

大约束度卷积码快速译码方法的研究

黄肖玲, 杨华龙

(大连海事大学 交通运输管理学院, 辽宁 大连 116026)

摘 要: 针对 Viterbi 译码算法的计算复杂度随着卷积码约束长度的增加呈指数增加, 译码延迟过大, 只适用于约束长度较小的卷积码译码的缺陷, 提出了适用于大约束度的卷积码译码方法。采用了改进粒子群优化算法, 弥补传统粒子群优化算法在解决离散问题方面的缺陷——对卷积码快速译码。该方法通过设定种群规模 M 来确定译码路径数, 极大地缩小了译码网格中的路径搜索范围, 使译码延迟减小, 更适用于约束长度较大的卷积码。还提出了译码宽度自适应的卷积码译码方法, 对 Viterbi 译码算法进行了改进, 把固定的译码路径宽度改进为随信道噪声的变化而变化, 大大降低译码计算复杂度。仿真实验表明提出的 2 种译码方法的有效性。

关键词: 卷积码; 译码算法; 粒子群算法; 译码性能

中图分类号: TN911.22

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2010)03-0057-08

Research of fast decoding for longer constraint length convolutional codes

HUANG Xiao-ling, YANG Hua-long

(College of Transportation Management, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: To overcome the disadvantage of Viterbi decoding algorithm, in which its complexity exponentially increases with the increasing constraint length of convolutional codes, and the decoding delay was too large to fit the decoding of longer constraint length convolutional codes, a fast decoding of convolutional codes for longer constraint length, based on improved particle swarm optimization algorithm, was proposed. The proposed method reduces the searching area in the grid of decoding and shortens the decoding delay by setting the population size M to determine the number of decoding path, therefore was more suitable for longer constraint length convolutional codes. Another method of decoding convolutional codes based on self-adapting of decoding width was also proposed. Simulation results show that the proposed both methods have advantages in reducing the computational complexity and the decoding time.

Key words: convolutional codes; decoding algorithm; particle swarm optimization; decoding performance

1 引言

在现代数字通信系统中, 常使用差错控制技术来实现可靠通信。卷积码是 P.Elias 于 1955 年提出的一种按比特编码的技术^[1], 它的特征是编码输出

后的任何一个码都受它前面码的影响, 能充分利用码组之间的相关性, 比分组码具有更强的纠错能力, 是一类误比特性能较好的常用码类。约束长度较大的卷积码编码方法由于其良好的差错控制能力, 广泛应用于卫星通信和数字电视广播等领域。

收稿日期: 2009-04-20; 修回日期: 2010-01-15

基金项目: 辽宁省教育厅高等学校科研基金资助项目(2009A312); 国家自然科学基金资助项目(50875042)

Foundation Items: Science and Research Program of the Educational Department of Liaoning Province (2009A312); The National Natural Science Foundation of China (70972008)

Viterbi 算法是由 A.J.Viterbi 于 1967 年提出的一种最大似然译码算法^[2]，由于其译码方法比较简单，计算快，故得到了广泛应用，特别在无线通信领域^[3,4]。卷积码的译码算法有很多种，其中采用格图上的 Viterbi 算法可以获得最佳的或接近最佳的纠错性能^[5,6]。但由于 Viterbi 译码算法的复杂度会随着状态数的增加呈指数增加，因此仅适用于编码约束度较小的码字。如何在保证译码性能的前提下，减少每一个译码时刻的幸存状态，即减少要比较的译码路径数，从而有效降低译码算法的复杂度，缩短译码时间，成为当前的研究热点。

经检索国内外相关文献：扩展 M 条最大似然路径的 MA 算法，容易陷入次优的局部搜索区域^[7-9]；基于遗传算法的 GA 算法，没有考虑到状态多样性的重要性，同样容易陷入局部最优解^[10,11]。而信噪比自适应 Viterbi 算法，当信噪比接近译码性能极限时，幸存状态数大大增加^[12]。此外，深度优先搜索的序列译码及其改进算法^[13]以及 Viterbi 译码与序列译码的综合算法^[14]均容易出现缓冲器溢出和译码时间超时等问题。本文针对 Viterbi 译码算法的计算复杂度随着卷积码约束长度的增加呈指数增加，译码延迟过大，只适用于约束长度较小的卷积码译码的缺陷，提出了适用于大约束度的卷积码译码的基于改进粒子群优化算法(PSO)的卷积码快速译码方法以及译码路径宽度自适应的卷积码译码算法。仿真实验表明上述译码方法都降低了译码复杂度，缩短了译码时间。

