



БЪЛГАРСКА АКАДЕМИЯ НА НАУКИТЕ

**ИНСТИТУТ ПО ИНФОРМАЦИОННИ И КОМУНИКАЦИОННИ
ТЕХНОЛОГИИ**



Секция *“ИНФОРМАЦИОННИ ПРОЦЕСИ И СИСТЕМИ”*

ДИСЕРТАЦИЯ

на тема:

**ОЦЕНЯВАНЕ И ПРОГНОЗИРАНЕ НА ЕФЕКТИВНОСТТА НА
ЕЛЕКТРОННОТО ОБУЧЕНИЕ ВЪВ ВИСШЕТО ОБРАЗОВАНИЕ
ЧРЕЗ БАЛАНСИРАНА СИСТЕМА ОТ ПОКАЗАТЕЛИ
И НЕВРОННИ МРЕЖИ**

за присъждане на образователна и научна степен “Доктор”

по научна специалност: 01.01.12 “Информатика”

професионално направление: 4.6. “Информатика и компютърни науки”

Докторант: Петър Михайлов Халачев

Научен ръководител: доц. д-р Иван Мустакеров

София, 2012 г.

СЪДЪРЖАНИЕ

ВЪВЕДЕНИЕ	5
ГЛАВА I: АНАЛИЗ НА ОЦЕНЯВАНЕТО И ПРОГНОЗИРАНЕТО НА ЕФЕКТИВНОСТТА НА ЕЛЕКТРОННОТО ОБУЧЕНИЕ ВЪВ ВИСШЕТО ОБРАЗОВАНИЕ	7
1.1. Теоретични аспекти на ефективността на електронното обучение	7
1.1.1. Електронно обучение – основни понятия.....	7
1.1.2. Ефективност на електронното обучение	9
1.1.3. Показатели за оценка на ефективността на електронното обучение.....	12
1.1.4. Ефективност и качество на електронното обучение	16
1.2. Теоретични и приложни аспекти на оценяване на ефективността на електронното обучение.....	22
1.2.1. Модели за оценяване на ефективността	22
1.2.2. Подходи при оценяване на ефективността на електронното обучение.....	26
1.2.3. Балансирана система от показатели за оценка на ефективността	28
1.3. Методи за оценяване и прогнозиране на ефективността на електронното обучение	35
1.3.1. Статистически и математически методи	35
1.3.2. Приложение на изкуствени невронни мрежи за оценка и прогнозиране на ефективността на електронното обучение	39
1.3.2.1. Класически модел на неврон.....	41
1.3.2.2. Архитектури на слоести невронни мрежи	44
1.3.2.3. Обучение на невронни мрежи.....	46
1.3.2.4. Методи за оптимизация на структурата на НМ.....	50
1.3.2.5. Предимства и ограничения при приложението на НМ	51
Изводи от Глава I:	52

ГЛАВА II: ОЦЕНЯВАНЕ НА ЕФЕКТИВНОСТТА НА ЕЛЕКТРОННОТО ОБУЧЕНИЕ ЧРЕЗ БАЛАНСИРАНА СИСТЕМА ОТ ПОКАЗАТЕЛИ.....	53
2.1. Модел на балансирана система от показатели за оценяване на ефективността на електронното обучение във висшето образование	53
2.1.1. Мисия, стратегически приоритети, перспективи и цели	53
2.1.2. Стратегическа карта на BSC на висше училище с електронно обучение	55
2.1.3. Показатели за оценяване на ефективността на електронното обучение във висше училище.....	58
2.2. Резултатни показатели за ефективност на електронното обучение във висше училище.....	61
2.3. Модели за оценяване на показателите за ефективност на електронното обучение във висше училище	63
2.3.1. Модели за оценяване на показателя време за разработване на електронен курс	64
2.3.1.1. Еднофакторен регресионен модел	64
2.3.1.2. Модифициран модел на Карп	66
2.3.2. Модели за оценяване на резултатния показател „Оценка от изпита“	69
2.4. Алгоритъм за приложение на BSC във висше училище с електронно обучение	79
2.5. Експериментално приложение на BSC и на резултатните показатели за оценяване на ефективността на електронното обучение във висше училище	84
2.6. Предимства и недостатъци на BSC – SWOT анализ.....	91
Изводи от Глава II:	94
ГЛАВА III: МОДЕЛ ЗА ПРОГНОЗИРАНЕ НА ЕФЕКТИВНОСТТА НА ЕЛЕКТРОННОТО ОБУЧЕНИЕ ЧРЕЗ НЕВРОННИ МРЕЖИ	95
3.1. Анализ на данните.....	95
3.2. Алгоритъм за изграждане на модел на структура на НМ	97
3.3. Методология за построяване на прогнозиращ модел чрез НМ	99
3.3.1. Предварителна обработка на данните.....	99

3.3.1.1. Центриране и нормиране на данните.....	99
3.3.1.2. Корелационен анализ на данните с цел намаляване на размерността.....	99
3.3.1.3. Интерполация на данните.....	99
3.3.1.4. Анализ по метода на главните компоненти.....	103
3.3.2. Изграждане на структура на невронна мрежа за прогнозиране на ефективността на електронното обучение	105
3.3.2.1. Обучение на НМ чрез метода на пълзящото изпитване.....	105
3.3.2.2. Избор на структура на невронна мрежа.....	107
3.3.2.3. Оптимизация на структурата на НМ.....	108
3.4. Практическа реализация на прогнозиращия модел	109
3.4.1. Центриране и нормиране на данните.....	109
3.4.2. Корелационен анализ на данните с цел намаляване на размерността.....	111
3.4.3. Интерполация на данните	112
3.4.4. Корелационен анализ на данните с цел проверка на резултата от интерполацията	114
3.4.5. Анализ по метода на главните компоненти.....	115
3.4.6. Невронна мрежа с линейна активираща функция.....	119
3.4.7. Мрежа с нелинейна активираща функция.....	124
3.5. Експериментално изследване на възможността за прогнозиране на показателите за ефективност на електронното обучение чрез НМ	130
Изводи от Глава III.....	131
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	132
СПРАВКА ЗА ПРИНОСИТЕ В ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД.....	133
ПУБЛИКАЦИИ ПО ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД.....	134
ЛИТЕРАТУРА	135

ВЪВЕДЕНИЕ

Днес, промените настъпващи в обществото поставят глобални предизвикателства пред човечеството. Нивото на професионалните знания и умения, както и нивото на общата култура изостават от темпа на развитие на научно-техническия прогрес. Увеличава се значението на инвестициите в образованието по целия свят. Всички участници в обществото са заинтересовани да инвестират в образованието. От гледна точка на индивида, инвестициите направени за получаване на висше образование са с висока финансова възвръщаемост поради възможностите за намирането на по-високоплатена работа и за подобряване качеството на живот. Средствата, инвестирани от образователните институции в повишаване на ефективността на обучението се възвръщат под формата на увеличаване на приходите, подобряване на имиджа в обществото, и като цяло, повишаване на конкурентоспособността на пазара на образователни услуги. За организациите увеличаването на инвестициите във висше образование осигурява персонал с високи знания и умения, способен да отговори на предизвикателствата на съвременните високотехнологични производства. За обществото инвестициите във висше образование създават възможности за повишаване на благосъстоянието на нацията като цяло.

В съвременните условия на непрекъснат образователен процес се променят същността, ролята, методите и технологиите на обучение във висшите училища. Нови електронни форми на обучение изместват традиционните. Това поставя нови изисквания към институциите за висше образование, защото те трябва да се конкурират не само по между си, но и с необятното море от информация в Интернет. Естествено възниква въпросът: как да се оцени и прогнозира ефективността на електронното обучение?

От тази гледна точка разработването и прилагането на математически модели, които да позволяват да се оцени ефективността от дейността на образователна организация, използваща електронна форма на обучение, става все по-актуално. От значение е своевременното получаване на оценката за ефективността на електронното обучение и използването на автоматизирани средства за това.

Цел на настоящия дисертационен труд е да се разработят модели за оценяване и прогнозиране на ефективността на електронното обучение във висшето образование и съответни алгоритми за приложението им.

За постигане на целта е необходимо да се решат следните **задачи**:

1. Да се направи преглед и анализ на съществуващите модели и стратегически подходи, които се прилагат за оценяване и прогнозиране на ефективността на електронното обучение.
2. Да се разработи модел на базата на балансирана система от показатели, като се предложат подходящи показатели за количествена оценка на ефективността на електронното обучение и да се състави подходящ алгоритъм за приложение във висшите училища.
3. Да се предложи модел на подходяща структура на невронна мрежа за прогнозиране на ефективността на електронното обучение, както и съответен алгоритъм за изграждане на невронна мрежа, работоспособен при малки извадки от данни.

Обект на изследването е процесът на електронно обучение във висшето образование, а **предмет на изследването** са моделите и методите за оценка и прогнозиране на ефективността на обучението.

За постигане на поставената цел и решаването на произтичащите от нея задачи в дисертационния труд са използвани системния подход и традиционните научно-изследователски подходи: сравнителния метод, методът на анкета, методът на групировка, графично представяне на тенденции и произтичащи от тях изводи, систематизиране на набраните емпирични данни. За предварителна обработка на данните са използвани корелационен анализ, интерполация, анализ по метода на главните компоненти. За прогнозиране на резултатните показатели за ефективност е приложен апарата на изкуствените невронни мрежи.

Дисертационният труд се състои от 3 глави. В **Глава 1** е направен анализ на съвременното състояние на електронното обучение и неговото оценяване, и също така са определени перспективните изследователски направления в областта на електронното обучение. В **Глава 2** е разработен модел на балансирана система от показатели за оценяване на ефективността на електронното обучение във висшето образование. Предложени са 2 модела за оценяване на показателя време за разработване на електронен курс и за оценяване на резултатните показатели. Описани са резултатите от експериментално приложение на балансирана система от показатели за оценяване на ефективността на електронното обучение във висшето образование. В **Глава 3** е разработен модел, използващ невронна мрежа за прогнозиране на ефективността на електронното обучение. На базата на формулирания модел е проведено експериментално изследване на възможността за прогнозиране на показателите за ефективност на електронното обучение чрез невронни мрежи.

ГЛАВА I: АНАЛИЗ НА ОЦЕНЯВАНЕТО И ПРОГНОЗИРАНЕТО НА ЕФЕКТИВНОСТТА НА ЕЛЕКТРОННОТО ОБУЧЕНИЕ ВЪВ ВИСШЕТО ОБРАЗОВАНИЕ

1.1. Теоретични аспекти на ефективността на електронното обучение

1.1.1. Електронно обучение – основни понятия

През последните години все повече нараства приложението на електронното обучение във висшето образование. Електронното обучение (e-learning) се характеризира с широк кръг от определения като „компютърно обучение”, „компютърно подпомагано обучение”, „компютърно базирано обучение” (CBT), „Web-базирано обучение” (WBT), „интернет базирано обучение” (IBL), „Web-базирани инструкции” (WBI), „интелигентни компютърно подпомагани инструкции” (ICAI), „интерактивни курсове” и др. Според дефиницията на Clark и Mayer [1] под електронно обучение се разбира „учебен процес, подпомогнат от компютър (включващ CD-ROM, Internet или intranet), който е проектиран така, че да поддържа индивидуалното обучение или целите на организацията”. Електронното обучение се характеризира с използването на софтуер за създаване и обновяване на учебно съдържание, софтуер за управление на учебния процес, софтуер за комуникация между участниците. Учебното съдържание се предоставя чрез Интернет, интранет/екстранет, аудио или видео касети, сателитна телевизия и CD-ROM. Основна характеристика на електронното обучение е да се осигури достъп до обучаващи ресурси по електронен път по всяко време и място и от всички обучаващи. Интерес представлява определението на изследователи от САЩ – Асоциация за дистанционно обучение [2], които го определят като процес на придобиване на знания и умения посредством информация и обучение, включващо в себе си всички технологии и други форми на обучение от разстояние.

Концепцията за Web-базираното обучение е неразделна част от концепцията за „информационното общество”, чиято технологична платформа е основана на цифровата мултимедия и глобалните комуникации [3].

Успоредно се използва термина „дистанционно обучение” (*distance learning*), като процес, при който за обучение от разстояние се използват информационни и комуникационни технологии. Дистанционното обучение се разглежда от Kaufman като „процес, при който се доставя валидна интерактивна информация и възможности за обучение на студенти във време, място и форма, удобни за тях” [4]. Терминът „дистанционно образование” (*distance education*) получи по-малко разпространение отколкото термина „дистанционно обучение”, поради това, че технологиите за

дистанционно обучение се разпространяват по-бързо, отколкото се прилагат организационните и законодателните мерки за това.

В англоезичната литература се използва и термина „open learning” – открито обучение, което в сравнение с традиционното е достъпно за по-широка аудитория. Според Calder и McCollum „откритото обучение дава възможност на обучаваните да учат в избрано от тях време и място, и с индивидуално темпо” [5].

В литературата се дефинира и понятието „гъвкаво обучение” (*flexible learning*) като „осигуряване на обучение по подвижен начин, построено върху географски, социални и времеви ограничения от гледна точка на отделните обучавани .., което включва дистанционно обучение, но може да включва и елементи на традиционно обучение („*face-to-face*”), обучение на работното място или срещи на открито (летни училища)” [6].

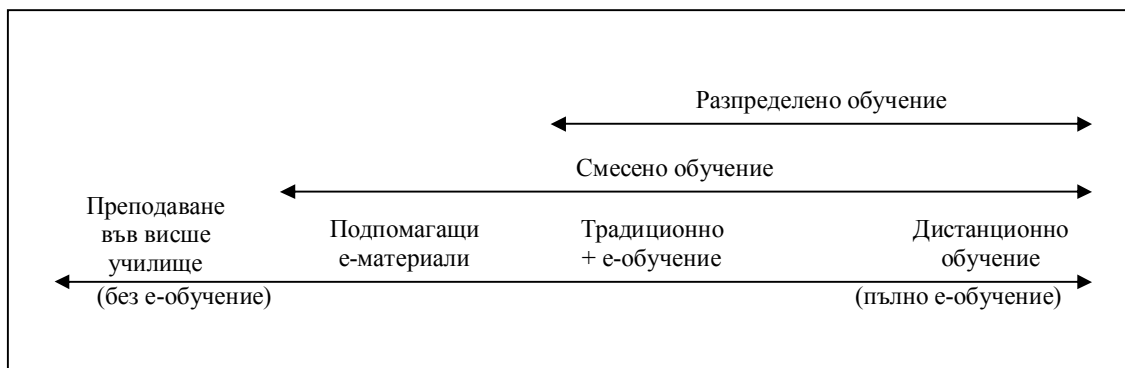
Авторите Baгг и Tagg възприемат термина „разпределено обучение” (*distributed learning*), при което участниците в обучението – „обучавани, преподавател и учебни ресурси са децентрализирани на различни места, а контактът между тях се осъществява чрез виртуални учебни зали или други средства за комуникация” [7].

Широко разпространение получи и термина „смесено обучение” (*blended learning*), при който технологията на електронното обучение се съчетава с традиционните методи на преподаване (*face-to-face learning*). Занятията в учебната зала са подпомогнати от дейности, типични за електронното обучение. Смесеното обучение се разглежда като комбинация от традиционно обучение, ръководено от учител и асинхронно или синхронно онлайн общуване между участниците [8]. Успоредно с електронното, смесеното обучение намира все по-голямо приложение в българските висши училища.

Студентите, обучавани традиционно се опитват да съчетават ученето с различни форми на работа и това в повечето случаи е съществена пречка пред учебния процес, поради което в бъдеще може да се очаква увеличаване на броя на работещите студенти [9]. Също така студентите не възприемат традиционния начин на обучение чрез слушане на лекции и записването им. Те предпочитат нови методи на обучение, които разнообразяват образователния процес и повишават удовлетворението им. В документа „План за Американските изследователски институти” [10] се отбелязва, че традиционните лекции, чрез водене на записки били създадени във време, когато книгите са били редки и скъпи и воденето на лекции пред голям брой студенти е било ефикасно средство за получаване на знания.

Студентите, които се обучават смесено или дистанционно имат различни характеристики от традиционно обучаващите се – те учат самостоятелно, но се нуждаят и от подкрепата на преподавател [6].

На Фигура 1.1 са представени границите на традиционното, смесеното и електронно обучение, в зависимост от степента на използване на електронни учебни материали [11].



Фигура 1.1. Граници на традиционно, смесено и електронно обучение

Във връзка с бързото развитие и все по-широкото приложение на информационните и комуникационни технологии, както във всички сфери на обществения живот, така и в образованието, същността и съдържанието на понятията традиционно и електронно обучение постоянно се променят.

Съвременното традиционно обучение съдържа много елементи, характерни за електронното обучение. Приложението на компютри и телекомуникации, въвеждането на електронни учебни материали и модулно изучаване на дисциплините все повече модифицират и приближават традиционната форма до модела на електронно обучение.

На основата на направени проучвания относно терминологията и дефинициите, в настоящия дисертационен труд се възприемат като равнозначни термините: електронно обучение, дистанционно обучение, интернет-базирано обучение, уеб-базирано обучение, тъй като осъществяването на тези форми на обучение е невъзможно без използването на съвременните информационни и комуникационни технологии.

1.1.2. Ефективност на електронното обучение

Все по-широкото приложение на електронното обучение постави въпроса за оценяването на ефективността му. Причините, поради които е необходима точна оценка на ефективността се разглеждат в литературата от различни гледни точки – на

обучаваните, на обучаващата организация, на организацията, ползваща услугата „обучение”, на обществото.

Според Horton [12], необходимостта от оценяване на ефективността на електронното обучение е породена от следните причини:

- създават се възможности за вземане на максимално добри решения за усъвършенстване на процеса на електронно обучение;
- повишава се качеството на обучението;
- повишава се финансовата отговорност на всички заинтересовани страни в процеса на електронно обучение;
- окуражават се участниците в електронното обучение и се повишава самочувствието им от факта, че те са успели.

Според Burrow [13] оценката на електронното обучение, когато то е успешно, може да стимулира ръководството и инвеститорите към влагане на средства за обучение и развитие на персонала. Средствата за обучение включват директни (разработване и дизайн на електронни курсове) и индиректни разходи (заместване на работниците, през времето през което те се обучават и докато се осъществяват дейностите по внедряване).

Macpherson [14] счита, че необходимостта от оценка на ефективността е породена от възприемането на процеса на оценяване на електронното обучение като системен подход. В този смисъл оценяването на ефективността на електронното обучение, когато то се разглежда като организационна стратегия за управление и развитие, повишава конкурентоспособността на организациите.

В голям брой литературни източници се дава определение на понятието „ефективност”. При оценяването на ефективността, образователната институция често се разглежда като система с вход, вътрешен процес и изход. Ефективността отразява съотношението на получените резултати (изхода) към вложените за това ресурси (входа) в процеса на обучение. Според Rumble: „Ефективността на електронното обучение е отношението на изхода към входа” [15].

Според Youssef, Castillo, Duarte и Dahmani [16] ефективността на електронното обучение във висшето образование се изразява чрез:

- съпоставяне и анализ на приходите (ползите) и разходите за студентите и за висшите училища;
- оценяване на влиянието на електронното обучение върху успеха на студентите.

В най-общ вид ефективността се разглежда като основна характеристика от функционирането на системата на електронно обучение. Ефективността показва степента на реализация на поставените цели и постигнатите резултати в електронното обучение с възможно най-малки разходи на време, труд и парични средства от страна на обучаваните и на обучаващата организация. Ефективността се разглежда и като конкурентоспособност на випускниците на пазара на труда, т.е. тя се оценява като вътрешна за процеса на обучение във висшето училище и външна при реализацията на завършилите.

Ефективността на електронното обучение зависи от голям брой фактори. В трудовете си редица автори [17-21] определят по различен начин тези фактори.

Изследване на Юнеско от 2002 г. [17] разглежда икономическите фактори, влияещи върху отвореното и дистанционното обучение като: численост на обучаваните, мащаб на образователния процес, продължителност на преподаване на програмата, разпределението на разходите, степен на поддръжка на системата за електронно обучение и др.

Leidner и Jarvenpää [18] считат, че ефективността на електронното обучение зависи от „списък от фактори”, свързани със средата за електронно обучение, използваната технология, мотивацията на участниците – обучаван и преподавател, съдържанието на учебните материали, използваните педагогически похвати.

След проведено проучване Piccoli и Ives [19] създават модел за оценка на ефективността на система за електронно обучение и определят 4 ключови фактора: обучавани, преподаватели, използвана технология и учебно съдържание.

Според Osika [20] критични фактори за ефективността на електронното обучение са: мотивацията на учащите, целите на преподавателя, прилагането на обучение, насочено към потребностите на обучаваните и др.

Levy [21] се фокусира върху факторите: възприемане и разбиране на учебния материал от обучаваните и оценката на ефективността на системите за електронно обучение. Той предлага и показатели за измерване степента на удовлетворение на обучаваните от системата за обучение.

В Таблица 1.1 е представена класификация на факторите, влияещи върху ефективността на електронното обучение в зависимост от гледната точка на участниците в процеса на обучение и основните елементи на учебния процес – учебно съдържание и технологии.

Автор	Фактори, влияещи върху ефективността на електронното обучение			
	Учащи	Учебно съдържание	Преподаватели	Технологии
Piccoli, Ahmad, Ives	• мотивация • зрялост • предишен опит • компютърна тревожност	• концептуални знания • процедурни знания • фактически знания	• стил на преподаване • наличие на технологии за контрол върху процеса на обучение и знанията	• надеждност • достъпност • качество
Osika, Camin	• мотивация • техническа грамотност • контакти с преподаватели и с други студенти	• използване на основни и допълнителни онлайн ресурси	• ясни и точни цели при обучението • възможност за оценяване на обучаваните	• обучение ориентирано към обучаваните
Levy	• взаимодействие учител-ученик • взаимодействие със съученици • цена на обучението • помощ от семейството	• наличие на алтернативно съдържание • достъпност до учебните материали	• преподавателска нагласа за електронно обучение	• наличие на техническа поддръжка • липса на системни грешки в софтуера за обучение • висока скорост на връзката • денонощен достъп до Интернет (24/7)

Таблица 1.1. Фактори, влияещи върху ефективността на електронното обучение

Върху ефективността на електронното обучение влияят фактори, свързани с размера на инвестициите, приходите и разходите за обучение, прилаганите технологии, мотивацията и опита на участниците [18-21] и за оценяване на влиянието им са необходими точни и надеждни количествени и качествени показатели.

1.1.3. Показатели за оценка на ефективността на електронното обучение

При оценяването на ефективността често се използват обобщаващи показатели във вид на дроби. В числителя са тези показатели, които е необходимо да бъдат увеличени – приходи от електронно обучение, качество на подготовката, а в знаменателя – тези, които трябва да бъдат намалени – най-често стойността на обучението.

Horton [12] предлага формула за изчисляване на възвръщаемостта на инвестициите в електронното обучение:

$$ROI(\%) = \frac{\text{Приходи} - \text{Разходи}}{\text{Разходи}} \times 100 \quad (1.1)$$

Horton класифицира разходите за електронно обучение като еднократни (за проектиране на електронния курс); съпътстващи (направени по време на обучението с курса) и разходи на студентите по време на обучението. Еднократните разходи зависят от: продължителността на курса (ч.); времето, необходимо за проектиране и разработване на 1 час от курса и цената на 1 час труд. Върху съпътстващите разходи оказват влияние

възнаграждението на преподавателя, разходите за поддръжката на сървъра за електронно обучение и броят на обучаваните групи. Разходите на студентите зависят от времето, отделено за обучение и загубите от липсата им на работното място. Horton определя приходите от електронно обучение като икономия от възнаграждения на преподаватели, икономия на разходи за зали за обучение и повишаване на производителността на труда на обучаваните в следствие от обучението.

Според Bersin „Добре управляваното електронно обучение има много висока възвръщаемост на инвестициите – десет към сто пъти” [22].

Важен принос в теорията на оценката на ефективността на дистанционното обучение има Rumble [23], който предлага следните показатели:

- време изразходвано за обучение;
- относителен дял на завършилите програмата за обучение спрямо общия брой приети студенти;
- съответствие между броя завършили студенти, равнището на тяхната подготовка и потребностите на обществото от такъв вид работна сила.

При определяне на ефективността на образователна дейност с приложение на технологията на електронното обучение, анализите от Gartner Group [24], предлагат показателите: субективно удовлетворение на обучаваните; практически навици, придобити по време на обучението; време необходимо за изучаване на даден учебен курс; съотношение между броя записани и завършили обучавани и др.

Оценката на показателите, свързани с разходите за електронно обучение има съществена роля при определянето на ефективността му. Научни и практически изследвания [25-26] и др. са посветени на въпросите, свързани с отчитане на показателя „разходи” като съществен елемент, влияещ върху повишаването на ефективността на електронното обучение.

Bassi [25] разграничава разходите за електронно обучение като: „постоянни” – разходи за разработване (покупка), лицензиране на софтуер, покупка на хардуер, разпространение на материалите; „косвени” – заплати на преподавателите, обезщетения на обучаваните по време на обучение им и „алтернативна цена” (загуба на фирмата поради отсъствие на обучаваните работници от работа). На базата на съставена класификация и разпределение на разходите за традиционно и електронно обучение в два разреза – преки и косвени и фиксирани и маргинални (за обучението на още 1 студент) Bassi предлага показателя „общи разходи за обучение”:

Общи разходи за обучение = сумата от всички фиксирани разходи + (сумата от всички маргинални разходи $\times$ броя на обучаваните).

В резултат на проучването си Bassi прави следните изводи:

- Приложението на електронно обучение намалява косвените разходи, но постоянните разходи за разработване на висококачествени електронни курсове са високи.
- Ефективността на електронното обучение е силно зависима от броя на обучаваните студенти. С увеличаването на броя на обучаваните нараства възможността разходите за обучението на един студент да бъдат намалени т.е. „икономията от мащаба“ прави електронното обучение по-привлекателно от гледна точка на разходите.

Bassi предлага да се използва функционалната зависимост между показателите разходи и ползи от електронно обучение, като подчертава, че „Относителната ефективност на разходите от традиционното спрямо електронно обучение е функция на ползите от двата начина на обучение.”

Ioakimidis [26] предлага обобщаващ показател „Общи разходи” (Total student cost – TSC) за разходите на студентите за дистанционно обучение, в който включва: разходи за оборудване; такса за обучение; разходи за издръжка и транспорт; разходи на време за подготовка, разходи за неакадемични услуги и др.

На основата на проведена анкета на 206 студенти, обучавани традиционно и дистанционно във висше училище в Атина, Ioakimidis прави следните изводи:

1. Общата стойност на разходите за традиционното обучение е по-висока от стойността на аналогичен курс, проведен дистанционно.
2. При традиционното обучение общите разходи на студентите от отдалечени от висшето училище райони и чуждестранни студенти са по-високи, а при дистанционното обучение разходите не зависят от местожителството на студентите.

Показателят TSC се предлага за оценка на ефективността както на традиционното, така и на дистанционно обучение и позволява на базата на относително разпределение на разходите да се направи сравнителен анализ на формите на обучение в различни висши училища.

Според концепцията на CIPP (Context input process product evaluation) [27], ефективността се оценява чрез показатели, отразяващи възвръщаемостта на направените разходи и получените приходи от електронното обучение, а

„ефикасността показва резултатите от обучението, чрез оценяване на измерими подобрения” – повишаване на успеха на студентите, на конкурентоспособността им на пазара на труда, на възможността за получаване на по-високо възнаграждение в резултат на обучението.

За висшето образование съществено значение имат оценяването на резултатите от обучението, тъй като висшите училища не са финансови организации, търсещи максимална възвръщаемост на инвестициите и имиджа им в обществото се определя в голяма степен от показателите за „ефикасност”.

Фарант, в проекта си по PHARE [28], предлага показателите за оценка на висшето образование да се класифицират като:

- Входни – брой, квалификация и възнаграждение на персонала, обем на библиотечния фонд, контрол на инвентара.
- Процесуални – съотношението между броя на кандидат-студентите и свободните места, броя на часовете за директен контакт на преподавателя със студентите на седмица, средната оценка, получена от студентите по всеки предмет, брой на заетите книги, разходи за един студент.
- Показатели на изхода от системата (резултати от обучението) – процент на студентите, завършили дадена специалност в рамките на времето предвидено за нея, средната оценка при дипломиране, процента на дипломиралите се, които продължават следваща академична степен или които намират подходяща трудова заетост.

Показателите на изхода на системата, показват степента на постигане на поставените цели от обучаващата институция и се изразяват като резултати от обучението. Успехът на випускниците, относителният дял дипломирали се, реализацията им на пазара на труда в голяма степен зависят от входните и процесуални показатели – финансови средства, изразходвани от обучаващата институция, организацията на процеса на обучение, квалификацията на преподавателския и административния състав на висшето училище, мотивацията на участниците в процеса.

Като показатели на изхода на системата на електронно обучение за оценка на резултатите могат да се използват абсолютни или относителни величини, например във вид на разлика или съотношение между броя на приетите и броя на завършилите студенти, количествени оценки като относителен дял на успешно реализирали се студенти към броя на завършилите съответната образователна степен, относителен дял на

продължили следваща научно-образователна степен на обучение, равнище на възнаграждение на випускниците към средната работна заплата за страната.

Посочените показатели за оценяване на ефективността на електронното обучение засягат различни аспекти на процеса, като отразяват ефективността за отделни участници или етапи от процеса, например: възвръщаемост на инвестициите [12], разходите на време за обучение и резултати от обучението [23], финансови разходи, приходи и ползи за обучаващата организация [25], общи разходи за обучение на студентите [26]. Част от показателите са подходящи за приложение за оценка на ефективността на електронното обучение в бизнес организации [25], или за традиционното обучение [28] и не са напълно приложими за оценка на електронното обучение във висшето образование.

За комплексната оценка на ефективността на електронното обучение са необходими показатели, които отразяват ефективността както на дейността на образователната институция – приходи и разходи от електронно обучение, организацията на образователния процес, професионалното и квалификационно равнище на преподавателския състав, така и показатели, отразяващи резултатите след реализиране на процеса на обучение – успех на випускниците, относителен дял на завършилите в срок, реализиране на подходяща трудова заетост и др. Комплексното изследване на функционалната зависимост между показателите за успешна работа на образователната институция и резултатите от процеса на обучение ще подпомогне оценяването на ефективността на електронното обучение както от гледна точка на настоящия момент, така и резултатността и ползите от него в бъдеще.

1.1.4. Ефективност и качество на електронното обучение

Електронното обучение е съвкупност от взаимосвързани елементи – програмни, информационни, технически средства, обслужващ персонал, преподавателски състав, администрация, студенти и използваните образователни технологии във висшето училище. Ефективността на функционирането на системата на електронното обучение е способността ѝ да постигне поставената цел с предварително определено качество и с наличните ресурси. Ефективността е мярката, която характеризира процеса на функциониране на взаимосвързаните в системата на електронното обучение елементи за достигането на поставената цел, определена от желания резултат от функционирането на системата. Една от най-важните цели на висшето образование е постигането на максимално високо качество на обучение.

Многоаспектността на понятието „качеството на електронното обучение” го прави сложно за дефиниране [29]. От гледна точка на обучаващата организация това е качеството на самия процес на обучение, на ръководство му и на професионалната реализация на обучаваните. Според стандарта ISO/IEC 9000 “Качеството е степента, до която съвкупност от присъщи характеристики отговаря на изискванията” [30].

Съществуват много организации: British quality Assurance Agency, Norwegian Association for Distance Education and Flexible Education, Council for Higher Education Accreditation, European Association of Distance Learning, International Network for Quality Assurance Agencies in Higher Education, European Foundation for Quality in eLearning, UNESCO, които разработват системи, стандарти и методи за оценка на качеството на електронното, дистанционното, веб-базираното, мобилното обучение във висше образование.

SCORM (Sharable Content Object Reference Model) [31] е набор от технически стандарти и спецификации за софтуерни продукти за електронно обучение, изготвен от Кабинета по Отбраната на САЩ през 1999 г. Той включва набор от спецификации, който определя как on-line учебното съдържание комуникира със системите за управление на съдържанието (Learning Management Systems – LMSs). SCORM подпомага програмистите при писането на кода, така че той да се гарантира съпоставимост между различните системи за електронно обучение. По стандарта SCORM 1.1 са сертифицирани повече от 60 системи за дистанционно обучение.

В САЩ Съвета за акредитация на висшето образование (CHEA) ръководи процеса на издаване на сертификати за качество на електронното образование. През 2002 г. CHEA публикува документ [32], в който са определени 7 категории за систематично преразглеждане на дейността на институциите в тази област:

- Институционална мисия: предлага ли институцията електронно или дистанционно обучение?
- Организационна структура: структурата на институцията подходяща ли е, за да предложи качествено дистанционно обучение?
- Ресурси на институцията: достатъчно ли е финансирането на институцията за осигуряване на качествено дистанционно обучение?
- Учебен план и инструкция: подходящи ли са учебните програми за проектиране и внедряване на качествено дистанционно обучение?

- Факултетна поддръжка: разполага ли факултета с компетентни преподаватели и с достатъчно средства и оборудване за дистанционно обучение?
- Поддръжка на обучаваните: осигурени ли са студентите с материали, консултации, съвети и инструкции за дистанционно обучение?
- Резултати от обучението: оценяват ли се редовно постиженията на учащите?

През 2001 г. Европейската комисия в своя „e-Learning Action Plan“ [33] за успешното внедряване и усъвършенстване на електронното обучение чрез нови технологии, мултимедия и Интернет определи следните четири области:

- инфраструктура и оборудване, осигуряващи електронно обучение;
- технология на процеса на обучение, включително и осигуряване на преподаватели;
- услуги, свързани със защита на потребителите;
- сътрудничество и диалог чрез партньорство на образователните институции.

Множество проекти предлагат ръководства и инструкции за разработване на подходящо и съвременно учебно съдържание, услуги, среда за електронно обучение и тяхната оценка. Най-новите проекти на Европейската Комисия за оценка на качеството на електронното обучение са: SEEQUEL (Sustainable Environment for the Evaluation of Quality in E-Learning) [34]; EQO (The European Quality Observatory (EQO): Harmonizing Quality Approaches for E-Learning) [35]; SEEL (Supporting Excellence in E-Learning) [36]; TRIANGLE има за цел по-нататъшно развитие на резултатите от SEEQUEL, EQO, SEEL [37]; QUIS (Quality, Interoperability and Standards in e-learning) [38]; QUAL (The Quality of e-learning) [39]; U.N.I.Q.U.E. (United Now for Integrated Quality Urban/Suburban Education) [40].

Според Лисабонската стратегия на Европейския съюз [41] държавите членки имат намерение да превърнат в световен стандарт европейското образование до 2010 г. с цел:

- подобряване на качеството и ефективността на образователните системи;
- предоставяне на достъп до образование за всички;
- отваряне на Европейското образование към останалата част на света.

България е член на Европейския Съюз от 1 януари 2007 г., но много по-рано институциите в страната ни полагаха усилия да отговорят на европейските изисквания в областта на електронното обучение и да внедряват и интегрират информационни и комуникационни технологии във всички етапи на образователния процес. Българските

образователни институции разработват и прилагат критерии за оценка, за акредитация и за мониторинг на качеството съвместими с европейските и международни стандарти.

През 1996 г. българското правителство създава Национална Агенция за Оценяване и Акредитация (НАОА) за управление на процесите, свързани с качеството на висшето образование. НАОА оценява проекти за създаване на: нови образователни институции, факултети, специалности, учебни предмети и програми. В България процедурите по оценка на качеството и акредитация се състоят от:

- доклад за самооценка на институцията, на базата на набора от критерии или стандарти;
- външна оценка въз основа на посещение на място от екип от външни експерти;
- преглед на окончателния доклад за оценка от съответния Постоянен комитет;
- вземане на решение от Акредитационния съвет или от Постоянния комитет в зависимост от вида на процедурата. В Критериите за институционална акредитация на висше училище на НАОА е поставено изискване за наличие на материално-техническа база и изграден „център за дистанционно обучение (при акредитация на дистанционни програми)” [42].

За оценка на качеството на електронното обучение са създадени стандарти, които поставят изисквания към отделните аспекти на процеса на обучение.

На базата на стандарта ISO/IEC 19796-1 [43], публикуван през 2005 г. и ръководството за неговото приложение в електронното обучение, експертите хармонизират качествените подходи и системи за оценяване на качеството. Стандартът въвежда:

- Описателна схема за управление на качеството;
- Процесен модел, дефиниращ основните процеси, оказващи влияние при управление на качеството в областта на информационните и комуникационни технологии, образованието и обучението. Процесният модел [44] е разделен на 7 процесни области и 38 подпроцеса:
 - Анализ на потребностите (NA1-NA4);
 - Рамков анализ (FA1-FA6);
 - Концепция и дизайн (CD1-CD11);
 - Разработване/Реализация на концепцията (DP1-DP5);

- Внедряване (IM1-IM5);
- Учебен процес (LP1-LP3);
- Оценка/оптимизация (EO1-EO4).

Освен стандарта ISO/IEC 19796-1 за оценка на качеството на електронното обучение трябва да бъде приложен и стандарта за оценка на качеството на софтуера, тъй като той е основна съставна част от един електронен курс. Според стандартът ISO 9126 [45], качеството на софтуера се определя от следните характеристики: функционалност, надеждност, използваемост, ефективност, възможност за поддръжка, преносимост. В зависимост от това, дали става дума за процеса на разработване или за процеса на работа на потребителите с програмата, характеристиките могат да бъдат вътрешни и външни. Те са подредени в строга йерархична последователност, например:

1. Функционалност (вътрешна характеристика)
2. Устойчивост (подхарактеристика)
3. Брой функции (метрика).

Според стандарта ISO 9126 [45] метриките са показатели, които се отнасят към подхарактеристиките, като те имат цифрово означение: брой редове код, брой разклонения в програмата, брой цикли и др. Възможно е тяхната стойност да бъде и качествена оценка: например да/не; категорично-описателна – слабо/средно/силно.

Според ISO 9126 и по-новия му наследник ISO 25000 всяка метрика попада в точно определена подхарактеристика. В проучването си Abran [46] с цел подобряване точността на модела предлага една и съща метрика да бъде свързана с повече от една подхарактеристика. При оценка на даден софтуер от стандарта се подбират определен брой метрики.

Стандарти се прилагат в три аспекта - информираност за качеството, стратегия за качество и усъвършенстване на качеството.

