소프트웨어 개발 생산성 보정계수 발굴을 위한 사례연구

유제훈, 황인수 / 삼성SDS㈜ 첨단소프트웨어공학센타

A Study to find out the Software Development Productivity

Jaehoon Yu, Insoo Hwang

Center for Advanced Software Engineering, Samsung SDS Co.

E-mail : jaehoon.yu@samsung.com, insoo.hwang@samsung.com

요 약

소프트웨어 개발 프로젝트 사업의 성패는 사업의 첫 관문인 소프트웨어 견적의 결과에 좌우되는 경우가 많다. 특히, 확정가격 계약으로 수행되는 국내의 소프트웨어 사업 관행 하에서는 견적의 잘못이 회사의 존폐로 귀결되는 경우도 있다. 견적의 핵은 정확한 원가의 파악인데, 이를 위해서는 고객이 요구한 업무량과 개발자의 생산성을 정확히 아는 데서 출발해야 한다. 문제는 고객의 요구를 사업 초기에 정확히 파악하는 것이 쉽지 않을 뿐 아니라, 개발자 자신의 생산성을 잘 모른다는 것이다. 더욱이 정보의 부족으로 프로젝트의 특성 파악을 제대로 할 수 없어서, 해당 프로젝트에 적합한 생산성 보정계수의 적용이 어렵다는 점이다. 본 사례는 삼성SDS가 금년도에 종료된 수십 여 개의 프로젝트로부터 수집한 생산성 영향인자들이 생산성에 어떠한 영향을 어느 정도나 미치는 지를 분석한 것이다. 본 분석을 통하여 생산성에 영향을 미치는 주요 인자들을 식별할 수 있었고, 이들이 미치는 영향 정도를 바탕으로 견적에서 활용할 수 있는 다양한 파라메트릭 모델을 만들 수 있었다. 본 논문은 생산성 영향인자의 식별과 이들을 이용한 견적용 파라메트릭 모델의 개발 방법을 다루었다.

1. 소개

아직도 국내 소프트웨어 업계는 정보통신부가 고시한 소프트웨어사업대가기준에 의지하여 비용을 산정하는 방식을 고집하고 있다. 소프트웨어사업대가기준은 고객의 요구사항을 기능점수 방식으로 규모를 산정하고, 여기에 업계의 평균생산성과 실적원가에 의한 규모당 단가를 적용하여 개발원가를 산정한 후, 국가계약법에서 인정하는 이익율을 적용하여 구하는 원가산정 방식을 따르고 있다. 이 기준은 어디까지나 정부 등 공공기관이 소프트웨어 사업예산을 확보하기 위한 목적으로 활용하려는 것이지, 소프트웨어 사업자의 원가를 계산하려는 목적은 아니다. 당연히 사업자는 고객의 예산을 알고 자신의 원가를 알아야 적정 가격을 산정할 수 있을 것이다. 사업자의 원가는 사업자의

사업방식과 원가요소에 따라 다를 수 밖에 없기 때문에 각 사업자는 고유의 비용산정 모델을 가져야 한다. 본 연구는 이러한 맥락에서 삼성SDS가 자신의 비용산정 모델을 갖기 위한 일환의 하나로 사업초기에 알 수 있는 몇몇 인자만으로 쉽게 공수와 기간 및 원가 등을 산정하는 파라메트릭 모델을 만들어 본 것이다. 비용산정 모델의 핵은 규모와 생산성을 알고 생산성에 영향을 미치는 여러 인자들의 특성치를 아는 것이다. 본 연구는 여러 선진 모델을 바탕으로 파악된 생산성 영향인자에 삼성SDS의 특수한 조직환경을 감안하여 정리된 생산성 영향인자 조사 양식을 가지고, 30여 개의 프로젝트를 조사한 데이터를 분석하고 모델링 한 결과를 검토하였다.

