

第十二届中国数学建模网络挑战赛

地址：数学中国数学建模网络挑战赛组委会
电话：0471-4969085

邮编：010021

网址：www.tzmcm.cn
Email: service@tzmcm.cn

第十二届“认证杯”数学中国

数学建模网络挑战赛 承诺书

我们仔细阅读了第十二届“认证杯”数学中国数学建模网络挑战赛的竞赛规则。

我们完全明白，在竞赛开始后参赛队员不能以任何方式（包括电话、电子邮件、网上咨询等）与队外的任何人（包括指导教师）研究、讨论与赛题有关的问题。

我们知道，抄袭别人的成果是违反竞赛规则的，如果引用别人的成果或其他公开的资料（包括网上查到的资料），必须按照规定的参考文献的表述方式在正文引用处和参考文献中明确列出。

我们郑重承诺，严格遵守竞赛规则，以保证竞赛的公正、公平性。如有违反竞赛规则的行为，我们接受相应处理结果。

我们允许数学中国网站(www.madio.net)公布论文，以供网友之间学习交流，数学中国网站以非商业目的的论文交流不需要提前取得我们的同意。

我们的参赛队号为：4631

参赛队员（签名）：

队员 1：杨俏

队员 2：余函

队员 3：黄锐

参赛队教练员（签名）：

参赛队伍组别（例如本科组）：本科组

第十二届数学中国数学建模网络挑战赛

地址：数学中国数学建模网络挑战赛组委会
电话：0471-4969085

邮编：010021

网址：www.tzmcm.cn
Email: service@tzmcm.cn

第十二届“认证杯”数学中国

数学建模网络挑战赛

编号专用页

参赛队伍的参赛队号（请各个参赛队提前填写好）：4631

竞赛统一编号（由竞赛组委会送至评委团前编号）：

竞赛评阅编号（由竞赛评委团评阅前进行编号）：

第十二届中国数学建模网络挑战赛

地址：数学中国数学建模网络挑战赛组委会
电话：0471-4969085

邮编：010021

网址：www.tzmcm.cn
Email: service@tzmcm.cn

2019 年第十二届“认证杯”数学中国 数学建模网络挑战赛第一阶段论文

题 目 基于 CART 决策树和 SVR 的客户续保概率预测

关 键 词 续保概率 CART 决策树 SVR 模型融合

摘 要

中国未来车险行业的发展趋势为车险价格与驾驶行为密切相关以及同价位车型车险价格完全不同。在这种情况下，如何对客户进行精准画像十分重要。本文针对题中所给数据信息进行数据挖掘，设计了一套较为科学的预测客户续保概率的模型，并且对提高客户续保概率提出了合理建议。

针对问题一，我们首先对附件中所给数据作初步处理，包括数据清洗和数据预处理两步，剔除部分错误和缺失数据，并利用卡方检验分析各属性与客户是否续保的相关性，得到相关性最强的前 11 个属性组成属性集。然后，将数据按 3:1 划分为训练集和测试集，先利用基于基尼指数的 CART 决策树模型进行分析，得到了每个客户的续保概率，并以 0.5 作为阈值对结果进行划分，在测试集上的准确率为 81.41%；再利用支持向量回归（SVR）模型，同样得到了每个客户的续保概率，取同样的阈值，在测试集上的准确率为 81.88%。最后，利用多项式回归和决策树模型分别对两个弱分类器的结果做模型融合，得到测试集的准确率分别为 82.00% 和 86.18%，多项式回归对多个模型的融合效果不佳，但决策树模型使结果有了较大的提升，测试集共 15316 行数据，预测正确的有 13282 行，准确率提升了 5% 左右，基本上认为预测的结果符合实际情况。

针对问题二，我们利用问题一中卡方检验计算出来的属性相关性，得到对客户续保概率影响最大的几个属性，针对这几个影响较大的属性，我们对保险公司提出了探索车友俱乐部、拓宽销售渠道、对未出险客户提供更加优质的服务等合理建议。

参赛队号： 4631

所选题目： C 题

参赛密码 _____
(由组委会填写)

第十二届中国数学建模网络挑战赛

地址：数学中国数学建模网络挑战赛组委会
电话：0471-4969085

邮编：010021

网址：www.tzmcm.cn
Email: service@tzmcm.cn

Prediction of Customer Renewal Probability Based on CART Decision Tree and SVR

The development trend of China's automobile insurance industry in the future is that the price of automobile insurance is closely related to driving behavior and the price of automobile insurance of the same price is totally different. In this case, how to accurately portray customers is very important. In this paper, we design a more scientific model for predicting the renewal probability of customers, and give reasonable suggestions for improving the renewal probability of customers.

To solve the first problem, we first make a preliminary processing of the data in the attachment, including data cleaning and data pre-processing, remove some errors and missing data, and use Chi-Square test to analyze the correlation between the attributes and whether the customer renewal or not, and get the first 11 attributes with the strongest correlation to constitute the attribute set. Then, the data are divided into training set and test set according to 3:1. First, the CART decision tree model based on Gini index is used to analyze the renewal probability of each customer, and the result is divided by 0.5 as a threshold. The accuracy of the test set is 81.41%. Then, the support vector regression (SVR) model is used to obtain the renewal probability of each customer, taking the same threshold. The accuracy of the test set is 81.88%. Finally, using polynomial regression and decision tree model to fuse the results of the two weak classifiers, the accuracy of the test set is 82.00% and 86.18%, respectively. Polynomial regression is not good for the fusion of multiple models, but the decision tree model has greatly improved the results. There are 15316 rows of data in the test set, and 13282 rows of correct prediction have improved the accuracy by about 5%. Basically, the predicted results are in line with the actual situation.

To solve the second problem, we use the Chi-square test in Question 1 to calculate the correlation of attributes, and get several attributes that have the greatest impact on the probability of renewal of customer insurance. In view of these attributes, we put forward reasonable suggestions for insurance companies to explore car clubs, broaden sales channels, and provide better service to non-insured customers.

Key Words: renewal probability; CART decision tree; SVR; model fusion

一、问题重述

1.1 问题背景

中国目前的车险费率制度，大多数符合“从车主义”。即车险保费多少，主要取决于这辆车本身的各项情况，如车的购置价、座位数、排量、购车年限等，根据这些数据计算出一个基本的车险保费价格，再根据这辆车的上年理赔次数来打不同的折扣。这就导致了中国的车险定价模式非常的单调，相似情况的车型，保费也都差不多。

可以预见未来车险行业的几大发展趋势：

（1）车险价格与驾驶行为密切相关

未来的车险定价将逐渐转变为“从人主义”。车险的定价因素将直接与驾驶人的驾驶习惯与行驶里程挂钩，通过驾驶行为来判定车险价格，可能会使车险由原来的一年买一次变成可以一个月买一次。一个具有良好驾驶习惯的车主，可能只需要支付原本保费的30% 左右，而驾驶习惯不佳的车主，则会在原本保费的基础上继续上涨。

（2）同价位车型车险价格完全不同

国内传统的汽车保险定价，通常是以车型和其购置价为主要依据。未来中国车险业，同样的一款车，不同的人开，保费价格会完全不同。这个不同可能是取决于投保人本身的驾驶行为，还可能会以投保人本身的年龄、职业、家庭状况等信息为标准。

信息时代的到来，为车险企业提供了一个更加有力的武器，可以通过数字化技术来更加精准地了解客户，制定营销和服务方案。

1.2 需要解决的问题

（1）建立合理的数学模型，对附件一中提供的客户进行精准画像，给出客户的续保概率。

（2）针对不同的客户设计不同的优惠和福利方案，以提高续保概率。

二、问题分析

2.1 问题一的分析

问题一需要我们建立数学模型，分析客户的续保概率与客户的各个属性间的关系。

首先，我们对数据进行处理，包括数据的清洗、预处理以及相关性分析。数据的清洗包括删除不一致的数据以及删除某个属性中存在的极少数的缺失值；数据的预处理包括属性规约和数量规约，属性规约是删除对后续结果影响不大客户的属性以及缺失值存在过多的属性，数量规约包括相似数据的简并、数据类型的转换以及连续属性离散化。在对数据进行处理之后，我们运行卡方检验对每个属性和客户是否续保进行相关性分析，选取得分前 11 名的属性组成因变量集，并以该属性集中各因素为，作为后续模型建立的基础。

在对数据处理完成之后，我们首先构建了 CART 回归决策树模型，我们从数据中随机选取了 75%的数据作为训练集，25%的数据作为测试集，得到了每个客户的续保概率；为了了解各模型的准确率，我们再次构建了支持向量回归（SVR）的模型，同样将 75%的数据作为训练集，25%的数据作为测试集，得到了每个客户的续保概率，经过对比后发现相较于 CART 决策树，SVR 的对于预测客户续保概率有更高的准确率；

为了保证预测的客户续保概率的精度，继续提高预测的准确率，我们采取经典的模型融合方法。为了保证模型融合的有效性（即单模型的高精度与模型之间的差异性），我们对以上两种不同模型进行模型融合，得到每个客户的续保概率，准确率相较于 CART 决策树以及 SVR 都有了提升。

2.2 问题二的分析

问题二需要我们针对不同的客户设计不同的优惠和福利方案，以提高续保概率。

首先，我们利用问题一中利用卡方检验计算出来的属性相关性，得到对客户续保概率影响最大的因素，针对这些影响因素，我们对如何提高不同客户的续保概率提出了合理的建议。

三、模型假设

1. 假设数据的来源是准确可靠的。
2. 不考虑保险公司伪造数据、客户篡改数据的情况。
3. 假设影响客户是否续保的因素只考虑附件中的数据所给出的因素。

四、符号说明

符号	意义
Q	属性相关矩阵
α	置信水平
χ^2	卡方检验统计量
C	SVR 惩罚系数
a_{ij}	多项式拟合参数

注：部分符号下文具体说明

五、模型的建立与求解

5.1 问题一模型的建立与求解

在对附件中的数据进行处理前，我们首先需要明确数据的类型、属性、特征等情况，发现潜在的可用的且能够较为准确反映一定规律的信息，首先可以根据信息得到客户的基本特征事实图如 1.1 所示：

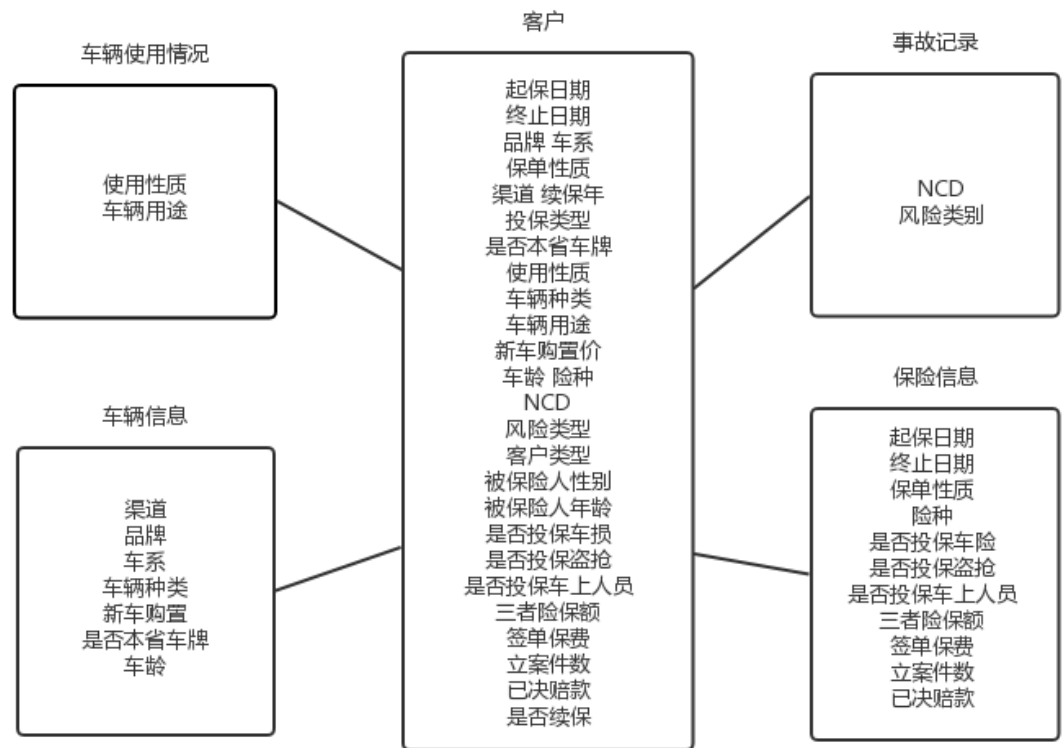


图 1.1 客户信息数据基本情况图

可以看到，附件中的客户信息冗杂，维度较多且所处的情况均不同，因此，我们需要对原来的 65535 条数据进行预处理。

5.1.1 数据处理

数据处理是将附件中的海量数据进行清洗、预处理以及相关性检验。数据清洗的目的是根据实际需求在客户信息中选取部分可靠可用数据作为后续分组的目标数据。数据的预处理包括对缺省值的补全、消除重复数据、消除噪声以及对数据类型的转换等。数据相关性检验目的是从初识特征中找出有用的特征，即降维，来减少后续数据处理挖掘过程中需要考虑的特征个数。