Качеството на електронното обучение във всяка държавата зависи от културата, образователните цели и възможностите за приложение на съвременните форми на обучение. Поради тази причина целта на Европейската фондация за качество в електронното обучение е да се създаде Европейски Знак за Качество за уеднаквяване на понятията и стандартите. Този знак трябва да удостовери качеството на обучението в образователните организации, качеството на услугите и продуктите чрез присъждане на оценка, базираща се на анализ и измерване на качеството на компонентите на

образователните услуги на институциите: курсове за електронно обучение, системи за управление на учебния процес и др.

Според Pawlowski [47] обучение, притежаващо „Знак за качество“ (QSEL) трябва да отговаря на изискванията за управление на качеството според следните две категории:

- Качество на образователните организации - анализ и разработка на концепции за качество на организацията: мисия; визия; управление на образователните процеси; учебна среда; политика и стратегия на образователната институция; финанси и ресурси; ориентация на учащите; управление на персонала; иновации; резултати.
- Качество на компонентите – цели на обучението; текстов и дидактически дизайн; организационен и технически дизайн; използване на мултимедия; комуникации и техни алтернативи; изпитване и тестове, поддръжка на обучаваните от преподавателите.

Екипът за акредитация на QSEL разглежда и проверява 86 точки разделени в 3 категории:

- Общи критерии, свързани с всички продукти и услуги за електронно обучение;
- Системи за управление на учебния процес, засягащи платформите;
- Критерии за курса, използвани за оценка на програми за електронно обучение и модули.

Организацията може да използва QSEL Basic (минимални изисквания – сертификация на процеси, ориентация на учащият се и резултати) или QSEL Excellence, който обхваща всички аспекти за осигуряване на пълен контрол върху качеството на образователния процес.

Оценяването на ефективността на електронното обучение е тясно свързана с оценката на неговото качество. Понятието качество характеризира самата система на електронно обучение от гледна точка на съвкупността от свойствата ѝ, обуславящи пригодността ѝ да удовлетворява определени потребности в съответствие с предназначението ѝ. Ефективността на електронното обучение е постигане на целите на образователната институция при отчитане на резултатите, изразходваното време, материалните и трудови ресурси. Невъзможно е ефективността на електронното обучение да бъде оценена без да бъде оценено и качеството му, тъй като резултатните показатели от обучението зависят от качеството на подготовката на специалистите, от

прилаганите технологии и средства за обучение, от квалификацията на преподавателите и организацията на учебния процес. Според Кръстева „качеството на висшето образование е съизмеримо със степента на изпълнение на целите на съответната система на висше образование” [48]. Оценяването на ефективността на електронното обучение е свързано, от една страна с финансовите показатели – приходи/ползи и разходи за участниците в него, а от друга – с качеството на предоставения продукт (електронно обучение) – съдържателно, софтуерно и хардуерно осигуряване, с резултатите от обучението и с отчитане на показатели като успех и конкурентоспособност на випускниците на пазара на труда.

Освен изброените ISO стандарти образователните институции разработват и прилагат и стандарти за качеството на учебното съдържание, качеството на електронната комуникация, качество на хардуера, защита на потребителите и др. и след пълното прилагане на всички ISO стандарти, броят на показателите лесно може да надхвърли 2000, което прави оценката на качеството на електронното обучение изключително трудоемка и скъпоструваща.

Разгледаните по-горе показатели и ISO стандарти отразяват отделни частни аспекти на оценката на ефективността. За пълното и комплексно оценяване на електронното обучение са необходими голям брой показатели, предвид сложността на процеса – икономическо, програмно и техническо осигуряване, педагогически и социални аспекти.

1.2. Теоретични и приложни аспекти на оценяване на ефективността на електронното обучение

1.2.1. Модели за оценяване на ефективността

С цел оценяване на ефективността на електронното обучение са разработени редица модели [49], [50], [51], [52], които обхващат широк набор от показатели като: възвръщаемост на направените инвестиции; организация на учебния процес; интереси на участващите в процеса страни; резултати от обучението.

Един от широко използваните модели за оценка на ефективността на обучението е на Kirkpatrick, създаден през 1954 г. [49]. Първоначално моделът се е използвал за оценка на ефективността на обучението на персонала в бизнеса, а днес успешно намира приложение за оценка на нетрадиционни форми на обучение. Моделът включва 4 нива на оценка:

1-во ниво на оценка – реакция на обучаваните. Оценката показва удовлетворението на обучаваните. То се измерва чрез въпроси като: предизвика ли

интерес курса; достатъчни ли са интерактивните елементи; затруднява ли Ви навигацията в курса? При електронното обучение е подходяща on-line оценката, тъй като тя е свързана с ниски разходи и се осъществява бързо.

2-ро ниво на оценка – резултатите от обучението. Тя оценява степента, в която участниците повишават знанията и уменията си в следствие на обучение по дадена програма. Може да бъде извършена посредством тест преди и след обучението.

3-то ниво на оценка – поведение на работното място. Оценката отразява в каква степен новите знания и навици са се съхранили в паметта на обучавания и дали се използват на работното място. Изследването обикновено се извършва 3 до 6 месеца след провеждане на обучението, с цел да се оцени усвояването и утвърждаването на новите знания и навици. Използват се специални „карти на поведение”.

4-то ниво на оценка – оценява влиянието на обучението върху резултатите от дейността на организацията. Осъществява се чрез съставяне на контролни групи работници, провели обучение и оценяването им и сравняването им с работници, не участвали в обучение.

И четирите нива на оценка на ефективността на обучението на Kirkpatrick имат важно значение за оценяване на обучението, но с повишаването на йерархията на нивата се увеличава и сложността на събирането и обработката на информация, необходима за оценката. И днес, въпреки създаването на много нови модели за оценка, моделът на Kirkpatrick намира широко приложение.

Scriven счита, че най-важният приоритет в оценката на електронното обучение е финансовата възвръщаемост на инвестициите (ROI) [50]. Като допълнение към четирите нива на оценка, предложени в модела на Kirkpatrick, той предлага и оценката на възвръщаемостта на инвестициите като съотношение на приходите към разходите на програмата за обучение.

В модела си Holton [51] предлага три „слоя” на оценка на ефективността на електронното обучение от гледна точка на бизнеса:

- елементите на мотивация – мотивация за обучение и за прилагане на получените знания и умения в практиката;
- елементите на околната среда – култура на организацията и климата в колектива;
- възможност за „трансфер” на обучението – ефективно приложение на придобитите знания и умения от обучаваните в работата им и съответствие на обучението с организационните цели.

Друг широко използван модел за оценка на ефективността на електронното обучение е CIPP (Context input process product evaluation) [27]. Той е ориентиран към оценката на бизнес резултатите от обучението. Все още ръководителите на много организации виждат в средствата изразходвани за обучение на персонала излишни разходи, а не инвестиция. Моделът CIPP подпомага ръководството на фирмата да оправдае изразходваните средства за обучение и способства за вземане на ефективни управленски решения, относно вида, формата и съдържанието на програмите за обучение. Основни области в оценката на ефективността на обучението са измерване и анализ на показателите: „ефективност, ефикасност и съответствие на обучението”. Ефективността е свързана със средствата, изразходвани за обучение и се оценява чрез показатели, като: възвръщаемост на инвестициите, изразходвани за обучение, разходи за обучение за 1 служител, разходи за 1 час обучение или разходи за създаване на 1 курс. Ефикасността е свързана с резултатите от обучението, чрез оценяване на измерими подобрения, резултат от програмите за обучение - увеличаване на продажбите, намаляване на времето за обслужване на 1 клиент, намаляване броя на трудовите злополуки. Съвместимостта показва резултатите от обучението в цялата организация и по отделни подразделения в нея и къде обучението трябва да бъде подобро.

Моделът CIPP използва „критични” показатели за оценяване на ефективността от електронното обучение. Той способства от една страна за непрекъснато подобряване на образователния процес, а от друга страна доказва ценността на обучението на заинтересованите страни. CIPP подпомага вземането на по-добри решения за оптимизиране на инвестициите в обучението. Показатели като: финанси, инвентарен контрол, производство и продажби се използват успешно за оценка на ефективността на електронното обучение и вземането на правилни управленски решения.

Khan [53] разработва модел за оценка на ефективността на програмите за електронно обучение, който се основава на две измерения:

- Първото измерение се фокусира върху елементите на процеса на електронно обучение – хора, материали, процеси и продукти на обучението. Оценката включва отговори на въпросите: как са проектирани, как се преподават и как се доставят електронните курсове до обучаваните и каква е оценката на потребителите за програмите за електронно обучение.

- Второто измерение на оценката се отнася до последователността на процеса на електронно обучение. То включва развитието, в т.ч. планиране, дизайн, производство, доставка на електронни курсове и поддръжка на образователния процес.

Въпреки, че моделът на Khan обхваща относително широк кръг от въпроси за оценка, той не включва отчитането на някои важни фактори, влияещи върху резултатите от електронното обучение – връзката на обучението с резултатите от работата, влиянието на организационната култура в организацията, идеи за следващи стъпки в обучението при неудовлетворителни резултати и др.

Rosenberg [54] предлага модел, включващ четири аспекта, които организациите трябва оценяват при отчитане на ефективността на електронното обучение:

- стойностно-финансов аспект;
- качество на образователната услуга от гледна точка на четирите нива на Kirkpatrick;
- удовлетворяване на потребностите на обучаваните;
- скорост на обучението.

Моделът на Rosenberg включва оценяването на финансовите аспекти (разходи), потребностите на обучаваните (услуга), уникалността на Интернет-базираното обучение (скорост), както и изпълнението и резултатите от електронното обучение съгласно програмата за качеството му.

Посочените модели отразяват в голяма степен ключови аспекти на оценката: финансова възвръщаемост на инвестициите [50], удовлетворяване на потребностите на обучаваните, качество и скорост на обучението [54], но не способстват за разкриване на влиянието на показателите за ефективност на електронното обучение върху резултатните показатели. Друга част от моделите са предназначени за оценка на електронното обучение в бизнеса [51] и показателите в тях не са приложими към висшето образование. Само някои от посочените модели [52] и [54] позволяват отчитане на неудовлетворителните характеристики на електронното обучение и открояване на причините за това. Ето защо за оценяване на ефективността на електронното обучение е необходимо прилагането на стратегически управленски подходи, които позволяват след комплексната оценка на показателите за ефективност да бъдат приложени съответни мерки за отстраняване на слабостите и пропуските в дейността на организацията.

1.2.2. Подходи при оценяване на ефективността на електронното обучение

Съвременният мениджмънт се характеризира с разнообразни подходи за оценяване на ефективността от дейността на организацията. Тези подходи могат да бъдат ориентирани към:

- показателите на финансовата дейност;
- вътрешната среда и процесите в организацията;
- външната среда, в която функционира организацията.

Гореизброените подходи разглеждат отделни аспекти на функционирането и оценяването на дейността в организацията (от гледна точка на финансите, качеството, удовлетворението на клиентите, оптимизацията на бизнес-процесите в организацията и др.). Те се прилагат, когато в организацията съществуват отделни дейности с ниска ефективност например: заплахата от загуба на конкурентоспособност; много високи темпове на растеж, водещи до спад в качеството. Постигането на стратегическите цели на организацията и решаване на съществуващите проблеми в повечето случаи е възможно само чрез използването на няколко взаимно допълващи се един друг подхода, от изброените по горе.

- системните подходи разглеждат дейността на организацията като цяло и се прилагат с цел достигане на качествено ново състояние.

Подходът Total Quality Management (TQM) [55] е намерил своята адаптация при оценяване на ефективността на електронното обучение.

Основни принципи при оценката на ефективността в TQM са:

- ориентация към потребителя – да се разбират и оценяват настоящите и бъдещи потребности на работодатели, студенти, техните семейства и обществото като цяло;
- лидерство на ръководството – ръководството обезпечава единство на целите и направлява и съгласува дейността на организацията и сътрудниците с цел решаване на поставените задачи;
- въвличане на сътрудниците – положителната мотивация и рационалното използване на потенциала на сътрудниците ще допринесе за повишаване на ползите от електронно обучение за висшето училище;
- процесно-ориентиран подход – подход, ориентиран към подобряване на всички дейности във висшите училища и съответстващите им ресурси;
- системен подход към мениджмънта – разбирането и управлението на взаимосвързаните процеси във висшите училища като система допринася

за резултатността и ефективността на организацията при достигане на целите.

- постоянно подобряване – това трябва да е неизменна цел на висшето училище;
- вземане на решения, основани на факти и данни – ефективните решения да се основат на анализ на факти, данни и информация. За осъществяването на това е необходима система за събиране и анализ на информацията, свързана с всички аспекти на електронното обучение и взаимоотношенията с външната среда. Показателите за оценка трябва да са измерими и да способстват за анализ на степента на достигане на целите, заложи в плана за стратегическо развитие на висшето училище;
- взаимноизгодни взаимоотношения с партньорите – да носят взаимна изгода на всички участници в образователния процес.

Според Okland „TQM е всеобхватен подход за подобряване на конкурентоспособността, ефективността и гъвкавостта на цялата организация” [56].

При оценяване на ефективността на електронното обучение се използва широко и подхода на Европейската фондация за управление на качеството (European Foundation for Quality Management – EFQM) [57], който е свързан с определяне на стратегията и политиката, формиране и развитие на организационна структура, планиране, организация, ръководство и оценяване на административната дейност, координация и контрол на основните и подпомагащите процеси в образователната дейност. Системата на EFQM осигурява условия за практическо и действено прилагане на стратегията на образователната институция, разработване на правила, процедури и практически прийоми на работа и административна дейност.

Друг подход за оценка на ефективността и усъвършенстване на електронното обучение е „Flashlight Triad” [58], според който оценката обхваща 5 етапа, които включват:

1. Преглед на целите на основата на експертна оценка – определя се кои елементи от процеса на обучението да бъдат включени в оценката;
2. Фокусиране върху избраните елементите и определяне на тези, които са с решаващо значение за оценката (до 2-3 елемента);
3. Избор на елементи, включени в тройката за оценяване – технологията, използвана в обучението (Т), дейностите които ще се оценяват (А) и резултатите от дейността (О).

4. Събиране на данни за набелязаните области. Въпросите са свързани с оценяване на взаимодействието на технологиите и дейностите и взаимодействието на дейностите и резултатите.
5. След анализ на данните се правят съответните промени.

В посочените по-горе стратегически подходи в определена степен се припокриват подбраните показатели. Най-пълно спецификата на оценката на ефективността на електронното обучение е отразена в подхода EFQM [59]. Въпреки това, EFQM, както и други подходи, построени на неговата основа и адаптирани към висшето образование не съдържат в явен и конкретен вид точните показатели за оценка на ефективността на електронното обучение. Също така посочените подходи не позволяват да се разкрие и оцени взаимовръзката между показателите за оценка на ефективността от дейността на образователната институция и резултатите от тази дейност.

Ефективно управляваното електронно обучение е един от сериозните фактори за иновационно развитие на съвременното образование като цяло, тъй като приложението му осигурява конкурентоспособност на образователните институции. Електронното обучение е сложна система, която включва подсистеми на взаимодействие на преподаватели и студенти, на учебно-методическо, техническо и технологично обезпечаване, организация и управление на учебния процес. Съвременното висше образование изисква развитие и приложение не само на информационните и комуникационни технологии, но и значителни организационни изменения, иновации в кадровата политика и усъвършенстване на нормативно-методическата база на целия образователен процес, т.е. бъдещето развитие на електронното обучение е невъзможно без приложението на съвременни организационни подходи за оценка на ефективността и усъвършенстване на управлението на образователния процес.

1.2.3. Балансирана система от показатели за оценка на ефективността

Успешното развитие на електронното обучение във висшето образование се определя в голяма степен от съгласуването на стратегическото, оперативното и тактическото управление. Подход за оценка на ефективността, същевременно позволяващ на висшето училище да реализира успешно стратегията си е създадената от Robert Kaplan и David Norton през 1992 г., Балансирана система от показатели (*Balanced Scorecard* – BSC).

Една от основните идеи в BSC е идеята за измеримостта. Всички фактори, важни за управлението на организацията трябва да бъдат измерени и представени във вид на показатели. Девизът на концепцията е „Ако нещо не може да се измери, то не може да се управлява”.

В BSC авторите акцентират на „баланса между краткосрочните и дългосрочните цели на организацията, между финансовите и нефинансовите показатели, между текущите и целевите стойности на показателите за ефективност” [60]. В процеса на вземане на решение използването не само на финансова информация, но и информация за пазарната ситуация, качеството на изпълняваните в организацията дейности, а също и информация за сътрудниците е идеята за балансираност. Традиционно използваните финансови показатели за оценка на дейността на организациите, в системата BSC се считат за „късни” (да се реагира вече е късно), а показателите отнасящи се към перспективите Клиенти, Бизнес-процеси и Персонал се разглеждат като „ранни” (при тях има възможност да се реагира своевременно) [61].

В Таблица 1.2 са показани направленията за оценка на дейността на организацията от гледна точка на BSC:

Направление за оценка	Характеристика
Финансова перспектива	• основна характеристика за успешната дейност на организацията
Сътрудничество с потребителите	• успешното сътрудничество със стратегическите партньори е главен фактор за подобряване на финансовите резултати
Вътрешни бизнес процеси	• резултатът от вътрешните процеси е индикатор за бъдещи подобрения на параметрите на клиентската и финансовата перспективи
Интелектуални ресурси	• инвестициите в развитието на човешките ресурси са основен източник за създаване на стойност

Таблица 1.2. Направления за оценка на дейността на организацията [62]

В BSC усилията са насочени към изпълнението на стратегическите цели на организацията, като ефективността от дейността ѝ се оценява в четири направления (перспективи): финансова дейност, потребители, бизнес-процеси, обучение и развитие на персонала.

- Перспективата „Финанси” е свързана с финансовите цели на организацията и обхваща в дългосрочен план печалбата. На практика печалбата е

приоритетна цел на всички организации, но тя трябва да е в равновесие с останалите перспективи.

- Перспективата „Потребители” се фокусира върху способността на организацията да предоставя качествени стоки и услуги на клиентите с цел удовлетворяването на техните потребности.
- Перспективата „Бизнес-процеси” цели подобряване на дейността на организацията, като крайните резултати са качествени продукти и услуги.
- Перспективата „Интелектуални ресурси” включва обучението и развитието на персонала в организацията и усъвършенстване на корпоративната култура.

В BSC четирите направления са свързани чрез причинно-следствени връзки. Целта на BSC е те да са в баланс помежду си.

Първоначално BSC се е прилагала за оценяване дейността на частната индустрия от гледна точка на изпълнение на финансовите и нефинансовите показатели. „Днес BSC се определя от Harvard Business Review като една от най-значимите идеи в бизнеса за последните 75 години и се превърна в система за оценка на ефективността и управление на дейността както на частни, така и на обществени организации” [63].

Документът The Common Assessment Framework (CAF) е резултат от кооперацията между министрите на публичната администрация от Европейския съюз. CAF се препоръчва като инструмент за подпомагане на организациите от публичния сектор в Европейския Съюз, с цел да се осигури качествено управление в публичната администрация чрез изготвяне на самооценка на организациите. В документа CAF, BSC се поставя наравно с ISO [64]. „Внедряването на CAF улеснява използването на инструменти за управление, като BSC...”[64]. „Приложението на BSC нараства в публичния сектор в Европа” [64]. Поставен така въпроса, вече е не: дали, а кога ще бъде внедрена BSC в системата на образованието.

Между моделите, подходите и етапите за създаване и проектиране на BSC могат да бъдат разграничени гледните точки на авторите: Kaplan и Norton [61], [65]; Friedag и Schmidt [66]; Olve, Roy и Wetter [67]; Rampersad [68].

Според подхода на Friedag-Schmidt [66] основна перспектива в BSC е интелектуалния капитал, който придобива все по-голяма значимост за успешното развитие на организациите. Съвместните усилия на хората определят общите ориентири в организацията, описват стратегическите цели и обезпечават реализацията

на избраните направления. Процесът на построяване на BSC на Friedag-Schmidt включва седем етапа, всеки от които отчита мнението на заинтересованите в процеса страни:

- първият етап – определяне на мисията, вижданията и ориентирите в дейността на организацията;
- вторият етап – описва стратегията и мисията в рамките на социалните и икономическите аспекти на дейността и избора на цели като средства за достигане на мисията. Според Friedag-Schmidt на този етап сътрудниците структурират BSC в съответствие със своите индивидуални цели, т.е. осъществява се каскадиране.
- третият етап е съсредоточаване на усилията за достигане на главните ориентири в дейността на организацията и определяне на причинно-следствените връзки в BSC.
- четвъртият етап обхваща изучаването на потенциала (факторите за успех), определянето на ясни цели (конкретизиране на стратегически цели) и показатели за измерването им.
- петият етап – събиране на предложения по достигане на мисията в рамките на дейността на организацията и определяне на областите на развитие.
- шестият етап – създаване на стратегически проекти за действие и оценката им от гледна точка на SWOT анализа.
- седмият етап включва определяне на приоритетните проекти и на мероприятията от гледна точка на важността и срочността им.

Според Olve, Roy и Wetter [67] разработването на планове с конкретни действия и формиране на стратегически проекти трябва да се осъществяват от управленския персонал на съответните подразделения, след което да се утвърждават от висшето ръководство на организацията. Възгледите им се различават от тези на Kaplan и Norton само при осъществяването на процеса на каскадиране на BSC [67].

Четвъртият подход за построяване на BSC е свързан с името на Rampersad [68], който разработва и предлага нова ценността концепция за управление на развитието и промените, наречена универсална система от показатели (Total Performance Scorecard – TPS). Той я определя като систематичен процес на непрекъснато и последователно усъвършенстване, развитие и обучение, насочено към устойчив растеж на резултатите от дейността на сътрудниците и организацията. Според TPS „... ако на целите на личността се придава първостепенно значение, сътрудничеството между хората ще

бъде осъзнато, те ще бъдат лоялни и предани към организацията, което на свой ред ще засили тяхната мотивация и чувството на удовлетворение от изпълняваната работа” [68].

Формирането на BSC в нетърговски организации и образователните институции като цяло, започва в по-късен етап в сравнение с приложението на BSC в бизнес-организациите. Въпреки това висши училища в САЩ, Великобритания, Австралия и Русия прилагат успешно BSC за оценка и управление на дейността си.

В моделите за оценка на дейността на различни висши училища са намерили отражение разработките на Kaplan, Norton, Niven и др., и успоредно с това са отчетени специфичните особености на образователната дейност в тях.

В Единбургския университет, BSC се прилага за пръв път през 2002 г. Целта на ръководството е да приведе стратегията на университета в действие чрез съгласувани мероприятия за постигането ѝ. Подбраните показатели покриват изцяло мисията на университета. Стратегията за развитие се оценява в четири основни перспективи в следната последователност: удовлетвореност на потребителите; подобряване на вътрешните процеси; обучение на персонала и финанси [69].

Пред „Управлението по Образование” на щата Тексас е поставена задачата да осигури качествено обучение на над 4 милиона ученика и подготовката на 280 хиляди учители. Ефективността от дейността на всяко от 1200 училища се оценявала по над 300 показателя, като броят им се увеличавал с всяка година. Сложността на системата за оценка на ефективността не позволявала да се следват приоритетните за образованието цели. На конференция било взето решение да се използва BSC, като били включени следните перспективи: реализация на образователна политика (вместо финанси); успехи и постижения на учащите (вместо клиенти); образователен процес; обучение и развитие на персонала. Броят на показателите за оценка се намалил на 60 [70].

Стратегическите перспективи, които си поставя Университетът в Нюкасъл при разработване и прилагане на BSC са: обучение и растеж, вътрешни процеси, клиенти и финанси [71].

Изброените примери засягат основно приложението на BSC за оценка и управление на традиционното обучение, но BSC намира своето място и в образователните институции с електронно обучение.

В Университета в гр. Пардю, стратегическата карта включва следните перспективи: финанси, потребители, персонал, бизнес процеси. BSC се използва за

оценка на ефективността на електронното обучение и за усъвършенстване на управлението му [72].

В Quality-driven Universities електронното обучение се оценява от гледна точка на перспективите: общество, клиенти, финанси, процес и персонал [73].

При проучването на практическото приложение на BSC във висшето образование бяха разграничени следните разновидности при подреждане на стратегическите перспективи в картите, разработвани и прилагани от образователните организации:

- приложение на класическия модел, разработен за търговски организации от Kaplan и Norton;
- разместване на местата на клиентската и финансовата перспектива, при отчитане на обстоятелството, че приоритет за висшите училища е удовлетворяване на индивидуалните и обществени потребности от качествено образование [74];
- преместване на финансовата перспектива на най-ниската степен на йерархията на стратегическата карта;
- замяна на клиентската перспектива с перспективата „Общество” или „Ориентация към взаимоотношения” [74].

В повечето практически модели, при формиране на BSC за държавни и нетърговски организации преобладава стремежа към запазване на класическата стратегическа карта разработана от Norton и Kaplan. Съществуват и различия, свързани с разместване на местата на перспективите в стратегическата карта на BSC. Тези различия се дължат, от една страна на различни приоритетни цели на висшите училища, а от друга на възможностите за създаването на динамичен и гъвкав модел чрез BSC при постигането им. При разработване на BSC, висшите училища в повечето случай използват еднакъв набор от перспективи, което говори, че образователните институции споделят еднакви ценности като цяло.

BSC притежава следните възможности:

- определянето на стратегическите приоритети за висшите училища и разработването на конкретни мерки за постигането им;
- привеждане в съответствие стратегическите цели и стратегическия план и възможност ръководството да получава обратна информация за постигането им;

- оценяването на финансовите и нефинансови показатели за дейността на висшите училища при създаването и реализацията на образователни услуги;
- оценяването на ефективността от дейността, както на висшето училище като цяло, така и тази на всички йерархични звена в него;
- събраната информация може да се използва по различни начини – за идентифициране на добрите практики, прилагането им във всички отдели и звена и отстраняване на пропуските. BSC осигурява рационална основа за вземане на бъдещи решения относно бюджета и разпределението на ресурсите и контрола върху процесите в организацията;
- възможност за сравняване с ефективността, постигната от конкурентни организации;
- откриване на силните и слабите страни в дейността на организацията и съставяне на прогнози за бъдещи периоди;
- намаляване на броя на показателите за оценка на ефективността и ускоряване на този процес.

В резултат на проучването, анализа и оценката на управленските подходи беше избрана BSC, като система от взаимосвързани перспективи, цели и показатели, отразяващи състоянието на основните направления на дейността на висшето училище и позволяваща да се установят и отстранят причините за несъответствие в процесите, протичащи в образователната институция.

В дисертационния труд при създаването на модел и метод за приложение на BSC за оценка на ефективността на електронното обучение във висшето образование бяха отчетени следните обстоятелства:

- спецификата на приложение на BSC при оценяване на ефективността на електронното обучение е аналогична на гледната точка в модела на Kaplan и Norton по отношение избора на перспективите и йерархията им в стратегическата карта;
- при оценяване на ефективността на електронното обучение е необходима модификация на стратегическите цели и на ключовите показатели;
- оценката на показателите за ефективност и определяне на целеви стойности позволява използването им за подобряване на резултатите от електронното обучение.

1.3. Методи за оценяване и прогнозиране на ефективността на електронното обучение

1.3.1. Статистически и математически методи

Приложението на статистически и математически методи за оценка на ефективността на електронното обучение има своите специфични особености, които се определят от характеристиките на обществените системи – наличието на голям брой елементи в изследваната система, взаимовръзката между тях, единството и противоречията на интересите и целите на отделните участници.

Задачата за оценка на ефективността на електронното обучение се характеризира с голям брой зависими величини с различни динамични връзки между тях (например успех на обучаваните и финансови ресурси на обучаващата организация). Тези връзки се описват чрез сложни системи уравнения и неравенства и могат да възникнат трудности при решаването им с традиционни математически методи.

В редица случаи възниква необходимост да се максимизират и/или минимизират множество показатели (максимален брой на успешно завършилите студенти, минимален брой студенти със слаб успех), което изисква съставянето на критерии за оптималност. За решаването на такива задачи са необходими повече от една целева функция, отчитане на ограничеността на ресурсите, отчитането на времеви фактор за постигане на оптимални резултати.

Случайният характер на факторите, влияещи върху разглежданата система, предполагат вероятностен (стохастичен) характер на технико-икономическите параметри и коефициенти на целевите функции.

В много случаи зависимостите между различните функции или параметри на целевата функция са нелинейни. Например, зависимостта между разходите за електронно обучение и реализацията на завършилите на пазара на труда. Такъв вид задачи са свързани с моделиране на процеса на търсене на специалисти на пазара на труда при отчитането на нелинейното изменение на факторите наличие на свободни работни места, инвестиции в конкретния отрасъл и др.

При оценката на ефективността на електронното обучение във висшето образование е характерна дискретността на променливите, обусловена от целочислеността на редица показатели (например брой обучавани, брой преподаватели, брой курсове, брой екрани) и неотрицателните им значения (реални предмети и отрязъци от време не могат да са по-малки от нула).

Висшите училища не са статични съвкупности от елементи, а развиващи се под въздействието на вътрешни и външни фактори динамични системи, от което следва, че решенията приети на базата на конкретни математически методи по-рано се отхвърлят напълно или частично от решения взети по-късно. Самите математически методи остаряват морално и технически и се заменят с по-съвременни.

Електронното обучение притежава специфични особености, които го доближават до характеристиките на педагогическа, техническа, технологична, социална и икономическа системи.

В литературните източници са предложени математически и статистически методи за оценка на различни аспекти на процеса на електронното обучение, но ще бъдат разгледани само на тези от тях, които в най-голяма степен са свързани с ефективността му.

Smith и Ferguson [75] изследват ефективността на електронното обучение по математика, като прилагат дисперсионен анализ и сравняват резултатите от обучението на студентите с тези на студенти от традиционен курс. Те анализират показателите: брой отпаднали студенти от обучаващи се електронно в курс по математика и удовлетворението им от обучението.

Haverila и Barkhi [76] разглеждат ефективността и резултатността на електронно обучение като функция от предишен опит на участниците в електронен курс. Те тълкуват резултатите на базата на статистически количествени и качествени методи.

Березюк [77] и Хубаев [78] прилагат поглъщащи вериги на Марков за прогнозиране на учебния процес при електронно обучение. Целта е да се прогнозира вероятността за завършване или отпадане на студентите на основа на анализ на статистически данни, получени след внедряване на система за дистанционно образование в Института по Информатика в Дон.

Рыбанов, Шевчук и Приходько [79] и Елисеев [80] предлагат като мярка за ефективността на електронно обучение да се използват оценките от изпитите на студентите. Оценката на ефективността на електронното обучение се изследва чрез контролни карти и хистограми на базата на разпределението на получените оценки по отделни дисциплини. За наблюдение на отклонението от средната оценка, динамиката на оценките по дисциплини и броя на неуспешните оценки са разработени три вида контролни карти.

Faууоuтi [81] от Университета в гр. Саленто, Италия, Секция „Управление на електронния бизнес“ разработва мерки за повишаване на ефективността на електронното обучение, чрез дефиниране и изследване на факторите, влияещи върху нея, а именно: удовлетворение на обучаваните (EFF04), източници на финансиране (LC12), количеството на учебния материал в курса (CON04), и организацията на потребителския интерфейс (CON07). Faууоuтi предлага да се класифицират факторите в отделни категории и чрез количествени статистически изследвания да се предскаже ефективността на програмите за електронно обучение.

Albeanu [82] предлага подобрене на модела за оценка на качеството (Capability Maturity Model). Предложеният модел за определяне на степента на „зрялост“ на електронното обучение е базиран на размита логика, и би могъл да се прилага за сравняване на качеството на различни учебни дисциплини и на различни висши училища с електронно обучение.

Успешната реализация на висшите училища на пазара на образователни услуги зависи от стремежа им да постигнат поставените цели. Висшите училища функционират в сложна и постоянно променяща се среда и е трудно да се предвиди влиянието на множеството външни и вътрешни фактори върху дейността им. Организацията и управлението на процесите, протичащи във висшето образование са свързани с вземане на решения. Възможността да се предсказват определени аспекти на управленския процес преди вземане на решение, позволява да се направи максимално добър избор между различни алтернативи. Целта на прогнозирането е да се намали риска от грешка при вземане на управленски решения. В дейността по прогнозиране обаче винаги съществува риск от грешки, който може да бъде намален чрез избор на подходящ прогнозиращ метод.

При вземане на решения рискът от грешки не може да бъде елиминиран напълно и затова е необходимо да се определи неточността на прогнозата. В процеса на прогнозиране се оценява и грешката на самата прогноза. Този подход намалява риска от вземане на неправилно управленско решение. Прогнозирането е част от системата на управление и като подсистема тя взаимодейства с другите компоненти на системата, играейки немалка роля в крайния резултат. Най-разпространените методи за прогнозиране са:

- Екстраполация. Този метод се основава на хипотезата, че възникнали по-рано закономерности ще действат и в периода, за който се изготвя

прогноза. Прогнозираните показатели се изчисляват като продължение на динамичен ред в бъдещето, според проявена в миналото закономерност.

- Метод на експертните оценки. В случаи, когато е трудно да се даде количествена оценка на показателите, най-често за дълги периоди, специалисти в дадена проблемна област изготвят прогнози чрез индивидуална или колективна експертна оценка, метод на експертна комисия, метод на интервю. Широко използван в практиката е методът „анкетиране на експерти” [83].
- Метод на сравнението (аналогията). При този метод данни за дейността на даден обект се пренасят върху друг. Този метод изследва процесите, явленията и отделните показатели посредством тяхното сравнение с други аналогични процеси, явления или показатели, приети за еталон или база. Той позволява да се отразят отклоненията от еталона и на тази основа да се изследват причините и факторите, които ги пораждат [83].
- Математическо моделиране. Възможните състояния на обекта и пътят за постигането им се описва с помощта на математически формули.

Широко разпространение в практиката на прогнозиране имат статистическите регресионни модели. Функционалната зависимост, която описват може да е линейна или нелинейна. Основен момент при построяване на модела на регресия е избор на значими независими променливи, определянето на регресионни коефициенти, и проверка на неговата адекватност.

През 1970 г. е разработен клас алгоритми ARIMA [84] за прогнозиране на времеви редове на базата на информация, съдържаща се в предисторията на прогнозирания ред. При този модел не е характерен строго определен метод за прогнозиране. На основата на предисторията и текущите стойности на показателите на изследвания обект, алгоритъмът сам избира най-подходящия метод за прогнозиране.

Посочените статистически и математически методи се прилагат за оценяване и разкриване на взаимовръзката между отделни частни аспекти на ефективността на електронното обучение – вероятност на отпадане на студентите от обучение [75], [77] и [78]; анализ на успеха на студентите [79] и [80]; сравняване на качеството на учебните материали по отделни дисциплини [82]. Гореизброените методи не могат да служат като инструмент за разкриване на устойчиви зависимости между резултатите от обучението и показателите за ефективност от BSC. Задачата за разкриване на функционалната зависимост между показателите от BSC и резултатните показатели от

електронното обучение е възможно да бъде решена чрез методите на прогнозиране, които способстват да се определят промените на реалните процеси в бъдеще.

1.3.2. Приложение на изкуствени невронни мрежи за оценка и прогнозиране на ефективността на електронното обучение

При оценяване и прогнозиране на ефективността на електронното обучение намира приложение и апаратът на изкуствени невронни мрежи (НМ). Той се използва за прогнозиране на различни аспекти на електронното обучение – ефективност, вероятност за успешно завършване на курса на обучение, качество, удовлетворение на участниците от обучението и др.

Baker и Richards [85] сравняват традиционните методи на линейна регресия и невронни мрежи с цел прогнозиране на разходите за образование. Те прилагат методите на НМ за прогнозиране на разходите на учениците в САЩ като сравняват резултатите от прогнозата на НМ с обратно разпространение на сигнала за грешка с прогноза, изготвена чрез многовариантен регресионен модел, разработен от Националния център по образователна статистика. Установяват, че прогнозата е по-точна, ако е изготвена чрез линеен модел в сравнение със статистически модел.

Zhong, Nan и He [86] оценяват качеството на образованието на завършващите студенти чрез НМ. Те разглеждат оценката като основен показател за качество на обучението. Предлагат нелинеен метод за оценка, и използват НМ като инструмент за нелинейно моделиране.

Hardgrave, Wilson и Walstrom [87] отчитат, че регресионния анализ използван за прогнозиране на успешното обучение на студенти не е особено ефективен и прилагат подход с използване на невронни мрежи. В резултат установяват, че НМ се представят не по-зле от традиционните методи и си струва да бъдат изследвани.

В статията си, авторите Lykourantzou, Giannoukos, Mpardis, Nikolopoulos и Loumos [88] отчитат, че нарастващото приложение на електронното обучение изисква създаване на механизъм за прогнозиране на успеха на студентите на ранен етап от курса. Това би позволило на инструкторите да повишат ефективността на електронното обучение, като обръщат специално внимание на тези студенти, които имат нужда от това. Авторите прилагат метод за прогнозиране на успеха на студентите при провеждането на електронен курс с продължителност 10 седмици. При предложения метод се използва многослойна невронна мрежа без обратни връзки с цел да се прогнозира успеха на студентите, като те бъдат разпределени в две групи според техния успех. За входни данни на модела се използват резултатите от тестове с

многовариантен избор. Получените резултати показват, че точна прогноза е възможна след третата седмица от 10 седмичния курс. След разделянето на студентите в групи, ниските нива на грешните прогнози демонстрират адекватността на избрания подход. Прогнозата от НМ е сравнена с прогноза, изготвена чрез линейна регресия и е приложена върху същия проблем като извода е, че НМ са по-ефективни във всички етапи на прогнозирането. Предложената методология би подпомогнала инструкторите в предоставянето на по-добри образователни услуги, както и да им покаже кои студенти имат нужда от специфична подкрепа.

Авторите Romero, Ventura, Espejo и Hervás [89] изследват on-line активността на студентите и окончателните им оценки на базата на данни от 7 електронни курса в Университета в Кордоба, Испания. Прилагат техники за дискретизация на оригиналните числени данни с цел да се класифицират студентите в зависимост от on-line активността им и окончателните им оценки.

С цел прогнозиране на отпадащите от електронно обучение студенти, в [90] разработват метод базиран на три различни вида архитектури на невронни мрежи. Архитектурите на НМ, които се използват са: невронна мрежа без обратна връзка, машина с поддържащи вектори (Support Vector Machine) и опростен размит ARTMAP на Касуба (SFAM) [91]. Авторите отбелязват, че дадена на архитектура на НМ може да не успее да класифицира точно някои от студентите и предлагат три различни схеми за вземане на решение, които комбинират по различен начин резултатите от трите архитектури на невронни мрежи. Сравняват резултатите, които получават с други методи, използвани върху подобни проблеми и установяват, че решението чрез НМ е значително по-добро.

