

基于随机子空间核极端学习机集成的高光谱遥感图像分类

宋相法¹ 曹志伟¹ 郑逢斌¹ 焦李成²

(河南大学计算机与信息工程学院 开封 475004)¹

(西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071)²

摘 要 结合随机子空间和核极端学习机集成提出了一种新的高光谱遥感图像分类方法。首先利用随机子空间方法从高光谱遥感图像数据的整体特征中随机生成多个大小相同的特征子集;然后利用核极端学习机在这些特征子集上进行训练从而获得基分类器;最后将所有基分类器的输出集成起来,通过投票机制得到分类结果。在高光谱遥感图像数据集上的实验结果表明:所提方法能够提高分类效果,且其分类总精度要高于核极端学习机和随机森林方法。

关键词 高光谱遥感图像分类,核极端学习机,随机子空间,分类器集成

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.3.056

Classification of Hyperspectral Remote Sensing Image Based on Random Subspace and Kernel Extreme Learning Machine Ensemble

SONG Xiang-fa¹ CAO Zhi-wei¹ ZHENG Feng-bin¹ JIAO Li-cheng²

(School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475004, China)¹

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education, Xidian University, Xi'an 710071, China)²

Abstract This paper presented a novel classification algorithm of hyperspectral remote sensing image based on random subspace and kernel extreme learning machine ensemble. Firstly, many feature subsets of the same size are generated from the whole feature of hyperspectral remote sensing image data with random subspace method. Then the base classifiers of kernel extreme learning machine are trained based on these feature subsets. Finally, the classification result is decided by voting strategy. The experimental results on hyperspectral remote sensing image indicate that the proposed method has better performance than the methods based on kernel extreme learning machine and random forest respectively, and has a higher classification overall accuracy.

Keywords Hyperspectral remote sensing image classification, Kernel extreme learning machine, Random subspace, Classifier ensemble

1 引言

随着高光谱传感器、数字图像处理及大容量存储技术的快速发展,高光谱遥感图像已经被广泛应用于资源勘探、环境监测、精细农业、灾害评估、目标识别等领域^[1-9]。高光谱遥感图像分类是高光谱图像处理的研究热点之一,同时也是一个具有挑战性的问题,主要是因为高光谱遥感图像具有很高的维数以及训练样本个数有限^[1,2]。使用传统分类算法往往由于高光谱遥感图像训练样本数目有限而导致从训练样本中得到的参数不可靠,从而降低分类器的精度,引起 Hughes 现象^[1]。因此需要研究人员提出新的分类方法来提高分类结果的精度。在现有的分类方法中,分类器集成(Classifier Ensemble)^[10]是高维数据有监督分类的有效方法,并且在高光谱遥感图像分类中得到了较好的分类效果^[3-6]。

分类器集成通过一定的方法训练多个基分类器,然后把多个基分类器的输出结果按照某种组合原则进行集成,从而得到比单个分类器泛化能力更强且性能更好的分类结果^[8]。为了得到基分类器,人们提出了许多解决方法,例如基于训练样本重采样技术的 bagging 方法、基于训练样本顺序重加权技术的 boosting 方法和基于随机子空间的子集生成方法等^[8]。其中基于随机子空间的子集生成方法常用于增强基分类器间的独立性,它能够有效降低特征维数,同时也能降低样本的冗余度,非常适合于解决高维数数据的分类问题,在诸多领域得到了成功应用^[11,12]。极端学习机(Extreme Learning Machine, EML)^[13]是一种简单易用、有效的单隐层前馈神经网络(Single-hidden Layer Feed-forward Neural Networks, SLFNs)学习算法,它具有较快的学习速度和较好的泛化性能。核极端学习机(Kernel Extreme Learning Machine,

到稿日期:2015-03-28 返修日期:2015-06-21 本文受国家自然科学基金(61272282, 91438201),教育部“长江学者和创新团队发展计划”(IRT1170),河南省高等学校重点科研项目(15A520010)资助。

