IE Interfaces
Vol. 20, No. 1, pp. 41-48, March 2007.

조종사 비행훈련 성패예측모형 구축을 위한 중요변수 선정

이상헌† · 이선두

국방대학교 운영분석학과

Selection of Important Variables in the Classification Model for Successful Flight Training

Sang-Heon Lee · Sun-Doo Lee

Department of Operations Research, Korea National Defense University, Seoul 122-875

The main purpose of this paper is cost reduction in absurd pilot positive expense and human accident prevention which is caused by in the pilot selection process. We use classification models such as logistic regression, decision tree, and neural network based on aptitude test results of 505 ROK Air Force applicants in 2001～2004. First, we determine the reliability and propriety against the aptitude test system which has been improved. Based on this conference flight simulator test item was compared to the new aptitude test item in order to make additional yes or no decision from different models in terms of classification accuracy, ROC and Response Threshold side. Decision tree was selected as the most efficient for each sequential flight training result and the last flight training results predict excellent. Therefore, we propose that the standard of pilot selection be adopted by the decision tree and it presents in the aptitude test item which is new a conference flight simulator test.

Keyword: flight simulator test, prediction model, decision tree, logistic regression, neural network

1. 서 론

공군에서는 비행훈련이 시작되기 전 수행 잠재능력을 점검해 보는 절차가 아직 완전하게 정립이 되어 있지 못한 실정이다. 공군과 군 관련 기관 및 일부 학회에서 조종수행과 연관된 인간기능 요소를 도출하고 이러한 기능에 대한 수행능력을 측정할 수 있는 검사항목을 개발하여 조종사 적성과 선발에 적용하려는 연구가 진행되어 왔다. 그러나 현재의 조종사 선발과정으로 미루어볼 때 비행훈련의 성패를 정확히 예측할 수 있는 모형은 미흡한 상태라고 판단된다.

조종사 양성을 위해서는 수많은 예산이 소요되며, 특히 조종자원은 전투력 발휘의 주체이고 현대전 양상의 전쟁승패의 결정적인 요소이다. 조종사를 양성하기 위해서는 미래 전장에 알맞은 전략전술 구사, 기술 집약형 첨단무기를 다룰 수 있는 고도의 체력과 지식 및 인성을 겸비한 우수자원이 필요하다. 적성이 부적합한 조종사가 비행훈련을 수료하여 전투기 조종사로서 임무 수행중 인적요인에 의한 사고를 유발 시는 단순히 비용문제를 초월하여 전 국민 사기저하 등 그 엄청난 파급효과는 이루 형언할 수 없는 실정이다. 따라서 비행임무를 훌륭히 수행할 수 있는 조종사를 선발 가능한 검사항목 선정과 모형을 제시하는 것은 효율적 예산집행 및 공군의 발전 등 다양한 측면에서 매우 중요한 의미를 갖는다고 볼 수 있다.

대한민국 공군조종사의 적성 연구는 1960년대 초반부터 시작 되었다. 1963년도에 당시의 공군본부 인사국 특기분류과에서 '미 공군장교 자질검사(AFOQT: Air Force Offer Qualifying Test)'를 번역하여 사관생도 및 간부후보생들을 선발하는 자료

†연락저자 : 이상헌 교수, 122-875 서울시 은평구 수색동 205번지 국방대학교 운영분석학과, FAX : 02-309-6233,
E-mail : leesangh@kndu.ac.kr
2006년 03월 접수, 2회 수정 후 2006년 12월 게재확정.

로 사용하였으나 보다 심층적인 학습방법을 통한 적성관련 연구의 발전은 지속되지 않았으며, 적성검사 결과 자료를 조종사 양성을 하는 데 적용한 기록은 발견하기가 어려운 실정이다. 그 이후에도 간헐적인 적성검사는 이루어졌으나 연구결과가 조종사 양성을 위하여 유효적절하게 활용이 되었다는 기록은 매우 드물다. 조종사 양성을 위한 과학적 접근방법의 한 분야로써의 적성검사 연구는 더 이상의 발전을 이루지 못한 채 답보상태를 유지하고 있는 것이 현실이다(Choi, 2000).

당시의 적성검사는 검사지를 이용한 필답고사에 준한 것이었다. 이것은 기능검사가 동반되지 않은 검사지를 통한 단순한 '적성에 관한 지적 능력'의 소유여부를 판단하기 위한 것이 기본 목적이었다고 할 수 있을 것이다. 비록 적성검사는 실시하였으나 검사자료나 결과에 대한 분석이 남겨져 있지 않음으로 인하여 검사는 단순히 검사 자체로 종결되고 말았다. 그 이후 비행조종사 적성에 관한 연구는 더 이상 추진되지 못하다가 20여년이 지난 1990년대 초에 다시 착수되었다.

1985년도 '한국 공군에 있어서의 조종사에 관한 기본 연구업무 수행'을 목표로 창설된 공군사관학교의 조종사 적성연구실에서 조종사가 되기 위한 자원에 대한 적성검사에 관한 연구가 간헐적으로 이어져왔다. 이러한 적성검사에 대한 연구노력의 일환으로, 지필검사와 더불어 심리기능 검사를 실시하기 위한 여러 가지 관련 장비에 대한 개발이 시도되었다.