Апаратът на НМ намира приложение и при оценката и прогнозирането на качеството на електронното обучение от гледна точка на удовлетворението на всички включени в този процес страни и на бъдещите намерения на студентите за обучение в on-line курсове.

Udo, Bagchi и Kirs [92] изследват ефективността на електронното обучение като прилагат подход за оценка на качеството на услугите SERVQUAL [93]. Според тях оценката на качеството на електронните курсове е стратегически проблем, който е критичен за развитието на електронното обучение. Те предлагат модифициран SERVQUAL инструмент за оценка на качеството на електронното обучение, който включва оценката на пет измерения: Осигуряване, Съпричастност, Отзивчивост, Надеждност и Съдържание. Направен е анализ на данни събрани от 200 студенти,

обучавани електронно, който показва, че четири от тези пет измерения (с изключение на Надеждност) оказват значително влияние при възприемането на качеството на електронното обучение, което от своя страна влияе на удовлетворението на студентите и на бъдещите им намерения за обучение в on-line курсове.

Mahapatra и Khan [94] предлагат методология за оценка на качеството на техническото образование на базата на апарата на невронните мрежи, като определят общи минимални показатели за качество, които трябва да се наблюдават с цел удовлетворението на всички заинтересовани страни. Разработват и софтуер, чрез който прогнозираят качеството на обучението от гледна точка на различните участници в образователния процес.

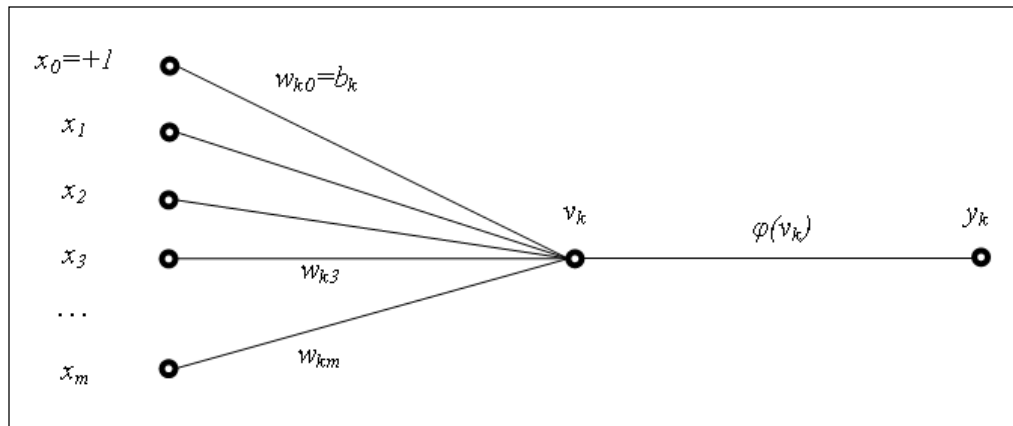
НМ все повече се използват като инструмент за анализ, моделиране и прогнозиране при решаване на конкретни задачи в икономиката - оценка на кредитния риск, контрол на операции с кредитни карти, прогнозиране на борсови индекси, курсове на валути, цени на ценни книжа и др. [95], [96], [97]. Прогнозите в тази област по принцип се отличават с високо ниво на грешки, но все по-широкото приложение на апарата на невронните мрежи повишава точността им. За това допринасят съвременните теоретични и практически постижения в областта на невронните мрежи.

За решаването на конкретната задача, поставена в дисертационния труд, а именно съставяне на прогнозен модел за оценяване на резултатните показатели от електронното обучение на основата на показателите от балансираната система беше избран подход за разработване на подходящ модел, използващ невронни мрежи.

1.3.2.1. Класически модел на неврон

Класическият модел на неврона се състои от следните елементи:

- набор от синапси или свързващи връзки, всяка от които се характеризира със собствено тегло или сила. Синаптичните тегла на изкуствен неврон могат да приемат както отрицателни, така и положителни стойности;
- сумиращ възел за сумиране на входните сигнали v_k (Фигура 1.2), известен още като линеен комбинатор.



Фигура 1.2. Математически модел на неврон

Математическият модел на неврона на фиг. 1.2 съдържа външно прилагана стойност b_k . Това е променлива, която играе роля във формирането на резултата от изпълнението на активиращата функция φ на неврона.

Стойността x_m на входа на синапса, свързан с неврон k се умножава по синаптичното тегло w_{km} . Първият индекс k на синаптичното тегло се отнася до неврона, който се разглежда (в случая неврон k), а вторият индекс m се отнася до входа на синапса, за който се отнася даденото тегло. Математически, работата на неврона може да бъде описана чрез следните уравнения:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j ; \quad v_k = u_k + b_k \text{ и } y_k = \varphi(v_k) \quad (1.2)$$

където $x_1, x_2, \dots, x_m$ са входните стойности на неврона; $w_1, w_2, \dots, w_m$ – синаптични тегла; b_k – отместване на входния потенциал на неврона; φ – активираща функция; y_k – стойност на изхода на неврона; v_k – активиращ потенциал или индуцирано локално поле.

Активиращата функция $\varphi(v)$ определя изхода на неврона в зависимост от активирация потенциал v . Могат да бъдат използвани следните видове активиращи функции:

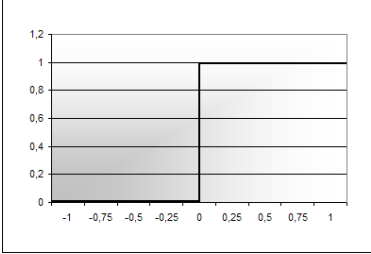
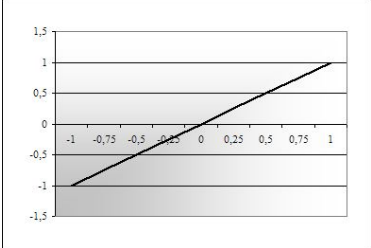
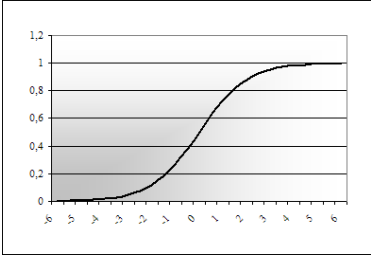
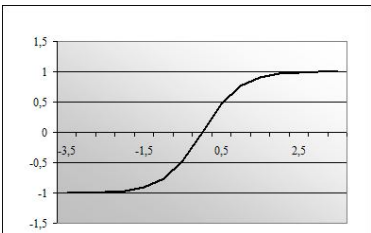
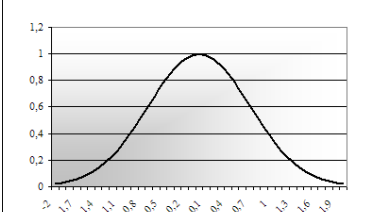
Прагова функция – тази функция може да бъде описана чрез следната система: $\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{ако } v > 0 \\ 0, & \text{ако } v \leq 0 \end{cases}$ Този неврон се нарича и McCulloch – Pitts неврон. Той връща стойност 1, ако индуцираното му локално поле е положително и 0 в останалите случаи.	
Линейна функция – намира приложение при решаване на проблеми свързани с линейна апроксимация. Функцията, която се използва е: $\varphi(v) = av + b$	
Сигмоидна функция – графиката на тази функция е с формата на буквата S и това е най-често използваната функция при конструирането на невронни мрежи с цел намиране на нелинейни зависимости. Тази функция е строго растяща в $[-\infty; +\infty]$, а резултата е ограничен в $[0; 1]$. Името и логистична функция идва от Pierre Franois Verhulst през 1844 г., който я използва, за да изследва нарастването на популации. Функцията, която се използва е: $\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)}$	
Хиперболичен тангент. Графиката на тази функция също както при сигмоидната функция е с формата на буквата S, но за разлика от нея резултата от изпълнението и е в интервала $[-1; 1]$. Функцията която се използва е: $\varphi(v) = \tanh(v) = \frac{\exp(v) - \exp(-v)}{\exp(v) + \exp(-v)}$	
Радиално базова активираща функция. Обикновено се използва гаусова функция: $\varphi(v) = a \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right)$	

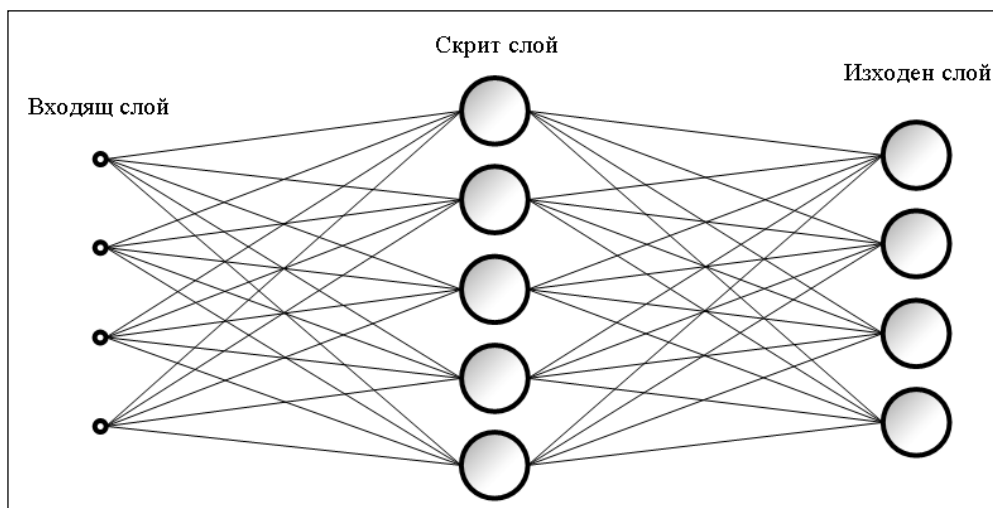
Таблица 1.3. Активиращи функции, използвани в НМ

При конструирането на НМ може да бъде използвана всяка от активиращите функции на неврона посочени по-горе.

1.3.2.2. Архитектури на слоести невронни мрежи

Ще бъдат разгледани архитектури на невронни мрежи, приложими за решаване задачите на прогнозирането.

НМ се състоят от неврони. При слоеста НМ всеки неврон от даден слой е свързан с всички неврони от следващия слой. Показаната мрежа на Фигура 1.3 е двуслойна, защото в терминологията на невронните мрежи входящия слой не се отчита, тъй като той разпределя входящите сигнали.



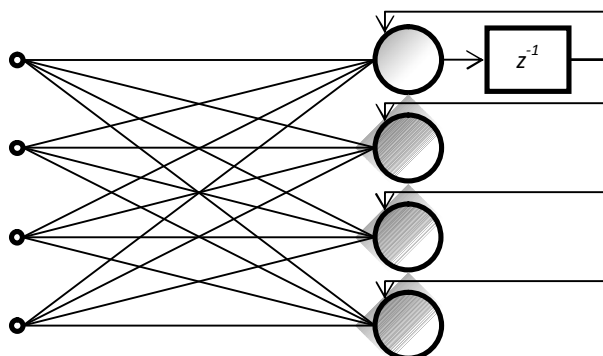
Фигура 1.3. Двуслойна НМ

В зависимост от начина на свързване на невроните в слоеве, невронните мрежи могат да бъдат класифицирани по следния начин:

- НМ без обратна връзка (ациклична). Условно се разделят на еднослойни и многослойни. При еднослойните мрежи, невроните от входящия слой се проектират върху невроните от изходящия слой. Тези НМ се наричат още ациклични, а изходящия им слой - изчислителен. Наименованието на НМ, по отношение на броя слоеве зависи от броя на изчислителни й слоеве. Многослойните мрежи се отличават от еднослойните по наличието на допълнителен брой изчислителни слоеве, които се наричат скрити. Съответно невроните в тях се наричат скрити неврони. Чрез добавяне на скрити слоеве към НМ се усложнява апроксимиращата нелинейна зависимост. Необходимост от добавяне на още скрити изчислителни слоеве неврони възниква, когато НМ трябва да обработи големи количества информация. При малък брой неврони синаптичните тегла могат да бъдат пренаситени от голямото количество данни. Този проблем може да бъде решен с помощта на добавяне на нови синаптични тегла и неврони.

При НМ без обратна връзка, невроните от всеки изчислителен слой имат за вход изхода на невроните от предишния слой. Изходният сигнал от последния изходен слой е резултат от работата на цялата невронна мрежа върху данните подадени на входния слой. Мрежата на фиг. 1.3 е без обратни връзки и напълно свързана, защото всеки неврон от даден слой е свързан с всички неврони от следващия чрез синаптични връзки. Ако някои от връзките липсват мрежата се нарича частично свързана.

- НМ с обратна връзка. За разлика от НМ без обратни връзки, тези мрежи имат поне една обратна връзка. На фиг. 1.4 е представена мрежа с обратна връзка, при която изхода на първият неврон е свързан с входовете на всички неврони. Невронната мрежа на фиг. 1.4 няма скрити слоеве. Тази мрежова архитектура изисква оператор наречен „единица за закъснение на сигнала” z^{-1} . Цикличните мрежи са подходящи при прогнозиране на времеви редове. Наличието на обратни връзки оказва положително влияние върху изчислителните способности на мрежата. Обратните връзки в такава мрежа също имат синаптични тегла, но могат да бъдат и с константна стойност от 1.



Фигура 1.4. Циклична невронна мрежа

Цикличните НМ могат да бъдат класифицирани като:

- Прости. Известни са още и като Elman-Jordan мрежи. Използват се трислойни мрежи, като във входящия слой има добавени допълнителни контекстни елементи. Тези контекстни елементи са свързани със скрития (според Elman) или изходния (според Jordan) слой, като връзките имат константно тегло от единица [98].
- Мрежа тип ESN (Echo State Network). Този вид мрежа представляват циклични мрежи със скрит слой с обратни връзки към него, които са произволно свързани. Единствената част от мрежата, която се променя по време на обучението ѝ са теглата на изходните неврони. Според Jaeger

„Този вид мрежи е приложим за възпроизвеждането на времеви редове.” [99].

- Йерархични невронни мрежи. Използват различни начини за свързване на елементите си. Те са свързани по такъв начин, че йерархичното поведение може да бъде декомпозирано в няколко на брой подструктури.

За избора на мрежова архитектура не са установени строги правила и често се експериментира с няколко архитектури. Според целта на задачата се подбира тази НМ, която дава по-точни резултати или НМ, която се обучава и работи по-бързо. През 1989 г. Cybenko доказва математически [100], че всяка нелинейна функция може да бъде апроксимирана от невронна мрежа с поне един скрит слой със сигмоидна функция на изходите на невроните.

За разлика от липсата на правила за определяне на броя на скритите слоеве на НМ, съществуват правила за приблизителна оценка на броя на невроните в даден слой. Според Круглов и Голунов [101] броят на невроните в скрития слой на НМ може да се определи приблизително на базата на обема и размерността на данните за обучение по формулите:

$$\frac{mN}{1+\log_2 N} \leq L_w \leq m \left(\frac{N}{m} + 1 \right) (n+m+1) + m \quad (1.3)$$

$$L = \frac{L_w}{n+m} \quad (1.4)$$

$$2(L+n+m) \leq N \leq 10(L+n+m) \quad (1.5)$$

където: n е размерност на входящия сигнал; L – брой скрити слоеве; L_w – необходимо количество синаптични връзки; m – размер на изходящия сигнал; N – брой елементи в обучаващата извадка.

Въпреки, че правилото на Круглов и Голунов не определя с абсолютна точност броя на невроните в скрития слой, то може да подпомогне проектирането на невронни мрежи за решаване на конкретни задачи.

1.3.2.3. Обучение на невронни мрежи

Приложението НМ в прогнозирането и управлението на обществени системи се обуславя от способността им да апроксимират нелинейни зависимости. За решаването на приложни задачи в различни области на науката, НМ трябва предварително да бъдат обучени. Процесът на обучение наподобява натрупване на опит и е от съществено значение за подобряването на работата им. Според начина на обучение на НМ, то може да бъде осъществено „без учител” и „с учител”.

При обучение „без учител” на НМ последователно се подават вектори от обучаващия набор. Обучаващият алгоритъм настройва синаптичните тегла на невроните, така че сходните входящи вектори да се групират в класове. След това при работата на НМ, когато ѝ бъде подаден нов (непознат) вектор тя разпознава към кой клас принадлежи. Използва се при задачи за разпознаване на изображения, клъстеризация и др.

За обучение на НМ „с учител” е необходимо наличието на 2 набора вектори - набор вектори от входни данни и съответстващ му набор вектори от желани изходни данни. По време на обучението успоредно с вектор от входните данни на НМ се подава съответстващия му вектор от набора с изходни данни. Синаптичните тегла на невроните се пренастройват по такъв начин, че впоследствие по време на работата на НМ при подаването на същия входящ вектор (или подобен на него), мрежата се стреми да получи подадения при обучението вектор от набора изходни данни (или максимално близък до него).

НМ се обучават чрез процес на адаптиране, на базата на промяна на синаптичните тегла. Мрежата се обучава все по-добре след всяка итерация на учебния процес. Наборът от правила, по които се осъществява обучението се наричат алгоритъм за обучение. Алгоритмите за обучение се различават по начина, по който се осъществява промяната на стойностите на синаптичните тегла.

При обучение на НМ „с учител”, на входа ѝ се подава входящ вектор с данни, а в резултат на изхода ѝ се получава изходящ вектор. На базата на разликата между действителния и желания изходящи вектори се изчислява сигнал, който се използва от обучаващия алгоритъм за промяна на стойностите на синаптичните тегла на невроните в мрежата от изхода към входа. Този процес се повтаря няколко пъти за всички входящи и изходящи вектори, докато грешката бъде усреднена и минимизирана върху целия обучаващ набор.

Обучението „с учител” е подходящо за НМ, които се използват за апроксимация на функция.

Класически методи за обучение на НМ са:

- обучение на перцептрон, предложен от Rosenblatt (1959);
- Delta Rule, предложено от Widrow и Hoff (1960).

Един от най-често използваните алгоритми за обучение е обучение по метода на обратно разпространение на сигнала за грешка (Generalized Delta Rule). Според

Wong, Bodnovich и Selvi [102] около 95% от практическите приложения на невронни мрежи използват този алгоритъм.

Обобщеното Delta-правило се явява обобщение на правилото предложено от Widrow и Hoff [103], като правило на най-малки средни квадрати. Основната разлика между Delta-правилото и правилото за обучение на перцептрон е начина, по който стойностите на изхода на НМ се използват при обучението. Widrow и Hoff прилагат Delta-правилото в така наречения адаптивен линейен елемент. Това е устройство, което се състои от няколко резистора, свързани към схема, която може да сумира напреженията, предизвикани от входящите електрически сигнали. След суматора следва елемент, на чиито изход сигналът е 1 или (-1) в зависимост от полярността на сумата. Система с няколко изхода може да бъде построена като се свържат успоредно няколко устройства от този тип. Недостатък на тази архитектура е, че НМ, която може да бъде получена е ограничена само до 1 слой от метода на обучение. Проблем е да се подберат коефициентите $w_1, w_2, \dots, w_n$ така, че устройството да работи правилно за голям брой произволно избрани обучаващи примери. Ако това не е възможно, то тогава усреднената грешката трябва да бъде минимизирана чрез метода на най-малките квадрати. Под адаптивност на линейния елемент се разбира, че се използва механизъм, по който синаптичните тегла се настройват итеративно така, че при работата на НМ на изхода да се получават верни стойности.

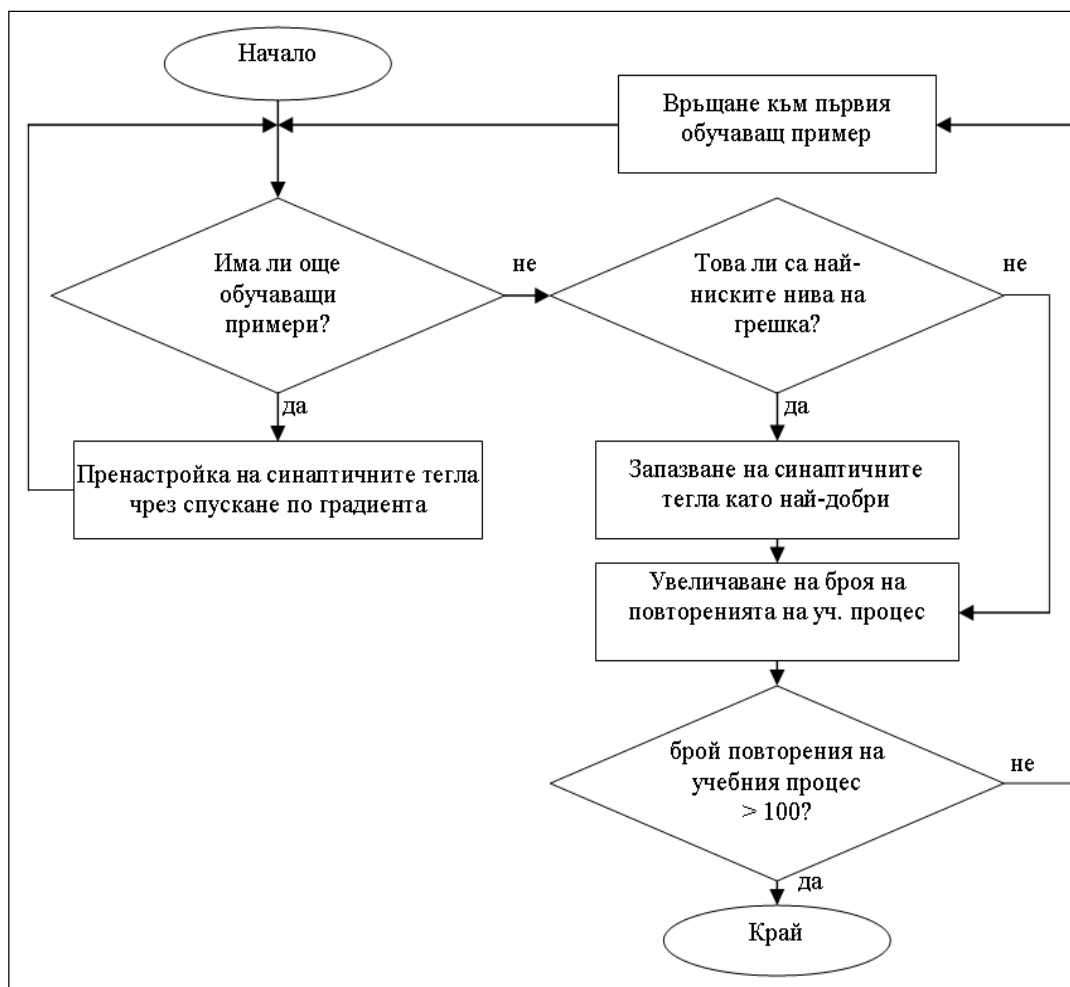
НМ с линейна активираща функция може да представи линейната връзка между стойността на входните неврони и стойността на изходните неврони. Линейната активираща функция дава възможност да бъде построена НМ, която решава задача за апроксимация, вместо разглежданата по-горе задача за класификация, решавана чрез НМ с прагова активираща функция.

Delta-правилото е метод за обучение на НМ, който работи на базата на спускане по градиента, за да обновява синаптичните тегла на невроните в еднослойни НМ. Delta правилото се явява частен случай на по-общия алгоритъм за обратно разпространение на сигнала за грешка.

Еднослойната НМ има ограничения, тъй като класът задачи, които може да реши е ограничен. Minsky и Papert [104] предлагат решение на проблема как да бъдат настроени синаптичните тегла на скритите неврони при многослойните НМ. Друго решение дават Rumelhart и Hinton [105]; Werbos [106] и Yan Le Cun [107]. Те предлагат сигнала за грешка на невроните от изходния слой да се изпраща обратно към скрития слой. Така възниква наименованието „метод за обучение на НМ чрез

обратно разпространение на сигнала за грешка”. Друго име под което се среща този метод в литературата е обобщено Delta-правило.

Процесът на обучение на НМ чрез обратно разпространение на сигнала за грешка е представен на блок схема (Фигура 1.5).



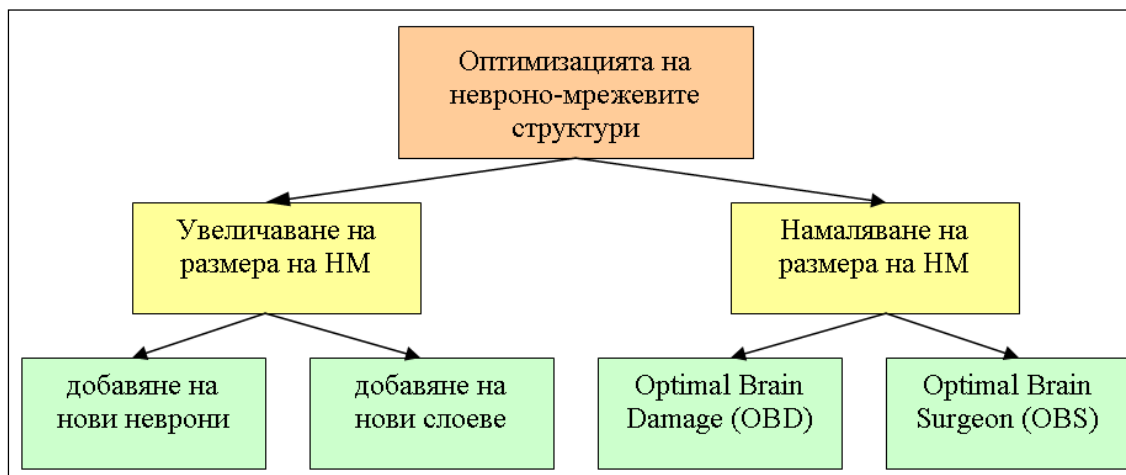
Фигура 1.5. Блок схема на процеса на обучение на НМ

Прилагането на обобщеното Delta-правило преминава през две фази. През първата фаза входен обучаващ пример се предоставя на мрежата. Той преминава през нея и на изхода ѝ се получава резултат за всеки изходен неврон. Този резултат се сравнява с желаната (целева) стойност, като разликата между резултата и желаната стойност е сигнал за грешка за всеки изходен неврон. Втората фаза започва с обратно преминаване през мрежата, при което сигнала за грешка се подава на изхода на всеки неврон и се изчисляват съответните промени в синаптичните му тегла.

1.3.2.4. Методи за оптимизация на структурата на НМ

Съществува възможност да се понижи излишъка от синаптични връзки както на линейните, така и на нелинейните НМ, чрез прилагането на специални методи за настройка на размера и структурата на НМ.

Оптимизацията на структурите на НМ се осъществява посредством 2 метода (Фигура 1.6).



Фигура 1.6. Методи за настройка на размера и структурата на НМ.

Първият метод е свързан с увеличаване на размера на НМ, като към нея се добавят нови неврони или нови слоеве. Целта е добавянето на нови синаптични тегла към НМ. Прилага се когато са налични твърде много данни за обучение на НМ и като резултат наличните синапси попадат в областта на насищане с информация, т.е. НМ не може да побере обучаващия набор от данни.

Вторият метод за оптимизация е свързан с намаляване на размера на НМ. Намаляването на размера на НМ включва отстраняването на излишни синаптични тегла или неврони. Прилага се в случаи, когато наличните данни са твърде малко за да обучат ефективно всички синаптичните тегла. Така възникват условия за преобучение на НМ и с цел да се подобрят резултатите от работата ѝ се налага отстраняване на излишни синаптични тегла (или дори неврони). И при двата случая, при пренасищане на синаптичните тегла и при преобучение на НМ се наблюдава влошаване на качеството на работата ѝ.

За намаляване на размера на НМ са известни 2 метода – предложението от Sun метод за оптимизация Optimal Brain Damage (OBD).

При OBD за обучение на многослойна невронна мрежа по метода на обратно разпространение на грешката се използва целева функция, както и метода на най-малките квадрати [108].

Всеки път от НМ се отстранява единствен синапс и това отстраняване става след завършване на обучението (или дообучението след отделяне на предишния синапс) на НМ.

За определяне на най-малко значимия синапс се изчисляват диагоналните елементи на матрицата на вторите производни на целевата функция, в набора от получени стойности се намира минималната и съответния синапс се отделя.

След опростяване на НМ е необходимо тя да бъде дообучена, като отново се повтаря процедурата по отстраняване на следващия синапс.

Опростяването на НМ по метода OBD може да се използва както за всякаква НМ, така и за даден слой или неврон (т.е. да се отстранят синапси само на определен слой или неврон).

1.3.2.5. Предимства и ограничения при приложението на НМ

Все по-широкото приложение на апарата на невронните мрежи прави възможно решаването на задачите за прогнозиране и моделиране на нелинейни зависимости. НМ са подходящи за решаване на такива задачи, тъй като нелинейността е тяхна естествена характеристика.

В настоящия дисертационен труд, за да се прогнозира взаимовръзката между показателите от BSC и резултатните показатели за оценка на електронното обучение бяха избрани НМ.

Изборът на апарата на НМ за целите на прогнозирането на ефективността на електронното обучение е обусловен от следните предимства:

- НМ намират универсално приложение при прогнозиране и моделиране на нелинейни зависимости;
- НМ са способни да обработват и анализират относително големи количества информация;
- Приложението на НМ дава възможност да се моделират зависимости между голям брой променливи, като се отчита влиянието на множество фактори, върху изследвания обект.

Наред с посочените предимства, приложението на невронни мрежи е свързано с някои ограничения и недостатъци като:

- Сложност на построяване на архитектурата на мрежата за конкретна задача – няма разработени стандартни схеми и във всеки различен случай се налага конструирането на архитектурата на НМ да започне от начало;

- При наличие на голям брой входящи за НМ показатели и малък брой еталонни ситуации се проявява недостатъчност на данни, при което възникват трудности при създаването на модели.

Част от посочените недостатъци могат да се преодолеят чрез приложение на подходяща структура на невронната мрежа. Недостатъчността на данни, се преодолява чрез използване на методи за предварителна обработка на данните при създаването и обучението на НМ.

Изводи от Глава I:

1. Върху оценяването на ефективността на електронното обучение влияят голям брой разнообразни фактори и за отчитане на влиянието им е необходим голям набор от показатели.
2. За оценяване на ефективността на електронното обучение е необходимо приложението на стратегически подход и комплекс от показатели, позволяващи успоредно с оценяването да се установят и пропуските в процеса на електронно обучение. Степента на постигане на стратегическите цели на електронното обучение може да се оцени с резултатни показатели. За целите на оценяване на ефективността на електронното обучение във висшето образование може да се използва методът на BSC в комбинация с набор от резултатни показатели.
3. За изготвяне на прогноза на резултатните показатели на основата на показатели от BSC в електронното обучение може да бъде избран апарата на НМ, поради способността му да апроксимира сложни нелинейни зависимости.

ГЛАВА II: ОЦЕНЯВАНЕ НА ЕФЕКТИВНОСТТА НА ЕЛЕКТРОННОТО ОБУЧЕНИЕ ЧРЕЗ БАЛАНСИРАНА СИСТЕМА ОТ ПОКАЗАТЕЛИ

2.1. Модел на балансирана система от показатели за оценяване на ефективността на електронното обучение във висшето образование

В настоящата глава е разработен модел на BSC за оценяване на ефективността на електронното обучение във висшето образование. Моделът включва определянето на следните компоненти:

- мисия, стратегически приоритети, перспективи и цели на обучаващата институция;
- стратегическа карта на BSC;
- показатели за оценяване на ефективността;
- резултатни показатели за ефективност.

2.1.1. Мисия, стратегически приоритети, перспективи и цели

Успешното развитие и конкурентоспособността на електронното обучение в образователните институции е свързано в голяма степен с определяне на **мисията** на висшето училище. В търговските организации мисията отразява стремежа на акционерите към увеличаване на печалбата им. Пред нефинансовите и държавни организации не стои идеята за печалба. Мисията описва истинското предназначение и причината за съществуването на висшето училище и от правилното ѝ определяне зависи успешната му дейност. Niven [74] оприличава мисията на маяк, към който се стреми организацията. Разработването на балансирана система от показатели (*Balanced score card* – BSC) е невъзможно без ясно разбиране за мисията на организацията, изискванията и ограниченията в дейността ѝ, възможните и невъзможни насоки на развитие, поставените пред нея дългосрочни цели и стратегия.

Мисията на висше училище с електронно обучение е да привлича и подготвя висококвалифицирани и конкурентоспособни кадри и да развива фундаментални и приложни научни изследвания, като използва съвременни информационни технологии.

На основата на декларираната мисия могат да бъдат определени основните **стратегически приоритети** на образователната институция:

1. Достигане на високо равнище на образователния процес.
2. Лидерство в развитието и приложението на съвременните информационни технологии.

3. Развитие на динамична научна среда и интегриране с реалните сектори на икономиката.
4. Формиране на корпоративна култура във висшето училище.
5. Създаване на възможности и условия за обучение през целия живот.

След определяне на мисията в настоящия дисертационен труд бяха формулирани **перспективите**, съставляващи стратегическа карта на BSC на висшето училище. Перспективите на BSC за оценка на ефективността на висше училище с електронно обучение са в съответствие с мисията, стратегията и особеностите на функционирането му. В съответствие с класическата стратегическа карта на Kaplan и Norton и специфичните особености на обучението на магистри във висше училище с електронно обучение бяха определени следните 4 перспективи:

1. Финанси;
2. Потребители;
3. Образователен процес;
4. Научноизследователска дейност и развитие на персонала.

Четирите перспективи на BSC са в причинно-следствена връзка по между си. Ефективното използване на интелектуала на човешките ресурси способства за подобряване на стойностите на показателите от перспективата „Образователен процес“, което на свой ред води до признание на организацията от потребители и инвеститори, и крайният резултат е подобряване на финансовите показатели. Стратегическа карта може да бъде разработена както за образователната институция като цяло, така и за отделно звено – факултет, катедра.

В йерархията на перспективите „Финанси“, „Потребители“, „Образователен процес“ „Развитие на персонала“ бяха определени **целите**, които ще способстват за реализацията на мисията и стратегията на висше училище.

1. Перспектива „Финанси“ е на върха на стратегическата карта. За висше училище с електронно обучение с важно значение са:
 - увеличаването на приходите – източници са семестриалните такси на студентите, приходи от спонсори и договори.
 - намаляването на разходите при електронното обучение в голяма степен е свързано с увеличаване на броя на обучаваните студенти, т.н. „икономия от мащаба“. Обучението на по-голям брой студенти би допринесло за намаляването на относителния дял на разходите за разработване на електронни курсове, амортизация на дълготрайни материални и

нематериални активи, разходите за заплати и осигуровки на преподавателския и административния персонал, разпределени на 1 обучаван.

2. Перспектива „Потребители”. Един от основните приоритети както за всяка организация, така и за висше училище с електронно обучение е ориентацията към потребителите. Потребители на висшето училище са студенти, работодатели, държавата и обществото като цяло. Основни цели, които си поставя образователната институция са:

- повишаване на имиджа на висшето училище в обществото;
- повишаване на удовлетворението на студентите;
- повишаване имиджа на висшето училище сред фирмите и бизнес организациите.

3. Перспектива „Образователен процес”. Тази перспектива определя конкурентните предимства на висшето училище по отношение на други образователни институции. В рамките на тази перспектива се формират предимствата на висшето училище, които карат потребителите да се обръщат именно към него. Цели на тази перспектива са:

- подобряването на качеството на учебния процес;
- оптимизация на учебния процес;
- иновативност в образователната дейност.

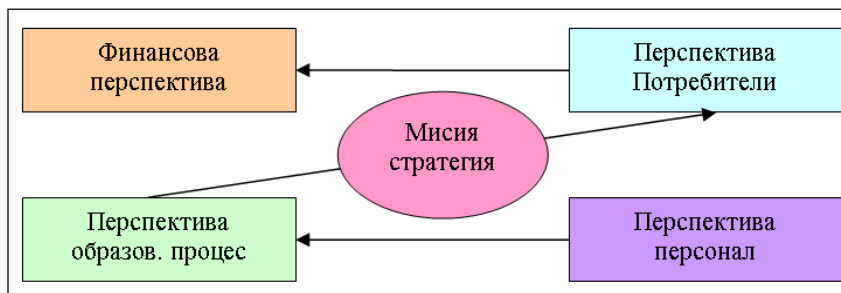
4. Перспектива „Научноизследователска дейност и развитие на персонала”. За практическото осъществяване на поставените по-горе цели е необходим персонал с високо равнище на професионализъм и мотивация при изпълнението на своите задължения. Целите, свързани с тази перспектива могат да бъдат групирани като:

- повишаване на мотивация на персонала;
- повишаване на квалификация на персонала.

2.1.2. Стратегическа карта на BSC на висше училище с електронно обучение

При приложението на BSC за оценка на ефективността на организациите е важно да се имат предвид причинно-следствените връзки между различните аспекти на оценяване. Визуализацията на взаимовръзките между перспективите и целите е известна под наименованието „стратегическа карта на BSC”. Така например във фирмата Halifax е

разработен, т.н. Z-модел, който показва взаимосвързката между четирите аспекта на оценка на ефективността на организацията като буквата Z [109] (Фигура 2.1).