2 基于改进的 PSO 的卷积码译码

PSO 算法^[15,16]是一种基于群体智能算法的演化计算技术。同遗传算法类似，但没有交叉和变异操作，而是依靠粒子在解空间中追随最优解的粒子进行搜索。与遗传算法相比，PSO 的优势在于简单容易实现，同时又有智能背景，既适合科学研究，又特别适合工程应用。因此，PSO 一经提出，立刻引起演化计算等领域学者们的广泛关注，并在短短的十几年时间出现大量的研究成果，如在通信领域^[17,18]，图像处理领域^[19,20]等。然而，到目前为止还没有其他作者将 PSO 算法应用于卷积码译码，故本文将改进的 PSO 算法应用于大约束的卷积码译码，通过设定种群规模 M ，采用动态寻优的方式保留少量的幸存状态，每一时刻仅延伸 M 条译码路径 (M 远远小于 2^m)，仿真实验

证明该算法简化了计算复杂度，降低了误码率，缩短了译码延迟。

2.1 基本 PSO 算法

PSO 是 Kennedy 和 Eberhart 等人模拟鸟群捕食的行为提出的一种简单而有效的演化优化技术。根据对环境的适应度将群体中的个体移动到好的区域，将每个个体看作 D 维搜索空间中的一个没有体积的微粒，在搜索空间中以一定的速度飞行，这个速度根据它本身的飞行经验以及同伴的飞行经验进行动态调整。第 i 个微粒表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ，它经历过的最好位置记为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ，也称为 p_{best} 。在群体所有微粒经历过的最好位置的索引用符号 g 表示，即 p_g ，也称为 g_{best} 。微粒 i 的速度用 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 表示，对每一代，其第 d 维根据如下方程变化。

$$v_{id}^{t+1} = wv_{id}^t + c_1r_1(p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2r_2(p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (1)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (2)$$

其中， w 为惯性权重， c_1, c_2 为加速常数， r_1, r_2 为介于 $[0,1]$ 之间的随机数。式(1)的第 1 部分为微粒先前的速度；第 2 部分为“认知”部分，表示微粒本身的思考；第 3 部分为“社会”部分，表示微粒间的信息共享与相互合作。粒子群算法初始化为一组随机粒子，然后通过迭代寻找最优解。粒子追随 2 个当前最优值来更新自己的位置，一个是粒子迄今为止找到的个体极值 p_{best} 。另外一个是整个粒子群迄今为止找到的全局极值 g_{best} 。

2.2 卷积码的 Viterbi 译码原理

卷积码一般用 (n, k, m) 来表示，其中 k 表示在每个时间单位，送至编码器信息元个数； n 表示编码器就送出相应的码元个数； m 则表示了编码器的长度。卷积码具有纠错功能是因为编码输出和前面若干时刻的输入有关系。每一个输出码元通过当前输入码元和前面若干个码元运算得到。卷积码的纠错能力随 m 的增大而增大，差错率则随 m 的增大而降低。

Vitebi 算法的基本原理是将接收到的信号序列和所有可能的发送信号序列作比较，选择其中汉明距离最小的序列作为输出的译码序列。Viterbi 译码解码就是基于马尔可夫链中状态转移的知识，利用编码网格图，在其中搜索一条路径使其接近实际路径，搜索到这条路径称为幸存路径。如图 1 所示。

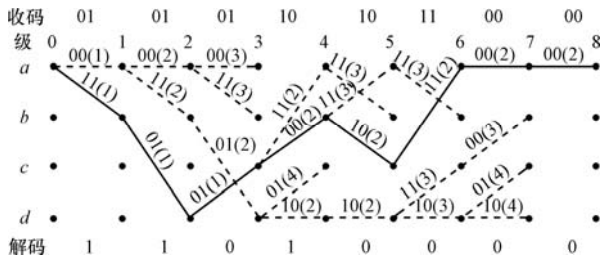


图1 (2,1,2)卷积码 Viterbi 译码

由图1可见，每一个状态有2个输入和2个输出分支，每个分支上有2个数字，表示第*i*个时刻编码输出。因而图中的每一条路径都对应不同的输入信息序列。Viterbi算法的目的就是用最大似然算法得出最可能的一条支路。每一条支路由*m*段组成，*m*段对应*m*组输出码字，让它与接收到的码字比较分别算出码字间距，并相加求和。每一条支路都和接收码字做一个这样的运算，找出最小的一个，它所对应的支路既判决码字。

2.3 基于改进 PSO 的卷积码译码

PSO 算法在进行优化问题的求解时应用范围有限，尤其对离散的组合优化问题，其理论建模还处于起步阶段^[21,22]，因而产生了一些基于 PSO 模型的改进算法。

基于粒子群优化机理广义粒子群算法 (GPSO) 忽略传统算法的粒子更新策略，即速度位移更新操作，提出 GPSO 模型中粒子的更新仅为抽象概念^[23]。其对粒子群优化机理的分析，突破其传统的速度一位移连续优化算子，将算法由连续问题推广到离散与组合优化领域。而传统的 PSO 算法在解决静态问题时，搜索速度快，优化结果精确。但在实际工程应用中，系统环境往往是动态变化的，这就决定了优化目标也是动态变化的。当优化目标的变化小时，PSO 有一定的自纠错能力，但当变化显著时，PSO 往往不能跟踪动态目标的变化，Carlise 和 Dozier 提出了自适应动态环境的 PSO 模型^[24]。本文采用 GPSO 和 PSO 动态系统模型相结合的方法，弥补了传统的 PSO 算法在解决离散问题方面的缺陷。因此基于该模型的算法实现需要设计具体的更新算子，粒子可以以多种形式从其个体及全局极值中获得更新信息。又根据 PSO 动态系统模型，将适应度函数定义为粒子到动态最优解的距离，从而较好地解决了卷积码译码问题。

