

ИЗПОЛЗВАНЕ НА БАЙЕСОВИ МРЕЖИ ПРИ ОЦЕНЯВАНЕ НА ЗНАНИЯТА НА СТУДЕНТИТЕ

Людмила Димитрова

Университет "Проф.д-р Асен Златаров", Катедра „Компютърни и информационни технологии”, бул. "Проф.Я.Якимов" №1, 8010 Бургас, България, E-mail: lyudim@gmail.com

STUDENT ASSESSMENT USING BAYESIAN NETWORKS

Lyudmila Dimitrova

*University "Prof.Asen Zlatarov", Faculty "Computer and Information Technology"
Prof. Jakimov Str. 1, Bourgas, Bulgaria, E-mail: lyudim@gmail.com*

ABSTRACT

Bayesian networks are widely used tool for description and analysis of processes related to structural and statistical uncertainty. The proposed model for student performance assessment using a Bayesian network takes into account the influence of the various subjective factors on student knowledge and test performance. The model's application in specific university classroom situations is also demonstrated.

Key words: student assessment, Bayesian networks

Въведение

Обективното оценяване на знанията на студента е важен момент в учебния процес. Успехът от дипломата е един от критериите при постъпване на работа и при продължаване на обучението на следващото ниво. Високите оценки, неподплатени с необходимата за тях база знания, понижават репутацията на учебното заведение. От друга страна, несъответствието между знанията, активността по време на семестъра и получената оценка влияе демотивиращо на студентите.

Според настоящите изисквания на закона за висшето образование в България основният начин за оценяване на знанията на студентите са изпитите, които са писмени. Писмените изпити, провеждани под формата на отворени и затворени тестове, безусловно имат своите преимущества. Отрицателен момент е липсата на директен контакт със студента, което в много случаи затруднява преценката на оценяващия преподавател.

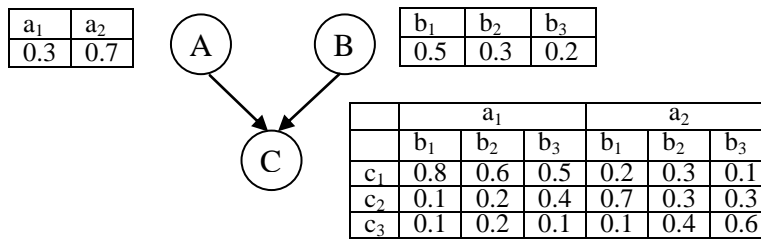
В настоящата работа като помощно средство в оценяването на знанията е предложено използването на байесови мрежи.

Кратко въведение в Байесовите мрежи

Байесовите мрежи (BN) са категория графични модели, в които възлите представят случайни променливи, а дъгите – връзките между тях. Те описват вероятностните причинно-следствени връзки между променливите, като обединяват предимствата на опита и интуицията с предимствата на математичното моделиране. Използването на Байесова мрежа дава възможност да се оцени начина, по който началните вероятностни характеристики на мрежовия модел влияят върху заключенията, свързани с неопределеност – каквито са заключенията за знанията на студентите. Това е случаят, в който BN се използва за бъдещи оценки. Мрежата може да се използва също така за разсъждения относно значенията на някои начални променливи чрез задаване на значенията на други крайни и/или междинни променливи. Например, на базата на получените точки от изпита на студент с висока степен на мотивираност в учебния процес, може да се направят изводи за трудността на изпитните тестове. В този случай BN се използва за оценка на текущото състояние.

Параметрите за всеки възел на байесовите мрежи се задават чрез функция на разпределение на вероятностите на различните му възможни състояния. При дискретни

променливи за всеки възел на мрежата се задават т.н. таблици на условните вероятности (conditional probabilities tables, CPT). За възлите, притежаващи „родители”, това са таблици от вероятностите на всяко състояние на „детето” при всички възможни комбинации от състоянията на родителите. За възлите в основата на мрежата се задават безусловните (маргиналните) вероятности. Например, на фиг. 1 е представена проста Байесова мрежа, съдържаща два родителски възела (А и В) и един дъщерен възел (С). Възелът А има две възможни състояния - a_1 и a_2 , а възлите В и С имат по 3 възможни състояния - b_1, b_2, b_3 и c_1, c_2, c_3 , съответно. CPT за А и В представляват вероятностите на отделните им състояния (в сума равни на единица), а CPT за С съдържа $2 \times 3 \times 3 = 18$ елемента, от които 12 независими. Като цяло за тази проста мрежа са необходими 15 независими параметъра.



