LibSVM-2.6 程序代码注释

我不经心地，服下你调好的毒
我知道今后我将万劫不复
但是你的红唇仍让我屈服
四月的樱花火红满天
我和你的梦，却要一以何处去缱绻？
虽然人间的情爱万万千千
世上已有太多崩毁的誓言
七个黑夜，七个白天
我为你写下的歌，彩绘的纸笺
却只能随着晚风
飘在大海的岸边
我仍愿服下你精心为我调好的毒
从你那深情的吻
吞下我与你在人间
最后的流光万千辗转朱颜……

第一节： SVM.h 文件

```
struct svm_node
{
    int index;
    double value;
};
```

struct svm_node 用来存储单一向量中的单个特征，例如：

向量 x1={ 0.002, 0.345, 4, 5.677};

那么用 struct svm_node 来存储时就使用一个包含 5 个 svm_node 的数组来存储此 4 维向量，内存映象如下：

1	2	3	4	－1
0.002	0.345	4．000	5.677	空

其中如果 value 为 0.00,该特征将不会被存储，其中(特征 3)被跳过：

1	2	4	5	－1
0.002	0.345	4．000	5.677	空

0.00 不保留的好处在于，做点乘的时候，可以加快计算速度，对于稀疏矩阵，更能充分体现这种数据结构的优势。但做归一化时，操作就比较麻烦了。

（类型转换不再说明）

```
struct svm_problem
{
    int l;
    double *y;
    struct svm_node **x;
};
```

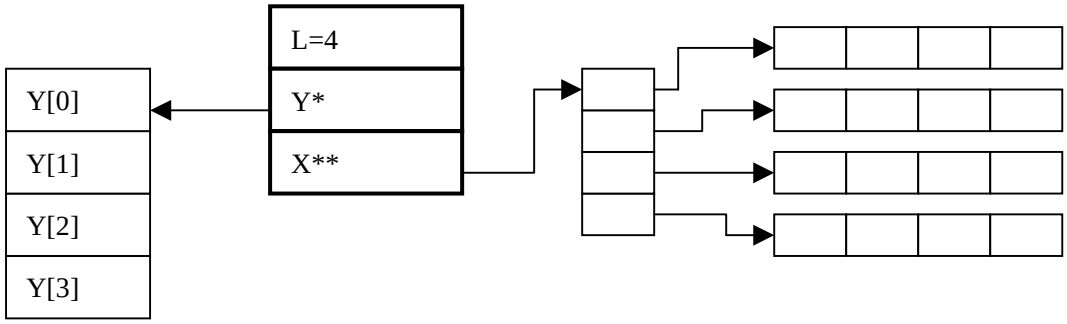
struct svm_problem存储本次参加运算的所有样本（数据集），及其所属类别。在某些数据挖掘实现中，常用DataSet来实现。

int l;记录样本总数

double *y;指向样本所属类别的数组。在多类问题中，因为使用了one-agianst-one方法，可能原始样本中y[i]的内容是1.0，2.0，3.0，…,但参与多类计算时，参加分类的两类所对应的y[i]内容是+1,和－1。

Struct svm_node **x;指向一个存储内容为指针的数组；

如下图,最右边的四个长条格同上表，存储三维数据。(黑边框的是最主要的部分)



这样的数据结构有一个直接的好处，可以用x[i][j]来访问其中的某一元素（如果value为0.00的也全部保留的话）

私下认为其中有一个败笔，就是把svm_node* x_space放到结构外面去了。

```
enum { C_SVC, NU_SVC, ONE_CLASS, EPSILON_SVR, NU_SVR };/* svm_type */
enum { LINEAR, POLY, RBF, SIGMOID };  /* kernel_type */

struct svm_parameter
{
    int svm_type;//SVM类型，见前enum
    int kernel_type;//核函数
    double degree; /* for poly */
    double gamma;/* for poly/rbf/sigmoid */
    double coef0;   /* for poly/sigmoid */

    /* these are for training only */
    double cache_size; /* in MB */
    double eps;     /* stopping criteria */
    double C; /* for C_SVC, EPSILON_SVR and NU_SVR */
    int nr_weight;          /* for C_SVC */
    int *weight_label;    /* for C_SVC */
    double* weight;             /* for C_SVC */
    double nu;      /* for NU_SVC, ONE_CLASS, and NU_SVR */
    double p;  /* for EPSILON_SVR */
    int shrinking;   /* use the shrinking heuristics */
    int probability; /* do probability estimates */
};
```

部分参数解释,(附核函数)

1、$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$

2、$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0$

3、$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0$

4、$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r)$

```
double degree;//就是2式中的d
double gamma; //就是2,3,4式中的gamma
double coef0;//就是2,4式中的r

double cache_size; /* in MB */ 制定训练所需要的内存，默认是40M，LibSVM2.5中是4M,所以自己做开发选LibSVM2.5还是不错的!
double eps;见参考文献[1]中式3.13
double C;//没什么好说的，惩罚因子，越大训练的模型越那个…,当然耗的时间越多
```

int nr_weight;//权重的数目,目前在实例代码中只有两个值，一个是默认0，另外一个是svm_binary_svc_probability函数中使用数值2。
int *weight_label;//权重，元素个数由nr_weight决定.
double nu;// 没什么好说的,too
double p;// 没什么好说的,three

int shrinking;//指明训练过程是否使用压缩。
int probability;//新增，指明是否要做概率估计

```
struct svm_model
{
	svm_parameter param;	// parameter
	int nr_class;		// number of classes, = 2 in regression/one class svm
	int l;			// total #SV
	svm_node **SV;		// SVs (SV[l])
	double **sv_coef;	// coefficients for SVs in decision functions (sv_coef[n-1][l])
	double *rho;		// constants in decision functions (rho[n*(n-1)/2])
	double *probA;		// pariwise probability information
	double *probB;

	// for classification only
	int *label;		// label of each class (label[n])
	int *nSV;		// number of SVs for each class (nSV[n])
				// nSV[0] + nSV[1] + ... + nSV[n-1] = l
	// XXX
	int free_sv;		// 1 if svm_model is created by svm_load_model
				// 0 if svm_model is created by svm_train
};
```