译码步骤如下。

step1 搜索空间的选定及粒子初始化。

若接收码长为 *L* 段，则搜索空间为 *L* 维数。每个粒子的位置和速度都表示成为 *L* 维的行向量，行向量中的每一个分量用 2bit 表示。以 (2,1,*m*) 卷积码为例，如图2所示。

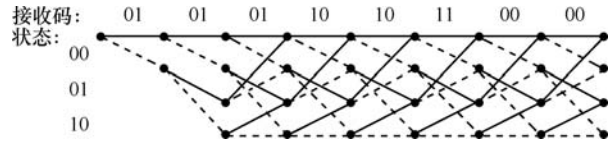


图2 (2,1,2)卷积码 Viterbi 网络图

在初始时刻，粒子群的所有个体的位置和速度都设为全零向量，在第 *t* 时刻，粒子的速度表示为除第 *t* 个分量，其余分量均为零的向量，用以调整粒子的位置向量中的第 *t* 个分量，使粒子位置进一步接近目标，而位置向量的第 *t*+1 到第 *L* 个分量仍然为零。

step2 种群规模的设定。

假设种群规模为 *M* ($M \ll 2^m$)，即群体由 *M* 个个体组成，所有个体从同一点 (即全零状态) 出发，根据 Viterbi 译码方法进行路径延伸，直到某一时刻译码路径可能会到达的状态数为 *M* 时，就成功地产生了 *M* 个不同的粒子。

step3 确定算法的参数及适应度函数。

令接收码元序列为粒子群中所有粒子都期望达到的目标位置 *goal*。由于接收码元序列是实时的，因此该目标位置是随着时间 *t* 的改变而改变的，也就是说 *goal* 是一个动态的目标。设适应度函数为 *f*(*x_i*)，影响粒子适应度的因素有：①个体极值 *p_i* 对粒子的影响，粒子的位置与 *p_i* 越接近越好。②全局极值 *p_g* 对粒子的影响，粒子的位置与 *p_g* 越接近越好。③目标位置 *goal* 对粒子的影响，粒子更新后的位置与目标 *goal* 越接近越好。④幸存状态对粒子的影响，位置更新之后，保留的幸存状态情况越多越好。综合以上 4 点因素，可以设定适应度函数为

$$f(x_i) = w_1 M(p_i / x_i) + w_2 M(p_g / x_i) + w_3 M(goal / x_i) - \frac{w_4}{3} [M(p_i / x_i) + M(p_g / x_i) + M(goal / x_i)] \quad (3)$$

式(3)中的 *w₁*, *w₂*, *w₃* 分别为个体极值、全局极值、目标位置对粒子的影响所占的权重。粒子路径延伸到达的寄存器状态若已被其他粒子占据，应附加权重 *w₄*；若未被其他粒子占据，则 *w₄* 为 0。*M*(*p_i* / *x_i*) 表示粒子位置 *x_i* 到个体极值 *p_i* 的路径度

量； $M(p_g/x_i)$ 表示粒子位置 x_i 到全局极值 p_g 的路径度量； $M(goal/x_i)$ 表示粒子位置 x_i 到目标 goal 的路径度量。其中的路径度量公式为

$$\begin{aligned} M(R/C) &= \log_b P(R/C) \\ &= \sum_{i=0}^{L+m-1} M(R_i/C_i) = \sum_{i=0}^{L+m-1} \log_b P(R_i/C_i) \\ &= \sum_{i=0}^{L+m-1} \sum_{j=1}^n M(r_{ij}/c_{ij}) = \sum_{i=0}^{L+m-1} \sum_{j=1}^n \log_b P(r_{ij}/c_{ij}) \quad (4) \end{aligned}$$

可见，该适应度函数是一个极大值函数，即 $f(x_i)$ 越大，个体越优秀。将每个粒子下一时刻的所有可能位置相比较，选取能够使得适应度函数值达到最大的位置。

step4 粒子速度和位置的更新。

粒子群中的所有粒子，每个时刻都变换一次新位置， t 时刻改变的是位置向量中的第 t 段码元，位置的变换由速度 $v_i(t)$ 决定，如式(2)： $x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$ 。