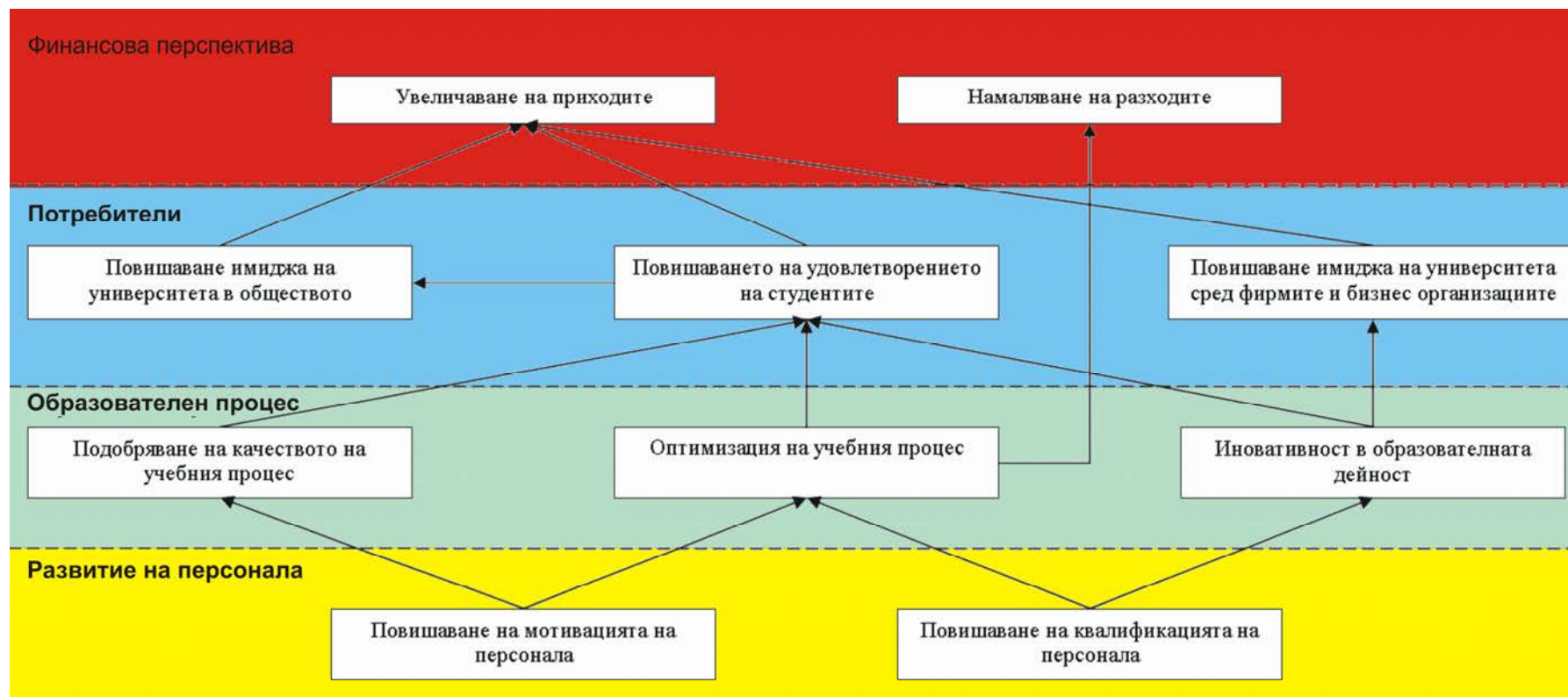


Фигура 2.1. Стратегическа карта на Z-модел

Ако организацията има добре обучен и способен персонал (достатъчно равнище на перспективата „Научноизследователска дейност и развитие на персонала“), активно участващ в процесите ориентирани към постигане на желания резултат (достатъчно равнище на перспективата „Образователен процес“), тогава потребителите ще бъдат удовлетворени (достатъчно равнище на перспективата „Потребители“) и висшето училище ще достигне финансовите си цели (достатъчно равнище на „Финансовата перспектива“).

Причинно-следствените връзки служат за визуализация на взаимосвързката и зависимостта между перспективите и целите в стратегическата карта. Стратегическа карта на целите, известна още под наименованието „дърво на целите“ е построена на принципа „ако-то“ и позволява по пътя на графичното представяне да се ускори и опрости оценката и анализа на процесите в организацията при вземане на управленски решения.

На Фигура 2.2 е показана стратегическа карта на целите на висше училище с електронно обучение, в йерархията на отделните перспективи на BSC.



Фигура 2.2. Стратегическа карта на примерно висше училище с електронно обучение

2.1.3. Показатели за оценяване на ефективността на електронното обучение във висше училище

Основни компоненти на BSC са ключовите показатели за изпълнение (*Key Performance Indicator* – KPI). Те служат за оценяване на ефективността от дейността на висшето училище и са обвързани със стратегията, целите и задачите, поставени пред него. KPI са количествени или качествени показатели, които показват степента на достигане на тактическите и на стратегическите цели на организацията. Ключовите показатели се използват и за да се оценят трудни за измерване дейности като удовлетворение на заинтересованите страни, мотивация на персонала, конкурентоспособност на предлаганата услуга и др.

Според O'Neil, Bensimon, Diamondi Moore [110] при подбора на показатели за оценка на ефективността на обучението трябва да бъдат отчетени следните критерии:

- да отразяват ценностите на висшето училище;
- да бъдат смислени и лесно измерими;
- да правят възможно сравнение между различни висши училища;
- да се основават на данни, които се събират редовно.

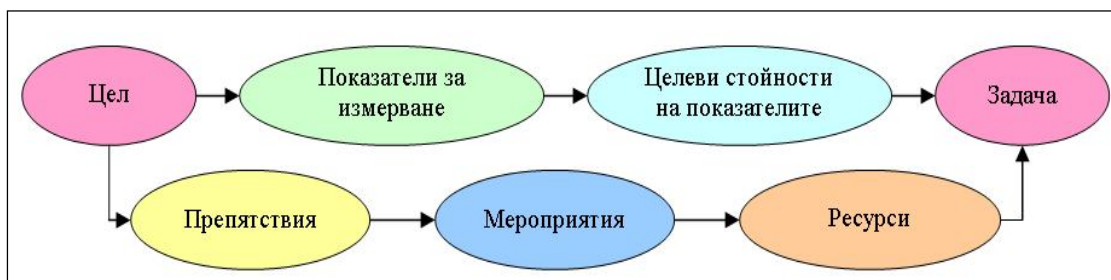
При разработването на методология за създаване на система от показатели за BSC в електронното обучение в настоящия дисертационен труд се наложи и спазването на допълнителни критерии [111]:

- количествен израз на показателите;
- достъпност и икономичност – показателите да се отчитат бързо и лесно, без допълнителни разходи;
- яснота – да са ясни числовите им значения и границите им (min и max);
- балансираност – да не се допуска подобряването на един показател за сметка на влошаването на друг (например да намалим качеството на електронно обучение за сметка на понижаване на разходите).

Аналогично на причинно-следствените връзки между перспективите и целите за оценяване на ефективността се установява взаимозависимост и между отделните показатели на BSC. Връзката е както между показателите във всяко направление, така и между показателите от различни перспективи. В резултат на това се постига балансираност на BSC.

Показателите за оценка (KPI) са признаците, по които може да се определи достигната ли е определена цел. Формулирането на конкретни задачи определя пътя за достигане на целта и дава насоката за действие (мероприятия). Действието определя какво точно трябва да бъде направено, за да бъде решена задачата за достигане на желаните (нормативните) стойности на показателите и в крайна сметка за достигане на целите.

Идеята залегнала в BSC, конкретизираща стратегическите цели в ясни и точни задачи може да бъде илюстрирана с Фигура 2.3.



Фигура 2.3. Елементи на BSC

От общата стратегическа цел (например повишаване на приходите на висшето училище) могат да бъдат определени конкретните задачи и механизма на контролирането им чрез измерими показатели за дейността. Отстраняването на препятствията при постигането на поставените цели може да бъде осъществено чрез планиране на необходимите за това ресурси и мероприятия. Мероприятията са проекти или програми, способстващи за постигане на стратегическите цели.

В Таблица 2.1 са предложени перспективи, цели, показатели (KPI) и задачи на BSC за висше училище с електронно обучение. Целевите значения на показателите отразяват резултатите, към които се стреми обучаващата организация и показват равнището, на което би трябвало да съответства даден показател.

	Цел	Показател	Задача
Финансова перспектива	Увеличаване на приходите	Приходи от студентски такси (лв.)	Увеличаване
		Приходи от научни проекти (лв.)	Увеличаване
		Приходи от спонсори (лв.)	Увеличаване
		Приходи от продажба на електронни учебни материали (лв.)	Увеличаване
	Намаляване на разходите	Разходи за разработка на 1 електронен курс (средно лв.)	Намаляване
		Разходи за амортизация на ДМА и ДНА (лв.)	Намаляване
		Разходи за заплати и осигуровки на персонала (лв.)	Намаляване
Потребители	Увеличаване имиджа на ВУ с ЕО в обществото.	Кандидати за 1 място (бр.)	Увеличаване
		Среден входящ успех на кандидатите за магистри	Увеличаване
	Увеличаване на удовлетворението на студентите	% студенти, удовлетворени от обучението си	Увеличаване
	Увеличаване имиджа на ВУ сред фирмите и бизнес организациите	% студентите с поети такси/стипендии от бизнеса	Увеличаване
Образователен процес	Подобряване на качеството на учебния процес	Средно време прекарано от 1 студент в ЕО (ч.) изучаване на 1 курс	Увеличаване
		Брой проведени тестове (текущ контрол) средно в 1 дисциплина	Увеличаване
		Степен на интерактивност на учебните курсове	Увеличаване
		Часове, прекарани в традиционни срещи между участниците (за 1 семестър)	Увеличаване
	Оптимизиране на учебния процес	Студенти, обучавани от 1 преподавател(бр.)	Увеличаване
	Иновативност в учебния процес	Брой нови специалности	Увеличаване
		Брой нови електронни курсове	Увеличаване
		Обновени електронни курсове	Увеличаване
Персонал	Мотивация на персонала	% преподаватели, удовлетворени от учебния процес	Увеличаване
	Квалификация на персонала	Брой публикации средно на 1 преподавател	Увеличаване
		Брой участия в конференции средно на 1 преподавател	Увеличаване
		Брой преподаватели защитили научна степен Доктор/Доктор на науките	Увеличаване
		Брой хабилитации	Увеличаване
		Брой конференции, организирани във връзка с ЕО	Увеличаване

Таблица 2.1. Перспективи, цели, показатели и задачи на BSC

Елементите, които съставляват BSC се класифицират в 3 части – текстова, графична и числова (Таблица 2.2).

Части на BSC	Съставляващи
Текстова част	• Мисия и визия • Стратегически цели и показатели
Графична част	• Стратегическа карта на перспективите и целите
Числова част	• Текущи и целеви значения на показателите • Бюджет за проектиране и внедряване на BSC • Срокове за внедряване

Таблица 2.2. Съставляващи BSC

Свързването на компонентите на BSC в система чрез причинно-следствени връзки позволи обхващането от една страна на функционалните направления на дейността на образователната институция, а от друга всички равнища на йерархията на управлението ѝ. Вертикалната и хоризонтална съгласуваност на цели, показатели, задачи и мероприятия способства за реализиране на стратегията на организацията.

2.2. Резултатни показатели за ефективност на електронното обучение във висше училище

В настоящия дисертационен труд като показатели за оценка на ефективността на електронното обучение са предложени описаните по-горе KPI от BSC, а като показатели, отразяващи крайните резултати от процеса на обучение и отчитащи степента на постигане на набелязаните цели от обучаващата организация се въвеждат резултатни показатели. Резултатните показатели отчитат състоянието на процеса на електронно обучение на изхода на системата, а именно успеха на студентите, реализацията и конкурентоспособността им на пазара на труда в зависимост от ефективността на работата на обучаващата организация. Отчитането на зависимостта и връзката между показателите от BSC и резултатните показатели би позволило да се настройат процесите на организация и управление на учебния процес, на дейността на преподавателския и административния състав, на финансовото и учебно-методическото осигуряване така, че в резултат да се получат максимално високо равнище на знания и успешна трудова реализация на випускниците.

Както на ключовите показатели от BSC за оценка на ефективността, така и на резултатните показатели могат да бъдат задавани целеви стойности за постигане на висока ефективност и качество като следствие от образователния процес. Като

показатели за постигнатите резултати от ефективността на образователния процес в настоящия дисертационен труд се предлагат:

- среден успех на студентите (k_1). Изчисляването му способства за сравнимост на успеха на студентите, както по отделни години, така и в различни специалности и висши училища;
- коефициент на успеваемост (k_2) – относителен дял на броя на завършилите студенти към броя на записалите се. За студентите, обучаващи се електронно е характерен високия относителен дял на отпадащите и оценяването и мониторинга на този показател ще способства за повишаване на ефективността на обучението;
- брой продължили следваща степен на обучение „доктор” към общия брой завършили студенти (k_3). Повишаването на този показател ще способства за подобряване на научно-изследователската и проектна дейност и за създаване и повишаване на бъдещия научен кадрови потенциална обучаващата институция. Това е особено необходимо при приложението на електронното обучение, тъй като във висшите училища все още няма достатъчно подготвени кадри, поради сравнително ранния етап, в който се намира;
- относителен дял на работещите по специалността към общия брой на завършилите студенти. Високата стойност на този показател ще гарантира на студентите, че след като завършат обучението си, ще могат да започнат работа по изучаваната специалност. Високият процент на професионална реализация показва, че финансовата инвестиция на студентите в обучението им е обезпечена от конкурентни знания и умения, придобити в резултат от обучението (k_4);

Чрез прогнозиране на резултатните показатели на основата на стойностите на ключовите показатели за ефективност от BSC може да бъде доказана взаимовръзката между тях, а именно: финансовото обезпечаване, организацията на учебния процес, управлението на научната дейност, квалификацията и развитието на преподавателския и административния състав на образователната институция биха довели до високи резултати в образователния процес.

За резултатните показатели може да бъде определен обобщаващ коефициент (k), като на всички показатели се дадат равни тегла (като сума от горните показатели).

$$k = \frac{1}{n}k_1 + \frac{1}{n}k_2 + \frac{1}{n}k_3 + \frac{1}{n}k_4 \quad (2.1)$$

където n е броят на показателите.

При необходимост от повишаването на приоритета на някой от показателите теглата на коефициентите могат да бъдат коригирани. В Таблица 2.3 са показани резултатните показатели и начина на определянето им.

№	Показател	Обяснение	Минимална стойност	Максимална стойност	Текуща стойност	% на повишаване	Целева стойност
1.	Среден успех на студентите	$\frac{\text{Среден успехот обучението} + \text{Среден успехот диплозациата}}{2}$	2	6			
2.	Коефициент на успеваемост	$\frac{\text{Брой записани за обучение студенти}}{\text{Брой завършили обучението си в срок студенти}}$	0	1			
3.	Относителен дял на студентите, продължили следваща образователна степен	$\frac{\text{Брой студенти, написали образователна степен доктор}}{\text{Брой студенти, завършили обучението си}}$	0	1			
4.	Относителен дял на работещите по специалността студенти	$\frac{\text{Брой випускници, работещи по специалността си}}{\text{Брой студенти, завършили обучението си}}$	0	1			

Таблица 2.3. Показатели за оценка на резултатите от електронно обучение

С цел мониторинг на резултатните показатели могат да бъдат използвани карти, на които да бъдат отчитани текущите и целевите им стойности. По такъв начин обучаващата организация ще може да способства за повишаването на показателите чрез набелязване на подходящи мероприятия за това (Таблица 2.3).

2.3. Модели за оценяване на показателите за ефективност на електронното обучение във висше училище

В настоящия дисертационен труд са разработени два модела за числена оценка на показателя „време за разработване на електронен курс“ и са изследвани два модела за показателя „оценка от изпита“.

2.3.1. Модели за оценяване на показателя време за разработване на електронен курс

Важно значение при оценяване на ефективността на електронното обучение имат разходите за създаване на електронни учебни материали. От една страна при електронното обучение са необходими учебни материали с високо качество и интерактивност, тъй като те се ползват от голям брой студенти, обучението се осъществява самостоятелно, без присъствието на преподавател. От друга страна разходите за проектиране, разработване и внедряване на качествени електронни курсове са с висока стойност. Chapmen [112] провежда проучване за времето, необходимо за разработване на електронен курс през 2010 г. в 249 организации, сред 3947 специалисти и 19875946 учащи. След обобщаване на резултатите установява, че за разработване на 1 час интерактивно мултимедийно учебно съдържание са необходими от 22 до 716 ч. работа на специалисти и стойността му е от 50 до 50000 долара.

2.3.1.1. Еднофакторен регресионен модел

В настоящия дисертационен труд е предложен прогнозиращ количествен модел за оценяване на показателя „време за разработване на електронни учебни материали“. Прогнозата би подпомогнала ръководството на висшето училище да приложи мероприятия за намаляване на разходите на време и от там за повишаване на ефективността.

При оценяване на времето, необходимо за разработване на електронен курс, се използват статистически данни от вече разработени курсове и съответни статистически и математически методи за оценка. Изходно предположение е, че времето за разработване на бъдещ курс за електронно обучение ще се определя в съответствие с тенденциите и закономерностите, установени в минал период [113]. След определяне на тенденцията и средното изменение на времето за минал период се избира модел, представен с помощта на математическа зависимост, отразяващ най-добре развитието на процеса.

Основната идея на предлагания модел е използването на класическата зависимост на еднофакторния регресионен анализ [113], [114]:

$$y = \alpha + \beta x + \varepsilon \quad (2.2)$$

където y е зависимата променлива, x е независимата променлива, α е постоянен коефициент, β е коефициент на променливата x и ε е коефициент на влиянието на различни външни фактори (коефициент на „шума“).

Еднофакторният регресионен анализ може да се илюстрира на базата на примерни числени данни от репрезентативна извадка за разработване на 5 курса, показани в Таблица 2.4, като бъдат определени коефициентите α и β и прогнозното време y . Коефициентът ε , изразяващ наличието на случаен „шум“ на този етап се приема за равен на нула.

№ на курс	1	2	3	4	5
Брой екрани	360	240	300	420	320
Време за разработване (минути)	7200	5280	6905	7560	6080

Таблица 2.4. Примерни статистически данни от разработка на курсове за електронно обучение

За да се изследва експериментално предложеният модел за оценяване на показателя време за разработване на електронен курс се изследва връзката между броя на екраните (x) и времето за разработването им (y) и се определя прогнозното време, необходимо за разработване на курс с определен брой екрани. Приема се, че курсът се представя от 800 екрана. За целта с x се означава броя на екраните (независима променлива), а с y – времето за разработване на курса (зависима променлива). Предлага се следната алгоритмична схема за практическа реализация на модела:

Стъпка 1. Като се използват данните от Таблица 2.4 се определят средни аритметични стойности за x и y по формулите:

$$x_{cp.} = \frac{\sum_{i=1}^5 x_i}{5} = \frac{1640}{5} = 328 \text{ броя екрани,} \quad (2.3)$$

$$y_{cp.} = \frac{\sum_{i=1}^5 y_i}{5} = \frac{33025}{5} = 6605 \text{ минути} \quad (2.4)$$

Стъпка 2. Попълват се в Таблица 2.5 необходимите за изчисляване на коефициентите α и β стойности по метода на най-малките квадрати [113]:

№	x_i	y_i	$x_i - x_{cp.}$	$y_i - y_{cp.}$	$(x_i - x_{cp.})^2$	$(x_i - x_{cp.})(y_i - y_{cp.})$
1	240	5280	-88	-1325	7744	116600
2	300	6905	-28	300	784	-8400
3	320	6080	-8	-525	64	4200
4	360	7200	32	595	1024	19040
5	420	7560	92	955	8464	87860
Σ	1640	33025			18080	219300
$\Sigma/5$	328	6605				

Таблица 2.5. Данни за изчисляване на коефициентите α и β

Стъпка 3. Изчисляване на стойностите на коефициентите α и β по формулите [113]:

$$\beta = \frac{\sum_i (x_i - x_{cp.})(y_i - y_{cp.})}{\sum_i (x_i - x_{cp.})^2} = \frac{219300}{18080} = 12.12 \quad (2.5)$$

$$\alpha = y_{cp.} - \beta x_{cp.} = 6605 - (12.12 * 328) = 2629.64 \quad (2.6)$$

Стъпка 4. Изчисляване на времето, необходимо за разработване на електронен курс с 800 екрана.

$$y_{прог.} = \alpha + \beta x_{пр.} = 2629.64 + (12.12 * 800) = 12325.64 \text{ минути} \quad (2.7)$$

Край: Показване на резултата за времето, необходимо за разработване на курс с 800 екрана, равен на 12325 минути или 205.4 часа или 17.12 дена.

На базата на бъдещи реални данни за времето за разработване на курс за електронно обучение и сравнение с прогнозното време, изчислено по предложения метод, ще бъде определена и средна стойност на коефициента на „шума” ε , ако получените резултати се влияят от наличието на такъв „шум”.

2.3.1.2. Модифициран модел на Карп

В процеса на проектиране и разработване на електронен курс влияят множество фактори, като: квалификация и опит на изпълнителите, степен на интерактивност, продължителност на курса и др. Влиянието на факторите се измерва с показатели, които трябва да подлежат на числена оценка. Изходна база при разработването на такъв модел са изследванията на Russell [115], която определя следните показатели – опит на изпълнителя, сложност на проекта и външни фактори. Карп [116] включва допълнително показателя степен на интерактивност на курса. В същата публикация са въведени два коригиращи коефициента за показателя опит на изпълнителя, а именно –

коэффициент на тежест и коэффициент на учебен опит на изпълнителя, а за останалите показатели, се предлага по един коригиращ коэффициент за всеки показател. „В крайна сметка, времето за разработване на курс за електронно обучение, се изчислява като последователно произведение от предполагаемото време и коригиращите коефициентите на съответните показатели“ [116].

В настоящия дисертационен труд към модела на Карп се въвеждат допълнителни нормирани тегловни коефициенти за всички показатели, със стойности в диапазона от 0 до 1:

- опит на изпълнителя на курса (t), за който приемаме, че ако изпълнителят има над 5 години опит се приема, че $t=0$, а ако опитът му е до 1 година $t=1$;
- сложност на курса и брой участници в него (l) – този показател отчита сложността на курса за електронно обучение, а също и допълнителните загуби на време, свързани с организационни въпроси и общуване на участниците. Приема се, че колкото повече хора работят при създаването на курса, толкова е по-високо равнището на сложност – когато колектива е от 1 човек – равнището на сложност е ниско $l = 0$, а при колективи от 10 и повече човека се приема, че сложността е висока и $l = 1$;
- външни фактори (m) – те не са пряко свързани с работата по курса, но влияят върху времето за разработването му – например, време за проверка на електронна поща, телефонни разговори, отсъствия и др. Приема се, че при слабо влияещи външни фактори $m=0$, а при силно влияние $m=1$;
- степен на интерактивност (n) – в най-простите случаи интерактивност не съществува – обучаващите не влияят върху информацията на компютърния екран. Въвеждането на интерактивност увеличава времето необходимо за създаване на курс. При наличие на висока степен на интерактивност (аудио, и видео комуникация с преподавателя в реално време) времето за разработка на електронен курс може да се увеличи повече от 3 пъти спрямо времето за разработване на курс без интерактивност. При липса на интерактивност, $n = 0$ и при пълна интерактивност $n = 1$.

Допълнително въведените тегловни коефициенти на показателите позволяват създаването на по-гъвкав модел и повишаване на точността на оценката на времето за разработване на курс за електронно обучение.

Стойностите на използваните показатели t , l , m , n и съответните им тегловни коефициенти k_t , k_l , k_m и k_n (определени на базата на емпирични данни и данни от литературни източници [115], [116]) са показани в Таблица 2.6.

Показател	Опитност на изпълнителя t (години)	Сложност на проекта и брой участници в него l (хора)	Външни фактори m	Степен на интерактивност n
Min	(> 5 години) $t = 0$	(1 – 10 човека) $l = 0$	(слаби) $m = 0$	(няма) $n = 0$
Max	(≤ 1 година) $t = 1$	(над 10 човека) $l = 1$	(силни) $m = 1$	(пълна) $n = 1$
Тежест	$k_t = 0,4$	$k_l = 1$	$k_m = 0,4$	$k_n = 3$

Таблица 2.6. Показатели и тегловни коефициенти, влияещи върху времето разработването на курс за електронно обучение

Предложеният от Карп [116] модел за определяне на времето за разработване на електронен курс се модифицира, като се вземат предвид въведените допълнителни тегловни коефициенти до вида:

$$y = x + x * (k_t * t + k_l * l + k_m * m + k_n * n) \quad (2.8)$$

където y е времето за разработка на електронния курс, x е предварително оценено време за разработване електронен курс (напр. по метода на регресионния анализ).

Числен пример: Ако даден курс, състоящ се от 30 екрана е отнел време за разработване 100 часа при минимални стойности на показателите в Таблица 2.6, ($t = 0$, $l = 0$, $m = 0$, $n = 0$) т.е. неговата сложност, степента на интерактивност и влиянието на външните фактори са минимални, а опитността на изпълнителя е максимална, то $x = y = 100$ часа. При необходимост от разработване на електронен курс състоящ се също от 30 екрана, но със средно висока степен на сложност на проекта, средно влияние на външните фактори и средно висока степен на интерактивност т.е $l = 0.5$, $m = 0.5$, $n = 0.5$ и минимална опитност на изпълнителя $t = 0$, времето за разработване на този курс се изчислява по формулата като:

$$y = 100 + 100 * (0.4 * 0 + 1 * 0.5 + 0.4 * 0.5 + 3 * 0.5) = 320 \text{ часа} \quad (2.9)$$

Моделът позволява да се определи времето необходимо за разработване на курс за електронно обучение, но използваните коефициенти и тяхната тежест в известна степен са резултат от литературни данни и емпирични предположения.

Предимство на предложения модел е по-високата степен на точност на оценката на времето за разработване на курс за електронно обучение, дължащо се на

нормирането на показателите чрез коефициентите за тежест. Представеният модел позволява да се направи оценка на времето за разработване на курс за електронно обучение, но в практиката могат да възникнат различни обстоятелства, които да доведат да забавяне или ускоряване на процеса на разработване на курс. Ето защо при определяне на времето за разработване на курс за електронно обучение е необходимо да се прилагат модели, съответстващи на конкретните условия.

За KPI от стратегическата карта на BSC при оценяване на ефективността на електронното обучение биха могли да бъдат съставени подобни оценъчни прогнозиращи модели с цел да бъде разкрита функционалната зависимост на съответните показатели от факторите, които влияят върху тях. Съставянето на прогнозни модели за оценка на конкретни показатели от стратегическата карта би допринесло за по-точното им отчитане и в перспектива по-реалистично определяне на целевите стойности на KPI.

2.3.2. Модели за оценяване на резултатния показател „Оценка от изпита“

Важен резултатен показател при оценяване на ефективността на електронното обучение е коефициентът на успеваемост, изчислен като съотношение между броя записаните към броя завършили студенти. Причините за отпадане на студентите са различни, но основната е слаб успех, който се дължи на ниската посещаемост на учебни занятия. Част от студентите, поради причини от икономически характер работят и не посещават редовно учебни занятия. Съществуват и психологически проблеми, свързани с адаптирането на студентите от I-ви курс към новата среда. Ниската посещаемост на учебни занятия се компенсира от студентите в много случаи чрез самостоятелно обучение с електронни курсове.

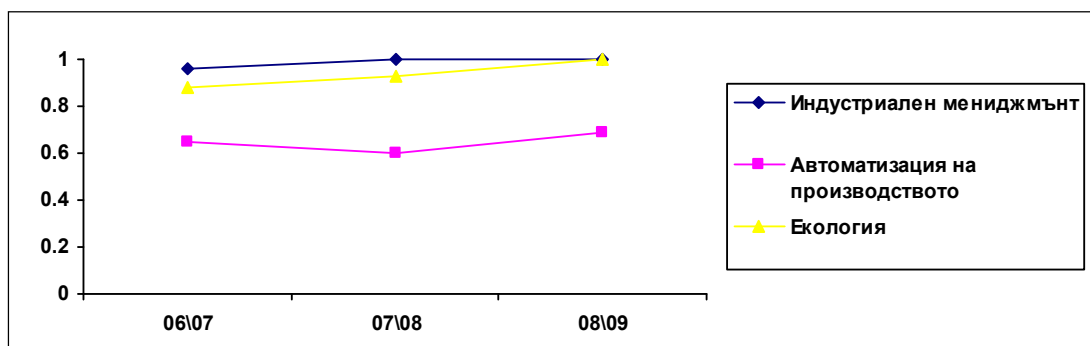
С цел установяване влиянието на степента на използване на електронни курсове върху показателя „оценка от изпита“ и върху коефициента на успеваемост е направено анкетно проучване във висше учебно заведение (ХТМУ). От 2008 г. в ХТМУ функционира „Звено за електронни материали“. Броят на електронните учебни материали, поместени на Web-сайта на висшето училище непрекъснато нараства. На Web-страниците на отделните катедри и във виртуалната библиотека има 25 учебни единици, а профилите на 17 дисциплини активно се използват в учебната дейност. Броят на регистрираните потребители е 3500, като влизанията в началните Web-страници на някои дисциплини са над 10000.

Извършено е проучване относно броя на приетите и на завършилите висше образование студенти по три специалности в ХТМУ. Като показател е използван коефициентът на успеваемост по съответните специалности, показани в Таблица 2.7. Максималната стойност на коефициента е 1.

Специалност	2006/2007	2007/2008	2008/2009
Индустриален мениджмънт	0.96	1.00	1.00
Автоматизация на производството	0.65	0.60	0.69
Екология	0.88	0.93	1.00

Таблица 2.7. Коефициент на успеваемост по специалности

За периода 2006-2009 г. има тенденция валидна и за трите специалности: увеличаване на броя на успешно завършилите студенти и намаляване на броя на отпадналите от обучение (Фигура 2.4).



Фигура 2.4. Динамика на показателя коефициент на успеваемост

Направено е проучване относно степента на използването на електронни курсове. Изследвано е как електронното обучение влияе върху ефективността на учебния процес, а именно върху успеха на студентите след проведеното обучение. Извадка от 15 студенти е разделена в три групи, според степента на присъствие на традиционните лекции. В група „А” попадат студенти, които посещават 85 % от традиционните лекции. Студентите от група „В” посещават 50 % от учебните занятия и допълват знанията си от електронния курс (Информатика). Група „С” обхваща студенти с по-малко от 15 % посещаемост на лекции, обучаващи се основно от електронния курс. В Таблица 2.8 са представени резултатите от проведен тест по информатика на отделните групи студенти. Максималният брой точки при пълен брой верни отговори е 80. Всички студенти са преминали успешно теста.

Група студенти	Брой точки от теста	Брой студенти в групата	Среден брой точки за групата
Група "А"	65,60,65,80,70	5	68
Група "В"	80,75,80,70,75	5	76
Група "С"	63,60,70,47,60	4	60

Таблица 2.8. Резултати от проведен тест по "Информатика"

Върху успеха на студентите влияят много и разнообразни фактори. Голяма част от тях са субективни: равнище на подготовка в средното образование, личностни качества и мотивация на студента, качество на електронния курс, професионализъм и опит на преподавателя. От значение за успешното обучение са и фактори с обективен характер – сложност на изучаваните дисциплини, начин на обучение, използвани технологии. Целта е да се определи наличието на връзка между степента на използване на електронен курс (15 %, 50 % и 85 %) и успеха на студентите.

За целите на изследването, начина на обучение, в зависимост от степента на използване на електронни учебни материали (x) се приема за независима променлива, която не може да бъде измерена количествено, т.е. попада в групата променливи оценявани по т.н. „слаба” скала. Полученият брой точки на теста (y) е количествено измерим, поради което се представя числово с т.н. „силна” скала. Подходящ метод за определянето на статистически зависимости между променливи от такъв тип е дисперсионния анализ. Чрез него се анализират и проверяват хипотези, а в конкретното проучване: променя ли се успеха на студентите в зависимост от степента на използване на електронен курс [118].

Приложение на дисперсионен анализ:

Дефиниране на нулева (H_0) и алтернативна хипотеза (H_1):

H_0 : между начина на обучение, и по-конкретно степента на използване на електронен курс и успеха на студентите няма закономерна връзка.

H_1 : начина на обучение оказва влияние върху успеха на студентите.

Равнището на значимост се приема за $\alpha = 0.05$.

След направените изчисления за F-критерий, за емпиричната характеристика на хипотезата (F_{em}) се получава стойност 5.98. По таблицата за F-разпределението се определя теоретичната характеристика на хипотезата (F_t) при равнище на значимост $\alpha = 0.05$ и степени на свобода 2 и 12. Теоретичната характеристика на хипотезата е 3.88.

Сравняват се емпиричната и теоретичната характеристики на хипотезата: емпиричната характеристика е с по-висока стойност от теоретичната. Следователно това дава основание да се приеме за вярна алтернативната хипотеза и с равнище на значимост 0.05 да се твърди, че факторът степен на използване на електронен курс оказва закономерно статистическо влияние върху успеха на студентите.

С коефициент на корелационно съотношение 50 % се изчислява силата на изследваната връзка. Или 50 % от различията в успехът на студентите са обусловени от степента на използване на електронно обучение [119].

Като резултатен показател при оценката на ефективността на електронното обучение в настоящия дисертационен труд се предлага успеха на студентите при дипломирането им, който се формира като средна величина от оценките по изучаваните дисциплини през целия срок на обучение. От съществено значение за успеха на студентите е времето, отделено за подготовката им в on-line обучение (измерено в часове и отчетено от системата за управление на електронно обучение), тъй като те се обучават самостоятелно основно от електронни учебни материали. Броят посетени линкове към допълнителни учебни материали към определена дисциплина показва интереса на студентите към учебния материал и е предпоставка да по-добро му усвояване и представяне на изпит.

В Таблица 2.9 е представена информация за: поредния номер на студентите, оценката от изпита по „Корпоративно счетоводство”, времето прекарано от съответния студент в on-line обучение и броя на линковете допълнителна учебна литература, посетени от студента.

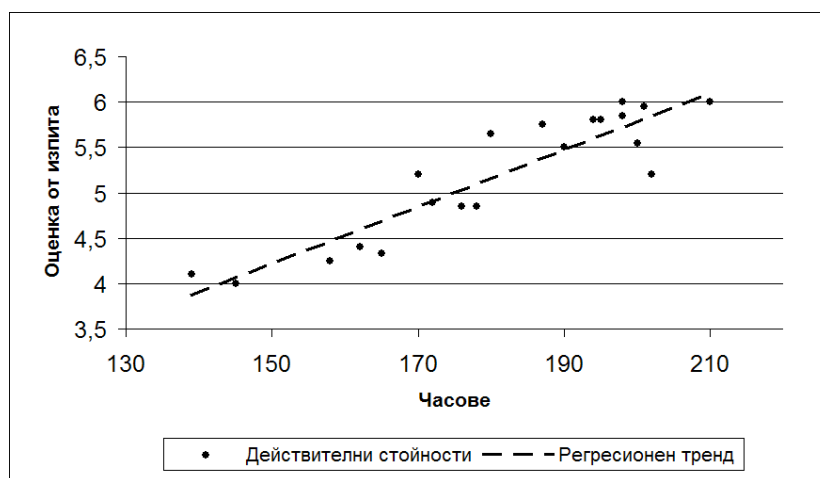
Данните в Таблица 2.9 са от електронно обучение на магистри в СА „Д.А.Ценов“. Проследена е on-line активността на 20 студента, както и техния успех в края на семестъра по дисциплината „Корпоративно счетоводство”. Хорариумът на учебния курс е 60 часа лекции и 40 часа упражнения. Електронният курс по счетоводство разполага с 18 линка към допълнителни учебни материали, нормативни документи и др.

Студент №	Оценка на изпита	Часове в on-line обучение	Брой посетени линкове
1	4.00	145	15
2	4.25	158	11
3	5.20	170	42
4	4.40	162	20
5	4.33	165	18
6	5.65	180	48
7	4.85	176	25
8	5.55	200	41
9	5.50	190	39
10	4.89	172	34
11	5.85	198	42
12	5.95	201	40
13	6.00	198	48
14	5.20	202	44
15	4.10	139	8
16	4.85	178	19
17	5.75	187	29
18	5.80	194	37
19	5.80	195	42
20	6.00	210	46

Таблица 2.9. Данни за успеха и on-line активността на студентите

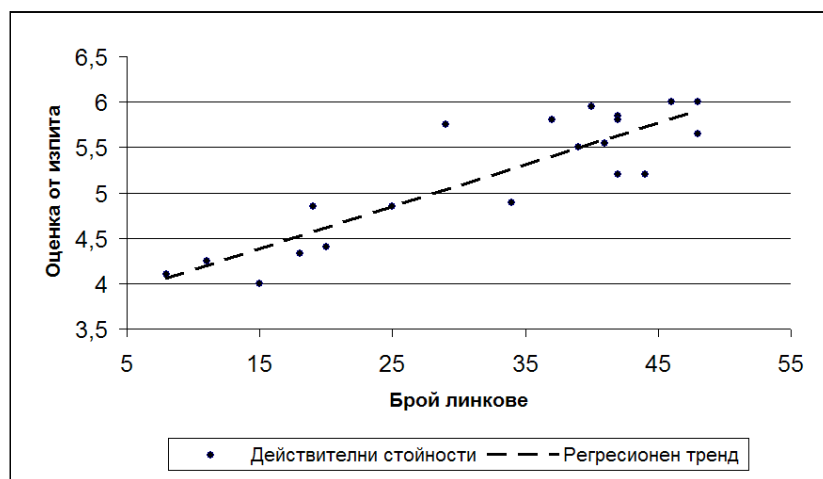
Целта е да се оцени влиянието на факторите време отделено от студентите в on-line обучение и брой посетени линкове с допълнителна литература към електронния курс върху оценката на студентите. Посредством метода на най-малките квадрати и линейни регресионни трендове е показана зависимостта между променливите „Оценка от изпита” и „Часове в on-line обучение”, както и между променливите „Оценка от изпита” и „Брой посетени линкове с допълнителна литература”.

Чрез еднофакторен регресионен анализ беше установено, че зависимостта между оценката от изпита (y) и времето в on-line обучение (x) е правопрпорционална, т.е. с повишаване на часовете, отделени за електронно обучение се повишава и успеха на студентите (Фигура 2.5).



Фигура 2.5. Зависимост между време в on-line обучение и оценката от изпита

По аналогичен начин бе установена зависимостта между броя посетени от студента линкове с допълнителни учебни материали и оценката от изпита (Фигура 2.6).



Фигура 2.6. Зависимост между броя посетени линкове и оценката от изпита

В резултат на предварителния регресионен анализ и установената права пропорционална зависимост между показателите в настоящия дисертационен труд се предлага зависимостта на резултативния показател „Оценка от изпита” от посочените по-горе фактори и степента на влиянието им върху нея да бъдат оценени чрез множествен корелационен анализ.

При множествения корелационен анализ [120] регресионните коефициенти показват с колко единици (според приетата мярка) ще се промени резултативния показател при промяна в съответния фактор с единица. Стойностите на регресионните

коэффициенты се установяват след решаване на система от уравнения. Броят на уравненията в системата зависи от броя на променливите. При два фактора уравнението на множествената регресия има вида:

$$Y = a + b_1x_1 + b_2x_2 \quad (2.10)$$

В резултат ще бъде съставена системата:

$$\begin{cases} \sum y = Na + b_1 \sum x_1 + b_2 \sum x_2 \\ \sum yx_1 = a \sum x_1 + b_1 \sum x_1^2 + b_2 \sum x_2x_1 \\ \sum yx_2 = a \sum x_2 + b_1 \sum x_1x_2 + b_2 \sum x_2^2 \end{cases} \quad (2.11)$$

Теснотата на корелационната зависимост при многофакторния анализ се измерва чрез коефициенти на частична корелация и множествения коефициент.