宋相法(1975—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为计算机视觉与机器学习, E-mail: xiangfasong@163.com; 曹志伟(1977—),硕士,讲师,主要研究方向为信息处理; 郑逢斌(1963—),博士,教授,博士生导师,主要研究方向为遥感信息处理; 焦李成(1959—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为自然计算、信号和图像处理、智能信息处理。

KEML)^[14]通过引入核函数,解决了 ELM 算法随机初始化的问题,并且对模型参数具有较好的鲁棒性,已初步应用于高光光谱遥感图像分类^[15,16]。

为了提高 KEML 算法在高光谱遥感图像训练样本数目不足的情况下算法性能下降的问题,本文提出了基于随机子空间核极端学习机集成的分类方法。利用随机子空间方法从高光谱遥感图像数据样本的整体特征中随机选择多个相同大小的特征子集,从而生成核极端学习机集成分类算法中的基分类器,最后将所有基分类器的输出集成起来,得到最终的分类结果,从而可以改善高光光谱遥感图像的分类效果。

2 本文算法

令 $\mathcal{X}=\mathcal{R}^k$ 表示 k 维的数据空间, $\mathcal{Y}=\{1,2,C\}$ 表示包含 C 个类别的标记空间,则高光光谱遥感图像分类的任务是从高光光谱遥感图像训练样本集 $\Omega=\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 中学得一个目标函数 $f: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$, 其中 $x_i \in \mathcal{X}$, 而 $y_i = [y_{i,1}, \dots, y_{i,c}, \dots, y_{i,C}] \in \mathcal{R}^C$ 是样本 x_i 类别标记,若 $y_{i,c}=1$ 且 y_i 中的其他元素为 0, 则 x_i 属于第 c 类, n 是训练样本的个数。

2.1 随机子空间

随机子空间方法从数据的整体特征中随机选择多个相同大小的特征子集,有效地避免了对高维数据分类时遇到的“维数灾难”问题^[3]。随机子空间方法的具体描述如下。

给定一个包含 n 个样本的数据集 $D=\{x_i | x_i \in \mathcal{R}^k, i=1, 2, \dots, n\}$, 数据维数为 k , 随机子空间方法是从数据的整体特征中随机选择特征的。对于 k 维空间的数据集 D , 从 k 中产生 $r(r < k)$ 个维数大小的新的子空间, 记作 $\mathcal{R}^r$, 通过重复上述过程 s 次, 得到 s 个子空间, 记作 $\mathcal{R}_1^r, \mathcal{R}_2^r, \dots, \mathcal{R}_s^r$ 。

2.2 核极端学习机

极端学习机是一种新型的单隐层前馈神经网络,在训练网络的过程中随机给定输入层权值和隐藏层偏差,所以训练速度非常快,但由于该算法随机初始化的特点,输出不稳定。核 ELM(KELM)将核矩阵引入,在提高分类精度的同时,也增强了输出的鲁棒性^[14]。

对于给定的训练样本集 $\Omega=\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 具有 L 个隐神经元的 ELM 的输出函数表示为

$$f(x_i) = \sum_{j=1}^L \beta_j h(\omega_j \cdot x_i + e_j) = y_i, i=1, \dots, n \quad (1)$$

其中, $h(\cdot)$ 是一个非线性激励函数, $\beta_j \in \mathcal{R}^C$ 是连接第 j 个隐神经元和输出神经元之间的权重向量, $\omega_j \in \mathcal{R}^k$ 是连接第 j 个隐神经元和输入神经元之间的权重向量, e_j 是第 j 个隐神经元的偏置。

式(1)共有 n 个方程,因此可以改写为

$$H\beta=Y \quad (2)$$

其中, $Y=[y_1^T y_2^T \dots y_n^T]^T \in \mathcal{R}^{n \times C}$, $\beta=[\beta_1^T \beta_2^T \dots \beta_L^T]^T \in \mathcal{R}^{L \times C}$, H 是神经网络的隐层输出矩阵:

$$H = \begin{bmatrix} h(x_1) \\ \vdots \\ h(x_n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h(\omega_1 \cdot x_1 + e_1) & \dots & h(\omega_L \cdot x_1 + e_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h(\omega_1 \cdot x_n + e_1) & \dots & h(\omega_L \cdot x_n + e_L) \end{bmatrix}_{n \times L} \quad (3)$$

