista error durante el seguimiento debido a perturbaciones [3]. Sin embargo, otros esquemas de control más avanzados se han desarrollado para el sistema de bola y plano [4][5]. Estos tipos de control no lineal basados en el modelo matemático pueden mejorar la precisión pero se requiere tener el modelo exacto del sistema de bola y plano para desarrollarlos. Un control adaptativo puede compensar las incertidumbres dinámicas [6] y una versión robusta del mismo puede lograr un buen rendimiento aun con las incertidumbres del sistema y perturbaciones externas [7].

En capítulos anteriores se ha hecho una revisión del hombro humano desde el punto de vista anatómico; igualmente los trabajos realizados en torno a exoesqueletos que simulen su comportamiento en conjunto con el mismo para el diseño de exoesqueletos. Con base a esta información en éste capítulo se tiene como objetivo el análisis del robot bola y plano como

modelo en reducida escala, cuya articulación se aplicará a un exoesqueleto, y así, demostrar y posteriormente aplicar la siguiente hipótesis: la capacidad de realizar movimientos tridimensionales correspondientes al área de trabajo de una junta esférica que en cinemática es de 3 grados de libertad, usando un acoplamiento de Hooke que mecánica y estructuralmente diferente pues tiene solo 2 grados de libertad.

### 3.1. Junta universal o acoplamiento de Hooke

Fue inventada por Cardano (conocido también por su nombre francés, Cardan, del que deriva la denominación de la junta), quien en el siglo XVI la propuso para las brújulas de los buques. En los países de habla inglesa se le denomina también junta de Hooke. Es un par cinemático con 2 grados de libertad que se compone esencialmente de dos horquillas metidas en sus respectivos árboles y unidas entre sí por una cruceta intermedia. La junta cardan es un sistema de transmisión espacial o esférico, con una relación de transmisión no uniforme que puede operar con un elevado grado de desalineamiento. En los automóviles, se usa generalmente para transmitir el movimiento desde la transmisión al diferencial trasero por conducto del árbol de transmisión.

### 3.2. Robot de dos grados de libertad y el exoesqueleto para hombro

El hombro humano realiza tres movimientos básicos, flexión-extensión que es accionado por  $\theta_y$ , mostrado en la Figura 3.7, abducción-aducción que es accionado por  $\theta_x$  mostrado en la Figura 3.5 y circunducción que puede ser considerado como la combinación de abducción, aducción, flexión y extensión.

Estos movimientos pueden ser realizados por la junta tipo esférica que se forma de la unión de la cabeza del húmero con el homóplato. Una junta esférica tiene tres grados de libertad, también conocidos como los ángulos de euler o simplemente alabeo, cabeceo y guiñada. Debido a que este caso de estudio no considera el ángulo de rotación del codo, es decir el ángulo de guiñada, se hará el estudio solo de los dos ángulos restantes. De esta forma se tiene que el mecanismo básico con dos ángulos de una rotación esférica, cada ángulo tiene un motor que acciona el mecanismo de cabeceo y otro motor que acciona el mecanismo de alabeo. Ambos mecanismos están acoplados a una estructura que está

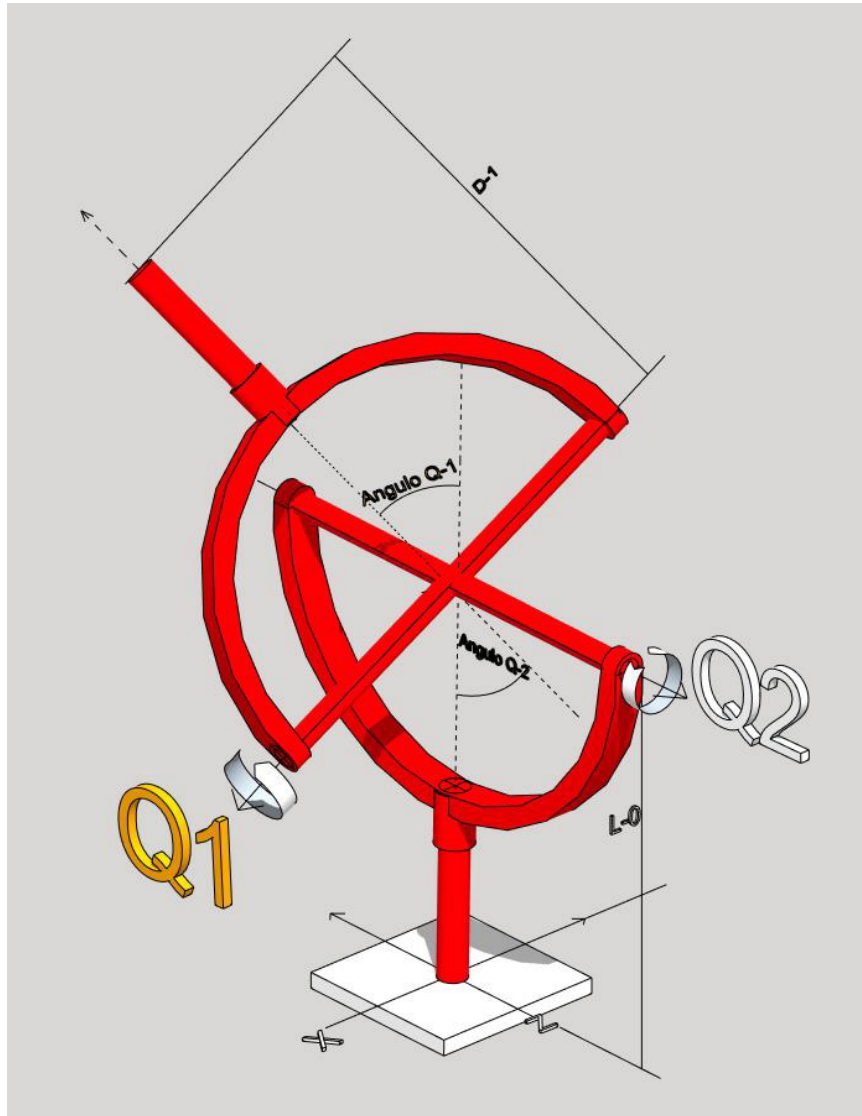


Figura 3.1: Planteamiento de la junta universal

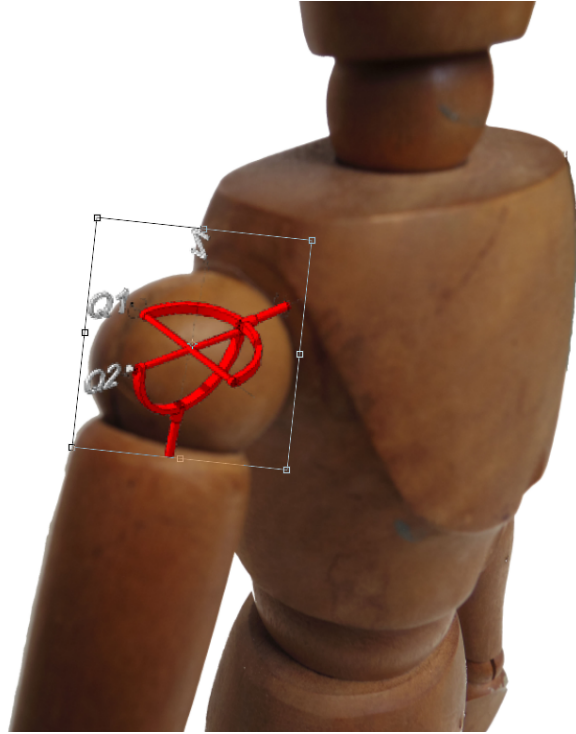


Figura 3.2: Hipotética superposición 1 de la junta universal con el hombro para mostrar los grados de libertad

soportada centralmente a una junta de cruceta, lo que permite que haya dos ejes de rotación que se intersectan perpendicularmente en el origen  $XYZ$ . El movimiento de alabeo gira el ángulo  $\theta_x$  al rededor del eje  $X$  y el movimiento de cabeceo gira el ángulo  $\theta_y$  al rededor del eje  $Y$ .

En éste capítulo se analizará un robot que aplica una junta universal y es accionada por dos motores que permiten, en conjunto, realizar los movimientos anteriormente descritos. Estos movimientos se pueden realizar por el mecanismo simplificado a dos grados de libertad de la junta esférica. Esto permitirá validar el modelo para posteriormente aplicarlo en la estructura más compleja del exoesqueleto. Se analizará la cinemática, sistemas de control y sistema electro-mecánico de los actuadores.

### 3.3. El robot de dos grados de libertad: bola y plano

Para un control avanzado de una planta es necesario tener su correspondiente modelo matemático. En este sistema la bola es puesta sobre el plano donde esta puede rodar li-





Figura 3.3: Hipotética superposición 2 de la junta universal con el hombro para mostrar los grados de libertad

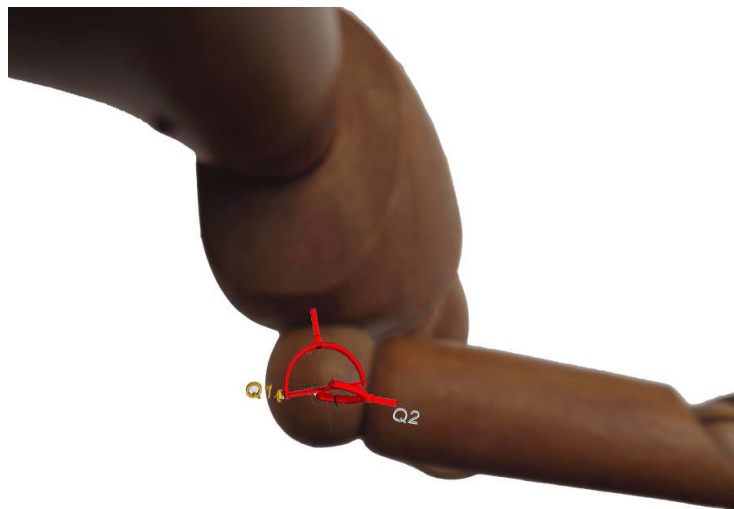


Figura 3.4: Hipotética superposición 3 de la junta universal con el hombro para mostrar los grados de libertad

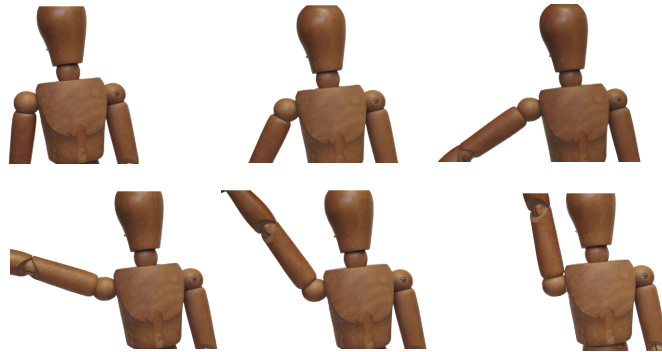


Figura 3.5: Abducción y aducción

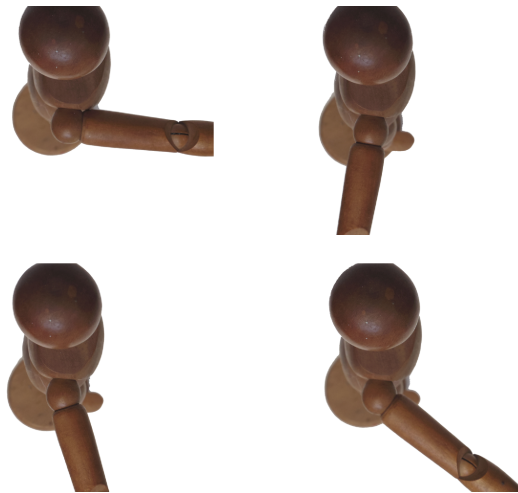


Figura 3.6: Aducción horizontal



Figura 3.7: Flexión y extensión

brememente con dos grados de libertad. Cada servomotor permite giros de la orientación del plano en los ángulos  $\theta_x$  y  $\theta_y$  y la bola se desplaza sobre el plano cambiando su posición  $(x, y)$ . El que los valores de los ángulos  $(\theta_x, \theta_y)$  cambien la fuerza de gravedad normal al horizonte, provoca que la bola se desplace en el plano. En la ausencia de fricción u otras perturbaciones, la dinámica del sistema de la bola y plano puede ser obtenida por el método Lagrangiano [8]. La energía cinética de el sistema es tal que

$$\begin{aligned} E_c &= \frac{1}{2}mv_{cdm}^2 + \frac{1}{2}I_{pm}w^2 \\ &= \frac{1}{2}m(\dot{x}^2 + \dot{y}^2) + \frac{1}{2}m(x\dot{\theta}_x + y\dot{\theta}_y)^2 + \frac{1}{2}I_{cdm} \left( \frac{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}{R^2} \right) + \frac{1}{2}I_{pm}(\dot{\theta}_x^2 + \dot{\theta}_y^2) \end{aligned} \quad (3.1)$$

donde  $E_c$  es la energía cinética de la bola,  $m$  es la masa de la bola,  $I_{cdm}$  es el momento de inercia de la bola,  $I_{pm}$  es el momento de inercia del plano,  $R$  es el radio de la bola,  $\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$  es la velocidad lineal de la bola,  $x$  y  $y$  son la posición de la bola en el plano,  $\theta_x$  y  $\theta_y$  son la posición angular del plano,  $w$  es la velocidad angular de la bola y  $\sqrt{\dot{\theta}_x^2 + \dot{\theta}_y^2}$  es la velocidad angular del plano.

La energía potencial de la bola debido a la fuerza gravitacional está dada por

$$E_p = -mG(x \sin(\theta_x) + y \sin(\theta_y)) \quad (3.2)$$

donde  $E_p$  es la energía potencial de la bola y  $G$  es la aceleración debido a la fuerza gravitacional.

De (3.1) y (3.2) la ecuación Lagrangiana se expresa como:

$$L = \frac{1}{2}m(\dot{x}^2 + \dot{y}^2) + \frac{1}{2}m(x\dot{\theta}_x + y\dot{\theta}_y)^2 + \frac{1}{2}I_{cdm} \left( \frac{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}{R} \right) + \frac{1}{2}I_{pm}(\dot{\theta}_x^2 + \dot{\theta}_y^2) - mG(x \sin(\theta_x) + y \sin(\theta_y)) \quad (3.3)$$

En el eje X las ecuaciones de movimiento Lagrangianas son  $\frac{\partial}{\partial t} \left[ \frac{\partial L}{\partial \dot{x}} \right] - \frac{\partial L}{\partial x} = 0$ ,  $\frac{\partial}{\partial t} \left[ \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_x} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_x} = \tau_x$ . De igual forma como se planteó  $\tau_x$ , se aplica para  $\tau_y$ , y estos valores corresponden a la torsión aplicada al plano. Considerando que los estados del sistema son  $q = \begin{bmatrix} x & \theta_x & y & \theta_y \end{bmatrix}^T$ , los errores son calculados como  $\bar{x} = x^* - x$ ,  $\bar{y} = y^* - y$ , donde  $x^*$  y  $y^*$  son los valores de la referencia de la posición deseada. En este, el sistema queda equilibrado en las posiciones del plano  $\theta_x^* = 0$ ,  $\theta_y^* = 0$ ,  $\dot{x}^* = 0$  y  $\dot{y}^* = 0$ . Entonces  $q^* = \begin{bmatrix} x^* & 0 & y^* & 0 \end{bmatrix}^T$  y  $x^*$  y  $y^*$  es la posición deseada de la bola. Ahora bien, el modelo sera transformado en la siguiente forma standar de ecuación dinámica

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau \quad (3.4)$$

donde  $\tau = [\tau_x, 0, \tau_y, 0]^T$ ,  $\tau_x$  y  $\tau_y$  es la torsión de los dos servomotores.

Para el modelo de la torsión del servomotor se requiere el modelo eléctrico y mecánico del motor. El sistema eléctrico está basado en la ley de voltaje de Kirchhoff

$$U = L_m \dot{I}_m + R_m I_m + K_b \dot{q}_1 \quad (3.5)$$

donde  $U$  es el voltaje de entrada,  $I_m$  es la corriente de la armadura,  $R_m$  y  $L_m$  son la resistencia y la inductancia de la armadura,  $K_b$  es la constante del voltaje inducido,  $\dot{q}_1$  es la velocidad angular. Debido a que el término  $L_m \dot{I}_m$  es muy pequeño comparado con  $R_m I_m$  y  $K_b \dot{q}_1$  éstos pueden ser despreciados.

El subsistema mecánico es

$$\frac{1}{K_g} (J_m \ddot{q}_1 + B_m \dot{q}_1) = \tau_m \quad (3.6)$$

donde  $K_g$  es la relación de la transmisión,  $J_m$  es el momento efectivo de inercia,  $B_m$  es el coeficiente de fricción viscosa,  $\tau_m$  es la torsión. El subsistema mecánico y eléctrico están acoplados entre sí a través de la ecuación de torsión

$$\tau_m = K_m I_m$$

donde  $K_m$  es la constante de torsión del motor. Asumiendo que no existe desplazamiento o deslizamiento en el motor o engranajes y el trabajo realizado es igual al trabajo del motor

entonces

$$\tau = \frac{1}{K_g} \tau_m$$

Para cada motor el modelo es

$$\frac{R_m J_m}{K_m K_g} \ddot{q}_1 + \left( K_b + \frac{R_m B_m}{K_m K_g} \right) \dot{q}_1 = U \quad (3.7)$$

donde  $q_1$  puede ser el ángulo del actuador  $q_x$  o  $q_y$ .

El modelo de estados (3.4)  $q$ , representa la posición y los ángulos del plano, mientras la entrada del control son las torsiones de los motores. Se requirió establecer la relación entre los ángulos de inclinación del plano ( $\theta_x$  y  $\theta_y$ ) y los ángulos de los actuadores ( $q_x$  y  $q_y$ ) mostrados en la Figura 3.8.

Debido a que las barras conectoras "VBxZ" "VBy" siempre se encuentran en vertical, el movimiento de los dos lados de las barras es el mismo

$$\begin{aligned} L_x [\sin(q_{x1}) - \sin(q_{x2})] &= P_x [\sin(\theta_{x1}) - \sin(\theta_{x2})] \\ L_y [\sin(q_{y1}) - \sin(q_{y2})] &= P_y [\sin(\theta_{y1}) - \sin(\theta_{y2})] \end{aligned}$$

El ángulo del plano es calculado como

$$\begin{aligned} \theta_x &= \sin^{-1} \left\{ \frac{L_x}{P_x} [\sin(q_x) - \sin(q_{x0})] + \sin(\theta_{x0}) \right\} \\ \theta_y &= \sin^{-1} \left\{ \frac{L_y}{P_y} [\sin(q_y) - \sin(q_{y0})] + \sin(\theta_{y0}) \right\} \end{aligned} \quad (3.8)$$

donde  $\theta_{x0}$  y  $\theta_{y0}$  son los ángulos iniciales del plano,  $q_{x0}$  y  $q_{y0}$  son los ángulos iniciales de los motores.

### 3.4. Control del sistema de bola y plano

Para poder implementar métodos de control avanzados en microcontroladores de 16-bit es necesario simplificar el algoritmo de control y el modelo dinámico de la bola y plano. Debido a que los ángulos de inclinación del plano son muy pequeños

$$\sin(\theta_x) \approx \theta_x, \quad \sin(\theta_y) \approx \theta_y$$

(3.8) se sustituye por

$$\begin{aligned} \theta_x &= \frac{L_x}{P_x} [\sin(q_{x1}) - \sin(q_{x2})] \\ \theta_y &= \frac{L_y}{P_y} [\sin(q_{y1}) - \sin(q_{y2})] \end{aligned} \quad (3.9)$$

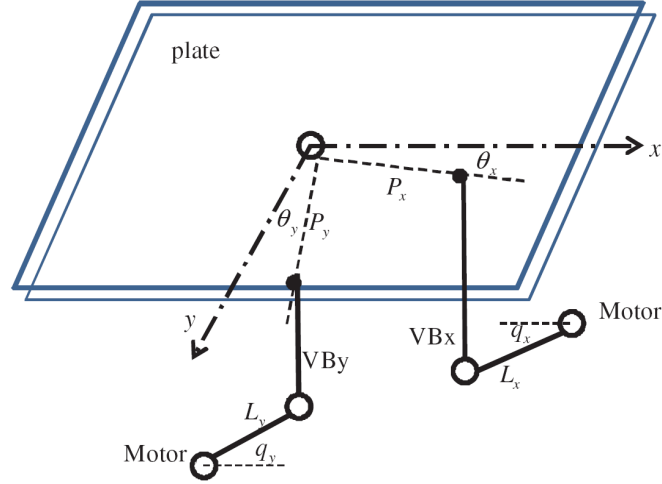


Figura 3.8: Relacion entre los angulos de inclinación del plano y los ángulos de los actuadores

El control más utilizado en aplicaciones industriales es el PID. Este tiene la siguiente forma

$$\tau(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_D \frac{de(t)}{dt} \quad (3.10)$$

donde

$$e(t) = q - q^*$$

$q^*$  es la referencia de la posición deseada de la bola y  $q$  es la posición real. Por otro lado  $K_p$ ,  $K_i$  y  $K_d$  son las ganancias proporcional, integral y derivativa del control PID respectivamente.

Debido a que  $q = \begin{bmatrix} x & \theta_x & y & \theta_y \end{bmatrix}^T$ , adicionalmente a la posición de referencia de la bola  $(x, y)$ , se requieren también los ángulos de referencia de la inclinación del plano  $(\theta_x, \theta_y)$ . En cada punto de equilibrio  $\begin{bmatrix} x_0 & \theta_{x0} & y_0 & \theta_{y0} \end{bmatrix}^T$ , el modelo no lineal (3.4) puede ser aproximado en

$$\delta \dot{x} = A \delta x + B \delta u, \quad y = C \delta x \quad (3.11)$$

Para cada motor se aplica que  $m x_1 = C \frac{x_{30}^2}{x_{10}^2}$ ,  $u_0 = R i_0$ ,  $\delta x_1 = x - x_0$ ,  $\delta x_2 = v$ ,  $\delta x_3 = x_3 - i_0$  y  $\delta u = v - R i_0$ . Por otro lado, el control PID (3.10) es

$$\tau = K_0 \int_0^t (x_{1ref} - x_1) dt + K_1 (x_{1ref} - x_1) + K_2 (x_{2ref} - x_2) + K_3 (x_{3ref} - x_3) + \tau_{ref} \quad (3.12)$$

donde

$$\tau_{ref} = R x_{3ref} + \left( \frac{L x_{30}}{x_{10}} - \frac{2mg}{x_{30}} \right) x_{2ref} - \left( \frac{L x_{30}}{2g} \right) x_{1ref}$$

Se considera el siguiente coordinador de transformación

$$\begin{aligned} z_1 &= x, & z_3 &= y \\ z_2 &= g - \left(\frac{C}{m}\right) \left(\frac{\theta_x}{x}\right)^2 \\ z_4 &= g - \left(\frac{C}{m}\right) \left(\frac{\theta_y}{y}\right)^2 \end{aligned} \quad (3.13)$$

Los estados del sistema están restringidos a la región donde el espacio de estados es  $x_1 > 0$  y  $x_3 > 0$  para asegurar que la transformación (3.13) es reversible. Después de la transformación el modelo (3.4) se convierte en

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= z_2, & \dot{z}_2 &= z_3, & \dot{z}_3 &= z_4 \\ \dot{z}_4 &= \alpha(x) + \beta(x)u \end{aligned} \quad (3.14)$$

donde  $\alpha(x) = \frac{2C}{m} \left( \left(1 - 2\frac{C}{L(x)x}\right) \frac{\theta_y^2 \theta_x}{\theta_y^3} + \frac{R}{L(x)} \frac{\theta_y^2}{x^2} \right)$ ,  $\beta(x) = -\frac{2C\theta_y}{L(x)my^2}$ .

Si la linealización de la retroalimentación de control es

$$\tau = \left( -\frac{\alpha(x) + w}{\beta(x)} \right) \quad (3.15)$$

El sistema en lazo cerrado es

$$\begin{bmatrix} \dot{z}_1 \\ \dot{z}_2 \\ \dot{z}_3 \\ \dot{z}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ w \end{bmatrix}$$

La referencia  $w$  se elige como

$$w = K_0 \int_0^t (z_{1ref} - z_1) dt + K_1(z_{1ref} - z_1) + K_2(z_{2ref} - z_2) + K_3(z_{3ref} - z_3) + \dot{j}_{ref} \quad (3.16)$$

donde  $z_{1ref}(t) = x_{ref}(t)$ ,  $z_{2ref}(t) = \frac{dz_{1ref}(t)}{dt}$ ,  $z_{3ref}(t) = \frac{dz_{2ref}(t)}{dt}$ ,  $j_{ref}(t) = \frac{dz_{3ref}(t)}{dt}$ ,  $\dot{j}_{ref}(t)$  es la referencia de entrada. De esta forma el sistema en lazo cerrado es estable.

Se define el vector  $q = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]$ . El diseño Lyapunov es para calcular analíticamente una retroalimentación global asintóticamente estable. El control final  $\tau$  será calculado en  $n$  pasos, donde  $n$  es el número de estados variables para el caso propuesto. El primer paso, calcula el error de seguimiento para  $x_1$ . Definiendo al error de seguimiento como:

$$\epsilon_1 = x_1 - x_1^* \quad (3.17)$$

donde  $x_1^*$  es la trayectoria deseada de  $x_1$ . La función de Lyapunov seleccionada es

$$V_1(x) = \frac{1}{2}\epsilon_1^2 \quad (3.18)$$

En el segundo paso, la función de Lyapunov seleccionada es

$$V_2(x_1, x_2) = \frac{1}{2}\epsilon_1^2 + \frac{1}{2}\epsilon_2^2 \quad (3.19)$$

En el tercer paso, la función de Lyapunov seleccionada es

$$V_4(x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{1}{2}\epsilon_1^2 + \frac{1}{2}\epsilon_2^2 + \frac{1}{2}\epsilon_3^2 + \frac{1}{2}\epsilon_4^2 \quad (3.20)$$

Entonces

$$\dot{V}_4(x_1, x_2, x_3) = -k_1\epsilon_1^2 - k_2\epsilon_2^2 - k_3|\epsilon_3| - k_4|\epsilon_4| < 0 \quad (3.21)$$

El error de seguimiento es definido como

$$e = q - q^*$$

Se define la superficie de deslizamiento como  $S = \left(\frac{d}{dt} + \lambda\right)^n e$ , cuando  $n = 2$

$$S = \left(\frac{d}{dt} + \lambda\right)^2 e_1 = \ddot{e} + \lambda_1\dot{e} + \lambda_2e \quad (3.22)$$

Se selecciona la función de Lyapunov como

$$V = \frac{1}{2}S^2 \quad (3.23)$$

Y de (3.4) y (3.22)

$$S = g_c - \frac{C}{m} \left(\frac{x_3}{x_1}\right)^2 + \lambda_1x_2 + \lambda_2(x_1 - x_{1d}) \quad (3.24)$$

Se espera que la derivada (3.23) satisfice que

$$\dot{V} = S\dot{S} < 0 \quad (3.25)$$

Y el control queda como

$$u = \frac{1}{g_1(x)} \left( -f_1(x) - \lambda_1 \left( g_c - \frac{C}{m} \left(\frac{x_3}{x_1}\right)^2 \right) \right) - \lambda_2x_2 - SM \quad (3.26)$$

sonde  $SM = Wsign(S)$ ,  $f_1(x) = \frac{R}{L(x)}x_3 + \frac{2C}{L(x)}\frac{x_2x_3}{x_1^2}$ ,  $g_1(x) = L^{-1}(x)$ . Con el objetivo de reducir la vibración, la función de saturación es usada como  $SM = Wsat(S)$ . Cuando el control de modo deslizante es aplicado en (3.26), la estabilidad asintótica es garantizada.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e = 0$$



Una red neuronal artificial puede aproximar el comportamiento del control (3.26). Aquí se usa la función de activación radial

$$u_{nn} = \sum_{i=1}^n w_i \exp\left(-\frac{\|S - c_1\|^2}{z\rho_1}\right) = W^T \phi \quad (3.27)$$

donde  $n$  es el número de capas ocultas. Una ley adaptativa es usada para ajustar los pesos y encontrar los valores óptimos de los pesos y obtener una apropiada convergencia estable.

$$W_{new} = W_{old} - \eta \frac{\partial S \dot{S}}{\partial W} \mid W = W_{old}$$

Esto es  $W_{new} = W_{old} - \eta S \frac{\partial S}{\partial W} \mid W = W_{old}$ . Debido a que  $\frac{\partial \dot{S}}{\partial W} = \frac{\partial \dot{S}}{\partial u} \times \frac{\partial u}{\partial W}$ , y  $\dot{S} = \dot{e} + \lambda_1 \ddot{e} + \lambda_2 \dot{e}$ , se puede encontrar la ley de actualización como sigue

$$W_{new} = W_{old} - \eta S \frac{-2C}{Lm x_1^2} \times \frac{\partial u}{\partial W} \quad (3.28)$$

Esta ley de actualización por gradiente puede asegurar que  $u_{nn}$  va a  $u$  en (3.26).



# Capítulo 4

## Diseño del exoesqueleto para hombro

Un exoesqueleto para extremidades superiores, es uno de los sistemas robóticos más complejos de los exoesqueletos, por que en él se encuentran dos partes de extrema complejidad, tanto mecánica como sensorial. Una de éstas partes es la mano, con una enorme cantidad de sensaciones de calor, presión, dolor entre otras más; además de la que tiene, la complejidad mecánica al ser una herramienta de múltiples aplicaciones, con 5 dedos articulados, siendo uno de ellos en opuesto. La otra parte del brazo que presenta múltiples complicaciones es el hombro, ya que es una articulación esférica. Las articulaciones esféricas en robótica son particularmente complicadas por ser una articulación de 3 grados de libertad rotacionales coincidentes en un punto y hacer que éste sea actuado presenta problemas mecánicos difíciles de resolver. Adicionalmente de los 3 grados rotacionales tiene dos grados de libertad prismáticos adicionales que le dan un desplazamiento al hombro hacia delante o hacia arriba.

En éste capítulo se describirá el prototipo de un exoesqueleto, el cual trabajará en los hombros cuyo objetivo será el permitir la mayor libertad posible.

Para conocer los límites del diseño estructural del exoesqueleto es necesario realizar el análisis estructural del mismo, mediante uso de ecuaciones de resistencia de materiales y encontrar los esfuerzos internos, deformaciones y tensiones que actúan sobre la estructura.

Estos valores son importantes por que se valida que la estructura del exoesqueleto es capaz de soportar el trabajo al que está destinado sin sufrir desgaste excesivo o falla estructural durante la operación.

El exoesqueleto se encuentra en contacto con el cuerpo humano y ejerce fuerza sobre el, por lo que es imperante que durante su operación no lesione al usuario por intención, omisión o descuido. Por esa razón el exoesqueleto a pesar de tener una fuerza considerable, no posee fuerza suficiente para causar daños al cuerpo humano pero si es capaz de actuar sobre el si

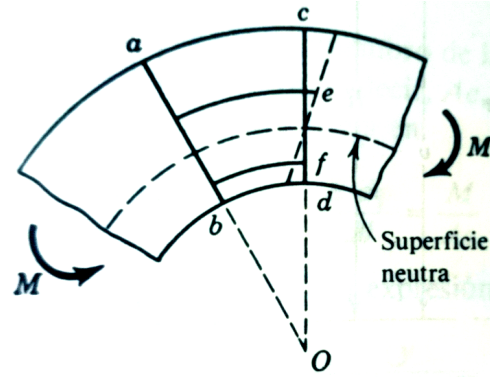


Figura 4.1: Viga sometida a flexión

éste se encuentra en relajación.

## 4.1. Análisis mecánico del diseño

Los elementos sometidos a flexión no siempre son barras rectas. A veces, como en el caso de los ganchos de las grúas, la línea media de la barra es una curva (en el plano de la aplicación de las cargas o momentos flexionantes). Si la curvatura es grande, es decir, un radio de curvatura pequeño, la distribución de esfuerzos difiere notablemente de la dada por la fórmula de la flexión  $\sigma = M_c/I$  que se dedujo para las barras inicialmente rectas.

Si se considera una viga curva sometida a flexión pura, como en la Figura 4.1. Se supone que las secciones planas permanecen planas después de la flexión, hipótesis que, aunque no es estrictamente verdadera, proporciona resultados muy aproximados a la realidad. En estas condiciones, la flexión hace que la sección  $cd$  gire respecto a la sección  $ab$ , pasando a la posición indicada en la línea punteada. En consecuencia, dos fibras  $e$  y  $f$ , equidistantes de la línea neutra, tendrán igual deformación total,  $\delta_e = \delta_f$ .

Aplicando la ley de Hooke,  $\delta = \sigma L/E$ , se tiene:

$$\frac{\sigma_e L_e}{E} = \frac{\sigma_f L_f}{E} \quad (4.1)$$

Como se observa en la Figura 4.1, la longitud  $L_e$  de la fibra  $e$  es mayor que la longitud  $L_f$  de la fibra  $f$ , según la relación de longitudes de la curvatura inicial de la viga. Así  $\sigma_e$  es menor que  $\sigma_f$  y por lo tanto la distribución de esfuerzos no es lineal.