结构体svm_model用于保存训练后的训练模型，当然原来的训练参数也必须保留。
svm_parameter param;	// 训练参数
int nr_class;// 类别数
int l; // 支持向量数
svm_node **SV; // 保存支持向量的指针，至于支持向量的内容，如果是从文件中读取，内容会额外保留；如果是直接训练得来，则保留在原来的训练集中。如果训练完成后需要预报，原来的训练集内存不可以释放。
double **sv_coef;//相当于判别函数中的alpha
double *rho; //相当于判别函数中的b
double *probA; // pariwise probability information
double *probB;//均为新增函数
int *label; // label of each class (label[n])
int *nSV; // number of SVs for each class (nSV[n])
int free_sv;//见svm_node **SV的注释

```
//以下接口函数设计得非常合理，最后一节详细说明
//最主要的驱动函数，训练数据
struct svm_model *svm_train(const struct svm_problem *prob, const struct svm_parameter *param);

//用SVM做交叉验证
void svm_cross_validation(const struct svm_problem *prob, const struct svm_parameter *param, int
nr_fold, double *target);

//保存训练好的模型到文件
int svm_save_model(const char *model_file_name, const struct svm_model *model);

//从文件中把训练好的模型读到内存中
struct svm_model *svm_load_model(const char *model_file_name);

//
int svm_get_svm_type(const struct svm_model *model);

//得到数据集的类别数（必须经过训练得到模型后才可以用）
int svm_get_nr_class(const struct svm_model *model);

//得到数据集的类别标号（必须经过训练得到模型后才可以用）
void svm_get_labels(const struct svm_model *model, int *label);

//LibSvm2.6新增函数
double svm_get_svr_probability(const struct svm_model *model);

//用训练好的模型预报样本的值，输出结果保留到数组中。（并非接口函数）
void svm_predict_values(const struct svm_model *model, const struct svm_node *x, double*
dec_values);

//预报某一样本的值
double svm_predict(const struct svm_model *model, const struct svm_node *x);

// LibSvm2.6新增函数
double svm_predict_probability(const struct svm_model *model, const struct svm_node *x, double*
prob_estimates);

//消除训练的模型，释放资源
void svm_destroy_model(struct svm_model *model);

// LibSvm2.6新增函数
void svm_destroy_param(struct svm_parameter *param);

//检查输入的参数，保证后面的训练能正常进行。
```

```
const char *svm_check_parameter(const struct svm_problem *prob, const struct svm_parameter
*param);

// LibSvm2.6新增函数
int svm_check_probability_model(const struct svm_model *model);
```

第二节： SVM.cpp 文件

.头文件：

从整个.*cpp* 文件来看，感觉有些头文件是多余的，不知何故，反正多包含头文件不会犯错。

后面的 typedef,特别是 typedef float Qfloat,是为了方便控制内存存储的精度。

```
#include <math.h>
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>
#include <ctype.h>
#include <float.h>
#include <string.h>
#include <stdarg.h>
#include "svm.h"
typedef float Qfloat;
typedef signed char schar;
```

//.以下是定义的几个主要的模板，主要是为了比较大小，交换数据和完全复制数据。

Min()和 Max()在<math.h>中提供了相应的函数，这里的处理，估计是为了使函数内联，执行速度会相对快一些，而且不同的数据类型，存储方式不同，使用模板会更有针对性，也从另外一方面提高程序性能。

```
#ifndef min
template <class T> inline T min(T x,T y) { return (x<y)?x:y; }
#endif

#ifndef max
template <class T> inline T max(T x,T y) { return (x>y)?x:y; }
#endif

template <class T> inline void swap(T& x, T& y) { T t=x; x=y; y=t; }
```

//这里的克隆函数是完全克隆，不同于一般的复制。操作结束后，内部的所有数据和指针完全一样。

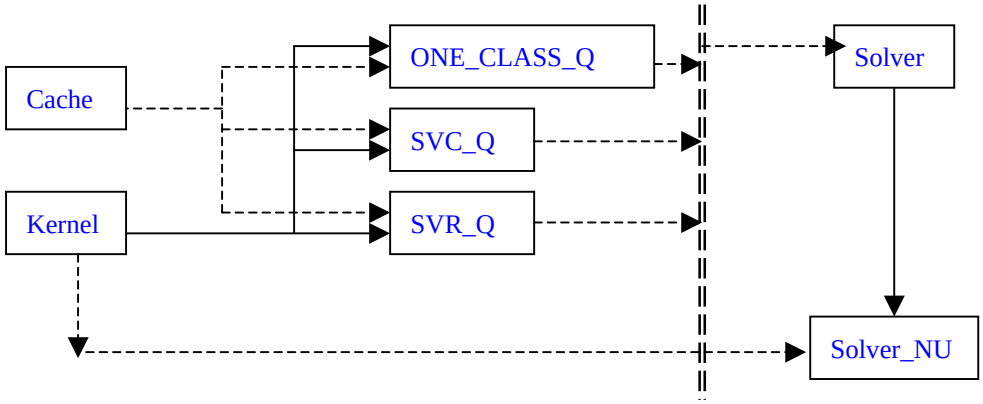
```
template <class S, class T> inline void clone(T*& dst, S* src, int n)
{
	dst = new T[n];
	memcpy((void *)dst,(void *)src,sizeof(T)*n);
}
```