通常情况下,隐神经元个数比训练样本个数少,因此文献

[14]提出利用最小范数最小二乘法来求解式(2)。

$$\beta' = H^\dagger Y \quad (4)$$

其中, $H^\dagger$ 是矩阵 H 的 Moore-Penrose 逆矩阵, $H^\dagger = H^T (HH^T)^{-1}$ 。为了保证更好的稳定性,可以在 HH^T 的对角线上的每个元素加一个正数 $\frac{1}{\rho}$ 。因此,ELM 分类器的输出为

$$f(x_i) = h(x_i) \beta = h(x_i) H^T \left(\frac{1}{\rho} + HH^T \right)^{-1} Y \quad (5)$$

在 ELM 中,特征映射函数 $h(x_i)$ 通常是已知的。如果 $h(x_i)$ 未知,则 ELM 的核矩阵可以定义为:

$$\Psi_{ELM} = HH^T; \Psi_{ELM_{q,i}} = h(x_q) \cdot h(x_i) = K(x_q, x_i) \quad (6)$$

因此,KELM 的输出函数可以表示为

$$f(x_i) = h(x_i) H^T \left(\frac{1}{\rho} + HH^T \right)^{-1} Y = \begin{bmatrix} K(x_i, x_1) \\ \vdots \\ K(x_i, x_n) \end{bmatrix} \left(\frac{1}{\rho} + \Psi_{ELM} \right)^{-1} Y \quad (7)$$

样本 x_i 的标记由具有最大值输出节点的索引值来决定。

2.3 基于随机子空间的核极端学习机集成算法

利用随机子空间方法从高光谱遥感图像数据集的整体特征中随机选择 s 组特征子集(特征子集的个数小于整体特征的个数),然后生成核极端学习机集成分类算法中的 s 个基分类器,最后通过投票策略将 s 个基分类器的输出整合起来,得到最终的分类结果,具体算法流程如图 1 所示。

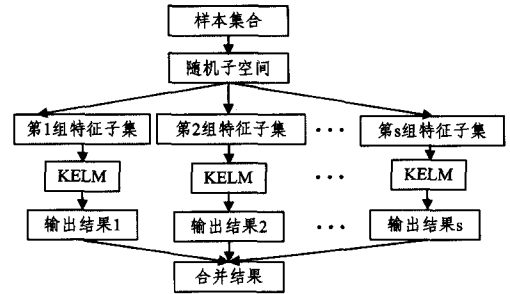


图 1 基于随机子空间的核极端学习机集成算法流程

3 实验结果与分析

为了对本文所提 KELM 集成算法的分类效果进行评估,在美国印第安纳州 Indian Pine 实验区的高光谱遥感图像数据集上进行了实验。美国印第安纳州 Indian Pine 实验区的高光谱遥感图像数据集通过使用机载可见红外成像光谱仪(AVIRIS)传感器采集得到,该数据集的原始波段个数是 220,去除水汽吸收和低信噪比波段后,将剩余 200 个波段作为研究对象。实验数据集使用常用的 9 类典型地物作为测试样本,其共包含 9345 个样本点,如表 1 所列。

表 1 Indian Pine 数据集信息统计表

类别	名称	总样本数
C1	Corn-notill	1434
C2	Corn-min	834
C3	Grass/Pasture	497
C4	Grass/Trees	747
C5	Hay-windrowed	489
C6	Soybeans-notil	968
C7	Soybeans-min	2468
C8	Soybeans-clean	614
C9	Woods	1294