Como consecuencia de la no linealidad de la distribución, no podrán equilibrarse las fuerzas resistentes de tensión y compresión que actúan en la sección rectangular, si la línea

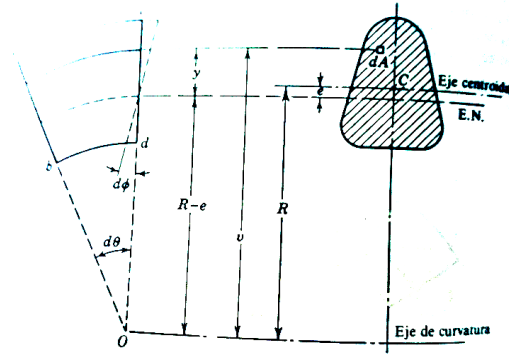


Figura 4.2: Secciones adyacentes de una viga curva

neutra pasa por el centro de gravedad de esta; el eje neutro se desplaza hacia el centro de la curvatura  $O$ . La distribución lineal superpuesta a la distribución no lineal, muestra no solo el desplazamiento del eje neutro, si no también el mayor valor de los esfuerzos en las fibras interiores y su menor valor en las exteriores con respecto a los esfuerzos que ocurrirían si la viga fuera recta y se pudiera aplicar la fórmula de la flexión.

Para determinar el desplazamiento del eje neutro respecto del centro de gravedad y calcular los esfuerzos en función del momento flexionante aplicado, se procede como se especifica a continuación. En la Figura 4.2,  $ab$  y  $cd$  representan dos secciones adyacentes de una viga curva. Sea  $d\theta$  el ángulo formado por las secciones antes de la flexión, y  $d\phi$  la rotación de  $cd$ , producida por la flexión, respecto de su posición inicial. El valor  $y$  es la ordenada de un elemento  $dA$  con respecto a la línea neutra que está a una distancia  $e$ , desconocida en principio del centro de gravedad de la sección, y  $R$  es el radio de curvatura de la línea de centros de la barra.

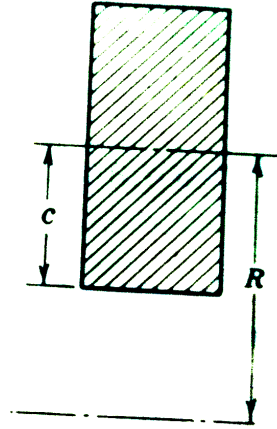
El alargamiento de una fibra a la distancia  $y$  de la línea neutra es  $yd\phi$ . La longitud inicial es  $(R - e + y)d\theta$  y, por lo tanto la deformación unitaria es

$$\epsilon = \frac{\delta}{L} = \frac{yd\phi}{(R - e + y)d\theta} \quad (4.2)$$

El esfuerzo, según la ley de Hooke, es:

$$\sigma = E \epsilon = \frac{Ed\phi}{d\theta} \cdot \frac{y}{R - e + y} \quad (4.3)$$

Las ecuaciones permiten teóricamente determinar los esfuerzos de flexión en las vigas curvas, pero su desarrollo analítico es complicado en general, por lo que su aplicación se limita a casos sencillos, como es la sección rectangular o los rieles del exoesqueleto.

Figura 4.3: Relación  $R/c$ 

Por consiguiente, el esfuerzo en las fibras extremas en las vigas curvas se puede calcular mediante la expresión:

$$\sigma = K \frac{Mc}{I} \quad (4.4)$$

Los valores de  $K$  dependen de  $R/c$ , siendo  $R$  el radio de curvatura de la línea de centros de la viga curva y  $c$  la ordenada respecto al centro de gravedad de la fibra interior. Para valores de  $R/c$  mayores de 20, los valores de  $K$  se aproximan a la unidad y por lo tanto, en barras de poca curvatura se puede aplicar directamente la fórmula de la flexión de barras rectas sin error apreciable.

### Cálculo de los rieles del exoesqueleto

Usando la teoría de las vigas curvas se tiene que los rieles se pueden calcular de la siguiente manera. El esfuerzo flexionante de la viga es  $\sigma$ , y el momento de inercia del área de viga hiperestática se define como

$$I_{yy} = \frac{hb^3}{12} \quad (4.5)$$

$$c = \frac{h}{2}$$

Se usa entonces la ecuación general de la escuadria, para obtener el esfuerzo de flexión lateral

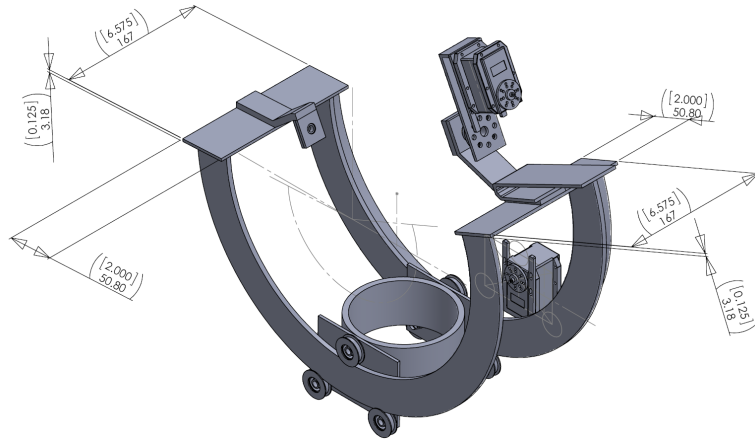


Figura 4.4: Ensamblaje de riel curvo y carro cremallera

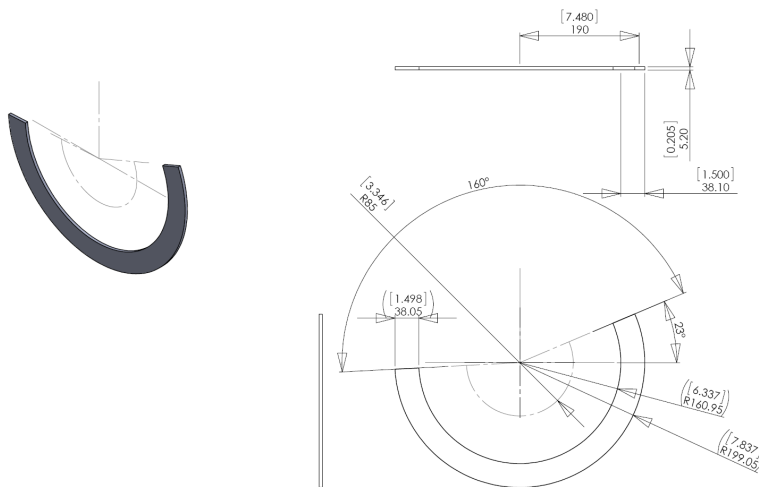


Figura 4.5: Vista de riel curvo simple inferior

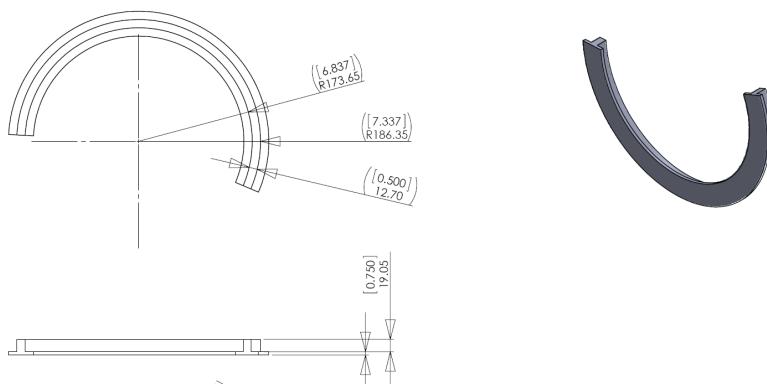


Figura 4.6: Vista de riel curvo cremallera superior

$$\sigma = K \frac{M_f c}{I_{yy}} \quad (4.6)$$

Por lo tanto sustituyendo  $I_{yy}$  de (4.5) en(4.6) entonces

$$\sigma = K \frac{M_f \frac{h}{2}}{\frac{hb^3}{12}}$$

$$\sigma = K \frac{12M_f h}{2hb^3}$$

Si la relación  $R/c$  es mayor a 20 entonces  $K = 1$  y por lo tanto

$$\sigma = \frac{6KM_f}{b^3} \quad (4.7)$$

Lo que interesa es el momento flexionante aplicado por lo que despejando  $M_f$  de4.7 se tiene

$$M_f = \frac{\sigma b^3}{6K} \quad (4.8)$$

### Esfuerzo flexionante total de toda la estructura

El esfuerzo flexionante total de toda la estructura se obtiene mediante la fórmula de la escuadria

$$M_{fy} = S\sigma_{adm} \quad (4.9)$$

donde

$$S = \frac{I_{yy}}{c} \quad (4.10)$$

Ahora, sustituyendo a (4.10) en(4.9) se tiene

$$M_{fy} = \frac{I_{yy}\sigma_{adm}}{c} \quad (4.11)$$

El siguiente paso es la obtención de la inercia total de la estructura mediante

$$\overline{I_{yy}} = 2\overline{I_1} + \overline{I_2} \quad (4.12)$$

La inercia de cada viga se obtiene mediante la fórmula



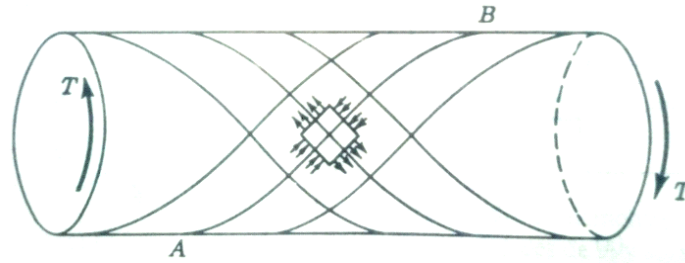


Figura 4.7: Trayectorias de esfuerzo en la torsión de un eje

$$\bar{I}_y = \frac{hb^3}{12} \quad (4.13)$$

por lo que sustituyendo (4.13) en (4.12) se tiene

$$\begin{aligned} \bar{I}_{yy} &= 2 \left( \frac{h_1 b_1^3}{12} \right) + \frac{h_2 b_2^3}{12} \\ \bar{I}_{yy} &= \frac{h_1 b_1^3}{6} + \frac{h_2 b_2^3}{12} \end{aligned} \quad (4.14)$$

El diseño de ejes consiste básicamente en la determinación del diámetro correcto del eje para asegurar la rigidez y resistencia satisfactorias, cuando el eje transmite potencia en diferentes condiciones de carga y operación. Generalmente los ejes tienen una sección transversal circular y pueden ser huecos o macizos.

En el caso del diseño de ejes con materiales dúctiles, basado en su resistencia, se controlan por la teoría del esfuerzo cortante máximo. La presentación siguiente se basa en ejes de material dúctil y sección transversal circular. Los ejes de materiales frágiles deben diseñarse en base a la teoría del esfuerzo normal máximo. Hay que tener en cuenta que generalmente los ejes están sometidos a torsión, flexión y cargas axiales. Para cargas torsionales, el esfuerzo de torsión  $\tau_{xy}$  es

$$\tau_{xy} = \frac{M_t r}{J} = 16 \frac{M_t}{\pi d^3} \quad (4.15)$$

para ejes macizos, y para ejes huecos es:

$$\tau_{xy} = 16 \frac{M_t d_o}{\pi (d_o^4 + d_i^4)} \quad (4.16)$$

Para cargas de flexión, el esfuerzo de flexión  $S_b$  (tracción o compresión) para ejes macizos es

$$S_b = \frac{M b r}{I} = 32 \frac{M_b}{\pi d^3} \quad (4.17)$$

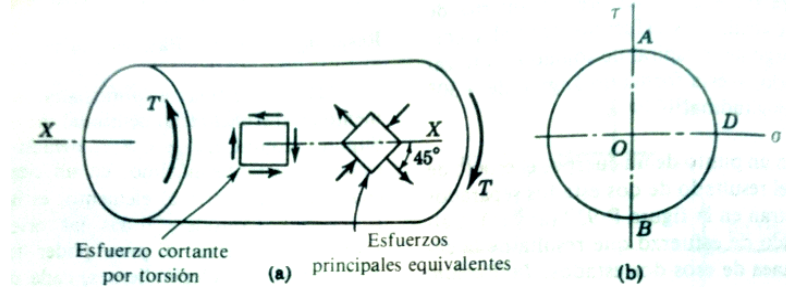


Figura 4.8: Cilindro sometido a torsión

y para ejes huecos es:

$$S_b = 32 \frac{M_b d_o}{\pi(d_o^4 + d_i^4)} \quad (4.18)$$

Para cargas axiales, el esfuerzo de compresión o tracción  $S_a$  para ejes macizos es:

$$S_a = 4 \frac{F_a}{\pi d^2} \quad (4.19)$$

y para ejes huecos:

$$S_a = 4 \frac{F_a}{\pi(d_o^2 + d_i^2)} \quad (4.20)$$

La ecuación del código ASME, para un eje hueco, combina torsión, flexión y carga axial, aplicando la ecuación del esfuerzo cortante máximo, modificada mediante la introducción de factores de choque, fatiga y columna.

$$d_o^3 = \frac{16}{\pi S_s (1 - K^4)} \sqrt{\left[ K_b M_b + \frac{\alpha F_a d_o (1 + K^2)}{8} \right]^2 + (K_t M_t)^2} \quad (4.21)$$

Para un eje macizo con carga axial pequeña o nula, se reduce a

$$d^3 = \frac{16}{\pi S_s} \sqrt{(K_b M_b)^2 + (K_t M_t)^2} \quad (4.22)$$

en la cual, se tiene en la sección en consideración que  $\tau_{xy}$  es el esfuerzo cortante de torsión,  $M_t$  el momento de torsión,  $M_b$  el momento de flexión,  $d_o$  el diámetro exterior del eje,  $d_i$  el diámetro interior del eje,  $F_a$  la fuerza de la carga axial,  $K = \frac{d_i}{d_o}$ ,  $K_b$  el factor combinado de choque y fatiga aplicado al momento flector y  $K_t$  el factor combinado de choque y fatiga aplicado al momento de torsión.

Para conocer el esfuerzo de momento de torsión de los ejes, se usa:

$$\begin{aligned}\tau_{xy} &= \frac{M_t r}{J} \\ \tau_{xy} &= \frac{16M_t}{\pi d^3}\end{aligned}\quad (4.23)$$

Despejando  $M_t$  de(4.23) se obtiene

$$M_t = \frac{\tau_{xy} \pi d^3}{16} \quad (4.24)$$

Ahora, la resistencia del material a la torsión admitido es:

$$\tau_{xy} = 0,15\sigma_{adm} \quad (4.25)$$

Y la resistencia del acero inoxidable es:

$$\sigma_{adm} = 37K_g/mm^2 \quad (4.26)$$

Evalutando a (4.23) con  $\sigma_{adm} = 37K_g/mm^2$ ,  $\tau_{xy} = 5,55K_g/mm^2$ ,  $d = 9,53mm$  se tiene  $M_t = \frac{\tau_{xy} \pi d^3}{16}$ ,  $M_t = \frac{\pi(5,55K_g/mm^2)(9,53mm)^3}{16}$ ,  $M_t = 943,19K_gmm$ .

Continuando, el esfuerzo de flexión se obtiene de:

$$\begin{aligned}S_b &= \frac{M_b r}{I} \\ S_b &= \frac{32M_b}{\pi d^3}\end{aligned}\quad (4.27)$$

Despejando  $M_b$  de (4.27) se obtiene

$$M_b = \frac{\pi S_b d^3}{32} \quad (4.28)$$

Con lo que la resistencia del material a la flexión admitido es  $S_b = 0,3\sigma_f$ , y la resistencia del acero inoxidable es  $\sigma_f$ .

La rigidez puede ser el factor determinante, en algunos casos, para el diseño de un elemento de una máquina. El elemento puede ser suficientemente fuerte para evitar una falla por esfuerzo, pero puede carecer de la rigidez adecuada para una operación satisfactoria.

La deformación axial  $\delta$  debida a una carga axial  $F$  se basa en la ley de Hooke:

$$s = E \frac{\delta}{L} = \frac{F}{A} \quad (4.29)$$

de la cual

$$\delta = \frac{FL}{AE}$$

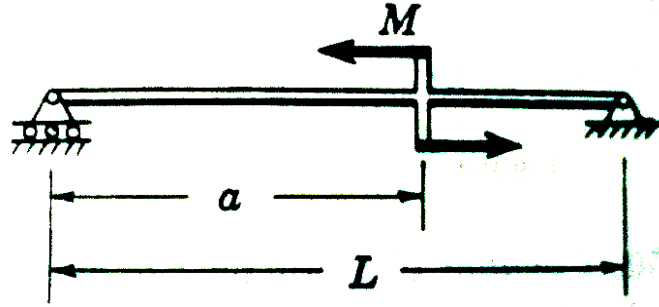


Figura 4.9: Planteamiento de deformación de una viga sujeta por ambos extremos sometida a torsión

donde  $\delta$  es la deformación axial,  $L$  es la longitud axial del elemento antes de la aplicación de la carga axial,  $A$  es el área de la sección transversal y  $E$  es el módulo de elasticidad.

$$EI\delta = \left(\frac{Ma}{3L}\right) (L^2 - 3La + 2a^2)$$

$$\delta = \frac{Ma(L^2 - 3La + 2a^2)}{3LEI}$$

$$M = \frac{3\delta LEI}{aL^2 - 3La^2 + 2a^3}$$

donde  $I$  es el momento de inercia y  $\delta$  es la deformación o deflexión permitida.

## 4.2. Modelo cinemático y dinámico

El modelo cinemático tratado en éste capítulo tiene como finalidad conocer de forma analítica la aceleración, velocidad y posición del hombro del exoesqueleto y además relacionar el modelo dinámico con las fuerzas implicadas. Por otro lado, se establecen las relaciones matemáticas entre las coordenadas articulares (o las coordenadas del extremo del robot), sus derivadas (velocidad y aceleración), las fuerzas y pares aplicados en las articulaciones (o en el extremo) y los parámetros del robot (masas de los eslabones, inercias, etcétera).

Aunque el estudio de un robot de 2 grados de libertad, como es el caso de este tipo de exoesqueleto, por ser un tipo de junta esférica, aparenta ser relativamente sencillo, es necesario realizar todo el análisis debido a que la configuración del mismo presenta diferencias muy particulares en su diseño respecto a otros. La diferencia más notable es el hecho de que

un grado de libertad no gira sobre un pivote, balero o motor, si no que se desliza sobre un riel curvo, sin embargo sí es una junta rotacional en su análisis.

### Propiedades físicas

La totalidad del diseño del exoesqueleto fue realizado con el software de diseño SolidWorks por lo que las propiedades físicas fueron obtenidas directamente de cálculos realizados por el mismo. Pueden señalarse las siguientes propiedades:

Propiedades físicas de eslabon 1 riel curvo

Masa = 1346.46 gramos

Volumen = 498687.44 milímetros cúbicos

Área de superficie = 196318.48 milímetros cuadrados

Propiedades físicas de eslabon 2 carro

Masa = 471.25 gramos

Volumen = 174538.12 milímetros cúbicos

Área de superficie = 95382.72 milímetros cuadrados

El resto de propiedades relevantes para el diseño relacionado a la robótica se irán estableciendo a lo largo del capítulo con su respectivo planteamiento teórico.

### Análisis cinemático

La articulación rotacional del hombro del exoesqueleto se diseñó en base al modelo cinemático de la junta universal, donde dos ejes de rotación de juntas de tipo rotacionales se encuentran perpendiculares entre sí y se intersectan en el origen. Esta intersección también debe ser coincidente con la intersección de los mismos ejes de rotación de la junta esférica del hombro.

### Parámetros D-H y matrices de transformación

Los parámetros D-H mostrados en la tabla (4.30) son los correspondientes al modelo de junta universal perteneciente al exoesqueleto.

$$DH = \begin{matrix} & a & \alpha & d & \theta \\ 1 & 0 & \frac{\pi}{2} & 0 & q_1 \\ 2 & d_1 & \frac{\pi}{2} & 0 & q_2 \end{matrix} \quad (4.30)$$

Con estos parámetros se definen, entonces, las matrices de transformación definida en (4.31)

$$T = \begin{bmatrix} R_{3x3} & p_{3x1} \\ f_{1x3} & w_{1x1} \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

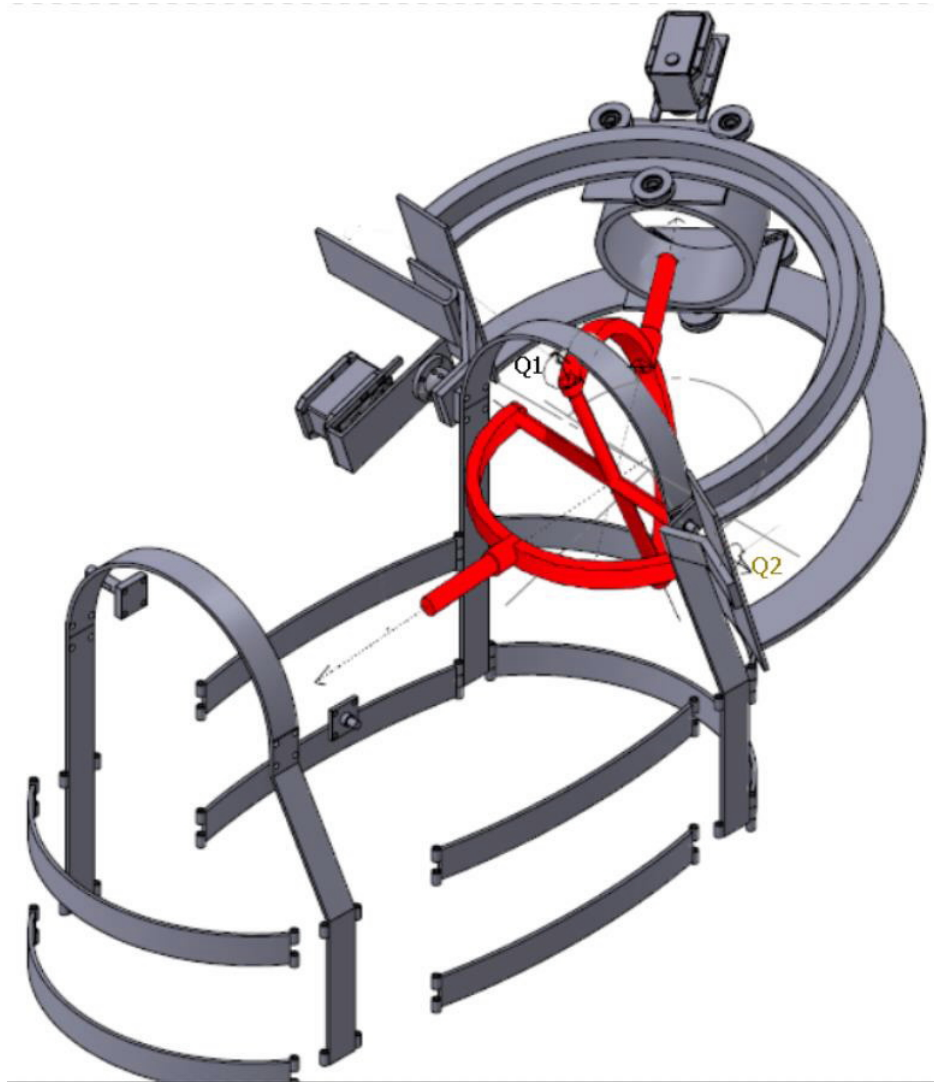


Figura 4.10: Hipotética superposición de cardán y exoesqueleto mostrando los grados de libertad.

por lo que la matriz de transformación del primer eslabón es (4.32)

$${}^0A_1 = \begin{bmatrix} \cos q_1 & 0 & \sin q_1 & 0 \\ \sin q_1 & 0 & -\cos q_1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

y la matriz de transformación del segundo eslabón es (4.33)

$${}^1A_2 = \begin{bmatrix} \cos q_2 & 0 & \sin q_2 & d_1 \cos q_2 \\ \sin q_2 & 0 & -\cos q_2 & d_1 \sin q_2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

Finalmente, la matriz de transformación del exoesqueleto se obtiene multiplicando a (4.32) y (4.33) definiendo la matriz de transformación de (4.34) y dando como resultado a (4.35).

$$T = {}^0A_2 = {}^0A_1 x^1A_2 \quad (4.34)$$

$$T = \begin{bmatrix} \cos q_1 \cos q_2 & \sin q_1 & \cos q_1 \sin q_2 & d_1 \cos q_1 \cos q_2 \\ \cos q_2 \sin q_1 & -\cos q_1 & \sin q_1 \sin q_2 & d_1 \cos q_2 \sin q_1 \\ \sin q_2 & 0 & -\cos q_2 & d_1 \sin q_2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

### Jacobiano

$$J = \begin{vmatrix} \frac{\partial x}{\partial d_1} & \frac{\partial x}{\partial q_2} & \frac{\partial x}{\partial q_1} \\ \frac{\partial y}{\partial d_1} & \frac{\partial y}{\partial q_2} & \frac{\partial y}{\partial q_1} \\ \frac{\partial z}{\partial d_1} & \frac{\partial z}{\partial q_2} & \frac{\partial z}{\partial q_1} \end{vmatrix} \quad (4.36)$$

$$J = \begin{vmatrix} \cos q_1 \sin q_2 & d_1 \cos q_1 \cos q_2 & -d_1 \sin q_1 \sin q_2 \\ \sin q_1 \sin q_2 & d_1 \sin q_1 \cos q_2 & d_1 \cos q_1 \sin q_2 \\ \cos q_2 & -d_1 \sin q_2 & 0 \end{vmatrix} \quad (4.37)$$

$$\begin{aligned} J &= \cos q_2 (d_1^2 \cos q_2 \sin q_2 \cos^2 q_1 + d_1^2 \cos q_2 \sin q_2 \sin^2 q_1) - \\ &\quad (-d_1 \sin q_2) (d_1 \cos^2 q_1 \sin^2 q_2 + d_1 \sin^2 q_1 \sin^2 q_2) + 0 \\ J &= d_1^2 \cos^2 q_2 \sin q_2 (\cos^2 q_1 + \sin^2 q_1) + d_1^2 \sin^3 q_2 (\cos^2 q_1 + \sin^2 q_1) \\ J &= d_1^2 \sin q_2 \end{aligned} \quad (4.38)$$

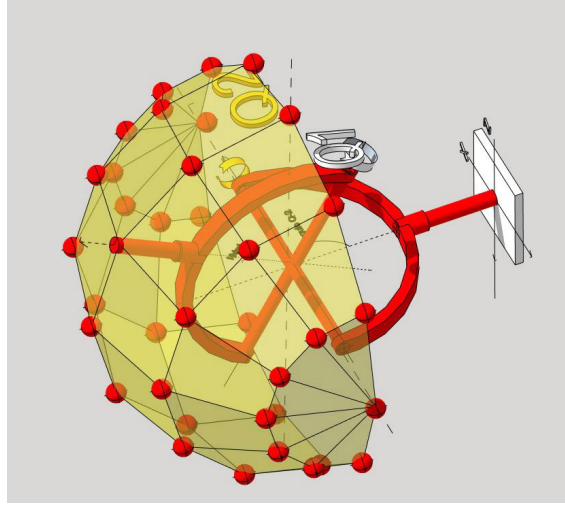


Figura 4.11: Perspectiva 1 del área de trabajo de una junta universal

A partir del vector  $p_{3x1}$  de la matriz de transformación final (4.35) se obtiene la solución a las posiciones  $P_x$ ,  $P_y$  y  $P_z$  las cuales están dadas por:

$$\begin{aligned} x &= d_1 \cos q_1 \cos q_2 \\ y &= d_1 \cos q_2 \sin q_1 \\ z &= d_1 \sin q_2 \end{aligned} \quad (4.39)$$

### Cinemática inversa

La solución para la cinemática inversa se obtiene por geometría, donde en (4.40) se pueden obtener los ángulos de  $q_1$  y  $q_2$  desde una posición definida por  $P_x$  y  $P_z$  dados.

$$\begin{aligned} q_1 &= \arctan\left(\frac{\sqrt{d_1^2 - x^2 - z^2}}{x}\right) \\ q_2 &= \arcsin\left(\frac{z}{d_1}\right) \end{aligned} \quad (4.40)$$

Dadas las ecuaciones es posible encontrar la solución para una posición angular  $P_x$  y  $P_y$  desde cualquier posición  $P_x, P_z$  siempre que se cumpla que  $d_1 > \sqrt{P_x^2 + P_z^2}$ .

La dinámica describe, mediante ecuaciones, la manera en que se produce el movimiento del robot debido a los pares de torsión y a las fuerzas que se aplican a las articulaciones mediante los actuadores, es decir, se desarrolla un conjunto de ecuaciones que describen el comportamiento dinámico de un robot, a lo que se llama modelo dinámico del robot.

El modelo dinámico puede usarse en el desarrollo de estrategias de control. El controlador requiere del uso de un modelo dinámico real para lograr el desempeño adecuado del robot en



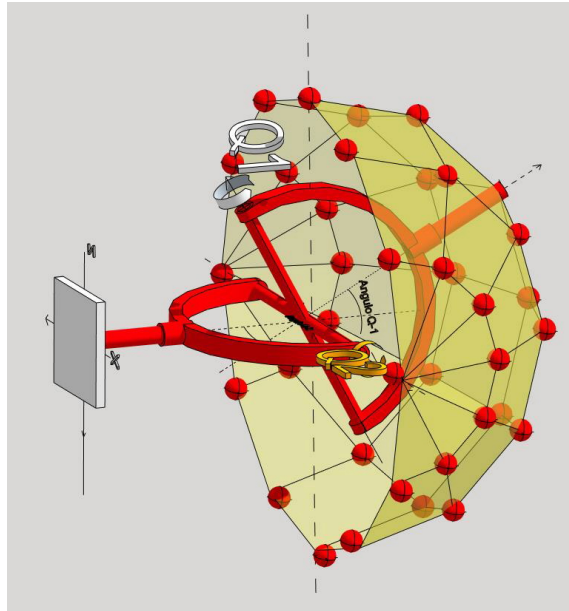


Figura 4.12: Perspectiva 2 del área de trabajo de una junta universal

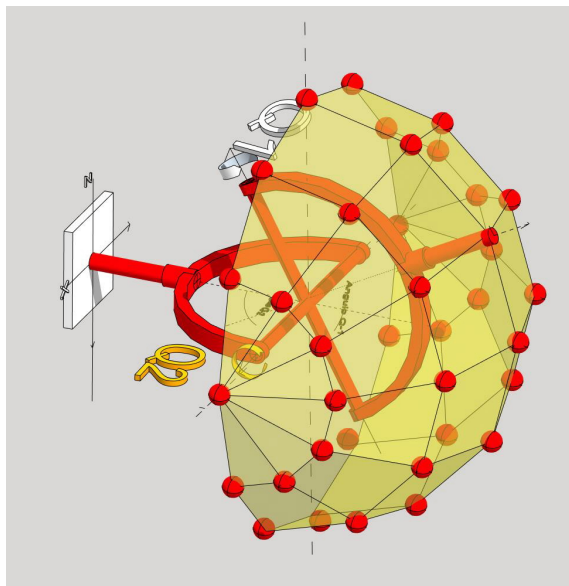


Figura 4.13: Perspectiva 3 del área de trabajo de una junta universal

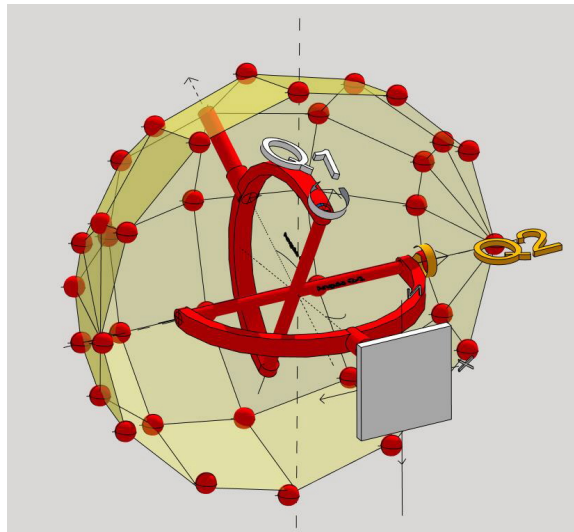


Figura 4.14: Perspectiva 4 del área de trabajo de una junta universal

operaciones que requieren alta velocidad. Algunos modelos de control se basan en un modelo dinámico para calcular los pares de torsión y las fuerzas en los actuadores para lograr una trayectoria. En el caso de las simulaciones computacionales el modelo dinámico permite pronosticar el comportamiento del robot en distintas condiciones. El análisis dinámico permite conocer todas las fuerzas y momentos de reacción necesarios para diseñar y determinar el tamaño de eslabones, cojinetes y actuadores.

Cuando se conocen los parámetros físicos de un robot, se desea resolver los problemas relacionados con la dinámica, es decir, la dinámica inversa y la dinámica directa. En el caso de la dinámica inversa la problemática radica en encontrar los pares de torsión y las fuerzas de actuadores necesarios al generar una trayectoria del robot. La formulación de la dinámica es útil en el problema del control. En el caso de la dinámica directa, el problema es encontrar la respuesta de un brazo respecto a los pares de torsión y fuerza en las articulaciones. Teniendo los pares y fuerzas, debe calcularse el movimiento resultante del robot, como una función en el tiempo.

La dinámica inversa es más importante que la dinámica directa a la hora de controlar un brazo, ya que la dinámica inversa es crítica para el control en tiempo real, mientras la dinámica directa es utilizada para el análisis del comportamiento del diseño de un brazo antes de ser construido, por medio de simulaciones.