2. 연구방법

2.1 데이터 수집

데이터에 기반한 개발 생산성 분석과 파라메트릭 모델의 개발을 수행하기 위해서는 그 목적에 부합하는 프로젝트 데이터가 우선적으로 정의되고 수집되어야 한다. 본 연구는 2003년에서 2005년에 걸쳐 삼성SDS가 수행한 SI 프로젝트 중 35건에 대해서 개발생산성에 영향을 주는 것으로 추측되는 데이터들을 수집하였다. 조사의 신뢰성 확보와 영향인자들의 변별력을 높이기 COCOMO II 2000 모델의 입력인자, SPR(Software Productivity Research)사 KnowledgePlan의 입력인자, Datamax사의 프로젝트 속성 조사 설문지 등을 참조하였다. 이들 선진조사 양식을 삼성SDS의 SI 사업 환경에 맞춘 결과는 아래 [표 1]과 같이 총 33개 데이터 항목으로 구성되었다.

25개의 생산성 영향인자(V1~V25)는 0부터 4까지의 구간척도로 구분하였고, 특별히 변별력을 높이기 위하여 각 척도별로 구체적인 상황설명을 제시하였다. 원래 의도는 서열을 알기 위한 서열척도(Ordinal Scale)로 조사가 되었으나 본 연구에서는 통계분석의 편의를 위해 구간척도(Interval Scale)로 사용하였다[1].

[표 1] 조사 데이터 항목

변수명	데이터 설명	척도 유형	값
Effort	실적 공수	비척도(Ratio)	M/M
Duration	실적 기간	비척도(Ratio)	Days
Size	실적 규모	비척도(Ratio)	FP
Cost	실적 원가	비척도(Ratio)	원
생산성 영향인자 (V1~V25)	논리적 복잡도, 고객참여 수준, 개발환경 수준, 인력지원 수준, 프로젝트 납기 수준, 솔루션 적용 수준, 재사용 적용 수준, 방법론 적용 수준, 프로세스 성숙도, Tool의 영향 수준, 요구사항 변경관리 수준, 기능 요구사항 수준, 신뢰성 요구사항 수준, 사용편리성 요구사항 수준, 효율성 요구사항 수준, 유지보수 요구사항 수준, 이식성 요구사항 수준, 팀원 분석역량 수준, 팀원 업무영역 이해수준, 팀원 Tool사용 수준, 외주비율, 외주 만족도, 프로젝트 인원수, 사용자수	구간척도(Interval)	Degree (0~4)
Ptype	개발유형	명목척도(Nominal)	
Biz	업종	명목척도(Nominal)	
HW	하드웨어 플랫폼	명목척도(Nominal)	
Lang	개발언어	명목척도(Nominal)	

2 모델도출 과정

본 연구는 간단한 입력변수로 프로젝트의 기간과 소요공수를 예측할 수 있는 프로젝트 예측 파라메트릭 모델을 만들기 위하여 단계적 ANOVA(Stepwise ANOVA)라는 회귀분석 기법[식 1]을 사용하였다.

$$Y = a \times X1^{c1} \times X2^{c2} \times \ldots\ldots Xn^{cn}$$

[식 1] 일반적인 파라메트릭 모델식

위 식에서 Y는 파라메트릭 모델이 출력해주는 공수, 기간 등의 추정치인데, 이는 종속변수(Dependent Variable)이자 수치변수(Numerical Variable)이고, 변수 X_n은 모델에 입력되는 독립변수(Independent Variable)로, 수치 또는 범주값(Categorical Variable) 모두 가능하다. a는 적용환경에 특수한 상수이고 cn은 본 연구에서 구하고자 하는 지수형태의 보정계수로, 정규화(Normalization) 과정을 거쳐 생산성 영향인자로부터 최종 도출된다.

모델의 도출은 다음의 절차를 통해 단계적 ANOVA 기법을 적용하였다.

I. 히스토그램 조사 및 자연로그(Natural Log) 변환

정규 분포화를 위해 수집된 모든 데이터에 대한 히스토그램을 조사해 본 후, 이를 자연로그로 변환하였다.

II. 산포도 조사 및 이상치(Outlier) 제거

양 변수간 관계를 검토하여 이상치를 표본에서 제거하였다.