Фиг.1 Проста Байесова мрежа с примерни таблици на условните вероятности (CPT) на възлите

Математичният модел, на който се базират BN, задава връзката между условните и безусловните вероятности на стохастичните събития А и В – т.н. теорема на Байес:

$$P(A | B) = \frac{P(B | A).P(A)}{P(B)} \tag{1}$$

В теоремата на Байес $P(A)$ е априорната вероятност на А. Априорна в смисъл, че тя не взема предвид каквато и да е информация за В. $P(A|B)$ е условната или постериорната вероятност за А при зададено В. Нарича се постериорна, защото взема под внимание как допълнителната информация, т.е. зададеното конкретно значение на В, влияе върху А. Съответно $P(B/A)$ е условната вероятност на В при зададено значение на А, а $P(B)$ – маргиналната вероятност на събитието В, играеща ролята на нормализиращ коефициент. Така Байесовата мрежа може да се използва за изследване на това, как въвеждането на конкретна информация за един или няколко възела в мрежата (наблюдения) влияе върху първоначалното разпределението на вероятностните във възлите ѝ.

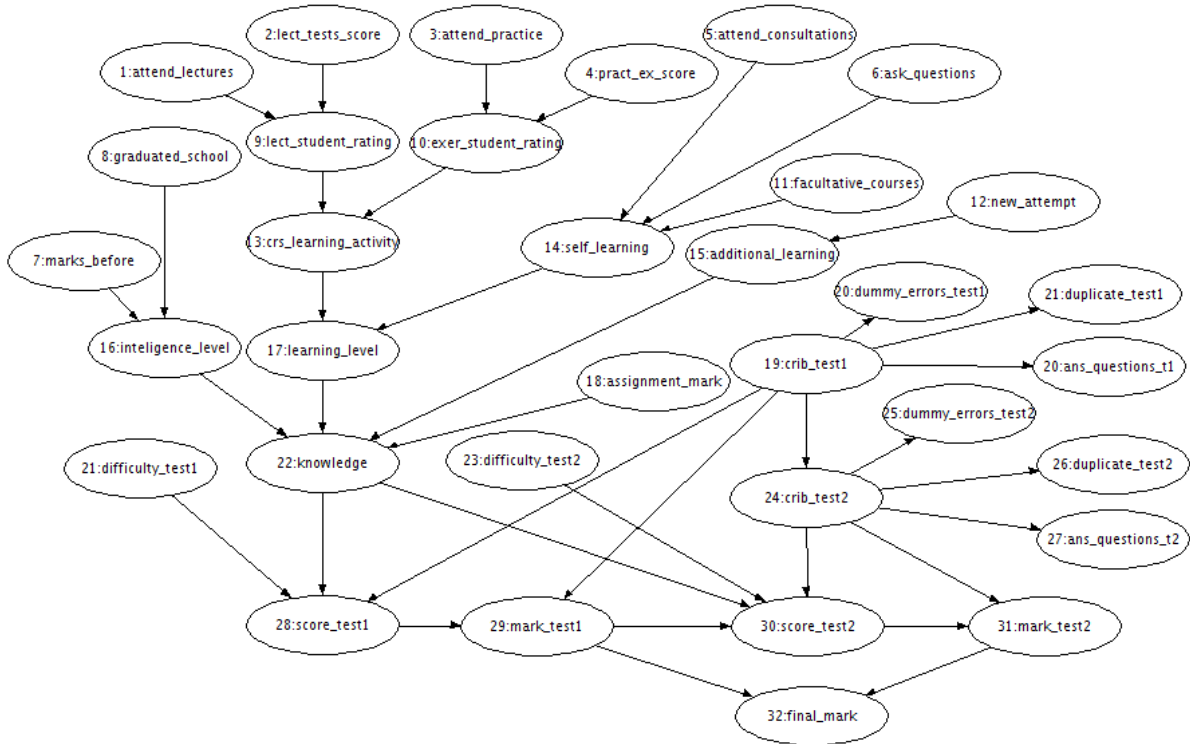
Изграждането на байесов мрежов модел за реално приложение включва две стъпки: (1) конструиране на графа, определящ качествените връзки между променливите на моделирания процес, и (2) задаване на количествените характеристики - CPT, за всеки възел в графа. CPT се задават на базата на съществуващи данни и/или на опита на създателя на модела.