Las ecuaciones de dinámica del movimiento pueden formularse por medio de varios métodos. Una forma es aplicar las ecuaciones de movimiento de Lagrange, esto tiene de ventaja

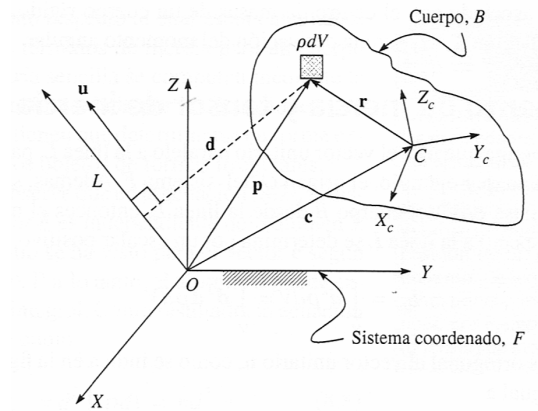


Figura 4.15: Momentos de masa

el que elimina las fuerzas de restricción de las ecuaciones de dinámica de movimiento si las coordenadas generalizadas se eligen en forma independiente. Lo que lo hace adecuado para el control y para la simulación de movimiento. Las fuerzas de restricción eliminadas pueden recuperarse usando multiplicadores de Lagrange si se han de usar para propósitos de diseño. Aplicando las leyes de Newton es otra forma de plantear los movimientos lineales y rotacionales. Las ecuaciones de movimiento de Newton y Euler para cada eslabón del robot da como resultado un sistema de ecuaciones que contiene las fuerzas aplicadas y las fuerzas de restricciones. Así, estas ecuaciones pueden resolverse simultáneamente para todas las fuerzas, incluidas las que son resultado de las restricciones que no contribuyen al movimiento de los eslabones, pero son necesarias para el diseño.

### Inercia

Las propiedades de la inercia como el centro de masas, momento de inercia, etcétera, de los eslabones que aparecen en las ecuaciones dinámicas de movimiento afectan el comportamiento del robot. Por lo tanto es importante conocer estas propiedades de la inercia de cada diseño.

**Centro de masa.** La masa es la cantidad de materia que posee un cuerpo de una forma y tamaño determinados. En la Figura 4.15,  $F$  es un sistema de coordenadas cartesianas,  $dV$  es un diferencial de volumen del material  $B$ ,  $\rho$  es la densidad material y  $p$  es el vector de posición del diferencial de masa  $\rho dV$  desde el origen del sistema  $F$ , es decir  $O$ . El centro de masa del cuerpo  $B$  se define entonces como el punto  $C$  de tal modo que su vector de posición denotado por  $c$  es

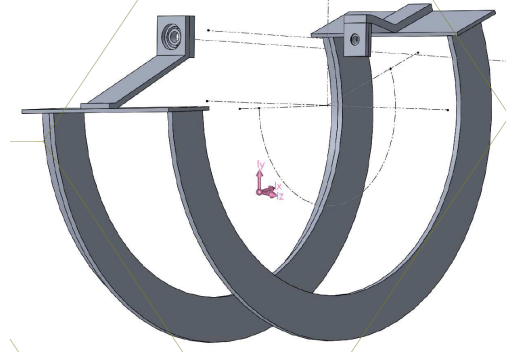


Figura 4.16: Centro de masa del riel curvo

$$c = \frac{1}{m} \int_v p \rho dV \quad (4.41)$$

donde  $m = \int_v \rho dV$  es la masa total de cuerpo  $B$ . Si  $p = c + r$  se sustituye en la ecuación 4.41 se obtiene que

$$c = \frac{1}{m} \int_v c \rho dV + \frac{1}{m} \int_v r \rho dV \quad (4.42)$$

El vector  $c$  es independiente del volumen  $V$  por lo que puede extraerse del signo integral. Además  $\int_v \rho dV = m$  por lo tanto (4.42) queda como

$$c \equiv c + \frac{1}{m} \int_v r \rho dV \quad (4.43)$$

y eso da por resultado

$$\int_v r \rho dV = 0 \quad (4.44)$$

Debido a que el diseño fue realizado en SolidWorks es posible obtener el centro de masa directamente del software. En el caso del eslabón 1 del exoesqueleto o llamado también riel curvo mostrado en la Figura 4.16 el centro de masa se encuentra en:

$$X = -80,32mm$$

$$Y = -100,39mm$$

$$Z = -19,32mm$$

Para del eslabón 2 del exoesqueleto, llamado también carro cremallera, mostrado en la Figura 4.17 el centro de masa se encuentra en:

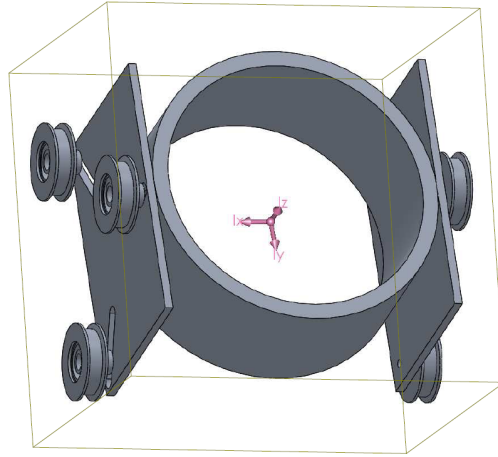


Figura 4.17: Centro de masa del carro cremallera

$$X = -145,63mm$$

$$Y = -4,55mm$$

$$Z = 0,01mm$$

**Momento de inercia y tensor de inercia.** Si en la Figura 4.15 se supone que  $u$  es un vector unitario paralelo a la línea  $L$  pasando a través de un punto de referencia como el origen  $O$  del sistema  $F$ , y si  $d$  es la distancia del diferencial de masa  $\rho dV$  del cuerpo  $B$  desde la línea  $L$ , entonces el momento de inercia del cuerpo  $B$  respecto a la línea  $L$  se determina por un escalar positivo.

$$I_{uu} = \int_v d^2 \rho dV = \int_v d^T d \rho dV \quad (4.45)$$

donde el vector  $d$  es ortogonal al vector unitario  $u$ , como en la Figura 4.15 y  $d$  es su magnitud, que es igual a

$$d = |p \times u| \quad (4.46)$$

Sustituyendo de (4.46) en (4.45) se tiene

$$I_{uu} = \int_v |p \times u|^2 \rho dV = \int_v (p \times u)^T (p \times u) \rho dV = u^T I u \quad (4.47)$$

donde

$$(p \times u)^T (p \times u) = (p^T p)(u^T u) - (p^T u)^2 = u^T [(p^T p) 1 - pp^T] u \quad (4.48)$$

donde 1 es la matriz de identidad de  $3 \times 3$  y por lo tanto la matriz  $I$  de  $3 \times 3$  de (4.47) se determina por

$$I = \int_v [(p^T p) 1 - pp^T] \rho dV \quad (4.49)$$

El término  $I$  se denomina *tensor de inercia* o *matriz de inercia* del cuerpo  $B$  alrededor del punto  $O$ . El tensor de inercia  $I$  es simétrico y un positivo-definitivo que también puede escribirse como

$$I = \begin{matrix} Ixx & Ixy & Ixz \\ Iyx & Iyy & Iyz \\ Izx & Izy & Izz \end{matrix} \quad (4.50)$$

En la (4.50) la expresión para los elementos de  $I$  se determinan por

$$\begin{aligned} Ixx &= \int_v (y^2 + z^2) \rho dV = \int \int \int (y^2 + z^2) \rho(x, y, z) dx dy dz \\ Iyy &= \int_v (x^2 + z^2) \rho dV = \int \int \int (x^2 + z^2) \rho(x, y, z) dx dy dz \\ Izz &= \int_v (x^2 + y^2) \rho dV = \int \int \int (x^2 + y^2) \rho(x, y, z) dx dy dz \end{aligned} \quad (4.51)$$

$$\begin{aligned} Ixx &= \int_v (y^2 + z^2) \rho dV = \int \int \int (y^2 + z^2) \rho(x, y, z) dx dy dz \\ Iyy &= \int_v (x^2 + z^2) \rho dV = \int \int \int (x^2 + z^2) \rho(x, y, z) dx dy dz \\ Izz &= \int_v (x^2 + y^2) \rho dV = \int \int \int (x^2 + y^2) \rho(x, y, z) dx dy dz \end{aligned} \quad (4.52)$$

donde  $x$ ,  $y$  y  $z$  representan las coordenadas del diferencial de masa  $\rho dV$  respecto al origen del sistema  $F$  o  $O$ . Los subíndices  $xx$ ,  $yy$  y  $zz$  denotan los ejes de coordenadas  $X$ ,  $Y$  y  $Z$  del sistema  $F$  cuyo origen se ubica en  $O$  respecto a lo cual se calculan los momentos de inercia  $Ixx$ ,  $Iyy$  e  $Izz$  y el producto de inercias  $Ixy$ ,  $Ixz$  e  $Iyz$ . Los valores numéricos de éstos elementos dependen de la selección de un punto de referencia y del sistema de coordenadas en este punto respecto al cual están calculadas. Mientras que los términos de inercia para un cuerpo rígido de geometría sencilla se computan mediante la integración volumétrica dada por (4.51) y (4.52), los mismos tienen que determinarse en forma experimental para los objetos de formas irregulares.

Finalmente en (4.45) la distancia  $d$  es independiente del volumen  $V$  del cuerpo  $B$  para el vector  $c$  como en (4.42). Por lo tanto el término  $d$  puede extraerse del signo integral. Esto da como resultado que (4.45) se reescribe como

$$I_{uu} = d^2 \int_v \rho dV = md^2 \quad (4.53)$$

donde el escalar  $d$  tiene una expresión que en términos de los vectores  $p$  y  $u$  queda como  $d \equiv |p \times u|$  que es una cantidad real no negativa. En cuanto al escalar  $d$  se refiere al radio de giro del cuerpo  $B$  respecto a la línea  $L$ .

Ahora bien, los ejes principales de inercia y momentos principales de inercia medido desde el centro de masa del eslabón 1 ( gramos \* milímetros cuadrados ) son:

$$Ix = (0,83, -0,56, 0,02)$$

$$Iy = (0,55, 0,82, 0,17)$$

$$Iz = (-0,11, -0,13, 0,98)$$

$$Px = 14364076,75$$

$$Py = 31949556,00$$

$$Pz = 36188135,43$$

Los momentos de inercia son: ( gramos \* milímetros cuadrados ) Obtenidos en el centro de masa y alineados con el sistema de coordenadas de resultados, se tiene:

$$Ixx = 19974771,95 \quad Ixy = -8236106,57 \quad Ixz = 693341,94$$

$$Iyx = -8236106,57 \quad Iyy = 26471595,73 \quad Iyz = 403005,08$$

$$Izx = 693341,94 \quad Izy = 403005,08 \quad Izz = 36055400,51$$

Los ejes principales de inercia y momentos principales de inercia medidos desde el centro de masa del eslabón 2 ( gramos \* milímetros cuadrados):

$$Ix = (0,01, -0,04, 1,00)$$

$$Iy = (0,23, -0,97, -0,04)$$

$$Iz = (0,97, 0,23, 0,00)$$

$$Px = 811110,94$$

$$Py = 1338309,83$$

$$Pz = 1750221,78$$

Momentos de inercia: ( gramos \* milímetros cuadrados ) Obtenidos en el centro de masa y alineados con el sistema de coordenadas de resultados:

$$\begin{aligned}
I_{xx} &= 1728105,80 & I_{xy} &= -92929,95 & I_{xz} &= 3286,57 \\
I_{yx} &= -92929,95 & I_{yy} &= 1359704,81 & I_{yz} &= -19221,93 \\
I_{zx} &= 3286,57 & I_{zy} &= 1359704,81 & I_{zz} &= 811831,94
\end{aligned}$$

### Euler Lagrange

El modelo dinámico de un robot puede derivarse de manera sistemática por medio del concepto de coordenadas generalizadas y de una función escalar llamada lagrangiana, que se define como la diferencia entre energía cinética y energía potencial del sistema mecánico en cuestión.

$$L = T - U \quad (4.54)$$

donde  $L$  denota la función lagrangiana y,  $T$  y  $U$  son la energía total cinética y potencial del sistema. La energía cinética depende tanto de la configuración (posición y orientación), como de la velocidad de los eslabones de un sistema robótico. La energía potencial depende únicamente de la configuración de los eslabones. Las ecuaciones de movimiento de Euler-Lagrange se obtienen por

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial q_i} = \phi_i \quad (4.55)$$

donde  $i = 1, \dots, n$

Donde  $n$  es el número de coordenadas generalizadas independientes que se usan para definir la configuración del sistema.  $q_i$  y  $\phi_i$  son las coordenadas generalizadas y fuerzas generalizadas debidas a las fuerzas aplicadas correspondientes a las coordenadas generalizadas respectivamente.

**Energía cinética.** En un robot que consiste en  $n$  eslabones rígidos como el de la Figura 4.18, la energía cinética de un eslabón normal  $i$ , como el de la figura 4.19, se obtiene mediante:

$$T_i = \frac{1}{2} m_i \dot{c}_i^T \dot{c}_i + \frac{1}{2} \omega_i^T I_i \omega_i \quad (4.56)$$

donde:

$\dot{c}_i$  : Vector de velocidad lineal tridimensional del centro de masas  $c_i$  del  $i$ ésimo eslabón.

$\omega_i$  : Vector de velocidad angular tridimensional del  $i$ ésimo eslabón.



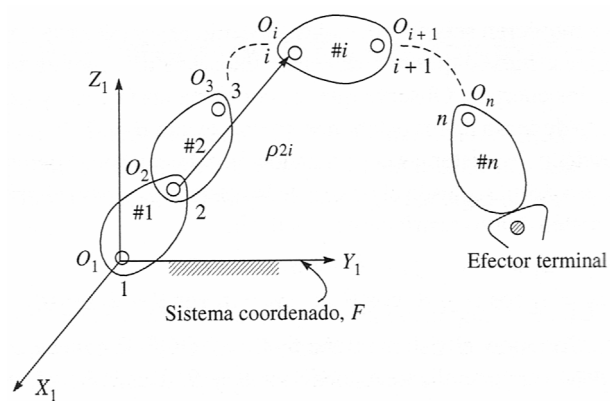


Figura 4.18: Robot de cadena serial

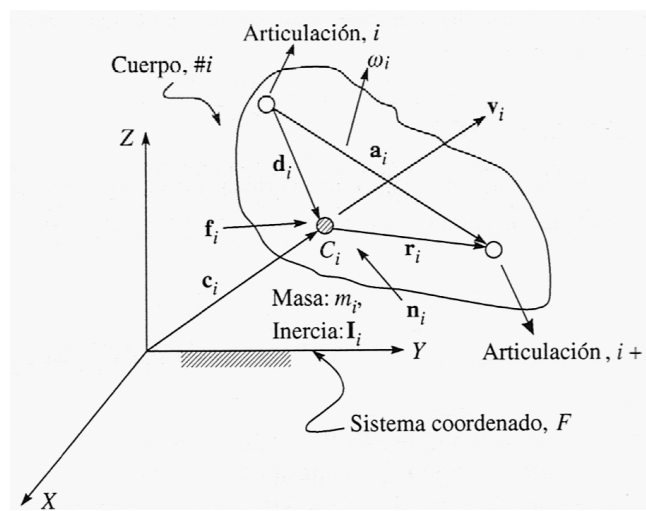


Figura 4.19:  $i$ ésimo cuerpo de robot de cadena serial

$m_i$  : Valor escalar de la masa del  $i$ ésimo eslabón.

$I_i$  : El tensor de inercia o matriz de  $3 \times 3$  del  $i$ ésimo eslabón alrededor de  $c_i$ .

El tensor de inercia  $I_i$  para el  $i$ ésimo cuerpo es invariante de tiempo o constante. Sin embargo, depende de la configuración del brazo del robot y se expresa en un sistema de referencia diferente, como en el caso del sistema fijo:

$$[I_i]_F = Q_i [I_i]_{i+i} Q_i^T \quad (4.57)$$

donde  $[I_i]_{i+i}$  es la matriz de inercia del  $i$ ésimo eslabón representada en el sistema del eslabón móvil  $i + 1$  que se sujeta al  $i$ ésimo cuerpo y  $Q_i$  es la matriz de rotación de  $3 \times 3$  del eslabón  $i$  o el sistema  $i + 1$  respecto al sistema fijo 1 o  $F$ . La energía cinética total  $T$  se da ahora por la suma de las contribuciones de cada eslabón rígido debido a los movimientos relativos de cada articulación.

$$T = \sum_{i=1}^n T_i = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (m_i \dot{c}_i^T \dot{c}_i + \omega_i^T I_i \omega_i) \quad (4.58)$$

Ahora, es necesario expresar la energía cinética como una función de las coordenadas generalizadas del sistema. Las variables o ángulos de las articulaciones de revoluta y el desplazamiento en las articulaciones prismáticas son las que especifican la configuración del robot. Por lo tanto, los ángulos y desplazamientos de las articulaciones se consideran las coordenadas generalizadas. Para el  $i$ ésimo eslabón la velocidad angular y lineal se calculan a partir del primer eslabón de la cadena serial (Figura 4.18).

$$\omega_1 = \dot{\theta}_1 e_1 \quad (4.59)$$

$$\dot{c}_1 = \omega_1 \times d_1 = e_1 \times d_1 \dot{\theta}_1 \quad (4.60)$$

$$\omega_2 = \omega_1 + \dot{\theta}_2 e_2 = e_1 \dot{\theta}_1 + e_2 \dot{\theta}_2 \quad (4.61)$$

$$\dot{c}_2 = \dot{c}_1 + \omega_1 \times r_1 + \omega_2 \times d_2 = e_1 \times (a_1 + d_2) \dot{\theta}_1 + e_2 \times d_2 \dot{\theta}_2 \quad (4.62)$$

⋮

$$\omega_i = \omega_{i-1} + \dot{\theta}_i e_i = e_1 \dot{\theta}_1 + e_2 \dot{\theta}_2 + \dots + e_i \dot{\theta}_i \quad (4.63)$$

$$\dot{c}_i = \dot{c}_{i-1} + \omega_{i-1} \times r_{i-1} + \omega_i \times d_i = e_1 \times \rho_{1i} \dot{\theta}_1 + \dots + e_i \times \rho_{ii} \dot{\theta}_i \quad (4.64)$$

En las ecuaciones todas las articulaciones son de revoluta, por lo tanto, el vector  $e_i$  es el vector unitario paralelo al eje de la articulación revoluta, mientras que  $a_i$ ,  $d$  y  $r_i$  se representan en la Figura 4.19.  $\rho_{ij}$  es el vector que conecta el origen de la  $i$ -ésima articulación  $O_i$  con el  $i$ -ésimo centro de masa  $C_j$ . Para entonces expresarse en términos de todos los índices de articulaciones  $n$ .

$$\omega_i = J_{\omega,i} \dot{\theta} \quad (4.65)$$

donde  $J_{\omega,i} \equiv [J_{\omega,1} J_{\omega,2} \dots J_{\omega,i} 0 \dots 0]$

$$\dot{c}_i = J_{c,i} \dot{\theta} \quad (4.66)$$

donde  $J_{c,i} \equiv [J_{c,1} J_{c,2} \dots J_{c,i} 0 \dots 0]$

donde  $\dot{\theta} \equiv [\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2, \dots, \dot{\theta}_n]^T$  es el vector n-tridimensional de índice de articulaciones. En (4.65) y (4.66),  $J_{\omega,i}$  y  $J_{c,i}$  son matrices de  $3 \times n$ . Proporcionalmente,  $J_{\omega,i}$  y  $J_{c,i}$  son vectores tridimensionales que pueden escribirse como

$$\begin{aligned} J_{\omega,i} &\equiv e_i \\ J_{c,i} &\equiv e_i \times \rho_{ij} \end{aligned} \quad (4.67)$$

Para una articulación prismática (4.67) se modifica como

$$\begin{aligned} J_{\omega,i} &\equiv 0 \\ J_{c,i} &\equiv e_i \end{aligned} \quad (4.68)$$

donde 0 representa el vector tridimensional de ceros y el vector  $e_i$  es el vector unitario a lo largo de la traslación de la articulación prismática. Si se sustituyen (4.65) y (4.66) en (4.56) y luego se suma, a través de todos los eslabones, la expresión para la energía cinética del sistema se obtiene con

$$T_i = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left( m_i \dot{c}_i^T \dot{c}_i + \frac{1}{2} \omega_i^T I_i \omega_i \right) = \frac{1}{2} \sum_1^n \dot{\theta}^T \bar{I}_i \dot{\theta} \quad (4.69)$$

donde la matriz  $\bar{I}_i$  de  $n \times n$  se determina por

$$\bar{I}_i \equiv m_i J_{ci}^T J_{c,i} + J_{\omega,i}^T I_i J_{\omega,i} \quad (4.70)$$

En (4.70) las expresiones  $J_{c_i}^T J_{c,i}$  y  $J_{\omega,i}^T I_i J_{\omega,i}$  también están en las matrices de  $n \times n$ . Si una matriz  $I$  de  $n \times n$  se define como

$$I = \sum_{i=1}^n \bar{I}_i \quad (4.71)$$

Entonces la energía cinética total puede describirse según (4.69) como

$$T = \frac{1}{2} \dot{\theta}^T I \dot{\theta} \quad (4.72)$$

donde la matriz  $I$  se llama matriz de inercia generalizada (GIM) del robot. La GIM del robot  $I$  de (4.72) involucra las matrices  $\bar{I}_i$  que a su vez es una función de las matrices  $J_{\omega,i}$  y  $J_{c,i}$  lo que es evidente en (4.70). Entonces el manipulador GIM es dependiente de la configuración o de la función de  $\theta$ . Como se define en (4.49) y (4.50) la inercia de un cuerpo rígido  $I_i$ , el manipulador GIM  $I$  es también simétrico y positivo-definido. Esto es por la forma cuadrática de (4.72) que indica que la energía cinética del sistema siempre es positiva a menos que esté en reposo.

**Energía potencial.** Como en el caso de la energía cinética, la energía potencial total almacenada en el robot, se obtiene por la suma de las contribuciones de cada eslabón. Sobre la base de eslabones rígidos, la energía potencial guardada en el eslabón  $i$  se define como la cantidad de trabajo que se necesita para levantar el centro de masas del eslabón  $i$  desde un plano de referencia horizontal hasta su posición presente bajo la influencia de la gravedad. En el caso del sistema coordinado de inercia, el trabajo necesario para desplazar el eslabón  $i$  hasta la posición  $C_i$  se determina por  $-m_i c_i^T g$ , donde  $g$  es el vector debido a la aceleración de gravedad. Por ende, la energía potencial total almacenada en un brazo de robot se obtiene mediante

$$U = - \sum_{i=1}^n m_i c_i^T g \quad (4.73)$$

En (4.73) el vector  $c_i$  es una función de las variables de articulación o las  $\theta$  del robot. Entonces la energía potencial total es una función únicamente de las variables de articulación  $\theta$  y no de las velocidades de la articulación  $\dot{\theta}$ . Adicionalmente  $c_i$  es una función no lineal de  $\theta$  y por lo tanto  $U$  no puede expresarse de manera adecuada en términos de  $\theta$ .

**Ecuaciones de movimiento.** Después de calcular las energías cinéticas y potenciales de todo el robot, y obtener (4.69), (4.70) y (4.73), el lagrangiano de (4.54) puede escribirse como

$$L = T - U = \sum_{i=1}^n \left[ \frac{1}{2} \dot{\theta}^T \bar{I}_i \dot{\theta} + m_i c_i^T g \right] \quad (4.74)$$

Ahora, la función de lagrange debe diferenciarse respecto a  $\theta_i$ ,  $\dot{\theta}_i$  y  $t$  para formular las ecuaciones dinámicas de movimiento. Con el fin de facilitar la derivación, se expande el término de energía cinética como la suma de los escalares. Suponiendo que  $i_{ij}$  es el elemento  $(i, j)$  del GIM  $I$  del robot, entonces (4.74) puede escribirse como

$$L = \sum_{i=1}^n \left[ \sum_{j=1}^n \frac{1}{2} i_{ij} \dot{\theta}_i \dot{\theta}_j + m_i c_i^T g \right] \quad (4.75)$$

Puesto que la energía potencial no depende de  $\dot{\theta}_i$ , si se toma la derivada parcial de  $L$  dada por (4.75) respecto a  $\dot{\theta}_i$  se obtiene

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_i} = \sum_{j=1}^n i_{ij} \dot{\theta}_j \quad (4.76)$$

para  $i = 1, \dots, n$ . Entonces (4.76) se diferencia respecto al tiempo  $t$  como

$$\frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_i} \right) = \sum_{j=1}^n \left[ i_{ij} \ddot{\theta}_j + \frac{\partial i_{ij}}{\partial t} \dot{\theta}_j \right] = \sum_{j=1}^n \left[ i_{ij} \ddot{\theta}_j + \sum_{k=1}^n \frac{\partial i_{ij}}{\partial \theta_k} \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k \right] \quad (4.77)$$

Tomando la derivada parcial de (4.75) respecto a  $\theta_i$  se obtiene

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_i} = \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \theta_i} \left( \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n i_{ij} \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k \right) + \sum_{j=1}^n m_j g^T \frac{\partial c_j}{\partial \theta_i} \quad (4.78)$$

Puesto que la derivada parcial de  $c_i$  respecto a  $\theta_i$ ,  $\frac{\partial c_j}{\partial \theta_i}$  en (4.78) es igual al vector de la  $i$ ésima columna de la submatriz jacobiana  $J_{c_j}$  denotada por  $J_{c,j}^i$ , entonces (4.78) puede escribirse como

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_i} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \frac{\partial i_{ij}}{\partial \theta_i} \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k + \sum_{j=1}^n m_j g^T J_{c,j}^i \quad (4.79)$$

Mediante la combinación de (4.76) y (4.79) se obtienen las ecuaciones dinámicas de movimiento como

$$\sum_{j=1}^n i_{ij} \ddot{\theta}_j + h_i + \gamma_i = \tau_i \quad (4.80)$$

para  $i = 1, \dots, n$ . donde

$$h_i \equiv \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \left( \frac{\partial i_{ij}}{\partial \theta_k} - \frac{1}{2} \frac{\partial i_{jk}}{\partial \theta_i} \right) \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k$$

y

$$\gamma_i \equiv - \sum_{j=1}^n m_j g^T J_{c,j}^i \quad (4.81)$$

Entonces (4.72) puede armarse para todas las coordenadas generalizadas  $n$  como

$$\tau = I \ddot{\theta} I \ddot{\theta} + H + \gamma \quad (4.82)$$

donde la matriz de inercia generalizada  $I$  de  $n \times n$  se define en (4.71) y los vectores ndimensionales  $h$ ,  $\gamma$  y  $\tau$  se definen:

$H \equiv [h_1, \dots, h_n]^T$  : el vector n-dimensional de las aceleraciones centrífugas y de coriolis.

El vector  $h$  también puede expresarse como  $h = C \dot{\theta}$ , donde los elementos de la matriz  $C$  de  $n \times n$  se obtienen mediante

$$c_{ij} \equiv \sum_{k=1}^n \left( \frac{\partial i_{ij}}{\partial \theta_k} - \frac{1}{2} \frac{\partial i_{jk}}{\partial \theta_i} \right) \dot{\theta}_k \quad (4.83)$$

También

$\gamma \equiv [\gamma_1, \dots, \gamma_n]^T$  : el vector ndimensional de aceleraciones gravitacionales.

$\tau \equiv [\tau_1, \dots, \tau_n]^T$  : el vector ndimensional de fuerzas generalizadas.

Otra forma de escribir la ecuación de movimiento es sustituyendo  $\gamma = G(q)$ ,  $H = C(q, \dot{q})\dot{q}$  y  $I \ddot{\theta} = M(q)\ddot{q}$  de forma que (4.82) se reescribe como

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau \quad (4.84)$$

Nota: El libro en el que me basé principalmente para el desarrollo de éste capítulo es el de *Introducción a la robótica* escrito por Subir Kumar Saha [81]

### 4.3. Simulaciones

Para obtener la respuesta dinámica del exoesqueleto se eligieron las ganancias del PID (3.10) como  $K_p = 30, K_i = 1$  y  $K_d = 5$  y despues se hicieron pruebas de respuesta al seguimiento y escalón. El primer experimento es la respuesta al escalón donde la trayectoria es graficada en la figura (4.20). La respuesta del sistema  $q$  es graficada contra la referencia  $q^*$  en la figura (4.21). Por último en la figura (4.22) se muestra la evolución de  $q, \dot{q}, \ddot{q}$  y  $\tau$ . Esta prueba muestra la estabilidad y la respuesta de el sistema durante la referencia en

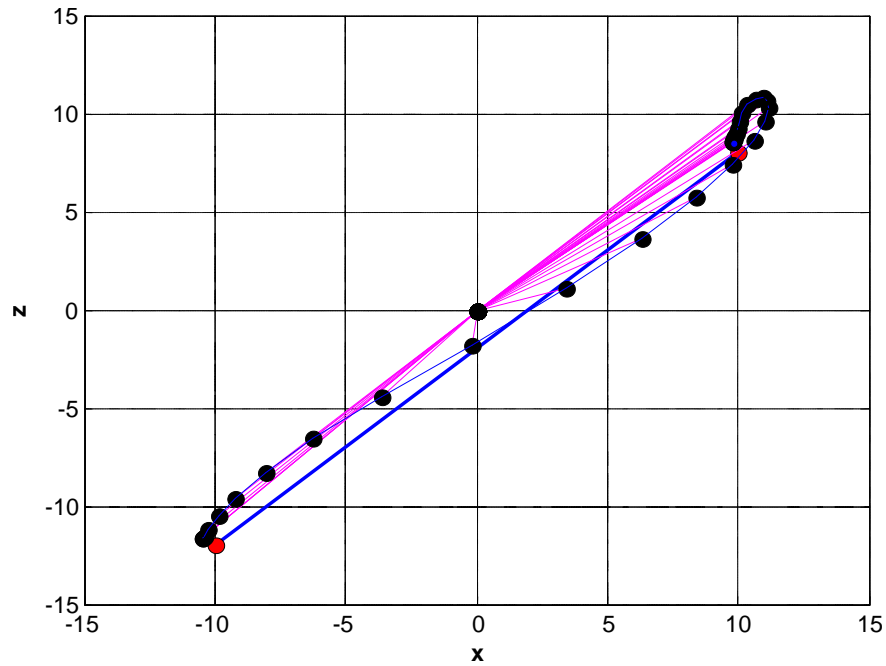


Figura 4.20: Representación XY de la respuesta al escalón

transición. La segunda prueba es la respuesta al seguimiento de la referencia mostrado en las figuras (4.23 y 4.24). En esta prueba el hombro hace movimientos cíclicos siguiendo la referencia. Esta prueba tiene relevancia al simular los movimientos básicos del hombro como en la aplicación real.