数据清洗

首先，删除不一致的数据。我们发现，在数据中，保单性质与是否续保具有对应关系，对应关系如表 1.1：

表 1.1 保单性质与是否续保对应关系	
保单性质	是否续保
转保	否
续保	是

在通过 excel 的筛选后，我们发现数据中存在 236 条保单性质为续保但是是否续保为否以及除 14 条保单性质为转保但是是否续保为是的数据的数据，因此将这 250 条数据删除。

其次，删除错误数据。NCD 存在 11 条缺失值，车辆用途和车辆种类各存在缺失值

1 个，由于空值数据对比于原始数据的 65535 条而言是及其少的，不会影响后续数据的处理挖掘过程，因此我们将其删除。

最后，我们发现，部分被保险人年龄存在缺失，对应的被保险人性别分别为 NA 和 M，其中 NA 对应的保险人年龄全部缺失，缺失值占比如图 1.2 所示：



图 1.2 年龄缺失占比图

由于数量相对较少，不会对结果造成影响，因此我们将其删除。

数据预处理

1. 属性规约

(1) 我们对起保日期和终止日期进行分析，发现时间间隔都为 1 年，因此这两类数据对客户续保概率影响不大，我们将这两类属性删除。

(2) 由于品牌和车系与新车购置价有一定的联系，通常不同品牌不同车系都会有对应的价格，因此我们选取新车购置价来进行后续的分析建模。

(3) 在前面的数据清洗过程中，我们发现保单性质、续保年份以及是否续保具有强相关性，他们的对应关系如下表：

表 1.2 保单性质、续保年份、是否续保对应关系		
保单性质	续保年份	是否续保
转保	等于 0	否
续保	大于等于 1	是

由于我们要分析的是各属性对客户续保概率的影响，因此我们将与是否续保具有一一对应关系的保单性质以及续保年份这两条属性去掉，避免影响后续的结果分析。

(4) 对于存在缺失值 70% 以上的数据，由于其缺失值过多，可以将其认为无效属性，将其删除。其中，已决赔款以及风险类别缺失值如下：

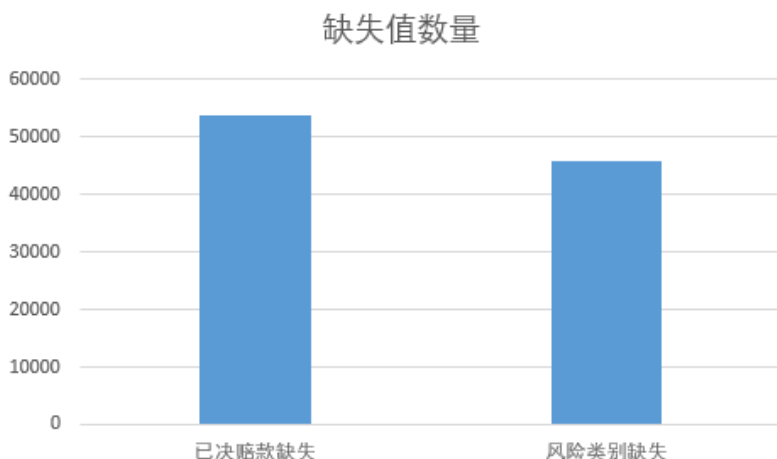


图 1.3 属性缺失值数量图

可以由上面的柱状图看到，已决赔款以及风险类别缺失值数量都较多，缺失值比例分别高达 87.67%、74.90%，因此，我们将这两个属性删除。

2. 数量规约

(1) 相似数据的简并

所给出的附件中的数据存在某一类属性类别较多的情况，因此我们对相近选项进行逻辑简并，即先对各类出现的情况进行筛选，选出有较强代表性的类别并将其分为一类，并用将其从字符类型转换为整型，以方便后续操作。如渠道分类情况如下表（其他分类情况见附录一）：

表 1.3 渠道的简并

分类后类别	原始类别	数量
1	电网销售、门店	18570
2	个人代理、普通兼代（含银行代理）	14965
3	交叉销售、直拓	3485
4	车商渠道、专业中介	24246

(2) 数据类型的转换

为了方便后续操作，我们需要某些属于字符类型属性进行转换，需要转换的类型如下图：

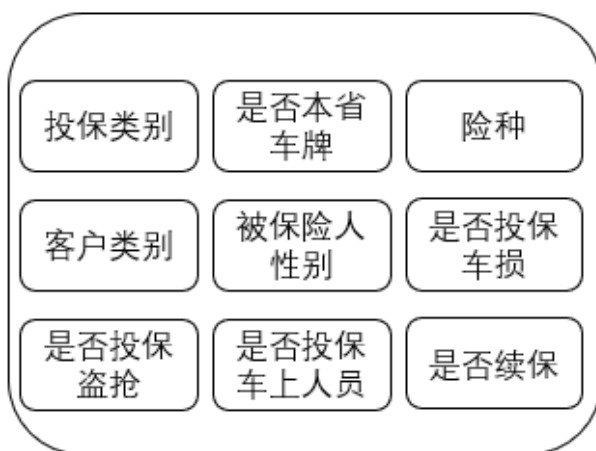


图 1.4 字符型属性转换图

我们对属性进行转换，例如对于投保类别：

$$e_i = \begin{cases} 1, & \text{单交强} \\ 2, & \text{单商业} \\ 3, & \text{交商全保} \end{cases} \quad (1.1)$$

其中，若 $e_i = 1$ ，则表示客户的投保类型为交强险，若 $e_i = 2$ ，则表示客户的投保类型为商业险，若 $e_i = 3$ ，则表示客户的投保类型为交强险和商业险。对于其他的字符类型的数据，可以用相同的方法处理。

(3) 连续属性离散化

我们对连续属性进行离散化，如对新车购置价的离散化如下表（其他属性的离散化见附录二）：

表 1.4 新车购置价的离散化

类别	离散区间	数量
1	100000 以下	28545
2	100000-250000	25270
3	250000 以上	7451

3. 基于卡方检验的相关性分析

为了分析客户的续保概率与各属性之间的关系，并且分析各因素对客户续保概率的影响，我们首先量化各属性的影响因素，将各因素与客户是否续保进行卡方检验。

我们建立了属性相关性矩阵，并引入关联规则分析中的支持度和置信度的概念，实现对构建的模型的规则提取和化简。

属性相关矩阵 Q 的确定，主要是判断任意两个属性 A_v 和 A_s 之间是否具有相关性。我们可以把属性 A_v 和 A_s 看成随机向量 (A_v, A_s) ，使用 $Pearson \chi^2$ 统计量来检验它们相关性。计算过程如下：

假设 H_0 ： A_v 和 A_s 相关，设定置信水平 α （默认为 0.05），属性 A_v 和 A_s 分别有值 $x_i (i=1,2,\dots)$, $y_i (i=1,2,\dots)$ ，若 A_v （或 A_s ）为连续属性， x_i 则（或 y_i ）为由模型所划分的取值区间。建立 A_v 和 A_s 取值频数的列联表，如下表所示：

表 1.5 取值频数列联表

A_s	A_v				\sum
	x_1	x_2	\dots	x_m	
y_1	k_{11}	k_{21}	\dots	k_{m1}	$k_{.1}$
y_2	k_{12}	k_{22}	\dots	k_{m2}	$k_{.2}$
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
y_n	k_{1n}	k_{2n}	\dots	k_{mn}	$k_{.n}$
\sum	$k_{1.}$	$k_{2.}$	\dots	$k_{m.}$	k

其中 $k_{(j)} = \sum_{i=1}^n k_{ij}$ ， $k_{(i)} = \sum_{j=1}^m k_{ij}$ ，记 $P(A_v = x_i, A_s = y_i) = P_{ij}$ ，则 χ^2 统计量为：

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{(k_{ij} - k \cdot p_{ij})^2}{k \cdot p_{ij}} = k \cdot \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{k_{ij}^2}{k_i \cdot k_{.j}} - 1 \right) \quad (1.2)$$

可取 H_0 的拒绝域为 $\chi^2 = \chi_{1-\alpha}^2((m-1)(n-1))$ ，当 k 很大时，检验的真实水平接近置信水平 α 。

至此，属性相关性计算完成。

我们利用 python 编程，得到各属性与客户是否续保的得分情况，选取排名前 11 的属性，各属性的得分情况如下表：

表 1.6 各属性卡方检验得分情况及自由度

	车龄	投保类别	渠道	立案件数
scores	575.035611	257.625921	255.77421	165.862053
p-values	4.50758802E-127	5.64959917E-58	1.43108702E-57	5.92924446E-38
	签单保费	新车购置价	使用性质	是否投保车损
scores	88.7653215	82.993977	69.0045833	46.5393923
p-values	4.44541005E-21	8.23037815E-20	9.82348791E-17	8.97950305E-12
	车辆用途	三者险保额	被保险人性别	NCD
scores	34.9246094	32.1250208	30.3596121	12.5873831
p-values	0.000000003427216 01	0.000000014456 3467	0.0000000358923 966	0.000388359526
	是否投保车上人员	车辆种类	是否投保盗抢	被保险人年龄
scores	10.4473679	7.64884525	7.62295284	2.38030197
p-values	0.0012282435	0.00568086739	0.00576300498	0.122873794
	险种	是否本省车牌	客户类别	
scores	2.17292713	0.826434514	0.020339969	
p-values	0.140458657	0.363305557	0.886591673	

在卡方检验中，当得分情况越高时，表明两属性间的相关性越高，由于 NCD 以后的属性得分情况都低于 20，与客户是否续保的相关性不高，因此我们选取排名前 11 的与客户续保概率相关性较高的属性作为因变量，分析这 11 个属性与客户续保概率的关系。

5.1.2 构建基于 Cart 决策树的回归分析模型^[1]

决策树算法是一种易于理解和掌握的机器学习算法，它是按照特征属性进行分类的，它的工作原理与人类的经验判断类似。它按照规则对数据集中信息熵最高的特征进行分割，具有模型可读性高，计算量小，分类速度快等优点。在决策树的常用实现算法主要由以下三种：ID3、C4.5、CART，发展至今，ID3 算法已经很少有人使用了，C4.5 对其进行了改进。原因是 ID3 仅仅是单纯地使用信息增益来进行决策树分裂，如果这时两个特征的信息量不同，会使特征选择发生误差，所以使用信息增益率的 C4.5 更为合理。同时 C4.5 算法在处理连续的特征属性上的性能要明显优于 ID3。

但是 C4.5 算法在生成决策树的过程中，需要多次扫描待处理的数据集，所以算法的效率较低。

Cart 决策树是决策树中最特殊的一类，它在决策树算法的基础上融合了二分切割的技术，将待分类的样本集按照二分算法分为两个子集，使生成的每个非叶子节点都只有两个分支，从而得到结构简洁的二叉树。与 ID3 算法和 C4.5 算法不同，CART 算法依据 GINI 系数进行节点划分，若用 $i(i=1,2,3,\dots,C)$ 表示类别集 Result 的不同取值，那么样本集 S 的 GINI 系数是：

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^C p_i^2 \quad (1.3)$$

其中 p_i 表示样本集 S 中属于 i 类的概率，数据纯度越高，GINI 系数越小，如果一个节点中所有样本都属于同一个类，GINI 为 0。如果根据数据集 S 中的某个属性 F 将 S 分成两个子样本集 S_1 和 S_2 ，则划分后 GINI 系数如下公式所述：

$$Gini_F(S) = \frac{|S_1|}{S} Gini(S_1) + \frac{|S_2|}{S} Gini(S_2) \quad (1.4)$$

每次划分杂质改变量 $Gini(S) - Gini_F(S)$ 都应该为非负，这样划分子样本集的纯度才会提高。如果按某个属性值进行划分，杂质改变量越大，那么根据这个属性值划分的子树就是最优分支。

