

遊戲 App 內部購買關鍵研究:SVM-RFE 和 LASSO 之比較

陳隆昇
朝陽科技大學
資訊管理學系
e-mail :
lschen@cyut.edu.tw

林孟儒
朝陽科技大學
資訊管理學系
e-mail :
page55667788@gmail.com

張景榮
朝陽科技大學
資訊管理學系
e-mail :
chrischang@cyut.edu.tw

摘要

隨著行動通訊服務與手持裝置的增長，帶動了行動應用程式(App)呈現爆炸式的發展，在遊戲市場，行動應用程式將達到 20% 的收入。相關研究人員還指出，遊戲應用相對較於其他應用程式是收益的最大來源。目前遊戲 App 主要收益模式為有免費下載、付費下載，以及遊戲內部購買(In-App purchases)。最近的調查顯示，內部購買已成為主要趨勢。因此，遊戲發開商需要知道哪些是會影響內部購買行為的重要因素。因此，本研究試圖定義影響使用者在遊戲 App 內消費之潛在要素，再利用支持向量機遞歸特徵消除 (Support Vector Machine-Recursive Feature Elimination, SVM-RFE) 與最小絕對壓縮挑選機制 (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO) 兩種特徵選取方法，以確認影響使用者在遊戲 App 內消費的重要因素，研究結果望能為遊戲開發商與研究學者做為設計遊戲的參考依據。

關鍵詞：特徵選取、行動遊戲 App、支持向量機遞歸特徵消除、最小絕對壓縮挑選機制。

Abstract

With the growth of mobile communications services and handheld devices, it led to explosive development in mobile applications (App). In the gaming market, mobile applications will reach 20 % of revenue. Related researchers also noted that game applications are the biggest source of revenue compared to other applications. Currently, there are three major revenue models, paid Apps (subscriptions), free Apps (Ad-based) and in-App purchases (virtual

currency). According to recent surveys, in-App purchases have become a major trend. Therefore, the game App providers need to know what the important factors of affecting in-App purchase behaviors are. Therefore, this study attempts to define the potential factors of influencing in-App purchases for game users. Then, we use two feature selection methods, Support Vector Machine-Recursive Feature Elimination (SVM-RFE) and Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) to identify important factors that affect users in-App purchases. The findings can be used as a reference when designing game Apps for game developers and researchers.

Keywords: Feature selection, Game App, SVMRFE, LASSO.

1. 前言

隨著行動通訊服務與手持裝置的增長，帶動了行動應用程式(App)呈現爆炸式的發展。智慧型行動裝置的使用者數量越來越多，逐漸的驅動人們對行動應用軟體的使用，一般也通稱為“行動 Apps”[2]。

在遊戲市場，行動應用程式將達到 20% 的收入。相關研究人員還指出，遊戲應用相對較於其他應用程式是收益的最大來源。從 Juniper 研究公司的最新數據發現，數位遊戲產業在 2015 年將會產值高達 800 億美元，預估到 2018 年底將會提高到 1040 億美元[15]。Juniper 公司預測，這種趨勢將繼續下去，行動設備的收入到 2020 年將接近總遊戲收入的近 35%[15]。

目前遊戲 App 主要收益模式為有免費下載、付費下載，以及遊戲內部購買(In-App purchases)，最近的調查顯示，內部購買已成為

主要趨勢。資策會 2015 調查發現智慧型手機遊戲為最多台灣玩家遊玩的遊戲平台，而其產業分析師也表示，排名前十名的 App 軟體，幾乎全部是免費遊戲，並且都採取廣告結合遊戲內購買的獲利方式，此模式目前已經發展為行動遊戲的主要模式[17]。綜觀上述，遊戲 App 內購買將是未來的大趨勢，對於遊戲 App 製造商來說知道哪些因素會影響內部購買行為是非常重要的。

因此，本研究試圖定義影響遊戲 App 內部購買之潛在因素，並利用特徵選取方法支持向量機之遞迴式特徵消除 (Support vector machine recursive feature elimination, SVM-RFE) 和最小絕對壓縮挑選機制 (Least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 來找出影響遊戲 App 內部購買的關鍵重要因素，幫助遊戲製作商開發設計新遊戲以增加收益。