Частните корелационни коефициенти характеризират силата (теснотата) на зависимостта между резултативния показател и даден фактор при елиминирано влияние на другите фактори. Когато се елиминира влиянието на един фактор частните коефициенти са от първи порядък, когато се елиминират два фактора частните коефициенти са от втори порядък и т. н. Коефициентите от първи порядък се изчисляват от коефициентите на единичната корелация, т.нар коефициенти от нулев порядък. Формулите имат вида:

$$\begin{aligned} r_{yx_1 \cdot x_2} &= \frac{r_{yx_1} - r_{yx_2} \times r_{x_1x_2}}{\sqrt{(1 - r_{yx_2}^2)(1 - r_{x_1x_2}^2)}} \\ r_{yx_2 \cdot x_1} &= \frac{r_{yx_2} - r_{yx_1} \times r_{x_1x_2}}{\sqrt{(1 - r_{yx_1}^2)(1 - r_{x_1x_2}^2)}} \end{aligned} \quad (2.12)$$

Записването $r_{yx_1 \cdot x_2}$ е коефициент на частичната корелация за теснотата на зависимостта между Y и X_1 при елиминирано влияние на X_2 .

Коефициентите от втори порядък се изчисляват от коефициентите на частичната корелация от първи порядък по формулите:

$$\begin{aligned} r_{yx_1 \cdot x_2x_3} &= \frac{r_{yx_1 \cdot x_2} - r_{yx_3 \cdot x_2} \times r_{x_1x_3 \cdot x_2}}{\sqrt{(1 - r_{yx_3 \cdot x_2}^2)(1 - r_{x_1x_3 \cdot x_2}^2)}} \\ r_{yx_2 \cdot x_1x_3} &= \frac{r_{yx_2 \cdot x_1} - r_{yx_3 \cdot x_1} \times r_{x_2x_3 \cdot x_1}}{\sqrt{(1 - r_{yx_3 \cdot x_1}^2)(1 - r_{x_2x_3 \cdot x_1}^2)}} \\ r_{yx_3 \cdot x_1x_2} &= \frac{r_{yx_3 \cdot x_1} - r_{yx_2 \cdot x_1} \times r_{x_3x_2 \cdot x_1}}{\sqrt{(1 - r_{yx_2 \cdot x_1}^2)(1 - r_{x_3x_2 \cdot x_1}^2)}} \end{aligned} \quad (2.13)$$

Теснотата на зависимостта между два и повече фактора и резултативния показател се измерва чрез коефициент на множествена корелация.

$$R_{y x_1 x_2 \dots x_n} = \sqrt{1 - \frac{S_{y x_1 x_2 \dots x_n}^2}{\sigma_y^2}} \quad (2.14)$$

Където $S_{y x_1 x_2 \dots x_n}^2$ е квадратът на стандартната грешка на оценка, който се изчислява по формулата:

$$S_{y x_1 x_2 \dots x_n}^2 = \frac{\sum (y - \hat{y})^2}{N} \quad (2.15)$$

Корелационният анализ е осъществен чрез програмен продукт SPSS. За целта са построени два модела:

- В първия модел се разглежда изменението на показателя „Оценка от изпита“ под влияние на променливата „Часове в on-line обучение“.
- Във втория модел се отчита влиянието на факторите „Часове в on-line обучение“ и „Брой посетени линкове с допълнителна литература“ върху променливата „Оценка от изпита“.

В резултат на корелационния анализ са получени следните данни (Таблица 2.10):

Информация за построения модел				
Модел №	R	R^2	Коригиран R^2	Стандартна грешка на прогнозата
1	0.911 (a)	0.829	0.820	0.29211
2	0.937 (b)	0.878	0.863	0.25443
a) Предиктор променливи: Часове в on-line обучение b) Предиктор променливи: Посетени допълнителни линкове Зависима променлива: Оценка от изпита				

Таблица 2.10. Информация за построените корелационни модели

- в колоната „ R “ са стойностите на коефициентите на множествена регресия между предиктор променливите и резултатната променлива. При първия модел, стойността на коефициента е 0.911 и показва корелацията между предиктор променливата „Часове в on-line обучение“ и резултатната променлива „Оценка от изпита“.
- колоната R^2 показва колко от вариацията в резултатната променлива „Оценка от изпита“ се дължи на предиктор променливите. За първия модел тази стойност е 0.829, което показва, че променливата „Часове в on-line

обучение” отчита 82.9 % от вариацията на променливата „Оценка от изпита”. При втория модел тази стойност се повишава на 0.878 или 87.8 %, което показва, че променливата „Брой посетени линкове” отчита още 4.9 % ($87.8 \% - 82.9 \% = 4.9 \%$) от вариацията на променливата „Оценка от изпита”.

- Коригиран R^2 показва до каква степен построенят модел съответства на зависимостите в данните. Целта е стойностите на R и R^2 да бъдат максимално близки. В Таблица 2.10 тази стойност е $0.911 - 0.820 = 0.091$, или 9 %, т.е. ако модела беше построен на базата на цялото множество, а не на извадка, то той би отчитал 9 % по-малко от вариацията на показателя „Оценка от изпита”.

Таблица 2.10 отразява параметрите на построените модели. Първият модел разглежда влиянието само на първия фактор, „Часове в on-line обучение” върху „Оценка от изпита”. Във втория модел е отчетено влиянието на независимите променливи „Часове в on-line обучение” и „Брой посетени линкове” върху зависимата променлива „Оценка от изпита”. При множествената регресия моделът има формата на уравнение, което съдържа коефициент (b) за всяка предиктор-променлива. В Таблица 2.11 са представени изчислените стойности на коефициентите b , които показват индивидуалното влияние на всяка предиктор променлива върху зависимата променлива „Оценка от изпита”.

Коефициентите, изчислени чрез SPSS са представени в Таблица 2.11:

Модел №	Нестандартизирани коефициенти		Стандартизирани коефициенти β	t	Ниво на значимост
	b	Стандартна грешка			
1.(constant)	-0.494	0.612		-0.807	0.430
Часове	0.031	0.003	0.911	9.348	0.000
2.(constant)	0.956	0.772		1.237	0.233
Часове	0.20	0.005	0.567	3.608	0.002
Линкове	0.21	0.008	0.408	2.593	0.019

Таблица 2.11. Коефициенти на зависимата променлива „Оценка от изпита”

Коефициентите b дават информация за връзката между показателя „Оценка от изпита” и всяка предиктор променлива. Ако стойността на b е положителна съществува право пропорционална взаимовръзка между предиктор и резултатната

променлива, а ако е отрицателна, взаимовръзката е обратно пропорционална, т.е. може да бъде направен извода, че увеличаването на „Часовете в електронно обучение” и на „Броя на посетените от студента линкове към допълнителни учебни материали” водят до повишаване на оценката му на изпита. Стойността на коефициента b показва още до каква степен всяка предиктор променлива влияе върху резултатната променлива, ако стойността на всички останали предиктори се запази константна.

Към всяка стойност от колоната „Стандартизирани коефициенти” β има асоциирана стандартна грешка, показваща до каква степен тези стойности се променят от различни примери от извадката. Тези стандартни грешки се използват, за да се определи дали стойността на параметъра b се различава значително от нула. Ако при t -теста стойността в колоната „Ниво на значимост” е по-малка от 0.05, този предиктор оказва значително влияние върху модела т.е. колкото е по-малка стойността в колоната „Ниво на значимост” и е по-голяма стойността в колоната t , толкова повече допринася конкретния предиктор. За променливата „Часове в on-line обучение” $t=3.608$ и нивото на значимост е 0.002, а за променливата „Брой линкове” $t = 2.593$ и нивото на значимост е 0.019, което показва, че тези две променливи влияят значително на променливата „Оценка от изпита”. От стойността на t -статистиката може да се направи заключението, че променливата „Часове в on-line обучение” оказва по-голямо влияние на зависимата променлива „Оценка от изпита” отколкото променливата „Брой посетени линкове”.

Стандартизираните стойности β не зависят от мерните единици на променливите. Те също могат да бъдат използвани за измерване на „важността” на даден предиктор за модела. Предимството им е, че са директно съпоставими, защото се измерват в единици стандартно отклонение. Стойностите им са 0.567 за показателя „Часове в on-line обучение” и 0.408 за показателя „Брой посетени линкове”, което отново показва, че първият фактор оказва по-силно влияние върху резултатния показател „Оценка от изпита”.

На всеки етап от регресионния анализ програмата SPSS предоставя информация за променливите, които още не са били включени в модела.

В Таблица 2.12 е представена информация за променливата „Брой посетени линкове”, която е изключена от първия модел. Нивото на значимост на тази променлива е 0.019 и $t = 2.593$, което показва, че тя играе значителна роля в модела.

Модел №	β	t	Ниво на значимост	Частична корелация	Статистика за колинеарност
1. Линкове	0.408	2.593	0.019	0.532	0.291

Таблица 2.12. Променливи, изключени от първия модел

В резултат на проведения множествен корелационен анализ могат да бъдат направени следните изводи:

1. Факторите „Часове в on-line обучение” и „Брой посетени линкове” оказват силно влияние върху показателя „Оценка от изпита”.
2. Факторът „Часове в on-line обучение” оказва по-силно влияние върху „Оценка от изпита”.

Успоредно с изследване на показателите успех на студентите и коефициент на успеваемост, чрез подходящи математически и статистически методи и модели могат да бъдат изследвани и други резултатни показатели (относителен дял студенти работещите по специалността; студенти, продължили следваща научно-образователна степен) с цел отчитане влиянието на факторите, които предизвикват промени в тях.

2.4. Алгоритъм за приложение на BSC във висше училище с електронно обучение

Независимо от многообразните форми на проявление, проектиране и внедряване на BSC в организации с различна дейност, всички те се основават на 6 функционални стандарта. Съответствието на елементите в BSC е регламентирано в специален документ „Функционален стандарт на системата BSC” на Kaplan и Norton.

- Перспективи (*perspectives*) – компоненти, декомпозиращи мисията и визията на организацията с цел тяхната реализация.
- Стратегически цели (*objectives*) – насоките на осъществяване на стратегията.
- Показатели (*measures*)– те са определени от действията за достигане на целите.
- Целеви значения (*targets*)– количествения израз на равнището, на което трябва да съответства даден показател.
- Стратегическа карта (*cause and effect linkages*) – схема отразяваща причинно-следствените връзки между отделните стратегически цели.

- Стратегически инициативи (*strategic initiatives*) – проекти, програми, мероприятия, способстващи за реализацията на избраните ориентири.

Отправна точка за проектиране на BSC според Kaplan и Norton е че: мисията, основните ценности, вижданията и стратегията на организацията се описват от нейната „програма”, а балансираната система от показатели е реализация на тази програма. Целите на участниците се определят в съответствие с целите на организацията и им се подчиняват. Взаиморазбирането на дългосрочните ориентири и способите за достигането им, както и стремежа към крайните перспективи се обезпечават благодарение на групата, разработваща BSC и разпространяваща своите идеи за стратегията в рамките на организацията. Отделният човек може да оцени личния си принос в реализацията на колективната дейност, а усилията на всички членове на колектива да се насочат в единна посока. Kaplan и Norton подчертават, че „... привеждането на индивидуалните цели и задачи в съответствие с общите концепции и стратегия ... е дълъг и сложен процес” [61]. Внедряването и приложение на BSC според Kaplan и Norton включва следните 3 етапа:

- Първият етап е формулиране на мисията и визията на организацията.
- Вторият етап включва: определяне на ключовите аспекти (перспективи) на дейността по оценяване; детайлизация на мисията, чрез определяне на стратегически цели, съответстващи показатели и оценка на техните прогнозни стойности, визуализация и демонстрация на причинно-следствените връзки; формулиране на мероприятия, отразяващи фокуса на усилията на персонала.
- Третият етап – каскадиране (декомпозиция) на организационната BSC стратегия до равнището на отделния изпълнител чрез адаптация към конкретните характеристики на неговата дейност.

Процесът на проектиране и внедряване на BSC продължава: от три до шест месеца за мобилизация, шест месеца за проектиране и внедряване и дванадесет до двадесет и четири месеца за устойчиво изпълнение [121].

Като основа за проектиране на модел на BSC за висше училище с електронно обучение в настоящия дисертационен труд бяха отчетени вижданията в модела на Kaplan и Norton [121], а също и в моделите на Friedag-Schmidt [66], Nils-Göran Olve, Wetter и Roy [67], Rampersad [68] и бяха взети предвид специфичните особености на образователната институция. Процесът на приложение на BSC във висше училище с

електронно обучение включва етапите: мобилизиране, проектиране, внедряване и устойчиво изпълнение. При отчитане на специфичните особености на електронното обучение във висшето образование при обучението на магистри, в дисертационния труд се предлага приложението на BSC да протече по следния алгоритъм (Фигура 2.7).



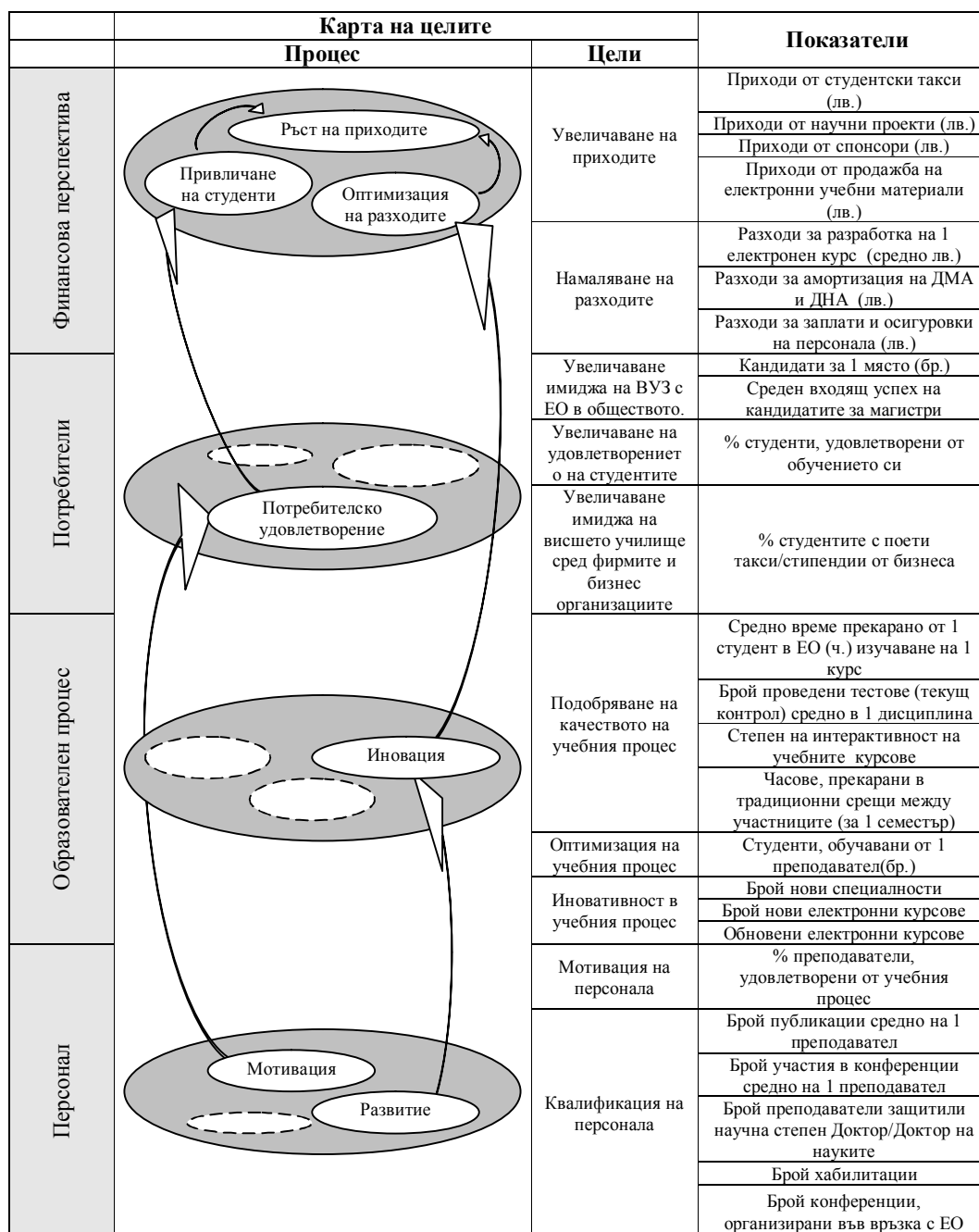
Фигура 2.7. Алгоритъм на приложение на BSC във висше училище с електронно обучение

Процесът на **мобилизация** е първата стъпка при приложението на BSC. Основната цел е да се подготвят ръководството и персонала във висшето училище за основните промени, предстоящи в близко бъдеще. Идентифицират се основните идеи и се оценява необходимостта от всяка една от перспективите. Целта е да се ограничат приоритетите във визията и стратегията на висшето училище, тъй като ръководството може да се съсредоточи само върху определен брой приоритети за даден период от време. На този етап е необходимо да се определи как визията на образователната институция се отнася до вътрешните процеси в нея и как трябва да се променят вътрешните процеси, които влияят върху визията на организацията.

Проектирането е втората стъпка за приложение на BSC. След определяне на стратегическите цели и съставяне на стратегическа карта на причинно-следствените връзки (Фигура 2.3) се разработва набор от показатели (KPI) за мониторинга и оценяването на ефективността на електронното обучение.

Определят се и целевите значения на KPI и основните мероприятия за постигане на поставените цели. Трябва да се отчита, че дадена цел се достига не само чрез мероприятията определени за нея, но и чрез отчитане на влиянието на мероприятията, отнесени към други цели (Фигура 2.8). В съответствие с картата, разработена от Kaplan и Norton [61] в настоящата дисертация се предлага стратегическа карта на целите, адаптирана за висше училище с електронно обучение. Разработването на разгърнат вариант на BSC предполага построяване на карта на целите и KPI и подготовка на мероприятия за отделните структурни подразделения (каскадиране). В резултат във всяко структурно подразделение се съставя

стратегическа карта на BSC, която обикновено повтаря модела на висше училище като цяло. Определят се бюджета, сроковете и отговорниците за изпълнение на мероприятията. На този етап се определят и резултатните показатели за оценяване на степента на постигане на целите, поставени в BSC.



Фигура 2.8. Карта на целите на висше училище с електронно обучение.

Следващата стъпка е съставяне на план за **внедряване на BSC**. За различните образователни институции подходите са различни, но могат да се следват насоки, които да ускорят процеса на внедряване – обучение на сътрудниците, постоянен

мониторинг върху изпълнението на поставените задачи, създаване на система за стимулиращо възнаграждение за постиженията и др.

В работите на Kaplan и Norton е залегнала идеята за каскадния принцип на внедряване на BSC в организацията. Същността му е в това, че стратегическите приоритети и цели, възприети в организацията трябва да бъдат разпространени на всички нива в нея.

В някои компании [122] „стратегическия синхрон се определя като приоритетна цел на организационния капитал”. При внедряване на BSC посредством каскадния метод, ръководството разпространява BSC– започвайки от високите ръководни звена в организацията, през ръководителите на екипите до отделните работници. Стратегията им включва следните компоненти:

- стратегическо разбиране – всички служители възприемат и разбират ключовите елементи от стратегията на организацията;
- организационен синхрон – целите на организацията се съгласуват със стратегията ѝ;
- персонален синхрон– целите на всички служители съвпадат с целите на организацията [123].

В други организации [124] прилага каскадния модел за внедряване на BSC, като във всеки отдел са назначени координатори, които разпространяват стратегическите цели на всички нива в организацията. В рамките на една година след синхронизирането на балансираната система в управлението на организацията се наблюдавал 21% ръст в броя на проектите.

Необходими предпоставки за ефективно приложение на каскадния принцип на BSC във висшето училище с електронно обучение са когато персоналът:

- знае и разбира стратегията на висшето училище като цяло;
- вижда своя принос в реализацията на стратегията;
- участва в разработването на мероприятия, необходими за достигане на стратегическите цели;
- участва в определяне на целите и KPI за своето структурно подразделение – (длъжност);
- мотивиран е морално и материално за достигане на целевите стойности на KPI;

- разполага с ресурси, знания, навици, инфраструктура и информация, необходими за достигане на поставените цели.

Заклучителната фаза на приложението на BSC е **устойчиво изпълнение**. Тази фаза се фокусира върху оценката на показателите за ефективност чрез BSC като част от ежедневните процедури във висшето училище. Успехът на оценката зависи от показателите, създадени през фазите на проектиране и внедряване. Набирането на информация за ефективността на електронното обучение и анализирането ѝ подпомага успешното приложение на BSC в образователната институция. Така слабостите и пропуските могат да бъдат открити навреме и да бъдат отстранени чрез набелязване на съответни мероприятия.

2.5. Експериментално приложение на BSC и на резултатните показатели за оценяване на ефективността на електронното обучение във висше училище

В настоящата дисертация е разработен модел на BSC за оценка на ефективността на електронното обучение. Автоматизирането на приложението на BSC и създаването на информационна система за отчитане на показателите е най-краткия път за практическа реализация и мониторинг върху изпълнението на стратегията на организацията. За целта могат да се използват различни специализирани софтуерни продукти, позволяващи автоматизирани функции на построяване и мониторинг на BSC (ARISBSC, ABISBSC, SAP Strategic Enterprise Management, BSC Designer, Oracle Balanced Scorecard и др.). При експерименталното приложение на разработения модел на BSC за оценяване на ефективността на електронното обучение във висшето образование е използван програмен продукт BSC Designer [125]. Той осигурява проектиране, реализация и мониторинг на концепцията на BSC в организации с различен предмет на дейност – производство, услуги, търговия, образователна дейност, здравеопазване.

При експерименталното изследване бяха създадени:

- перспективи, отговарящи на мисията на висше училище с електронното обучение;
- показатели за оценка (KPI), като им бяха зададени следните характеристики:

- стойност – текуща стойност на показателя за конкретната година;
- мерна единица – тя специфицира показателя и може да бъде използвана както от списъка на BSC Designer, така и зададена от потребителя;
- *min/max* стойност на показателя през изследвания период;
- избор на посоката на оптимизация на показателя (дали да се увеличава или намалява).
- нормиране на всички показатели в диапазона [0; 1], чрез формулите:

$$bsc_val = \left(\frac{val - min}{max - min} \right) w \quad (2.16)$$

$$bsc_val = \left(\frac{val - max}{min - max} \right) w \quad (2.17)$$

където: *bsc_val* – стойност в модела;

val – стойност на показателя, напр. бр. хора, оценки и др.;

min – минимална стойност през периода на изследвания показател;

max – максимална стойност на показателя през периода;

w – тежест на показателя, обикновено е 1/(броя на показателите), но може да се променя на базата на експертна оценка [119].

Формулата (2.16) се използва за нормиране на показател, чиято стойност трябва да бъде максимизирана, а (2.17) за показател, чиято стойност трябва да бъде минимизирана.

В Таблица 2.13 са представени нормираните стойности на показателите за оценка на ефективността чрез BSC във висше училище с електронно обучение на магистри за периода 2001-2009 г. (данните са предоставени от СА „Д. А. Ценов“).

Перспектива	Показател	2001 x ₁	2002 x ₂	2003 x ₃	2004 x ₄	2005 x ₅	2006 x ₆	2007 x ₇	2008 x ₈	2009 x ₉
Финансова	Приходи от студентски такси	0.0000	0.0370	0.0741	0.1185	0.2074	0.3259	0.7407	0.9630	1.0000
	Приходи от научни проекти	0.0000	0.0377	0.0377	0.1506	0.1807	0.3313	0.6928	1.0000	0.9940
	Приходи от спонсори	0.0000	0.1429	0.2857	0.3333	0.3333	0.2857	0.3810	0.6905	1.0000
	Приходи от продажба на електронни учебни материали	0.0000	0.0541	0.0541	0.2162	0.2703	0.4595	0.6486	0.9730	1.0000
	Разходи за разработка на 1 електронен курс	0.0000	0.2857	0.2143	0.2857	0.5714	0.7143	0.8571	1.0000	0.4286
	Разходи за амортизация на ДМА и ДНА	0.0000	0.0870	0.1304	0.4783	0.6957	0.8870	0.9130	0.9565	1.0000
	Разходи за заплати и осигуровки на персонала	0.0000	0.2727	0.3394	0.7273	0.9394	0.9636	1.0000	0.9212	0.8788
Потребители	Кандидати за 1 място	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.5000	0.5000	0.0000
	Среден входящ успех на кандидатите за магистри	0.6000	0.4167	0.3667	0.1167	0.0000	0.4167	0.6167	1.0000	0.8333
	% студенти, удовлетворени от обучението си	0.2727	0.0000	0.3636	0.0000	0.6364	0.8182	0.9091	0.9091	1.0000
	% студентите с поети такси/стипендии от бизнеса	0.0000	0.7500	0.5000	0.5000	0.5000	0.7500	1.0000	1.0000	0.7500
Образователен процес	Средно време прекарано от 1 студент в ЕО (ч.) изучаване на 1 курс	0.0000	0.6296	0.7407	0.9259	1.0000	0.9259	0.8889	0.8148	0.8519
	Брой проведени тестове (текущ контрол)	0.0000	0.2500	0.2500	0.5000	0.7500	0.7500	0.7500	1.0000	1.0000
	Степен на интерактивност на учебните курсове	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.5000	0.5000	1.0000	1.0000
	Часове, прекарани в традиционни срещи между участниците (за 1 семестър)	0.0000	0.1250	0.1667	0.2500	0.4583	0.6667	0.7500	0.8750	1.0000
	Студенти, обучавани от 1 преподавател(бр.)	0.0000	0.1944	0.2500	0.3611	0.4722	0.6667	0.8333	0.9444	1.0000
	Брой нови специалности	1.0000	0.0000	0.5000	0.5000	1.0000	0.5000	0.5000	0.5000	0.5000
	Брой нови електронни курсове	0.1818	0.0000	0.3636	0.4545	0.6364	0.3636	0.4545	1.0000	0.8182
	Обновени електронни курсове	0.6667	0.3333	0.0000	0.0000	0.3333	0.3333	0.6667	0.8333	1.0000
Персонал	% преподаватели, удовлетворени от учебния процес	0.1818	0.0000	0.1818	0.3636	0.6364	0.1818	0.2727	1.0000	0.5455
	Брой публикации средно на 1 преподавател	0.0000	0.5000	0.0000	0.5000	0.5000	1.0000	1.0000	0.5000	0.5000
	Брой участия в конференции средно на 1 преподавател	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
	Брой преподаватели защитили научна степен Доктор/Доктор на науките	0.5000	0.5000	1.0000	0.5000	0.0000	0.5000	0.0000	0.5000	1.0000
	Брой хабилитации	0.0000	0.0000	0.3333	0.3333	0.6667	1.0000	0.3333	0.3333	0.3333
	Брой конференции, организирани във връзка с ЕО	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.5000	0.5000	0.5000	0.0000	0.0000

Таблица 2.13. Нормирани стойности на показатели за оценка на ефективността на електронното обучение

За оценката на знанията и уменията на студентите в дисертацията се определя равнището на резултатните показатели, постигнати от студентите чрез електронно обучение. В Таблица 2.14 на основата на използваните числени данни са показани нормирани стойности на резултатните показатели за студенти магистърска степен на електронно обучение от СА „Д. А. Ценов“ за периода 2001-2009 г.

Показател	2001 y_1	2002 y_2	2003 y_3	2004 y_4	2005 y_5	2006 y_6	2007 y_7	2008 y_8	2009 y_9
Среден успех на студентите	0.1666	0.0000	0.1666	0.5000	0.8333	1.0000	0.6667	0.8333	1.0000
Коефициент на успеваемост	0.1176	0.0000	0.1176	0.4117	0.7058	1.0000	0.4117	0.7058	0.8235
Относителен дял на продължилите следваща степен на обучение доктор	0.0000	0.2500	0.5000	0.7500	0.7500	0.7500	0.7500	1.0000	1.0000
Относителен дял на работещите по специалността	0.0740	0.0000	0.0740	0.2592	0.4444	0.8148	1.0000	0.8148	0.8888

Таблица 2.14. Нормирани стойности на резултатните показатели

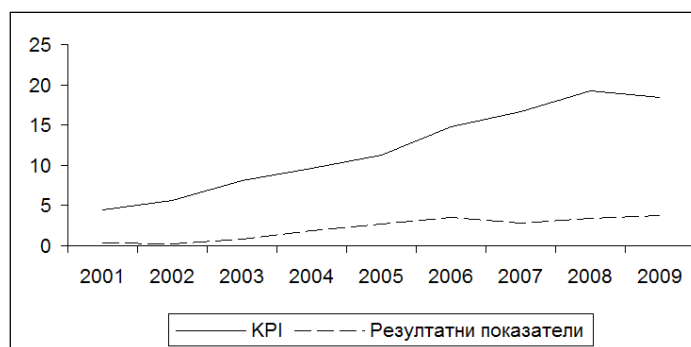
В Таблица 2.15 е са показани сумарните стойности на показателите ефективност от BSC (KPI) и резултатните показатели за периода 2001-2009 г.

Година	Сума на KPI	Сума на резултатните показатели
2001	4.4030	0.3582
2002	5.6161	0.2500
2003	8.1521	0.8582
2004	9.6150	1.9209
2005	11.2879	2.7335
2006	14.8402	3.5648
2007	16.7084	2.8284
2008	19.2141	3.3539
2009	18.4336	3.7123

Таблица 2.15. Сумарни стойности на KPI и резултатните показатели за периода 2001 -2009 г.

Както се вижда от Фигура 2.9, увеличаването на сумарната стойност на ключовите показатели за оценка на ефективността (KPI), води до повишаване на

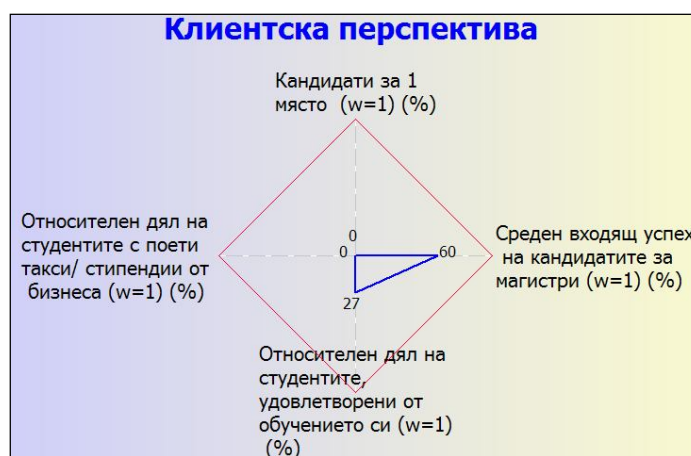
резултатните показатели и чрез постигането на зададени целеви стойности на KPI могат да бъдат повишени стойностите на резултатните показатели.



Фигура 2.9. Графика на сумарните стойности на KPI и резултатните показатели за периода 2001 - 2009 г.

Използваният програмнен продукт дава възможност чрез настройка да се наблюдават показателите, които са извън предварително зададените граници. Тези показатели изискват повишено внимание чрез определяне на целева стойност на показателя и маркирането ѝ в съответстващ цвят.

След въвеждане на информацията за перспективите и показателите за оценка на ефективността на висшето училище с електронно обучение за периода 2001 – 2009 г. могат да се създават диаграми за всяка перспектива. Плътната линия показва текущата стойност на показателя, а тънката – максималните стойности. Максималните стойности са целеви. На Фигура 2.10 е представена диаграма за перспективата „Клиенти” за 2001 г.

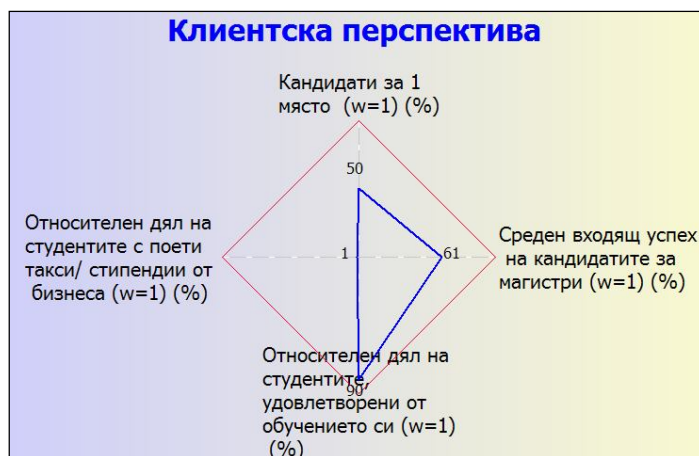


Фигура 2.10. Диаграма за перспективата „Клиенти” за 2001 г.

Както се вижда от графиката, изоставачи са показателите „Кандидати за 1 място” и „Относителен дял на студентите с поети такси от бизнеса”. Ръководството на

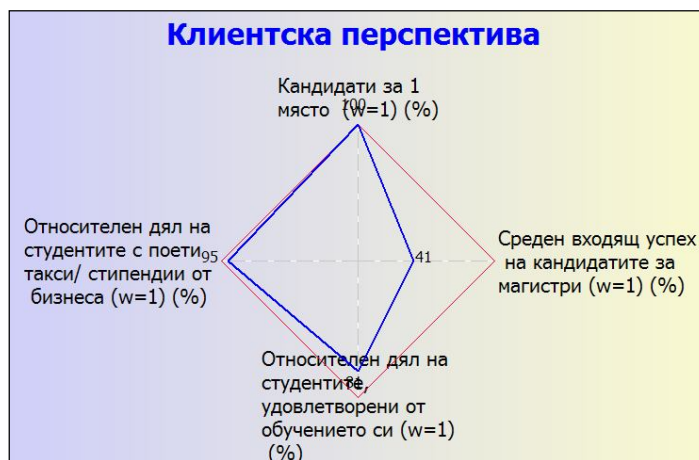
висшето училище може използва тези резултати, за да набележи мероприятия за повишаването на стойностите на тези показатели.

На Фигура 2.11 е представена диаграма на същата перспектива за 2005 г., където стойността на показателя „Кандидати за 1 място” показват повишение.



Фигура 2.11. Диаграма за перспективата „Клиенти“ за 2005 г.

На Фигура 2.12 показателите „Кандидати за 1 място” и „Относителен дял на студентите с поети такси от бизнеса” за 2009 г. показват повишение, но се наблюдава намаление на показателя „Среден входящ успех на кандидат-студентите”.



Фигура 2.12. Диаграма за перспективата „Клиенти” за 2009 г.

След определяне на изоставащите или влошаващите се показатели за оценка на ефективността на електронното обучение, биха могли да се разработват мероприятия за постигане на стратегическите цели на висшето училище. За разработените мероприятия се определя бюджет, срокове за изпълнение и отговорници. Информацията може да бъде представена във вид на таблица (Таблица 2.16).

Стратегическа цел	Показател (KPI)	Целева стойност	Мероприятия	Отговорник	Бюджет	Срок за изпълнение
...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...

Таблица 2.16. Мероприятия за постигане на стратегическите цели

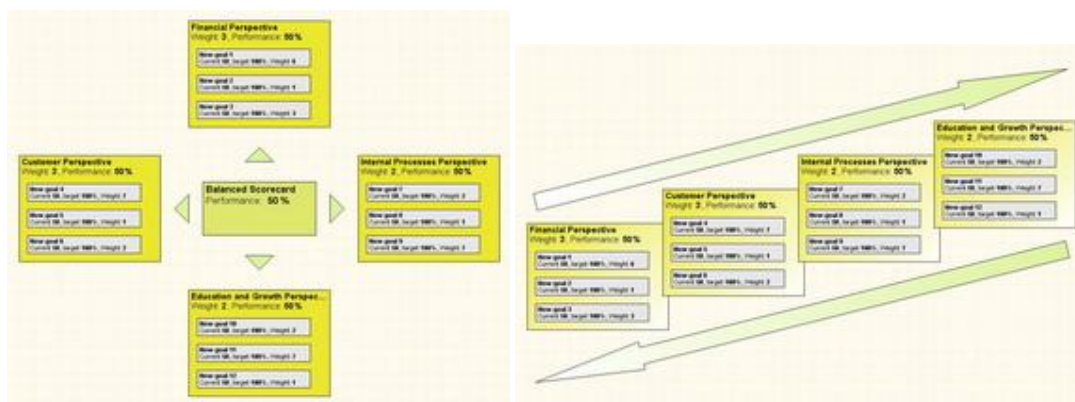
Мероприятията могат да бъдат обединени в клъстери и на тази основа да бъдат формирани близки по насоченост инициативи и мероприятия в стратегическите програми.

Отнасянето на мероприятията към целите може да бъде представено чрез съставяне на таблица „Цели-Мероприятия”, като по редовете се записват целите, а по стълбовете – мероприятията. В таблицата се отбелязва за постигането на коя цел способства дадено мероприятие. В Таблица 2.17 са представени целите на перспективата „Потребители” и мероприятията, които трябва да бъдат изпълнени за достигането им.

Цели Мероприятия	Повишаване имиджа на висшето училище в обществото	Повишаване имиджа на висшето училище сред фирмите	Повишаване имиджа на висшето училище сред кандидат- студентите
Организиране на срещи с потенциални кандидат-студенти			v
Участие в национални изложения	v	v	v
Организиране на стажове на студенти във фирми		v	v
Участие в съвместни проекти с фирми		v	
Организиране на срещи с ръководствата на предприятия		v	v
Организиране на Ден на отворените врати във висшето училище	v	v	v

Таблица 2.17. „Цели-Мероприятия” по перспектива „Потребители”

Стратегическата карта на висшето училище може да бъде каскадирана (Фигура 2.13), като на равнище факултет/кафедра/отделен преподавател могат да бъдат проектирани индивидуални показатели и да бъдат свързани с общата стратегическа карта на организацията.