대표적인 민간분야의 연구로 Lee(1992)는 심리기능 검사를 위한 도구를 개발하였으나 실행 단계까지 이르지는 못하였다. 거의 같은 시기에 Lee(1992)는 기구를 이용한 심리기능검사 방법을 개발하였다. 이 장비는 1994년에 연구를 위하여 활용 되었으나 실제로 조종적성을 판단하는 장비로는 사용되지 못했다. 이렇게 개발된 심리기능 검사용 기구들은 공군 내부에서 조종사가 되기 위한 지원자들의 조종적성을 연구하기 위한 획기적인 연구 방법으로 판단되었으나 이 검사법들은 개발되고 한 차례 활용된 후 지속적 검사결과의 추적 및 후속연구가 이루어지지 않았다. Shub *et al.*(1994)은 조종사 평가시스템(PES: Pilot Evaluation System)을 이용하여 조종사 훈련 입과 후보생의 적성을 사전에 평가분석하고 전투기, 헬리콥터, 수송기, 경비행기 등 기종 분류를 위한 판단기준으로 적용하고자 하였다. 그러나 실제 상황 하에서는 단순한 비행자질 자체보다는 이에 추가하여 정신력, 육체적 요인 등의 총체적 상호작용이 발휘되기 때문에 비행훈련 결과를 모의비행 결과만으로 판단하는 것은 비합리적이다. 따라서 비행과 관련된 가용한 모든 변수를 고려한 총체적이고 종합적인 비행적성을 판단하는 시점에 도달했다.

조종적성 판단 및 함양방안에 관한 연구는 체계적으로 연계되지는 못하였지만 중단되지는 않았다. 1994년도부터 1996년도까지 비행훈련에 입과 하는 생도 및 조종학생을 대상으로 최초로 적성검사를 실시하였고 그 결과 자료에 대한 분석이 후속연구로 실시되었다. 그 당시의 적성검사는 심리기능검사와 '미 공군 장교 자질 검사'지를 번역한 비행자질검사로 구성되었다. 이 자료들이 조종적성 검사에 대한 첫 번째로 축적된(cumulative) 공식적인 자료였다. 이렇게 축적된 자료를 이용하여 '조종적성검사와 비행훈련 성적과의 상관관계'에 관한 연구가 1995년도에 수행되었고, 관련연구가 Kim and Choi(1998)에 의해 이루어졌다. 이 연구는 비행훈련을 종료시까지 이수하지 못하여 재분류(도태)된 조종학생들의 자료를 최초로 이용하였다는데 큰 의미가 있었으며 적성검사 항목 중 비행훈련과 밀접한 관계가 있는 항목을 고찰할 수가 있었다. 그러나 비행훈련과 밀접한 적성항목에 관한 능력을 함양시키면 비행훈련을 성공적으로 이수하는데 도움을 줄 수 있을 것인가에 관한 후속연구는 진행되지 못하였다.

Son *et al.*(2002, 이하 선행연구)은 1994～1996년도 사이의 동일한 적성검사자료에 지능검사, 체력검사, 인성검사 등의 자료를 포함시켜 비행훈련 성패 예측 모형에 관한 연구를 수행하였다. 이 논문에서 적성검사 자료를 과학적인 방법인 데이터 마이닝 기법을 이용하여 비행훈련 결과 예측 모형을 SAS E-Miner를 통해 구축하려는 시도를 하였다. 선행연구는 과학적인 기법을 이용한 적성검사 자료의 활용이라는 측면에서 의미는 있지만, 모형구축 시 적성검사 항목 외에 불필요한 다수의 입력변수를 많이 사용하였으며(31개, X1～X31) 개선된 적성검사 항목에 대한 데이터가 축적되어 있지 않아 과거 데이터에 의존한 모형구축으로 현실적인 예측력이 결여되었다. 또한 실제비행과 가장 유사한 경험을 할 수 있는 장비인 시뮬레이터 장비를 활용한 모의비행평가 방법을 고려하지 못했다는 단점을 내포하고 있다.

본 연구에서는 먼저 선행연구 이후 공군본부에서 기존 문제점을 개선하여 현재 적용하고 있는 적성검사 제도에 의해 최근 2001～2004년도에 조종사 양성 비행훈련에 실제 입과한 인원의 적성검사 결과와 수료결과 자료를 바탕으로 적성검사 항목의 신뢰도와 타당성 판단을 위해 선행연구 모형과 동일한 모형을 구축하여 성능을 비교함으로써 개선된 적성검사제도의 타당성을 검증하였다. 또한, 비행단계별 및 전(全) 비행과정에 대한 결과 예측을 위해 새로운 검사항목인 모의비행평가 항목의 포함여부에 따라 로지스틱 회귀분석, 의사결정나무, 신경망 등의 기법으로 모형을 구축한 후 비행훈련의 성패를 결정하는데 중요한 영향을 미치는 새로운 요인(factor)을 찾아내고 최적의 모형을 제시하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 자료 및 구체적 모형 구축방법에 대한 고찰 후 개선된 적성검사항목 결과로 선행연구 모형과 동일한 모형을 구축하여 성능을 비교 분석 후 신뢰도와 타당성을 판단하였으며 본 논문의 주요 목적인 모의비행평가 항목의 중요변수 선정여부 판단을 위한 모형을 구축하였다. 3장에서는 분석결과를 바탕으로 모형을 비교 평가 후 각 단계별 및 비행 전 과정에 걸쳐 비행훈련 성공 및 실패 여부에 중요한 영향을 미치는 요인을 찾아내고 또한 최적의 비행훈련 성패 예측 모형을 제시하였으며 4장에서는 결론 및 본 연구의 향후 연구 과제를 제시한다.

2. 연구 방법

2.1 적용 자료

2001～2004년도 사이에 공군 비행훈련에 입과한 조종학생의 적성검사 자료를 바탕으로 로지스틱 회귀, 의사결정 나무, 신경망 모형을 적용하여 그 결과를 분류정확도 및 ROC(Receiver Operating Characteristic)와 Response Threshold 관점에서 비교 평가하였다. 분석은 두 단계로 나누어 실시하였으며 먼저, 선행연구의 기존 5개 검사 분야 31개 항목에서 현 7개 항목으로 대폭 감소된 적성검사 항목 개선에 따른 항목 수 변경의 신뢰도와 타당성을 알아보기 위해 변경된 적성검사 결과(7개 항목, 총 505명의 데이터)를 기준으로 실습비행, 기본비행, 고등비행 및 전 비행 과정에 대한 비행훈련 성패 예측 모형을 구축하여 분석 결과를 유사한 목적으로 수행되어진 선행연구 결과와 비교하였다. 다음으로 모의비행평가 항목(변수 X8)의 중요변수 선정여부 판정을 위해 변수 X8을 제외(7개 변수)한 모형과 변수 X8을 포함한 모형의 분석결과를 비교 평가하였다.