2. 文獻探討

2.1 遊戲 APP 相關研究

隨著應用程式的多元化發展，大大改變了我們過去使用網路的習慣。行動應用程式商店 (App Store) 就像一個軟體的交易市場，提供人們即時下載行動應用程式[20]。對於這樣的市場所提供的行動應用服務，多年來，研究人員一直想知道什麼樣的行動資訊服務會被人們認為是殺手級應用，它可以帶動行動資訊服務的廣泛應用[13]。例如，短訊服務(SMS)以及 DoCoMo 公司的 i-mode 分別是歐洲與日本的殺手級應用。

而在過去幾年裡，因為使用者在免費下載行動遊戲內購買附加價值物品的普及，使得行動遊戲產值也不斷成長。此外，免費遊戲 App 的遊戲項目對於日益增加的線上遊戲利潤來說扮演著重要的角色[14]。免費遊戲可以讓使用者玩遊戲不需支付任何報酬，而且使用者能在遊戲內部購買虛擬產品如服裝，槍支，刀劍來自己的遊戲人物[14]。

相關研究亦相當多，如[19]調查使用者的購買行為和使用行為及易用性之間的關聯性，[9]利用貝式網路探討行動 App 成功的關鍵因素，[22]探討關於老年人玩手機遊戲的主要原因。儘管遊戲 App 如此受歡迎和重要，卻鮮少研究探討關於影響內部購買行為議題。因此本研究試圖發現能影響在關鍵因素在遊戲 App

內部購買的重要因素。

2.2 特徵選取

2.2.1 支持向量機遞迴式特徵消除 (Support vector machine recursive feature elimination, SVM-RFE)

支持向量機遞迴式特徵消除(SVM-RFE)主要是使用了 SVM 最大間隔原則來評估以及消除不相關和重複的特徵。SVM-RFE 主要是根據 SVM 演算法訓練分類器，利用訓練時所生成權重向量 w 排序係數來構造排序係數，每次迭代去掉一個排序係數最小的特徵屬性，最終得到所有特徵屬性的遞減順序的排序。

SVM-RFE 是目前廣泛應用來分析高維度資料的方法中最好的方法之一，並有許多成功的應用。如有研究SVM-RFE來識別產品型態的特徵[23]，其應用了整體排名與個別分類兩種策略方式來挑選產品外型的關鍵特徵。[6] 運用支持向量機遞迴式功能消除 (SVM-RFE) 在近紅外線/中紅外線(NIR/MIR)資料集中有效的降維。Archibald和Fann學者將遞迴式特徵消除 (RFE)修改其演算法後，用於選擇高光譜影像資料[7]。因此，本研究應用SVM-RFE來我們彙整的影響要素之重要排名。

2.2.2 最小絕對壓縮挑選機制 (Least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)

最小絕對壓縮挑選機制(LASSO)的主要特色是能在估計的過程中自動完成壓縮係數與變數選取，它通過構造一個閥函數得到一個較為精練的模型，使得它壓縮一些係數，同時設定一些係數為零，表示該係數不建議選入模式中，因此保留了子集收縮的優點。

最小絕對壓縮挑選機制(LASSO)已經被廣泛應用在高維線性回歸模型上[21]，[24]使用最小絕對壓縮挑選機制(LASSO)在高維癌症的資料分類。[18]利用最小絕對壓縮挑選機制(LASSO)來簡化模型流程。因此，本研究也將LASSO納入特徵選取方法之一。

