|  |
| --- |
| **使支持向量机图像分类器适应**  **增量支持向量机的成像条件**  **在汽车检测中的应用** |

|  |
| --- |
| 巴加林诺儿童  1 |

|  |
| --- |
| ，Takio Kurita、Masaktsu Higashikubo、Hiroaki Inayoshi  1                                                             2                                           1  神经科学研究所 |

|  |
| --- |
| 1 |

|  |
| --- |
| 国家先进工业科学技术研究所  日本茨城筑波市，305-8568 |

|  |
| --- |
| {epifanio.bagarino，takio kurita，h.inayoshi}@aist.go.jp/日本 |

|  |
| --- |
| 2 |

|  |
| --- |
| 住友电气工业有限公司。 |

|  |
| --- |
| 日本大阪河滨区岛屋，554-0024  higashikubo@sei.co.jp |

|  |
| --- |
| **抽象的。**在图像分类问题中，成像条件的变化  因为灯光、摄像机位置等会强烈影响训练者的表现  支持向量机（SVM）分类器。例如，支持向量机使用  白天获取的图像在用于分类时会表现不佳  夜间拍摄的照片。在本文中，我们研究了增量  学习如何有效地利用支持向量机对同一类图像进行分类  在不同的成像条件下。一种自适应支持向量机的两阶段算法  分类器被开发并应用于汽车检测问题  成像条件发生变化，如摄像机位置和  白天和晚上获取的汽车图像的分类。重要的  通过重新训练提高了分类性能 |

|  |
| --- |
| 支持向量机与原支持向量机相比 |

|  |
| --- |
| 适应。 |

|  |
| --- |
| **关键词：**增量支持向量机、车辆检测、约束训练、增量重构-  培训、转移学习 |

|  |
| --- |
| **1简介** |

|  |
| --- |
| 支持向量机（SVM）的有效训练通常需要大量的训练资源  训练数据集。然而，为支持向量机学习收集数据集需要更长的时间  需要更多的资源。一旦训练好，SVM分类器就不容易应用到  从不同条件下获得的新数据集，尽管属于同一主题。为了  例如，在图像分类问题中，成像条件的变化，例如  照明、摄像机位置等都会对分类产生强烈影响  经过训练的支持向量机的性能使得这些分类器的部署更加  具有挑战性的。  例如，考虑从安装在  作为智能交通系统（ITS）组成部分的公路或道路。问题  是在摄像机视野内的子区域中检测汽车的存在。到  解决这个问题，你可以开始从一个给定的相机收集图像，提取 |

|  |
| --- |
| 从这些图像中训练数据集，并为检测问题训练支持向量机。  经过训练后，支持向量机能够很好地处理从中获得的图像  摄像机。然而，当与其他摄像机拍摄的图像一起使用时，经过训练的  由于成像条件的不同，分类器的性能可能很差。这个  同样的道理，支持向量机也可以使用白天获取的图像进行训练，然后应用  对夜间拍摄的图像进行分类。 |

|  |
| --- |
| 解决这个问题的一个办法是为每个相机或图像训练支持向量机  条件。但这可能非常昂贵，需要大量资源，而且需要  更长的时间。因此，理想的解决方案是能够使用现有的大型集合  训练数据集以初步训练支持向量机并使其适应新的  使用最少数量的附加训练集的条件。这涉及到  将从初始训练中学习到的知识转移到新的环境中。  这个问题与转移学习的主题有关（例如[1-3]）。紧密地  与此相关的是戴和同事的工作[3]。他们提出了一个新的转移  学习框架允许用户使用有限数量的新标记数据  以及大量的旧数据构建高质量的分类模型  新数据的数量不足以单独训练模型。吴和迪特瑞  [4] 还建议使用辅助数据源，这些数据源可以很丰富，但是  低质量，提高支持向量机的精度。使用未标记的数据改进  Raina等人[5]也提出了监督学习任务的绩效。  在本文中，我们研究了使用增量支持向量机[6-7]来改进  不同成像条件下同一类图像的分类。  我们假设存在一个来自  可作为初始训练样本的单摄像机。两种训练方法  基于增量支持向量机进行初始训练。一个是标准  增量法，以下简称。其他的*无约束训练*  一是，这对公认的支持施加了一些限制*约束训练*  学习过程中的向量。培训后，SVM通过  仅使用少量的  新图像。这是转移学习阶段。使用的算法将详细说明  在下一节。在我们的实验中，我们使用了从照相机捕捉到的图像  驻扎在日本的主要公路和高速公路上。包含汽车或  提取背景（道路）及其方向梯度直方图（HOG）[3]  计算的。然后利用HOG特征作为支持向量机学习的训练向量。 |