Table 1. Characteristics of input variables

Var	Item	Characteristics
X1	Decode	Capability of appropriate decision making through exact reading lots of panels in cockpit
X2	Thread a maze	Estimation of capability under flying situation
X3	Counting	Estimation of space perception capability under 3-dimension flight situation
X4	Scale reading	Capability of reading complex gauges
X5	Instrument use	Capability of reading by section of necessary panel among many instruments
X6	Mechanic principle	Capability of understanding various mechanic devices necessary for operating aircraft
X7	Panel reading	Capability of reading aircraft posture through panels
X8	Simulated flight	Flight capability similar to the real flight situation

공군 조종사로 선발되기 위해서는 최초 비행훈련 입과 후 실습비행, 기본비행, 고등비행 교육의 단계적인 비행과정을 모두 수료해야 한다. 다시 말해서, 실습비행훈련 입과 후 전 과정의 비행을 이상 없이 수료해야 다음 단계의 훈련에 입과 할 수 있는 자격이 주어지며, 3단계의 비행과정을 전부 수료해야 조종사의 자격이 주어진다. 본 연구대상은 최근 2001～2004년도에 공군 비행훈련 과정에 입과한 조종학생들 중 본 연구를 위한 7개 혹은 8개 분야의 적성검사를 모두 실시한 훈련생이다. 최초 실습비행 교육과정에 입과한 인원 중 기본, 고등과정을 거치면서 단계별로 수료하지 못한 인원이 발생하여 최종 고등비행 교육과정은 최초 실습과정 입과 인원의 40～50% 수준만이 수료 하였다. 본 연구를 위하여 사용된 8개의 변수별 성격은 <Table 1>과 같고 모의비행평가를 위한 모의비행장비(PARE: pilot aptitude research equipment)는 <Figure 1>과 같다.

Figure 1. Pilot aptitude research equipment

2.2 분석 방법

로지스틱 회귀분석은 목표변수가 이진형이나 순서형인 경우 사용한다. 선형 회귀모형의 제한점을 극복하기 위해 목표변수의 범주가 2개일 때 사용하는 다중 로지스틱 회귀모형(multiple logistic regression model)을 사용하였다.

의사결정나무는 의사결정규칙을 도표화하여 관심의 대상이 되는 집단을 몇 개의 소집단으로 분류하거나 예측을 수행하는 방법이다. 의사결정나무를 위해서는 각 마디에서의 불순도를 측정하는 측도인 지니 지수(gini index)에 의해 분리기준을 설정하는 CART(classification and regression trees) 알고리즘을 사용하였다. 복잡한 구조를 가진 자료를 유연한 모형으로 분류되는 신경망에 적합시켜 목표변수를 예측하는 신경망 기법은 2개의 은닉층(hidden layer)과 각각 3개씩의 뉴런(neuron)을 갖는 MLP구조를 사용하였다.

상기 방법을 적용하여 분석한 모형을 비교 및 평가하기 위해 데이터를 분석용(train)과 평가용(validation)으로 분할하고, 분석용 데이터를 이용하여 모형에 가장 적합한 가중치(weight)를 찾아 최적의 모형을 구축하고 평가용 데이터를 활용하여 모형의 적합도를 평가하였다. 데이터의 분할은 분류모형에서 가장 일반적으로 적용하는 분석용 70%, 평가용 30%로 설정하였다(Hastie *et al.*, 2003). 분석용 자료를 이용하여 비행훈련을 성공적으로 이수할 수 있는가를 판단하는 승패 예측모형을 비행훈련 단계별 및 전 단계로 나누어 분석하였다. 각 단계별 분석은 비행훈련 자료를 실습, 기본, 고등비행 과정으로 구분하여 각 과정별 수료여부를 예측하는 중요변수 관점에서 실시하였으며 모형 수립시 설명변수로는 2.1절에서 언급된 7개 및 8개 변수를 사용하였다.

모형평가란 예측을 위해 만든 모형이 임의 모형 보다 우수한지, 여러 모형들 중 어느 것이 가장 우수한 예측력을 가지고 있는지를 평가하는 과정이다. 정확한 모형평가를 위해 목표변수가 범주형일때 일반적으로 가장 많이 적용하는 분류정확도 및 ROC도표를 사용하였다(Duda *et al.*, 2000). 특히 목표변수의 범주가 일정한 특정위치에 편중되어 있을 경우 분류정확도만으로 모형의 성능을 비교 평가하는 것은 비합리적이다. 따라

서 ROC와 Response Threshold 도표를 동시에 고려하여 구축된 모형을 평가함으로써 최적 모형을 제시하고자 한다.

분류정확도, 민감도 및 특이도는 오 분류표를 사용하여 판단할 수 있다. 오 분류표는 실제 범주와 모형에 의해 예측된 분류범주 사이의 관계를 의미하는 수치로 목표변수의 범주가 m개인 경우 $m \times m$개의 셀로 이루어진다. 오 분류표의 빈도수는 모형에 의해 계산되는 사후확률의 경계가 되는 분류기준값(cut off-value)에 의해 결정된다. 즉, 분류 기준값을 변경할 때마다 오 분류표의 빈도수는 변하게 된다. 따라서 분류기준 값을 정할 때는 분류정확도가 가장 높은 값을 선택한다. 목표변수의 범주 수가 2개인 경우, 오 분류표를 예를 들면 다음과 같다.