3. 研究方法

本研究實驗流程如下圖一所示，詳細說明步驟如下：

步驟1: 定義影響使用者在免費遊戲App內消費之重要要素

本研究主要根據國內外之行動服務相關文獻，找出潛在可能影響使用者在免費APP內消費的重要因素，來建構本研究調查要素。

步驟2：問卷設計

本研究以問卷方式作為衡量工具，根據步驟一所定義出10個要素，詢問受訪者對此要素的看法(重要程度)。

本問卷主要包含三大部分：

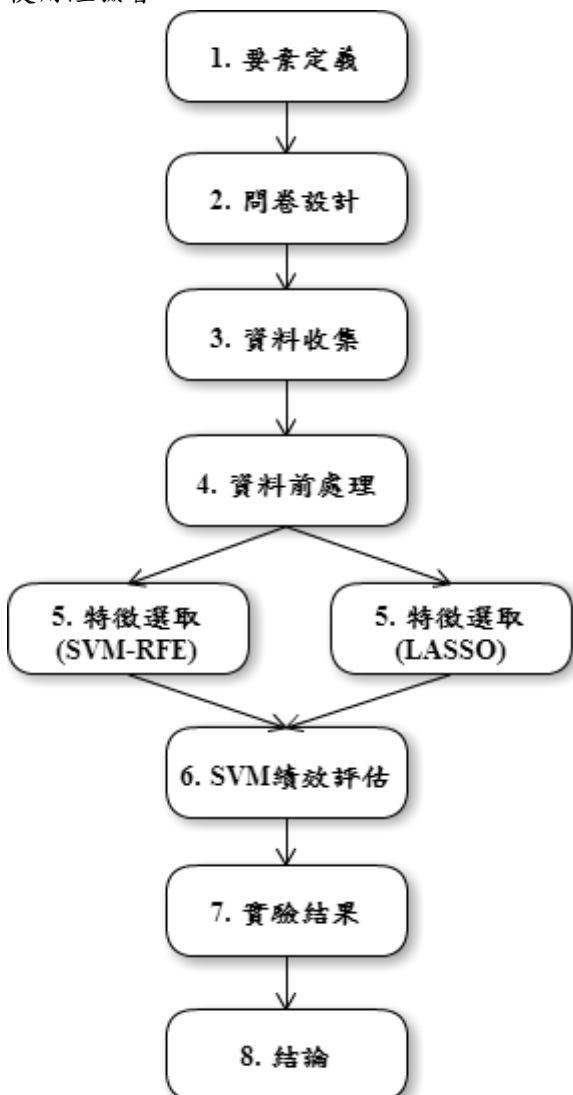
第一部分：受訪者基本資料

第二部分：詢問受訪者對影響在免費下載行動遊戲App內消費之重要要素的看法(重要程度)

第三部分：了解受訪者在第二部份認為重要之要素對於影響在免費遊戲內消費的看法

步驟3：資料前處理

本問卷主要以紙本問卷為主，部分採用網路問卷方式發送，受訪對象為具有智慧型手機使用經驗者。



圖一、實驗流程圖

步驟4：資料前處理

在此階段，本研究根據所採用的特徵選取方法來對資料進行量化處理、格式轉換及二元分類，而在二元分類的部分則為願意消費和不願意消費兩類，最後再使用五折交叉驗證法將資料分為五等份，使實驗結果更具可靠性。

步驟5：特徵選取

支持向量機遞迴式特徵消除(SVM-RFE)

SVM-RFE 是根據 SVM 演算法訓練分類器，利用訓練時所生成權重向量 w 排序係數，並每一次移除最小權重的特徵向量，剩餘的特徵組成新的訓練集，藉由反復上述步驟來得出最終的特徵值排序結果，步驟如下：

Step 1：訓練樣本矩陣 $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ ，

類別標籤 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$

Step 2：確定會保留的特徵子集 $S = [1, 2, \dots, k]$

Step 3：特徵排序列表 $R = []$

Step 4：重複 Step 4.1~4.5，直到 $S = []$ ，最後

Step5 輸出特徵排序列表 R

Step 4.1 訓練樣本 $X_0 = X(:, s)$ ；//當前樣本訓練集

Step 4.2 給定參數後，訓練分類器 $\alpha = SVMtrain(X_0, Y, C, \gamma)$ ，其中 C 為懲罰因子， γ 為 RBF 的核心函數

Step 4.3 計算排序係數 $C_i = w_i^2$ ；if (S.length > 1000)二次劃分動態限定，else 刪除排序係數最小的特徵

Step 4.4 更新特徵排序表： $R = [s(f), R]$ ， $s(f)$ 為此次迭代預備刪除的特徵或特徵集合

Step 4.5 排除最小依據的特徵集合：

$S = S(1: f[0]-1, f[length(f)]: length(S))$

Step 5：輸出特徵排序列表 R

藉由 Step1~5 過程，得出對於影響在免費遊戲內消費因素的重要度排名。

最小絕對壓縮挑選機制(LASSO)