CART 决策树既能用作分类，也可以处理回归问题。当待预测的数据类型为离散型时，则 CART 生成的树为分类决策树；当待预测的数据类型为连续型时，则 CART 生成的树为回归决策树。作为分类决策树时，当预测样本落到叶节点时，预测结果为该样本中所述类别的最多的那一类。作为回归决策树时，预测结果为落在该叶子节点上所有值的平均值。

由于此题对结果可能有影响的因素中，大多数为标称属性，比较切合 Cart 决策树对离散型属性的需求，只需要对其中少许的属性进行离散化，也减少了工作量，再者，其很容易转化为一套规则，便于后续进行理论性分析。我们考虑使用 Cart 决策树生成分类决策树，实现问题求解。

而 CART 决策树主要由决策树生成^[2]和决策树剪枝^[3]组成。

决策树生成：

- (1) 基于训练集递归地构建二叉树。
- (2) 从根节点开始，自上而下的生产节点。每个节点会选择最好的一个特征作为分裂特征，使分裂后的训练集子集的纯度尽可能的高。
- (3) 在分类决策树中，用最小二乘偏差或者最小绝对偏差来定义训练集的纯度；在回归决策树中，根据 GINI 值来定义训练集纯度。

决策树剪枝：将生产的决策树通过验证集数据进行剪枝。剪枝的目的是得到最优的子决策树。剪枝的标准时损失函数最小。一般采用的剪枝方法为 Cost-Complexity Pruning(CCP)。

我们采用 matlab 编程（见附录三），采用 3:1 的比例划分测试集和训练集，得到的决策树模型如下图：

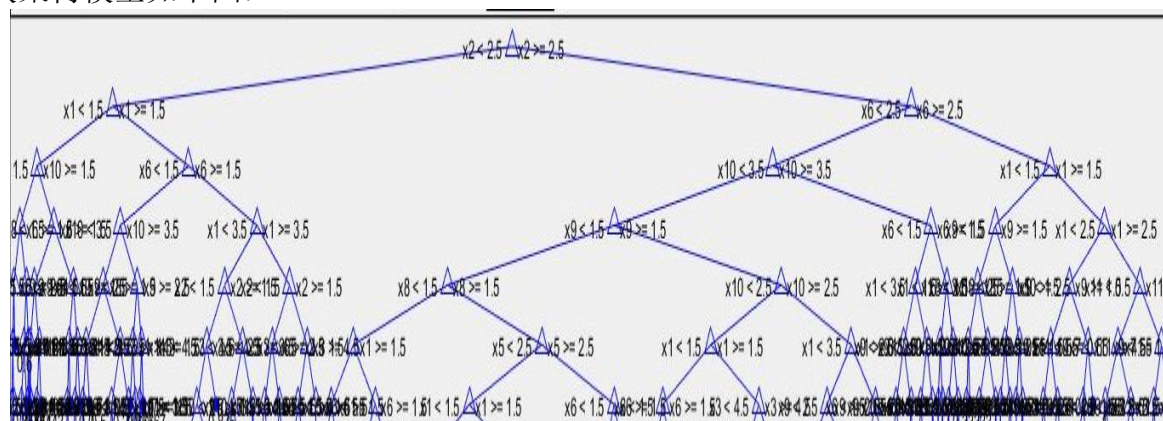


图 1.5 决策树模型

CART 回归决策树模型在构建二叉树过程中，通过寻找最佳客户属性和最佳分裂点，来构成多条由根节点到叶子结点的决策路径。每一条决策路径看作是一条关于所选客户属性与客户续保概率的路径。如上图所示，决策树首先选取属性 x_2 作为最佳分裂点，

分裂临界点为 2.5；从根节点往下看到第二层，在决策树的左节点，选取 x_1 作为最佳分裂点，分裂临界点为 1.5；这样一层一层分裂，可以得到最后某一个客户的续保概率值，部分客户的续保概率如下表（具体见附录四）：

表 1.7 部分客户续保概率

保单号	续保概率
49215	0.261904762
49216	0.276315789
49217	0.068965517
49236	0.315789474
53193	0.076923
56697	0.636364
58710	0
60664	0.153846
60745	0.864407
60899	0.576923

利用 75% 的数据得到的决策树模型，我们利用剩余 25% 数据对结果进行验证，得到的准确率为 81.405%，为了提高模型的准确率，我们应用支持向量回归（SVR）来构建模型。

5.1.3 构建基于 SVR 的回归分析模型^[4]

SVM 模型在解决分类问题时，主要是通过寻找一个最优超平面，使样本中的所有个体到该平面的几何间隔达到最大，因此该模型在解决分类问题时能够拥有较好的推广与泛化能力。此外，SVM 在回归预测等问题中也取得较好的应用效果。当利用 SVM 进行回归预测时，支持向量机又可以称为支持向量回归机，简称 SVR。SVR 的建模原理主要如下所示：

设给定训练样本集 $\{(x_i, y_i), i=1, 2, 3, \dots, N\}$ ，其中 $x_i \in R^n, y_i \in R^n$ 是与 x_i 相对应的输出值， $f(x)$ 表示训练集中的样本总量。SVR 可以通过 (x_i, y_i) 间的关系构造函数 $f(x)$ ，使得通过 $f(x)$ 得到的输出值与目标值间的偏差处于误差范围内，并保证函数尽可能平滑。根据样本数据信息可将 SVR 分为两类：线性回归与非线性回归。但有别于统计学中的线性回归与非线性回归，在 SVR 中是根据是否需要将样本映射到高维空间来划分的。由于我们训练集的样本数据为非线性情况，因此，我们采用非线性的支持向量机回归。

我们选取一个非线性函数 $\Phi(x)$ ，据映射到更高维度的空间中，并在该空间中求取回归估计函数。由此可知在非线性情况下，回归估计函数的表达形式如式(1.3)所示：

$$f(x) = w \cdot \Phi(x) + b \quad (1.5)$$

其中 w 的维数为特征空间的维数。则最优化问题的表现形式如下所示：

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} y_i - w \cdot \Phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ w \cdot \Phi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i=1, 2, \dots, N \end{cases} \end{aligned} \quad (1.6)$$

中 C 为惩罚系数， C 取值越大，则对超出 ε 界限的数据的惩罚程度越高。

求得(1.3)式的对偶最优化问题为：

$$\max_{\alpha_i, \alpha_i^*} L_D = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, y_i) - \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \quad (1.7)$$

$K(x_i, y_i) = \Phi(x_i)^T \Phi(x_j)$, 为核函数。

可求得非线性情况下的回归方程为:

$$f(x) = \sum_{x_i \in SV} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, y_i) + b \quad (1.8)$$

我们利用 python 编程 (见附录三), 利用 75% 的数据作为训练集, 25% 的数据作为测试集, 得到各个客户的续保概率如下表 (具体见附录四):

表 1.8 部分客户续保概率

保单号	续保概率
49215	0.20042192
49216	0.199957279
49217	0.200112273
49236	0.212420593
53193	0.193887
56697	0.25257
58710	0.18742
60664	0.195462
60745	0.881473
60899	0.22821

基于 SVR 的回归分析我们得到的测试集的准确率为 81.881%, 相较于原来的 cart 决策树的模型提高了 0.476%。

为了保证预测的客户续保概率的精度, 继续提高预测的准确率, 我们采取经典的模型融合方法。为了保证模型融合的有效性 (即单模型的高精度与模型之间的差异性), 我们对以上两种不同模型进行模型融合。

5.1.4 基于 cart 决策树和 SVR 的模型融合^[5]

模型融合就是训练多个模型, 然后按照一定的方法集成多个模型, 随着集成中个体分类器数目 T 的增大, 集成的错误率将指数级下降, 最终趋向于零, 个体学习器准确性越高、多样性越大, 则融合越好。我们选取上面已经训练好的决策树模型和 SVR 模型进行模型的融合。

首先我们选取 CART 决策树以及 SVR 所用的训练集输出的客户续保概率作为新的训练输入 matlab 拟合工具箱进行二元多项式拟合, 拟合函数如下:

$$f(x, y) = c + a_{10}x + a_{01}y + a_{11}xy + a_{20}x^2 + a_{02}y^2 \quad (1.9)$$

在将上述新的训练集输入到 matlab 中后, 得到的系数如下表:

表 1.9 模型融合参数

c	a_{10}	a_{01}	a_{11}	a_{20}	a_{02}
-0.04314	0.9949	0.3132	-0.5478	-0.124	0.4964

各系数的置信区间如下表所示:

表 1.10 各参数对应的置信区间

系数	置信区间
c	$(-0.06501, -0.0212)$
a_{10}	$(0.8821, 1.108)$
a_{01}	$(0.1813, 0.4451)$
a_{11}	$(-0.6727, 0.4248)$
a_{20}	$(-0.6937, -0.4018)$
a_{02}	$(0.09145, 0.9013)$

在得到上述系数后，我们将系数代入二元多项式，并将 CART 决策树以及 SVR 的测试集中输出的原始的客户续保概率输入，得到一个基于上述模型融合公式的新的续保概率。

在用 matlab 进行编程（见附录三）后，我们得到 25%的测试集数据的客户续保概率，部分客户续保概率如下表（具体见附录四）：

表 1.11 部分客户续保概率

保单号	续保概率
49215	0.256056267
49216	0.265564791
49217	0.103710482
49236	0.297021692
53193	0.107686191
56697	0.458983
58710	0.032997
60664	0.173411
60745	0.974838
60899	0.429513

在对 CART 决策树和 SVR 的模型融合后，我们得到的测试集的准确率为 82.000%，相较于原来的两个模型分别提高了 0.595%以及 0.119%，可以看到，在通过模型融合之后，测试集的准确率并没有太大的提高，于是我们考虑用一个新的分类器进行模型的融合。

我们选取的是 CART 决策树作为新的分类器来进行模型的融合，融合方法类似于上述的利用多项式进行模型融合，我们利用 matlab 进行编程，得到结果如下表所示：

表 1.12 部分客户续保概率

保单号	续保概率
49215	0.6
49216	0.2
49217	0
49236	0.5
53193	0
56697	0
58710	0
60664	0.333333333
60745	1
60899	0.8

在用 CART 决策树作为新的分类器后，我们在 25%的测试集上得到的准确率为

86.179%，建立的四个模型的准确率对比如下图：

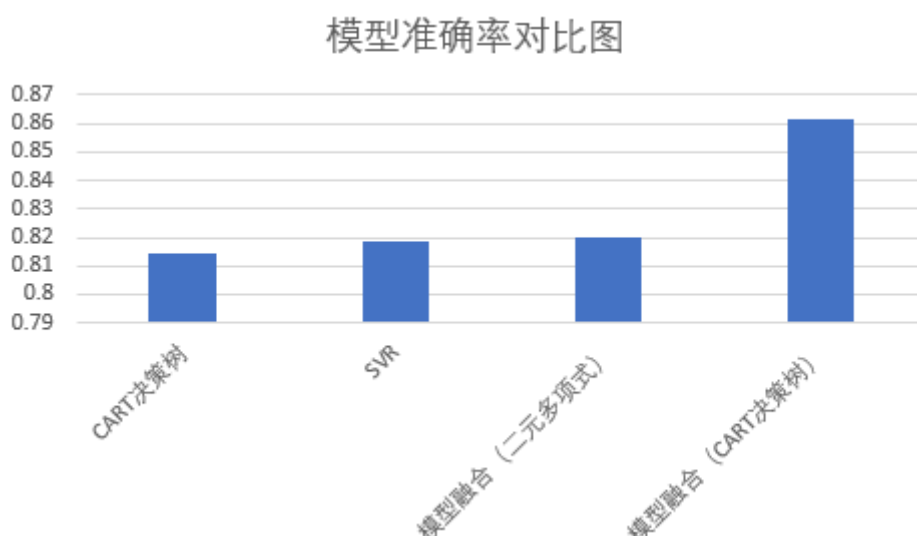


图 1.6 模型准确率对比示意图

可以看到，在对模型融合的分类器进行改进之后，准确率相较于原来的二元多项式的分类器有了大幅度的提高，因此，可以看出，我们构建的利用 CART 决策树进行模型融合的方法性能较好。

5.2 问题二模型的建立与求解

对于问题二，我们利用问题一中求得的卡方检验的客户属性得分表进行分析，具体得分表如下所示：

表 2.1 客户属性得分表

	车龄	投保类别	渠道	立案件数
scores	575.035611	257.625921	255.77421	165.862053
	签单保费	新车购置价	使用性质	是否投保车损
scores	88.7653215	82.993977	69.0045833	46.5393923
	车辆用途	三者险保额	被保险人性别	NCD
scores	34.9246094	32.1250208	30.3596121	12.5873831
	是否投保车上人员	车辆种类	是否投保盗抢	被保险人年龄
scores	10.4473679	7.64884525	7.62295284	2.38030197
	险种	是否本省车牌	客户类别	
scores	2.17292713	0.826434514	0.020339969	