Фигура 2.13. Каскадиране на стратегическа карта

2.6. Предимства и недостатъци на BSC – SWOT анализ

Приложението на BSC за оценка на ефективността на електронното обучение във висшето образование безусловно подпомага подобряване на планирането, управлението и контрола на всички аспекти на дейността на образователната институция. Успешното прилагане на системата BSC обаче зависи от фактори като:

- значимост на стратегическото планиране за обучаващата организация;
- заинтересованост на ръководството от работата в дългосрочна перспектива;
- прозрачност на системата от показатели;
- правилния избор на съставляващите системата BSC;
- възможност за провеждане на оперативен мониторинг на показателите и корекции на системата;
- професионализма на специалистите в организацията;
- възприемчивостта към нововъведения в организацията;
- възможността за допълнително стимулиране на персонала при достигане на стратегическите цели.

Подходящ инструмент за оценка на ефективността от приложението на BSC във висше училище с електронно обучение е т. нар. SWOT анализ (Strengths – предимства, Weaknesses – недостатъци, Opportunities – възможности, Threats – заплахи), позволяващ да се определят основните преимущества и недостатъци на BSC [126] - Таблица 2.18.

	Подпомагат постигане на целите	Пречат на постигане на целите
Вътрешен произход	Предимства - Изграждането на стратегия е необходимо условие за успешното функциониране на всяка организация. - Мониторинг на показателите за оценка на ефективността. - Простота за възприемане от изпълнителите. - Възможност за графична интерпретация на финансовите и нефинансови показатели за оценка на дейността на организацията. - Довеждане на стратегията на организацията до конкретните цели на всеки сътрудник. - Повишаване на мотивацията на персонала чрез материални и морални стимули.	Недостатъци - Продължителен период за внедряването на BSC. - Привидната простота на внедряване и приложение. - Резултатите от внедряването на BSC не се проявяват веднага. - Инициативата при проектиране и внедряване на BSC може да принадлежи само на висшето ръководство. - При оценяването на нефинансовите показатели се срещат значителни трудности.
	Възможности - Необходимост от инструментариум за оценка на дейността на организацията. - Необходимост от бърза адаптация на организациите към пазарните условия. - Перспективите за глобализация и интернационализация на бизнеса и образователните институции.	Заплахи - Разглеждането на BSC като универсална рецепта за решаването на всички проблеми. - Дефицит на квалифицирани кадри за проектиране и внедряване на BSC.

Таблица 2.18. SWOT анализ на BSC

Предимства:

1. Изграждането на подходяща стратегия е необходимо условие за успешното функциониране на всяка организация. Определянето на мисията и разработване на стратегия подпомага оценката на потенциала на организацията, показва реално съществуващите проблеми и очертава конкретни стъпки за тяхното решаване.
2. Реализацията на стратегията на организацията в конкретни тактически действия е съпроводено с мониторинг на KPI. BSC позволява да се конкретизира ситуацията, да се уточнят конкретните изменения и паралелно с това да се коригира стратегията.
3. Простота за възприемане от изпълнителите.
4. Възможност за графична интерпретация на финансовите и нефинансови показатели за оценка на дейността на организацията. Съставянето на стратегическа карта на BSC позволява да бъдат визуализирани връзките между перспективите, целите и показателите за оценка в организацията.
5. Довеждане на стратегията на организацията до конкретните цели на всеки сътрудник. Персоналът на организацията осъзнава своята роля, повишава мотивацията си за изпълнение както на стратегическите, така и на личните си цели.
6. Повишаване на мотивацията на персонала чрез материални и морални стимули при постигането на високи резултати при внедряване на BSC.

Недостатъци:

1. Сравнително голяма продължителност на проектирането на BSC. Разработването на стратегическата карта на показателите за оценка не изисква продължителни периоди, но на по-късен етап при внедряването на BSC се изисква голям обем подготвителна и разяснителна работа и участие на ръководителите и персонала от всички звена.
2. Въпреки привидната простота на приложение всяка организация има свой специфичен подход при разработване на BSC, който зависи от конкретните условия и ресурси в организацията в конкретния момент от време.
3. Необходимо е време за да бъдат усетени положителните страни. Резултатите от внедряването на BSC не се проявяват веднага.
4. Инициативата при проектиране и внедряване на BSC може да принадлежи само на висшето ръководство, тъй като в основата на BSC е определянето на мисията на организацията.
5. При оценяването на някои показатели, особено нефинансовите се срещат значителни трудности поради тяхната нееднозначност.

Възможности:

1. Необходимост от инструментариум за оценка на дейността на организацията. Наред с динамичното развитие на науката, икономиката и образователната дейност през последните години се наблюдава и усложняване на управленската и финансова отчетност. В условията на динамичната обкръжаваща среда за ръководителите на образователните институции става все по-трудно да се ориентират в огромния поток от информация. От тук следва и реалната необходимост от BSC като инструмент за подбор и оценка на показателите за ефективност на образователния процес.
2. Необходимост от бърза адаптация към пазарната ситуация. Определянето на стратегия и необходимостта от постоянното ѝ коригиране в съответствие с конкретните пазарни условия ще осигури конкурентни позиции за образователната институция.
3. Перспективите за глобализация и интернационализация на бизнеса и образователните институции, успешното приложение BSC в редица чужди компании и нарастването на чуждестранните инвестиции в България изисква специалисти, които да изучават и прилагат BSC като средство за оценка и управление на организациите.

Заплахи:

1. Разглеждането на BSC като универсална рецепта за решаването на всички проблеми. Тенденциите за създаване на стратегически карти и KPI могат да

доведат в някои случаи до налагането на мнение, че е възможно организацията да бъде управлявана автоматично. BSC е само инструмент за приложение и оценка на стратегията в оперативната дейност и за да бъде това внедряване факт е необходимо съчетаване на редица фактори, започвайки от инициативата на ръководителя до създаването на механизъм за проектиране и мониторинг върху изпълнението на BSC.

2. Недостатъчен брой на квалифицирани кадри за проектиране и внедряване на BSC.

Въпреки посочените ограничения и слабости BSC може да служи като система за оценка на ефективността и управление на висше училище с електронно обучение. BSC привежда мисията и стратегията на организацията, прилагаща електронно обучение, в балансиран комплекс от взаимосвързани показатели, които дават кратка, но достатъчно пълна информация на движението на обучаващата организация към изпълнението на задачите и постигането на целите ѝ. BSC може успешно да се прилага като средство за мотивация и обратна връзка при осъществяване на процеса на електронно обучение във висшето образование.

Изводи от Глава II:

1. Оценяването на ефективността на електронното обучение може да се реализира успешно с BSC, включваща перспективите „Финанси“, „Потребители“, „Образователен процес“ и „Развитие на персонала“ и показатели, отразяващи спецификата на електронното обучение във висшето образование.
2. За отчитане степента на постигане на стратегическите цели е необходимо да се приложат показатели, отразяващи резултатите от процеса на електронното обучение.
3. За оценка и прогнозиране на показателите от BSC и резултатните показатели от електронното обучение могат да се съставят математически и статистически модели, позволяващи отчитане влиянието на факторите, които ги формират, с цел по-точното определяне на целевите им стойности в бъдеще.
4. За по-ефективно приложение на BSC и за по-точна оценка и ускоряване на процеса на оценяване ефективността на електронното обучение, могат да се използват съответни специализирани програмни продукти.
5. Приложението на SWOT анализ способства за определяне на предимствата и недостатъците на приложението на BSC.

ГЛАВА III: МОДЕЛ ЗА ПРОГНОЗИРАНЕ НА ЕФЕКТИВНОСТТА НА ЕЛЕКТРОННОТО ОБУЧЕНИЕ ЧРЕЗ НЕВРОННИ МРЕЖИ

Една от целите на дисертационния труд е да се построи адекватен и достатъчно точен за практическо приложение модел за прогнозиране на ефективността на електронното обучение. За изпълнението на тази цел е разработен модел на структура на невронна мрежа (НМ), в комбинация с анализ на главните компоненти (АГК). За целта трябва да бъдат набелязани основните стъпки, по които ще се извърши построяването на модел за прогнозиране чрез НМ. Поради спецификата на данните (Таблица 2.13 и Таблица 2.14) е необходимо те да бъдат подложени на предварителна обработка, която включва интерполация и анализ по метода на главните компоненти. След това ще бъде подбрана подходяща НМ структура, чрез която моделът прогнозира по следния начин: С цел обучение на НМ на входа ѝ ще се подават ключовите показатели от BSC, а на изхода на НМ – резултатните показатели, които измерват ефективността на електронното обучение (Таблица 2.14) за периода 2001-2008 г. След приключване на обучението, стойностите на резултатните показатели за ефективност се прогнозират чрез подаване на входа на НМ само на BSC показателите за 2009 г. На изхода на НМ се получава прогноза за стойностите на резултатните показатели, които се сравняват с реалните данни за 2009 г. и по този начин се оценява точността на прогнозата. Чрез съставяне на прогноза за резултатните показатели ръководството на образователна институция може да въведе корекции при планирането на целевите стойности на показателите от BSC.

С цел прогнозиране на резултатните показатели за ефективността на електронното обучение и определяне на точността на прогнозата е необходимо да бъдат анализирани възможностите за използване на наличните данни.

3.1. Анализ на данните

Извадката от данни обхваща период от 9 години (2001-2009 г.). Тя включва показатели за оценка на електронното обучение на магистри в СА “Д. А. Ценов” (Таблицы 2.13 и 2.14).

При построяване на прогнозиращия модел, 25-те ключови показатели на BSC се приемат за независими променливи, а 4-те резултатни показатели за ефективност – като зависими променливи.

Изводката от данни притежава следните характеристики:

- броят на еталонните ситуации е по-малък от броя на независимите променливи;
- изследваният период от време е сравнително кратък, тъй като обучението на магистри в СА „Д.А. Ценов“, притежаващо всички характеристики на пълно електронно обучение датира от 2001 г.

Недостатъчността на данни се проявява, когато дадена променлива може да приема една от няколко дискретни (прекъснати) стойности. Тогава съществуват краен брой стойности, които тя може да приема. В най-простия случай могат да бъдат разгледани две променливи. Броят на възможните комбинации на стойностите им нараства експоненциално с нарастване на броя на променливите. Възможните комбинации на стойностите на две променливи могат да бъдат представени в двумерно пространство, като едната променлива се нанася по абцисната ос, а другата по ординатната. Аналогично, всяка добавена към тях променлива увеличава размерността на координатната система. Наличният набор от 25 ключови показателя от BSC, води до необходимостта пространството обусловено от техните възможни стойности да бъде разгледано като 25-мерно.

Броят на еталонните случаи (9 за 9 години) е по-малък от размерността на пространството на ключовите показатели (25 независими променливи величини). Налице е недостатъчност на данните, обусловена от големия брой показатели на BSC и краткия период, за който се води статистика за електронното обучение.

След проверка за достатъчност на данните „Броят на изследваните случаи трябва да превишава броя на предиктор променливите” [123] беше установено, че за приложение на факторния анализ по метода на главните компоненти са необходими по-голям брой примери от броя на променливите. В случая наличните данни са за 9 години (9 примера), 25 входящи и 4 резултатни променливи.

Така поставеният проблем за недостатъчност на данните може да бъде решен чрез два метода:

- Намаляване на броя на независимите променливи;
- Увеличаване на броя на случаите.

Намаляване на броя на независимите променливи може да бъде направено чрез корелационен анализ (отстраняване на част от променливите на базата на

корелационните им коефициенти с други променливи) и прилагането на метода на анализ на главните компоненти (представянето на независимите променливи чрез нов набор с по-малък брой променливи, които отразяват характеристиките на оригиналните данни).

Увеличаване на броя на случаите може да бъде извършено с помощта на интерполация. За тази цел всяка променлива трябва да бъде разгледана като отделна функция, която да бъде апроксимирана. След това, чрез апроксимираната функция могат да бъдат създадени нови междинни стойности за променливите (интерполация).

Наличните данни позволяват да се конструира схема за намиране на прогнозиращ модел на НМ, да се настрои структурата и размера ѝ, да се подбере алгоритъм за обучение и работата ѝ, да се състави прогноза и да се изследва пригодността на една или друга архитектура на НМ. С цел решаване на проблема свързан с недостатъчност на данните се предлага НМ да се използва с комбинация с корелационен анализ, анализ по метода на главните компоненти и интерполация на данните.

3.2. Алгоритъм за изграждане на модел на структура на НМ

Разработването на прогнозиращия НМ модел протича през следните етапи:

- Центриране и нормиране на данните;
- Корелационен анализ на данните. На тази стъпка се отстраняват показателите, които имат голяма корелация помежду си;
- Интерполация на данните по метода на Ермит [126-127].;
- Корелационен анализ на данните, с цел да се провери в каква степен корелацията между отделните показатели се запазва след интерполацията;
- АГК на входящите показатели;
- Симулация на НМ, която протича през следните стъпки:
 - НМ се обучава с данните по метода на пълзящото изпитване [128], [129];
 - изготвя се прогноза за стойностите на резултатните показатели на базата на известни реални данни;
 - изчислява се получената грешка;
- симулира се НМ с линейна активираща функция;

- симулира се оптимизирана НМ с линейна активираща функция чрез метода OBD [108]);
- симулира се НМ с нелинейна активираща функция;
- симулира се оптимизирана НМ с нелинейна активираща функция;
- сравняват се грешките на прогнозните резултати и се избира най-подходящата структура на НМ.

Етапите на изграждането на алгоритъм на прогнозиращ модел с невронни мрежи са представени на Фигура 3.1.



Фигура 3.1. Алгоритъм за изграждане на модел на структура на НМ

3.3. Методология за построяване на прогнозиращ модел чрез НМ

3.3.1. Предварителна обработка на данните

Поради специфичните особености на наличните данни се налага първо да бъде направена предварителна обработка на данните. Тя се извършва на следните етапи:

3.3.1.1. Центриране и нормиране на данните

Приложението на АГК поставя изискването данните, върху които ще бъде приложен да бъдат центрирани и нормирани. „За прилагането на анализ по метода на главните компоненти предполагаме центрираност на данните” [130]. За центриране на данните се използва формулата [131]:

$$x' = x - x_{cp.ap.} \quad (3.1)$$

където $x_{cp.ap.}$ е средната аритметична стойност на променливата x , а x' е новата центрирана стойност. В резултат на центрирането, средната аритметична стойност на центрираните данни е равна на нула.

За нормиране на данните се използва формулата [132]:

$$x'' = \frac{x'}{\sigma} = \frac{x - x_{cp.ap.}}{\sigma} \quad (3.2)$$

където x'' е новата нормирана стойност на променливата, а σ е дисперсията ѝ, която в резултат на нормирането, става е равна на 1.

Центрирането и нормирането са линейни операции върху данните и не променят тяхната структура и динамика.

3.3.1.2. Корелационен анализ на данните с цел намаляване на размерността

При провеждане на АГК е необходимо да бъдат анализирани коефициентите на корелации между показателите с цел да бъдат отстранени тези променливи, чиято корелация с други променливи е по-голяма от 0.9. При статистическа обработка на данните, когато 2 променливи имат коефициент на корелация по-голям от 0.9 се приема, че те измерват един и същ показател и в набора от данни трябва да остане само една от тях.

3.3.1.3. Интерполация на данните

В математическия числен анализ, интерполацията е метод за създаване на нови междинни стойности в рамките на даден набор от данни от известни стойности.

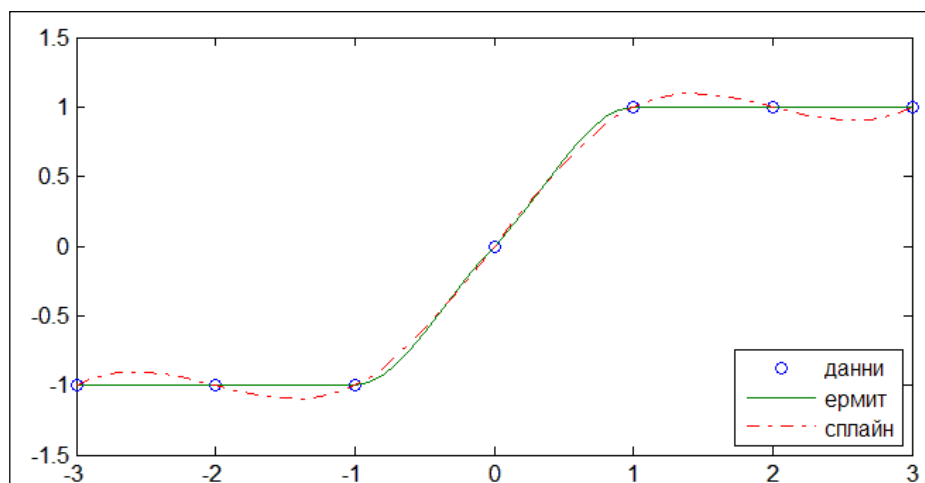
Интерполацията е специфичен случай на апроксимация, при който функцията трябва да минава точно през дадените точки с данни. Така генерираната функция

може да се използва за намиране на нови междинни стойности. При използване на апроксимирана функция обикновено не се получават същите резултати, както при използването на първоначалната функция, но в зависимост от проблемната област и от метода на интерполация грешката може да се пренебрегне.

Според вида на функцията $f(x)$ в участъците между възлите, интерполацията може да бъде линейна, параболична, билинейна, бикубична и други, в зависимост от избраната функция за интерполиране [133].

С цел избор на подходящ метод за интерполация за решаване на конкретната задача могат да бъдат отчетени следните съображения:

- При линейната интерполация стойността y в дадена точка x се изчислява като се намери линейната функция, която свързва две съседни точки. Този метод на интерполация до известна степен е подходящ за решаване на поставената пред нас задача, но приложението му в сравнение с посочените по-долу методи води до по-висока грешка в интерполантите [134].
- При полиномната интерполация се използват полиноми от по-висока степен. Ако има n точки, то съществува точно един полином от степен $(n - 1)$, който преминава точно през тях. Недостатък на този вид интерполация е, че в краищата на интервалите могат да се получат твърде големи отклонения [135].
- При интерполация чрез сплайн се използва система от полиноми от по-ниска степен (обикновено кубична или бикубична). Предимство е, че не се получават отклонения в краищата на интервалите [135], а недостатък е, че интерполантите могат да надвишат максималната стойност на данните, които се интерполират или да са по-малки от минималните им стойности (Фигура 3.2).



Фигура 3.2. Разлика между интерполация чрез сплайн функция и функция на Ермит

В математическия числен анализ, кубичен сплайн на Ермит е сплайн от трета степен, като системата от полиноми, от които е съставен е в форма на Ермит. Формата на Ермит се състои от две контролни точки и два контролни тангента за всеки полином [136]. Интерполантите не надхвърлят максималната стойност на еталонните данни, нито слизат под техния минимум, което го прави особено подходящ за нашия случай (Фигура 3.2) [134].

Например при интерполация на параметъра „успех на студента“ за разлика от другите методи, интерполантите няма да надхвърлят максималната стойност от 6, нито ще са под минималната стойност от 2. На Фигура 3.2 са показани графиките на действителните данни, интерполирани със сплайн функция и с функция на Ермит.

Тъй като за провеждането на АГК е необходим по-голям брой случаи от броя на променливите в първоначалните данни, се налага данните да бъдат интерполирани. Налице са данни за 9 поредни години за 15 променливи. Следователно за входящите за модела променливи са необходими минимум 15 случая.

Интерполацията на входящите и изходящи данни се предшества от определяне на необходимия брой интерполанти. Характерно за интерполацията е, че в данните се „внася“ шум, който нараства право пропорционално на нарастване на броя на интерполантите. С цел да бъде намален шума до минимални стойности е необходимо да бъдат избрани минималния брой точки, достатъчен за АКГ. Изискването към данните е наличието на по-голям брой случаи от броя на променливите, които са налице [137].

Броят на точките след интерполацията n за даден показател се изразява чрез следната формула:

$$n = k + (k - 1)s \quad (3.3)$$

където n е общия брой на точките след интерполацията; k – брой дадени точки (в конкретния случай брой години); s – брой междинни точки, необходими за целите на АГК.

За да се спази изискването общият брой точки да е по-голям от общия брой на входящите показатели се прилага следното неравенство:

$$n > r \quad (3.4)$$

Където r е брой променливи или 15 в конкретния случай.

Замествайки (3.3) в (3.4) и се получава:

$$k + (k - 1)s > r \quad (3.5)$$

От където се изразява s :

$$s > \frac{r - k}{k - 1} \quad (3.6)$$

От изискването броят на интерполантите да е едновременно минимален и цяло число се получава:

$$s \in N; \min(s) \quad (3.7)$$

Изчислява се (3.6) и (3.7) се получава системата:

$$\begin{cases} s > \frac{r - k}{k - 1} \\ s \in N; \min(s) \end{cases} \quad (3.8)$$

Възниква въпросът, дали ако съществува корелация между 2 променливи в началните данни, тя ще се запази в новите данни, получени след интерполацията. Това изисква да бъде измерена и анализирана разликата в корелацията между променливите преди и след интерполацията.

С цел да бъде извършена проверка дали зависимостите в данните са се запазили, е необходимо да бъде направен корелационен анализ на входящите и изходящи променливи преди и след интерполацията и сравняване на резултатите. Ако зависимостите в данните са се запазили, разликата в корелационните коефициенти преди и след интерполацията трябва да е минимална.

3.3.1.4. Анализ по метода на главните компоненти

Анализът по метода на главните компоненти (*Principal Component Analysis*) способства за намаляване на размерността на данните и е разработен и предложен от Karl Pearson [139]. В основата на метода на главните компоненти е математическа процедура, която използва ортогонална трансформация за конвертиране на набор от наблюдения на евентуално корелирани променливи в набор от стойности на несвързани помежду си променливи, наречени основни компоненти. Броят на основните компоненти е по-малък или равен на броя на първоначалните променливи.

Методът на главните компоненти позволява да се определи до колко даден брой фактори описва дадено явление. Главните компоненти могат да бъдат разглеждани като фактори, т.е. като нови променливи, които са независими и изцяло описват извадката. Следствие от основните компоненти, които описват извадката е, че общата дисперсия на извадката може да бъде представена като сума от дисперсиите на новите променливи. Чрез отстраняване на факторите, които имат незначителна дисперсия може да бъде направено задоволително описание на извадката с намален брой променливи [130].

От математическа гледна точка АГК представлява ортогонална линейна трансформация, която трансформира данните в нова координатна система така, че проекцията на данните с най-голяма дисперсия лежи на първата координатна ос (наречена първи принципен компонент), данните с втората по големина дисперсия лежат на втората координатна ос и т. н. [139].

Тази трансформация се прави по такъв начин, че първият компонент отразява колкото е възможно повече от дисперсията в данните, а всеки следващ компонент отразява колкото е възможно повече от дисперсията в данните при спазване на ограничението да бъде некорелиран с предишните компоненти.

Едно от основните предимства на АГК е това, че той не е параметричен. АГК няма коефициенти, които да се задават или параметри, които да се променят на базата на опита или знанията на потребителя. Това предимство може да бъде разглеждано и като недостатък, например ако потребителят знае зависимостите между някои от характеристиките на изследваната система. В такъв случай изследователят не може да внедри тези зависимости в параметричен алгоритъм [140].

От математическа гледна точка методът на работа на АГК може да бъде представен по следния начин [141]:

Нека X е матрица с n наблюдения x_{ij} (реда) в $j, j+1, \dots, k$ променливи (колони). Ако средното аритметично μ_j се извади от наблюденията се получава нов центриран набор данни Y , който има средно аритметично равно на нула. Приложението на АГК чрез SVD (*Singular Value Decomposition*) се свежда до решаването на следните уравнения:

$$\begin{aligned} X &\rightarrow Y \\ Y &\rightarrow Y^T \\ \frac{1}{\sigma} Y Y^T &= A \\ A &= U S V^T \end{aligned} \tag{3.9}$$

Първите три действия служат за центриране и нормиране на данните. В резултат на изчисляването на $Y^T Y$ се получава матрица на квадратите на дисперсиите. От умножението на $Y^T Y$ с $1/\sigma$ се получава матрица A , на която диагоналните елементи ($i=j$) са дисперсиите σ_{ij}^2 и недиагонални елементи, които са ковариациите $\sigma_i \sigma_j$. Матрицата A се нарича още ковариационна матрица на X .

A се декомпозира в три матрици чрез SVD :

$$A = U S V^T \tag{3.10}$$

V^T е транспонираната матрица на V , а S е диагонална матрица, която съхранява единичните стойности ($\lambda_i, \lambda_{i+1}, \dots, \lambda_k$). U и V са ортогонални матрици. Техните вектор-колони са така наречените леви и десни собствени вектори на A .

Когато собствените вектори бъдат умножени по Y , координатите се променят и ротират и в резултат се преобразуват в базисни вектори. АГК преобразува данните като линейна комбинация на техните базисни вектори – YV . Желаната линейна комбинация се образува от V колони. Първата колона от V съответства на първия основен компонент, втората на втория и т.н.

При наличие на няколко променливи, свързани помежду си с високи коефициенти на корелация, техният брой може да бъде намален до няколко по-малко на брой принципни компонента. Задачата се свежда до намиране на стойностите на тези компоненти, както и до намаляване на размерността на данните. При решаването на задачата, поставена пред нас е необходимо 15-мерното пространство на стойностите на променливите да бъде сведено до пространство от по-малка измерност с цел подобряването на работата на невронната мрежа [142]. За разлика от факторния анализ, който определя известен брой латентни (ненаблюдаеми) величини с голяма

корелация по-между им, при компонентния анализ факторите са с нулеви линейни корелации по между си, което дава възможност да бъдат интерпретирани като набор от независими променливи.

3.3.2. Изграждане на структура на невронна мрежа за прогнозиране на ефективността на електронното обучение

При прогнозиране на резултатните показатели за ефективност за 2009 г. чрез подаване на входа на НМ стойностите на входящите 4 компонента за 2009 г. ще бъдат изследвани линейни и нелинейни НМ и ще бъдат приложени методи за оптимизиране на структурата им. В резултат ще бъде предложена тази от тях, която дава най-малка грешка в прогнозата. Оценка на точността на прогнозата чрез НМ ще бъде извършена чрез сравнение на получените резултатни показатели на изхода на НМ с фактическите им стойности за 2009 г.

3.3.2.1. Обучение на НМ чрез метода на пълзящото изпитване

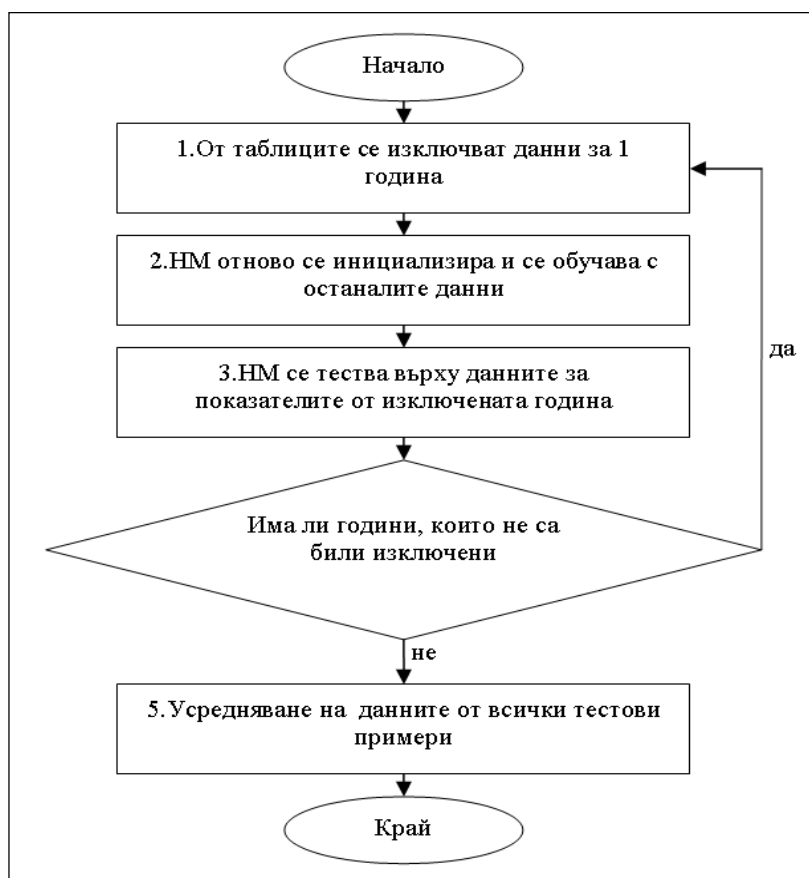
При работа с НМ обикновено обучаващите данни се разделят в отношение 80 % за обучение и 20 % за тестване [142]. НМ се обучава с първата част от извадката, след което се тества върху втората част. На базата на прогнозираните изходни стойности от НМ и реалните данни от извадката се определя грешката, която дава НМ.

В настоящия пример не е целесъобразно да бъде отделена тестова извадка, тъй като данните са малко. При наличните данни в Таблица 2.13 и Таблица 2.14 подходящ метод за оценка на точността на работата на НМ е обучението чрез пълзящо изпитване. Данните в извадката са групирани във вектори, като един вектор съдържа стойностите на всички ключови показатели за дадена година. На него съответства друг вектор за същата година, който съдържа стойностите на резултатните показатели. Обучаващата извадка за НМ всеки път съдържа всички с изключение на 2 обучаващи вектора от извадката (един на ключовите показатели и съответстващия му на резултатните), които се използват за оценка на точността на работа на мрежата след обучението. В качеството на тестови примери поредно влизат всички налични вектори от обучаващото множество. Процедурата на пълзящото изпитване се състои в следното:

1. От таблиците се изключва 1 набор (ред) данни;
2. НМ се инициализира и се обучава с останалите данни;
3. НМ се тества върху данните от изключения ред;

4. Стъпки 1-3 се повтарят за редове, които се съдържат в Таблица 3.2 и Таблица 3.1, а резултатите от тестването на НМ за отделните години се усредняват.
5. Усреднените по всички тестови примери показатели за точността на прогнозата са общи оценки за точността на прогнозата на новите данни

На Фигура 3.3 е представена блок схема на алгоритъма на обучение по метода на пълзящото изпитване.



Фигура 3.3. Блок схема на алгоритъма на обучение по метода на пълзящото изпитване

Значителният брой повторения на процедурата на обучение на НМ не изисква продължително време – малкият размер на използваните НМ, малкият размер на обучаващата извадка водят до почти мигновено изпълнение на стъпки 1-4 и следователно до бързо изпълнение на обучението на НМ чрез пълзящо изпитване.

3.3.2.2. Избор на структура на невронна мрежа

Изборът на вида на НМ зависи от размера на таблицата с данни и от поставената задача. Невронните мрежи, които са подходящи за решаване на подобен вид задачи са тези, които решават добре задачата за апроксимация на функция.

Подходяща за целите на апроксимацията е невронна мрежа със сигмоидна или линейна активираща функция на невроните.

Анализирани са различни архитектури на НМ, като са изключени тези от тях които не са подходящи и са подбрани подходящите за решаване на задачата по прогнозиране.

Еднослоен перцептрон

Най-простата постановка на задачата е реализация на еднослоен перцептрон в смисъла вложен от Rosenblatt [143], т.е. еднослойна невронна мрежа с прагова активираща функция. Чрез нея може да се прогнозира дали стойността на даден показател ще се повиши, ще остане без промяна или ще се понижи. Целта на задачата е да бъдат прогнозирани стойностите на резултатните показатели, а не да бъдат определени тенденциите в динамиката на стойностите им. Поради тази причина еднослойният перцептрон не е подходящ за решаването на поставената задача.

Циклична (рекурентна) невронна мрежа

Цикличните НМ са подходящи при прогнозиране на времеви редове, т.е. за решаване на задача в случай, че е необходима прогноза на показателите за ефективност за следваща година – 2010 г. При прогнозирането на времеви редове се използва т.н. времеви прозорец – например от данни за 3 поредни години – 2001, 2002 и 2003 г. се прогнозира 2004 г., от данни за периода 2002, 2003, 2004 г. се прогнозира 2005 г. и т.н. Целта на задачата е да бъде установена връзката между входните и резултатните показатели за една и съща година, а не да се прогнозират бъдещи стойности на базата на поредни години. По тази причина циклична (рекурентна) невронна мрежа няма да бъде приложена за решаването на предстоящата задача.

НМ с радиално базова активираща функция

Невронна мрежа с радиално базова функция е подходяща за решаване на задачи за интерполация или класификация. Характерно при НМ с радиално базова функция е, че не съществува проблема за определяне на броя на скритите слоеве и броя на

невроните в тях. НМ с радиално базови функции са с 1 скрит слой, като броят на невроните е равен на броя на векторите данни в обучаващата извадка.

Замятин и Медянцев [144] установяват че: „НМ с радиално базови функции са чувствителни към проблема недостатъчност на данните, т.е. изпитват значителни затруднения, когато броят на входовете е голям“. Друг важен извод който правят е че: „НМ с радиално базова функция не е способна да екстраполира извън областите на данните, които са използвани за обучение на мрежата” и „... недостатъците стесняват областта на приложение на мрежите с радиални елементи в скрития слой и в частност, затрудняват използването им при моделиране на сложни системи” [144].

До подобни изводи стигат и Карпенко, Мухлисуллина и Овчинников при опита си за екстраполация чрез НМ с радиално базова функция: „RBF-мрежата демонстрира лоши екстраполационни свойства” [145].

Broomhead, Lowe [146] и Powell [147] разглеждат радиалните базови функции като инструменти за апроксимация, които намират приложение основно за интерполация.

Разгледаните по-горе НМ не са подходящи за съставяне на прогнозиращ модел за ефективността на електронното обучение. Като подходящи се открояват НМ с линейна и нелинейна активиращи функции.

3.3.2.3. Оптимизация на структурата на НМ

В настоящия дисертационен труд се предлага използването първо на НМ с линейна активираща функция. Ако тя не може да се справи добре със задачата по прогнозиране ще се приложи оптимизационен метод за орязване на част от връзките ѝ.

На следващия етап ще бъде построена НМ с нелинейна активираща функция с един скрит слой, за да се оценят прогнозиращите ѝ способности. След това и върху нея ще се приложи оптимизационен метод за орязване на част от връзките ѝ. Накрая ще бъде построен прогнозиращия модел с такава НМ структура, която дава най-малка грешка на прогнозата.

При практическата реализация на решаването на задачата за прогнозиране на резултатните показатели за ефективност на електронното обучение се прилага метода за оптимизация на структурата на НМ, OBD.

Използването на метода OBD в комбинация с метода на обучение чрез пълзящо изпитване протича в следните стъпки:

1. НМ се обучава по стандартен начин. Не се използва метода на пълзящото изпитване, тъй като на този етап не е нужно да се оцени точността на прогнозата.
2. Върху НМ се прилага алгоритъма OBD. На този етап от мрежата се изключват най-малко полезните синапси и след това НМ се дообучава, така, че да дава добри резултати върху обучаващите примери. Изключването на синапси се осъществява чрез зануляване на теглата им.
3. На тази стъпка е необходимо да оценим точността на прогнозиране на получената след опростяването НМ. От тук започва обучение на НМ по метода на пълзящото изпитване. При следваща инициализация, синаптичните тегла с нулева стойност не се променят. Не се променят и при последващо обучение на мрежата, тъй като те са изключени от алгоритъма на OBD и не се използват.
 - От таблиците се изключват данни за 1 година;
 - НМ се инициализира отново. Променят се ненулевите тегла на синапсите. Обучават се синапсите, които могат да бъдат обучени (синапсите с ненулеви тегла). НМ се обучава.
 - НМ се тества върху данните от изключената година;
 - Стъпки 1-3 се повтарят за всички години, които се съдържат в Таблицы 2.13 и 2.14, а резултатите от тестването на НМ за отделните години се осредняват.
4. Усреднените данни за точността на прогнозата от всички тестови примери са средни оценки за точността на прогнозата за новите данни.

3.4. Практическа реализация на прогнозиращия модел

3.4.1. Центриране и нормиране на данните

Резултати от центриране и нормиране на реални данни, събрани за период от девет години във висше учебно заведение са показани в Таблица 3.1. Трябва да се отбележи, че не е необходимо резултатните показатели да се центрират и нормират, тъй като те няма да се подлагат на АГК.

Показатели по години	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
Приходи от студентски такси (лв.)	-0.86	-0.95	-0.77	-0.66	-0.44	-0.15	0.88	1.43	1.52
Приходи от научни проекти (лв.)	-0.84	-0.93	-0.84	-0.56	-0.49	-0.12	0.77	1.52	1.50
Приходи от спонсори (лв.)	-0.81	-1.29	-0.33	-0.17	-0.17	-0.33	-0.01	1.03	2.08
Приходи от продажба на електронни учебни материали (лв.)	-0.91	-1.05	-0.91	-0.50	-0.36	0.13	0.62	1.46	1.53
Разходи за разработка на 1 електронен курс (лв.)	-0.61	-1.48	-0.83	-0.61	0.27	0.70	1.14	1.58	-0.17
Разход за амортизация на ДМА и НМА (лв.)	-1.19	-1.40	-1.08	-0.23	0.30	0.77	0.84	0.94	1.05
Разходи за заплати и осигуровки на персонала (лв.)	-1.08	-1.82	-0.90	0.15	0.72	0.79	0.89	0.68	0.56
Кандидати за 1 място (бр.)	-1.27	-0.25	-0.59	0.78	1.12	1.63	0.26	-0.76	-0.93
Среден входящ успех на кандидатите за магистри	-0.22	0.36	-0.37	-1.16	-1.52	-0.22	0.41	1.62	1.09
Относителен дял на студентите, удовлетворени от обучението си %	-1.38	-0.69	-0.46	-1.38	0.23	0.69	0.92	0.92	1.15
Относителен дял на студентите с поети такси/стипендии от бизнеса %	0.34	-2.07	-0.46	-0.31	-0.54	0.30	1.22	1.14	0.38
Средно време прекарано от 1 студент за изучаване на 1 дисциплина (ч.)	-0.42	-2.47	-0.05	0.55	0.79	0.67	0.43	0.19	0.31
Среден брой проведени тестове (текущ контрол) в 1 дисциплина (бр.)	-1.35	-1.44	-0.79	0.12	0.08	0.17	1.09	0.99	1.13
Степен на интерактивност на учебните дисциплини	-1.22	-1.08	-0.79	-0.51	0.19	0.12	0.36	1.39	1.53
Средно време за F2F обучение в 1 дисциплина (ч.)	-0.96	-1.32	-0.87	-0.65	-0.04	0.52	0.81	1.09	1.43
Студенти, обучавани от 1 преподавател (бр.)	-0.93	-1.48	-0.77	-0.46	-0.15	0.40	0.87	1.18	1.34
Брой нови специалности	-1.85	1.48	-0.18	-0.18	1.48	-0.18	-0.18	-0.18	-0.18
Брой нови електронни курсове	-1.54	-0.95	-0.36	-0.07	0.53	-0.36	-0.07	1.71	1.12
Обновени електронни курсове	-0.37	0.58	-1.32	-1.32	-0.37	-0.37	0.58	1.05	1.53
Относителен дял на преподавателите, удовлетворени от учебния процес %	-1.28	-0.67	-0.37	-0.07	0.84	-0.67	-0.37	2.05	0.54
Публикации средно на 1 преподавател	-0.05	-1.44	-1.37	0.03	-0.09	1.35	1.49	0.07	0.01
Брой участия в конференции средно на 1 преподавател	-0.63	-0.73	1.40	1.31	-0.80	-0.65	1.21	-0.90	-0.21
Брой преподаватели защитили научна степен Доктор/Доктор на науките	0.00	0.00	1.41	0.00	-1.41	0.00	-1.41	0.00	1.41
Брой хабилитирани преподаватели	-1.20	-1.20	-0.12	-0.12	0.96	2.04	-0.12	-0.12	-0.12
Брой конференции, по ЕО организирани от ВУЗ	-0.93	-0.93	-0.93	-0.93	0.27	0.27	0.27	1.47	1.47

Таблица 3.1. Центрирани и нормирани стойности на ключовите показатели на BSC

В Таблица 3.2 са представени стойностите на резултатните показатели.