<Table 2>에서 대각에 위치하는 셀은 목변수와 원래 범주가 올바르게 분류된 부분이고, 비 대각에 위치하는 셀은 분류에 오류가 있는 부분으로 구분되어 각각의 빈도를 제시한다. 그러므로 분류정확도는 다음 식 (1)과 같은 값으로 산정된다.

$$\text{분류정확도} = (\alpha+\delta)/(\alpha+\beta+\gamma+\delta) \quad (1)$$

Table 2. Misclassification table for two target variables

		Prediction Category	
		0	1
Real Category	0	α	β
	1	γ	δ

ROC 곡선은 구축한 모형의 성능을 민감도와 특이도에 의해 판단하는 곡선이다. <Table 2>에서 목변수를 1로 하였을 때 민감도는 (실제 1, 예측 1)인 관찰치의 빈도/실제 1인 관찰치의 빈도 즉, $\delta/(\gamma+\delta)$가 되며 특이도는 (실제 0, 예측 0)인 관찰치의 빈도/실제 0인 관찰치의 빈도 즉, $\alpha/(\alpha+\beta)$가 된다. 민감도와 특이도는 각각 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{민감도} = \frac{\text{정오분류행렬중 정을 선택한 관측치의 빈도}}{\text{실제 정인 관측치의 빈도}}$$

$$\text{특이도} = \frac{\text{정오분류행렬중 오를 선택한 관측치의 빈도}}{\text{실제 오인 관측치의 빈도}}$$

ROC곡선을 위해서는 각 분류기준 값에서 오 분류가 요구된다. 각 분류기준 값에서의 오 분류에 의해 민감도 및 특이도의 값을 구하고 이 값을 이용하여 X축에는 1- 특이도를 Y축에는 민감도를 각 분류기준 값에 대응시킴으로서 구할 수 있다.

Response Threshold 도는 사후확률과 분류기준값 및 목변수의 특정범주 빈도를 이용하여 평가한다. Response Threshold 도를 작성하는 목적은 분류 기준값이 달라짐에 따라 모형의 분류결과가 얼마나 변동이 없는가를 알기 위해서 작성한다.

<Figure 2>의 예를 살펴보면 (1)번 그래프는 사후확률이 양극단으로 치우쳐져 의사결정의 분류 기준값을 어떻게 설정하더라도 그 분류결과는 크게 영향을 받지 않음을 알 수 있다. 반면에 (2)번 그래프는 분류 기준값의 변화에 따라 그 분류결과가 지속적으로 변함을 나타낸다. 이렇게 분류결과가 변하는 모형은 그리 좋은 모형이라고 볼 수 없다.

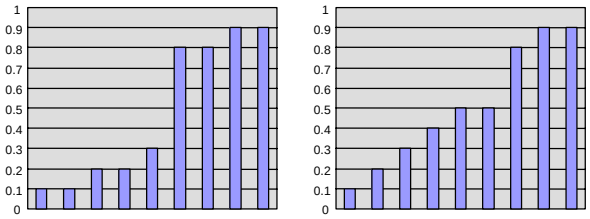

Figure 2. Graphs by different cut off-value

3. 모형 분석

본 장에서는 먼저 적성검사 항목 변경에 대한 신뢰도와 타당성 판단을 위해 최근 개선된 7개 항목 적성검사 결과와 비행훈련 결과 자료를 이용하여 선행연구 모형과 동일하게 로지스틱 회귀모형, 의사결정나무 모형, 신경망 모형을 구축 후 그 결과를 비교 분석하였다. 또한 모의비행평가 항목의 중요변수 선정 여부를 알아보기 위하여 각 비행 단계별 및 비행 전 과정을 2개 범주로 나누어 로지스틱 회귀모형, 의사결정나무 모형, 신경망 모형을 구축하여 그 결과를 분류정확도 및 ROC와 Response Threshold 도 관점에서 비교 평가하였다.

3.1 개선된 적성검사 항목 타당성 검토

공군은 우수 조종자원 선발을 위해 그동안의 적성검사 항목인 5개 분야 31개 항목을 7개 항목으로 변경하여 선발 시 적용하고 있다. 이렇게 변경된 적성검사 항목의 신뢰도와 타당성 판단을 위해 유사한 목적으로 연구된 선행연구 자료와 비교하였다. 이를 위해 2001년부터 2004년까지의 조종적성검사 자료를 데이터베이스화하여 선행연구 모형과 동일한 모형을 구축하여 성능을 비교 분석하였다. 수료율은 최초 비행과정 입교자 대비 중도 탈락 없이 해당 비행과정을 전부 수료한 인원의 비율을 의미한다.

<Table 3>과 같이 분석 결과를 분류정확도 및 ROC 관점에서 선행연구 모형과 비교한 결과 대부분 유사한 성능으로 평가되었으나 실습 비행과정 예측 모형의 분류정확도가 전체적으로 선행연구 모형에 비해 낮게 나타났다. 그러나 입력변수들이 예측을 위한 모형의 주요 설명변수로써 선행연구 모형의 변수들에 비해 의미가 없다고 볼 수는 없다. 왜냐하면 실습비행 과정의 수료율이 선행연구에서 사용한 자료(1994～1996, 86.8%)와 본 연구에서 사용한 자료(2001～2004, 70.1%)간 서로 상이하기 때문이다.

실습비행 과정 예측모형 중 분류정확도가 가장 우수한 모형

Table 3. Comparison with the preceding study

Group		Preceding study model			Current study model		
		Finish rate(%)	Correct(%)	Major explanatory variable	Finish rate(%)	Correct(%)	Major explanatory variable
Training course	LOG	86.8	87	X3, X11, X12, X13, X19	70.1	77.6	X4, X6, X7
	DT		94	X7, X11		73.6	X4, X6
	NN		91.3			80.9	
Basic course	LOG	72.4	79	X2, X6, X12, X13, X14	77.7	83.6	X1, X2, X4
	DT		78			82.3	X1, X2
	NN		82			87	
Advanced course	LOG	86.7	91	X6, X11, X23, X25	92.1	94.3	X1, X4, X7
	DT		91.7			93	
	NN		92.8			96	
Two classes for all courses	LOG	54.5	74	X6, X12, X13	53.3	70.9	X1, X4, X7
	DT		66.1	X6, X13, X23		69.6	X4, X5, X7
	NN		71,3			76.2	

LOG: logistic regression, DT: decision tree, NN: neural network

을 기준으로 수료율 대비 예측율을 판단해 보면 선행연구 모형은 1.08, 본 연구 모형은 1.15로 오히려 본 연구 모형이 우수한 것으로 분석되었다.