最小絕對壓縮挑選機制(LASSO)主要透過某特定的處罰選取準則來限制迴歸參數值，選取適當的變數，其選取準則如下式(1)所示。

$$\min \sum_{t=1}^T (y_t - \beta_0 - \beta_1 x_{1,t} - \dots - \beta_k x_{k,t})^2, \text{ s.t. } \sum_{j=1}^k |\beta_j| \leq \lambda \quad (1)$$

從上式中可發現，當 $\lambda \rightarrow \infty$ 時，參數估計值 β 部會受到上式的限制，因此估計值會等於利用最小平方所估計出的值。但相反的，當 λ 調整到 0 時，則所有參數估計值均為 0。

也因為上式的數學特性，若將 λ 值慢慢放大，則跟 y_t 相關性較強的解釋變數其係數會改變而異於 0。但跟 y_t 相關性較小的解釋變數，其對應的係數還是會維持在 0。因此我們便可透過係數值是否為 0 來當做選取變數的標準。

步驟6：SVM 績效評估

本階段是使用 LibSVM 來做為支持向量機，進行分類任務，並利用採取 RBF(徑向基函數)核中的 C-SVM 分類參數選擇工具 grid.py 來取得最佳參數。

步驟6：實驗結果

經由 SVM 分類器得到實驗數據後，以總準確率(Overall Accuracy, OA)、G-mean(GM)等指標之平均值與標準差進行結果分析。

4. 實驗結果

4.1 要素定義

本章節利用行動App相關文獻探討共提出 17個潛在可能要素，如表1所示。

4.2 基本資料分析

本研究問卷總共發放 200 份，去除掉無效問卷後剩餘 114 份，如表 2 所示。

在表2中，114份有效樣本中，男性佔58%，女性佔42%，年齡主要為18~33歲居多(佔

88%)，平均月收入為5000元以下居多(佔31%)，使用之作業系統多為Android(佔60%)，每天使用遊戲時間大多在3小時以下(佔46%)，而整體114份樣本中，49%的人有遊戲內消費的經驗，消費金額為151元(含以上)居多(49%)。

表1 行動遊戲App要素定義表

編號	代號	要素	支持文獻
1	V	金錢價值 (Value-for-money)	[2, 8, 12]
2	SV	社會價值(Social value)	[2, 8, 12, 14]
3	AR	App 評分等級(App rating)	[2]
4	S	滿意度(Satisfaction)	[1, 2, 3, 5, 11]
5	U	意外性(Unexpectedness)	[11]
6	Con	確認(Confirmation)	[11]
7	Com	相容性(Compatibility)	[16]
8	AI	情感互動性(Affective involvement)	[16]
9	PU	知覺有用性(Perceived usefulness)	[1, 5, 10,]
10	PE	知覺享樂性(Perceived enjoyment)	[1, 5, 10,]

表 2 樣本統計

變數	分布	變數	分布
性別	男性:58% 女性:42%	總遊戲時間	<1年以內(22%) 1-3年(38%) 3年以上(40%)
年齡	<18歲(6%) 18-30歲(88%) 31-40歲(3%) >40歲(3%)	遊戲類型	運動模擬/駕駛類遊戲(6%) 角色扮演多人角色扮演策略類遊戲(42%) 動作冒險/格鬥類遊戲(22%) 兒童教育類遊戲(1%) 以上皆有(19%)
月收入	<5000元以下(31%) 5000-10000元(17%) 10001-20000元(16%) 20001-50000元(13%) >50001元以上(3%)	付費方式	信用卡或金融卡(21%) 電信代扣(26%) Googleplay儲值卡(2%) PayPal(4%) Google電子錢包(2%) ATM轉帳或網路ATM(2%) 點數卡儲值(43%)
作業系統	iOS(36%) Android(60%) WindowsPhone(4%)	遊戲內消費經驗	有(49%) 無(51%)
使用遊戲時間(天)	<3小時以下(46%) 4-6小時(42%) 7-9小時或以上(12%)	遊戲內消費金額	<30元以下(9%) 31-60元(9%) 61-150元(34%) >151元(48%)