Показатели по години	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
Среден успех на завършващите студенти	4.87	4.98	5.04	5.17	5.32	5.36	5.34	5.26	5.08
Коефициент на успеваемост	0.87	0.85	0.84	0.81	0.76	0.72	0.73	0.80	0.83
Брой продължили следваща степен на обучение доктор	1.00	1.00	0.00	1.00	2.00	3.00	4.00	3.00	1.00
Относителен дял на работещите по специалността	62.00	54.00	53.00	57.00	63.00	69.00	74.00	70.00	58.00

Таблица 3.2. Стойности на резултатните показатели

3.4.2. Корелационен анализ на данните с цел намаляване на размерността

В Таблица 3.3 са представени променливите и корелационните им коефициенти, които бяха отстранени от набора с данни поради високата им корелация

Показател	{1}	{2}	{3}	{4}	{5}	{6}	{7}	{8}	{9}	{10}
Приходи от научни проекти (лв.) {1}	1.000	0.992	0.834	0.828	0.875	0.945	0.932	0.942	0.836	0.935
Приходи от продажба на електронни учебни материали (лв.) {2}	0.992	1.000	0.888	0.840	0.906	0.972	0.965	0.969	0.857	0.961
Разход за амортизация на ДМА и НМА (лв.) {3}	0.834	0.888	1.000	0.840	0.957	0.916	0.965	0.960	0.774	0.893
Относителен дял на студентите с поети такси/стипендии от бизнеса % {4}	0.828	0.840	0.840	1.000	0.873	0.778	0.871	0.906	0.630	0.751
Среден брой проведени тестове (текущ контрол) в 1 дисциплина (бр.) {5}	0.875	0.906	0.957	0.873	1.000	0.918	0.941	0.963	0.830	0.852
Степен на интерактивност на учебните дисциплини {6}	0.945	0.972	0.916	0.778	0.918	1.000	0.961	0.959	0.929	0.980
Средно време за F2F обучение в 1 дисциплина (ч.) {7}	0.932	0.965	0.965	0.871	0.941	0.961	1.000	0.993	0.805	0.955
Студенти, обучавани от 1 преподавател (бр.) {8}	0.942	0.969	0.960	0.906	0.963	0.959	0.993	1.000	0.825	0.936
Брой нови електронни курсове {9}	0.836	0.857	0.774	0.630	0.830	0.929	0.805	0.825	1.000	0.869
Брой конференции, по ЕО организирани от ВУЗ {10}	0.935	0.961	0.893	0.751	0.852	0.980	0.955	0.936	0.869	1.000

Таблица 3.3. Коефициенти на корелация между BSC показателите по-големи от 0.9

След интерполация и отстраняване на променливите с висока корелация от набора данни, вече са налице 15 входящи показателя и 9 случая. Успоредно с корелационния анализ на входящите за модела променливи бе извършен и корелационен анализ на резултатните показатели, който показва, че корелационните коефициенти между тях не превишават 0.85 и следователно не се налага да се отстранят никой от тях.

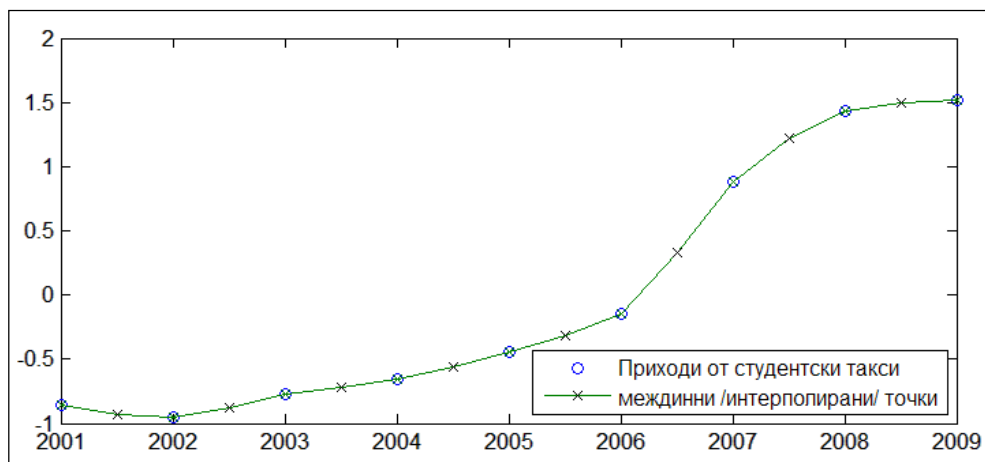
3.4.3. Интерполация на данните

С цел да определим нужния брой интерполанти, се изчислява (3.8) при $r = 15$ и $k = 9$, и в резултат се получава:

$$\begin{cases} s > \frac{15-9}{9-1}, s > 0.75 \\ s \in N; \min(s) \end{cases} \quad (3.11)$$

От (3.11) се определя $s > 0.75$, но тъй като s е цяло и се търси $\min(s)$, такова че (3.6) да е изпълнено, следователно $s = 1$. Може да се направи извода, че е необходима по 1 междинна точка във всеки интервал. Ако се създаде по 1 междинна точка на равни интервали между всеки две съседни година, ще са налице 8 интервала с по 1 интерполирана точка плюс първоначалните 9 случая, или $8 \cdot 1 + 9 = 17$ случая. По същия начин се интерполират и резултатните показатели за модела – 4 променливи. По този начин извадката вече ще съдържа 17 примера.

Интерполацията на данните бе извършена с помощта на програмен продукт MatLab [148]. На Фигура 3.4 са представени изчислените чрез интерполация междинни точки (обозначени със знака x) и първоначалните стойности (обозначени със знака “о”) на показателя „Приходи от студентски такси“.



Фигура 3.4. Интерполация на показателя „Приходи от студентски такси“ по метода на Ермит

Данните, получени като резултат от интерполацията са дадени в Таблица 3.4.

BSC показатели															Резултатни показатели			
Приходи от студентски такси (лв.)	Приходи от спонсори (лв.)	Разходи за разработка на 1 електронен курс (лв.)	Разходи за заплати и осигуровки на персонала (лв.)	Кандидати за 1 място (бр.)	Среден входящ успех на кандидатите за магистри	Относителен дял на студентите, удовлетворени от обучението си %	Средно време прекарано от 1 студент за изучаване на 1 дисциплина (ч.)	Брой нови специалности	Обновени електронни курсове	Относителен дял на преподавателите, удовлетворени от учебния процес %	Публикации средно на 1 преподавател	Брой участия в конференции средно на 1 преподавател	Брой преподаватели защитили научна степен Доктор/Доктор на науките	Брой хабилитирани преподаватели	Среден успех на завършващите студенти	Коефициент на успеваемост	Брой продължили следваща степен на обучение доктор	Относителен дял на работещите по специалността
-0.8600	-0.8100	-0.6100	-1.0800	-1.2700	-0.2200	-1.3800	-0.4200	-1.8500	-0.3700	-1.2800	-0.0500	-0.6300	0.0000	-1.2000	4.87	0.87	1.00	62.00
-0.9331	-1.2000	-1.2488	-1.6463	-0.5475	0.2244	-0.9631	-1.9806	0.5431	0.4019	-0.9296	-1.0100	-0.7175	0.0000	-1.2000	4.93	0.86	1.00	56.78
-0.9500	-1.2900	-1.4800	-1.8200	-0.2500	0.3600	-0.6900	-2.4700	1.4800	0.5800	-0.6700	-1.4400	-0.7300	0.0000	-1.2000	4.98	0.85	1.00	54.00
-0.8771	-0.8443	-1.1961	-1.4826	-0.4200	0.0899	-0.5319	-1.3802	0.6500	-0.3700	-0.5072	-1.4217	0.3350	0.7050	-0.6600	5.01	0.85	0.50	53.28
-0.7700	-0.3300	-0.8300	-0.9000	-0.5900	-0.3700	-0.4600	-0.0500	-0.1800	-1.3200	-0.3700	-1.3700	1.4000	1.4100	-0.1200	5.04	0.84	0.00	53.00
-0.7163	-0.2157	-0.7229	-0.3448	0.0269	-0.7980	-0.9200	0.3273	-0.1800	-1.3200	-0.2389	-0.6533	1.3766	0.8813	-0.1200	5.10	0.83	0.38	54.40
-0.6600	-0.1700	-0.6100	0.1500	0.7800	-1.1600	-1.3800	0.5500	-0.1800	-1.3200	-0.0700	0.0300	1.3100	0.0000	-0.1200	5.17	0.81	1.00	57.00
-0.5629	-0.1700	-0.1982	0.5118	0.9671	-1.4018	-0.6644	0.7129	0.6500	-0.8450	0.4414	-0.0300	0.2334	-0.8813	0.2850	5.25	0.79	1.50	59.85
-0.4400	-0.1700	0.2700	0.7200	1.1200	-1.5200	0.2300	0.7900	1.4800	-0.3700	0.8400	-0.0900	-0.8000	-1.4100	0.9600	5.32	0.76	2.00	63.00
-0.3203	-0.2500	0.5028	0.7603	1.4260	-0.9761	0.5111	0.7500	0.6500	-0.3700	0.0850	0.5981	-0.7597	-0.7050	1.6350	5.35	0.73	2.50	66.07
-0.1500	-0.3300	0.7000	0.7900	1.6300	-0.2200	0.6900	0.6700	-0.1800	-0.3700	-0.6700	1.3500	-0.6500	0.0000	2.0400	5.36	0.72	3.00	69.00
0.3319	-0.2312	0.9194	0.8503	1.0912	0.0975	0.8433	0.5600	-0.1800	0.0264	-0.5867	1.4519	0.3147	-0.7050	0.9600	5.35	0.72	3.63	72.18
0.8800	-0.0100	1.1400	0.8900	0.2600	0.4100	0.9200	0.4300	-0.1800	0.5800	-0.3700	1.4900	1.2100	-1.4100	-0.1200	5.34	0.73	4.00	74.00
1.2253	0.4406	1.4150	0.8041	-0.3597	1.1186	0.9200	0.2800	-0.1800	0.8342	0.9067	0.7944	0.1550	-0.8813	-0.1200	5.31	0.76	3.67	72.75
1.4300	1.0300	1.5800	0.6800	-0.7600	1.6200	0.9200	0.1900	-0.1800	1.0500	2.0500	0.0700	-0.9000	0.0000	-0.1200	5.26	0.80	3.00	70.00
1.4943	1.5537	1.0606	0.6103	-0.8814	1.5300	0.9919	0.2125	-0.1800	1.2887	1.7294	0.0256	-0.8138	0.7050	-0.1200	5.18	0.82	2.15	65.25
1.5200	2.0800	-0.1700	0.5600	-0.9300	1.0900	1.1500	0.3100	-0.1800	1.5300	0.5400	0.0100	-0.2100	1.4100	-0.1200	5.08	0.83	1.00	58.00

Таблица 3.4. Резултат от интерполация на данните по метода на Ермит

3.4.4. Корелационен анализ на данните с цел проверка на резултата от интерполацията

В Таблица 3.5 е представена усреднената промяна на корелационните коефициенти в следствие на интерполацията на входящите показатели.

Показател	Усреднена промяна в корелационните коефициенти	Показател	Усреднена промяна в корелационните коефициенти	Показател	Усреднена промяна в корелационните коефициенти
Приходи от студентски такси (лв.)	-0.0011	Среден входящ успех на кандидатите за магистри	-0.0167	Относителен дял на преподавателите, удовлетворени от учебния процес %	0.0301
Приходи от спонсори (лв.)	0.0112	Относителен дял на студентите, удовлетворени от обучението %	0.0024	Публикации средно на 1 преподавател	0.0654
Разходи за разработка на 1 електронен курс (лв.)	0.0626	Средно време прекарано от 1 студент за изучаване на 1 дисциплина (ч.)	0.0321	Брой участия в конференции средно на 1 преподавател	-0.0521
Разходи за заплати и осигуровки на персонала (лв.)	-0.0001	Брой нови специалности	-0.1579	Брой преподаватели защитили научна степен Доктор/Доктор на науките	-0.0993
Кандидати за 1 място (бр.)	-0.0144	Обновени електронни курсове	-0.0227	Брой хабилитирани преподаватели	0.0049

Таблица 3.5. Осреднена промяна в корелационните коефициенти след интерполация на входящите показатели

Корелационният анализ на взаимовръзките между резултатните променливи не показва промяна на корелационните им коефициенти преди и след интерполацията (Таблица 3.6).

Показател	Усреднена промяна в корелационните коефициенти	Показател	Усреднена промяна в корелационните коефициенти
Среден успех на завършващите студенти	0.00	Брой продължили следваща степен на обучение доктор	0.00
Коефициент на успеваемост	0.00	Относителен дял на работещите по специалността	0.00

Таблица 3.6. Усреднена промяна в корелационните коефициенти от интерполацията на резултатните показатели

От Таблици 3.5 и 3.6 се вижда, че промяната на корелационните коефициенти е в рамките на $(0.01 \div 0.03)$ % и следователно корелациите между променливите преди и след интерполацията се е запазила в нормални граници.

3.4.5. Анализ по метода на главните компоненти

След провеждане на АГК чрез статистически софтуер SPSS [149] бяха получени следните резултати:

Дескриптивна статистика

Резултат от АГК е таблица с дескриптивна статистика на променливите, върху които е приложен анализа. В Таблица 3.7 са представени, използваните при АГК променливи, като са отстранени променливите с високи коефициенти на корелация от т.3.3.2. В Таблица 3.7 са дадени: променливата; медианата ѝ; стандартното отклонение и броя на случаите, които действително участват в анализа. При провеждане на АГК съществува изискване броят на случаите да е по-голям от броя на променливите, което е изпълнено. Колоната „Анализ N” отразява броя на случаите. При работа програмата SPSS не взема предвид непълните случаи.

Показател	Медиана	Стандартно отклонение	Анализ N
Приходи от студентски такси (лв.)	-0.0321	0.92399	33
Приходи от спонсори (лв.)	-0.0791	0.84790	33
Разходи за разработка на 1 електронен курс (лв.)	0.0457	0.98997	33
Разходи за заплати и осигуровки на персонала (лв.)	0.0083	0.97993	33
Кандидати за 1 място (бр.)	0.1149	0.88731	33
Среден входящ успех на кандидатите за магистри	-0.0158	0.96709	33
Относителен дял на студентите, удовлетворени от обучението си %	0.0159	0.88048	33
Средно време прекарано от 1 студент за изучаване на 1 дисциплина (ч.)	-0.0384	0.98143	33
Брой нови специалности	0.1511	0.69517	33
Обновени електронни курсове	-0.0360	0.88362	33
Относителен дял на преподавателите, удовлетворени от учебния процес %	0.0738	0.90115	33
Публикации средно на 1 преподавател	-0.0183	0.95305	33
Брой участия в конференции средно на 1 преподавател	0.0157	0.85671	33
Брой преподаватели защитили научна степен Доктор/Доктор на науките	-0.0774	0.84712	33
Брой хабилитирани преподаватели	0.0600	0.90680	33

Таблица 3.7. Дескриптивна статистика на променливите, използвани при АГК

Мярка за адекватност на извадката според критериите на Kaiser-Meyer-Olkin

Мярката за адекватност на извадката според критериите на Kaiser-Meyer-Olkin [151, 152] е резултат от АГК. Това е число, което приема стойности между 0 и 1, като по-добре е да е по-близо до 1. Минимумът за мярката за адекватност на извадката трябва да е около 0.5, за да е спазен критерия на Kaiser-Meyer-Olkin.

Тестът за сферичност на Bartlett [152] тества нулевата хипотеза, която гласи, че корелационната матрица е единична матрица. Единичната матрица представлява квадратна матрица, в която всички елементи от главния диагонал са равни на 1, а всички останали са равни на 0. Тази хипотеза се отхвърля, както е показано в Таблица 3.8.

Мярка за адекватност на извадката според критериите на Kaiser-Meyer-Olkin	0.483
Тест за сферичност на Bartlett: Sig.	0.000

Таблица 3.8. Мярка за адекватност на извадката според критериите на Kaiser-Meyer-Olkin

Тестовите на Kaiser-Meyer-Olkin и Bartlett, които бяха проведени служат като минимум за оценка на приложимостта на метода на АГК. Тестовите бяха успешно преминати.

Пропорция на вариацията

В Таблица 3.9 е дадена пропорцията на вариацията на променливите, която може да бъде обяснена от принципните компоненти. Отбелязва се като h^2 и може да бъде дефинирана като квадрат на факторните натоварвания.

Променлива	Начална стойност	Изчислена стойност
Приходи от студентски такси (лв.)	1.000	0.981
Приходи от спонсори (лв.)	1.000	0.956
Разходи за разработка на 1 електронен курс (лв.)	1.000	0.946
Разходи за заплати и осигуровки на персонала (лв.)	1.000	0.988
Кандидати за 1 място (бр.)	1.000	0.942
Среден входящ успех на кандидатите за магистри	1.000	0.942
Относителен дял на студентите, удовлетворени от обучението си %	1.000	0.862
Средно време прекарано от 1 студент за изучаване на 1 дисциплина (ч.)	1.000	0.974
Брой нови специалности	1.000	0.874
Обновени електронни курсове	1.000	0.967
Относителен дял на преподавателите, удовлетворени от учебния процес %	1.000	0.884
Публикации средно на 1 преподавател	1.000	0.983
Брой участия в конференции средно на 1 преподавател	1.000	0.669
Брой преподаватели защитили научна степен Доктор/Доктор на науките	1.000	0.746
Брой хабилитирани преподаватели	1.000	0.821

Таблица 3.9. Пропорция на вариацията

По дефиниция, началната стойност на пропорцията на вариацията при АГК винаги е 1. Данните в колоната „Изчислена стойност” показват пропорцията на вариацията на всяка променлива, която може да бъде обяснена чрез принципни компоненти. Променливите с високи стойности в тази колона ще бъдат добре представени в общото факторно пространство, а тези с ниски – по-лошо. При данните, които са на разположение не се наблюдават ниски стойности, следователно всички променливи са добре представени в общото факторно пространство.

Обща вариация

Следващият резултат от АГК е Таблица 3.10, отразяваща общата вариация на принципните компоненти, в която са дадени собствените стойности на вариациите им. АГК е проведен чрез корелационна матрица и променливите са нормирани (вариацията на всеки един от тях е 1), а общата вариация е равна на броя на променливите използвани при анализа, в нашия случай на 15.

Компонент	Изчислени собствени стойности	% от вариация	Вариация с натрупване
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>
1	6.590	43.933	43.933
2	3.950	26.335	70.269
3	1.857	12.378	82.647
4	1.139	7.592	90.239
5	0.684	4.563	94.802
6	0.494	3.291	98.093
7	0.187	1.248	99.341
8	0.092	0.616	99.957
9	0.003	0.017	99.973
10	0.002	0.013	99.987
11	0.001	0.007	99.994
12	0.001	0.004	99.998
13	0.000	0.002	99.999
14	0.000	0.000	100.000
15	0.000	0.000	100.000

Таблица 3.10. Изчислени собствени стойности на принципните компоненти

За първата колона „Компонент” в таблицата има толкова компонента, колкото е броя на променливите използвани при анализа. В случая се използват 15 променливи и съответно има 15 компонента.

Колоната „Изчислени собствени стойности” съдържа собствените стойности на компонентите. Първият компонент винаги отчита най-голям процент от общата вариация (и съответно има най-висока собствена стойност), вторият принципен

компонент отчита максимално висок процент вариация, без да корелира с първия и т. н. Всеки следващ компонент отчита все по-малък процент от общата вариацията.

В колоната „% от вариацията” са отчетени вариациите на принципните компоненти като % от общата вариация.

Колоната „Вариация с натрупване” показва текущия процент на вариация на принципния компонент, като към него е добавена сумата от процентите вариация на предишните принципни компоненти.

В резултата от АГК участват само компоненти, чиито изчислени собствени стойности са по-големи от 1. От данните в Таблица 3.10 може да бъде направен извода, че като резултат се получават 4 принципни компонента, които отчитат 90.239 % (4-ти компонент, колона 4 с натрупване) от общата вариация на първоначалните данни. Целта на АГК е да разпредели вариацията в данните по метода на декомпозиция по собствени стойности в няколко по-малко на брой компонента.

След извършване на корелационен анализ върху входящите за невронната мрежа показатели (25 на брой х 33 получени чрез интерполация наблюдения) на предварителен етап от тях се отстраняват 10 променливи. Върху останалите 15 променливи се прилага АГК, като в резултат се получават 4 принципни компонента, които общо отразяват 90.239 % от вариацията в оригиналните данни. Получените стойности са представени в Таблица 3.11:

Компонент 1 (C ₁)	Компонент 2 (C ₂)	Компонент 3 (C ₃)	Компонент 4 (C ₄)
-0.42325	-1.75251	0.57865	1.92140
-0.67116	-1.72046	0.72630	0.44842
-0.87614	-1.62249	0.77078	-0.70202
-1.01757	-1.50764	0.76119	-1.45773
-1.07491	-1.42469	0.74676	-1.74660
-1.12995	-1.15169	0.44911	-1.34454
-1.23546	-0.60127	-0.21659	-0.41858
-1.32711	-0.02448	-0.91089	0.51727
-1.34063	0.32768	-1.29437	0.94888
-1.15467	0.36982	-1.39615	0.95601
-0.78900	0.25872	-1.47133	0.95104
-0.39138	0.10673	-1.51956	0.91868
-0.10948	0.02615	-1.54037	0.84379
0.11787	0.09677	-1.43842	0.34134
0.40154	0.26676	-1.20569	-0.63620
0.66815	0.4508	-0.97267	-1.59789
0.84455	0.56362	-0.86984	-2.05283
1.00410	0.45617	-0.78873	-1.74164
1.21951	0.15529	-0.59279	-1.00051
1.41627	-0.16012	-0.37055	-0.23198
1.51991	-0.31126	-0.21040	0.16151
1.52345	-0.38419	-0.01603	0.35552
1.47989	-0.52199	0.29938	0.69182
1.40471	-0.63079	0.63288	1.01723
1.31342	-0.61707	0.88168	1.17850
1.04824	-0.27318	1.04568	0.97166
0.56909	0.36625	1.17919	0.48404
0.06774	1.03161	1.26078	-0.00065
-0.26389	1.45326	1.26893	-0.19875
-0.44924	1.63055	1.22202	-0.14697
-0.63016	1.73336	1.14301	-0.04489
-0.79249	1.74835	1.01740	0.14692
-0.92194	1.66193	0.83066	0.46773

Таблица 3.11. Стойности на принципните компоненти след АГК

3.4.6. Невронна мрежа с линейна активираща функция

Еднослойната мрежа с линейна активираща функция може да намери съществуваща линейна зависимост между данните, чрез която да се прогнозира до каква степен ще се повиши или понижи стойността на даден показател. Многослойната мрежа с линейна активираща функция е аналогична на еднослойната мрежа, тъй като не се добавят нови изчислителни способности към еднослойна мрежа с линейна активираща функция.

Обучение на НМ с линейна активираща функция по метода на пълзящо изпитване

Резултатът от обучение на НМ с линейна активираща функция по метода на пълзящото изпитване е представен в Таблица 3.12. При обучението на входовете на

НМ се подават стойностите на принципните компоненти за дадена година, а на изходите – стойностите на показателите за ефективност за същата година.

Обучаващи примери		Грешка
От	до	
1	4	0.0885
5	8	0.0946
9	12	0.1206
13	16	0.1378
17	20	0.1300
21	24	0.1142
25	28	0.1188
29	32	0.1222
Средно		0.1158

Таблица 3.12. Резултат от обучение по метода на пълзящото изпитване на невронна мрежа с линейна активираща функция

Грешката на прогнозата от 0.1158 (11.58%) за случаи, които НМ не е „видяла” по време на обучението, е много висока и не е приемлива за практиката.

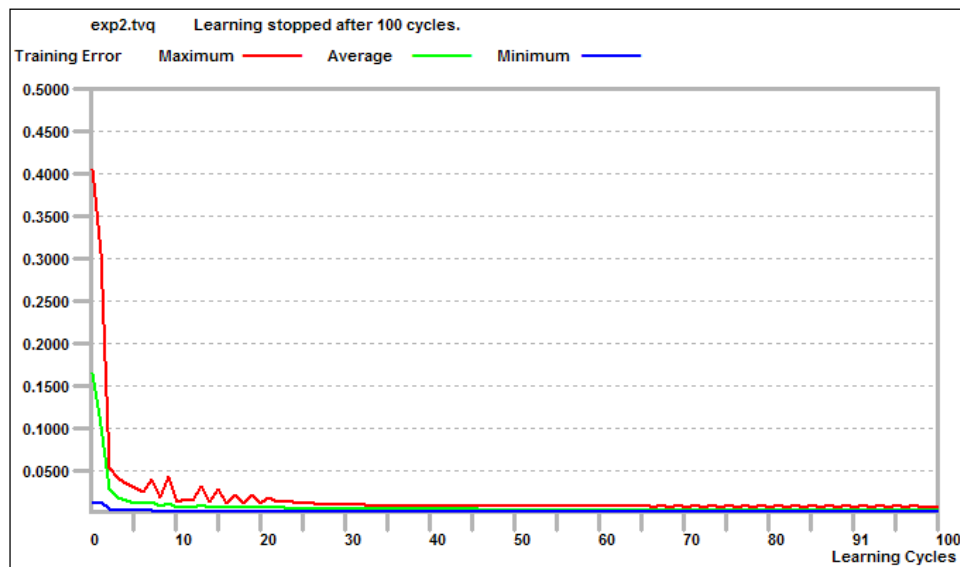
Резултатите от пълзящото изпитване на НМ (Таблица 3.12) се променят при всяко ново повторение на експеримента, тъй като всеки път НМ се обучава с нови начални стойности на теглата на синапсите. Средните и максимални модули на грешката остават на аналогичните високи нива. Чрез направеното изследване беше установено, че невронната мрежа с линейна активираща функция не се справя добре със задачата по прогнозиране. Затова е необходимо да се направи промяна в архитектурата. Може да бъде използван метода OBD.

Симулация на НМ с линейна активираща функция

След определяне на грешката, която може да се очаква при прогнозиране с НМ с линейна активираща функция е необходимо да се изготви реална прогноза на стойностите на резултатните показатели за 2009 г. За тази цел е необходимо НМ да бъде обучена с данните за 2001-2008 г. и изпитана чрез подаване на входящите данни за 2009 г.

С цел да бъде избегнато попадането на обучаващия алгоритъм в локален екстремум и потвърждаване на резултатите от експеримента, като обучението започва при различни начални стойности на синаптичните тегла, експеримента по прогнозиране се повтаря пет пъти. Петте прогнози показват аналогични резултати.

Диаграма на едно от проведените обучения е представена на Фигура 3.5. По абцисата на графиката е представен броя на повторенията на цикъла на обучаващия алгоритъм, а по ординатата – стойността на грешката при всеки обучаващ цикъл.



Фигура 3.5. Диаграма на процеса на обучение на НМ с линейна активираща функция

Усреднените резултати от петте прогнози се сравняват с реалните стойности на резултатните показатели за 2009 г., като се отчита разликата като процент от общата широчина на интервала на изследвания показател. Широчината на интервала се измерва като разлика между минималната и максималната стойност на даден показател.

За по-голяма прегледност изходите на НМ са използвани следните означения:

O_1 – показател „Среден успех на завършващите студенти“;

O_2 – показател „Коефициент на успеваемост“;

O_3 – показател „Брой продължили следваща степен на обучение доктор“;

O_4 – показател „Относителен дял на работещите по специалността“.

Получените резултатите са представени в Таблица 3.13:

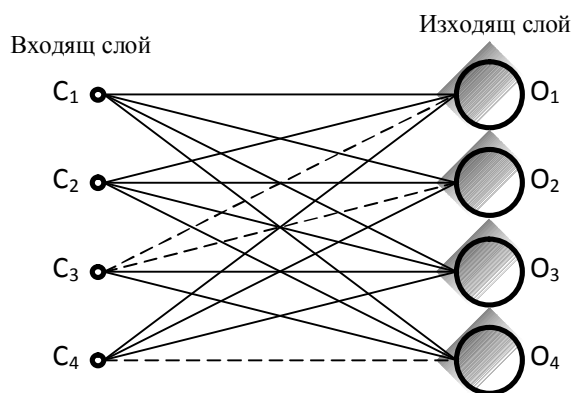
Показател	O ₁	O ₁ грешка	O ₂	O ₂ грешка	O ₃	O ₃ грешка	O ₄	O ₄ грешка	Средна грешка (%)
Широчина на интервала	0.49		0.15		4.00		21.00		
Реални данни за 2009 г.	5.08		0.83		1.00		58.00		
Прогноза чрез линейна НМ	5.15	14.29	0.83	0.00	2.00	25.00	61.00	14.29	13.39

Таблица 3.13. Резултати от експеримента по прогнозиране чрез линейна НМ

Средната грешка, получена в резултат на прогнозата на НМ с линейна активираща функция е 13.39 % от общата ширина на интервалите на резултатните променливи и от статистическа гледна точка изглежда твърде голяма. За да бъде повишена точността на прогнозата ще бъде приложен метод за опростяване на НМ, а на следващия етап и приложение на НМ с нелинейна активираща функция.

Обучение на опростена НМ с линейна активираща функция по метода на пълзящо изпитване

Опростяването на линейна НМ се извършва чрез Easy NN Plus [153] по алгоритъма OBD. Структурата на НМ, която е получена е показана на Фигура 3.6, като с пунктирни линии са отбелязани синаптичните тегла, които отпадат от НМ структурата:



Фигура 3.6. Схема на опростената линейна мрежа

След прилагането на метода OBD върху НМ, тя трябва да бъде обучена по метода на пълзящото изпитване с цел да бъде определена средна стойност на грешката, която може да се очаква при прогнозиране. Резултатът от обучението по метода на пълзящото изпитване е представен в Таблица 3.14:

Обучаващи примери		Грешка
от	До	
1	4	0.1086
5	8	0.1123
9	12	0.1097
13	16	0.1429
17	20	0.1216
21	24	0.1235
25	28	0.1274
29	32	0.1213
Средно:		0,1209

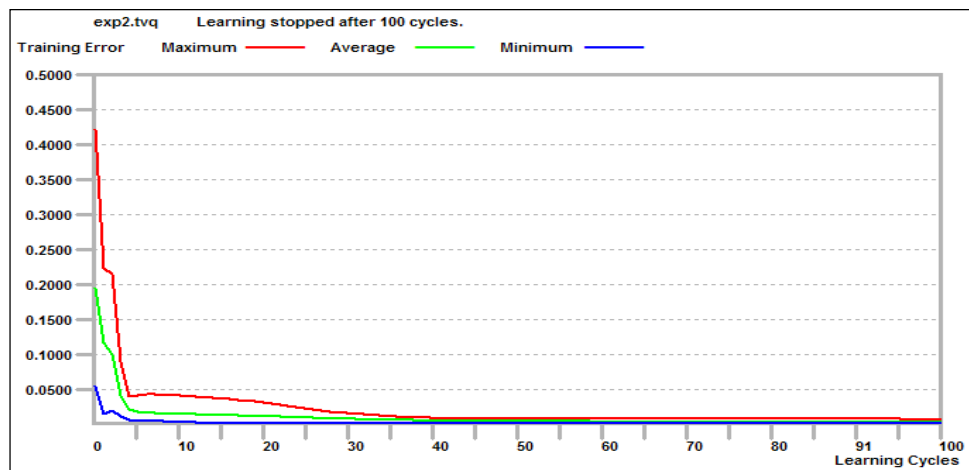
Таблица 3.14. Резултат от обучението по метода на пълзящото изпитване на опростена НМ с линейна активираща функция

Резултатите в Таблица 3.14 показват, че грешката при обучението, чрез метода на пълзящо изпитване и опростяване на НМ остава на същите високи нива, както преди опростяването.

След определяне на грешката от пълзящото изпитване е необходимо да бъде извършена симулация на НМ с цел изготвяне на прогноза на стойностите на резултатните показатели за 2009 г. и сравняването им с реалните стойности.

Симулация на опростена НМ с линейна активираща функция

Както и при неопростената НМ, опростената НМ с линейна активираща функция се обучава с данните за 2001-2008 г., и се изпитва чрез подаване на входящите данни за 2009 г. Обучението се повтаря пет пъти и резултатите се осредняват. Процесът на обучение е представен на Фигура 3.7:



Фигура 3.7. Диаграма на процеса на обучение на опростена НМ с линейна активираща функция

Усреднените резултати, в резултат на пет симулации са представени в Таблица 3.15:

Показател	O ₁	O ₁ грешка	O ₂	O ₂ грешка	O ₃	O ₃ грешка	O ₄	O ₄ грешка	Средна грешка (%)
Широчина на интервала	0.49		0.15		4.0		21.0		
Реални данни за 2009	5.08		0.83		1.0		58.0		
Прогноза чрез опростена линейна НМ	5.14	12.24	0.83	0.00	1.0	0.00	61.0	14.29	6.63

Таблица 3.15. Резултати от експеримента по прогнозиране чрез опростена НМ с линейна активираща функция

Получената грешка е от 6.63 % и показва подобряване на прогнозиращите способности на опростена НМ в сравнение с неопростената. От статистическа гледна точка дори намалената на 6.63 % грешка изглежда твърде голяма.

И в двата случая на използване на НМ с линейна активираща функция бяха получени лоши прогнози, които не могат да бъдат използвани за построяването на надежден прогнозиращ модел. С цел да бъде подобрена точността на прогнозата ще бъдат разгледани и НМ структури с нелинейна активираща функция.

3.4.7. Мрежа с нелинейна активираща функция

Ще бъде разгледана мрежа с 5 неврона в скрития слой. Според правилото на Круглов [101] за изчисляване на броя на невроните в скрития слой беше получено, че за решаването на конкретната задача са необходими между 1 и 9 неврона. За решаването на конкретната задача беше избрана междинна стойност в този интервал, а именно – 5 неврона в скрития слой.

Сигмоидните активационни функции на невроните в скрития слой на многослойна невронна мрежа съответстват на нелинейна множествена регресия между входните компоненти и резултатните показатели.

Изменението на броя на невроните в скрития слой на многослойна невронна мрежа може да променя изчислителните ѝ възможности. Увеличаването на броя на невроните позволява по-точно да се възпроизвеждат изискваните сигнали на изходите на мрежата, но това създава риск от запомняне на шума и случайните колебания в данните. Намаляването на броя на невроните в скрития слой не позволява на мрежата да запомни всички колебания, които могат да съществуват под формата на закономерност между данните.

Увеличаване на броя на скритите слоеве в разгледаната по-горе многослойна невронна мрежа не е необходимо за решаване на конкретната задача. Въпреки, че по метода на обратно разпространение на сигнала за грешка НМ може да бъде обучена с произволен брой слоеве, Hornik, Stinchcombe, White, Funahashi [154], Cybenko [100], Keeler и Kowalski [155] доказват, че НМ само с един скрит слой с нелинейна активираща функция е достатъчна за апроксимацията на всяка функция с краен брой прекъсвания до произволна точност, т. нар. Универсална апроксимационна теорема.

Обучение на невронна мрежа с нелинейна активираща функция по метода на пълзящо изпитване

В Таблица 3.16 са показани резултати от обучение на многослойна НМ с нелинейна активираща функция с един скрит слой, по метода на пълзящо изпитване. Тази мрежа има 5 неврона в скрития слой, които са със сигмоидна активираща функция, а невроните в изходния слой са с линейна активираща функция.

Обучаващи примери		Грешка
от	до	
1	4	0.0886
5	8	0.0423
9	12	0.0997
13	16	0.0429
17	20	0.0816
21	24	0.1035
25	28	0.1074
29	32	0.0813
Средно:		0,0809

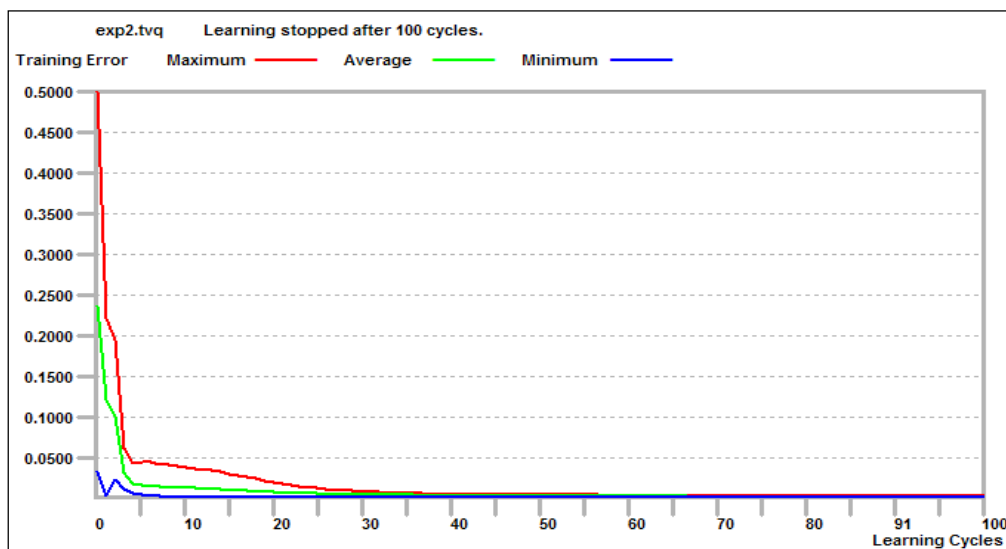
Таблица 3.16. Резултат от обучение по метода на пълзящото изпитване на НМ с нелинейна активираща функция

Грешките от обучението по метода на пълзящото изпитване са значително по-малки отколкото на линейните НМ (Таблицы 3.12 и 3.14). Поради тази причина не е необходимо да се определя оптималния брой неврони в скрития слой.