Байесова мрежа за оценяване на студентите

Предлаганият модел се основава на практиката по дисциплината „Програмиране и използване на компютри” в университет „Проф. Асен Златаров”, Бургас. На фиг. 2 е представена Байесова мрежа, чиито предназначение е получаването на вероятностната изпитна оценка на студента по разглежданата дисциплина.

Оценката на студента (*final_mark*) се формира на базата на оценките на два писмени теста – *mark_test1* и *mark_test2*. В настоящата реализация на мрежата за тези променливи са зададени три възможни значения - *low*, съответстващо на оценка 2, *mid* – на оценки 3-4, и *high* – на оценки 5-6. Оценката на даден тест зависи от две променливи – *score_testN* и *crib_testN* ($N=1,2$). Първата характеризира получените точки на теста и има три нива: *low* – <5 точки, *mid* – 6-12 точки, *high* - 13-20 точки. Втората - с възможни значения *yes* и *no*,

задава вероятността за преписване или друг начин за нечестно отговаряне – което за съжаление се наблюдава често. При честно отговаряне получените точни на теста са отражение на знанията на студента (променлива 22 - *knowledge*, със значения *low*, *mid*, *high*), зависят също така от трудността на теста (*difficulty_testN* - *low*, *mid*, *high*), а за втория тест – и от оценката на първия тест (*score_test1*), която е показател за базовите знания на студента по дисциплината.