//这里使用了 define，非内联函数

```
#define INF HUGE_VAL
#define Malloc(type,n) (type *)malloc((n)*sizeof(type))
```

```
//以下的函数用作调试。跳过～
#if 1
void info(char *fmt,...)
{
	va_list ap;
	va_start(ap,fmt);
	vprintf(fmt,ap);
	va_end(ap);
}
void info_flush()
{
	fflush(stdout);
}
#elsevoid info(char *fmt,...) {}
void info_flush() {}
#endif
```

//以下部分为 svm.cpp 中的类继承和组合图: (实线表示继承关系，虚线表示组合关系)



2.1 类Cache

本类主要负责运算所涉及的内存的管理，包括申请、释放等。

类定义:

```
class Cache
{
public:
	Cache(int l,int size);
	~Cache();
	int get_data(const int index, Qfloat **data, int len);
	void swap_index(int i, int j);	// future_option
private:
	int l;
	int size;
	struct head_t
	{
```

```
        head_t *prev, *next; // a cicular list
        Qfloat *data;
        int len;            // data[0,len) is cached in this entry
    };

    head_t* head;
    head_t lru_head;
    void lru_delete(head_t *h);
    void lru_insert(head_t *h);
};
```

成员变量：

head_t* head; //变量指针，该指针用来记录程序所申请的内存，单块申请到的内存用struct head_t来记录所申请内存的指针，并记录长度。而且通过双向的指针，形成链表，增加寻址的速度。记录所有申请到的内存，一方面便于释放内存，另外方便在内存不够时适当释放一部分已经申请到的内存。

head_t lru_head; //双向链表的头。

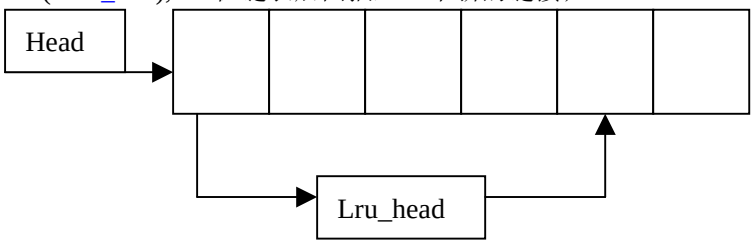
int l; //样本总数。

int size; //所指定的全部内存，据说用Mb做单位。

成员函数：

void lru_delete(head_t *h); //从双向链表中删除某个元素的链接，不删除、不释放该元素所涉及的内存。一般是删除当前所指向的元素。

void lru_insert(head_t *h); //在链表后面插入一个新的链接；



Cache(int l,int size);

构造函数。该函数根据样本数 L，申请 L 个 head_t 的空间。根据说明，该区域会初始化为 0，（表示怀疑）。Lru_head 因为尚没有 head_t 中申请到内存，故双向链表指向自己。至于 size 的处理，先将原来的 byte 数目转化为 float 的数目，然后扣除 L 个 head_t 的内存数目。size 为程序指定的内存大小 4M/40M。size 不要设得太小。

int get_data(const int index, Qfloat **data, int len);

该函数保证 head_t[index]中至少有 len 个 float 的内存，并且将可以使用的内存块的指针放在 data 指针中。返回值为申请到的内存。

函数首先将 head_t[index]从链表中断开,如果 head_t[index]原来没有分配内存，则跳过断开这步。计算当前 head_t[index]已经申请到的内存，如果不够，释放部分内存（~~怀疑这样做的动机：老数据为什么就可以释放，而不真的另外申请一块？老数据没用了？~~），等内存足够后，重新分配内存。重新使 head_t[index]进入双向链表。~~并返回申请到的内存的长度~~。

//返回值不为申请到的内存的长度，为 head_t[index]原来的数据长度 h->len。

调用该函数后，程序会计算 $Q = \sum y_i y_j K(x_i, x_j)$ 的值，并将其填入 data 所指向的内存区域，如果下次 index 不变，正常情况下，不用重新计算该区域的值。若 index 不变，则 get_data() 返回值 len 与本次传入的 len 一致，从 Kernel::get_Q( )中可以看到，程序不会重新计算。从而提高运算速度。

While 循环内的部分基本上难得用到一次。

void swap_index(int i, int j);

交换 head_t[i] 和 head_t[j]的内容，先从双向链表中断开，交换后重新进入双向链表中。对后面的处理不理解，可能是防止中 head_t[i] 和 head_t[j]可能有一方并未申请内存。但 h->len > i 和 h->len > j 无法解释。

```
for(head_t *h = lru_head.next; h!=&lru_head; h=h->next)
{
    if(h->len > i)
    {
        if(h->len > j)
            swap(h->data[i],h->data[j]);
        else
        {
            // give up
            lru_delete(h);
            free(h->data);
            size += h->len;
            h->data = 0;
            h->len = 0;
        }
    }
}
```

