早在90年代，M. J. Pazzani and D. Billsus(University of California)讨论了学习和修改用户profile的算法，它使用朴素贝叶斯分类器来增加用户在网站上的反馈信息。在给定主题后，可以确定用户对哪些网站感兴趣。

P. K. Chan(Florida Institute of Technology)开发了一个个性化的网络浏览器。它学习了一个用户配置文件，旨在帮助用户通过搜索可能有意义的页面来推荐网页。

S. J. Soltysiak and I. B. Crabtree (Cranfield Institute of Technology)描述了一个实验工作，研究用户兴趣是否可以通过启发式自动分类。结果强调了用户反馈和机器学习方法的必要性。

Kristjansson(Microsoft Research)等人开发了一种交互式信息提取系统，以帮助用户从电子邮件填充联系人数据库。Alani 等人设计出Artequakt系统，使用名为GATE的基于规则的方法从Web中提取实体和关系信息。Yu 等人提出了从简历中识别个人信息的级联信息提取框架。C. Lu通过分析用户的Twitter帖子来推断用户的个人资料

清华大学J.Tang针对web user profiling进行了研究。将web用户画像问题分解为三个子任务：profile文件提取，用户名称消歧和用户兴趣发现。所有三个子任务都使用图形模型进行形式化，在对三个子任务分别求解之后形成一套组合方法解决web user profiling问题。

清华大学Y. Zhang, J. Tang分析了分别处于两种异构网络中的用户相似性问题。

为了进行用户相似度计算，Athens University 的 Konstantinos Georgoulas 提出一种反向top-k查询的查询方法，将用户的偏好表示为项目属性的加权因子的向量，与返回具有特定客户最佳分数的k个产品的top-k查询相反，反向top-k查询的结果是给定产品属于其顶部k个客户集合。利用Jaccard系数在反向top-k查询的结果集之间执行相似度计算。

A. Farseev(National University of Singapore)通过整合多个数据源（包括Twitter，Foursquare和Instagram），对用户个人资料学习进行了初步研究。他们表示同一用户的多个数据源可以提升画像结果的准确性。

Yifang Yin(National University of Singapore) 提出一种创新的方法自动生成用户视频摘要图像，从用户视频摘要图像集合中挖掘出用户兴趣。

Gabriella Kazai(Lumi News) 利用用户在Facebook和 Twitter 里的行为，以及他们手机应用内的行为来获取用户兴趣，并进一步构建用户profile，并对用户兴趣进行建模并向其推送相应的推荐内容。用户与其建议的交互的显式和隐含的反馈信号都用于更新他们的兴趣模型，并通过不同的内容来源学习他们的偏好。

Pengyuan Zhou(University of Helsinki)根据用户的兴趣情况对用户进行profiling和grouping，根据用户profile将用户流量引导到正确的边缘服务器，有效利网络资源。

Roberto.Gonzalez (NEC.Labs.Europe) 证明网络窃听者可以对用户兴趣进行画像，即使是现成的流量分类算法也可以猜测用户正在查看的页面。针对设备功能量身定制的缓存和动态内容使整个用户画像更加有效。通过更专业的分类算法，加上流量分类算法优化，即使在更复杂的设置中，也可以产生准确的用户分析。

Gaseb Alotibi(Plymouth University) 通过应用层交互进行网络流量用户分析，从原始网络传输元数据获取的用户的应用程序级交互信息。

Yao-Chung\_Fan(National Chung Hsing University) 通过从移动设备收集的Wi-Fi日志来了解用户行为。首先，每个Wi-Fi接入点都有一个32位字符串的服务集标识符（SSID）。当用户靠近WiFi接入点时，产生Wi-Fi SSID。连续观察到的SSID的高频意味着在某个地方长时间停留。通过此项数据，我们可以使用带有语义的SSID来推断用户身份和用户偏好行为等信息。

Sainath Batthalla(Indian) 提出了一种用户级VoIP分析方法。使用VoIP流量识别一组参数,并计算每个用户的统计信息。随后使用这些参数对用户进行分类（并检测异常）。

Bhushan S. Atote(MAEER)对用户画像的隐私和安全问题进行了研究。