由上表可以看到^[6]，车龄对客户是否续保得分最高，投保类别其次，车龄高的相对来说客户的续保概率也越高，因此保险公司可以探索车友俱乐部模式，利用俱乐部平台，使客户能够在入会后得到包括保险投保理赔在内的全方位服务。在增值服务上，建立特约商网络，达到互赢共生的局面，对车龄较长的用户推出“紧急救援”“免费施救”“代办车辆过户、年检”以及特约商家优惠等服务内容，组织会员参与各类文体活动，提供会员依赖感，从而达到培育忠诚度的效果。

同时，渠道对客户是否续保也有相当大的影响，客户的转保往往是由于专(兼)业代理机构改变合作保险公司，或者营销员跳槽造成的。这就要求保险公司一方面提高渠道掌控能力，具备长期战略眼光和规划，通过签订长期合同等方式，与代理机构建立长期稳定的合作关系；另一方面大力发展电话营销、网销、柜台销售等直销模式，减少对代理机构和代理营销员的依赖程度。同时，要充分做好客户关系管理，加强客户信息的收

集和分析整理工作，及时、准确、全面掌握客户基本信息。建立转化机制和政策，逐步将营销员个人客户转变为公司客户，提高客户掌控能力。

可以看到，立案件数也对客户属性有很大的影响，一般来说，未出险客户一般为优质客户，其在保险期限内没有获得保险理赔。这类客户往往有一种“交钱后没有得到任何服务”的想法。当前，大多数保险公司往往采取下年上保险时的“无赔款优惠”政策留住这类客户，但是我们认为优惠不等于服务。这类优质客户群体需要得到保险公司的特殊关注，研究如何通过扩展服务、增值服务、创新服务，提高这一客户群体的满意度。这在提高优质业务续保率中是至关重要的。

当然，在当前车险市场环境下，价格仍然是最重要的因素之一。保险公司应该建立更加科学灵活的定价机制，依托强大的数据分析平台，掌握每一笔业务的质量和风险程度，根据不同的业务质量确定不同的费率或折扣率，使出险率低风险小的优质客户真正能够最大限度地得到优惠，这是留住优质业务的最有效手段。

六、模型的评价

6.1 模型优点

1.模型准备较充分，进行数据的多个维度分析，数据分析较深入透彻。所用模型的数据清晰直接自然。

2.在对题目中数据进行分析处理的过程中，在对模型进行建立求解和优化的过程中使用了 matlab 和 python，计算准确度高，速度快，且软件的通用性强，效果好。

3.利用 CART 决策树、SVR 支持向量回归以及对上面两个模型的融合进行建模，提高了预测的准确性。

4.模型所用假设自然，且支撑数据充足。模型最终得出唯一的具体结果，可以用于实际应用，有较强的可操作性。

6.2 模型缺点

1.对于模型的解释具有多样性，不可测因子量化过于简单。

七、参考文献

- [1] 齐哲铭. 基于机器学习的 MITM 漏洞研究与实现[D].南京邮电大学,2018.
- [2] 葛璐瑶.改进的决策树 ID3 算法及应用[J].电子技术与软件工程,2018(13):153-154.
- [3] 魏红宁.决策树剪枝方法的比较[J].西南交通大学学报,2005(01):44-48.
- [4] 刘龙龙. 基于 SARIMA 与 SVR 的短期电力负荷预测[D].东华理工大学,2018.
- [5] 秦旭,杨文忠,王雪颖,马国祥,王庆鹏.基于共现关系的多源主题融合模型[J/OL].计算机工程与应用:1-8[2019-04-22].
- [6] 温桂国.浅谈财产保险公司车商业续保困境及思考[J].商业经济,2018(05):137-138.

八、附录

附录一：

表 1 使用性质的简并

分类后类别	原始类别	数量
1	家庭自用车	58414
2	非营业货车	414
3	城市公交、公路客运	6
4	党政机关、事业团体用车、特种车 企业非营业用车、出租租赁	886
5	营业货车	1546

表 2 车辆种类的简并

分类后类别	原始类别	数量
1	6 座以下客车、6 座及 10 座以下客 车、2 吨以下货车、2 吨及 5 吨以下 货车	60296
2	10 吨及 10 吨以上挂车、低速载货汽 车、特种车二挂车、特种车一	20
3	5 吨及 10 吨以下挂车、10 座及 20 座以下客车、20 座及 36 座以下客车	73
4	10 吨及 10 吨以上货车、5 吨及 10 吨以下货车、36 座及 36 座以上客车	747
5	特种车二、特种车三	130

表 3 车辆用途的简并

分类后类别	原始类别	数量
1	9 座及 9 座以下非营运客车、9 座以 上非营运客车、10 座以上客车	59237
2	低速货车和三轮货车、其他货车	6
3	出租车、旅游载客汽车	548
4	矿山作业用车、矿山专用车	917
5	轻微型载货汽车、微型载货汽车	165
6	带拖挂的载货汽车、带拖挂汽车、 中型载货汽车、其他车辆	393

表 4 NCD 的简并

分类后类别	原始类别	数量
1	1.连续 3+无事故、2.连续 2 年无事 故、上年未发生有责事故	24569
2	4.上年发生一次有责不涉及死亡的 事故	8637
3	5.上年发上 2+有责事故、6.上年发生 有责死亡事故	477

4	a.过去三年未出险、b.过去两年未险	6252
5	c.过去一年未出险、d.新保无记录、 e.新用户	16050
6	f.上年出险一次、g.上年出险两次、 h.上年出险三次	5249
7	i.上年出险四次、j.上年出险五次以 上	32

附录二：

表 1 车龄的离散化

类别	离散区间	数量
1	2 年及以下	26030
2	3-5 年	18377
3	6 年及以上	16859

表 2 被保险人年龄的离散化

类别	离散区间	数量
1	18-30 岁	19173
2	31-45 岁	31361
3	46 岁及以上	10723

表 3 三者险保额的离散化

类别	离散区间	数量
1	500000 元以下	8136
2	500000 元	14422
3	500000 元以上	4887

表 4 签担保费的离散化

类别	离散区间	数量
1	800 元及以下	14886
2	800 元以上，2000 元及以下	31517
3	2000 元以上，5000 元及以下	12442
4	5000 元以上	2421

附录三：

%% 决策树回归

% 读取数据 61266 划分为 45950/15316 为训练集和测试集

X_train = all(1:45950,1:11);

Y_train = all(1:45950,12);

rtree = fitrtree(X_train,Y_train);

X_test = all(45951:61266,1:11);

Y_test = all(45951:61266,12);

```

Y_pre = predict(rtree,X_test);
Y_new = zeros([15316,1]);
for i=1:15316
    if(Y_pre(i,1)>=0.5)
        Y_new(i,1)=1;
    else
        Y_new(i,1)=0;
    end
end
counts=0;
for i=1:15316
    if(Y_new(i,1)==Y_test(i,1))
        counts=counts+1;
    end
end
pre_accu = counts/15316;

%% 多模型融合
% 决策树融合
X = [Y_pre,ypre];
Y = Y_test;
new_tree = fitrtree(X,Y);
Y_tree_pre = predict(new_tree,X);
for i=1:15316
    if(Y_tree_pre(i,1)>0.5)
        Y_tree_pre(i,1)=1;
    else
        Y_tree_pre(i,1)=0;
    end
end
c1=0;
for i=1:15316
    if(Y_tree_pre(i,1)==Y_test(i,1))
        c1=c1+1;
    end
end
middle_accu = c1/15316;
% 利用工具箱/多项式拟合
cftool
y_final = zeros([15316,1]);
Y_final = zeros([15316,1]);
for i=1:15316
    y_final(i,1) = -0.04314+0.9949*Y_pre(i,1)+0.3132*ypre(i,1)-0.5478*Y_pre(i,1)...
        *Y_pre(i,1)-0.124*Y_pre(i,1)*ypre(i,1)+0.4964*ypre(i,1)*ypre(i,1);
    if(y_final(i,1)>0.5)
        Y_final(i,1)=1;
    else
        Y_final(i,1)=0;
    end
end

```

```

end
c=0;
for i=1:15316
    if(Y_test(i,1)==Y_final(i,1))
        c=c+1;
    end
end
final_accu = c/15316;

%python
# 库函数
import xlrd
import numpy as np
from sklearn.svm import SVR
from sklearn.externals import joblib
# from sklearn.feature_selection import SelectKBest
# from sklearn.feature_selection import chi2

# 读取数据 61266 划分为 45950/15316 为训练集和测试集
docs = open('y_pre.txt', 'w')
data = xlrd.open_workbook('C:/Users/Administrator/Desktop/认证杯/附件一_数据清洗+预处理 2.xlsx')
sheet = data.sheet_by_name('数据表')
X_train = np.zeros([45950, 19], dtype=float)
Y_train = np.zeros([45950, 1], dtype=float)
X_test = np.zeros([15316, 19], dtype=float)
Y_test = np.zeros([15316, 1], dtype=float)
for i in range(45950):
    X_train[i] = sheet.row_values(i+1, 1, -1)
Y_train = sheet.col_values(20, 1, 45951)
for i in range(15316):
    X_test[i] = sheet.row_values(i+45951, 1, -1)
Y_test = sheet.col_values(20, 45951, 61267)

'''
# 卡方检验
X = np.zeros([61266, 19], dtype=float)
Y = np.zeros([61266, 1], dtype=float)
for i in range(61266):
    X = sheet.row_values(i+1, 1, -1)
Y = sheet.col_values(20, 1, 61267)
model1 = SelectKBest(chi2, k=10) # 选择 k 个最佳特征
print(model1.fit_transform(X, Y)) # X 是特征数据, Y 是标签数据, 该函数可以选择出 k
个特征
print(model1.scores_)
print(model1.pvalues_)
'''

```

```
# 训练模型并预测
clf = SVR(gamma='scale', C=1.0, epsilon=0.2)
clf.fit(X_train, Y_train)
Y_pre = clf.predict(X_test)
# 保存模型
joblib.dump(clf, 'clf.pkl')
# 读取模型
# clf = joblib.load('clf.pkl')

# 结果分析
for i in range(15316):
    print(Y_pre[i], file=docs)
    if Y_pre[i] >= 0.5:
        Y_pre[i] = 1
    else:
        Y_pre[i] = 0
counts = 0
for i in range(15316):
    if Y_pre[i] == Y_test[i]:
        counts = counts + 1
print(counts)
```

附录四：

测试集前 1000 个客户的续保概率

保单号	CART 决策树	SVR	模型融合 (多项式)	模型融合 (CART)	保单号	CART 决策树	SVR	模型融合	模型融合 (CART))
49210	0.259259	0.18872	0.248696	0.571429	49740	0.222222	0.198936	0.227367	0.125
49211	0.040462	0.193853	0.074615	0	49741	0.137255	0.199867	0.162121	0
49212	0.102564	0.198205	0.132197	0	49742	0.2	0.198176	0.210577	0.149123
49213	0.428571	0.503401	0.539336	0.444444	49743	0.167785	0.200096	0.18675	0.25
49214	0.102041	0.200104	0.132694	0.1	49744	0.789474	0.510137	0.639899	0
49215	0.261905	0.200422	0.256056	0.6	49745	0.083333	0.195686	0.114239	0.111111
49216	0.276316	0.199957	0.265565	0.2	49746	0.323232	0.200666	0.296004	0.666667
49217	0.068966	0.200112	0.10371	0	49747	0.190476	0.191691	0.20024	0
49218	0.057692	0.199876	0.093438	0	49748	0	0.042067	-0.02909	0
49219	0	0.198883	0.038785	0	49749	0.142857	0.199351	0.166442	0
49220	0.083333	0.196384	0.114587	0	49750	0	0.189403	0.033989	0.292683
49221	0	-0.04761	-0.05693	0	49751	0.230352	0.200212	0.233856	0.149123
49222	0	0.178112	0.028393	0	49753	0.167785	0.200096	0.18675	0.2
49223	0.167785	0.200089	0.186746	0.109375	49754	0.275862	0.199973	0.265269	1
49224	0.259259	0.189961	0.249278	0.142857	49755	0.25	0.481186	0.422074	0.1
49225	0.038462	0.194253	0.07296	0	49756	0.140704	0.199755	0.164886	0
49226	0.271959	0.200209	0.262767	0.241379	49757	0.181818	0.061335	0.139337	0
49227	0.343348	0.199783	0.307757	0.277778	49758	0.102564	0.200254	0.133218	0.090909
49228	0	0.191542	0.035063	0	49759	0.137255	0.199902	0.162139	0.285714
49229	0.179666	0.200098	0.196015	0.217391	49760	0	0.19869	0.038686	0
49230	0.303571	0.200085	0.283408	0.666667	49761	0.142857	0.197547	0.165553	0
49232	0.078431	0.19988	0.112012	0.108434	49762	0	-0.01063	-0.04641	0.111111
49233	0.370679	0.199682	0.323534	0.38	49763	0.125	0.198397	0.151265	0
49234	0.173913	0.24731	0.215803	0	49764	0.166667	0.180496	0.176433	0
49235	0.115385	0.196673	0.142348	0	49769	0	0.190868	0.034724	0
49236	0.315789	0.212421	0.297022	0.5	49770	0.125	0.178581	0.141658	1
49237	0	0.193933	0.036269	0	49771	0.633333	0.571967	0.663851	0

