**第5章 基于改进的PSO-SVR短时交通预测模型**

5.1粒子群算法理论

5.1.1粒子群的起源

R.C. Eberhart和 J. Kennedy二人通过观察候鸟的觅食行为而创造的，通过将鸟类的觅食、迁移和群聚行为进行模拟发展为智能的群体全局的随机搜索算法。在整个解空间进行搜寻的时候，粒子其实是借助控住速度的变化来改变其飞行的方向以及距离，并且结合自学的历史经验和小组其他成员的历史经验不断更新已经有的个头最优值和群体最优值，一直如此进行迭代搜索直到结束。

5.1.2粒子群优化算法思想

粒子群优化算法（(Particle Swarm Optimization,PSO）的思想就是认为任一个需要去优化的问题都会有一个隐式存在的解，而粒子（Particle）就是指这个隐藏的解在进行n维搜索空间中的某个位置上的某一点。方法的灵感来源于在鸟类进行觅食的过程中，我们假定在一个特定的地方放了鸟食，但是每只鸟在此之前都不知道具体的位置，可以知道的是他们离食物的具体距离，鸟被当做目标函数所定的适应值，所有的鸟都会去根据已有的方向和速度利用当前最好的飞行方法去觅食。通过对结果的分析研究发现，每只鸟好像是会各自为政，然而其整个群体却是像在被某个中心控制下发生的集体行为，复杂的整体行为其实却是在个体的组织下运动完成的。

在n维的空间中进行搜索的鸟群体，将由若干粒子组成的种群可记做X = {， ，…， }，每个问题的解都可用每个粒子的具体位置 = { ，，…, }来进行表示。其中粒子是通过不断地随机方向上变化自己的位置来寻找新的解。每个具有惯性权重的粒子其实都是有记忆的功能的，用表示寻找到的个体最优解，用代表群体粒子搜索到的当前的群体最优解。而且每个粒子都会有自己的移动速度，用V ={，，…， }来表示，若已经分别搜索到了个体的最优解和群体最优解后，所有粒子可以根据式（5-1）、（5-2）继续更新自己的速度和位置。

上述公式中，(t+1)代表的是第i粒子t+1次迭代的速度大小，惯性权重值由来表示，、代表的是非负加速常数，rand()表示产生0至1之间的一个随机数，另外防止粒子搜索过程中越过了搜索空间对粒子的速度设定了一个阈值记做。

观察公式（5-1）、（5-2）发现系数关系，粒子在进行搜寻时不仅与自身速度(t)有关，还与两个距离因子有关即为在粒子搜寻时的最佳途径 - (t)和整个全局粒子群体搜寻经历的最佳路径 - (t)，而且这三个因子对粒子寻优的地位由、和ω三个控制。

对于PSO算法的最凸出的优势之一在于其算法使用过程所需调整的参数量较少，虽然参数较少但每一参数都对算法的精度有很大影响，所以要保证PSO在使用时的优化效率以及算法精度，如何设置参数将变得尤为重要。

对影响粒子群优化算法较大的一些参数选取及设置规则可通过以下方式参考：

（1）粒子的种群数：实践经验通常取20-40，在实际实验中发现10个粒子数通常就可以完成搜索目标，有时在某些特殊的或是复杂性强的问题时可以根据需要来增加粒子的数量，如果需要加到数百的粒子数也是可以的。只是需要注意的是当粒子种群数量增加的时候相应的搜索区间也会被扩大，全局最优解会更容易找到，但算法的时间会加长。

（2）粒子范围：通常需提前设定大概的搜索空间区域。

（3）粒子最大速度：防止粒子搜索过程中越过了搜索空间，同时也可以限制粒子在搜索中的移动步长。

（4）适应度函数：适应度函数用来判断适应度值，适应度值用来判断粒子的优劣程度。通常可以将目标函数作为需要的优化适应度函数，也可以进行适当的条件变换。

（5）学习能力：好的学习能力因子对提高算法收敛速度有很大影响，而且可以避免出现局部最优，一般 、在[0,4]之间。当 =0 ，表示粒子只有社会历史经验，没有自己的认知，粒子群收敛可能加快，但是会陷入局部最小；当 =0，表示粒子只有自身的历史认知经验，粒子群会表现出不团结、无组织，将无法达到全局最优。