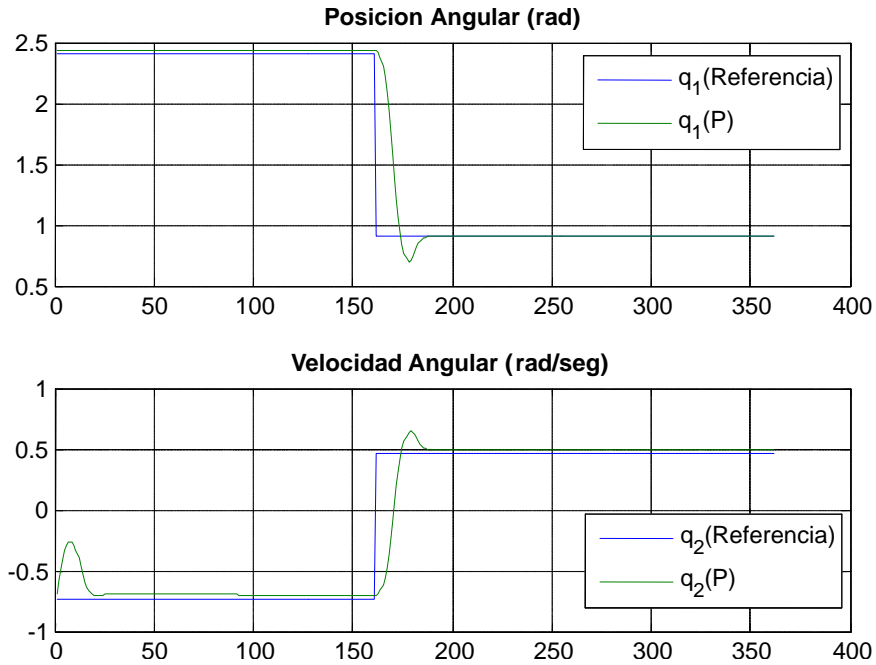


Figura 4.21: Respuesta al escalón de la dinámica del exoesqueleto controlado con PID

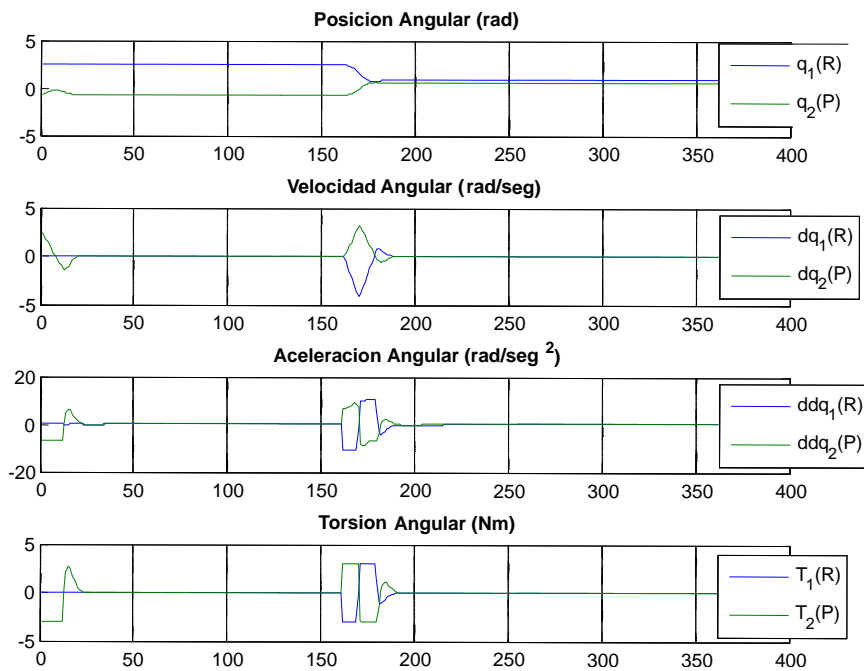


Figura 4.22: Posición, velocidad, aceleración y torsión de las articulaciones en respuesta al escalón



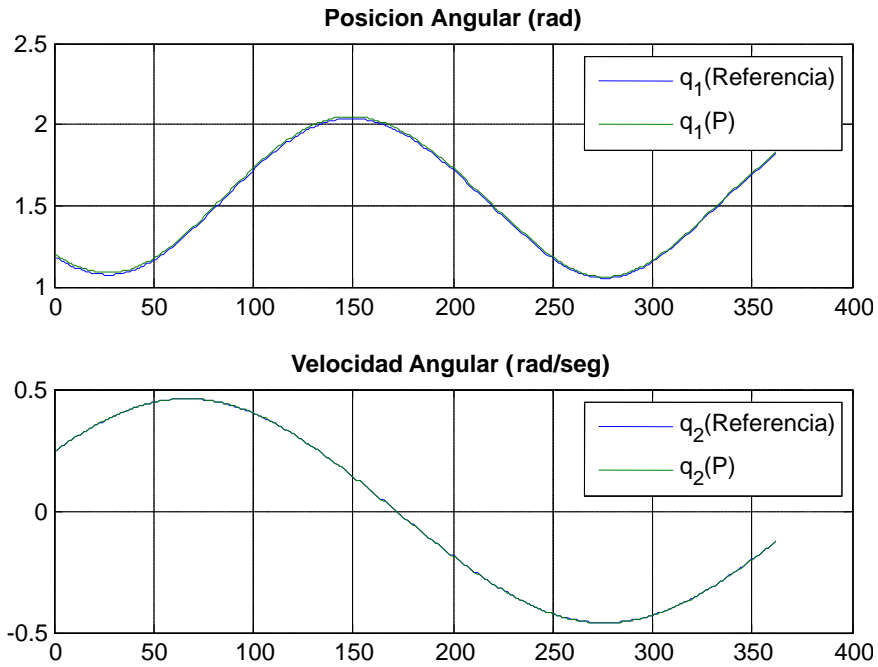


Figura 4.23: Respuesta de seguimiento de referencia de la dinámica del exoesqueleto controlado con PID

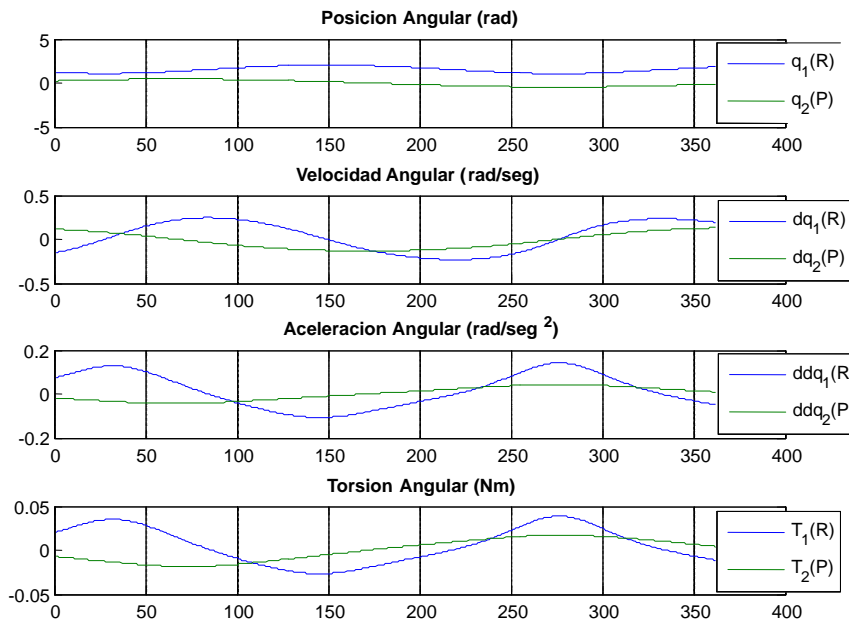


Figura 4.24: Posición, velocidad, aceleración y torsión de las articulaciones en respuesta de seguimiento de la referencia



# Capítulo 5

## Modelado de la acción del hombro por señales electromiográficas y redes neuronales

### 5.1. Sistemas de redes neuronales

La ecuación dinámica de un robot de  $n$ -eslabones se expresa como

$$\tau = M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) \quad (5.1)$$

donde  $\tau \in \mathfrak{R}^n$  es el vector de entrada y de torsión para controlar el sistema,  $M(q) \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  es la matriz de inercia del sistema,  $C(q, v) \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  es la matriz de inercia de coriolis,  $g(q) \in \mathfrak{R}^n$  es el vector de fuerza de gravedad,  $q \in \mathfrak{R}^n$  son las posiciones angulares de los eslabones y  $v \in \mathfrak{R}^n$  son las velocidades angulares.

Considerando que el anterior sistema (5.1) se aplica al hombro humano si este se asume como un robot de 2 eslabones y la torsión está asociada a las señales EMG, entonces el sistema puede representarse como

$$\tau(X^{emg}) = M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) \quad (5.2)$$

donde  $\tau \in \mathfrak{R}^n$  es ahora una función de torsión y  $X^{emg} \in \mathfrak{R}^n$  es un vector de entrada de señales EMG.

$$X^{emg} = [x_n^{emg}, x_{n-1}^{emg}, \dots, x_2^{emg}, x_1^{emg}]^T \quad (5.3)$$

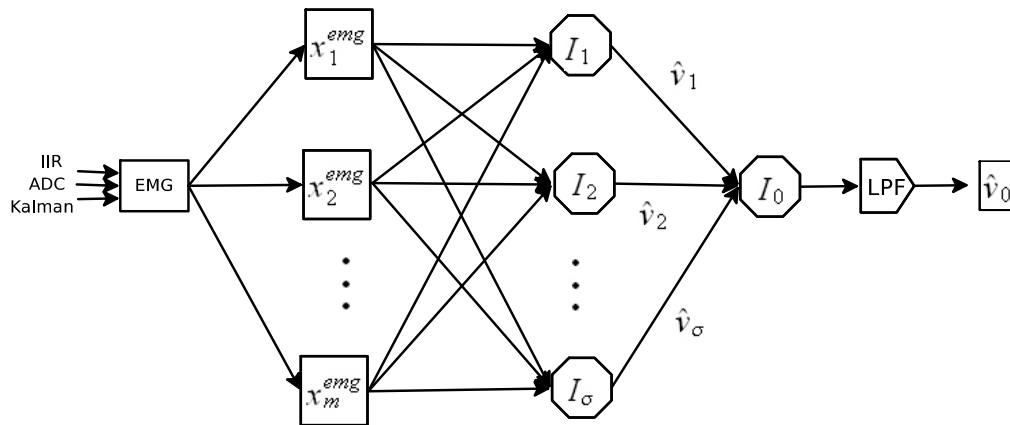


Figura 5.1: Diagrama del bloque RNA

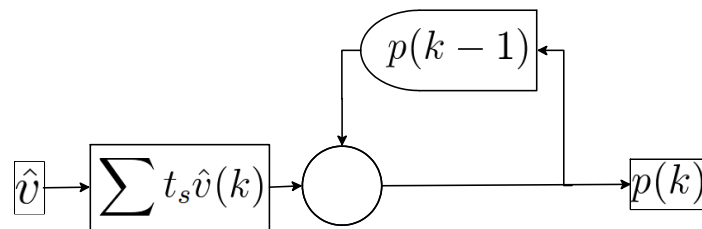


Figura 5.2: Diagrama del bloque de integración

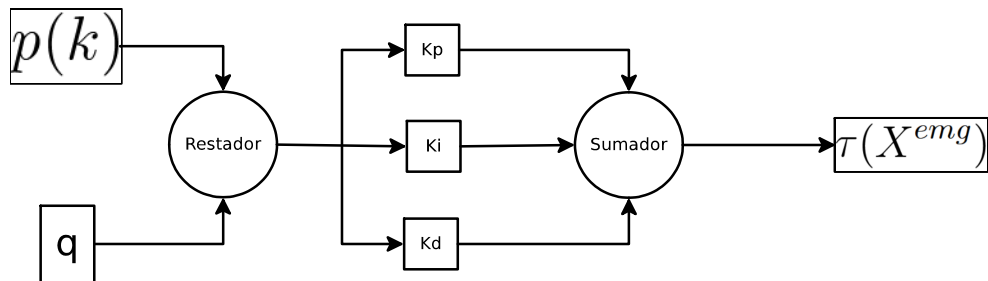


Figura 5.3: Diagrama del bloque del controlador

Del sistema anterior, se tiene que

$$v = \xi_\sigma(x^{emg}) \quad (5.4)$$

Considerando (5.2) siendo un modelo en tiempo continuo para n-entradas y n-articulaciones se tiene que

$$M(\dot{q})\ddot{\mathbf{q}} - M(\dot{q})\dot{\mathbf{q}} + C(q, \dot{q})\dot{q} = \tau(X^{emg}) \quad (5.5)$$

donde  $\mathbf{q} \in \mathfrak{R}^n$ ,  $\mathbf{q} = [\theta_1 \cdots \theta_n]^T$ ,  $\mathbf{q}$  es el desplazamiento angular,  $M \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  es la matriz de masa,  $C \in \mathfrak{R}^{1 \times n}$  es la matriz de inercia de coriolis. Se define a  $\mathbf{z}_1(t) = \mathbf{q}$  y  $\mathbf{z}_2(t) = \dot{\mathbf{q}}$ , y el modelo (5.5) se transforma en el siguiente modelo de espacio de estados

$$\dot{\mathbf{z}}(t) = A\mathbf{z}(t) + B\mathbf{u}(t) \quad (5.6)$$

donde  $\mathbf{z}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{z}_1(t) \\ \mathbf{z}_2(t) \end{bmatrix}$ ,  $A = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -M^{-1}C \end{bmatrix}$ ,  $B = \begin{bmatrix} 0 \\ M^{-1}\tau \end{bmatrix}$ . Al no existir fuerzas externas el sistema es estable.

Para discretizar el modelo continuo se asume que el control y las fuerzas externas son constantes en el periodo de muestreo  $T$ .

$$\mathbf{u}(t) = \mathbf{u}(kT) \quad kT \leq t \leq (k+1)T$$

El modelo en tiempo discreto (5.6) queda como

$$\mathbf{z}(k+1) = A_d\mathbf{z}(k) + B_d\mathbf{u}(k) + F_{ds} \quad (5.7)$$

donde  $\mathbf{z}(k)$  es el vector de estados,  $A_d$  es la matriz de estados,  $A_d = e^{AT}$ ,  $B_d$  es el vector de entrada,  $B_d = \left( \int e^{A\tau} d\tau \right) B$ ,  $u(k)$  es la entrada escalar,  $F_{ds}(k)$  es la incertidumbre del modelado.

$$\mathbf{x}(k+1) = f[q(k), v(k)] \quad (5.8)$$

donde  $\xi_\sigma(x^{emg}) \in \mathfrak{R}^n$  es un sistema no lineal a identificar. Primero se considera una red neuronal de una sola capa representada por

$$\hat{v}(k) = \varphi_f \left[ \sum_{e=1}^{m_1} w_e x_e^{emg}(k) \right] \quad (5.9)$$

donde el vector de pesos  $W = [w_1 \ w_2 \ \cdots \ w_m] \in R^{1 \times n}$  y  $\varphi$  es un vector de funciones de  $m$ -dimension. La función de activación  $\varphi_f(\cdot)$  es sigmoideal.  $X^{emg}(k)$  es el vector de entrada discreta definida como

$$X^{emg}(k) = [x_n^{emg}(k), x_{n-1}^{emg}(k), \dots, x_2^{emg}(k), x_1^{emg}(k)]^T \quad (5.10)$$

La planta a identificar es representada por

$$v(k) = \xi_\sigma(X^{emg}(k)) \quad (5.11)$$

Segun el teorema de Stone-Weierstrass, la función no lineal de torsión puede ser escrita como

$$v(k) = \varphi \left[ \sum_{e=1}^{m_1} w_e^* x_e^{emg}(k) \right] - \mu(k) \quad (5.12)$$

donde  $w_e^*$  es el e-elemento del vector  $W^*$  de pesos óptimos y  $\mu(k)$  es el error del modelo. Como  $\varphi$  es acotado y la salida de la planta se considera acotada entonces  $\mu(k)$  es acotado como  $\mu^2(k) \leq \bar{\mu}$ . El valor  $\bar{\mu}$  es una constante positiva desconocida.

El error de la red neuronal es definida como

$$\hat{e}(k) = \hat{v}(k) - v(k) \quad (5.13)$$

Usando las series de Taylor en la expresión  $[\sum_{e=1}^{m_1} w_e x_e^{emg}(k)]$  puede expresarse el error de la identificación como

$$\hat{e}(k) = \varphi \left[ \sum_{e=1}^{m_1} w_e x_e^{emg}(k) \right] - \varphi \left[ \sum_{e=1}^{m_1} w_e^* x_e^{emg}(k) \right] + \mu(k) = \varphi' \left[ \sum_{e=1}^{m_1} w_e x_e^{emg}(k) \right] \left[ \sum_{e=1}^{m_1} \tilde{w}_e x_e^{emg}(k) \right] + \zeta(k) \quad (5.14)$$

donde  $\tilde{w}_e = w_e - w_e^*$ ,  $\zeta(k) = \varepsilon(k) + \mu(k)$ ,  $\varepsilon(k)$  es el error de aproximación de segundo orden.  $\varphi'$  es la derivada de la función de activación no lineal  $\varphi(\cdot)$ . Como  $\varphi$  es una función sigmoideal,  $\varepsilon(k)$  es acotado  $\varepsilon^2(k) \leq \bar{\varepsilon}$  donde  $\bar{\varepsilon}$  es una constante positiva desconocida. El siguiente teorema demuestra un algoritmo de aprendizaje estable de una red neuronal discreta de una capa.

A continuación se tienen los siguientes conceptos de estable entrada estado (ISS). Se considera el siguiente sistema no lineal en tiempo discreto

$$x(k+1) = f[x(k), u(k)], \quad y(k) = h[x(k)] \quad (5.15)$$

donde  $u(k) \in \mathfrak{R}^m$  es el vector de entrada,  $x(k) \in \mathfrak{R}^n$  es el vector de estados, y  $y(k) \in \mathfrak{R}^l$  es el vector de salida.  $f$  y  $h$  son funciones no lineales  $f, h \in C^\infty$ . Entonces se tienen las siguientes definiciones:

**Definición 5.1** *Un sistema como el de la ecuación (5.15) se dice que es estable entrada estado global si existe una  $\mathcal{K}$ -función  $\gamma(\cdot)$  (continua y estrictamente creciente  $\gamma(0) = 0$ ) y una  $\mathcal{KL}$ -función  $\beta(\cdot)$  ( $\mathcal{K}$ -función y  $\lim_{s_k \rightarrow \infty} \beta(s_k) = 0$ ), tal que, por cada  $u \in L_\infty$  ( $\sup \{\|u(k)\|\} < \infty$ ) y cada estado inicial  $x^0 \in \mathbb{R}^n$ , se tiene que*

$$\|x(k, x^0, u(k))\| \leq \beta(\|x^0\|, k) + \gamma(\|u(k)\|) \quad (5.16)$$

**Definición 5.2** *Una función  $V : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \geq 0$  es llamada función ISS-Lyapunov para un sistema (5.15) si: (a) existen las  $\mathcal{K}_\infty$ -funciones  $\alpha_1(\cdot)$  y  $\alpha_2(\cdot)$  ( $\mathcal{K}$ -función y  $\lim_{s_k \rightarrow \infty} \beta(s_k) = \infty$ ) tal que*

$$\alpha_1(s) \leq V(s) \leq \alpha_2(s), \quad \forall s \in \mathbb{R}^n \quad (5.17)$$

(b) *Existe una  $\mathcal{K}_\infty$ -función  $\alpha_3(\cdot)$  y una  $\mathcal{K}$ -función  $\alpha_4(\cdot)$  tal que*

$$V_{k+1} - V_k \leq -\alpha_3(\|x(k)\|) + \alpha_4(\|u(k)\|), \nabla x(k) \in \mathbb{R}^n, u(k) \in \mathbb{R}^m \quad (5.18)$$

**Teorema 5.1** *Para un sistema no lineal discreto en el tiempo, lo siguiente es equivalente [26]*

- *Esto es estable entrada estado (ISS).*
- *Esto es estable y robusto.*
- *Esto admite una función estable ISS-Lyapunov.*

*Propiedad.* En un sistema no lineal ISS, las salidas de un sistema permanecen acotadas cuando sus entradas son acotadas.

En la ecuación (5.15) se tiene que:

$$\begin{aligned} y(k) = h[x(k)] &:= F_1[x(k)], \quad y(k+1) = h[f[x(k), u(k)]] := F_2[x(k), u(k)] \\ y(k+n-1) &:= F_n[x(k), u(k), u(k+1) \cdots u(k+n-2)] \end{aligned} \quad (5.19)$$

Denotando que  $Y(k) = [y(k), y(k+1), \cdots, y(k+n-1)]^T$  y  $U(k) = [u(k), u(k+1), \cdots, u(k+n-2)]^T$ , entonces  $Y(k) = F[x(k), U(k)]$ ,  $F = [F_1 \cdots F_n]^T$ . Si  $\frac{\partial Y}{\partial x}$  es no singular en  $x = 0$ ,  $U = 0$ , la ecuación (5.19) puede expresarse como  $x(k+1) = g[Y(k+1), U(k+1)]$ . Esto lleva a el modelo NARMA:

$$y(k) = h[x(k)] = \Phi[y(k-1), y(k-2), \cdots, u(k-1), u(k-2), \cdots] = \Phi[X(k)] \quad (5.20)$$

donde

$$X(k) = [y(k-1), y(k-2), \dots, u(k-d), u(k-d-1), \dots]^T \quad (5.21)$$

$\Phi(\cdot)$  es una ecuación diferencial no lineal desconocida representando la dinámica de la planta,  $u(k)$  y  $y(k)$  es una entrada y salida escalar medible,  $d$  es un retardo de tiempo. Se puede ver que según la *Definición 5.1, 5.2* y el *Teorema 5.1* no dependen de un modelo matemático exacto de un sistema no lineal.

**Teorema 5.2** *Si es usada una red neuronal de una capa como en la ecuación (5.9) para identificar el sistema no lineal de la ecuación (5.11), la siguiente ley de actualización de pesos gradiente sin modificación robusta puede acotar el error de identificación  $\hat{e}(k)$ .*

$$w_e(k+1) = w_e(k) - \eta(k)\hat{e}(k)\varphi' x_e^{emg}(k) \quad (5.22)$$

$$\text{donde } \eta(k) = \frac{\eta}{1 + \|\varphi' X^{emgT}(k)\|^2}, 0 < \eta \leq 1$$

**Demstración.** Se selecciona la función de Lyapunov siguiente

$$V(k) = \|\widetilde{W}(k)\|^2 = \sum_{i=1}^n \widetilde{w}_i^2 = \text{tr} \{ \widetilde{W}^T \widetilde{W} \} \quad (5.23)$$

De la ley aprendizaje para la actualización de pesos (5.22)

$$\begin{aligned} \widetilde{W}(k+1) &= \widetilde{W}(k) - \eta(k)e(k)\varphi' X^{emgT}(k) \\ \Delta V(k) &= V(k+1) - V(k) = \|\widetilde{W}(k) - \eta(k)e(k)\varphi' X^{emgT}(k)\|^2 - \|\widetilde{W}(k)\|^2 \\ &= \eta^2(k)e^2(k)\|\varphi' X^{emgT}(k)\|^2 - 2\eta(k)e(k)\varphi' \widetilde{W}(k)X(k) \end{aligned} \quad (5.24)$$

De la ecuación (5.14) y considerando que  $0 < \eta \leq 1, 0 \leq \eta(k) \leq \eta \leq 1, \eta(k) = \frac{\eta}{1 + \|\varphi' X^{emgT}(k)\|^2}$

$$\begin{aligned} \Delta V(k) &= \eta^2(k)e^2(k)\|\varphi' X^{emgT}(k)\|^2 - 2\eta(k)(e(k)[e(k) - \zeta(k)]) \\ &\leq \eta^2(k)e^2(k)\|\varphi' X^{emgT}(k)\|^2 - 2\eta(k)e^2(k) + \eta(k)e^2(k) + \eta(k)\zeta^2(k) \\ &= -\eta(k)\left[1 - \eta(k)\|\varphi' X^{emgT}(k)\|^2\right]e^2(k) + \eta(k)\zeta^2(k) \\ &\leq -\eta(k)\left[1 - \eta\frac{\|\varphi' X^{emgT}(k)\|^2}{1 + \|\varphi' X^{emgT}(k)\|^2}\right]e^2(k) + \eta(k)\zeta^2(k) \\ &\leq -\pi e^2(k) + \eta\zeta^2(k) \end{aligned} \quad (5.25)$$

donde  $\pi = \frac{\eta}{1 + \kappa} \left[1 - \frac{\kappa}{1 + \kappa}\right] > 0, \kappa = \max_k \|\varphi' X^{emgT}(k)\|^2$ .

$$n \min(\widetilde{w}_i^2) \leq V(k) \leq n \max(\widetilde{w}_i^2)$$



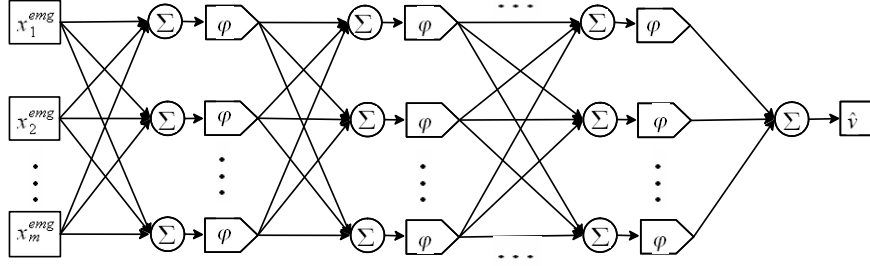


Figura 5.4: Estructura de red neuronal identificadora

donde  $n \times \text{mín}(\tilde{w}_i^2)$  y  $n \times \text{máx}(\tilde{w}_i^2)$  son  $K_\infty$ -funciones, y  $\pi e^2(k)$  es una  $K_\infty$ -función,  $\eta \zeta^2(k)$  es una  $K$ -función. De las ecuaciones (5.14) y (5.23) se sabe que  $V(k)$  es la función de  $e(k)$  y  $\zeta(k)$ , así  $V(k)$  permite la estabilidad de entrada a estado de Lyapunov como en la definición 5.2. Del teorema 5.1 la dinámica en la identificación del error es estable en la entrada a estado. La entrada es correspondiente al segundo término de la última línea en (5.25). En el error del modelado  $\zeta(k) = \varepsilon(k) + \mu(k)$ , el estado es correspondiente al primer término de la última línea en (5.25) como el error de identificación  $e(k)$ . Debido a que la entrada  $\zeta(k)$  es acotada y la dinámica es estable en entrada estado, el estado  $e(k)$  es acotado. ■

**Comentario 5.1** La ecuación (5.22) es el gradiente descendente para el ajuste de pesos, el valor normalizado del coeficiente de aprendizaje  $\eta(k)$  es variante en el tiempo asegurando que el proceso de identificación es estable. Al ser fácil de usar este proceso de entrenamiento no es necesario buscar un valor  $\eta(k)$  apropiado para lograr una rápida convergencia.

**Comentario 5.2** Si a la ecuación (5.9) se agrega una matriz  $A \in R^{1 \times m}$  entonces  $\varphi$  es una vector función  $m$ -dimensional

$$\hat{v}(k) = A\varphi [W(k)X^{emg}(k)], \quad W(k) \in R^{m \times n} \quad (5.26)$$

Y la ecuación (5.22) de ajuste de pesos se convierte en

$$W(k+1) = W(k) - \frac{\eta}{1 + \|\varphi' A^T X^{emgT}(k)\|^2} e(k) \varphi' A^T X^{emgT}(k) \quad (5.27)$$

Se tiene la siguiente red neuronal definida como

$$\hat{v} = \sum_{h=1}^{m_n} w_h^n \varphi_h(\dots \varphi_g(\sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^2 \varphi_f(\sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^1 x_e^{emg}))) \quad (5.28)$$

donde cada  $w_m \in \mathfrak{R}^{1 \times m}$  es un vector de  $n$  pesos de las  $n$  capas de la red neuronal,  $\varphi$  es la función de activación de cada neurona.

Debido a que las redes neuronales multicapa no son el modelo matemático de un sistema, su comportamiento de la salida usualmente no converge totalmente con el sistema identificado y siempre existe un error en la salida del sistema por lo que debe considerarse

$$v = \left[ \sum_{h=1}^{m_n} w_h^{0,n} \varphi_h(\cdots \varphi_g(\sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^{0,2} \varphi_f(\sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^{0,1} x_e^{emg}))) \right] - \mu_t \quad (5.29)$$

donde  $\mu_t$  es el error del modelo y  $w_m^{0,n}$  son los pesos no conocidos los cuales al ser ajustados influyen directamente con el error  $\mu_t$ . Cuando el sistema es identificado entonces el sistema puede ser descrito como

$$\hat{v}_t = \left[ \sum_{h=1}^{m_n} w_h^{i,n} \varphi_h(\cdots \varphi_g(\sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^{i,2} \varphi_f(\sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^{i,1} x_e^{emg}))) \right] - \tilde{f}_t \quad (5.30)$$

donde  $\tilde{f}_t$  es el error del modelo identificado y  $w_h^{i,n}$  son los pesos conocidos y ajustados por algún proceso de aprendizaje. El sistema identificado se puede diferenciar al sistema no identificado debido a que  $\|\tilde{f}_t\| \geq \|\mu_t\|$ .

El error se define como

$$e_t = \hat{v}_t - v_t \quad (5.31)$$

Si se considera que en tiempo discreto  $V(k) \in R^{1 \times m}$  es el vector de pesos  $n$  o capa de salida y  $W(k) \in R^{m \times n}$  está conformado por los  $n - 1$  vectores de pesos de las capas ocultas entonces la red neuronal multicapa se puede expresar como [14],

$$\hat{v}(k) = V(k) \varphi [W(k) X^{emg}(k)] \quad (5.32)$$

donde  $\hat{v}(k)$  es la salida escalar y  $X(k) \in R^{n \times 1}$  es el vector de entrada definido en (5.10). La función de activación  $\varphi(\cdot)$  es sigmoideal.

Usando el error  $e(k)$  (5.13) se entrena la red neuronal (5.32) de forma que  $\hat{v}(k)$  se aproxime a  $v(k)$ . El sistema no lineal (5.11) puede ser representada como

$$v(k) = V^* \varphi [W^* X^{emg}(k)] - \mu(k) \quad (5.33)$$

donde  $V^*$  y  $W^*$  son el conjunto de pesos no conocidos con el mínimo error  $\mu(k)$  del modelado. Así el sistema no lineal (5.11) también puede ser representado como

$$\hat{v}(k) = V^0 \varphi [W^* X^{emg}(k)] - \delta(k) \quad (5.34)$$

donde  $V^0$  es una matriz conocida definida arbitrariamente. De tal forma que es usual que  $\|\delta(k)\| \geq \|\mu(k)\|$ .

Usando las series de Taylor, como se ve en (5.14), en la expresión  $W(k)X^{emg}(k)$ , el error de identificación puede ser representado como

$$\begin{aligned} e(k) &= V(k)\varphi[W(k)X^{emg}(k)] - V^0\varphi[W^*X^{emg}(k)] + \delta(k) \\ e(k) &= V(k)\varphi[W(k)X^{emg}(k)] - V^0\varphi[W_kX^{emg}(k)] \\ &\quad + V^0\varphi[W(k)X^{emg}(k)] - V^0\varphi[W^*X^{emg}(k)] + \delta(k) \\ e(k) &= \tilde{V}(k)\varphi[W(k)X^{emg}(k)] + V^0\varphi'\tilde{W}(k)X^{emg}(k) + \zeta(k) \end{aligned} \quad (5.35)$$

donde  $\varphi'$  es la derivada de la función de activación no lineal  $\varphi(\cdot)$  de la expresión  $W(k)X(k)$ ,  $\tilde{W}(k) = W(k) - W^*$ ,  $\tilde{V}(k) = V(k) - V^0$ ,  $\zeta(k) = V^0\varepsilon(k) + \delta(k)$  donde  $\varepsilon(k)$  es la aproximación de segundo orden de la serie de Taylor.

Como el sistema (5.11) es de lazo abierto, se asume que sus entradas y salidas son acotadas y estables. Debido a que la función sigmoideal  $\varphi$  es acotada, se puede asumir que  $\delta(k)$  en la ecuación (5.34) es acotada y por lo tanto  $\varepsilon(k)$  y  $\zeta(k)$  en (5.35) también es acotada. El siguiente teorema muestra un algoritmo de aprendizaje *backpropagation* estable para redes neuronales multicapa en tiempo discreto.

**Teorema 5.3** *Si es usada una red neuronal multicapa como en la ecuación (5.32) para identificar un sistema no lineal de la ecuación (5.11), el siguiente algoritmo de aprendizaje backpropagation puede acotar el error  $e(k)$*

$$\begin{aligned} W(k+1) &= W(k) - \eta_k e(k) \varphi' V^{0T} X^{emgT}(k) \\ V(k+1) &= V(k) - \eta_k e(k) \varphi^T \end{aligned} \quad (5.36)$$

donde  $\eta(k) = \frac{\eta}{1 + \|\varphi' V^{0T} X^{emgT}(k)\|^2 + \|\varphi\|^2}$ ,  $0 < \eta \leq 1$ . El promedio del error satisface que

$$J = \limsup_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T e^2(k) \leq \frac{\eta \bar{\zeta}}{\pi} \quad (5.37)$$

donde  $\pi = \frac{\eta}{1 + \kappa} \left[ 1 - \frac{\kappa}{1 + \kappa} \right] > 0$ ,  $\kappa = \max_k \left( \|\varphi' V^{0T} X^{emgT}(k)\|^2 + \|\varphi\|^2 \right)$ ,  $\bar{\zeta} = \max_k [\zeta^2(k)]$

**Demstración.** Se tiene una matriz positiva definida  $L(k)$  como

$$L(k) = \left\| \tilde{W}(k) \right\|^2 + \left\| \tilde{V}(k) \right\|^2 \quad (5.38)$$

De la ley de actualización de pesos (5.36), se tiene que

$$\tilde{W}(k+1) = \tilde{W}(k) - \eta_k e(k) \varphi' V^{0T} X^T(k), \quad \tilde{V}(k+1) = \tilde{V}(k) - \eta_k e(k) \varphi^T \quad (5.39)$$

Si  $\varphi'$  es una matriz diagonal y con la ecuación (5.35) se tiene que

$$\begin{aligned}
\Delta L(k) &= \left\| \widetilde{W}(k) - \eta_k e(k) \varphi' V^{0T} X^T(k) \right\|^2 + \left\| \widetilde{V}(k) - \eta_k e(k) \varphi^T \right\|^2 - \left\| \widetilde{W}(k) \right\|^2 - \left\| \widetilde{V}(k) \right\|^2 \\
&= \eta^2(k) e^2(k) \left( \left\| \varphi' V^{0T} X^T(k) \right\|^2 + \|\varphi\|^2 \right) - 2\eta(k) \|e(k)\| \left\| V^0 \varphi' \widetilde{W}(k) X(k) + \widetilde{V}(k) \varphi \right\| \\
&= \eta^2(k) e^2(k) \left( \left\| \varphi' V^{0T} X^T(k) \right\|^2 + \|\varphi\|^2 \right) - 2\eta(k) \|e(k)\| [e(k) - \zeta(k)] \\
&\leq -\eta_k e^2(k) \left[ 1 - \eta(k) \left( \left\| \varphi' V^{0T} X^T(k) \right\|^2 + \|\varphi\|^2 \right) \right] + \eta \zeta^2(k) \\
&\leq -\pi e^2(k) + \eta \zeta^2(k)
\end{aligned} \tag{5.40}$$

como  $\pi$  es definida en (5.37) entonces

$$n [\text{mín}(\widetilde{w}_i^2) + \text{mín}(\widetilde{v}_i^2)] \leq L(k) \leq n [\text{máx}(\widetilde{w}_i^2) + \text{máx}(\widetilde{v}_i^2)]$$

donde  $n [\text{mín}(\widetilde{w}_i^2) + \text{mín}(\widetilde{v}_i^2)]$  y  $n [\text{máx}(\widetilde{w}_i^2) + \text{máx}(\widetilde{v}_i^2)]$  son  $\mathcal{K}_\infty$ -funciones, and  $\pi e^2(k)$  es una  $\mathcal{K}_\infty$ -función,  $\eta \zeta^2(k)$  es una  $\mathcal{K}$ -función. De (5.35) y (5.38) se tiene que  $V_k$  es la función de  $e(k)$  y  $\zeta(k)$ , así  $L_k$  permite la estabilidad de entrada a estado de Lyapunov como en la definición 5.2. Por el teorema 5.1 la dinámica de la identificación el error es de entrada a estado estable. Como la entrada  $\zeta(k)$  es acotada y la dinámica es estable, el estado  $e(k)$  es acotado.