|  |
| --- |
| **2材料和方法** |

|  |
| --- |
| 在本节中，我们首先简要讨论了标准增量支持向量机  接近（无约束训练）。约束训练方法在  讨论下一小节和最后的增量再训练。 |

|  |
| --- |
| **2.1增量支持向量机** |

|  |
| --- |
| 增量支持向量机[6-7]学习通过一次训练解决优化问题  一次向量，而不是使用所有训练向量的批处理模式 |

|  |
| --- |
| 马上。已经提出了几种方法，但这些方法大多只提供  近似解[9-10]。2001年，增量支持向量机的精确解是  由Cauwenberghs和Poggio提出（CP）[6]。在CP算法中，Kuhn-  所有先前看到的训练向量上的Tucker（KT）条件在 |

|  |
| --- |
| “绝热”向解集添加新向量。 |

|  |
| --- |
| *n个* |

|  |
| --- |
| 看这个，让 |

|  |
| --- |
| *f型*（=∑α（，）+表示最佳分离**xxx公司***我是的我千我乙* |

|  |
| --- |
| *我*=1个 |

|  |
| --- |
| 具有训练向量和相应标签的函数=±1。KT条件**十***我是的我*  可以写成（详见[1]： |

|  |
| --- |
| ⎧≥0，α=0*我* |

|  |
| --- |
| ⎪ |

|  |
| --- |
| *克我*=（）-1==0，0<α<，*f型***十***我是的我我C类*  小于等于0，α=*我C类* |

|  |
| --- |
| ⎨ |

|  |
| --- |
| （一）  （二） |

|  |
| --- |
| ⎪ |

|  |
| --- |
| ⎩ |

|  |
| --- |
| *n个* |

|  |
| --- |
| ∑ |

|  |
| --- |
| *小时*=α-0，*我是的我* |

|  |
| --- |
| *我*=1个 |

|  |
| --- |
| 作为正则化参数，α是展开系数，并且*C类我*  *乙*偏移量。上述方程有效地将训练向量分为三个  组，即边距支持向量（=0）、误差支持向量（<0）和*克我克我* |

|  |
| --- |
| 非支持向量（>0）。*克我* |

|  |
| --- |
| 在CP算法中，一个新的训练向量通过  首先将其α-值设置为0，然后使用公式（1）计算其-值。如果是的话*克*  大于0，则新训练向量为非支持向量  处理是必要的。如果不是，则训练向量是错误向量或支持向量  向量及其α值为0的初始假设无效。α值是  递归地调整到其最终值，同时保留KT  所有现有向量上的条件。有关详细讨论，请参阅参考文献[6]。在这个  论文中，使用原CP算法进行训练被称为无约束  与约束训练相比的训练，将在下面讨论。我们也  使用此算法的内部实现来支持增量*C类*  支持向量机学习。 |

|  |
| --- |
| **2.2约束训练** |

|  |
| --- |
| 假设我们有一个标记为{（1，1），（2，2），K，（，）}的初始训练集**Xxxx年***是的是的n个是的n个*  那里很大。在我们的问题中，训练向量表示*n个***十***我* |