전 과정 2개 범주 분석 결과는 가장 우수한 모형으로 평가된 신경망 모형결과를 선행연구 결과와 비교시 예측력 및 ROC 측면에서 성능이 비슷한 것으로 판단되었다. 따라서 공군본부에서 개선하여 현재 적용하고 있는 현 적성검사 항목은 신뢰도와 타당성이 있는 것으로 볼 수 있다.

3.2 비행단계별 모형 결과 분석

실습, 기본, 고등과정 등 각 비행 단계별 성공 여부를 판단하는 주요 설명 변수를 분석하고 적용한 기법간의 성능을 비교 평가하여 변수 선정여부 판단을 위하여 단계별 분석을 실시하였다. 목표변수는 수료(1)와 도태(0)로 이루어진 이진변수이다.

단계별 분석 결과 실습과정의 신경망 모형에서만 7개 변수 모형의 분류정확도가 높게 나타났고, 나머지 모든 과정의 모형에서 X8변수를 포함한 8개 변수 모형의 분류정확도가 높게 나타났다.

8개 변수 모형에 대한 단계별 분석 결과를 알아보면 <Figure 3>과 같이 실습비행 훈련과정 분석결과 분류정확도에서 로지스틱 회귀모형과 의사결정나무 모형이 82.4%로 가장 높은 결과를 얻었으며, 신경망 모형은 76.5%로 나타났다. Response Threshold도와 ROC도를 이용하여 각 모형의 성능을 비교 평가한 결과 사후확률과 분류기준 값에 의해 평가를 하는 Response Threshold 관점에서는 로지스틱 회귀모형이 안정성이 높은 것으로 나타났으나 ROC 관점에서는 신경망 모형이 우수한 모형으로 평가되었다. 결과 예측을 위한 중요 설명 변수로는 로지스틱 회귀모형의 경우 토막수 세기(X3), 기계원리(X6), 계기판독(X7), 모의비행평가(X8)가 의사결정나무의 경우 수 해독(X1), 토막수 세기(X3), 계기판독(X7), 모의비행평가(X8)가 그리고 신경망의 경우 전기미로(X2), 척도판독(X4), 기계원리(X6)가 선별되었다.

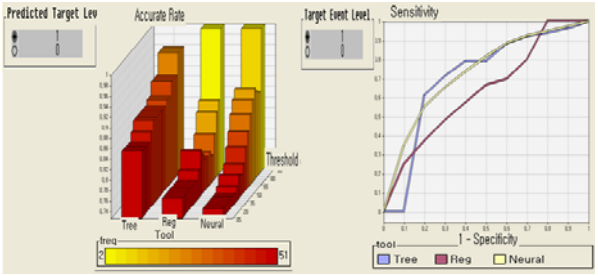

Figure 3. Response threshold and ROC table for the training course

기본비행 훈련과정 분석결과는 <Figure 4>와 같이 분류정확도는 신경망 모형이 83.8%, 그리고 로지스틱 회귀모형과 의사결정나무 모형이 81.1%로 동일하게 나타났다. Response Threshold 및 ROC 관점에서 모두 의사결정나무 모형이 가장 우수한 모형으로 평가되었다. 결과 예측을 위한 중요 설명 변수로는 신경망 모형의 경우 수 해독(X1), 계기판독(X7), 모의비행평가(X8)가 로지스틱 회귀모형의 경우 전기미로(X2), 토막수 세기(X3), 계기판독(X7), 모의비행평가(X8)가 그리고 의사결정나무의 경우 계기판독(X7)과 모의비행평가(X8)가 선별되었다.

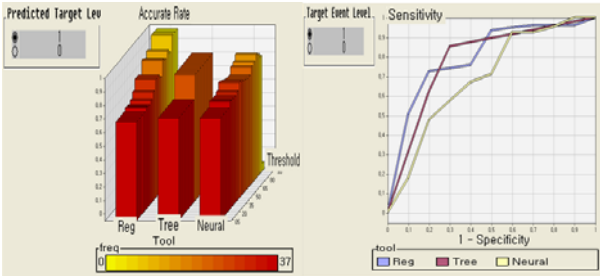

Figure 4. Response Threshold and ROC table for the basic course

고등비행 훈련과정 분석결과 <Figure 5>와 같이 분류정확도 관점에서 신경망 모형이 96%로 가장 높은 결과를 얻었으며 미세하지만 Response Threshold 및 ROC 관점에서도 모두 신경망 모형이 우수한 모형으로 평가되었다.

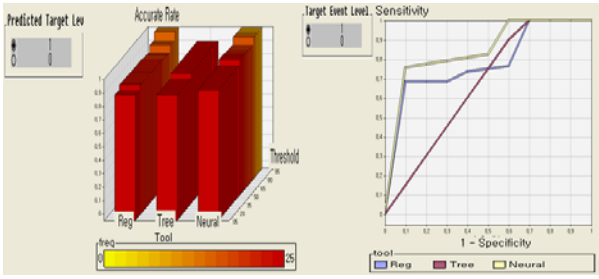

Figure 5. Response threshold and ROC table for the advanced course

비행단계별 모형의 결과를 종합하여 요약하면 <Table 4>와 같다.