Фиг.2. Байесова мрежа в помощ на оценяването на студентите чрез писмени тестове

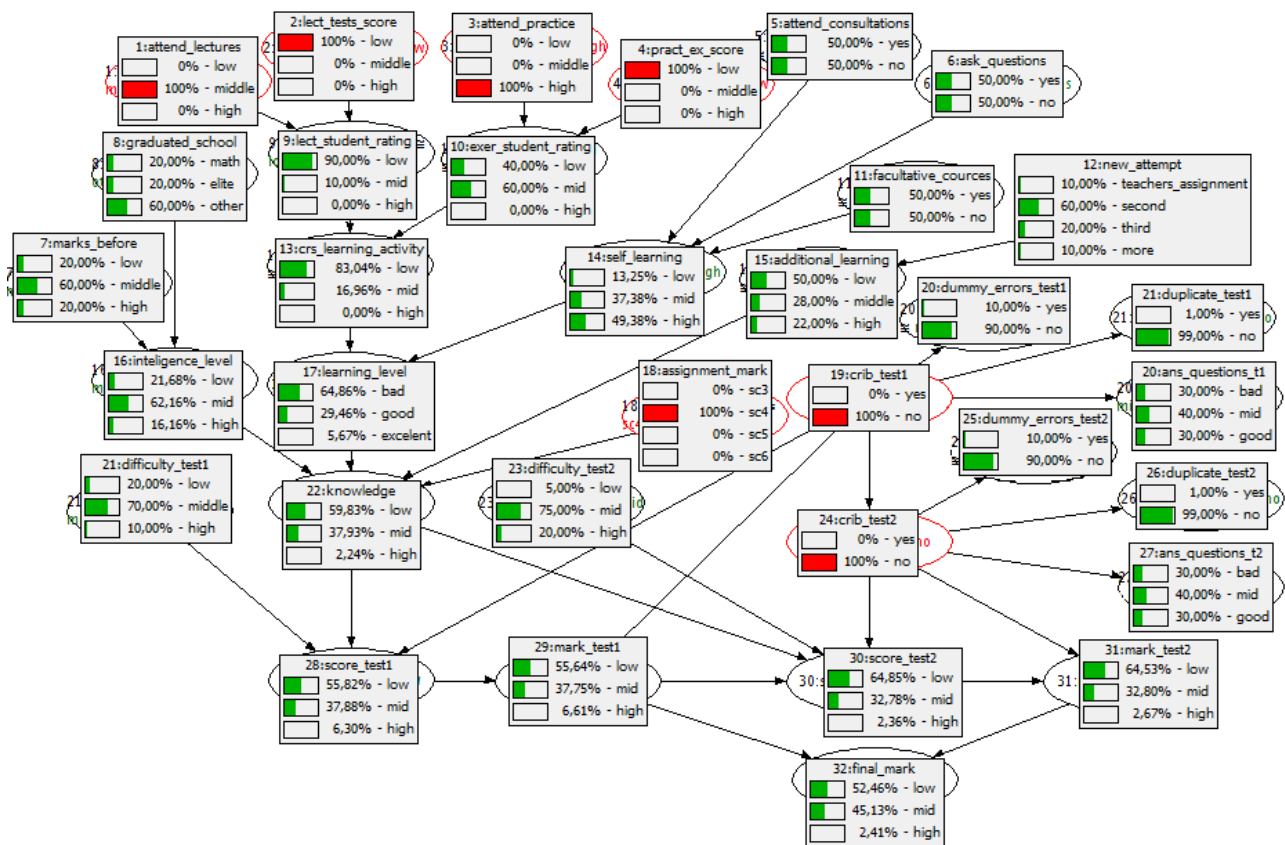
Променливата *knowledge* има ключово значение в разглежданата мрежа. Тя зависи от четири фактора: нивото на интелигентност на студента (16-*intelligency_level* със значения *low*, *mid*, *high*), от заниманията през семестъра (17-*learning_level*, значения *bad*, *good*, *excellent*), от допълнителната подготовка при второ и следващи явявания (15-*additional_learning*, значения *low*, *mid*, *high*) и от получената оценка на курсовата работа (18-*assignment_mark*, значения *sc3*, *sc4*, *sc5*, *sc6*). В табл. 1 е представена част от CPT за възела *knowledge*.

| | | | | | | | | | | |
|---------------------|------|-----------|------|------|-------|-------|-------|------|-------|-------|
| learning_level | | bad | | | | | | | | |
| assignment_mark | | sc3 | | | | | | | | |
| additional_learning | | low | | | mid | | | high | | |
| intelligence_level | | low | mid | high | low | mid | high | low | mid | high |
| knowledge | low | 0.99 | 0.95 | 0.9 | 0.95 | 0.9 | 0.85 | 0.7 | 0.6 | 0.498 |
| | mid | 0.01 | 0.05 | 0.1 | 0.049 | 0.099 | 0.148 | 0.29 | 0.398 | 0.5 |
| | high | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.001 | 0.001 | 0.002 | 0.01 | 0.002 | 0.002 |
| learning_level | | excellent | | | | | | | | |
| assignment_mark | | sc6 | | | | | | | | |
| additional_learning | | low | | | mid | | | high | | |
| intelligence_level | | low | mid | high | low | mid | high | low | mid | high |
| knowledge | low | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| | mid | 0.2 | 0.15 | 0.1 | 0.15 | 0.05 | 0.03 | 0.03 | 0.01 | 0.005 |
| | high | 0.8 | 0.85 | 0.9 | 0.85 | 0.95 | 0.97 | 0.97 | 0.99 | 0.995 |