III. 상관분석

독립변수 간 서열상관관계(Spearman Rank)를 분석하여 상관계수의 절대값이 0.75을 넘는 경우는 다중공선성(Multicollinearity)을 방지하고자 이들을 제외시켰고, 또한 변수간의 상관관계를 검토하여 이상치 여부를 확인하였다[3].

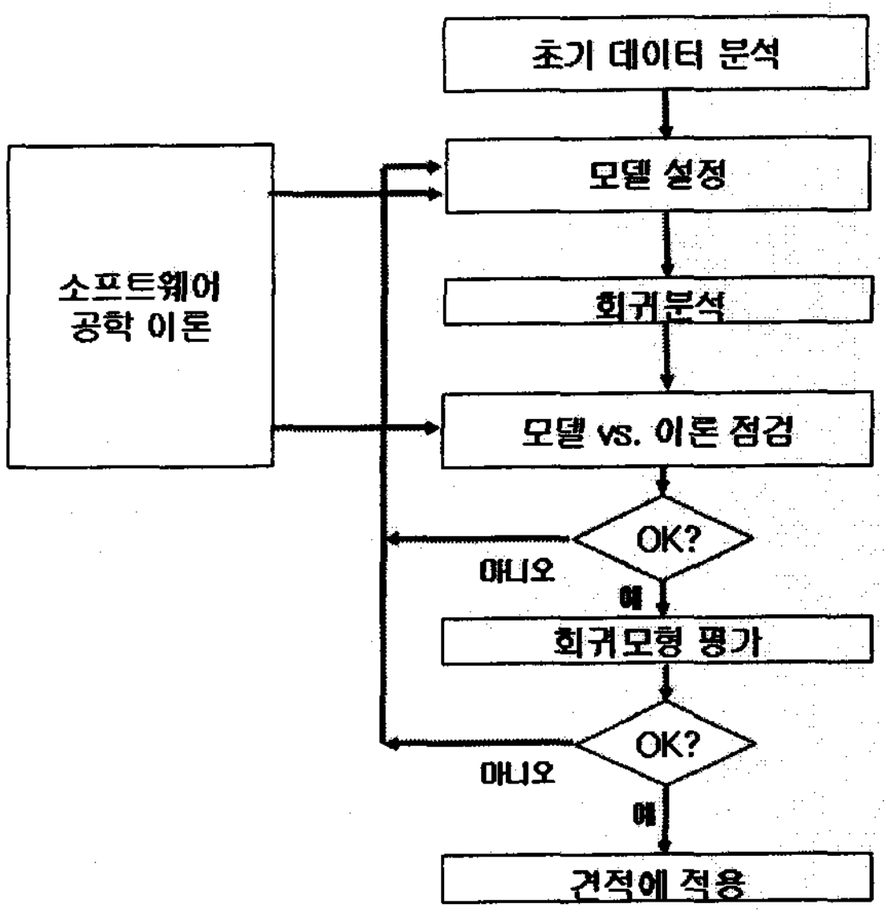
IV. 단계적 회귀분석

수치형태의 독립변수만 가지고 단계적 회귀분석을 시행하여 회귀모델의 성능(R 제곱값과 P-Value)도 사전에 가늠해 보았다[3].

V. 중회귀식 도출

독립변수는 수치값 또는 범주값 모두 가능하며, 이들 중 정해진 유의수준(P-Value) 한도 내에 있으면서 소프트웨어 공학 이론에 부합하고 가장 높은 유의성을 보이는 것부터 중회귀식에 포함시키는 방법[그림 1]을 적용하였다 [3][4]. 이때 유의수준의 한도는 비교적 낮은 0.15 정도로 설정하였는데, 그 이유는 표본이 30건에 불과했기 때문이었다. 또한, 분석 과정에서 사용한 생산성 영향인자는 구간척도(Interval Scale)로 간주하였다[1].

[그림 1] 중회귀식 도출 방법



VI. 모델 검증

모델의 타당성과 이분산성 (Heteroscedasticity)을 확인하기 위해 잔차 분석과 Cook-Weiseberg 실험을 적용하였다[3].