|  |
| --- |
| 从来自给定相机的图像中获取HOG特征，而标签可以*是的* |

|  |
| --- |
| *我* |

|  |
| --- |
| “有车”（1）或“无车”（0）。同样，让{（1，1），（2，2），K，（，）}表示**Zzzz号***是的是的米是的米* |

|  |
| --- |
| 另一个数据集是从另一个相机中获取的。我们定义了约束训练*米n个*  从中选择适当的支持向量集，使**十**  以数据集为测试集的支持向量机分类性能。应该注意的是**Z轴**  的支持向量不一定给出as的最佳分类**X Z轴**  将显示在结果中。但是，可能存在一个子集with support**十** |

|  |
| --- |
| 可导致最佳分类的向量。找到这个子集是为了**Z轴**  约束训练。 |

|  |
| --- |
| 新的 |

|  |
| --- |
| 培训  培训  套 |

|  |
| --- |
| 矢量 |

|  |
| --- |
| 增量  支持向量机 |

|  |
| --- |
| 更新  支持向量机 |

|  |
| --- |
| 目标  套 |

|  |
| --- |
| 分类 |

|  |
| --- |
| 增加  **不**  分类  准确度？  **对** |

|  |
| --- |
| 丢弃  电磁阀 |

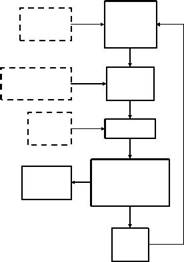
|  |
| --- |
| 保留  电磁阀 |

|  |
| --- |
| **图1**. 基于增量支持向量机的约束训练：1）从  训练集。2） 使用增量方法更新现有的支持向量机。3） 测试更新支持向量机**十**  使用目标数据集。4） 如果分类精度提高，保持支持向量（SV）；**Z轴**  否则，丢弃它。5） 重复（1）直到处理所有训练向量 |

|  |
| --- |
| 有几种方法可以实现约束训练。一个例子是  从中随机提取子集，使用这些子集训练SVM，然后选择**十**  提供最大分类精度的子集。在本文中，我们使用**Z轴**  增量式支持向量机，并采用图所示的算法。算法**1**  从非约束情况开始，除了附加约束  如下所示。在添加每个新的训练向量时，使用  执行目标数据集（在上面的符号中）。新计算的支持率**Z轴**  如果向量增加了分类，则它包含在运行解集中  进化支持向量机的准确性；否则，支持向量会降低  分类精度被丢弃。该算法确保只支持向量  提高目标集分类精度的  支持向量机。这有效地重新调整了**十**  从中分离样品，不使用后者的任何样品。最后一盘**Z轴**  支持向量的子集。**十** |

|  |
| --- |
| **2.3增量再培训** |

|  |
| --- |
| 在约束训练中，仅在**十**  训练。目标集的样本不包括在培训过程中。在**Z轴**  增量再训练，训练的支持向量机使用这个有限数量的 |



|  |
| --- |
| 样品。见图。基本思想是SVM已经使用数据集进行了训练**222**  **十**通过无约束或约束训练方法。经过初步训练，  将数据集中的样本增量合并到训练后的支持向量机中以适应**Z轴**  到新的数据集。这是转移学习阶段。最终的结果是  支持向量机在一类特征向量分类中的应用  由目标数据集表示。**Z轴** |