Табл. 1. Част от таблицата на условните вероятности (CPT) за възела *knowledge*

Нивото на интелигентност се оценява по вида на завършеното средно училище (възел 8 - *graduated_school* със значения *math*, *elite*, *other*) и по получените оценки на предишни изпити (7 - *marks_before*). Нивото на обучение от своя страна зависи от активността на заниманията на студента по време на курса (13-*crs_learning_activity*) и от самостоятелните му занимания (14-*self_learning*). Променливи 7, 13 и 14, както и пояснените по-долу променливи 1-4, 9-10, приемат три значения - *low*, *mid* и *high*. Активността на заниманията по време на семестъра *crs_learning_activity* се оценява в зависимост от присъствието на студента на лекциите и практическите занятия (1-*attend_lectures*, 3-*attend_practice*) и от съответните оценки от текущия контрол (2-*lect_tests_score*, 4-*pract_ex_score*). Последните четири променливи две по две определят рейтинга на студента на лекциите и упражненията (променливи 9,10 – *lect_student_rating*, *exer_student_rating*). Оценката на самостоятелните занимания на студента се прави на базата на активното му присъствие на занятията (6-*ask_questions*), посещенията на консултации (5-*attend_consultations*) и участието в допълнителни курсове, свързани с изучаваната дисциплина (11-*facultative_courses*). Променливи 5,6 и 11 са с две възможни значения – *yes* и *no*.

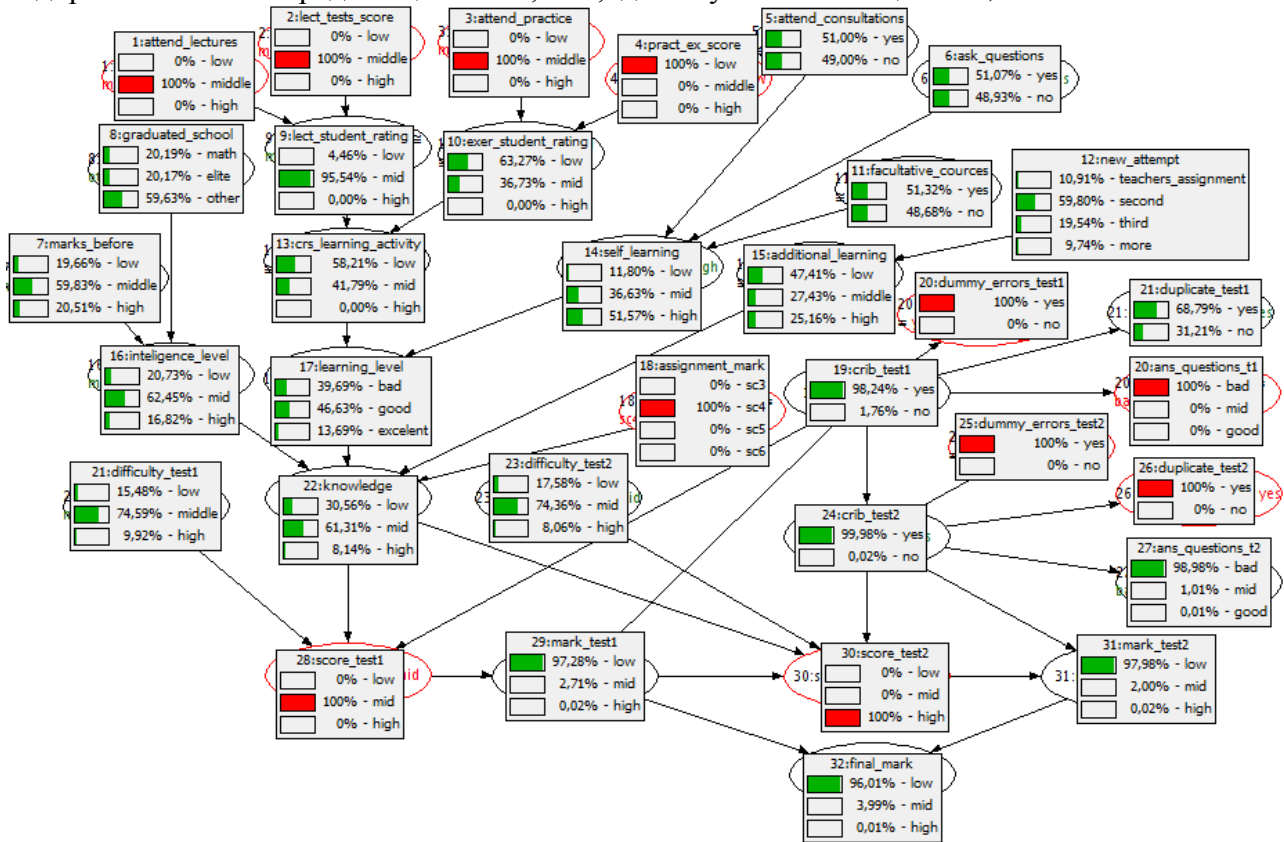
Вероятното преписване – *crib_testN* ($N=1,2$) със значения *yes* и *no* може да доведе както до повишаване на резултата от теста, така и до глупави грешки в отговорите (*dummy_errors_tN*- *yes*, *no*), дублиране на тестовите (*duplicate_testN*-*yes*,*no*) и до невъзможност за отговор на евентуално зададени въпроси от преподавателя (*ans_questions_tN*-*bad*, *mid*, *good*).