VII.모델 및 보정계수 추출

중회귀식 인자가 가진 지수형태의 보정계수와 자연대수를 제거하고자 수식을 정규화하였다[3].

2.3 평가기준

견적모델의 성능은 보편적으로 견적치와 실적치간의 평균절대비교오차(MMRE: Mean Magnitude of Relative Error)와 중간절대비교오차(MedMRE: Median Magnitude of Relative Error) 그리고 K 예측레벨(Prediction Level at K) 등 3가지로 평가할 수 있다[2]. MMRE와 MedMRE는 각각 절대비교오차(MRE: Magnitude of Relative Error)의 평균값과 중간값으로 정의되는데, 이들의 수식은 [식 2], [식 3], [식 4]에 표시되어 있다.

$$MRE_i = \frac{|\,Actual_i - Estimate_i\,|}{Actual_i}$$

[식 2] MRE 수식

$$MMRE = \frac{1}{N}\sum_i MRE_i$$

[식 3] MMRE 수식

$$MedMRE = Median(MRE_i)$$

[식 4] MedMRE 수식

MMRE의 문제점은 극한값에 의해 많은 영향을 받는다는 사실이다. 예를 들면, 하나의 프로젝트에서 견적오차가 크게 발생할 경우, MMRE값이 과도하게 높아보일 수 있다는 것이다[1]. 이것을 보완하기 위하여 MRE의 중간값인 MedMRE도 같이 평가되어야 한다. MedMRE는 MRE 집합의 중간값이기 때문에 극한값에 의해 영향을 거의 받지 않는다는 장점이 있다. K 예측레벨은 MRE의 값이 K 이하인 데이터의 비율이다. [식 5]에서 p는 MRE가 K 이하인 값들의 수이며, N은 표본의 데이터의 수이다. K 예측레벨은 특정 오차범위안에 드는 표본의 비율을 나타내기 때문에 견적모델의 정확도를 거시적인 관점에서 가늠할수 있게 해준다.

$$\Pr ed(K) = \frac{p}{N}$$

[식 5] K 예측레벨

2.4 검증

파라메트릭 모델 개발에 사용된 표본 데이터를 다시 정확도 평가에 검증 데이터로 활용한다면 지나치게 낙관적인 결과가 나올 것이다. 이것을 방지하기 위해서 시작부터 전체 표본 데이터를 개발용 데이터 30건과 검증용 데이터 5건으로 나누어 분석을 진행하였다. 개발용 데이터는 모델 개발을 위한 기반 데이터로, 검증용 데이터는 개발된 모델의 정확도를 실험하기 위한 테스트 데이터로 활용되었다. 모델 성능 평가를 위해서 MMRE, MedMRE, Prediction Level at K등의 지표를 개발용 데이터를 적용한 측면과 검증용 데이터 적용한 측면 두가지 관점에서 모두 도출하였다.

이러한 분석을 통한 모델링 과정에서 지금까지 그럴 것이라고 추측만 해왔던 몇몇 환경인자들이 개발 생산성에 상당히 큰 영향을 미치고 있는 것으로 나타났다. 본 연구에서는 이를 기반으로 몇몇 생산성 보정계수들을 도출할 수 있었다.

3. 분석결과

데이터를 분석한 결과 공수견적 모델 2건, 기간견적 모델 1건 등 총 3개의 파라메트릭 모델을 개발할 수 있었다.

3.1 공수견적 모델 A

공수견적 모델 A는 [식 6]에 정의된 것 같이 중회귀식이며, 6개의 인자가 개발 공수에 유의한 영향을 주는 것으로 식별되었다. 영향인자는 그 유의한 정도에 따라 규모(Size), 외주만족도(V23), 사용자수(V25), 이식성 요구사항 수준(V17), 개발유형(Ptype), 업종(Biz)의 순이고, 보정계수는 아래 표와 같다 ([표 2], [표 3], [표 4]).