|  |
| --- |
| 培训  套 |

|  |
| --- |
| 目标  套 |

|  |
| --- |
| 无约束/  约束  培训 |

|  |
| --- |
| 训练  支持向量机 |

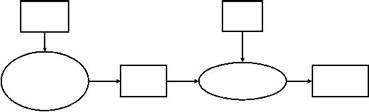
|  |
| --- |
| 增量  再培训 |

|  |
| --- |
| 再培训  支持向量机 |

|  |
| --- |
| **图2**. 在增量再训练的情况下，SVM使用初始训练集通过  无约束或约束方法，然后使用目标集通过  增量支持向量机 |

|  |
| --- |
| **3结果** |

|  |
| --- |
| 在日本主要公路沿线的五个不同地点安装了五台摄像机  用来捕捉过往车辆的图像。对于每个相机图像，16 x 16 sub-  包含汽车和没有汽车的图像被提取出来。这些选定的图像  使用具有4个像素重叠的8 x 8重叠块转换为HOG特征  总共9个街区。每个区块的梯度方向分为8个  有效地将每个16×16图像转换为72维特征向量。  由此形成五组数据集，并标记如下：379LCR  （58453特征向量），382LR（56405特征向量），383LR（50058特征  向量）、122LR（12762个特征向量）和384LCR（61214个特征向量）。  379LCR、382LR和383LR的图像是在白天拍摄的，而  从122LR和384LCR在夜间获得。然后将每个数据集分成  10个子集。对于每个子集，先训练一个支持向量机，然后使用另一个进行测试  子集。最优支持向量机核（从线性、多项式、RBF和  （乙状核）和相关的核参数是用一个十字来选择的  参数空间网格搜索验证方法。每个子集  可以有不同的最优核和核参数。  在我们的第一个实验中，我们研究了支持向量机的分类性能  使用无约束方法训练。组内分类  使用属于  对同一组进行评估。例如，使用了一个使用379LCR\_0训练的支持向量机  分类379LCR\_n，其中n=1，…，9。我们还测试了跨组分类  使用从一个组中训练的SVM对数据进行分类的性能  另一组。 |



|  |
| --- |
| 不同支持向量机的分类性能  384LCR如表所示。第一列表示用于训练**1**  支持向量机，其余列显示分类精度。第二次  列是组内分类的结果，而列3到6是  跨组分类的结果。对于组内分类，分类  准确率显著高于99%。同样的表现可以说  对于未显示的其他数据集。另一方面，跨组的表现  分类因用作测试集的数据集而异。对于某些数据集  性能可以高达99%（例如，表、列6），而对于其他人，则可以**1**  低于70%（例如，表，第4列）。基于384LCR的支持向量机是较差的分类器**1**  对于382LR或383LR（两个日间数据集），但在  对379LCR（日间数据集）或122LR（夜间数据集）进行分类。 |

|  |
| --- |
| **表1。**384LCR子集训练支持向量机的分类精度 |

|  |
| --- |
| **384升** |

|  |
| --- |
| **384LCR型**  99.9739  99.9804  99.9869  99.9902  99.9755  99.9739  99.9771  99.9820  99.9902  99.9788 |

|  |
| --- |
| **379LCR公司**  84.6013  90.4915  91.2442  88.5310  91.1023  90.5240  91.4256  91.2152  90.1887  91.6240 |

|  |
| --- |
| **382升**  75.1565  67.9231  72.4156  69.6002  73.3942  73.3907  72.7755  80.9450  70.3555  77.9559 |

|  |
| --- |
| **383LR型**  74.8072  75.1508  79.7095  77.0167  80.6065  80.7084  80.2269  86.7913  77.6399  83.3593 |

|  |
| --- |
| **122升**  98.5896  99.8433  99.8668  99.8198  99.7649  99.7649  99.7963  99.8041  99.8590  99.8746 |

|  |
| --- |
| 0  1  2  3  4  5  6  7  8  9 |

|  |
| --- |
| **约束与非约束**  **379LCR\_0/382LR\_0** |

|  |
| --- |
| **约束与非约束**  **379LCR\_6/382LR\_0号** |

|  |
| --- |
| 100  80  60  40  20  0 |

|  |
| --- |
| 100  80  60  40  20  0 |

|  |
| --- |
| 约束 |

|  |
| --- |
| 约束 |

|  |
| --- |
| 无约束 |

|  |
| --- |
| 无约束 |

|  |
| --- |
| 1 |

|  |
| --- |
| 1001 |

|  |
| --- |
| 2001 |

|  |
| --- |
| 3001 |

|  |
| --- |
| 4001 |

|  |
| --- |
| 5001 |

|  |
| --- |
| 1 |

|  |
| --- |
| 1001 |

|  |
| --- |
| 2001 |

|  |
| --- |
| 3001 |

|  |
| --- |
| 4001     5001 |

|  |
| --- |
| **数据点** |

|  |
| --- |
| **数据点** |

|  |
| --- |
| **图3。**约束（红色图）和非约束（绿色图）期间的分类精度  随着合并样本数量的增加而进行的培训。在两个面板中，使用了382LR\_0  作为目标/测试集，而379LCR\_0（左）和379LCR\_6（右）作为训练集 |