(5.40) queda de tal forma que

$$\Delta L_k \leq -\pi e^2(k) + \eta \zeta^2(k) \leq \pi e^2(k) + \eta \bar{\zeta} \tag{5.41}$$

Resolviendo (5.41) desde 1 hasta  $T$ , y asumiendo que  $L_T > 0$  y  $L_1$  es una constante, se tiene que

$$\begin{aligned}
L_T - L_1 &\leq -\pi \sum_{K=1}^T e^2(k) + T\eta \bar{\zeta} \\
\pi \sum_{K=1}^T e^2(k) &\leq L_1 - L_T + T\eta \bar{\zeta} \leq L_1 + T\eta \bar{\zeta}
\end{aligned}$$

(5.37) es estable. ■

**Comentario 5.3** *La normalización de los rangos de aprendizaje  $\eta(k)$  en (5.39) y (5.36) son variantes en el tiempo, siempre que se asegure la estabilidad del proceso de identificación durante el aprendizaje. Estos valores de ganancia de aprendizaje son simples de escoger, ya que no se requiere información previa. Por ejemplo, se puede seleccionar  $\eta = 1$  y evitar el problema de una rápida convergencia sacrificando la estabilidad del aprendizaje. Si  $\eta$  es una función en zona muerta:*

$$\eta \begin{cases} \eta = 0 & \text{si } |e(k)| \leq \bar{\zeta} \\ \eta = \eta_0 & \text{si } |e(k)| > \bar{\zeta} \end{cases}$$

**Comentario 5.4** *Si se asume que una red neuronal no puede identificar y emular exactamente un sistema no lineal, no es posible encontrar los pesos de convergencia. Si se asume que las redes neuronales no pueden igualar sistemas no lineales exactamente, no es posible encontrar los pesos de convergencia y solo es posible forzar la salida de la red neuronal a seguir la salida del sistema. Por ejemplo, la identificación del error es estable. Aunque los pesos no alcanzan a converger en los valores óptimos, (5.37) muestra que el error en la identificación como un radio de esfera  $\frac{\eta}{\pi} \bar{\zeta}$ . Incluso si la entrada es constantemente excitada, el error de modelado  $\zeta(k)$  no logrará que los pesos converjan a los valores óptimos. Esto sucede cuando el error es convergente pero los errores de los pesos son muy altos debido a que la estructura de la red no es definida correctamente. La relación del error de salida y el error de los pesos es mostrado en (5.14) y (5.35). El caso simple es cuando se usa LINE en los pesos y la red neuronal es capaz de igualar la planta no lineal exactamente.*

$$\text{planta: } v = W^* \varphi [X^{emg}(k)]$$

$$\text{red neuronal: } \hat{v} = W_t \varphi [X^{emg}(k)]$$

$$\text{error de salida: } (v - \hat{v}) = (W^* - W_t) \varphi [X^{emg}(k)]$$

Si  $\varphi[X(k)]$  es grande y el error de la salida  $(v - \hat{v})$  es pequeño, esto no significa que la convergencia sea adecuada debido al error de los pesos  $(W^* - W_t)$ .

**Comentario 5.5** *El ruido o perturbaciones es un problema importante en la identificación de sistema. Hay dos tipos de perturbaciones: internas y externas. Las perturbaciones internas pueden ser debido a un parametro o factor  $\delta(k)$  no considerado en el modelado (5.34). Una perturbación acotada no tiene efecto en las demostraciones anteriores pero pueden incrementar el error de identificación si la perturbación interna se incrementa. Una perturbación externa puede deberse a un error de instrumentacion, ruido, etcétera. Dentro de la red neuronal el ruido puede ser amplificado en cada capa de la misma. Por ejemplo, el ruido  $\varsigma(k)$  es amplificado por  $V_k \varphi [W_k \varsigma(k)]$  hasta la salida. El ruido proveniente de la instrumentación es amplificado durante el entrenamiento debido al error (5.36), por lo tanto los pesos de la red neuronal son influenciados por el ruido de su salida. Por otro lado, las pequeñas perturbaciones externas pueden acelerar la convergencia con la teoría de una excitación constante.*

## 5.2. Modelado de la acción con redes múltiples

Las redes neuronales no convergen exactamente con la respuesta de los sistemas no lineales, por lo que el error  $\tilde{f}_t$  depende de la estructura de la red neuronal. Cuando las condi-

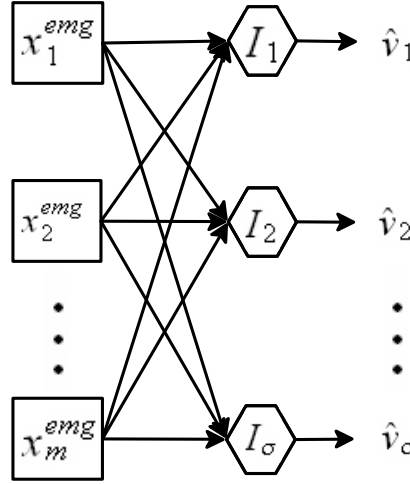


Figura 5.5: Modelo de red neuronal múltiple

ciones de operación de procesos no lineales son cambiantes y complejas, no es suficiente un sólo modelado del proceso para identificar el sistema, por lo que modelos multiples pueden mejorar la precisión de identificación. Aunque una red neuronal puede identificar cualquier sistema no lineal, el error de la misma puede ser grande si la estructura de la red no es apropiada. Como no es posible encontrar la estructura apropiada para identificar cada sistema se usan varias redes neuronales para seleccionar la mejor salida con un algoritmo de conmutación.

En la Figura 5.5 se define la estructura de varias redes neuronales tales que

$$\begin{aligned}
 I_1 : \hat{v}_1 &= \sum_{h=1}^{m_n} w_h^{1,n} \varphi_h(\cdots \varphi_g(\sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^{1,2} \varphi_f(\sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^{1,1} x_e^{emg}))) \\
 I_2 : \hat{v}_2 &= \sum_{h=1}^{m_n} w_h^{2,n} \varphi_h(\cdots \varphi_g(\sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^{2,2} \varphi_f(\sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^{2,1} x_e^{emg}))) \\
 &\vdots \\
 I_\sigma : \hat{v}_\sigma &= \sum_{h=1}^{m_n} w_h^{\sigma,n} \varphi_h(\cdots \varphi_g(\sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^{\sigma,2} \varphi_f(\sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^{\sigma,1} x_e^{emg})))
 \end{aligned} \tag{5.42}$$

donde  $I_1 \cdots I_\sigma$  son identificadores neuronales y sus salidas son  $\hat{v}_1 \cdots \hat{v}_\sigma$  respectivamente. Al hacer uso de un selector que elije la red neuronal  $I_\kappa$  más óptima se obtiene que se minimiza el error  $\hat{v}_i - v$ .

$$\hat{v}_\kappa = \sum_{h=1}^{m_n} w_h^{\kappa,n} \varphi_h(\cdots \varphi_g(\sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^{\kappa,2} \varphi_f(\sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^{\kappa,1} x_e^{emg}))) \tag{5.43}$$

donde  $\kappa = \{1, 2, \dots, N\}$ . Al tener multiples redes neuronales se puede mejorar el rendimiento de la identificación usando un número finito de las mismas  $\{I_i\}_{i=1}^\sigma$ .

Se calcula entonces el error  $\Delta_i$  ( $\Delta_i = \hat{x}_i - x$ ,  $i = 1 \cdots \sigma$ ) de cada red neuronal  $I_i$  periódicamente. Así, es posible seleccionar la red neuronal identificadora  $\kappa$  para minimizar los índices de rendimiento. Por lo que se define el índice de rendimiento  $J_i$  para cada red neuronal como

$$J_i(t) = \kappa_1 \Delta_i^2(t) + \kappa_2 \int_0^t \Delta_i^2(\tau) d\tau \quad (5.44)$$

donde  $\kappa_1 > 0$  y  $\kappa_2 \geq 0$  son parámetros de diseño. Cuando se identifica el sistema, el error es causado por una estructura incierta y parámetros inciertos. El problema de la estructura, se resuelve conmutando entre múltiples redes neuronales. Los parámetros se resuelven actualizando los pesos de cada red neuronal. Cuando la actualización de pesos no disminuye el índice de rendimiento, entonces se conmuta a otra red neuronal. Pero cuando se tiene una red neuronal nueva, primero debe usarse el método de actualización de pesos para disminuir el error de identificación hasta que los pesos logren la convergencia. Recuerde que mientras los pesos son actualizados no hay conmutación. Para monitorizar el índice de rendimiento de las redes neuronales múltiples, se requiere un esquema de conmutación y para prevenir una conmutación errática se usa un algoritmo de histéresis.

$$\rho(J) = \text{mín} \{i \mid J_i \leq J_j, \quad i, j \in \Omega\} \quad (5.45)$$

donde  $J = [J_1, J_2, \cdots J_N]$ . Se define la función de actualización de pesos como

$$\omega_i(t) = \frac{1}{2} \left| \text{tr} (W_t^{iT} W_t^i) - \frac{1}{t} \int_0^t \text{tr} (W_\tau^{iT} W_\tau^i) d\tau \right| + \frac{1}{2} \left| \text{tr} (V_t^{iT} V_t^i) - \frac{1}{t} \int_0^t \text{tr} (V_\tau^{iT} V_\tau^i) d\tau \right| \quad (5.46)$$

El algoritmo de conmutación es

$$\pi(i, J) = \begin{cases} i & \text{if } J_i(t) \leq J_{\rho(J)}(t) + h \text{ or } \omega_i(t) > l \text{ (no conmuta)} \\ \rho(J) & \text{if } J_i(t) > J_{\rho(J)}(t) + h \text{ and } \omega_{\rho(J)}(t) \leq l \text{ (conmuta)} \end{cases} \quad (5.47)$$

donde  $h > 0$  es la constante de histéresis,  $l > 0$  es el límite de los cambios de pesos. Se elige  $l$  como el algoritmo de conmutación. La entrada de la función de conmutación  $\kappa$  es dada por

$$\kappa(t) = \pi [\kappa^-(t), J], \quad \kappa^-(0) = i_0 \quad (5.48)$$

donde  $i_0$  es la condición inicial en  $\Omega$  y  $\kappa^-(t)$  es el límite inferior de  $\kappa(\tau)$ ,  $\kappa^-(t) = \lim_{\tau \rightarrow t} \kappa(\tau)$ . El proceso de conmutación en el tiempo  $t = 0^-$  comienza desde una condición inicial  $i_0$  y  $\kappa$  permanecerá en este estado hasta que  $t_1 \geq 0$  cuando  $J_i \geq J_j + h$  y  $\omega_i(t) \leq l$ . En el tiempo

$t_1$ ,  $\kappa$  conmuta al estado  $j$ . Se define  $\mathcal{S}$  como el conjunto de constantes de la función por segmentos  $s : (0, \infty) \rightarrow \Omega$ .

**Lemma 5.1** *Para cualquier  $T_s$ , existe al menos un entero  $\kappa_0 \in \Omega$  tal que por cada  $s \in \mathcal{S}$ , el índice de rendimiento  $J_{\kappa_0}(t)$  en 5.44 es acotado en  $[0, T_s)$ .*

**Lemma 5.2** *Para cada  $s \in \mathcal{S}$  y cada  $j \in \Omega$ , el índice de rendimiento  $J_j(t)$  en 5.44 tiene un límite que puede llegar a infinito cuando  $t \rightarrow T_s$ .*

**Demostración.** El hombro humano puede ser expresado como un sistema no lineal

$$\hat{v}_\kappa = \sum_{j=1}^{m_n} w_j^{\kappa,n} \varphi_j(\cdots \varphi_g(\sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^{\kappa,2} \varphi_f(\sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^{\kappa,1} x_e^{emg}))) = \xi_\kappa(X^{emg}) \quad (5.49)$$

Como  $\varphi(x)$  en 5.43 es una función sigmoideal,  $\xi_\kappa(X^{emg})$  es el Lipschitz local. La constante de histéresis  $h$  y el límite en  $\omega_i(t)$  asegura que existe un intervalo mínimo  $(0, t_1)$  en cada  $\kappa$  constante. Si una conmutación ocurre en  $t_1$ , la constante de histéresis  $h$  y el límite  $l$  pueden asegurar el intervalo máximo  $(t_1, t_2)$  en cada  $\kappa$  constante. Así, se puede concluir que este debe estar en un intervalo  $[0, T_s)$  en el cual existe un par único  $(X^{emg}, \kappa)$  con  $X^{emg}$  continuo y  $\kappa$  constante que satisface a (5.43), (5.44), (5.47) y a (5.48). También, en cada subintervalo  $[0, t) \subset [0, T_s)$ ,  $\kappa$  puede conmutar solo un finito número de veces.

En  $[0, T_s)$  existe una cantidad finita de redes neuronales identificadoras implicadas. El teorema 5.1 explica que el error de la identificación es acotada de forma que en el tiempo finito  $t$  existe al menos un  $\kappa_0 \in \Omega$  tal que (5.44) es acotado.

Como en  $[0, T_s)$  existe una cantidad finita de redes neuronales identificadoras entonces (5.44) tiene un límite en  $t \rightarrow T_s$ , por lo que (b) es estable. ■

El siguiente teorema explica el comportamiento del sistema de conmutación (5.43), (5.44), (5.47) y (5.48).

**Teorema 5.4** *Si una red neuronal múltiple como la ecuación (5.43) y el algoritmo de conmutación (5.47), entonces existe un tiempo  $T^*$  el cual*

- 1) *Para todo  $T > T^*$ ,  $J_{\sigma(T^*)}$  es acotado en  $[0, T)$ .*
- 2) *La entrada de la función de conmutación  $\kappa(t)$  es constante.*

**Demostración.** El lema 1 establece que en  $[0, T^*)$  existe un  $J_{\sigma_0}(t)$  acotado. Este teorema busca la existencia de  $J_{\sigma(T^*)}$  acotado en  $(0^*, T)$ ,  $T > T^*$ . Si se define que  $[0, T)$  es el intervalo máximo en que (5.43), (5.44), (5.47) y (5.48) tiene una solución única  $(X^{emg}, \kappa)$  desde un



estado inicial fijo  $(X_0^{emg}, i_0)$ . El lema 1 (1) establece que en  $[0, T)$  existe al menos  $\kappa_0$  tal que  $J_i$  es acotado. También debe existir otro  $\kappa_1$  tal que en  $[0, T)$  existen redes neuronales identificadoras infinitas. En este caso  $J_i$  no es acotado. En  $[0, T)$  se definen dos subgrupos separados  $\Omega_b$  y  $\Omega_u$  donde  $J_i$  es acotado en  $\Omega_b$  y no acotado en  $\Omega_u$ . Por el lema 1 (1) se sabe que el grupo  $\Omega_b$  no es vacío.

$$J_i(t) \leq c < \infty \quad i \in \Omega_b, \quad t \in [0, T), \quad c > 0 \quad (5.50)$$

Cuando  $J_i$  se encuentra en  $\Omega_u$  entonces  $J_i$  no es acotado. Esto se puede expresar como

$$J_i(t) > c + h, \quad i \in \Omega_u, \quad t \in [0, T) \quad (5.51)$$

Por el lema 1 (2) se sabe que cuando  $t \rightarrow T$ ,  $J_i(t)$  tiene límite. Entonces existe  $t_1$  el cual es cercano a  $T$  tal que

$$|J_i(t) - J_i(t_1)| < h/2, \quad i \in \Omega_b, \quad t \in [t_1, T) \quad (5.52)$$

por lo que (5.52) indica que por cada  $i \in \Omega_b$  existe  $t_1$  tal que  $J_i(t)$  tiene una variación pequeña en  $t \in [t_1, T)$  la cual no es mayor que la mitad de  $h$ . Cuando los pesos convergen el algoritmo de conmutación no considera los pesos para seleccionar  $l$ . Solo queda considerar el caso  $\omega_i(t) \leq l$ .

Primero se verifica si  $J_{\kappa(T^*)}$  es acotado. Hay que suponer que después de  $t_1$  se tienen dos redes neuronales identificadoras  $i$  y  $j$ :

$$J_j(t) \leq J_i(t) + h, \quad t \in [t_1, T) \quad (5.53)$$

De 5.47 se tiene que  $\kappa$  no conmuta después de  $t_1$  entonces  $J_i(t)$  satisface (5.50). Si se tiene que  $T^* = t_1$  y  $\kappa^* = \kappa(T^*)$  en (5.50) se tiene

$$J_{\kappa(T^*)} \leq c + h, \quad t \in [T^*, T) \quad (5.54)$$

De esta manera  $J_{\kappa(T^*)}$  es acotado en  $[0, T)$ .

Se supone que el tiempo  $t_2 \in [t_1, T)$

$$J_j(t_2) > J_i(t_2) + h \quad (5.55)$$

$\kappa$  conmuta en  $t_2$  entonces este permanece constante en  $t \in [t_2, T)$ .

Si se tiene que  $T^* = t_2$  y  $\kappa^* = \kappa(T^*)$

$$J_j(t_2) > J_{\kappa^*}(t_2) + h > J_{\kappa^*}(t_2), \quad j \in \Omega \quad (5.56)$$

Como  $\Omega_b$  es no vacío, entonces existe un  $J$  acotado antes de  $t_2$  tal que

$$c > J_j(t_2) \quad (5.57)$$

por lo tanto como en (5.56),  $J_{\kappa^*}$  es acotado en  $[0, T)$  y  $\kappa^* \in \Omega_b$ .

En el caso de la conmutación infinita:

Si  $j \in \Omega_b$ , para cualquier  $t \in [t_2, T)$ , cuando  $t_2$  es cercano a  $T$

$$J_{\kappa^*}(t) - J_j(t) = [J_{\kappa^*}(t) - J_{\kappa^*}(t_2)] + [J_{\kappa^*}(t_2) - J_j(t_2)] + [J_j(t_2) - J_j(t)] \quad (5.58)$$

En (5.56) se tiene que  $J_{\kappa^*}(t_2) - J_j(t_2) \leq 0$  entonces

$$\begin{aligned} J_{\kappa^*}(t) - J_j(t) &\leq [J_{\kappa^*}(t) - J_{\kappa^*}(t_2)] + [J_j(t_2) - J_j(t)] \\ &\leq |J_{\kappa^*}(t) - J_{\kappa^*}(t_2)| + |J_j(t_2) - J_j(t)| \end{aligned} \quad (5.59)$$

Según la definición (5.52) entonces (5.59) se convierte a

$$J_{\kappa^*}(t) - J_j(t) \leq h, \quad t \in [t_2, T), \quad j \in \Omega_b$$

Si  $j \in \Omega_u$  se tiene que  $J_{\kappa^*}(t)$  es acotado entonces (5.50) y (5.51) implica que

$$J_{\kappa^*}(t) - J_j(t) \leq c - (c + h) \leq h, \quad t \in [t_2, T), \quad j \in \Omega_u,$$

y para todo  $j \in \Omega$

$$J_{\kappa^*}(t) \leq J_j(t) + h, \quad t \in [t_2, T) \quad (5.60)$$

■

**Comentario 5.6** *La comprobación de este teorema es diferente a Hysteresis Switching Lemma en [67]. Dado que primero se usa una red neuronal múltiple para la identificación de sistemas; de esta forma, no se requiere suponer lazos abiertos. Estas condiciones son demostradas en el lema 1. Además el algoritmo de conmutación con histéresis es cambiado según la propiedad especial de redes neuronales identificadoras; así, la comprobación también considera las condiciones de los pesos.*

Partamos de que tiene la estructura de redes neuronales múltiples mostrada en la Figura 5.6; donde  $I_1 \cdots I_\sigma$  son las redes neuronales y sus salidas son  $\hat{v}_1 \cdots \hat{v}_\sigma$  respectivamente. Para reducir el error  $\hat{v}_i - v$  se usa una red neuronal que combina todas las salidas para deducir la mejor convergencia: red que se define como:

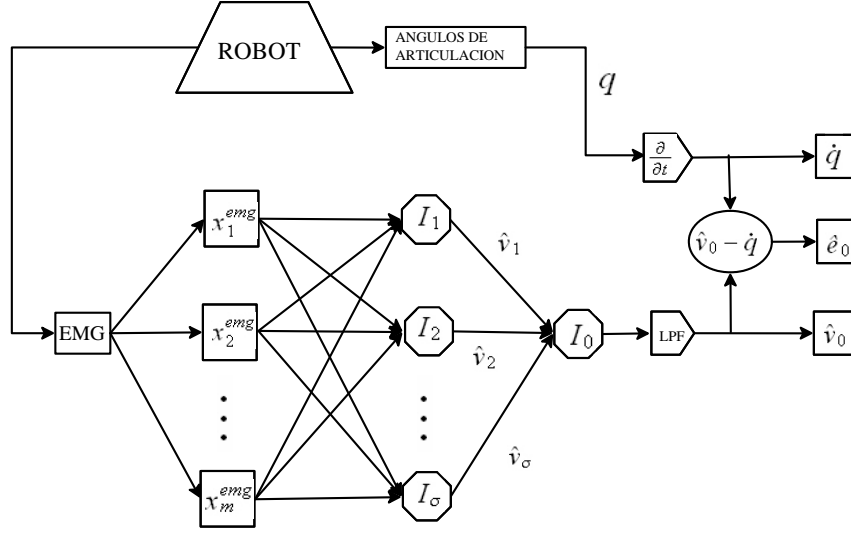


Figura 5.6: Estructura de redes neuronales múltiples con red combinadora.

$$\hat{v}_0 = \sum_{h=1}^{m_n} w_h^n \varphi_h(\cdots \varphi_g(\sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^2 \varphi_f(\sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^1 \hat{v}_e))) \quad (5.61)$$

donde  $\tilde{v}$  es la salida del sistema y  $\tilde{v} \in \mathfrak{R}^n$  es la salida de las redes neuronales múltiples. Por lo que el error de la red neuronal  $I_i$  se define como

$$\hat{e}_i = \hat{v}_i - v \quad (5.62)$$

donde  $\hat{e} \in \mathfrak{R}^n$ ,  $\hat{v} \in \mathfrak{R}^n$  y  $v \in \mathfrak{R}$ . Téngase en cuenta que el error de la red combinadora debe ser tal que  $\hat{e}_0 \leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{e}_i$ .



# Capítulo 6

## Sistema de control

El sistema del exoesqueleto está formado por múltiples partes mostradas en el diagrama de la Figura 6.1. La planta o parte central del sistema es el hombro del cuerpo humano. De este existen dos salidas: los impulsos eléctricos que se capturan desde la superficie de la piel con los sensores EMG y la torsión que ejerce el hombro en el exoesqueleto. La torsión ejercida en el exoesqueleto da como resultado un cambio de posición del exoesqueleto. Las señales EMG recogidas por los sensores son amplificadas y posteriormente digitalizadas por un ADC. Estas señales digitales son derivadas hacia la red neuronal directamente, un filtro de pasa bajo IIR y un filtro Kalman. Posteriormente las señales de salida de los filtros son direccionadas a la red neuronal. Todas estas salidas conforman las entradas de la red neuronal. La salida de la red neuronal pasa por un filtro de pasa bajo y esta salida del filtro es la salida de velocidad angular  $\hat{v}$  de las articulaciones  $q$ . Esta señal  $\hat{v}$  se integra y para tener la salida de la posición de referencia  $p(k)$  y la posición  $q$  obtenida de los sensores del exoesqueleto el controlador PID, tienen como salida una corriente  $i$  que los motores a su vez convierten en torsión  $\tau(X^{emg})$ , que sumada a la torsión aplicada por el hombro del usuario cierran el sistema.

Este capítulo explicará la integración de todo el sistema y su funcionamiento.

### 6.1. Sistema Electromecánico

A continuación se describirán los componentes del *hardware* de control del exoesqueleto, el cual por medio de la interfaz UART de una PC, envía los comandos a los servos que proporcionan la energía mecánica para darle movimiento al exoesqueleto. Este proceso está mostrado en el diagrama de la Figura 6.2.

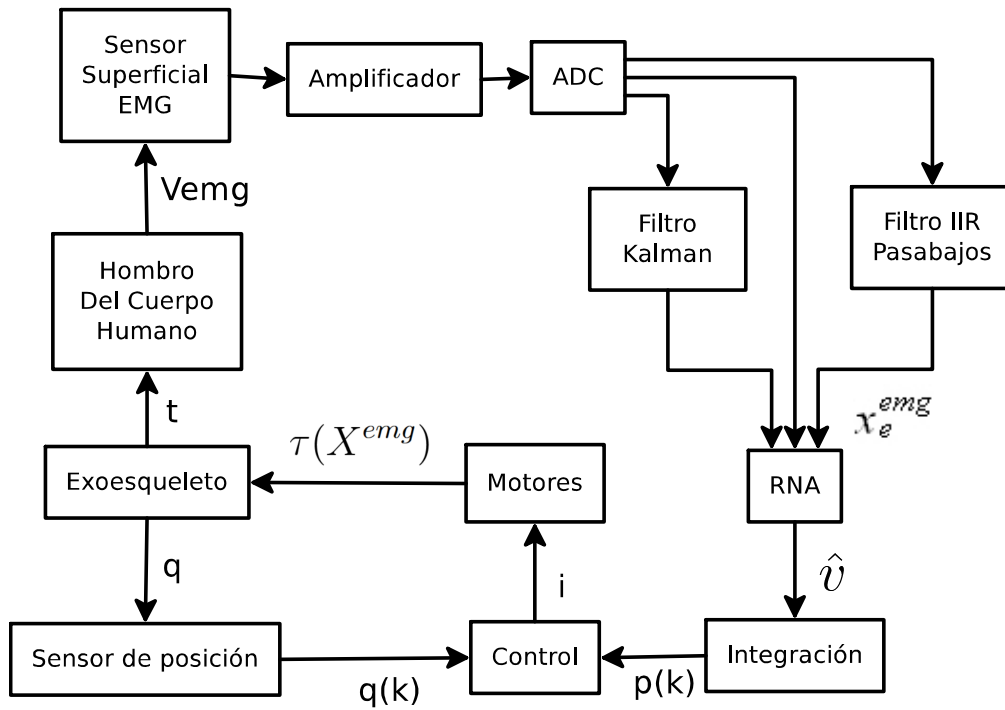


Figura 6.1: Diagrama del sistema de exoesqueleto completo

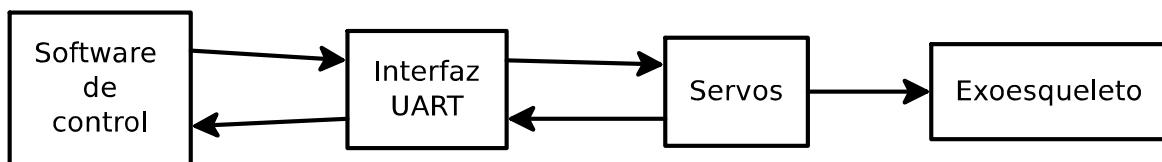


Figura 6.2: Diagrama del sistema de exoesqueleto

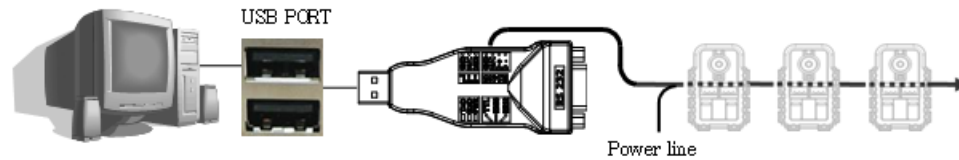


Figura 6.3: Esquema básico del sistema electromecánico

Se describirán a detalle las partes del sistema electromecánico y su funcionamiento. Se explica el protocolo de comunicación de los servos al programa de control y, posteriormente, se describe el programa de control que permite controlar la torsión y posición del exoesqueleto.

El sistema electromecánico del exoesqueleto está conformado por partes que son eléctricas, electrónicas y mecánicas cuyo fin es darle fuerza y movimiento al exoesqueleto obteniendo la energía de una fuente de poder y siendo controlado por un software a través de la comunicación. Figura 6.3.

El sistema electromecánico del exoesqueleto está dividido en las siguientes partes:

- Servomotores. Su parte principal es el motor de corriente continua y su tarea es la de convertir la corriente eléctrica en fuerza mecánica en cantidad suficiente para mover el exoesqueleto. Adicionalmente esta fuerza debe ser controlable para que el sistema de control pueda determinar posiciones y fuerzas a través de comandos. Internamente, está conformado por un motor de corriente continua, una tarjeta de control con un microprocesador, sensores y una caja reductora.
- Fuente de poder. También llamada fuente de alimentación es la parte encargada de otorgar la energía eléctrica para operar los servomotores del exoesqueleto. Puede ser una batería química o un sistema conversor DC-DC o AC-DC.
- Comunicación. Físicamente es un cable, por el que se transmite el protocolo de comunicación con los servos, indican hacia ellos las órdenes de control y desde ellos se obtienen los datos de retroalimentación.
- Interfaz Serial TTL a USB. Es el módulo que se encarga de conectar la comunicación TTL de los servos a la PC directamente, conectándose en el puerto USB.

A continuación se puntualizan cada una de las partes del sistema electromecánico.

### Servomotores

Son 4 servomotores usados en el exoesqueleto, dos para cada hombro y cada servomotor da el movimiento a cada grado de libertad del mismo. Todos los servomotores usados en el exoesqueleto son de la marca Dynamixel modelo MX-64T, Figura 6.4. La elección de este servomotor fue dada por sus características de control, fuerza mecánica, voltaje de operación y dimensiones reducidas.

De sus características se pueden resaltar las siguientes:

- Microcontrolador (MCU): ST CORTEX-M3 (STM32F103C8 @ 72MHZ,32BIT)
- Sensor de posición: Encoder magnético sin acoplamiento mecánico de 12 bit y rango de 360 grados
- Motor : Maxon
- Velocidad de comunicación: 8000 bps 4.5 Mbps
- Algoritmo de control: PID
- Resolución: 0.088°
- Rango de movimiento: 0° a 360° sin tope
- Peso: 126 g
- Dimensiones: 40.2 mm x 61.1 mm x 41 mm
- Relación de reducción mecánica: 200:1
- Torsión máxima: 6.0 N.m alimentado a 12 V y 4.1 A
- Velocidad en vacío: 63 rpm (a 12 V)
- Temperatura de operación: -5 °C a +80 °C
- Rango de Voltage operativo: 10 a 14.8 V
- Tipo de comunicación: Digital
- Protocolo de comunicación: TTL *Half duplex Asynchronous Serial Communication* (8 bit, 1 stop, No Parity))
- Rango de identificadores: 254 ID (0-253)





Figura 6.4: Servomotor MX-64

- Datos de realimentación: posición, temperatura, fuerza de carga, voltaje
- Material: Reductores de metal y carcasa de plástico
- Corriente en espera: 100 mA

De los parámetros de diseño los que se utilizaron para realizar el cálculo de fuerza del esqueleto es la torsión máxima y su velocidad. Los demás parámetros fueron usados para la ley de control.

### **Fuente de poder**

La fuente de poder mostrada en la Figura 6.5 es un dispositivo que suministra un potencial eléctrico para alimentar los servomotores del exoesqueleto. Por cuestiones de practicidad y debido a que el exoesqueleto no se someterá a aplicaciones que requieran movilidad se dispuso de una fuente convertora AC-DC conectada a la red eléctrica local. El potencial de salida es de 12 Voltios (requerido por los servomotores) y la corriente que administra es de 3 Amperios necesarios para operar los servomotores simultáneamente a plena potencia.

### **Comunicación**

La comunicación con los servomotores es del tipo serial asíncrona *half duplex*, con paquetes de 8 bits mas 1 bit de parada sin paridad Figura 6.6.

Esto quiere decir que para enviar y recibir los datos desde y hacia el servomotor solo se requiere un solo cable o línea ya que todos los bits se envían de forma secuencial por ahí. En la implementación esto ofrece la ventaja de que no se requieren múltiples cables por cada



Figura 6.5: Fuente de poder

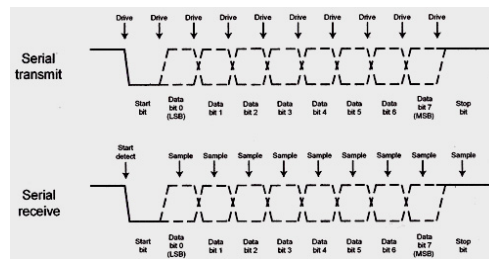


Figura 6.6: Diagrama de tiempo de la comunicación serial

servo y tampoco se requiere un sistema demultiplexor para poder establecer la comunicación con cada servo.

Para comunicarse con los servomotores existe un protocolo especificado por el fabricante que a su vez opera sobre el controlador UART para enviar y recibir los datos.