이 모델은 다른 모든 영향인자의 수준이 평균이고 외주만족도(V23)만 변화한다면, 외주만족도에 따라 공수가 최대 180%에서 최소 65%까지 변하고, 사용자수(V25)에 따라 공수가 최대 38%에서 최소 28%까지 변하며, 이식성 요구사항 수준(V17)에 따라 공수가 최대 24%에서 최소 19%까지 변함을 보여준다. 범주형 영향인자와 관련해서는 개발유형(Ptype)의 평균값이 패키지개발이라고 봤을 때, 상대적으로 신규개발은 18%의 추가 공수를 요구하고, 수정보완, 추가개발은 각각

$$Effort = C \times (V17 \times V23 \times V25 \times Ptype \times Biz) \times Size^{0.8501}$$

[식 6] 공수견적 모델 A

[표 2] 공수견적 모델 A 보정계수: V23, V25, V17

보정계수	V23	V25	V17
매우 낮음(0)	2.797763	0.726831938	1.239168
낮음(1)	1.672651	0.852544391	1.113179
평균(2)	1	1	1
높음(3)	0.597853	1.17295945	0.898328
매우 높음(4)	0.357428	1.375833872	0.806993

[표 3] 공수견적 모델 A 보정계수: Ptype

Ptype	보정계수
신규개발	1.1805731
수정보완	0.9630018
패키지개발	1
추가개발	0.5403166

[표 4] 공수견적 모델 A 보정계수: Biz

Biz	보정계수
공공	1.1825818
국방	1.480974
금융	1.2255626
서비스	1.3673848
유통	0.6184122
제조	1.1086023
통신/미디어	1

4%, 46%의 공수를 감소시키는 결과를 보여준다. 또한 업종(Biz)의 평균값이 통신/미디어이라고 봤을 때, 상대적으로 공공, 국방, 금융, 서비스, 제조는 각각 18%, 48%, 22%, 36%, 10%의 추가공수를 요구하는 반면 유통은 공수를 39% 줄이는 결과를 보여준다. 규모가 1%늘어나면 0.85%의 공수가 늘어남을 보여주기도 한다.

공수견적 모델 A에서 주목할만한 것은 식별엄격히 관리해야 함을 보여준다 하겠다. 개발유형별로는 신규개발은 패키지개발 보다 18%의 추가공수를 요구하는 반면, 추가개발은 패키지개발보다 무려 46%의 공수를 절감하는 것으로 보아 이윤 극대화를 위해서는 추가개발 프로젝트를 늘리는 것이 필요함을 알 수 있다.

3.2 공수견적 모델 B

공수견적 모델 B는 중회귀식[식 7]으로 6개의 인자들만 유의한 영향을 주는 것으로 식별되었다. 유의한 정도도 그 영향 정도에 따라 규모(Size), 외주만족도(V23), 유지보수 요구사항(V16), 팀원분석역량(V18), 기간(Duration), 방법론적용수준(V8)의 순이고, 보정계수는 아래 [표 5]와 같다.

식별된 영향인자 중 외주만족도(V23), 팀원분석역량(V18), 방법론적용수준(V8), 규모(Size), 기간(Duration)은 직접 제어가 가능한 인과요인으로, 모델A와 마찬가지로 외주만족도(V23)가 생산성에 영향을 주는 것으로 나타났다. 일반적으로 프로젝트 기간(Duration)이 늘어나면 공수가 급격히 증가하는 것으로 알려져 있으나, 본 모델은 공수의 변화량(0.39%)이 기간의 변화량(1%)보다 적은 것

된 영향인자 중 외주만족도(V23)와 규모(Size)만 직접 제어가 가능한 환경변수라는 것이다. 특히 외주만족도(V25)는 개발 공수에 크게 영향(-65%~+180%)을 미치는 것으로 보아 외주업체의 선정이 생산성 향상에 중요함을 알 수 있다. 업종(Biz)별로는 금융, 서비스, 국방이 타 업종에 비해서 공수가 더 소요되는 것으로 나타난 것으로 보아 금융, 서비스, 국방 관련 프로젝트를 보다 으로 나타났다. 그 이유는 모델에 사용된 데이터들의 개발 기간에 안정화 및 유지보수 기간이 포함되어 있기 때문인 것으로 추측된다. 또한, 팀원의 분석역량(V18)이 평균보다 높을 경우 공수가 줄어드는 것(최대 31%)으로 나타났다. 이는 전문화된 분석 및 설계 인력의 투입이 개발 생산성을 높일 수 있다는 의미이다. 특이한 것은 방법론 적용(V8)이 높을 경우 공수가 최대 45%까지 늘어난다는 것이다. 이는 방법론을 엄격히 적용하게 되면 문서화 작업량이 늘어나고 품질 관리 작업량이 늘어나기 때문인 것으로 풀이된다.

