

文章编号:1001-9081(2014)03-0911-04

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2014.03.0911

基于差分进化的感应测井反演算法

熊 杰^{1,2*}, 邹长春³

(1. 长江大学 电子信息学院, 湖北 荆州 434023; 2. 长江大学 石油工业模型与计算技术研究所, 湖北 荆州 434023;

3. 中国地质大学 地球物理与信息技术学院, 北京 100083)

(* 通信作者电子邮箱 xiongjie494@gmail.com)

摘要:针对传统感应测井线性迭代反演受初始模型影响的问题,提出一种全局寻优的差分进化感应测井非线性反演算法。利用该反演算法对不同厚度二维轴对称地层模型进行反演研究,在无噪声情况下,反演结果和模型基本一致;在叠加 5%, 10% 和 15% 随机噪声后,对厚储层反演结果良好,对薄储层反演结果稍差。数值实验结果表明,该反演算法具有很好的全局寻优和抗噪声能力,能有效解决感应测井传统迭代反演对初始模型依赖的问题。

关键词:差分进化算法; 感应测井; 非线性反演; 抗噪声

中图分类号: TP18 文献标志码:A

Induction logging inversion algorithm based on differential evolution

XIONG Jie^{1,2*}, ZOU Changchun³

(1. School of Electronics and Information, Yangtze University, Jingzhou Hubei 434023, China;

2. Institute of Modeling and Computing Technology of Petroleum Industry, Yangtze University, Jingzhou Hubei 434023, China;

3. School of Geophysics and Information Technology, China University of Geosciences, Beijing 100083, China)

Abstract: An induction logging inversion algorithm based on the Differential Evolution (DE) was proposed to avoid the dependency of initial model. This inversion algorithm was applied to induction logging inversion on the 2-D axisymmetric models of different thickness layers, and yielded consistent results with the models in the noise-free case. When noises of 5%, 10% and 15% were added, the inversion results of thick reservoir remain fairly good but the results of thin reservoir became slightly inferior. The numerical experimental results demonstrate that the proposed inversion algorithm has the capabilities of global optimization and anti-noise. It is more independent of initial model than the traditional ones.

Key words: Differential Evolution (DE) algorithm; induction logging; nonlinear inversion; anti-noise performance

0 引言

感应测井是为解决裸眼井和油基泥浆井中的电阻率测量而发展起来的一种重要的电阻率测量方法^[1]。实际测得的感应测井曲线是井眼周围所有介质(钻井泥浆、侵入带、原状地层等)综合影响的结果,为了从中还原出井眼周围介质真实的电阻率空间分布,有必要开展感应测井反演研究。

作为地球物理反演问题的一个分支,感应测井反演同样具有高度非线性、多解性和病态性等特点。目前,感应测井反演主要采用线性迭代反演^[2-3],通过将非线性反演问题转换为线性反演问题迭代求解。线性迭代反演的原理是从某一初始模型出发,利用目标函数的梯度信息进行局部搜索,逐步修改模型,最终得到反演结果。给定不同的初始模型,会得到不同的反演结果,若初始模型取得不合适,则可能得到局部最优解,甚至有时会不收敛^[4]。全局搜索的非线性反演方法有望解决高度非线性、多解性和病态的地球物理反演问题^[5-8]。

差分进化(Differential Evolution, DE)^[9-10]是一类基于种群的启发式全局搜索技术,对于实值参数的优化具有较强的鲁棒性,在化工、电力、机械设计、现代农业、信号处理、生物信息、食品安全等领域得到广泛的应用^[11-12],近年来,DE 被逐

步应用到地球物理反演中^[8,13-17],但在感应测井反演领域,尚未见其他学者的文献报道^[18]。

本文针对感应测井传统线性迭代反演依赖初始模型的问题,提出一种基于差分进化的感应测井非线性反演算法。利用该算法对二维水平轴对称模型开展感应测井反演研究,并分析其抗噪声性能。

1 问题描述

本文研究国产 0.8 m 六线圈系在二维水平轴对称介质模型中的正反演问题,仪器参数见参考文献[18]。

1.1 感应测井正演模拟

在轴对称条件,考虑井眼和泥浆侵入情况,水平地层感应测井地电模型如图 1 所示。

图 1 所示 N 层地电模型可由如下模型向量表示:

$$\mathbf{m} = (R_{i1}, R_{i2}, \dots, R_{iN}, R_{o1}, \dots, R_{oN}, r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iN}) \quad (1)$$