De la comunicación se destacan varios términos:

- **Paquete.** El controlador UART y los servos se comunican entre sí enviando y recibiendo datos llamados paquetes. Estos paquetes pueden ser de dos tipos: los paquetes de instrucción cuando el controlador UART envía paquetes al servo, y los paquetes de estado cuando el servo responde al controlador UART.
- **Identificador ID.** Este identificador es un número único en cada servo conectado en el sistema para poder controlar varios servos conectados a la línea de comunicación sin que existan colisión de datos. De esta forma se puede controlar cada servo por separado.
- **Protocolo.** Serial asíncrona *half duplex*, con paquetes de 8 bits mas 1 bit de parada sin paridad. Para evitar problemas de red entre los servos todos deben tener ID únicos. Los ID pueden ser modificados arbitrariamente.
- **Half duplex.** La comunicación UART *half duplex* es un protocolo serial donde el dispositivo TX y el dispositivo RX no pueden operar simultáneamente. El diagrama de comunicación se muestra en la Figura 6.7. Este tipo de protocolo es usado cuando muchos dispositivos deben ser conectados a una sola línea de comunicación. El controlador UART establece la dirección de la comunicación en modo de entrada RX y solo cuando se transmite un paquete de instrucción se cambia a modo de salida TX.
- **Tiempo entre bytes.** Cuando se envían paquetes por la línea de comunicación se requiere de tiempo de espera entre bytes. Cuando el tiempo de espera excede los 100 ms entonces el control del servomotor determina que se presentó un problema de comunicación y espera el siguiente paquete. Figura 6.8.

### **Paquete de instrucciones**

El paquete de instrucción son datos de comandos que la PC envía al servomotor. En la Figura 6.9 se muestra la estructura del paquete de instrucción. Cada byte del paquete es como sigue:

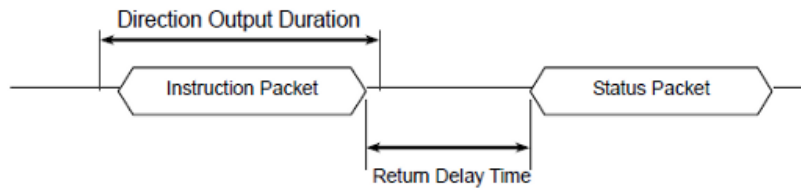


Figura 6.7: Diagrama de comunicación Half Duplex

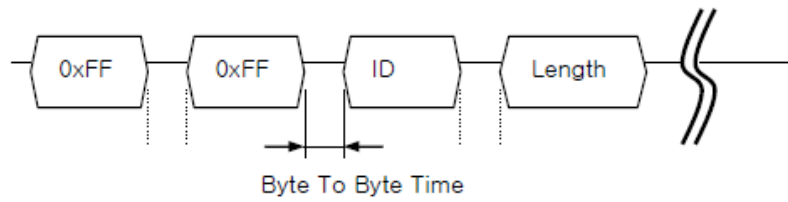


Figura 6.8: Diagrama de tiempo de espera.

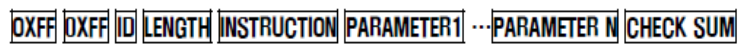


Figura 6.9: Estructura del paquete de instrucción

Valor	Nombre	Función	Parámetros
0x01	PING	Esperando paquete de estado	0
0x02	READ DATA	Leer datos del servo	2
0x03	WRITE DATA	Escribir datos del servo	2 o más
0x04	WRITE REG	La instrucción no se ejecuta hasta la orden 0x05	2 o más
0x05	ACTION	Ejecuta las instrucciones recibidas con 0x04	0
0x06	RESET	Devuelve las configuraciones de fábrica	0
0x83	SYNC WRITE	Usado para controlar varios servos simultáneamente	4 o más

Cuadro 6.1: Tabla de instrucciones de comunicación del servo Dynamixel

- 0xFF 0xFF. Es la cabecera del paquete e indica al servo que es el inicio de un paquete nuevo.
- *ID*. Es el número de identificación de cada servo, con él se conoce a dónde enviar el paquete de instrucciones. Se pueden escoger 254 valores que van del 0 (0x00) al 253 (0xFD). El valor 254 (0xFE) es usado como el ID de broadcasting y un paquete con este ID será ejecutado por todos los servos conectados, sin importar su ID particular.
- *Leght*. Es la longitud del paquete y se calcula con el número de parámetros ( $N$ ) + 2.
- *Instruction*. Es el byte con la instrucción que debe de ejecutar el servo. En el cuadro 6.1 se muestran los tipos de instrucciones permitidas.
- *Parameter*. Es el dato adicional de una instrucción cuando así lo requiere.
- *Checksum*. Es un byte usado para la verificación de la integridad del paquete. El cálculo del valor del *checksum* es dado por la fórmula  $Checksum = (ID + Length + Instruction + Parameter1 + \dots + ParameterN)$ .

### Paquete de estados

El paquete de estado es enviado del servo a la PC como resultado de la ejecución de los comandos recibidos. En la Figura 6.10 se muestra la estructura del paquete de instrucciones y cada byte del paquete es como sigue:

- 0xFF 0xFF. Es la cabecera del paquete e indica a la PC que es el inicio de un paquete nuevo.

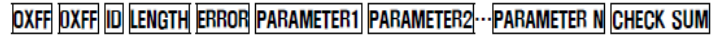


Figura 6.10: Estructura del paquete de estado

Bit	Error	Contenido
Bit 7	0	-
Bit 6	Instrucción	Instrucción desconocida
Bit 5	Sobrecarga	La torsión está fuera de los límites
Bit 4	Checksum	Checksum incorrecto
Bit 3	Rango	Instrucción fuera de rango
Bit 2	Sobrecalentamiento	Temperatura fuera de rango
Bit 1	Limite de ángulo	Angulo fuera de límite
Bit 0	Voltaje	Voltaje fuera de rango de operación

Cuadro 6.2: Tabla de errores enviados por el servo en el byte error

- *ID*. Es el número de identificación del servo que envía el paquete de estado.
- *Leght*. Es la longitud del paquete y se calcula con el número de parámetros  $(N) + 2$ .
- *Error*. Es el byte con los errores resultados de ejecutar las instrucciones recibidas por el servo. En la tabla 6.2 se muestran los errores que pueden ser generados.
- *Parameter*. Son datos regresados por el servo que no corresponden a errores.
- *Checksum*. Es un byte usado para la verificación de la integridad del paquete. El cálculo del valor del checksum es dado por la fórmula  $CheckSum = (ID + Length + Instruction + Parameter1 + \dots ParameterN)$ .

### Interfaz serial transistor-transistor logic (TTL) a universal serial controller (USB)

La interfaz serial TTL a USB es usado para hacer una conexión directa desde la PC a los servos. El dispositivo llamado USB2Dynamixel mostrado en la Figura 6.11 permite que los programas puedan operar la comunicación de los servos como si fuera un puerto serial standard con el protocolo UART.

Este dispositivo se conecta al puerto USB de la PC y los servos se conectan a él por los puertos de 3 o 4 pines como muestra el *pinout* de la Figura 6.12. Este dispositivo ofrece la



Figura 6.11: Interfaz Serial TTL a USB Dinamixel

4 Pin Cable			3 Pin Cable		
Pin No.	Signal	Pin Figure	Pin No.	Signal	Pin Figure
1	GND		1	GND	
2	NOT Connected		2	NOT Connected	
3	DATA + (RS-485)		3	DATA (TTL)	
4	DATA - (RS-485)				

Figura 6.12: Pinout de la comunicación USART

ventaja de poder ser usado en computadoras sin puertos seriales físicos o que sus puertos seriales se encuentren ya ocupados.

En el caso particular de los servomotores MX-64, se conectan en el puerto de 3 pines con voltaje TTL. Esta configuración permite poder controlar los servomotores en lenguaje C con la biblioteca de Dynamixel SDK.

## 6.2. Sistema de control

El sistema de control PID que se implementó al modelo dinámico del exoesqueleto mostrado en la ecuación (4.84) se describe a continuación. Se define que las ecuaciones lagrangianas de movimiento (4.77) en el eje  $x$  son  $\frac{\partial}{\partial t} \left[ \frac{\partial L}{\partial \dot{x}} \right] - \frac{\partial L}{\partial x} = 0$ ,  $\frac{\partial}{\partial t} \left[ \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_x} \right] - \frac{\partial L}{\partial \theta_x} = \tau_x$ , donde  $\tau_x$  y  $\tau_z$  son la torsión aplicada al sistema. Considerando los estados del sistema como  $q = \begin{bmatrix} x & \theta_x & z & \theta_z \end{bmatrix}^T$  el error se define como  $\bar{x} = x^* - x$ ,  $\bar{z} = z^* - z$ , donde  $x^*$  y  $z^*$  son los valores de referencia deseados. Entonces se define que  $q^* = \begin{bmatrix} x^* & \theta_x & z^* & \theta_z \end{bmatrix}^T$ . El eje  $y$  no es considerado pues como se muestra en la cinemática inversa (4.40) este eje cardinal no es necesario para calcular los ángulos  $\theta_x$  y  $\theta_z$ . Tomando el modelo (4.84) donde  $\tau = [\tau_x, 0, \tau_z, 0]^T$ , donde  $\tau_x$  y  $\tau_z$  son los torques de los servomotores. Para modelar los servomotores se necesita el modelo eléctrico

y mecánico. El sistema eléctrico está basado en la ley de voltaje de Kirchoff

$$U = L_m \dot{I}_m + R_m I_m + K_b \dot{q}_1 \quad (6.1)$$

donde  $U$  es el voltaje de entrada,  $I_m$  es la corriente de la armadura,  $R_m$  y  $L_m$  es la resistencia e inductancia de la armadura,  $K_b$  es la constante de fuerza electromotriz *emf* y  $\dot{q}_1$  es la velocidad angular. Los términos  $L_m \dot{I}_m$  son despreciados pues son relativamente muy pequeños respecto a  $R_m I_m$  y  $K_b \dot{q}_1$ .

El subsistema mecánico es

$$\frac{1}{K_g} (J_m \ddot{q}_1 + B_m \dot{q}_1) = \tau_m \quad (6.2)$$

donde  $K_g$  es la relación de acoplamiento de los engranajes,  $J_m$  es el momento efectivo de inercia,  $B_m$  es el coeficiente de fricción viscosa y  $\tau_m$  es la torsión. El sistema mecánico y eléctrico son acoplados uno al otro a travez de la ecuación de torsión

$$\tau_m = K_m I_m$$

donde  $K_m$  es la constante de torsión del motor. Si se asume que el servomotor no tiene contracorrientes o deformación en el engranaje, la torsión del eje es igual a la carga y a la torsión del motor

$$\tau = \frac{1}{K_g} \tau_m$$

Para cada servomotor el modelo es

$$\frac{R_m J_m}{K_m K_g} \ddot{q}_1 + \left( K_b + \frac{R_m B_m}{K_m K_g} \right) \dot{q}_1 = U \quad (6.3)$$

donde  $q_1$  son los ángulos de los servomotores  $q_x$  o  $q_z$ . Los estados del modelo (4.84)  $q$  representa la posición del ángulo de el sistema, mientras que la entrada de control son las torsiones de los servomotores.

Se aplico el sistema de control de torsión usando un *PID* con la siguiente forma

$$\tau(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_D \frac{de(t)}{dt} \quad (6.4)$$

donde

$$e(t) = q - q^*$$

$q^*$  es la posición deseada del hombro,  $q$  es la posición real  $K_p$ ,  $K_i$  y  $K_d$  son las ganancias proporcional, integral y derivativa del control *PID*. Como  $q = \begin{bmatrix} x & \theta_x & z & \theta_z \end{bmatrix}^T$ , además la



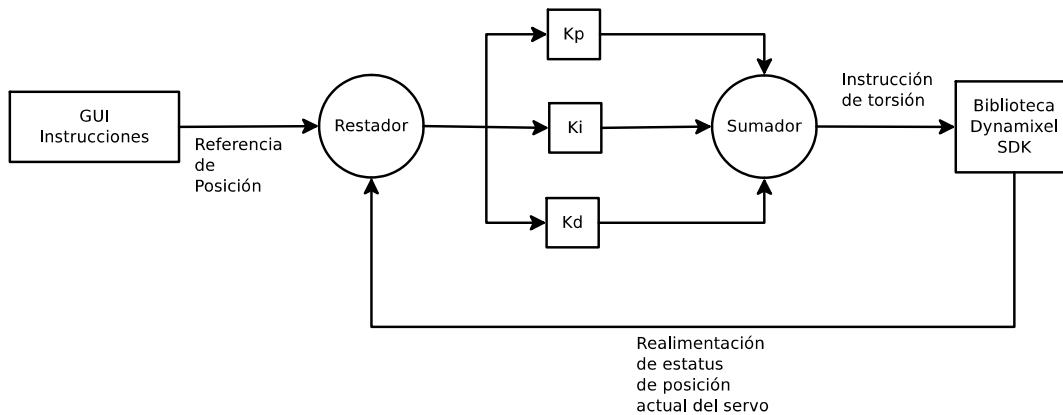


Figura 6.13: Diagrama del control PID del exoesqueleto

posición deseada del exoesqueleto  $(x, y)$ , se necesitan los ángulos deseados de los eslabones  $(\theta_x, \theta_y)$ . En cada punto  $\begin{bmatrix} x_0 & \theta_{x0} & z_0 & \theta_{z0} \end{bmatrix}^T$ , el modelo no lineal (4.84) puede ser aproximado en

$$\delta\dot{x} = A\delta x + B\delta u, \quad y = C\delta x \quad (6.5)$$

Para cada servomotor,  $mx_1 = C \frac{x_{30}^2}{x_{10}^2}$ ,  $u_0 = Ri_0$ ,  $\delta x_1 = x - x_0$ ,  $\delta x_2 = v$ ,  $\delta x_3 = x_3 - i_0$ ,  $\delta u = v - Ri_0$ .

Un controlador PID es una estrategia de control generalizada, hace uso de una realimentación de bucle cerrado, proceso ampliamente usado para el control de sistemas. El PID es un sistema al que de entrada se le proporciona un error calculado a partir de la referencia de la salida deseada, menos la salida obtenida de la planta real; recuérdese que la salida del controlador es utilizada como entrada en el sistema planta que queremos controlar. Además el controlador intenta minimizar el error, realizando ajustes en la entrada del sistema.

$$e(t) = r(t) - y(t) \quad (6.6)$$

El controlador PID puede ser ajustado para cada caso con tres parámetros: el proporcional, el integral y el derivativo. Dependiendo de la modalidad del controlador, alguno de estos valores puede ser 0, por ejemplo un controlador proporcional tendrá el integral y el derivativo a 0 y un controlador PI solo el derivativo será 0, etc. Cada uno de estos parámetros influye en mayor medida sobre alguna característica de la salida (tiempo de establecimiento, sobreoscilación, etc.) pero también influye sobre las demás, por lo que, por mucho que ajustemos, no se encontraría un PID que redujera el tiempo de establecimiento a 0, la sobreoscilación a 0 y el error a 0. Por ello una sintonización correcta del controlador PID tiende

a acercarse lo más posible a las especificaciones requeridas para cumplir su objetivo.

La ecuación básica en tiempo lineal del PID es descrita en la ecuación 6.7 donde se puede apreciar la estructura de la influencia de cada uno de los parámetros en el resultado de la salida dependiente del error (ecuación 6.7) de entrada.

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_t^0 e(\tau) \cdot d\tau + K_d \frac{de}{dt} \quad (6.7)$$

Donde:

$K_p$  constante de proporcionalidad: se puede ajustar como el valor de la ganancia del controlador o el porcentaje de banda proporcional.

$K_i$  constante de integración: indica la velocidad con la que se repite la acción proporcional.

$K_d$  constante de derivación: hace presente la respuesta de la acción proporcional duplicándola, sin esperar a que el error se duplique. El valor indicado por la constante de derivación es el lapso durante el cual se manifestará la acción proporcional correspondiente a 2 veces el error y después desaparecerá.

El PID continuo como se describió anteriormente es la explicación teórica. Esta teoría del controlador bastaría para poder ser implementado en sistemas mecánicos o electrónicos con componentes continuos como son transistores o amplificadores operacionales con resistencias y capacitores como elementos variables para poder ser sintonizado correctamente. Pero en el caso de sistemas informáticos donde los programas corren en dispositivos basados en procesadores digitales no es posible implementar un controlador PID de esta naturaleza por lo que es necesario replantear el controlador tomando en cuenta que va a operar en tiempo discreto y no en tiempo continuo. Esto significa que los valores no se van a calcular dependiendo de la variable continua  $t$  con unidad de segundos. Recordemos que en los sistemas digitales los valores son parte de un flujo de datos que son obtenidos desde el mundo real por medio de una entrada como un ADC.

En el sistema se tienen dos tipos de señales:

- Señales Continuas: es una señal "suave" que está definida para todos los puntos de un rango determinado del conjunto de los números reales.
- Señales Discretas: es una señal discontinua que está definida para todos los puntos de un rango determinado del conjunto de los números enteros.

Los sistemas de tiempo discreto trabajan con señales que sólo pueden cambiar de valor en instantes de tiempo discretos. En este caso particular se tiene que la planta es continua pero

el regulador trabaja en tiempo discreto. Eso significa que la estabilidad del sistema en tiempo discreto y la aproximación del sistema de tiempo continuo a tiempo discreto dependen del periodo de muestreo  $T$  por lo que el tiempo  $t$  queda como en la ecuación (6.8).

$$t = kT \quad (6.8)$$

Ahora bien, sustituyendo la variable independiente  $t$  en la ecuación (6.6) y la ecuación (6.7) y aplicando la discretización de la integral y la derivada se obtiene la ecuación (6.9) y la ecuación (6.10).

$$e(kT) = r(kT) - y(kT) \quad (6.9)$$

$$u(kT) = K_p e(kT) + K_i \sum_{n=1}^k e(kT - nT) + K_d (e(kT) - e(kT - T)) \quad (6.10)$$

Por otro lado, es posible implementar la ecuación discreta del PID en una computadora o microcontrolador bajo cualquier lenguaje de programación. El lenguaje en el cual se implementó para este exoesqueleto para hombros es C++, y el código concreto de programación se muestra en *Listing 6.1*. Este hace el proceso de los datos de entrada de la referencia y la realimentación para obtener el error de la ecuación (6.9) y, posteriormente, calcular la salida de control  $u(kT)$ .

Listing 6.1: Código del cálculo del PID digital

```
double PIDclass::newValue(double reference , double feedback)
{
    ref = reference ;
    fb = feedback ;
    error = ref - fb ;
    sumerror += error ;
    sumerror = AntiWindup(sumerror) ;
    diferror = error - errorant ;
    errorant = error ;
    PIDout = (Kp*error)+(Ki*sumerror)+(Kd*diferror) ;
    PIDout = AntiWindup(PIDout) ;
    return PIDout ;
}
```

### AntiWindup

El PID digital es un controlador lineal donde su rango de la salida de control  $u(kT)$  está delimitado por el rango de operación del actuador y de las variables con las que está programado. En este caso particular, las variables de la computadora son de 80 bits al ser del tipo double por lo tanto su rango de valores es desde  $3,4 \times 10^{-4932}$  hasta  $1,1 \times 10^{4932}$  haciendo que no sean un problema a considerar. Esto es aplicable en casos donde por ejemplo los microcontroladores son de 8 bits y el rango de sus registros es muy limitado, desde 0 hasta 255 sin valores fraccionales. Se establece entonces, que el rango de salida del PID está delimitado por el rango de torsión del servomotor. Considérese además, que saturar la señal de control tiene como resultado una no linealidad en el sistema, causando que se comporte de forma diferente al previsto. Cuando el sistema se encuentra en esta situación la respuesta del mismo no corresponde a la salida del controlador dando como resultado que se abra el lazo de control. Este problema es llamado *windup* y se presenta en los controladores que tienen acción integral, o cuando los valores de ganancia  $K$  son demasiado altos. Para evitar esta situación, se han desarrollado técnicas *AntiWindup* y en este controlador en particular, se utilizó una técnica simple, una ecuación por segmentos descrita en la ecuación (6.11)

$$u(kT) = \begin{cases} siu > lim_{sup} & lim_{sup} \\ siu < lim_{inf} & lim_{inf} \end{cases} \quad (6.11)$$

En el diagrama de la Figura 6.14 se muestra el algoritmo del *AntiWindup* y corresponde a la función del código mostrado en Listing 6.2 y de esta forma el controlador PID queda asegurado para no saturar la señal de control de torsión de los servos de forma automática.

Listing 6.2: Código del antiwindup

```
double PIDclass::AntiWindup(double val)
{
    if (val>windup) val = windup;
    if (val<-windup) val = -windup;

    return val;
}
```

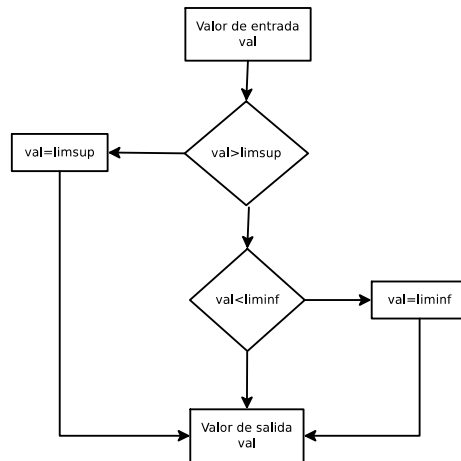


Figura 6.14: Diagrama del sistema AntiWindup para el PID

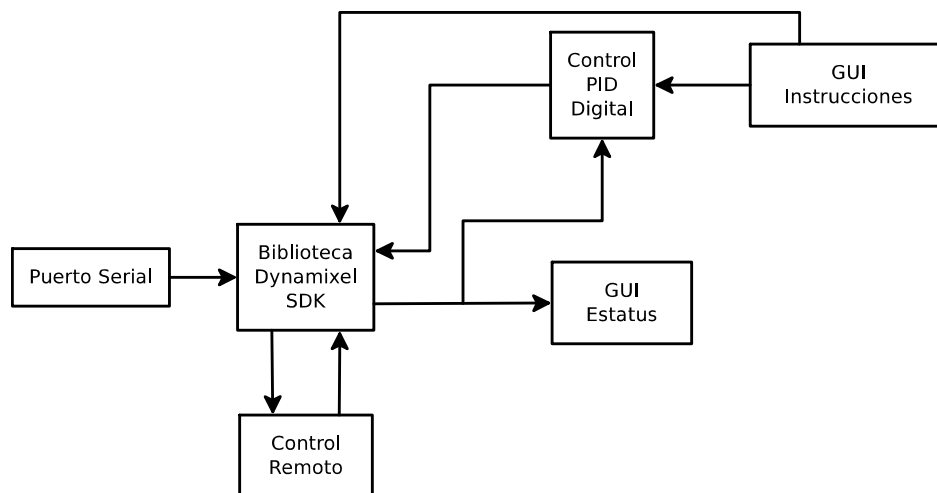


Figura 6.15: Diagrama del sistema del exoesqueleto

## 6.3. Configuración del experimento

### Software

El control del exoesqueleto es un sistema de lazo cerrado con subsistemas adicionales. Los componentes principales se dividen en dos categorías: el *hardware* y el *software*. El *hardware* que se compone de dos computadoras conectadas por un switch y cables *Cat.5*, servomotores digitales con un adaptador UART-USB, sensores para electromiografía, amplificadores de señales de electromiografía, una tarjeta de adquisición de datos y fuentes de poder. El *software* se compone de varios programas conectados entre si, el programa de control de motores, el programa de control con red neuronal, el entrenador de la red neuronal y el procesador de señales de electromiografía. Debido a la complejidad de todos los procesos que se deben de ejecutar en el sistema y a que los procesos operan en tiempo real con la menor cantidad de retraso en el resultado, es necesario dividir el sistema en programas independientes conectados entre si por medio de comunicación TCP en el caso de los programas de control neuronal y el hardware, en el caso de la red neuronal y el programa de entrenamiento, la comunicación es por medio de un archivo. El uso de dos computadoras se justifica con la posibilidad de demostrar que el sistema es capaz de operar con diferentes plataformas de proceso conjuntas. La computadora donde se encuentran conectados los periféricos tiene un sistema operativo Windows 7, en ella se ejecutan los programas de control de motores y de procesador de señales de electromiografía. En la computadora con el sistema operativo Linux se ejecutan los programas de red neuronal y su sistema de entrenamiento. Si se sustituye la computadora con Windows 7 por un sistema Arduino, por ejemplo, con conexión Wi-Fi, el sistema sería capaz de operar de forma distribuida con el hardware del exoesqueleto, alimentado con baterías de forma inalámbrica, y el proceso de control con redes neuronales con una pc conectada a la red.

### Procesador de señales

El procesador de señales es un programa que se ejecuta en el sistema operativo Windows 7, y es el encargado de ejecutar la API de comunicación con la tarjeta de adquisición de datos INTECO, la cual es la encargada de digitalizar las señales de los amplificadores de los sensores EMG. Por medio de un temporizador interno, el programa hace lecturas a intervalos regulares del ADC haciendo llamadas a la API para generar un flujo de datos constante con las señales EMG. Este flujo de datos es almacenado temporalmente en un buffer hasta que son enviados a la red cuando el programa de control con red neuronal requiere los datos. Entonces, los datos acumulados son enviados en un paquete a dicho programa hasta que

sean solicitados de nuevo. Debido a que todo este proceso de almacenamiento y envío genera un retraso, el programa anexa una marca de tiempo a cada muestra de la señal, la que posteriormente será usada para sincronizar las señales. El ADC tiene 9 canales, los cuales son leídos por la tarjeta de adquisición de datos y multiplexados los datos donde el API los entrega en un vector de datos. Dichos datos se conservan con esa multiplexación durante todo el proceso hasta enviarlos al programa generador de referencia por red neuronal.

### **Generador de referencia por red neuronal artificial y entrenamiento fuera de línea**

Este programa es la parte central del sistema pues todos los programas restantes del sistema se encuentran conectados a él. La red neuronal requiere diversos datos de entrada para determinar el movimiento del exoesqueleto en base a las señales EMG. Inicialmente es necesario obtener patrones de movimiento conjuntas del programa procesador de señales y del programa del control de motores. El programa generador de referencia por red neuronal se conecta al programa de procesador de señales EMG y el programa de control de motores por medio de sockets TCP para iniciar la petición de datos. Los datos llegan en intervalos regulares de ambos programas y son almacenados en un buffer de entrada para permitir un flujo de datos interno, igual a la frecuencia de muestreo original. Las señales que son obtenidas, del programa procesador de señales EMG, son los 9 canales del ADC de la tarjeta de adquisición de datos INTECO y marcas de tiempo de cada muestra. Antes de ser almacenados los datos en el buffer de entrada, la señal de los 9 canales son procesados por un filtro IIR y un filtro Kalman de forma paralela. De esta forma se tienen 3 aspectos de la misma señal de cada canal del ADC la cual usará la red neuronal para determinar el movimiento del exoesqueleto. El motivo del uso de varios aspectos de la misma señal EMG es para facilitar el reconocimiento de un patron en una señal que contiene ruido. Cuando se inicia el proceso de grabado de patrones, el programa reúne los datos que se van acumulando en el buffer tanto del programa procesador de señales EMG y el programa del control de motores en un solo registro, de forma que se genera un flujo de datos constante desde el buffer hasta el archivo binario, con toda la información sobre el movimiento del exoesqueleto y el brazo del operador de forma conjunta. Cada muestra es un registro en el archivo, el cual contiene toda la información necesaria para que la red neuronal sea capaz de ser entrenada y posteriormente pueda recrear los movimientos del hombro únicamente con la información EMG.



Figura 6.16: Colocación de electrodos para captura de señales EMG en el usuario.



Figura 6.17: Prueba de integración del sistema



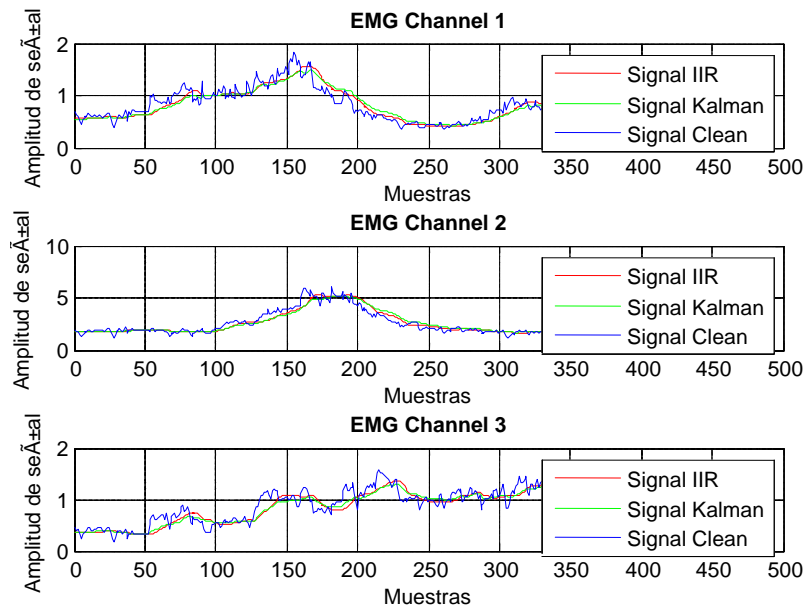


Figura 6.18: Movimiento de prueba 1: Señales EMG

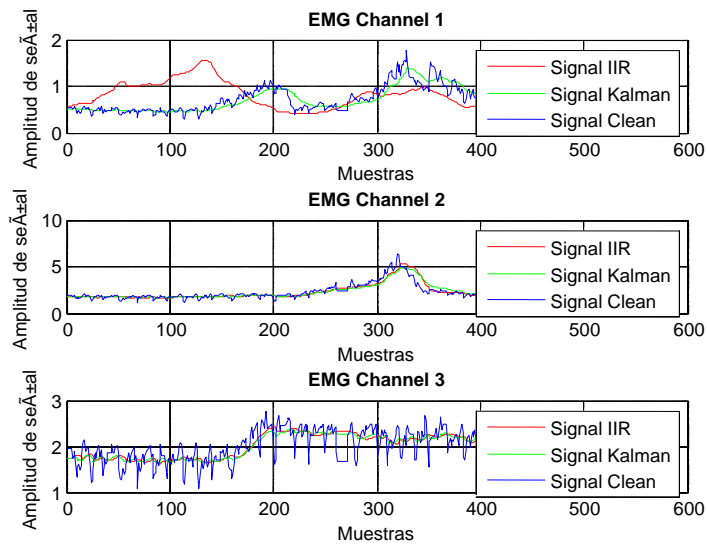


Figura 6.19: Movimiento de prueba 2: Señales EMG

## Archivo Binario

El archivo binario contiene toda la información necesaria que el programa generador de referencias y el programa de entrenamiento de la red neuronal necesitan para trabajar. Inicialmente, contiene tres cabeceras: una donde se encuentra la información de configuración del programa generador de referencias, otra donde se encuentra la información de configuración del programa de entrenamiento de la red neuronal y, por último, todos los pesos requeridos por las 4 redes neuronales del sistema. En seguida de las cabeceras se guardan los registros de la información conjunta guardada de los movimientos captados por el programa procesador de señales y el programa control de motores. En cada registro se guarda la siguiente información:

- Datos de 9 canales EMG sin procesar.
- Datos de 9 canales EMG procesados por un filtro de pasabajo IIR.
- Datos de 9 canales EMG procesados por un filtro Kalman.
- Datos de la posición angular de los dos servos Dynamixel.
- Marca de tiempo de los canales EMG.
- Marca de tiempo de la información de los motores.

Donde cada registro corresponde a una muestra. Tanto el programa generador de referencia como el programa de entrenamiento de la red neuronal dependen de este archivo compartido único. De ésta forma la información de movimientos es grabada por el generador de referencias y posteriormente usada por el entrenamiento de la red neuronal. Los pesos de las redes neuronales que son modificados por el programa de entrenamiento es posteriormente leído y usado por el programa generador de referencia.

### **Entrenamiento de la red neuronal artificial**

Cuando el programa generador de referencia ha guardado muestras de movimientos en el archivo binario, el programa de entrenamiento puede entrenar la red neuronal.

Al cargar el archivo binario, el programa lee la cabecera que corresponde a la configuración del programa y los parámetros de entrenamiento guardados anteriormente. Esto permite hacer varios entrenamientos sin necesidad de introducir todos los parámetros cada

vez. Posteriormente, se leen los pesos de las redes neuronales y se introducen en ellas permitiendo que una red neuronal anteriormente entrenada pueda ser reentrenada con movimientos diferentes reduciendo así la cantidad de épocas necesarias.

Cuando se cargan las muestras en el archivo correspondientes a los movimientos almacenados por el programa generador de referencias, este debe procesar la información antes de poder ser usada para entrenar la red neuronal.

Debido a la diferente naturaleza de funcionamiento de los programas procesadores de señales y del control de motores, la información no se almacena sincronizada una con otra ya que existe un desplazamiento variable entre ambos flujos de datos. Para corregir este desplazamiento se utilizan las marcas de tiempo y de esta forma se sincronizan todos los datos correctamente.

Otro aspecto que debe ser considerado es el tiempo de muestreo entre los datos de las señales EMG y los datos de los servomotores. El tiempo de muestreo de las señales EMG es menor respecto a los datos de los servomotores, por lo tanto existe un sobremuestreo en estos últimos para tener la misma cantidad de muestras. Esto supone un problema a la hora de entrenar la red neuronal debido a que falta información entre una muestra y la siguiente sobre el movimiento de los servomotores. Para compensar la información faltante, se aplican dos métodos de suavizado de la señal; el primero es usando una interpolación de datos por medio de trapecios y la segunda usando un filtro de pasa bajo IIR. Recuerde el lector, que es posible escoger el tipo de suavizado con el que se desea entrenar la red neuronal desde la interfaz de usuario.