Фиг. 3. Пример за приложение на мрежата за предсказване на изпитния резултат по зададени наблюдения за студента

На фиг. 3 и 4 са представени две примерни приложения на мрежата. Изчисленията са изпълнени по метода Loopy Belief Propagation, включен в свободно разпространявания програмнен пакет за работа с байесови мрежи SamIam. Фиг.3 представя постериорното разпределение на вероятностите при зададени наблюдения: студент със средна посещаемост на лекциите (*attend_lectures*=*mid*), добра посещаемост на упражнения (*attend_practice*=*high*),

слаби оценки от текущия контрол ($lect_test_score=low$, $pract_ex_score=low$), оценка на курсовата работа 4 ($assignment_mark=sc4$), не преписва ($crib_test1=no$, $crib_test2=no$). При зададените параметри на мрежата вероятността студентът да бъде скъсан е 52,46%, да издържи изпита със средна оценка- 43,13%, да получи висока оценка-2,41%.



Фиг.4. Пример за приложение на мрежата: оценка на изпитния резултат при наблюдения, порождащи съмнения за преписване

Във варианта на приложение на мрежата, показан на фиг.4, студентът има добра посещаемост на лекции и упражнения ($attend_lectures=middle$, $attend_practice=high$), ниски оценки от тестовите на лекциите и упражненията ($lect_tests_score=low$, $pract_ex_score=low$), оценка 4 на курсовата работа ($assignment_mark=sc4$), добри резултати от тестовите ($score_test1=mid$, $score_test2=high$), допуска глупави грешки и на двата теста ($dummy_errors_test1=yes$, $dummy_errors_test2=yes$), отговаря слабо на зададените въпроси по първия тест ($ans_questions_t1=bad$), вторият тест се дублира с този на друг студент ($duplicate_test2=yes$). Логическият извод, направен чрез мрежата е, че с вероятност 96% оценката на студента трябва да бъде слаба, въпреки високите точки на теста, тъй като в наблюдаваната ситуация вероятността от използване на непозволени средства е голяма ($crib_test1 = yes$ с вероятност 98.24%, $crib_test2 = yes$ с вероятност 99.96%).

Изводи

Предложената Байесова мрежа, отчитаща връзките между множеството фактори, влияещи на знанията на студента и резултата от тестването им, е удобно помощно средство при оценяване на резултатите от писмени тестове. Мрежата може да се използва за прогнозиране на вероятните значения на някои от променливите, включени в нея, по въведени наблюдения за други променливи и по този начин да способства за поставянето на адекватна на знанията оценка.

Литература

1 . Koller Daphne, Nir Friedman, “Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques”, MIT Press, 2009, 1280 pp

2. Zhang, Liang, Yue-ting Zhuang, Zhen-ming Yuan, Guo-hua Zhan Auto Diagnosing: An Intelligent Assessment System Based on Bayesian Networks, 37th ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference, October 10 – 13, 2007, Milwaukee, WI