2.2 类 Kernel

```
class Kernel {
public:
    Kernel(int l, svm_node * const * x, const svm_parameter& param);
    virtual ~Kernel();

    static double k_function(const svm_node *x, const svm_node *y, const svm_parameter& param);
    virtual Qfloat *get_Q(int column, int len) const = 0;
    virtual void swap_index(int i, int j) const // no so const...
    {
        swap(x[i],x[j]);
        if(x_square) swap(x_square[i],x_square[j]);
    }
protected:
    double (Kernel::*kernel_function)(int i, int j) const;
```

```
private:
	const svm_node **x;
	double *x_square;

	// svm_parameter
	const int kernel_type;
	const double degree;
	const double gamma;
	const double coef0;

	static double dot(const svm_node *px, const svm_node *py);
	double kernel_linear(int i, int j) const(skipped)
	double kernel_poly(int i, int j) const(skipped)
	double kernel_rbf(int i, int j) const(skipped)
	double kernel_sigmoid(int i, int j) const(skipped)
};
```

成员变量：

const svm_node **x; //用来指向样本数据，每次数据传入时通过克隆函数来实现，完全重新分配内存，主要是为处理多类着想。

double *x_square; //使用 RBF 核才使用。

const int kernel_type; //核函数类型.

const double degree; // kernel_function

const double gamma; // kernel_function

const double coef0; // kernel_function

成员函数：

Kernel(int l, svm_node * const * x, const svm_parameter& param);

构造函数。初始化类中的部分常量、指定核函数、克隆样本数据。如果使用 RBF 核函数，则计算 x-sqare[i].

static double dot(const svm_node *px, const svm_node *py);

点乘两个样本数据，按 svm_node 中 index (一般为特征)进行运算，一般来说，index 中 1，2，…直到-1。返回点乘总和。

例如：x1 = { 1,2,3} , x2 = {4, 5, 6} 总和为 sum = 1*4 + 2*5 + 3*6 ;在 svm_node[3]中存储 index = -1 时，停止计算。

static double k_function(const svm_node *x, const svm_node *y, const svm_parameter& param);

核函数。但只有在预报时才用到。

其中 RBF 部分很有讲究。因为存储时，0 值不保留。如果所有 0 值都保留，第一个 while 就可以都做完了；如果第一个 while 做不完，在 x，y 中任意一个出现 index ＝ -1，第一个 while 就停止，剩下的代码中两个 while 只会有一个工作，该循环直接把剩下的计算做完。

virtual Qfloat *get_Q(int column, int len) const = 0;
纯虚函数，将来在子类中实现。相当重要的函数。

virtual void swap_index(int i, int j)
虚函数，x[i]和 x[j]中所存储指针的内容。如果 x_square 不为空，则交换相应的内容。

double (Kernel::*kernel_function)(int i, int j) const;
函数指针，根据相应的核函数类型，来决定所使用的函数。在计算矩阵 Q 时使用。

$$Q = \sum y_i y_j K(x_i, x_j)$$

1、$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$

2、$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0$

3、$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \left\| x_i - x_j \right\|^2), \gamma > 0$

4、$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r)$

2.2 类 Solver

```
class Solver {
public:
    Solver() {};
    virtual ~Solver() {};

    struct SolutionInfo {
        double obj;
        double rho;
        double upper_bound_p;
        double upper_bound_n;
        double r;  // for Solver_NU
    };

    void Solve(int l, const Kernel& Q, const double *b_, const schar *y_,
               double *alpha_, double Cp, double Cn, double eps,
               SolutionInfo* si, int shrinking);
protected:
    int active_size;
    schar *y;
    double *G;          // gradient of objective function
    enum { LOWER_BOUND, UPPER_BOUND, FREE };
    char *alpha_status;  // LOWER_BOUND, UPPER_BOUND, FREE
    double *alpha;
```

```
    const Kernel *Q;
    double eps;
    double Cp,Cn;
    double *b;
    int *active_set;
    double *G_bar;        // gradient, if we treat free variables as 0
    int l;
    bool unshrinked;      // XXX

    double get_C(int i)  {      }
    void update_alpha_status(int i) {      }
    bool is_upper_bound(int i) { return alpha_status[i] == UPPER_BOUND; }
    bool is_lower_bound(int i) { return alpha_status[i] == LOWER_BOUND; }
    bool is_free(int i) { return alpha_status[i] == FREE; }
    void swap_index(int i, int j);
    void reconstruct_gradient();
    virtual int select_working_set(int &i, int &j);
    virtual double calculate_rho();
    virtual void do_shrinking();
};
```

成员变量：

int active_size; // 计算时实际参加运算的样本数目，经过 shrink 处理后，该数目会小于全部样本总数。

schar *y; //样本所属类别，该值只取+1/-1 。虽然可以处理多类，最终是用两类 SVM 完成的。

double *G; //梯度，计算公式如下(公式 3.5)[1]：

$$(Q\alpha + p)_t = \nabla f(\alpha)_t = G_t$$

在代码实现中，用 b[i]来代替公式中的 p。

char *alpha_status; // $\alpha[i]$ 的状态，根据情况分为 $\alpha[i] \le 0$，$\alpha[i] \ge c$ 和 $0 < \alpha[i] < 0$，分别对应内部点(非 SV)，错分点(BSV)和支持向量(SV)。

double *alpha; // α_i

const Kernel *Q; //指定核。核函数和 Solver 相互结合，可以产生多种 SVC,SVR

double eps; //误差限

double *b; //见 double *G 的说明。

int *active_set; //

double *G_bar; // $\bar{G}$，（这名字取的）。计算公式如下：

$$\bar{G} = C \sum_{\alpha_j = C} Q_{ij}, i = 1,...,l$$

该值可以在对样本集做 shrink 时，减小重建梯度的计算量。

$$G = \bar{G} + \sum_{0<\alpha<C} Q_{ij}\alpha j = \sum_{j=1}^{l} Q_{ij}\alpha_j$$

int l; //样本总数

bool unshrinked; //

成员函数：

double get_C(int i)