Table 4. Analysis results of flight course levels

Group		Finish rate (%)	7 variables		8 variables	
			Correct (%)	Major explanatory variable	Correct (%)	Major explanatory variable
Training course	LOG	73.5	78.4	X2, X3, X6, X7	82.4	X3, X6, X7, X8
	DT		78.4	X4, X7	82.4	X1, X3, X7, X8
	NN		78.4	X1, X6, X7	76.5	X2, X4, X6
Basic course	LOG	66.7	70.3	X1, X3, X7	81.1	X2, X3, X7, X8
	DT		72.9	X2, X6	81.1	X7, X8
	NN		75.7	X1, X4, X5	83.8	X1, X7, X8
Advanced course	LOG	88.2	88	X4, X5, X7	92	X2, X5, X6, X8
	DT		84	X4, X7	92	X8
	NN		92		96	X2, X4, X8

<Table 4>의 수료율 항목은 각 비행 훈련 단계에서의 실제 입과 인원 대비 수료한 인원의 비율로써 각 분석기법의 분류정확도와 비교하기 위한 것이다. Response Threshold와 ROC관점에서 모형의 성능을 평가시 각 과정별로 실습과정에서는 로지스틱 회귀모형이 기본과정에서는 의사결정나무 모형이 그리고 고등과정에서는 신경망 모형이 각각 우수한 모형으로 선정되었다. 단계별 우수 모형을 기준으로 중요 설명변수를 분석한 결과 실습비행의 경우 토막수 세기(X3), 기계원리(X6), 계기판독(X7), 모의비행평가(X8)가 기본비행의 경우 계기판독(X7)과 모의비행평가(X8)가 선별되었으며 고등비행의 경우 전기미로(X2), 척도판독(X4), 모의비행평가(X8)가 선별되었다. 상기 결과를 종합하면 각 비행단계별 수료여부를 예측하는 모형 구축시 중요한 설명변수로 모든 과정에서 공통적으로 모의비행평가(X8)가 선정되었다.

3.3 전 비행과정 결과 분석

조종사 비행훈련 성패 예측모형의 궁극적인 목적인 비행훈련에 입과한 자원이 고등훈련까지 비행훈련을 수료하고 조종사가 될 수 있는지를 알아보기 위해 실습과정에서 고등과정까지 비행 전 과정을 종합적으로 분석해 보았다. 모형은 단계별 비행훈련에서와 동일하게 구축하였으며 분석방법도 7개 변수와 8개 변수 자료로 구분하여 각각의 예측모형을 제시하고 결과에 중요하게 영향을 미치는 변수를 선별 후 성능을 평가하였다.

전 비행 과정을 수료와 도태로 구분하여 분석한 결과 분류정확도는 <Table 5>와 같이 의사결정나무 모형이 73.6%로 가장 높은 결과를 얻었다. 다음으로 로지스틱 회귀모형이 64.2%, 신경망 모형이 62.3%로 나타났다. 분류정확도 면에서 가장 우수한 모형인 의사결정나무 모형의 경우 최종 수료율 42.6%를 고려시 상당히 높은 예측율로 판단된다. 그 이유는 식 (1)에서 δ는 실측범주가 1(수료)일때 예측범주가 1(수료)로서 분자의 증가는 분류정확도를 증가시킨다. 즉, 실제 수료율(실측범주 1)이 낮은 표본에서 수료율을 예측하는 분류정확도는 상대적으로 수료율이 높은 표본에서 예측하는 것 보다는 낮게 나타난다.

비행결과에 중요한 영향을 미치는 변수로는 의사결정나무의 경우 수표해독(X1), 전기미로(X2), 기계원리(X6), 모의비행평가(X8)가, 로지스틱 회귀모형에서는 전기미로(X2), 토막수세기(X3), 계기판독(X7), 모의비행평가(X8)가 선별되었으며 신경망 모형에서는 전기미로(X2), 기계원리(X6), 모의비행평가(X8)가 선별되었다.

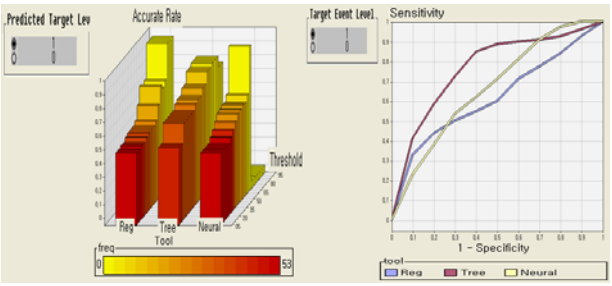

Figure 6. Response threshold and ROC table for all courses

Table 5. Analysis results of two categories for all courses

Group	Finish rate (%)	7 variables		8 variables	
		Correct (%)	Major explanatory variable	Correct (%)	Major explanatory variable
LOG	42.6	56.6	X2, X3, X6, X7	64.2	X2, X3, X7, X8
DT		69.8	X1, X2, X6	73.6	X1, X2, X6, X8
NN		62.3	X3, X6, X7	62.3	X2, X6, X8