（6）惯性权重ω：ω的作用在于使得粒子保持良好的运动特征，调节粒子的探索能力。其值若为零则粒子将无法辨识，其值若增加种群会加强探索能力，减小则相反。

通过实验和实践研究可以知道没有所谓绝对最优的参数，面对不同的问题，必须具体问题具体分析，使用适合问题的参数才会使得算法发挥出好的鲁棒性和收敛效果。

PSO算法需要依赖概率搜索，他对约束条件的连续性或者是优化函数没有什么硬性要求，而且算法得出的全局最优解相对于其他算法有着很大优势，与很多传统的进化、遗传优化算法效果明显。

（1）PSO算法健壮性很好，算法不是由单一命令支配，所以个体情况不会影响整体。

（2）系统可扩展，因为种群互相不需要直接通信。

（3）种群中粒子的行为简单，优化效率高，整体算法也易实现。

5.2 PSO-SVR短时交通预测模型

5.2.1 PSO算法流程

Step1:首先给定粒子群的种群数目m，同时初始化粒子的初始位置以及速度，并对算法中相关参数也进行初始化；

Step2:由需要优化的具体问题选定适应度函数并计算种群中的粒子适应度值；

Step3:根据Step2中的每个粒子的适应度值和粒子自身经历的最优位置进行比较，以此不断更新种群中粒子的；

Step4:将种群中每一粒子的适应度值和种群中所经历过的最优位置进行比较，以此不断更新种群中的群体位置最优值；

Step5:进行比较完以后，根据公式（5-1）、（5-2）不断迭代更新粒子的位置以及速度；

Step6:如若没有满足寻优的条件要求，就返回到Step2继续PSO算法直到满足结束条件。

5.2.2 PSO-SVR模型流程

将原始数据进行去噪、归一化等预处理操作后，根据PSO 算法在设定的参数范围内，寻找最优参数；将最优参数用于对模型的训练，使用最优模型预测交通流数据。算法流程图如下:

5.2.3实验仿真

根据已有的交通流数据进行基于PSO-SVR算法的短时交通流预测，同时与传统的SVR模型预测进行对比。仿真结果如下和评价指标如图4-3和表4-1：

根据对仿真结果的分析，从图4-3和表4-1可以得出：采用PSO-SVR算法得到的最优参数支持向量机的预测结果较SVR算法好，但是此方法任然可以改进以进一步提高预测精度。

5.3改进PSO-SVR算法预测模型

对PSO算法进行参数寻优的时候会出现早熟收敛的情况，参数选取不当会使收敛速度变慢，会陷入局部最优，搜寻到的参数最优值会出现不够精确地情况。这种现象主要是PSO在进行参数搜索寻优的时候有以下特点：算法在搜索空间的早期阶段收敛速度比较快，可以很快地就收敛到了极值点的附近区域。然而，种群继续进行搜索的时候，收敛速度就会逐渐明显降低，当粒子的速度为零的时候失去了对位置和速度的更新能力，则此时得到的最优解就不一定是全局最优的了，可能只是个局部最优，粒子在这个时候已经不能继续搜索全局最优解了，因为粒子收敛在这个局部最优解中。PSO算法的这一搜索过程之中的特性说明他会有一些不足，需要进一步的去改进利用。

对粒子群的初始位置在之前算法中很多都是随机的，然而，实际在算法后续寻优过程是会受到粒子初始值的影响的。因此对初始化粒子群本文引入混沌搜索的方法，这样粒子在整个空间中均匀分布，使得算法收敛速度可以加快同时得到全局最优解的速度也得以提升。