4.3 特徵選取實驗結果

在此研究中利用特徵選取方法並使用五折交叉驗證法(5-fold cross-validation)來篩選其重要要素。

4.3.1 支持向量機遞迴式特徵消除

首先，我們採用支持向量機遞迴式特徵消除(SVM-RFE)搭配 Ranker 來計算遊戲 App 的 10 個潛在要素之排名(Merit)，並選擇排序在前 7 位之因素來依 5Fold 中的出現頻率篩選其重要因素。表 3 列出要素之排名結果。

表 3 SVM-RFE 選取因素

Fold 特徵	Fold1	Fold2	Fold3	Fold4	Fold5	出現頻率
PU	✓	✓	✓	✓	✓	5
SV	✓	✓	✓	✓	✓	5
AR	✓	✓	✓	✓	✓	5
V	✓	✓	✓	✓	✓	5
S	✓	✓	✓	✓	✓	5
U	✓	✓		✓	✓	4
Con		✓	✓	✓		3

根據表 3 之出現頻率，可建立三個特徵集，SVM-RFE 特徵集 #1{PU, SV, AR, V, S} (出現 5 次)、SVM-RFE 特徵集 #2 {PU, SV, AR, V, S, U} (出現 4 次)和 SVM-RFE 特徵集 #3{PU, SV, AR, V, S, U, Con} (出現 3 次)。

4.3.2 最小絕對壓縮挑選機制

再來，我們採用最小絕對壓縮挑選機制(LASSO)來估計要素係數，並選擇異於 0 之要素加上出現頻率來建立特徵集，表 4 列出其估計結果。

表 4 LASSO選取因素

Fold Factors	Fold1	Fold2	Fold3	Fold4	Fold5	出現頻率
SV	0.43	0.39	0.33	0.43	0.18	5
AR	0	0	0	0	0	0
S	0	0	0	0	0	0
U	0	0	0	0	0	0
Con	0	0	0	0	0	0
Com	0	0	0	0	0	0
AI	0	0	0	0	0	0
PU	0	0	0	0	0	0
PE	0	0	0	0	0	0
V	0	0	0	0	0	0

根據表4之出現頻率，此部分也可建立一個特徵集，LASSO特徵集#1{SV}(出現5次)。

4.4 SVM 績效評估

此階段我們採用SVM來針對上述兩種方法所篩選出的五個特徵集加上兩個原始特徵集來進行績效評估。結果如下表5~7所示。

表 5 SVM評估SVM-RFE之結果

特徵集 衡量 指標	原始特徵 集	SVM-RFE 特徵集 #3	SVM-RFE 特徵集 #2	SVM-RFE 特徵集 #1
	平均值 (標準差)	平均值 (標準差)	平均值 (標準差)	平均值 (標準差)
PA (%)	92.60 (7.94)	96.53 (5.06)	97.78 (4.97)	97.78 (4.97)
NA (%)	65.43 (30.52)	53.26 (19.97)	55.48 (15.84)	59.48 (16.62)
GM (%)	75.61 (20.00)	70.24 (13.69)	72.84 (9.47)	75.43 (10.46)
OA (%)	80.47 (12.64)	80.51 (7.95)	82.25 (7.05)	84.07 (6.60)
F1 (%)	84.42 (9.77)	85.15 (6.33)	86.26 (6.43)	87.48 (6.71)

從表5可看出SVM-RFE特徵集#1有較好的整體分類正確率(OA)，且標準差相較於其他3個特徵集也較低。

表 6 SVM評估LASSO之結果

特徵集 衡量 指標	原始特徵集	LASSO 特徵集 #1
	平均值 (標準差)	平均值 (標準差)
PA (%)	92.60 (7.94)	98.57 (3.19)
NA (%)	65.43 (30.52)	44.45 (20.65)
GM (%)	75.61 (20.00)	64.62 (16.06)
OA (%)	80.47 (12.64)	79.68 (3.64)
F1 (%)	84.42 (9.77)	85.05 (3.60)

同樣的，從表6也可看出LASSO特徵集 #2 不管是整體分類正確率(OA)或是標準差都優於其他2個特徵集。

而從表 7 中可以發現，SVM-RFE 的整體分類正確率(OA)高於其他兩者，雖然其整體分類正確率(OA)和 F1 之標準差較 LASSO 特徵集 #2 高，但在其他衡量指標的比較下可以看出 SVM-RFE 的整體績效還是比較好的。