参赛队号 # 4631

49238	0.071429	0.182633	0.09727	0	49772	0.048128	0.199874	0.084713	0.333333
49239	0.3	0.231778	0.296666	0.333333	49773	0.173913	0.200224	0.19161	0.4
49240	0.172161	0.200079	0.190172	0.162162	49774	0.370679	0.203378	0.325262	0
49241	0.271959	0.199806	0.262575	0.33871	49775	0.092105	0.199687	0.123903	0
49242	0.333333	0.37008	0.396226	0.5	49776	0.115385	0.184445	0.13638	0.217391
49243	0.140704	0.199755	0.164886	0.1	49777	0.179666	0.200098	0.196015	0.25
49244	0.15873	0.19967	0.179376	0.285714	49778	0.27451	0.20011	0.26443	0.166667
49245	0.364055	0.199577	0.319726	0.222222	49779	0.102564	0.200023	0.133103	0.0625
49246	0	0.185142	0.031862	0.285714	49780	0	0.200004	0.039358	0.25
49247	0	0.197907	0.038287	0	49781	0.1	0.182367	0.122237	0.166667
49248	0.167785	0.200089	0.186746	0.109375	49783	0.098485	0.20016	0.129663	0.5
49249	0.129371	0.200056	0.155718	0.045455	49784	0.111111	0.200197	0.14048	0
49250	0	0.199645	0.039175	0	49787	0.300971	0.175795	0.270513	0
49251	0.197368	0.183568	0.201611	0	49788	0	0.026716	-0.03442	0.666667
49252	0.232673	0.199588	0.235217	0.32	49789	0.214286	0.199309	0.221745	0
49253	0.333333	0.201045	0.302348	0	49790	0	0.190518	0.034548	0.454545
49254	0.125	0.200105	0.152111	0	49791	0.405797	0.207093	0.346111	0
49255	0.055866	0.200209	0.091947	0	49792	0.333333	0.200813	0.302239	0.6
49256	0.255814	0.152784	0.230114	0.333333	49794	0.325	0.200505	0.297015	0.151515
49257	0.136364	0.169631	0.146886	0	49795	0.14554	0.19886	0.168379	0
49258	0.214286	0.195791	0.220047	0	49797	0.108696	0.199483	0.138072	0.0625
49259	0.167785	0.200321	0.18686	0.096774	49798	0	0.200004	0.039358	0
49260	0.05102	0.200162	0.087507	0	49799	0.300971	0.200411	0.281901	0
49261	0	0.197179	0.037916	0	49800	0.584906	0.243798	0.439552	0.111111
49262	0.121212	0.200042	0.148916	0.111111	49801	0.179666	0.200328	0.196128	0
49263	0.300971	0.234521	0.298676	0.25	49802	0.01	-0.11629	-0.06281	0
49264	0.071429	0.182068	0.096996	0	49803	0.04	0.166904	0.061054	0
49265	0.307692	0.199904	0.28594	0.4	49804	0	-0.04978	-0.0575	0
49266	0.419355	0.236153	0.367107	0.25	49805	0.151685	0.187893	0.168006	0.103448
49267	0.25	0.19978	0.247538	0	49806	0.182482	0.199928	0.198105	0.666667
49268	0	0.189209	0.033891	0	49807	0.266667	0.199998	0.259094	0
49269	0	0.190181	0.034379	0	49808	0.008671	0.199962	0.047707	0
49270	0	0.167291	0.023148	0	49809	0	0.197942	0.038305	0.333333
49271	0.333333	0.198746	0.301267	0.25	49810	0.327381	0.199625	0.298059	0
49272	0.179666	0.199975	0.195955	0.210526	49811	0.115789	0.199787	0.144233	0.214286
49273	0.102564	0.197271	0.131733	0	49812	0.096774	0.200085	0.128149	0.058824
49274	0	0.13552	0.008421	0	49813	0.228571	0.197829	0.231426	0.188406
49275	0.406632	0.204409	0.345295	0.384615	49814	0.179666	0.199978	0.195956	0
49276	0.012195	0.200112	0.051162	0.142857	49815	0.2	0.239112	0.231269	0.777778
49277	0.125	0.19095	0.147609	0	49816	0.590909	0.312671	0.477026	0.375
49278	0.48	0.224273	0.390061	0.111111	49817	0.362069	0.199733	0.318661	0
49279	0.136364	0.199691	0.161303	0	49818	0.375	0.257601	0.354556	0.1
49280	0.37037	0.199992	0.323505	0.3	49819	0.140704	0.199755	0.164886	0
49281	0.068966	0.199886	0.103597	0.166667	49820	0.1	0.194035	0.127927	0.857143
49283	0.648649	0.329422	0.502264	0.25	49821	0.777778	0.309807	0.514083	0.111111
49285	0.271959	0.199931	0.262635	0.172414	49822	0.146341	0.200086	0.169633	0.5
49286	0.181818	0.199633	0.197449	0	49823	0.666667	0.233058	0.45735	0
49287	0.055556	0.142126	0.064003	0	49824	0	-0.04745	-0.05688	0.38
49288	0.576923	0.22821	0.429513	0.8	49825	0.370679	0.199682	0.323534	0
49289	0.228571	0.197829	0.231426	0.058824	49826	0.075472	0.199683	0.109292	0
49290	0	0.174944	0.026845	0	49827	0.083333	0.192509	0.112665	0.142857
49291	0.4375	0.2008	0.359289	0.310345	49828	0.355556	0.196392	0.313347	0
49292	0.133333	0.189112	0.153631	0.25	49829	0.259259	0.199907	0.253998	1
49293	0.195489	0.210597	0.213287	0.5	49830	0	0.193218	0.035908	0
49294	0.074074	0.199866	0.108142	0	49831	0.037037	0.200061	0.074565	0.142857
49295	0.146341	0.200295	0.169736	0	49832	0.139535	0.200101	0.164103	0.142857
49296	0.418605	0.200148	0.349521	0.333333	49833	0.081633	0.199945	0.11487	0.0625
49297	0.405797	0.216647	0.350632	0.8	49834	0.099174	0.199969	0.130161	0
49298	0.176471	0.199813	0.193399	0	49835	0.444444	0.20463	0.364429	0
49300	0.275862	0.199973	0.265269	0.2	49836	0.026316	0.193108	0.061024	0.272727
49301	0	0.200061	0.039387	0	49837	0.303571	0.200269	0.283495	0.109375
49302	0.078431	0.19988	0.112012	0.108434	49838	0.167785	0.200089	0.186746	0.25
49303	0	0.197641	0.038151	0	49839	0.176471	0.199597	0.193293	0.166667

参赛队号 # 4631

49304	0.324324	0.211583	0.30189	0.6	49840	0.111111	0.199746	0.140256	0
49305	0.261905	0.200007	0.255857	0.428571	49841	0	0.199649	0.039176	0.111111
49306	0.075117	0.199213	0.108741	0	49842	0	0.199519	0.03911	0.066667
49307	0.323944	0.201812	0.296984	0.2	49843	0.151685	0.199901	0.173853	0
49308	0.285714	0.327766	0.340771	0.8	49844	0.111111	0.180714	0.130962	0.222222
49309	0.255208	0.204387	0.25337	0.266667	49845	0.265152	0.199741	0.257942	0
49310	0.032787	0.199824	0.070485	0	49846	0	0.170641	0.024759	0
49311	0.230352	0.200292	0.233895	0	49847	0.333333	0.200421	0.302054	0.666667
49312	0.090909	0.194936	0.120498	0	49848	0.471698	0.20082	0.375437	0
49313	0	-0.00354	-0.04424	0	49849	0.036697	0.19794	0.073176	0.235294
49314	0.2	0.200216	0.211569	0	49850	0.290076	0.199804	0.274571	0.25
49315	0.4	0.295335	0.38832	0.625	49851	0.129032	0.1989	0.154865	0.083333
49316	0.167785	0.198443	0.18594	0	49852	0.139535	0.200067	0.164086	0
49317	0.079365	0.200092	0.112944	0	49853	0.060606	0.21087	0.101678	0.222222
49318	0.137255	0.199902	0.162139	0.090909	49854	0.197368	0.191485	0.205371	0.357143
49319	0.232673	0.199588	0.235217	0.32	49855	0.230352	0.199916	0.233713	0
49320	0	0.197954	0.038311	0	49856	0.111111	0.192981	0.136911	0.333333
49321	0.181818	0.200068	0.197662	0	49858	0.141221	0.191198	0.161118	0
49322	0.146341	0.200295	0.169736	0	49859	0.055556	0.19345	0.088274	0
49323	0.2	0.197199	0.210104	0	49860	0.333333	0.097574	0.25888	0.333333
49324	0	0.179138	0.028895	0.125	49861	0.173913	0.19885	0.190938	0
49325	0.040462	0.193853	0.074615	0	49862	0.182927	0.193395	0.195274	0.222222
49326	0.011173	0.199928	0.05009	0	49863	0.053571	0.204924	0.092253	0
49327	0.082645	0.200147	0.115862	0.02381	49864	0.072626	0.200022	0.106932	0
49328	0.071429	0.198893	0.105298	0.4	49865	0	0.128124	0.005137	0
49329	0.38427	0.203358	0.33281	0.5625	49866	0	0.048439	-0.0268	0
49330	0.083333	0.195686	0.114239	0	49867	0.133333	0.19866	0.158301	0.052632
49331	0.045455	0.199583	0.082108	0	49868	0.068796	0.199681	0.103342	0.666667
49332	0.8	0.255774	0.489398	1	49869	1	0.191484	0.45839	0.052632
49333	0.370679	0.19966	0.323524	0.173913	49870	0.011173	0.199397	0.049819	0.777778
49334	0.151685	0.200909	0.17435	0.111111	49871	0.5	0.807864	0.844268	1
49335	0.166667	0.186806	0.17943	0	49872	0.219828	0.433712	0.366487	0
49336	0.636364	0.234927	0.45058	1	49873	0.086022	0.199597	0.11855	0
49337	0.405405	0.202765	0.343887	0	49874	0.046512	0.199784	0.083183	0.272727
49338	0.290909	0.200196	0.275301	0	49875	0.106383	0.199817	0.136267	0.071429
49339	0.142857	0.228151	0.181063	0	49876	0.129371	0.200001	0.155691	0
49340	0	0.177568	0.028126	0	49877	0.151685	0.200388	0.174093	0.777778
49341	0.052632	0.176168	0.077138	0	49878	0.601266	0.214835	0.431198	0.5
49342	0.197368	0.169488	0.195078	0.285714	49879	0.315789	0.211558	0.296604	0
49343	0.1	0.199814	0.130795	0.076923	49880	0	0.192113	0.035351	0.4
49344	0.166667	0.50978	0.38559	0	49881	0.27451	0.199843	0.264303	0.32
49345	0.380952	0.207724	0.333036	0.444444	49882	0.232673	0.199588	0.235217	0
49346	0.259259	0.205546	0.256718	0	49883	0.111111	0.199962	0.140363	0
49347	0.864407	0.381594	0.558439	0.4	49884	0.25	0.200166	0.247723	0
49348	0.023256	0.340599	0.142981	0.444444	49885	0	0.198193	0.038433	0.075
49349	0.228571	0.198199	0.231604	0.058824	49886	0.128713	0.199625	0.154959	0.075
49350	0.167785	0.200321	0.18686	0.096774	49887	0.128713	0.199625	0.154959	0
49351	0.25	0.182969	0.239599	0	49888	0.012195	0.199342	0.050769	0
49352	0.271959	0.199806	0.262575	0.33871	49889	0.052632	0.177462	0.077762	1
49353	0.5	0.222931	0.398031	0	49890	0.266667	0.200636	0.259399	0
49354	0.10687	0.19511	0.134349	0	49891	0.056604	0.196711	0.090858	0
49355	0.075117	0.198478	0.108373	0.133333	49892	0	-0.09837	-0.06915	0.411765
49356	0.1875	0.249388	0.227328	0	49893	0.373134	0.200254	0.325182	0
49357	0.357843	0.2002	0.316447	0.296296	49894	0	-0.03633	-0.05386	0.482759
49358	0.608696	0.230949	0.440864	1	49895	0.370679	0.200111	0.323734	0
49359	0.098485	0.199696	0.129431	0.074074	49896	0.166667	0.198726	0.185198	0.076923
49360	0.214286	0.186552	0.215646	0.2	49897	0.012195	0.199124	0.050659	0.5625
49361	0.117021	0.199985	0.145369	0.222222	49898	0.38427	0.203358	0.33281	0
49362	0.107692	0.20018	0.137565	0.142857	49899	0.181818	0.177599	0.186919	0
49363	0.5	0.201827	0.388279	0.142857	49900	0.142857	0.199836	0.166681	0
49364	0.136364	0.200128	0.161519	0	49901	0.068966	0.031714	0.033029	0.348837
49365	0.153846	0.199995	0.175634	1	49902	0.364055	0.199629	0.31975	0
49366	0.041667	0.19823	0.077931	0.1	49903	0	0.187179	0.032877	0.8