|  |
| --- |
| 在下一个实验中，我们研究了是否有可能改善交叉  使用约束训练的组分类精度。我们还比较了 |

|  |
| --- |
| 十字约束法与无约束法的精度  增量学习中的组分类。结果如图所示。为了**33**  无约束训练，目标集的分类精度随  支持向量的数量增加。这显示在两个面板的绿色图中。  因为约束训练只考虑可以增加  目标集的分类精度，以红色显示的图总是在增加。  有趣的是，使用约束训练的分类精度超过了  即使在这个简单的条件下也是无约束的。通过对  学习过程中，进化支持向量机作为目标集分类器的性能  得到了很大的改善。 |

|  |
| --- |
| **表2**. 约束训练支持向量机的分类精度  379LCR作为训练集，382LR U 0作为目标集 |

|  |
| --- |
| **379升** |

|  |
| --- |
| **379LCR公司**  91.2186  86.4113  86.3121  86.3172  79.6931  78.2252  87.0819  83.0770  86.0674  88.8885 |

|  |
| --- |
| **382升**  91.0664  94.7753  93.6920  93.9863  93.3215  92.8127  95.2256  93.3481  88.6038  95.1299 |

|  |
| --- |
| **383LR型**  93.3217  93.5515  92.0253  92.7764  92.1611  92.7164  93.7712  93.4796  91.3760  94.4924 |

|  |
| --- |
| **384LCR型**  90.6786  95.9650  92.6275  97.9841  94.1419  92.4756  92.8742  96.1463  98.4415  97.0056 |

|  |
| --- |
| **122升**  93.3004  97.7198  96.4739  98.8011  96.3329  95.2359  96.4582  96.0586  97.4220  98.0959 |

|  |
| --- |
| 0  1  2  3  4  5  6  7  8  9 |

|  |
| --- |
| **表3。**增量再训练的分类准确率（%）结果。379LCR的子集  作为训练集，384LR\_0作为目标集 |

|  |
| --- |
| **增量再培训**  **379升** |

|  |
| --- |
| **约束** |

|  |
| --- |
| **无约束** |

|  |
| --- |
| **n个**  0  1  2  3  4  5  6  7  8  9 |

|  |
| --- |
| **379LCR公司**  89.0613  90.9996  93.0765  96.0669  90.9329  90.6660  82.0351  92.5308  90.9466  97.9693 |

|  |
| --- |
| **384LCR型** |

|  |
| --- |
| **379LCR公司** |

|  |
| --- |
| **384LCR型**  99.9935  99.9935  99.9902  99.9951  99.9967  99.9918  99.9886  99.4527  99.9918  99.9820 |

|  |
| --- |
| 99.9951  99.9886  99.9935  99.9706  99.9967  99.9967  98.6686  99.9984  99.9951  99.9918 |

|  |
| --- |
| 99.6750  99.7109  99.6613  99.7006  99.7793  99.8084  99.7536  98.8777  99.7827  99.6921 |