返回对应于样本的 C。 设置不同的 Cp 和 Cn 是为了处理数据的不平衡。见 《 6 Unbalanced data》[1]，有时 Cp=Cn。

void swap_index(int i, int j);

完全交换样本 i 和样本 j 的内容，包括所申请的内存的地址。

void reconstruct_gradient();

重新计算梯度。G_bar[i]在初始化时并未加入 b[i]，所以程序首先增加 b[i]。Shrink 后依然参加运算的样本位于 active_size 和 L-1 位置上。在 0～active_size 之间的 alpha[i]如果在区间(0,c)上，才有必要更新相应的 active_size 和 L-1 位置上的样本的梯度。

virtual int select_working_set(int &i, int &j)

选择工作集。公式如下：

$$i \equiv \arg\max(\{-\nabla f(\alpha)_t \mid y_t = 1, \alpha_t < C\}, \{\nabla f(\alpha)_t \mid y_t = -1, \alpha_t > 0\})$$
$$j \equiv \arg\min(\{\nabla f(\alpha)_t \mid y_t = -1, \alpha_t < C\}, \{-\nabla f(\alpha)_t \mid y_t = 1, \alpha_t > 0\})$$

virtual void do_shrinking();

对样本集做缩减。大致是当$0 < \alpha < C$ 时，(还有两种情况)程序认为该样本可以不参加下次迭代。（$0 < \alpha < C$ 时，为内部点）程序会减小 active_size，为（内部点）增加位置。active_size 表明了不可以参加下次迭代的样本的最小标号，在 active_size 与 L 之间的元素都对分类没有贡献。

程序中 k--是为了消除交换后的影响，使重新换来的样本也被检查一次。

如果程序在缩减一次后没有达到结束条件，就重新构造梯度矢量，并再缩减一次（总觉得这里不太严密）。

virtual double calculate_rho();

计算 ρ 值。见 3.7[1]节，*The calculation of* b *or* ρ

$$r_1 = \frac{\sum_{0<\alpha<C, yi=1} \nabla f(\alpha)_i}{\sum_{0<\alpha<C, yi=1} 1}$$

$$\rho = \frac{r_1 + r_2}{2}$$

```
void Solve(int l, const Kernel& Q, const double *b_, const schar *y_,
           double *alpha_, double Cp, double Cn, double eps,
           SolutionInfo* si, int shrinking);
```

//程序较大，逐步分解

part 1

```
// initialize alpha_status
{
    alpha_status = new char[l];
    for(int i=0;i<l;i++)
        update_alpha_status(i);
}
```

更新一下 alpha 的状态

part 2

```
// initialize active set (for shrinking)
{
    active_set = new int[l];
    for(int i=0;i<l;i++)
        active_set[i] = i;
    active_size = l;
}
```

为缩减做准备，将来要做交换

part 3

```
// initialize gradient
{
    G = new double[l];
    G_bar = new double[l];
    int i;
    for(i=0;i<l;i++)
    {
        G[i] = b[i];
        G_bar[i] = 0;
    }
    for(i=0;i<l;i++)
        if(!is_lower_bound(i))
        {
            Qfloat *Q_i = Q.get_Q(i,l);
            double alpha_i = alpha[i];
            int j;
            for(j=0;j<l;j++)
                G[j] += alpha_i*Q_i[j];
            if(is_upper_bound(i))
                for(j=0;j<l;j++)
```

```
                G_bar[j] += get_C(i) * Q_i[j];
            }
        }
```

G_bar[j]的生成公式如下：（注意，其中不包含 b[i]的值）

$$\bar{G} = C\sum_{\alpha_j=C} Q_{ij}, i = 1,...,l$$

因为第一次建立 G(i),所以没有判断 alpha 的状态。而是按公式，全部计算了一遍。

get_Q(i,l)返回的值是 Q_{ij} 矩阵中的第 i 列，而不是第 i 行，这是需要注意的地方。

再往下是大循环：

如果有必要，先进行筛选，使部分数据不再参加运算；选择工作集；更新alpha_i, alpha_j,其更新的思路是保证：$\alpha_i^{new} y_i + \alpha_j^{new} y_j = \alpha_i^{old} y_i + \alpha_j^{old} y_j$;对于边界情况，有特殊处理，主要是考虑 $0 \le \alpha_i \le C_i$ 的要求。当某一alpha小于0时，做适当调整,调整的结果是alpha_i, alpha_j仍然在 $0 \le \alpha_i \le C_i$ 范围内，同时其和同原来一样。对于推导过程，可以参考*Sequential Minimal Optimization for SVM*

part 4

更新 G(i),根据 α_i, α_j 的变化更新；

```
// update G
double delta_alpha_i = alpha[i] - old_alpha_i;
double delta_alpha_j = alpha[j] - old_alpha_j;

for(int k=0;k<active_size;k++)
{
    G[k] += Q_i[k]*delta_alpha_i + Q_j[k]*delta_alpha_j;
}
```

part 5

以下是更新 alpha_status 和 $\bar{G}$,ahpha 状态更新较简单，根据 alpha 状态前后是否有变化，适当更新，更新的内容参考公式 $\bar{G} = C\sum_{\alpha_j=C} Q_{ij}, i = 1,...,l$

```
// update alpha_status and G_bar
{
    bool ui = is_upper_bound(i);
    bool uj = is_upper_bound(j);
    update_alpha_status(i);
```

```
        update_alpha_status(j);
        int k;
        if(ui != is_upper_bound(i))//更新alpha_i的影响
        {
            Q_i = Q.get_Q(i,l);
            if(ui)
                for(k=0;k<l;k++)
                    G_bar[k] -= C_i * Q_i[k];
            else
                for(k=0;k<l;k++)
                    G_bar[k] += C_i * Q_i[k];
        }
        if(uj != is_upper_bound(j)) //更新alpha_j的影响
        {
            Q_j = Q.get_Q(j,l);
            if(uj)
                for(k=0;k<l;k++)
                    G_bar[k] -= C_j * Q_j[k];
            else
                for(k=0;k<l;k++)
                    G_bar[k] += C_j * Q_j[k];
        }
    }
```