为了对所提 KELM 集成算法的分类性能进行比较,也给出了 ELM 算法和随进森林算法在相同的数据集上的分类结果,并将他们的分类结果与本文算法的分类结果进行了比较。为了对 KELM 集成算法的分类性能进行全面的评估,本文从以下 3 个方面进行了实验:1)在不同训练样本数目的性能,Indian Pine 数据集的训练样本集中每类样本的个数分别选取为 25、50、100,剩余样本作为测试集合;2)原始特征空间中不同大小特征子集的个数(10%~90%,步长为 10%);3)KELM 集成算法中基分类器的个数(10、30、50)。为避免随机性,所有实验的结果为 10 次独立运行结果的平均值。实验采用常用的总精度(Overall Accuracy, OA)作为分类比较评价指标。

表 2 不同算法在 Indian Pine 数据集上的实验结果(%)

方法	训练样本集中每类样本的个数		
	25	50	100
随机森林	66.1	71.0	75.4
KELM	76.0	82.7	85.4
KELM 集成(50)	76.9	84.5	86.8
KELM 集成(30)	76.6	84.4	86.9
KELM 集成(10)	75.7	83.3	86.2

表 2 给出了各种算法在 Indian Pine 数据集上利用不同训练样本个数的实验结果,其中 KELM 集成算法利用了原始特征空间的 30%,括号内数字表示基分类器个数。从表 2 可以看出:(1)随机森林算法获得的分类总精度在 66.1~75.4 之间,KELM 算法获得的分类总精度在 76.0~85.4 之间,本文算法获得的分类总精度在 75.7~86.9 之间,这些结果充分说明利用本文所提出的 KELM 集成算法能够提高分类总精度。(2)当 KELM 集成算法中的基分类器个数为 30 时,其分类总精度已经超过了 KELM 和随机森林算法;(3)当 KELM 集成算法中的基分类器个数从 10 增加到 30 时,分类总精度提高较大;当 KELM 集成算法中的基分类器个数从 30 增加到 50 时,分类总精度没有提高或者提高较小。

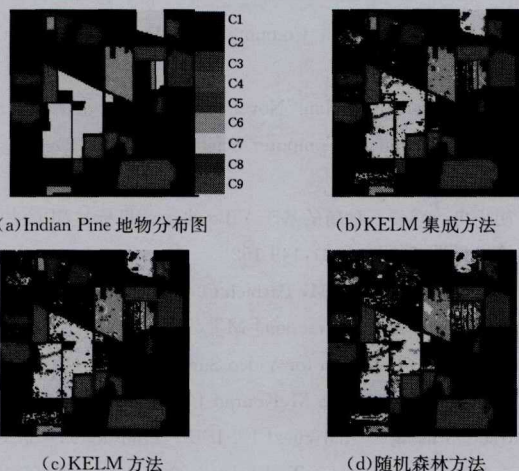
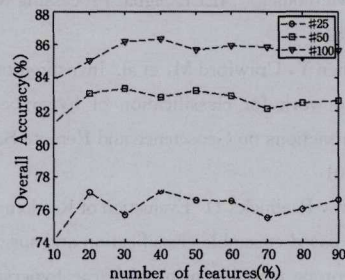


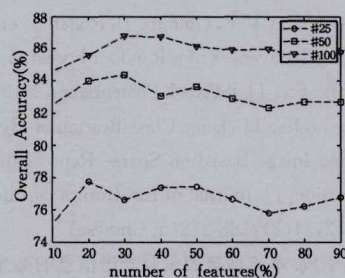
图 2 Indian Pine 数据集分类效果对比图

图 2 给出了 KELM 集成算法(特征个数/基分类器个数:30%/30)、KELM 算法和随机森林算法在 Indian Pine 数据集上当训练样本集中每类样本的个数为 50 的分类效果对比图。从图 2 可以看出,所提 KELM 集成算法得到的分类效果(图(b))比 KELM 算法得到的分类效果(图(c))和随机森林算法得到的分类效果(图(d))更清晰、更平滑,细节更丰富。另外,