Симулация на НМ с нелинейна активираща функция

Необходимо е да бъде приложена НМ с нелинейна активираща функция, с цел да се определи до колко е подходяща за изготвянето на прогнозиращ модел. Грешката, която се получава от обучението по метода на пълзящото изпитване показва, че е твърде вероятно НМ с нелинейна активираща функция да се представи по-добре от НМ с линейна активираща функция. Бяха проведени общо пет симулации, като резултатът беше усреднен.

Графиката от обучение на НМ с нелинейна активираща функция е представена на Фигура 3.8:



Фигура 3.8. Диаграма на процес на обучение на НМ с нелинейна активираща функция

След пет симулации на НМ с нелинейна активираща функция с данните за 2001-2008 г. и изготвяне на прогноза за резултатните показатели за 2009 г. бяха получени следните усреднени резултати (Таблица 3.17):

Показател	O ₁	O ₁ грешка	O ₂	O ₂ грешка	O ₃	O ₃ грешка	O ₄	O ₄ грешка	Средна грешка (%)
Широчина на интервала	0.49		0.15		4.00		21.0		
Реални данни за 2009 г.	5.08		0.83		1.00		58.0		
Прогноза чрез нелинейна НМ	5.15	14.29	0.82	6.67	2.00	25.00	61.0	14.29	15.06

Таблица 3.17. Резултати от експеримента по прогнозиране чрез опростена НМ с нелинейна активираща функция

Усреднената грешка на прогнозата е в размер на 15.06 % от общата широчина на интервала на резултатните показатели. С цел да бъде проверено възможно ли е по-нататъшно подобряване на прогнозиращия модел, е необходимо да бъде приложен метода OBD за опростяване на структурата на НМ.

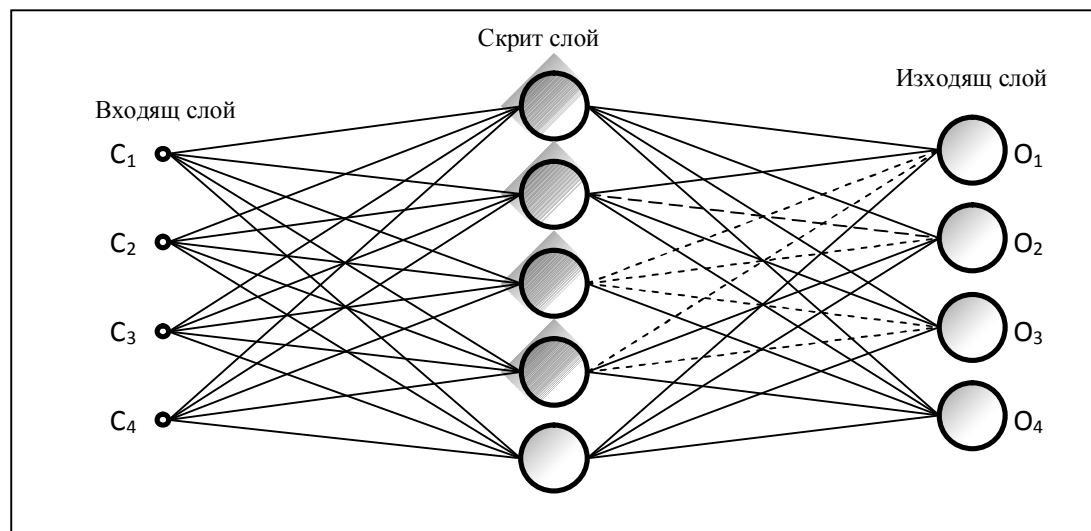
Обучение на опростена НМ с нелинейна активираща функция по метода на пълзящо изпитване

Опростяването на многослойна НМ с нелинейна активираща функция в комбинация с обучение по метода на пълзящото изпитване намалява грешката (Таблица 3.18).

Обучаващи примери		Грешка
от	до	
1	4	0.0482
5	8	0.0221
9	12	0.0507
13	16	0.0209
17	20	0.0518
21	24	0.0915
25	28	0.0714
29	32	0.0417
Средно:		0,0497

Таблица 3.18. Резултат от обучение по метода на пълзящото изпитване на опростена нелинейна НМ

Грешката от метода на обучението посредством пълзящо изпитване е 0.04 е най-малката грешка до момента и показва, че опростяването на НМ с нелинейна активираща функция ще подобри резултатите при прогнозиране. Невронната мрежа, която беше получена като резултат от прилагането на OBD е дадена на Фигура 3.9.

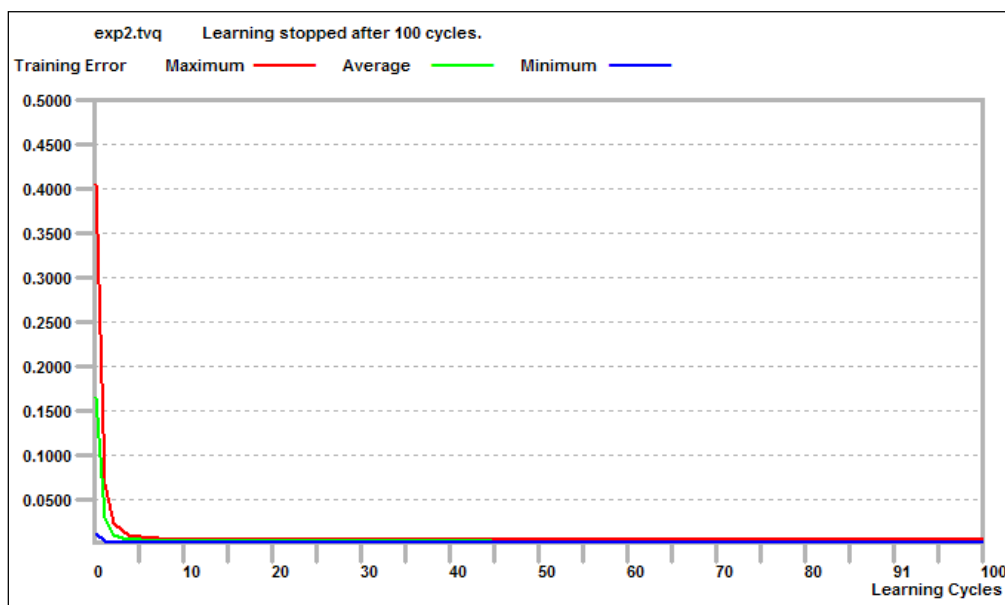


Фигура 3.9. Схема на опростената мрежа с нелинейна активираща функция

С пунктирани линии са отбелязани синаптичните тегла, които са отстранени от метода OBD.

Симулация на опростена НМ с нелинейна активираща функция

Както и при предишните симулации, обучението на опростена НМ с нелинейна активираща функция също беше проведено 5 пъти. При симулацията на НМ се проверява графичния резултат от процеса на обучение (Фигура 3.10):



Фигура 3.10. Диаграма на процеса на обучение на опростена НМ с нелинейна активираща функция

В Таблица 3.19 е представен усреднения резултат от обучението на опростена многослойна невронна мрежа с нелинейна активираща функция по метода на пълзящото изпитване.

	O ₁	O ₁ грешка	O ₂	O ₂ грешка	O ₃	O ₃ грешка	O ₄	O ₄ грешка	Средна грешка (%)
Широчина на интервала	0.49		0.15		4.0		21.0		
Реални данни за 2009 г.	5.08		0.83		1.0		58.0		
Прогноза чрез нелинейна опростена НМ	5.12	8.16	0.82	6.67	1.0	0.00	58.0	0.00	3.71

Таблица 3.19. Резултат от обучението по метода на пълзящото изпитване на опростена НМ с нелинейна активираща функция.

От статистическа гледна точка нивото на грешката е в допустимите граници от 5%. Точността на прогнозата на опростена НМ с нелинейна активираща функция е по-висока от тази на НМ с линейна активираща функция. Грешката при прогнозата, изразена като процент от широчината на интервала на резултатните променливи е

3.71 % (Таблица 3.19). Това е най-ниското ниво на грешка и изглежда задоволително от статистическа гледна точка.

Изводи

Данните за прогнозите от различните НМ структури са представени в Таблица 3.20. Опростена НМ с нелинейна активираща функция с 5 неврона в скрития слой дава сравнително малка грешка (в размер на 3.71 % от общата широчина на интервала).

Показател	O ₁	O ₁ грешка	O ₂	O ₂ грешка	O ₃	O ₃ грешка	O ₄	O ₄ грешка	Средна грешка (%)
Ширина на интервала (min-max)	0.49		0.15		4.0		21.0		
Целева стойност (2009 г.)	5.08		0.83		1.0		58.0		
НМ с линейна активираща функция	5.15	14.29	0.83	0.00	2.0	25.00	61.0	14.29	13.39
Опростена НМ с линейна активираща функция	5.14	12.24	0.83	0.00	1.0	0.00	61.0	14.29	6.63
НМ с нелинейна активираща функция	5.15	14.29	0.82	6.67	2.0	25.00	61.0	14.29	15.06
Опростена НМ с нелинейна активираща функция	5.12	8.16	0.82	6.67	1.0	0.00	58.0	0.00	3.71

Таблица 3.20. Резултати от експеримента по прогнозиране

Може да бъде направен извода, че в конкретния случай НМ с нелинейна активираща функция се справят значително по-добре от НМ с линейна активираща функция със задачата за прогнозиране на резултатните показатели. Това показва, че съществуват нелинейни зависимости в данните и те успешно се апроксимират от НМ с нелинейна активираща функция.

При определяне на резултатните показатели за оценка на ефективността на електронното обучение бяха използвани следните методи за обучение и опростяване на НМ:

- Delta правило (Delta Rule);
- Алгоритъм на обратно разпространение на сигнала за грешка (BackPropagation);

- Метода на пълзящото изпитване (Leave One Out);
- OBD (Optimal brain damage).

На базата на изследването на различни НМ структури, методи за обучението им и алгоритъма за опростяване на НМ, OBD за прогнозиране на показателите за ефективност на електронното обучение за 2009 г. беше възприет модела на опростена НМ с нелинейна активираща функция. Гъвкавостта на методите, използващи невронни мрежи, позволява да се конструира НМ с приемлива точност на прогнозата при извадка с малък обем.

3.5. Експериментално изследване на възможността за прогнозиране на показателите за ефективност на електронното обучение чрез НМ

За експерименталното изследване на резултатните показатели за ефективност на електронното обучение на основата на показателите от BSC за определена година е най-подходящо използването на опростена мрежа с нелинейна активираща функция на невроните. Тъй като дори и опростената НМ води до грешки в прогнозата е необходимо да бъде изследвана надеждността ѝ. С цел да бъде оценено, доколко се променя прогнозата за 2009 г. при всяко ново обучение на опростената НМ с други начални стойности на теглата на оставащите след опростяване синапси, са извършени 25 броя обучения на НМ и 25 прогнози.

Усреднените прогнози за четирите резултатни показатели за ефективност на електронното обучение от 25 опита са показани в Таблица 3.21. Показани са фактическите стойности на резултатните показатели за 2009 г., прогнозните стойности и грешката на прогнозата.

Показател	Среден успех на завършващите студенти	Коефициент на успеваемост	Брой продължили следваща степен на обучение доктор	Относителен дял на работещите по специалността (%)
Фактически стойности	5.08	0.83	1.00	58.00
Прогнозирани стойности (средно от 25 опита)	5.10	0.82	1.02	58.07
Грешка (средно от 25 опита)	5%	4 %	3%	1 %

Таблица 3.21. Резултати от 25 пробни прогнози за стойностите на показателите за 2009 г.

От Таблица 3.21 могат да бъдат направени следните изводи:

- получените от експерименталното изследване стойности на резултатните показатели за ефективност на електронното обучение за определена година са близки до реалните стойности;
- при обучаващата извадка се наблюдава достатъчно малко отклонение между прогнозите на различните проби, т.е. повторното обучение на НМ с други начални стойности на теглата на оставащите в нея синапси води до стабилно построяване на зависимост между изходните и входните сигнали на мрежата;
- предложеният прогнозиращ модел, апробиран за стойностите на показателите за ефективност за определена година демонстрира добра стабилност на резултатите.

Изводи от Глава III

1. За създаване на прогнозиращ модел на резултатните показатели на електронното обучение с приемливо равнище на грешка на прогнозата са изследвани алтернативни структури на невронни мрежи.
2. Намаляването на грешката на прогнозата чрез мрежа с нелинейна активираща функция показва, че в данните съществуват нелинейни зависимости. Използването на невронна мрежа с линейна активираща функция води до незадоволителни резултати, което насочи изследването в посока на използване на невронни мрежи с нелинейна активираща функция.
3. Приложението на АГК в комбинация с метода за оптимизиране OBD позволява проектиране на подходяща за целите на прогнозирането на BSC показатели за електронно обучение във висше учебно заведение НМ с нелинейна активираща функция.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В дисертационния труд са представени изследвания и резултати, свързани с оценяване и прогнозиране на ефективността на електронното обучение във висшето образование. За целта е разработен модел на балансирана система от показатели, съобразен със спецификата на електронното обучение във висшето образование. Чрез SWOT анализ са определени предимствата и недостатъците на използването на балансирана система от показатели за оценка ефективността на електронното обучение във висше училище. Разработени са модели за оценка на съществени показатели на ефективността на електронното обучение, като „време за разработване на електронен курс” и “оценка от изпита”. Оценено е влиянието на on-line активността на студентите върху ефективността на електронното обучение.

Изследвани са възможностите за приложение на невронни мрежи за прогнозиране на ефективността на електронното обучение във висшето образование. За създаване на прогнозиращ модел на резултатните показатели на електронното обучение с приемливо равнище на грешка на прогнозата са изследвани алтернативни структури на НМ. Установено е, че грешката на прогнозата намалява при използване на НМ с нелинейна активираща функция, което показва, че спецификата на показателите за прогнозиране на ефективността на електронното обучение във висшето образование определя нелинейни зависимости на данните.

Разработен е модел на структура на невронна мрежа и алгоритъм за приложение, чието предимство е комбинирането на невронни мрежи, АГК и интерполация, което позволява повишаване на точността на прогнозата при малки извадки от данни. Предложени са алгоритъм и методология за реализиране на модела.

Проведените числени експерименти, на базата на реални данни, потвърждават приложимостта на предложения модел на структура на НМ за прогнозиране ефективността на електронното обучение.

Изследванията по дисертацията и получените резултати са отразени в 10 публикации, 8 от които са самостоятелни. Част от получените резултати са във връзка с изпълнението на 2 проекта, финансирани по Европейски програми.

Постигнатите резултати в дисертационния труд очертават следните насоки за бъдещи изследвания в областта на оценяването и прогнозирането на ефективността на електронното обучение: 1) приложение на балансирана система от показатели за сравняване ефективността на електронното обучение на различни образователни институции; 2) изследването на възможностите за създаване на по-точни прогнозиращи модели (на базата на невронни мрежи и/или други моделиращи подходи) за оценка ефективността на електронното обучение.

СПРАВКА ЗА ПРИНОСИТЕ В ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Основните резултати в дисертационния труд могат да бъдат обобщени както следва:

1. Разработен е модел на балансирана система от показатели (BSC) за оценяване на ефективността на електронното обучение във висшето образование. Предложен е набор от резултатни показатели, позволяващ да се оцени процеса на електронно обучение и да се направи обратна връзка на модела на BSC с определени показатели. Разработен е алгоритъм за приложение на BSC, който дава възможност за адаптиране към специфичните изисквания на различни висши училища с електронно обучение.
2. Разработени са два модела за оценка и прогнозиране на времето за разработване на електронен курс, като един от съществените индикатори на ефективността на електронното обучение. Предимство на моделите е високата степен на точност на оценката на времето за разработване на курс и възможността за калибриране на показателите чрез промяна на тегловните коефициенти. На базата на корелационен анализ са изследвани два модела за оценка на влиянието на on-line активността на студентите върху резултатния показател “Оценка от изпита”.
3. Разработен е модел на структура на невронна мрежа за прогнозиране ефективността на електронното обучение във висшето образование. Предимство на посочения модел е комбинирането на невронни мрежи, АГК и интерполация, което позволява повишаване на точността на прогнозата при малки извадки от данни. Предложени са алгоритъм и методология за реализиране на модела. Проведените числени експерименти на база на реални данни за резултатните показатели на електронното обучение, потвърждават приложимостта на разработената структура на невронна мрежа за прогнозиране на ефективността на електронното обучение.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

I. Статии в научни списания:

1. Halachev P., Predicting the effectiveness of e-learning by neural networks, *Cybernetics and Information technology*, ISSN 1311-9702, (приета за печат).
2. Halachev P., Balanced Score Card for Evaluation of the Efficiency of E-Learning, *International Journal of Arts and Sciences*, CD-ROM ISSN 1944-6934, 3 (18), pp. 228-238.
3. Halachev P., Educational Challenges for e-Learning in Higher Education in Bulgaria, *The International Journal of Learning*, ISSN 1447-9494, Volume 16, Number 6, 2009, pp. 737-745.
4. Halachev P., I. Mustakeroov, Evaluation of the time needed for e-learning course development, *Cybernetics and Information technology*, ISSN 1311-9702, Volume 9, Number 3, 2009, pp. 86-95.

II. Доклади на научни конференции:

5. Halachev P., Forecasting e-learning efficiency by using artificial neural networks and a balanced score card, World academy of science engineering and technology, ICECECE 2010: „International Conference on Electrical, Computer, Electronics and Communication Engineering”, ISBN 1307-6392, 27-29.11.2010, Paris, France, pp. 312-317.
6. Halachev P., Efficiency of e-Learning, *12th International Conference Interactive Computer Aided Learning*, ISBN 978-3-89958-481-3, 23-25.09.2009, Villach, Austria, pp. 551-557.
7. Халачев П., Комуникациите в електронното обучение, *Трета национална конференция с международно участие по електронно обучение във висшето образование*, ISBN 978-954-23-0427-2, Том I, 15-17.05.2009 г., гр. Свищов, стр. 275-282.
8. Ангелова Й., П. Халачев, Качество на електронното обучение, *Втора национална научна конференция с международно участие - „Качеството на висшето образование в България - проблеми и перспективи”*, ISBN 1314-0051, Том I, 03-04.12.2009 г., гр. Русе, стр.133-138.

III. Статии в популярни списания:

9. Халачев П., Алтернативи пред обучението на персонала, списание „Човешки ресурси”, ISSN 1312-319X, бр. 3/183/2009, стр. 22-25.
10. Халачев П., Ефективност на електронното обучение в организациите, списание „Икономика“, ISSN 1312-2428, бр. 1/2009, стр. 80-85.

УЧАСТИЯ В ПРОЕКТИ

1. Изграждане на висококвалифицирани млади изследователи по съвременни информационни технологии за оптимизация, разпознаване на образи и подпомагане вземането на решения. Проектът се осъществява с финансовата подкрепа на ЕСФ (2007-2013) и Р. България – МОМН по оперативна програма “Развитие на човешките ресурси” в направление “Подкрепа за развитието на докторанти, постдокторанти, специализанти и млади учени”: BG051PO001-3.3.04/40/28.08.2009, (2009 – 2011)
2. *Efficiency Measurement of Lifelong Learning – using of Balanced Scorecard Concept*, ADAM, the Project and Product Portal for Leonardo da Vinci – funded by the European Commission, Project # 510007-2010-LLP-CZ-LEONARDO-LMP.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Clark Ruth Colvin, Richard E. Mayer, e-Learning and the Science of Instruction, John Wiley and Sons, 2008.
- [2] United States Distance Learning Association, USDLA, <http://www.usdla.org>.
- [3] Николова И., Проектиране и реализация на WWW базирано обучение: Методологически средства, 2000.
- [4] Kaufman, R., Moodle, <http://demo.moodle.net/mod/page/view.php?id=823>, 1995.
- [5] Calder Judith, Ann McCollum, Open and flexible learning in vocational education and training, Kogan Limited, 1998.
- [6] Bates A., Technology E-Learning And Distance Education, 2nd Edition, 2005.
- [7] Barr B. Robert, John Tagg, From teaching to learning - A new paradigm for undergraduate education, 1995.
- [8] Harvey S., Building Effective Blended Learning Programs, Issue of Educational Technology, Vol. 43, 2003.
- [9] Bochev Boycho, Hristina Daylyanova, Ivanka Dekova, Working Students, Journal of the Technical University at Plovdiv, 2006.
- [10] Carnegie Foundation's report, Reinventing Undergraduate Education: A Blueprint for America's Research Universities, 1998.
- [11] Bates A. W., G. Poole, Effective Teaching with Technology in Higher Education: Foundations for Success, San Francisco: Jossey-Bass, 2003.
- [12] Horton William, Evaluating e-learning, 2001.
- [13] Burrow J., Level III evaluation of e-learning, The AMA handbook of e-learning, New York AMACOM, 2003.
- [14] Macpherson Allan, Meg Elliot, Irene Harris, Gill Homan, E-learning: Reflections and evaluations of corporate programs, Human Resource Development International, 2004.
- [15] Rumble Greville, The Costs and Economics of Open & Distance Learning, 1997.
- [16] Youssef Ben Adel, David Castillo, Josep Maria Duarte, Mounir Dahmani, The Economics of E-learning, 2008.
- [17] Division of Higher Education, Open and distance learning. Trends, policy and strategy considerations. © UNESCO 2002.
- [18] Leidner E. Dorothy, Sirkka L. Jarvenpaa, The Use of Information Technology to Enhance Management School Education: A Theoretical View, 1995.
- [19] Piccoli G., R. Ahmad, B. Ives, Web-based virtual learning environments: A research framework and a preliminary assessment of effectiveness in basic IT skills training, MIS Quarterly 4, 2001.
- [20] Osika E., D. Camin, Concentric Model for Evaluating Internet-Based Distance Learning Programs, 18th Annual Conference on Distance Teaching and Learning, 2005.
- [21] Levy Y., Assessing the Value of E-Learning Systems, Science Information Publishing, 2006.
- [22] Bersin J., The Training Measurement Book, John Wiley & Sons, 2008.
- [23] Greville Rumble, Distance Teaching Universities In Europe, 1983.

- [24] Gartner Research, www.gartner.com/technology/research.jsp, Gartner Group, 2007.
- [25] Bassi Laurie, How much Does eLearning Cost, 2000.
- [26] Ioakimidis Marilou, Analysing costs of educational services for universities and E-universities: The student point of view, 2005.
- [27] Stufflebeam Daniel L., Anthony J. Shinkfield, Evaluation theory, models, and applications, 2007.
- [28] Фарант Джон, Показатели за ефективност на българското висше образование, Phare, Юнивърситас Кънсълтантс, Управление на висшето образование, 2008.
- [29] Ангелова Й., П. Халачев, Качеството на електронното обучение, MOMH, II национална научна конференция с международно участие, Русе, 2009.
- [30] ISO Quality management systems, ISO 9000:2005 - Fundamentals and vocabulary, 2005.
- [31] Jesukiewicz P., K. Murray, Advanced distributed learning aggregation model, SCORM 2004, 4th Edition, 2009.
- [32] CHEA Institute for Research and Study of Accreditation and Quality Assurance, Accreditation and Assuring Quality in Distance Learning, 2002.
- [33] Commission of the European Communities, The e-Learning Action Plan: Designing tomorrow's education, 2001.
- [34] Holmes B., Quality Guide to the non-Formal and Informal Learning Processes, Sciento-MENON Network, 2004.
- [35] Pawlowski M., M. Bick, The European Quality Observatory (EQO) : Harmonizing Quality Approaches for E-Learning, Proceedings of World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications, 2003.
- [36] Supporting Excellence in E-Learning, <http://www.eife-l.org/activities/projects/seel>, EIFEL, 2003.
- [37] Supporting Excellence in E-Learning, <http://www.eife-l.org/activities/projects/Triangle>, EIFEL, 2004.
- [38] The TISIP Foundation, Quality, Interoperability and Standards in e-learning, 2004.
- [39] The project Qual-e-learning, The Quality of e-learning : evaluation of training effectiveness and impact measures, Directorate General for education and Culture's eLearning Initiative, 2003.
- [40] UNIQUE, United Now for Integrated Quality Urban/Suburban Education, <http://projectuniquearts.org>, 1965.
- [41] Keeling R., The Bologna Process and the Lisbon Research Agenda: the European Commission's expanding role in higher education discourse, European Journal of Education Vol. 41, 2006.
- [42] НАОА, Критерии за институционална акредитация на висше училище на НАОА, 2011.
- [43] ISO/IEC 19796-1:2005, Information technology - Learning, education and training - Quality management, assurance and metrics, ISO, 2005.
- [44] Stracke C.M., B. Hildebrandt, Quality development and quality standards in e-learning: Adoption, implementation and adaptation, Proc. of World Conf. on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunication, 2007.
- [45] ISO/IEC 9126 Software engineering Product quality, ISO, 1991.

- [46] Abran A., R. A. Qutaish, J. M. Desharnais, N. Habra, An Information Model for Software Quality Measurement with ISO Standards, 2005.
- [47] Pawlowski J., Quality mark e-learning: Developing process-and product oriented quality for learning, education and training, Int. J. Learning Technology, Vol. 3, 2007.
- [48] Кръстева А., Нови образователни технологии, Направление Съвременни образователни технологии, 2010.
- [49] Kirkpatrick D., Evaluating a Human Relations Training Program for Supervisors to Measure Learning Behavior and Results, Dissertation, 1954.
- [50] Scriven M., Beyond formative and summative evaluation, University of Chicago Press, 1991.
- [51] Holton E. F., The flawed four level evaluation model, Human Resource Development Quarterly III , 1996.
- [52] Yonjoo Cho, Sunyoung Park, Chang-Wook Jeung, Sung Jun Jo, Doo Hun Lim, Developing an Integrated Evaluation Framework for E-Learning, 2009.
- [53] Khan B., Managing E-learning: Design, delivery, implementation, and evaluation, Hershey PA Information Science Publishing, 2005.
- [54] Rosenberg M., E-learning: Strategies for delivering knowledge in the digital age, NY McGraw Hill, 2001.
- [55] Schreurs J., TQM in e-learning: A Self-Assessment Model and Questionnaire, Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA, 2008.
- [56] Okland J., L.J.Porter, Total Quality Management, Buterworth - Heinemann, 1998.
- [57] Quality in E-Learning, <http://www.qualityfoundation.org>, 2010.
- [58] Bloomsburg University of Pennsylvania's Department of Instructional Technology, E-Learning Concept and Techniques, 2006.
- [59] Schreurs J., Total Quality Management (TQM) framework for e-learning based on EFQM and Kirkpatrick models, International Journal of Emerging Technologies in Learning Vol 1, 2006.
- [60] Kaplan R. and D. Norton, The balanced scorecard: translating strategy into action, 2006.
- [61] Kaplan Robert, David P. Norton, Using the Balanced scorecard as a Strategic Management System, Harvard Business Review on Measuring Corporate Performance, 1998.
- [62] Халачев П., Балансирана система от показатели, http://www.iit.bas.bg/esf40/phd-seminar-16-02-10/P_Halachev/P_Halachev_ppt.pdf, 2010.
- [63] government.bg, Балансирана система от показатели за ефективност, <http://quality.government.bg/page.php?c=33>, 2010.
- [64] CAF Resource Centre, European Institute of Public Administration, The Common Assessment Framework (CAF) Improving an organisation through self-assessment, CAF 2006.
- [65] Гершуна А. М., Ю. С. Нефедьевой, Разработка сбалансированной системы показателей. Практическое руководство с примерами. Издание второе, 2007.
- [66] Friedag H. R., W. Schmidt, Balanced scorecard, Rudolf Haufe Verlag, 2007.
- [67] Olve Nils-Göran, Jan Roy, Magnus Wetter, Performance drivers a practical guide to

- using the balanced scorecard, 1999.
- [68] Rampersad H., Total performance scorecard: the way to personal integrity and organizational effectiveness, 2005.
 - [69] University of Edinburgh, Strategy 2005-2010, The University of Edinburgh and Corporate Services Group.
 - [70] Johnson K. J., Boosting Performance and Accountability with the BSC, Texas Education Agency, 2003.
 - [71] Yee-Ching L. C., Which Balanced Scorecard to Use, St. Thomas University, 2007.
 - [72] Purdue University, SSTS: Strategic Plan - Balanced Scorecard, 2009.
 - [73] Cardoso E., M. J. Trigueiros, P. Narciso, A Balanced Scorecard Approach for Strategy-and Quality-driven Universities, 2005.
 - [74] Niven P., Balanced scorecard step-by-step for government and nonprofit Agencies, 2008.
 - [75] Smith G., D. Ferguson, Student Attrition in Mathematics e-learning, Australian Journal of Educational Technology, 2005.
 - [76] Haverila M., R. Barkhi, The Influence of Experience, Ability and Interest on e-Learning Effectiveness, EURODL, 2006.
 - [77] Березюк Р., Оценка систем дистанционного образования (математическая модель), 2006.
 - [78] Хубаев Г., Дистанционное экономическое образование высшее образование в России, 1997.
 - [79] Рыбанов А., В. Шевчук, Е. Приходько, Интеллектуальная система оценки качества учебного процесса, Московский государственный институт электроники и математики, 2004.
 - [80] Елисеев О., Применение статистических методов для оценки успеваемости, Проблемы качества в сфере образования, 2002.
 - [81] Fayyouni A., The Effectiveness of e-Learning: Academic and Business Comparison, Turkish Online Journal of Distance Education-TOJDE, 2009.
 - [82] Albeanu G., E-Learning metrics, The 2nd International Conference on Virtual Learning, ICVL, 2007.
 - [83] Къртис Г., Бизнес Информационни Системи, София, 1995.
 - [84] Box George, Gwilym Jenkins, Time series analysis: Forecasting and control, San Francisco Holden-Day , 1970.
 - [85] Baker Bruce D., Craig E. Richards, A comparison of conventional linear regression methods and neural networks for forecasting educational spending, 1999.
 - [86] Zhong H. D., L. J. Nan, Z. S. He, Evaluation of Academic Degrees and Graduate Education Based on Neural Network, Journal of Chongqing University, 2003.
 - [87] Wilson R., K. Walstrom, B. Hardgrave, Predicting graduate student success: A comparison of neural networks and traditional techniques, 1994.
 - [88] Lykourantzou I., I. Giannoukos, G. Mpardis, V. Nikolopoulos, V. Loumos, Early and dynamic student achievement prediction in e-learning courses using neural networks, 2008.
 - [89] Romero Cristobal, Sebastian Ventura, Pedro G. Espejo, Cesar Hervás, Data Mining

- Algorithms to Classify Students, Cordoba University, 2008.
- [90] Lykourantzou I., I. Giannoukosa, V. Nikolopoulou, G. Mpardisa, V. Loumosa, Dropout prediction in e-learning courses through the combination of machine learning techniques, National Technical University of Athens, 2009.
 - [91] Kasuba T., Simplified fuzzy ARTMAP, MILLER FREEMAN INC, 1993.
 - [92] Godwin Udo, Kallol Bagchi, Peeter Kirs, Using SERVQUAL to assess the quality of e-learning experience, Journal Computers in Human Behavior Volume 27 Issue 3, 2011.
 - [93] Zeithaml P. B., Delivering Quality Service; Balancing Customer Perceptions and Expectations, Free Press, 1990.
 - [94] Mahapatra S., M. Khan, A neural network approach for assessing quality in technical education: an empirical study, Inderscience, 2007.
 - [95] Moody J., Economic Forecasting Challenges and Neural Network Solutions, Oregon Graduate Institut, 1995.
 - [96] Zai-En Hou, Fu-Jian Duan, The Neural Network Method of Economy Forecasting, IEEE World Congress on Software Engineering, 2009.
 - [97] Maciel Leonardo, Rosangela Ballini, Design a neural network for time series financial forecasting: accuracy and robustness analisys, Universidade Estadual de Campinas, 2008.
 - [98] Cruse H., Neural Networks as Cybernetic Systems 2nd and revised edition, 1996.
 - [99] Jaeger H., Harnessing nonlinearity: Predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication, Science, 2004.
 - [100] Cybenko G., Approximation by superposition of a sigmodal function, 1986.
 - [101] Круглов В., М. Дли, Р. Голунов, Нечеткая логика и искусственные нейронные сети, 2001.
 - [102] Wong, B. T. Bodnovich, Y. Selvi, Neural network applications in business. A review and analysis of the literature 1988-1995, 1997.
 - [103] Widrow B., M. Hoff, Adaptive switching circuits, 1960.
 - [104] Minsky M., S. Papert, Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry, 1969.
 - [105] Rumelhart David, Geoffrey Hinton, Ronald Williams, Learning Internal Representations by Error Propagation, 1985.
 - [106] Werbos P., Beyond Regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences, 1974.
 - [107] Le Cun Yan, A learning scheme for asymmetric threshold networks, Proceedings of Cognitiva, 1985.
 - [108] Le Cun Yan; J. Denker; S. Solla, Optimal brain damage, Advances in Neural Information Processing Systems, 1990.
 - [109] Niven P., Balanced Scorecard Diagnostics: Maintaining Maximum Performance, 2010.
 - [110] O'Neil Harold, Estela Bensimon, Michael Diamond, Michael Moore, Designing and Implementing an Academic Scorecard, The Magazine of Higher Learning Vol. 31, 1999.

- [111] Halachev P., Balanced score card for evaluation of the efficiency of e-learning, International Journal of Arts and Sciences, 2010.
- [112] Chapman B., How Long Does it Take to Create Learning, Chapman Alliance, 2010.
- [113] Съйкова И., С. Тодорова, Статистическо изследване, ИК Люрен, 2000.
- [114] The Learning GUILD, The e-Learning Development Time Ratio Survey, elearningguild.com, 2002.
- [115] Russell L., Project Management for Trainers, ASTD, 2000.
- [116] Kapp K., How Long Does it Take? Estimation Methods for Developing E-Learning, ASTD, http://www.astd.org/LC/2003/0703_kapp.htm, 2003.
- [117] Halachev P., I. Mustakero, Evaluation of the time needed for e-learning course development, Institute of Information Technologies - BAS, 2009.
- [118] Манов А., Статистика с SPSS, издателство Рикол-Б, 2000.
- [119] Halachev P., Efficiency of e-Learning, 12th International Conference Interactive Computer Aided Learning, 2009.
- [120] Петров Величко, Тодор Тодоров, Основи на статистиката, Абагар, 2000.
- [121] Kaplan Robert, David Norton, Alignment using the balanced scorecard to create corporate synergies, 2006.
- [122] Community Bank Now, <http://www.communitybanknow.com>, 2011.
- [123] Nicola B., R. Kemp, R. Snelgar, SPSS for Psychologists, Published by Palgrave Macmillan, Australia, 2006.
- [124] Каплан Р., Д. Нортън, Стратегически карти, Класика и стил, 2006.
- [125] BSC designer, <http://www.bscdesigner.com/>, 2011.
- [126] Boor C. D., K. Höllig, M. Sabin, High accuracy geometric Hermite interpolation, Computer Aided Geometric Design Volume 4, Issue 4, 1987.
- [127] Hermite C., Sur un nouveau développement en série de fonctions, Compt. Rend. Acad. Sci. Paris, 1864.
- [128] Stone M., Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions, Journal of the Royal Statistical Society Vol 36, 1974.
- [129] Bose B. E., I. M. Guyon, V. N. Vapnik, A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers, COLT '92 Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory, 1992.
- [130] Въндев Д., Записки по приложна статистика 2, 2003.
- [131] Weisberg H. F., Central Tendency and Variability, 1992.
- [132] Gelman A., J. Hill, Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models, 2007.
- [133] Andrews S., F. Harris, Polynomial approximations of interpolants, LOGIC Devices Inc., Sunnyvale, CA, 1999.
- [134] Michelle S., Numerical Analysis: A Mathematical Introduction, Clarendon Press, Oxford, 2002.
- [135] Runge Carl, Über empirische Funktionen und die Interpolation zwischen äquidistanten Ordinaten, Zeitschrift für Mathematik und Physik 46, 1991.
- [136] Juhász I., Cubic parametric curves of given tangent and curvature, 1998 .

- [137] Reimann C., Statistical data analysis explained, 2009.
- [139] Edward J. J., A User's Guide to Principal Components, 2004.
- [139] Li L., J. Hu, Y. Chen, Y. Zhang, PCA Based Hurst Exponent Estimator for fBm Signals Under Disturbances, 2009.
- [140] Garcia E., J. Shlens, A Tutorial on Principal Component Analysis, 2005.
- [141] Garcia E., PCA & SPCA Tutorial, 2008.
- [142] Haykin S., Neural Networks A comprehensive Foundation, 1994-2006.
- [143] Rosenblatt F., The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review, Vol 65(6), 1958.
- [144] Замятин Н., Д. Медянцева, Методика Нейросетевого Моделирования, 2006.
- [145] Карпенко А., Д.Т.Мухлисуллина, В.А.Овчинников, Многокритериальная оптимизация на основе нейросетевой аппроксимации функции предпочтения лица, принимающего решение, 2010.
- [146] Broomhead D. S., D. Lowe, Radial Basis Functions, Multi-Variable Functional Interpolation and Adaptive Networks, 1988.
- [147] Powell M. D., Radial basis functions for multivariable interpolation, 1987.
- [148] matlab, <http://www.matlab.com>.
- [149] SPSS, <http://www.spss.com>.
- [150] Kaiser H. F., A second generation little jiffy, Psychometrika, Volume 35, 1970.
- [151] Dziuban Charles, Edwin Shirkey, When is a correlation matrix appropriate for factor analysis? Some decision rules., Psychological Bulletin, Vol 81, 1974.
- [152] Bartlett M. S., Properties of Sufficiency and Statistical Tests, Proc. R. Soc. Lond., 1937.
- [153] EasyNN, <http://www.easynn.com>.
- [154] Funahashi Ken-Ichi, On the approximate realization of continuous mappings by neural networks, 1989.
- [155] Hartman K., Kowalski, Layered Neural Networks with Gaussian Hidden Units as Universal Approximations, 1990.