3.3 기간견적 모델

기간견적 모델은 5차 변수 중회귀식이며 그 수식은 [식 8]과 같다. 영향을 주는 인자들은 그 유의한 정도에 따라 공수(Effort), 기능요구사항 수준(V12), 고객참여 수준(V2), 프로세스 성숙도(V9), 사용자수(V25)의 순으로, 보정계수는 [표 6]과 같다.

다른 모든 영향인자의 수준이 평균으로 고정되어 있을 때, 기능요구사항 수준(V12)만 변화한다면, 기능요구사항 수준의 낮고 높음이 개발 기간을 최대 27% 늘리거나 22% 줄인다는 것,

$$Effort = C \times (V8 \times V16 \times V18 \times V23) \times Size^{0.7857} \times Duration^{0.3942}$$

[식 7] 공수견적 모델 B

[표 5] 공수견적 모델 B 보정계수: V23, V16, V18, V8

보정계수	V23	V16	V18	V8
매우 낮음(0)	1.574441	1.552738273	1.448401	0.691412
낮음(1)	1.254767	1.246089191	1.203495	0.831512
평균(2)	1	1	1	1
높음(3)	0.796961	0.802510773	0.830913	1.202629
매우 높음(4)	0.635146	0.64402354	0.690417	1.446317

다른 모든 영향인자의 수준이 평균으로 고정되어 있을 때, 기능요구사항 수준(V12)만 변화한다면, 기능요구사항 수준의 낮고 높음이 개발 기간을 최대 27% 늘리거나 22% 줄인다는 것, 고객참여 수준(V2)만 변화한다면, 고객참여의 높고 낮음이 개발 기간을 최대 22% 늘리거나 19% 줄인다는 것, 그리고 프로세스 성숙도(V9)만 변화한다면, 프로세스 성숙도의 높고 낮음이 개발 기간을 최대 28% 늘리거나 22% 줄인다는 것이다. 아울러, 동일한 상황에서 사용자수(V25)만 변화한다면, 사용자수의 높고 낮음이 기간을 최대 22% 늘리거나 19% 줄인다는 것과 규모(Size)가 1%늘어날 경우 0.18%의 추가 개발기간(일)이 소요된다는 것이다 (예, 규모가 10% 늘어날 경우 1.8%의 추가기간이 소요된다).

본 모델은 고객참여 수준(V2)의 제고에 따라 최대 19%, 그리고 프로세스 성숙도(V9)의 개선에 따라 최대 35%의 개발기간이 단축될 수 있음을 보여준다.

3.4 모델 성능 비교

공수견적 모델의 성능을 비교한 결과에 의하면 검증용 데이터를 적용했을 경우가 개발용 데이터를 적용했을 경우보다 더 보수적인 정확도를 보였다 [표 7]. 기간견적 모델의 경우에도 검증용 데이터를 적용했을 때 더 낮은 정확도가 도출되었다. 특히, 검증용 데이터를 기반으로 공수견적 모델 B의 정확도를 실험하여보니 그 성능이 모델 A보다 현저하게 낮게 나왔다 (MMRE가 107.8%).