由于在卷积码译码过程中， $v_i(t+1)$ 要与 $x_i(t)$ 符合编码器状态转移规律。对于(2,1, m)卷积码来说，每次位置变换，符合转移规律的可选延伸路径有 2 条。根据 GPSO 模型的思想，利用枚举法，将这 2 条延伸路径分别代入适应度函数， $f(x_i)$ 会得到 2 个不同的值，根据适应度的大小来决定 t 时刻的速度和位置。

step5 个体极值和全局极值的更新。

在所有粒子的位置都得到更新之后，不断更新个体极值 p_{best} 和全局极值 g_{best} 。

step6 终止条件。

当时刻 $t=L$ 时，所有粒子的位置变换了 L 次，即已到达格图的最末级节点，译码停止。

2.4 译码算法的计算复杂度

对于二进制(2,1, m)卷积码的译码，Viterbi 算法(VA)每一步译码需要进行 2^m 次“加比选”操作。包括 2 次分支度量计算，一次度量比较，一次路径选择，并用 2^m 个状态寄存器来存储 2^m 条幸存路径和相应的路径度量值。因此，VA 的复杂度随 m 呈 2^m 指数增加。对于 m 较大的码，VA 的复杂度非常大，根本不实用。信噪比自适应 Viterbi 译码方法，虽然在选取幸存路径时，对寄存器状态进行了筛选，但改善并不明显。与之相比，MA、GA 译码算法以及本文的 PSO 译码算法，

每一步的译码复杂度仅为 M 次“加比选”，不随 m 的变化而变化，因而适用于 m 较大的卷积码译码。因此，本文进一步研究在相同译码计算量条件下，PSO 译码算法的误码率相对 MA、GA 的改善情况。

3 译码路径宽度自适应的卷积码译码

除了使用 PSO 的译码算法，本文还提出了译码宽度自适应的卷积码译码算法(AA)，该算法针对 VA 进行了改进，把固定的译码路径宽度改进为随着信道噪声的变化而变化的译码路径宽度，在对译码性能影响不大的情况下，大大降低译码计算复杂度，提高了译码速度。

3.1 译码基本思想

译码路径越宽越能找到正确的译码路径，可是当信道质量很好，信噪比很大时，只需在较少的几条适应度函数值大的译码路径中找到正确的译码路径。因此，AA 可以使译码路径宽度随着信噪比的改变而调整，既可以较大概率地找到正确的译码路径又可以节省不必要的复杂度。这种译码方法在每次译码过程中，不是仅保留 M 条译码路径，而是根据当时的信道情况和信噪比来调整译码路径宽度。具体的译码过程如下：①选取实际应用中可容忍的最大误码率作为译码门限；②当误码率低于门限值时，减小路径宽度；③当误码率高于门限值时，增加路径宽度。

3.2 译码步骤

step1 对于第一帧接收码，利用 Viterbi 译码算法进行译码并计算误比特率。

step2 每一帧译码结束都将求得的译码误码率与译码门限值进行比较。

step3 当上一帧接收码的译码误码率低于设定的译码门限时，将译码路径宽度减小为原译码路径宽度的一半。

step4 当上一帧接收码的译码误码率高于设定的译码门限时，将译码路径宽度增大为原译码路径宽度的 2 倍。

4 仿真实验与分析

对于码率一定的卷积码，当约束长度发生变化时，系统的译码性能也会随之发生变化，以码率 $R=1/2$ 的(2,1, m)卷积码为例，采用 VA 来分析卷积码译码性能与约束长度的关系。

从图 3 中的误码率曲线可以清楚地看到，随着约束长度的逐渐增加，系统的误码率明显降低。所以当码率一定时，增加约束长度可以降低系统的误比特率，但是随着约束长度的增加，译码设备的复杂性、译码计算的复杂度和译码速度都会随之呈指数增加。因为对于二进制(2,1,*m*)卷积码的译码，VA 每一步译码需要进行 2^m 次“加比选”操作，包括 2 次分支度量计算，1 次度量比较和 1 次路径选择，并用 2^m 个状态寄存器来存储 2^m 条幸存路径和相应的路径度量值。可见对于 VA 要通过增加编码约束长度来增强译码性能，代价是重大的。

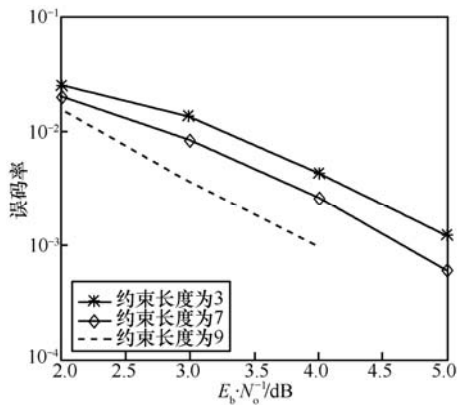


图 3 卷积码在不同约束长度下的译码率

4.1 基于 PSO 的译码方法

使用 MATLAB 6.5 语言，在 Windows XP 操作系统的 Pentium 4 (1.6GHz/256MB)PC 机上，对码率 $R=1/2$ 的 (2,1,*m*) 卷积码进行了计算机模拟，研究了 PSO 译码算法的译码性能，并与 VA、MA、GA 进行性能对比，分析本算法的优点。