其中: R_{ij} 分别为第 j 层的侵入带电阻率, R_{ij} 为第 j 层的原状地层电阻率, r_{ij} 为第 j 层的侵入半径。

感应测井正演可用如下的算子方程描述:

$$\mathbf{d} = A(\mathbf{m}) \quad (2)$$

其中: \mathbf{m} 是式(1)表示的地电模型向量; $\mathbf{d} = (R_{o1}, R_{o2}, \dots,$

收稿日期:2013-08-15;修回日期:2013-10-09。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61273179);湖北省教育厅重点项目(D20131206,20101304)。

作者简介:熊杰(1975-),男,湖北荆州人,副教授,博士,主要研究方向:地球物理正反演理论、智能算法; 邹长春(1969-),男,江西宜春人,教授,博士生导师,主要研究方向:地球物理测井、岩石物理。

R_{an}) 为正演计算得到的理论观测数据向量(感应测井视电阻率曲线); R_{aj} 为深度点 j 处的视电阻率; A 为模型空间到数据空间的泛函算子。

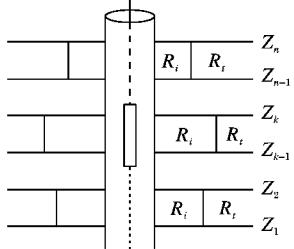


图 1 水平地层模型测井示意图

本文采用不完全 LU 分解与条件 BICGSTAB(Biconjugate Gradient Stabilized) 算法实现式(2)描述的感应测井二维 FDFD(Finite-Difference Frequency-Domain) 正演模拟, 该方法具有速度快、精度高和稳定性好等优点, 感应测井正演详细求解过程见参考文献[1]。

1.2 反演目标函数

反演是已知实际测量的感应测井曲线 \mathbf{d}^{obs} 和感应测井仪器参数, 反求井眼周围地电模型向量 \mathbf{m}^{est} , 使得模型向量 \mathbf{m}^{est} 通过正演式(2)计算得到的理论观测数据 $\mathbf{d}^{est} = A(\mathbf{m}^{est})$ 与实际观测值 \mathbf{d}^{obs} 之间拟合误差最小。因此, 本文定义反演目标函数如下:

$$f(\mathbf{m}^{est}) = \|\mathbf{d}^{obs} - A(\mathbf{m}^{est})\|^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

由于目标函数 $f(\mathbf{m}^{est})$ 的高度非线性和多极值特点, 后文将探讨如何设计基于差分进化的感应测井反演算法求解式(3)所述的最小化问题。

2 差分进化反演算法

2.1 差分进化算法

DE 算法首先在问题的可行解空间随机初始化种群 $\mathbf{X}^0 = [\mathbf{x}_1^0, \mathbf{x}_2^0, \dots, \mathbf{x}_{NP}^0]$, 其中 NP 为种群规模。每个个体用于表征最优化问题的一个可行解。对于 D 维连续优化问题, 第 k 代第 i 个个体表示为: $\mathbf{x}_i^k = (x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{iD}^k)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, NP$ 。算法的基本思想是对种群中的每个个体进行变异和交叉操作, 并选择变异前后的个体较优者进入下一代种群。具体而言, 首先根据式(4)对第 k 代的每一个个体 \mathbf{x}_i^k 实施变异操作, 得到与之对应的变异个体 \mathbf{v}_i^{k+1} :

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = \mathbf{x}_{i1}^k + F(\mathbf{x}_{i2}^k - \mathbf{x}_{i3}^k) \quad (4)$$

其中, $r_1, r_2, r_3 \in \{1, 2, \dots, NP\}$, 且 $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$, F 为变异因子。接着, 根据式(5)对 \mathbf{x}_i^k 及其变异的个体 \mathbf{v}_i^{k+1} 执行交叉操作, 生成实验个体 \mathbf{u}_i^{k+1} :

$$\mathbf{u}_i^{k+1} = \begin{cases} \mathbf{v}_i^{k+1}, & \text{rand}(ij) \leq CR \text{ 或 } j = \text{rand}(j) \\ \mathbf{x}_i^k, & \text{rand}(ij) > CR \text{ 或 } j \neq \text{rand}(j) \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\text{rand}(ij)$ 为 $[0, 1]$ 内的均匀分布随机数; $CR \in [0, 1]$ 为交叉概率, $\text{rand}(j)$ 为 $[1, D]$ 内的随机整数, 确保交叉后的个体 $\mathbf{u}_i^{(k+1)}$ 至少有一维数据来自于变异个体 $\mathbf{v}_i^{(k+1)}$, 以增加群体的多样性。然后, 根据式(6)在 \mathbf{x}_i^k 和 \mathbf{u}_i^{k+1} 中选择目标函数值较优的个体进入下一代种群:

$$\mathbf{x}_i^k = \begin{cases} \mathbf{u}_i^{k+1}, & f(\mathbf{u}_i^{k+1}) < f(\mathbf{x}_i^k) \\ \mathbf{x}_i^k, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

最后, 判断算法是否达到终止条件, 若新种群达到解的要求, 或者达到最大进化代数, 则结束; 否则开始新一轮的交叉、变异、选择操作。

2.2 基于 DE 的感应测井反演算法

感应测井反演的目标是找到合适的地电模型向量, 使得该模型对应的感应测井正演结果与实际观测数据吻合得最好。因此, 可以将感应测井反演问题看作无约束的非线性全局优化问题, 反演过程中, 用个体 \mathbf{x}_i 表示候选模型向量 $\mathbf{m}^{est} (\mathbf{x}_i^k = \mathbf{m}^{est})$, 个体的适应值由式(3)计算。基于 DE 的感应测井反演(Differential Evolution-based Induction Logging Inversion, DE-ILI) 算法步骤如下:

步骤 1 对于 N 层二维地电模型, 给定式(1)描述的模型参数的上下界, 给定种群规模 NP , 变异因子 F , 交叉因子 CR 等反演算法参数。

步骤 2 在模型参数上下界范围内, 随机初始化种群 $\mathbf{X}^0 = [\mathbf{x}_1^0, \mathbf{x}_2^0, \dots, \mathbf{x}_{NP}^0]$, 对应 NP 个初始模型参数 $[\mathbf{m}_1^0, \mathbf{m}_2^0, \dots, \mathbf{m}_{NP}^0]$ 。

步骤 3 对每个模型参数 \mathbf{m}_i^0 , 采用文献[1]描述的不完全 LU 分解预条件 BICGSTAB 算法计算感应测井正演响应 $\mathbf{d}_i^0 = A(\mathbf{m}_i^0)$ 。

步骤 4 根据式(3), 计算种群中每个模型的拟合误差(目标函数)。

步骤 5 按照式(4)~(6), 对每个模型进行变异、交叉、选择操作, 得到新一代种群:

$$[\mathbf{x}_1^{k+1}, \mathbf{x}_2^{k+1}, \dots, \mathbf{x}_{NP}^{k+1}] = [\mathbf{m}_1^{k+1}, \mathbf{m}_2^{k+1}, \dots, \mathbf{m}_{NP}^{k+1}]$$

步骤 6 对新一代种群中的每个模型参数 \mathbf{m}_i^{k+1} , 采用文献[1]描述的不完全 LU 分解预条件 BICGSTAB 算法计算其对应的感应测井正演响应 $\mathbf{d}_i^{k+1} = A(\mathbf{m}_i^{k+1})$ 。

步骤 7 按照式(3), 计算新一代种群中每个模型的拟合误差(目标函数)。

步骤 8 如果未满足全局收敛条件且未达到最大进化次数, 则转步骤 5, 开始下一轮进化; 否则转步骤 9。

步骤 9 将种群的最优个体作为反演结果, 算法结束。

3 实例计算

3.1 地层模型及感应测井响应

构造如下地层模型: 井径(单位为 m) $r = 0.1016$, 泥浆电阻率(单位为 $\Omega \cdot m$) $R_m = 1$, 上围岩电阻率 $R_{su} = 4$, 下围岩电阻率 $R_{sd} = 4$, 侵入半径(单位为 m) $r_i = 0.48$, 侵入带电阻率 $R_i = 8$, 原状地层电阻率 $R_t = 40$, 储层厚度(单位为 m) 分别为 $h_1 = 1$, $h_2 = 1$, $h_3 = 2$ 。国产 0.8 m 六线圈系感应测井仪器在该地层模型中的正演模拟结果如图 2 所示。从图 2 看出, 感应测井仪器在厚储层响应幅值大, 在薄储层响应幅值小, 表明薄储层的测井解释比厚储层更加困难。