参赛队号 # 4631

49367	0.079365	0.200029	0.112912	0	49904	0.576923	0.22821	0.429513	0.6
49368	0.355649	0.199818	0.314996	0.166667	49905	0.259259	0.200393	0.254231	0.25
49369	0	0.197472	0.038065	0	49906	0.285714	0.202806	0.27315	0
49370	0.0625	0.194983	0.095331	0	49907	0.153846	0.199695	0.175486	0.133333
49371	0.179666	0.199845	0.195891	0	49908	0.406632	0.199835	0.343175	0
49372	0.15625	0.198877	0.177008	0	49909	0.103448	0.195174	0.131453	0.066667
49373	0.285714	0.199793	0.27171	0	49910	0.151685	0.199901	0.173853	0
49374	0.171875	0.200355	0.190084	0.222222	49911	0	0.075238	-0.01677	0.142857
49376	0.115385	0.19047	0.139302	0.4	49912	0.068966	0.200116	0.103712	0
49377	0.373134	0.202981	0.326456	0.5	49913	0.083333	0.195686	0.114239	0
49378	0.355556	0.343144	0.392143	1	49914	0.111111	0.187826	0.134393	0
49379	0.355649	0.295508	0.364275	0.625	49915	0	0.033683	-0.03203	0
49380	0.48	0.390055	0.482672	0	49916	0.052632	0.16898	0.073702	0
49381	0.1	0.201921	0.131849	0	49917	0.205882	0.199832	0.215781	0
49382	0	0.197381	0.038019	0	49918	0.053571	0.19333	0.086406	0.111111
49383	0	0.200004	0.039358	0.0625	49919	0.179666	0.200328	0.196128	0.555556
49384	0.2	0.223908	0.22339	0	49920	0.383784	0.20017	0.331058	0
49385	0.5	0.1997	0.387321	0.25	49921	0.086022	0.19982	0.118662	0
49386	0	0.1785	0.028583	0	49922	0.055556	0.177562	0.080481	0
49387	0	0.160796	0.020056	0	49923	0.105263	0.199731	0.135268	0.4
49388	0	0.199702	0.039204	0	49924	0.324324	0.199906	0.296317	0.038462
49389	0.370679	0.199682	0.323534	0.38	49925	0.008671	0.199418	0.047429	0.166667
49390	0.181818	0.171165	0.183935	0	49926	0	0.19498	0.0368	0.285714
49391	0	0.191191	0.034886	0.2	49927	0.5	0.21796	0.395694	0.117647
49392	0.195489	0.190369	0.203416	0	49928	0.195489	0.195108	0.205692	0
49394	0.461538	0.200044	0.370423	0.75	49929	0.38427	0.183119	0.323553	0
49395	0.092105	0.192136	0.120156	0	49930	0.076923	0.193887	0.107686	0.666667
49396	0.406632	0.20159	0.343986	0.481481	49931	0.25	0.197391	0.246393	0
49397	0	-0.09285	-0.06794	0	49932	0	0.186263	0.03242	0.333333
49398	0.045455	0.200948	0.0828	0	49933	0.342105	0.200107	0.30717	0.333333
49399	0.290909	0.199912	0.275166	0.25	49934	0.130435	0.199086	0.156119	0
49400	0.1	0.19653	0.129161	0	49935	0	0.184054	0.031322	0
49401	0	0.190679	0.034629	0	49936	0.005682	0.200032	0.044867	0.666667
49402	0.5	0.189884	0.382957	0	49937	0.285714	0.199405	0.271526	0.172414
49403	0	-0.0326	-0.05282	0	49938	0.271959	0.199931	0.262635	0.25
49404	0.179666	0.200328	0.196128	0.111111	49939	0.357843	0.199994	0.31635	0
49405	0.055866	0.199775	0.091728	0	49940	0.202128	0.194981	0.210629	0
49407	0.271959	0.20008	0.262706	0.266667	49941	0.571429	0.15127	0.394519	0
49408	0.357843	0.200212	0.316452	0.428571	49942	0.055866	0.170112	0.077197	0
49409	0.046512	0.20005	0.083317	0	49943	0.012195	0.199342	0.050769	1
49410	0.115789	0.197314	0.143007	0	49944	0.4375	0.198939	0.358437	0.222222
49411	0	0.191641	0.035113	0	49945	0.323944	0.207557	0.29972	1
49412	0.005682	0.199481	0.044585	0	49946	0.148148	0.200112	0.171107	0
49413	0.383784	0.199969	0.330965	0.442857	49947	0.4	0.217255	0.34787	0
49414	0.203704	0.200327	0.214397	0.090909	49948	0.076923	0.20008	0.110778	0.117647
49415	0.6	0.200137	0.424268	0	49949	0.195489	0.195108	0.205692	0
49416	0.05	0.158932	0.066566	0	49950	0	0.192959	0.035778	1
49417	0.219828	0.199936	0.226108	0.25	49951	0.0625	0.173239	0.084715	0
49418	0.648649	0.306873	0.489893	0.625	49952	0	0.200817	0.039775	0.263158
49419	0.261905	0.199947	0.255829	0.157895	49953	0.167785	0.199951	0.186679	0.151515
49420	0.601266	0.227974	0.437222	0.466667	49954	0.14554	0.19886	0.168379	0.348837
49421	0.081633	0.199945	0.11487	0.142857	49955	0.364055	0.199629	0.31975	0.285714
49422	0.222222	0.198129	0.226978	0	49956	0.051282	0.199372	0.087347	0
49423	0	0.171357	0.025105	0	49957	0	0.069386	-0.01902	0
49424	0.166667	0.199162	0.185412	0	49958	0.2	0.198804	0.210882	0
49425	0.383784	0.199969	0.330965	0.442857	49959	0	0.192056	0.035322	0
49426	0.222222	0.172554	0.214966	0.8	49960	0.0625	0.152767	0.075149	0.214286
49427	0.212121	0.228723	0.234839	0.875	49961	0.406632	0.199882	0.343196	0
49428	0.666667	0.217507	0.450287	1	49962	0	0.064211	-0.02098	1
49430	0.068796	0.199681	0.103342	0.052632	49963	0.864407	0.827947	0.918391	0
49431	0.228571	0.230912	0.247891	0.111111	49964	0.2	0.190558	0.20691	0
49432	0.373134	0.199869	0.325003	0.214286	49965	0	0.188217	0.033395	0.105263
49433	0.416667	0.330023	0.416675	0.2	49966	0.232558	0.199728	0.235203	0.095238

参赛队号 # 4631

49434	0	0.200133	0.039424	0	49967	0.122449	0.199717	0.14979	0
49436	0.078431	0.200218	0.112182	0.111111	49968	0	-0.10013	-0.06952	0.428571
49437	0.25	0.181133	0.23875	0.25	49969	0.314286	0.19825	0.28931	0.5625
49438	0.128713	0.200001	0.155145	0.058824	49970	0.38427	0.203358	0.33281	0
49439	0.078431	0.19991	0.112027	0.095238	49971	0.072727	0.19861	0.106314	0.666667
49440	0.179666	0.199978	0.195956	0.188406	49972	0.15625	0.187357	0.171414	1
49441	0.068796	0.199854	0.103429	0.073171	49973	0.864407	0.361278	0.546762	0
49442	0.601266	0.227974	0.437222	0.466667	49974	0.040462	0.199611	0.077515	0.181818
49443	0.078947	0.198469	0.111761	0	49975	0.037037	0.200012	0.07454	0.125
49444	0	-0.11161	-0.07191	0	49976	0.405797	0.206733	0.345942	0
49445	0.14554	0.199749	0.168817	0.074074	49977	0	0.198433	0.038556	0.208333
49446	0.370679	0.200111	0.323734	0.482759	49978	0.207792	0.200037	0.217301	0.111111
49447	0	0.202225	0.040497	0.142857	49979	0.232558	0.199635	0.235158	0.526316
49448	0.271959	0.200209	0.262767	0.241379	49980	0.338776	0.223639	0.316514	0.428571
49449	0.5	0.199865	0.387395	0.666667	49981	0.290076	0.199849	0.274593	0.166667
49450	0.166667	0.198784	0.185226	0	49983	0.2	0.196665	0.209845	0.297297
49451	0	0.15379	0.016767	1	49984	0.230352	0.200089	0.233796	0
49452	0.380952	0.208346	0.333333	0	49985	0	0.19855	0.038615	0.5
49453	0.473684	0.200769	0.376312	0.25	49986	0.242424	0.198846	0.241783	0
49454	0	-0.10606	-0.07077	0	49987	0.151685	0.187893	0.168006	0
49455	0.4375	0.200572	0.359184	0	49988	0	0.058757	-0.02302	0
49456	0	0.200057	0.039385	0.166667	49989	0.072727	0.200006	0.107014	0
49459	0.352941	0.201303	0.314117	0	49990	0.041667	0.199926	0.078788	0
49460	0.068796	0.199913	0.103458	0.034483	49991	0.65625	0.26751	0.471384	0.222222
49461	0.265152	0.199741	0.257942	0.222222	49992	0.171875	0.200355	0.190084	1
49462	0.261905	0.200007	0.255857	0.428571	49993	0.888889	0.345883	0.537979	0.5
49463	0	0.030905	-0.03299	0	49994	0.5	0.414698	0.5069	0
49464	0.047619	0.177532	0.073194	0	49995	0.428571	0.19973	0.354373	0.0625
49465	0.125	0.197157	0.150652	0.333333	49996	0.068796	0.20014	0.103573	0.666667
49466	0.078431	0.200218	0.112182	0.111111	49997	0.518519	0.224647	0.406419	0
49467	0.09434	0.20002	0.126009	0	49998	0.01	-0.10474	-0.06048	0.181818
49468	0	0.261826	0.072893	0.333333	49999	0.214286	0.19504	0.219686	0
49469	0.006211	0.198941	0.04482	0.029412	50001	0.21875	0.199096	0.224915	0.108434
49470	0.601266	0.227974	0.437222	0.466667	50002	0.078431	0.19988	0.112012	0.162162
49471	0	-0.19185	-0.08496	0	50003	0.172161	0.200079	0.190172	1
49472	0.355649	0.200607	0.315366	0.307692	50004	0	0.189171	0.033872	0.25
49474	0.25	0.191812	0.24374	0	50005	0.406452	0.199798	0.343063	0.8
49475	0.142857	0.172598	0.153597	0	50006	0.601266	0.23484	0.440438	0
49476	0.179666	0.199978	0.195956	0.188406	50007	0.08	0.194042	0.110486	0.333333
49477	0.078431	0.19988	0.112012	0.108434	50008	0.333333	0.207717	0.305516	0
49478	0.232673	0.199721	0.235281	0.625	50009	0.083333	0.19942	0.116103	0
49479	0.176471	0.197506	0.192272	0.666667	50010	0.028571	0.17573	0.054584	0
49480	0.276316	0.199957	0.265565	0.2	50011	0	0.078134	-0.01564	0.108434
49481	0.313433	0.202252	0.290669	0.4	50012	0.078431	0.19988	0.112012	0
49482	0.303571	0.199799	0.283272	0	50013	0.076923	0.196889	0.10918	0
49483	0.117021	0.199985	0.145369	0.222222	50014	0.008671	0.199743	0.047595	0.25
49484	0.466667	0.199637	0.372606	0.444444	50015	0.355556	0.205698	0.317708	0
49485	0.207792	0.200037	0.217301	0.208333	50016	0.055866	0.199775	0.091728	0
49486	0.171875	0.199775	0.189799	0.5	50017	0	0.189341	0.033958	0.052632
49487	0.35	0.200702	0.312114	0.875	50018	0.008671	0.199097	0.047266	0
49488	0.088889	0.166207	0.104904	0	50019	0.005682	0.199481	0.044585	0
49489	0.364055	0.199629	0.31975	0.348837	50020	0	-0.1203	-0.07363	0
49490	0	0.176796	0.027748	0	50021	0.142857	0.199351	0.166442	0.227273
49491	0.355649	0.200607	0.315366	0.307692	50022	0.343348	0.199875	0.3078	0.208333
49492	0.373134	0.200356	0.32523	0.857143	50023	0.207792	0.200037	0.217301	0.083333
49493	0.5	0.320954	0.449118	0.222222	50024	0.166667	0.199232	0.185446	0
49494	0.38427	0.209931	0.335904	0.5	50025	0	0.129019	0.005532	0
49495	0	0.176713	0.027708	0	50026	0.25	0.20025	0.247764	0
49496	0.4	0.215082	0.346831	0.111111	50027	0.028571	0.197153	0.065183	0.052632
49497	0.099174	0.199179	0.129767	0	50028	0.011173	0.199397	0.049819	0.149123
49498	0.406632	0.204409	0.345295	0.384615	50029	0.167785	0.200096	0.18675	0
49500	0.072727	0.198588	0.106302	0.166667	50030	0.122449	0.199449	0.149657	0
49501	0.068966	0.192031	0.099675	0.25	50031	0	0.19912	0.038906	0