|  |
| --- |
| 表显示了训练后的带有约束的支持向量机的分类性能。**2**  可以观察到两种影响。正如预期的那样，跨组分类的准确性  一般情况下，考虑的所有数据集都会增加。对目标来说尤其如此  数据集，在本例中是382LR，精度提高了10%左右  （第3栏）。另一方面，集团内部  也可以观察分类精度（第2栏）。但这是意料之中的  由于约束训练是为了优化目标集的分类而设计的，  这可能不会导致原始训练集的最优解。  接下来我们使用增量再训练来包含有限数量的目标  将数据集放入训练过程中，并评估  产生的SVM。使用无约束和约束方法进行初始  对训练进行了调查。结果汇总在表中。这里，子集**333**  379LCR作为初始训练集，得到的svm是递增的  使用384LR\_0重新训练。通过增量再训练，分类精度  目标数据集（384LCR）跳到99%以上，这是一个显著的改进  与跨组分类性能相比。此外，对于无约束  初始训练，初始训练数据集的分类精度（379LCR）  仍然很高。  评估提高  在再培训期间，我们对每个人进行了分类测试  随着支持向量机的发展，新增加了支持向量。我们随机地把订单洗牌了  额外的训练向量被纳入到训练过程中，并将  分类结果的平均值。代表图如图所示。左边**4**  面板显示了最初使用  379LCR\_0，然后使用382LR\_0递增地重新训练。另一方面，  384LCR\_0用于右面板的重新培训。两个面板都显示  初始训练的约束方法（蓝图）使训练后的支持向量机适应  与使用  初始训练的无约束方法。在这两种情况下，只有少数  为了使支持向量机适应新的数据集，需要目标向量。 |

|  |
| --- |
| 379LCR\_0/382LR\_0 |

|  |
| --- |
| 379LCR\_0/384LCR\_0 |

|  |
| --- |
| 100  90  80  70  60  50 |

|  |
| --- |
| 100  95  90  85  80 |

|  |
| --- |
| 约束再训练 |

|  |
| --- |
| 约束再训练 |

|  |
| --- |
| 非约束再训练 |

|  |
| --- |
| 非约束再训练 |

|  |
| --- |
| 0 |

|  |
| --- |
| 200 |

|  |
| --- |
| 400 |

|  |
| --- |
| 600 |

|  |
| --- |
| 800 |

|  |
| --- |
| 1000 |

|  |
| --- |
| 0 |

|  |
| --- |
| 10 |

|  |
| --- |
| 20 |

|  |
| --- |
| 30 |

|  |
| --- |
| 40 |

|  |
| --- |
| 50 |

|  |
| --- |
| 60 |

|  |
| --- |
| 70 |

|  |
| --- |
| 80 |

|  |
| --- |
| 90 |

|  |
| --- |
| **训练向量数，N** |

|  |
| --- |
| **训练向量数，N** |

|  |
| --- |
| **图4**. 分类精度与目标样本数的函数关系  进入增量再学习过程。SVM最初使用379LCR U 0和  然后使用382LR\_0（左面板）和384LCR\_0（右面板）进行递增式再训练。两者  初始训练的约束（蓝色图）和非约束（红色图）方法  评价的 |