3.2 反演结果及算法评价

反演时个体数取值 200, 最大迭代次数为 10 000 次。模型参数取值范围设置如下: $r_1 \in [0, 1]$, $r_2 \in [0, 1]$, $r_3 \in [0, 1]$, $R_{al} \in [1, 10000]$, $R_{l2} \in [1, 10000]$, $R_{l3} \in [1, 10000]$, $R_{al} \in [2, 10000]$, $R_{l2} \in [2, 10000]$, $R_{l3} \in [2, 10000]$ 。在此范围内, 随机产生 NP 个初始模型, 进行反演迭代。

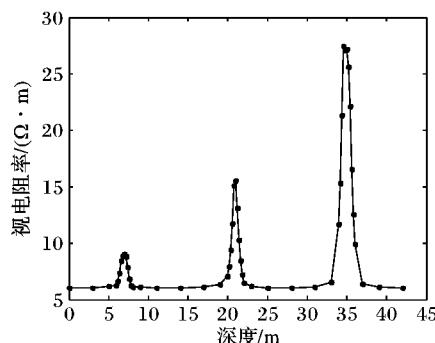


图2 国产六线圈系感应测井仪器响应

若算法反演得到的结果与理论结果之间的误差小于指定误差阈值,则认为反演收敛。为测试基于改进 DE 的感应测井反演算法的稳定性,重复进行 N 次反演计算,测试反演算法的成功率。通过对无噪声数据、叠加 5%、10%、15% 的高斯白噪声的数据进行反演,重复进行 20 次反演试算,结果统

计如表 1 所示。

表1 不同噪声水平下 20 次随机计算结果对比

噪声类型	最小目标函数值	最大目标函数值	平均目标函数值	平均迭代次数	成功率/%
无噪声	0.013	0.032	0.028	6162.3	97.4
5% 噪声	0.029	0.084	0.056	6448.2	94.9
10% 噪声	0.063	0.101	0.083	6854.8	89.8
15% 噪声	0.108	0.165	0.143	7137.5	82.6

从表 1 可以看出,无噪声时,DE-ILI 算法反演成功率高,反演结果理想,随着数据中叠加噪声逐步增大,成功率有所下降。

采用本文提出的 DE-ILI 算法,对上述理论模型进行反演,为探讨噪声对于反演结果的影响,反演中分别对数据叠加 0%、5%、10% 和 20% 随机噪声,反演结果及其相对误差整理如表 2~3 所示。

表2 不同噪声水平下 DE-ILI 算法反演结果

噪声类型	储层 1(层厚 0.5 m)			储层 2(层厚 1 m)			储层 3(层厚 2 m)		
	原状地层电阻率/(Ω·m)	侵入带电阻率/(Ω·m)	侵入半径/m	原状地层电阻率/(Ω·m)	侵入带电阻率/(Ω·m)	侵入半径/m	原状地层电阻率/(Ω·m)	侵入带电阻率/(Ω·m)	侵入半径/m
真实值	40.0	8.00	0.480	40.0	8.00	0.480	40.0	8.00	0.480
无噪声	36.2	7.70	0.402	38.4	7.86	0.457	40.5	8.02	0.482
5% 噪声	35.1	7.52	0.381	36.7	8.37	0.441	39.2	8.14	0.473
10% 噪声	33.6	6.98	0.363	35.9	8.54	0.428	38.6	8.33	0.451
15% 噪声	32.2	6.54	0.347	34.6	7.19	0.404	37.8	8.52	0.532

表3 不同噪声水平下 DE-ILI 算法反演结果相对误差

噪声类型	储层 1(层厚 0.5 m)			储层 2(层厚 1 m)			储层 3(层厚 2 m)		
	原状地层电阻率	侵入带电阻率	侵入半径	原状地层电阻率	侵入带电阻率	侵入半径	原状地层电阻率	侵入带电阻率	侵入半径
无噪声	9.50	3.75	16.25	4.00	1.750	4.792	1.25	0.250	0.417
5% 噪声	12.25	6.00	20.63	8.25	4.625	8.125	2.00	1.750	1.458
10% 噪声	16.00	12.75	24.38	10.25	6.750	10.830	3.50	4.125	6.042
15% 噪声	19.50	18.25	27.71	13.50	10.130	15.830	5.50	6.500	10.830