5.3.1混沌搜索

混沌其实在自然界中是普遍存在的一种属于非线性的现象。他看起来可能比较混乱，但内部结构细腻有着规律性、随机性以及遍历性这些特征，而且初始条件对他来说很敏感，可以根据自己本身的规律不重复的遍历出所有的状态，因此可以利用混沌这些属性来优化搜索方法。目前，对于混沌尚无一个很严谨统一的定义标准，通常是利用确定性方程所得出来的随机运动状态叫做混沌。

5.3.2改进PSO-SVR算法

将问题解的维数设为d维.再引入混沌搜索来初始化粒子的初始位置，详细操作为：第一步先生成每一个分量数在(0,1)之间的d维的随机向量=(,,…,),然后由Logistic方程对迭代，直到N个随机向量,,…,,将的各分量按下式投影产生混沌初始化序列：

粒子群=的适应度值由目标函数来计算, 粒子群的初始位置则从N个中选出n个较优的即可。

在文献中已经提出:粒子速度其实并不能很好地反映接近于最优位置的参照，粒子的收敛速度和精度反而可能因为向错误的方向搜索而降低。据此，对传统粒子群简化后的优化公式为：

最终粒子群的迭代公式在经过引进王振武[16]对粒子群的进一步改进方法之后如下：

上式中加入了新的参数和随机因子,是高于所有粒子的平均值而且适应度值也要比优。每个粒子在算法寻优的过程中有、和三个一起向种群中粒子传递信息，从而可以得到更多的消息。β是新增的动量项，和粒子历史速度相关, β∈[0,1]为动量参数,可正可负。算法在寻优过程之中的震荡也因为新增的动量项而得到改善。

5.4基于改进的PSO-SVR短时交通预测结果

使用前文处理好的交通数据进行仿真实验。改进PSO-SVR实验步骤如下：

1)首先设定误差阈值以及迭代次数并为PSO中的各个参数、、、及β赋初值;

2) 根据适应度函数确定种群规模并用混沌搜索来初始化粒子种群即SVR的三个参数(C，);

3)选出最初全局极值和个体极值;

4) 根据所改进的粒子群公式更新粒子的位置，使用适应度函数计算适应度值，更新和;

5) 满足结束条件（寻优次数达到迭代值或者适应度值大于设定阈值）则寻优结束，返回参数(C，),否则转到4);

6)使用参数(C，)建立的SVR模型进行短时交通流预测。

根据对仿真结果的分析，从图4-4和表4-2可以得出：采用改进PSO-SVR算法得到的最优参数支持向量机的预测结果精度进一步得到了提升，而且对于短时交通流的预测更具有实际意义。

5.5本章小结

本章通过对粒子群优化算法的分析，提出粒子群优化支持向量回归机的方法，采用改进粒子群寻优算法，对支持向量回归机参数进行优化处理，最后基于改进PSO-SVR算法建模仿真，通过仿真结果表明，采用粒子群优化后的支持向量回归机模型收敛速度提高，同时预测精度也有所提高，该方法具有可行性。

**第6章 基于时空关联性的改进PSO-SVR算法预测模型**

6.1时空关联性分析

时空相关性分析所研究的主要是路口上下游之间随着时间变化的规律，反映出交通数据在时间和空间上的关联性。在城市交通中，交通流有很强的时空关联性。在时间上，交通流遵循着一定的时间序列变化规律；空间上，每个路口流量受上下游交通路口流量的影响也会呈现一定的相关性，下游路口的交通量可以根据上游路口的流量估计得出。

本文将上图中的①号路口作为待测路口，研究它和其上游号路口之间的流量关系。由于是短时预测，本文首先根据两个上下游路口之间的历史数据挖掘出两者流量之间的最相关时间t.例如:需预测的是待测路口①在9点时的交通流量，则本文根据④号路口的历史数据主要包括交通流量，速度，占有率三个指标，挖掘出此路口9点之前这三个指标的数据，认为当这三个指标的数据与①路口9点时的数据最接近的即为最相关的时刻，假如分析得出时间为8:54,则号路口与①路口9点最相关时间t=6min.以此类推，可以挖掘出①路口每个时间点对应的号路口的最相关时间t。同时记录出号路口每个最相关时刻的流量，并将对应的流量与①路口对应流量做出百分比一起记录在数据表中。即该表保存着号路口与①路口最相关的时刻、最相关时间t以及对应的流量之比。

