

---

# Prediction of Probability of Survival in Critically Ill Patients Optimizing the Area Under the ROC Curve (AUC)

Oscar Luaces, José R. Quevedo, Francisco Taboada,  
Guillermo M. Albaiceta, Antonio Bahamonde

---

**Lina YE**

Cours: Apprentissage et Fouille de Données

M2R Informatique, mars 2007

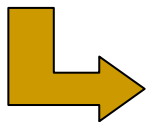
---

# Plan

- **Introduction**
- **Contribution**
  - **Clarification des approches de l'apprentissage**
  - **Comparaisons expérimentales et résultats**
- **Conclusion**
- **Mon avis**

- **Modèles disponibles dans ICU: APACHE, SAPS, etc.**
  - **But: estimer la probabilité de mortalité pour les patients malades**
  - **Méthode: régression logistique**
- **Importance**
  - **La cure pour les maladies mortelles:10% -12%**
  - **La durée et conséquence de maladie—très crucial**

- **Modèles disponibles dans ICU: APACHE, SAPS, etc.**
  - **But: estimer la probabilité de mortalité pour les patients malades**
  - **Méthode: régression logistique**
- **Importance**
  - **La cure pour les maladies mortelles: 10% -12%**
  - **La durée et conséquence de maladie—très crucial**
- **Problème spécial de cet article**



**Proposition d'une nouvelle méthode: SVM optimisant AUC**

# L'état de l'art

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis

- **La transformation des sorties continues en probabilités**  
**SVM plus sigmoïde (platt,2000)**
- **L'analyse statistique de la différence entre la maximisation de AUC et la minimalisation du taux d'erreur (Cortes et Mohri, 2004)**
- **L'optimisation de AUC avec SVM (Herbrich et al. 2000, Joachims, 2005)**

# L'état de l'art

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis

- **La transformation des sorties continues en probabilités**  
**SVM plus sigmoïde (platt,2000)**
  - **L'analyse statistique de la différence entre la maximisation de AUC et la minimalisation du taux d'erreur (Cortes et Mohri, 2004)**
  - **L'optimisation de AUC avec SVM (Herbrich et al. 2000, Joachims, 2005)**
- ★ **Cet article:**  
**Une nouvelle méthode: multivariable SVM (AUC) plus sigmoïde**  
**Evidence expérimentale en faveur de cette proposition**

# Approches de l'apprentissage(1/2)

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis

- **SVM(Accu): Pour minimaliser les erreurs**
  - **Cas non linéaire: passer dans un espace de grande dimension (kern)**
  - **SVM: résoudre le problème d'optimisation convexe**
  - **A partir des sorties de SVM---une sigmoïde pour estimer les probabilités**

# Approches de l'apprentissage(1/2)

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis

- **SVM(Accu): Pour minimaliser les erreurs**
  - Cas non linéaire: passer dans un espace de grande dimension (kern)
  - SVM: résoudre le problème d'optimisation convexe
  - A partir des sorties de SVM---une sigmoïde pour estimer les probabilités
- **Approche de la régression: SVR**
  - Le premier essai pour apprendre les probabilités
  - Se base sur les supports vecteurs
  - Résolution du problème d'optimisation convexe



# Approches de l'apprentissage(2/2)

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis

- **Version multivariable: SVM(AUC)**
  - **multivariable SVM : considérer le problème d'apprentissage comme le problème de la prédiction de multivariables**
  - **Évaluer la performance de la prédiction de SVM par AUC**  
**(1-AUC): fonction de perte**
  - **L'optimisation de problème: l'optimisation de AUC**
  - **Utilisation d'une sigmoïde pour transformer des sorties en probabilités**

# Comparaisons et résultats(1/3)

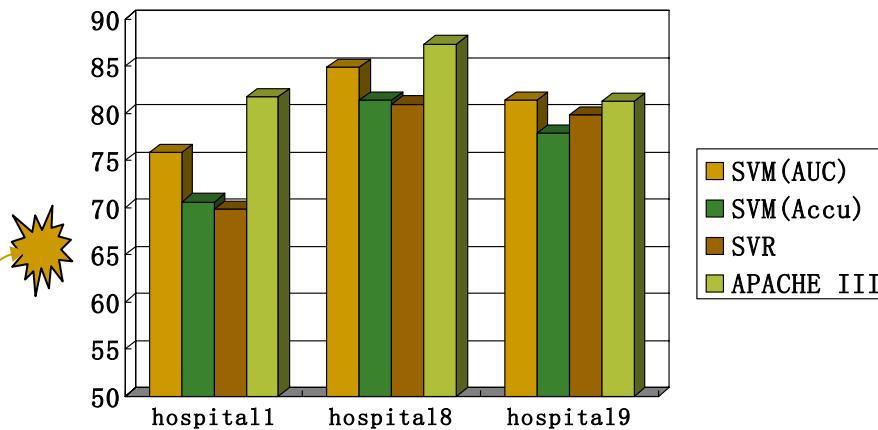
- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis

# patients	Hospitals	SVM(AUC)		SVM(Accu.)		SVR		APACHE III	
		Bs	AUC (%)	Bs	AUC (%)	Bs	AUC (%)	Bs	AUC (%)
108	1	0.1712	75.82	0.1860	70.60	0.2019	69.86	0.1473	81.76
189	2	0.1887	73.51	0.1998	69.23	0.2444	63.79	0.1710	77.80
194	3	0.1735	75.32	0.1897	65.88	0.1976	70.64	0.1592	78.20
194	4	0.1089	77.20	0.1142	74.93	0.1260	74.35	0.0961	86.17
195	5	0.1102	84.44	0.1094	82.41	0.1078	85.33	0.1079	88.78
239	6	0.1569	74.87	0.1637	69.12	0.1666	71.91	0.1459	77.62
269	7	0.0993	81.09	0.1096	75.75	0.1044	80.47	0.0852	88.02
297	8	0.1205	84.86	0.1277	81.44	0.1301	80.98	0.1127	87.37
337	9	0.1096	81.35	0.1128	77.91	0.1099	79.87	0.1071	81.30
479	10	0.1071	79.32	0.1120	71.74	0.1198	72.74	0.1218	78.22
Averages		0.1346	78.78	0.1425	73.90	0.1509	74.99	0.1254	82.52
919	{2,3,6,8}	0.1494	79.75	0.1500	78.46	0.1546	76.72	0.1432	80.86
1582	{1,4,5,7,9,10}	0.1086	81.79	0.1108	80.37	0.1082	80.08	0.1094	82.63
2501	all	0.1234	81.51	0.1229	81.22	0.1234	80.85	0.1218	82.27

**Table: Brier scores and AUC estimated by a 10-fold cross-validation for the three Learners described in the text, and for the commercial system APACHE III.**

# Comparaisons et résultats(2/3)

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis



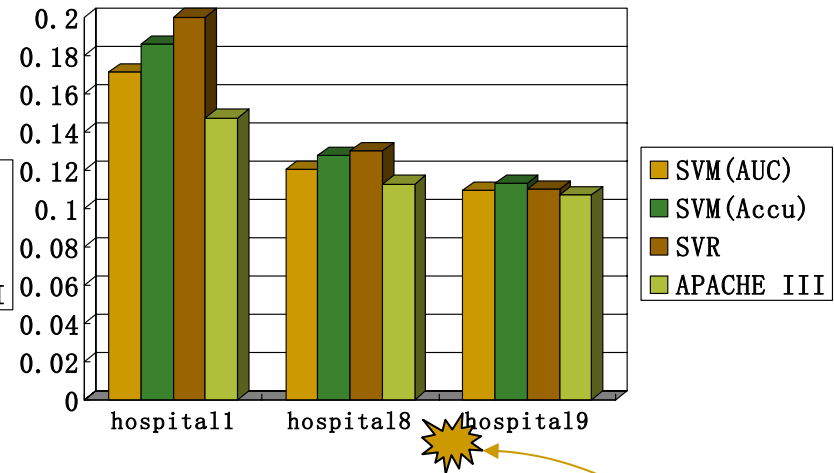
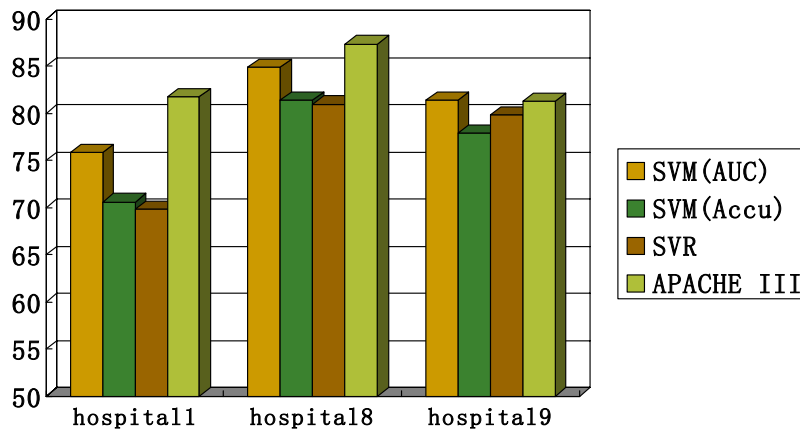
## ■ Recherche des paramètres:

- SVM(Accu) et SVR, pour minimiser Brier score
- SVM(AUC), pour maximiser AUC

■ Résultat expectant: SVM(AUC) est supérieur aux SVM(Accu) et SVR a propos de la mesure de AUC

# Comparaisons et résultats(2/3)

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis



## ■ Recherche des paramètres:

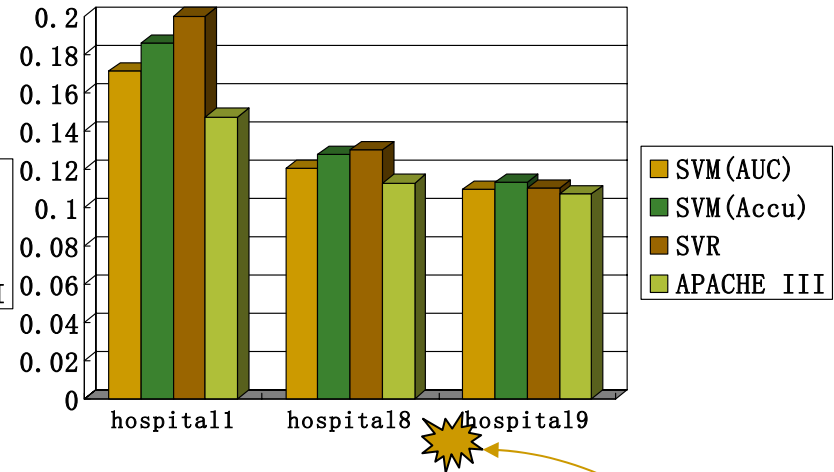
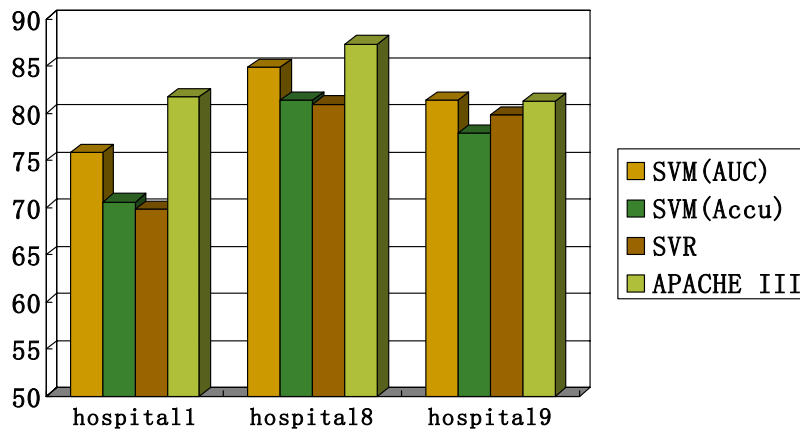
- SVM(Accu) et SVR, pour minimiser Brier score
- SVM(AUC), pour maximise AUC

■ Résultat expectant: SVM(AUC) est supérieur aux SVM(Accu) et SVR a propos de la mesure de AUC

■ Résultat surpris: SVM(AUC) est aussi supérieur aux SVM(Accu) et SVR a propos de la mesure de Brier score

# Comparaisons et résultats(2/3)

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis



## ■ Recherche des paramètres:

- SVM(Accu) et SVR, pour minimiser Brier score
- SVM(AUC), pour maximise AUC

■ Résultat expectant: SVM(AUC) est supérieur aux SVM(Accu) et SVR a propos de la mesure de AUC

■ Résultat surpris: SVM(AUC) est aussi supérieur aux SVM(Accu) et SVR a propos de la mesure de Brier score

**Il est préférable d'optimiser AUC, plutôt que de minimiser le taux d'erreurs**

# Comparaisons et résultats(3/3)

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis

- **En comparaison de ces trois approches (sauf APACHE III): SVM(AUC) démontre la meilleure performance**
- **Les résultats suggèrent que la performance de ces approches change en fonction de la taille de l'échantillon d'apprentissage**

# Conclusion

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis

- **Proposition d'une nouvelle méthode: multivariable SVM optimisant AUC**
- **Comparaison expérimentale des résultats de cette méthode avec d'autres méthodes fondamentales**
- **Démonstration de la meilleure performance de la méthode SVM(AUC): dans le cas d'insuffisance de données disponibles**
- **La différence entre les méthodes change en fonction de la taille de l'échantillon d'apprentissage**

# Mon avis

- ◆ Introduction
- ◆ Contributions
- ◆ Conclusion
- ◆ Mon avis

- L'article bien écrit, la comparaison expérimentale bien détaillée
- La généralisation de la méthode proposé

**Mais**

- La comparaison injuste: la taille de l'échantillon dans les trois approches  $\ll$  celle dans APACHE III
- la supériorité de la méthode SVM (AUC) dans tous les cas?