Una vez que las señales han sido sincronizadas y suavizadas, se obtiene la velocidad angular de los servomotores por medio de la diferencial discretizada. Ahora bien, toda esta información es almacenada dentro del programa como un vector de registros con los pares de entrenamiento. En el momento que se inicia el entrenamiento de la red neuronal, el vector de registros se ordena aleatoriamente para obtener una mejor respuesta de la red neuronal. Se pueden reordenar  $n$  veces el vector de entrenamiento cada determinado número de épocas para automatizar el entrenamiento y forzar a la red neuronal a tener una mayor convergencia.

Cuando el entrenamiento es completado, los nuevos pesos de las redes neuronales son guardados en el archivo binario de forma que el programa generador de referencia pueda configurar la red neuronal nuevamente y empezar a funcionar con los parámetros generados por el programa de entrenamiento.

### **Control de motores**

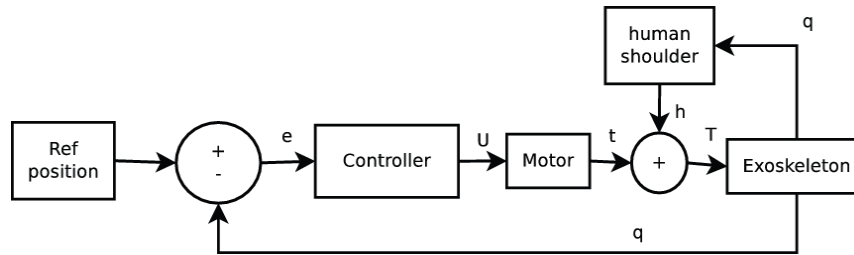


Figura 6.20: Control del exoesqueleto y conexión con el hombro del usuario

El programa controlador de motores tiene como tarea principal controlar la posición de cada servomotor obedeciendo la posición enviada por el generador de referencia y controlando los motores variando la torsión de cada uno de ellos usando un PID (3.10). El control PID es un controlador de lazo de posición donde el control se realiza modificando la torsión de los servomotores tal y como se muestra en la Figura 6.20. La ganancia de los valores del PID son determinados con el método Ziegler-Nichols y son invariantes en el tiempo. Además los servos Dynamixel son controlados por una API que se encarga de enviar y recibir la información de y hacia los servos con el protocolo UART.

Información diversa de los motores se obtiene por medio de comandos, tales como voltaje, torsión aplicada, posición, temperatura y errores. Con los comandos también se especifican la torsión a aplicar, configuración de operación y la deshabilitación o habilitación de los motores. Por su parte el PID obtiene la posición real del motor desde la API para así calcular el error comparándolo con la referencia, y éste genera la señal de control que es la magnitud de torsión y es enviada a la API para que el servomotor la aplique al exoesqueleto. De esta forma el programa funciona como un sistema de control en lazo cerrado y el exoesqueleto se mueve de forma precisa según las referencias generadas por la red neuronal en el programa generador de referencias. Para controlar la saturación de la salida del PID por efecto de la integración se usa un sistema *antiwindup* para tal efecto.

### Sistema de la red neuronal

La parte central del sistema es el subsistema de redes neuronales las cuales determinan la velocidad de las juntas en base a las señales EMG de sus entradas. La técnica tradicional es configurar y entrenar una red neuronal, la que será la encargada de la totalidad de los resultados generados. En los resultados experimentales, una red neuronal puede llegar a resultados sensiblemente diferentes de una misma entrada si es entrenada nuevamente debido a que las condiciones iniciales de los pesos y las condiciones de entrenamiento son diferentes

también. Estas diferencias de resultado tienen un efecto directo sobre la precisión de la respuesta de una determinada red neuronal respecto a su entrada.

Esta situación se aprecia más cuando las entradas tienen diferencias notables por causa del *offset*, del ruido o de diferencias aleatorias de diversa índole. En este caso, el factor humano influye en gran medida, pues el cuerpo humano es incapaz de repetir un movimiento de forma exacta y por consiguiente sus señales reflejadas en EMG tampoco lo son.

Una sola red neuronal demostró, en la experimentación, que al ser reentrenada cambia sensiblemente su respuesta bajo la misma señal de entrada y por consiguiente su precisión.

Para aprovechar este fenómeno en la precisión de las redes neuronales, mi propuesta dispone de 3 redes neuronales en paralelo y cada una entrenada bajo diferentes condiciones iniciales. La salida de todas ellas es promediada para encontrar el valor aproximado que estadísticamente es el más aproximado en función de las salidas de las tres redes neuronales conjuntas.

Esta técnica de promediado aumenta la precisión en las señales de la salida en la mayoría de los casos con respecto a una red neuronal por si sola.

Hay que tener en cuenta que aunque esta técnica permite aumentar la precisión promediando los resultados, una red neuronal puede tener un resultado más preciso que las demás y, al ser promediado, esa precisión se ve afectada. Para obtener un resultado final más preciso, el promediado no siempre es la solución y es necesario considerar las respuestas de cada red neuronal de forma estocástica y no como una función de promedio donde su respuesta es lineal.

Sin embargo, la implementación de una cuarta red neuronal donde sus entradas son las salidas de las tres redes neuronales anteriores me permitió ponderar las salidas de estas y obtener un resultado no lineal de ellas.

Así fué posible tener un resultado estocástico de las salidas de las redes neuronales incrementando la precisión de la salida final del sistema de redes neuronales.

### **Implementación de la red neuronal**

En la implementación de las redes neuronales para la experimentación se definieron las estructuras de la siguiente manera:

- Tres redes neuronales identificadoras y una red neuronal combinadora de las que sus estructuras son:

	Identificadoras	Combinadora
Entradas	9	3
Capas	6	4

- De las redes neuronales identificadoras su estructura de las capas internas son:

Capas	Neuronas
Entrada	36
Ocultas 1	40
Ocultas 2	80
Ocultas 3	80
Ocultas 4	40
Salida	1

- De la red neuronal combinadora su estructura de las capas internas son:

Capas	Neuronas
Entrada	12
Ocultas 1	20
Ocultas 2	8
Salida	1

Finalmente las estructuras de las redes neuronales identificadoras quedan de la siguiente forma:

$$x_p^2 = \sum_{j=1}^{m_6} w_j^{e6} \varphi_j \left( \sum_{i=1}^{m_5} w_{ji}^{e5} \varphi_i \left( \sum_{h=1}^{m_4} w_{ih}^{e4} \varphi_h \left( \sum_{g=1}^{m_3} w_{hg}^{e3} \varphi_g \left( \sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^{e2} \varphi_f \left( \sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^{e1} x_e \right) \right) \right) \right) \right) \right) \quad (6.12)$$

y la red neuronal combinadora queda:

$$\dot{q} = \sum_{h=1}^{m_4} w_h^4 \varphi_h \left( \sum_{g=1}^{m_3} w_{hg}^3 \varphi_g \left( \sum_{f=1}^{m_2} w_{gf}^2 \varphi_f \left( \sum_{e=1}^{m_1} w_{fe}^1 x_p^2 \right) \right) \right) \quad (6.13)$$

Finalmente, el proceso completo se describe en la siguiente secuencia:

$$\begin{aligned}
X &\leftarrow X^{emg}(k) \\
y(1)_j &= \tanh_j(\sum_{i=1}^9 w_{ji}x_i) \\
X &\leftarrow Y \\
y(2)_j &= \tanh_j(\sum_{i=1}^{36} w_{ji}x_i) \\
X &\leftarrow Y \\
&\vdots \\
y(6)_j &= \tanh_j(\sum_{i=1}^1 w_{ji}x_i) \\
X &\leftarrow [y_1 \quad y_2 \quad y_3]^T \\
y(1)_j &= \tanh_j(\sum_{i=1}^3 w_{ji}x_i) \\
X &\leftarrow Y \\
&\vdots \\
y(4)_j &= \tanh_j(\sum_{i=1}^1 w_{ji}x_i) \\
\hat{v}(k) &\leftarrow Y \\
p(k) &= p(k-1) + \sum t_s \hat{v}(k)
\end{aligned} \tag{6.14}$$

### Posición y velocidad angular

Es posible identificar la transformación de la ecuación (5.11) de señales EMG a posición angular, de forma que (5.12) es la representación no lineal del sistema con redes neuronales. Para la experimentación se tiene entonces que

$$V(k) = \xi_\sigma(X^{emg}(k)) \tag{6.15}$$

donde

$$V(k) = \begin{bmatrix} v_1(k) \\ \vdots \\ v_m(k) \end{bmatrix} \tag{6.16}$$

teniendo que  $V$  es un vector de  $R^{m \times 1}$  donde  $m$  son los grados de libertad del exoesquelto y  $v$  es la velocidad angular de cada grado de libertad.

$$X^{emg} = \begin{bmatrix} x_1^{emg} \\ \vdots \\ x_n^{emg} \end{bmatrix} \tag{6.17}$$

En (6.17),  $X^{emg}$  es un vector de  $R^{n \times 1}$  donde  $n$  es la cantidad señales obtenidas por la instrumentación de los sensores EMG.

Ahora, denota a  $q$  como la posición angular de cada grado de libertad de un robot. Para obtener la velocidad angular  $\dot{q}$  se deriva a  $q$  tal que

$$\dot{q} = \frac{\partial q}{\partial t} \quad (6.18)$$

debe observarse que esto es aplicable en sistemas continuos. En este caso se lleva un proceso de digitalización de las señales continuas recibidas por la instrumentación EMG y procesadas por sistemas computacionales digitales por lo que el modelo a identificar se transforma en (5.4).

$$v(k) = \frac{p(k) - p(k-1)}{T_s} \quad (6.19)$$

$$\frac{\partial q}{\partial t} \approx \frac{p(k) - p(k-1)}{T_s} \quad (6.20)$$

$$\dot{q} \approx v(k) \quad (6.21)$$

Cada elemento  $q$  se obtiene de la condición anterior de  $q$  más un incremento de la posición  $\Delta q$

$$q = q + \Delta q$$

$$\Delta q = \int \dot{q}(t) \quad (6.22)$$

$$\int \dot{q} \approx \sum t_s \hat{v}(k) \quad (6.23)$$

$$p(k) = p(k-1) + \sum t_s \hat{v}(k) \quad (6.24)$$

La velocidad angular  $\tilde{v}$  es el resultado del proceso de la red neuronal que identifica al sistema de posición angular en función de las señales EMG  $\tilde{v}(x_e^{emg})$ .

## 6.4. Resultados experimentales

### Control PID del exoesqueleto



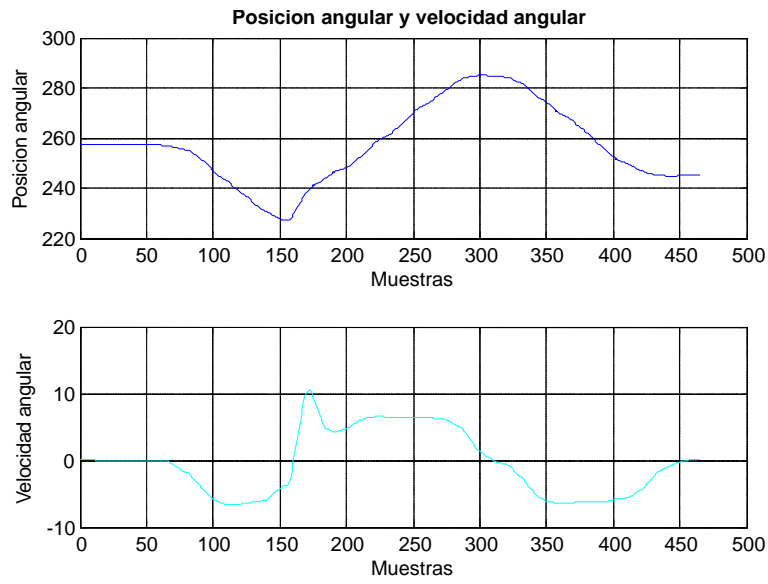


Figura 6.21: Movimiento de prueba 1: Velocidad y posición

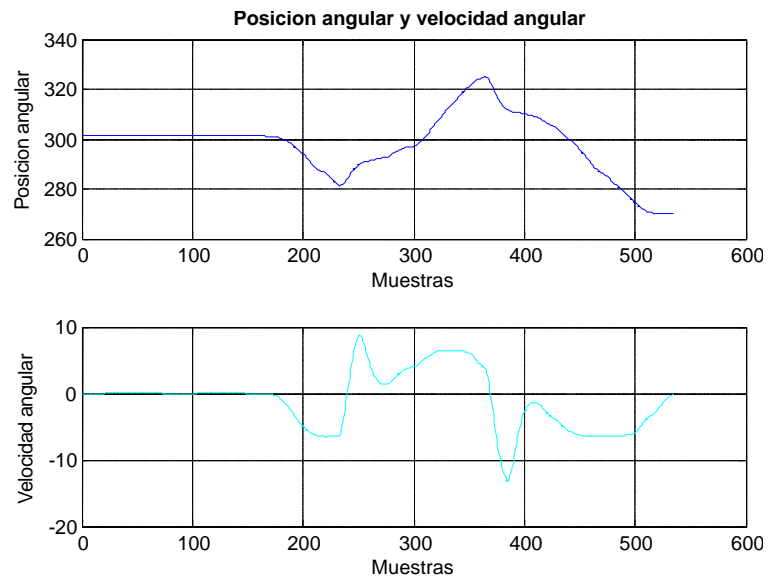


Figura 6.22: Movimiento de prueba 2: Velocidad y posición

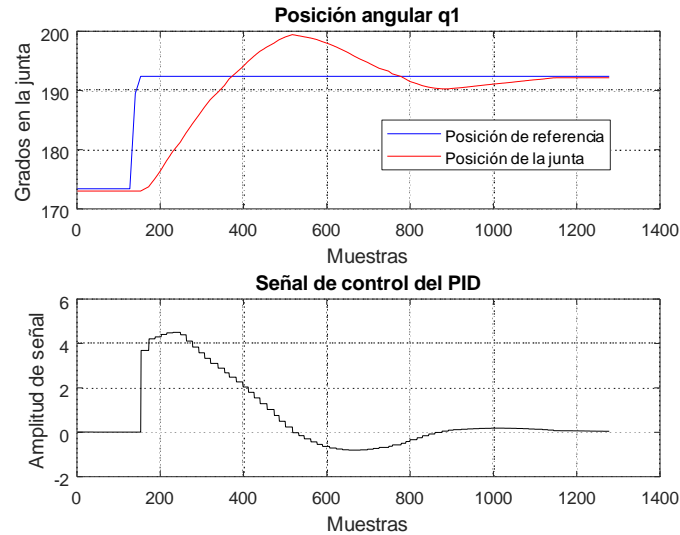


Figura 6.23: Resultados de prueba de PID con entrada escalón del eslabón  $q_1$

A continuación se muestran los resultados de las pruebas del control de posición con el PID anteriormente explicado. Estas pruebas fueron realizadas únicamente enviando referencias al software de control, sin ninguna red neuronal operando ni sistemas de electromiografía.

Los resultados de la prueba con referencia escalón que corresponden al eslabón  $q_1$  se muestra en la Figura 6.23; en dicha figura se muestran los datos de la referencia de entrada al sistema de control (azul) y la respuesta del exoesqueleto (rojo). En la gráfica inferior de la misma figura, se muestra la señal del PID que corresponda a la salida del algoritmo de control. De la misma forma se muestra el resultado con referencia escalón para el eslabón  $q_2$  que se muestra en la Figura 6.24.

La siguiente prueba es el seguimiento de la referencia, donde la señal de entrada varía constantemente y el sistema de control debe de variar la posición del exoesqueleto de igual forma. El resultado de la prueba, como en la anterior, se muestra para  $q_1$  en la Figura 6.25 y para  $q_2$  en la Figura 6.26.

Por último, se realizó una prueba donde la entrada de referencia se mantiene fija, pero al sistema se le introduce una perturbación en forma de torsión física directamente sobre los eslabones. En la Figura 6.27 se muestra el resultado donde se ve la variación de la posición del exoesqueleto, manteniéndose la referencia física en línea recta. Estos cambios de posición debido a la perturbación son corregidos por el sistema de control donde su señal de salida también se muestra como en las gráficas anteriores.

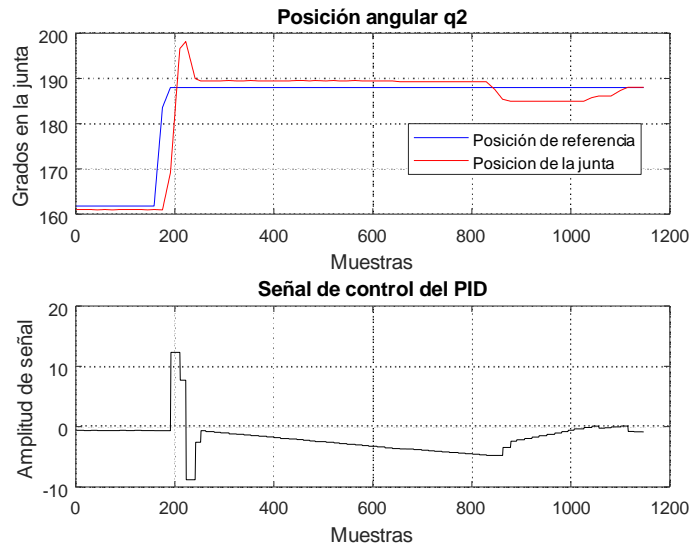


Figura 6.24: Resultados de prueba de PID con entrada escalón del eslabón q2

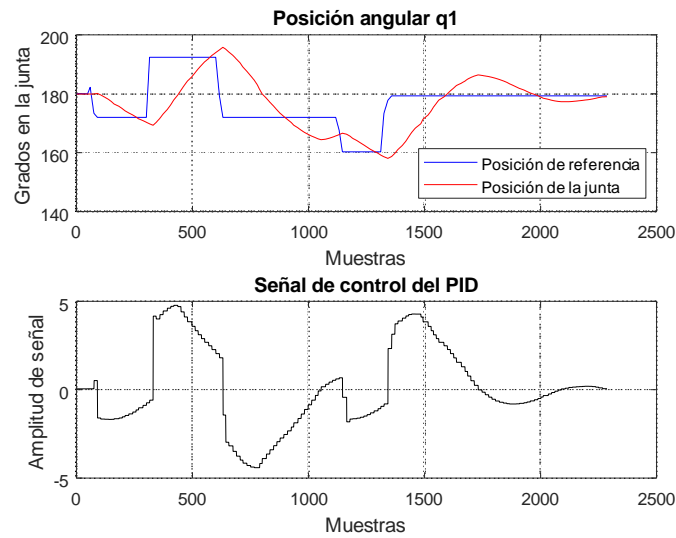


Figura 6.25: Resultados de prueba de PID con seguimiento de referencia del eslabón q1

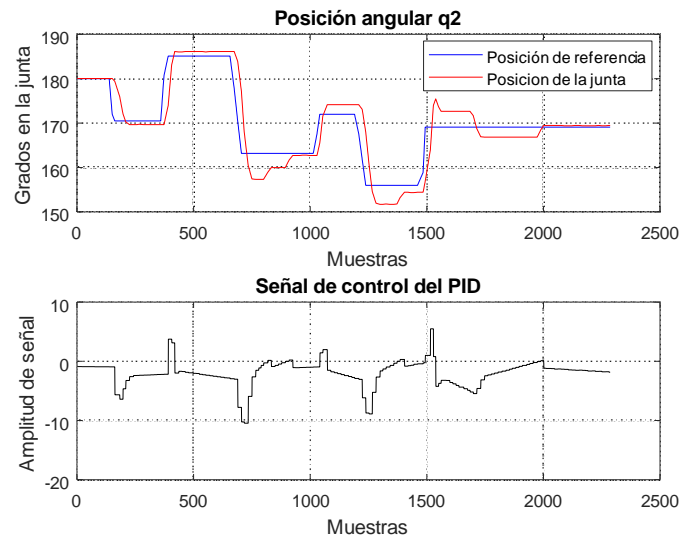


Figura 6.26: Resultados de prueba de PID con seguimiento de referencia del eslabón q2

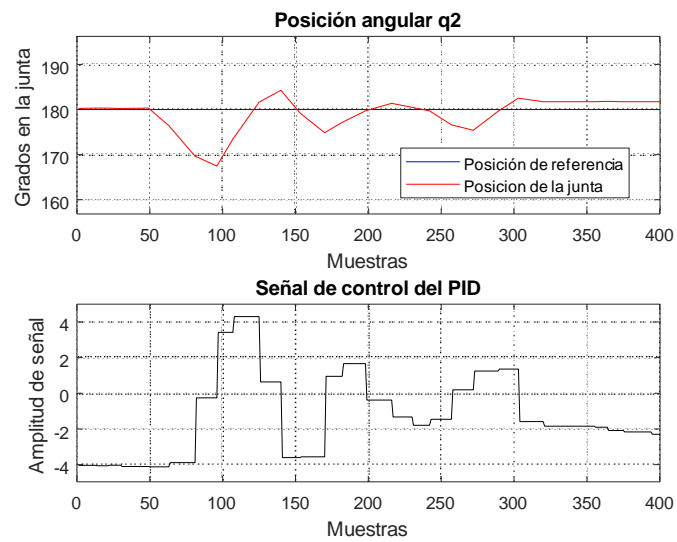


Figura 6.27: Resultados de prueba de PID con perturbación externa del eslabón q2



Figura 6.28: Exoesqueleto montado en el usuario

### Redes neuronales

El proceso de experimentación se realizó en tres etapas:

1. Adquisición de datos de movimiento y EMG
2. Entrenamiento *offline*
3. Prueba de identificación del sistema

En la primera etapa, el exoesqueleto fue montado en su totalidad y los electrodos EMG en el usuario para obtener los datos de movimiento y señales electromiográficas las cuales fueron almacenadas en el archivo binario para entrenar las redes neuronales. En la segunda etapa se realizó el entrenamiento de las redes identificadoras y posteriormente de la red combinadora para finalmente probar la identificación de las señales y el movimiento del hombro.

En la Figura 6.30 se muestra un movimiento semicircular del brazo y en la Figura 6.31 un movimiento en Z invertida del mismo.

En el caso de la Z invertida, la identificación por parte de las redes neuronales muestra un error acumulativo mayor que en el caso del semicírculo, pero es claro que la silueta del movimiento se conserva.

Al observar la velocidad estimada por las redes neuronales en la Figura 6.32 se muestra una mayor aproximación a la velocidad real mientras que en la Figura 6.33, la red neuronal omite algunos cambios de velocidad durante el movimiento.

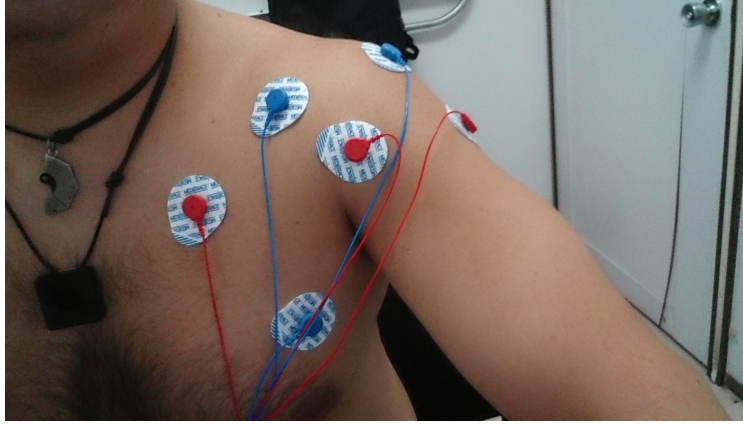


Figura 6.29: Electrodo de EMG ubicado en el usuario

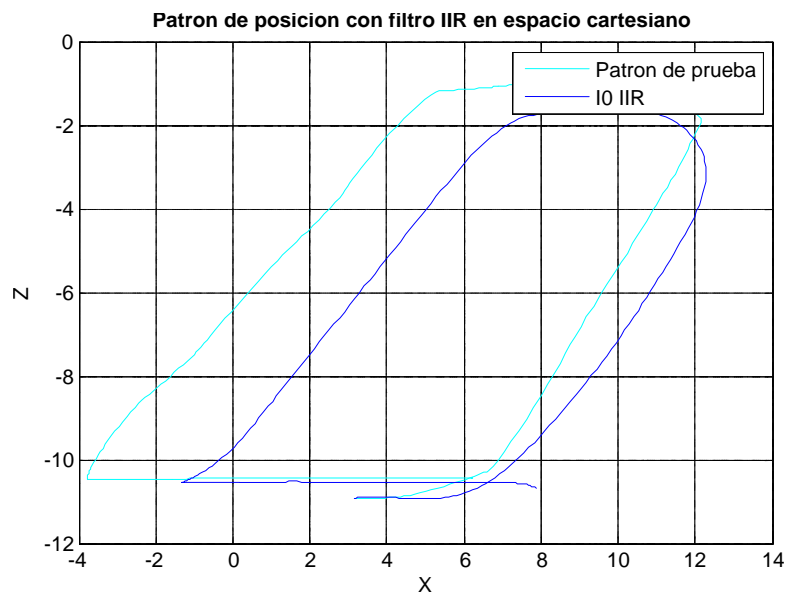


Figura 6.30: Movimiento de prueba 1: Posición real vs Posición estimada

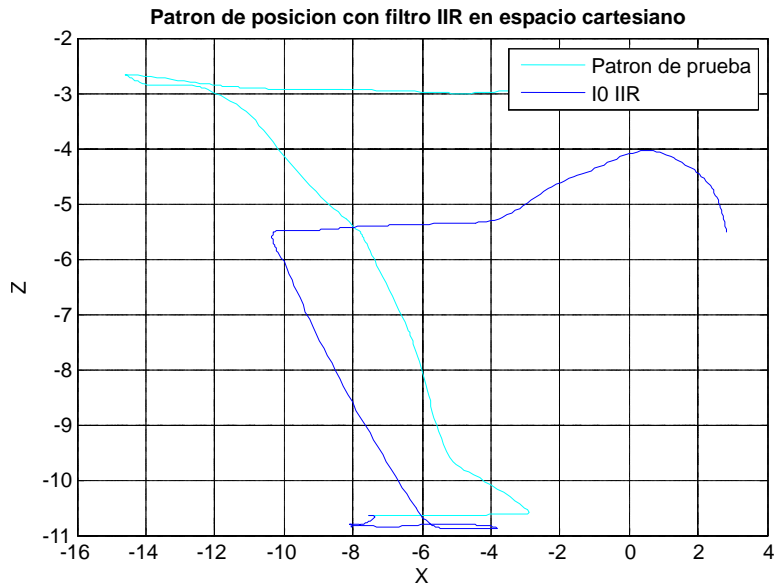


Figura 6.31: Movimiento de prueba 2: Posición real vs Posición estimada

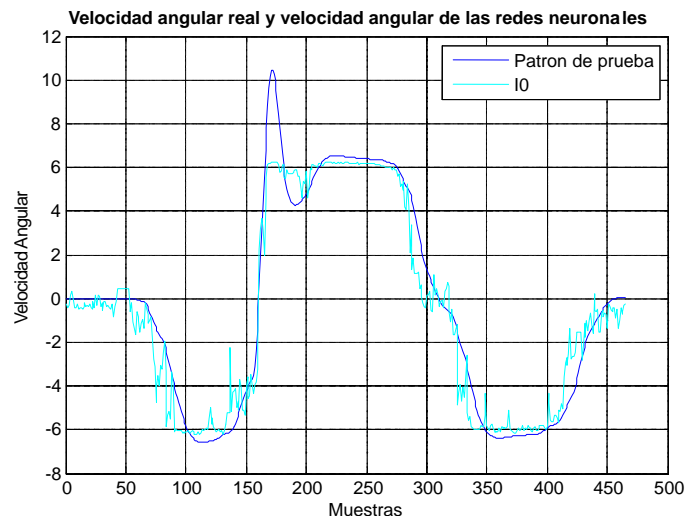


Figura 6.32: Movimiento de prueba 1: Velocidad real vs velocidad estimada

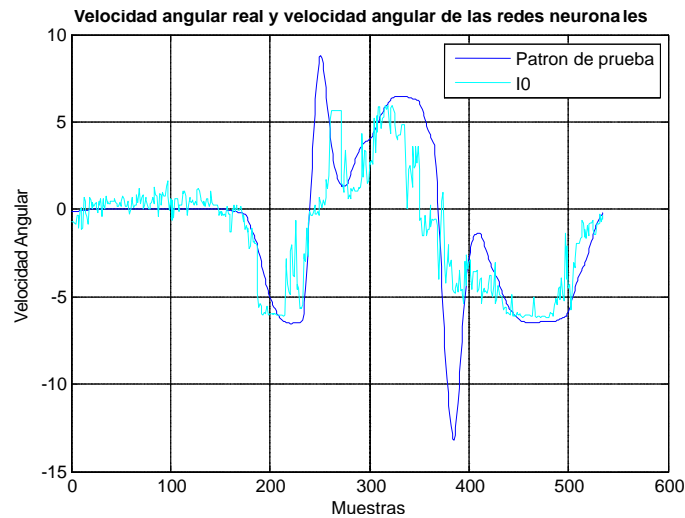


Figura 6.33: Movimiento de prueba 2: Velocidad real vs velocidad estimada

Esto es debido a que el número de electrodos usados para obtener la información de la actividad muscular era de solo 3 canales para solo 3 músculos cuando el hombro existen 14 músculos que intervienen en su movimiento.

### Resultados de la prueba de integración

La prueba integral consistió en el funcionamiento de todos los elementos en conjunto. La particularidad de esta prueba, mostrada en la Figura 6.40, es que el exoesqueleto no está puesta en el usuario. El exoesqueleto se mueve independientemente al usuario del que se obtienen las señales EMG. Esta prueba tiene como fin el de hacer una apreciación cualitativa del rendimiento de las redes neuronales.

En la Figura 6.41 se muestra el tipo de movimiento que se realiza con el hombro del usuario, mientras que en la Figura 6.42, se muestra el resultado del movimiento del exoesqueleto en respuesta de las señales EMG recogidas, analizadas por las redes neuronales y finalmente el exoesqueleto.

De igual forma, la Figura 6.43 representa un movimiento en diagonal, se relaciona con la salida mostrada en la Figura 6.44, y por último la Figura 6.45 donde es un movimiento recto en horizontal y, su salida en el exoesqueleto con la Figura 6.46 y la Figura 6.47.