|  |
| --- |
| **4讨论** |

|  |
| --- |
| 支持向量机是最初训练的数据集的鲁棒分类器。  对获取初始数据集的某些条件的更改可以  显著影响分类器的性能。目前正在考虑的案件是  从安装在主要道路上的摄像头中检测图像中的汽车。从  结果表明，不同地点的照明条件不同  显著影响仅使用数据集训练的支持向量机的分类性能  从一个位置（见表）。这在**1**  部署这些分类器。为每个位置训练一个支持向量机可以缓解这种情况  小型部署的限制。但对于大规模应用，这可能是非常  成本高昂，需要大量资源，而且耗时较长，因此，  不切实际。  在本文中，我们演示了一种实用的方法来克服这个问题  限制。该方法要求数据集的初始集合，可能来自  提供单摄像头。对于新的部署，少量的  可以拍摄图像，然后使用该图像使现有分类器适应新的  通过转移学习的成像条件。因为该方法基于增量  支持向量机，也可以做在线学习。一般的想法是从一开始  集合，可以选择一个子集来优化  使用约束训练的新数据集。然后，生成的支持向量机可以递增  使用附加（目标）数据集重新训练以进一步改进其分类  表演。  表中的结果显示了约束方法提取**2**  初始训练集的子集可以最大化  目标设定。虽然初始数据集的分类精度降低了，但是  是无关紧要的，因为最终目标是改进新的  用于部署的数据集。然后，提取的子集可以与  增量再训练目标集进一步提高目标分类能力  如表所示设置。这样做的好处是能够更快地适应**33**  新数据集的支持向量机。另一方面，对初始值使用无约束方法  训练不仅提高了目标集的分类，而且还保留了  初始数据集的准确性（见表）。如果我们不想**33**  失去初始训练集的分类精度，例如当-  训练支持向量机以适应白天和晚上的图像。在这两种情况下  要实现改进，只需要几百个额外的数据集  很容易得到。因此，所涉费用和所需资源  尽量少。  在这里使用增量支持向量机是非常关键的。使用增量支持向量机  训练向量可以添加到学习过程中，而无需从头开始再训练。  考虑到训练是分类中计算最密集的任务  问题是，增量式支持向量机可以显著节省训练时间。它也  使我们能够评估新添加的向量对分类的贡献  进化支持向量机的性能。作为一个应用程序，我们能够约束  根据其贡献可以包含在解决方案集中的支持向量  对分类的准确性。这反过来又允许我们只选择  有助于优化目标集的初始训练数据集。而且， |

|  |
| --- |
| 培训过程本身包括选拔过程。再加上一个  增量再训练，目标数据集可以很容易地合并到最终的  支持向量机。  总之，我们演示了无约束/约束的组合使用  支持向量机图像分类器的初始训练和增量再训练  在成像条件下。当应用于汽车检测问题时，意义重大  通过验证  方法。重新训练所需的少量附加数据集使  方法经济实用，适用于大型部署，如  智能交通系统，由于所需的额外费用和资源是最小的。 |

|  |
| --- |
| **工具书类** |

|  |
| --- |
| [1] Thrun，S.和Mitchell，T.M.：学习另一件事。14国会议录  国际人工智能联合会议（1995年）。 |

|  |
| --- |
| 第 |

|  |
| --- |
| [2] 卡鲁安娜：多任务学习。机械学习28（1），41–75（1997） |

|  |
| --- |
| [3] 戴，W，杨，Q，薛，G-R，于，Y.：促进迁移学习。程序  第24届机器学习国际会议（2007）  [4] Wu，P.，和Dieterich，T.：通过对辅助数据的训练提高SVM的准确性  消息来源。第21届机器学习国际会议记录（2004）  [5] Raina，R.，Battle，A.，Lee，H.，Packer，B.，和Ng，A.：自学：迁移 |

|  |
| --- |
| 第 |

|  |
| --- |
| 圣 |

|  |
| --- |
| 从未标记的数据中学习。第24届国际会议记录  第  机器学习（2007） |

|  |
| --- |
| [6] Cauwenberghs，G.和Poggio，T.：递增和递减支持向量机  学习。在：Leen，T.K.，dieterich，T.G.，和Tresp，V.（eds）神经研究进展  信息处理系统，第13卷，第409-415页。麻省理工学院出版社（2001）  [7] Laskov，P.，Gehl，C.，Kruger，S.，和Muller，K.R.：增量支持向量学习：  分析、实施和应用。机器学习研究杂志71909-  1936年（2006年）  [8] Dalal，N.和Triggs，B.：用于人类检测的定向梯度直方图。  计算机视觉和模式识别会议（2005年）  [9] Ralaivola，L.和d Alche-Buc，F.：增量支持向量机学习：局部  接近。LNCS 2130、322-329（2001年） |

|  |
| --- |
| [10] Kivinen，J.，Smola，A.J.和Williamson，R.C.：用内核进行在线学习。在：  Dietrich，T.G，Becker，S.和Ghahramani，Z.（编辑）神经信息进展  处理系统（NIPS01）。第785-792页（2001年） |