在找出号路口与①路口最相关时间t的基础上，挖掘出号路口交通数据中的速度与t之间的关系。因为检测器记录的数据为号路口在检测点的瞬间速度，与整个路段之间的行程速度会有误差，所以直接分析这些数据会有很大误差。但两路口之间的距离为一定值，所以本文根据检测器的速度和t来估算出其距离，这样可以得出每个t和速度对应的多组距离s.将得出的s每隔几个数据求一次平均值，得到数组,最后用和t推算出整个路段中车流的速度v.如此根据得出的最相关时间t以及v的数据，基于此可以挖掘出两者之间的函数关系为：

通过上式得出的关系，根据号路口有新的数据速度时，可以得出其t，然后可以在之前得出的表中找到对应的时间及流量百分比，从而得出①路口下一时刻的交通流量。方

6.2 神经网络的发展

人脑中神经元的数量大约在1.4\*，早就被认为是最复杂的信息处理工具。对信息处理相关方面，人类大脑有以下这些特点：

（1）可以在同一时间内进行并行处理大规模的数据信息并且在复杂情况下及时作出响应和判断。

（2）强大的容错能力。人的大脑可以可以进行很强的推理、类比和应用，还能够进行记忆学习将事物的规律特征存入大脑，这是其他生物所不能比拟的。

（3）很强的适应力。在这样纷繁复杂的环境里面，我们能够适应得了这个自然社会就是因为大脑拥有自我学习的能力。

通常将脑细胞称为神经元。脑神经网络是由脑神经元中有着许许多多的连接通道所构成的。神经网络主要是由三部分结构：

（1）树突。通常在神经元细胞体的附近，他接受刺激并将其传递给神经元细胞体。

（2）神经元细胞体。作用就是把从树突接收到的刺激进行处理然后传递给轴突，属于信息载体。

（3）轴突。将神经元传过来的信号穿过神经纤维的末端并传递给其他的神经元。

生物神经网络将神经元作为信息处理单元，利用其进行信息的存储以及处理。如此繁杂的工作方式让我们人脑有着计算机很难实现的智能。希望可以进一步研究大脑的工作机制，很多专家学者从模拟大脑神经元开始入手，于是便有了神经网络，其存在的特性如下：

I.非线性。如若神经元非线性，则进行互相链接的神经元也是非线性。在输入给本身的特征是非线性的话，这种非线性特质对神经元就很重要。

II.映射。监督学习是神经网络的一个重要方式。方法理论思想就是标记已有的训练数据集并且修正神经网络的权重值，一个输入对应一个输出。神经网络从以获取的数据中随机选取数据进行训练，同时，网络将自动为其分配权值并不断修正直到达到结束条件。

III．自适应性。自适应性变现在他可以对调整初始权重。并且如若系统里面的设置由于环境改变而产生变化则网络的权重值也会随时间发生变化。

6.3神经网络的结构和学习简介

6.3.1 神经网络结构

W.S.McCulloch和W.Pitts建立的神经网络和数学模型即MP模型是第一种人工神经网络模型，模型的机制为：神经元在受到刺激之后一般会有兴奋或者是抑制的反应。神经元中突触活动强度表示神经元连通性的程度。所以可以用网络中的链接权重来代替突触。同生物神经元比较，MP模型有着相似的机制。图6-3表示MP模型的结构：x表示输入，y为输出,w则表示链接的权重。他可以进行或与非这样的逻辑分析判断，缺陷在于中间的权重不能变，这种网络模型不可以自学习。

许多的网络结构中激活函数用的是线性函数。这样的情况下将输入数据和权重之间进行加权即为最后的输出y,如式（6-2），b代表了一个阈值：

6.3.2神经网络学习原则

学习对于神经网络来说是个相当重要的概念，能够适应复杂的自然环境就是因为生物神经网络可以进行不断地学习。神经网络有三个常用的学习原则即为：感知器原则、δ学习原则和Hebbian 学习原则。