从表 2~3 可以看出,无噪声时,DE-ILI 算法能很好地反演出原状地层电阻率、侵入带电阻率和侵入半径,反演结果准确性最好;随着噪声水平的增大,反演结果的准确性逐步下降。在相同噪声水平下,厚储层的反演结果最好,随着储层厚度的减小,反演结果的准确性逐步下降。

4 结语

本文提出一种基于差分进化的感应测井非线性反演(DE-ILI)算法,采用该 DE-ILI 算法对不同厚度储层不同噪声水平的理论模型数据进行反演试算,并分析反演算法对储层厚度的敏感性和抗噪声性能,得到如下结论:1) 本文提出的 DE-ILI 反演算法,具有不需要给定初始模型、全局搜索能力强的优点和较强的抗噪声能力;2) DE-ILI 反演算法,能很好地反演出厚储层的原状地层电阻率、侵入带电阻率和侵入半径,随着储层厚度的减小,反演结果准确度有所减低;3) 目前只针对简单侵入模型进行反演研究,对于复杂侵入情况的正反演,有待于进一步的研究。

参考文献:

[1] XIONG J, ZOU C, MENG X. Using the BICGSTAB algorithm with

the incomplete LU factorization preconditioning to implement 2D FDFD induction logging fast forward modeling [J]. Geoscience, 2012, 26(6): 1283–1288. (熊杰, 邹长春, 孟小红. 不完全 LU 分解预条件 BICGSTAB 算法实现感应测井二维 FDFD 快速正演模拟[J]. 现代地质, 2012, 26(6): 1283–1288.)

- [2] WANG H, TAO H, WANG G, et al. A fast approximate iterative inversion technique of dual induction logging data [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2007, 50(05): 1614–1622. (汪宏年, 陶宏根, 王桂萍, 等. 双感应测井资料的快速近似迭代反演[J]. 地球物理学报, 2007, 50(5): 1614–1622.)
- [3] CHENG Z, SUN B, LIU Z, et al. Joint inversion of the high resolution dual laterolog data with dual induction logging data and its applications [J]. Well Logging Technology, 2010, 34(6): 542–547. (成志刚, 孙宝佃, 刘振华, 等. 高分辨率双侧向测井和双感应测井数据联合反演研究与应用[J]. 测井技术, 2010, 34(6): 542–547.)
- [4] DUN Y, YUAN J. Fast inversion for array lateral electric-logging [J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2009, 49(11): 1871–1875. (顿月芹, 袁建生. 阵列侧向电法测井的快速反演[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2009, 49(11): 1871–1875.)

- [5] SHI X, FAN J, LUO H, et al. Adaptive quantum genetic inversion algorithm for one-dimensional magnetotelluric inverse problem [J]. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, 2009, 34(4): 691–698. (师学明, 范建柯, 罗红明, 等. 层状介质大地电磁的自适应量子遗传反演法[J]. 地球科学: 中国地质大学学报, 2009, 34(4): 691–698.)
- [6] XU H, WU X. 2-D resistivity inversion using the neural network method [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2006, 49(2): 584–589. (徐海浪, 吴小平. 电阻率二维神经网络反演[J]. 地球物理学报, 2006, 49(2): 584–589.)
- [7] FERNANDEZ-MARTINEZ J L, GONZALO E G, ÁLVAREZD J P, et al. PSO: a powerful algorithm to solve geophysical inverse problems application to a 1D-DC resistivity case [J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2010, 71(1): 13–25.
- [8] XIONG J, MENG X, LIU C, et al. Magnetotelluric inversion based on differential evolution [J]. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 2012, 36(3): 448–451. (熊杰, 孟小红, 刘彩云, 等. 基于差分进化的大地电磁反演[J]. 物探与化探, 2012, 36(3): 448–451.)
- [9] STORN R, PRICE K. Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341–359.
- [10] YANG Q, CAI L, XUE Y. A survey of differential evolution algorithm [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2008, 21(4): 506–513. (杨启文, 蔡亮, 薛云灿. 差分进化算法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(4): 506–513.)
- [11] NERI F, TIRRONEN V. Recent advances in differential evolution: a survey and experimental analysis [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2010, 33(1/2): 61–106.
- [12] LIU B, WANG L, JIN Y. Advances in differential evolution [J]. *Control and Decision*, 2007, 22(7): 721–729. (刘波, 王凌, 金
- 以慧. 差分进化算法研究进展[J]. 控制与决策, 2007, 22(7): 721–729.)
- [13] LI Z, XU Y, HAO T, et al. Inversion of crustal velocity model and earthquake relocation by using differential evolution algorithm [J]. *Progress in geophysics*, 2006, 21(2): 370–378. (李志伟, 胥颐, 郝天珧, 等. 利用 DE 算法反演地壳速度模型和地震定位[J]. 地球物理学进展, 2006, 21(2): 370–378.)
- [14] MIN T, MOU X. Parameter inversion for two-dimensional wave equation using differential evolution algorithm [J]. *Progress in Geophysics*, 2009, 24(5): 1757–1761. (闵涛, 牟行洋. 二维波动方程参数反演的微分进化算法[J]. 地球物理学进展, 2009, 24(5): 1757–1761.)
- [15] XUE J, XING G, YANG S. A fast and steady hybrid inversion method for electromagnetic propagation resistivity log data [J]. *Well Logging Technology*, 2006, 30(2): 132–136. (薛继霜, 邢光龙, 杨善德. 电磁传播电阻率测井快速稳定的混合反演方法[J]. 测井技术, 2006, 30(2): 132–136.)
- [16] PAN K, WANG W, TAN Y, et al. Geophysical linear inversion based on hybrid differential evolution algorithm [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2009, 52(12): 3083–3090. (潘克家, 王文娟, 谭永基, 等. 基于混合差分进化算法的地球物理线性反演[J]. 地球物理学报, 2009, 52(12): 3083–3090.)
- [17] LI Z, FAN Y, DENG S, et al. Inversion of array laterolog by improved differential evolution [J]. *Journal of Jilin University: Earth Science*, 2010, 40(5): 1199–1204. (李志强, 范宜仁, 邓少贵, 等. 基于改进差分进化算法的阵列侧向测井反演[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2010, 40(5): 1199–1204.)
- [18] XIONG J. Nonlinear forward and inversion of induction well logging with geological constrain [D]. Beijing: China University of Geosciences, 2012. (熊杰. 基于地质约束的感应测井非线性正反演研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2012.)