part 6

以下计算目标函数值，因为$G_t = (Q\alpha + p)_t$，而目标值为$\frac{1}{2}\alpha^T Q\alpha + p^T\alpha$，故：

```
    // calculate objective value
    {
        double v = 0;
        int i;
        for(i=0;i<l;i++)
            v += alpha[i] * (G[i] + b[i]);

        si->obj = v/2;
    }
```

part 7

回送结果。

```
    // put back the solution
    {
        for(int i=0;i<l;i++)
            alpha_[active_set[i]] = alpha[i];
    }
```

2.3 类 Solver_NU

```
class Solver_NU : public Solver
{
public:
    Solver_NU() {}
    void Solve(int l, const Kernel& Q, const double *b, const schar *y,
               double *alpha, double Cp, double Cn, double eps,
               SolutionInfo* si, int shrinking)
    {
        this->si = si;
        Solver::Solve(l,Q,b,y,alpha,Cp,Cn,eps,si,shrinking);
    }
private:
    SolutionInfo *si;
    int select_working_set(int &i, int &j);
    double calculate_rho();
    void do_shrinking();
   };
```

其中函数 void Solve()完全调用了Solve::Solve(),this->si = si;一句是因为C++内部变量访问的限制而添加。

成员函数：

int select_working_set(int &i, int &j);

选择工作集，参考[1],[4],[5],同时可以参考 Solver::select_working_set。

double calculate_rho();

计算 ρ 值，参考[1],[4],[5]（对应 libsvm 论文[1]，其实返回值是 b,这可以从后面预测目标值可以看出。与 Solver::calculate_rho 相比，增加了另外一个返回值，r，该值才是真正的 ρ 值。

void do_shrinking();

对样本进行剪裁，参考[1],[4],[5] ,同时可以参考 Solver::do_shrinking()。

2.4 类SVC_Q

```
class SVC_Q: public Kernel
{
public:
    SVC_Q(const svm_problem& prob, const svm_parameter& param, const schar *y_)
    :Kernel(prob.l, prob.x, param)
    {
```

```
        clone(y,y_,prob.l);
        cache = new Cache(prob.l,(int)(param.cache_size*(1<<20)));
    }

    Qfloat *get_Q(int i, int len) const
    {
        Qfloat *data;
        int start;
        if((start = cache->get_data(i,&data,len)) < len)
        {
            for(int j=start;j<len;j++)
                data[j] = (Qfloat)(y[i]*y[j]*(this->*kernel_function)(i,j));
        }
        return data;
    }

    void swap_index(int i, int j) const
    {
        cache->swap_index(i,j);
        Kernel::swap_index(i,j);
        swap(y[i],y[j]);
    }

    ~SVC_Q()
    {
        delete[ ] y;
        delete cache;
    }
private:
    schar *y;
    Cache *cache;
};
```

说明：

```
SVC_Q(const svm_problem& prob, const svm_parameter& param, const schar *y_)
    :Kernel(prob.l, prob.x, param)
```

该构造函数利用初始化列表Kernel(prob.l, prob.x, param)将样本数据和参数传入(非常简洁)。

get_Q(int i, int len)函数与其他同类相比，在于核函数不同。

swap_index(int i, int j) //交换的东西太多了点

2.5 类 ONE_CLASS_Q

```
class ONE_CLASS_Q: public Kernel
{
```

```
public:
	ONE_CLASS_Q(const svm_problem& prob, const svm_parameter& param)
	:Kernel(prob.l, prob.x, param)
	{
		cache = new Cache(prob.l,(int)(param.cache_size*(1<<20)));
	}

	Qfloat *get_Q(int i, int len) const
	{
		Qfloat *data;
		int start;
		if((start = cache->get_data(i,&data,len)) < len)
		{
			for(int j=start;j<len;j++)
				data[j] = (Qfloat)(this->*kernel_function)(i,j);
		}
		return data;
	}

	void swap_index(int i, int j) const
	{
		cache->swap_index(i,j);
		Kernel::swap_index(i,j);
	}

	~ONE_CLASS_Q()
	{
		delete cache;
	}
private:
	Cache *cache;
};
```

ONE_CLASS_Q 只处理 1 类分类问题(?)，故不保留 y[i]。编号只有 1 类。
get_Q(int i, int len)函数中缺少了 y[i],y[j]，这与 One_Class 本身特点有关，只处理一类。
swap_index(int i, int j)少 swap(y[i],y[j]);这句，因为根本没有 y[i]可供交换。

2.5 类 SVR_Q

```
class SVR_Q: public Kernel
{
public:
	SVR_Q(const svm_problem& prob, const svm_parameter& param)
	:Kernel(prob.l, prob.x, param)
```

```
        {
            //skipped
        }

        void swap_index(int i, int j) const
        {
            swap(sign[i],sign[j]);
            swap(index[i],index[j]);
        }

        Qfloat *get_Q(int i, int len) const
        {
        //skipped
        }

        ~SVR_Q()
        {
            //skipped
        }
private:
        int l;
        Cache *cache;
        schar *sign;
        int *index;
        mutable int next_buffer;
        Qfloat* buffer[2];
};
```