1. 感知器原则

这个学习规则表现在神经元输出为网络的输出和期望输出之间的差值。

若有一个输入样本x，假定a为神经元的一个期望输出，实际输出为y，在此学习规则中有权重的调量为：

上式中e(t)表示误差信号：

1. δ学习原则

即为常说的梯度法，属于神经网络中很常用的且是属于有监督的学习算法。假设E(w)是权重的误差和函数，网络的当前权重为w(t),则权值的变化公式为：

对于误差和函数E(w)我们希望它越来越小。

再将误差和函数E(w(t+ 1))根据泰勒公式展开分析得到下式:

得到的（6-6）与近似，而其中g(t)即表示了在t时刻位置的E(w(t))的一个梯度，梯度下降的思想就是如此。δ学习目的就是期望最终的权值w(t)得出的E(w（t）)达到最小。误差和函数如式（6-7）：

再利用梯度下降可以得出：

对网络中的权重初始值一般默认随机取（0,1）之间。

3. Hebbian学习原则

对Hebbian学习，假设输入的神经元为：x = ，w(t)表示权重值，输出y = f(∗ x),得出权重值的调整公式：

从上式看出，对输入输出量的积和权重值的调整之间存在数量关系且是正比例关系。将输入函数影响整个网络权值的因子用∆w(t)表示。Hebbian学习为了预防出现权值无条件的增加，需要设定一个范围，其调整方法如下：

6.4 BP神经网络

6.4.1 BP神经网络结构

BP神经网络全称为误差反向传播算法（Error Back－propagation Training）。BP神经网络的结构其实是属于前反馈性质的网络，它的结构重要特点就是信号在正向的神经元之间传输，得到了输出值后再与期望值比较以得出误差大小，再将误差反向传播，不断调整权重值和阈值直到得到的输出误差和最小。BP网络结构如6-4所示，，, …分别代表的输入特征值，网络的输出值用，，…,表示，网络结构中有若干隐层的为网络节点之间的链接权值。通过分析发现，BP网络这种结构是很典型的一种函数映射之间的关系，这种结构可以逼近任一非线性函数。

6.4.2 BP神经网络学习算法

（1）BP神经网络的正向传播原理

首先外部数据通过输入层的许多神经元接受，然后进一步传输到中间的隐藏层神经元。若设定输入层中输入的变量数为n,训练样本的数目为m，输入变量可表示为：

中间的隐层结构可以根据实际需求设计一个或者是多个隐层结构，中间隐层主要是对信号的变换处理。假设有P个隐层神经元数，则对应输入为：

对式（6-12）中，输入层和隐层之间的连接权值用表示；隐层神经元的阈值为；假设用sigmoid函数作为传递函数，那么对隐层的输出为：

对网络结构输出层接受来自上个最后隐层结构的输出做出进一步处理，假设输出层的变量数量为q，那么输入对应的输出为：

分别用，来表示隐层到输出层之间的连接权值和阈值，则输出层对应的输入输出为：

（２）BP神经网络的误差反向传播原理

对BP网络输入—隐层—输出的结构，对k个样本进行学习可以得出样本实际输出误差和期望的误差以及全局误差E：

通过一定的学习率使得按照梯度原理能够不断变小，得出从而得出其调整的规模：

同样的可以得出隐层权重、调整量、输出层阈值调整量：

到此，BP神经网络的误差传播过程完成，整个BP算法模型也完成了以此训练学习。BP算法的特点就是可以进行不断地反向传播误差，同时根据调整值来修正隐层和输出层的权重值和阈值，直到最终达到满足设定的误差要求或者到达迭代次数。