仿真环境为加性高斯白噪声 (AWGN, additive white gaussian noise) 信道。由于 AWGN 信道的功率密度为常数，通常用 AWGN 信道模型来等效一些恒参信道，如光纤信道等。因此本仿真也采用 AWGN 信道作为实验的信道环境。具体操作方法如下。首先，根据给定的信噪比计算 AWGN 信道的单边功率谱密度(N_0)；然后，将 N_0 产生的噪声加到编码器的输出信息序列上，完成信道仿真。仿真对象为 100 帧码长为 1 000 段，码率为 $R=1/2$ 的(2,1,*m*)卷积码。

首先，考察 PSO 算法适应度函数中的参数 w_1 ， w_2 ， w_3 ， w_4 对误码率的影响。

设定编码约束度 K 为 9，选取规模 M 为 32 的种群进行译码操作；分别对 3 组不同的适应度函数权

重：① $w_1=0.1, w_2=0.2, w_3=0.3, w_4=0.4$ ；② $w_1=w_2=w_3=w_4=0.25$ ；③ $w_1=0.4, w_2=0.3, w_3=0.2, w_4=0.1$ 。

从图 4 的 PSO 译码性能曲线随信噪比 E_b/N_0 变化的趋势可以发现：当 w_3, w_4 大时，PSO 译码算法的误码率低；当 w_3, w_4 小时，PSO 译码算法的误码率高。实验结果证明：目标位置 goal 以及幸存状态对粒子的影响较大；而个体极值 p_i 以及全局极值 p_g 对粒子的影响较小。因此在下面的所有实验中设定适应度参数 $w_1=0.1, w_2=0.2, w_3=0.3, w_4=0.4$ 。

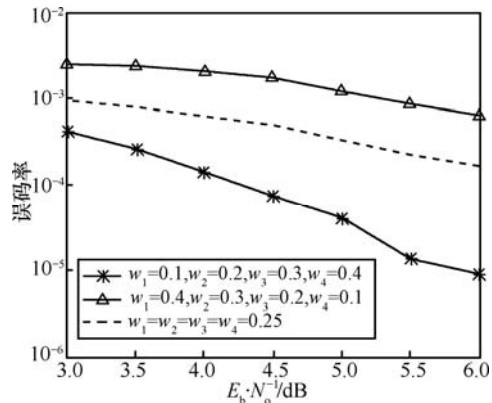


图 4 不同权重组合对译码性能的影响

其次，在约束长度相同，种群规模不同的情况下，比较 PSO、MA 和 Viterbi 译码方法的计算复杂度和译码性能。

设定编码约束长度 K 为 13，选取规模 M 分别为 32、64、128 的种群进行 PSO、MA 的译码操作。当 $M=32$ 时，PSO 与 MA 的计算复杂度为 $ML=32\ 000$ 次“加比选”；当 $M=64$ 时，PSO 与 MA 的计算复杂度为 $ML=64\ 000$ 次“加比选”；当 $M=128$ 时，PSO 与 MA 的计算复杂度为 $ML=128\ 000$ 次“加比选”。而 VA 的译码复杂度为 $2^{k-1}L=4\ 096\ 000$ 次“加比选”，可见采用本文的 PSO 算法大大降低了计算复杂度。

从图 5、图 6 和图 7 中的 PSO、MA 和 VA 译码性能曲线随信噪比 E_b/N_0 变化的趋势可以发现：PSO、MA 的误比特率较 VA 大得多 ($M=32$)，但随着 M 值的增大，PSO 与 MA 的误码率逐渐接近于 VA ($M=128$)。即种群规模越大，译码性能越好。这是由于这种限定译码路径宽度的译码算法，在种群规模增大的情况下，译码路径宽度随之增大，选取到最佳译码路径的几率也就越大。同时，实验证明，PSO 的译码性能比 MA 有很大的改善，比如当种群规模为 32，误比特率为 10^{-4} 时，PSO 的译码性能比 MA 好 0.5dB。