(上接第 910 页)

- [5] HUANG J, CHEN H, GUO M, et al. Progress and problem in the method of motor functional evaluation in stroke patients [J]. *Chinese Journal of Clinical Rehabilitation*, 2006, 10(28): 120–122. (黄佳, 陈洪沛, 郭敏, 等. 脑卒中患者运动功能评定的方法及其研究进展与问题[J]. 中国临床康复, 2006, 10(28): 120–122.)
- [6] PATEL S, PARK H, BONATO P, et al. A review of wearable sensors and systems with application in rehabilitation [J]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2012, 9: 21.
- [7] USWATTE G, FOO W-L, OLMSTEAD H, et al. Ambulatory monitoring of arm movement using accelerometry: an objective measure of upper-extremity rehabilitation in persons with chronic stroke [J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 2005, 86(7): 1498–1501.
- [8] USWATTE G, GIULIANI C, WINSTEIN C, et al. Validity of accelerometry for monitoring real-world arm activity in patients with subacute stroke: evidence from the extremity constraint-induced therapy evaluation trial [J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 2006, 87(10): 1340–1345.
- [9] PATEL S, HUGHES R, HESTER T, et al. A novel approach to monitor rehabilitation outcomes in stroke survivors using wearable technology [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(3): 450–461.
- [10] HUANG G-B, ZHU Q-Y, SIEW C-K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1): 489–501.
- [11] HOLLAND J-H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1975.
- [12] HSIEH Y-W, HSUEH I-P, CHOU Y-T, et al. Development and validation of a short form of the Fugl-Meyer motor scale in patients with stroke [J]. *Stroke*, 2007, 38(11): 3052–3054.
- [13] HESTER T, HUGHES R, SHERRILL D-M, et al. Using wearable sensors to measure motor abilities following stroke [C]// Proceedings of the 2006 International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 4–8.
- [14] PATEL S. Quantitative motor assessment in patients with mobility limiting conditions using wearable sensors [D]. Boston, MA: Northeastern University, 2012.
- [15] SHIN J, PARK Y, LIM Y, et al. The application of approximate entropy for the analysis of irregularity in ambulatory blood pressure values [J]. *Journal of Hypertension*, 2010, 28: 25–31.
- [16] HSUEH I-P, HSU M-J, SHEU C-F, et al. Psychometric comparisons of 2 versions of the Fugl-Meyer motor scale and 2 versions of the stroke rehabilitation assessment of movement [J]. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 2008, 22(6): 737–744.