6.5基于时空关联性的改进PSO-SVR算法模型

本文最终是将改进的PSO-SVR算法模型和得出的时空关联性相结合进行流量的最终预测。由于短时交通预测具有不确定性和规律性弱等特点，仅是依据PSO-SVR这样的非数学模型利用历史数据进行预测始终会有偏差，当路面发生一些突发情况，如某个时刻需对路口进行限流限速等，此时PSO-SVR模型的预测精度就会明显下降；所以，此时可以通过其相邻路口的交通流量即根据时空关联性来进行主要预测，从而可以得出更加准确的预测精度。因此将PSO-SVR模型与本文之前得出的时空关联性进行结合，优势互补，取长补短，可以更好的克服短时交通预测的不确定性和弱规律性，从而得出更好的预测效果。本文利用BP神经网络的特性，分别将PSO-SVR和时空关联性得出的流量作为BP神经网络的两个输入，经过隐层处理后传向输出层。如果BP网络的输出层与理想的输出有差别，就将误差通过隐藏层向输入层传递，如此可以使误差分给各层单元，并作为修正各权值的依据。实验采用3层BP神经网络，训练次数为1000，训练目标为0.0001，学习率为0.01。流程图如下：

结合图5-6和表5-2可以看出，基于时空关联性的改进PSO-SVR预测模型优于传统的SVR预测模型也优于单纯的BP神经网络预测模型，且具有较高的预测精度，也验证了此方法的有效性。

6.6本章小结

本章在改进PSO-SVR模型的基础上，考虑了交通中的时空影响，加入了时空相关性分析，通过分析周边路口交通流量对待测路口的影响，利用BP神经网络的特性整合改进的PSO-SVR模型，得到了可以进行不断修正实时预测的短时交通预测模型！

**第7章 总结与展望**

本文全面评述了当前交通流预测的研究现状，简要介绍了交通流三大参数，详细阐述了 SVM的基本原理，在已有的研究成果，将SVM理论运用到交通流预测中。在参数选择的问题中，使用了PSO 优化算法及改进的 PSO算法对参数的优化进行了系统的研究，最终构建了一个考虑时空关联性的，利用BP神经网络进行不断迭代修正实时预测预测的模型。本文主要开展了以下研究工作：

1、介绍了当前困扰着各大城市的交通拥堵问题及本课题在这一前提下所具有的研究意义，系统总结了当前的研究进展，为后续的建模提供决策支持。

2、根据交通流的特性，建立短时交通流预测模型。采用SVR作为主要研究模型，使用PSO 优化算法和改进的 PSO算法，建立参数优化的预测模型。将仿真结果与传统SVR的模型进行比较，实验结果表明，该方法能够满足当前研究对实时性和准确性的要求。

3、进行时空关联性分析。在短时交通流量预测中，交通流具有不确定性和规律性弱等特点，仅仅依靠待测路口的历史数据进行预测，其精度难以提高，特别是在某些突发事件的情况下，预测精度会大打折扣。本文将基于先验数据的非数学模型方法与实时数据的交通流量关联方法结合起来，采用改进的PSO-SVR方法对待测路口的时间序列进行训练学习，获得尽可能多的基于时间的流量关系。同时利用交通数据挖掘出待测路口于其它路口的时空关联性，利用相关上游路口的流量预测待测路口下一时刻的流量，将两者结合取长补短通过BP神经网络不断迭代在线修正两者权值直到误差足够小从而实时预测出最终的交通量。在实际应用中减少了人为干预的不良影响，在一定意义上实现了交通流预测的智能化。

**创新点**

综合分析了当前的研究现状，并对比了传统的SVR预测方法设计了短时交通流预测系统。主要创新点如下：

1、提出了一种改进PSO 的优化算法对SVR模型参数进行寻优。与以网格搜索参数的模型相比，采用改进算法优化参数，使得模型在实际应用中预测精度更高；与传统的 PSO 算法相比，改进的算法能够达到全局最优解，更能满足预测的实时性和准确性。

2、采用改进的PSO-SVR方法对待测路口的进行预测，同时利用交通数据挖掘出待测路口于其它路口的时空关联性，利用相关上游路口的流量预测待测路口下一时刻的流量，将两者结合取长补短通过BP神经网络不断迭代在线修正两者权值直到误差足够小从而实时预测出最终的交通量。