参赛队号 # 4631

49502	0.27451	0.199755	0.264261	0.272727	50032	0.075472	0.198741	0.108819	0.111111
49503	0.179666	0.199978	0.195956	0.188406	50033	0.333333	0.224648	0.313752	0
49504	0.364055	0.199577	0.319726	0.222222	50034	0.181818	0.199768	0.197515	0
49505	0.098485	0.199696	0.129431	0.074074	50035	0.740741	0.41843	0.572777	0
49506	0.033333	0.199156	0.070656	0.222222	50036	0.048128	0.200268	0.084912	0
49507	0.4	0.202164	0.34075	0	50037	0	-0.0982	-0.06911	0.142857
49508	0.230352	0.200212	0.233856	0.292683	50038	0.081633	0.199945	0.11487	0.25
49509	0.5	0.310801	0.443384	0.222222	50040	0.184211	0.199998	0.199469	0.25
49510	0	0.20008	0.039397	0	50041	0.255814	0.200143	0.251741	0.130435
49511	0.128713	0.200003	0.155146	0.058824	50042	0.141221	0.198812	0.164844	0
49512	0.576923	0.22821	0.429513	0.8	50043	0.255208	0.1963	0.249485	0.176471
49513	0.151685	0.199901	0.173853	0.066667	50044	0.082645	0.199755	0.115665	0
49514	0	0.201481	0.040115	0	50045	0.4	0.222688	0.350489	0
49515	0.232558	0.199635	0.235158	0.111111	50046	0.272727	0.196335	0.261438	0
49516	0.370679	0.199682	0.323534	0.38	50047	0.4	0.208613	0.343766	0.125
49518	0.373134	0.200254	0.325182	0.411765	50048	0.137255	0.199867	0.162121	0.166667
49519	0.068966	0.19878	0.103041	0	50049	0.576923	0.21042	0.42134	0.241379
49520	0	0.197345	0.038001	0	50050	0.271959	0.200209	0.262767	1
49521	0.48	0.201093	0.379286	0.25	50051	0.230352	0.199353	0.233441	0.272727
49522	0.370679	0.200111	0.323734	0.482759	50052	0.106383	0.199817	0.136267	0.162162
49524	0	-0.09761	-0.06898	0	50054	0.172161	0.200079	0.190172	0.157895
49525	0.14554	0.19886	0.168379	0.151515	50055	0.261905	0.199947	0.255829	0.348837
49526	0.106383	0.199817	0.136267	0.272727	50056	0.364055	0.199629	0.31975	0
49527	0.005682	0.199481	0.044585	0	50057	0	0.199912	0.039311	0
49528	0.45	0.227902	0.37808	0	50058	0	0.188499	0.033536	0.625
49529	0.21875	0.198935	0.224837	0	50059	0.301887	0.199793	0.282194	0.24
49530	0.357843	0.2002	0.316447	0.296296	50060	0.203704	0.200036	0.214255	0
49531	0.068796	0.20014	0.103573	0.0625	50061	0	0.17328	0.026036	0.4
49532	0.333333	0.13636	0.273929	0	50062	0.27451	0.199843	0.264303	0.428571
49533	0.078431	0.19988	0.112012	0.108434	50063	0.393782	0.20135	0.337046	0.166667
49534	0.113402	0.191068	0.137917	0	50064	0.129371	0.199896	0.155638	0
49537	0.370679	0.200111	0.323734	0.482759	50065	0	0.190912	0.034746	1
49538	0.343348	0.199783	0.307757	0.277778	50066	0.405797	0.417559	0.466699	0.357143
49539	0.482759	0.200302	0.380149	0.5	50067	0.230352	0.199916	0.233713	0.090909
49540	0.012195	0.199635	0.050919	0	50068	0.203704	0.200327	0.214397	0.130435
49541	0.029412	0.199727	0.067276	0	50069	0.141221	0.198812	0.164844	0.33871
49542	0.405797	0.208463	0.346754	0.6	50070	0.271959	0.199806	0.262575	0
49543	0	0.180445	0.029538	0	50071	0.584906	0.244373	0.43983	0
49544	0.006211	0.198941	0.04482	0.029412	50072	0	0.177653	0.028168	0.482759
49545	0.078431	0.19988	0.112012	0.108434	50073	0.370679	0.200111	0.323734	0
49546	0.228571	0.193783	0.229487	0.25	50074	0.406632	0.169762	0.329755	0
49547	0.129371	0.200279	0.155828	0.12	50075	0.05102	0.200162	0.087507	1
49548	0.576923	0.22821	0.429513	0.8	50076	0.166667	0.200844	0.186238	0.2
49549	0	0.134885	0.008138	0	50077	0.102041	0.199848	0.132566	0
49550	0.122449	0.199717	0.14979	0.095238	50078	0	0.19841	0.038544	0.481481
49551	0.041667	0.198683	0.078159	0	50079	0.406632	0.20159	0.343986	0
49552	0.028571	0.197153	0.065183	0	50080	0.054545	0.199423	0.09035	0.222222
49553	0.300971	0.303516	0.336137	0.25	50081	0.034483	0.199317	0.07181	0
49554	0.102564	0.199301	0.132742	0.117647	50082	0.005682	0.199481	0.044585	0.142857
49555	0.327381	0.198183	0.297381	0	50083	0.012195	0.200112	0.051162	0.227273
49556	0.052632	0.188408	0.083106	0	50084	0.343348	0.199875	0.3078	0
49557	0.405797	0.210005	0.347479	0.25	50085	0.072727	0.200128	0.107075	0.296296
49558	0.202128	0.194981	0.210629	0	50086	0.357843	0.2002	0.316447	0.166667
49559	0.454545	0.359129	0.452166	0.625	50087	0.068966	0.199886	0.103597	0.625
49560	0.182927	0.20003	0.198497	0.272727	50088	0.444444	0.31732	0.42271	0
49561	0.153846	0.150866	0.152627	0	50089	0.006211	0.200872	0.045806	0.071429
49562	0.045455	0.170576	0.067857	0	50090	0.127778	0.199724	0.154232	0.5
49564	0.057692	0.199546	0.093271	0.076923	50091	1	0.199659	0.461524	0.714286
49565	0.171429	0.197517	0.188345	0	50092	0.370679	0.200433	0.323884	1
49566	0.197368	0.170444	0.195515	0.285714	50093	0.347826	0.262538	0.341756	0
49567	0.692308	0.82549	0.909024	0	50094	0.038462	0.222794	0.087672	0.25
49568	0	-0.17038	-0.08209	0	50096	0.210526	0.196571	0.217649	0
49569	0.08	0.191362	0.10916	0	50098	0	0.004097	-0.04185	0

参赛队号 # 4631

49570	0.078431	0.200218	0.112182	0.111111	50100	0.034722	0.199294	0.072022	0.26087
49571	0.25	0.209626	0.252317	0	50101	0.275862	0.200142	0.26535	0
49572	0	-0.08317	-0.06576	0	50102	0.141221	0.196985	0.163944	0.038462
49573	0	-0.04761	-0.05693	0	50103	0.008671	0.199418	0.047429	0.777778
49574	0.14	0.199736	0.164303	0	50104	0.601266	0.214835	0.431198	0
49576	0.034722	0.199641	0.072197	0	50105	0	-0.0584	-0.05974	0
49577	0.153846	0.199995	0.175634	1	50106	0.195489	0.190369	0.203416	0.4
49578	0.142857	0.198929	0.166234	0.190476	50107	0.633333	0.321906	0.494214	0.272727
49579	0.383784	0.199969	0.330965	0.442857	50108	0.106383	0.199817	0.136267	0
49580	0.179666	0.199975	0.195955	0.210526	50109	0.008671	0.192502	0.043925	0
49581	0.327381	0.199625	0.298059	0.333333	50110	0.05042	0.070671	0.029802	0
49582	0.5	0.197718	0.386432	0	50111	0.058824	0.200063	0.094557	0.482759
49583	0.271959	0.199806	0.262575	0.33871	50112	0.370679	0.200111	0.323734	0.875
49584	0.202128	0.194981	0.210629	0	50113	0.740741	0.795584	0.883546	0.108434
49585	0.167785	0.200096	0.18675	0.149123	50114	0.078431	0.19988	0.112012	0
49586	0.139535	0.200067	0.164086	0.083333	50115	0.2	0.19832	0.210647	0.149123
49587	0.636364	0.439388	0.566922	0.8	50116	0.167785	0.200096	0.18675	0
49588	0.447761	0.201915	0.364776	1	50117	0.2	0.189244	0.206284	0
49589	0.261905	0.199879	0.255796	0.166667	50118	0.098039	0.200204	0.1293	0.666667
49590	0.576923	0.222243	0.426736	0.571429	50119	0.416667	0.206388	0.35142	0.263158
49591	0.111111	0.20008	0.140422	0.2	50120	0.167785	0.199951	0.186679	0.25
49592	0	0.192642	0.035617	0	50122	0.38427	0.237789	0.349493	0
49593	0.222222	0.20025	0.228003	0.75	50123	0.117647	0.196877	0.144355	0
49594	0.099174	0.199969	0.130161	0.0625	50125	0.5	0.200208	0.38755	0
49595	0.37037	0.205047	0.325872	0.555556	50126	0	0.180709	0.029668	0.482759
49596	0.041667	0.200022	0.078837	0	50128	0.370679	0.200111	0.323734	0
49597	0.290076	0.199849	0.274593	0.428571	50129	0	0.190359	0.034468	0.074074
49598	0.09434	0.199658	0.125828	0	50130	0.098485	0.199696	0.129431	1
49599	0.4	0.06094	0.285079	0.125	50131	0.333333	0.176788	0.291204	0
49600	0.005682	0.199481	0.044585	0	50132	0.037037	0.199475	0.074268	0.142857
49601	0	-0.05707	-0.0594	0	50133	0.051282	0.199711	0.087518	0
49602	0.219828	0.199936	0.226108	0.25	50134	0	0.119026	0.001172	0
49603	0	0.198532	0.038606	0	50136	0.088889	0.19697	0.119746	0
49604	0.071429	0.190793	0.101266	0	50137	0.130435	0.198336	0.155748	0
49605	0.125	0.184443	0.144459	0	50138	0.088889	0.166207	0.104904	0.181818
49606	0	0.123524	0.003122	0	50139	0.228571	0.200335	0.232635	0
49607	0.125	0.246731	0.176334	0.222222	50140	0.138462	0.199402	0.16288	1
49608	0.355649	0.208562	0.319122	0	50141	0.119048	0.199718	0.14694	0
49609	0.333333	0.201102	0.302375	1	50142	0.048128	0.199874	0.084713	0
49610	0.151685	0.200909	0.17435	0.111111	50143	0	0.160796	0.020056	0
49611	0.167785	0.200089	0.186746	0.109375	50144	0	-0.03633	-0.05386	0
49612	0.375	0.200011	0.326114	0	50147	0.214286	0.199417	0.221798	0.38
49613	0.357843	0.199669	0.316198	0.25	50148	0.370679	0.199682	0.323534	0
49614	0.128713	0.200001	0.155145	0.058824	50149	0.05102	0.200162	0.087507	0
49615	0.303571	0.199828	0.283286	0.111111	50150	0.006211	0.197925	0.044302	1
49616	0.130435	0.200298	0.156718	0	50151	0	0.04705	-0.0273	0.466667
49617	0.022222	0.195911	0.05857	0	50152	0.601266	0.227974	0.437222	0.333333
49618	0.068796	0.199854	0.103429	0.073171	50153	0.108696	0.198801	0.137733	0
49619	0.037037	0.200171	0.074621	0.037037	50154	0.072727	0.175952	0.095209	1
49620	0	0.196004	0.037319	0.25	50155	0.4	0.198554	0.339081	0
49621	0.125	0.246764	0.176352	0.222222	50156	0	0.194804	0.03671	0.166667
49623	0.068796	0.199913	0.103458	0.034483	50157	0.129371	0.199896	0.155638	0.111111
49624	0.195489	0.195108	0.205692	0.117647	50158	0.214286	0.199926	0.222044	0
49625	0	0.210284	0.044672	0	50159	0.048128	0.163903	0.067166	0
49626	0	0.173656	0.026219	0	50160	0.197368	0.167398	0.194125	0.109375
49627	0.142857	0.19973	0.166629	0	50161	0.167785	0.200089	0.186746	0.666667
49628	0.266667	0.199761	0.25898	0	50162	0.38427	0.199396	0.330966	0.5
49629	0.1	0.182367	0.122237	0.25	50163	0.393782	0.203651	0.338117	0
49630	0.083333	0.123062	0.080753	0.666667	50164	0.082645	0.200391	0.115984	0
49631	0.133333	0.199753	0.158842	0	50165	0	-0.11173	-0.07194	0.076923
49632	0.444444	0.494214	0.539626	1	50166	0.012195	0.199124	0.050659	0
49633	1	1.094883	1.20618	1	50168	0.115789	0.198461	0.143574	0
49634	0.393782	0.320285	0.399286	0.2	50169	0.130435	0.198336	0.155748	0