表7 SVM-RFE和LASSO績效比較

特徵集 衡量指標	原始特徵集	SVM-RFE 特徵集 #1	LASSO 特徵集 #1
	平均值 (標準差)	平均值 (標準差)	平均值 (標準差)
PA (%)	92.60 (7.94)	97.78 (4.97)	98.57 (3.19)
NA (%)	65.43 (30.52)	59.48 (16.62)	44.45 (20.65)
GM (%)	75.61 (20.00)	75.43 (10.46)	64.62 (16.06)
OA (%)	80.47 (12.64)	84.07 (6.60)	79.68 (3.64)
FI (%)	84.42 (9.77)	87.48 (6.71)	85.05 (3.60)

最後，我們可以找出 5 個影響使用者在遊戲 App 內消費的關鍵重要因素，如下表 8 所示。

表 8 使用者在遊戲 App 內消費之關鍵因素

編號	要素	定義
1	金錢價值 (Value-for-money)	指使用者對於付出的金錢而得到服務後對代價的衡量
2	社會價值 (Social value)	指使用者認為能夠提高自我認知
3	App 評分等級 (App rating)	指使用者對 App 的整體評價
4	滿意度 (Satisfaction)	指使用者基於使用過 App 後對 App 表現的感知反應
9	知覺有用性 (Perceived usefulness)	個人認為，玩手機遊戲會提高我的生活品質的程度

5. 討論與結論

這項研究的目的是確認影響使用者在免費遊戲 App 內消費的關鍵因素，根據行動 App 相關文獻定義出 10 個潛在因素，並利用支持向量機遞迴式特徵消除(SVM-RFE)和最小絕對壓縮挑選機制(LASSO)來篩選出重要因素。

結果指出，其 5 個重要因素分別為金錢價值、社會價值、App 評分等級、滿意度和知覺有用性。對遊戲開發人員而言，即可做為參考的依據，例如在內部購買商品部分提高商品價值以增加消費者之金錢價值，而社會價值則可以透過遊戲內分享和發佈遊戲資訊到社群來提升，並鼓勵玩家多參與 App 評分，提高遊戲體驗以增加使用者滿意度。

另外，我們針對有無消費經驗及消費金額進行了交叉分析，發現在有消費經驗的部分，使用者認為滿意度、App 評分等級和意外性比較重要，無消費經驗的使用者則認為是社會價值、App 評分等級、意外性、知覺有用性和金錢價值。而消費金額的部分則分為 150 元以下及 150 元以上進行分析，在消費金額為 150 元以下的情況下，使用者認為滿意度和相容性較為

重要，消費 150 元以上的使用者則認為是情感互動性、確認、意外性和滿意度。

關於未來的研究方向，可以新增額外的特徵選取方法來評估其實驗有效性，此外，不同類型的 App 也可當作不同的研究主題，這些方式或許可以雙重確認本研究之實驗結果。

致謝

本文受到行政院科技部專案計畫部分資助(契約編號 MOST 104-2410-H-324-009-M Y2)，作者在此表達感謝之意。

參考文獻

- [1] Byoungsoo Kim, 2010, "An empirical investigation of mobile data service continuance: incorporation the theory of planned behavior into the expectation-confirmation model," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, pp. 7033-7039.
- [2] Chin-Lung Hsu, Judy Chuan-Chuan Lin, (2014), "What drives purchase intention for paid mobile apps?--an expectation confirmation model with perceived value," *Electronic Commerce Research and Applications*, vol. 14, pp. 46-57.
- [3] Chun-Hua Hsiao, Jung-Jung Chang, and Kai-Yu Tang, 2016, "Exploring the influential factors in continuance usage of mobile social Apps: Satisfaction, habit, and customer value perspectives," *Telematics and Informatics*, vol. 33, pp. 342-355.
- [4] Distimo. (2013). from: <http://www.distimo.com/>
- [5] Eunil Park, Seoin Baek, Jay Ohm, and Hyun Joon Chang, 2014, "Determinants of player acceptance of mobile social network games: An application of extended technology acceptance model," *Telematics and Informatics*, vol. 31, pp. 3-15.
- [6] Flavio E. Spetabile, Pilar Bulacio, Serge Guillaume, Javier Murillo, and Elizabeth Tapia, 2015, "A spectral envelope approach towards effective SVM-RFE on infrared data," *Pattern Recognition Letters*, In Press.
- [7] Girish Chandrashekar, Ferat Sahin, 2014, "A survey on feature selection methods," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 40, pp. 16-28.