本类主要是用于做回归，同分类有许多不同之处。参考[1],[5]

//以下的函数全为静态函数，只能在本文件范围内被访问。对照[1]中公式查看。

2.6 函数 solve_c_svc

```
static void solve_c_svc(const svm_problem *prob, const svm_parameter* param,
        double *alpha, Solver::SolutionInfo* si, double Cp, double Cn)
```

在公式 $\frac{1}{2}\alpha^T Q\alpha + p^T\alpha$ 中， p^T 为全-1,另外 alpha[i]=0,保证 $y^T\alpha = 0$ 的限制条件，在将来选择工作集后更新 alpha 时，仍能保证该限制条件。

2.7 函数 solve_nu_svc

```
static void solve_nu_svc( const svm_problem *prob, const svm_parameter *param,
        double *alpha, Solver::SolutionInfo* si)
```

p^T 为全 0,alpha[i]能保证 $e^T\alpha = 0, y^T\alpha = 0$.

2.8 函数 solve_one_class

static void solve_one_class(const svm_problem *prob, const svm_parameter *param,
double *alpha, Solver::SolutionInfo* si)

限制条件 $e^T\alpha = vl$ ，前 vl 个 alpha 为 1，此后的 alpha 全为 0，初始条件满足限制条件 $e^T\alpha = vl$

p^T 为全 0，y 为全 1

2.9 函数 solve_epsilon_svr

static void solve_epsilon_svr(const svm_problem *prob, const svm_parameter *param,
double *alpha, Solver::SolutionInfo* si)

2.10 函数 solve_nu_svr

static void solve_nu_svr(const svm_problem *prob, const svm_parameter *param,
double *alpha, Solver::SolutionInfo* si)

第三节： 接口函数、流程

decision_function svm_train_one(const svm_problem *prob, const svm_parameter *param,
double Cp, double Cn)

训练一组样本集，通常参加训练的样本集只有两类。

程序根据相应的参数，选择所使用的训练或者拟合算法。(这个地方的代码居然如此少)，最后统计SV和BSV，最后输出决策函数。

void sigmoid_train(int l, const double *dec_values, const double *labels,
double& A, double& B)

LibSVM2.6新增函数

根据预报值来确定 A,B $r_{ij} \approx \frac{1}{1+e^{A\hat{f}+B}}$ 见第 8 节[1],其中 A,B 的确定就由本函数确定。

double sigmoid_predict(double decision_value, double A, double B)

LibSVM2.6新增函数

可以看看，里面的公式很简单。

void multiclass_probability(int k, double **r, double *p)

LibSVM2.6新增函数

(好像比较复杂哦☺)

void svm_binary_svc_probability(const svm_problem *prob, const svm_parameter *param,
double Cp, double Cn, double& probA, double& probB)

LibSVM2.6新增函数

先做交叉验证，然后用决策值来做概率估计。需要调用 sigmoid_train 函数。

double svm_svr_probability(const svm_problem *prob, const svm_parameter *param)
LibSVM2.6新增函数
先做交叉验证，然后函数经过计算后，输出概率值。

svm_model *svm_train(const svm_problem *prob, const svm_parameter *param)
根据选择的算法，来组织参加训练的分样本，以及进行训练结果的保存。其中会对样本进行初步的统计。

一、分类部分：

→统计类别总数,同时记录类别的标号，统计每个类的样本数目
→将属于相同类的样本分组，连续存放
→计算权重C
→训练n(n-1)/2个模型
→初始化nozero数组，便于统计SV
→//初始化概率数组
→训练过程中，需要重建子数据集，样本的特征不变，但样本的类别要改为+1/-1
→//如果有必要，先调用svm_binary_svc_probability
→训练子数据集svm_train_one
→统计一下nozero,如果nozero已经是真，就不变，如果为假，则改为真
→输出模型
→主要是填充svm_model,
→清除内存

二、回归部分：

→类别数固定为2
→//选择性地做svm_svr_probability, one-class不做概率估计
→训练
→输出模型
→清除内存

训练过程函数调用：

svm_train→svm_train_one→solve_c_svc(fox example)→
→Solver s;//这里调用构造函数，但啥也没有做。
→s.Solve(l, SVC_Q(*prob,*param,y), minus_ones, y, alpha, Cp, Cn, param->eps, si, param->shrinking);
→调用SVC_Q(Kernel) 类的构造函数，同时也会调用Kernel类的构造函数。在SVC_Q类的构造函数中复制目标值(y),同时申请内存，此时激发Cache类,申请内存，构造双向列表等。
→Solve函数做完其他部分工作，主要是算法的实现。

void svm_cross_validation(const svm_problem *prob, const svm_parameter *param, int nr_fold, double *target)
LibSVM2.6新增函数,LibSVM2.5中为示例函数。