参赛队号 # 4631

49635	0.022222	0.137887	0.030943	0	50170	0	0.183801	0.031196	0.153846
49636	0.122449	0.19974	0.149801	0	50171	0.151786	0.200292	0.174127	0.384615
49637	0.172161	0.200194	0.190228	0	50172	0.406632	0.204409	0.345295	0
49638	0.271959	0.199806	0.262575	0.33871	50173	0	0.139879	0.010383	0.222222
49639	0.068796	0.199913	0.103458	0.034483	50174	0.265152	0.199741	0.257942	0.214286
49640	0.115789	0.197314	0.143007	0	50175	0.072626	0.199926	0.106884	0
49641	0.1	0.185937	0.123964	0.125	50176	0.5	0.260725	0.416598	0.32
49642	0.133333	0.194368	0.156191	0	50177	0.232673	0.199588	0.235217	0
49643	0.314286	0.201708	0.290944	0.111111	50178	0	0.194101	0.036355	0
49644	0.255208	0.196028	0.249356	0.111111	50179	0.105263	0.208614	0.139735	0
49645	0.370679	0.199682	0.323534	0.38	50180	0.141221	0.196985	0.163944	0
49646	0.373134	0.208568	0.329089	0	50181	0.079365	0.200029	0.112912	0
49647	0	0.122057	0.002483	0	50182	0.1	0.199694	0.130735	0
49648	0.048128	0.200268	0.084912	0	50183	0.1	0.195964	0.128881	0
49649	0.067961	0.199751	0.102629	0.055556	50185	0.0625	0.196709	0.096194	0
49650	0.076923	0.196889	0.10918	0	50186	0	-0.09772	-0.06901	0
49651	0.406452	0.200751	0.343503	0.214286	50187	0	-0.11205	-0.072	0.24
49652	0.071429	0.202555	0.107142	0	50188	0.203704	0.200036	0.214255	0.24
49653	0.259259	0.196398	0.252322	0.166667	50189	0.203704	0.200036	0.214255	0
49658	0	0.196696	0.03767	0	50190	0.259259	0.203978	0.255959	0.083333
49659	0.078431	0.19988	0.112012	0.108434	50191	0.137255	0.19974	0.162058	0
49660	0.219828	0.19984	0.226061	0.171429	50193	0	0.190318	0.034448	0.142857
49661	0.666667	0.282063	0.481178	0.285714	50194	0.259259	0.200022	0.254053	0.666667
49662	0.179666	0.199975	0.195955	0.210526	50195	0.5	0.199865	0.387395	0
49664	0.338776	0.200087	0.305172	0.416667	50196	0.25	0.195632	0.245553	0
49665	0	0.17221	0.025517	0	50197	0.135593	0.199747	0.160698	0
49666	0.25	0.189434	0.242619	0.142857	50198	0	0.184524	0.031555	0
49667	0.338776	0.211063	0.310389	0.75	50199	0.190476	0.193087	0.200911	0.75
49668	0.5	0.199651	0.387299	0.5	50200	0.232673	0.199882	0.235359	0.25
49670	0	0.154992	0.017328	0	50201	0.406452	0.199798	0.343063	0.75
49671	0.005682	0.200032	0.044867	0	50202	0.338776	0.211063	0.310389	0.052632
49673	0.146341	0.200086	0.169633	0.111111	50203	0.008671	0.199097	0.047266	0
49674	0.380952	0.199669	0.329265	0.285714	50204	0.405797	0.213632	0.349195	0.1
49675	0.373134	0.199869	0.325003	0.214286	50205	0.102041	0.200104	0.132694	0.25
49677	0.576923	0.216718	0.424198	0.625	50206	0.272727	0.199287	0.262843	0.111111
49678	0.323232	0.200666	0.296004	0.111111	50207	0.121212	0.200042	0.148916	0.166667
49680	0.285714	0.180597	0.262754	0.222222	50208	0.222222	0.206029	0.230819	0
49681	0.106383	0.199817	0.136267	0.272727	50209	0.222222	0.196143	0.226022	0
49682	0.394366	0.199596	0.336547	0.181818	50210	0.038462	0.199916	0.075815	0
49683	0.083333	0.19942	0.116103	0	50211	0.029412	0.192042	0.063402	0.172414
49684	0.6	0.201523	0.424875	0	50212	0.271959	0.199931	0.262635	0
49685	0	0.161662	0.020466	0	50213	0.333333	0.209642	0.306438	0
49686	0	0.123497	0.00311	0	50214	0.107143	0.200258	0.137135	0.357143
49687	0.255814	0.200143	0.251741	0.25	50215	0.406452	0.200141	0.343222	0.095238
49689	0.041667	0.199487	0.078566	0	50217	0.146919	0.200102	0.170108	0
49690	0.111111	0.161028	0.121729	0.111111	50218	0	-0.00127	-0.04354	0
49691	0.271959	0.200209	0.262767	0.241379	50219	0	0.091214	-0.01044	0
49692	0.068796	0.200055	0.10353	0	50220	0.142857	0.187666	0.160744	0.333333
49693	0	0.172981	0.025891	0	50221	0.222222	0.199416	0.227599	0
49694	0	0.166335	0.02269	0	50222	0.142857	0.196577	0.165077	0.296296
49695	0.38427	0.200559	0.331506	0.384615	50223	0.357843	0.2002	0.316447	0
49696	0.370679	0.216063	0.331293	0.8	50224	0	0.197409	0.038033	0
49697	0.034722	0.199641	0.072197	0	50225	0	0.152177	0.016017	0.297297
49699	0.071429	0.184607	0.09823	0	50226	0.230352	0.200089	0.233796	0.454545
49700	0	0.172981	0.025891	0	50227	0.394366	0.199698	0.336594	0.2
49701	0.370679	0.200113	0.323735	0.346154	50228	0.276316	0.199957	0.265565	0.241379
49702	0.115789	0.197314	0.143007	0	50229	0.271959	0.200209	0.262767	0
49703	0.470588	0.16963	0.361249	0	50230	0.05102	0.200162	0.087507	0.297297
49704	0.078431	0.200218	0.112182	0.111111	50231	0.230352	0.200089	0.233796	0.153846
49705	0.127778	0.199724	0.154232	0.071429	50232	0.151786	0.200292	0.174127	0.454545
49706	0.333333	0.200183	0.301942	0.5	50233	0.394366	0.199698	0.336594	0.111111
49707	0.076923	0.17515	0.098564	0.333333	50234	0.078431	0.200218	0.112182	0.108434
49708	0.047619	-0.05393	-0.01213	0	50235	0.078431	0.19988	0.112012	0.3

参赛队号 # 4631

49709	0.173913	0.199281	0.191148	0.333333	50236	0.37037	0.199992	0.323505	0.75
49710	0.473684	0.200289	0.376095	0.333333	50238	0.5	0.201195	0.387994	0
49711	0.428571	0.199863	0.354434	0.666667	50239	0.333333	0.182913	0.293963	0.333333
49712	0.127778	0.199724	0.154232	0.071429	50240	0.179487	0.190638	0.191289	0
49713	0.045455	0.195264	0.079934	0	50241	0.045455	0.158514	0.062177	0.357143
49714	0.275862	0.200142	0.26535	0.26087	50242	0.406452	0.200141	0.343222	0
49715	0.142857	0.198929	0.166234	0.190476	50243	0	0.167565	0.023279	0
49716	0.179666	0.200098	0.196015	0.217391	50244	0.38427	0.182852	0.323434	0.111111
49717	0	0.117574	0.000546	0	50245	0.078431	0.200218	0.112182	0.666667
49718	0.111111	0.200197	0.14048	0.5	50246	0.5	0.166871	0.373101	0.125
49719	0	0.19782	0.038242	0	50247	0.142857	0.191489	0.162593	0
49720	0.030303	0.187577	0.062016	0	50248	0.055556	0.196816	0.089957	0
49721	0.125	0.194461	0.149326	0.4	50250	0.416667	0.220551	0.358125	0
49722	0.041667	0.190968	0.074291	0	50251	0	0.199583	0.039143	0.346154
49723	0.141221	0.192121	0.161566	0.25	50252	0.370679	0.200113	0.323735	0.33871
49724	0.086022	0.199597	0.11855	0	50253	0.271959	0.199806	0.262575	0.222222
49725	0.151685	0.200909	0.17435	0.111111	50254	0.125	0.190128	0.147209	0
49726	0.141221	0.198812	0.164844	0.130435	50255	0.048128	0.200268	0.084912	0.571429
49727	0.011173	0.197272	0.048738	0	50256	0.171429	0.193495	0.186391	0.857143
49728	0.142857	0.19973	0.166629	0	50257	0.333333	0.615231	0.58278	0
49729	0.288462	0.198302	0.272803	0.428571	50258	0.036697	0.198084	0.073248	0
49730	0.158537	0.199883	0.179327	0	50260	0	0.159529	0.019458	0.266667
49731	0.290076	0.199804	0.274571	0.235294	50261	0.167785	0.199772	0.186591	0.058824
49732	0.272727	0.199719	0.263049	0.130435	50262	0.128713	0.200003	0.155146	0.076923
49733	0.096774	0.19511	0.125675	0	50263	0.012195	0.199124	0.050659	0.272727
49734	0	0.19944	0.039069	0	50264	0.106383	0.199817	0.136267	0
49735	0.181818	0.199582	0.197425	0	50266	0.068796	0.200344	0.103676	0.073171
49736	0.111111	0.199639	0.140202	0	50267	0.068796	0.199854	0.103429	1
49737	0.01	-0.10474	-0.06048	0	50268	0.173913	0.199625	0.191317	0
49738	0	0.18101	0.029816	0	50269	0.033333	0.199875	0.07102	0
49739	0.113402	0.199823	0.142234	0.25	50270	0.114286	0.197224	0.141692	0.294118
49210	0.259259	0.18872	0.248696	0.5	50271	0.072626	0.199898	0.10687	0.466667