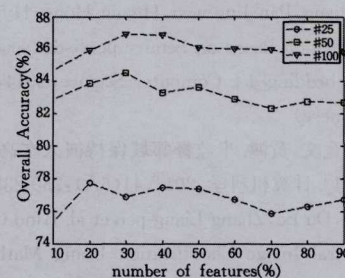
为了考察不同个数的特征子集、不同个数的基分类器和不同个数的训练样本对 KELM 集成算法的分类结果所产生的影响,在 Indian Pine 数据集上执行了实验,并给出了根据分类总精度计算出的实验结果变化曲线图,如图 3 所示,其中 x 轴为所选特征子集占整体特征的百分比,区间为 10%~90%,步长为 10;y 轴为分类总精度。



(a)10 个基分类器



(b)30 个基分类器



(c)50 个基分类器

图 3 KELM 集成算法利用不同个数的基分类器、不同个数的训练样本和不同个数的特征在 Indian Pine 数据集上的实验结果

从图 3 可以看出,当特征子集为 10%时,KELM 集成算法的性能较差,在大多数情况下,其分类总精度低于 KELM 算法的分类总精度;当特征子集为 20%,KELM 集成算法的性能得到了很大提高,在大多数情况下,其分类总精度高于 KELM 算法的分类总精度;当特征子集为 30%,基分类器个数为 30 个,每类训练样本个数为 100 时,分类总精度取得最大值 86.9%;当特征子集超过 50%时,KELM 集成算法的分类性能开始呈下降趋势。

结束语 针对仅利用核极端学习机导致高光谱遥感图像分类精度较低的问题,本文提出了基于随机子空间核极端学习机集成的高光谱遥感图像分类方法。在 Indian Pine 高光谱遥感图像数据集上的分类实验结果表明,本文所提的分类总精度比核极端学习机方法和随机森林方法的分类总精度更高,所获得的分类效果图更清晰、更平滑,细节更丰富。