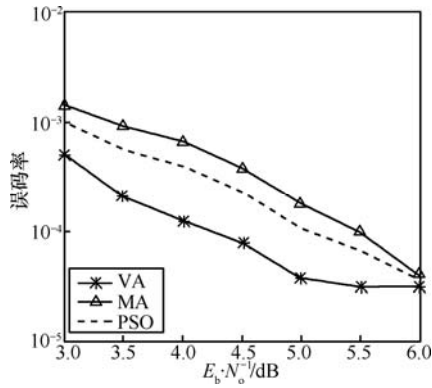


图 5 $M=32$ 时的译码性能

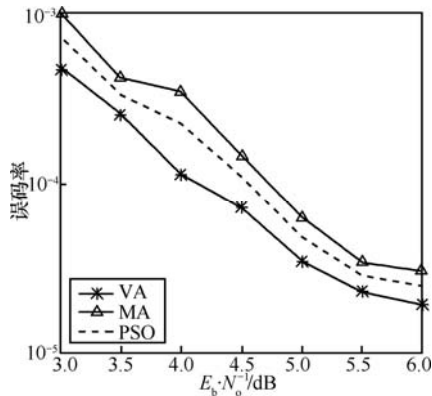


图 6 $M=64$ 时的译码性能

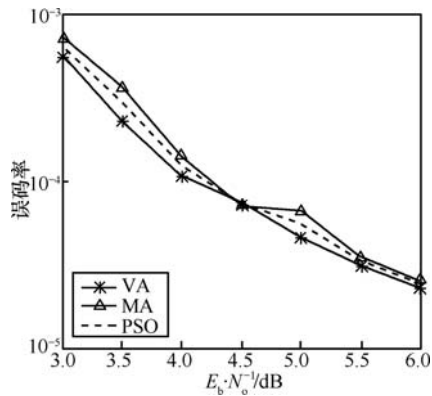


图 7 $M=128$ 时的译码性能

最后，在种群规模相同、约束长度不同的情况下，比较 PSO、GA 和 VA 的误码率。设定编码约束度 K 分别为 13、12 和 11，选取规模 M 为 64 的种群进行译码操作。

从图 8、图 9 和图 10 中的 PSO、GA 和 VA 译码性能曲线随信噪比 E_b/N_0 变化的趋势可以发现：随着约束长度的减小，PSO 算法的译码性能明显好于 GA 的译码性能。当误码率为 10^{-4} 时，在约束长度为 13 的情况下，PSO 的译码性能比 GA 好约 0.1dB；在约束长度为 12 的情况下，PSO 的译码性能比 GA 好约 0.2dB；在约束长度为 11 的情况下，PSO 的译

码性能比 GA 好约 0.3dB。这是因为约束长度越小，路径延伸到达的状态相重复的可能性就越大。GA 没有考虑到状态多样性的重要，而 PSO 算法则尽量保存能够延伸到不同的寄存器状态的路径。因此 PSO 算法体现出比 GA 更优的译码性能。

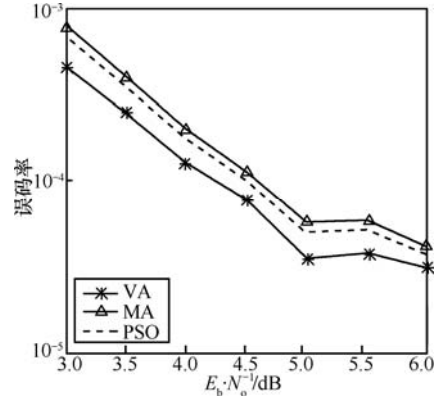


图 8 $k=13$ 时的译码性能

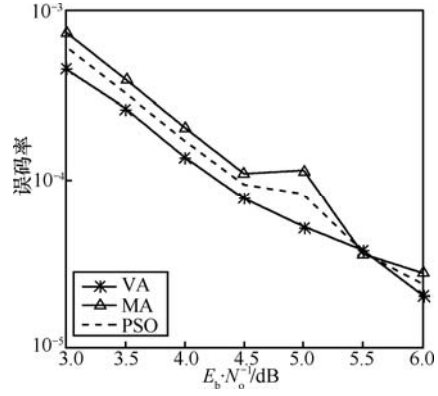


图 9 $k=12$ 时的译码性能

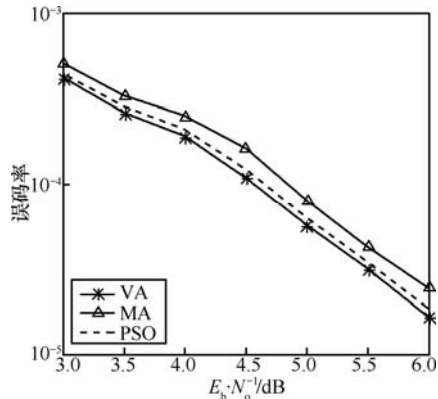


图 10 $k=11$ 时的译码性能

4.2 译码宽度自适应的译码方法

同样以码率 $R=1/2$ 的卷积码为例，对译码路径宽度自适应的卷积码译码方法进行计算机模拟仿真。由计算机随机生成 100 帧帧长为 1 000 的码元

序列；对其进行卷积码编码并调制，之后将其与计算机产生的 AWGN 信道噪声的错误图样相加后解调，模拟接收端的接收码；分别使用 MA 和本文提出的译码宽度自适应的卷积码译码算法对接收码进行译码，并比较译码结果。