- [8] Hsin-Hui Lin, Yi-Shun Wang, 2006, "An examination of the determinants of customer loyalty in mobile commerce contexts," *Information and Management*, vol. 43, pp. 271-282.
- [9] Hyun Jung Park, Sang-Hoon Kim, 2013, "A bayesian network approach to examining key success factors of mobile games," *Journal of Business Research*, vol. 66, pp. 1353-1359.
- [10] Imsook Ha, Youngseog Yoon, and Munkee Choi, 2007, "Determinants of adoption of mobile games under mobile broadband wireless access environment," *Information & Management*, vol. 44, pp. 276-286.
- [11] Jack Shih-Chieh Hsu, Tung-Ching Lin, Tzu-Wei Fu, and Yu-Wen Hung, 2015, "The effect of unexpected features on app user's continuance intention," *Electronic Commerce Research and Applications*, vol. 14, pp. 418-430.
- [12] Jillian C Sweeney, Geoffrey N Soutar, 2001, "Consumer perceived value: the development of a multiple item scale," *Journal of Retailing*, vol. 77, pp. 203-220.
- [13] Joel West, Michael Mace, 2010, "Browsing as the killer app: Explaining the rapid success of Apple's iPhone," *Telecommunications Policy*, vol. 34, pp. 270-286.
- [14] Jooyoung Lee, Junyeong Lee, Heeseok Lee, and Joungwon Lee, 2015, "An exploratory study of factors influencing repurchase behaviors toward game items: a field study," *Computers in Human Behavior*, vol. 43, pp. 13-23.
- [15] Juniper. (2015). from: [http://www.juniperresearch.com/press/press-releases/digital-games-revenues-to-pass-\\$100-billion-per-an](http://www.juniperresearch.com/press/press-releases/digital-games-revenues-to-pass-$100-billion-per-an)
- [16] Ju-Young M. Kang, Jung Mee Mun, and Kim K.P. Johnson, 2015, "In-store mobile usage: downloading and usage intention toward mobile location-based retail apps," *Computers in Behavior*, vol. 46, pp. 210-217.
- [17] Mic. (2012). http://mic.iii.org.tw/micnew/IndustryObservations_PressRelease02.aspx?sno=310
- [18] Ngai Hang Chan, Chun Yip Yau, and Rong-Mao Zhang, 2015, "Lasso estimation of threshold autoregressive models," *Journal of Econometrics*, vol. 189, pp. 285-296.
- [19] Robert Davis, Bodo Lang, 2012, "Modeling game usage, purchase behavior and ease of use," *Entertainment Computing*, vol. 3, pp. 27-36.
- [20] Sliger Jansen and Ewoud Bloemendal, "Defining app stores: the role of curated marketplaces in software ecosystems software business," *From Physical Products to Software Services and Solutions*, Springer, vol. 150, pp. 195-206.
- [21] Sunghoon Kwon, Sangin Lee, and Yongdai Kim, 2015, "Moderately clipped LASSO," *Computational Statistics and Data Analysis*, vol. 92, pp. 53-67.
- [22] Tulio Teixeira Cota, Lucila Ishitani, and Niltom Vieira Jr, 2015, "Mobile game design for the elderly: a study with focus on the motivation to play," *Computers in Human Behavior*, vol. 51, pp. 96-105.
- [23] Yang, Chih-Chieh, 2011, "A classification-based Kansei engineering system for modeling consumers' affective responses and analyzing product form features," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 11382-11393.
- [24] Zakariya Yahya Algamal, Muhammad Hisyam Lee, 2015, "Penalized logistic regression with the adaptive lasso for gene selection in high-dimensional cancer classification," *Expert Systems With Applications*, vol. 42, pp. 9326-9332.