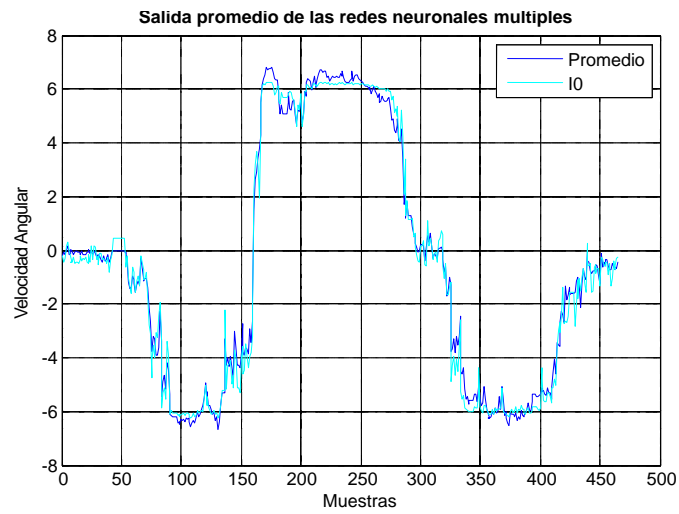


Figura 6.34: Movimiento de prueba 1: Red combinadora vs Promedio

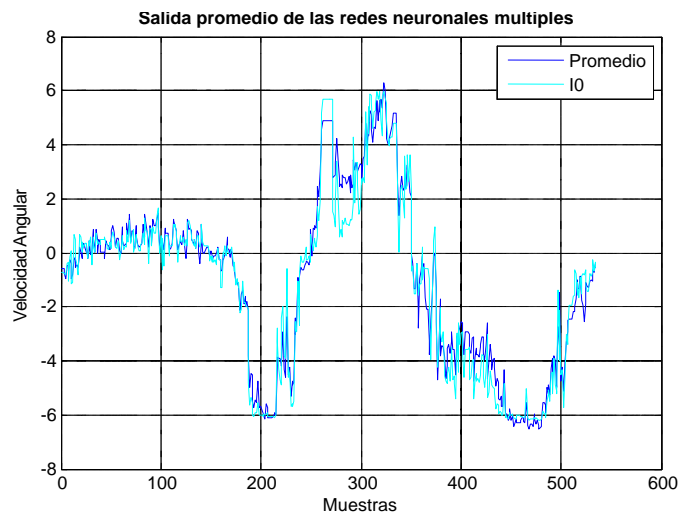


Figura 6.35: Movimiento de prueba 2: Red combinadora vs Promedio

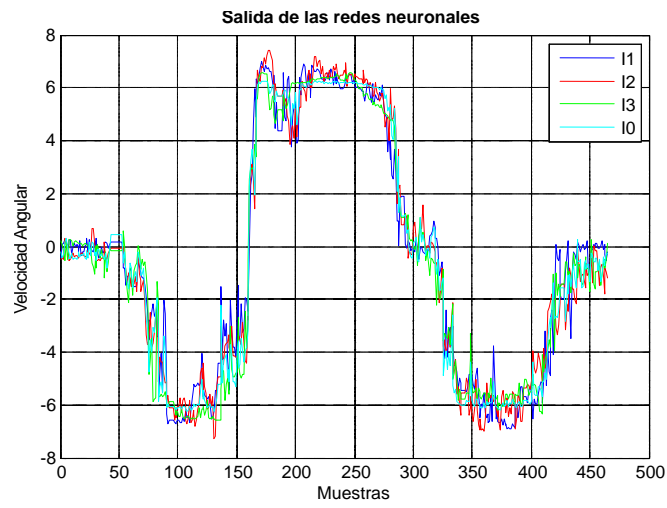


Figura 6.36: Movimiento de prueba 1: Salida de las redes neuronales

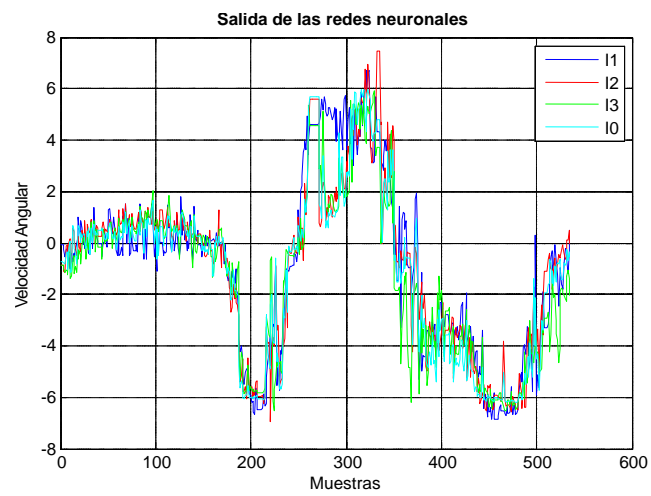


Figura 6.37: Movimiento de prueba 2: Salida de las redes neuronales

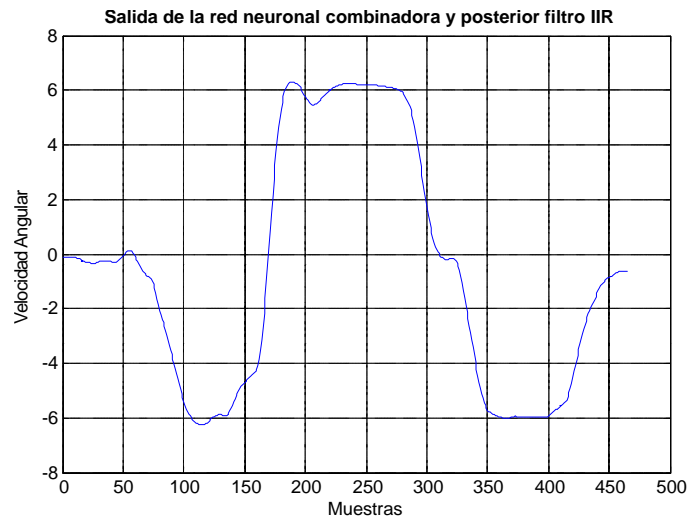


Figura 6.38: Movimiento de prueba 1: Salida de red neuronal y posterior filtro pasa bajos

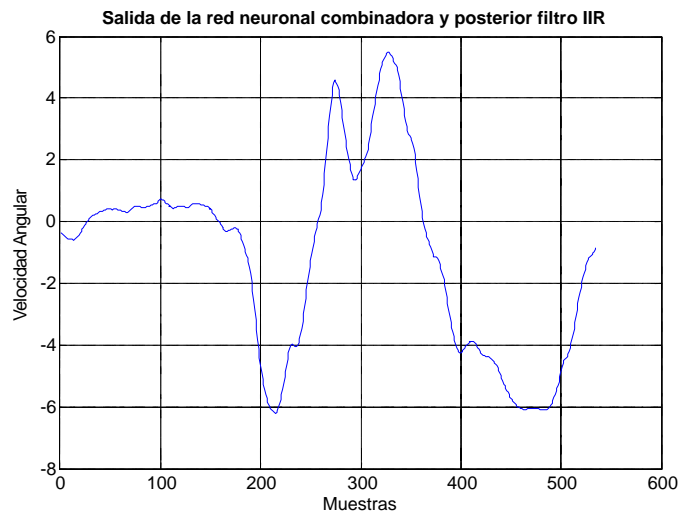


Figura 6.39: Movimiento de prueba 2: Salida de red neuronal y posterior filtro pasa bajos

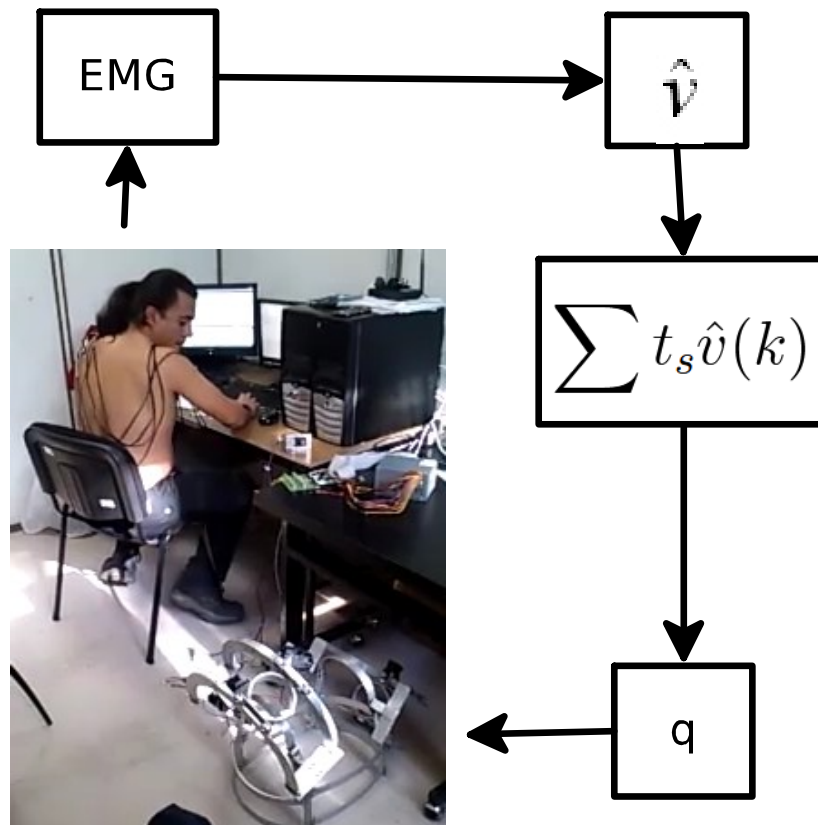


Figura 6.40: Prueba de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto



Figura 6.41: Movimiento de semicírculo de prueba

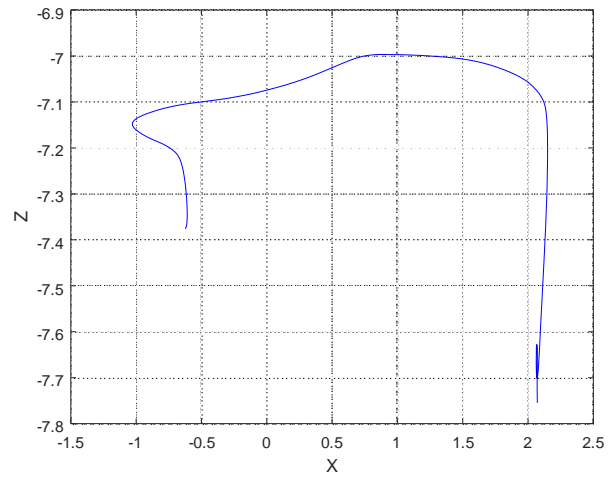


Figura 6.42: Resultado 1 de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto

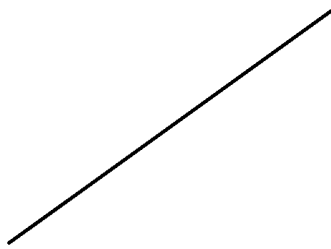


Figura 6.43: Movimiento en diagonal de prueba

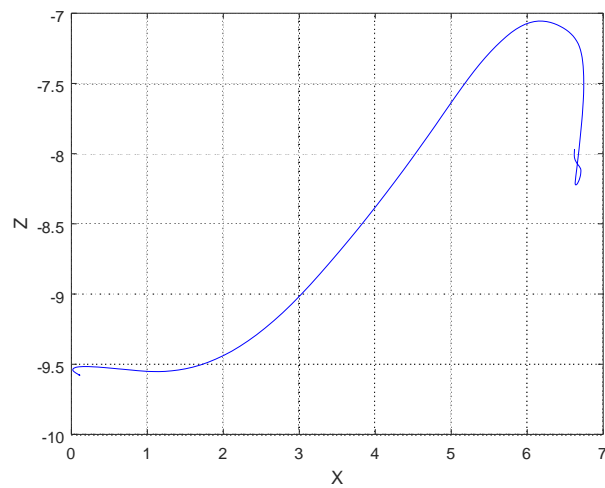


Figura 6.44: Resultado 2 de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto

---

Figura 6.45: Movimiento en horizontal de prueba

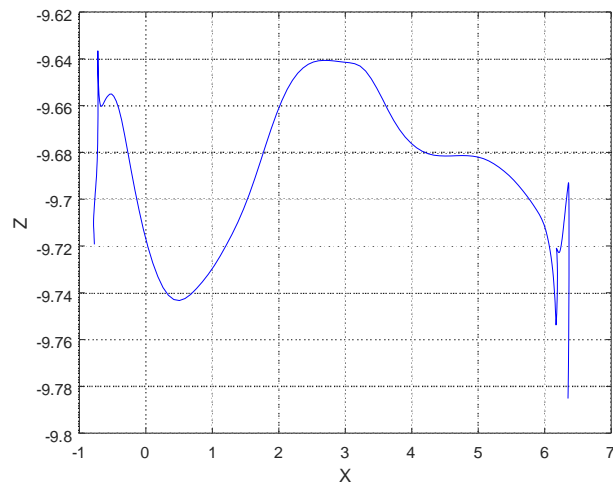


Figura 6.46: Resultado 3 de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto

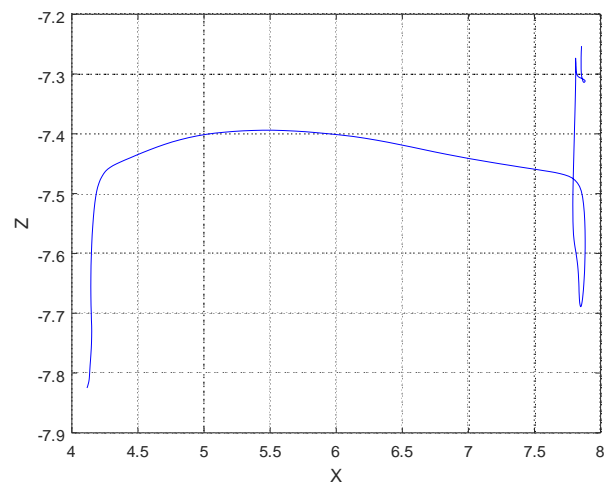


Figura 6.47: Resultado 4 de movimiento del exoesqueleto en lazo abierto

# Capítulo 7

## Conclusiones y trabajo futuro

Como se planteó en los capítulos *Análisis de un robot de 2DOF con junta esférica y Diseño del exoesqueleto*, el exoesqueleto desarrollado debe cumplir el objetivo de eliminar las indeterminaciones encontradas en otras configuraciones de exoesqueletos y evitar la reconfiguración de las articulaciones en determinadas zonas del área de trabajo o cambios de dirección del efector en una trayectoria. Esto se demuestra que dos grados de libertad en configuración de junta universal es viable para este fin, por lo que se plantean las siguientes recomendaciones:

1. Reduciendo las dimensiones de algunas estructuras, por ejemplo la cremallera, se incrementa el área de trabajo. Eliminar el riel de apoyo inferior de la cremallera permitiría el brazo tuviera una menor distancia del torso durante la aducción.
2. El uso de materiales más rígidos, como el acero, permite reducir la estructura en general; esto es por que las piezas tienen flexión, coeficiente de corte y deformación en función al material que las constituyen, lo que permite que las piezas sean de menor volumen. En las pruebas, el exoesqueleto causó fatiga al usuario después de un tiempo prolongado de uso debido al peso y el diseño de los soportes de la estructura sobre los hombros del usuario.. El tiempo de tolerancia fue de aproximadamente 30 minutos.
3. Se debe considerar en el diseño la disposición de los sensores EMG. En la práctica los sensores EMG y la estructura del exoesqueleto se interferían físicamente, resultando desprendimiento y maltrato de los sensores, esta situación debe resolverse de forma prioritaria en una siguiente versión del exoesqueleto si se pretende usar sensores EMG.

Como en el diseño de las redes neuronales no existe un método o modelo que permita relacionar la estructura de una red con la tarea que se le asigna, se deben determinar las especificaciones (número de capas y tamaño de las mismas) de la red neuronal con el método de prueba y error. Por este motivo, durante el desarrollo de las redes neuronales que identificarían el modelo que relaciona las señales EMG con el movimiento del hombro fue necesario probar y experimentar diferentes redes neuronales para seleccionar una estructura específica, usando como parámetro de evaluación el valor de error promedio de varias estructuras. Durante este proceso se observó que algunas estructuras específicas tenían un error reducido en determinadas situaciones con las señales de entrada, mientras otras estructuras presentaban el mismo comportamiento en situaciones diferentes a la primera. Este fenómeno se presentó de igual forma usando la misma estructura pero variando las condiciones iniciales de los pesos  $W$  antes de cada proceso de entrenamiento. Se pudo concluir, para el diseño de una red neuronal que mejorara el rendimiento de identificación en relación a otros experimentos similares, era necesario el uso de múltiples redes neuronales para identificar de forma más precisa el modelo EMG-movimiento del hombro. Existen teorías determinísticas para obtener salidas de mejor convergencia provenientes de múltiples redes neuronales, las cuales fueron tomadas como base para la inclusión de una red neuronal adicional que sirviera de combinadora de las señales de salida de las redes neuronales identificadoras.

Otro aspecto que se determinó durante la experimentación fue que la identificación de señales EMG es un fenómeno con muchas variables variantes en el tiempo, pues son afectadas en amplitud, forma y *offset* mismos que responden, a su vez a factores como estrés, cansancio, humedad de la piel y permeabilidad de la misma. Esto permitió que me planteara que nuevas preguntas como: ¿Cómo calcular y compensar el *offset* en tiempo real? ¿Que factores se implican en el *offset*? ¿Es posible modelar o identificar con redes neuronales estas perturbaciones? Estas preguntas dan inicio a futuras investigaciones que podrían dar contribuciones no solo al desarrollo de exoesqueletos, si no a la identificación de señales EMG involucradas en el resto de las extremidades del cuerpo humano.

Asunto aparte es la existencia de otras alternativas en la detección e identificación de señales del sistema nervioso, siendo el de gran interés, para mí, el obtener las señales de la corteza cerebral que controlan las extremidades, dado que esto permitiría la operación de un exoesqueleto en personas parapléjicas o incluso la teleoperación de robots antropomórficos. Sin embargo, llevar a cabo la experimentación en esta área se requiere el uso de instrumentación específica que resuelva los problemas anteriormente planteados para obtener las señales de la corteza cerebral de forma precisa, de esta hipótesis se plantea la siguiente



pregunta: ¿Es posible identificar un sistema EMG-Cerebral y la fuerza muscular?

En esta tesis, las pruebas de identificación se realizaron con equipo de instrumentación para propósito general y un limitado número de electrodos para adquirir datos de los músculos. En consecuencia se tienen errores en los movimientos reflejados en el exoesqueleto debido a que existen más músculos implicados en el movimiento del hombro. Las pruebas fueron satisfactorias en la identificación de los movimientos del hombro en función de las señales EMG, pero la convergencia puede ser incrementada considerablemente al tener más señales de entrada de las redes neuronales.

El desarrollo de un traje flexible con los electrodos incrustados a la medida del usuario sería una solución factible para facilitar la colocación de los mismos, pero, sobre todo asegurar que sean puestos exactamente en la posición donde fueron fijados anteriormente para que los valores  $W$  de los pesos de las redes neuronales sigan siendo válidos.



# Bibliografía

- [1] W.Yu, Nonlinear PD regulation for ball and beam system, *International Journal of Electrical Engineering Education*, Vol. 46, No.1, 59-73, 2009
- [2] S. Awtar, C. Bernard, N. Boklund, A. Master, D. Ueda, K. Craig, Mechatronic design of a ball-on-plate balancing system, *Mechatronics*, vol. 12, no. 2, pp. 217-228, 2002.
- [3] R.Kelly, Global Positioning on Robot Manipulators via PD control plus a Classs of Nonlinear Integral Actions, *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol.43, No.7, 934-938, 1998.
- [4] J. H. Park, Y. J. Lee, Robust visual servoing for motion control of the ball on a plate *Mechatronics*, vol. 13, no. 7, pp. 723-738, 2003.
- [5] D. Casagrande, A. Astolfi, and T. Parisini, Switching-driving lyapunov function and the stabilization of the ball-and-plate system, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 54, no. 8, pp. 1881-1886, 2009.
- [6] J.E.Slotine, and W.Lin, Adaptive Manipulator Control: A Case Study, *IEEE Trans. on Automat. Contr.*, Vol. 33, 995-1003, 1988.
- [7] S.Galvan, M.Moreno, J.Rubio, F.Ortiz, W.Yu, C.Aguilar, Dual PD Control Regulation with Nonlinear Compensation for a Ball and Plate System, *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering* Volume 2014, Article ID 894209, 10 pages
- [8] D.Dawson, Z.Qu and M.Bridge, "Hybrid adaptive control for the tracking of rigid-link flexible-joint robots", in *Modelling and Control of Compliant and rigid Motion Systems*, 1991 ASME Winter Annual Meeting, Atlanta GA, pp. 95-98, 1991.
- [9] H.Date, M.Sampegi, M. Ishikawa, M.Koga, Simultaneous control of position and orientation for ball-plate manipulation problem based on time-State control form, *IEEE*

- Transactions on Robotics and Automation*, Volume: 20 , Issue: 3, Page(s): 465 - 480, 2004
- [10] X. Fan, N. Zhang, and S. Teng, Trajectory planning and tracking of ball and plate system using hierarchical fuzzy control scheme, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 144, no. 2, pp. 297-312, 2004.
- [11] W.G. Hurley, Electromagnetic design of a magnetic suspension system, *IEEE Trans. on Education*, Vo.40 No.2, 124-130, 1997
- [12] M. Zribi, M. Karkoub, and L. Huang, Modelling and control of two robotic manipulators handling a constrained object, *Applied Mathematical Modelling*, vol. 24, no. 12, pp. 881-898, 2000.
- [13] G.Oriolo, M.Vendittelli, A framework for the stabilization of general nonholonomic systems with an application to the plate-ball mechanism, *IEEE Transactions on Robotics*, Volume: 21 , Issue: 2, Page(s): 162 - 175, 2005
- [14] F.L.Lewis, A.Yesildirek and K.Liu, Multilayer Neural-Net Robot Controller with Guaranteed Tracking Performance, *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol.7, No.2, 388-399, 1996.
- [15] M.Quigley, A.Asbeck, and A.Ng, A Low-cost Compliant 7-DOF Robotic Manipulator, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 6051-6058, Shanghai, China, 2011
- [16] W.-J. Kang, C.-K. Chengf, J.-S. Lai, J.-R. Shiu and T.S. Kuo, A comparative analysis of various EMG pattern recognition methods, *Med. Eng Phys.* Vol. 18, No. 5, pp, 390-395, 1996
- [17] Wirta RW, Taylor DR, Finley FR. Pattern recognition arm prostheses: a historical perspective - a final report. *Bull Prothes Res*, 1978; 10-30: S-35.
- [18] Saridis GN, Gootee TP. EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm, *IEEE Trans Biomed Eng*, 1982; BME29: 403-12.
- [19] Graupe D. EMG pattern analysis for patient-responsive control of FES in paraplegics for walker-supported walking, *IEEE Trans Biomed Eng* 1989; BME36: 711-9.

- [20] Graupe D, Cline W. Functional separation of EMG signals via ARMA identification methods for prosthesis control purposes. *IEEE Trans Syst Man Cybern* 1975; SMG5: 252-9.
- [21] Graupe D, Salahi J, Kohn KH. Multifunctional prosthesis and orthosis control via micro-computer identification of temporal pattern differences in single-site myoelectric signals. *J. Biomed. Engng*, 1982;JBE-4:17-22.
- [22] D. Graupe, J. Magnussen and A. A. Beex, A microprocessor system for multifunctional control of upper-limb prostheses via myoelectric signal identification, *IEEE Trans. Automat. Contrl*, vol. AC-23 pp. 538-544, Aug. 1978.
- [23] Gwo-Ching Chang, Wen-Juh Kang, Jer-Junn Luh, Cheng-Kung Chengt, JinShin Laix, Jia-Jin J. Chen and Te-Son Kuo, Real-time implementation of electromyogram pattern recognition as a control command of man-machine interface. *Med. Eng Phys.* Vol. 18, No. 7, pp. 529-537, 1996
- [24] Atal BS, Effectiveness of linear prediction characteristics of the speech wave for automatic speaker identification and verification. *J Acoust Sot Amer*, 1974; 55: 1304-12.
- [25] Furui S. Cepstral analysis technique for automatic speaker verification. *IEEE Tran Acoust Speech Signal Process*, 1981; ASSP-29: 254-72.
- [26] Z.P.Jiang and Y.Wang, Input-to-State Stability for Discrete-Time Nonlinear Systems, *Automatica*, Vol.37, No.2, 857-869, 2001.
- [27] Hogan N. A review of the methods of processing EMG for use as a proportional control signal. *Biomed Eng* 1976;10: 81-6.
- [28] Hudgins B, Parker P, Scott RN. A new strategy for multifunction myoelectric control. *IEEE Trans Biomed Eng*, 1993; BME-40: 82-94.
- [29] Doerschuk PC, Gustafson KE, Willsky AS. Upperextremity limb function discrimination using EMG signal analysis. *IEEE Trans Biomed Eng* 1983; BME-30: 18-28.
- [30] Kang WJ, Shiu JR, Cheng CK, Lai JS, Tsao HW and Kuo TS. The application of cepstral coefficients and maximum likelihood method in EMG pattern recognition. *IEEE Trans Biomed Eng* 1995; BME-42: 777-85.

- [31] Kelly MF, Parker PA, Scott RN. The application of neural networks to myoelectric signals analysis: a preliminary study. *IEEE Trans Biomed Eng* 1990; BME37: 221-9.
- [32] Silvestro Micera, Angelo M. Sabatini, Paolo Dario, An algorithm for detecting the onset of muscle contraction by EMG signal processing, *Med. Eng. Phys.* 20 (1998) 211–215
- [33] Zardoshti-Kermani M, Wheeler BC, Badie K, Hashemi RM. EMG feature evaluation for movement control of upper extremity prostheses. *IEEE Trans. Rehab. Eng.* 1995;RE-3(4):324–33.
- [34] Hodges PW, Hui BH. A comparison of computer-based methods for the determination of onset muscle contraction using electromyography. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 1996;ECN-101:511–9.
- [35] Di Fabio RP. Reliability of computerised surface electromyography for determining the onset of muscle activity. *Phys. Ther.* 1987;PT-67:43–8.
- [36] Bogey RA, Barnes LA, Perry J. Computer algorithms to characterize individual subject EMG profiles during gait. *Arch. Phys. Med. Rehab.* 1992;APMR-73:835–41.
- [37] Latwesen A, Patterson PE. Identification of lower arm motions using the EMG signals of shoulder muscles. *Med. Eng Phys.* 1994;16(1):113–21.
- [38] Parker P, Hudgins B, Scott RN. A new strategy for multifunctional myoelectric control. *IEEE Trans. Biomed. Eng* 1993;BME-40(1):82–94.
- [39] Van Trees HL. Detection, estimation, and modulation theory-Part I. New York: Wiley, 1968.
- [40] Silvestro Micera, Angelo M. Sabatini, Paolo Dario, Bruno Rossi, A hybrid approach to EMG pattern analysis for classification of arm movements using statistical and fuzzy techniques, *Medical Engineering & Physics* 21 (1999) 303–311
- [41] Sherif XH, Gregor RJ, Lyman J. Effects of load on myoelectric signals: the ARIMA representation. *IEEE Trans Biomed Eng* 1981;28:411–6.
- [42] Paiss O, Inbar GF. Autoregressive modeling of surface EMG and its spectrum with application to fatigue. *IEEE Trans Biomed Eng* 1987;34:761–70.

- [43] Hefftner G, Zucchini W, Jaros GG. The electromyogram (EMG) as a control signal for functional neuromuscular stimulation part I: autoregressive modelling as a means of EMG signature discrimination. *IEEE, Trans Biomed Eng* 1988;35:230–7.
- [44] Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation. *New York: IEEE Press*, 1994.
- [45] Kosko B. Fuzzy engineering. *New York: Prentice Hall*, 1996.
- [46] Sukhan Lee, George N. Saridis. The Control of a Prosthetic Arm by EMG Pattern Recognition, *IEEE Transactions on automatic control*, vol. AC-29, no. 4, april 1984
- [47] R. W. Wirta, D. R. Taylor and F. R. Finley, Pattern recognition arm prostheses: A historical perspective-A final report, *Bull. Prosthes. Res.* pp. 8-35. Fall 1978.
- [48] George N. Saridis, Thomas P. gootee, EMG Pattern Analysis and Classification for a Prosthetic Arm, *IEEE Transactions on biomedical engineering*, vol. BME-29, no. 6, june 1982
- [49] G. N. Saridis and M. A. Newman, Upper limb EMG statistical analysis, *in Proc. MID-CON* 1979, Chicago, IL, Nov. 1979.
- [50] S. C. Jacobsen and R. W. Mann, Control systems for artificial arm, *in Proc. IEEE Conf. on SMC*, Nov. 1973.
- [51] S. C. Jacobsen, D. F. Knutti, R. T. Johnson and H. H. Sears, Development of the Utah artificial arm, *IEEE Trans. Biomed.Eng.*, vol BME-29, pp. 249-269, Apr. 1982.
- [52] Aaron J. Young, Lauren H. Smith, Elliott J. Rouse and Levi J. Hargrove, Classification of Simultaneous Movements Using Surface EMG Pattern Recognition, *IEEE Transactions on biomedical engineering*, vol. 60, no. 5, may 2013
- [53] T. W. Williams, “Control of powered upper extremity prostheses,” in Functional Restoration of Adults and Children with Upper Extremity Amputation, R. H.Meier and D. J. Atkins, *Eds. New York: DemosMedical Publishing*, 2004, pp. 207–224.
- [54] S. Muceli, “Multichannel surface EMG based estimation of bilateral hand kinematics during movements at multiple degrees of freedom,” in Proc. Annu. Int. Conf. *IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, Buenos Aires, Argentina, 2010, pp. 6066–6069.

- [55] J. L. G. Nielsen, “Simultaneous and proportional force estimation for multifunction myoelectric prostheses using mirrored bilateral training,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 3, pp. 681–688, Mar. 2011.
- [56] J. J. Baker et al., “Continuous detection and decoding of dexterous finger flexions with implantable myoelectric sensors,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 18, no. 4, pp. 424–432, Aug. 2010.
- [57] Paul McCool, Navin Chatlani, Lykourgos Petropoulakis, John J. Soraghan, Radhika Menon, and Heba Lakany, "Lower Arm Electromyography (EMG) Activity Detection Using Local Binary Patterns", *IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, vol. 22, no. 5, september 2014
- [58] E. David Sherman, “A Russian bioelectric-controlled prosthesis,” *Can. Med. Assoc. J.*, pp. 1268–1270, Dec. 12, 1964.
- [59] T. Ojala, M. Pietikäinen, and T. Mäenpää, “Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with Local Binary Patterns,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, no. 7, pp. 971–987, Jul. 2002.
- [60] N. Chatlani and J. Soraghan, “Local binary patterns for 1-D signal processing,” in *Proc. 18th Eur. Signal Process. Conf.*, Aug. 23–27, 2010, pp. 95–99.
- [61] S. E. Fasoli, H. I. Krebs, J. Stein, W. R. Frontera, and N. Hogan, “Effects of robotic therapy on motor impairment and recovery in chronic stroke”, *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 84, pp. 477–482, 2003.
- [62] H. I. Krebs, B. T. Volpe, M. Ferraro, S. Fasoli, J. Palazzolo, B. Rohrer, L. Edelstein, and N. Hogan, “Robot-aided neuro-rehabilitation: From evidence-based to science-based rehabilitation,” *Topics Stroke Rehabil.*, vol. 8, no. 4, pp. 54–68, 2002.
- [63] N. Hogan, H. I. Krebs, J. Charnnarong, P. Srikrishna, and A. Sharon, “MITMANUS: A workstation for manual therapy and training. I,” *IEEE Int. Workshop Robot Hum. Commun.*, Sep. 1992, pp. 161–165.
- [64] D. J. Reinkensmeyer, N. Hogan, H. I. Krebs, S. L. Lehman, and P. S. Lum, “Rehabilitators, robots, and guides: New tools for neurological rehabilitation,” *Biomechanics and Neural Control of Posture and Movement*, J. M. Winters and P. E. Crago, Eds. New York: Springer-Verlag, 2000, ch. 38.



- [65] R. Loureiro, F. Amirabdollahian, M. Topping, B. Driessen, and W. Harwin, "Upper limb robot mediated stroke therapy—GENTLE/s approach," *Special Issue Rehabil. Robot. J. Auton. Robots*, vol. 15, pp. 35–51, 2003.
- [66] D. W. Repperger, B. O. Hill, C. Hasser, M. Roark, and C. A. Phillips, "Human tracking studies involving an actively powered augmented exoskeleton," *15th Southern Biomed. Eng. Conf.*, 1996, pp. 28–31.
- [67] A.S. Morse, D.Q. Mayne and G.C. Goodwin, applications of hysteresis switching in parameter adaptive control, *IEEE Trans. on Automatic Control*, Vol.37, No.9, 1992.
- [68] H. Kazerooni, "The human amplifier technology at the University of California, Berkeley," *Robot. Auton. Syst.*, vol. 19, pp. 179–187, 1996.
- [69] A. Frisoli, F. Rocchi, S. Marcheschi, A. Dettori, F. Salsedo, and M. Bergamasco, "A new force-feedback arm exoskeleton for haptic interaction in virtual environments," *1st Joint Eurohaptics Conf. Symp. Haptic Interfaces Virtual Environ. Teleoperator Syst.*, Mar. 2005, pp. 195–201.
- [70] M. Bergamasco, B. Allotta, L. Bosio, L. Bosio, L. Ferretti, G. Parrini, G. M. Prisco, F. Salsedo, and G. Sartini, "An arm exoskeleton system for teleoperation and virtual environments applications," *IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, vol. 2, 1994, pp. 1449–1454.
- [71] B. M. Jau, "Anthropomorphic exoskeleton dual arm/hand telerobot controller," *IEEE Int. Workshop Intell. Robots*, 1988, pp. 715–718.
- [72] D. G. Caldwell, O. Kocak, and U. Andersen, "Multi-armed dexterous manipulator operation using glove/exoskeleton control and sensory feedback," *IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robots Syst. 1995, Hum. Robot Interaction Cooperative Robots*, vol. 2, pp. 567–572.
- [73] Joel C. Perry, Jacob Rosen and Stephen Burns, "Upper-Limb Powered Exoskeleton Design", *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 12, no. 4, august 2007
- [74] Kazuo Kiguchi, Toshio Fukuda, "A 3DOF Exoskeleton for Upper-Limb Motion Assist - Consideration of the Effect of Bi-Articular Muscles", *IEEE International Conference on Robotics and automation*, New Orleans, LA, April 2004

- [75] Jacob Rosen, Moshe Brand, Moshe B. Fuchs and Mircea Arcan, "Myosignal-Based Powered Exoskeleton System", *IEEE Transaction on systems, man and cybernetics - part A: systems and humans*, vol. 31, no. 3, may 2001
- [76] E. Kreighbaum and K. M. Barthels, "Biomechanics: a qualitative approach for studying human movement", 4th Ed. Boston: Allyn and Bacon, 1996.
- [77] A Barrientos, LF Peñín, C Balaguer, R Aracil, "Fundamentos de robótica", *McGraw-Hill*, Interamericana de España.
- [78] P. G. Morasso and V. Sanguineti, "Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering", *Editorial John Wiley & Sons, Inc.*, 2nd edition, 2006.
- [79] Eduardo Pró, "Anatomía Clínica", *Editorial Médica Panamericana*, 2nd edición, 2014.
- [80] William S. Pease, Henry L. Lew, Ernest W. Johnson, "Practical Electromyography", *Lippincott Williams & Wilkins*, 4th edition, 2007.
- [81] Subir Kumar Saha, "Introducción a la robótica", *Mc Graw Hill*, primera edicion en español, 2010.
- [82] Allen S. Hall, Alfred R. Holowenko, Herman G. Laughlin, "Teoría y problemas de diseño de máquinas", *Mc Graw Hill*, primera edicion , 1971.
- [83] Miguel Ferrer Ballester, José Luis Macías Serra, Frederic Marimón Carvajal, M. Magdalena Pastor Artigues, Francesc Roure Fernández, Lluís Vilaseca Vilanova, Resistencia de materiales, Problemas resueltos", *Alfaomega Grupo Editor, S.A. de C.V.*, primera edicion , 2001.
- [84] William A. Nash, "Teoría y problemas de resistencia de materiales", *Mc Graw Hill*, primera edicion , 1970.