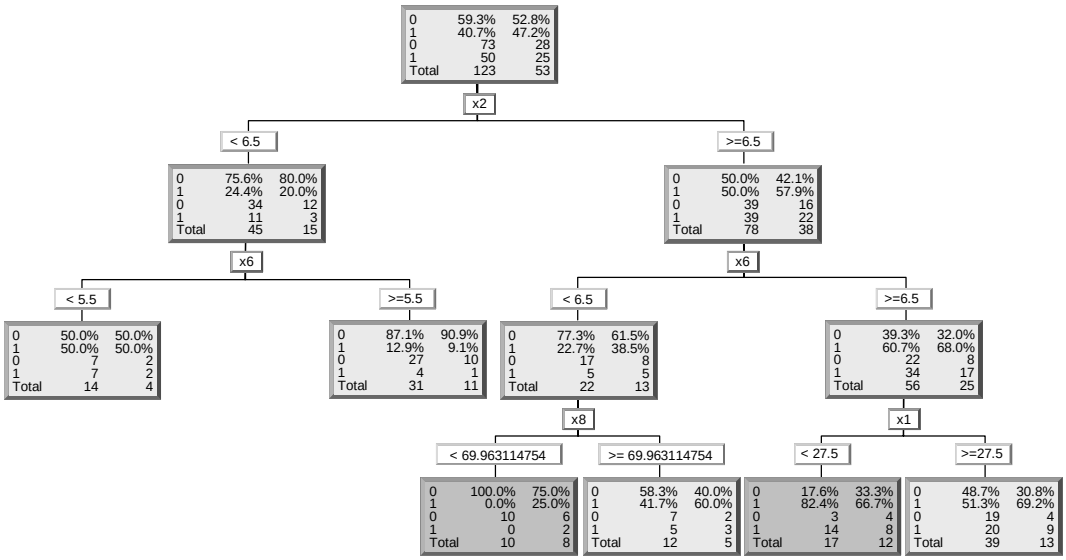

Figure 7. Decision tree for all courses

<Figure 6>에서 보는 바와 같이 Response Threshold 및 ROC 관점에서는 로지스틱 회귀모형과 의사결정나무 모형이 우수한 것으로 평가되었다. 상기의 분석결과 8개 변수 모형 중 분류정확도 및 ROC 관점에서 가장 우수한 의사결정나무 모형을 이용하여 어떠한 인원이 최종 고등비행 훈련까지 비행훈련을 무사히 수료할 수 있는지를 예측하여 보았다.

<Figure 7>에서 보는바와 같이 중요 변수는 전기미로(X2), 기계원리(X6), 모의비행평가(X8), 수표해독(X1)순으로 나타났다. X2의 값이 6.5보다 크거나 같고 X6이 6.5보다 작으며 X8이 69.96보다 작은 경우 도태로 예측하며 이 때 분류정확도는 학습용 100%, 평가용은 75%로 나타났다. 또한 X2의 값이 6.5보다 크거나 같고 X6이 6.5보다 크거나 같으며 X1이 27.5보다 작을 경우 수료로 예측하며 분류정확도는 학습용 82.4%, 평가용 66.7%로 나타났다.

즉, 비행훈련 입과 후 최종 수료하는 데까지 영향을 미치는 중요한 변수로는 항공기 조작에 필요한 각종 기계의 작동원리를 이해하는 기계원리 능력과 실제 비행 상황과 유사한 조종능력 및 적성 판단 능력인 모의비행평가로 분석되었다.

4. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 모의비행평가 항목의 중요변수 선정여부 판단을 위해 먼저 2001～2004년도에 비행훈련에 입과한 505명의 7개 적성검사 항목과 수료 결과 자료를 이용하여 선행연구 모형과 동일한 모형을 구축 후 성능비교를 함으로써 적성검사 항목 변경에 대한 신뢰도와 타당성 판단을 하였으며, 이러한 판단결과를 바탕으로 유의한 7개 변수 및 입과 조종학생 중 모의비행평가를 함께 실시한 176명의 적성검사 결과와 비행훈련 결과 자료를 이용 모의비행평가 항목을 새로운 변수로 추가가 가능한지 판단하기위해 모의비행평가 항목 제외시와 포함시의 모형을 구축하여 성능을 비교 평가하였으며 비행 결과를 예측할 수 있는 최적의 모형을 제시하였다. 아울러 각 단계별로 수료 결과에 중요하게 영향을 미치는 변수가 무엇인가 분석하였다.

31개 항목에서 7개 항목으로의 적성검사 항목 변경에 대한 신뢰도와 타당성 판단 결과는 7개 변수 모형 중 분류정확도 및 ROC 관점에서 가장 우수한 모형으로 평가된 신경망 모형이 모든 선행연구 모형과 비교시 성능이 유사하거나 우수하여 항목 변경은 신뢰도와 타당성이 있는 것으로 평가되었다.

선행연구 모형과의 성능비교를 통해 유의한 변수로 평가된 7개 변수를 기준으로 본 연구에서 목적으로 하는 모의비행평가 항목의 중요변수 선정여부 판단을 위한 모형분석 결과 비행단계별 순차적인 결과에 대하여는 실습과정의 신경망 모형을 제외하고 대부분 8개 변수 모형의 성능이 우수한 것으로 나타났으며, 실습과정에서는 로지스틱 회귀모형이 기본과정에서는 의사결정나무 모형이 고등과정에서는 신경망 모형이 분류정확도 및 Response Threshold, ROC 관점에서 우수한 모형으로 평가되었다. 비행 전 과정 2개 범주로 구분하여 분석시도 신경망 모형에서만 7개 변수 모형과 8개 변수 모형의 수료율의 차이가 없었고 나머지 모형에서는 8개 변수 모형에서 성능이 우수한 것으로 나타났으며, 의사결정나무 모형이 분류정확도 및 Response Threshold, ROC 관점에서 우수한 모형으로 평가되었다.

8개 변수 모형에서 결과에 가장 큰 영향을 미치는 변수로는 모든 분류 모형에서 공통적으로 모의비행평가 결과인 변수 X8이 선정 되었으며 기타 주요 설명변수로는 실습과정의 경우 기계원리(X6), 계기판독(X7)등이 선별되었다. 기본과정의 경우는 수표해독(X1), 계기판독(X7)이 중요변수로 분석되었으며, 고등과정의 경우 전기미로(X2), 척도판독(X4)이 중요한 변수로 분석되었다. 전 비행과정 2개 범주에 대하여는 전기미로

(X2), 기계원리(X6), 모의비행평가(X8)등이 중요변수로 선별되었다. 각 비행단계별 수료 결과 예측에 있어서 중요하게 작용하는 변수가 차이가 있는 것은 각 비행단계에서 요구되는 기능의 차이 때문인 것으로 분석된다. 즉, 실습과정의 경우 조종사로서의 기초지식 및 기량배양을 위한 비행 및 신체적성 판단, 단독비행 능력 구비가 가장 중요한 요소이므로 항공기 조작을 위한 가장 기본능력인 각종 기계의 작동원리를 이해할 수 있는 능력과 항공기 자세를 계기로 판독할 능력이 있는가를 판단하는 계기판독 능력 등이 중요 설명변수로 선별되었다.