首先，比较 AA 与 MA 的译码误码率。以编码约束长度 K 为 13 的卷积码为例，对于 MA，设定译码路径宽度为 7, 9, 11；对于译码宽度自适应算法，设定其译码门限为 10^{-3} 。实验结果如图 11~图 13 所示。

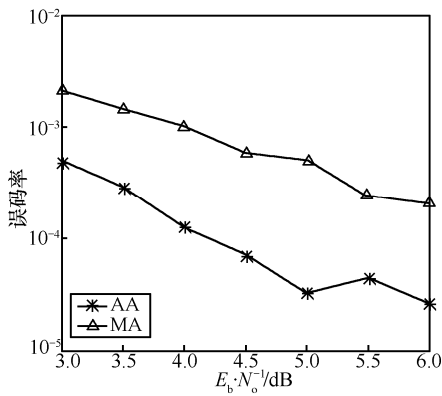


图 11 路径宽度为 7 的译码性能

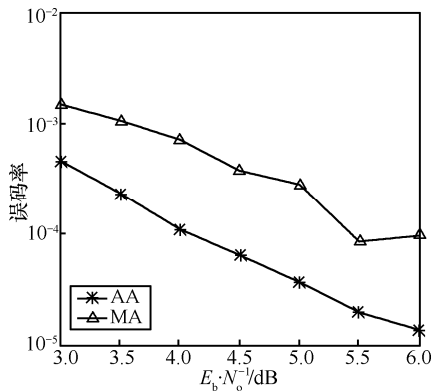


图 12 路径宽度为 9 的译码性能

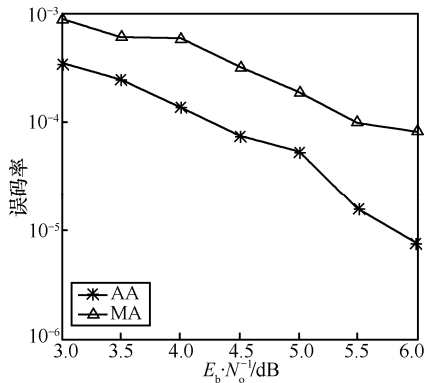


图 13 路径宽度为 11 的译码性能

从图 11、图 12 和图 13 所示可以看到：当译码路径宽度逐渐增大时，MA 的译码误码率在逐渐减小，这是因为随着译码路径宽度的增大，每次译码时刻搜索到的译码路径的数量在不断增加，所以搜索到路径的正确几率增大，因而体现出更好的译码性能。但是 AA 由于其能根据此前的译码误码率的变化情况增加译码路径宽度，增加可搜索的译码路径数目，增大搜索到正确译码路径的概率；而当信道的信噪比增大时，AA 又会自动减小译码路径宽度，减小要比较的译码路径数目，降低不必要的译码路径搜索，降低复杂度，因而始终呈现出比 MA 更好的译码性能。例如：当译码路径宽度为 9，误码率为 10^{-4} 时，AA 的译码性能比 MA 好近 1.5dB。

其次，比较 AA 与 VA 的译码误码率。实验同样以约束长度为 13 的卷积码为例，实验结果如图 14 所示。

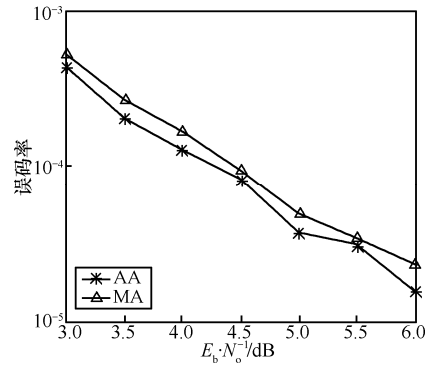


图 14 路径宽度为 13 的译码性能

从实验结果可以看到 AA 的译码误码率与 VA 相比并未有明显的增加。如当误码率为 10^{-4} 时，VA 的译码性能只比 AA 的译码性能好 0.3dB。就是说，AA 的译码性能接近 VA 的译码性能。AA 可根据前一时刻的译码误码率调整后一时刻的译码路径宽度，故既可以在信道质量好的时候减少要比较的译码路径数目，又可以在信道质量差的情况下增加要比较的译码路径数目，从而使 AA 译码方法不但降低了 VA 译码复杂度，而且对译码性能影响不大。AA 不但可以降低 Viterbi 算法的译码复杂度，从而适用于约束长度大的卷积码，而且还相对于 MA 减少了误码率，对于约束长度较大的卷积码的译码来说更加行之有效。