공수견적 모델 A와 B의 Adj R^2은 통계적으로 볼 때 큰 차이가 없는 것으로 판단된다 [표 8]. 다만, 유의수준만으로 보면 모델 B가 모델 A보다 더 우수한 것으로 보인다. 기간견적 모델은 Adj R^2의 값이 비교적 낮고(50%), 유의수준 또한 P-Value 한도(0.15)에 근접해 있는 것으로 나타났다.

$$Duration = C \times (V2 \times V9 \times V12 \times V25) \times Effort^{0.1772}$$

[식 8] 기간견적 모델

[표 6] 기간견적 모델 보정계수: V12, V2, V9, V25

보정계수	V12	V2	V9	V25
매우 낮음(0)	1.276293	1.222747	1.283358	0.818944
낮음(1)	1.129732	1.105779	1.132854	0.904955
평균(2)	1	1	1	1
높음(3)	0.885166	0.90434	0.882726	1.105027
매우 높음(4)	0.783519	0.817831	0.779206	1.221085

[표 7] 모델 성능 비교

	공수견적 모델 A	공수견적 모델 B	기간견적 모델	공수견적 모델 A	공수견적 모델 B	기간견적 모델
	검증용 데이터 적용			개발용 데이터 적용		
MMRE	44.4	107.8	32.1	19.0	20.5	23.4
MedMRE	23.3	63.1	33.8	14.1	13.8	23.4
Pred(30%)	66.7	0	50	82.8	82.8	65.5

[표 8] 모델의 통계적 의미 비교

	공수견적 모델 A		공수견적 모델 B		기간견적 모델	
P-Value	인자	P-Value	인자	P-Value	인자	P-Value
	상수	0.035	상수	0.006	상수	0.000
	Size	0.000	Size	0.000	Effort	0.012
	V23	0.000	V23	0.011	V12	0.132
	V25	0.067	V16	0.016	V2	0.104
	V17	0.091	V18	0.012	V9	0.09
	Ptype	0.044	Duration	0.026	V25	0.168
	Biz	0.113	V8	0.034		
Adj R^2	94.18%		93.1%		52.5%	

비교 결과를 종합해 볼 때, 본 연구에서 도출된 모델은 현업에 적용하기에는 다소 무리가 있을 것으로 판단되었다. 공수견적 모델B와 기간견적 모델은 신뢰성에 많은 문제가 있어서 사용이 불가하다. 반면에 공수견적 모델A는 상대적으로 높은 정확도를 가진것으로 식별되었으며 추가적인 데이터 수집과 정교한 분석이 이루어질 경우 모델 개선의 여지가 있을 것으로 판단되었다. 좀더 많은 정확한 데이터가 축적되면 더 정교한, 그래서 실무에 적용할 수 있는 수준의 모델이 나오리라고 생각된다.

4. 결론

조사 분석에 활용된 데이터가 비록 정확성은 다소 떨어지고 표본 수가 충분하지는 않으나 프로젝트 초기에 쉽게 얻을 수 있는 몇몇 인자만으로 공수와 기간 등을 예측할 수 있는 의미 있는 결과를 얻을 수 있었다. 본 연구 결과가 실무적으로 적용 가능한지의 여부를 떠나 국내에서도 경험 데이터에 기초하여 파라메트릭 모델을 이용한 견적 가능성을 보여주었다는 데서 그 의미를 찾을 수 있고, 향후 우리나라 소프트웨어 견적방식에 적지 않은 영향을 줄 수 있을 것으로 기대한다. 앞으로의 연구는 본 연구 결과를 바탕으로 생산성 영향 인자 조사양식을 보다 정밀하게 다듬고 충분한 양의 데이터를 확보하여 실무에 적용 가능한 파라메트릭 모델로 발전시키는 방향으로 본격적으로 이루어질 수 있기를 기대한다.

[참고문헌]

[1] Maxwell, K. Briand, L.C. Emam, K.E. Surmann, D. Wieczorek, I. “An Assessment and Comparison of Common Software Cost Estimation Modeling Techniques”, International Software Engineering Research Network Technical Report ISERN-98-27

[2]Maxwell, K. Wassenhov, L.V. Dutta, S. “Performance Evaluation of General and Company Specific Models in Software Development Effort Estimation”, Management Science. Vol.45, 1999. pp.787~803.

[3] Maxwell, K. "Applied Statistics for Software Managers", Prentice-Hall, New Jersey, 2002.
[4] Baik, J.M. "COCOMOII & Calibration", School of Engineering, Information and Communications University.