先随机打乱次序，然后根据n折的数目，留一份作为测试集，其他的作为训练集，做n次。
随机打乱次序使用的非标准的扑克洗牌的算法。(LibSVM2.5里面随机排序的结果很乱)
For example:
样本集被分为10份；第一次，将样本集的第2～10部分作为整体进行训练，得到一个模型，然后对样本集的第1部分进行预报，得到一个精度；第二次，将样本集的第1，3～10作为整体训练，对第二部分进行预报，得到又一个精度，…。最后对10个精度做一下处理（方法很多，不逐一列出）。

int svm_get_nr_class(const svm_model *model)
获得样本类别数；本函数为典型的马后炮。

void svm_get_labels(const svm_model *model, int* label)
某类样本的标号（样本并不按编号排列，通过标号，可以循序访问样本集）。

double svm_get_svr_probability(const svm_model *model)
访问训练好的模型中的概率值。

void svm_predict_values(const svm_model *model, const svm_node *x, double* dec_values)
预测样本数据目标值；
如果是做分类问题，返回一大堆值，供后续的函数做决策；如果是回归问题，返回一个值。
其中 one-v-one 方法需要做 n(n-1)/2 次，产生 n(n-1)/2 个预报值。

double svm_predict(const svm_model *model, const svm_node *x)
预测，分类问题主要使用了One-to-One方法组织n*(n-1)/2种方法。
如果是分类问题，对预测的 n*(n-1)/2 个值，做投票处理，票数最高的是预报的类。
如果是 One-Class,根据预报值的符号，返回+1/-1
如果是回归问题，直接返回该 double 类型的值。

double svm_predict_probability(
    const svm_model *model, const svm_node *x, double *prob_estimates)
LibSVM2.6 新增函数
跳过。

int svm_save_model(const char *model_file_name, const svm_model *model)
svm_model *svm_load_model(const char *model_file_name)
void svm_destroy_model(svm_model* model)
以上 3 个函数均为 LibSVM2.5 示例程序中的函数，现成为 LibSVM2.6 的一部分。
看看名字就知道是干什么的了，不介绍了。

void svm_destroy_param(svm_parameter* param)
LibSVM2.6 新增函数
释放权重系数数组的内存。

//检查数据

const char *svm_check_parameter(const struct svm_problem *prob, const struct svm_parameter *param);

该段代码检查参数的合理性。凡对 LibSVM 进行增加 SVC 类型和核函数，都必须修改该文件。LibSVM2.5 在该部分代码会存在内存泄漏，LibSVM2.6 中已经修正。

其中需要注意的是，nu 的取值的范围，

$$nu < \frac{nMin \times 2}{nMax + nMin}$$

其中 nMax 为样本数最多的类的样本数，nMin 为样本数最少的类的样本。

int svm_check_probability_model(const svm_model *model)

LibSVM2.6 新增函数

检查概率模型，主要是检查一些限制条件。

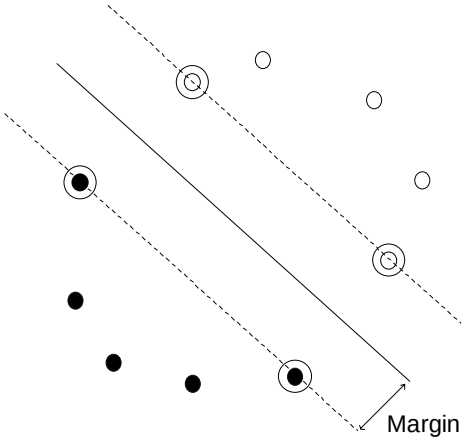


Figure 1: SVM separation of two data classes - SV points circled.

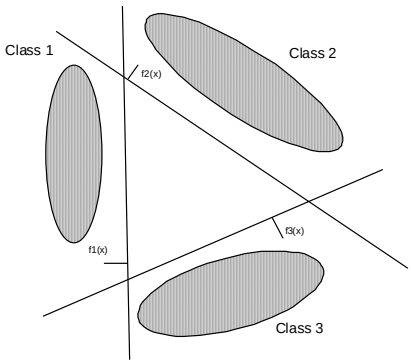


Figure 2: One-against-rest SVM separation of three data classes

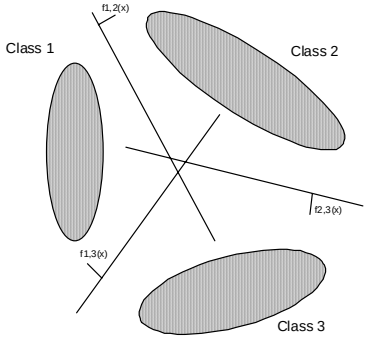


Figure 3: One-against-one SVM separation of three data classes

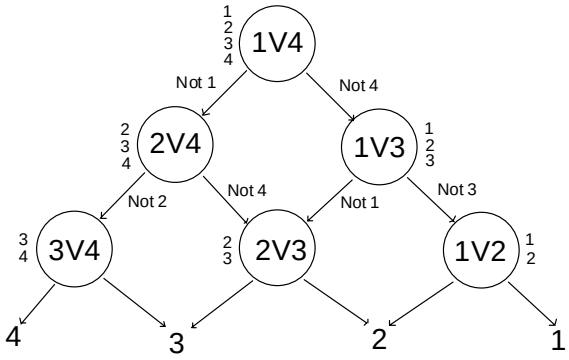


Figure 4: Decision DAG SVM

其他：

一、One-v-Rest 多类方法

http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvmtools/1vsall/

二、DDAG 多类方法

http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvmtools/libsvm-2.3dag.zip

参考文献：

[1]Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin, LIBSVM : a library for support vector machines, 2001. Software available at http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm

[2]J. Platt. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. In B. Scholkopf, C. Burges, and A. Smola, editors, Advances in kernel methods: support vector learning. MIT Press, 1998.

[3] Sequential Minimal Optimization for SVM
http://www.datalab.uci.edu/people/xge/svm/smo.pdf

[4]Chang, C.-C. and C.-J. Lin (2001). Training ν _-support vector classifiers: Theory and algorithms. Neural Computation 13 (9), 2119–2147.

[5]Chang, C.-C. and C.-J. Lin (2002). Training ν _support vector regression: Theory and algorithms. Neural Computation 14 (8), 1959–1977.