5 结束语

本文采用 PSO 算法进行译码，可以有效地利用

所给定的路径搜索宽度提高算法跟踪正确路径的能力。它的复杂度仅与种群规模 M 成正比, 不随约束长度 m 呈指数增加, 降低了 VA 的译码复杂度, 提高了 MA 和 GA 的译码性能。在约束长度较大的卷积码译码中, 本算法比 VA、GA 和 MA 有更大的实用价值和发展前景。而 AA 的卷积码译码方法, 将译码过程中固定的路径宽度改进为随信道信噪比变化而调整的路径宽度。当信道质量好, 信噪比大时, 该算法可以适度减少译码路径宽度, 减少不必要的浪费; 反之, 该算法可以适度增大译码路径宽度, 增大选中正确的译码路径宽度的概率。因此, 本算法在不影响译码性能的情况下, 降低了译码复杂度, 具有更好的应用价值。

参考文献:

- [1] ELIAS P. Coding for two noisy channel[A] Proc 3rd London Symp. Information Theory[C]. 1955. 61-76.
- [2] VITERBI A J. Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(2): 260-269.
- [3] KOLOYDENKO A. Adjusted viterbi training[J]. Probability in the Engineering and Informational Sciences, 2007, 21(3): 451-475.
- [4] ZHOU H X. Novel decoding of convolutional codes for OCDMA system[J]. Journal on Communications, 2009, 30(3): 89-92.
- [5] BHARGAVA V, HACCOUN D, MATYAS R. Digital Communications by Satellite[M]. New York: Wiley, 1981.
- [6] LIN S, COSTELLO D J. Error Control Coding: Fundamentals and Applications[M]. Englewood Cliff, NJ: Prentice-Hall, 1983.
- [7] BELZILE J, HACCOUN D. Bidirectional breadth-first algorithms for the decoding of convolutional codes[J]. IEEE Trans Commun, 1993, 41(12): 370-380.
- [8] LIN C F, ANDERSON J B. M-algorithm decoding of channel convolutional codes[A]. Proceedings, Princeton Conference of Information Science and Systems[C]. 1986. 362-366.
- [9] MOHAMMAD M, JONG J H, RAVISHANKAR C, *et al.* A comparison between the M-algorithm and the list Viterbi algorithm[A]. IEEE Military Communications Conference[C]. 2008. 16-19.
- [10] GOLDBERG, DAVID E. Genetic Algorithms in Search. Optimization and Machine Learning[M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [11] 陈军等. 基于遗传算法的卷积码快速译码[J]电子学报, 2000, 28(9): 137-139.
CHEN J, *et al.* Fast decoding of convolutional codes using genetic algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(9): 137-139.
- [12] 王京等. 一种新的信噪比自适应 Viterbi 译码算法[J]系统工程与电子技术, 2005, 27(11): 1950-1952.
WANG J, *et al.* New signal noise ratio adaptive Viterbi decoding algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(11): 1950-1952.
- [13] ÇAVDAR T, GANGAL A. A new sequential decoding algorithm based on branch metric[J]. Wireless Personal Communications, 2007, 43(4): 1093-1100
- [14] CHAN F C, HACCOUN D. Adaptive Viterbi decoding of convolutional codes over memoryless channels[J]. IEEE Transactions On Communications, 1997, 45(11): 1389-1400
- [15] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimizations[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks[C]. Perth, Australia, 1995. 1942-1948.
- [16] KENNEDY J. The particle swarm: social adaptation of knowledge[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation[C]. Apr 1997, pp: 303 - 308
- [17] PARK J, CHOI K, ALLSTOT D J. Parasitic-aware RF circuit design and optimization[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I, 2004, 51(10): 1953-1966.
- [18] ZHANG X G, *et al.* Two-stage adaptive PMD compensation in a 10 Gbit/s optical communication system using particle swarm optimization algorithm[J]. Optics Communications, 2004, 231(1-6): 233-242.
- [19] YIN P Y. A discrete particle swarm algorithm for optimal polygonal approximation of digital curves[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2004, 15(2): 241-260.
- [20] MARK P, WACHOWIAK, *et al.* An approach to multimodal biomedical image registration utilizing particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 289-301.
- [21] NING Z G, MA L Y, LI Z P, *et al.* A hybrid particle swarm optimization for numerical optimization[A]. 2009 International Conference on Business Intelligence and Financial Engineering[C]. 2009. 92-96.
- [22] CHEN K H, SU C T. Activity assigning of fourth party logistics by particle swarm optimization-based preemptive fuzzy integer goal programming[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(5): 3630-3637.
- [23] 高海兵, 周驰, 高亮. 广义粒子群优化模型[J]. 计算机学报, 2005, 28(12): 1980-1987.
GAO H B, ZHOU C, GAO L. General particle swarm optimization model[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(12): 1980-1987.
- [24] CARLISLE A, DOZIER G. Adapting particle swarm optimization to dynamic environments[A]. Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence (ICAI 2000)[C]. Las Vegas, Nevada, USA, 2000. 429-434.

作者简介:



黄肖玲 (1962-), 女, 辽宁大连人, 大连海事大学教授, 主要研究方向为数字通信系统、智能优化方法等。

杨华龙 (1964-), 男, 辽宁庄河人, 大连海事大学教授, 主要研究方向为交通运输规划与管理。