기본과정의 경우 시계비행조건에서 항공기를 운영할 수 있는 능력 부여를 위해 공중조작 및 이상자세 회복능력, 편대비행능력 그리고 생존능력을 위한 기본계기 및 모기지 계기귀환능력이 요구된다. 따라서 조종석의 많은 계기판을 정확히 판독하고 적절한 상황판단을 할 수 있는 능력과 항공기 비정상 상황시 계기로 항공기 자세를 정확히 판독할 수 있는가를 판단하는 변수가 중요한 변수로 선별되었다. 최종단계인 고등과정에서는 악천후 속에서도 안전하게 항공기를 운영할 수 있는 전천후 운영능력 부여를 위해 전천후 타기지 계기착륙능력, 전투기동 기본개념이해, 야간비행 능력, 비상처치능력 등이 가장 중요한 요소이므로 악천후 및 고도의 전투기동 상황 하에서 종합적인 상황판단을 위해 비행 상황 하에서의 명확한 판단능력 및 복잡한 계기를 정확히 판독할 수 있는 능력이 요구되는 것으로 판단된다.

분류정확도 관점에서는 단계별 순차적인 분석의 경우 목표변수의 범주가 수료에 편중되어 있는 점을 고려할시 비교적 높지 않은 것으로 나타났다. 그러나 비행 과정을 2개 범주로 구분하여 분석한 결과 가장 우수한 모형인 의사결정나무 모형의 경우 분류정확도 73.58%로 나타났다. 실제 수료율이 낮을수록 분류정확도가 낮게 나타난다. 따라서 최종 수료율이 42.61%라는 것을 고려하면 매우 높은 정확도로 판단된다.

이상의 결과를 종합해 보면 조종자원 선발시 비행 결과 예측을 위한 분류모형은 의사결정나무 모형이 비교적 정확한 결과를 예측할 수 있을 것으로 판단되며, 실제 비행을 모사한 모의비행 장비를 이용한 모의비행평가 결과는 대부분의 모형에서 수료 결과를 예측하는 중요한 변수로 선정되므로 적성검사 항목에 추가하는 것이 타당하다고 판단된다. 이렇게 추가된 적성검사 항목을 실제 비행자원 선발 시 활용하여 조종사 양성율이 1%라도 증가하는데 기여한다면 본 연구가 소기의 목적을 달성하는 의미 있는 일일 것이다.

그러나 좀 더 높은 분류정확도를 보장하기 위해서는 이 연구 결과 나타난 중요변수들의 검사지에 대한 과학적인 연구를 통해 우리나라 실정에 맞는 검사지를 만들기 위한 노력이 필요하며, 새롭게 검사항목에 추가된 모의비행평가항목에 대해서는 어떻게 하면 실제 비행훈련과 연계시킬 수 있는 적성평가 프로그램을 개발할 것인가 하는 연구 및 평가절차에 대한 개발 노력이 필요하다. 이러한 노력을 통해 개발된 S/W를 활용하여 유용한 자료를 충분한 시간을 두고 확보하여 분석한다면 향후 좀 더 다양하고 적중률이 높은 모형을 구축할 수 있을 뿐만 아니라 조종사 비행훈련의 효율을 극대화시킬 수 있을 것이다.

참고문헌

Choi, S. W. (2000), *A Study on Forecasting for Success or Failure by Flight Aptitude Test*, Korea Air Force Academy.

David, B. B. and Parrish, A. (1999), An Information Mining Approach Toward Improving Aviation Safety, *Proceeding of the 5th ISSAT International Conference on Reliability and Quality in Design*, 249-253.

Duda, R. O., Hart, P. E. and Stork, D. G. (2000), *Pattern Classification, Second Ed.*, John Wiley and Sons.

Gupta, A., Park, S. and Lam Sm. (1999), Generalized Analytic Rule Extraction for Feedforward Neural Networks, *IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering*, 11(6), 985-991.

Hastie, T., Tibshitani, R. and Friedman, J. H. (2003), *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, Springer.

Kim, J. H. and Choi, S, W. (1998), *A Study on the Relationship between Flight Aptitude Test and Flight Exercise*, Korea Air Force Academy.

Lee, D. H. (1992), A Study on Development of Test Tools for Selection Pilot, *Doctoral Thesis, Seoul National University*.

Lee, S. W. (1992), Aptitude Test for Selecting Pilots by Computer, *Doctoral Thesis, KAIST.*

Shub, Y., Kushnir, A. and Frenkel, J. (1994), Pilot Evaluation System, Aerospace and Electronics Conference, *Proceedings of the IEEE National*, 2, 734-741.

Son, S. Y, Cho, Y. K., Choi, S. W. and Kim, Y. C. (2002), Comparison of Classification Models for Sequential Flight Test Results, *Journal of the Ergonomics Society of Korea*, 21(1), 1-14.

Vorko, A. and Jovic, F. (1999), Multiple Attribute Entropy Classification of School-age Injuries, *Accident Analysis and Prevention*, 32, 445-454.

이 상 헌
육군사관학교 전자공학과 학사
Naval Postgraduate School OR 석사
Georgia Institute of Technology 산업공학 박사
현재: 국방대학교 운영분석학과 교수
관심분야: 네트워트, 메타 휴리스틱, 로지스틱스, SCM, 시뮬레이션

이 선 두
공군사관학교 산업공학 학사
국방대학교 OR 석사
현재: 공군38전대 전투비행대장
관심분야: 데이터마이닝, 시뮬레이션