参考文献

[1] Tong Qing-xi, Zhang Bing, Zheng Lan-fen. Hyperspectral Re-

- remote Sensing—Theory, Technology and Applications [M]. Beijing: Higher Education Press, 2006 (in Chinese)
 - 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感: 原理、技术与应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 145-146
 - [2] Camps-Valls G, Tuia D, Bruzzone L, et al. Advances in Hyperspectral Image Classification; Earth Monitoring with Statistical Learning Methods [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(1): 45-54
 - [3] Ham J, Chen Y, Crawford M, et al. Investigation of the random forest framework for classification of hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 492-501
 - [4] Chan J C W, Paelinckx D. Evaluation of Random Forest and AdaBoost tree-based ensemble classification and spectral band selection for ecotope mapping using airborne hyperspectral imagery [J]. Remote Sensing Environment, 2008, 112(6): 2999-3011
 - [5] Rodriguez-Galiano V F, Ghimire B, Rogan J, et al. An assessment of the effectiveness of a Random Forest classifier for land-cover classification [J]. ISPRS J. Photogrammetry, 2012, 67(1): 93-104
 - [6] Song Xiang-fa, Jiao Li-cheng. Classification of Hyperspectral Remote Sensing Image Based on Sparse Representation and Spectral Information [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(2): 268-272 (in Chinese)
宋相法, 焦李成. 基于稀疏表示及光谱信息的高光谱遥感图像分类 [J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 268-272
 - [7] Feng Hai-liang, Pan Jing-wen, Huang Hong. Hyperspectral Image Classification Based on Semi-supervised Neighborhood Preserving Embedding [J]. Computer Science, 2014, 41(6A): 230-233 (in Chinese)
冯海亮, 潘竞文, 黄鸿. 半监督邻域保持嵌入在高光谱影像分类中的应用 [J]. 计算机科学, 2014, 41(6A): 230-233
 - [8] Zhang Fan, Du Bo, Zhang Liang-pei, et al. Band Grouping Based Hyperspectral Image Classification Using Mathematical Morphology and Support Vector Machines [J]. Computer Science, 2014, 41(12): 275-279 (in Chinese)
张帆, 杜博, 张良培, 等. 一种结合波段分组特征和形态学特征的高光谱图像分类方法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(12): 275-279
 - [9] Ren Yue-mei, Li Lei, Zhang Yang-ning, et al. Band Selection and Classification for Hyperspectral Image Based on Multiple Particle Swarm Cooperative Optimization [J]. Computer Science, 2014, 41(12): 283-287 (in Chinese)
任越美, 李垒, 张艳宁, 等. 一种基于多粒子群协同进化的高光谱图像波段选择与分类方法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(12): 283-287
 - [10] Zhou Zhi-hua. Ensemble Methods: Foundations and Algorithms [M]. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC, 2012: 109-112
 - [11] Marin J, Vazquez D, Lopez A M, et al. Occlusion Handling via Random Subspace Classifiers for Human Detection [J]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 2014, 44(3): 342-354
 - [12] Yao Xu, Wang Xiao-dan, Zhang Yu-xi, et al. A Self-Adaption Ensemble Algorithm Based on Random Subspace and AdaBoost [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(4): 810-814 (in Chinese)
姚旭, 王晓丹, 张玉玺, 等. 基于随机子空间和 AdaBoost 的自适应集成方法 [J]. 电子学报, 2013, 41(4): 810-814
 - [13] Huang Guang-Bin, Zhu Qin-Yu, Siew C K. Extreme learning machine: Theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3): 489-501
 - [14] Huang Guang-bin, Zhou Hong-ming, Ding Xiao-jian, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B, 2012, 42(2): 513-529
 - [15] Chen Chen, Li Wei, Su Hong-jun, et al. Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Image Based on Kernel Extreme Learning Machine [J]. Remote Sensing, 2014, 6(6): 5795-5814
 - [16] Pal M, Maxwell A E, Warner T A. Kernel-based extreme learning machine for remote-sensing image classification [J]. Remote Sensing Letter, 2013, 4(9): 853-862
-
- (上接第 300 页)
- [11] Chen Xing-ming, Liao Juan, Li Bo, et al. Foreground detection based on modified ViBe in dynamic background [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(9): 2545-2552 (in Chinese)
陈星明, 廖娟, 李勃, 等. 动态背景下基于改进视觉背景提取的前景检测 [J]. 光学精密工程, 2014, 22(9): 2545-2552
 - [12] Li Wei-sheng, Wang Zhao. Adaptive moving object detection method based on spatial-temporal background model [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(12): 3515-3520 (in Chinese)
李伟生, 汪钊. 基于时空背景模型的自适应运动目标检测方法 [J]. 计算机应用, 2014, 34(12): 3515-3520
 - [13] Yang Guo-liang, Zhou Dan, Zhang Jin-hui. Moving object detection algorithm using SILTP texture information [J]. Computer Science, 2014, 41(4): 302-305 (in Chinese)
杨国亮, 周丹, 张进辉. 基于 SILTP 纹理信息的运动目标检测算法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(4): 302-305
 - [14] Bilodeau G A, Jodoin J P, Saunier N. Change detection in feature space using local binary similarity patterns [C] // 2013 International Conference on Computer and Robot Vision (CRV). IEEE, 2013: 106-112
 - [15] Hu Xiao-ran, Sun Han. Novel moving object detection method based on ViBe [J]. Computer Science, 2014, 41(2): 149-152 (in Chinese)
胡小冉, 孙涵. 一种新的基于 ViBe 的运动目标检测方法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 149-152
 - [16] Van Droogenbroeck M, Barnich O. ViBe: A disruptive method for background subtraction [M] // Background Modeling and Foreground Detection for Video Surveillance, 2014
 - [17] Jodoin P M, Mignotte M, Konrad J. Statistical background subtraction using spatial cues [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2007, 17(12): 1758-1763
 - [18] Goyette N, Jodoin P M, Porikli F, et al. Changedetection.net: A new change detection benchmark dataset [C] // 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2012: 1-8